



**ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ**  
**ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΜΕΤΑΛΛΕΙΩΝ ΜΕΤΑΛΛΟΥΡΓΩΝ**

**ΔΙΕΡΕΥΝΗΣΗ ΤΗΣ ΤΕΧΝΙΚΟΓΕΩΛΟΓΙΚΗΣ  
ΣΥΜΠΕΡΙΦΟΡΑΣ ΤΩΝ ΓΕΩΛΟΓΙΚΩΝ ΣΧΗΜΑΤΙΣΜΩΝ  
ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ**

**ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ**

**ΠΑΡΑΣΚΕΥΑ Π. ΤΣΑΓΓΑΡΑΤΟΥ**

Διπλωματούχου Μηχανικού Μεταλλείων Μεταλλουργών Ε.Μ.Π.

**ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ:**

**Ι. ΚΟΥΜΑΝΤΑΚΗΣ**

Ομ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

**Αθήνα, Απρίλιος 2012**





ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΜΕΤΑΛΛΕΙΩΝ ΜΕΤΑΛΛΟΥΡΓΩΝ

**Διερεύνηση της Τεχνικογεωλογικής Συμπεριφοράς των  
Γεωλογικών Σχηματισμών  
με τη χρήση Πληροφοριακών Συστημάτων**



**ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ**

του

**ΠΑΡΑΣΚΕΥΑ Π. ΤΣΑΓΓΑΡΑΤΟΥ**

Διπλωματούχου Μηχανικού Μεταλλείων Μεταλλουργών Ε.Μ.Π.

**ΤΡΙΜΕΛΗΣ ΣΥΜΒΟΥΛΕΥΤΙΚΗ  
ΕΠΙΤΡΟΠΗ:**

1. Ι. ΚΟΥΜΑΝΤΑΚΗΣ, Ομ. Καθηγητής Ε.Μ.Π. (Επιβλέπων)
2. Δ. ΡΟΖΟΣ, Επίκ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.
3. Α. ΜΠΕΝΑΡΔΟΣ, Λέκτορας Ε.Μ.Π.

**ΕΠΤΑΜΕΛΗΣ ΣΥΜΒΟΥΛΕΥΤΙΚΗ  
ΕΠΙΤΡΟΠΗ:**

1. Ι. ΚΟΥΜΑΝΤΑΚΗΣ, Ομ. Καθηγητής Ε.Μ.Π. (Επιβλέπων)
2. Δ. ΡΟΖΟΣ, Επίκ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.
3. Α. ΜΠΕΝΑΡΔΟΣ, Λέκτορας Ε.Μ.Π.
4. Γ. ΚΟΥΚΗΣ, Ομ. Καθηγητής Παν/μίου Πατρών
5. Κ. ΚΟΥΤΣΟΠΟΥΛΟΣ, Καθηγητής Ε.Μ.Π.
6. Μ. ΣΑΚΕΛΛΑΡΙΟΥ, Καθηγητής Ε.Μ.Π.
7. Α. ΣΟΦΙΑΝΟΣ, Καθηγητής Ε.Μ.Π.

**Αθήνα, Απρίλιος 2012**

*(Υπογραφή)*

.....

**ΠΑΡΑΣΚΕΥΑΣ Π. ΤΣΑΓΓΑΡΑΤΟΣ**

Διδάκτωρ Μηχανικός Μεταλλείων Μεταλλουργός Ε.Μ.Π.

© 2012 – All rights reserved

*Η έγκριση της διδακτορικής διατριβής από την Ανώτατη Σχολή Μηχανικών Μεταλλείων Μεταλλουργών του Ε. Μ. Πολυτεχνείου δεν υποδηλώνει αποδοχή των γνωμών του συγγραφέα (Ν. 5343/1932, Άρθρο 202)*



## ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΕΡΙΛΗΨΗ .....	1
ABSTRACT.....	3
ΠΡΟΛΟΓΟΣ .....	5
ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ.....	11
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ .....	15
1.1 ΦΥΣΙΚΕΣ ΚΑΤΑΣΤΡΟΦΕΣ ΚΑΙ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΑ ΦΑΙΝΟΜΕΝΑ .....	15
1.2 Η ΕΚΤΑΣΗ ΤΟΥ ΦΑΙΝΟΜΕΝΟΥ ΣΤΗΝ ΕΛΛΑΔΑ.....	20
1.3 ΟΙ ΠΡΟΣΠΑΘΕΙΕΣ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗΣ ΤΟΥ ΦΑΙΝΟΜΕΝΟΥ ΤΩΝ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΣΕΩΝ .....	24
1.4 Η ΣΥΝΘΕΤΗ ΦΥΣΗ ΤΩΝ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΩΝ ΦΑΙΝΟΜΕΝΩΝ .....	26
1.5 ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟ ΤΗΣ ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗΣ ΔΙΑΤΡΙΒΗΣ.....	29
1.6 ΕΠΙΣΤΗΜΟΝΙΚΗ ΠΡΩΤΟΤΥΠΙΑ ΤΗΣ ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗΣ ΔΙΑΤΡΙΒΗΣ .....	30
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Η ΑΞΙΑ ΤΗΣ ΓΕΩΛΟΓΙΚΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ ΤΗΣ ΓΕΩΛΟΓΙΚΗΣ ΓΝΩΣΗΣ .....	33
2.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	33
2.2 Η ΕΝΝΟΙΑ ΤΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ ΤΗΣ ΓΝΩΣΗΣ .....	33
2.3 Η ΕΝΝΟΙΑ ΤΗΣ ΓΕΩΛΟΓΙΚΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ ΤΗΣ ΓΕΩΛΟΓΙΚΗΣ ΓΝΩΣΗΣ.....	36
2.4 ΓΕΩΛΟΓΙΚΗ ΓΝΩΣΗ ΚΑΙ ΤΕΧΝΙΚΗ ΓΕΩΛΟΓΙΑ .....	38
2.5 Η ΑΞΙΟΠΟΙΗΣΗ ΤΗΣ ΓΕΩΛΟΓΙΚΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ Η ΕΞΑΓΩΓΗ ΓΕΩΛΟΓΙΚΗΣ ΓΝΩΣΗΣ .....	40
2.6 Η ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΓΕΩΛΟΓΙΚΗΣ ΓΝΩΣΗΣ.....	45
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΕΡΓΑΛΕΙΩΝ ΑΝΑΛΥΣΗΣ .....	53
3.1 ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ.....	53
3.2 ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ .....	55
3.3 ΕΞΟΡΥΞΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΚΑΙ ΑΝΑΚΑΛΥΨΗ ΓΝΩΣΗΣ .....	57
3.3.1 Εισαγωγή .....	57
3.3.2 Ιστορική αναδρομή .....	60
3.3.3 Εφαρμογές της Εξόρυξης Δεδομένων .....	61
3.3.4 Το αποτέλεσμα της Εξόρυξης Δεδομένων είναι η Γνώση .....	63
3.3.5 Στατιστική Ανάλυση και Εξόρυξη Δεδομένων .....	63
3.3.6 Στόχοι της Εξόρυξης Δεδομένων.....	65
3.3.7 Κυριότερες διαδικασίες της Εξόρυξης Δεδομένων.....	65
3.4 ΒΑΣΙΚΕΣ ΔΙΕΡΓΑΣΙΕΣ ΕΞΟΡΥΞΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ - ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗ – ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ.....	66
3.4.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα .....	67
3.4.1.2 Αρχιτεκτονική Μοντέλου πρόβλεψης, ΤΝΔ.....	73
3.4.1.3 Καθορισμός της συνάρτησης ενεργοποίησης.....	74
3.4.1.4 Προσδιορισμός των αρχικών βαρών .....	74
3.4.1.5 Επιλογή ρυθμού μάθησης.....	75
3.4.1.6 Επιλογή δείκτη ορμής .....	76
3.4.2 Bayesian κατηγοριοποίηση .....	76
3.4.3 Δέντρα Απόφασης ( <i>Decision Trees</i> ).....	81
3.4.4 Αλγόριθμος των εγγύτερων Γειτόνων ( <i>k- Nearest Neighbor, k-NN</i> ).....	88
3.5 ΓΕΩΓΡΑΦΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΩΝ .....	93

3.5.1 Εισαγωγή - Ορισμός.....	93
3.5.3 Η ανάπτυξη και η εξέλιξη των Γ.Σ.Π. ....	96
3.5.2 Βασικά μέρη ενός Γ.Σ.Π.....	97
3.5.5 Εφαρμογές των Γ.Σ.Π. ....	100
3.5.6 Γ.Σ.Π. και κατολισθητικά φαινόμενα .....	102
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 <sup>ο</sup> : ΕΙΔΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΔΙΕΡΕΥΝΗΣΗΣ ΤΕΧΝΙΚΟΓΕΩΛΟΓΙΚΗΣ ΣΥΜΠΕΡΙΦΟΡΑΣ ΤΩΝ ΓΕΩΛΟΓΙΚΩΝ ΣΧΗΜΑΤΙΣΜΩΝ .....	105
4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	105
4.2 ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΑ ΦΑΙΝΟΜΕΝΑ ΚΑΙ ΓΕΩΛΟΓΙΚΕΣ ΑΣΤΟΧΙΕΣ.....	106
4.3 ΟΝΟΜΑΤΟΛΟΓΙΑ ΚΑΙ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ.....	107
4.4 ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΚΑΙ ΕΡΓΑΛΕΙΑ ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗΣ ΚΑΙ ΚΑΤΑΓΡΑΦΗΣ ΓΕΩΛΟΓΙΚΩΝ ΑΣΤΟΧΙΩΝ.....	112
4.5 ΣΥΝΘΗΚΕΣ ΚΑΙ ΔΙΕΡΓΑΣΙΕΣ ΠΟΥ ΕΠΙΔΡΟΥΝ ΣΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΑ ΦΑΙΝΟΜΕΝΑ.....	113
4.6 ΠΑΡΑΓΟΝΤΕΣ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΟΤΗΤΑΣ.....	116
4.6.1 Γεωλογία και Λιθολογικές ενότητες.....	117
4.6.2 Απόσταση από γεωλογικά όρια.....	117
4.6.3 Σεισμοτεκτονικά χαρακτηριστικά.....	118
4.6.4 Ατμοσφαιρικές κατακρημνίσεις και κίνηση του νερού.....	118
4.6.5 Χρήσεις Γης.....	119
4.6.6 Οδικό δίκτυο.....	119
4.6.7 Υψόμετρο.....	120
4.6.8 Μορφολογικές κλίσεις και διεύθυνσης κλίσης .....	120
4.6.9 Υδρογραφικό δίκτυο.....	121
4.7 ΑΡΧΕΣ ΖΩΝΟΠΟΙΗΣΗΣ ΚΙΝΔΥΝΟΥ ΚΑΙ ΕΠΙΔΕΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ .....	121
4.7.1 Χάρτης Κινδύνου Κατολισθήσεων (Landslide Hazard Map).....	122
4.7.2 Χάρτης Διακινδύνευσης Κατολισθήσεων (Landslide Risk Map) .....	123
4.7.3 Χάρτης Επιδεκτικότητας Κατολισθήσεων (Landslide Susceptibility Map) .....	125
4.7.4 Χάρτης Καταγραφής Κατολισθήσεων (Landslide Inventory Map) .....	125
4.8 ΕΙΔΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΕΚΤΙΜΗΣΗΣ ΤΗΣ ΕΠΙΔΕΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ ΣΕ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΑ ΦΑΙΝΟΜΕΝΑ .....	126
4.8.1 Ανάλυση βασισμένη στην εμπειρία και τη γνώση των ειδικών ( <i>Expert based analysis</i> ) Ευρετική Ανάλυση - Ποιοτικές μέθοδοι .....	127
4.8.1.1 Γεωμορφολογική ανάλυση πεδίου .....	128
4.8.1.2 Μέθοδος υπέρθεσης χαρτών βάρους – χάρτες παραμετρικών δεικτών.....	129
4.8.1.3 Λογικά Αναλυτικά μοντέλα .....	132
4.8.2 Ανάλυση βασισμένη στη γνώση που εξάγεται από Βάσεις Δεδομένων ( <i>Knowledge based analysis</i> ) .....	133
4.8.2.1 Ανάλυση βασισμένη στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα.....	134
4.8.2.2 Ανάλυση βασισμένη στην Ασαφή Λογική .....	136
4.8.2.3 Ανάλυση βασισμένη στα Δένδρα Απόφασης.....	137
4.8.2.4 Ανάλυση βασισμένη στον Συλλογισμό κατά Περίπτωση ( <i>Case Based Reasoning</i> ).....	139
4.8.3 Μέθοδοι στατιστικής και πιθανολογικής ανάλυσης – Ποσοτικές μέθοδοι.....	140
4.8.3.1 Στατιστική Ανάλυση.....	140
4.8.3.1.1 Ανάλυση δυο μεταβλητών .....	141
4.8.3.1.2 Ανάλυση πολλών μεταβλητών.....	142

4.8.3.2 Λογιστική Παλινδρόμηση ( <i>Logistic regression</i> ) .....	143
4.8.3.3 Ανάλυση με τη χρήση του θεωρήματος του Bayes, μέθοδος <i>Weight of Evidence</i> .....	145
4.8.4 Ντετερμινιστική Ανάλυση .....	146
4.8.5 Υβριδικές μέθοδοι αποτίμησης της επιδεκτικότητας σε γεωλογικές αστοχίες .....	148
4.9 ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΕΚΤΙΜΗΣΗΣ ΤΗΣ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΗΣ ΕΠΙΔΕΙΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ .....	151
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 <sup>ο</sup> : ΘΕΩΡΗΤΙΚΗ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ ΤΗΣ ΑΚΟΛΟΥΘΟΥΜΕΝΗΣ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ .....	154
5.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ .....	154
5.2 ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ .....	161
5.3 ΠΡΟΕΤΟΙΜΑΣΙΑ – ΠΡΟΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΤΩΝ ΘΕΜΑΤΙΚΩΝ ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ (ΘΕΠ).....	162
5.3.1 Διαμόρφωση Βάσης Δεδομένων – Δημιουργία Γραφικής Διεπαφής Χρήστη .....	165
5.3.2 Διεργασία καθαρισμού δεδομένων .....	165
5.3.3 Διεργασία μετασχηματισμού δεδομένων.....	166
5.3.4 Διεργασίες κανονικοποίησης και τυποποίησης των αριθμητικών και περιγραφικών μεταβλητών ....	168
5.4 ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ.....	169
5.5 ΧΩΡΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ .....	169
5.6.1 Διεργασία εμπλουτισμού βάσης δεδομένων κατολισθητικών συμβάντων διαμόρφωσης των συνόλων εκπαίδευσης, ελέγχου και επικύρωσης.....	172
5.7 ΕΠΙΛΟΓΗ ΜΕΤΑΒΛΗΤΩΝ ΜΕ ΤΗΝ ΜΕΓΙΣΤΗ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑ .....	178
5.8 ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΠΟΥ ΑΝΑΠΤΥΧΘΗΚΑΝ ΣΤΗΝ ΠΑΡΟΥΣΑ ΔΙΑΤΡΙΒΗ.....	179
5.8.1 Μοντέλο πρόβλεψης - <i>Naive Bayes Landslide Prediction Model</i> .....	179
5.8.2 Μοντέλο πρόβλεψης Ομοιότητας - <i>Similarity Index</i> .....	183
5.8.3 Μοντέλο πρόβλεψης με τη χρήση του αλγορίθμου ID3, της τεχνικής των Δένδρων Απόφασης.....	186
5.8.4 Μοντέλο πρόβλεψης Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.....	190
5.9 ΣΥΓΚΡΙΤΙΚΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΧΑΡΤΩΝ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΗΣ ΕΠΙΔΕΙΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ .....	193
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6 <sup>ο</sup> : ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ .....	196
6.1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ .....	196
6.1.1. Οριοθέτηση Περιοχής έρευνας.....	196
6.1.2. Γεωμορφολογικά χαρακτηριστικά .....	197
6.1.3 Χρήσεις Γης.....	198
6.1.4 Υδρογραφικά χαρακτηριστικά της ευρύτερης περιοχής .....	199
6.1.5 Κλιματολογικά χαρακτηριστικά της ευρύτερης περιοχής .....	201
6.1.6 Γεωλογική δομή και γεωτεκτονική εξέλιξη .....	203
6.1.7 Σεισμολογικά και Τεκτονικά χαρακτηριστικά.....	205
6.1.8 Τεχνικογεωλογικά χαρακτηριστικά των σχηματισμών που δομούν την περιοχή .....	208
6.2 ΔΙΕΡΓΑΣΙΑ ΣΥΛΛΟΓΗΣ ΚΑΙ ΑΠΟΘΗΚΕΥΣΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ – ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗ ΒΑΣΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΚΑΙ ΤΩΝ ΒΑΣΙΚΩΝ ΘΕΜΑΤΙΚΩΝ ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ .....	214
6.3 ΧΩΡΙΚΗ ΚΑΙ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ .....	216
6.3.1 Θεματικό Επίπεδο Πληροφορίας Ψηφιακού Μοντέλου Υψομέτρου .....	216
6.3.2 Θεματικό Επίπεδο Πληροφορίας Τεχνικογεωλογικών χαρακτηριστικών .....	223
6.3.3 Θεματικό Επίπεδο Πληροφορίας Οδικού Δικτύου και Οικιστικής Διάθρωσης.....	229
6.3.4 Θεματικό Επίπεδο Πληροφορίας Γεωλογικών Αστοχιών .....	231
6.4 ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗ ΚΑΙ «ΕΜΠΛΟΥΤΙΣΜΟΣ» ΣΥΝΟΛΩΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ .....	233

6.5 ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ .....	238
6.5.1 Μοντέλο πρόβλεψης Analytical Hierarchy Process .....	239
6.5.2 Μοντέλο πρόβλεψης Rock Engineering System .....	245
6.5.3 Μοντέλο πρόβλεψης στατιστικού δείκτη, Statistical Index .....	249
6.5.4 Μοντέλο πρόβλεψης Certainty Factor .....	252
6.6 ΜΟΝΤΕΛΑ ΕΞΟΡΥΞΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ.....	256
6.6.1 Μοντέλο Πρόβλεψης Naïve Bayes .....	257
6.6.2 Μοντέλο πρόβλεψης Similarity Index .....	260
6.6.3 Μοντέλο πρόβλεψης Δένδρων Απόφασης.....	264
6.6.4 Μοντέλο πρόβλεψης Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου.....	268
6.7 ΣΥΓΚΡΙΤΙΚΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ .....	273
6.8 ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΕΞΟΡΥΧΘΕΙΣΑΣ ΓΝΩΣΗΣ .....	276
Κεφάλαιο 7 <sup>ο</sup> : ΣΥΖΗΤΗΣΗ ΚΑΙ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	278
7.1 ΑΝΑΚΕΦΑΛΑΙΩΣΗ .....	278
7.2 ΓΕΝΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΠΟΥ ΕΧΟΥΝ ΝΑ ΚΑΝΟΥΝ ΜΕ ΤΗΝ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΕΘΟΔΩΝ ΤΗΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ ΚΑΙ ΤΗΣ ΕΞΟΡΥΞΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ.....	281
7.3 ΕΙΔΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΠΟΥ ΑΝΑΠΤΥΣΣΕΤΑΙ ΚΑΙ ΠΑΡΟΥΣΙΑΖΕΤΑΙ.....	283
7.4 ΕΙΔΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΠΟΥ ΕΞΑΓΟΝΤΑΙ ΑΠΟ ΤΗΝ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΗΣ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗΣ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ ΣΤΗΝ ΠΕΡΙΠΤΩΣΗ ΤΩΝ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΩΝ ΦΑΙΝΟΜΕΝΩΝ ΤΗΣ ΕΥΡΥΤΕΡΗΣ ΠΕΡΙΟΧΗΣ ΤΟΥ ΝΟΜΟΥ ΞΑΝΘΗΣ.....	294
7.5 ΖΗΤΗΜΑΤΑ ΠΟΥ ΠΡΟΣΦΕΡΟΝΤΑΙ ΓΙΑ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ.....	297
ΞΕΝΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ .....	300
ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ .....	329
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ .....	333
ΣΥΝΟΠΤΙΚΟ ΒΙΟΓΡΑΦΙΚΟ ΣΗΜΕΙΩΜΑ.....	348

## ΠΙΝΑΚΕΣ

Πίνακας 1.1 Ταξινόμηση Φυσικών καταστροφών (EM-DAT, 2010).....	16
Πίνακας 1.2 Κατανομή συχνότητας κατολισθήσεων σε διαφορετικές λιθολογικές ενότητες .....	23
Πίνακας 3.1 Ορισμοί και περιγραφές για την TN ( Russell and Norvig, 2003) .....	54
Πίνακας 3.2 Δεδομένα εκπαίδευσης.....	79
Πίνακας 3.3 Σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης .....	84
Πίνακας 3.4 Σύνολο εκπαίδευσης που επαληθεύει την τιμή 0 της μεταβλητής $X^a$ .....	85
Πίνακας 3.5 Σύνολο εκπαίδευσης που επαληθεύει την τιμή 1 της μεταβλητής $X^a$ .....	85
Πίνακας 3.6 Σύνολο εκπαίδευσης που επαληθεύει την τιμή «Υψηλή» της μεταβλητής $X^b$ .....	85
Πίνακας 3.7 Σύνολο εκπαίδευσης που επαληθεύει την τιμή «Χαμηλή» της μεταβλητής $X^b$ .....	86
Πίνακας 3.8 Σύνολο εκπαίδευσης που επαληθεύει την τιμή «Μέτρια» της μεταβλητής $X^b$ .....	86
Πίνακας 3.9 Σύνολο εκπαίδευσης που επαληθεύει την τιμή «Μεγάλο» της μεταβλητής $X^c$ .....	86
Πίνακας 3.10 Σύνολο εκπαίδευσης που επαληθεύει την τιμή «Μικρό» της μεταβλητής $X^c$ .....	86
Πίνακας 3.11 Σύνολο εκπαίδευσης που επαληθεύει την τιμή «Μεσαίο» της μεταβλητής $X^c$ .....	87
Πίνακας 3.12 Δεδομένα Εκπαίδευσης .....	91
Πίνακας 3.13 Αποτελέσματα μέτρησης αποστάσεων .....	92
Πίνακας 4.1 Ταξινόμηση των κατολισθητικών κινήσεων (Varnes 1978, Cruden & Varnes, 1996).....	109
Πίνακας 4.2 Παράγοντες, συνθήκες και διεργασίες που συντελούν στην εκδήλωση αστοχίας .....	116
Πίνακας 5.1 Πίνακας Σύγχυσης, Confusion Matrix .....	182
Πίνακας 5.2 Μέθοδος εκτίμησης ομοιότητας Davey – Wilson .....	185
Πίνακας 5.3 Επιλογή βέλτιστου μοντέλου TNA .....	193
Πίνακας 5.4 Βαθμός Συσχέτισης (Koolhoven & Wind, 1996, ILWIS, 2001).....	194
Πίνακας 6.1 Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση υψομέτρου .....	218
Πίνακας 6.2 Ποσοστό επιφανειακής κάλυψης των τεχνικογεωλογικών ενοτήτων σε περιοχές με υψόμετρο μεγαλύτερο των 800m .....	218
Πίνακας 6.3 Ποσοστό επιφανειακής κάλυψης των τεχνικογεωλογικών ενοτήτων σε περιοχές με υψόμετρο μεταξύ των 400-600m .....	218
Πίνακας 6.4 Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση μορφολογικής κλίσης.....	220
Πίνακας 6.5 Ποσοστό επιφανειακής κάλυψης των γεωλογικών σχηματισμών σε πρανή με κλίσεις μεγαλύτερες από 45ο.....	220
Πίνακας 6.6 Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση διεύθυνσης μορφολογικής κλίσης .....	221
Πίνακας 6.7 Στατιστικά στοιχεία Εγγύτερης απόστασης κατολισθητικών συμβάντων από υδρογραφικό δίκτυο .....	222
Πίνακας 6.8 Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση απόστασης από υδρογραφικό δίκτυο .....	223
Πίνακας 6.9 Ποσοστό επιφανειακής κάλυψης των γεωλογικών σχηματισμών σε απόσταση μικρότερη από 150m. ....	223
Πίνακας 6.10 Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση Τεχνικογεωλογικής ενότητας .....	226
Πίνακας 6.11 Στατιστικά στοιχεία Εγγύτερης απόστασης κατολισθητικών συμβάντων από τεκτονικά χαρακτηριστικά .....	226
Πίνακας 6.12 Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση Απόστασης από τεκτονικά χαρακτηριστικά.....	227
Πίνακας 6.13 Στατιστικά στοιχεία Εγγύτερης απόστασης κατολισθητικών συμβάντων από τεκτονικά χαρακτηριστικά .....	229
Πίνακας 6.14 Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση του ΘΕΠ απόστασης από γεωλογικά όρια .....	229
Πίνακας 6.15 Στατιστικά στοιχεία Εγγύτερης απόστασης κατολισθητικών συμβάντων από τεκτονικά χαρακτηριστικά .....	231
Πίνακας 6.16 Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση του ΘΕΠ απόστασης από Οδικό δίκτυο .....	231
Πίνακας 6.17 Μέσες τιμές των ΘΕΠ.....	234
Πίνακας 6.18 Μητρώο Συνδιακύμανσης των ΘΕΠ.....	235
Πίνακας 6.19 Στατιστικά μέτρα που προσδιορίζουν τη μετρική απόσταση Mahalanobis των κατολισθητικών συμβάντων από το χαρακτηριστικό φαινόμενο αστοχίας.....	236
Πίνακας 6.20 Σύνολο εκπαίδευσης .....	238
Πίνακας 6.21 Κλίμακα συγκρίσεων (Saaty, 1986) .....	240
Πίνακας 6.22 Κλίμακα συγκρίσεων (Saaty, 1986). .....	241
Πίνακας 6.23 Συντελεστές βαρύτητας των μεταβλητών.....	241
Πίνακας 6.24 Ιεραρχική Διαδικασία Απόφασης .....	241
Πίνακας 6.25 Πίνακας Σύγχυσης .....	244
Πίνακας 6.26 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης.....	244

Πίνακας 6.27 Αποτελέσματα εφαρμογής μοντέλου πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική <i>Analytical Hierarchy Process</i> .....	245
Πίνακας 6.28 Μητρώο αλληλεπίδρασης, <i>RES</i> . .....	246
Πίνακας 6.29 Ένταση αλληλεπίδρασης – Κυριαρχίας .....	246
Πίνακας 6.30 Πίνακας Σύγκρισης – Μοντέλο <i>RES</i> .....	247
Πίνακας 6.31 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης .....	247
Πίνακας 6.32 Αποτελέσματα εφαρμογής μοντέλου <i>Rock Engineering System</i> .....	248
Πίνακας 6.33 Τιμές των συντελεστών βαρύτητας .....	250
Πίνακας 6.34 Αποτελέσματα εφαρμογής του μοντέλου πρόβλεψης <i>Statistical Index</i> .....	251
Πίνακας 6.35 Πίνακας Σύγκρισης για το σύνολο των δεδομένων .....	252
Πίνακας 6.36 Μέτρα αξιολόγησης του ταξινομητή .....	252
Πίνακας 6.37 Αποτελέσματα εκτίμησης συντελεστού βεβαιότητας για κάθε κλάση.....	254
Πίνακας 6.38 Αποτελέσματα του μοντέλου πρόβλεψης <i>Certainty Factor Model</i> .....	255
Πίνακας 6.39 Πίνακας Σύγκρισης .....	256
Πίνακας 6.40 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης .....	256
Πίνακας 6.41 Μητρώο Σύγκρισης .....	258
Πίνακας 6.42 Μέτρα αξιολόγησης.....	258
Πίνακας 6.43 Συγκριτικά αποτελέσματα χάρτου επιδεκτικότητας και χάρτου απογραφής. ....	259
Πίνακας 6.44 Σύνολο εκπαίδευσης (163 θέσεις αστοχίας) .....	261
Πίνακας 6.45 Πίνακας Σύγκρισης για το σύνολο των δεδομένων και την επιλογή διαφορετικών εγγύτερων γειτόνων.....	262
Πίνακας 6.46 Μέτρα αξιολόγησης του ταξινομητή .....	262
Πίνακας 6.47 Αποτελέσματα εφαρμογής του μοντέλου πρόβλεψης <i>Similarity Index</i> .....	263
Πίνακας 6.48 Συντελεστές Βεβαιότητας .....	264
Πίνακας 6.49 Μητρώο Σύγκρισης του συνόλου των δεδομένων .....	268
Πίνακας 6.50 Μέτρα αξιολόγησης του ταξινομητή .....	268
Πίνακας 6.51 Αποτελέσματα εφαρμογής του μοντέλου πρόβλεψης <i>Decision Tree</i> .....	268
Πίνακας 6.52 Επιλογή βέλτιστου μοντέλου <i>TNA</i> .....	270
Πίνακας 6.53 Μητρώο Σύγκρισης του υποσυνόλου επικύρωσης, <i>Validation Set</i> .....	271
Πίνακας 6.54 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης. ....	271
Πίνακας 6.55 Συγκριτικά αποτελέσματα χάρτου επιδεκτικότητας και χάρτου απογραφής. ....	272
Πίνακας 6.56 Συγκριτικά αποτελέσματα μεταξύ των διαφόρων μοντέλων πρόβλεψης, συντελεστής συσχέτισης <i>Spearman' rho</i> . ....	273
Πίνακας 6.57 Συγκριτική αξιολόγηση μοντέλων πρόβλεψη. ....	274
Πίνακας 7.1 Μέτρα αξιολόγησης εφαρμογής μοντέλου πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική <i>Analytical Hierarchy Process, AHP</i> .....	286
Πίνακας 7.2 Μέτρα αξιολόγησης εφαρμογής μοντέλου πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική <i>Analytical Hierarchy Process, AHP</i> .....	286
Πίνακας 7.3 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική <i>Rock Engineering System, RES</i> .....	287
Πίνακας 7.4 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική <i>Rock Engineering System, RES</i> .....	287
Πίνακας 7.5 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική <i>Statistical Index, SI</i> .....	288
Πίνακας 7.6 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική <i>Statistical Index, SI</i> .....	288
Πίνακας 7.7 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική <i>Certainty Factor, CF</i> .....	288
Πίνακας 7.8 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική <i>Certainty Factor, CF</i> .....	288
Πίνακας 7.9 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης <i>ANN</i> .....	289
Πίνακας 7.10 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης <i>ANN</i> .....	289
Πίνακας 7.11 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης <i>NB</i> .....	290
Πίνακας 7.12 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης <i>NB</i> .....	290
Πίνακας 7.13 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης, <i>Similarity Index</i> .....	291
Πίνακας 7.14 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης, <i>Similarity Index</i> .....	291
Πίνακας 7.15 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης, <i>Decision Tree</i> .....	292
Πίνακας 7.16 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης, <i>Decision Tree</i> .....	292
Πίνακας 7.17 Στατιστική επεξεργασία ΘΕΠ .....	295



## ΣΧΗΜΑΤΑ

Σχήμα 1.1 Γράφημα με το συνολικό αριθμό των φυσικών καταστροφών που καταγράφηκαν σε παγκόσμια κλίμακα για την περίοδο 1900-2010 (EM-DAT, 2010). .....	17
Σχήμα 1.2 Γράφημα με το συνολικό αριθμό των χαμένων ανθρώπινων ζώων σε παγκόσμια κλίμακα για την περίοδο 1900-2010 (EM-DAT, 2010). .....	17
Σχήμα 1.3 Γράφημα με το συνολικό οικονομικό κόστος σε παγκόσμια κλίμακα για την περίοδο 1900-2010 (EM-DAT, 2010). Ο άξονας των y παρουσιάζει το οικονομικό κόστος σε δις δολάρια. ....	18
Σχήμα 1.4 Παγκόσμιος Χάρτης Κατολισθητικής Επικινδυνότητας (EM-DAT, 2010). Αφορά το χρονικό διάστημα 1974-2003. ....	19
Σχήμα 1.5 Γράφημα, που παρουσιάζει αναλυτικά και για κάθε φυσική καταστροφή τη διακύμανση του συνολικού αριθμού των εκδηλωμένων συμβάντων, σε παγκόσμια κλίμακα για την περίοδο 1900-2010 (EM-DAT, 2010). ....	20
Σχήμα 1.6 Γεωγραφική κατανομή κατολισθητικών φαινομένων στον Ελλαδικό χώρο (Βασιλειάδης, 2010). ...	24
Σχήμα 1.7 Χάρτης καταγραφής κατολισθητικών φαινομένων και χάρτης διεύθυνσης ροής (τμήμα της περιοχής έρευνας της παρούσης διατριβής). ....	29
Σχήμα 2.1 Ιεραρχική δομή δεδομένων, πληροφοριών, γνώσης και σοφίας. ....	34
Σχήμα 2.2 Γεωλογικός χάρτης Μ. Βρετανίας – Ουαλίας 1815, W.Smith. ....	39
Σχήμα 2.3 Το φράγμα του St.Francis μετά την αστοχία. Πηγή: Courtesy of the Santa Clarita Valley Historical Society. ....	42
Σχήμα 2.4 Τα τέσσερα (4) πιθανά μοντέλα της 1ης φάσης. ....	49
Σχήμα 2.5 Τα δυο (2) πιθανά μοντέλα της 2ης φάσης. ....	49
Σχήμα 2.6 Το πιθανότερο μοντέλο της 3ης φάσης. ....	50
Σχήμα 2.7 Το τελικό πιθανό μοντέλο. ....	50
Σχήμα 3.1 Εξόρυξη γνώσης, Βαζιργιάννης & Χαλκίδη, 2003. ....	59
Σχήμα 3.2 Κυριότερες διαδικασίες Εξόρυξης Γνώσης. ....	66
Σχήμα 3.3 Βιολογικό Νευρωνικό Δίκτυο. ....	68
Σχήμα 3.4 Αντιστοίχιση BND με TND. ....	69
Σχήμα 3.5 Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο Αισθητήρων Πολλαπλών Επιπέδων. ....	71
Σχήμα 3.6 Η δομή ενός Δέντρου Απόφασης. ....	82
Σχήμα 3.7 Τα πέντε (5) κύρια συστατικά ενός ολοκληρωμένου Γ.Σ.Π. ....	98
Σχήμα 4.1 Τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά μιας κατολίπησης. ....	108
Σχήμα 4.2 Πτώσεις και ανατροπές. ....	110
Σχήμα 4.3 Ολισθήσεις περιστροφικές και μεταθετικές. ....	110
Σχήμα 4.4 Πλευρικές εκτάσεις. ....	111
Σχήμα 4.5 Ροές αποσαθρωμάτων και γαιών. ....	111
Σχήμα 4.6 Προτεινόμενη ταξινόμηση μεθόδων προσδιορισμού κινδύνου κατολισθήσεων. ....	127
Σχήμα 4.7 Αρχή λειτουργίας του πίνακα αλληλεπίδρασης. ....	131
Σχήμα 4.8 Ζωνοποίηση του ν.Αχαΐας μέσω του συστήματος RES (Rozos et al, 2006). ....	132
Σχήμα 5.1 Διανυσματικός χώρος S – εκτίμηση των μετρικών αποστάσεων. ....	155
Σχήμα 5.2 Περιγραφή της περιοχής έρευνας, όπου $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ , είναι μεταβλητές που περιγράφουν κάθε φατνίο και S αποτελεί μια διμεταβλητή που χαρακτηρίζει την κατάσταση ευστάθειας του φατνίου. ....	156
Σχήμα 5.3 Διάγραμμα ροής της προτεινόμενης μεθοδολογικής προσέγγισης. ....	160
Σχήμα 5.4 Σειριακή, μονοδιάστατη απόδοση των φατνίων, αρχεία ASCII. ....	163
Σχήμα 5.5 Προετοιμασία και προεπεξεργασία των Θεματικών Επιπέδων Πληροφορίας. ....	164
Σχήμα 5.6 Προγραμματιστικός κώδικας για τα αρχεία ASCII. ....	167
Σχήμα 5.7 Διεργασίες Χωρικής Ανάλυσης στα πλαίσια της παρούσης διατριβής. ....	171
Σχήμα 5.8 Υπορουτίνες εκτίμησης εγγύτητας. ....	172
Σχήμα 5.9 Διεργασία διαμόρφωσης συνόλου δεδομένων. ....	173
Σχήμα 5.10 Διάγραμμα ροής αλγορίθμου Naïve Bayes για την εκτίμηση της Κατολισθητικής επιδεκτικότητας. ....	180
Σχήμα 5.11 Διάγραμμα ροής αλγορίθμου Similarity Index για την εκτίμηση της Κατολισθητικής επιδεκτικότητας. ....	184
Σχήμα 5.12 Διάγραμμα ροής μοντέλου πρόβλεψης Decision Tree για την εκτίμηση της Κατολισθητικής επιδεκτικότητας. ....	188

Σχήμα 5.13 Διάγραμμα ροής μοντέλου πρόβλεψης <i>Artificial Neural Network</i> για την εκτίμηση της Κατολισθητικής επιδεκτικότητας. ....	191
Σχήμα 5.14 Περιγραφή βημάτων και διεργασιών της προτεινόμενου μοντέλου <i>TNA</i> . ....	192
Σχήμα 6.1 Περιοχή έρευνας. ....	197
Σχήμα 6.2 Γεωμορφολογικά χαρακτηριστικά. ....	198
Σχήμα 6.3 Χρήσεις Γης – <i>Corine Land Use 2000</i> . ....	199
Σχήμα 6.4 Υδρογραφικό δίκτυο της περιοχής έρευνας. ....	200
Σχήμα 6.5 (Καρράς, 1973). ....	201
Σχήμα 6.6 Υδρολογικές λεκάνες της ευρύτερης περιοχής έρευνας. ....	202
Σχήμα 6.7 Γεωτεκτονικές ζώνες (Μουντράκης, 1985). ....	204
Σχήμα 6.8 Κατανομή των επικέντρων των σεισμών επιφανείας και των ισοβλαβών καμπυλών στον Ελλαδικό χώρο. ....	206
Σχήμα 6.9 Χάρτης Σεισμικής Επικινδυνότητας <i>O.A.Σ.Π, 2000</i> . ....	207
Σχήμα 6.10 Τεχνικογεωλογικός χάρτης. ....	213
Σχήμα 6.11 Μορφολογική και Υδρολογική Ανάλυση για την δημιουργία των <i>ΘΕΠ Υψομέτρου, Μορφολογικών Κλίσεων, Διεύθυνση Μορφολογικών κλίσεων, Απόσταση από Υδρογραφικό Δίκτυο, επί των οποίων πραγματοποιήθηκε διαμόρφωση κλάσεων</i> . ....	216
Σχήμα 6.12 Θεματικό Επίπεδο Πληροφορίας Υψομέτρου, ποσοστό επιφανειακής κάλυψης για κάθε κλάση. ....	217
Σχήμα 6.13 Χάρτης μορφολογικών κλίσεων της περιοχής έρευνας, κλίμακας 1:50.000. ....	219
Σχήμα 6.14 Χάρτης διεύθυνσης μορφολογικών κλίσεων της περιοχής έρευνας, κλίμακας 1:50.000. ....	221
Σχήμα 6.15 Χάρτης απόστασης από υδρογραφικό δίκτυο της περιοχής έρευνας, κλίμακας 1:50.000. ....	222
Σχήμα 6.16 Χωρική Ανάλυση στον τεχνικογεωλογικό χάρτη και παραγωγή 3 νέων χαρτών, <i>Τεχνικογεωλογικών ενοτήτων, Απόσταση από τεκτονικά χαρακτηριστικά, Απόσταση από γεωλογικά όρια</i> . ....	224
Σχήμα 6.17 Χάρτης τεχνικογεωλογικών ενοτήτων της περιοχής έρευνας, κλίμακας 1:50.000. ....	225
Σχήμα 6.18 Θεματικό Επίπεδο Πληροφορίας Απόστασης από τεκτονικά χαρακτηριστικά. ....	227
Σχήμα 6.19 Θεματικό Επίπεδο Πληροφορίας Γεωλογικών ορίων. <i>Ζώνη Α υψηλής επιδεκτικότητας, Ζώνη Β μεσαίας επιδεκτικότητας, Ζώνη Γ χαμηλής επιδεκτικότητας</i> . ....	228
Σχήμα 6.20 Θεματικό Επίπεδο Πληροφορίας Οδικού δικτύου. ....	230
Σχήμα 6.21 Χαρακτηριστικές κατολισθήσεις στην περιοχή έρευνας. ....	232
Σχήμα 6.22 Θεματικό Επίπεδο Πληροφορίας Γεωλογικών αστοχιών – χάρτης απογραφής κατολισθητικών φαινομένων της περιοχής έρευνας σε κλίμακα 1:50.000. ....	233
Σχήμα 6.23 Απόσταση <i>Mahalanobis</i> για την περιοχή έρευνας, κλίμακα 1:50.000. ....	236
Σχήμα 6.24 Σύνολο Εκπαίδευσης, όπου καταγράφονται οι θέσεις αστοχίας και ευσταθείς θέσεις. ....	237
Σχήμα 6.25 Ιεραρχική Ανάλυση Απόφασης. ....	239
Σχήμα 6.26 Μοντέλο πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική <i>Analytical Hierarchy Process, AHP</i> . ....	243
Σχήμα 6. 27 Μοντέλο πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική <i>Rock Engineering System, RES</i> . ....	248
Σχήμα 6.28 Μοντέλο πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική <i>Rock Engineering System, RES</i> . ....	251
Σχήμα 6.29 Χάρτης κατολισθητικής επιδεκτικότητας του μοντέλου πρόβλεψης <i>Certainty Factor</i> . ....	255
Σχήμα 6.30 Χάρτης κατολισθητικής επιδεκτικότητας του μοντέλου πρόβλεψης <i>Naïve Bayes</i> . ....	259
Σχήμα 6. 31 Χάρτης κατολισθητικής επιδεκτικότητας του μοντέλου πρόβλεψης <i>Similarity Index</i> . ....	263
Σχήμα 6. 32 Κανόνες Δέντρου Απόφασης. ....	266
Σχήμα 6. 33 Χάρτης επιδεκτικότητας με βάση τον μοντέλο πρόβλεψης των Δένδρων Απόφασης. ....	267
Σχήμα 6. 34 Αρχιτεκτονική του Νευρωνικού Δικτύου. <i>x1 Τεχνικογεωλογική Ενότητα, x2 Υψόμετρο, x3 Μορφολογική Κλίση, x4 Διεύθυνση Μορφολογικών Κλίσεων, x5 Απόσταση από Τεκτονικά Χαρακτηριστικά, x6 Απόσταση από Υδρογραφικό Δίκτυο, x7 Απόσταση από Γεωλογικά όρια, x8 Απόσταση από Οδικό Δίκτυο</i> . ..	270
Σχήμα 6. 35 Χάρτης επιδεκτικότητας του μοντέλου πρόβλεψης <i>Artificial Neural Network</i> . ....	272
Σχήμα 6. 36 Συγκριτική αξιολόγηση αθροιστικών καμπυλών των μοντέλων πρόβλεψης. ....	275



## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Αντικείμενο της παρούσης διατριβής αποτέλεσε η διαμόρφωση ενός ολοκληρωμένου πλαισίου διαχείρισης πρωτογενών δεδομένων που ως στόχο είχε τη διερεύνηση της τεχνικογεωλογικής συμπεριφοράς των γεωλογικών σχηματισμών.

Ειδικότερα, η διερεύνηση αφορούσε την εκτίμηση της κατολισθητικής επιδεκτικότητας των γεωλογικών σχηματισμών, εφαρμογή της οποίας πραγματοποιήθηκε σε έκταση του νομού Ξάνθης. Η διαμόρφωση των ζωνών κατολισθητικής επιδεκτικότητας επιτεύχθηκε μέσω της εφαρμογής χωρικών μοντέλων πρόβλεψης που αξιοποιούσαν τις τεχνικές και τις μεθόδους της Μηχανικής Μάθησης και της Εξόρυξης Δεδομένων.

Για την εφαρμογή της μεθοδολογικής προσέγγισης που παρουσιάζεται στη διατριβή επιλέχθηκαν οκτώ (8) χωρικές μεταβλητές, οι οποίες αποτέλεσαν τα πρωτογενή γεωμορφολογικά και τεχνικογεωλογικά δεδομένα. Συγκεκριμένα, αποτυπώθηκαν και δημιουργήθηκαν τα αντίστοιχα Θεματικά Επίπεδα Πληροφοριών (ΘΕΠ) που αφορούσαν στα εξής: υψόμετρο, μορφολογική κλίση, διεύθυνση της μορφολογικής κλίσης, τεχνικογεωλογικές ενότητες, απόσταση από τα γεωλογικά όρια, απόσταση από τα τεκτονικά χαρακτηριστικά, απόσταση από το υδρογραφικό δίκτυο και τέλος απόσταση από το οδικό δίκτυο. Η διαμόρφωση των κλάσεων για κάθε ΘΕΠ, πραγματοποιήθηκε συναξιολογώντας τη στατιστική ανάλυση και τη γνώση και την εμπειρία των ειδικών.

Η αποδελτίωση του αρχειακού υλικού, η εξέταση αεροφωτογραφιών αλλά κυρίως η υπαίθρια παρατήρηση, βοήθησαν στη δημιουργία ενός σχετικού αρχείου 163 θέσεων αστοχίας. Το αρχείο των θέσεων αστοχίας, «εμπλουτίστηκε» επιπρόσθετα με θέσεις που παρουσίασαν ισχνή πιθανότητα αστοχίας, θέσεων που χαρακτηρίζονταν ως ευσταθείς θέσεις.

Η εκτίμηση των ευσταθών θέσεων πραγματοποιήθηκε με τον υπολογισμό της μετρικής απόστασης *Mahalanobis*, μεταξύ κάθε φατνίου της περιοχής έρευνας και του «χαρακτηριστικού φατνίου αστοχίας». Η απόσταση που εκτιμήθηκε, αξιολογήθηκε από ένα ταξινομητή, δημιουργώντας δυο (2) σύνολα δεδομένων που αφορούσαν τις δυο (2) πιθανές καταστάσεις, ευστάθειας και αστάθειας, με τις οποίες μπορεί να χαρακτηριστεί ένα φατνίο. Το σύνολο των θέσεων αυτών, αποτέλεσε το βασικό σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης για τα μοντέλα πρόβλεψης που αναπτύχθηκαν στην παρούσα διατριβή.

Σε ότι αφορά τα μοντέλα πρόβλεψης, διαμορφώθηκαν τέσσερα (4) πρότυπα μοντέλα πρόβλεψης. Συγκεκριμένα, αναπτύχθηκαν: Ένα μοντέλο πρόβλεψης, *Similarity Index Model*, που ενσωματώνει ένα τροποποιημένο αλγόριθμο Μηχανικής Μάθησης, k-NN, εγγύτερου γείτονα. Ένα μοντέλο πρόβλεψης, *Decision Tree Model*, που ενσωματώνει ένα τροποποιημένο αλγόριθμο Δένδρων Απόφασης με συντελεστές βεβαιότητας που

εκτιμώνται από την στατιστική μέθοδο υπολογισμού των συντελεστών βαρύτητας, Certainty Factor. Ένα μοντέλο πρόβλεψης που στηρίζεται στις αρχές των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων, *Artificial Neural Network Model*, και ενσωματώνει έναν αλγόριθμο οπισθόδρομης μετάδοσης λάθους, και ενός πρότυπου αλγορίθμου με τη βοήθεια του οποίου υπολογίζεται η βέλτιστη αρχιτεκτονική του Νευρωνικού Δικτύου. Ένα μοντέλο πρόβλεψης που στηρίζεται στη Θεωρία του Bayes, *Naive Bayes Model*, και υπολογίζει την πιθανότητα αστοχίας.

Τα μοντέλα πρόβλεψης συγκρίθηκαν με τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή τεσσάρων (4) συμβατικών μοντέλων που ακολουθούν τις ποιοτικές και ημι-ποιοτικές καθώς και τις ποσοτικές τεχνικές εκτίμησης της κατολισθητικής επιδεκτικότητας (*Analytical Hierarchy Process, Rock Engineering System, Statistical Index, Certainty Factor*). Προέκυψε, ότι τα μοντέλα πρόβλεψης *Artificial Neural Network Model* και *Naive Bayes Model*, αποτέλεσαν αυτά που είχαν την καλύτερη απόδοση, ενώ το σύνολο των τεσσάρων (4) μοντέλων που διαμορφώθηκαν ακολουθώντας τις αρχές της Μηχανικής Μάθησης είχαν καλύτερη συνολική απόδοση από εκείνη των τεσσάρων (4) συμβατικών μοντέλων πρόβλεψης.

Συμπερασματικά, από τα αποτελέσματα της διατριβής, προκύπτει ότι η ενσωμάτωση των τεχνικών και μεθόδων της Μηχανικής Μάθησης σε Γεωγραφικά Συστήματα Πληροφοριών, επιτρέπουν τη δημιουργία αξιόπιστων χωρικών μοντέλων πρόβλεψης, με σκοπό οι χάρτες επιδεκτικότητας που παράγονται να αποτελέσουν τη βασική γνώση για τη δημιουργία ενός προκαταρκτικού σχεδιασμού που αφορά υφιστάμενα ή μελλοντικά τεχνικά έργα.

## ABSTRACT

The purpose of this thesis was to develop an integrated management framework of raw data that was designed to investigate the engineering geological behavior of the geological formations.

Specifically, the investigation was to assess the landslide susceptibility, implementation of which was conducted in an area of Xanthi Prefecture, Greece. The development of landslide susceptibility zones was achieved through the application of spatial predictive models that made use of techniques and methods from the scientific branch of Machine Learning and Data Mining.

For the purposes of the methodological approach presented in the thesis, eight (8) spatial variables were selected, which correspond to the primary geomorphological and geotechnical data. In particular, the created Layers of Information were related to: the altitude, the morphological gradient, the direction of morphological gradient, the engineering geological units, the distance from the geological boundaries, the distance from the tectonic features, the distance from the hydrographic network and the distance from the road network. The formation of the classes for each Layer of Information were achieved by combining the outcomes of the performed statistical analysis and the knowledge and experience of landslide experts.

The indexing of past, archival landslide event material, the examination of the aerial photographs but mostly the field observation helped to create a relevant data set of 163 landslide events. The data set was "enriched" with data that correspond to areas that showed scant chance of failure, characterized as stable slopes.

The estimation of the stable slopes was based on the metric distance *Mahalanobis* that was calculated between each grid cell of the study area and the "characteristic cell failure". The calculated distance was used by a classifier that created two (2) data sets with two (2) possible states that could characterize the grid cell, stable and an unstable. These two (2) data sets were combined to a single set that was used as the basic training data set for each of the prediction models developed in this thesis.

Regarding the predictive models, four (4) predictions models were formed. Specifically: A prediction model, *Similarity Index Model*, which incorporates a modified machine learning algorithm, k-NN, nearest neighbor.

A prediction model, *Decision Tree Model*, which incorporates a modified Decision Tree algorithm, with certainty factors for each produced rule, estimated by the statistical method, Certainty Factor.

A prediction model based on the principles of Artificial Neural Networks, *Artificial Neural Network Model*, that incorporates a back propagation algorithm, and also a modified algorithm with the help of which, it was possible to estimate the optimal architecture of the Neural Network.

A prediction model based on Bayesian Theory, *Naive Bayes Model*, which calculates the probability of failure in every grid cell of the research area.

The results of the predictive models were compared with the results obtained by applying four (4) conventional predictive models that follow the qualitative and semi-quantitative techniques and qualitative assessment of landslide susceptibility (*Analytical Hierarchy Process, Rock Engineering System, Statistical Index, Certainty Factor*). The predictive models *Artificial Neural Network Model* and *Naive Bayes Model* were those that had the best performance, while the four (4) models that were formed following the principles of Machine Learning had better overall performance than those that followed the conventional forecasting models.

In conclusion, the results of this study showed that the integration of Machine Learning techniques and methods in GIS, allowed the creation of reliable spatial prediction models in order to produce landslide susceptibility maps that provide basic knowledge in a preliminary study for the design on existing or future development.

## ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η προσομοίωση ενός γεωλογικού φαινομένου, όπως είναι η εκδήλωση μιας κατολίσθησης, είναι αρκετά δύσκολο να αποδοθεί με ακρίβεια, εφαρμόζοντας απλές αναλυτικές μεθόδους ή επιλύοντας απλούς μαθηματικούς τύπους. Η σχετική δυσκολία οφείλεται κυρίως στην ιδιομορφία της φύσης των γεωλογικών δεδομένων και στη μη γραμμικότητα των φυσικών διεργασιών. Τα κατολισθητικά φαινόμενα ανήκουν στην κατηγορία των φυσικών φαινομένων που χαρακτηρίζονται ως πολύπλοκα και πολυμεταβλητά, η διαχείριση των οποίων ενέχει μεγάλο ποσοστό αβεβαιότητας και λανθασμένης εκτίμησης.

Βασική επιδίωξη στην προσπάθεια αποτελεσματικής διαχείρισης των φυσικών - γεωλογικών κινδύνων και στην περίπτωση που εξετάζεται των κατολισθητικών φαινομένων, αποτελεί η αξιολόγηση και η επεξεργασία κάθε διαθέσιμου συνόλου δεδομένων και σχετικής πληροφορίας. Μέσα από τη διεργασία αυτή, επιδιώκεται η ολιστική θεώρηση του φαινομένου, η πληρέστερη κατανόηση του μηχανισμού εκδήλωσης, που ως συνέπεια έχουν τη μείωση της αβεβαιότητας που οφείλεται στην έλλειψη γνώσης και τελικά την καλύτερη εκτίμηση της εξέλιξης του φαινομένου. Τα διαμορφωμένα μοντέλα πρόβλεψης συνδυάζουν τα διαθέσιμα πρωτογενή δεδομένα, για την μετατροπή τους σε πληροφορία και εξαγωγή γνώσης, αποτυπώνοντας την ενδεχόμενη κατολισθητική επικινδυνότητα και οριοθετώντας σχετικές ζώνες.

Ουσιώδη παράμετρο της κατολισθητικής επικινδυνότητας αποτελεί η εκτίμηση της κατολισθητικής επιδεκτικότητας, η οποία αποδίδει τη χωρική διάσταση του φαινομένου των κατολισθήσεων. Συγκεκριμένα, εκτιμάται ως συνάρτηση της χωρικής διασποράς των παραμέτρων που συνεισφέρουν στη διαμόρφωση των συνθηκών εκείνων που ευθύνονται για την εκδήλωση των κατολισθητικών φαινομένων καθώς και των παραμέτρων που συνεισφέρουν στην εξέλιξη των φυσικών διεργασιών που προετοιμάζουν και διαμορφώνουν κατάλληλες για αστοχία συνθήκες. Είναι κατανοητό, ότι ο εντοπισμός των επιδεικτικότερων σε κατολίσθηση περιοχών, αποτελεί τη βασικότερη διεργασία για οποιοδήποτε σχέδιο δράσης και οποιοδήποτε σύστημα λήψης απόφασης σε ότι αφορά ζητήματα υφιστάμενων ή μελλοντικών σχεδιασμών.

Η παρούσα διατριβή με τίτλο, *«Διερεύνηση της τεχνικογεωλογικής συμπεριφοράς των γεωλογικών σχηματισμών με τη χρήση πληροφοριακών συστημάτων»*, έχει ως βασική επιδίωξη την εκτίμηση της τεχνικογεωλογικής συμπεριφοράς των γεωλογικών σχηματισμών έναντι κατολισθητικών φαινομένων με τη δημιουργία χωρικών μοντέλων εκτίμησης της επιδεκτικότητας, αξιοποιώντας τεχνικές και μεθόδους της Μηχανικής Μάθησης και της Εξόρυξης Δεδομένων.

Αποτέλεσμα της μεθοδολογικής προσέγγισης που διαμορφώθηκε είναι η κατηγοριοποίηση της περιοχής έρευνας σε πέντε (5) κατηγορίες με βάση την επιδεκτικότητα που παρουσιάζουν έναντι της εκδήλωσης κατολισθητικών φαινομένων. Συγκεκριμένα, διακρίθηκαν οι κατηγορίες: πολύ χαμηλή, χαμηλή, μεσαία, υψηλή και πολύ υψηλή επιδεκτικότητα. Εφαρμογή της μεθοδολογίας παρουσιάζεται σε περιοχή του νόμου Ξάνθης.

Η μεθοδολογία που αναπτύσσεται στη διατριβή βασίζεται στις εξής τρεις (3) κύριες παραδοχές:

- Οι θέσεις στις οποίες έχουν στο παρελθόν καταγραφεί κατολισθητικά φαινόμενα παρουσιάζουν αυξημένη πιθανότητα να επανεμφανίσουν αστοχίες.
- Οι θέσεις στις οποίες έχουν στο παρελθόν καταγραφεί κατολισθητικά φαινόμενα περιγράφονται από συγκεκριμένες τεχνικογεωλογικές και περιβαλλοντικές συνθήκες, μοιράζονται κάποια «κοινά χαρακτηριστικά».
- Η συμπεριφορά των γεωλογικών σχηματισμών, όταν διαταράσσεται η ισορροπία των συνθηκών ευστάθειας, αποτελεί επαναλαμβανόμενο μοτίβο το οποίο στηρίζεται στην αρχή: παρόμοιες συνθήκες παράγουν παρόμοια αποτελέσματα και συμπεριφορές.

Η τελευταία παραδοχή διαμορφώνει την κεντρική ιδέα της παρούσης διατριβής. Τα κατολισθητικά φαινόμενα είναι φαινόμενα τα οποία μπορούν να προσδιοριστούν χωρικά και χρονικά και να αναλυθούν οι παράμετροι, **τα αίτια** που συμβάλλουν στην απομείωση της ισορροπίας με **αποτέλεσμα** την εκδήλωση αστοχίας. Μια τέτοια θεώρηση επιτρέπει την εφαρμογή κατάλληλων αλγορίθμων μάθησης και εκπαίδευσης, οι οποίοι δύναται να εκτιμήσουν την συμπεριφορά που αυτά θα εκδηλώσουν στην περίπτωση κατάλυσης της ισορροπίας, οπότε έμμεσα επιτρέπει τον προσδιορισμό της κατολισθητικής επιδεκτικότητας της περιοχής που ερευνάται.

Η μεθοδολογική προσέγγιση που ακολουθείται στα πλαίσια της παρούσης διατριβής επιτρέπει την ολιστική διαχείριση κάθε διαθέσιμης πληροφορίας που αφορά στα κατολισθητικά φαινόμενα, αλλά κυρίως επιτρέπει την παραγωγή νέας γνώσης που αξιολογείται στη συνέχεια με την ανάπτυξη μιας σειράς μοντέλων πρόβλεψης, που στηρίζονται στη Μηχανική Μάθηση. Δεν αποτελεί κύριο στόχο η επιλογή του βέλτιστου μοντέλου πρόβλεψης αλλά κυρίως η παρουσίασή τους, πως αυτά λειτουργούν, πως διαχειρίζονται την πληροφορία και πως τελικά παράγουν νέα γνώση.

Βασικά εργαλεία της μεθοδολογικής προσέγγισης και των αναπτυχθέντων μοντέλων πρόβλεψης αποτελούν οι τεχνικές και οι μέθοδοι τόσο της Μηχανικής Μάθησης, όσο και

της τεχνολογίας των Γεωγραφικών Συστημάτων Πληροφοριών (Γ.Σ.Π.). Αναλυτικότερα, στα πλαίσια της διατριβής πραγματοποιήθηκαν τα εξής:

Σε πρώτο επίπεδο ανάλυσης, *χαμηλό επίπεδο ανάλυσης*, συγκεντρώθηκαν και αξιολογήθηκαν οι βιβλιογραφικές αναφορές για την περιοχή έρευνας, αντλώντας στοιχεία από χάρτες, μελέτες, τεχνικές εκθέσεις και σχετικές εργασίες. Αποτυπώθηκαν και περιγράφηκαν, με εκτεταμένες εργασίες υπαίθρου, θέσεις αστοχίας και αποτυπώθηκαν τα ιδιαίτερα γεωμορφολογικά και τεχνικογεωλογικά χαρακτηριστικά της περιοχής έρευνας. Αποτελεί το στάδιο συλλογής των πρωτογενών τεχνικογεωλογικών και μορφολογικών δεδομένων.

Αναλύθηκαν το σεισμικό και τεκτονικό καθεστώς, ενώ μελετήθηκαν οι κλιματολογικές και υδρομετεωρολογικές συνθήκες για την πληρέστερη αποτύπωση των συνθηκών που επικρατούν στην περιοχή έρευνας.

Αποτέλεσμα των ανωτέρων διαδικασιών ήταν ο προσδιορισμός των τεχνικογεωλογικών χαρακτήρων των διαφόρων γεωλογικών σχηματισμών που δομούν την περιοχή και η διαμόρφωση των αντίστοιχων τεχνικογεωλογικών προτύπων και μοτίβων.

Σε ένα δεύτερο επίπεδο ανάλυσης, *μεσαίο επίπεδο ανάλυσης*, δημιουργήθηκε μια κατολισθητική βάση δεδομένων, στην οποία καταχωρήθηκαν το σύνολο των θέσεων αστοχίας. Κάθε θέση αστοχίας περιγράφεται από ένα σύνολο παραμέτρων και χαρακτηριστικών επί των οποίων εφαρμόστηκαν τεχνικές και μέθοδοι Εξόρυξης Δεδομένων για την ανακάλυψη γνώσης, κρυμμένων συσχετίσεων, τάσεων, προτύπων και μοτίβων που ευνοούν την κατάλυση της ισορροπίας και την εκδήλωση αστοχίας. Αποτελεί το στάδιο της επεξεργασίας των πρωτογενών τεχνικογεωλογικών και μορφολογικών δεδομένων, όπου μετατρέπονται τα πρωτογενή δεδομένα σε πληροφορία.

Στα πλαίσια της διατριβής και για την καλύτερη διαχείριση του προβλήματος των κατολισθητικών φαινομένων καθώς και τη δημιουργία μοντέλων πρόβλεψης της επιδεκτικότητας, συντάχθηκαν μια σειρά από χάρτες κλίμακας 1:50.000, με τη χρήση των Γεωγραφικών Συστημάτων Πληροφοριών. Οι χάρτες αυτοί, αφορούν:

- στη χωρική κατανομή των κατολισθήσεων στην περιοχή έρευνας, όπως προέκυψαν από τη μελέτη παλαιότερων εκθέσεων, μελετών, αεροφωτογραφιών καθώς και από εργασίες υπαίθρου,
- στο μορφολογικό ανάγλυφο και στη δημιουργία ψηφιακού μοντέλου υψομέτρου,
- στις μορφολογικές κλίσεις και στις διευθύνσεις των μορφολογικών κλίσεων,



- στην ανάπτυξη του υδρογραφικού δικτύου,
- στην αποτύπωση των διευθύνσεων ροής και συσσώρευσης ροής του υδρογραφικού δικτύου,
- στη χωρική κατανομή των χρήσεων γης,
- στην αποτύπωση πληροφοριών και γνώσεων που προκύπτουν από την εκτέλεση ειδικών χωρικών αναλύσεων και ειδικών χωρικών αλγορίθμων, π.χ. αλγορίθμου εγγύτητας,
- στην τελική εκτίμηση της κατολισθητικής επιδεκτικότητας.

Παράλληλα, κατά τη φάση της προετοιμασίας και της προεπεξεργασίας των διαθέσιμων δεδομένων «εμπλουτίστηκε» η κατολισθητική βάση δεδομένων και διαμορφώθηκαν τα σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης, ελέγχου και επικύρωσης, τα οποία θεωρούνται απαραίτητα στοιχεία μιας μεθοδολογίας που στηρίζεται σε τεχνικές Μηχανικής Μάθησης.

Συγκεκριμένα, το σύνολο δεδομένων, εκτός των καταγεγραμμένων θέσεων αστοχίας, εμπειρείχαν και θέσεις που χαρακτηρίζονταν ως ευσταθείς, θέσεις με ισχνή πιθανότητα να εκδηλώσουν αστοχία. Η εύρεση των θέσεων αυτών αποτελεί καινοτόμο διαδικασία, η οποία αξιοποιεί τη μετρική απόσταση *Mahalanobis* για την εκτίμηση της ομοιότητας των προς χαρακτηρισμό θέσεων σε σχέση με το σύνολο των καταγεγραμμένων θέσεων αστοχίας.

Σε ότι αφορά τα μοντέλα πρόβλεψης, *υψηλό επίπεδο ανάλυσης*, αναπτύχθηκε πρότυπο μοντέλο πρόβλεψης *Similarity Index*, *Δείκτης Ομοιότητας*, το οποίο στηρίχθηκε στην αρχή της ομοιότητας και ενσωμάτωσε τον αλγόριθμο Μηχανικής Μάθησης, *kNN k εγγύτερου γείτονα*, έχοντας ως μετρική απόσταση για την εκτίμηση της εγγύτητας την μετρική *Davey – Wilson*. Στη συγκεκριμένη προσέγγιση εκτιμήθηκε η ξεχωριστή επίδραση κάθε μεταβλητής του συστήματος που χαρακτηρίζει το φαινόμενο των κατολισθήσεων, υπολογίζοντας τους συντελεστές βαρύτητας μέσω της Εντροπίας του *Shannon*, δείκτης που προέρχεται από τη Θεωρία της Πληροφορίας.

Η δεύτερη πρωτότυπη μεθοδολογία αποτελεί μια τροποποιημένη μεθοδολογική προσέγγιση που εκμεταλλεύεται τα Δένδρα Απόφασης, για τη διαμόρφωση κανόνων συσχέτισης, προσδίδοντας σε αυτούς συντελεστές βεβαιότητας που υπολογίζονται από τη στατιστική μέθοδο υπολογισμού των συντελεστών βεβαιότητας (*Certainty factor*). Για την εφαρμογή της μεθοδολογίας διαμορφώθηκε πρωτότυπος πηγαίος προγραμματιστικός κώδικας για τη διαχείριση των αρχείων και την τελική απόδοση του αποτελέσματος γραφικά μέσω της δημιουργίας χάρτου επιδεκτικότητας σε περιβάλλον Γ.Σ.Π..



Η τρίτη καινοτόμος μεθοδολογία αφορά σε μια μέθοδο που εκμεταλλεύεται την τεχνολογία των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων και συγκεκριμένα του αλγορίθμου οπισθόδρομης εκτίμησης λάθους, μέσω του οποίου γίνεται η εκπαίδευση του μοντέλου πρόβλεψης. Για τη διαχείριση των αποτελεσμάτων και την τελική απόδοση του αποτελέσματος γραφικά, μέσω της δημιουργίας χάρτου επιδεκτικότητας, τα σχετικά αρχεία εισάγονταν σε περιβάλλον Γ.Σ.Π..

Για την εφαρμογή της μεθοδολογίας διαμορφώθηκε πρωτότυπος πηγαίος προγραμματιστικός κώδικας, ενώ αναπτύχθηκε ανεξάρτητο λογισμικό πρόγραμμα, Εφαρμογή Γραφικής Διεπαφής Χρήστη (*Graphical User Interface Application*), όπου υπολογιζόταν η βέλτιστη αρχιτεκτονική του Νευρωνικού Δικτύου, ο ρυθμός μάθησης, ο δείκτης ορμής, οι κύκλοι εκπαίδευσης, ο αριθμός κρυφών νευρώνων, κλπ.

Τέλος, διαμορφώθηκε μοντέλο πρόβλεψης στο οποίο εφαρμόστηκε ο αλγόριθμος *Naive Bayes*, συμπληρώνοντας την τετράδα των μοντέλων πρόβλεψης που προέρχονταν από την κατηγορία των τεχνικών και μεθόδων της Μηχανικής Μάθησης και της Εξόρυξης Δεδομένων.

Το αποτέλεσμα που προέκυψε από την εφαρμογή των τεσσάρων (4) μεθοδολογιών, συγκρίθηκε με τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή τεσσάρων (4) μοντέλων πρόβλεψης που ακολουθούν τις συμβατικές προσεγγίσεις των στατιστικών τεχνικών και ευρετικών μεθόδων κατά την εκτίμηση της κατολισθητικής επιδεκτικότητας. Τα τέσσερα (4) συμβατικά μοντέλα αποτυπώνουν και καλύπτουν τις συχνότερα χρησιμοποιούμενες τεχνικές και μεθόδους πρόβλεψης.

Συγκεκριμένα, δημιουργήθηκαν μοντέλα πρόβλεψης που ακολουθούν τις ποιοτικές και ημι-ποιοτικές τεχνικές εκτίμησης της κατολισθητικής επιδεκτικότητας, εκμεταλλευόμενοι τη γνώση και την εμπειρία των ειδικών, *Analytical Hierarchy Process*, και *Rock Engineering System*. Δημιουργήθηκαν μοντέλα πρόβλεψης που ακολουθούν τις αρχές της Στατιστικής Ανάλυσης, *Statistical Index* και *Certainty Factor*, όπου υπήρχε μια πιο αντικειμενική θεώρηση της επίδρασης που έχουν οι μεταβλητές που εμπλέκονται στην εκτίμηση της κατολισθητικής επιδεκτικότητας.

Η συγκριτική αξιολόγηση που επιχειρήθηκε στα πλαίσια της διατριβής κατέδειξε την υπεροχή των τεχνικών και μεθόδων της Μηχανικής Μάθησης έναντι των συμβατικών προσεγγίσεων, ενώ διαπιστώθηκαν ιδιαιτερότητες και χαρακτηριστικά που ερμηνεύουν την απόδοση που οι εν λόγω τεχνικές έχουν.

Ο χάρτης επιδεκτικότητας που προκύπτει σε κάθε περίπτωση αποτελεί τη βάση για τη δημιουργία ενός προκαταρτικού σχεδιασμού που αφορά υφιστάμενα ή μελλοντικά

τεχνικά έργα, την εξέταση της βιωσιμότητας πολλών οικισμών και γενικότερα την απαραίτητη γεωλογική και τεχνικογεωλογική υποδομή προς την κατεύθυνση του περιφερειακού – αστικού σχεδιασμού και των χρήσεων γης σε συνδυασμό με τη διατήρηση της ισορροπίας του γεωλογικού περιβάλλοντος.

Στα πλαίσια της διατριβής δημιουργήθηκαν εξειδικευμένα παραμετροποιημένα λογισμικά προγράμματα σε περιβάλλον *Visual Basic 6.0*, τα οποία, είτε λειτουργούσαν ως ανεξάρτητες εφαρμογές, είτε ενσωματώθηκαν στο περιβάλλον των Γεωγραφικών Συστημάτων Πληροφοριών (*ArcMap 9.3 της ESRI*) ως επεκτάσεις. Η χρήση των προγραμμάτων αυτών βοήθησε στη συγκέντρωση, επεξεργασία και ανάλυση τόσο των αριθμητικών όσο και των περιγραφικών, χωρικών δεδομένων.

Η διδακτορική διατριβή αποτελείται από επτά (7) κεφάλαια και σχετικό παράρτημα. Στο 1<sup>ο</sup> κεφάλαιο, περιγράφεται η έκταση και η σοβαρότητα του προβλήματος τόσο διεθνώς όσο και στον Ελληνικό χώρο, ενώ παράλληλα περιγράφεται η ανάγκη που υπάρχει για πληρέστερη γνώση των τεχνικογεωλογικών συνθηκών και αναπτύσσονται οι βασικοί στόχοι της διατριβής.

Στο 2<sup>ο</sup> κεφάλαιο, καθορίζονται οι έννοιες: Γεωλογικά Δεδομένα, Γεωλογική Πληροφορία, Γεωλογική Γνώση, ενώ πραγματοποιείται μια βιβλιογραφική ανασκόπηση της ανάπτυξης της Τεχνικής Γεωλογίας ως αποτέλεσμα της ανάγκης για πληρέστερη γεωλογική πληροφόρηση.

Στο 3<sup>ο</sup> κεφάλαιο, δίνεται μια συνοπτική περιγραφή των γνωστικών περιοχών της Συμβατικής και Υπολογιστικής Νοημοσύνης καθώς και των εφαρμογών τους στην Εξόρυξη Δεδομένων και στην Τεχνολογία των Γ.Σ.Π.. Ειδικότερα, αναφέρονται οι τεχνικές της Τεχνητής Νοημοσύνης οι οποίες αποτελούν τα βασικά εργαλεία των διεργασιών που εκτελούνται στα πλαίσια της διατριβής.

Στο 4<sup>ο</sup> κεφάλαιο περιγράφονται και αξιολογούνται οι υφιστάμενες ειδικές μέθοδοι διερεύνησης της τεχνικογεωλογικής συμπεριφοράς των γεωλογικών σχηματισμών που αφορούν στις γεωλογικές αστοχίες αποτυπώνοντας το *state-of-the-art* που επικρατεί στο χώρο της διαχείρισης των κατολισθητικών φαινομένων.

Στο 5<sup>ο</sup> κεφάλαιο αναπτύσσονται η μεθοδολογία της διατριβής, οι τεχνικές και οι μέθοδοι ανάλυσης δεδομένων και χωρικών συστημάτων υποστήριξης λήψης αποφάσεων και πως αυτά εφαρμόζονται στο πρόβλημα της εκτίμησης της κατολισθητικής επιδεκτικότητας.

Στο 6<sup>ο</sup> κεφάλαιο γίνεται εφαρμογή του πλαισίου διαχείρισης και αφορά στην εκτίμηση της κατολισθητικής επιδεκτικότητας που παρουσιάζει η περιοχή του νομού Ξάνθης.

Στο 7<sup>ο</sup> κεφάλαιο, αναλύονται τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την εφαρμογή της μεθοδολογικής προσέγγισης που παρουσιάζεται και αναπτύσσονται προτάσεις για μελλοντική έρευνα.

Πέραν της βιβλιογραφίας, υπάρχει και σχετικό παράρτημα στο οποίο παρουσιάζονται μερικά από τα προγραμματιστικά εργαλεία που αναπτύχθηκαν κατά τη διάρκεια εκπόνησης της διατριβής και συντέλεσαν στην ολοκλήρωσή της.

## ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Η ολοκλήρωση της παρούσης διδακτορικής διατριβής δεν θα ήταν δυνατή χωρίς την ουσιαστική βοήθεια ορισμένων προσώπων, η συμβολή των οποίων ήταν καθοριστική με τις παρεμβάσεις και κυρίως την ηθική τους συμπαράσταση.

Αρχικά οφείλω να ευχαριστήσω τον Δάσκαλό μου, Ομότιμο Καθηγητή κύριο Ιωάννη Κουμαντάκη, για την ευκαιρία που μου έδωσε ως πτυχιούχος Μηχανικός Μεταλλείων – Μεταλλουργός, να ενταχθώ στην ερευνητική του ομάδα και να μνηθώ στη διαδικασία της έρευνας και της επιστημονικής μελέτης. Τον ευχαριστώ για τη συνεχή καθοδήγηση και συμπαράσταση που μου παρείχε όλα τα χρόνια θητείας μου κοντά του ως φοιτητής, ως υποψήφιος διδάκτορας αλλά και ως συνεργάτης του σε πολλά ερευνητικά προγράμματα. Τον ευχαριστώ, για τις ανεκτίμητες επιστημονικές συμβουλές και τη μετάδοση της εμπειρίας του, το σημαντικότερο «καύσιμο» που τροφοδότησε τη μέχρι σήμερα πορεία μου.

Ιδιαίτερες ευχαριστίες οφείλω να εκφράσω για το μέλος της Τριμελούς Επιτροπής, κύριο Δημήτρη Ρόζο, Επίκουρο Καθηγητή, για τις εύστοχες υποδείξεις, διορθώσεις και επιστημονικές συμβουλές του καθώς και για τη συνεχή του παρότρυνση για την ολοκλήρωση της παρούσας διατριβής. Τον ευχαριστώ ιδιαίτερα, για τις διευκολύνσεις που μου παρείχε, ιδιαίτερα κατά το τελευταίο διάστημα της διατριβής και την αμέριστη ηθική του συμπαράσταση. Οι εμπειρίες που αποκτήθηκαν από τη μαθήτευση και συνεργασία μαζί του αποτελούν ένα ανεκτίμητο εφόδιο, ένα μεγάλο «σχολείο».

Θερμές ευχαριστίες οφείλω να εκφράσω στο Λέκτορα, κύριο Ανδρέα Μπενάρδο, μέλος της Τριμελούς Επιτροπής, του οποίου οι ενδιαφέρουσες και εύστοχες παρατηρήσεις, συνέβαλλαν στη διαμόρφωση της διδακτορικής διατριβής με στοιχεία που προσέδιδαν μια πιο λογική ροή και μια πιο ξεκάθαρη δομή. Σε ότι αφορά το επιστημονικό κομμάτι, οι

εποικοδομητικές συζητήσεις βοήθησαν στο να αποκρυσταλλωθεί και να τονιστεί η βασική επιδίωξη της παρούσης διατριβής, η κεντρική ιδέα.

Ειλικρινές ευχαριστίες οφείλω να εκφράσω στον Ομότιμο Καθηγητή κ. Γεώργιο Κούκη για τη βοήθεια και υποστήριξη που μου παρείχε, για τις πολύτιμες συμβουλές και τις εύστοχες παρατηρήσεις, αλλά και τη συμμετοχή του στην Επταμελή Επιτροπή. Είμαι ευτυχής που τον γνώρισα, πρώτα μέσα από τα κείμενά του αλλά και αργότερα προσωπικά.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω ιδιαίτερα τον Καθηγητή κύριο Κώστα Κουτσόπουλο για τις εύστοχες παρατηρήσεις και τους σχολιασμούς κατά την τελική φάση της διατριβής αλλά και για την τιμή που μου έκανε να συμμετάσχει στην Επταμελή Επιτροπή.

Θα ήθελα ακόμη να ευχαριστήσω τον Καθηγητή κύριο Μιχάλη Σακελλαρίου για την καθοριστική συμβολή του στη διαμόρφωση της τελικής μορφής της διατριβής. Οι εποικοδομητικές επιστημονικές συμβουλές του, οι υποδείξεις και διορθώσεις συνέβαλλαν στην επιτυχή ολοκλήρωση της διατριβής.

Οφείλω να ευχαριστήσω θερμά τον Καθηγητή κύριο Αλέξανδρο Σοφιανό, που με την κριτική ανάγνωση και τις ουσιώδεις επισημάνσεις, βοήθησε στη βελτίωση της παρούσης διατριβής καθώς και στο ότι συμμετείχε στην Επταμελή Επιτροπή.

Αισθάνομαι την ανάγκη να εκφράσω ένα μεγάλο ευχαριστώ σε όλα τα μέλη του Τομέα Γεωλογικών Επιστημών, της Σχολής Μηχανικών Μεταλλείων-Μεταλλουργών, τους εκάστοτε Διευθυντές του, τα μέλη ΔΕΠ, ΕΤΕΠ, και ΙΔΑΧ, με τους οποίους συνεργάστηκα. Τους ευχαριστώ θερμά, για την επιστημονική και ηθική υποστήριξη που μου παρείχαν όλα αυτά τα χρόνια.

Θα πρέπει να ευχαριστήσω και δυο ακόμα μέλη ΔΕΠ, τον Ομότιμο Καθηγητή κύριο Ευριπίδη Μπόσκο και τον Καθηγητή κύριο Δημήτρη Καλιαμπάκο για τη συμμετοχή τους στην αρχική σύνθεση της Τριμελούς Επιτροπής και να τους ευχαριστήσω που με τις ενέργειές τους βοήθησαν στη συνέχιση της προσπάθειάς μου. Ιδιαίτερα, θα ήθελα να εκφράσω την ευγνωμοσύνη μου στον κύριο Καλιαμπάκο, έναν πραγματικό εκπαιδευτικό και επιστήμονα.

Ιδιαίτερες ευχαριστίες οφείλω στα μέλη του Εργαστηρίου της Τεχνικής Γεωλογίας και Υδρογεωλογίας. Τον πρώτο Διευθυντή, και επιβλέποντα Ι. Κουμαντάκη, τον σημερινό Διευθυντή του εργαστηρίου κ. Δ. Ρόζο, τον Επίκουρο Καθηγητή Ι. Κυρούση, τον Λέκτορα κ. Κ. Λουπασάκη, και τον Λέκτορα κ. Α. Καλλιώρα, τον επιστημονικό συνεργάτη κ. Π. Γεωργιάδη καθώς και τα μέλη ΙΔΑΧ του εργαστηρίου, κ. Ε. Βασιλείου, κ. Ε. Γρηγοράκου, κ. Κ. Μαρκαντώνη, κ. Ε. Ρόκο. Καθώς επίσης και όλους όσους πέρασαν από το εργαστήριο ως υποψήφιοι διδάκτορες και επιστημονικοί συνεργάτες, οι σχέσεις

συνεργασίας με τους οποίους, έπαιξαν σημαντικό ρόλο στην προώθηση και ολοκλήρωση της διατριβής μου.

Τέλος θα ήθελα να επισημάνω την οικονομική στήριξη από το Ε.Μ.Πολυτεχνείου, δια της παροχής (4)ετούς υποτροφίας από τον Ειδικό Λογαριασμό Έρευνας, μετά από σχετική εισήγηση του Επιβλέποντος Καθηγητή και εγκρίσεως από τη Γ.Σ. του Τομέα Γεωλογικών Επιστημών, το Δ.Σ. της Σχολής Μηχανικών Μεταλλείων-Μεταλλουργών και το Δ.Σ. της Επιτροπής Ερευνών του Ε.Μ.Π. Ευχαριστώ το Ίδρυμα και όλους όσους συμμετείχαν στις σχετικές διαδικασίες εγκρίσεων.

*Το μεγαλύτερο ευχαριστώ, το οφείλω στους γονείς μου, στους οποίους και αφιερώνω τη διδακτορική διατριβή, για τη συνεχή συμπαράσταση και υποστήριξη που μου παρείχαν σε όλα τα χρόνια των σπουδών μου.*

*Η αίσθηση που θα με συντροφεύει σε όλη μου τη ζωή, είναι το άγγιγμα του χεριού της γυναίκας μου που με στήριζε και με στοργή με ωθούσε στο επόμενο βήμα. Το σταθερό και γαλήνιο βλέμμα της αποτύπωνε την πίστη της στην αξία της προσπάθειας που κατέβαλα. Σε κάθε εμπόδιο βρισκόταν παρούσα και μαζί αισθάνθηκα ότι τα υπερπήδησα με ευκολία.*

*Η επιστημονική της συμβολή υπήρξε καθοριστική και ουσιώδης και είναι σίγουρα υπεύθυνη για το ότι απέκτησα μια ακόμα αγάπη, τη Γεωλογία.*

*Γιάννα μου σε ευχαριστώ.*

# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1<sup>ο</sup>:

## ΕΙΣΑΓΩΓΗ

---

*"I am more and more amazed about the blind optimism with which the younger generation invades this field, without paying attention to the inevitable uncertainties in the data on which their theoretical reasoning is based and without making serious attempts to evaluate the resulting errors."*

**KARL TERZAGHI (IN HIS LATEST YEARS)**

---

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ

### 1.1 ΦΥΣΙΚΕΣ ΚΑΤΑΣΤΡΟΦΕΣ ΚΑΙ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΑ ΦΑΙΝΟΜΕΝΑ

Οι δυο (2) τελευταίοι αιώνες χαρακτηρίζονται από την αυξανόμενη ανθρώπινη επέμβαση στο φυσικό περιβάλλον. Οι ανθρώπινες δράσεις είναι πλέον τέτοιας ισχύος που συγκρίνονται με τις διεργασίες της Φύσης. Αν θυμηθούμε κάποιες από τις βασικές αρχές της **Γεωλογίας**, όπως αυτή του Ομοιομορφισμού, η οποία θεωρεί ότι "*οι εξωτερικές και εσωτερικές διεργασίες που αναγνωρίζονται σήμερα, λειτουργούν αδιάλειπτα και με τους ίδιους ρυθμούς σ' όλο το διάστημα της γεωλογικής ιστορίας της γης*" και από την άλλη την ισχύ και ταχύτητα εξέλιξης των φαινομένων που οφείλονται στις ανθρώπινες δράσεις, καταλήγουμε να συμφωνήσουμε με τον *Ter-Stepanian* (1985) όταν ισχυρίζεται ότι η Γη έχει εισέλθει σε μια νέα γεωλογική περίοδο, την *Technogene*, όπου ο άνθρωπος αποτελεί διαμορφωτή του γήινου περιβάλλοντος. Μέσα σε αυτήν την νέα γεωλογική περίοδο, το πεδίο εφαρμογής των Γεωπιστημών και κατά επέκταση και της Τεχνικής Γεωλογίας, διευρύνεται, σε απάντηση των πιέσεων από την πληθυσμιακή αύξηση, την εκδήλωση φυσικών καταστροφών, την εξάντληση των φυσικών και ενεργειακών πόρων, τις συντελούμενες κλιματικές αλλαγές, και ουσιαστικά τη διαρκώς αυξανόμενη θεώρηση για την επίτευξη αρμονικής και ισορροπημένης συνύπαρξης ανθρώπου και περιβάλλοντος (*Huggel, 2008*).

Σε αυτό το εξαιρετικά πολύπλοκο, μεταβαλλόμενο και ποικιλόμορφο περιβάλλον, υπάρχει μια συνεχής εξέλιξη που αποτυπώνεται είτε ακολουθώντας μια προβλέψιμη και σε ορισμένες περιπτώσεις επαναλαμβανόμενη πορεία φυσικών διεργασιών, είτε με την εκδήλωση απρόβλεπτων και συχνά ακραίων φυσικών φαινομένων. Φυσικών φαινομένων, όπως είναι οι σεισμοί, οι ηφαιστειακές εκρήξεις, οι πλημμύρες, οι κατολισθήσεις, η εκδήλωση των οποίων οφείλεται σε πολύπλοκες αλληλεπιδράσεις μεταξύ διεργασιών που συμβαίνουν στη λιθόσφαιρα, την υδρόσφαιρα και την ατμόσφαιρα.

Η εκδήλωση τέτοιων ακραίων φυσικών φαινομένων μπορεί να αποτελέσει απειλή για το περιβάλλον και την ανθρώπινη ύπαρξη. Στην περίπτωση αυτή τα ακραία φυσικά φαινόμενα αναφέρονται ως **φυσικοί κίνδυνοι**, η εξέλιξη των οποίων μπορεί να οδηγήσει τελικά σε μια καταστροφή. Ο χαρακτηρισμός **φυσική καταστροφή** προκύπτει με βάση τις συνέπειες του φαινομένου απέναντι στην ανθρώπινη ύπαρξη και όχι με βάση το φαινόμενο που τις προκαλεί. Μια κατολίσθηση αποτελεί ένα φυσικό φαινόμενο, ένα φυσικό κίνδυνο. Ωστόσο, δεν θεωρείται καταστροφική όταν εκδηλώνεται σε μια ακατοίκητη περιοχή, ή όταν δεν προκαλεί ζημιές ή καταστροφές σε υποδομές και κατοικίες, ή όταν δεν επηρεάζει ή μεταβάλλει την κατάσταση του φυσικού περιβάλλοντος, ακόμα και όταν εκδηλώνεται μεγάλης έκτασης κατολίσθηση. Αποτελεί ένα γεγονός επιστημονικού ενδιαφέροντος και μόνο. Η θεώρηση των φυσικών καταστροφών γίνεται κάτω από το πρίσμα των



επιπτώσεων που έχει κυρίως στο ανθρώπινο περιβάλλον και εκείνο που ενδιαφέρει την ανθρώπινη κοινωνία είναι η αντιμετώπιση των φυσικών καταστροφών κατά τον αποτελεσματικότερο τρόπο.

Ο Οργανισμός Ηνωμένων Εθνών το 1992, όρισε τις φυσικές καταστροφές ως «σοβαρές διαταραχές στη λειτουργία της κοινωνίας, οι οποίες προκαλούν εκτεταμένες ανθρώπινες, υλικές ή περιβαλλοντικές απώλειες που υπερβαίνουν την ικανότητα της κοινωνίας να τις αντιμετωπίσει με ίδιους πόρους» (UN-DHA, IDNDR, 1992).

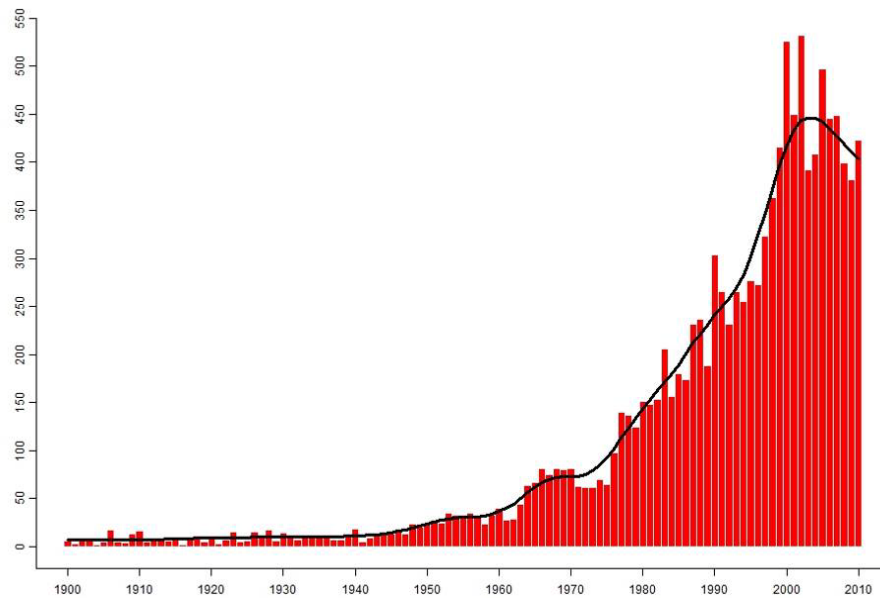
Μια τυπολογική ταξινόμηση των φυσικών καταστροφών όπως παρουσιάζεται από την οργάνωση της Παγκόσμιας Βάσης Δεδομένων Φυσικών Καταστροφών, δίνεται στον Πίνακα 1.1. Διαχωρίζονται πέντε (5) κατηγορίες: Βιολογικές, Γεωφυσικές, Υδρολογικές, Μετεωρολογικές, Κλιματολογικές.

Πίνακας 1.1 Ταξινόμηση Φυσικών Καταστροφών (EM-DAT, 2010)

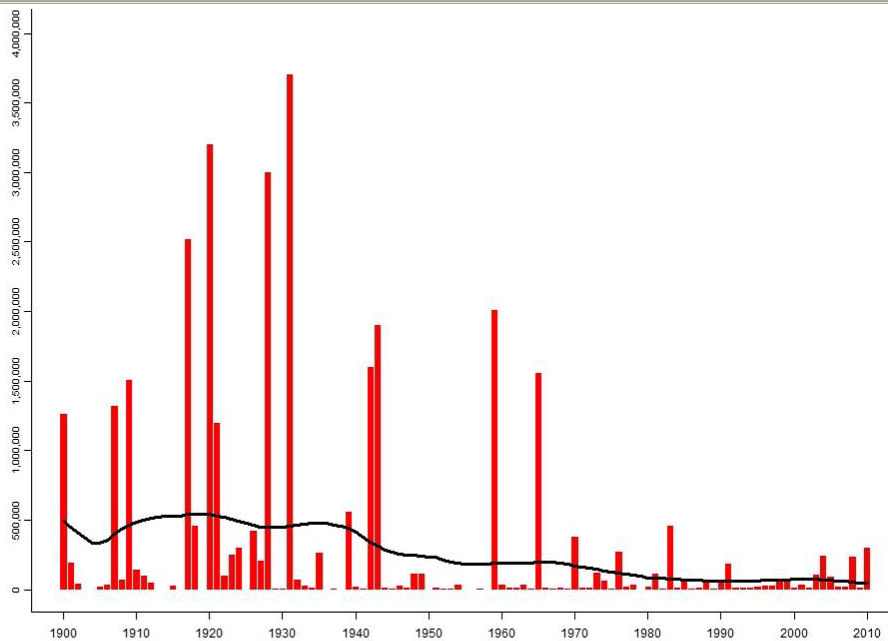


Ανάμεσα στις Γεωφυσικές και Υδρολογικές φυσικές καταστροφές συγκαταλέγονται: οι σεισμοί, οι πλημμύρες, οι κατολισθήσεις, οι ηφαιστειακές εκρήξεις, οι διαβρώσεις των ακτών, οι καθιζήσεις ή οι διογκώσεις των εδαφών, οι κυκλώνες, κ.α. Σύμφωνα με στοιχεία της Παγκόσμιας Βάσης Δεδομένων Φυσικών Καταστροφών για το έτος 2010, καταγράφηκαν 385 φυσικές καταστροφές με 275.000 χαμένες ανθρώπινες ζωές, επηρεάζοντας 217.0 εκατομμύρια άλλους, και οικονομικές ζημιές αξίας 123.9 \$ δισεκατομμυρίων δολαρίων (EM-DAT, 2010) (Σχήματα 1.1, 1.2, 1.3).





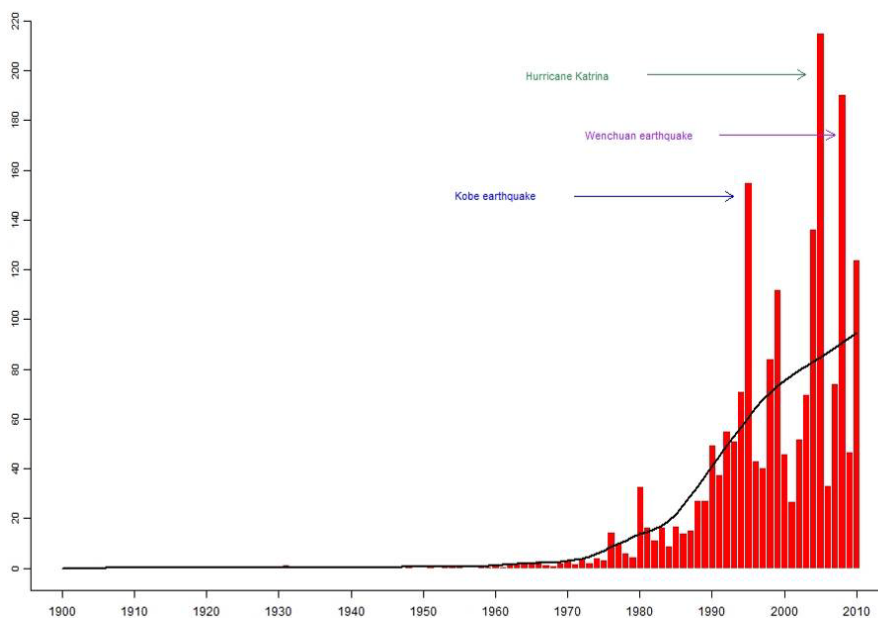
Σχήμα 1.1 Γράφημα με το συνολικό αριθμό των φυσικών καταστροφών που καταγράφηκαν σε παγκόσμια κλίμακα για την περίοδο 1900-2010 (EM-DAT, 2010).



Σχήμα 1.2 Γράφημα με το συνολικό αριθμό των χαμένων ανθρώπινων ζώων σε παγκόσμια κλίμακα για την περίοδο 1900-2010 (EM-DAT, 2010).

Από τη δεκαετία του 1950 και μετέπειτα, διακρίνεται μια εντυπωσιακή αύξηση του αριθμού των φυσικών καταστροφών σε παγκόσμια κλίμακα με αντίστοιχη αύξηση των

οικονομικών ζημιών και του κόστους. Μια τέτοια καταγραφή δικαιολογείται, αν σκεφτεί κανείς ακριβώς του ότι η σχετική αποτίμηση αφορά στις επιπτώσεις των φυσικών καταστροφών στο ανθρώπινο περιβάλλον το οποίο αναπτύσσεται με αντίστοιχα υψηλούς ρυθμούς. Ο αριθμός των εκδηλούμενων φυσικών κινδύνων, με την έννοια που ειπώθηκε προηγουμένα, διατηρείται σταθερός.



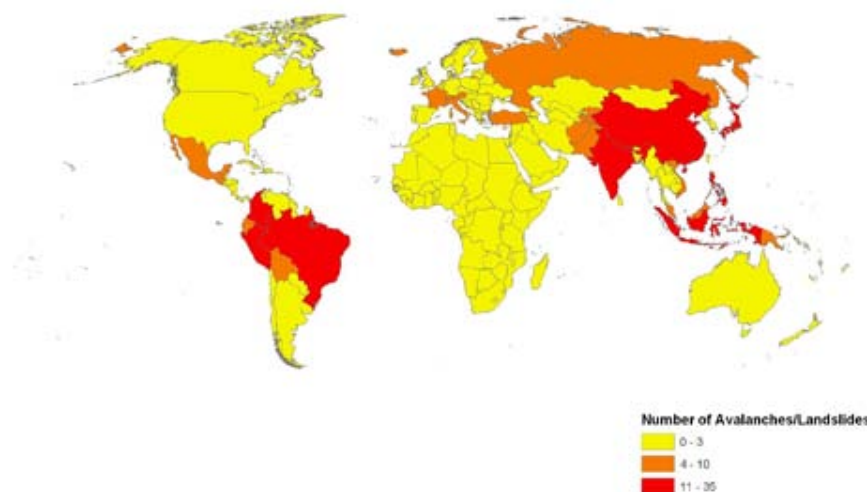
Σχήμα 1.3 Γράφημα με το συνολικό οικονομικό κόστος σε παγκόσμια κλίμακα για την περίοδο 1900-2010 (EM-DAT, 2010). Ο άξονας των y παρουσιάζει το οικονομικό κόστος σε δις δολάρια.

Στο πεδίο των γεωφυσικών και υδρολογικών καταστροφών ανήκουν τα κατολισθητικά φαινόμενα, τα οποία αναφέρονται ως μη αναμενόμενες και συνήθως απρόβλεπτες μετακινήσεις ασταθών επιφανειακών στρωμάτων, αποτελώντας έναν από τους πιο συχνούς φυσικούς κινδύνους με σημαντικότερες συνέπειες σε ανθρώπινες ζωές, με κοινωνικό κόστος και με ανυπολόγιστες οικονομικές επιπτώσεις.

Κατά τον *Hutchinson* (1995), οι κατολισθήσεις αποτελούν το αποτέλεσμα της εξέλιξης προοδευτικών ή ακραίων φαινομένων που συμβαίνουν στην επιφάνεια της γης και που οφείλονται στη δράση γεωλογικών, γεωμορφολογικών, κλιματολογικών διαδικασιών αλλά και στην αρνητική επίπτωση των ανθρώπινων ενεργειών και δραστηριοτήτων.

Παρότι τα κατολισθητικά φαινόμενα έχουν σημαντική επίπτωση στην κοινωνία και το περιβάλλον, η σοβαρότητά τους συχνά υποεκτιμάται, μιας και οι επιπτώσεις τους θεωρούνται ότι είναι αποτέλεσμα της διαδικασίας ενεργοποίησης άλλων φαινομένων, όπως είναι τα αποτελέσματα που προκύπτουν μετά από σεισμούς, ηφαιστειακές εκρήξεις,

πλημμυρικά φαινόμενα, και συνεπώς συνεκτιμώνται κατά την αποτίμηση των επιπτώσεων των κύριων φαινομένων (Schuster, 1996). Ωστόσο, αποτελούν ένα διεθνές πρόβλημα το οποίο ευθύνεται για το θάνατο χιλιάδων ανθρώπων και καταστροφών κόστους δεκάδων δισεκατομμυρίων δολαρίων κάθε χρόνο, εξαιτίας ακριβώς της συνδυαστικής δράσης που έχει με άλλα ακραίας έντασης φυσικά φαινόμενα. Σύμφωνα με στοιχεία της Παγκόσμιας Βάση Δεδομένων Φυσικών Καταστροφών, τα κατολισθητικά φαινόμενα αποτελούν το 10% των φυσικών καταστροφών σε παγκόσμια κλίμακα, η γεωγραφική εξάπλωση των οποίων εκτείνεται σε μείζονες περιοχές της βόρειας, κεντρικής και νότιας Αμερικής, της νότιας και κεντρικής Ευρώπης καθώς επίσης σε μεγάλες ορεινές ζώνες της νότιας Ασίας (Σχήμα 1.4).

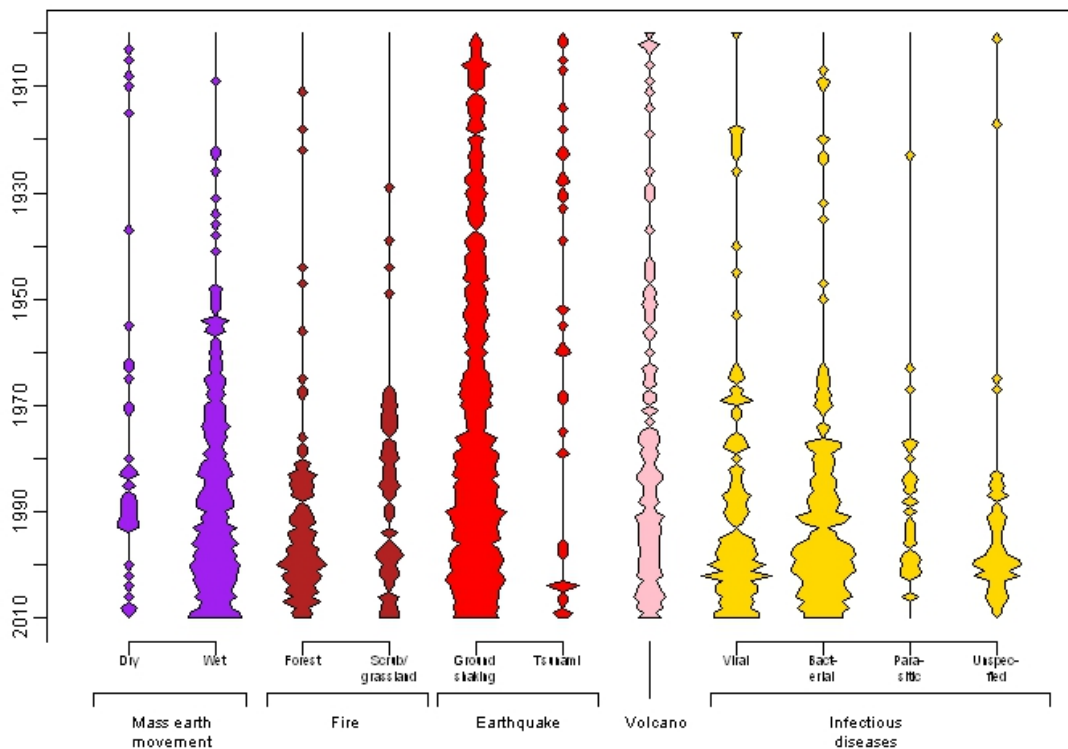


Σχήμα 1.4 Παγκόσμιος Χάρτης Κατολισθητικής Επικινδυνότητας (EM-DAT, 2010). Αφορά το χρονικό διάστημα 1974-2003.

Ο αριθμός των εκδηλωμένων κατολισθητικών φαινομένων ακολουθεί μια αυξητική τάση, ανάλογη με εκείνη των εκδηλωμένων καταστροφικών φαινομένων σε παγκόσμια κλίμακα (Σχήμα 1.5). Η συνεχής πληθυσμιακή αύξηση και αστικοποίηση, κυρίως στις αναπτυσσόμενες χώρες, επιφέρει μετακίνηση πληθυσμού και συνακόλουθα διατάραξη του φυσικού περιβάλλοντος, η οποία εκτείνεται ολοένα και περισσότερο σε πρηνή με κατολισθητική επιδεκτικότητα. Στις περιοχές αυτές εντείνεται η οικιστική δραστηριότητα, κατασκευάζονται νέα έργα υποδομής, εντείνεται ακόμα περισσότερο η μεταλλευτική, λατομική και γενικότερη βιομηχανική δραστηριότητα που συχνά συνοδεύεται από διατάραξη και εν μέρη υποβάθμιση του φυσικού περιβάλλοντος.

Η παρατηρούμενη αυξητική τάση ενισχύεται και από τη δράση άλλων φυσικών παραμέτρων, όπως η σημαντική αύξηση στην ένταση και τη διάρκεια των βροχοπτώσεων τα τελευταία χρόνια, οι έντονες μεταβολές στις κλιματολογικές συνθήκες, η γενικότερη

σεισμική, τεκτονική και ηφαιστειακή δραστηριότητα, η αύξηση των αποσθρωτικών και διαβρωτικών φαινομένων καθώς και οι καταστροφικές πυρκαγιές σε ορεινές ζώνες.



Σχήμα 1.5 Γράφημα, που παρουσιάζει αναλυτικά και για κάθε φυσική καταστροφή τη διακύμανση του συνολικού αριθμού των εκδηλωμένων συμβάντων, σε παγκόσμια κλίμακα για την περίοδο 1900-2010 (EM-DAT, 2010).

## 1.2 Η ΕΚΤΑΣΗ ΤΟΥ ΦΑΙΝΟΜΕΝΟΥ ΣΤΗΝ ΕΛΛΑΔΑ

Στον Ελληνικό χώρο τα κατολισθητικά φαινόμενα αποτελούν ιδιαίτερα συχνά φυσικά φαινόμενα, η εκδήλωση των οποίων οφείλεται στις γεωλογικές, τεκτονικές και κλιματικές διεργασίες που λαμβάνουν χώρα από το παρελθόν έως σήμερα, σε συνδυασμό βεβαίως με την άμεση και έμμεση ανθρώπινη δραστηριότητα. Στα πλαίσια της αυξημένης αστικοποίησης και της αύξησης στην κατασκευή τεχνικών έργων, η μέχρι και πριν από κάποια χρόνια πρακτική ήταν η μερική, ή ολική αγνόηση του τεχνικογεωλογικού περιβάλλοντος.

Από τις πρώτες δημοσιευμένες εργασίες με θέμα σχετικό με κατολισθητικά φαινόμενα στον Ελληνικό χώρο, ήταν η εργασία του Κτενά (1915). Αφορούσε στην εκδήλωση μιας κατολίσθησης στα Άσπρα Σπίτια Ολυμπίας. Στη συνταχθείσα σχετική τεχνικογεωλογική μελέτη υπήρχαν τοπογραφικά σκαριφήματα και γεωλογικές τομές καθώς και σχετικό κείμενο τεχνικογεωλογικής έκθεσης. Οι **Γεωλογικές Πληροφορίες** που

αποτυπώνονταν στα σκαριφήματα και τις γεωλογικές τομές της μελέτης, συνθέταν τη **Γεωλογική Γνώση** που αποτυπώνονταν στα συμπεράσματα και την ερμηνεία που έδινε ο Κτενάς για την εξέλιξη του φαινομένου των κατολισθήσεων στην περιοχή έρευνας.

Μια ανάλογη προσπάθεια πραγματοποιήθηκε από τον Γεωργαλά (1930), ο οποίος συνέταξε μια μελέτη εκτίμησης των οικονομικών επιπτώσεων για πέντε (5) οικισμούς που επλήγησαν από κατολισθητικά φαινόμενα για την περίοδο 1925-1929.

Οι εκθέσεις που συντάχθηκαν την περίοδο εκείνη καθώς και εκείνες των επόμενων δεκαετιών, ως τα τέλη του 60', αφορούσαν σε εκθέσεις κυρίως περιγραφικές, με απλή καταγραφή των συμβάντων και του περιβάλλοντος, με ελάχιστη αξιολόγηση των πρωτογενών δεδομένων (Πυργιώτης, 1997). Χαρακτηριστικό παράδειγμα του ύφους των τεχνικών εκθέσεων της περιόδου εκείνης αποτελούν οι εκθέσεις αξιολόγησης επισφαλών οικισμών που αναθέτει το Υφυπουργείο Ανοικοδόμησης σε ειδικές επιτροπές επιστημόνων κατά την περίοδο μετά τον Β' Παγκόσμιο πόλεμο (Μαρίνος, 1964).

Ωστόσο, συστηματική μελέτη των κατολισθητικών φαινομένων όπου διαπιστώνεται αξιολόγηση των πρωτογενών δεδομένων και παραγωγή τεχνικών πληροφοριών, έχουμε την περίοδο δημιουργίας της Δ/νσης Τεχνικής Γεωλογίας στο Ι.Γ.Μ.Ε. (1974) εξέλιξη που πιστοποιείται με τη δημιουργία σειράς σχετικών εργασιών (Κουμαντάκης, 1975, Γκάσιος, 1979, Κούκης, 1980, Κούκης & Ρόζος, 1982, Κουμαντάκης, 1987).

Τις τελευταίες δυο (2) δεκαετίες στον Ελληνικό χώρο άρχισε να γίνεται μια πιο συστηματική έρευνα σε ότι αφορά την καταγραφή του φαινομένου των κατολισθήσεων και τη δημιουργία βάσης δεδομένων, τη διερεύνηση των παραμέτρων που υπεισέρχονται στο πρόβλημα, την παρουσίαση στατιστικά επεξεργασμένων στοιχείων καθώς και τη σύνταξη χαρτών επικινδυνότητας (Ζούρκας 1987, Πυργιώτης, 1997, Σκιάς, 1998, Ηλίας, 2000, Λαλιώτη & Σπανού, 2001, Μπηλιώνα, 2008, Βασιλειάδης, 2010).

Οι συνέπειες των κατολισθητικών φαινομένων επιβαρύνουν σημαντικά την Ελληνική κοινωνία και την Εθνική Οικονομία, ενώ σημαντικές θεωρούνται και οι αρνητικές επιπτώσεις στο περιβάλλον. Ωστόσο, θα πρέπει να τονιστεί ότι οι κατολισθήσεις, ως φυσικό καταστροφικό φαινόμενο, δεν έχουν μέχρι σήμερα αποτιμηθεί οικονομικά στον Ελληνικό χώρο, δεδομένου ότι το κόστος τους εντάσσεται στο γενικότερο πλαίσιο της κατασκευής - λειτουργίας των τεχνικών έργων και της αποκατάστασης των οικισμών (Κούκης & Ζιούρκας, 1989). Κατά βάση, η εκδήλωση ενός κατολισθητικού φαινομένου μπορεί να επιφέρει (Koukis & Ziourkas, 1991, Koukis et al., 1997):

- καταστροφές σε εθνικούς, περιφερειακούς, ή τοπικής σημασίας οδικούς άξονες, που προκαλούν με την σειρά τους παράπλευρες απώλειες στις μεταφορές, στην επικοινωνία και στο δομικό ιστό μιας οικιστικής περιοχής,
- καταστροφές σε μεγάλα ή μικρά τεχνικά έργα,
- καταστροφές σε οικισμούς, σε βιομηχανικές, αγροτικές ή τουριστικές εγκαταστάσεις,
- αλλοιώσεις στο περιβάλλον, όπως π.χ. σε λίμνες, σε ποταμούς, στη χλωρίδα (άμμεσα) και στην πανίδα (έμμεσα), απόφραξη ρευμάτων - ποταμών, πλήρωση λεκανών - ταμιευτήρων, αλλοίωση ποταμών με κορήματα και λάσπες, καταστροφή αγροτικής γης κ.ά.

Σύμφωνα με στοιχεία που αντλούνται από τις εκθέσεις του Ινστιτούτου Γεωλογικών & Μεταλλευτικών Ερευνών (ΙΓΜΕ) αλλά και του Κεντρικού Εργαστηρίου Δημοσίων Έργων (ΚΕΔΕ), το μεγαλύτερο ποσοστό των κατολισθητικών κινήσεων αναφέρεται σε οικιστικές περιοχές και οδικούς άξονες. Το πρόβλημα παρουσιάζεται εντονότερο στην Κεντρική και Δυτική Ελλάδα, καθώς επίσης και στις περιοχές της Πιερίας, της Ηλείας, της Μαγνησίας, της Εύβοιας, περιοχές οι οποίες χαρακτηρίζονται ως κλιματικά ευαίσθητες και μηχανικά ασταθείς (Σκιάς, 1998).

Κατά τους Κούκη & Ρόζο (1982) υπάρχει σαφής διαχωρισμός του Ελληνικού χώρου, αναφορικά με την κατανομή και συχνότητα των κατολισθητικών τάσεων, σε τρεις (3) ενότητες: Δυτική, Κεντρική και Ανατολική, διαπίστωση που επιβεβαιώνεται από τις μεταγενέστερες διατριβές των Ζιούρκα (1989) και Βασιλειάδη (2010). Στις ενότητες αυτές οι σχηματισμοί εντάσσονται σε γεωτεκτονικές ζώνες με χαρακτηριστική γεωμηχανική συμπεριφορά, απόκτημα της γεωτεκτονικής εξέλιξης και των αποσαθρωτικών και διαβρωτικών διεργασιών.

Ειδικότερα οι γεωλογικές και τεκτονικές δομές στον Ελληνικό χώρο που θεωρούνται ότι ευνοούν την εκδήλωση κατολισθητικών φαινομένων αποτελούνται από (Κούκης & Ρόζος, 1982, Ζιούρκας, 1989):

**Γεωλογικούς σχηματισμούς υψηλότερης μηχανικής αντοχής που καλύπτουν σχηματισμούς με μικρότερη μηχανική αντοχή.** Στους σχηματισμούς αυτούς κατατάσσονται οι συμπαγείς σχηματισμοί, οι οποίοι χαρακτηρίζονται από υψηλή διατμητική αντοχή, παρουσιάζουν αντίσταση στη διάβρωση και επιτρέπουν τη δημιουργία πρανών με μεγάλη μορφολογική κλίση.

**Εναλλαγές στρωμάτων που έχουν διαφορετικές τιμές παραμέτρων μηχανικής αντοχής.** Χαρακτηριστικό παράδειγμα τέτοιων σχηματισμών αποτελεί ο φλύσχης, όπου οι

κατολισθήσεις ευνοούνται περαιτέρω εξαιτίας της επιλεκτικής δράσης των διαβρωτικών και αποσαθρωτικών συνθηκών.

*Δομές που επηρεάζονται από την τεκτονική δραστηριότητα.* Αφορά στους σχηματισμούς οι οποίοι παρουσιάζονται να έχουν χαλαρωμένη δομή από αυτή που παρουσιάζουν οι υποκείμενοι γεωλογικοί σχηματισμοί.

Κατά τον Ζιούρκα (1989), ο οποίος αποτύπωσε με τη χρήση στατιστικών δεικτών τη θεωρητική προσέγγιση σε ότι αφορά την κατολισθητική επιδεκτικότητα των γεωλογικών σχηματισμών, η συχνότητα των εκδηλωμένων κατολισθήσεων στην Ελλάδα φτάνει το 36% στη λιθολογική ενότητα του Φλύσχη και το 30% στην ενότητα που περιλαμβάνει τα Νεογενή και τις Μολλασικές εμφανίσεις. Ακολουθούν με 16% οι τεταρτογενείς αποθέσεις, όπου συμμετέχουν κυρίως τα πλευρικά κορήματα των κλιτύων, ενώ σε μικρό ποσοστό εντοπίζονται κατολισθητικά φαινόμενα στις ενότητες των μεταμορφωμένων σχιστωδών, ανθρακικών και των ηφαιστειακών πετρωμάτων (Πίνακας 1.2).

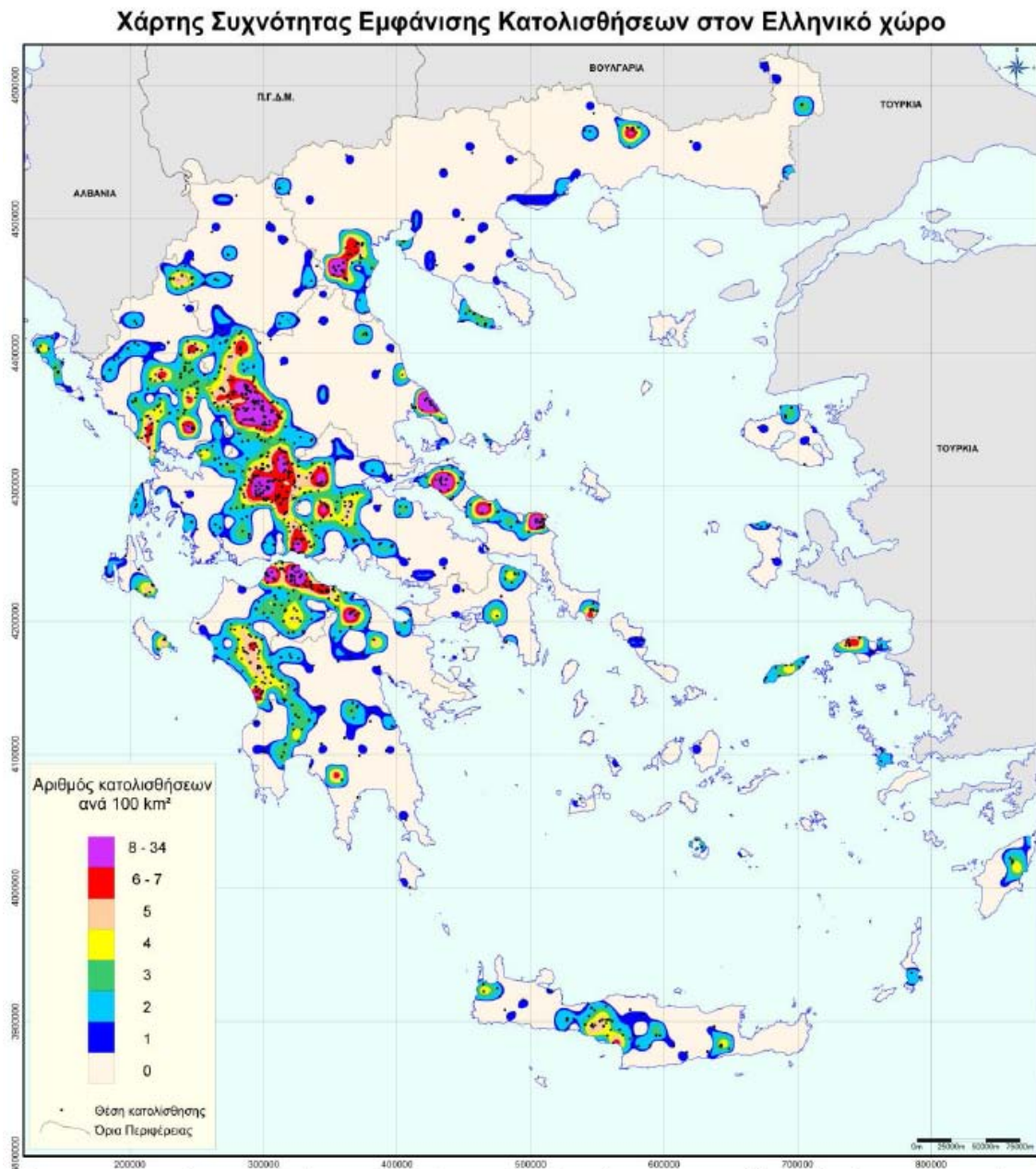
Πίνακας 1.2 Κατανομή συχνότητας κατολισθήσεων σε διαφορετικές λιθολογικές ενότητες

Λιθολογικές Ενότητες	Συχνότητα Κατολισθήσεων (%)	Ποσοστό έκτασης (%)	Σχετική συχνότητα κατολισθήσεων
Ηφαιστειακά πετρώματα	2.75	12.58	2.20
Μεταμορφωμένα σχιστώδη πετρώματα	8.61	18.35	4.80
Ανθρακικά πετρώματα	3.62	19.50	1.90
Στρώματα σειράς μετάβασης προς το φλύσχη	3.00	1.22	25.00
Φλύσχη	35.58	8.48	42.80
Νεογενή – Μολάσσεις	30.21	24.00	12.80
Τεταρτογενείς αποθέσεις	16.23	15.87	10.40

(Ζιούρκας 1989, από την αρχειοθέτηση 802 κατολισθήσεων από τον Ελλαδικό χώρο).

Αποτυπώνοντας τη στατιστική προσέγγιση και δίνοντας τη χωρική διάσταση του φαινομένου των κατολισθήσεων στον Ελλαδικό χώρο, ο Βασιλειάδης (2010) παρουσίασε τη γεωγραφική κατανομή των κατολισθήσεων, όπου διακρίνονται σαφώς περιοχές με αυξημένη πυκνότητα κατολισθητικών συμβάντων κυρίως στην κεντρική και δυτική Ελλάδα (Σχήμα 1.6).





Σχήμα 1.6 Γεωγραφική κατανομή κατολισθητικών φαινομένων στον Ελλαδικό χώρο (Βασιλειάδης, 2010).

### 1.3 ΟΙ ΠΡΟΣΠΑΘΕΙΕΣ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗΣ ΤΟΥ ΦΑΙΝΟΜΕΝΟΥ ΤΩΝ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΣΕΩΝ

Ήδη από τη δεκαετία του 90' υπήρξε ζωνρό ενδιαφέρον στη διεθνή επιστημονική κοινότητα για τη διερεύνηση των κατολισθητικών φαινομένων, κυρίως εξαιτίας του αυξανόμενου ενδιαφέροντος για τις κοινωνικο - οικονομικές επιπτώσεις αλλά και την



αυξανόμενη πίεση σε ότι αφορά την ανάπτυξη και την αστικοποίηση του περιβάλλοντος (Aleotti & Chowdhury, 1999). Η ανακήρυξη, από τα Ηνωμένα Έθνη, της δεκαετίας του 1990 - 2000, ως δεκαετίας για τη μείωση των φυσικών καταστροφών, (*International Decade for Natural Disaster Reduction (IDNDR)*), είχε θετική επίπτωση στην ενθάρρυνση της επιστημονικής κοινότητας και όλων των εμπλεκόμενων φορέων για την εξεύρεση λύσεων σχετικών με το πρόβλημα των φυσικών καταστροφών, γεγονός που επηρέασε και τις εξελίξεις σε ότι αφορά τα κατολισθητικά φαινόμενα.

Η όλη προσπάθεια έχει πλέον στραφεί στην ανάπτυξη αποτελεσματικών στρατηγικών για την **πρόβλεψη και μείωση** των επιπτώσεων που έχουν τα κατολισθητικά φαινόμενα. Οι στρατηγικές αυτές διαφοροποιούνται σε σχέση με το παρελθόν όπου η αντιμετώπιση των φυσικών καταστροφών και της περιβαλλοντικής υποβάθμισης, στηριζόντουσαν σε στρατηγικές που είχαν να κάνουν με την εφαρμογή μέτρων αποκατάστασης και μόνο. Κατά τους *Guzzetti et al.* (1999), σε ότι αφορά τα κατολισθητικά φαινόμενα, οι επενδύσεις στον τομέα της πρόβλεψης και της πρόληψης, αποτελούν μέτρο περισσότερο αποδοτικό από ότι είναι οι επενδύσεις που πραγματοποιούνται κατά την εφαρμογή μέτρων μετρίασης των επιπτώσεων και των μέτρων αποκατάστασης. Οι ενέργειες πλέον όλων των εμπλεκόμενων φορέων, συντονίζονται με βάση τους στόχους που τέθηκαν από την ομάδα εργασίας της *UNESCO* κατά την δεκαετία του 90' και αφορούν (*United Nation, 1990-2000*):

- στην πρόβλεψη και ουσιαστικά στην αξιολόγηση της επικινδυνότητας απέναντι σε φυσικούς κινδύνους,
- στην αξιολόγηση της πιθανότητας εκδήλωσης ενός φυσικού κινδύνου,
- στην αξιολόγηση της έκθεσης σε κίνδυνο των κοινωνιών και του περιβάλλοντος,
- στη διάχυση της πληροφορίας της σχετικής με τις φυσικές καταστροφές,
- στην προσαρμογή αναπτυξιακού σχεδιασμού για το ευρύτερο περιβάλλον που κινδυνεύει,
- στην ανάπτυξη υποδομών έγκαιρης προειδοποίησης και στη δημιουργία στρατηγικών αντιμετώπισης των φυσικών καταστροφών.

Σε ότι αφορά την πρόβλεψη ενός κατολισθητικού φαινομένου αποτελεί τη συνισταμένη της αξιολόγησης όλων των φυσικών στοιχείων που καθορίζουν τόσο την πιθανή θέση εκδήλωσης, όσο και την έκταση και την ένταση του φαινομένου. Συγκεκριμένα, οι οποιοσδήποτε δράσεις θα πρέπει να έχουν ως στόχο την κατανόηση του **γιατί**, του **πότε**, του **πού** και του **πώς** θα συμβεί μια κατολίσηση.

#### 1.4 Η ΣΥΝΘΕΤΗ ΦΥΣΗ ΤΩΝ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΩΝ ΦΑΙΝΟΜΕΝΩΝ

Το φαινόμενο των κατολισθητικών κινήσεων δεν είναι μονοσήμαντο, αντιθέτως παρουσιάζεται ως ένα πολυμεταβλητό, χαοτικό σύστημα (Guzzetti *et al.*, 2005). Ένα σύστημα, το οποίο τροφοδοτείται από δεδομένα, η πλειονότητα των οποίων προέρχονται από την εξέλιξη των φυσικών - γεωλογικών διεργασιών που συντελούνται στο γεωπεριβάλλον. Το χαρακτηριστικό αυτό δεν επιτρέπει στον ερευνητή να ελέγξει και ουσιαστικά να πραγματοποιήσει, κάτω από ελεγχόμενες συνθήκες, ένα παρόμοιο συμβάν. Αυτό έχει σαν επακόλουθο η επιβεβαίωση των προβλέψεων για την τεχνικογεωλογική συμπεριφορά ενός γεωλογικού σχηματισμού, έναντι ενός ενδεχόμενου κινδύνου, να πετυχαίνεται κυρίως από την επιβεβαίωση των θεωρητικών παραδοχών και λιγότερο από τις πειραματικές διατάξεις, όπως συμβαίνει με άλλες επιστήμες. Συνεπώς, η εκτίμηση της πιθανότητας σε μια περιοχή να εκδηλωθούν κατολισθητικά φαινόμενα αποτελεί μια δύσκολη υπόθεση και το εάν θα εκδηλωθεί μια κατολίσθηση ή όχι, καθορίζεται από ένα σύνολο γεωλογικών, τεκτονικών, υδρολογικών και υδρογεωλογικών συνθηκών, κλιματολογικών και μορφολογικών χαρακτηριστικών, εδαφολογικών και συνθηκών βλάστησης, χρήσεων γης καθώς και τον βαθμό και την ένταση της ανθρώπινης παρέμβασης (Van Westen *et al.*, 2006).

Σε ότι αφορά τη διαχείριση του κινδύνου που σχετίζεται με τα κατολισθητικά φαινόμενα υπάρχουν δυο (2) βασικές πηγές αβεβαιότητας οι οποίες θεωρούνται ως οι πιο κυρίαρχες και σημαντικές. Η φυσική μεταβλητότητα, *natural variability – aleatory uncertainty* και η αβεβαιότητα λόγω έλλειψης γνώσης, *epistemic uncertainty* (Bardossy & Fodor, 2004).

Η φυσική μεταβλητότητα διαχωρίζεται σε δυο (2) υποκατηγορίες, τη χωρική και την χρονική. Η χωρική μεταβλητότητα συσχετίζεται με την εγγενή τυχαιότητα των φυσικών χαρακτηριστικών των διάφορων γεωλογικών σχηματισμών στο χώρο, ενώ ως χρονική μεταβλητότητα ορίζεται η τυχαιότητα των φυσικών διεργασιών που υπόκεινται οι γεωλογικοί σχηματισμοί στο χρόνο (Baecher & Christian, 2003).

Η αβεβαιότητα λόγω έλλειψης γνώσης αποδίδεται στην έλλειψη πρωτογενών δεδομένων, στην έλλειψη πληροφοριών σχετικά με συμβάντα και διεργασίες ή στην έλλειψη κατανόησης των αρχών που διέπουν τα φυσικά φαινόμενα. Διαφοροποιείται σε τρεις (3) υποκατηγορίες: την αβεβαιότητα του τεχνικογεωλογικού προσομοιώματος, την αβεβαιότητα ως προς τις παραμέτρους που λαμβάνονται υπόψη και την αβεβαιότητα ως προς το ακολουθούμενο μοντέλο πρόβλεψης.

Η αβεβαιότητα του τεχνικογεωλογικού προσομοιώματος οφείλεται στη μειωμένη γνώση την σχετική με τις τεχνικογεωλογικές συνθήκες που επικρατούν στην περιοχή έρευνας. Προκύπτει από την συνεκτίμηση των αβεβαιοτήτων που προκύπτουν από τις

διεργασίες συλλογής και επεξεργασίας των πρωτογενών δεδομένων: μετρητικά σφάλματα, ανομοιομορφία ή ανομοιογένεια δεδομένων, σφάλματα καταγραφής και επεξεργασίας, μη επαρκή αντιπροσωπευτικότητα των δειγμάτων.

Η αβεβαιότητα των παραμέτρων που επιδρούν στο φαινόμενο σχετίζεται με την ακρίβεια με την οποία μπορούν να εκτιμηθούν οι παράμετροι του τεχνικογεωλογικού προσομοιώματος. Η αβεβαιότητα των παραμέτρων οφείλεται στην ανακρίβεια εκτίμησης τιμών παραμέτρων που προκύπτουν από την εκτέλεση εργαστηριακών και επί τόπου δοκιμών, σε σφάλματα κατά τη διαδικασία εκτέλεσης των δοκιμών, σε σφάλματα βαθμονόμησης των συσκευών καθώς και στη λανθασμένη επιλογή παραμέτρων και τη συνακόλουθη στατιστική ανακρίβεια.

Η αβεβαιότητα του μαθηματικού μοντέλου αναφέρεται στη αδυναμία του επιλεγμένου μοντέλου πρόβλεψης να αναπαριστά με ακρίβεια το φυσικό φαινόμενο. Η αβεβαιότητα αποτυπώνει την αδυναμία του μοντέλου να προσομοιώνει την πραγματικότητα, ή την αδυναμία του ερευνητή να επιλέγει το βέλτιστο μοντέλο πρόβλεψης ή την έλλειψη γνώσης σε ότι αφορά τη συμπεριφορά του μοντέλου πρόβλεψης με το χρόνο.

Κατά τους *Aleotti & Chowdhury* (1999), υπάρχουν τρεις (3) βασικές ιδιαιτερότητες, οι οποίες θα πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά τη διαμόρφωση των σχετικών μοντέλων προσομοίωσης και πρόβλεψης του περιβάλλοντος, της τεχνικογεωλογικής συμπεριφοράς των γεωλογικών σχηματισμών καθώς και της εξέλιξης των κατολισθητικών φαινομένων, ιδιαιτερότητες που αφορούν:

- στην ασυνεχή φύση (στο χρόνο και στο χώρο) της εκδήλωσης των γεωλογικών αστοχιών,
- στη δυσκολία και στην αβεβαιότητα που εμπεριέχει η αναγνώριση των αιτών και των μηχανισμών ενεργοποίησης, καθώς και της εκτίμησης της σχέσης αίτιου – αποτελέσματος,
- στην έλλειψη ιστορικών στοιχείων που σχετίζονται με τη συχνότητα των γεωμορφολογικών διεργασιών που προετοιμάζουν και διαμορφώνουν συνθήκες που εύνουν την κατάλυση της ισορροπίας και την εκδήλωση αστοχίας.

Η αναποτελεσματική διαχείριση των ιδιαιτεροτήτων αυτών έχει ως επακόλουθο το φαινόμενο που εξετάζεται να προσομοιώνεται διαφορετικά από ότι εξελίσσεται. Ωστόσο, οι έρευνες που εστιάζονται στις φυσικές διεργασίες και τις επακόλουθες καταστροφές πάσης φύσεως αποδεικνύουν ότι, ακόμα κι αν υπάρχει αδυναμία πρόγνωσης για κάποιες από τις κατηγορίες καταστροφικών φαινομένων, αυτά δεν εκδηλώνονται τυχαία ούτε στο

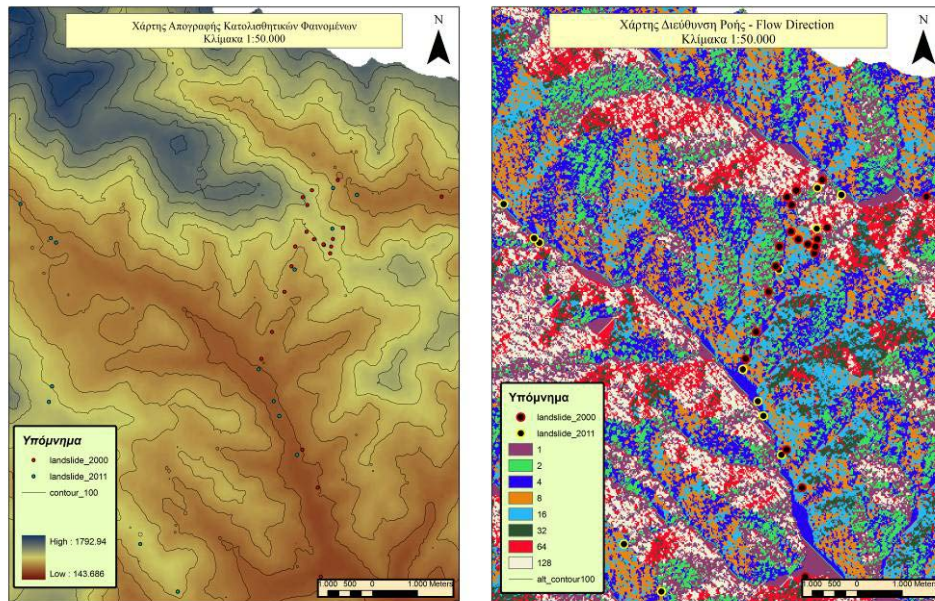
χώρο ούτε στο χρόνο. Κάθε φυσικό φαινόμενο, και στην προκειμένη περίπτωση, τα κατολισθητικά φαινόμενα εκδηλώνονται σε συγκεκριμένες περιοχές με συγκεκριμένο τρόπο και υπό συγκεκριμένες συνθήκες, άσχετα αν η πολυπλοκότητα της διαδικασίας που οδηγεί στην εκδήλωσή τους δεν επιτρέπει πάντα τον ακριβή προσδιορισμό του μηχανισμού και τον προγνωστικό χωροχρονικό εντοπισμό τους (Μαριολάκος *et al.*, 2007).

Η όλη προσπάθεια επικεντρώνεται στην εύρεση αποτελεσματικών τρόπων διαχείρισης του συνολικού όγκου των δεδομένων με τέτοιο τρόπο, ώστε να προκύπτει μια ποιοτική ή ποσοτική εκτίμηση της επικινδυνότητας μιας περιοχής έναντι των κατολισθητικών φαινομένων. Επιχειρείται η διαχείριση της **Γεωλογικής Πληροφορίας** με στόχο την εκτίμηση της εν γένει τεχνικογεωλογικής συμπεριφοράς των γεωλογικών σχηματισμών, έχοντας ως γνώμονα την επαναληψιμότητα και τη σταθερότητα των φυσικών διεργασιών που ευθύνονται για την κατάλυση της ισορροπίας και την εκδήλωση αστοχίας.

Κατά τον Van Westen (1997), ζητούμενο στη διαδικασία της εκτίμησης της επικινδυνότητας μέσω επαγωγικών ή εμπειρικών τεχνικών όπου αξιολογούνται χωρικά και χρονικά χαρακτηριστικά προηγούμενων περιπτώσεων αστοχίας, είναι (Σχήμα 1.7):

- η δημιουργία χάρτου καταγραφής κατολισθήσεων,
- η αναγνώριση και χαρτογράφηση ενός συνόλου από γεωλογικούς και γεωμορφολογικούς παράγοντες που σχετίζονται έμμεσα ή άμεσα με την εκδήλωση αστοχίας,
- η εκτίμηση της σπουδαιότητας του κάθε παράγοντα με την απόδοση ενός συντελεστή βαρύτητας,
- η συνεκτίμηση των ανωτέρω για τον προσδιορισμό ενός δείκτη που να αντιπροσωπεύει τον βαθμό επικινδυνότητας.

Σε γενικές γραμμές, η ποιότητα του αποτελέσματος της εκτίμησης του βαθμού της επικινδυνότητας εξαρτάται από την ποιότητα, την ποσότητα και το είδος των πρωτογενών δεδομένων αλλά και από την επιλογή των τεχνικών και των μεθόδων που εφαρμόζονται για την ανάλυσή τους (Fell *et al.*, 2008). Η διερεύνηση των μεθόδων και η ανάπτυξη νέων τεχνικών αποτελεί το κεντρικό ζητούμενο της έρευνας που διεξάγεται σε διεθνές επίπεδο και αφορά στην παρούσα διδακτορική διατριβή (Van Westen *et al.*, 2006, Σακελλαρίου *et al.*, 2010, Tsangaratos *et al.*, 2011).



Σχήμα 1.7 Χάρτης καταγραφής κατολισθητικών φαινομένων και χάρτης διεύθυνσης ροής (τμήμα της περιοχής έρευνας της παρούσης διατριβής).

## 1.5 ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟ ΤΗΣ ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗΣ ΔΙΑΤΡΙΒΗΣ

Αντικείμενο της παρούσης διατριβής αποτέλεσε η ανάπτυξη ενός ολοκληρωμένου πλαισίου διαχείρισης δεδομένων και η διαμόρφωση της σχετικής μεθοδολογικής προσέγγισης. Επιδίωξη ήταν ο καθορισμός και η αποτύπωση της συμπεριφοράς των γεωλογικών σχηματισμών στο ενδεχόμενο ενεργοποίησης κατολισθητικών φαινομένων. Αξιοποιώντας την ιδιαιτερότητα των κατολισθητικών φαινομένων, που χαρακτηρίζονται για την επαναληψιμότητα και τη σταθερότητα των φυσικών διεργασιών που ευθύνονται για την κατάλυση της ισορροπίας και την εκδήλωση αστοχίας, διαμορφώθηκαν μια σειρά από **μοντέλα πρόβλεψης που δύναται να εκπαιδεύονται και μέσω της μάθησης να προβλέπουν καταστάσεις και συμπεριφορές**. Ενεργοποιήθηκαν αλγόριθμοι και τεχνικές της τεχνολογίας της Μηχανικής Μάθησης, μέσω των οποίων πραγματοποιείται μια διαφορετική διαχείριση των δεδομένων και των πληροφοριών με την εφαρμογή κατάλληλων τεχνικών. Η επιτυχία που παρουσιάζει η μεθοδολογική προσέγγιση σε ότι αφορά τη διαχείριση των πρωτογενών τεχνικογεωλογικών και μορφολογικών δεδομένων, οφείλεται στο ότι:

- δεν απαιτεί την ύπαρξη ενός στατιστικού μοντέλου και δεν προχωρά στη διαμόρφωση καμίας υπόθεσης σε ότι αφορά τη φύση και την κατανομή των δεδομένων,



- επιτρέπει τη διαχείριση περιγραφικών και αριθμητικών μεταβλητών,
- ξεπερνά το πρόβλημα της ύπαρξης μικρού αριθμού διαθέσιμων δεδομένων εκπαίδευσης, της ύπαρξης θορύβου στα δεδομένα, της χωρικής και χρονικής μεταβλητότητας, δηλαδή της υποβαθμισμένης ποιότητας και της μικρής ποσότητας των αρχικών δεδομένων.

Το αποτέλεσμα της έρευνας προτίθεται να επιφέρει μια πληρέστερη κατανόηση της φύσης και του μηχανισμού εξέλιξης των κατολισθητικών φαινομένων και να επιστημάνει την αξία των τεχνικών και μεθόδων της Εξόρυξης Δεδομένων στην αντιμετώπιση γεωλογικών προβλημάτων.

## 1.6 ΕΠΙΣΤΗΜΟΝΙΚΗ ΠΡΩΤΟΤΥΠΙΑ ΤΗΣ ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗΣ ΔΙΑΤΡΙΒΗΣ

Η παρούσα διατριβή επιχειρεί να διαχειριστεί με συστηματικό τρόπο το σύνολο των δεδομένων και την αβεβαιότητα που σχετίζεται με τη διερεύνηση της τεχνικογεωλογικής συμπεριφοράς των γεωλογικών σχηματισμών σε ότι αφορά τα κατολισθητικά φαινόμενα. Παρουσιάζει ένα ολοκληρωμένο πλαίσιο διαχείρισης των δεδομένων και την εφαρμογή μοντέλων πρόβλεψης που στηρίζονται στις τεχνικές και τις μεθόδους της Μηχανικής Μάθησης.

Κομβικά σημεία και παράλληλα καινοτόμες διαδικασίες που αναγνωρίστηκαν και αναπτύχθηκαν στα πλαίσια της ερευνητικής φάσης της παρούσης διατριβής, αποτελούν:

- Η διαμόρφωση ενός συνόλου εκπαίδευσης, ελέγχου και επικύρωσης με εισαγωγή στην κατολισθητική βάση δεδομένων, θέσεων ευστάθειας, θέσεων με ισχνή πιθανότητα να αστοχήσουν. Η κατολισθητική βάση δεδομένων αρχικώς αφορούσε αποκλειστικά θέσεις προγενέστερων αστοχιών. Με τον εμπλουτισμό της βάσης δεδομένων με θέσεις ευστάθειας περιγράφονται και οι δυο (2) καταστάσεις που δύναται να καταγραφούν στην περιοχή έρευνας, αυξάνοντας την ικανότητα μάθησης των μοντέλων πρόβλεψης. Η παρούσα διατριβή παρουσίασε μια συγκεκριμένη διαδικασία **εμπλουτισμού, enrichment**, η οποία στηρίζεται στην αρχή της **ομοιότητας** και στην γενικότερη θεώρηση ότι **παρόμοιες συνθήκες παράγουν παρόμοια αποτελέσματα**. Η εκτίμηση της **ομοιότητας** πραγματοποιείται με τον προσδιορισμό μιας μετρικής απόστασης, μετρική *Mahalanobis*, μεταξύ των διαθέσιμων δεδομένων και των ιδιαίτερων χαρακτηριστικών τους.
- Η διαμόρφωση μιας επαναληπτικής διαδικασίας για την **εκπαίδευση** των μοντέλων πρόβλεψης με την αξιοποίηση των συνόλων εκπαίδευσης και ελέγχου, που ως

στόχο είχε την επιλογή των παραμέτρων που εξασφαλίσουν τη βέλτιστη απόδοσή τους.

- Τρεις (3) πρωτότυπες μεθοδολογίες εκτίμησης της επιδεκτικότητας έναντι κατολισθητικών φαινομένων, όπου προκύπτουν αντίστοιχα ισάριθμα μοντέλα πρόβλεψης, τα οποία ενσωμάτωναν αλγόριθμους και μεθόδους της Μηχανικής Μάθησης.

Ως γενική διαπίστωση, η οποία και αποτυπώνεται στη διατριβή, ήταν η δυνατότητα των αλγορίθμων και των τεχνικών της Εξόρυξης Δεδομένων στη διαχείριση γεωλογικών προβλημάτων. Με τη βοήθεια της τεχνολογίας των Γεωγραφικών Συστημάτων Πληροφοριών, επισημάνθηκε ότι είναι δυνατή η επίλυση αυτού του είδους των προβλημάτων σαν εναλλακτική πρόταση στην ποσοτική και ποιοτική μελέτη ενός σχετικού φαινομένου με τη χρήση συμβατικών μαθηματικών και φυσικών μοντέλων.



## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2<sup>ο</sup>:**

# **Η ΑΞΙΑ ΤΗΣ ΓΕΩΛΟΓΙΚΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ ΤΗΣ ΓΕΩΛΟΓΙΚΗΣ ΓΝΩΣΗΣ**

---

*"Engineering Geology is the science devoted to the investigation, study and solution of the engineering and environmental problems which may arise as the result of the interaction between geology and the works and activities of man as well as to the prediction and of the development of measures for prevention or remediation of geological hazards."*

**(IAEG statutes, 1992)**

---

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Η ΑΞΙΑ ΤΗΣ ΓΕΩΛΟΓΙΚΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ ΤΗΣ ΓΕΩΛΟΓΙΚΗΣ ΓΝΩΣΗΣ

### 2.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

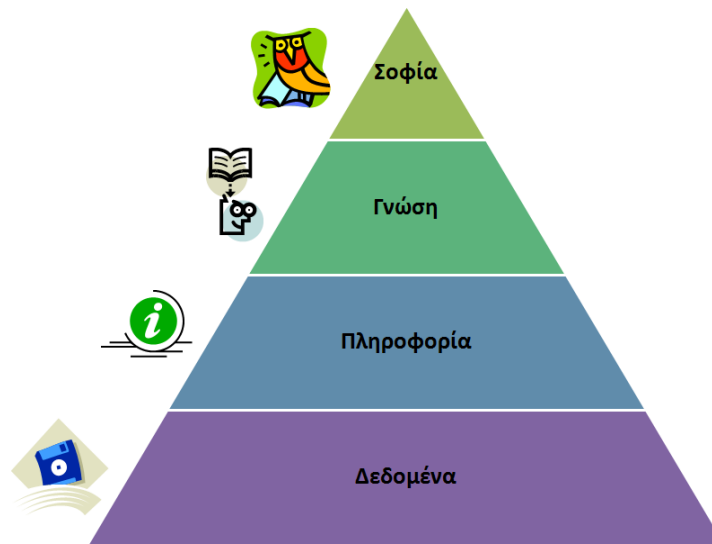
Στο κεφάλαιο αυτό επιχειρείται να δοθεί μια συνοπτική παρουσίαση της αξίας που έχει η διαχείριση της γεωλογικής πληροφορίας σε μελέτες διερεύνησης των κατολισθητικών φαινομένων και πώς αυτή αποτυπώνεται σε χάρτες κατολισθητικής επιδεκτικότητας. Συγκεκριμένα, ορίζονται οι έννοιες, δεδομένα, πληροφορία, γνώση και σοφία, παρουσιάζεται η διαδικασία μετατροπής των δεδομένων σε πληροφορία και της πληροφορίας σε γνώση, ενώ επιχειρείται μια ιστορική αναδρομή στην οποία παρουσιάζεται το πώς η ανάγκη για πληρέστερη γνώση των τεχνικογεωλογικών συνθηκών διαμόρφωσε το επιστημονικό πεδίο της Τεχνικής Γεωλογίας.

### 2.2 Η ΕΝΝΟΙΑ ΤΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ ΤΗΣ ΓΝΩΣΗΣ

Οι έννοιες *δεδομένα, πληροφορία, γνώση, σοφία*, τις οποίες βρίσκουμε στη διαδικασία *Ανακάλυψης Γνώσης, Knowledge Discovery* ως έννοιες αναφέρονται στο ερευνητικό πεδίο της Επιστήμης της Πληροφορίας. Έχουν προκύψει πολλοί και διάφοροι ορισμοί όπου η βασική ορολογία που χρησιμοποιείται διαφέρει ανάλογα με το υπόβαθρο του εκάστοτε ερευνητή και τους συγκεκριμένους στόχους του (Zins, 2007). Μια από τις πρώτες αναφορές σχετική με την ιεραρχική δομή που ακολουθούν και τη σύνδεση που έχουν μεταξύ τους αυτές οι έννοιες, γίνεται από τους Zeleny (1987) και Ackoff (1989) (Σχήμα 2.1).

Σύμφωνα με τους Zeleny (1987) και Ackoff (1989), τα *δεδομένα* αποτελούν μη - οργανωμένα και μη - επεξεργασμένα γεγονότα, που σχετίζονται με αντικείμενα με φυσική υπόσταση ή συμβάντα που εντοπίζονται στον πραγματικό κόσμο. Αποτελούν μετρήσιμες τιμές των μεταβλητών και παραμέτρων που περιγράφουν αντικείμενα ή συμβάντα, ενώ χαρακτηρίζονται ως «στατικά», αφού μετά την καταγραφή τους δεν διαφοροποιούνται.

Για τη μετατροπή των *δεδομένων* σε *πληροφορία* απαιτείται ένα πλαίσιο αναφοράς και ένα εννοιολογικό πεδίο που να επιτρέπει την ερμηνεία τους. Η *πληροφορία*, αποτελεί ένα σύνολο *δεδομένων* που έχουν υποστεί κάποιας μορφής επεξεργασία και μορφοποίηση. Σε αντίθεση με τα «στατικά» δεδομένα, η *πληροφορία* έχει νόημα, σκοπό και συνάφεια.



Σχήμα 2.1 Ιεραρχική δομή δεδομένων, πληροφοριών, γνώσης και σοφίας.

Τα δεδομένα μετατρέπονται σε πληροφορίες κυρίως μέσω πέντε (5) βασικών διαδικασιών (Davenport & Prusak, 1998):

- Την τοποθέτησή τους εντός ενός εννοιολογικού πλαισίου αναφοράς, το οποίο καθορίζεται με βάση τον λόγο και τον σκοπό για τον οποίον γίνεται η συλλογή των δεδομένων.
- Την πύκνωση ή τη συγκέντρωση των δεδομένων σε πιο περιεκτική μορφή, απαλείφοντας με αυτό τον τρόπο τις άχρηστες λεπτομέρειες.
- Τη στατιστική ή πιθανολογική ανάλυση των δεδομένων.
- Την κατηγοριοποίηση ή ταξινόμηση των δεδομένων σε συγκεκριμένους τύπους ή κατηγορίες.
- Την επεξεργασία των δεδομένων, π.χ. τη διόρθωση, δηλαδή τη διαδικασία εξάλειψης σφαλμάτων.

Σε ότι αφορά τη γνώση, αυτή αποτελεί την πληροφορία που έχει υποστεί μια σειρά ειδικών ελέγχων για την εξακρίβωση και πιστοποίησή της. Στηρίζεται σε πληροφορίες οι οποίες οργανώνονται, συντίθενται ή συνοψίζονται ώστε να ενισχυθεί η κατανόηση και η επίγνωση τους. Η γνώση, αναδεικνύει τη σημαντικότητα της πληροφορίας, συσχετίζοντάς τη με αξιοποιήσιμα συμπεράσματα (Benet & Benet, 2004).

Οι συνήθεις ερωτήσεις σχετικά με τα *δεδομένα* και τις *πληροφορίες* αφορούν στο «**ποιος**», στο «**τι**», στο «**πού**» και στο «**πότε**», ενώ οι ερωτήσεις που αναφέρονται στη *γνώση* αφορούν κυρίως στο «**πώς**» και στο «**γιατί**».

Για να φτάσουμε στη *σοφία* απαιτείται συλλογισμός, *reasoning*, ο οποίος αποτελεί αναπόσπαστο συστατικό της διεργασίας που ονομάζουμε Νοημοσύνη. Ο συλλογισμός είναι η διαδικασία κατά την οποία χρησιμοποιούμε την υπάρχουσα *γνώση* για να εξάγουμε συμπεράσματα ή να συνάγουμε κάτι που γνωρίζουμε. Αποτελεί την προσπάθεια εντοπισμού της λογικής συνάφειας δύο (2) ή περισσότερων κρίσεων και την εξαγωγή ενός συμπεράσματος, το οποίο αποτελεί λογική συνέχεια των κρίσεων αυτών. Θεωρείται η ικανότητα να αναγνωρίζει κανείς την αλήθεια και να προβαίνει σε ορθές κρίσεις με βάση την προϋπάρχουσα γνώση, εμπειρία και διορατικότητα (*Leibowitz, 2003*).

Ειδικότερα η *γνώση* αποτελεί κατά μια έννοια, την εξοικείωση την οποία αποκτά κανείς με ένα αντικείμενο ή ένα φαινόμενο, τη θεωρητική και πρακτική κατανόηση και περιλαμβάνει περιγραφές, γεγονότα, πληροφορίες ή δεξιότητες. Κατά τον *Αριστοτέλη*, η «*γνώση*» προκύπτει από μια ατέρμονη διαδικασία μάθησης και η οποία προϋποθέτει την κατανόηση των αιτιών, ενώ ο *Πλάτωνας* στο έργο του «*Μένων*» υποστηρίζει ότι η «*μάθηση*» και η «*γνώση*» στην πραγματικότητα είναι ανάμνηση από τη ζωή της ψυχής στον κόσμο της Αλήθειας, πριν εισέλθει στο σώμα του ανθρώπου, και ότι η ορθή πεποίθηση μπορεί να μετουσιωθεί σε *γνώση*, εάν εδραιωθεί μέσω της λογικής και της αιτίας (*Nonaka & Takeuchi, 1995*).

Στο επιστημονικό πεδίο της Ανάλυσης Χώρου πραγματοποιείται μια ανάλογη διαχείριση των χωρικών δεδομένων, δεδομένων που προσδιορίζονται γεωγραφικά. Τα χωρικά δεδομένα, με την εφαρμογή σχετικών διεργασιών, μετασχηματίζονται σε μορφές περισσότερο σαφείς και περιεκτικές, με αποτέλεσμα τη διαμόρφωση κατά την επεξεργασία τους, διαφορετικών εννοιών (*Bailey, 1990*).

Κατά τον *Κουτσόπουλο* (2002), η διαδικασία από *στοιχεία – δεδομένα* σε *πληροφορία* αποτελεί τη βασικότερη διεργασία Ανάλυσης Χώρου. Η *πληροφορία* που παράγεται στοχεύει στην ακριβέστερη περιγραφή συμβάντων και διεργασιών που εμπεριέχουν τη χωρική και χρονική διάσταση, καθώς και στη συστηματική διερεύνηση των χωρικών προτύπων και των χωρικών σχέσεων.

Η αξιολόγηση της *πληροφορίας* μέσω λογικών και αιτιακών πλαισίων αναφοράς, διαμορφώνει τη *γνώση* η οποία δύναται να επιφέρει βελτίωση στην ικανότητα πρόβλεψης και ελέγχου ενός συμβάντος ή μιας διεργασίας, αποτελώντας ένα κρίσιμο εργαλείο λήψης απόφασης.

### 2.3 Η ΕΝΝΟΙΑ ΤΗΣ ΓΕΩΛΟΓΙΚΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ ΤΗΣ ΓΕΩΛΟΓΙΚΗΣ ΓΝΩΣΗΣ

Κατά πλήρη αντιστοιχία με τα προηγούμενα, η **Γεωλογική Πληροφορία** αποτελεί το αποτέλεσμα των διεργασιών επεξεργασίας των πρωτογενών γεωμορφολογικών και τεχνικογεωλογικών Δεδομένων.

Ως **πρωτογενή Δεδομένα**, αποτελούν μη - οργανωμένα και μη - επεξεργασμένα στοιχεία που σχετίζονται με το γεωλογικό περιβάλλον, τα γεωλογικά φαινόμενα, τους γεωλογικούς σχηματισμούς και τις φυσικές διεργασίες. Αποτελούν μετρήσιμες τιμές φυσικών και μηχανικών παραμέτρων που αντιστοιχούν σε συγκεκριμένους γεωλογικούς σχηματισμούς. Αφορά σε δεδομένα που σχετίζονται με τις μορφολογικές συνθήκες, τη γεωλογική δομή, τη στρωματογραφική διάρθρωση, τεκτονική εξέλιξη, το υδρογεωλογικό καθεστώς καθώς και των αποτελεσμάτων από τις ερευνητικές εργασίες (στην ύπαιθρο και στο εργαστήριο). Η συλλογή των **πρωτογενών Δεδομένων**, επιχειρείται μέσα από:

- την επισκόπηση της βιβλιογραφίας, τη μελέτη των γεωλογικών χαρτών, των γεωτεχνικών αναφορών και μελετών, των περιβαλλοντικών μελετών, την εξέταση των αεροφωτογραφιών και δορυφορικών εικόνων, κ.α.,
- τη γεωλογική χαρτογράφηση των γεωλογικών δομών, των λιθολογικών σχηματισμών, των τεκτονικών χαρακτηριστικών και των ζωνών επικινδυνότητας,
- τη διερεύνηση μέσω τεχνικών δειγματοληψίας, και την εκτέλεση κατάλληλων επιτόπου και εργαστηριακών δοκιμών (για την εκτίμηση των φυσικών και μηχανικών ιδιοτήτων πετρωμάτων και εδαφών),
- τη γεωφυσική διερεύνηση μέσω της οποίας πετυχαίνεται ταχεία και οικονομική προκαταρκτική αναγνώριση των υπεδαφικών συνθηκών.

Η **Γεωλογική Πληροφορία** αποτυπώνεται πρωτίστως σε χάρτες, αναλογικούς ή ψηφιακούς, με την υιοθέτηση χαρακτηριστικών συμβόλων και τεχνικών, σε διαγράμματα και πίνακες. Οι γεωλογικοί και ειδικότερα οι τεχνικογεωλογικοί χάρτες αποτελούν το κύριο μέσο επικοινωνίας και ροής της γεωλογικής πληροφορίας μεταξύ των διαφόρων επιστημών (Van Westen, 2004). Κατά τη μετατροπή των δεδομένων σε πληροφορία πραγματοποιούνται:

- η ομαδοποίηση των γεωλογικών σχηματισμών με βάση τη φυσική κατάσταση, τη γεωτεχνική συμπεριφορά και τους υδρογεωλογικούς χαρακτήρες,

- η αποτύπωση της επιφανειακής και υπόγειας κατανομής των γεωλογικών σχηματισμών και τεκτονικών χαρακτηριστικών,
- η αποτύπωση της κατανομής της αντοχής και των άλλων φυσικομηχανικών χαρακτηριστικών όπως της υδροαπορροφητικότητας, της υδροπερατότητας, της ικανότητας σε παραμόρφωση, της χημικής σταθερότητας του εδάφους θεμελίωσης,
- η αποτύπωση του καθεστώτος κερματισμού και βαθμού αποσάθρωσης των πετρωμάτων,
- η αποτύπωση του υπόγειου νερού (στάθμη, ροή, ιδιότητες, κλπ),
- η περιγραφή των φυσικών καταστροφικών φαινομένων (κατολισθητικές τάσεις, σεισμική επικινδυνότητα, κλπ) που ενδεχομένως να εντοπίζονται στην ευρεία περιοχή του έργου,
- η αποτύπωση των πιθανά πλησιέστερων θέσεων απόληξης κατάλληλων υλικών, σε περίπτωση τεχνικών έργων μεγάλου ενδιαφέροντος.

Η **Γεωλογική Γνώση** αποτελεί το αποτέλεσμα της αξιοποίησης των **Γεωλογικών Πληροφοριών** και την απόδοσή τους με όρους μηχανικής πρακτικής κατά τη μελέτη και σχεδίαση οποιαδήποτε τεχνικού έργου (Σοφιανός & Μαρίνος, 1990). Η επιτυχής εφαρμογή προϋποθέτει τη διαμόρφωση της **Γεωλογικής Γνώσης** με μαθηματικές μεθόδους καθώς και την «αντικειμενική» απόδοση της **Γεωλογικής Γνώσης** (Bugaets et al., 1991).

Η αξιοποίηση της **Γεωλογικής Πληροφορίας** μπορεί να επιλύσει τόσο πρακτικά όσο και θεωρητικά ζητήματα που αφορούν στις γεωεπιστήμες. Ζητήματα που αφορούν σε μελέτες ευστάθειας πρανών, πρόβλεψης γεωλογικών κινδύνων (Rosenbaum & Culshaw, 2003, Koumantakis et al., 2005), εκτίμησης των υδρογονανθράκων ή των υδροφόρων αποθεμάτων (Mukerj et al., 2001, Schon, 2004), εκτίμηση της γεωτεχνικής συμπεριφοράς της βραχώμαζας και των εδαφικών σχηματισμών (Tzamos & Sofianos, 2006, 2007, Pila et al. 2009), εκτίμηση καταλληλότητας για την κατασκευή υπόγειων χώρων για διάφορες χρήσεις (Benardos & Kaliampakos, 2006, Koumantakis et al., 2007), στη λήψη αποφάσεων σχετικών με το σχεδιασμό υπόγειων υποδομών (Panou & Sofianos, 2002a, 2002b) κ.α.

Κατά τους Wood & Curtis (2004), στις περισσότερες περιπτώσεις, η **Γεωλογική Πληροφορία** παρέχεται ως ένα εκ των προτέρων στοιχείο, *a priori component*, μια βασική συνιστώσα της «συνάρτησης» που επιλύει οποιοδήποτε γεωπεριβαλλοντικό πρόβλημα. Η χρήση αξιόπιστων **Γεωλογικών Πληροφοριών** αποτελεί το κλειδί για την επιτυχή

εφαρμογή της λύσης που προτείνεται. Όπως σημειώνουν οι συγγραφείς, όταν η **Γεωλογική Πληροφορία** είναι λεπτομερής και ακριβής, τότε και μόνο τότε παίρνονται ορθολογικές αποφάσεις σε ότι αφορά κρίσιμα περιβαλλοντικά θέματα.

## 2.4 ΓΕΩΛΟΓΙΚΗ ΓΝΩΣΗ ΚΑΙ ΤΕΧΝΙΚΗ ΓΕΩΛΟΓΙΑ

Για να αναλογιστεί κανείς τη σπουδαιότητα της **Γεωλογικής Πληροφορίας** και της **Γεωλογικής Γνώσης**, θα πρέπει να εξετάσει τις συνθήκες που διαμόρφωσαν την ανάγκη για απόκτηση και ενσωμάτωσή τους στο πεδίο της Τεχνικής Γεωλογίας. Ως αφετηρία στη σχετική αναζήτηση αποτελεί η εποχή όπου η Γεωλογία εκφράζει τις θεμελιώδεις θεωρίες για τον τρόπο δημιουργίας της Γης, τη δομή και εξέλιξης του φλοιού της, τον τρόπο σχηματισμού των πετρωμάτων, οπότε και εδραιώνεται ως επιστήμη.

Η σύγχρονη Γεωλογία αναπτύσσεται στα τέλη του 17<sup>ου</sup> και στην αρχή του 18<sup>ου</sup> αιώνα, με σημείο αναφοράς τις εργασίες των *James Hutton* (1726–1797), *John Playfair* (1748-1819) και αργότερα του *Charles Lyell* (1797-1875). Οι εργασίες αυτές έθεσαν τη σύγχρονη Γεωλογία ανάμεσα στις άλλες επιστήμες, και ουσιαστικά μαζί με τη Βιολογία επέφεραν σημαντικές εξελίξεις στην επιστημονική σκέψη.

Ο *Hutton* θεωρείται ιδρυτής της σύγχρονης Γεωλογίας και επηρέασε σε μεγάλο βαθμό τη σκέψη πολλών μετέπειτα επιστημών διαφορετικών ειδικοτήτων, με την έκδοση της εργασίας του, «*Theory of the Earth*» (1785), στην οποία παρουσίασε για πρώτη φορά τη θεωρία του Ομοιομορφισμού. Κεντρικό ζήτημα της θεωρία του Ομοιομορφισμού, είναι η συνεχής και ομοιόμορφη διαδικασία εξέλιξης του γήινου φλοιού, η οποία ορίζει ότι "οι εξωτερικές και εσωτερικές διεργασίες που αναγνωρίζονται σήμερα λειτουργούν αδιάλειπτα και με τους ίδιους ρυθμούς σ' όλο το διάστημα της γεωλογικής ιστορίας της γης".

Ο *Abraham Werner* (1750-1817) υπήρξε ένας από τους πιο σημαντικούς γεωλόγους την εποχή της βιομηχανικής επανάστασης που με την εργασία του «*Short Classification and Description of Rocks*» (1787) υποστήριξε την ταξινόμηση των πετρωμάτων με βάση την ηλικία σχηματισμού τους και όχι με βάση την σύστασή τους. Επινόησε τον όρο **Γεώγνωση** (γνώση του γήινου περιβάλλοντος), για να ορίσει την επιστήμη που βασίζεται στην αναγνώριση της διαδοχής, θέσης και σχέσης των στρωμάτων που συνθέτουν τον γήινο φλοιό. Πίστευε ότι η **Γεώγνωση** θα πρέπει να στηρίζεται στα γεγονότα και όχι στη θεωρία.

Το 1802 ο *Playfair* εξέδωσε τη δική του εργασία με τίτλο “*Illustrations of the Huttonian Theory of the Earth*” που αποτελούσε περίληψη των αποτελεσμάτων της



δουλείας του *Hutton* και εδραίωσε ακόμα περισσότερο στον επιστημονικό χώρο τις αρχές του *Hutton*.

Από τις πρώτες αναφορές σχετικές με την αξιολόγηση των **Γεωλογικών Πληροφοριών** σε τεχνικά έργα και έργα υποδομής ανήκει στον *William Smith* (1769-1839), γνωστό ως «πατέρα της Αγγλικής Γεωλογίας», ο οποίος εξέδωσε τον εθνικό Αγγλικό Γεωλογικό χάρτη (Σχήμα 2.2) στα 1815 αποτελώντας ίσως τον πρώτο Τεχνικό Γεωλόγο. Με αφορμή την εξεύρεση κατάλληλων θέσεων για την κατασκευή διωρύγων στην Αγγλία, έγραψε:

“*Η φυσική διαδοχή των διαφόρων στρώσεων θα επιτρέψει στον μηχανικό να βρει τα καταλληλότερα υλικά, να επιλέξει την ιδανικότερη θέση, είτε αποκλείοντας θέσεις όπου εμφανίζονται ρέοντα εδάφη είτε προσπαθώντας να αντιμετωπίσει τη δυσμενή αυτή κατάσταση*” (*Provincial geology and the Industrial Revolution, Leucha Veneer*), περιγράφοντας αυτό που τα μετέπειτα χρόνια θα αποτελούσε τις βασικές αρχές της Τεχνικής Γεωλογίας.

Λίγο αργότερα, ο *Charles Lyell* με την έκδοση της τρίτομης εργασίας του *Principles of Geology* (1830), εδραίωσε τη θεωρία της Ομοιομορφίας στη Γεωλογία.



Σχήμα 2.2 Γεωλογικός χάρτης Μ. Βρετανίας – Ουαλίας 1815, *W.Smith*.

Η θεωρία αυτή αρχικά υπέθετε τη σταθερότητα των φυσικών νόμων, δηλαδή, οι διεργασίες που επηρέαζαν το γήινο περιβάλλον στο παρελθόν θα πρέπει να θεωρηθούν ότι είναι ακριβώς αυτές που δρουν και σήμερα (αποσάθρωση, διάβρωση, ηφαιστειογενή δράση, σεισμικότητα κ.α.). Μια ακόμα αρχή ήταν ότι οι φυσικές διεργασίες θα πρέπει να θεωρηθούν ότι είχαν την ίδια ένταση στο παρελθόν με αυτή που παρατηρούμε σήμερα.

Η συστηματική μελέτη και η αποσαφήνιση πολλών φυσικών διεργασιών της Γης ξεκίνησε στα μέσα του 18<sup>ου</sup> αιώνα, ενώ μια λογική αντίληψη και ενιαία άποψη για το σύνολο των γεωλογικών φαινομένων εμφανίστηκε μόλις στα μέσα του 20<sup>ου</sup> αιώνα. Ωστόσο, η αποδοχή εκείνη την εποχή των θεωριών που πρόσβευε η Γεωλογία μεταξύ των επιστημόνων, τους επέτρεπε να αναγνωρίζουν, να περιγράφουν και να ταξινομούν τους σχηματισμούς με βάση χαρακτηριστικά που έδειχνα μια συνέχεια και εμμονή, και τα οποία καθόριζαν τη συμπεριφορά τους.

## 2.5 Η ΑΞΙΟΠΟΙΗΣΗ ΤΗΣ ΓΕΩΛΟΓΙΚΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ Η ΕΞΑΓΩΓΗ ΓΕΩΛΟΓΙΚΗΣ ΓΝΩΣΗΣ

Η ανάγκη για μεγαλύτερη **Γεωλογική Πληροφόρηση** κάτω από ένα επιστημονικό πλαίσιο κατά τη θεμελίωση μεγάλων τεχνικών έργων, οδικών και σιδηροδρομικών δικτύων, διωρύγων, σιηράγγων, χώρων ταμείου νερού, αναγνωρίστηκε τον 18<sup>ο</sup> αιώνα στην Ευρώπη και τον 19<sup>ο</sup> αιώνα στη Β. Αμερική.

Η κατασκευή τέτοιων έργων πραγματοποιείται κυρίως στις πλουσιότερες χώρες της εποχής, όπως θεωρούνταν η Αγγλία, το Βέλγιο, η Γαλλία, η Γερμανία, η Ελβετία και Ηνωμένες Πολιτείες και εκεί κανείς θα έπρεπε να αναζητήσει τις πρώτες εφαρμογές της Τεχνικής Γεωλογίας. Σιδηρόδρομοι και σιηραγγες κατασκευάζονται με ταχύτατους ρυθμούς στην Αγγλία, με πιο διάσημη τη σιηραγγα *Box* (χρονολογία κατασκευής 1836-1841) που διανοίχτηκε μέσα σε μάργες, ιλύες και αργίλους όπου συναντώνται μεγάλες δυσκολίες, κυρίως εξαιτίας της εισροής νερού.

Στην ηπειρωτική Ευρώπη τη δεκαετία του 1830 κατασκευάζονται σιδηροδρομικές σιηραγγες στο Βέλγιο, στη Γαλλία και στη Γερμανία, ενώ στην Ελβετία η πρώτη σιηραγγα κατασκευάστηκε στο *Hauenstein* μεταξύ 1853-1858. Η εταιρεία που την κατασκεύασε προσέλαβε ως σύμβουλο γεωλόγο τον *Amanz Gressly* (1814-1865), ο οποίος θεωρείται ένας από τους θεμελιωτές της Στρωματογραφίας και της Παλαιοντολογίας. Οι γεωλογικές συνθήκες που είχε αποτυπώσει ο *Gressly* στη γεωλογική τομή που κατασκευάστηκε κατά τη διάρκεια των δειγματοληπτικών γεωτρήσεων της πρώτης σιηραγγας, *Hauenstein-*

*Scheitel*, επιβεβαιώθηκαν κατά τη διάρκεια της κατασκευής και αποτέλεσαν οδηγό για τη συνέχιση του έργου.

Στην περίπτωση της κατασκευής της σήραγγας *Hoosac* (χρονολογία κατασκευής 1851-1874) στην πόλη της Φλόριντας, μήκους 4.74 μιλίων, η περιορισμένη γεωλογική διερεύνηση, καθώς και η αρχική εσφαλμένη εκτίμηση, υπήρξαν βασικοί λόγοι για την πολύ μεγάλη καθυστέρηση και το αυξημένο κόστος. Οι Γεωλόγοι και Μηχανικοί του έργου υποστήριξαν ότι αυτό θα προχωρούσε χωρίς την παρουσία ιδιαίτερων προβλημάτων, την παρουσία εισροής υδάτων καθώς και συνάντησης ζωνών εδαφικών σχηματισμών με χαμηλές τιμές αντοχής. Υπολόγισαν να κοστίσει περί τα 2 εκατομμύρια \$ και ότι θα τελείωνε σε 4 ½ χρόνια. Τελικά χρειάστηκαν 23 χρόνια και πάνω από 17 εκατομμύρια \$ και δυστυχώς κατά τη διάρκεια κατασκευής χάθηκαν 195 ανθρώπινες ζωές.

Στα τέλη του 19<sup>ου</sup> αιώνα εμφανίζονται σχετικές αναφορές οι οποίες λαμβάνουν υπόψη τις γεωλογικές παρατηρήσεις και δεδομένα από την υπαίθρια και γεωτρητική έρευνα. Χαρακτηριστικά παραδείγματα αποτελούν οι εργασίες του *Deacon* (1896), όπου υπάρχει εκτίμηση των συνθηκών θεμελίωσης του φράγματος *Vygnwy* στην Κεντρική Ουαλία μετά την αξιολόγηση των δεδομένων από 117 γεωτρήσεις και 13 φρεάτια καθώς και του *Sandeman* (1901) όπου υπάρχει γεωτεχνική τομή με τα αποτελέσματα των εκσκαφών και της γεωτρητικής έρευνας κατά μήκος του άξονα του λιθόκτιστου φράγματος *Burrator*, στο *Devon* της Αγγλίας.

Την περίοδο αυτή έδρασε και ο *Grove Karl Gilbert* (1843-1918), ο οποίος υπήρξε ο πρώτος σύγχρονος γεωλόγος στη Β. Αμερική ο οποίος εισήγαγε τα μαθηματικά, τη φυσική και τη μηχανική στην επίλυση γεωλογικών προβλημάτων. Θεωρείται πρωτοπόρος στη μελέτη της δυνατότητας πρόγνωσης σεισμικών γεγονότων, μελέτησε ακόμα τη μεταφορά ιζημάτων και τη ροή εδαφών, καθώς και τη διαδικασία καθίζησης και αναδιάταξης των εδαφικών σχηματισμών με την επιβολή φορτίου.

Παράλληλα με την εφαρμογή των αρχών της Τεχνικής Γεωλογίας και την αξιοποίηση της **Γεωλογικής Πληροφορίας** στα μεγάλα κατασκευαστικά έργα, η Τεχνική Γεωλογία εισάγεται και στα Πανεπιστήμια της εποχής, όπου εξέχουσες προσωπικότητες διδάσκουν τη νέα επιστήμη. Ο καθηγητής *Warren J. Mead* (1883-1960), πρωτοπόρος στη διδασκαλία των εφαρμογών της γεωλογίας σε χιλιάδες μηχανικούς στα πανεπιστήμια *Wisconsin* και MIT, υπήρξε γνωστός για τις έρευνες πάνω στις ιδιότητες της βραχώμαζας και τους μηχανισμούς αστοχίας. Ως ειδικός σύμβουλος στην κατασκευή του φράγματος *Boulder-Hoover* στην Νεβάδα των Ηνωμένων Πολιτειών (χρονολογία κατασκευής 1935), διαμόρφωσε ένα πλαίσιο για την εκτίμηση της ελάχιστης υποστήριξης που απαιτούνταν κατά την κατασκευή σιηράγγων εκτροπής, γεγονός που μείωσε σημαντικά το κόστος κατασκευής του φράγματος.

Θεμελιώδης ήταν η προσφορά του *Kirk Bryan* (1888-1950) στην κατασκευή ταμιευτηρίων νερού. Αναγνώρισε τρεις (3) ευδιάκριτες **Γεωλογικές Πληροφορίες** τις οποίες θεωρούσε κρίσιμες και απαραίτητες στο σχεδιασμό και στη λειτουργία των τεχνικών έργων, οι οποίες αφορούσαν: α) στην εκτίμηση των φυσικών και μηχανικών ιδιοτήτων των γεωλογικών σχηματισμών, β) στην ευστάθεια και ανθεκτικότητα της βραχώμαζας και γ) στον έλεγχο της κυκλοφορίας και διήθησης του επιφανειακού και υπόγειου νερού.

Στις αρχές της δεκαετίας το 1930 αναγνωρίστηκε ακόμα περισσότερο η ανάγκη για μεγαλύτερη **Γεωλογική Πληροφόρηση** κατά τη θεμελίωση μεγάλων τεχνικών έργων. Σε αυτό βέβαια συνέβαλλε η αστοχία σημαντικών τεχνικών έργων και η εκδήλωση φυσικών καταστροφικών φαινομένων. Ένα τραγικό συμβάν που συνέβη το 1928, η αστοχία του φράγματος *St. Francis* στην Καλιφόρνια, όπου χάθηκαν 426 ανθρώπινες ζωές, προκάλεσε μεγάλη αίσθηση στην παγκόσμια επιστημονική κοινότητα (Σχήμα 2.3). Κατά τη μελέτη του φράγματος, δεν επιζητήθηκε να πραγματοποιηθεί γεωλογική διερεύνηση, με αποτέλεσμα να αγνοηθεί η παρουσία μυλονιτωμένης ζώνης και κροκαλοπαγών οριζόντων στο αριστερό αντέρεισμα. Αμέσως μετά την πλήρωση του φράγματος, το νερό λειτούργησε σαν “λιπαντικό” στη ζώνη μυλονιτώσεως, ενώ παράλληλα διέβρωσε το συνδετικό υλικό σε αυτήν. Όπως αναφέρει ο *Ransome* στο περιοδικό *Economic Geology* την εποχή εκείνη:



Σχήμα 2.3 Το φράγμα του *St. Francis* μετά την αστοχία. Πηγή: *Courtesy of the Santa Clarita Valley Historical Society*.

«Μέχρι στιγμής όπως μπορεί να διαπιστωθεί, δεν υπήρχε καμιά γεωλογική διερεύνηση στην περιοχή πριν την έναρξη κατασκευής του φράγματος... Το μάθημα που οι μηχανικοί πήραν από την καταστροφή, είναι ότι άσχετα με το πόση εμπειρία έχουν στην κατασκευή φραγμάτων ... δεν μπορούν με ασφάλεια να απαλλαχθούν από τη γνώση του χαρακτήρα και της δομής των παρακείμενων σχηματισμών, αυτή που ένας ειδικός αποκτά μόνο μέσα από τη γεωλογική διερεύνηση» (Ransome, 1928).

Την αξία της αξιοποίησης των δεδομένων και της πληροφορίας και τη διαμόρφωση γνώσης, επεσήμανε ο Αυστριακός *Karl Von Terzaghi*, (1929), μηχανολόγος, με σπουδές στη γεωγραφία και τη γεωλογία, «πατέρας» της εδαφομηχανικής. Ο *Terzaghi*, επικρίνει τη συνήθη πρακτική της σχεδίασης του τεχνικού έργου, με αξιολόγηση της πληροφορίας που προέκυπτε από τη στατιστική ανάλυση, όπου συνήθως λαμβάνονταν υπόψη οι μέσες τιμές και ειδικότερα σε μεταβλητές που παρουσιάζουν ένα μεγάλο εύρος τιμών. Συνέστησε οι σχεδιαστικοί παράμετροι να λαμβάνουν τιμές που χαρακτηρίζουν τις δυσμενέστερες συνθήκες, διαμορφώνοντας, με αυτή του την προτροπή, γνώση ως προς τις σχεδιαστικές παραμέτρους. Ωστόσο, αντιλαμβανόμενος ότι η πρακτική αυτή είναι ανεφάρμοστη σε πολλές περιπτώσεις εξαιτίας οικονομικοτεχνικών κριτηρίων, πρότεινε την προσέγγιση «μάθε καθώς προχωράς», *learn-as-you-go*. Ο *Peck* το 1969 κωδικοποίησε και έθεσε το θεωρητικό υπόβαθρο της προσέγγιση του *Terzaghi*, προτείνοντας τη μέθοδο «παρατήρησης», *observational method*, κατά την οποία ο σχεδιασμός επανεξετάζεται καθ' όλη τη διάρκεια της κατασκευής.

Ο *Terzaghi* θεωρείται από τους πρώτους ερευνητές που αντιλήφθηκε την μη τυχαία συμπεριφορά των κατολισθητικών φαινομένων. Συγκεκριμένα, στη μελέτη που εξέδωσε το 1950 σημειώνει (*Terzaghi, 1950*): Αν μια κατολίσθηση αντιμετωπίζεται από τον παρατηρητή ως ένα τυχαίο συμβάν που εκδηλώθηκε ξαφνικά, τότε θα ήταν περισσότερο ακριβές να θεωρούσαμε ότι οι παρατηρητές απλώς απέτυχαν στο να εκτιμήσουν το φαινόμενο, εξαιτίας του οποίου προκλήθηκε η αστοχία. Ο *Terzaghi*, επισημαίνει ότι ο μηχανισμός αστοχίας μπορεί να εκτιμηθεί και να προσδιοριστεί επακριβώς, με την απόκτηση σχετικών δεδομένων και πληροφοριών που αφορούν το φαινόμενο των κατολισθήσεων.

Στις αρχές της δεκαετίας του 50' κατανοείται η μεγάλη αξία των τεχνικογεωλογικών χαρτών. Η περίοδος αυτή σηματοδοτεί την αρχή της ανάπτυξης της τεχνικογεωλογικής χαρτογράφησης ειδικού σκοπού, όπου επιχειρείται οι γεωλογικές πληροφορίες να δίνονται κατά τέτοιο τρόπο ώστε να αποτελούν εργαλείο και βοήθημα στα χέρια των μηχανικών κατά τη σχεδίαση και κατασκευή των πάσης φύσεως τεχνικών έργων.



Κατά τον *Fookes* (1969), η τεχνικογεωλογική χαρτογράφηση και η κατασκευή ενός χάρτη στηρίζεται στην αξιολόγηση των δεδομένων που αφορούν στις φυσικές και μηχανικές ιδιότητες των γεωλογικών σχηματισμών, στην ποσότητα και το είδος των ασυνεχειών, στην έκταση και την ένταση των αποσαθρωτικών και διαβρωτικών φαινομένων καθώς και στις συνθήκες του υπόγειου υδροφορέα. Ο χάρτης που προκύπτει δίνει ποιοτική και ποσοτική πληροφόρηση, υποδιαιρώντας σε τεχνικογεωλογικές ενότητες την περιοχή έρευνας, ενότητες οι οποίες αντιπροσωπεύουν ζώνες με ομοιόμορφα χαρακτηριστικά.

Οι *Dearman & Matula* το 1976 (IAEG, 1976), δέχονται ότι οι πληροφορίες που θα δίνει ένας τεχνικογεωλογικός χάρτης, πρέπει:

- να είναι αυτές ακριβώς που χρειάζονται για τον ακριβή προσδιορισμό των γεωτεχνικών παραμέτρων του περιβάλλοντος αναφοράς του χάρτη,
- να παρουσιάζονται κατά τέτοιο τρόπο που να γίνονται εύκολα κατανοητές από ερευνητές άλλων επιστημονικών πεδίων,
- να διευκολύνουν την πρόβλεψη των μεταβολών που είναι δυνατόν να προκύψουν από την επίδραση της κατασκευής στο τεχνικογεωλογικό και υδρογεωλογικό περιβάλλον.

Η σπουδαιότητα της **Γεωλογικής Πληροφορίας** και της **Γεωλογικής Γνώσης** σε εφαρμογές των μεθόδων και πρακτικών της Τεχνικής Γεωλογίας μπορούν να συνοψισθούν και να διατυπωθούν σε τρεις (3) «εξισώσεις» που αποτελούν το κεντρικό σημείο της φιλοσοφίας της Τεχνικής Γεωλογίας, όπως έχει σήμερα διαμορφωθεί προς την κατεύθυνση της ασφάλειας και οικονομίας ενός τεχνικού έργου (*Ρόζος, 1989, Ρόζος & Τσιαμπάος, 1991*):

- Γεωλογικές και γεωτεχνικές ιδιότητες των γεωλογικών υλικών + Δομή της γεωλογικής «μάζας» = **Γεωτεχνικές ιδιότητες της γεωλογικής «μάζας».**
- Γεωτεχνικές ιδιότητες της γεωλογικής «μάζας» + Περιβαλλοντολογικές (κλιματικές κλπ.) συνθήκες = **Καθορισμός της ακριβούς θέσης της κατασκευής.**
- Καθορισμός της ακριβούς θέσης της κατασκευής + Μεταβολές που προκαλούνται στο γεωλογικό περιβάλλον από τις εργασίες κατασκευής = **Τελική μηχανική ανταπόκριση του εδάφους θεμελίωσης, στο υπόψη έργο.**

## 2.6 Η ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΓΕΩΛΟΓΙΚΗΣ ΓΝΩΣΗΣ

Κατά τους Wood & Curtis (2004), η μετάβαση από τα **Γεωλογικά Δεδομένα** στην **Γεωλογική Πληροφορία** προϋποθέτει τρία (3) βασικά στοιχεία:

- Τη συμβολή των *Εμπειρογνομόνων* και των *Ειδικών* για τη διαχείριση του συνόλου των πρωτογενών δεδομένων.
- Την ενσωμάτωση της αβεβαιότητας και των μέτρων εμπιστοσύνης στις **Γεωλογικές Πληροφορίες** που παράγονται.
- Η **Γεωλογική Πληροφορία** να εκφράζεται με ποσοτικούς όρους, ενώ στις περιπτώσεις όπου αποτυπώνεται ως ποιοτική πληροφορία ή αφορά σχετικές παραδοχές να είναι πλήρως καθορισμένες ώστε η αβεβαιότητα ή ο κίνδυνος να έχει εκτιμηθεί στο τελικό αποτέλεσμα.

Όταν υφίστανται και τα τρία (3) στοιχεία αυξάνεται η ποιότητα της **Πληροφορίας** που παράγεται και διαμορφώνεται πληροφορία με νόημα και μεγαλύτερη συνάφεια.

Για τη μετάβαση της **Γεωλογικής Πληροφορίας** σε **Γεωλογική Γνώση** απαιτείται η διαχείριση των **Γεωλογικών Πληροφοριών** σύμφωνα με ένα διαμορφωμένο θεωρητικό και μαθηματικό υπόβαθρο, του οποίου το σπουδαιότερο αποτέλεσμα είναι η συσχέτιση της πληροφορίας με αξιοποιήσιμα συμπεράσματα. Η ποιότητα της **Γνώσης** που παράγεται αντανακλά την κατανόηση του μηχανισμού που κινεί τη συμπεριφορά του περιβάλλοντος. Αυξημένη ποιότητα υπονοεί περισσότερο βέβαιη εκτίμηση της απόκρισης του περιβάλλοντος.

Η κατασκευή μοντέλων πρόβλεψης και προσομοίωσης, έχουν ως στόχο την αποτύπωση της **Γνώσης** με ποιοτικά και ποσοτικά χαρακτηριστικά, με την εφαρμογή των οποίων διενεργούνται οι απαραίτητοι ειδικοί έλεγχοι για την εξακρίβωση και την πιστοποίηση της Πληροφορίας. Μέσα από την κατασκευή των μοντέλων πρόβλεψης:

- Διευκολύνεται η κατανόηση του φαινομένου που εξετάζεται μιας και διατηρούνται μόνο τα χαρακτηριστικά που ενδιαφέρουν.
- Διευκολύνεται η επικοινωνία, η διάχυση της **Πληροφορίας** και της **Γνώσης**. Π.χ., ένας χάρτης στον οποίον παρουσιάζεται η κατολισθητική επικινδυνότητα δίνει περισσότερες πληροφορίες και αποτυπώνονται πιο ξεκάθαρα οι χωρικές συσχετίσεις, από μια απλή λεκτική περιγραφή της περιοχής έρευνας.



- Δημιουργούνται σενάρια και υποθέσεις εργασίας, κυρίως ως προς τη χρονική συνιστώσα των μεταβλητών που περιγράφουν το φαινόμενο που εξετάζεται. Π.χ., επιταχύνονται οι χωρικές μεταβολές, υποθετική επέκταση του οδικού δικτύου, υποθετική καταστροφή δασικής έκτασης, κ.α., προβλέποντας τη μελλοντική συμπεριφορά των γεωλογικών σχηματισμών που δομούν την περιοχή έρευνας στις ενδεχόμενες μεταβολές.

Σε ότι αφορά τη διερεύνηση των φαινομένων, όπως είναι τα φαινόμενα που συνοδεύουν τις φυσικές καταστροφές, στην περίπτωση μας τα κατολισθητικά φαινόμενα, η μετάβαση από τα πρωτογενή δεδομένα στην τελική γνώση επηρεάζεται από ορισμένα χαρακτηριστικά και ιδιαιτερότητες. Το θεωρητικό υπόβαθρο, μέσω του οποίου επιχειρείται η ανάλυση του φαινομένου των κατολισθήσεων, διαμορφώνεται υιοθετώντας κάποιες παραδοχές που συνοψίζουν τη γνώση των ειδικών (*Radbruch-Hall and Varnes, 1976; Varnes et al., 1984; Carrara et al., 1991; Hutchinson and Chandler, 1991; Hutchinson, 1995; Dikau et al., 1996; Turner and Schuster, 1996; Guzzetti et al., 1999a, Guzzetti, 2005*):

- οι κατολισθήσεις αφήνουν διακριτά σημάδια στην επιφάνεια της γης, τα περισσότερα από τα οποία μπορούν να αναγνωριστούν, να ταξινομηθούν και να χαρτογραφηθούν από εργασίες υπαίθρου ή από τη στερεοσκοπική ανάλυση αεροφωτογραφιών (*Rib and Liang, 1978; Varnes, 1978; Hansen, 1984; Hutchinson, 1988; Turner and Schuster, 1996*). Τα περισσότερα από τα σημάδια αφορούν αλλαγές στη μορφολογία και την εδαφική επιφάνεια. Επιπλέον οι γεωλογικές αστοχίες μπορούν να αντικατοπτρίζουν λιθολογικές, γεωλογικές, επιφανειακές ή υπεδαφικές αλλαγές.
- η τελική μορφολογική κατάσταση μιας γεωλογικής αστοχίας, δηλαδή το πως αποτυπώνεται στην επιφάνεια της γης, εξαρτάται από τον τύπο και το ρυθμό της κίνησης της γεωλογικής αστοχίας (*Pašek, 1975; Varnes, 1978; Hansen, 1984; Hutchinson, 1988; Cruden and Varnes, 1996; Dikau et al., 1996*). Σε γενικές γραμμές, παρόμοιοι γεωλογικοί τύποι αστοχιών προκαλούν παρόμοιες τελικές μορφολογικές καταστάσεις. Από την παρουσία των γεωλογικών αστοχιών, ένας ειδικός μπορεί να εξάγει ποιοτικές και ποσοτικές πληροφορίες σχετικές με το βαθμό της δραστηριότητας, την ηλικία και την έκταση της γεωλογικής αστοχίας.
- οι γεωλογικές αστοχίες δεν συμβαίνουν τυχαία. Είναι αποτέλεσμα της αλληλεπίδρασης των φυσικών διεργασιών και υπόκεινται σε μηχανικούς και φυσικούς νόμους που μπορούν να καθοριστούν εμπειρικά, στατιστικά ή ντετερμινιστικά (*Hutchinson, 1988; Crozier, 1986; Dietrich et al., 1995*). Η γνώση

που παράγεται κατά την εξέταση των γεωλογικών αστοχιών μπορεί να γενικευτεί (Aleotti and Chowdhury, 1999; Guzzetti et al., 1999a).

- οι γεωλογικές αστοχίες του παρελθόντος και του παρόντος αποτελούν δεδομένα για την πρόβλεψη μελλοντικών αστοχιών (Varnes et al., 1984; Carrara et al., 1991; Hutchinson, 1995; Aleotti and Chowdhury, 1999; Guzzetti et al., 1999).

Συνεπώς, το θεωρητικό υπόβαθρο και στη συνέχεια το μαθηματικό μοντέλο το οποίο συμμετέχει στην ερμηνεία του φαινομένου των κατολισθήσεων, στηρίζεται στις εξής τρεις (3) κρίσιμες παραδοχές (Varnes et al., 1984, Hutchinson, 1995, Guzzetti et al., 1999, Chanon et al., 2006):

- *στις θέσεις όπου έχουν στο παρελθόν καταγραφεί κατολισθητικά φαινόμενα παρουσιάζεται μεγάλη πιθανότητα να επανεμφανιστούν,*
- *οι θέσεις αυτές, οι οποίες περιγράφονται από συγκεκριμένες συνθήκες, μοιράζονται κάποια κοινά τεχνικογεωλογικά χαρακτηριστικά,*
- *παρόμοιες συνθήκες παράγουν παρόμοιες συμπεριφορές.*

Το φαινόμενο των κατολισθήσεων διαθέτει τα χαρακτηριστικά των προβλημάτων που βασίζονται στις πολλαπλές παρατηρήσεις και στις υποθέσεις αναφορικά με πιθανές συσχετίσεις. Η επίλυση των προβλημάτων αυτών στηρίζεται στην αναγνώριση και τη διαμόρφωση προτύπων και μοτίβων, στην επανάληψη της λύσης που προτείνεται με αξιολόγηση του αποτελέσματος με νέα δεδομένα και συνεχή βελτιστοποίησή της, στην υιοθέτηση λύσεων που λειτουργούν αποτελεσματικά, στην τροποποίησή τους και προσαρμογή στο πρόβλημα που μελετάται κ.α. Δημιουργούνται μοντέλα πρόβλεψης και προσομοίωσης, όπου επιχειρείται η επαλήθευση της θεωρίας που εξηγεί το φαινόμενο ,μέσα από μια διαδικασία εκπαίδευσης – μάθησης έχοντας ως τελικό στόχο την απόκτηση νέας γνώσης.

Στην πραγματικότητα, οι τεχνικές και οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται έχουν μαθηματικό υπόβαθρο. Ωστόσο, τα αποτελέσματα και τα συμπεράσματα δεν καθορίζονται μόνο από μαθηματικές εξισώσεις αλλά προκύπτουν από μια διαδικασία *Επαγωγικού Συλλογισμού*. Αποτελούν τεχνικές και μεθόδους που αξιοποιούν αλγόριθμους **Μηχανικής Μάθησης**, όπου ο αλγόριθμος, είτε κατασκευάζει μια συνάρτηση που απεικονίζει δεδομένες εισόδους σε γνωστές επιθυμητές εξόδους, είτε χρησιμοποιεί έναν εσωτερικό μηχανισμό ελέγχου για την αναζήτηση τάσεων ή μοτίβων που ακολουθούν τα δεδομένα εισόδου, είτε μαθαίνει μια ακολουθία ενεργειών και διαδικασιών για μια δεδομένη παρατήρηση.

Για την πληρέστερη κατανόηση του μηχανισμού μέσω του οποίου επιχειρείται η επίλυση ενός προβλήματος που σχετίζεται με ένα φαινόμενο, παρατίθεται ένα παράδειγμα χωρικού προσδιορισμού:

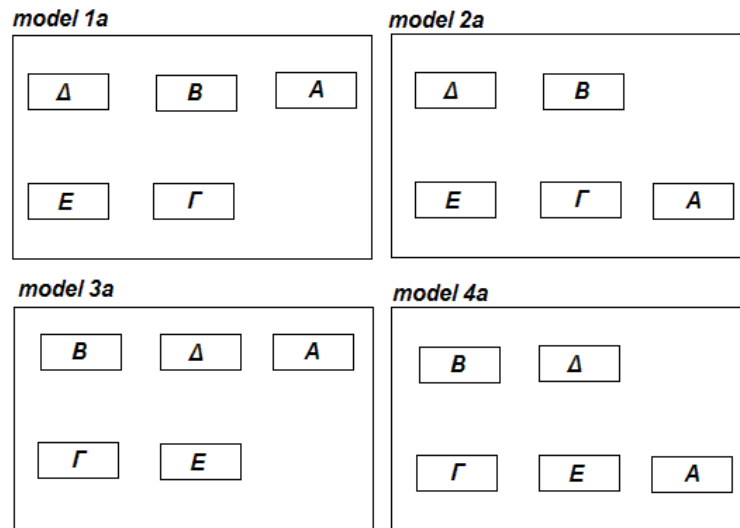
Έστω, ένα σύνολο πέντε (5) παρατηρήσεων, **A, B, Γ, Δ, E**, που βρίσκονται εντός ενός διανυσματικού χώρου **S**, τριών (3) διαστάσεων. Οι παρατηρήσεις αυτές, περιγράφονται από τρεις (3) μεταβλητές:

**Θέσης:** [ΠΑΝΩ], [ΚΑΤΩ], [ΔΕΞΙΑ], [ΑΡΙΣΤΕΡΑ]  
**Σχήματος:** [ΚΥΚΛΟΣ], [ΤΕΤΡΑΓΩΝΟ]  
**Χρώματος:** [ΚΟΚΚΙΝΟ], [ΠΡΑΣΙΝΟ]

Ζητείται να εκτιμηθεί η **θέση** και το **σχήμα** που έχει μια άγνωστη παρατήρηση **Z**, η οποία γνωρίζουμε ότι έχει **χρώμα** [ΚΟΚΚΙΝΟ], ενώ βρίσκεται [ΔΕΞΙΑ] της παρατήρησης **E**. Τα βασικά δεδομένα του προβλήματος, είναι τα ακόλουθα:

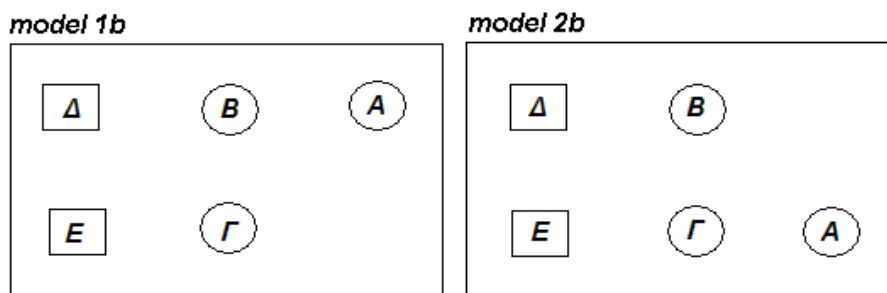
- η παρατήρηση **A** αποτελεί [ΚΥΚΛΟ], έχει χρώμα [ΠΡΑΣΙΝΟ] και βρίσκεται [ΔΕΞΙΑ] από την παρατήρηση **B** η οποία έχει χρώμα [ΠΡΑΣΙΝΟ] και αποτελεί και αυτή [ΚΥΚΛΟ]
- η παρατήρηση **Δ** αποτελεί [ΤΕΤΡΑΓΩΝΟ] έχει χρώμα [ΠΡΑΣΙΝΟ] και βρίσκεται [ΑΡΙΣΤΕΡΑ] από την παρατήρηση **A**
- η παρατήρηση **Δ** βρίσκεται [ΠΑΝΩ] από την παρατήρηση **E** η οποία έχει χρώμα [ΚΟΚΚΙΝΟ] και αποτελεί [ΤΕΤΡΑΓΩΝΟ]
- η παρατήρηση **Γ** η οποία έχει χρώμα [ΚΟΚΚΙΝΟ] και αποτελεί [ΚΥΚΛΟ] βρίσκεται [ΚΑΤΩ] από την παρατήρηση **B**

Σε πρώτη φάση αξιοποιώντας μόνο τη μεταβλητή της **θέσης** και αγνοώντας τις μεταβλητές που προσδιορίζουν το **σχήμα** και το **χρώμα**, διαμορφώνονται τέσσερα (4) πιθανά χωρικά μοντέλα που ικανοποιούν τις ανώτερες συνθήκες, και προκύπτει η πληροφορία (Σχήμα 2.4):



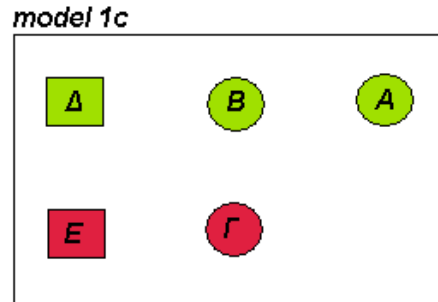
Σχήμα 2.4 Τα τέσσερα (4) πιθανά μοντέλα της 1ης φάσης.

Σε μια δεύτερη φάση, αξιοποιώντας και τη μεταβλητή που προσδιορίζει το **σχήμα** διαμορφώνονται δυο (2) πιθανά μοντέλα, τα οποία αποτυπώνουν την τάση οι παρατηρήσεις οι οποίες αποτελούν κύκλο να είναι συγκεντρωμένες στο δεξί τμήμα του διανυσματικού χώρου, Σχήμα 2.5.



Σχήμα 2.5 Τα δυο (2) πιθανά μοντέλα της 2ης φάσης.

Αξιοποιώντας και τη μεταβλητή του **χρώματος**, προκύπτει τελικά ένα πιθανό μοντέλο, Σχήμα 2.6.

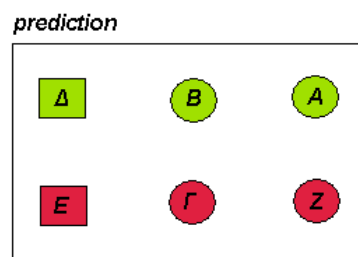


Σχήμα 2.6 Το πιθανότερο μοντέλο της 3ης φάσης.

Η αξιολόγηση του συνόλου των παρατηρήσεων επέτρεψε τη διαμόρφωση της πιο πιθανής διάταξης με τη βοήθεια της οποίας εξάγουμε μια σειρά από συμπεράσματα:

- Οι παρατηρήσεις που έχουν χρώμα **κόκκινο** βρίσκονται στο **κατώτερο** τμήμα του διανυσματικού χώρου και έχουν ίση πιθανότητα (1/2) να αποτελούν **κύκλο ή τετράγωνο**.
- Οι παρατηρήσεις που έχουν χρώμα **πράσινο** βρίσκονται στο **ανώτερο** τμήμα του διανυσματικού χώρου και έχουν αυξημένη πιθανότητα (2/3) να αποτελούν **κύκλο**.
- Οι παρατηρήσεις που αποτελούν **κύκλο** συγκεντρώνονται στο **δεξί** τμήμα του διανυσματικού χώρου, ενώ οι παρατηρήσεις που αποτελούν **τετράγωνο** συγκεντρώνονται στο **αριστερό** τμήμα.

Η άγνωστη παρατήρηση **Z** με βάση τα ανώτερα συμπεράσματα τοποθετείται στο **κατώτερο, δεξί** τμήμα του διανυσματικού χώρου, και με μεγάλη πιθανότητα αποτελεί **κύκλο**, Σχήμα 2.7.



Σχήμα 2.7 Το τελικό πιθανό μοντέλο.

Η δημιουργία του μοντέλου προσομοίωσης και πρόβλεψης βοήθησε στην ολιστική εξέταση του περιβάλλοντος. Ουσιαστικά, προτάθηκε μια λύση η οποία προέκυψε από την εξέταση ενός συνόλου παρατηρήσεων ακολουθώντας μια **ερευνητική διαδικασία** που περιελάμβανε την αρχική **διάσπαση του προβλήματος σε δυο (2)** και τη **βηματική επιλογή δράσης** για κάθε ένα από αυτά μέχρι την επίτευξη του στόχου. Σε ότι αφορά τη διάσπαση του προβλήματος, δημιουργήθηκε ένα υπο – πρόβλημα που επίλυε τη διάταξη των πέντε παρατηρήσεων και ένα υπο – πρόβλημα που επίλυε τον προσδιορισμό της χωρικής διάταξης που σχετίζεται με την παρατήρηση **Z**.

Κατά την ερευνητική διαδικασία το σύστημα “**μάθαινε**” τη **θέση**, το **σχήμα** και το **χρώμα** κάθε παρατήρησης και αποτύπωνε τη γνώση με τη δημιουργία των διαφορετικών μοντέλων. Μέσα από την **ολιστική εξέταση** οριοθετήθηκε, απλοποιήθηκε και οργανώθηκε η πραγματικότητα την οποία προσομοιώνει το μοντέλο, με στόχο τη διαμόρφωση των τελικών συσχετίσεων μεταξύ της θέσης, του σχήματος και του χρώματος. Με την προσθήκη και την εξέταση σε κάθε φάση μιας επιπλέον μεταβλητής, μειώθηκαν τα πιθανά μοντέλα πρόβλεψης καταλήγοντας σε ένα, που συνδύαζε το σύνολο των μεταβλητών.

Η μεθοδολογική προσέγγιση που παρουσιάζεται στα πλαίσια της παρούσης διατριβής, ήταν αποτέλεσμα της σύνθεσης των πρόσφατων ερευνητικών τάσεων και τεχνικών στις περιοχές της Τεχνητής Νοημοσύνης και ειδικότερα της Μηχανικής Μάθησης, της Εξόρυξης Γνώσης καθώς και των Γεωγραφικών Συστημάτων Πληροφοριών. Στο επόμενο κεφάλαιο θα παρουσιαστεί συνοπτικά το θεωρητικό υπόβαθρο των επιμέρους εργαλείων ανάλυσης.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3<sup>ο</sup>:

### ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΕΡΓΑΛΕΙΩΝ ΑΝΑΛΥΣΗΣ

---

*"In thinking about sources of uncertainty in engineering geology, one is left with the fact that uncertainty is inevitable. One attempts to reduce it as much as possible, but it must ultimately be faced. It is a well recognized part of life for the engineer. The question is not whether to deal with uncertainty, but how?"*

**HERBERT H. EINSTEIN AND GREGORY B. BAECHE (1982)**

*"I am more and more amazed about the blind optimism with which the younger generation invades this field, without paying attention to the inevitable uncertainties in the data on which their theoretical reasoning is based and without making serious attempts to evaluate the resulting errors."*

**KARL TERZAGHI (IN HIS LATEST YEARS)**

---



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΕΡΓΑΛΕΙΩΝ ΑΝΑΛΥΣΗΣ

### 3.1 ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ

Όπως έχει αναφερθεί, ένας από τους βασικότερους στόχους της παρούσης διατριβής είναι η κατανόηση του τρόπου λειτουργίας της Τεχνητής Νοημοσύνης και του τρόπου με τον οποίο αυτή, μέσω της Εξόρυξης δεδομένων αλλά και της χρήσης των Γεωγραφικών Συστημάτων Πληροφοριών, δύναται να επιλύσει προβλήματα που σχετίζονται με τη διερεύνηση της τεχνικογεωλογικής συμπεριφοράς των γεωλογικών σχηματισμών. Αρχικά λοιπόν δίνεται μια συνοπτική περιγραφή της Τεχνητής Νοημοσύνης, ενώ οι βασικές αρχές των γνωστικών αντικειμένων που μελετούνται στη διατριβή περιγράφονται στην παράγραφο που αναπτύσσεται η Εξόρυξη Δεδομένων.

Ο όρος Τεχνητή Νοημοσύνη (*Artificial Intelligence*) χρησιμοποιήθηκε για πρώτη φορά το 1956 από τον *John McCarthy* στα πλαίσια ενός συνεδρίου που ως θεματολογία είχε την αυτοματοποίηση της διαδικασίας απόδειξης θεωρημάτων και το σχεδιασμό μηχανών με τη χρήση νέων γλωσσών προγραμματισμού που θα βοηθούσαν αυτό το σκοπό. Ωστόσο, παρότι έχει περάσει περισσότερο από μισός αιώνας, ο ορισμός του τι είναι στην πραγματικότητα Τεχνητή Νοημοσύνη, δεν έχει αποδοθεί ακόμα ικανοποιητικά.

Η διαφωνία μεταξύ των μελών της επιστημονικής κοινότητας για το ποιες διεργασίες αποτελούν ενδείξεις νοημοσύνης, έχει σαν αποτέλεσμα την ανυπαρξία ενός ξεκάθολου ορισμού που να περιγράφει τη Τεχνητή Νοημοσύνη και η οποία δεν θα συγκρίνεται με την ανθρώπινη νοημοσύνη. Η διαφωνία αυτή δεν επιτρέπει τη διατύπωση ενός απλού συλλογισμού του σκοπού που επιτελεί η Τεχνητή Νοημοσύνη. Ο *John McCarthy* όρισε τον τομέα αυτόν ως «επιστήμη και μεθοδολογία της δημιουργίας νοούντων μηχανών», και ως νοημοσύνη θεώρησε το υπολογιστικό κομμάτι της ικανότητας επίτευξης στόχων. Οι διαφορετικές προσεγγίσεις και απόψεις υιοθετούν και διαφορετικούς ορισμούς και περιγραφές (*Russell & Norvig, 2003*), μερικές από τις οποίες φαίνονται στο Πίνακα 3.1.

Σύμφωνα με την *Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI)*, η Τεχνητή Νοημοσύνη μπορεί να οριστεί ως η επιστημονική κατανόηση των μηχανισμών της σκέψης και της ευφυούς συμπεριφοράς και της ενσωμάτωσης αυτών στα υπολογιστικά συστήματα.

Η Τεχνητή Νοημοσύνη μπορεί να οριστεί ως ο κλάδος της επιστήμης των Υπολογιστών, ο οποίος ασχολείται με τη σχεδίαση και την υλοποίηση συστημάτων που μιμούνται στοιχεία της ανθρώπινης συμπεριφοράς τα οποία υπονοούν έστω και

στοιχειώδη ευφυΐα: μάθηση, προσαρμοστικότητα, εξαγωγή συμπερασμάτων, κατανόηση από συμφραζόμενα, επίλυση προβλημάτων κλπ.

Πίνακας 3.1 Ορισμοί και περιγραφές για την TN (Russell & Norvig, 2003)

<p><b>Συστήματα που σκέφτονται όπως τα ανθρώπινα όντα</b></p> <p><i>Ο αυτοματισμός διεργασιών τις οποίες συναρτούμε με την ανθρώπινη σκέψη, όπως λήψη αποφάσεων, επίλυση προβλημάτων (Bellman, 1978).</i></p> <p><i>Η ενθουσιώδης νέα προσπάθεια να επιτύχουμε οι υπολογιστές να σκέφτονται... μηχανές με μυαλό με την κυριολεκτική έννοια του όρου (Haugeland, 1985).</i></p>	<p><b>Συστήματα που σκέφτονται ορθολογικά</b></p> <p><i>Η μελέτη πνευματικών διαδικασιών με χρήση την υπολογιστικών μοντέλων (Chamiak &amp; McDermott, 1985).</i></p> <p><i>Η μελέτη των υπολογισμών οι οποίοι καθιστούν δυνατή τη διαδικασία της αντίληψης, της λογικής και της δράσης (Winston, 1992).</i></p>
<p><b>Συστήματα που δρουν όπως τα ανθρώπινα όντα</b></p> <p><i>Η τέχνη της δημιουργίας μηχανών οι οποίες εκτελούν λειτουργίες που απαιτούν νοημοσύνη όταν γίνονται από ανθρώπους (Kurzweil, 1990).</i></p> <p><i>Η μελέτη του πως οι υπολογιστές θα κάνουν πράγματα στα οποία οι άνθρωποι είναι καλύτεροι αυτή τη στιγμή (Rich &amp; Knight, 1991).</i></p>	<p><b>Συστήματα που δρουν ορθολογικά</b></p> <p><i>Υπολογιστική Νοημοσύνη είναι η μελέτη του σχεδιασμού νοήμωνων πρακτόρων (Poole et al., 1998).</i></p> <p><i>Η Τεχνητή Νοημοσύνη μελετά την νοήμονα συμπεριφορά σε τεχνητές καταστάσεις (Nilsson, 1998).</i></p>

Ο τομέας της Τεχνητής Νοημοσύνης αποτελεί ένα ανοικτό πεδίο έρευνας, με ολοένα αυξανόμενο εύρος εφαρμογών, οι κυριότερες από τις οποίες είναι (Russell & Norvig, 2003, Luger & Stubblefield, 2004):

- αναζήτηση και επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων
  - απόδειξη θεωρημάτων, κ.α.,
- αντίληψη και κίνηση
  - επεξεργασία φυσικής γλώσσας,
  - όραση και αφή, κ.α.,
- μηχανική μάθηση,
  - έμπειρα συστήματα,
  - συστήματα γνώσης, κ.α.,
- αναπαράσταση γνώσης

Το ενδιαφέρον της παρούσης διατριβής επικεντρώνεται στο πεδίο της έρευνας της Τεχνητής Νοημοσύνης, που σχετίζεται με τη Μηχανική Μάθηση, όπου υπάρχουν δυο (2) κύριες προσεγγίσεις. Η Συμβατική / Συμβολική / Λογική Τεχνητή Νοημοσύνη (*conventional AI*) και η Υπολογιστική / Συνθετική Τεχνητή Νοημοσύνη (*computational AI*).

Η Συμβατική Τεχνητή Νοημοσύνη προσπαθεί να μοντελοποιήσει έννοιες, συλλογισμούς και αξιώματα, δηλαδή τον τρόπο που σκεφτόμαστε. Εμπλέκει μεθόδους Μηχανικής Μάθησης (*machine learning*), που χαρακτηρίζονται από συμβολικό φορμαλισμό, λογική και στατιστικές αναλύσεις.

Η Υπολογιστική Τεχνητή Νοημοσύνη βασίζεται στην ιδέα, αντί να αναπαρίσταται ο τρόπος σκέψης, να παρουσιάζονται αλγόριθμοι που στηρίζονται στην αριθμητική επεξεργασία της πληροφορίας. Συνεπώς, αντί για ένα αναλυτικό μαθηματικό μοντέλο, κατασκευάζεται ένας μαθηματικός αλγόριθμος, ο οποίος αναλύει και μαθαίνει από δεδομένα που ήδη υπάρχουν. Βασίζεται στη μάθηση μέσω επαναληπτικών διαδικασιών, η οποία με τη σειρά της βασίζεται σε εμπειρικά δεδομένα και σε μη-συμβολικές μεθόδους, κοινό χαρακτηριστικό των οποίων είναι ότι χρησιμοποιούν αριθμητικά μοντέλα για να αντιμετωπίσουν τα προβλήματα της τεχνητής νοημοσύνης, σε αντίθεση με τις κλασσικές μεθόδους, οι οποίες βασίζονται στη λογική και τη συμβολική επεξεργασία.

### 3.2 ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

Η Μηχανική Μάθηση είναι ένα από τα παλαιότερα πεδία έρευνας της Τεχνητής Νοημοσύνης (*Dutton & Conroy, 1996*). Αφορά σε αλγορίθμους και μεθόδους που επιτρέπουν στα υπολογιστικά συστήματα να «μαθαίνουν» και σαν όρος εισήχθη στις αρχές της δεκαετίας του '80 (*Mitchell, 1985*). Με τη Μηχανική Μάθηση καθίσταται εφικτή η κατασκευή παραμετροποιημένων (*adaptable*) υπολογιστικών συστημάτων τα οποία λειτουργούν με βάση την αυτοματοποιημένη ανάλυση ενός συνόλου δεδομένων. Η Μηχανική Μάθηση χρησιμοποιείται κυρίως για τρεις (3) σκοπούς (*Nilsson, 1998*):

- την πρόβλεψη τάσεων και συμπεριφορών,
- την αναγνώριση μοτίβων και προτύπων, όπου οι τυποποιημένες μορφές ανάμεσα στα δεδομένα μπορούν να χρησιμεύσουν στην ανακάλυψη μιας υπόθεσης,
- την ταξινόμηση, ομαδοποίηση ή τη συσταδοποίηση, όπου τα δεδομένα μπορούν να διαχωριστούν σε κλάσεις ή κατηγορίες αξιολογώντας κάποιες μεταβλητές.

Οι αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης κατηγοριοποιούνται ανάλογα με το επιθυμητό αποτέλεσμα του αλγορίθμου. Στους συνηθισμένους τύπους αλγορίθμων περιλαμβάνονται οι εξής:

- *Επιτηρούμενη μάθηση ή μάθηση με επίβλεψη (supervised learning)*, όπου ο αλγόριθμος κατασκευάζει μια συνάρτηση που απεικονίζει δεδομένες εισόδους σε γνωστές επιθυμητές εξόδους (*σύνολο εκπαίδευσης*), με απώτερο στόχο τη γενίκευση της συνάρτησης αυτής και για εισόδους με άγνωστη έξοδο (*σύνολο ελέγχου*).
- *Μη επιτηρούμενη μάθηση ή μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning)*, όπου ο αλγόριθμος κατασκευάζει ένα μοντέλο για κάποιο σύνολο εισόδων χωρίς να

γνωρίζει επιθυμητές εξόδους για το σύνολο εκπαίδευσης. Χρησιμοποιεί ένα εσωτερικό μηχανισμό ελέγχου για την αναζήτηση τάσεων ή μοτίβων, που ακολουθούν τα δεδομένα εισόδου και την προσαρμογή των δεδομένων εξόδου ώστε αυτά να έχουν ίδια χαρακτηριστικά με αυτά των δεδομένων εισόδου.

- *Ενισχυτική μάθηση (reinforcement learning)*, όπου ο αλγόριθμος μαθαίνει μια στρατηγική ενεργειών για μια δεδομένη παρατήρηση.

Η συνηθέστερη αναπαράσταση ενός συνόλου δεδομένου από το οποίο επιχειρείται το μοντέλο που ακολουθεί αλγορίθμους Μηχανικής Μάθησης να «μάθει», είναι αυτή που παρέχει το μοντέλο του διανυσματικού χώρου (*Kleinberg, 2000*). Κάθε παρατήρηση περιγράφεται και αναπαρίσταται ως διάνυσμα, όπως έγινε και στο παράδειγμα που παρουσιάστηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, όπου τα χαρακτηριστικά που προσδιορίζουν το διάνυσμα μπορούν να έχουν περιγραφικές ή αριθμητικές τιμές.

Σύμφωνα με το μοντέλο του διανυσματικού χώρου, αναζητούμε μια συνάρτηση  $f$  η οποία προσεγγίζει όσο το δυνατό περισσότερο μια ιδανική – βέλτιστη συνάρτηση  $f^*$  με την οποία μοντελοποιείται το περιβάλλον του προβλήματος, τη συνάρτηση στόχο. Η επίλυση ανάγεται στην επίλυση ενός προβλήματος προσέγγισης των τιμών μιας συνάρτησης και ανήκει στην κατηγορία Μηχανικής Μάθησης υπό επίβλεψη. Η διαδικασία της επιτηρούμενης μάθησης καθοδηγείται από τα στιγμιότυπα μάθησης υπό την έννοια ότι ορίζουν στον αλγόριθμο μάθησης την τιμή της συνάρτησης στόχου που επιδιώκει να προσεγγίσει.

Αντιθέτως, οι αλγόριθμοι που ανήκουν στους αλγορίθμους Μηχανικής Μάθησης χωρίς επίβλεψη, καλούνται να ανακαλύψουν τη δομή των δεδομένων μάθησης, αξιολογώντας κριτηρία «ομοιότητας». Σχετικά παραδείγματα προβλημάτων που αξιοποιούν αλγορίθμους Μηχανικής Μάθησης χωρίς επίβλεψη, είναι η συσταδοποίηση παρατηρήσεων σε κλάσεις τις οποίες διαμορφώνει ο αλγόριθμος στηριζόμενος στην ομοιότητα ή ανομοιότητα μεταξύ των μελών της κάθε κλάσης.

Ένας από τους σπουδαιότερους τομείς όπου εφαρμόζονται οι τεχνικές και οι μέθοδοι που υιοθετεί η Μηχανική Μάθηση, είναι η Εξόρυξη Δεδομένων. Η Εξόρυξη Δεδομένων αποτελεί μια ειδική περίπτωση της Μηχανικής Μάθησης στην οποία το “περιβάλλον”, ο χώρος αναζήτησης, μοντελοποιείται με στοιχεία και πληροφορίες που προέρχονται από μια βάση δεδομένων.

### 3.3 ΕΞΟΡΥΞΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΚΑΙ ΑΝΑΚΑΛΥΞΗ ΓΝΩΣΗΣ

#### 3.3.1 Εισαγωγή

Η *Εξόρυξη Δεδομένων* έχει οριστεί με τόσους διαφορετικούς ορισμούς, όσοι είναι και οι επιστήμονες που έχουν ασχοληθεί με αυτό το πεδίο έρευνας. Η ύπαρξη των διαφορετικών ορισμών έχει να κάνει με το ότι η συγκεκριμένη μεθοδολογική προσέγγιση, βασίζεται στις αρχές της Τεχνητής Νοημοσύνης, της Μηχανικής Μάθησης, της Στατιστικής Ανάλυσης, των Βάσεων Δεδομένων, της Ανάκτησης Πληροφορίας καθώς και άλλων συναφών με την Επιστήμη της Πληροφορίας πεδίων έρευνας (Han & Kamber, 2001). Συνεπώς, η διατύπωση του τι είναι *Εξόρυξη Δεδομένων*, διαμορφώνεται ανάλογα με το επιστημονικό πεδίο στο οποίο ειδικεύεται κανείς. Μερικοί από τους ορισμούς που έχουν δοθεί, δίνονται παρακάτω:

«Η εξόρυξη δεδομένων είναι η διαδικασία της εξερεύνησης και της ανάλυσης, με αυτόματα ή ημιαντόματα μέσα, μεγάλων ποσοτήτων δεδομένων, προκειμένου να ανακαλύψει κανόνες και πρότυπα που έχουν νόημα». (Berry & Linoff, 1996)

«Η εξόρυξη δεδομένων είναι η εξερεύνηση ενδιαφέρουσας δομής (μοτίβα, στατιστικά μοντέλα, συσχετίσεις) σε μεγάλες βάσεις δεδομένων». (Fayyad et al., 2000)

«Η εξόρυξη δεδομένων είναι η εφαρμογή των στατιστικών μεθόδων, με τη μορφή διερευνητικής ανάλυσης δεδομένων και προβλεπτικών μοντέλων για την αποκάλυψη μοτίβων και τάσεων σε πολύ μεγάλα σύνολα δεδομένων». ("Insightful Miner 3.0 User Guide")

Η *Εξόρυξη Δεδομένων* αποτελεί μέρος της συνολικής διαδικασίας, συλλογής, αποθήκευσης, προ - επεξεργασίας, ανάλυσης, μοντελοποίησης και ελέγχου ενός μεγάλου συνόλου δεδομένων, όπου η ανάλυση που πραγματοποιείται, αναφέρεται ως *Εξόρυξη Δεδομένων*. Η συνολική διαδικασία ονομάζεται *Ανακάλυψη Γνώσης από μεγάλες βάσεις δεδομένων (Knowledge Discovery in Databases, KDD)* και, κατά τους Fayyad et al., (1996), και Zaiane, (1999), αποτελεί μια επαναληπτική διαδικασία που αποτελείται από μια σειρά φάσεων, οι οποίες από την αρχική συλλογή των δεδομένων, οδηγούν στην ανακάλυψη και εξαγωγή χρήσιμης γνώσης από αυτά. Αναλυτικά οι φάσεις που ακολουθούνται είναι οι εξής:

Κατά τη διαδικασία της *Ανακάλυξης Γνώσης από μεγάλα σύνολα δεδομένων* σε 1<sup>η</sup> φάση προσδιορίζεται και κατανοείται ο σκοπός για τον οποίον θα πραγματοποιηθεί η διαδικασία, εξετάζεται το ευρύτερο πεδίο έρευνας καθώς επίσης και η σχετική προγενέστερη γνώση, ενώ διατυπώνονται τα ερωτήματα τα οποία θα πρέπει να απαντηθούν (Benoit, 2002).

Στη 2<sup>η</sup> φάση θα πρέπει να προσδιοριστούν και να επιλεγούν τα δεδομένα που θα εξασφαλίσουν την επιτυχή εφαρμογή της διαδικασίας *Ανακάλυψης Γνώσης*.

Στη 3<sup>η</sup> φάση θα πρέπει να πραγματοποιηθεί καθαρισμός των δεδομένων, όπου στο στάδιο αυτό περιλαμβάνονται οι κυριότερες διαδικασίες προεπεξεργασίας, όπως είναι η αφαίρεση του θορύβου ή των ακραίων τιμών (*outliers*), η συμπλήρωση των ελλειπόν τιμών (*Fayyad et al., 1996*).

Η επόμενη φάση, 4<sup>η</sup>, είναι η φάση του μετασχηματισμού των δεδομένων σε μορφές κατάλληλες για περαιτέρω ανάλυση. Οι τεχνικές που εφαρμόζονται στη φάση αυτή έχουν να κάνουν με τεχνικές εξομάλυνσης, τεχνικές άθροισης (αναπαράσταση μηνιαίων τιμών αντί καθημερινών), τεχνικές γενίκευσης (διαμόρφωσης κλάσεων περιγραφής, όπως όταν ταξινομούνται οι άνθρωποι με βάση την ηλικία τους σε μικρός, μεσήλικας και μεγάλος και όχι την ακριβή τους ηλικία), τεχνικές κανονικοποίησης (διαμόρφωση των δεδομένων με βάση κάποια μετρική κλίμακα, π.χ. μετασχηματισμού όλων των τιμών στο εύρος [0,1]) κ.α. (*Han & Kamber, 2001*).

Στην επόμενη φάση, 5<sup>η</sup>, εφαρμόζονται αλγόριθμοι για την επιλογή των κατάλληλων μεταβλητών με στόχο την ελαχιστοποίηση των μεταβλητών που εξετάζονται. Πρόκειται για τη φάση όπου επιχειρείται μείωση των διαστάσεων του προβλήματος. (*Han & Kamber, 2001*).

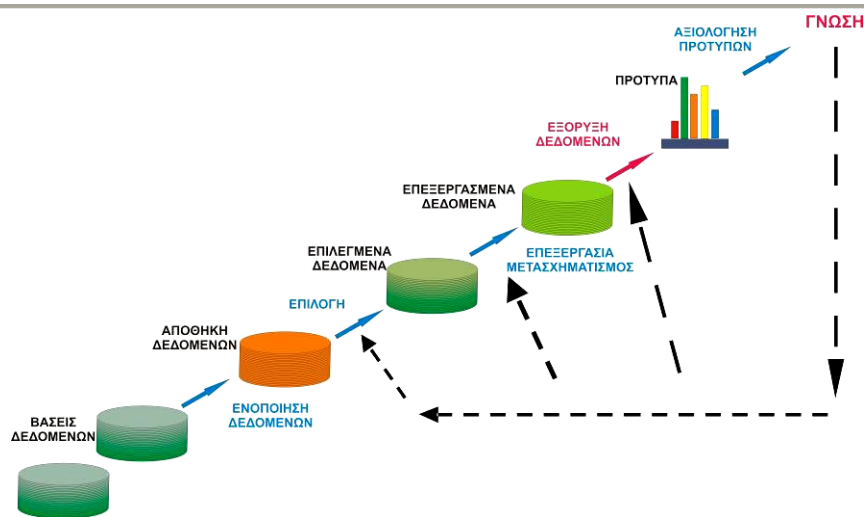
Αμέσως μετά ακολουθεί η φάση της *Εξόρυξης Δεδομένων*. Στη φάση αυτή, 6<sup>η</sup>, εφαρμόζονται ευφυείς τεχνικές και μέθοδοι που προέρχονται από τα πεδία της Τεχνητής Νοημοσύνης, της Μηχανικής Μάθησης και της Στατιστικής Ανάλυσης, όπου σκοπός είναι η ανακάλυψη άγνωστων συσχετίσεων που διαμορφώνουν αξιόλογα πρότυπα και μοτίβα για την παραγωγή γνώσης (*Fayyad et al., 1996, Freitas, 1999, Han & Kamber, 2001*). Στη φάση αυτή, αξιολογούνται τα πρότυπα και τα μοτίβα με βάση μέτρα αξιολόγησης, προκειμένου να προσδιοριστούν εκείνα τα οποία παρέχουν την εγκυρότερη γνώση.

Επόμενη φάση, 7<sup>η</sup>, είναι η φάση της ερμηνείας και της αναπαράστασης της εξορυχθείσας γνώσης. Κατά τον *Benoit* (2002), το αποτέλεσμα της προηγούμενης φάσης, η εξορυχθείσα γνώση, θα πρέπει να είναι άμεσα αντιληπτό και κατανοητό, κατάλληλο για διάχυσή με οποιαδήποτε μορφή, πίνακες, γραφήματα, χάρτες, κ.α.

Η τελική φάση, 8<sup>η</sup>, περιλαμβάνει τη διαχείριση και πρακτική αξιοποίηση της εξορυχθείσας γνώσης, όχι μόνο επιλύοντας τον αρχικό προβληματισμό αλλά αποτελώντας νέα γνώση για την εισαγωγή σε νέα μοντέλα πρόβλεψης και προσομοίωσης, όπου η όλη διαδικασία *Ανακάλυψης Γνώσης* επιχειρείται από την αρχή.



Σύμφωνα με τους *Frawley et al.*, (1991), η *Εξόρυξη Δεδομένων* είναι η ντετερμινιστική διαδικασία αναγνώρισης έγκυρων, καινοτόμων, ενδεχομένως χρήσιμων και εν τέλει κατανοητών προτύπων στα δεδομένα (Σχήμα 3.1). Έγκυρων ως προς του ότι, τα πρότυπα και μοτίβα παρουσιάζονται να έχουν καθολική «ισχύ», καινοτόμων, με την έννοια της έλλειψης προγενέστερης γνώσης και κατανοητών, ότι είναι δυνατή η ερμηνεία και η κατανόησή τους. Κατά τους *Tan et al.*, (2005), η *Εξόρυξη Δεδομένων* αποτελεί τη διαδικασία εξαγωγής υπονοούμενης και εν πολλοίς άγνωστης, αλλά ενδεχομένως χρήσιμης γνώσης, υπό τη μορφή συσχετίσεων, προτύπων και τάσεων, μέσω της εξέτασης, ανάλυσης και επεξεργασίας μεγάλου αριθμού δεδομένων.



Σχήμα 3.1 Εξόρυξη γνώσης, Βαζιργιάννης & Χαλκίδη, 2003.

Η διαδικασία εύρεσης ενός τηλεφωνικού αριθμού από ένα τηλεφωνικό κατάλογο και η αντιστοίχιση του με ένα επώνυμο, ή η αναζήτηση ενός βιβλίου στο διαδίκτυο από μια μηχανή αναζήτησης, δεν αποτελεί εφαρμογή του πεδίου της *Εξόρυξης Δεδομένων*. Αντίθετα, η διαπίστωση ότι κάποια επώνυμα, έχουν ίδια κατάληξη σε ορισμένες περιοχές που προσδιορίζονται από όμοιους τηλεφωνικούς κωδικούς, αποτελεί μια γνώση που αποκτάται μέσα από μια διαδικασία *Εξόρυξης Δεδομένων*. Στο παράδειγμα της αναζήτησης ενός βιβλίου, εφαρμογή της *Εξόρυξης Δεδομένων* είναι η διαδικασία που ακολουθεί η μηχανή αναζήτησης όταν παρουσιάζει συναφή με το αντικείμενο βιβλία ή όταν παρουσιάζει τις επιλογές άλλων χρηστών που ενδιαφέρονται για τον ίδιο τίτλο βιβλίου.

Η ανάγκη για την εφαρμογή τεχνικών της *Εξόρυξης Δεδομένων*, οφείλεται στα ακόλουθα (*Κωτσιαντής, 2005, Tan et al., 2005*):



- στη θεαματική αύξηση της παραγωγής και της συγκέντρωσης δεδομένων και κάθε μορφής πληροφορίας,
- στην ανομοιογένεια και την κατανεμημένη φύση των δεδομένων και της πληροφορίας,
- στην ευρεία χρήση των υπολογιστικών συστημάτων σε κάθε τομέα της ανθρώπινης κοινωνίας,
- στην ανεπάρκεια του ανθρώπινου εγκεφάλου σε ότι αφορά τη διαχείριση και την επεξεργασία πολύπλοκων συσχετίσεων,
- στην έλλειψη αντικειμενικής κρίσης,
- στο χαμηλότερο λειτουργικό κόστος σε σχέση με την αξιοποίηση ομάδας εμπειρογνομόνων.

### 3.3.2 Ιστορική αναδρομή

Οι βασικές αρχές των τεχνικών *Εξόρυξης Δεδομένων* χρονολογούνται από τη δεκαετία του 1950, όταν επιστήμονες από τα πεδία των Μαθηματικών και της Επιστήμης της Πληροφορικής, συνεργάζονταν για να δημιουργήσουν τα ερευνητικά πεδία της Τεχνητής Νοημοσύνης και της Μηχανικής Μάθησης (Buchanan, 2006). Τη δεκαετία αυτή υπήρξε αλλαγή στην αντίληψη της επιστημονικής προσέγγισης και της ακολουθούμενης μεθοδολογίας. Ουσιαστική συμβολή της Τεχνητής Νοημοσύνης και της Μηχανικής Μάθησης ήταν η υιοθέτηση της επεξεργασίας των δεδομένων με τρόπο ανάλογο με αυτό του ανθρώπινου εγκεφάλου και η διαφοροποίηση της διαδικασίας από αυτήν που ίσχυε μέχρι εκείνη τη στιγμή, της *Επιστημονικής Μεθόδου*, *Scientific Method*. Μιας μεθόδου, που στηριζόταν στο Παραμετρικό μοντέλο του Fisher και στις σχετικές παραδοχές για τη φύση των δεδομένων. Τα δεδομένα θα έπρεπε να ακολουθούν κάποια γνωστή κατανομή (κανονική, λογιστική, Poisson, κ.α.) και θα πρέπει η μεταβλητή που πρόκειται να προβλεφθεί να προκύπτει από μεταβλητές που θεωρούνται ότι έχουν ανεξάρτητη επίδραση στη μεταβλητή στόχο. Επιπλέον, η επίδραση των X μεταβλητών επί της Y, θα πρέπει να είναι γραμμική και αθροιστική, ενώ τα δεδομένα θα πρέπει να παρουσιάζουν σταθερή διακύμανση και θα πρέπει να είναι αριθμητικά και συνεχή (Nisbet et al., 2009).

Στη δεκαετία του 1960 αναπτύχθηκαν νέες τεχνικές στη Στατιστική Ανάλυση καθώς και στον τομέα της Τεχνητής Νοημοσύνης, με κυρίαρχο γεγονός την εδραίωση και την περαιτέρω ανάπτυξη των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων, ενώ τη δεκαετία αυτή έγινε η σύλληψη του όρου *Εξόρυξη Δεδομένων*. Ωστόσο, ο όρος περιέγραφε την πρακτική

διερεύνησης των δεδομένων και την εύρεση μοτίβων ανάμεσα στα δεδομένα ακόμα και στην περίπτωση που οι συσχετίσεις που προέκυπταν δεν είχαν καμία στατιστική σημαντικότητα (Fayyad et al., 1996). Στις δεκαετίες του 1970 και του 1980, η ανάπτυξη των μικροϋπολογιστών, η δημιουργία νέων γλωσσών προγραμματισμού, η περαιτέρω ανάπτυξη των αλγορίθμων της Τεχνητής Νοημοσύνης, της Μηχανικής Μάθησης, της Στατιστικής Ανάλυσης και της Ανάκτησης Πληροφορίας, βοήθησαν στην ωρίμανση των συνθηκών και στη μετεξέλιξη της *Εξόρυξης Δεδομένων* σε ένα νέο ερευνητικό πεδίο. Μέσα στην επόμενη δεκαετία, τη δεκαετία του 90', η *Εξόρυξη Δεδομένων* μετεξελίχθηκε, ακολουθώντας τη λογική συνέχεια μιας σειράς εξελίξεων, από μια ενδιαφέρουσα νέα μεθοδολογία σε ένα κυρίαρχο εργαλείο της τυπικής επιχειρηματικής διαδικασίας. Στην προσπάθεια των επιχειρήσεων να διαχειριστούν τον όγκο των δεδομένων που είχαν στην κατοχή τους, σχετικά με τους πελάτες και τις συναλλαγές, ουσιαστικά αναζητούσαν τρόπους να βελτιώσουν τις προσφερόμενες υπηρεσίες, να αυξήσουν την απόδοση της επιχείρησης, με τελικό στόχο την αύξηση της κερδοφορίας τους. Επισημαίνεται ότι, παρά το ότι οι αρχές στις οποίες στηρίζεται έχουν ισχυρό θεωρητικό υπόβαθρο, δεν αναπτύχθηκε στα πλαίσια των ακαδημαϊκών ιδρυμάτων αλλά εδραιώθηκε σαν μια νέα μεθοδολογία, ως επακόλουθο των εξελίξεων στον επιχειρηματικό κόσμο (Nisbet et al., 2009). Ωστόσο, στα χρόνια που επακολούθησαν υιοθετήθηκε από την επιστημονική κοινότητα, επιταχύνοντας την εξέλιξή της και τη διεξόδου σε διάφορους τομείς της επιστήμης.

### 3.3.3 Εφαρμογές της Εξόρυξης Δεδομένων

Η *Εξόρυξη Δεδομένων* χρησιμοποιείται σε πολλά και διαφορετικά πεδία εφαρμογών. Αποτελεί βασικό εργαλείο του Μάρκετινγκ και της επιχειρηματικής κοινότητας, (Fayyad et al., 1996). Με την εφαρμογή τεχνικών *Εξόρυξης Δεδομένων*, οι επιχειρήσεις προσπαθούν να βελτιώσουν τα προϊόντα τους, να μειώσουν το κόστος παραγωγής, συντήρησης και επισκευής, να διεκπεραιώνουν τα παράπονα και τις επισκευές πιο αποτελεσματικά, να αυξήσουν την ικανοποίηση των πελατών αναγνωρίζοντας και διορθώνοντας ελλείψεις συντήρησης/εξυπηρέτησης, κ.α. Μια από τις πρώτες εφαρμογές της *Εξόρυξης Δεδομένων* στον τομέα της ανάλυσης και διαχείρισης αγοράς, είναι η «ανάλυση καλαθιού αγοράς», *Market Analysis Basket*, (Arawal et al., 1996, Berry & Linoff, 1996, Chen et al., 2005) μέσω της οποίας ανακαλύπτονται μοτίβα και τάσεις όπως, «αν ο πελάτης αγοράσει το X προϊόν, είναι επίσης πιθανόν να αγοράζει το Y και το Z προϊόν».

Στον κατασκευαστικό τομέα χρησιμοποιείται στον εντοπισμό ελαττωμάτων και βλαβών, στο σχεδιασμό και στην αλυσίδα παραγωγής, στις διαδικασίες ποιοτικού ελέγχου, στον προγραμματισμό και ως κύριο εργαλείο ενός ολοκληρωμένου συστήματος

αποφάσεων (*Piatetsky - Shapiro, 1999*). Τα δεδομένα αναλύονται με σκοπό τον εντοπισμό κρυφών μοτίβων και τάσεων μεταξύ των μεταβλητών που ελέγχουν τη διαδικασία παραγωγής, αναγνωρίζοντας συνήθη προβλήματα στις υφιστάμενες γραμμές παραγωγής των προϊόντων, ή στον καθορισμό αλλά και τη βελτίωση της ποιότητας των παραγόμενων προϊόντων. Χαρακτηριστικό των αλγορίθμων της *Εξόρυξης Δεδομένων* που εφαρμόζονται στον κατασκευαστικό τομέα είναι η συλλογή των δεδομένων από τη γραμμή παραγωγής, χωρίς την ανάγκη εγκατάστασης και λειτουργίας εξειδικευμένων διατάξεων (*Harding et al., 2006*).

Σημαντική θεωρείται ότι είναι η συμβολή των τεχνικών και των μεθόδων που χρησιμοποιεί η *Εξόρυξη Δεδομένων* στην πρόληψη και την ασφάλεια στις ηλεκτρονικές συναλλαγές, είτε πρόκειται για την ασφάλεια των χρηματικών συναλλαγών, είτε για την προστασία από την κακόβουλη εισβολή σε δίκτυα ή τον εντοπισμό κακόβουλων μηνυμάτων στο ηλεκτρονικό ταχυδρομείο (*Brause et al., 1999, Phua et al., 2005*). Αποτελεί εργαλείο υποστήριξης λήψης αποφάσεων σε ασφαλιστικές εταιρείες, όπου εντοπίζονται απάτες, π.χ. ψευδή δήλωση ατυχήματος, στην εκτίμηση κινδύνου, π.χ. έγκριση συμβολαίων με τον καθορισμό ομάδας πελατών με διαφορετικά επίπεδα κινδύνου και χαρακτηρισμό των ομάδων με βάση προσωπικά και δημογραφικά χαρακτηριστικά, κ.α.

Αποτελεί σημαντικό εργαλείο στον τομέα των Τηλεπικοινωνιών (*Fayyad et al., 1996*), όπου δυο (2) από τις βασικές διεργασίες που εκτελεί είναι η αναγνώριση κακόβουλων τηλεφωνημάτων και η αναγνώριση βλαβών σε ένα τηλεφωνικό δίκτυο (*Moreau & Vandewalle, 1997, Mozer et al., 2000*). Η υπεροχή των τεχνικών αυτών σε σχέση με τις άλλες συμβατικές τεχνικές ανάλυσης οφείλεται στη διαχειριστική και αναλυτική τους ικανότητα όταν το μέγεθος των πρωτογενών δεδομένων είναι απαγορευτικά μεγάλο.

Ιδιαίτερα σημαντική είναι η συνεισφορά των μεθόδων της *Εξόρυξης Δεδομένων* στο πεδίο των κοινωνικών επιστημών (*Ritschard & Oris, 2005*). Η ικανότητα τους να εντοπίζουν και να αναλύουν τα πρότυπα και τις τάσεις των δραστηριοτήτων μιας ομάδας ανθρώπων, το οποίο αποτελεί βασικό εργαλείο των κοινωνικών και συμπεριφοριστικών επιστημών, είναι στην ουσία το πλεονέκτημα που κάνει τη διαφορά. Στο παρελθόν, η ανάλυση αυτή γινόταν με την εφαρμογή στατιστικών μεθόδων, ωστόσο, η εφαρμογή των τεχνικών της *Εξόρυξης Δεδομένων* επιτρέπει τη γρήγορη και εύκολη κατανόηση της σημασίας των προτύπων, προτύπων που η μορφή τους είναι τέτοιας πολυπλοκότητας που δύσκολα εντοπίζεται κατά την εφαρμογή στατιστικών ελέγχων και δοκιμών (*Vrotsou et al., 2007*).

Από τη δεκαετία του 2000, υπάρχει ένα ιδιαίτερα ζωνρό ενδιαφέρον των θετικών επιστημών και των επιστημών του περιβάλλοντος στην αξιοποίηση της *Εξόρυξης*

*Δεδομένων*, ως ενός νέου αποτελεσματικού εργαλείου έρευνας. Στη βιβλιογραφία υπάρχει πλήθος εφαρμογών σε ότι αφορά την προστασία του περιβάλλοντος, την οικονομική αποτίμηση των μέτρων προστασίας και αποκατάστασης ρυπασμένων περιοχών (*Farrell et al., 2007*), τη διαχείριση των υδάτινων πόρων (*Bessler et al., 2003, Anderton et al., 2004*), την εκτίμηση της συσχέτισης που υπάρχει μεταξύ των περιβαλλοντικών συνθηκών και τη χωρική κατανομή ζώντων οργανισμών (*Su et al., 2002*), τη μοντελοποίηση των κλιματικών αλλαγών (*Ganguly & Steinhäuser, 2008*).

### 3.3.4 Το αποτέλεσμα της Εξόρυξη Δεδομένων είναι η Γνώση

Το τελικό αποτέλεσμα των δυο (2) παραδειγμάτων που αναφέρθηκαν στην εισαγωγή, του τηλεφωνικού καταλόγου και της αναζήτησης του τίτλου ενός βιβλίου, ήταν η *Γνώση* που ανακαλύφθηκε, η οποία υπήρχε κρυμμένη στις αντίστοιχες Βάσεις Δεδομένων. Αν με τη χρήση εξειδικευμένων αλγορίθμων, η ίδια διαδικασία επαναληφθεί (για την περίπτωση του τηλεφωνικού καταλόγου) για όλους τους τηλεφωνικούς κωδικούς της Ελληνικής επικράτειας, οι οποίοι αντιστοιχούν σε διαφορετικές γεωγραφικές περιοχές, είναι εφικτή η διαμόρφωση τάσεων που θα αποτυπώνονται σε ένα χάρτη πιθανότητας, με κατάληξις επωνύμων (π.χ. αποτύπωση επωνύμων με κατάληξη – άτος, στον Ν. Κεφαλληνίας, αποτύπωση επωνύμων με κατάληξη – άκης, στην Κρήτη). Το σύστημα μέσω του οποίου εφαρμόστηκαν οι αλγόριθμοι ακολουθεί μια διαδικασία *Μάθησης* με τελικό αποτέλεσμα την εξαγωγή *Γνώσης*.

### 3.3.5 Στατιστική Ανάλυση και Εξόρυξη Δεδομένων

Όπως αναφέρθηκε στην εισαγωγή, η *Εξόρυξη Δεδομένων* αποτελεί μια διαδικασία εξόρυξης γνώσης, όπου γίνεται εφαρμογή των αλγορίθμων της Τεχνητής Νοημοσύνης και της Μηχανικής Μάθησης καθώς και των τεχνικών και μεθόδων της Κλασσικής Στατιστικής Ανάλυσης, με στόχο την εύρεση προτύπων και μοτίβων και την περιγραφή και την πρόβλεψη μεγάλου συνόλου δεδομένων που βρίσκονται καταχωρημένες σε Βάσεις Δεδομένων (*Nisbet et al., 2009*). Κατά βάση, η Στατιστική Ανάλυση, η οποία θεωρείται η επιστήμη της μάθησης από δεδομένα και συνδέεται με μια από τις βασικές ανθρώπινες ανάγκες, την ανάγκη της γνώσης και της πρόβλεψης, είναι το ερευνητικό πεδίο το οποίο αποτελεί το μαθηματικό υπόβαθρο της *Εξόρυξης Δεδομένων*. Και αυτό συμβαίνει γιατί, η ίδια αναπτύχθηκε από την ανάγκη η γνώση που παράγεται, να εδραιώνεται πάνω σε μια συστηματική αποδεικτική βάση, κάτω από ένα καλά καθορισμένο μαθηματικό υπόβαθρο. Οι κλασσικές στατιστικές μέθοδοι ακολουθούν τον Συμπερασματικό συλλογισμό στην προσπάθεια εύρεσης συσχετίσεων ανάμεσα στα δεδομένα που υπάρχουν σε μια Βάση

Δεδομένων και απόδειξης μιας υπόθεσης, δηλαδή με βάση την υπόθεση και τη θεωρία επιχειρείται η πρόβλεψη των παρατηρήσεων.

Από την άλλη, η Τεχνητή Νοημοσύνη και η Μηχανική Μάθηση, οι αλγόριθμοι των οποίων εφαρμόζονται κατά τη διαδικασία *Εξόρυξης Δεδομένων*, ακολουθούν τον Επαγωγικό συλλογισμό, *inductive reasoning* για τον προσδιορισμό προτύπων, τάσεων και μοτίβων. Στο τελικό στάδιο της διαδικασίας *Εξόρυξης Δεδομένων* επιχειρείται η εξαγωγή γενικών συμπερασμάτων, αξιολογώντας το σύνολο των παρατηρήσεων που περιέχει η Βάση Δεδομένων. Εκτιμώντας τις πολλαπλές παρατηρήσεις και υποθέσεις αναφορικά με πιθανές συσχετίσεις που περιέχονται ανάμεσα στα δεδομένα, παράγεται πληροφορία και στη συνέχεια αποκτάται νέα γνώση, δηλαδή πραγματοποιείται εκμάθηση. Ο Επαγωγικός συλλογισμός ακολουθεί την Πλατωνική διαδικασία, όπου οι πληροφορίες που εξάγονται από μια βάση δεδομένων, αποτυπώνονται ως γενικά συμπεράσματα, τα οποία δεν προβάλλονται άμεσα στα δεδομένα εισόδου. Στην περίπτωση του χωρικού παραδείγματος, η διατύπωση ότι οι παρατηρήσεις Ε και Γ βρίσκονται στο κάτω μέρος του χώρου των παρατηρήσεων και έχουν Χρώμα [ΚΟΚΚΙΝΟ], αποτελεί μερικό συμπέρασμα που προέκυψε από την ανάλυση των δεδομένων. Από την αξιολόγηση των μερικών συμπερασμάτων επαγωγικά προκύπτει το συμπέρασμα ότι όλες οι παρατηρήσεις που βρίσκονται στο κάτω τμήμα του χώρου παρατηρήσεων αποτελούν παρατηρήσεις [ΚΟΚΚΙΝΟΥ] Χρώματος.

Ως εκ τούτου, η *Εξόρυξη Δεδομένων* όπως και η Στατιστική Ανάλυση, δεν αποτελεί μόνο μια απλή διαδικασία μοντελοποίησης και πρόβλεψης, αλλά αποτελεί μια διαδικασία επίλυσης προβλημάτων που απαιτούν συντονισμένη και συλλογική προσπάθεια (Kuonen, 2004). Εκείνο που διαχωρίζει ωστόσο την *Εξόρυξη Δεδομένων* από τη Στατιστική Ανάλυση, είναι ότι η πρώτη πραγματοποιείται για την εκτέλεση «2<sup>ου</sup> επιπέδου ανάλυση» στοχεύοντας στην εύρεση άγνωστων συσχετίσεων και συνήθως ασύνδετων με τον σκοπό για τον οποίο τα δεδομένα αρχικώς συλλέχθηκαν. Αντίθετα, η Στατιστική Ανάλυση υπηρετεί ακριβώς τον σκοπό για τον οποίο γίνεται η συλλογή των στοιχείων και χαρακτηρίζεται ως «1<sup>ου</sup> επιπέδου ανάλυση» (Ganesh, 2002). Ενώ οι κλασικές στατιστικές τεχνικές απαιτούν τον έλεγχο στατιστικών υποθέσεων αναφορικά με ένα σύνολο δεδομένων, οι τεχνικές της *Εξόρυξης Δεδομένων*, παρέχουν αυτόματα έγκυρες σχέσεις με τη μορφή κανόνων και συσχετίσεων από το σύνολο των δεδομένων (Westphal & Blaxton, 1998). Επιπλέον, διαφέρουν από τις κλασικές στατιστικές μεθόδους διότι μπορούν να αναγνωρίσουν σχέσεις μεταξύ μεταβλητών εκ των οποίων είναι πιθανό, είτε να μην είναι γνωστές από την αρχή, είτε ένα πολύ μικρό ποσοστό του συνόλου αυτού να παρουσιάσει κάποια συσχέτιση μεταξύ των μεταβλητών που το περιγράφουν. Συνεπώς, ορισμένα πρότυπα τα οποία μπορεί να ενδιαφέρουν τον ερευνητή, ίσως να μην αντιπροσωπεύουν συνολικές τάσεις των δεδομένων και κατά συνέπεια να μην μπορούν να προσδιοριστούν μέσα από μια Στατιστική Ανάλυση.

### 3.3.6 Στόχοι της Εξόρυξης Δεδομένων

Οι δυο (2) βασικοί στόχοι της *Εξόρυξης Δεδομένων* είναι η εφαρμογή τεχνικών περιγραφής (*description*) και τεχνικών πρόβλεψης (*prediction*) σε μεγάλα σύνολα δεδομένων (*Tan et al., 2005*) για την εξαγωγή γνώσης.

Η περιγραφή επικεντρώνεται στην ανακάλυψη προτύπων και αναπαριστά τα δεδομένα μιας πολύπλοκης Βάσης Δεδομένων με ένα κατανοητό και αξιοποιήσιμο τρόπο. Μια καλή περιγραφή θα μπορούσε να δώσει μια αξιόπιστη ερμηνεία στη συμπεριφορά των δεδομένων. Ένα παράδειγμα περιγραφικής μοντελοποίησης, *descriptive modeling*, ήταν αυτό που παρουσιάστηκε στο 2<sup>ο</sup> κεφάλαιο. Οι παρατηρήσεις του παραδείγματος περιγράφονταν από τις τρεις (3) μεταβλητές, με βάσει τις οποίες τα δεδομένα διαχωρίστηκαν σε δυο (2) κατηγορίες με κοινά χαρακτηριστικά: 1<sup>η</sup> κατηγορία {**Θέση:** [ΠΑΝΩ], **Χρώμα:** [ΠΡΑΣΙΝΟ]}, 2<sup>η</sup> κατηγορία {**Θέση:** [ΚΑΤΩ], **Χρώμα:** [ΚΟΚΚΙΝΟ]}. Η επεξεργασία του αποτελέσματος της διαδικασίας που ακολουθήθηκε επέτρεψε την ταξινόμηση της άγνωστης παρατήρησης Z, στη 2<sup>η</sup> κατηγορία {[ΚΑΤΩ], [ΚΟΚΚΙΝΟ]}.

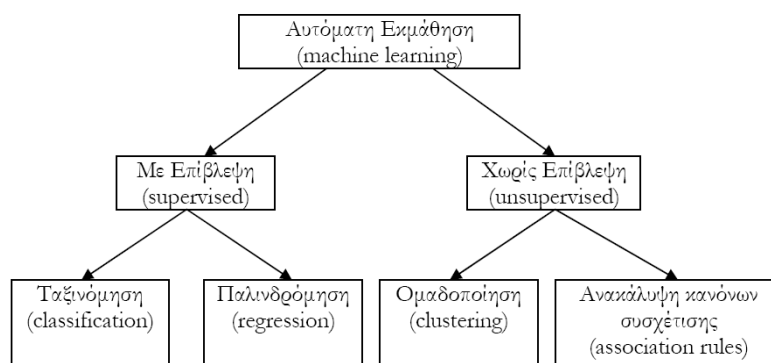
Η πρόβλεψη επιτρέπει τον υπολογισμό της συμπεριφοράς παραμέτρων που παρουσιάζουν ενδιαφέρον και οι οποίες παράμετροι βασίζονται στη συμπεριφορά άλλων μεταβλητών. Στο ίδιο παράδειγμα, η πρόβλεψη της μεταβλητής **Σχήματος** έγινε αξιολογώντας τις δυο (2) μεταβλητές **Θέσης** και **Χρώματος**, δίνοντας ως πιθανό αποτέλεσμα για την εξαρτημένη μεταβλητή και την παρατήρηση Z, τον [ΚΥΚΛΟ].

### 3.3.7 Κυριότερες διαδικασίες της Εξόρυξης Δεδομένων

Οι κυριότερες από τις διαδικασίες της *Εξόρυξης Δεδομένων* σύμφωνα με τους *Fayyad et al. (1996)*, και *Berry & Linoff (1996)* είναι οι εξής (Σχήμα 3.2):

- κατηγοριοποίηση – ταξινόμηση
- συσταδοποίηση – ομαδοποίηση
- ανάλυση συσχέτισης
- παλινδρόμηση





Σχήμα 3.2 Κυριότερες διαδικασίες Εξόρυξης Γνώσης.

Στην παρούσα διατριβή χρησιμοποιήθηκαν τεχνικές και μέθοδοι που αφορούν στις διαδικασίες της ταξινόμησης και της ομαδοποίησης και αξιοποιήθηκαν τα εργαλεία των διαδικασιών αυτών για την περιγραφή και την πρόβλεψη των πολύπλοκων γεωλογικών φαινομένων.

### 3.4 ΒΑΣΙΚΕΣ ΔΙΕΡΓΑΣΙΕΣ ΕΞΟΡΥΞΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ - ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗ – ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ

Η κατηγοριοποίηση (*classification*) αποτελεί μια από τις βασικές εργασίες στην *Εξόρυξη Δεδομένων*. Βασίζεται στην εξέταση των χαρακτηριστικών ενός νέου αντικειμένου, το οποίο με βάση τα χαρακτηριστικά αυτά, αντιστοιχίζεται σε ένα προκαθορισμένο σύνολο κλάσεων (*Fayyde et al., 1996*). Πιο συγκεκριμένα, η κατηγοριοποίηση δεδομένων μπορεί να περιγραφεί ως μια διαδικασία δυο (2) φάσεων:

*Φάση 1<sup>η</sup>*: Εκμάθηση (*learning*) ή εποπτευμένη μάθηση (*supervised learning*). Αρχικά δημιουργείται ένα μοντέλο (*model*), έχοντας ένα προκαθορισμένο σύνολο από κατηγορίες δεδομένων. Τα δεδομένα εκπαίδευσης (*training data*), τα οποία επιλέγονται τυχαία από ένα σύνολο δεδομένων, αναλύονται από ένα αλγόριθμο κατηγοριοποίησης. Το παραγόμενο μοντέλο, γνωστό και ως κατηγοριοποιητής – ταξινομητής (*classifier*), αναπαριστάται με τη μορφή κανόνων κατηγοριοποίησης (*classification rules*), δέντρων απόφασης (*decision trees*) ή μαθηματικών τύπων (*mathematical formulas*) (*Han & Kamber, 2001*).

*Φάση 2<sup>η</sup>*: Κατηγοριοποίηση (*classification*). Τα δεδομένα ελέγχου (*test data*) χρησιμοποιούνται στη φάση αυτή για τον υπολογισμό της ακρίβειας (*accuracy*) του μοντέλου και του ποσοστού των δειγμάτων δοκιμής που κατηγοριοποιήθηκαν – ταξινομήθηκαν σωστά από το υπό εκπαίδευση μοντέλο.



Οι κυριότερες μέθοδοι κατηγοριοποίησης είναι: Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, τα Δέντρα Απόφασης, η *Bayesian* κατηγοριοποίηση, η τεχνική των Κοντινότερων Γειτόνων, τα *Support Vector Machines*, η Ασαφής κατηγοριοποίηση, η Παραγωγή Κανόνων κατηγοριοποίησης.

### 3.4.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

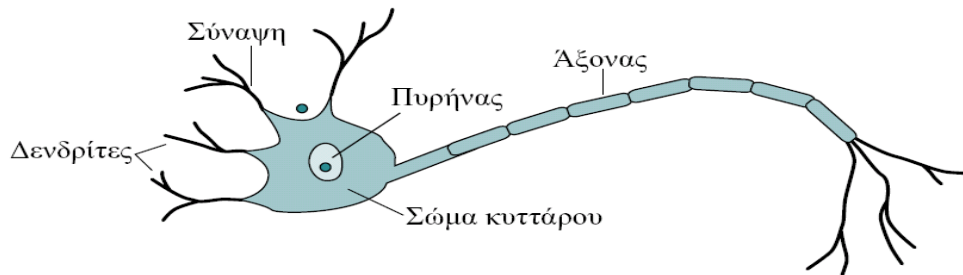
Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, ΤΝΔ παρουσιάστηκαν για πρώτη φορά σε έρευνες που πραγματοποίησαν οι *McCulloch* και *Pitts* το 1943, οι οποίοι έδειξαν ότι τα ΤΝΔ μπορούν να υπολογίσουν με ικανοποιητική απόδοση κάθε αριθμητική ή λογική συνάρτηση. Εμπνευσμένα από τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου, τα ΤΝΔ αποτελούν υπολογιστικά συστήματα ικανά να μαθαίνουν και να γενικεύουν μέσα από την «εμπειρία». Κατά τον *Haykin* (1999) τα ΤΝΔ αποτελούν μηχανές που έχουν σχεδιαστεί με σκοπό τη μοντελοποίηση του τρόπου με τον οποίο το ανθρώπινο μυαλό λειτουργεί για την εκτέλεση μιας συγκεκριμένης διεργασίας.

Οι πρώτες σκέψεις και ιδέες σε ότι αφορά τα ΤΝΔ γεννήθηκαν κατά τη μελέτη του γνωστικού αντικειμένου της Βιολογίας και η έμπνευση για τη δημιουργία τους προέρχεται από την εξέταση του νευρικού συστήματος των έμβιων οργανισμών. Ο *Waldeyer* αναγνωρίζεται ως ο «πατέρας» της Θεωρίας των Νευρώνων και θεωρείται αυτός που επινόησε τον όρο «νευρώνας» για να περιγράψει τις θεμελιώδεις δομικές μονάδες του νευρικού συστήματος. Θεώρησε ότι η λειτουργία αυτών των εξειδικευμένων κύτταρων είναι να λαμβάνουν αισθητικά ερεθίσματα και να τα μεταφέρουν στα εκτελεστικά όργανα του οργανισμού.

Για την επαλήθευση και εδραίωση της θεωρίας του ο *Waldeyer* χρησιμοποίησε τις σχετικές ανακαλύψεις των νευροανατόμων *Camillo Golgi* (1843-1926) και *Santiago Ramón y Cajal* (1852-1934), οι οποίοι επινόησαν μια ειδική τεχνική για να απεικονίσουν με εξαιρετική λεπτομέρεια τις διακλαδώσεις των νευρικών κυττάρων αλλά και του τρόπου με τον οποίον αλληλοσυνδέονται. Τα Νευρωνικά Δίκτυα που αποτυπώνονταν ξεκάθαρα στις απεικονίσεις που παρήγαγαν οι δυο επιστήμονες, χρησιμοποιήθηκαν από τον *Waldeyer* για να ερμηνεύσει τις φυσιολογικές διεργασίες και τους μηχανισμούς που διέπουν το φαινόμενο της μεταβίβασης πληροφορίας μεταξύ των νευρώνων.

Στο Σχήμα 3.3 παρουσιάζεται η βασική δομή του βιολογικού νευρώνα, ο οποίος αποτελείται από το κυρίως σώμα, δηλαδή τον πυρήνα του νευρώνα ο οποίος περιέχει το γενετικό υλικό του οργανισμού, από τους δενδρίτες, οι οποίοι δέχονται τα ερεθίσματα των γειτονικών νευρώνων, καθώς και τους άξονες οι οποίοι μεταφέρουν τα ερεθίσματα σε

γειτονικούς νευρώνες. Σε κάθε δενδρίτη υπάρχει και μια σύναψη η οποία θεωρείται ως η έξοδος του νευρώνα αλλά και η σύνδεσή του με άλλους νευρώνες.

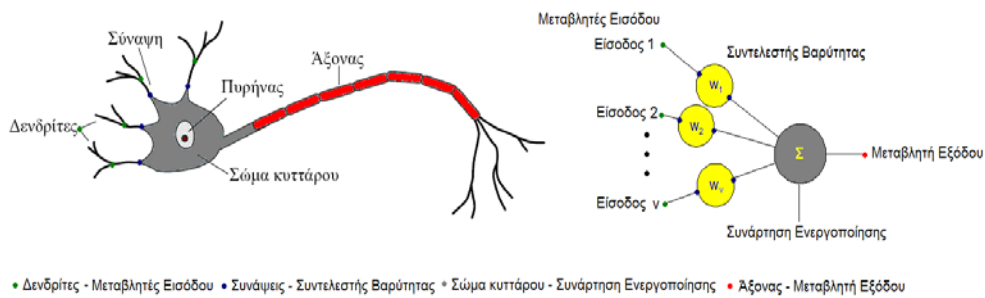


Σχήμα 3.3 Βιολογικό Νευρωνικό Δίκτυο.

Ειδικότερα, η μεταβίβαση ενός ερεθίσματος από έναν νευρώνα σε έναν άλλον πετυχαίνεται ως εξής: Ο νευρώνας δέχεται σήματα, ερεθίσματα από γειτονικούς νευρώνες μέσω των δενδριτών του και μεταβιβάζει τα σήματα που παράγει στο σώμα του μέσω του άξονά του, ο οποίος καταλήγει σε άλλες διακλαδώσεις και υπό-διακλαδώσεις. Στις απολήξεις αυτών των διακλαδώσεων υπάρχουν οι συνάψεις. Μια σύναψη θεωρείται η στοιχειώδης δομή, η λειτουργική μονάδα μεταξύ δύο νευρώνων. Όταν ένα ερέθισμα φτάσει στο άκρο μίας σύναψης τότε ελευθερώνονται χημικές ενώσεις που ονομάζονται νευροδιαβιβαστές. Αυτές οι ουσίες διαχέονται κατά μήκος του ανοίγματος της σύναψης για να προαχθούν ή να ανασταλούν ανάλογα με το είδος της σύναψης, ανάλογα δηλαδή με τη τάση του υποδοχέα του νευρώνα να εκπέμπει ηλεκτρικά σήματα. Η λειτουργία των συνάψεων ρυθμίζεται από τα σήματα που τις διαπερνούν δηλαδή οι συνάψεις μαθαίνουν μέσω των δραστηριοποιήσεών τους, μέσω των λειτουργιών στις οποίες συμμετέχουν. Αυτή η εξάρτηση στη συμπεριφορά των συνάψεων, κάθε επόμενη φορά από τις προηγούμενες δραστηριότητές τους, πιθανολογείται ότι είναι υπεύθυνη για την ανθρώπινη μνήμη.

Κατά αντιστοιχία με τα ΒΝΔ, η λειτουργία των ΤΝΔ στηρίζεται στις εξής παραδοχές: Η επεξεργασία του ερεθίσματος, της πληροφορίας, εκτελείται από ένα σύνολο μονάδων επεξεργασίας, τους νευρώνες. Κάθε νευρώνας έχει τη δυνατότητα λήψης και εκπομπής ενός σήματος - ερεθίσματος. Κάθε σήμα - ερέθισμα που λαμβάνεται ή μεταδίδεται από έναν νευρώνα σε έναν άλλον μέσα στο νευρωνικό δίκτυο, συνδέεται με ένα συντελεστή βαρύτητας, ο οποίος υποδηλώνει πόσο ισχυρά είναι συνδεδεμένοι οι δυο (2) νευρώνες. Όσο μεγαλύτερος είναι ο συντελεστής βαρύτητας τόσο πιο σημαντική είναι η συνεισφορά του συγκεκριμένου σήματος. Όλα τα σήματα - ερεθίσματα που λαμβάνονται, αθροίζονται ενώ εφαρμόζεται μια συνάρτηση, η συνάρτηση ενεργοποίησης,

στο αθροιστικό σήμα, για να καθορίσει το σήμα που θα εκπέμψει. Στο Σχήμα 3.4 παρουσιάζεται η αντιστοιχία του BND με ένα TND. Το TND αποτελείται από σήματα εισόδου, μεταβλητές εισόδου, τις τιμές των συντελεστών βαρύτητας και των τιμών που αντιστοιχούν στις τιμές των συνάψεων, το κύριο σώμα το οποίο περιέχει μια αθροιστική συνάρτηση και μια συνάρτηση ενεργοποίησης καθώς και το σήμα εξόδου το οποίο αντιστοιχεί σε μια συνάρτηση της μορφής  $y = f(S)$ .



Σχήμα 3.4 Αντιστοιχία BND με TND.

Πολλά διαφορετικά μοντέλα TND έχουν προταθεί ήδη από τη δεκαετία του 80'. Από αυτά ξεχωρίζουν:

- τα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης, όπου το ερέθισμα κινείται ευθύγραμμα από τους νευρώνες εισόδου προς τους νευρώνες εξόδου (*Werbos, 1974, Rumelhart et al., 1986, Benardos, 2008*),
- τα δίκτυα συνάρτησης ακτινικής βάσης, (*Buhmann, 2003*),
- οι αυτο-οργανούμενοι χάρτες, *Self-Organizing-Maps*, τα οποία ανήκουν στην κατηγορία της επιβλεπόμενης μάθησης (*Kaski, 1997, Kohonen, 2001, Ferentinou & Sakellariou, 2005*),
- τα επαναληπτικά δίκτυα, τα οποία αποτελούν μοντέλα που χαρακτηρίζονται από αμφίδρομη μεταβίβαση πληροφορίας (*Schmidhuber, 1989, Mandic & Chambers, 2001*),
- τα στοχαστικά νευρωνικά δίκτυα, όπου το δίκτυο προκαλεί τυχαίες μεταβολές στα χαρακτηριστικά του (*Wong, 1991*),
- τα αρθρωτά νευρωνικά δίκτυα, όπου το πλήθος των νευρωνικών δικτύων, ακόμη και διαφορετικού τύπου δίκτυα, επικοινωνούν, συνεργάζονται ή ανταγωνίζονται

για την εύρεση βέλτιστων λύσεων κατά την επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων (Happel & Murre, 1994).

Στην παρούσα διατριβή αξιοποιήθηκε η πρώτη κατηγορία, όπου τη μεγαλύτερη ανάπτυξη έχουν τα μοντέλα αισθητήρων πολλαπλών επιπέδων, *multi layer perceptrons* (MLP). Τα μοντέλα αυτά αποτελούνται από απλές μονάδες επεξεργασίας, οι οποίες είναι συνδεδεμένες κατά μια καθορισμένη αρχιτεκτονική – τοπολογία και οργανώνονται σε επίπεδα (*layers*), που επιτρέπουν την ανταλλαγή πληροφοριών μέσω απευθείας συνδέσεων (Zell, 1997) (Σχήμα 3.5).

Κάθε μονάδα του επιπέδου εισόδου αναπαριστά τις ανεξάρτητες μεταβλητές του προβλήματος και κάθε τέτοια μονάδα συνδέεται με όλες τις μονάδες του κρυφού επιπέδου. Οι μονάδες του κρυφού επιπέδου συνδέονται με όλες τις μονάδες ενός άλλου κρυφού επιπέδου ή με όλες τις μονάδες του επιπέδου εξόδου. Οι μονάδες του επιπέδου εξόδου αποτελούν τις εξαρτημένες μεταβλητές του προβλήματος.

Τα ΤΝΔ πρόσθιας τροφοδότησης εκπαιδεύονται με τον αλγόριθμο της οπισθόδρομης μετάδοσης σφαλμάτων (*back propagation of error*), η αλλιώς γενικευμένος κανόνας του ΔΕΛΤΑ, (*generalized delta rule*). Ο αλγόριθμος αυτός αποτελεί μια μη γραμμική επέκταση του αλγορίθμου ελαχίστου μέσου τετραγωνικού σφάλματος για μοντέλα αισθητήρων πολλαπλών επιπέδων, που έγινε ευρύτατα γνωστός από τις εργασίες των Werbos (1974) και Runelhart *et al.* (1986). Η εκπαίδευση ενός μοντέλου που χρησιμοποιεί τον συγκεκριμένο αλγόριθμο, υλοποιείται γενικά σε δύο (2) φάσεις, θεωρώντας ένα μόνο κρυφό επίπεδο (Argiris *et al.*, 2009).

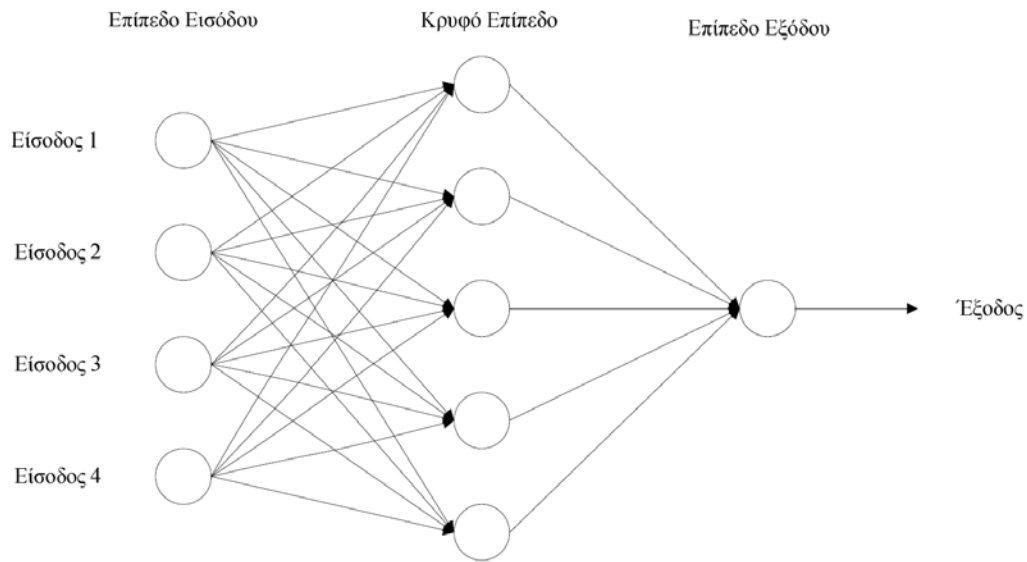
Στην α' φάση προώθησης, ένα σύνολο τυχαίων ή μη, βαρών, αποδίδεται σε κάθε μονάδα στα επίπεδα εισόδου, του κρυφού επιπέδου και του επιπέδου εξόδου. Στην β' φάση οπισθοδρόμησης, υπολογίζεται το σφάλμα στην έξοδο, η διαφορά δηλαδή της πραγματικής τιμής με αυτή την τιμή που υπολογίστηκε από το μοντέλο. Στη συνέχεια, το σφάλμα κατανέμεται στις μονάδες του κρυφού επιπέδου αναλογικά και προσαρμόζονται τα αντίστοιχα βάρη. Με τη διαδικασία αυτή σε κάθε μονάδα εξόδου και κάθε μονάδα του κρυφού επιπέδου αντιστοιχίζεται και ένα σφάλμα.

Στη συνέχεια, το σφάλμα του κάθε κόμβου χρησιμοποιείται για να προσαρμοστεί το εισερχόμενο στον κόμβο αυτό, βάρος. Η όλη διαδικασία επαναλαμβάνεται για κάθε παράδειγμα του συνόλου εκπαίδευσης, ολοκληρώνοντας ένα κύκλο, μια εποχή εκπαίδευσης. Το σύνολο εκπαίδευσης χρησιμοποιείται επαναληπτικά μέχρι το σφάλμα στην έξοδο να σταματήσει να μειώνεται.

Αποτυπώνοντας το μαθηματικό υπόβαθρο του αλγορίθμου, έχουμε:

Έστω μια μονάδα εισόδου  $y_k^{(p)}$  η οποία εκπέμπει ένα σήμα της μορφής:

$$x_j^{(p)} = \sum_k w_{jk} y_k^{(p)}, \text{ σε κάθε μονάδα του κρυφού επιπέδου.} \quad [1]$$



Σχήμα 3.5 Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο Αισθητήρων Πολλαπλών Επιπέδων.

Κάθε μονάδα  $j$  του κρυφού επιπέδου παράγει μια έξοδο της μορφής:

$$y_j^{(p)} = f(x_j^{(p)}) = f\left(\sum_k w_{jk} y_k^{(p)}\right) \quad [2]$$

Συνεπώς κάθε κόμβος του επιπέδου εξόδου  $i$  δέχεται ένα σήμα της μορφής:

$$x_i^{(p)} = \sum_j w_{ij} y_j^{(p)} = \sum_j w_{ij} f\left(\sum_k w_{jk} y_k^{(p)}\right) \quad [3]$$

Το τελικό αποτέλεσμα που προκύπτει στην έξοδο είναι της μορφής:

$$y_i = f(x_i^{(p)}) = f\left(\sum_j w_{ij} y_j^{(p)}\right) = f\left(\sum_j w_{ij} f\left(\sum_k w_{jk} y_k^{(p)}\right)\right) \quad [4]$$

Το σφάλμα ορίζεται ως η διαφορίσιμη συνάρτηση σφάλματος, η οποία αντιπροσωπεύει τη διαφορά της επιθυμητής εξόδου με την πραγματική έξοδο του συνόλου εκπαίδευσης, η οποία παίρνει τη μορφή :

$$e_j(t) = d_j(t) - o_j(t) = \frac{1}{2} \sum_i (d_i - o_i)^2, \quad [5]$$

όπου  $e$  το σφάλμα,  $d$  η υπολογιζόμενη έξοδος, και  $o$  η πραγματική έξοδος.

Για τη σύνδεση, στη φάση οπισθοδρόμησης, ο κανόνας μείωσης της βαθμίδας,  $\delta$  υπολογίζεται για κάθε επίπεδο σύμφωνα με τη σχέση:

$$\delta_j^{(L)}(t) = e_j^{(L)}(t) o_j(t) [1 - o_j(t)] \quad [6]$$

για κάθε μονάδα  $j$  στο επίπεδο εξόδου

$$\delta_j^{(l)}(t) = y_j^{(l)}(t) [1 - y_j(t)] \sum_k \delta_j^{(l+1)}(t) w_{kj}^{(l+1)}(t) \quad [7]$$

για κάθε μονάδα  $j$  στο κρυφό επίπεδο

Τελικά, η προσαρμογή των συναπτικών βαρών του πρώτου ( $1^{ου}$ ) επιπέδου πραγματοποιείται εφαρμόζοντας το γενικευμένο αλγόριθμο ελαχίστου μέσου τετραγωνικού σφάλματος, *generalized Least -Square-Mean* (Hagan, 1996), ο οποίος δίνεται από την εξίσωση:

$$w_{ji}^{(l)}(t+1) = w_{ji}^{(l)}(t) + \alpha [w_{ji}^{(l)}(t) - w_{ji}^{(l)}(t-1)] + \eta \delta_j^{(l)}(t) y_i^{(l-1)}(t), \quad [8]$$

όπου  $\eta$ , ο ρυθμός μάθησης,  $\alpha$ , ο δείκτης ορμής για την επιτάχυνση της διαδικασίας μάθησης.

Στον κλασικό προγραμματισμό, το πρόβλημα και ο τρόπος επίλυσής του, πρέπει να περιγραφούν ρητά μέσω αναλυτικών μαθηματικών σχέσεων. Στα νευρωνικά δίκτυα το μόνο που χρειάζεται να γίνει είναι η συλλογή δεδομένων που θα έχουν τη μορφή αιτίου – αποτελέσματος και τα οποία θα εισαχθούν στο νευρωνικό δίκτυο για να γίνει η εκπαίδευσή του (Μπενάρδος, 2002). Το νευρωνικό δίκτυο είναι σε θέση να ανακαλύψει τις συσχετίσεις που υπάρχουν στα δεδομένα και να τις «μάθει», μεταβάλλοντας τους συντελεστές βαρύτητάς του, τα συναπτικά τους βάρη. Κατά συνέπεια, είναι εφικτή η εκπαίδευσή του με βάση τα υπάρχοντα δεδομένα και στη συνέχεια η πρόβλεψη, αφού δύναται να υπάρξει γενίκευση των λύσεων για άγνωστα δεδομένα ή και κάτω από άγνωστες αβέβαιες συνθήκες (Sietsma et al., 1991).

Όπως γίνεται φανερό και από το προηγούμενο παράδειγμα, το κάθε νευρωνικό δίκτυο χαρακτηρίζεται από τρία (3) στοιχεία (Μπενάρδος & Μπενάρδος, 2005):

- Τον τρόπο με τον οποίο συνδέονται οι νευρώνες μεταξύ τους, ο οποίος ονομάζεται αρχιτεκτονική του δικτύου (*network architecture*). Αποτελεί ίσως το πιο σημαντικό γνώρισμα ενός ΤΝΔ γιατί ανάλογα με αυτόν, καθορίζονται και οι δυνατότητές του.

- Τη μέθοδο που χρησιμοποιείται για να καθορίζονται οι τιμές των συντελεστών βαρύτητας στις συνδέσεις, η οποία ονομάζεται αλγόριθμος εκπαίδευσης (*training algorithm*).
- Τον τύπο της χρησιμοποιούμενης συνάρτησης ενεργοποίησης.

### 3.4.1.2 Αρχιτεκτονική Μοντέλου πρόβλεψης, ΤΝΔ

Ο καθορισμός της αρχιτεκτονικής του ΤΝΔ αποτελεί κρίσιμη διεργασία και απαιτεί από τη μεριά του ερευνητή την, όσο το δυνατό, πληρέστερη γνώση του προβλήματος εφαρμογής (*Benardos & Kaliampakos, 2004a*). Στη φάση αυτή επιζητείται η επιλογή του βέλτιστου αριθμού των κρυφών επιπέδων και του βέλτιστου αριθμού των νευρώνων. Στα *MLP* δίκτυα, σαν αυτό που αξιοποιεί η παρούσα διατριβή, υπάρχει πάντα ένα επίπεδο εισόδου και ένα επίπεδο εξόδου. Έχει αποδειχθεί ότι η δημιουργία δικτύων με ένα κρυφό επίπεδο παράγει ικανοποιητικά αποτελέσματα (*Cybenko, 1989, Hornik et al., 1989*). Η χρήση περισσότερων του ενός κρυφού επιπέδου, συχνά καθυστερεί δραματικά τη διαδικασία εκπαίδευσης, ενώ παράλληλα αυξάνει την πιθανότητα εγκλωβισμού του δικτύου σε ένα τοπικό ελάχιστο (*Masters, 1993*). Υπάρχουν ωστόσο δίκτυα, τα οποία εκμεταλλευόμενα την ύπαρξη περισσότερων του ενός κρυφών επιπέδων, παρέχουν περισσότερη ευελιξία στο μοντέλο πρόβλεψης κυρίως, όταν πρόκειται να διαχειριστούν περισσότερο πολύπλοκα συστήματα (*Flood & Kartam, 1994, Ripley 1996*).

Σε ότι αφορά τον αριθμό των κρυφών νευρώνων, αν ο αριθμός αυτός είναι μικρός, το μοντέλο δεν είναι ικανό να “μάθει”, ενώ αν είναι μεγάλος, εμφανίζεται το φαινόμενο του υπερ – ταιριάσματος, της εκμάθησης κάθε λεπτομέρειας με κόστος στην απόδοση της γενίκευσης του μοντέλου. Οι *Hecht & Nielsen (1987)*, προτείνουν ο μέγιστος αριθμός των κρυφών νευρώνων να λαμβάνεται ίσος με  $2i + 1$ , όπου  $i$  ισούται με τον αριθμό των μεταβλητών εισόδου. Οι *Berke & Hajela (1991)*, προτείνουν ότι θα πρέπει να κυμαίνεται μεταξύ του μέσου και του αθροίσματος των μεταβλητών εισόδου και εξόδου. Οι *Salchenberger et al. (1992)* υπέθεσαν ο αριθμός των κρυφών νευρώνων πρέπει να ισούται με τα τρία / τέταρτα ( $3 / 4$ ) του αριθμού των μεταβλητών εισόδου. Οι *Miller et al. (1989)*, προτείνουν την εφαρμογή των γενετικών αλγόριθμων, ως μια εναλλακτική μέθοδο για την επιλογή του βέλτιστου αριθμού των κρυφών νευρώνων. Σύμφωνα με τους *Hagan et al. (1996)*, ο συνολικός αριθμός των εκπαιδευόμενων βαρών του μοντέλου θα πρέπει να είναι ανάλογος και οπωσδήποτε μικρότερος από τον αριθμό των δεδομένων εκπαίδευσης, για την αποφυγή του υπερ – ταιριάσματος. Οι *Nawari et al. (1998)* ακολούθησαν τη μέθοδο δοκιμής και λάθους, ξεκινώντας από ένα μικρό μέγεθος δικτύου και αυξάνοντας βαθμιαία, ελέγχοντας παράλληλα την επίδοση του δικτύου μέσω κατάλληλων δεικτών. Ο βέλτιστος αριθμός λαμβάνεται από το μοντέλο που παρουσιάζει την καλύτερη επίδοση.



### 3.4.1.3 Καθορισμός της συνάρτησης ενεργοποίησης

Η συνάρτηση ενεργοποίησης, *activation function*, αποσκοπεί στην παραγωγή του σήματος εξόδου στο νευρώνα. Εκφράζοντας με μαθηματικούς όρους τα στοιχεία που διαχειρίζεται ένας νευρώνας προκύπτουν τα εξής, (Grima, 2000):

$$v = \sum_k w_{jk} y_k^{(p)}, \text{ και } o = g(v) \quad [9]$$

όπου  $o$  είναι το σήμα εξόδου του νευρώνα και  $g()$  η συνάρτηση ενεργοποίησης

Υπάρχουν κυρίως τέσσερις (4) βασικοί τύποι συναρτήσεων ενεργοποίησης που χρησιμοποιούνται στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα: Συνάρτηση Κατωφλίου ή Βηματική Συνάρτηση, Τμηματικά γραμμική Συνάρτηση, Γραμμική Συνάρτηση και Σιγμοειδής Συνάρτηση.

Η μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιείται συνήθως στα ΤΝΔ, η οποία ενεργοποιείται στην παρούσα διατριβή, είναι η σιγμοειδής συνάρτηση. Δυο (2) είναι οι τυπικές σιγμοειδείς συναρτήσεις:

$$\text{Λογιστική σιγμοειδής: } g(v) = \frac{1}{1 + e^{-av}} \quad [10]$$

$$\text{Υπερβολική εφαπτομένη: } g(v) = \tanh(av) \quad [11]$$

Ο λόγος που οι συναρτήσεις αυτές είναι τόσο «δημοφιλείς» είναι ότι είναι συνεχείς και παραγωγίσιμες και ο υπολογισμός της παραγώγου είναι σχετικά εύκολος κάτι που δε συμβαίνει με τη βηματική συνάρτηση και την τμηματικά γραμμική.

### 3.4.1.4 Προσδιορισμός των αρχικών βαρών

Το βέλτιστο αρχικό βάρος κάθε νευρώνα επιτρέπει την ταχύτερη σύγκλιση του μοντέλου. Συνήθως, αποτελούν μικρές πραγματικές τιμές που ακολουθούν ομοιόμορφη κατανομή στο διάστημα  $[-1, +1]$ . Στη διεθνή βιβλιογραφία υπάρχουν σχετικές μελέτες που αφορούν σε εμπειρικές τεχνικές επιλογής των αρχικών βαρών (Fahlman 1988, Russo, 1991, Zuruda, 1992, Lin & Lee, 1996). Στην παρούσα διατριβή, η αρχικοποίηση των βαρών πραγματοποιείται εφαρμόζοντας την τεχνική των Ngugen & Widrow (1990), οι οποίοι πρότειναν μια τεχνική η οποία κατανέμει τα αρχικά βάρη, έτσι ώστε να είναι πιο πιθανό κάθε δεδομένο εισόδου να προκαλεί περισσότερο αποδοτική εκπαίδευση των

κρυφών νευρώνων, το οποίο έχει σαν αποτέλεσμα την επιτάχυνση της διαδικασίας της εκπαίδευσης. Για την εφαρμογή της τεχνικής απαιτείται αρχικά να υπολογιστεί η παράμετρος  $p$ ,

$$p = 0.7(M^{1/N}) \quad [12]$$

όπου  $N$ , είναι ο αριθμός των νευρώνων εισόδου και  $M$ , είναι ο αριθμός των κρυφών νευρώνων. Κατόπιν, επιλέγονται τα συναπτικά βάρη,  $w_{mn}$ , τυχαία από την ομοιόμορφη κατανομή στο διάστημα  $[-1,+1]$ . Τα τελικά βάρη των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων εισόδου και των κρυφών νευρώνων, υπολογίζονται από τον ακόλουθο τύπο (Grima, 2000):

$$w_{mn} = p * w_{mn} / ||w|| \quad [13]$$

#### 3.4.1.5 Επιλογή ρυθμού μάθησης

Μια ιδιαίτερη σημαντική παράμετρο είναι η επιλογή του ρυθμού μάθησης  $\eta$ . Στην πραγματικότητα δεν υπάρχει συγκεκριμένος κανόνας για την επιλογή του βέλτιστου ρυθμού μάθησης, και στις περισσότερες περιπτώσεις επιλέγεται μετά από πολλές δοκιμές. Η διαμόρφωση της τιμής του ρυθμού μάθησης επηρεάζεται κάθε φορά από το πρόβλημα εφαρμογής. Ένας υψηλός ρυθμός επιταχύνει τη διαδικασία σύγκλισης, ωστόσο τα συναπτικά βάρη των νευρώνων υπόκεινται σε μεγάλες διακυμάνσεις - ταλαντώσεις, ενώ αντίθετα ένας χαμηλός ρυθμός καθυστερεί τη διαδικασία εκπαίδευσης του ΤΝΔ (Grima, 2000). Κατά τους Lin & Lee (1996), η διατήρηση του ίδιου ρυθμού μάθησης καθόλη τη διάρκεια της εκπαίδευσης έχει σαν αποτέλεσμα τη μειωμένη απόδοση του ΤΝΔ. Προτείνουν την υιοθέτηση ενός προσαρμοστικού ρυθμού μάθησης, ο οποίος κατέχει υψηλότερο ρυθμό στην αρχή της διαδικασίας εκπαίδευσης, ενώ μειώνεται σταδιακά καθώς προχωρά η εκπαίδευση. Υποθέτουν ότι ταχύτερες αλλαγές στην μείωση του σφάλματος πραγματοποιούνται στα αρχικά στάδια της εκπαίδευσης, ενώ το σφάλμα μειώνεται με βραδύτερο ρυθμό στα επόμενα στάδια της εκπαίδευσης. Επισημαίνεται ότι οι αλλαγές στα συναπτικά βάρη των νευρώνων θα πρέπει να είναι μικρές, για να μειωθεί η πιθανότητα απόκλισης του ΤΝΔ, κυρίως προς το τέλος της εκπαίδευσης, όταν πια το δίκτυο έχει ήδη συγκλίνει σε ένα βέλτιστο. Και σε αυτή την περίπτωση, ο βέλτιστος ρυθμός επηρεάζεται από το εκάστοτε πρόβλημα εφαρμογής, ωστόσο συνήθως οι τιμές προέρχονται από το διάστημα  $[0.1, 0.9]$  (Mehrotra et al., 1997).

### 3.4.1.6 Επιλογή δείκτη ορμής

Ο αλγόριθμος της ανάστροφης μετάδοσης λάθους κατέχει μειωμένη ταχύτητα εκπαίδευσης, εάν ο ρυθμός μάθησης είναι μικρός. Στην προσπάθεια να αυξήσουμε την ταχύτητα εκπαίδευσης με την αύξηση του ρυθμού μάθησης, υπάρχει πάντα ο κίνδυνος του εγκλωβισμού του ΤΝΔ σε κάποιο τοπικό ελάχιστο ή τη διαμόρφωση ισχυρών ταλαντώσεων γύρω από κάποια λύση (Grima, 2000). Για την αποφυγή των δυο (2) αυτών καταστάσεων προστίθεται ένας δείκτης ορμής σε κάθε συναπτικό βάρος, με τέτοιο τρόπο ώστε να εξασφαλίζεται η διατήρηση της κατεύθυνσης που κατέχει το συναπτικό βάρος κάθε νευρώνα. Κάτι τέτοιο υλοποιείται προσθέτοντας στην τρέχουσα διόρθωση βάρους, την προηγούμενη διόρθωση βάρους σταθμισμένη από την παράμετρο ορμής.

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij}^m(t) &= \eta \delta_i^m V_j^{m-1} + a \Delta w_{ij}^m(t-1) \\ a &\in [0,1] \end{aligned} \quad [14]$$

Στις περισσότερες εφαρμογές ο δείκτης ορμής λαμβάνει την τιμή 0.9 (Nauck et al., 1997).

### 3.4.2 Bayesian κατηγοριοποίηση

Η Bayesian κατηγοριοποίηση προβλέπει την πιθανότητα μια νέα παρατήρηση να ανήκει σε μια από τις προκαθορισμένες κατηγορίες ενός συνόλου εκπαίδευσης, χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο πιθανότητας που ορίζεται σύμφωνα με τη θεωρία του Bayes (Cheeseman & Stutz, 1996, Modis et al., 2004). Το αποτέλεσμα της εφαρμογής της τεχνικής αυτής, είναι η κατηγοριοποίηση μιας άγνωστης παρατήρησης,  $X$ , σε μια από τις προκαθορισμένες κατηγορίες δεδομένων  $C_1, C_2, \dots, C_n$ , με βάση τη μέγιστη πιθανότητα. Η τεχνική αυτή, εκτιμά την εκ των προτέρων πιθανότητα, *a priori probability*, της κάθε κλάσης,  $C_i$ , ενώ υποθέτει ότι οποιαδήποτε παρατήρηση  $X_i$  ανήκει σε μια κλάση  $C_i$ , με την υπό συνθήκη συνάρτηση πυκνότητα πιθανότητας,  $p(X/C_i)$  να ανήκει στο κλειστό διάστημα  $[0, 1]$ .

Κατά συνέπεια, η εκ των υστέρων πιθανότητα, *posterior probability*, υπολογίζεται με βάση την εξίσωση:

$$p(C_i/X) = p(X/C_i) p(C_i) / p(X) \quad [15]$$

όπου  $p(C_i/X)$  είναι η πιθανότητα, η άγνωστη παρατήρηση  $X$  να ανήκει σε μια κλάση  $C_i$  και καλείται εκ των υστέρων πιθανότητα,

$p(X/C_i)$  είναι η πιθανότητα, δεδομένης κλάσης  $C_i$ , να ανήκει μια άγνωστη παρατήρηση στην κλάση αυτή,

$p(C_i)$  είναι η εκ των προτέρων πιθανότητα η άγνωστη παρατήρηση  $X$  να παρατηρηθεί στην κλάση  $C_i$ ,

$p(X)$  είναι η εκ των προτέρων πιθανότητα, της άγνωστης παρατήρησης  $X$ , ίδιας για κάθε κλάση  $C_i$ .

Συνήθως, ο αλγόριθμος μάθησης αναζητεί την πιο πιθανή υπόθεση μέσα από ένα σύνολο υποψηφίων υποθέσεων. Δηλαδή αναζητά τη μέγιστη εκ των υστέρων υπόθεση, *maximum a posteriori*, μια άγνωστη παρατήρηση  $X$  να ανήκει σε μια από τις κατηγορίες του συνόλου των κλάσεων  $C_1, C_2, \dots, C_n$ , όπου η μαθηματική έκφραση της αναζήτησης, αποτυπώνεται στην εξίσωση:

$$u_i = \operatorname{argmax} p(X/C_i) p(C_i) \quad [16]$$

Όταν δεν υπάρχει η εκ των προτέρων γνώση για τις διάφορες κλάσεις, θεωρώντας ότι ο όρος  $p(C_i)$  είναι σταθερός για όλες τις κλάσεις, τότε η μέγιστη εκ των υστέρων υπόθεση μεγιστοποιεί την πιθανοφάνεια  $p(X/C_i)$  και η οποία υπόθεση καλείται υπόθεση μέγιστης πιθανοφάνειας, *maximum likelihood*:

$$u_i = \operatorname{argmax} p(X/C_i) \quad [17]$$

Στην περίπτωση όπου, όλα τα χαρακτηριστικά των δεδομένων του συνόλου εκπαίδευσης είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους και κάθε ένα από αυτά συνεισφέρει εξίσου στο πρόβλημα της κατηγοριοποίησης, έχει προταθεί μια απλή μέθοδος κατηγοριοποίησης η οποία είναι γνωστή ως *Naive Bayes* (Cestnik et al., 1987). Πρόκειται για μια απλοϊκή κατηγοριοποίηση κατά *Bayes* και βασίζεται στον κανόνα του *Bayes* για την υπό συνθήκη πιθανότητα (Domingos & Pazzani, 1997).

Με βάση ένα σύνολο  $N$  γνωστών δεδομένων τα οποία κατηγοριοποιούνται σε ένα αριθμό  $m$  κλάσεων, ζητείται να χαρακτηριστεί μια άγνωστη παρατήρηση. Ο ταξινομητής που δημιουργείται με βάση τη συγκεκριμένη τεχνική, προβλέπει πως η άγνωστη παρατήρηση ανήκει στην κλάση που εμφανίζει τη μεγαλύτερη πιθανότητα να περιγράψει την άγνωστη παρατήρηση. Η όλη διαδικασία έχει ως εξής: Αρχικώς υπολογίζονται η εκ των προτέρων πιθανότητες να ανήκει μια άγνωστη παρατήρηση στην κλάση  $C_i$ , με βάση την εξίσωση:

$$p(C_i) = N_{C_i} / N \text{ για } i = 1, m, \quad [18]$$

όπου  $N_{C_i}$  ο αριθμός των παρατηρήσεων που ανήκουν στην κλάση  $C_i$  και  $N$  ο συνολικός αριθμός των παρατηρήσεων του συνόλου εκπαίδευσης.

Στην συνέχεια, υπολογίζεται η πιθανότητα, δεδομένης της κλάσης  $C_i$ , να ανήκει μια παρατήρηση, η οποία χαρακτηρίζεται από μια τιμή  $x_{ki}$  της μεταβλητής  $x_k$  και ανήκει στην κλάση  $C_i$ , σύμφωνα με την εξίσωση:

$$p(x_{ki} / C_i) = N_{x_{ki} C_i} / N_{C_i} \text{ για κάθε } x_{ki} \text{ και } x_k \text{ και } i = 1, m, \quad [19]$$

όπου  $N_{x_{ki} C_i}$  ο αριθμός των παρατηρήσεων που χαρακτηρίζονται από την τιμή  $x_{ki}$  της μεταβλητής  $x_k$  και ανήκουν στην κλάση  $C_i$  και  $N_{C_i}$  ο συνολικός αριθμός των παρατηρήσεων του συνόλου της κλάσης  $C_i$ .

Το επόμενο βήμα, είναι ο υπολογισμός των πιθανοτήτων η άγνωστη παρατήρηση  $X$  να ανήκει σε μια από τις υπάρχουσες κλάσεις  $C_i$ , δεδομένης της γνώσης των τιμών των μεταβλητών του, δηλαδή ο υπολογισμός των

$$p(C_i / X) = ; \text{ για } i = 1, m. \quad [20]$$

Η κλάση που αντιστοιχεί στην μεγαλύτερη πιθανότητα είναι και το ζητούμενο του προβλήματος, κάτι που εκφράζεται μαθηματικά από την εξίσωση:

$$u = \operatorname{argmax}_{C_i} p(C_i / X) \quad [21]$$

Για την πληρέστερη κατανόηση του αλγορίθμου, *Naive Bayes*, παρατίθεται σχετικό παράδειγμα χαρακτηρισμού μιας θέσης ως προς την κατολισθητική επιδεκτικότητα. Έστω μια βάση δεδομένων με πληροφορίες για τριάντα (30) περιοχές, όπου στο παρελθόν είχαν καταγραφεί κατολισθητικά φαινόμενα και οι οποίες διακρίνονται σε δυο (2) κατηγορίες *Stability*<sup>A</sup> και η κλάση *Stability*<sup>B</sup>. Οι συνθήκες που επικρατούν στις θέσεις αστοχίας των περιοχών αυτών περιγράφονται από τέσσερις (4) μεταβλητές: *λιθολογία* - *lithology*, *υψόμετρο*- *altitude*, *κλίση πρανούς* - *slope inclination*, και *διεύθυνση κλίσης πρανούς* - *slope orientation*. Από τη βάση δεδομένων, με εφαρμογή της *Bayesian* κατηγοριοποίησης, επιζητείται η άντληση γνώσης μέσα από μια διαδικασία μάθησης, που ως τελικό στόχο θα είχε την πρόβλεψη της κατολισθητικής επιδεκτικότητας κατά την εξέταση μιας νέας θέσης.

Κάθε μια από τις μεταβλητές, χωρίζεται σε επιμέρους κλάσεις. Ο διαχωρισμός των μεταβλητών σε κλάσεις, γίνεται με βάση την επιδεκτικότητα την σχετική με τις γεωλογικές αστοχίες και καθορίζεται είτε μέσα από στατιστική ανάλυση του συνόλου των δεδομένων είτε κατόπιν εκτιμήσεων από την πλευρά *Εμπειρογνώμων* και *Ειδικών*. Οι κλάσεις και οι αντίστοιχες τιμές, για τις τέσσερις (4) μεταβλητές του παραδείγματος, έχουν ως εξής:

$$\begin{aligned} \text{Lithology} &= [\text{Litho}^1, \text{Litho}^2, \text{Litho}^3, \text{Litho}^4], [1, 2, 3, 4] \\ \text{Altitude} &= [\text{Alt}^2, \text{Alt}^3, \text{Alt}^4], [2, 3, 4] \end{aligned}$$

$$\text{Slope Inclination} = [\text{SlopeInc}^1 \text{SlopeInc}^2 \text{SlopeInc}^3 \text{SlopeInc}^4], [1, 2, 3, 4]$$

$$\text{Slope Orientation} = [\text{SlopeOri}^1 \text{SlopeOri}^2], [1, 2]$$

Η μικρότερη τιμή, π.χ η τιμή ένα (1) για την μεταβλητή *Lithology*, η οποία αντιστοιχεί στην κλάση *Litho*<sup>1</sup>, αναφέρεται σε λιθολογικές ενότητες με χαμηλή επιδεκτικότητα έναντι κατολισθητικών φαινομένων. Ενώ, η μέγιστη τιμή, τέσσερα (4) στην ίδια μεταβλητή *Lithology*, η οποία αντιστοιχεί στην κλάση *Litho*<sup>4</sup>, αναφέρεται σε λιθολογικές ενότητες οι οποίες χαρακτηρίζονται από υψηλή επιδεκτικότητα. Επιπλέον, κάθε μια από τις περιπτώσεις που εξετάζεται, ανήκει σε μια από τις δυο (2) κλάσεις που χαρακτηρίζουν τις περιπτώσεις του συνόλου εκπαίδευσης ως προς την κατολισθητική επικινδυνότητα. Διακρίνονται, η κλάση *Stability*<sup>A</sup> και η κλάση *Stability*<sup>B</sup> (Πίνακας 3.2).

Πίνακας 3.2 Δεδομένα εκπαίδευσης

Site	Lithology	Altitude	Slope Inclination	Slope Orientation	Stability Index	Site	Lithology	Altitude	Slope Inclination	Slope Orientation	Stability Index
Site <sup>1</sup>	4	3	2	2	Stability <sup>A</sup>	Site <sup>16</sup>	1	2	3	2	Stability <sup>A</sup>
Site <sup>2</sup>	4	3	2	2	Stability <sup>A</sup>	Site <sup>17</sup>	1	2	3	1	Stability <sup>A</sup>
Site <sup>3</sup>	4	3	2	1	Stability <sup>A</sup>	Site <sup>18</sup>	1	2	3	1	Stability <sup>A</sup>
Site <sup>4</sup>	4	3	1	2	Stability <sup>B</sup>	Site <sup>19</sup>	1	2	3	1	Stability <sup>B</sup>
Site <sup>5</sup>	4	3	2	2	Stability <sup>A</sup>	Site <sup>20</sup>	1	2	3	2	Stability <sup>A</sup>
Site <sup>6</sup>	4	3	2	2	Stability <sup>B</sup>	Site <sup>21</sup>	1	2	2	2	Stability <sup>B</sup>
Site <sup>7</sup>	4	3	2	2	Stability <sup>A</sup>	Site <sup>22</sup>	4	4	4	1	Stability <sup>A</sup>
Site <sup>8</sup>	4	3	3	2	Stability <sup>B</sup>	Site <sup>23</sup>	4	4	4	1	Stability <sup>B</sup>
Site <sup>9</sup>	4	3	2	2	Stability <sup>A</sup>	Site <sup>24</sup>	4	4	4	1	Stability <sup>A</sup>
Site <sup>10</sup>	4	3	2	2	Stability <sup>B</sup>	Site <sup>25</sup>	3	3	1	2	Stability <sup>B</sup>
Site <sup>11</sup>	1	2	3	1	Stability <sup>A</sup>	Site <sup>26</sup>	3	4	3	1	Stability <sup>A</sup>
Site <sup>12</sup>	1	2	3	1	Stability <sup>A</sup>	Site <sup>27</sup>	1	3	4	1	Stability <sup>A</sup>
Site <sup>13</sup>	1	2	3	1	Stability <sup>B</sup>	Site <sup>28</sup>	4	3	4	1	Stability <sup>B</sup>
Site <sup>14</sup>	1	2	3	1	Stability <sup>B</sup>	Site <sup>29</sup>	4	3	2	2	Stability <sup>B</sup>
Site <sup>15</sup>	1	2	2	2	Stability <sup>B</sup>	Site <sup>30</sup>	4	3	3	2	Stability <sup>B</sup>

Η πρώτη από τις δυο (2) κλάσεις, η *Stability*<sup>A</sup>, χαρακτηρίζει υψηλής επικινδυνότητας περιοχές, ενώ η δεύτερη, η *Stability*<sup>B</sup>, χαρακτηρίζει χαμηλής επικινδυνότητας περιοχές. Ο χαρακτηρισμός αυτός, προκύπτει από την εξέταση κάποιου μετρήσιμου ή μη χαρακτηριστικού της θέσης, π.χ. η συνολική έκταση που καταλαμβάνει η αστοχία.

Έστω ότι επιζητείται η ταξινόμηση μιας άγνωστης θέσης X, η οποία περιγράφεται με τη μορφή διανύσματος ως εξής:

$$X = \{Lithology = Litho^1, Altitude = Alt^3, Slope Inclination = SlopeInc^3, Slope Orientation = SlopeOri^1\}$$

Σε ότι αφορά τη λιθολογία, ανήκει στην πρώτη κατηγορία, δηλαδή εντοπίζεται εντός λιθολογικής ενότητας που χαρακτηρίζεται από χαμηλή επιδεκτικότητα έναντι κατολισθητικών φαινομένων. Σε ότι αφορά το υψόμετρο, ανήκει στην τρίτη κλάση, δηλαδή παρουσιάζει αυξημένη επιδεκτικότητα, όπως το ίδιο συμβαίνει και με τη μεταβλητή της κλίσης των πρανών. Τέλος, αναφορικά με τη διεύθυνση κλίσης των πρανών, η θέση X, χαρακτηρίζεται ως χαμηλής επιδεκτικότητας.

Σύμφωνα με τη σχετική θεωρία, και όσα ειπώθηκαν στις παραπάνω παραγράφους, υπολογίζονται αρχικώς, οι εκ των προτέρων, *a priori*, πιθανότητες των κλάσεων του προβλήματος:

$$P(Stability^A) = 16/30 = 0.5333$$

$$P(Stability^B) = 14/30 = 0.4666$$

Στη βάση δεδομένων έχουμε δηλαδή, δεκαέξι (16) περιπτώσεις υψηλής επιδεκτικότητας και δεκατέσσερις (14) περιπτώσεις χαμηλής επιδεκτικότητας. Κατόπιν, υπολογίζονται οι υπό συνθήκη πιθανότητες για κάθε μεταβλητή και για όλες τις κλάσεις του διανυσματικού χώρου του προβλήματος:

$$P(Lithology = Litho^1 | Stability^A) = 7/16 = 0.4375$$

$$P(Lithology = Litho^1 | Stability^B) = 5/14 = 0.3571$$

$$P(Altitude = Alt^3 | Stability^A) = 7/16 = 0.4375$$

$$P(Altitude = Alt^3 | Stability^B) = 8/14 = 0.5714$$

$$P(Slope Inclination = SlopeInc^3 | Stability^A) = 7/16 = 0.4375$$

$$P(Slope Inclination = SlopeInc^3 | Stability^B) = 5/14 = 0.3571$$

$$P(Slope Orientation = SlopeOri^1 | Stability^A) = 9/16 = 0.5625$$

$$P(Slope Orientation = SlopeOri^1 | Stability^B) = 5/14 = 0.3571$$

Αξιοποιώντας τις πιθανότητες, υπολογίζονται η πιθανότητα η άγνωστη παρατήρηση X να ανήκει στην κατηγορία της χαμηλής ή υψηλής κατολισθητικής επιδεκτικότητας, από όπου προκύπτει:

$$P(X | Stability^A) = 0.4375 * 0.4375 * 0.4375 * 0.5625 = 0.0471$$

$$P(X | Stability^B) = 0.3571 * 0.5714 * 0.3571 * 0.3571 = 0.0260$$



$$P(\text{Stability}^A/X) = P(X / \text{Stability}^A) * P(\text{Stability}^A) = 0.0471 * 0.5333 = 0.0251$$

$$P(\text{Stability}^B/X) = P(X / \text{Stability}^B) * P(\text{Stability}^B) = 0.0260 * 0.4666 = 0.0121$$

Τελικά, από την σύγκριση των δυο (2) πιθανοτήτων, προκύπτει ότι:

$$P(\text{Stability}^A/X) > P(\text{Stability}^B/X),$$

συνεπώς η άγνωστη παρατήρηση X, κατατάσσεται στην κατηγορία  $\text{Stability}^A$ , υψηλής επιδεκτικότητας έναντι κατολισθητικών φαινομένων.

Υπάρχουν ωστόσο περιπτώσεις, όπου μια ή περισσότερες κλάσεις κάποιας μεταβλητής δεν αντιπροσωπεύεται από το σύνολο εκπαίδευσης και συνεπώς μηδενίζεται η αντίστοιχη δεσμευμένη πιθανότητα. Συνακόλουθα, προκύπτει ο μηδενισμός όλου του γινομένου, καθιστώντας τις προβλέψεις του ταξινομητή αναξιόπιστες. Για την αποφυγή του μηδενισμού του γινομένου, εφαρμόζεται ο εκτιμητής *Laplace* (Manning & Schutze, 1999). Σε γενικές γραμμές, κατά την εφαρμογή της διόρθωσης *Laplace*, προστίθεται μια αρχική μέτρηση, ίση με τη μονάδα, στο σύνολο των περιπτώσεων που ανήκουν στη δεδομένη κλάση και παράλληλα προστίθεται ο αριθμός των διακριτών κλάσεων του ίδιου χαρακτηριστικού, στο συνολικό αριθμό των παρατηρήσεων της μεταβλητής αυτής. Δηλαδή, στην περίπτωση της εκτίμησης της πιθανότητας της κλάσης  $\text{SlopeInc}^1$ , έχουμε:

$$P(\text{Slope Inclination} = \text{SlopeInc}^1 / \text{Stability}^A) = 0/16 = 0.0000$$

$$P(\text{Slope Inclination} = \text{SlopeInc}^1 / \text{Stability}^B) = 2/14 = 0.1428$$

Εφαρμόζοντας τη διόρθωση *Laplace*, προκύπτει:

$$P(\text{Slope Inclination} = \text{SlopeInc}^1 / \text{Stability}^A) = (0+1)/16+2 = 0.0555$$

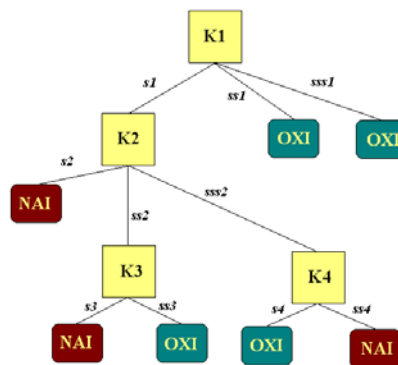
$$P(\text{Slope Inclination} = \text{SlopeInc}^1 / \text{Stability}^B) = (2+1)/14+2 = 0.1875$$

### 3.4.3 Δέντρα Απόφασης (Decision Trees)

Τα Δέντρα Απόφασης χρησιμοποιούν αλγορίθμους έγκαιρης μάθησης (*eager-learning algorithms*), όπου το μοντέλο προσπαθεί πρώτα να γενικεύσει τα δεδομένα εκπαίδευσης και στη συνέχεια να ταξινομήσει τα νέα άγνωστα δεδομένα. Στη φάση της εκπαίδευσης παρουσιάζουν υψηλότερη υπολογιστική πολυπλοκότητα σε σχέση με τους αλγορίθμους αναβλητικής μάθησης (*lazy-learning algorithms*) ενώ αντίθετα παρουσιάζουν μικρότερη πολυπλοκότητα, στη φάση της ταξινόμησης. Βοηθούν στο να εξαχθούν κανόνες συσχέτισης από ένα σύνολο εκπαίδευσης και χρησιμοποιούνται κυρίως

για τη λήψη αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο, καθώς και για τη βελτίωση και τον έλεγχο σεναρίων και διαδικασιών λειτουργίας. Χαρακτηρίζονται ως μια γενική, μη παραμετρική τεχνική, η οποία είναι ικανή να παράγει ταξινομητές με στόχο να εκτιμήσει νέες, άγνωστες καταστάσεις, ή να αποκαλύψει τους μηχανισμούς που χαρακτηρίζουν ένα πρόβλημα (Breiman et al., 1984).

Η δομή του δέντρου απόφασης, αναπτύσσεται από πάνω προς τα κάτω, έχοντας στην κορυφή τον πρώτο κόμβο, που ονομάζεται ρίζα και στη συνέχεια τους κόμβους ελέγχου, ή ενδιάμεσους κόμβους, ενώ απολήγουν στους τερματικούς κόμβους. Οι ενδιάμεσοι κόμβοι περιέχουν έναν έλεγχο, (μια συνθήκη) και δημιουργούν δύο (2) απογόνους, όπου ο ένας επαληθεύει τον έλεγχο, ενώ ο άλλος δεν τον επαληθεύει (Σχήμα 3.6).



Σχήμα 3.6 Η δομή ενός Δέντρου Απόφασης.

Ο στόχος της μεθοδολογίας είναι να κατασκευαστεί ένα βέλτιστο Δέντρο Απόφασης έχοντας επιλέξει τις κατάλληλες ιδιότητες ανάμεσα σε ένα πλήθος ιδιοτήτων που χαρακτηρίζουν μια κατάσταση, επιτυγχάνοντας την βέλτιστη ισορροπία ανάμεσα στην πολυπλοκότητα του προβλήματος και την ακρίβεια ταξινόμησης. Υπάρχουν διάφοροι αλγόριθμοι επιλογής της σειράς με την οποία χρησιμοποιούνται οι ιδιότητες για τη διάσπαση του συνόλου μάθησης αλλά ο στόχος παραμένει πάντα ο ίδιος και αφορά την επιλογή της ιδιότητας που διαχωρίζει καλύτερα τις τελικές κλάσεις (Murthy, 1998). Η κατασκευή ενός Δέντρου Απόφασης προϋποθέτει την ύπαρξη ενός συνόλου εκπαίδευσης (training set)  $N$  ταξινομημένων καταστάσεων, οι οποίες περιγράφονται από έναν καθορισμένο αριθμό μεταβλητών  $n$  και είναι ταξινομημένες σε  $m$  κλάσεις. Πέραν του συνόλου εκπαίδευσης, απαιτείται η ύπαρξη και ενός συνόλου ελέγχου (test set) το οποίο χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου.

Μέσα από την εφαρμογή του αλγορίθμου πετυχαίνουμε την επιλογή των καταλληλότερων μεταβλητών για την κατασκευή του δένδρου, με βάση τις μεταβλητές

αυτές. Η δυσκολία βρίσκεται στην επιλογή του να θεωρηθεί ένας κόμβος τερματικός ή ενδιάμεσος. Για την κατασκευή του Δένδρου Απόφασης ακολουθούνται τα παρακάτω βήματα (Murthy, 1998) :

- Με αφετηρία τη ρίζα του Δένδρου Απόφασης, οι περιπτώσεις εκπαίδευσης αναλύονται ώστε να επιλεγεί ένας έλεγχος που να εξασφαλίζει τη μέγιστη ποσότητα πληροφορίας για τις ταξινομήσεις που θα πραγματοποιήσει το μοντέλο. Η διαδικασία ολοκληρώνεται σε δυο (2) φάσεις. Σε πρώτη φάση προσδιορίζεται η βέλτιστη τιμή του κατωφλίου και στη συνέχεια, η βέλτιστη μεταβλητή για να διαχωριστεί ο κόμβος. Για κάθε μεταβλητή βρίσκεται ο βέλτιστος έλεγχος στις τιμές του, ουσιαστικά τη βέλτιστη τιμή κατωφλίου.
- Ο εκτιμώμενος έλεγχος εφαρμόζεται στο σύνολο εκπαίδευσης διαχωρίζοντάς τον σε δυο (2) υποσύνολα που αντιστοιχούν στους δυο (2) απογόνους του κόμβου.
- Οι απόγονοι περιγράφονται ως τερματικοί ή ενδιάμεσοι κόμβοι επί τη βάση του κριτηρίου διακοπής διαχωρισμού.
- Για τους ενδιάμεσους κόμβους η όλη διαδικασία επαναλαμβάνεται με σκοπό να κατασκευαστούν τα αντίστοιχα υπό-δένδρα.
- Για τους τερματικούς κόμβους υπολογίζονται οι πιθανότητες των κλάσεων και αποδίδεται στους κόμβους η τάξη που έχει τη μεγαλύτερη πιθανότητα.

Δοθέντος ενός συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης, το οποίο περιέχει δεδομένα που περιγράφονται από διάφορες μεταβλητές και ταξινομούνται σε διάφορες κλάσεις, επιχειρείται η εκτίμηση της ομοιογένειας ή ανομοιογένειας που παρουσιάζει το σύνολο. Ένα σύνολο είναι απόλυτα ομοιογενές όταν τα δεδομένα του ταξινομούνται σε μια κλάση. Για την εκτίμηση ποσοτικά της ομοιογένειας που παρουσιάζει ένα σύνολο, υπάρχουν διάφορες τεχνικές. Το σημαντικότερο μέτρο εκτίμησης είναι η *Εντροπία* (Quinlan, 1986, Mitchell, 1997). Η τιμή της *Εντροπίας* εκφράζει το κατά πόσο υπάρχει ομοιογένεια στο σύνολο εκπαίδευσης. Η μείωση της *Εντροπίας* συνεπάγεται αντίστοιχη μείωση της ανομοιογένειας, δηλαδή της ύπαρξης κάποιας μορφής τάξης που αρχίζει να διαμορφώνεται στο σύνολο εκπαίδευσης. Η *Εντροπία*, στην περίπτωση όπου υπάρχουν  $c$  κλάσεις, ορίζεται ως το άθροισμα των αρνητικών πιθανοτήτων επί του δυαδικού λογάριθμου των πιθανοτήτων αυτών και ορίζεται από την εξίσωση:

$$Entropy(S) = \sum_i^c - p_i \log_2 p_i \quad [22]$$

όπου  $Entropy(S)$ , η εντροπία της πληροφορίας ενός συνόλου δεδομένων  $S$ ,  $n$  είναι ο αριθμός των διαφορετικών τιμών της μεταβλητής του συνόλου  $S$ ,

$p_i$  είναι η συχνότητα εμφάνισης του  $i$  εντός του συνόλου  $S$ .

Η εντροπία ενός απόλυτα ομοιογενούς συνόλου είναι μηδενική (0), εξαιτίας του ότι η πιθανότητα είναι ίση με τη μονάδα (1) και ο δυαδικός λογάριθμος ισούται με μηδέν (0). Η μέγιστη εντροπία λαμβάνεται όταν όλες οι κλάσεις του συνόλου εκπαίδευσης έχουν ίση πιθανότητα.

Ο σκοπός του υπολογισμού του βαθμού της ομοιογένειας μεταξύ του αρχικού συνόλου εκπαίδευσης και του συνόλου που προκύπτει κατά τη διάσπαση του συνόλου, με βάση κάποιο χαρακτηριστικό, είναι ο υπολογισμός της διαφοράς της εντροπίας, η οποία καλείται κέρδος πληροφορίας, *Information Gain* (Quinlan, 1986). Για κάποιο χαρακτηριστικό  $A$  ενός συνόλου  $S$  το κέρδος πληροφορίας δίνεται από τον τύπο:

$$\text{InformationGain}(S, A) = \text{Entropy}(S) - \sum_{u \in \text{values}(A)} \frac{|S_u|}{|S|} \text{Entropy}(S_u), \quad [23]$$

όπου  $S_u = \{s \in S \mid A(s) = u\}$ .

Ο Πίνακας 3.3 παρουσιάζει τα δεδομένα εκπαίδευσης όπου φαίνονται οι τρεις (3) μεταβλητές και οι τρεις (3) καταστάσεις στις οποίες μπορεί να βρεθεί μια παρατήρηση. Η εντροπία που έχει το σύνολο εκπαίδευσης, υπολογίζεται από την αντίστοιχη εξίσωση και προκύπτει ακολουθώντας την εξής διαδικασία:

Υπολογίζονται αρχικώς οι πιθανότητες των κλάσεων  $C^1$ ,  $C^2$ ,  $C^3$ , και στη συνέχεια, η εντροπία:

$$P(C^1) = 3/9 = 0.3334, \quad P(C^2) = 4/9 = 0.4445, \quad P(C^3) = 2/9 = 0.2223$$

$$\text{Entropy}(S) = -0.3334 \log(0.3334) - 0.4445 \log(0.4445) - 0.2223 \log(0.2223) = 1.5305$$

Πίνακας 3.3 Σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης

Παρατήρηση (id)	Μεταβλητές			Κλάση
	X <sup>a</sup>	X <sup>b</sup>	X <sup>c</sup>	
1	0	Υψηλή	Μεγάλο	C <sup>1</sup>
2	1	Χαμηλή	Μεσαίο	C <sup>3</sup>
3	1	Χαμηλή	Μικρό	C <sup>3</sup>
4	0	Υψηλή	Μεγάλο	C <sup>1</sup>
5	1	Υψηλή	Μεγάλο	C <sup>2</sup>
6	1	Μέτρια	Μεσαίο	C <sup>2</sup>
7	0	Μέτρια	Μεσαίο	C <sup>2</sup>
8	1	Μέτρια	Μικρό	C <sup>2</sup>
9	0	Μέτρια	Μικρό	C <sup>1</sup>

Έπειτα, υπολογίζεται για κάθε μεταβλητή η εντροπία, για παράδειγμα η μεταβλητή  $X^a$  μπορεί να λάβει δυο (2) τιμές: 0, 1. Ακολουθεί ο υπολογισμός της εντροπίας για το υποσύνολο του συνόλου εκπαίδευσης που περιγράφεται μόνο από την μεταβλητή  $X^a$ . Τελικά για το υποσύνολο αυτό, προκύπτουν οι δυο (2) Πίνακες 3.4 και 3.5 καθώς και η αντίστοιχη τιμή της εντροπίας.

Πίνακας 3.4 Σύνολο εκπαίδευσης που επαληθεύει την τιμή 0 της μεταβλητής  $X^a$

Παρατήρηση (id)	Μεταβλητή $X^a$	Κλάση
1	0	$C^1$
4	0	$C^1$
7	0	$C^2$
9	0	$C^1$

Πίνακας 3.5 Σύνολο εκπαίδευσης που επαληθεύει την τιμή 1 της μεταβλητής  $X^a$

Παρατήρηση (id)	Μεταβλητή $X^a$	Κλάση
2	1	$C^3$
3	1	$C^3$
5	1	$C^2$
6	1	$C^2$
8	1	$C^2$

$$P(C^1) = 3/4 = 0.75, \quad P(C^2) = 1/4 = 0.25,$$

$$Entropy(S_0) = -0.75 \log(0.75) - 0.25 \log(0.25) = 0.8112$$

$$P(C^2) = 3/5 = 0.60, \quad P(C^3) = 2/5 = 0.40$$

$$Entropy(S_1) = -0.60 \log(0.60) - 0.40 \log(0.40) = 0.971$$

$$InformationGain(S, X^a) = 1.5305 - (0.8112 * (4/9) + 0.971 * (5/9)) = 0.6305$$

Σχετικά με τη μεταβλητή  $X^b$  αυτή μπορεί να λάβει τρεις (3) τιμές: Υψηλή, Μέτρια, Χαμηλή. Στη συνέχεια, υπολογίζεται η εντροπία για το υποσύνολο του συνόλου εκπαίδευσης που περιγράφεται μόνο από τη μεταβλητή  $X^b$ . Για το υποσύνολο αυτό, προκύπτουν οι τρεις (3) Πίνακες 3.6, 3.7 και 3.8 καθώς και η αντίστοιχη τιμή της εντροπίας.

Πίνακας 3.6 Σύνολο εκπαίδευσης που επαληθεύει την τιμή «Υψηλή» της μεταβλητής  $X^b$

Παρατήρηση (id)	Μεταβλητή $X^b$	Κλάση
1	Υψηλή	$C^1$
4	Υψηλή	$C^1$
5	Υψηλή	$C^2$

Πίνακας 3.7 Σύνολο εκπαίδευσης που επαληθεύει την τιμή «Χαμηλή» της μεταβλητής  $X^b$ 

Παρατήρηση (id)	Μεταβλητή $X^b$	Κλάση
2	Χαμηλή	$C^3$
3	Χαμηλή	$C^3$

Πίνακας 3.8 Σύνολο εκπαίδευσης που επαληθεύει την τιμή «Μέτρια» της μεταβλητής  $X^b$ 

Παρατήρηση (id)	Μεταβλητή $X^b$	Κλάση
6	Μέτρια	$C^3$
7	Μέτρια	$C^3$
8	Μέτρια	$C^2$
9	Μέτρια	$C^1$

$$P(C^1) = 2/3 = 0.6667, P(C^2) = 1/3 = 0.3334$$

$$Entropy(S_0) = -0.6667 \log(0.6667) - 0.3334 \log(0.3334) = 0.9183$$

$$P(C^3) = 2/2 = 1.0$$

$$Entropy(S_1) = -1.0 \log(1.0) = 0.0$$

$$P(C^1) = 1/4 = 0.25, P(C^2) = 1/4 = 0.25, P(C^3) = 2/4 = 0.5$$

$$Entropy(S_2) = -0.25 \log(0.25) - 0.25 \log(0.25) - 0.5 \log(0.5) = 1.5$$

$$InformationGain(S, X^a) = 1.5305 - (0.9183 * (3/9) + 0.0 * (2/9) + 1.5 * (4/9)) = 0.5577$$

Η μεταβλητή  $X^c$  μπορεί να λάβει τρεις (3) τιμές: Μεγάλο, Μεσαίο, Μικρό. Υπολογίζεται ακολούθως η εντροπία για το υποσύνολο του συνόλου εκπαίδευσης που περιγράφεται μόνο από τη μεταβλητή  $X^c$  και στη συνέχεια, προκύπτουν για το υποσύνολο αυτό οι τρεις (3) Πίνακες 3.9, 3.10 και 3.11 καθώς και η αντίστοιχη τιμή της εντροπίας.

Πίνακας 3.9 Σύνολο εκπαίδευσης που επαληθεύει την τιμή «Μεγάλο» της μεταβλητής  $X^c$ 

Παρατήρηση (id)	Μεταβλητή $X^c$	Κλάση
1	Μεγάλο	$C^1$
4	Μεγάλο	$C^1$
5	Μεγάλο	$C^2$

Πίνακας 3.10 Σύνολο εκπαίδευσης που επαληθεύει την τιμή «Μικρό» της μεταβλητής  $X^c$ 

Παρατήρηση (id)	Μεταβλητή $X^c$	Κλάση
3	Μικρό	$C^3$
8	Μικρό	$C^2$
9	Μικρό	$C^1$



Πίνακας 3.11 Σύνολο εκπαίδευσης που επαληθεύει την τιμή «Μεσαίο» της μεταβλητής  $X_c$ 

Παρατήρηση (id)	Μεταβλητή $X^c$	Κλάση
2	Μεσαίο	$C^3$
6	Μεσαίο	$C^2$
7	Μεσαίο	$C^2$

$$P(C^1) = 2/3 = 0.6667, P(C^2) = 1/3 = 0.3334$$

$$Entropy(S_0) = -0.6667 \log(0.6667) - 0.3334 \log(0.3334) = 0.9183$$

$$P(C^1) = 1/3 = 0.3334, P(C^2) = 1/3 = 0.3334, P(C^3) = 1/3 = 0.3334$$

$$Entropy(S_1) = -0.3334 \log(0.3334) - 0.3334 \log(0.3334) = 1.585$$

$$P(C^2) = 2/3 = 0.6667, P(C^3) = 1/3 = 0.3334$$

$$Entropy(S_1) = -0.6667 \log(0.6667) - 0.3334 \log(0.3334) = 0.9183$$

$$\begin{aligned} InformationGain(S, X^a) &= 1.5305 - (0.9183 * (3/9) + 1.0 * (3/9) + 0.9183 * (3/9)) \\ &= 0.3899 \end{aligned}$$

Ολοκληρώνοντας τον πρώτο ( $1^o$ ) κύκλο εκπαίδευσης, υπολογίζουμε το βέλτιστο χαρακτηριστικό που παράγει τη μέγιστη εντροπία,

$$(i = \operatorname{argmax}\{Information\ Gain\ of\ attribute\ i\}).$$

Στην περίπτωση του παραδείγματος, τη μέγιστη εντροπία παρουσιάζει η μεταβλητή  $X^a$ . Η μεταβλητή αυτή περιγράφεται ως ρίζα του Δέντρου Απόφασης. Μετά τον πρώτο ( $1^o$ ) διαχωρισμό ακολουθείται η ίδια διαδικασία για τον περαιτέρω διαχωρισμό του Δέντρου Απόφασης, καταλήγοντας στη μορφή που παρουσιάζεται στην Εικόνα 3.6.

Δύο (2) από τους σημαντικότερους αλγορίθμους αποτελούν οι ID3 (Quinlan, 1986) και C4.5 (Quinlan, 1993), οι οποίοι βασίζονται στη στατιστική ιδιότητα του κέρδους πληροφορίας (*information gain*) και την έννοια της εντροπίας (*entropy*), για την ορθότερη επιλογή της μεταβλητής που θα εξεταστεί σε κάθε κόμβο του αναπτυχθέντος Δέντρου Απόφασης. Σε ότι αφορά τα πλεονεκτήματα των ΔΑ μπορούν να συνοριστούν στα εξής (Κωτσιαντής, 2005):

- την ανοχή που επιδεικνύει αναφορικά στο «θόρυβο» που ενδέχεται να υπάρχει στο σύνολο των δεδομένων μάθησης,
- την ανοχή που επιδεικνύει αναφορικά στην απουσία τιμών από χαρακτηριστικά του συνόλου των δεδομένων μάθησης,
- τη χρήση μη διακριτών μεταβλητών και την προσέγγιση μη διακριτών συναρτήσεων στόχου, μέσω εξειδικευμένων τεχνικών που αναλαμβάνουν τη

διακριτοποίηση τους, δηλαδή τη διαδικασία μετατροπής των συνεχών αριθμητικών χαρακτηριστικών σε κατηγορικά,

- τη δυνατότητα μετατροπής του παραγόμενου μοντέλου από Δένδρο Απόφασης σε ένα σύνολο κανόνων συσχέτισης της μορφής **IF ... THEN**.

### 3.4.4 Αλγόριθμος των εγγύτερων Γειτόνων (*k*- Nearest Neighbor, *k*-NN)

Ο αλγόριθμός *k*-NN αποτελεί έναν από τους πλέον διαδεδομένους αλγόριθμους μάθησης κατά περίπτωση, *instance - based learning*. Χαρακτηρίζεται ως αλγόριθμος αναβλητικής μάθησης, *lazy - learning algorithms* (Mitchell, 1997), όπου η γενίκευση πέρα από τα δεδομένα εκπαίδευσης πραγματοποιείται αφού γίνει μια πρώτη ταξινόμηση. Βασίζεται στην αρχή η οποία θεωρεί ότι οι παρατηρήσεις ενός συνόλου βρίσκονται σε «εγγύτητα» με άλλες παρατηρήσεις που έχουν παρεμφερείς ιδιότητες. Η «εγγύτητα» συνήθως προσδιορίζεται με βάση την απόσταση των παρατηρήσεων, θεωρώντας τις μεταβλητές που τα περιγράφουν ως μετρικές αποστάσεις στο χώρο που οριοθετεί το σύνολο εκπαίδευσης. Ουσιαστικά, ο αλγόριθμος βρίσκει τις *k* κοντινότερες παρατηρήσεις της υπό ταξινόμησης παρατήρησης και την ταξινομεί στην πλησιέστερη από πλευράς «εγγύτητας» κλάση των *k* παρατηρήσεων.

Τρία (3) είναι τα κύρια σημεία που θα πρέπει να καθοριστούν για τη βέλτιστη απόδοση του αλγορίθμου:

- ο ορισμός της απόστασης, δηλαδή της μετρικής συνάρτησης με την οποία εκφράζεται η εγγύτητα των παρατηρήσεων,
- ο τρόπος με τον οποίο αξιοποιούνται οι τιμές των *k* κοντινότερων γειτόνων,
- και ο βέλτιστος καθορισμός του αριθμού των *k* κοντινότερων γειτόνων.

Σε ότι αφορά τη μετρική συνάρτηση, αυτή καθορίζεται από τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά του διανυσματικού χώρου των παρατηρήσεων. Σε γενικές γραμμές, η χρήση των διαφόρων μετρικών συναρτήσεων, επηρεάζεται από δυο (2) παράγοντες:

- από το γεγονός της κυριαρχίας της μεταβλητής με την αναλογικά μεγαλύτερη τιμή έναντι των υπολοίπων μεταβλητών,
- από την ύπαρξη γραμμικά ή μη γραμμικά εξαρτημένων μεταβλητών.

Για τη μετρίαση των επιδράσεων αυτών, συνήθης πρακτική αποτελεί η κανονικοποίηση όλων των τιμών των μεταβλητών, καθώς και η επιλογή κατάλληλης μετρικής συνάρτησης. Σε ότι αφορά τον τρόπο αξιοποίησης των τιμών που προκύπτουν από την εφαρμογή του αλγορίθμου, στην περίπτωση που το αποτέλεσμα είναι αριθμητικό, λαμβάνεται είτε ο μέσος όρος των τιμών των  $k$  εγγύτερων γειτόνων, είτε το αποτέλεσμα εκτιμάται μετά από τη στάθμιση των αποστάσεων μέσω εφαρμογής κατάλληλου αλγορίθμου. Εκεί όπου το αποτέλεσμα είναι περιγραφικό, η συνήθης πρακτική είναι η απόδοση της επικρατέστερης από τις τιμές των  $k$  εγγύτερων γειτόνων. Σε ότι αφορά το τρίτο ζήτημα της επιλογής του βέλτιστου αριθμού  $k$ , μπορεί να υπολογιστεί εφαρμόζοντας μια επαναληπτική διαδικασία αναζήτησης, χωρίς να υπολογίζεται το υπολογιστικό κόστος και η χρονική καθυστέρηση. Η διαδικασία που ακολουθείται κατά την εφαρμογή της μεθόδου έχει ως εξής:

Διαμορφώνεται ένα σύνολο εκπαίδευσης το οποίο περιέχει  $N$  αριθμό παρατηρήσεων ( $\mathbf{o}^i$ ). Οι παρατηρήσεις περιγράφονται από ένα αριθμό  $n$  ανεξάρτητων μεταβλητών, που χωρίζονται σε διάφορες κλάσεις,  $m$ . Κάθε παρατήρηση αποτυπώνεται ως ένα διάνυσμα,  $\mathbf{o}^i$  που έχει τη μορφή:

$$\mathbf{o}^i = \{x_a = x_a^{1..m}, \dots, x_n = x_n^{1..m}\}, \quad i = \{1, N\} \quad [24]$$

Επίσης κάθε διάνυσμα  $\mathbf{o}^i$  ισούται με ένα διάνυσμα  $\mathbf{r}^i$  που αντιστοιχεί στην περιγραφή της παρατήρησης ως προς την κατηγορία στην οποία βρίσκεται και μπορεί να χαρακτηριστεί ως εξαρτημένη μεταβλητή:

$$\mathbf{o}^i = \mathbf{r}^i, \quad i = \{1, N\} \quad [25]$$

Στόχος του αλγορίθμου αποτελεί η εκτίμηση της κατηγορίας στην οποία ταξινομείται μια άγνωστη παρατήρηση, με βάση την κατηγορία στην οποία ανήκουν οι  $k$  εγγύτερες παρατηρήσεις. Η διαδικασία που ακολουθείται έχει ως εξής:

**A.** Αποθήκευση των αποτελεσμάτων των  $k$  εγγύτερων γειτόνων προς μια άγνωστη παρατήρηση  $\mathbf{o}^q$  σε ένα διάνυσμα  $\mathbf{r}^i = \{\mathbf{r}^1, \dots, \mathbf{r}^k\}$  επαναλαμβάνοντας την ίδια διαδικασία  $k$  φορές:

1. στην επόμενη παρατήρηση  $\mathbf{o}^i$  που υπάρχει στο σύνολο εκπαίδευσης, όπου  $i$  αποτελεί την τρέχουσα επανάληψη, ενώ  $i = \{1 \dots N\}$
2. έλεγχος αν για την αναζήτηση  $\mathbf{o}^q$  ισχύει:  $\mathbf{o}^q < d(\mathbf{o}^q, \mathbf{o}^i)$ :  $\mathbf{o}^q \leftarrow d(\mathbf{o}^q, \mathbf{o}^i)$ ,  $t \leftarrow \mathbf{o}^i$ ,
3. επανάληψη μέχρι το τέλος του συνόλου εκπαίδευσης, δηλαδή  $i = N$
4. αποθήκευση του  $\mathbf{o}^q$  στο διάνυσμα  $c$  που ορίζεται από τον αριθμό  $k$  των γειτόνων και το  $t$  στο διάνυσμα  $\mathbf{r}^i$

**B.** Υπολογισμός του αριθμητικού μέσου ( $\bar{r}$ ) του αποτελέσματος που έχει αποθηκευτεί

$$\text{στο διάνυσμα } \mathbf{r}^i: \quad \bar{r} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k r^i \quad [26]$$

**Γ.** Καταγραφεί του  $\bar{r}$  ως τελικό αποτέλεσμα για την αναζήτηση  $\mathbf{o}^q$

Για την κατανόηση της διαδικασίας που ακολουθείται εφαρμόζεται ο αλγόριθμος στο ίδιο παράδειγμα εκτίμησης της κατολισθητικής επιδεκτικότητας που παρουσιάστηκε παραπάνω. Η βάση δεδομένων αποτελείται από τις ίδιες τριάντα (30) περιπτώσεις περιοχών που εκδήλωσαν στο παρελθόν κατολισθητικά φαινόμενα. Κατά τα γνωστά, οι συνθήκες που επικρατούν στις περιοχές αστοχίας περιγράφονται από τέσσερις (4) μεταβλητές:

$$\text{Lithology} = [\text{Litho}^1, \text{Litho}^2, \text{Litho}^3, \text{Litho}^4], [1, 2, 3, 4]$$

$$\text{Altitude} = [\text{Alt}^2, \text{Alt}^3, \text{Alt}^4], [2, 3, 4]$$

$$\text{Slope Inclination} = [\text{SlopeInc}^1, \text{SlopeInc}^2, \text{SlopeInc}^3, \text{SlopeInc}^4], [1, 2, 3, 4]$$

$$\text{Slope Orientation} = [\text{SlopeOri}^1, \text{SlopeOri}^2], [1, 2]$$

Σε ότι αφορά τις μεταβλητές και τον διαχωρισμό σε κλάσεις, ισχύουν ότι και στο προηγούμενο παράδειγμα. Οι μεταβλητές αυτές αποτελούν τις ανεξάρτητες μεταβλητές του αλγορίθμου, που ως κύριο ζητούμενο έχει την ταξινόμηση μιας νέας θέσης ως προς την έκταση της επιφάνειας που θα καταλαμβάνει αν αστοχούσε. Η έκταση της επιφάνειας της αστοχίας, αποτελεί την εξαρτημένη μεταβλητή του αλγορίθμου (*SurfaceExt*), η οποία μπορεί να ταξινομηθεί σε δυο (2) κατηγορίες, «μεγάλη» και «μικρή» (Πίνακας 3.12).

Εκείνο που ζητείται, είναι η εκτίμηση της πιθανότητας μια άγνωστη θέση, *site<sup>q</sup>*, να ταξινομηθεί ως προς το μέγεθος της έκτασης, η οποία θα αστοχήσει. Η βασική αρχή πάνω στην οποία στηρίζεται αυτή η εκτίμηση, είναι ότι οι θέσεις αστοχίας της βάσης δεδομένων, «μοιράζονται» ορισμένα κοινά χαρακτηριστικά, διαμορφώνοντας κατολισθητικά πρότυπα και μοτίβα. Όσο μικρότερη είναι η απόσταση που υπολογίζεται από τον αλγόριθμο, μεταξύ της προς εκτίμηση περιοχής και των πρότυπων, τόσο πιθανότερο είναι, η περιοχή να έχει την ίδια συμπεριφορά με αυτή των προτύπων.

Στο παράδειγμα που παρουσιάζεται, η άγνωστη θέση *site<sup>q</sup>* ισούται με:

$$\mathbf{site}^q = \{\text{Lithology} = \text{Litho}^3, \text{Altitude} = \text{Alt}^4, \text{Slope Inclination} = \text{SlopeInc}^1, \text{Slope Orientation} = \text{SlopeOri}^1 \mid \mathbf{r\_site}^q = ?\}$$

Πίνακας 3.12 Δεδομένα Εκπαίδευσης

Site	Lithology	Altitude	Slope	Slope	Surface	Site	Lithology	Altitude	Slope	Slope	Surface
			Inclination	Orientation	Ext				Inclination	Orientation	Ext
Site <sup>1</sup>	4	3	2	2	Large	Site <sup>16</sup>	1	2	3	2	Large
Site <sup>2</sup>	4	3	2	2	Large	Site <sup>17</sup>	1	2	3	1	Large
Site <sup>3</sup>	4	3	2	1	Large	Site <sup>18</sup>	1	2	3	1	Small
Site <sup>4</sup>	4	3	1	2	Large	Site <sup>19</sup>	1	2	3	1	Large
Site <sup>5</sup>	4	3	2	2	Small	Site <sup>20</sup>	1	2	3	2	Large
Site <sup>6</sup>	4	3	2	2	Large	Site <sup>21</sup>	1	2	2	2	Large
Site <sup>7</sup>	4	3	2	2	Small	Site <sup>22</sup>	4	4	4	1	Large
Site <sup>8</sup>	4	3	3	2	Small	Site <sup>23</sup>	4	4	4	1	Large
Site <sup>9</sup>	4	3	2	2	Large	Site <sup>24</sup>	4	4	4	1	Small
Site <sup>10</sup>	4	3	2	2	Small	Site <sup>25</sup>	3	3	1	2	Small
Site <sup>11</sup>	1	2	3	1	Large	Site <sup>26</sup>	3	4	3	1	Large
Site <sup>12</sup>	1	2	3	1	Small	Site <sup>27</sup>	1	3	4	1	Small
Site <sup>13</sup>	1	2	3	1	Small	Site <sup>28</sup>	4	3	4	1	Small
Site <sup>14</sup>	1	2	3	1	Large	Site <sup>29</sup>	4	3	2	2	Large
Site <sup>15</sup>	1	2	2	2	Small	Site <sup>30</sup>	4	3	3	2	Small

Η μέθοδος  $k$ -NN επιτρέπει τον υπολογισμό του βαθμού «εγγύτητας» μεταξύ των παρατηρήσεων, χρησιμοποιώντας μια μετρική απόσταση  $d(\text{site}^1, \text{site}^2)$ , όπου  $\text{site}^1, \text{site}^2$  θεωρούνται οι δυο (2) παρατηρήσεις οι οποίες περιγράφονται από τις τέσσερις (4) μεταβλητές και  $r_{\text{site}^1}, r_{\text{site}^2}$  αποτελούν τον χαρακτηρισμό της επιφάνειας αστοχίας που καταλαμβάνουν οι δυο (2) αστοχίες.

Η Ευκλείδεια απόσταση, για την πρώτη καταγραφή της βάσης δεδομένων προκύπτει από την εξίσωση:

$$d(\text{site}^q, \text{site}^l) = [(Lithology^q - Lithology^l)^2 + (Altitude^q - Altitude^l)^2 + (Slope Inclination^q - Slope Inclination^l)^2 + (Slope Orientation^q - Slope Orientation^l)^2]^{1/2} \quad [27]$$

$$d(\text{site}^q, \text{site}^l) = [(3-4)^2 + (4-3)^2 + (1-2)^2 + (1-2)^2]^{1/2} = 2$$

Με τον ίδιο τρόπο υπολογίζονται οι αποστάσεις μεταξύ της προς εκτίμησης περιοχής με το σύνολο των θέσεων αστοχίας της βάσης δεδομένων (Πίνακας 3.13). Από την εξέταση του Πίνακα 3.13, προκύπτει ότι η καταγραφή Site<sup>25</sup>, παρουσιάζει τη μικρότερη απόσταση, ίση με **1,414214**.

Πίνακας 3.13 Αποτελέσματα μέτρησης αποστάσεων

<i>Site</i>	<i>Distance</i>	<i>Surface Ext</i>	<i>Site</i>	<i>Distance</i>	<i>Surface Ext</i>
Site <sup>1</sup>	2	Large	Site <sup>16</sup>	3,605551	Large
Site <sup>2</sup>	2	Large	Site <sup>17</sup>	3,464102	Large
Site <sup>3</sup>	1,732051	Large	Site <sup>18</sup>	3,464102	Small
Site <sup>4</sup>	1,732051	Large	Site <sup>19</sup>	3,464102	Large
Site <sup>5</sup>	2	Small	Site <sup>20</sup>	3,605551	Large
Site <sup>6</sup>	2	Large	Site <sup>21</sup>	3,162278	Large
Site <sup>7</sup>	2	Small	Site <sup>22</sup>	3,162278	Large
Site <sup>8</sup>	2,645751	Small	Site <sup>23</sup>	3,162278	Large
Site <sup>9</sup>	2	Large	Site <sup>24</sup>	3,162278	Small
Site <sup>10</sup>	2	Small	Site <sup>25</sup>	1,414214	Small
Site <sup>11</sup>	3,464102	Large	Site <sup>26</sup>	2	Large
Site <sup>12</sup>	3,464102	Small	Site <sup>27</sup>	3,741657	Small
Site <sup>13</sup>	3,464102	Small	Site <sup>28</sup>	3,316625	Small
Site <sup>14</sup>	3,464102	Large	Site <sup>29</sup>	2	Large
Site <sup>15</sup>	3,162278	Small	Site <sup>30</sup>	2,645751	Small

Σε ότι αφορά την εξαρτημένη μεταβλητή, την επιφάνειας αστοχίας, *SurfaceExt*, η συγκεκριμένη περιοχή χαρακτηρίζεται ως **Small**, «μικρή». Συνεπώς, για την προς εκτίμηση περιοχή *site<sup>9</sup>*, αν εκδηλωθεί αστοχία, η επιφάνεια που θα επηρεαστεί θα είναι **μικρή**.

Στην περίπτωση που συνεκτιμηθεί η επίδραση περισσότερων του ενός «γείτονα», τα αποτελέσματα που προκύπτουν αξιολογούνται εφαρμόζοντας την εύρεση του μέσου όρου. Αν ο αριθμός *k* των εγγύτερων γειτόνων, οριστεί ίσος με τρία (3), τότε δημιουργείται ένα διάνυσμα *c*, που έχει τη μορφή  $c = \{c^1, c^2, c^3\}$ . Εφαρμόζοντας τον αλγόριθμο για το παράδειγμα που παρουσιάστηκε παραπάνω και για  $k = 3$ , προκύπτουν τα εξής αποτελέσματα:

$$d(\text{site}^9, \text{site}^{25}) = 1,414214$$

$$c^1 = \{\text{Lithology} = \text{Litho}^3, \text{Altitude} = \text{Alt}^3, \text{Slope Inclination} = \text{SlopeInc}^1, \text{Slope Orientation} = \text{SlopeOri}^2 \mid r_{c^1} = \text{Small}\}$$

$$d(\text{site}^9, \text{site}^3) = 1,732051$$

$$c^2 = \{\text{Lithology} = \text{Litho}^4, \text{Altitude} = \text{Alt}^3, \text{Slope Inclination} = \text{SlopeInc}^2, \text{Slope Orientation} = \text{SlopeOri}^2 \mid r_{c^2} = \text{Large}\}$$



$$d(\text{site}^a, \text{site}^4) = 1,732051$$

$$c^3 = \{\text{Lithology} = \text{Litho}^4, \text{Altitude} = \text{Alt}^3, \text{Slope Inclination} = \text{SlopeInc}^1, \text{Slope Orientation} = \text{SlopeOri}^2 \mid r_c^3 = \text{Large}\}$$

Το τελικό διάνυσμα που προκύπτει, αφού μετατραπεί η περιγραφική μεταβλητή *SurfaceExt* σε αριθμητική  $\text{SurfaceExt} = \{\text{Large}, \text{Small}\} = \{1, 0\}$ , ισούται με  $r = \{0, 1, 1\}$ . Ο αριθμητικός μέσος του διανύσματος  $r$  ισούται με,  $\bar{r} = 2/3$ .

Στη συνέχεια μετατρέπεται η τιμή που προέκυψε σε περιγραφική με βάση την συνθήκη:

$$r^i = \begin{array}{l} \text{εάν } r^i \geq 0.5 \text{ τότε } \text{SurfaceExt} = \text{Large} \\ \text{αλλιώς} \\ \text{SurfaceExt} = \text{Small} \end{array}$$

Συνεπώς, για το παράδειγμα που παρουσιάστηκε, η έκταση της άγνωστης περιοχής θα είναι ίση με **SurfaceExt = Large**.

Αξιολογώντας την τεχνική διαπιστώνουμε ότι ο αλγόριθμος *k-NN* είναι ένας πολύ αποτελεσματικός αλγόριθμος μάθησης, τόσο για αριθμητικά όσο και για περιγραφικά δεδομένα. Είναι ανεκτικός σε θορυβώδη σύνολα μάθησης, ειδικά όταν επιλέγονται μεγάλες τιμές *k*. Αξίζει να ειπωθεί η επισήμανση του *Breiman* που αναφέρει στην σχετική εργασία του (*Breiman, 1996*) ότι, η σταθερότητα της τεχνικής *k-NN* τα κάνει να ξεχωρίζουν από τα Δένδρα Απόφασης και τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα. Ο συγγραφέας διαπίστωσε ότι μικρές τυχαίες αλλαγές στα χαρακτηριστικά του συνόλου των δεδομένων μάθησης, δεν είχαν ως αποτέλεσμα τη δημιουργία σημαντικών αποκλίσεων στην απόδοση του ταξινομητή, σε αντίθεση με ότι συμβαίνει στα ΔΑ και ΤΝΔ. Ωστόσο, η τεχνική *k-NN* μειονεκτεί έναντι άλλων τεχνικών, εξαιτίας των αποθηκευτικών της απαιτήσεων και της δυσκολίας στον προσδιορισμό του βέλτιστου αριθμού των *k* γειτόνων.

### 3.5 ΓΕΩΓΡΑΦΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΩΝ

#### 3.5.1 Εισαγωγή - Ορισμός

Όπως περιγράφονται στη διεθνή βιβλιογραφία, τα Γεωγραφικά Συστήματα Πληροφοριών (Γ.Σ.Π.) αποτελούν σύνθετα συστήματα που απαρτίζονται από εργαλεία συλλογής, αποθήκευσης, ανάκτησης, ανάλυσης και απόδοσης χωρικών και μη – χωρικών

δεδομένων. Ο όρος Γεωγραφικά Συστήματα Πληροφοριών, *Geographic Information Systems* (GIS) χρησιμοποιήθηκε για πρώτη φορά τη δεκαετία του '60 από τον R.Tomlinson, Άγγλο Γεωγράφο, για να περιγράψει ένα Σύστημα Ανάλυσης Χαρτογραφικών Δεδομένων, που αναπτύχθηκε για την Καναδική κυβέρνηση και αφορούσε τη διαχείριση δεδομένων χρήσεων γης (*Canada Geographic Information System, CGIS*).

Παρά την περισσότερο από 50 χρόνια παρουσία τους, δεν υπάρχει ένας σαφής και κοινά αποδεκτός ορισμός για το τι είναι Γ.Σ.Π. Προκύπτει κυρίως με βάση την εφαρμογή την οποία εκτελεί και το υπόβαθρο των ερευνητών που τον προτείνουν. Αποτελούν ένα μεθοδολογικό εργαλείο διερεύνησης που έχει περιοριστεί μέσα σε ένα πλαίσιο «πολυεπιστημονικότητας», όπου κάθε επιστήμη προσφέρει τη δική της προσέγγιση (Κουτσόπουλος, 1994). Ορισμένοι από τους ορισμούς που υπάρχουν, δίνονται παρακάτω:

*Αποτελεί μια ειδική περίπτωση συστημάτων πληροφοριών όπου η βάση δεδομένων αποτελείται από παρατηρήσεις σε χωρικά κατανεμημένα χαρακτηριστικά τα οποία είναι καθορισμένα στο χώρο ως σημεία, γραμμές ή περιοχές. Διαχειρίζεται δεδομένα σχετικά με αυτά τα σημεία, τις γραμμές και τις περιοχές για να αποκτήσει δεδομένα για ερωτήσεις και αναλύσεις (Dueker, 1979).*

*Αποτελεί εργαλείο για λήψη αποφάσεων νομικής, διοικητικής και οικονομικής υφής και ένα όργανο για το σχεδιασμό και την ανάπτυξη, που αποτελείται αφενός από μια βάση δεδομένων που περιέχει για μια έκταση στοιχεία προσδιορισμένα στο χώρο και τα οποία σχετίζονται με τη γη και αφετέρου αποτελείται από διαδικασίες και τεχνικές για τη συστηματική συλλογή, ενημέρωση, επεξεργασία και διανομή των στοιχείων. Η βάση δεδομένων του συστήματος είναι ένα ενιαίο σύστημα γεωγραφικής αναφοράς, το οποίο επίσης διευκολύνει τη σύνδεση των στοιχείων μεταξύ τους καθώς και με άλλα συστήματα που περιέχουν στοιχεία για τη γη (Federation International des Geometres, 1983).*

*Τα Γεωγραφικά Συστήματα Πληροφοριών (GIS) κατά τον Burrough (1986), ορίζουν «ένα δυναμικό σύνολο από εργαλεία για την συλλογή, αποθήκευση, μετασχηματισμό, ενημέρωση, διαχείριση, ανάλυση και παρουσίαση χωρικών δεδομένων από τον πραγματικό κόσμο, για κάποιους συγκεκριμένους σκοπούς».*

*Ο Aronoff (1989) ορίζει τα Γ.Σ.Π. σαν μία Βάση Χωρικών Δεδομένων η οποία περιέχει όλες εκείνες τις διαδικασίες που απαιτούνται για την αποθήκευση και διαχείριση γεω-αναφερόμενων δεδομένων.*

*«Ένα Γεωγραφικό Σύστημα Πληροφοριών (Geographic Information System ,GIS) είναι ένα οργανωμένο σύστημα μηχανολογικού υλικού και λογισμικού κατάλληλο για την συλλογή, αποθήκευση, ενημέρωση, επεξεργασία, ανάλυση και παρουσίαση όλων των τύπων των γεωγραφικών πληροφοριών» (Maguire, 1991).*

«Γεωγραφικό Σύστημα Πληροφοριών είναι μια οργανωμένη συλλογή μηχανικών υπολογιστικών συστημάτων (*hardware*), λογισμικών συστημάτων (*software*), χωρικών δεδομένων και ανθρώπινου δυναμικού, με σκοπό τη συλλογή, καταχώρηση, ενημέρωση, διαχείριση, ανάλυση και απόδοση, κάθε μορφή πληροφορίας που αφορά στο γεωγραφικό περιβάλλον» (Κουτσόπουλος, 2002).

Υπάρχουν ακόμα δεκάδες αναφορές στο τι αποτελεί στην πραγματικότητα ένα Γ.Σ.Π. (Maguire, 1991). Ωστόσο, διαπιστώνει κανείς ότι όλες οι αναφορές μοιράζονται ένα κοινό γνώρισμα: το ότι τα Γ.Σ.Π. διαθέτουν τη δυνατότητα Χωρικής Ανάλυσης. Αποτελούν στην ουσία διαχειριστικά συστήματα που ενσωματώνουν ένα σύνολο τεχνικών και εργαλείων, τα οποία επιτρέπουν στον χρήστη την ποσοτική και ποιοτική ανάλυση φαινομένων στο χώρο. Όπως περιγράφεται από τον Κουτσόπουλο (2002) σχετικά με το τι αποτελεί ένα Γ.Σ.Π., οι διαφορετικές απόψεις που έχουν εκφρασθεί κατηγοριοποιούνται σε τρεις (3) αλληλένδετες μεταξύ τους προσεγγίσεις, τη Διαχειριστική προσέγγιση, την προσέγγιση Χωρικής Ανάλυσης και τη Σχεδιαστική προσέγγιση.

Στην πρώτη προσέγγιση περιγράφονται τα συστήματα που έχουν ως βασικό τους στόχο τη Διαχειριστική προσέγγιση, τη δημιουργία και τη διαχείριση των χωρικών στοιχείων. Τα συστήματα αυτά υιοθετούν δυο διαφορετικές προσεγγίσεις, τη Χαρτογραφική προσέγγιση, η οποία εστιάζει κυρίως στα χαρτογραφικά χαρακτηριστικά, και την Πληροφοριακή προσέγγιση, η οποία επικεντρώνεται στην αξιοποίηση των Γ.Σ.Π. ως συστημάτων διαχείρισης Βάσεων Δεδομένων. Σε ότι αφορά τη δεύτερη προσέγγιση, περιγράφονται τα συστήματα που πραγματοποιούν αναλύσεις σε Βάσεις Χωρικών Δεδομένων. Τέλος, σε ότι αφορά την τρίτη προσέγγιση, της Σχεδιαστικής προσέγγισης, περιγράφονται τα συστήματα εκείνα, τα οποία βοηθούν στην επίλυση χωρικών προβλημάτων που συμμετέχουν ενεργά στον χωρικό σχεδιασμό.

Κατά τον Κουτσόπουλο (2005) οι τρεις (3) προσεγγίσεις είναι ισχυρά αλληλένδετες και όχι ανεξάρτητες, ακούσια συμπληρωματικές και όχι αντικρουόμενες, με αποτέλεσμα την θεώρησή του Γ.Σ.Π. ως ένα «οργανικό» σύνολο, εντός του οποίου υπάρχουν ενσωματωμένες και οι τρεις (3) προσεγγίσεις.

Σε γενικές γραμμές περιγράφονται είτε ως συστήματα που απαρτίζουν ένα σύνολο εργαλείων, μεθόδων και τεχνικών για τη διαχείριση χωρικών δεδομένων, είτε ως μια εξελιγμένη Βάση Χωρικών Δεδομένων (Arnoff, 1989), είτε ως ένα εργαλείο λήψης αποφάσεων, όπου τα δεδομένα έχουν επακριβώς προσδιοριστεί στο χώρο και αναλύονται για την επίλυση ενός προβλήματος (Cowen, 1988).

Αναλυτικότερα και σύμφωνα με τον Hanigan (Antenucci et al., 1991), ως Γ.Σ.Π. ορίζεται οποιοδήποτε πληροφοριακό σύστημα μπορεί:

- να συλλέγει, να αποθηκεύει και να ανακτά πληροφορίες βασιζόμενο στη χωρική τους διάσταση,
- να αναγνωρίζει σημεία εντός ενός συγκεκριμένου περιβάλλοντος τα οποία ικανοποιούν συγκεκριμένα κριτήρια,
- να ανακαλύπτει σχέσεις ανάμεσα σε ομάδες δεδομένων του χωρικού περιβάλλοντος,
- να αναλύει χωρικά τα δεδομένα βοηθώντας στη λήψη αποφάσεων σχετικά με το υπό εξέταση περιβάλλον,
- να διευκολύνει την επιλογή και την τροφοδοσία των δεδομένων σε εφαρμογές ικανές να εκτιμούν με τη χρήση αναλυτικών μοντέλων την επίδραση της μεταβολής των δεδομένων στο περιβάλλον,
- να παρουσιάζει τα δεδομένα, σε επιλεγμένο περιβάλλον τόσο γραφικά όσο και αριθμητικά, πριν ή μετά την ανάλυση.

### 3.5.3 Η ανάπτυξη και η εξέλιξη των Γ.Σ.Π.

Η ανάπτυξη των Γ.Σ.Π. ακολούθησε τη ραγδαία επέκταση της χρήσης των ηλεκτρονικών υπολογιστών, των τηλεπικοινωνιών και της τηλεματικής, την εξέλιξη των λογισμικών συστημάτων σχεδίασης καθώς και των Συστημάτων Βάσεως Δεδομένων. Η τεχνολογία των Γ.Σ.Π. εφαρμόστηκε για πρώτη φορά στα γνωστικά πεδία της τοπογραφίας, της θεματικής χαρτογραφίας, της γεωγραφίας και της γεωλογίας περίπου στη δεκαετία του 60'.

Από τα μέσα της δεκαετίας του 1960 έως και το 1970, οι όποιες εξελίξεις υπήρχαν και αφορούσαν στα Γ.Σ.Π. πραγματοποιούνταν στα πλαίσια κυβερνητικών υπηρεσιών και των πανεπιστημιακών ιδρυμάτων (*Pidwirny, 2006*). Το 1964 ο *Howard Fisher* ίδρυσε το *Harvard Laboratory For Computer Graphics And Spatial Analysis*, εργαστήριο που παρήγαγε μια σειρά από εφαρμογές Γ.Σ.Π., συμπεριλαμβανομένων: του SYMAP (*Synagraphic Mapping System*), της πρώτης εφαρμογής όπου παρουσιάστηκε η δυνατότητα των υπολογιστών για τη δημιουργία χαρτογραφικών προϊόντων, του CALFORM, SYMVU, GRID, POLYVRT και του ODYSSEY (*Brunn et al., 2004*).

Η εφαρμογή ODYSSEY, ήταν η πρώτη σύγχρονη Γ.Σ.Π. εφαρμογή, η οποία διαχειριζόταν διανυσματικά δεδομένα, πολλά από τα χαρακτηριστικά της οποίας, θα αποτελέσουν τη βάση για τις μελλοντικές εμπορικές εφαρμογές. Το Αυτόματο Σύστημα

Χαρτογράφησης (*Automatic Mapping System*) αναπτύχθηκε στις Ηνωμένες Πολιτείες από την Κεντρική Υπηρεσία Πληροφοριών (*CIA*) στα τέλη της δεκαετίας του 1960. Στα πλαίσια του προγράμματος αυτού δημιουργήθηκε η *CIA World Data Bank I*, μια βάση δεδομένων που περιελάμβανε τις ακτογραμμές, το υδρογραφικό δίκτυο, τα πολιτικά σύνορα, ενώ παράλληλα αναπτύχθηκε και το λογισμικό πακέτο *Computer Aided Mapping (CAM)* που δημιουργούσε χάρτες σε διάφορες κλίμακες στηριζόμενο στα δεδομένα της *CIA World Data Bank*.

Το 1969 ο *Jack Dangermond*, ο οποίος σπούδασε στο *Harvard Lab for Computer Graphics*, συν-ίδρυσε την εταιρία, *Environmental Systems Research Institute (ESRI)* με τη σύζυγό του Λώρα. Η *ESRI* θα γίνει στα μετέπειτα χρόνια η κυρίαρχη δύναμη στην αγορά, δημιουργώντας τα λογισμικά *ArcInfo* και *ArcView*. Το πρώτο συνέδριο που αναφέρεται στην τεχνολογία των Γ.Σ.Π., έλαβε χώρα το 1970 και οργανώθηκε από τον *Roger Tomlinson* και τον *Duane Marble*.

Στη δεκαετία του 1980 και του 1990, οι εταιρείες *M&S Computing* (σήμερα γνωστή ως *Intergraph*), η *ESRI* και η *CARIS*, ανέπτυξαν εμπορικές εφαρμογές Γ.Σ.Π., οργανώνοντας τα δεδομένα σε Βάσεις Δεδομένων. Αναπτύχθηκαν εφαρμογές πάνω στην αυτοματοποιημένη χαρτογράφηση, τα Συστήματα Πληροφοριών Γης (*L.I.S.*) καθώς και τη Διαχείριση Δικτύων Κοινής Ωφελείας. Την ίδια εποχή, το 1982, το εργαστήριο *U.S. Army Corp of Engineering Research Laboratory (USA-CERL)* δημιούργησε τον πρόγονο του *GRASS*, ένα δωρεάν πρόγραμμα ανοικτού κώδικα (*Neteler & Mitasova, 2008*). Τα περισσότερα προγράμματα στις αρχές του 80' έτρεχαν σε περιβάλλον *UNIX*, ωστόσο από το 2000 και έπειτα στην πλειονότητα τους, τα προγράμματα Γ.Σ.Π. τρέχουν σε όλα σχεδόν τα λειτουργικά περιβάλλοντα με έμφαση στο λειτουργικό σύστημα των *Windows*.

Στη σημερινή εποχή, η ραγδαία ανάπτυξη των μηχανολογικών και λογισμικών υπολογιστικών συστημάτων, των μεθόδων εφαρμογής αλλά και την εξοικείωση με την έννοια του χωρικού προσδιορισμού, επιφέρει ανάλογη εξέλιξη και στη δημιουργία νέων εφαρμογών όπου οι χρήστες αποκτούν και διαχέουν χωροχρονικές πληροφορίες μέσω των υπηρεσιών του διαδικτύου (*Fu & Sun, 2010, Tsangaratos, 2011*).

### 3.5.2 Βασικά μέρη ενός Γ.Σ.Π.

Σύμφωνα με τον ορισμό των *Marble & Peuquet (1983)*, ένα Γ.Σ.Π. πραγματεύεται δεδομένα χώρου και χρόνου και υποστηρίζεται από μηχανικό υπολογιστικό εξοπλισμό και κατάλληλο λογισμικό, ενώ συνίσταται από τέσσερα (4) κύρια υποσυστήματα:

- ένα υποσύστημα εισαγωγής δεδομένων, που συγκεντρώνει και προ – επεξεργάζεται χωρικά στοιχεία, προερχόμενα τις περισσότερες φορές από διαφορετικές πηγές πληροφόρησης,
- ένα υποσύστημα αποθήκευσης και ανάκτησης δεδομένων, που οργανώνει τα χωρικά στοιχεία με τρόπο που να επιτρέπει την εύκολη ανάκτηση δεδομένων, την επικαιροποίηση και την επεξεργασία τους,
- ένα υποσύστημα διαχείρισης και ανάλυσης των δεδομένων, το οποίο υποσύστημα αποτελεί το κεντρικό εργαλείο του Γ.Σ.Π.,
- ένα υποσύστημα παραγωγής δεδομένων εξόδου, όπου τα δεδομένα παρουσιάζονται με διάφορες μορφές (χάρτες, πίνακες, αναφορές).

Κάθε ένα από τα υποσυστήματα αυτά λειτουργεί παράλληλα και σε συνέχεια με τα υπόλοιπα, ενώ η σωστή και αποδοτική λειτουργία ενός ολοκληρωμένου Γ.Σ.Π., στηρίζεται σε πέντε (5) βασικά συστατικά (Bolstad, 2005): τα Μηχανικά Υπολογιστικά Συστήματα, τα Λογισμικά Υπολογιστικά Συστήματα, τις Μεθόδους και τα πρωτόκολλα Εφαρμογής, το Ανθρώπινο Δυναμικό και τα διαθέσιμα Δεδομένα (Σχήμα 3.7).



Σχήμα 3.7 Τα πέντε (5) κύρια συστατικά ενός ολοκληρωμένου Γ.Σ.Π.



**Μηχανικό Υπολογιστικό Σύστημα:** Αποτελείται από την κεντρική μονάδα, το λειτουργικό σύστημα, τη μνήμη και τα αποθηκευτικά μέσα καθώς και τα διάφορα περιφερειακά συστήματα, εκτυπωτές, σαρωτές, εξωτερικά αποθηκευτικά μέσα, συσκευές εντοπισμού GPS, κ.α. Οι προδιαγραφές και οι δυνατότητες του Μηχανικού Υπολογιστικού Συστήματος επηρεάζουν την ταχύτητα επεξεργασίας, την ευκολία χρήσης καθώς και τη μορφή της εξόδου του συστήματος.

**Λογισμικό Υπολογιστικό Σύστημα:** Σε ότι αφορά το λογισμικό σύστημα, οι αλγόριθμοι που ένα Γ.Σ.Π. χρησιμοποιεί, κατηγοριοποιούνται σε πέντε (5) κατηγορίες (*Burrough & MacDonnell, 1998*):

α. αλγόριθμοι εισαγωγής και επαλήθευσης στοιχείων (*Data Acquisition*), το οποίο αποτελεί το βασικό εργαλείο του *υποσυστήματος εισαγωγής δεδομένων*, και επιτρέπει το μετασχηματισμό και τη διαμόρφωση των αρχικών αναλογικών ή και ψηφιακών δεδομένων σε δεδομένα κατάλληλης μορφής,

β. αλγόριθμοι αποθήκευσης και διαχείρισης στοιχείων (*Data Management*), που αποτελούν βασικά εργαλεία του *υποσυστήματος αποθήκευσης και ανάκτησης δεδομένων*, μέσω των οποίων δομούνται και οργανώνονται τα διαμορφωμένα δεδομένα,

γ. αλγόριθμοι μετασχηματισμού στοιχείων (*Manipulation and Analysis*), οι οποίοι αποτελούν βασικό εργαλείο του *υποσυστήματος διαχείρισης και ανάλυσης των δεδομένων*, όπου πραγματοποιούνται διεργασίες προεπεξεργασίας (*Preprocessing*) και ανάλυσης των διαμορφωμένων δεδομένων,

δ. αλγόριθμοι ερωτημάτων και αναζητήσεων, οι οποίοι αποτελούν το δεύτερο βασικό εργαλείο του *υποσυστήματος διαχείρισης και ανάλυσης των δεδομένων*, μέσω των οποίων επιτυγχάνεται δυναμική επικοινωνία μεταξύ χρηστών και υπολογιστικού προγράμματος,

ε. αλγόριθμοι παρουσίασης (*Product Generation*), οι οποίοι αποτελούν βασικά εργαλεία του *υποσυστήματος παραγωγής δεδομένων εξόδου*, και οι οποίοι αποδίδουν τις παραγόμενες πληροφορίες, με τη μορφή πινάκων, μαθηματικών συναρτήσεων, στατιστικών δεικτών, ιστογραμμάτων, γραφημάτων, στατικών και δυναμικών εικόνων αλλά κυρίως μέσω χαρτογραφικών προϊόντων.

Κατά τον *Κουτσόπουλο* (2002), θα πρέπει να προστεθεί μια επιπλέον κατηγορία αλγορίθμων, μέσω των οποίων επιχειρείται Ανάλυση Χώρου, δηλαδή διεργασιών όπου πραγματοποιείται η ποιοτική και ποσοτική ανάλυση φαινομένων στο χώρο.



**Ανθρώπινο δυναμικό:** Το ανθρώπινο δυναμικό, συμμετέχει αλληλεπιδρώντας δυναμικά με το Γ.Σ.Π.. Ο διαχειριστής του συστήματος, ο ειδικός τεχνικός, ο τελικός χρήστης και ο καταναλωτής, αποτελούν κατά βάση το συστατικό ενός ολοκληρωμένου Γεωγραφικού Συστήματος Πληροφοριών, που καθορίζει το αποτέλεσμα της εφαρμογής ενός Γ.Σ.Π., καθώς επεμβαίνει σε όλα τα στάδια της διαδικασίας, από τη διαμόρφωση του στόχου, την επιλογή των μηχανικών υπολογιστικών συστημάτων, των λογισμικών υπολογιστικών συστημάτων, των διαδικασιών και των μεθόδων εφαρμογής, τη διαχείριση και επεξεργασία καθώς και την ερμηνεία των αποτελεσμάτων.

**Διαδικασίες και Μέθοδοι Εφαρμογής:** Οι μέθοδοι εφαρμογής αναφέρονται στα διαχειριστικά πρότυπα, τα πρωτόκολλα πρόσβασης, τις αρχές και τους κανόνες καθώς και τις κατευθυντήριες γραμμές, τα οποία απαιτούνται για την εφαρμογή της τεχνολογίας των Γ.Σ.Π..

**Διαθέσιμα Δεδομένα:** Είναι σαφές ότι η ποιότητα και η ποσότητα των δεδομένων καθορίζουν την αξία του αποτελέσματος. Θα πρέπει να είναι σε ψηφιακή μορφή και συνήθως προκύπτουν με ψηφιοποίηση αναλογικών δεδομένων (π.χ. τυπωμένοι χάρτες) ή με τη συλλογή πρωτογενών δεδομένων με τη χρήση ψηφιακών μεθόδων αποτύπωσης χώρου (αποτύπωση με συστήματα εντοπισμού θέσης, GPS, Τηλεπισκόπηση κ.α.).

### 3.5.5 Εφαρμογές των Γ.Σ.Π.

Τα Γ.Σ.Π. έχουν πολλές και ενδιαφέρουσες εφαρμογές στην ανάλυση του χώρου και την επεξεργασία γεωγραφικά προσδιορισμένων πληροφοριών, αποτελώντας ένα ουσιαστικό εργαλείο που διευκολύνει την καθημερινότητα εκατομμυρίων ανθρώπων σε ολόκληρο τον πλανήτη. Με τη βοήθεια τεχνικών, όπως, Περιγραφική Χωροθέτηση, Αναλυτική Χωροθέτηση, Βελτιστοποίηση, Ανάλυση Γειτνίασης, Υπολογισμός Ελάχιστης Διαδρομής, Τοπογραφική Ανάλυση και Ανάλυση Διαδρόμου ή Παραθύρου, τα Γ.Σ.Π. αποτελούν σήμερα το βασικό εργαλείο της Ανάλυσης Χώρου.

Μερικές από τις εφαρμογές των συστημάτων Γ.Σ.Π. απαντώνται στη διαχείριση του φυσικού περιβάλλοντος και των πόρων του (Sharifi & Rodriguez, 2002), στο σχεδιασμό και την ανάπτυξη νέας υποδομής για οικισμούς (Sharifi & van Keulen, 1994), στις θαλάσσιες και επίγειες μεταφορές (Simkowitz, 1988), στις βιομηχανίες ηλεκτρισμού και τηλεπικοινωνιών, σε δίκτυα ύδρευσης, αποχέτευσης, όπου διευκολύνεται η παρακολούθηση και διαχείρισή τους, ακόμα και για στρατιωτικές εφαρμογές, στη μελέτη και αναγνώριση μοτίβων εξάπλωσης μολυσματικών ασθενειών, ενώ όλο και περισσότεροι οργανισμοί επιδιώκουν την ενσωμάτωση της τεχνολογίας των Γ.Σ.Π. στα συστήματα

υποστήριξης λήψης απόφασης. Αναλυτικότερα, τα Γ.Σ.Π. βρίσκουν εφαρμογή (Κουτσόπουλος, 2002):

- σε επίπεδο Περιφερειακού Προγραμματισμού και Σχεδιασμού,
- σε επίπεδο Αστικού Προγραμματισμού και Σχεδιασμού,
- σε θέματα διαχείρισης Συστημάτων Συγκοινωνιών και Μεταφορών,
- σε θέματα που αφορούν στην Τεχνική Υποδομή,
- σε θέματα που αφορούν στο Περιβάλλον,
- σε θέματα που αφορούν στην Υγεία – Πρόνοια, Εκπαίδευση, Αγορά Εργασίας,
- σε θέματα που αφορούν στη Δημόσια Ασφάλεια,
- σε θέματα που αφορούν στην Ανάλυση Αγοράς, διανομών, πωλήσεων και χωροθέτησης κατανομών.

Στην πραγματικότητα, τα Γ.Σ.Π. παρουσιάζονται ως ιδανικά εργαλεία εκεί όπου υπάρχει η ανάγκη για τη διαχείριση και επεξεργασία χωρικών – γεωγραφικών πληροφοριών που συνδέονται με ποσοτικές και ποιοτικές πληροφορίες. Θεωρούνται ως ένα σύνολο χαρτογραφικών εργαλείων που βρίσκονται σε δυναμική επικοινωνία με μία σχεσιακή βάση δεδομένων, καθιστώντας τα ιδανικά εργαλεία αποθήκευσης και ανάλυσης.

Σε ότι αφορά τις γεωεπιστήμες, σύμφωνα με τους *Bonham & Graeme* (1994), οι κυριότερες εφαρμογές των Γ.Σ.Π. στη γεωλογία μπορούν να χωριστούν σε πέντε (5) κατηγορίες:

- χαρτογράφηση επικινδυνότητας (*hazard mapping*), που περιλαμβάνει την παραγωγή χαρτών επικινδυνότητας, κατολισθήσεων, χαρτών επικινδυνότητας ως προς την εκδήλωση τσουνάμι, χαρτών σεισμικής επικινδυνότητας, ζωνοποίηση αναμενόμενων επιδράσεων κ.α.,
- επιλογή καταλληλότητας χώρων για συγκεκριμένες χρήσεις,
- εκτίμηση πλουτοπαραγωγικών πηγών,
- διερεύνηση πιθανών συσχετίσεων και αιτιών μεταξύ δομημένων και μη δομημένων συνόλων πληροφορίας,

- διερεύνηση των χωρικών συσχετίσεων μεταξύ των διαφόρων δεδομένων κατά τη γεωλογική έρευνα μιας περιοχής.

### 3.5.6 Γ.Σ.Π. και κατολισθητικά φαινόμενα

Η πρώτη χρήση των Γ.Σ.Π. στο ερευνητικό πεδίο των φυσικών καταστροφών, κυρίως τη δεκαετία του 80', θεωρήθηκε ως μια πραγματικά πρωτοποριακή εφαρμογή (Carrara et al., 1999). Ωστόσο, περιορίζονταν περισσότερο στη χρήση των Γ.Σ.Π. ως εργαλεία απεικόνισης και προβολής της πληροφορίας που αποκτήθηκε μετά την σχετική επεξεργασία των πρωτογενών δεδομένων. Αποτελούσε, έναν εναλλακτικό τρόπο προβολής, ενώ μέχρι τότε δεν αντιμετωπιζόταν ως μια τεχνική ικανή να διαχειριστεί την πληροφορία και να παράγει νέα γνώση. Οι αδυναμίες που παρουσίασαν τα πρώιμα Γ.Σ.Π., οφείλονταν στην τεχνολογική υστέρηση, τη δυσκολία στη συλλογή και διαχείριση των πρωτογενών δεδομένων, στην πολυπλοκότητα των μοντέλων πρόβλεψης, στη μη εύχρηστη και αποδοτική λειτουργία των αναπτυγμένων γραφικών διεπαφών χρήστη, στη μειωμένη γνώση τη σχετική με την εκδήλωση των φυσικών κινδύνων, στη χρήση μοντέλων ανάλυσης που δεν είχαν ενσωματωμένη την εμπειρία και τη γνώση των ειδικών, κ.α. (Carrara et al., 1999, Chanon et al., 2006).

Οι επόμενες δεκαετίες επιβεβαίωσαν τους φόβους των Carrara et al. (1999), οι οποίοι ισχυρίζονταν πως «αν οι τεχνολογικές, πολιτιστικές, οικονομικές και πολιτικές επιταγές, οι οποίες επέβαλαν συγκεκριμένες δράσεις ως προς τη διαχείριση των πρωτογενών δεδομένων δεν λειτουργούσαν αποτελεσματικά, τότε η Δεκαετία για τη Μείωση των Φυσικών Καταστροφών (IDNDR), θα τελειώνει χωρίς την επίτευξη σημαντικής προόδου σε ότι αφορά την πρόβλεψη και τη μετρίαση των επιπτώσεων κατά την εκδήλωση των φυσικών καταστροφών.

Οι ίδιοι συγγραφείς εξέφρασαν την άποψη ότι η εκτενής χρήση των Γ.Σ.Π. στη διαχείριση των κατολισθητικών φαινομένων, διαμόρφωσε την εσφαλμένη εντύπωση ότι τα αποτελέσματα που παράγονταν με τη χρήση των Γ.Σ.Π., ήταν πιο αντικειμενικά από τα αποτελέσματα που παράγονταν με τη βοήθεια ενός εμπειρογνώμονα και την υπαίθρια χαρτογράφηση. Ισχυρίζονταν ότι, το πλήθος των εφαρμογών που αναπτύχθηκαν και που επέτρεπαν στον καθένα να κατασκευάζει και να αξιοποιεί χάρτες επικινδυνότητας, με ελάχιστες ή καθόλου γνώσεις στο πεδίο των γεωεπιστήμων, αποδυνάμωνε την αποτελεσματικότητα των μοντέλων πρόβλεψης. Παράλληλα διαπίστωσαν, ότι η όλη προσπάθεια βελτίωσης της ακρίβειας των μοντέλων πρόβλεψης, κατευθυνόταν στην αναζήτηση νέων τεχνικών επεξεργασίας των πρωτογενών δεδομένων και λιγότερο προς την κατεύθυνση συλλογής περισσότερων αξιόπιστων δεδομένων.

Ωστόσο η τεχνολογική εξέλιξη των Γ.Σ.Π., διαμόρφωσε εκ νέου την αντίληψη ότι τα Γ.Σ.Π. είναι ιδανικά εργαλεία στην εκτίμηση του κινδύνου, εξαιτίας του ότι συνδυάζουν την ικανότητα της χωρικής ανάλυσης, τις μεθόδους προσομοίωσης και την επικοινωνία με σχεσιακές βάσεις δεδομένων (*Ferentinou & Sakellariou, 2003, Van Westen, 2004*).

Κατά τους *Deketh et al. (1997)*, πλεονεκτούν στο ότι επιτρέπουν την επιλογή της μεθόδου ανάλυσης, ενώ παρέχουν τη δυνατότητα βελτίωσης των μοντέλων πρόβλεψης μετά την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων και προσαρμογή τους μέσω διαδοχικών προσεγγίσεων. Επιφέρουν σημαντική μείωση του χρόνου που απαιτείται για τη μελέτη των κατολισθητικών φαινομένων σε μια περιοχή έρευνας καθώς επιτυγχάνεται η δημιουργία χαρτών ζωνοποίησης. Παράλληλα, επιτρέπουν την άντληση πληροφορίας κατά τη χωρική ανάλυση, όπως συμβαίνει με τη δημιουργία χαρτών Μορφολογικών κλίσεων και χαρτών Διεύθυνσης Μορφολογικών κλίσεων από τη χωρική ανάλυση του Ψηφιακού Μοντέλου Εδάφους (*Miles et al., 1999*).

Οι σύγχρονες ερευνητικές κατευθύνσεις επιδιώκουν την ενσωμάτωση των τεχνικών και των μεθόδων της Τεχνητής Νοημοσύνης καθώς και των Έμπειρων Συστημάτων στα Γ.Σ.Π. (*Ercanoglu & Gokceoglu, 2002, Lee et al., 2003a, 2003b, 2004a, 2004b, 2006, Gomez & Kavzoglu, 2005, Akgun et al., 2008*).

Για την επιτυχή εφαρμογή των Γ.Σ.Π. στις μελέτες τις σχετικές με τα κατολισθητικά φαινόμενα θα πρέπει να ισχύουν τα εξής:

- Τα πρωτογενή δεδομένα να είναι ακριβή, αξιόπιστα και συμβατά μεταξύ τους. Μια οποιαδήποτε εφαρμογή Γ.Σ.Π. που σχετίζεται με την εκτίμηση κινδύνου, θα πρέπει να συνοδεύεται από λεπτομερή γεωλογική χαρτογράφηση και σημαντικές υπαίθριες έρευνες (*Ayalew et al., 2005b*).
- Τα πρωτογενή δεδομένα και η πληροφορία που εξάγεται από αυτά να έχουν διαμορφωθεί κάτω από κοινά πρότυπα.
- Να επιτρέπεται η συνεχής τροφοδοσία της βάσης δεδομένων με νέα δεδομένα και σχετικά στοιχεία (*Magliulo et al., 2009*).

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4<sup>ο</sup>:

### ΕΙΔΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΔΙΕΡΕΥΝΗΣΗΣ ΤΗΣ ΤΕΧΝΙΚΟΓΕΩΛΟΓΙΚΗΣ ΣΥΜΠΕΡΙΦΟΡΑΣ ΤΩΝ ΓΕΩΛΟΓΙΚΩΝ ΣΧΗΜΑΤΙΣΜΩΝ

---

*"Knowledge of the earth ought to be available at all governmental levels where environmental concerns are likely to come up for consideration. We must find ways for reliable, complete, and understandable information to be efficiently and promptly provided for persons in government and the public at large".*

*Geological Society of America, The Earth and Human Affairs, 1979*

---

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4<sup>ο</sup>: ΕΙΔΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΔΙΕΡΕΥΝΗΣΗΣ ΤΕΧΝΙΚΟΓΕΩΛΟΓΙΚΗΣ ΣΥΜΠΕΡΙΦΟΡΑΣ ΤΩΝ ΓΕΩΛΟΓΙΚΩΝ ΣΧΗΜΑΤΙΣΜΩΝ**

### **4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ**

Στο κεφάλαιο αυτό επιχειρείται να δοθεί μια συνοπτική παρουσίαση του φαινομένου των κατολισθήσεων, ενός φαινομένου που παρουσιάζει όλα εκείνα τα χαρακτηριστικά που του επιτρέπουν να χαρακτηριστεί ως πολύπλοκο και πολυμεταβλητό πρόβλημα. Μια επιπρόσθετη επισήμανση αποτελεί το γεγονός ότι θεωρείται δύσκολη έως απίθανη η προσομοίωση του φαινομένου σε εργαστηριακό, ελεγχόμενο περιβάλλον και η διαμόρφωση σεναρίων και πραγματικών μοντέλων πρόβλεψης. Επιπλέον, η ένταση και δυναμική του φαινομένου διαφοροποιούνται ανάλογα με την ευρύτερη περιοχή έρευνας και τις συνθήκες που επικρατούν καθώς επίσης και από την κλίμακα εργασίας στην οποία ζητείται να γίνει η ανάλυση.

Στις παραγράφους που ακολουθούν δίνονται αρχικά έννοιες και όροι που σχετίζονται με το φαινόμενο, επισημαίνονται οι παραδοχές που θα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη, ενώ αναφέρονται οι διαδικασίες αναγνώρισης και καταγραφής. Αναλύονται οι ιδιαίτερες συνθήκες και διεργασίες που επιδρούν κατά την εκδήλωση του φαινομένου, ενώ στη συνέχεια δίνονται οι βασικές κατευθυντήριες αρχές που επιτρέπουν τη ζωνοποίηση μιας περιοχής έρευνας με βάση το δείκτη επιδεκτικότητας ή επικινδυνότητας. Παρουσιάζονται οι υφιστάμενες μέθοδοι, *state-of-the-art*, μέσω των οποίων διαμορφώνονται σενάρια και μοντέλα πρόβλεψης. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν αντλούνται τόσο από την ελληνική όσο και από τη διεθνή βιβλιογραφία, όπου δίνεται μεγαλύτερη έμφαση στις τεχνικές και τις μεθόδους του ευρύτερου τομέα της Τεχνητής Νοημοσύνης.

Ειδικότερα, αναπτύσσονται εκτενέστερα οι μέθοδοι που αξιοποιούν τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, την Ασαφή λογική, τα Έμπειρα συστήματα, και συγκρίνονται με τις συμβατικές ποιοτικές, ημι-ποιοτικές, ποσοτικές, στατιστικές και πιθανολογικές αναλύσεις.

Στο κεφάλαιο αυτό, αποσαφηνίζονται ζητήματα που αφορούν στην Τεχνική Γεωλογία και επισημαίνονται τα κενά σε ότι αφορά τη χρήση των μεθόδων και των τεχνικών της Εξόρυξης Δεδομένων στα Γ.Σ.Π. με αποδοτικότερο τρόπο, ενώ διαμορφώνεται το πλαίσιο στο οποίο αναπτύχθηκε η μεθοδολογία της παρούσης διατριβής.

## 4.2 ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΑ ΦΑΙΝΟΜΕΝΑ ΚΑΙ ΓΕΩΛΟΓΙΚΕΣ ΑΣΤΟΧΙΕΣ

«Present and the past are keys to the future»

Η κατολίσθηση αποτελεί ένα γεωλογικό φαινόμενο που περιλαμβάνει ένα ευρύ φάσμα κινήσεων μιας μάζας εδάφους ή ενός όγκου βράχου, οι οποίες κινήσεις μπορεί να εκδηλωθούν σε υπεράκτιες, παράκτιες και χερσαίες περιοχές. Αν και η δράση της βαρύτητας διαδραματίζει πρωταρχικής σημασίας ρόλο, δεδομένου ότι οι κατολισθήσεις αποτελούν μέρος των φυσικών διεργασιών εξέλιξης του γήινου ανάγλυφου, υπάρχουν και άλλοι παράγοντες που συμβάλλουν και επηρεάζουν την αρχική ευστάθεια τόσο των φυσικών όσο και των τεχνητών κλιτύων.

Κατά τον *Terzaghi* (1950), η κατολίσθηση ορίζεται ως μία γρήγορη κίνηση μάζας πετρώματος, εναπομένοντος εδάφους ή ιζήματος ενός πρανούς, της οποίας το κέντρο βάρους μετακινείται προς τα κάτω και προς τα έξω. Οι *Zaruba & Mencl* (1969) ορίζουν την κατολίσθηση σαν μία γρήγορη κίνηση που οφείλεται στην ολίσθηση πετρωμάτων ενός τμήματος πρανούς, το οποίο διαχωρίζεται από το υπόλοιπο σταθερό τμήμα από μία καλά καθορισμένη επιφάνεια. Κατά τους *Skempton & Hutchinson* (1969), οι κατολισθήσεις με την ευρεία έννοια του όρου, είναι μετακινήσεις προς τα κάτω γεωδών μαζών, οι οποίες λαμβάνουν χώρα στην επιφάνεια της γης ως αποτέλεσμα της διατμητικής αστοχίας.

Σύμφωνα με τον *Coates* (1977), οι κατολισθήσεις αποτελούν μία κατηγορία φαινομένων που υπάγονται στο γενικότερο φαινόμενο της κίνησης μαζών. Σε αυτές τις κινήσεις, η βαρύτητα είναι η δύναμη που παίζει πρωτεύοντα ρόλο. Η μετακινούμενη μάζα η οποία μπορεί να αποτελεί μέρος του μανδύα αποσάθρωσης των πετρωμάτων ή μέρος του μητρικού πετρώματος ή και συνδυασμού αυτών, έχει καθορισμένα όρια και συνήθως αποτελεί περιορισμένο τμήμα μιας ορεινής ή λοφώδους περιοχής. Η κίνηση της μάζας περιγράφεται ως μια κίνηση προς τα κάτω και προς τα έξω με σχηματισμό ελεύθερης επιφάνειας, η ταχύτητα της οποίας είναι σχετικά μεγάλη, ενώ εκδηλώνεται με τη μορφή πτώσης, ολίσθησης ή ροής.

Ο *Varnes* (1978) επισήμανε ότι ο όρος «κίνηση πρανούς» θα ήταν ένας πιο δόκιμος όρος από αυτόν της μετακίνησης μάζας, αφού δεν συνάγει κάποιας μορφής διεργασία. Όρισε την κατολίσθηση ως μια, προς τα κάτω και προς τα έξω, κίνηση πρανών υπό την επίδραση της βαρύτητας, που οφείλεται σε ολίσθηση, κατάπτωση, ανατροπή, ροή και ερπυσμό. Ο *Brunsden* (1984), επέλεξε την έννοια της μετακίνησης μάζας και τη διαχώρισε από την έννοια της μεταφοράς για να περιγράψει μια διαδικασία που δεν απαιτεί μεταφορικό μέσο, όπως είναι το νερό, ο αέρας ή ο πάγος (*Dikau et al., 1996*).

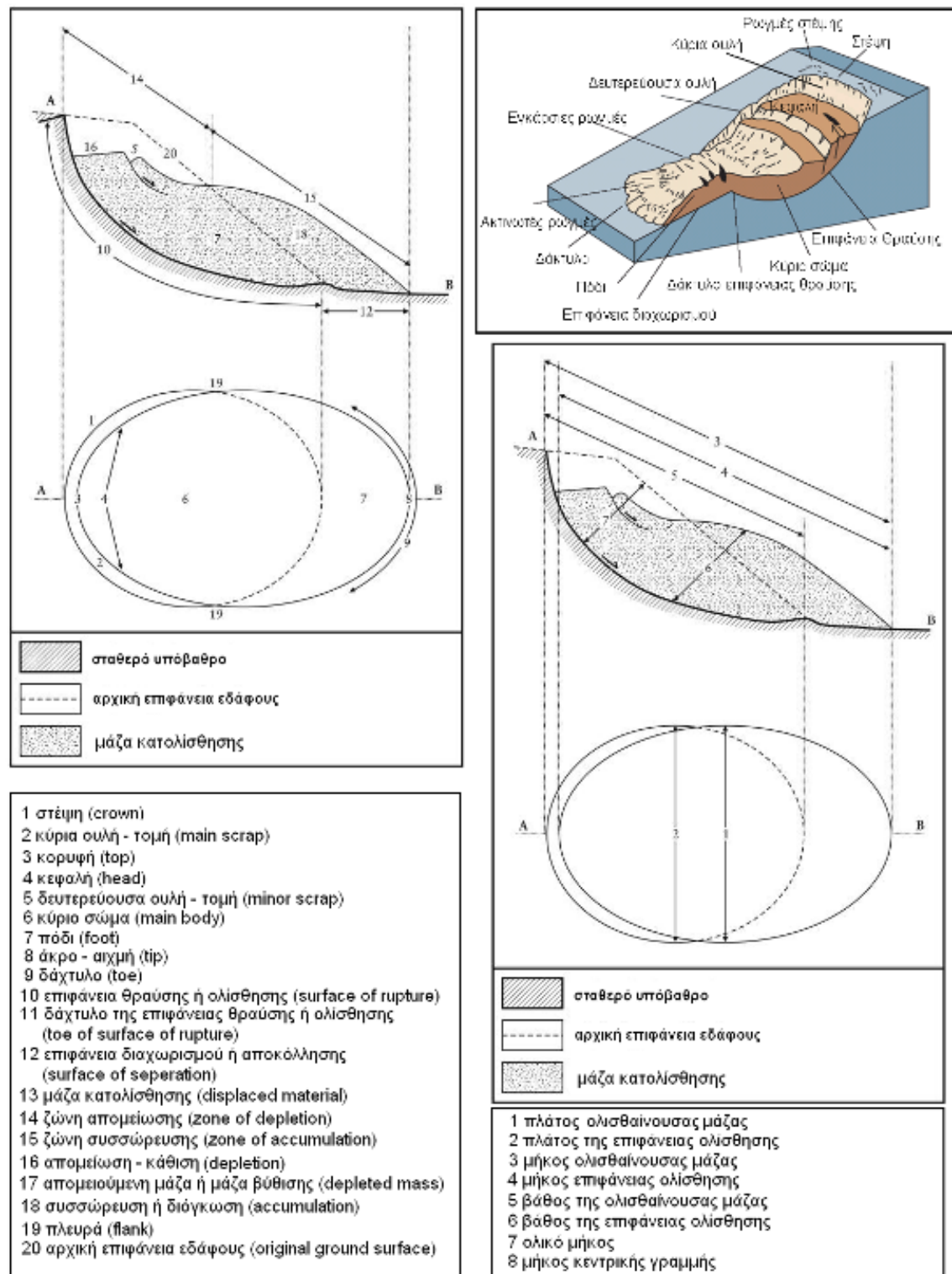


Κατά τον Κουμαντάκη (1984), οι οποιεσδήποτε μετακινήσεις εδαφικών μαζών και πετρωμάτων ασχέτως μορφής, εκτάσεως και γενεσιουργών αιτιών που λαμβάνουν χώρα σε φυσικές επιφάνειες με απότομες κλίσεις και σε πρηνή ορυγμάτων, υπό την επίδραση της βαρύτητας, άλλοτε απότομα με καταστροφικές συνέπειες και άλλοτε με μικρή ταχύτητα, φέρονται με τον γενικό όρο «κατολισθήσεις». Σύμφωνα με τον Cruden (1991), ο όρος «κατολίσθηση» ως ορισμός, έχει υιοθετηθεί από την Ομάδα Εργασίας για την Παγκόσμια Καταγραφή των Κατολισθήσεων (*Working Party on the World Landslide Inventory – WP/WLI 1991*) και υπονοεί την προς τα κάτω και προς τα έξω κίνηση μιας μάζας βράχου, κορημάτων ή γαιών σε ένα πρηνές.

Στη διεθνή επιστημονική κοινότητα, ο όρος "κατολισθητικά φαινόμενα" είναι ο πλέον αποδεκτός για να συμπεριλάβει όλο το εύρος των αστοχιών που εκδηλώνονται σε πρηνή, δηλαδή ερπυσμούς, ολισθήσεις, ροές, ανατροπές, καταπτώσεις, που ενδεχομένως εκδηλωθούν στη ξηρά αλλά και υποθαλάσσια, κάτι που ο όρος "κατολίσθηση, *landslide*" δεν περιλαμβάνει αφού αναφέρεται μόνο στις ταχέως εκδηλωμένες κινήσεις εδαφικών μαζών (Ρόζος, 2007).

#### **4.3 ΟΝΟΜΑΤΟΛΟΓΙΑ ΚΑΙ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ**

Η διεθνής Ένωση Τεχνικής Γεωλογίας (IAEG) πρότεινε το 1990 ένα πρότυπο διάγραμμα στο οποίο διακρίνονται τα ιδιαίτερα γεωμετρικά χαρακτηριστικά μιας κατολίσθησης (Σχήμα 4.1). Σε αυτό αποτυπώνονται με σαφήνεια το απότομο βύθισμα της επιφάνειας του φυσικού εδάφους στο ανώτερο τμήμα όπου ορίζεται από την κύρια ουλή-τομή, η οποία προκλήθηκε από την κίνηση της ολισθαίνουσας μάζας, καθώς και το κύριο σώμα της κατολίσθησης. Αποτελείται από το τμήμα της μάζας που, αφού διένυσε μια διαδρομή προς τα κάτω και έξω, σταμάτησε και συσσωρεύτηκε στη θέση στην οποία η κινητική του ενέργεια μηδενίστηκε. Η θέση αυτή ορίζεται ως το ακραίο, χαμηλότερο σημείο του κύριου σώματος της κατολίσθησης. Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως, οι δυο (2) συνιστώσες της κίνησης, οριζόντια και κατακόρυφη, στις οποίες υπόκεινται μια κατολισθαίνουσα μάζα, συνδέονται δυναμικά με την ανάπτυξη ορθής και διατμητικής τάσης. Όταν οι τάσεις αυτές αυξηθούν από διεργασίες και κάτω από συγκεκριμένες συνθήκες και υπερβαίνουν τη διατμητική αντοχή της μάζας είτε πάλι προκληθεί μείωση της αντοχής της, τότε το αποτέλεσμα είναι η διατάραξη της ισορροπίας και η εκδήλωση αστοχίας. Ο καθορισμός των γεωμετρικών χαρακτηριστικών είναι βασικής σημασίας για την εκτίμηση του όγκου της κατολισθαίνουσας μάζας, πληροφορία μεγάλης σπουδαιότητας κατά τη μελέτη και σχεδίαση των μέτρων αποκατάστασης και αντιμετώπισης του φαινομένου (Κούκης & Σαμπατακάκης, 2007).



Σχήμα 4.1 Τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά μιας κατολίσθησης.

Σε ότι αφορά τα διάφορα συστήματα ταξινόμησης, σε γενικές γραμμές αυτά βασίζονται είτε στην αξιολόγηση του αποτελέσματος και των επιπτώσεων δραστηριοποίησης του φαινομένου, όπως είναι οι ταξινομήσεις κατά *Hutchinson* (1968), *Skempton & Hutchinson* (1969), οι οποίες κατατάσσουν το είδος των κατολισθητικών φαινομένων προσεγγίζοντας το πρόβλημα από μια μηχανική θεώρηση, είτε στην ανάλυση των συνθηκών και των διεργασιών που οδηγούν στη δραστηριοποίηση του φαινομένου, όπως είναι η ταξινόμηση κατά *Varnes* (1978). Τελικά, ύστερα από τη συνεχή προσθήκη και βελτίωση, οι δυο (2) αυτές προσεγγίσεις έτειναν να συμπεριλάβουν κοινούς όρους και έννοιες, ωστόσο επικράτησε στη διεθνή κοινότητα η ταξινόμηση κατά *Varnes*, η οποία διαπιστωμένα αποτελεί μια πιο εύκολη και λιγότερο απαιτητική προσέγγιση.

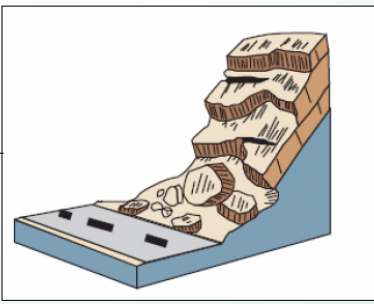
Ο *Varnes* (1978) προτείνει ένα σύστημα ταξινόμησης, στο οποίο συμπεριλαμβάνονται όλων των ειδών οι κινήσεις, οι οποίες θα μπορούσαν να παρατηρηθούν σε πρανή, αφήνοντας εκτός περιγραφής τις κινήσεις που αφορούν τις καθιζήσεις. Η ταξινόμηση που προτείνει ο *Varnes* στηρίζεται σε δυο (2) κύρια κριτήρια, τον τύπο της κίνησης και τον τύπο της μάζας που κινείται. Στον Πίνακα 4.1, δίνεται η πρόσφατη υποδιαίρεση, η οποία στηρίχθηκε αρχικά, στις ταξινομήσεις κατά *Varnes* (1978), και *Hutchinson* (1988) και αναπτύχθηκε περαιτέρω στα πλαίσια του προγράμματος *EPOCH* (*The Temporal Occurrence and Forecasting of Landslides in the European Community, contract no.90 0025*), ενός προγράμματος για τη μελέτη των κατολισθήσεων στην Ευρώπη.

Πίνακας 4.1 Ταξινόμηση των κατολισθητικών κινήσεων (*Varnes 1978, Cruden & Varnes, 1996*)

ΤΥΠΟΣ ΜΕΤΑΚΙΝΗΣΗΣ		ΤΥΠΟΣ ΥΛΙΚΟΥ, ΠΡΙΝ ΤΗΝ ΚΙΝΗΣΗ		
		ΥΠΟΒΑΘΡΟ	ΕΛΛΑΦΟΣ	
			ΕΠΙΚΡΑΤΟΥΝ ΤΑ ΑΔΡΟΜΕΡΗ ΥΛΙΚΑ	ΕΠΙΚΡΑΤΟΥΝ ΤΑ ΛΕΠΤΟΚΟΚΚΑ ΥΛΙΚΑ
Πτώσεις		Πτώσεις βράχων	Πτώσεις κορημάτων	Πτώσεις γαιών
Ανατροπές		Ανατροπές βράχων	Ανατροπές κορημάτων	Ανατροπές γαιών
Ολισθήσεις	Περιστροφικές	Κάθιση βράχων	Κάθιση κορημάτων	Κάθιση γαιών
	Μεταθετικές	Ολίσθηση τεμάχους Ολίσθηση βράχων	Ολίσθηση τεμάχους	Ολίσθηση τεμάχους γαιών Ολίσθηση γαιών
Πλευρικές εκτάσεις		Έκταση βράχων	Έκταση κορημάτων	Έκταση γαιών
Ροές		Ροή βράχων, βαθύς ερπυσμός	Ροή κορημάτων	Ροή γαιών
Σύνθετες		Συνδυασμός δύο ή περισσότερων τύπων μετακίνησης		

Αναλυτικότερα και σύμφωνα με την ταξινόμηση των *Varnes* (1978), και *Cruden & Varnes* (1996), τα είδη των κατολισθητικών κινήσεων είναι τα ακόλουθα (Σχήματα 4.2, 4.3, 4.4 και 4.5):

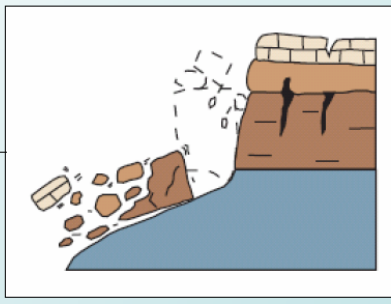
**ΠΤΩΣΕΙΣ (FALLS)**



Πρόκειται για απότομες μετακινήσεις χαλαρών βράχων συμπαγών πετρωμάτων που αποσπώνται από οροφές ή απότομα πρανή

- ❖ πτώσεις βράχων
- ❖ πτώσεις κορημάτων
- ❖ πτώσεις γαιών

**ΑΝΑΤΡΟΠΕΣ (TOPPLES)**



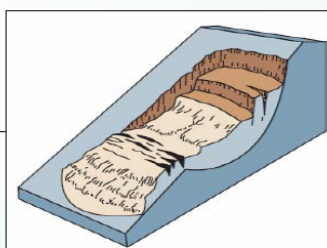
Πρόκειται για την περίπτωση κατά την οποία η κίνηση του υλικού θεωρείται περιστροφική προς τα εμπρός και προκαλείται από την βαρύτητα και τις δυνάμεις που αναπτύσσονται

- ❖ ανατροπές βράχων
- ❖ ανατροπές κορημάτων
- ❖ ανατροπές γαιών

Διαφέρουν ως προς τον μηχανισμό θραύσης, ωστόσο μια πτώση ή μια ανατροπή μπορεί να αποτελεί προειδοποίηση για την εκδήλωση μεγαλύτερης αστοχίας

Σχήμα 4.2 Πτώσεις και ανατροπές.

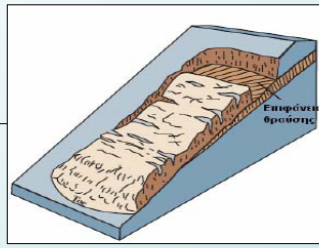
**ΟΛΙΣΘΗΣΕΙΣ ΠΕΡΙΣΤΡΟΦΙΚΕΣ (ROTATIONAL SLIDES)**



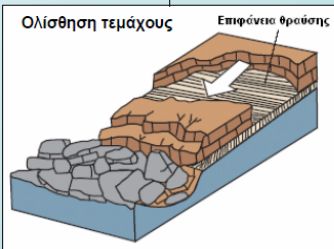
- ❖ κάθιση βράχων
- ❖ κάθιση κορημάτων
- ❖ κάθιση γαιών

Πρόκειται για ολίσθηση ή μετακίνηση κατά μήκος μιας ή περισσοτέρων επιφανειών θραύσης. Η πιο συνηθισμένη μορφή περιστροφικής ολίσθησης είναι η κάθιση (slump) με μικρή παραμόρφωση, η οποία αποτελεί ίσως και το μεγαλύτερο ποσοστό αστοχιών που συναντάται σε φυσικά ή τεχνητά πρανή

**ΟΛΙΣΘΗΣΕΙΣ ΜΕΤΑΘΕΤΙΚΕΣ (TRANSLATIONAL SLIDES)**



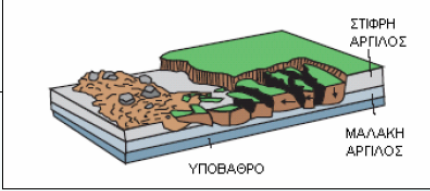
- ❖ ολίσθηση τεμάχους, ολίσθηση βράχων
- ❖ ολίσθηση τεμάχους
- ❖ ολίσθηση τεμάχους γαιών, ολίσθηση γαιών



Πρόκειται για ολίσθηση ή μετακίνηση όπου η μάζα προχωρεί προς τα έξω ή προς τα κάτω και έξω, κατά μήκος μιας κατά προσέγγιση επίπεδης ή ομοιά κυματοειδούς επιφάνειας, με πολύ μικρή περιστροφική κίνηση ή κάμψη

Σχήμα 4.3 Ολίσθησεις περιστροφικές και μεταθετικές.

**ΠΛΕΥΡΙΚΕΣ ΕΚΤΑΣΕΙΣ**



- ❖ έκταση βράχων
- ❖ έκταση κορημάτων
- ❖ έκταση γαιών

Επικρατεί η πλευρική διάταση που διευκολύνεται από διατμητικές ή εφελκυστικές ρωγμές

Θεωρούνται ως ο τύπος των κατολισθήσεων με την εκδήλωση μερικών από τα πιο καταστροφικά φαινόμενα μετακίνησης πρανών, σε απόλειες ζωής και καταστροφής περιουσιών

Διακρίνονται δυο τύποι πλευρικών εκτάσεων:

- ❖ εκείνες όπου η μετατόπιση κατανέμεται σε όλη την εκτεινόμενη μάζα
- ❖ εκείνες όπου δημιουργείται κερματισμός και διάταση συνεκτικού υλικού, είτε του υποβάθρου είτε εδάφους, λόγω υγροποίησης ή πλαστικής ροής των υπερκειμένων υλικών

Σχήμα 4.4 Πλευρικές εκτάσεις.

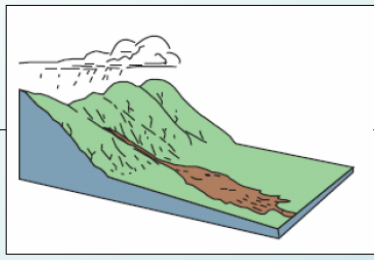

**ΡΟΕΣ ΑΠΟΣΑΘΡΩΜΑΤΩΝ ΚΑΙ ΓΑΙΩΝ**

Πρόκειται για μετακινήσεις αποσαθρωμάτων και προϊόντων διάβρωσης, που προκαλούνται από τους ατμοσφαιρικούς παράγοντες και ελέγχονται από το χαρακτήρα των αποσαθρωμάτων και τη μορφολογία των πρανών, ανάλογα με τη φύση των υλικών και τη συνεκτικότητα τους οι ροές γαιών διακρίνονται σε:

ροές λάσπης (mud flows)

ροές αποσαθρωμάτων (debris flow)

ροές γαιών (earth flows)

Συμπαράσφεται υλικό από τη χειμαρική απορροή μετά από ισχυρή βροχόπτωση με μεγάλη ταχύτητα προς τα κάτω

Αφθονούν στο φλύσχη και στα νεογενή. Υπόκεινται σε εύκολη ολίσθηση μετά από διαβροχή τους από τη βροχή, αναπτύσσοντας μεγάλες ταχύτητες μετακίνησης

Σχήμα 4.5 Ροές αποσαθρωμάτων και γαιών.



#### 4.4 ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΚΑΙ ΕΡΓΑΛΕΙΑ ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗΣ ΚΑΙ ΚΑΤΑΓΡΑΦΗΣ ΓΕΩΛΟΓΙΚΩΝ ΑΣΤΟΧΙΩΝ

Σε ότι αφορά τα εργαλεία και τις τεχνικές που επιτρέπουν την καταγραφή των γεωλογικών αστοχιών, έχουμε:

- την καταγραφή μέσω της γεωλογικής χαρτογράφησης πεδίου (*Brunsdon, 1985, 1993, Rozos et al., 2005*),
- την καταγραφή μέσω της ερμηνείας των στερεοσκοπικών αεροφωτογραφιών (*Rib & Liang, 1978, Turner & Schuster, 1996*),
- την καταγραφή μέσω της ενόργανης επιφανειακής ή υπεδαφικής παρακολούθησης (*Petley, 1984; Franklin, 1984*),
- την καταγραφή μέσω τεχνικών τηλεπισκόπησης και της ερμηνείας υψηλής ανάλυσης εικόνων (*Mantovani et al., 1996, Singhroy, 2005, McKean & Roering, 2003, Catani et al., 2005*),
- την καταγραφή μέσω της ιστορικής έρευνας από αρχεία, χρονικά και εφημερίδες (*Reichenbach et al., 1998, Salvati et al., 2003*).

Η αποτύπωση των γεωλογικών αστοχιών σε ένα τοπογραφικό υπόβαθρο, αποτελεί την απλούστερη μορφή ενός χάρτου επικινδυνότητας (*Pašek, 1975, Hansen, 1984, Wiczorek, 1984*). Κατά τους *Aleoti et al.* (1996a) και τους *Guzzetti et al.* (2000), οι χάρτες καταγραφής των γεωλογικών αστοχιών μπορούν να δημιουργηθούν με διάφορες τεχνικές, οι οποίες εξαρτώνται από τον σκοπό και τους τελικούς χρήστες του χάρτου, την έκταση της περιοχής έρευνας, της κλίμακας των χαρτών υποβάθρου και των διαθέσιμων πόρων για την επίτευξη του στόχου.

Στην περίπτωση της κλίμακας περιφέρειας, *regional scale* (1:100.000 - 1:500.000), καταρτίζονται από δεδομένα που αποκτώνται από την επισκόπηση της διαθέσιμης βιβλιογραφίας και μέσω της ιστορικής έρευνας στην περιοχή μελέτης. Η εξέταση αεροφωτογραφιών αποτελεί μια ακόμα πηγή πληροφόρηση που εφαρμόζεται κατά τη σύνταξη χαρτών αυτής της κλίμακας. Σε μεσαίας κλίμακας, *medium scale* (1:25.000 - 1:50.000), οι χάρτες καταγραφής των γεωλογικών αστοχιών συντάσσονται από τη συστηματική ερμηνεία των αεροφωτογραφιών και τις εργασίες υπαίθρου με παράλληλη εξέταση των ιστορικών αρχείων για την περιοχή μελέτης. Σε μεγάλης κλίμακας, *large scale* (1:5.000 - 1:25.000), οι χάρτες καταγραφής των γεωλογικών αστοχιών συντάσσονται από τη συστηματική ερμηνεία των αεροφωτογραφιών, των τεχνικών τηλεπισκόπησης και φωτογεωμετρίας καθώς και τις εκτεταμένες έρευνες πεδίου.

Μετά την αναγνώριση των γεωλογικών αστοχιών, το επόμενο βήμα είναι η δημιουργία αρχείων καταγραφής, αρχεία που ουσιαστικά αποτελούν ένα είδος βάσης δεδομένων γεωλογικών αστοχιών. Η ομάδα εργασίας της *UNESCO* για την παγκόσμια καταγραφή των κατολισθήσεων έχει προτείνει μια μέθοδο που αφορά στην καταγραφή και δημιουργία μιας βάσης δεδομένων για γεωλογικές αστοχίες (*WP/WLI, 1990, 1991, 1994*). Δυο (2) είναι οι βασικές αρχές που θα πρέπει να ικανοποιούνται κατά τη δημιουργία της βάσης δεδομένων (*Leroi, 1996*):

- η πληροφορία θα πρέπει να είναι ομοιογενής, να αναφέρεται στην ίδια κλίμακα εργασίας και να αποτυπώνεται στο ίδιο προβολικό σύστημα,
- η βάση θα πρέπει να είναι οργανωμένη σε μονοθεματικά επίπεδα πληροφορίας.

Σύμφωνα με τους *Chowdhury & Flenje (1998)*, μια αξιόπιστη βάση γεωλογικών αστοχιών θα πρέπει να περιλαμβάνει τουλάχιστον τις παρακάτω πληροφορίες:

- ένα αξιόπιστο σύστημα κωδικοποίησης,
- παλαιότερες περιπτώσεις γεωλογικής αστοχίας, όπου αποτυπώνονται η θέση, ο τύπος, και το μέγεθος της αστοχίας,
- κάθε διαθέσιμη πληροφορία που προέρχεται από προγενέστερες μελέτες και έρευνες,
- τα πιθανά μέτρα αποκατάστασης και θεραπείας που έχουν εγκατασταθεί,
- δεδομένα και πληροφορίες από την αξιολόγηση ενόργανης παρακολούθησης.

#### **4.5 ΣΥΝΘΗΚΕΣ ΚΑΙ ΔΙΕΡΓΑΣΙΕΣ ΠΟΥ ΕΠΙΔΡΟΥΝ ΣΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΑ ΦΑΙΝΟΜΕΝΑ**

Η εκδήλωση μιας κατολίσθησης συνδέεται συνήθως με τη διατάραξη της ευστάθειας των κλιτύων. Είναι δυνατόν να αναγνωριστούν ένας ή περισσότεροι παράγοντες που συμβάλουν στην εκδήλωση κατολισθητικών φαινομένων και ουσιαστικά ένας παράγοντας ενεργοποίησης. Η διαφορά μεταξύ των δύο (2) αυτών εννοιών είναι λεπτή αλλά σημαντική. Τα αίτια ευθύνονται για μια κατολίσθηση και είναι οι λόγοι που η κατολίσθηση εκδηλώθηκε σε εκείνη τη θέση και εκείνη τη στιγμή. Ως αίτιο, μπορεί να θεωρηθούν οι παράγοντες που συνέβαλαν ώστε το πρηνές να είναι εύλωτο στην αστοχία, οι παράγοντες που προδιαθέτουν το πρηνές να γίνει ασταθές. Το έναυσμα, είναι το μοναδικό γεγονός που ενεργοποιεί την κατολίσθηση. Συνήθως, είναι σχετικά εύκολο να



προσδιοριστεί το αίτιο που ενεργοποίησε την κατολίσθηση, μετά την εκδήλωση του φαινομένου, ωστόσο είναι γενικά πολύ δύσκολο να καθοριστεί η ακριβή φύση του παράγοντα που θα ενεργοποιήσει την κατολίσθηση πριν από την εκδήλωση του φαινομένου.

Σε αρκετές από τις περιπτώσεις ακόμα και μετά από λεπτομερείς έρευνες, δεν είναι εφικτή η εκτίμηση του παράγοντα ενεργοποίησης. Είναι ασαφές το κατά πόσον η έλλειψη ενός παράγοντα ενεργοποίησης οφείλεται σε κάποια άγνωστη διαδικασία που δρα επί του φαινομένου της κατολίσθησης ή αν υπάρχει παράγοντας ενεργοποίησης που όμως δεν μπορεί να προσδιοριστεί. Ίσως η αδυναμία εκτίμησης να οφείλεται στο γεγονός ότι ο παράγοντας ενεργοποίησης ήταν στην πραγματικότητα μια φυσική διαδικασία, π.χ. η διάβρωση, η οποία αργά αλλά σταθερά μείωνε την αντοχή του γεωλογικού σχηματισμού. Συνεπώς, σαν παράγοντας ενεργοποίησης μπορεί να θεωρηθεί η αποσθρωτική διαδικασία, η οποία ωστόσο δεν είναι πάντοτε εύκολο να εντοπιστεί και να μετρηθεί. Στις περισσότερες περιπτώσεις, ο παράγοντας ενεργοποίησης ως ένα έναυσμα γίνεται αντιληπτός ως ένα εξωτερικό ερέθισμα που προκαλεί άμεση ή σχεδόν άμεση επίδραση στην ισορροπία του πρανούς και την εκδήλωση κατολίσθησης. Γενικά, η κίνηση του πρανούς προκαλείται είτε επειδή υπάρχει μεταβολή στη διατμητική αντοχή του πρανούς ως αποτέλεσμα της αύξησης της διατμητικής τάσης ή της μείωσης της ενεργής κανονικής τάσης, είτε μειώνοντας την αντίσταση στην κίνηση ως αποτέλεσμα της μείωσης των διατμητικών αντοχών των γεωολικών (*Tsangaratos et al., 2005*).

Με βάση την καλά θεμελιωμένη θεωρία της ανάλυσης ευστάθειας πρανών που χρησιμοποιείται στις γεωτεχνικές αναλύσεις, οι παράγοντες που συντελούν στην αλλαγή της κατάστασης οριακής ισορροπίας ενός πρανούς χωρίζονται σε δυο (2) κατηγορίες: στους παράγοντες που συντελούν στην αύξηση των διατμητικών τάσεων ή των δυνάμεων διαταραχής και στους παράγοντες που συντελούν στην μείωση της διατμητικής αντοχής ή των δυνάμεων σταθεροποίησης.

Κατά τον *Ρόζο* (1989), οι παράγοντες που σχετίζονται με τη γεωτεκτονική εξέλιξη και τη λιθολογική διάρθρωση ονομάζονται πρωτογενείς, ενώ εκείνοι που σχετίζονται με τη γεωμηχανική συμπεριφορά τους χαρακτηρίζονται σαν δευτερογενείς. Ο συγγραφέας αναφέρει ότι οι πρωτογενείς παράγοντες οφείλονται αποκλειστικά σε φυσικές διεργασίες, ενώ οι δευτερογενείς, που συνήθως αποτελούν το τελικό αίτιο μείωσης της ευστάθειας και το έναυσμα αστοχίας των πρανών, είναι αποτέλεσμα είτε φυσικών διεργασιών είτε ανθρωπογενούς παρέμβασης.

Οι *Siddle et al.* (1991) πρότειναν το διαχωρισμό των παραγόντων σε ενδογενείς και εξωγενείς. Ως εξωγενείς, αναφέρονται εκείνοι οι παράγοντες που μεταβάλλονται κατά τη σύγχρονη ιστορία και είναι πιθανό να σχετίζονται με την επαναδραστηριοποίηση παλαιότερων γεωλογικών αστοχιών. Ως ενδογενείς, αναφέρονται εκείνοι οι παράγοντες

που σχετίζονται με τα χαρακτηριστικά του μορφολογικού αναγλύφου και η μεταβολή τους μετράται και αξιολογείται με βάση μια χρονική κλίμακα όπου γίνονται αντιληπτά τα μεγάλα γεωλογικά γεγονότα. Κατά τον *Wieczoreck* (1996), χρήσιμη για την αξιολόγηση της σημαντικότητας κάθε παραμέτρου είναι η περαιτέρω διάκρισή τους σε παράγοντες προδιάθεσης, *pre-disposing factors* και παράγοντες ενεργοποίησης, *triggering factors*.

Πλήθος ερευνητών έχουν καταρτίσει αντίστοιχους πίνακες με παράγοντες που θεωρούνται ότι συμμετέχουν στην εκδήλωση του φαινομένου των κατολισθήσεων (*Amanti et al., 1992, Brabb 1984, Carrara & Merenda 1976, Cruden & Varnes 1998, Varnes et al., 1984*). Ωστόσο, η αποτελεσματική χρήση αυτών απαιτεί αρχικώς την αποτελεσματική αποθήκευση των δεδομένων και δευτερευόντως την κατάλληλη επιλογή πληροφοριών που απαιτεί η ανάλυση. Συνεπώς, η αποτελεσματικότητα μιας μελέτης εξαρτάται από τον τύπο των κατολισθητικών κινήσεων, την έκταση της αστοχίας, την κλίμακα εργασίας, τη μεθοδολογία που ακολουθείται καθώς και την αξιοπιστία και την ακρίβεια των διαθέσιμων δεδομένων.

Σύμφωνα με την *Ομάδα Εργασίας της UNESCO για την Παγκόσμια Καταγραφή των Κατολισθήσεων (WP/WLI, 1990)*, διακρίνεται μια σχετική αδυναμία της έννοιας του όρου *αίτια των κατολισθήσεων*, να αποδώσει σωστά την έκταση του φαινομένου. Προτείνουν τον όρο *συνθήκες και διεργασίες* οι οποίες οδηγούν στην αλλαγή του καθεστώτος ισορροπίας ενός φυσικού ή τεχνητού πρανούς. Κατά την επιτροπή οι παράγοντες αυτοί ταξινομούνται σε τέσσερις (4) κατηγορίες (Πίνακας 4.2), (*Popescu, 1996*).

Κατά τους *Guzzetti et al. (2005)*, το φαινόμενο των κατολισθητικών κινήσεων δεν είναι μονοσήμαντο, αντιθέτως παρουσιάζεται ως ένα πολυμεταβλητό χαοτικό σύστημα, όπου οι παράγοντες που συμμετέχουν παρουσιάζονται ισχυρά ή ασθενώς αλληλοεξαρτώμενοι. Οι παράγοντες που τελικά αξιολογούνται κατά την εκτίμηση του φαινομένου των κατολισθήσεων θα πρέπει:

- να έχουν σαφή χωρική διάκριση
- να έχουν σαφή ποιοτική ή ποσοτική βαθμονόμηση
- να μπορούν να καταγραφούν και να αποτυπωθούν

Πίνακας 4.2 Παράγοντες, συνθήκες και διεργασίες που συντελούν στην εκδήλωση αστοχίας

Γεωλογικοί παράγοντες	Μορφολογικοί παράγοντες	Φυσικοί παράγοντες
<ul style="list-style-type: none"> <li>- υλικά χαμηλής αντοχής</li> <li>- δυσμενώς προσανατολισμένες ασυνέχειες</li> <li>- προδιατετηγμένα υλικά</li> <li>- ρήγματα</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- κλίση πρσανούς</li> <li>- διάβρωση</li> <li>- υποσκαφή</li> <li>- αλλαγή φυτοκάλυψης</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- λιώσιμο χιονιού</li> <li>- ισχυρή βροχόπτωση</li> <li>- σεισμός</li> </ul>
<b>Ανθρώπινη παρέμβαση</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- δονήσεις από μηχανήματα ή κυκλοφορία</li> <li>- χρήση εκρηκτικών</li> <li>- απομάκρυνση βλάστησης</li> <li>- εκσκαφές</li> <li>- φορτίσεις</li> <li>- απότομη αλλαγή στάθμης υδροφόρου ορίζοντα</li> </ul>	

Πηγή: Popescu, 1996

#### 4.6 ΠΑΡΑΓΟΝΤΕΣ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΟΤΗΤΑΣ

Πρωταρχική και απολύτως απαραίτητη διαδικασία αποτελεί η απόκτηση πάσης φύσεως **γεωλογικής πληροφορίας**. Ο τύπος και η δομή του υποβάθρου, η φύση των υπερκειμένων εδαφικών και βραχωδών σχηματισμών, η στρωματογραφική διάρθρωση, η τεκτονική εξέλιξη, το υδρογεωλογικό καθεστώς αποτελούν ουσιώδεις πληροφορίες. Παράλληλα, με τη συνεκτίμηση των μορφολογικών συνθηκών, των κλιματολογικών στοιχείων, καθώς και των αποτελεσμάτων από τις ερευνητικές εργασίες (στην ύπαιθρο και στο εργαστήριο) αποτυπώνεται μια πληρέστερη εικόνα του τεχνικογεωλογικού προφίλ ενός σχηματισμού.

Σε ότι αφορά τη γεωλογία και την τεκτονική εξέλιξη, θα πρέπει να εξετάζονται και να αποτυπώνονται οι γεωλογικοί σχηματισμοί με την ακρίβεια της κλίμακας αναφοράς. Να εξετάζονται και να αποτυπώνονται τα σπουδαιότερα τεκτονικά χαρακτηριστικά της περιοχής, όπως είναι τα ρήγματα, καθώς και ενδεικτικά στοιχεία για την στρώση ή την σχιστότητα των σχηματισμών. Θα πρέπει να υπάρχει σχετική εκτίμηση της έκτασης και του μήκους των ρηγμάτων και των ρηξιγενών ζωνών, και όπου είναι εφικτή η κατηγοριοποίηση των ρηγμάτων με βάση την ενεργότητα τους. Θα πρέπει να αξιολογούνται τα διαθέσιμα σεισμολογικά - σεισμοτεκτονικά στοιχεία της ευρύτερης περιοχής και να πραγματοποιείται διάκριση σε ζώνες σεισμικότητας.

Σε ότι αφορά τη γεωμορφολογία, θα πρέπει να παρουσιάζονται οι διάφορες ενότητες του γεωμορφολογικού αναγλύφου από τις οποίες απαρτίζεται η περιοχή με ποσοτικά στοιχεία, μορφολογικές κλίσεις, διεύθυνση μορφολογικών κλίσεων, κ.λ.π. Να εξετάζονται και να αποτυπώνονται τα χαρακτηριστικά του υδρογραφικού δικτύου. Να προσδιορίζονται

η έκταση των λεκανών απορροής. Να επισημαίνονται οι γεωμορφολογικές ενότητες που σχετίζονται με γεωλογικές αστάθειες και πλημμυρικές καταστάσεις και να αποτυπώνονται οι υδρολιθολογικές ενότητες.

Οι βασικές γεωτεχνικές πληροφορίες που επιδιώκονται να αποκτηθούν στα πλαίσια μιας γεωτεχνικής έρευνας και αφορούν τόσο εδαφικούς όσο και βραχώδεις σχηματισμούς, σχετίζονται με πληροφορίες που αποτυπώνουν την πετρογραφική και ορυκτολογική σύσταση, τη φυσική κατάσταση, την υδροπερατότητα, την ικανότητα παραμόρφωσης και της αντοχής. Οι μεταβλητές αυτές προσδιορίζονται κατά την εκτέλεση επιτόπου και εργαστηριακών δοκιμών. Ειδικότερα, επιδιώκεται η εξέταση της δομής των γεωλογικών σχηματισμών, η οποία σαφώς καθορίζει τη γεωμηχανική συμπεριφορά των εδαφών και της βραχώμαζας.

Τελικά, προκύπτει η ομαδοποίηση των εδαφικών και βραχωδών σχηματισμών σε αναφορά με τα φυσικά και μηχανικά τους χαρακτηριστικά, ενώ πραγματοποιείται διάκριση των τεχνικογεωλογικών ενοτήτων σε συνάρτηση με τις ανώτερες παραμέτρους και περιγραφή της συμπεριφοράς τους. Στη συνέχεια παρουσιάζονται οι βασικότεροι κατολισθητικοί παράγοντες που εξετάζονται στα πλαίσια της παρούσης διατριβής.

#### **4.6.1 Γεωλογία και Λιθολογικές ενότητες**

Η γεωλογία και οι λιθολογικές ενότητες μιας περιοχής θεωρούνται ως οι πλέον καθοριστικοί παράγοντες που ελέγχουν την εκδήλωση των κατολισθήσεων (*Sidle & Ochiai, 2006, Fell et al., 2008*). Όπως αναφέρθηκε και στο 1<sup>ο</sup> κεφάλαιο, στον Ελληνικό χώρο, οι γεωλογικές δομές που ευνοούν την εκδήλωση κατολισθητικών φαινομένων αποτελούνται από γεωλογικούς σχηματισμούς υψηλότερης μηχανικής αντοχής που καλύπτουν σχηματισμούς με μικρότερη μηχανική αντοχή, εναλλαγές στρωμάτων που έχουν διαφορετικές τιμές παραμέτρων μηχανικής αντοχής και δομές που επηρεάζονται από την τεκτονική δραστηριότητα.

Επισημαίνεται ότι οι αποσαθρωτικές διεργασίες διαφοροποιούν τη μηχανική, ορυκτολογική και υδρολογική συμπεριφορά των γεωλογικών σχηματισμών επιδρώντας ενισχυτικά στην πιθανότητα αστοχίας (*Maharaj, 1995, Rozos et al., 2008*).

#### **4.6.2 Απόσταση από γεωλογικά όρια**

Η σπουδαιότητα της γεωλογικής δομής αποτυπώνεται και στην εκτίμηση της απόστασης από τα όρια των γεωλογικών σχηματισμών. Ουσιαστικά, καθορίζοντας ζώνες

επιρροής από τα γεωλογικά όρια, καθορίζονται οι ζώνες μετάβασης και ενδεχομένως ζώνες με διαφοροποιημένα μηχανικά χαρακτηριστικά. Η απόσταση από τα όρια των γεωλογικών ενοτήτων χρησιμοποιείται σε μελέτες κατολισθητικής επικινδυνότητας ως παράγοντας που συμβάλλει στην εκδήλωση κατολισθητικών φαινομένων (*Kawabata & Bandibas, 2009*).

#### **4.6.3 Σεισμοτεκτονικά χαρακτηριστικά**

Κατά τους *Radbruch-Hall et al. (1976)*, οι ισχυρά ρηγματογενείς ζώνες αποτελούν περιοχές με υψηλό ποσοστό αστάθειας. Κατά τον *Varnes (1984)*, ο βαθμός ρωγμάτωσης παίζει κυρίαρχο ρόλο στον καθορισμό της ευστάθειας του πρανού. Η τεκτονική επιδρά στην ευστάθεια μέσω της διαμόρφωσης των επιφανειών ασυνέχειας (*Ibetsberger, 1996, Pachauri et al., 1998*). Συνεπώς, η δημιουργία ζωνών επιρροής, εκατέρωθεν των τεκτονικών χαρακτηριστικών, ρηγμάτων, εφιπτεύσεων και επωθήσεων, συμβάλλει στην περαιτέρω διάκριση των περιοχών ως προς την πιθανότητα αστοχίας. Οι περιοχές εγγύτερες στα τεκτονικά χαρακτηριστικά εμφανίζονται ως περιοχές με αυξημένη πιθανότητα αστοχίας.

#### **4.6.4 Ατμοσφαιρικές κατακρημνίσεις και κίνηση του νερού**

Η απαρίθμηση σημαντικού αριθμού αστοχιών μετά την εκδήλωση έντονων βροχοπτώσεων, τόσο στον Ελληνικό χώρο όσο και διεθνώς, αποδεικνύει το βαθμό που οι κατακρημνίσεις και κατά συνέπεια η κίνηση του νερού επηρεάζει την ευστάθεια των πρανών (*Caine, 1980, Paolini et al., 2005, Guzzeti et al., 2008*).

Σύμφωνα με τη διεθνή ομάδα εργασίας της *UNESCO για την Παγκόσμια καταγραφή των κατολισθήσεων, WP/WLI (1994)*, το υψηλό ποσοστό κατακρημνίσεων ενεργοποιεί φυσικές διεργασίες που αποτελούν την κύρια αιτία ενεργοποίησης των κατολισθήσεων.

Σε ότι αφορά τη δράση του νερού, διαπιστώνεται ότι αυτή επιδρά στην ευστάθεια των πρανών με τους ακόλουθους τρόπους: (α) συμβάλλει στη διαμόρφωση χαλαρών εδαφικών υλικών που καλύπτουν τα πρανή (μανδύα αποσάθρωσης), (β) αυξάνει την πίεση του νερού των πόρων των εδαφικών υλικών και των ασυνεχειών της βραχώμαζας, αλλά και του βάρους των μαζών, με αποτέλεσμα την αλλαγή της εντατικής κατάστασης, (γ) συμβάλλει στη λίπανση των ασυνεχειών με αποτέλεσμα να μειώνονται οι τριβές που συγκρατούν τα πρανή, (δ) με την επιφανειακή απορροή βοηθά στη μεταφορά των χαλαρών υλικών του μανδύα αποσάθρωσης στα κατάντη, (ε) συντελεί στην αλλαγή των ορυκτολογικών συστατικών του σχηματισμού που συνθέτουν το πρανές (*Hamblin &*

*Cristiansen, 2004*). Η φύση του υλικού που προκύπτει από τη δράση των αποσάθρωτικών και διαβρωτικών διεργασιών επί ενός σχηματισμού, επηρεάζεται άμεσα από τις κλιματολογικές συνθήκες και ιδιαίτερα τη θερμοκρασία και τη βροχόπτωση (*Fookes et al., 1971*).

Συσχετίζοντας τις κλιματολογικές συνθήκες με τη χημική αποσάθρωση, διαπιστώνεται αύξηση της αποσάθρωσης σε περιοχές με μεγαλύτερη τιμή βροχόπτωσης, εξαιτίας του γεγονότος ότι το βρόχινο νερό δρα ως κύριος παράγοντας στον μηχανισμό αποσάθρωσης. Επιπλέον οι χημικές αντιδράσεις αυξάνονται αυξανόμενης της θερμοκρασίας. Έτσι λοιπόν προκύπτει το συμπέρασμα ότι, ο μηχανισμός της αποσάθρωσης έχει μεγαλύτερη δράση σε ζεστά και υγρά κλίματα, και μειώνεται με την πτώση της θερμοκρασίας και τη μείωση των τιμών βροχόπτωσης. Ειδικότερα, σε περιοχές με ψυχρά κλίματα με έντονη χιονόπτωση καθώς και σε εξαιρετικά ξηρά κλίματα, η δράση της χημικής αποσάθρωσης απουσιάζει ή είναι πολύ περιορισμένη. Σε περιοχές περιοδικά υγρού κλίματος το έργο της χημικής αποσάθρωσης διακόπτεται κατά την εποχή της ξηρασίας καθώς και σε περιοχές με έντονο χειμερινό ψύχος, κατά τη ψυχρή εποχή. Αντίθετα, στα ομοιόμορφα κυρίως συνεχώς υγρά, θερμά κλίματα, η χημική αποσάθρωση επενεργεί αδιάκοπα, ενώ η δράση της αυξάνεται με την αύξηση της θερμοκρασίας.

#### **4.6.5 Χρήσεις Γης**

Οι χρήσεις Γης σε συνδυασμό με άλλες φυσικές διεργασίες, όπως είναι η ηφαιστειακή και σεισμική δραστηριότητα, επιδρούν συχνά στην ενεργοποίηση γεωλογικών διεργασιών που οδηγούν στην εκδήλωση αστοχιών.

Η βλάστηση που καλύπτει μια περιοχή, θεωρείται από τους πιο σημαντικούς παράγοντες που εμπλέκονται σε προβλήματα ευστάθειας πρανών (*Gray, 1984, Greenway 1987, Montgomery et al., 2000*). Διαφοροποίηση στη βλάστηση μπορεί να συμβεί εξαιτίας περιβαλλοντικών αλλαγών, της εκτροφής ζώων, των ασθενειών της χλωρίδας, αλλά κυρίως εξαιτίας των ανθρώπινων δραστηριοτήτων. Παρεμβάσεις όπως είναι οι πυρκαγιές, η υλοτόμηση και η αντικατάσταση των δασικών εκτάσεων με χορτολιβαδικές εκτάσεις, κλπ. Σε γενικές γραμμές, η σταθερότητα των πρανών είναι ιδιαίτερα ευαίσθητη σε αλλαγές στην κάλυψη της βλάστησης.

#### **4.6.6 Οδικό δίκτυο**

Το οδικό δίκτυο αποτελεί περιοχή ανθρωπογενούς παρέμβασης (*Ayalew et al., 2005, Mancini et al., 2010*). Οι εκτεταμένες εκσκαφές, η εφαρμογή εξωτερικών φορτίων και η



απομάκρυνση της βλάστησης είναι οι πιο συνήθειες ενέργειες που πραγματοποιούνται κατά μήκος του οδικού δικτύου κατά τη διάρκεια της κατασκευής του (*Pachauri & Pant, 1992, Pachauri et al., 1998, Ayalew & Yamagishi, 2005, Yalcin, 2005, Βασιλειάδης, 2010*). Ακόμα, η λανθασμένη σχεδίαση και κατασκευή, η άναρχη παρέμβαση στην ευρύτερη περιοχή έχουν σαν αποτέλεσμα την ενεργοποίηση μηχανισμών που ευνοούν τις κατολισθητικές κινήσεις (*Ilija et al., 2010*). Ένα οδικό δίκτυο μπορεί να δράσει ως δίκτυο ανάσχεσης, ως δίκτυο συλλογής ή δίκτυο ροής του νερού. Κατά τους *Mancini et al. (2010)*, ο συγκεκριμένος παράγοντας αποτελεί παράγοντα ενεργοποίησης αλλά και παράγοντα επιδεκτικότητας.

#### **4.6.7 Υψόμετρο**

Το υψόμετρο μιας περιοχής όπως και η γενικότερη μορφολογία, διαμορφώνεται από τη γεωλογική δομή, την τεκτονική δραστηριότητα, τις κλιματικές συνθήκες που καθορίζουν την ένταση και τη διάρκεια των διαβρωτικών και αποσαθρωτικών διαδικασιών (*Dai & Lee, 2002*). Δεν επιδρά άμεσα στην εκδήλωση κατολισθητικών φαινομένων, ωστόσο αποτελεί ένα παράγοντα που εξαιτίας του ότι διαμορφώνεται από την αλληλεπίδραση πολλών άλλων παραγόντων δεν μπορεί να εξαιρεθεί από μια μελέτη κατολισθητικής επιδεκτικότητας (*Pachauri & Pant, 1992*).

#### **4.6.8 Μορφολογικές κλίσεις και διεύθυνσης κλίσης**

Οι μορφολογικές κλίσεις καθώς και η διεύθυνση των μορφολογικών κλίσεων ενός φυσικού πρानού, επιδρούν στην εκδήλωση κατολισθητικών φαινομένων (*Wu et al., 2001, Rozos et al., 2008*). Τα γεωμετρικά στοιχεία του πρानού διαμορφώνονται από τη συνδυαστική επίδραση της γεωλογικής δομής, της τεκτονικής δραστηριότητας και των τεκτονικών χαρακτηριστικών, των κλιματικών συνθηκών που καθορίζουν την ένταση και τη διάρκεια των διαβρωτικών και αποσαθρωτικών διαδικασιών καθώς και το είδος της βλάστησης που επικρατεί (*Maharaja, 1993*).

Συγκεκριμένα, η διεύθυνση των μορφολογικών κλίσεων επιδρά έμμεσα στην εκδήλωση κατολισθητικών φαινομένων. Η ύπαρξη διαφορετικής διεύθυνσης, σημαίνει έκθεση σε διαφορετικές κλιματολογικές συνθήκες, π.χ. διάρκεια ηλιακού φωτός, ένταση βροχοπτώσεων, υγρασία κ.α., αλλά και διαφορετικών συνθηκών ανάπτυξης βλάστησης (*Guzzetti et al., 1999, Nagarajan et al., 2000, Saha et al., 2002, Cevik & Topal, 2003, Ercanoglu et al., 2004, Lee et al., 2004a, Lee, 2005*).



#### 4.6.9 Υδρογραφικό δίκτυο

Η ανάπτυξη του υδρογραφικού δικτύου μιας περιοχής είναι συνάρτηση της λιθολογικής σύστασης, του μορφολογικού ανάγλυφου, της τεκτονικής καθώς και των κλιματικών παραγόντων μιας συγκεκριμένης περιοχής. Τόσο η μορφή, η πυκνότητα, η διεύθυνση όσο και το βάθος των χαραδρώσεων, καθορίζονται από τους ανώτερους παράγοντες.

Η ανάπτυξη πυκνού υδρογραφικού δικτύου σε μια λεκάνη απορροής, ερμηνεύεται με βάση την υπόθεση του έντονου διαμελισμού των σχηματισμών και κατά συνέπεια τη δημιουργία αξονικών διαβρώσεων (αυλακωτή, χαραδρωτική), οι οποίες υποβοηθούν στην εκδήλωση καταστροφικών φαινομένων. Στην αντίθετη περίπτωση, αραιό δίκτυο, υποδηλώνει σχετική σταθερότητα των ορεινών λεκανών (*Gokceoglu & Aksoy, 1996, Dai et al., 2001, Saha et al., 2002, Cevik & Topal, 2003, Yalcin, 2005*).

Για την εκτίμηση των υδρολογικών χαρακτηριστικών μιας περιοχής ενδιαφέροντος, αξιοποιούνται τα δεδομένα υψομέτρου (*Jenson, 1991, Moore, 1996*), τα οποία διευκολύνουν στην ανάλυση των μορφολογικών στοιχείων, που επηρεάζουν τη ροή του νερού.

#### 4.7 ΑΡΧΕΣ ΖΩΝΟΠΟΙΗΣΗΣ ΚΙΝΔΥΝΟΥ ΚΑΙ ΕΠΙΔΕΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ

Ο προσδιορισμός του κινδύνου έναντι κατολισθητικών φαινομένων, όπως προτάθηκε από τον *Varnes (1984)*, δίνεται ως η πιθανότητα εμφάνισης ενός δυνητικά ζημιογόνου κατολισθητικού φαινομένου σε μια καθορισμένη χρονική περίοδο και σε μια δεδομένη περιοχή. Ο ορισμός αυτός εμπεριέχει δυο (2) συνιστώσες, το χώρο και το χρόνο. Η χωρική παράμετρος προσδιορίζει τις περιοχές οι οποίες είναι επιδεκτικές στη διαμόρφωση συνθηκών αστοχίας σε ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα, ενώ η χρονική παράμετρος προσδιορίζει τη χρονική στιγμή εκδήλωσης των κατολισθητικών φαινομένων σε μια δεδομένη περιοχή (*Φερεντίνου, 2004*). Κατά τους *Dai et al. (2001)*, οι παράμετροι που καθορίζουν τον κίνδυνο εκδήλωσης κατολίστεσης χωρίζονται σε δυο (2) κατηγορίες: ενδογενείς που συνεισφέρουν στην κατολισθητική επιδεκτικότητα, όπως είναι η γεωλογία, τα μορφολογικά χαρακτηριστικά της επιφάνειας του εδάφους, οι γεωτεχνικές παράμετροι των γεωλογικών σχηματισμών, η επίδραση της φυτοκάλυψης και το υδρογραφικό δίκτυο, και εξωγενείς που τείνουν να ενεργοποιήσουν κατολισθητικά φαινόμενα, όπως είναι οι έντονες βροχοπτώσεις και η σεισμική δραστηριότητα (*Wu & Sidle, 1995, Atkinson & Massari, 1998*). Αν οι εξωγενείς παράμετροι δεν ληφθούν υπόψη, ο όρος επιδεκτικότητα

αναφέρεται στην πιθανότητα παρουσίας κατολισθητικού συμβάντος εξετάζοντας μόνο τη χωρική διάσταση του προβλήματος (Iliá et al., 2010).

Η χαρτογράφηση της επιδεκτικότητας αποτελεί μια ειδική περίπτωση θεματικής τεχνικογεωλογικής χαρτογράφησης, όπου παρουσιάζεται η χωρική κατανομή των θέσεων που χαρακτηρίζονται από συγκεκριμένες τιμές επιδεκτικότητας, διαδικασία γνωστή ως ζωνοποίηση. Σύμφωνα με τους Van Westen et al. (1997) μια περιοχή θεωρείται πιθανή για την εκδήλωση κατολισθητικών φαινομένων όταν οι εδαφικές συνθήκες της περιοχής αυτής μοιράζονται κοινά χαρακτηριστικά με μια περιοχή όπου έχει εκδηλωθεί αστοχία στο παρελθόν. Η επιδεκτικότητα της περιοχής καθορίζεται από ένα σύνολο γεωλογικών, τεκτονικών και υδρολογικών συνθηκών, μορφολογικών χαρακτηριστικών, εδαφολογικών και συνθηκών βλάστησης, χρήσεων γης και ανθρώπινης παρέμβασης. Η διάκριση σε ζώνες ίσης έντασης, η οποία εκφράζεται με ποσοτικά ή ποιοτικά χαρακτηριστικά είτε και με συνδυασμό των δυο (2), γίνεται λαμβάνοντας υπόψη τις βασικές παραμέτρους των εγγενών γεωμορφολογικών και τεχνικογεωλογικών παραμέτρων σε συνδυασμό με το βαθμό επιρροής της αλληλεπίδρασης των χαρακτηριστικών αυτών με τους κατά περίπτωση εναυσματικούς εξωγενείς παράγοντες (Σκιάς, 1998).

Στις παραγράφους που ακολουθούν δίνεται μια συνοπτική περιγραφή των εννοιών που εμπλέκονται στη περιγραφή των χαρτών επικινδυνότητας και επιδεκτικότητας καθώς και των κυριότερων μεθόδων εκτίμησης της επιδεκτικότητας σε κατολισθητικά φαινόμενα.

#### 4.7.1 Χάρτης Κινδύνου Κατολισθήσεων (Landslide Hazard Map)

Αρχικώς ως *κίνδυνος*, ορίζεται η πιθανότητα εκδήλωσης ενός εν δυνάμει καταστροφικού φαινομένου εντάσεως (i) που αναμένεται ότι θα συμβεί στη διάρκεια μιας περιόδου (t). Η μαθηματική έκφραση του ορισμού δίνεται ότι την εξίσωση:

$$H_{it} = f(H_{is}, t_i) \quad [28]$$

όπου,  $H_{is}$ , είναι η *επιδεκτικότητα* (*susceptibility*) της περιοχής έρευνας στο συγκεκριμένο φυσικό κίνδυνο και  $t_i$ , είναι ο ενεργοποιητικός παράγοντας που περιλαμβάνει την πιθανοτική διάσταση της χρονικής πρόβλεψης (Ηλίας, 2000).

Ο *κίνδυνος* (*hazard*) αποτελεί βασικό χαρακτηριστικό της ανθρώπινης ζωής, καθ' ότι συνιστά ένα αναπόσπαστο και αναπόδραστο «συστατικό» της καθημερινής ζωής, δεδομένου ότι δεν υπάρχει περιβάλλον παντελώς απαλλαγμένο από τον *κίνδυνο* (Μισθός, 2009).

#### 4.7.2 Χάρτης Διακινδύνευσης Κατολισθήσεων (Landslide Risk Map)

Η αξιολόγηση του **κινδύνου** αναφέρεται στην αναγνώριση των περιοχών που είναι εκτεθειμένες σε ένα ή περισσότερα φυσικά φαινόμενα, διαφορετικής έντασης με αντίστοιχη πιθανότητα να συμβούν στη συγκεκριμένη περιοχή, δηλαδή στην περίπτωση των κατολισθητικών φαινομένων, η κατολισθητική επικινδυνότητα, εκφράζει την πιθανότητα να συμβεί ή να επαναληφθεί ένα συμβάν σε μια καθορισμένη χρονική στιγμή εντός ενός καθορισμένου χώρου.

Ο όρος **διακινδύνευση** (*risk*) ενέχει την έννοια να συμβεί στην πραγματικότητα ένας συγκεκριμένος κίνδυνος. Ενώ λοιπόν ο **κίνδυνος** λαμβάνεται ως μια διαδικασία που εμπεριέχει το δυναμικό της απώλειας, αποτελώντας μια γενική μορφή απειλής (*danger*), η διακινδύνευση συνιστά την πραγματική έκθεση (*exposure*) οποιουδήποτε στοιχείου που έχει αξία για τον άνθρωπο σε κάποιον κίνδυνο, θεωρούμενη ως ένας συνδυασμός πιθανότητας και απώλειας (*Smith, 1996*). Επομένως, θα μπορούσε να διατυπωθεί πως ο **κίνδυνος** υφίσταται ανεξάρτητα από την παρουσία ανθρώπων, ενώ η **διακινδύνευση** προσδιορίζεται μόνο όταν κάποιο ανθρωπογενές στοιχείο εκτίθεται (*Μισθός, 2009*). Κατά τους *Dao & Peduzzi (2004)*, «οι **κίνδυνοι** (*hazards*) είναι ακραία φαινόμενα, τα οποία μπορεί να δημιουργήσουν **διακινδύνευση** (*risk*), και ενδεχομένως να αποτελέσουν καταστροφές, εάν τα στοιχεία που εκτίθενται (*exposure*) στον κίνδυνο είναι **τρωτά** (*vulnerability*)».

Μια άλλη διατύπωση για τη **διακινδύνευση** (*risk*), η οποία δίνει πιο σαφή στοιχεία για την εκτίμηση του συγκεκριμένου μεγέθους και προσφέρει παράλληλα τον ορισμό του **κινδύνου** (*hazard*), δίνεται από τον Βρετανικό Οργανισμό Τυποποίησης (*British Standards Institution*). Σύμφωνα με τους συγκεκριμένους ορισμούς, **διακινδύνευση** «είναι ο συνδυασμός της πιθανότητας ή συχνότητας εμφάνισης μιας επικίνδυνης κατάστασης και του μεγέθους των επιπτώσεων εμφάνισής της», ενώ **κίνδυνος** «είναι μια κατάσταση, η οποία μπορεί να συμβεί κατά τη διάρκεια ζωής ενός έργου, συστήματος ή λειτουργίας και η οποία ενέχει τη δυνατότητα να προκαλέσει ανθρώπινο τραυματισμό, καταστροφή περιουσίας, επιπτώσεις στο περιβάλλον ή οικονομική ζημιά».

Κατά τον *Varnes (1984)*, η ζωνοποίηση του **κινδύνου** κατά τη γενική της έννοια, σημαίνει την οριοθέτηση ενός τμήματος της γήινης επιφάνειας και την ταξινόμηση του σύμφωνα με το βαθμό του υπαρκτού ή δυνητικού κινδύνου από κατολισθήσεις, και αποτελεί το τελικό αποτέλεσμα της αξιολόγησης του φυσικού κινδύνου. Το παραγόμενο αποτέλεσμα, παρουσιάζει το αναμενόμενο ετήσιο κόστος των ζημιών που προκλήθηκαν από την εκδήλωση ενός κατολισθητικού φαινομένου, σε μια καθορισμένη περιοχή έρευνας, συνυπολογίζοντας τις πιθανότητες από ένα χάρτη κινδύνου κατολισθήσεων, *landslide hazard map*, με μια ανάλυση όλων των πιθανών συνεπειών.

Για τον προσδιορισμό της **διακινδύνευσης** απαιτείται να υπολογιστούν η **τρωτότητα** (*vulnerability*), τα **στοιχεία σε διακινδύνευση** (*elements at risk*), από όπου προκύπτουν στην συνέχεια η **ειδική** και η **ολική διακινδύνευση** (*specific and total risk*).

Ως **τρωτότητα** ορίζεται ο βαθμός απωλειών σε ένα δεδομένο στοιχείο ή σύνολο στοιχείων σε **κίνδυνο** που προέρχεται από την εμφάνιση ενός φυσικού φαινομένου δεδομένου μεγέθους (*Benardos & Kaliampakos, 2004b*).

Ως **στοιχεία σε διακινδύνευση** αναφέρονται ο ανθρώπινος πληθυσμός, οι περιουσίες και οικονομικές δραστηριότητες, που είναι σε διακινδύνευση σε μια δεδομένη περιοχή.

Ως **ειδική διακινδύνευση**, *specific risk*, θεωρείται ο αναμενόμενος βαθμός απωλειών εξαιτίας της εκδήλωσης ενός συγκεκριμένου φυσικού φαινομένου, η μαθηματική έκφραση του οποίου αποτυπώνεται στην εξίσωση του γινομένου **κινδύνου \* τρωτότητας**.

Τέλος, ως **ολική διακινδύνευση**, *total risk*, ορίζεται ο αναμενόμενος αριθμός απωλειών ζωής, τραυματισμών, ζημιών σε περιουσία ή αποδιοργάνωση της οικονομικής δραστηριότητας εξαιτίας του συγκεκριμένου φυσικού φαινομένου, η μαθηματική έκφραση του οποίου αποτυπώνεται στην εξίσωση του γινομένου της **ειδικής διακινδύνευσης \* στοιχείων σε διακινδύνευσης**.

Ο ιδανικός χάρτης διακινδύνευσης θα πρέπει να παρέχει πληροφορίες σχετικές με τη χωρική κατανομή, τον τύπο, το μέγεθος και την ισχύ, την ταχύτητα, την απόσταση μετακίνησης, για τις προβλεπόμενες κατολισθήσεις σε μια συγκεκριμένη περιοχή και για μια συγκεκριμένη χρονική περίοδο (*Flageollet, 1996*).

Οι παραγόμενοι χάρτες διακινδύνευσης και ειδικότερα οι χάρτες μεσαίας κλίμακας (1:25.000-1:50.000) αποτελούν το ουσιώδες προϊόν γεω – πληροφορίας, μέσω του οποίου οι διαχειριστές διαμορφώνουν και σχεδιάζουν αποτελεσματικές στρατηγικές για την **πρόβλεψη** και **μείωση** των επιπτώσεων που έχουν τα κατολισθητικά φαινόμενα (*Ghosh, 2011*).

Ωστόσο, υπάρχουν σχετικά ελάχιστες ολοκληρωμένες διαδικασίες προσδιορισμού του κινδύνου ή της επικινδυνότητας στη βιβλιογραφία (*Chanon et al., 2006*). Ως αποτέλεσμα των παραπάνω συχνά επιτελείται περισσότερο μια διαδικασία προσδιορισμού του κινδύνου ή της επιδεκτικότητας, παρά της επικινδυνότητας (*Βασιλειάδης, 2010*).

#### **4.7.3 Χάρτης Επιδεκτικότητας Κατολισθήσεων (Landslide Susceptibility Map)**

Οι χάρτες επιδεκτικότητας και οι αντίστοιχες μελέτες, σχετίζονται με την κατανόηση της επιρροής των προαπαιτούμενων φυσικών παραγόντων που αποτελούν την αιτία και όχι την αφορμή για την κατάλυση της ισορροπίας και την εκδήλωση κατολισθητικών φαινομένων (Varnes & IAEG, 1984; Soeters & van Westen, 1996; Guzzetti et al., 1999, 2005; Van Den Eeckhaut et al., 2006). Οι χάρτες επιδεκτικότητας απαντούν στο ερώτημα **του πού είναι πιθανό** να εκδηλωθεί μια κατολίσθηση, συσχετίζοντας παράγοντες που συνέβαλαν στην εκδήλωση παλιότερων κατολισθήσεων (Santacana et al., 2003). Ο όρος έχει δυναμική αξία και η διαβάθμιση της επιδεκτικότητας διατυπώνεται με ποιοτικούς χαρακτηρισμούς, όπως υψηλή, μέση ή χαμηλή επιδεκτικότητα. Η επιλογή της κλίμακας διαβάθμισης συνήθως βασίζεται κυρίως σε παρατηρήσεις και εμπειρικά κριτήρια.

Η προετοιμασία των χαρτών επιδεκτικότητας, στηρίζεται στην υιοθέτηση δυο (2) βασικών παραδοχών (Fell et al., 2008):

- οι γεωλογικές αστοχίες του παρελθόντος και του παρόντος, αποτελούν δεδομένα για την πρόβλεψη μελλοντικών αστοχιών,
- οι γεωλογικές αστοχίες εκδηλώνονται στις ίδιες γεωλογικές, γεωμορφολογικές υδρογεωλογικές και κλιματικές συνθήκες.

Χρησιμοποιούνται χωρικά χαρακτηριστικά από προγενέστερα κατολισθητικά συμβάντα, για την εκτίμηση της μελλοντικής συμπεριφοράς της περιοχής ως προς την πιθανότητα εκδήλωσης κατολισθήσεων. Βασική αρχή των χαρτών επιδεκτικότητας είναι ο καθορισμός των συσχετίσεων μεταξύ των κατολισθήσεων και της τοπογραφίας, της γεωλογίας, της υδρολογίας και των γεωμορφολογικών χαρακτηριστικών της προς έρευνας περιοχής (Fell et al., 2008), αφήνοντας έξω από την ανάλυση τη χρονική διάσταση του φαινομένου. Η προσέγγιση αυτή αποκτά μεγαλύτερη αξία σε περιοχές όπου υπάρχουν ελλιπή δεδομένα που αφορούν ιστορικά αρχεία με την καταγραφή κατολισθητικών συμβάντων, σε περιοχές με έλλειψη αξιόπιστων μετεωρολογικών δεδομένων και σεισμικών δεδομένων, δυο (2) παραμέτρων που ευθύνονται στις περισσότερες περιπτώσεις για την εκδήλωση αστοχίας.

#### **4.7.4 Χάρτης Καταγραφής Κατολισθήσεων (Landslide Inventory Map)**

Ένας χάρτης καταγραφής προσδιορίζει χωρικά τη διασπορά των κατολισθητικών συμβάντων σε μια περιοχή έρευνας. Αποτελεί τη βασική προϋπόθεση για τη διαχείριση της κατολισθητικής επικινδυνότητας μιας περιοχής μελέτης. Ένας τυπικός χάρτης

καταγραφής, βασίζεται στην ερμηνεία αεροφωτογραφιών, και δορυφορικών εικόνων, την υπαίθρια παρατήρηση και την αξιολόγηση ιστορικής βάσης δεδομένων με προγενέστερα κατολισθητικά συμβάντα. Ωστόσο, ο χάρτης καταγραφής, παρέχει πληροφορίες οι οποίες δεν εμπεριέχουν καθόλου τη χρονική διάσταση, δεν παρέχουν καμιά πρόβλεψη για τη χρονική μεταβολή στην κατανομή των κατολισθήσεων.

#### **4.8 ΕΙΔΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΕΚΤΙΜΗΣΗΣ ΤΗΣ ΕΠΙΔΕΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ ΣΕ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΑ ΦΑΙΝΟΜΕΝΑ**

Περιλαμβάνουν τεχνικές και μεθόδους ποιοτικής, ημι - ποσοτικής και ποσοτικής ανάλυσης και τεχνικών μοντελοποίησης (*Soeters & Van Wester, 1996, Aleotti et al., 1999, Fell et al., 2008*). Διακρίνονται σε μεθόδους που βασίζονται στην εμπειρία και τη γνώση των *Ειδικών*, με την επιδεκτικότητα να υπολογίζεται, είτε με μεθόδους ανάλυσης πεδίου, είτε συνδυάζοντας μεθόδους που υπολογίζουν δείκτες επιδεκτικότητας με τη βοήθεια παραμετρικών χαρτών. Επιπλέον, διακρίνονται σε τεχνικές και μεθόδους που βασίζονται στη στατιστική ή πιθανολογική ανάλυση ή ακολουθούν ντετερμινιστικά μοντέλα για την εκτίμηση της επιδεκτικότητας (*Soeters & Van Westen 1996, Aleotti & Chowdhury, 1999, Fell et al., 2008, Castellanos & Van Westen, 2008*).

Ωστόσο, οι μέθοδοι ανάλυσης που αναφέρθηκαν, απαιτούν συχνά την παρέμβαση των χρηστών και την τροποποίηση των βημάτων και σταδίων που ακολουθούν. Όταν συμβαίνει κάτι τέτοιο, τα αποτελέσματα που προκύπτουν χαρακτηρίζονται από χαμηλή ακρίβεια και αξιοπιστία. Σχετικά πρόσφατα εισήχθησαν τεχνικές και μέθοδοι προερχόμενες από διαφορετικά επιστημονικά πεδία, ως εργαλεία για την εκτίμηση της επιδεκτικότητας και του κινδύνου έναντι κατολισθητικών φαινομένων (*Flentje et al., 2007, Wand & Niu, 2010*). Συγκεκριμένα, παρουσιάστηκαν μέθοδοι Μηχανικής Μάθησης οι οποίες κατέχουν χαρακτηριστικά μεθοδολογιών που παρουσιάζονται στην Τεχνητή Νοημοσύνη και ειδικότερα την ικανότητα μάθησης και ανακάλυψης κρυφών προτύπων και μοτίβων από μεγάλα πολυ-θεματικά επίπεδα πληροφορίας. Οι τεχνικές αυτές παρέχουν καλύτερες και πιο ακριβείς προβλέψεις, εξαιτίας των ιδιαίτερων χαρακτηριστικών τους, αποτελώντας ένα ιδανικό εργαλείο για την επίλυση πολύπλοκων χωρικών προβλημάτων (*Tsangaratos et al., 2011*).

Η παρουσίαση ακολουθεί την κατάταξη που προτείνεται από τους *Fell et al. (2008)* στα πλαίσια της διεθνούς επιτροπής *Joint Technical Committee on Landslides and Engineered Slopes*. Ωστόσο, η σχετική ταξινόμηση τροποποιείται, προτείνοντας μια πιο σαφή ταξινόμηση των μεθόδων και τεχνικών εκτίμησης. Οι τεχνικές διαχωρίζονται σε τρεις (3) κύριες κατηγορίες (Σχήμα 4.6):

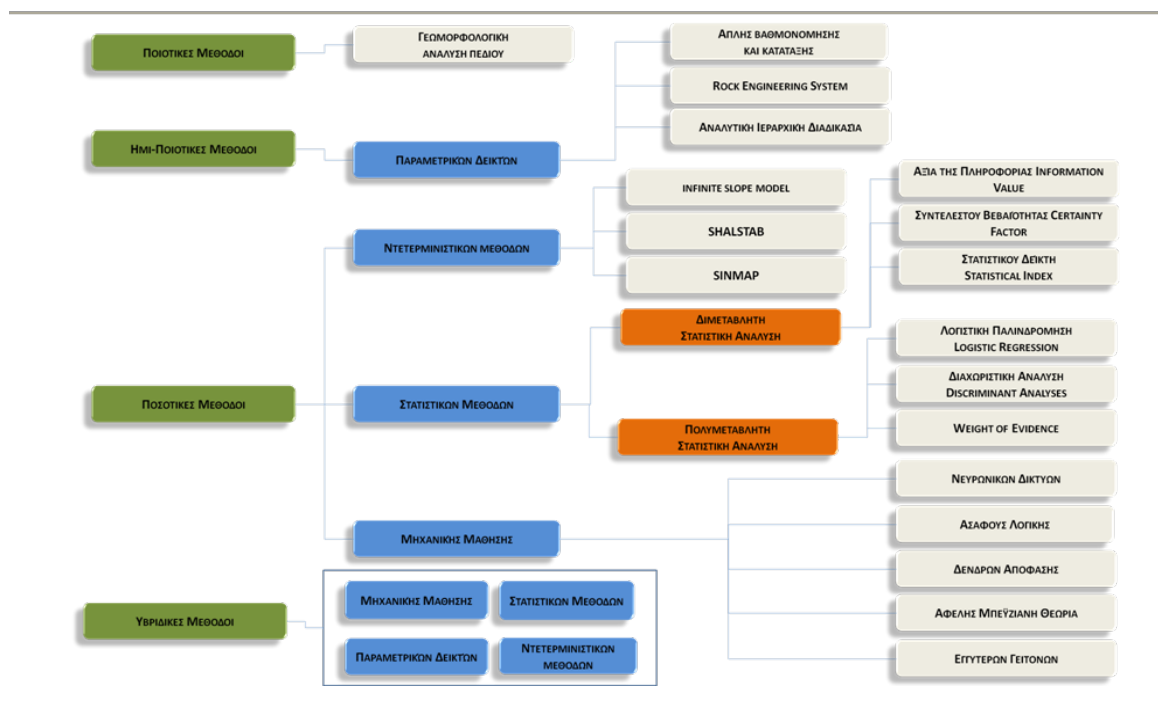


**A. ανάλυση βασισμένη στην εμπειρία και τη γνώση των ειδικών, ποιοτικές και ημι-ποιοτικές μέθοδοι**

**B. ανάλυση βασισμένη στη γνώση που αποκτάται από την επεξεργασία δεδομένων, ποσοτικές μέθοδοι**

**Γ. υβριδικές μέθοδοι που συνδυάζουν τις ανώτερες κατηγορίες.**

Σκόπιμη κρίνεται η παράθεση σχετικών παραδειγμάτων εφαρμογής των μεθόδων, ενώ σχολιάζονται τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματά τους, η κλίμακα εφαρμογής τους και η αξιοποίηση ή όχι των Γ.Σ.Π., ως εργαλείων χωρικής ανάλυσης και δημιουργίας εναλλακτικών σεναρίων.



Σχήμα 4.6 Προτεινόμενη ταξινόμηση μεθόδων προσδιορισμού κινδύνου κατολισθήσεων.

#### 4.8.1 Ανάλυση βασισμένη στην εμπειρία και τη γνώση των ειδικών (Expert based analysis) Ευρετική Ανάλυση - Ποιοτικές μέθοδοι

Χαρακτηρίζονται ως ποιοτικές μέθοδοι που στηρίζονται πλήρως ή μερικώς στην εμπειρία και τη γνώση που προέρχεται από τους *Ειδικούς*. Η εμπλοκή των *Ειδικών* ενέχει προφανώς προβλήματα που σχετίζονται με την υποκειμενικότητα κατά την εξέταση των παραμέτρων που επιδρούν στην εκδήλωση του φαινομένου. Στερούνται της δυνατότητας



γενίκευσης και εφαρμογής της μεθοδολογίας που αναπτύσσουν σε περιοχές διαφορετικές από αυτές για τις οποίες δημιουργήθηκαν. Οι παραλλαγές των μεθόδων που παρουσιάζονται, έχουν να κάνουν με την υλοποίηση της απόδοσης των συντελεστών βαρύτητας και της επιλογής των κυριότερων μεταβλητών που επιδρούν στην εκδήλωση γεωλογικών αστοχιών.

#### **4.8.1.1 Γεωμορφολογική ανάλυση πεδίου**

Αποτελεί μέθοδο για τη ζωνοποίηση περιοχών μεσαίας ή μεγάλης κλίμακας όπου τα Γ.Σ.Π. χρησιμοποιούνται μόνο ως σχεδιαστικά εργαλεία. Ανήκει σύμφωνα με την κατάταξη που προτείνεται, ως μέθοδος που αξιοποιεί την εμπειρία και τη γνώση.

Ο προσδιορισμός και η ζωνοποίηση των περιοχών των δυνητικά πιθανών για αστοχία γίνεται άμεσα στο πεδίο έρευνας από το γεωμορφολόγο και βασίζεται στη γνώση και εμπειρία του *Ειδικού*. Εφαρμόζεται για την άμεση εκτίμηση της επικινδυνότητας μιας περιοχής χωρίς, να υπάρχει περιορισμός σε ότι αφορά την κλίμακα. Ωστόσο, ο υποκειμενικός τρόπος υπολογισμού της επικινδυνότητας με τη χρήση έμμεσων κριτηρίων δεν διευκολύνει την ανάλυση. Επιπλέον, δεν είναι εφικτή η επικαιροποίηση των χαρτών επικινδυνότητας, όταν υπάρχουν διαθέσιμα νέα δεδομένα. Ένα ακόμα μελανό σημείο της μεθοδολογίας, είναι ότι η εφαρμογή της περιορίζεται στην περιοχή στην οποία πραγματοποιήθηκε η έρευνα. Δεν υπάρχει η δυνατότητα να εφαρμοστεί σε μια διαφορετική περιοχή χωρίς την ουσιαστική παρέμβαση και τροποποίηση των στοιχείων του μοντέλου.

Μια αρκετά ενδιαφέρουσα εργασία η οποία αξιοποιεί την εμπειρία και τη γνώση των *Ειδικών* ενώ παράλληλα αξιολογεί τα δεδομένα που αποκτά από ενόργανα συστήματα παρακολούθησης, είναι αυτή των *Mantovani et al.* (2010). Η εργασία αυτή παρουσιάζει τα προκαταρκτικά αποτελέσματα μιας γεωμορφολογικής μελέτης για την περιοχή *Olvera* (επαρχία *Cadiz*, *Betic Ranges*, Ισπανία) όπου αξιοποιούνται τα Γ.Σ.Π. (GIS), η τεχνολογία ανοιχτού λογισμικού, *Open Source (OS)* καθώς και ένα σύστημα διαχείρισης βάσης δεδομένων (*DBMS*) για τη διάθεση και τη διανομή των δεδομένων που αφορούν τα κατολισθητικά φαινόμενα μέσω του Διαδικτύου. Η μελέτη αποτυπώνει τη δυναμική διαδικασία της επιφανειακής απορροής και τη διαδικασία του φαινομένου της διάβρωσης στην περιοχή *Olvera*, αξιοποιώντας προηγμένα ηλεκτρονικά υπολογιστικά συστήματα έχοντας ωστόσο ως πρωταρχική πηγή πληροφόρησης δεδομένα, που προήλθαν από τη γεωμορφολογική χαρτογράφηση και την υπαίθρια έρευνα .

Παραδείγματα εφαρμογής της μεθόδου αποτελούν οι εργασίες των *Carmassi et al.* (1992), *Cardinali et al.* (2002), *Reichenbach et al.* (2005), *Mantovani et al.* (2010).

#### 4.8.1.2 Μέθοδος υπέρθεσης χαρτών βάρους – χάρτες παραμετρικών δεικτών

Αποτελεί μέθοδο για τη ζωνοποίηση περιοχών μεσαίας ή μεγάλης κλίμακας όπου τα Γ.Σ.Π. χρησιμοποιούνται μόνο ως συστήματα υπέρθεσης χαρτών βάρους και για την εκτέλεση βασικών λειτουργιών χωρικής ανάλυσης. Αποτελεί μέθοδο που αξιοποιεί την εμπειρία και τη γνώση ενώ διαφέρει από τη γεωμορφολογική μέθοδο στο ότι προχωρά στο διαχωρισμό της περιοχής μελέτης σε ζώνες επικινδυνότητας. Σύμφωνα με τους *Soeters & Van Westen* (1996), η μεθοδολογία που ακολουθείτε κατά την εφαρμογή της μεθόδου περιλαμβάνει τα εξής στάδια:

- επιλογή των μεταβλητών που θεωρητικά επιδρούν στο σύστημα, και απόδοση συντελεστών βαρύτητας για κάθε έναν από αυτούς,
- δημιουργία για κάθε μεταβλητή του συστήματος, ενός αριθμού σχετικών κλάσεων και απόδοση συντελεστών βαρύτητας για την κάθε κλάση,
- υπέρθεση των χαρτών βάρους για κάθε μεταβλητή,
- δημιουργία του τελικού χάρτου στον οποίον απεικονίζονται οι κατηγορίες του βαθμού κινδύνου.

Ο κίνδυνος αυτός εκφράζεται από μια εξίσωση, η οποία εκτιμά την επικινδυνότητα με την εφαρμογή της τεχνικής του σταθμισμένου γραμμικού συνδυασμού *Weighted Linear Combination* (*Voogd, 1983*):

$$LSI = \sum_{j=1}^n W_j w_{ij} \quad [29]$$

όπου, *LSI*: ο δείκτης κατολισθητικής επιδεκτικότητας,  
*W<sub>j</sub>*: η βαρύτητα της παράμετρον *j*,  
*w<sub>ij</sub>*: ο συντελεστής βαρύτητας της κλάσης *i* στην παράμετρο *j*,  
*n*: ο αριθμός των παραμέτρων.

Η πλειονότητα των μεθόδων και των τεχνικών για την εκτίμηση της κατολισθησιμότητας αφορά τη μέθοδο αυτή, η οποία εκφράζεται με τον υπολογισμό ενός δείκτη. Μέσω της συγκεκριμένης μεθοδολογικής προσέγγισης, επιλύεται το πρόβλημα των συσχετίσεων που παρουσιάζει η γεωμορφολογική μέθοδος, ενώ η διαδικασία που ακολουθείται πλεονεκτεί έναντι της γεωμορφολογικής μεθόδου εξαιτίας του ότι παρουσιάζεται ιδιαίτερα αυτοματοποιημένη. Το μειονέκτημα της υποκειμενικής απόδοσης των συντελεστών βαρύτητας και της επιλογής των μεταβλητών που επιδρούν στο σύστημα επιχειρείται να λυθεί είτε με την εφαρμογή στατιστικών μεθόδων, ή της Αναλυτικής

Ιεραρχικής Διαδικασίας (*Analytical Hierarchy Process, AHP*) (Rozos et al., 2010) είτε κυρίως με τη βοήθεια των *Ειδικών*.

Οι Rozos et al (2006) παρουσίασαν μια μεθοδολογία η οποία βασίζεται στην τεχνική **R.E.S.**, *Rock Engineering Systems*, (Hudson, 1992, Μπενάρδος, 2002), προσπαθώντας να συνδυάσει όλες τις εμπλεκόμενες μεταβλητές για τον υπολογισμό της επιδεκτικότητας των γεωλογικών σχηματισμών σε κατολισθητικά φαινόμενα, στον νομό Αχαΐας. Προσπάθησαν να αποτυπώσουν χωρικά την επιδεκτικότητα, η οποία εκφράζεται από ένα δείκτη, το δείκτη κατολισθητικότητας, *Landslide Instability Index (LiI)*, με την υπέρθεση δώδεκα (12) θεματικών χαρτών που αντιπροσωπεύουν τις αντίστοιχες μεταβλητές.

Η επιλογή των μεταβλητών πραγματοποιήθηκε με γνώμονα την εμπειρία και τη γνώση, αλλά και τα διαθέσιμα δεδομένα. Παράλληλα, η κατηγοριοποίηση και η βαθμονόμηση των μεταβλητών διαμορφώθηκε μετά την επεξεργασία των στατιστικών αναλύσεων που αφορούσαν τα κατολισθητικά φαινόμενα στον Ελλαδικό χώρο, αλλά και στην εμπειρία και τη γνώση των *Ειδικών*. Τελικώς, επιλέχθηκαν οι εξής μεταβλητές: Λιθολογία, βροχόπτωση, μορφολογική κλίση πρηνούς, διεύθυνση μορφολογικής κλίσης πρηνούς, γεωμετρία των ασυνεχειών, τεκτονική ζώνη, υψόμετρο, γεωλογική δομή, γεωμηχανική δράση του νερού, πάχος μανδύα αποσάθρωσης, ανθρωπογενής παρέμβαση στην γεωμετρία του πρηνούς και ανθρωπογενής επίδραση στην βλάστηση. Σε ότι αφορά το δείκτη (*LiI*) αυτός υπολογίζεται από το άθροισμα του γινομένου των μεταβλητών που επιλέγονται από τον *Ειδικό* και των αντίστοιχων συντελεστών βαρύτητας, όπως φαίνεται στην εξίσωση:

$$LiI = \sum_{i=1}^n a_i F_i \quad [30]$$

όπου *LiI* ο δείκτης κατολισθητικότητας,

*F<sub>i</sub>* οι μεταβλητές που σχετίζονται με το φαινόμενο,

*a<sub>i</sub>* οι συντελεστές βαρύτητας που υπολογίζονται από την μέθοδο για κάθε μεταβλητή και

*n* ο αριθμός των μεταβλητών του συστήματος.

Οι συντελεστές βαρύτητας για τις επιλεγμένες μεταβλητές ορίζονται με τη βοήθεια του μητρώου αλληλεπίδρασης, ή αλλιώς του πίνακα αλληλεπίδρασης, *interaction matrix* (Σχήμα.4.7).

Το μητρώο αλληλεπίδρασης λειτουργεί τόσο ως το βασικό εργαλείο ανάλυσης όσο και ως μια τεχνική παρουσίασης των παραμέτρων ανάλυσης και των διεργασιών που συμβαίνουν μεταξύ τους. Οι κύριες μεταβλητές, τοποθετούνται κατά την κύρια διαγώνιο του, ενώ οι μηχανισμοί αλληλεπίδρασης εισάγονται στις μη διαγώνιες θέσεις του πίνακα.

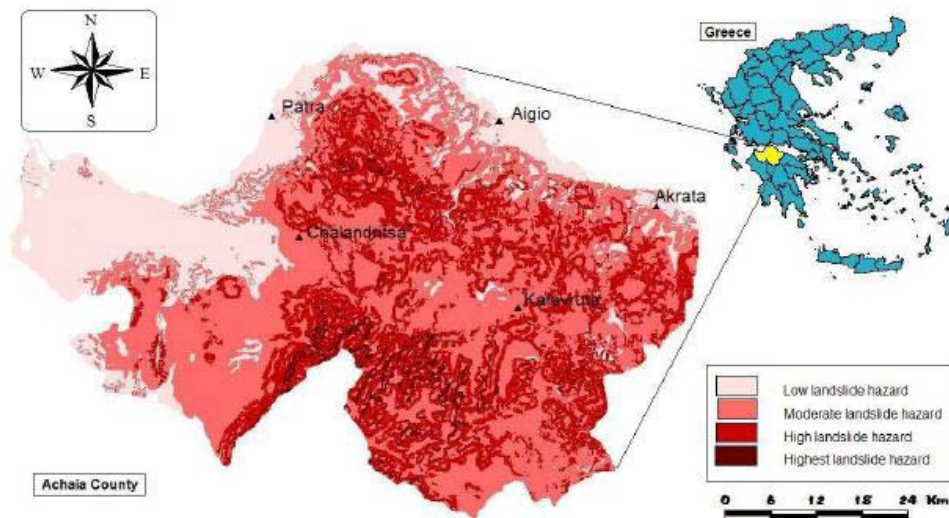
Η βαθμολόγηση των μη διαγώνιων θέσεων περιγράφει το βαθμό επίδρασης που έχει η μια παράμετρος πάνω στην άλλη.

ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΣ Α	ΕΠΙΡΡΟΗ ΤΟΥ Α ΣΤΟ Β	ΕΠΙΡΡΟΗ ΤΟΥ Α ΣΤΟ Γ
ΕΠΙΡΡΟΗ ΤΟΥ Β ΣΤΟ Α	ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΣ Β	ΕΠΙΡΡΟΗ ΤΟΥ Β ΣΤΟ Γ
ΕΠΙΡΡΟΗ ΤΟΥ Γ ΣΤΟ Α	ΕΠΙΡΡΟΗ ΤΟΥ Γ ΣΤΟ Β	ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΣ Γ

Σχήμα 4.7 Αρχή λειτουργίας του πίνακα αλληλεπίδρασης.

Κατασκευάστηκε στην περίπτωση που εξετάζεται, ένας πίνακας διαστάσεων 13 x 13, δώδεκα (12) οι μεταβλητές του συστήματος και ως 13<sup>η</sup> μεταβλητή θεωρήθηκε ο δείκτης κατολισθητικότητας (*Li*). Μετά τη βαθμονόμηση του πίνακα, υπολογίστηκε το άθροισμα κάθε γραμμής και στήλης, τα οποία περιγράφονται ως η αιτία, *cause* – C, και το αποτέλεσμα, *effect* – E, κάθε μεταβλητής αντίστοιχα. Στη συνέχεια, προσδιορίζεται η τιμή C + E, η οποία αντιστοιχεί στο άθροισμα των δυο (2) χαρακτηριστικών, ενώ μέσω κατάλληλης εξίσωσης, υπολογίστηκε η σχετική βαρύτητα, *weighting coefficient*, κάθε μεταβλητής στο σύστημα. Σημειώνεται ότι οι συντελεστές βαρύτητας καθώς και η βαθμονόμηση των κλάσεων στις οποίες χωρίζεται κάθε μεταβλητή, υποδηλώνουν το βαθμό επιδεκτικότητας για κάθε στοιχειώδες τμήμα του μορφολογικού ανάγλυφου. Κατά την εφαρμογή της μεθοδολογίας στο νομό Αχαΐας, προέκυψε η κατηγοριοποίηση του δείκτη κατολισθητικότητας σε τέσσερις (4) κατηγορίες επιδεκτικότητας: πολύ υψηλή, υψηλή, χαμηλή και πολύ χαμηλή (Σχήμα 4.8).

Η μέθοδος επιδεικνύει προσαρμοστικότητα στις τοπικές συνθήκες, στα χαρακτηριστικά των διαθέσιμων δεδομένων καθώς και στις γνώσεις του *Ειδικού*. Διαπιστώθηκε ότι οι σχετικές παραδοχές και απλοποιήσεις που έγιναν δεν αλλοίωσαν την απόδοση της τεχνικής. Για την επικύρωση των αποτελεσμάτων αξιοποιήθηκε μια βάση δεδομένων κατολισθητικών φαινομένων (*Ρόζος, 1989*), δείχνοντας υψηλή συνέπεια δεδομένου ότι το 83% των προγενέστερων κατολισθητικών συμβάντων συνέπιπτε στην περιοχή της υψηλής και πολύ υψηλής επιδεκτικότητας που το μοντέλο προέβλεπε. Άλλα παραδείγματα εφαρμογής της μεθόδου αποτελούν οι εργασίες των *Pachauri & Pant (1992)*, *Golceoglu & Aksoy (1996)*, *Turrini & Visintainer (1998)*, *Donati & Turrini (2002)*.



Σχήμα 4.8 Ζωνοποίηση του ν.Αχαΐας μέσω του συστήματος RES (Rozos et al, 2006).

#### 4.8.1.3 Λογικά Αναλυτικά μοντέλα

Αποτελεί μέθοδο για τον χαρακτηρισμό περιοχών μεγάλης κλίμακας όπου τα Γ.Σ.Π. δεν αξιοποιούνται και η όποια συμμετοχή τους έχει να κάνει με τη σύνταξη ενός χάρτου καταγραφής. Αναφέρεται, σύμφωνα με την κατάταξη που προτείνεται, ως μέθοδος που αξιοποιεί την εμπειρία και τη γνώση, ενώ διαφέρει από τις δυο (2) προηγούμενες μεθόδους, στο ότι χρησιμοποιεί μετρήσιμες, ενόργανες ή μη παρατηρήσεις πεδίου, για την επαλήθευση της απόδοσής της.

Ειδικότερα, στη μεθοδολογία αυτή αντλείται γνώση και εμπειρία από τους *Ειδικούς*, η οποία στη συνέχεια ελέγχεται για την ορθότητά της με την αντιπαραβολή πραγματικών μετρήσιμων δεδομένων στο πεδίο έρευνας, π.χ από δεδομένα ενόργανης παρακολούθησης. Επιλέγονται οι μεταβλητές που θεωρητικά επηρεάζουν το σύστημα και καθορίζονται οι σχέσεις και η σημαντικότητά τους. Στόχος της μεθοδολογίας είναι, η σύμπτωση των αποτελεσμάτων που εκφράζονται μέσα από τη γνώση και την εμπειρία με τις πραγματικές μετρήσεις. Το σύστημα επαναπροσδιορίζεται όταν η σύμπτωση δεν είναι βέλτιστη, διαμορφώνοντας κάθε φορά διαφορετικές συσχετίσεις, επιλέγοντας διαφορετικές μεταβλητές. Ουσιαστικά, αποτελεί μια τεχνική διαδοχικών δοκιμών και προσεγγίσεων, *trial and error procedure*.

Μια σχετική παραλλαγή της μεθόδου δίνεται στην εργασία που παρουσιάστηκε από τους Rozos *et al.* (2008), και αφορούσε στον υπολογισμό ενός δείκτη αστάθειας, *Instability Index* και στη συσχέτιση αυτού με τις διαστάσεις των πρανών που αστόχησαν. Η απόδοση των συντελεστών βαρύτητας πραγματοποιήθηκε με την εφαρμογή του συστήματος *RES*. Το σύνολο των πρανών που κατολίσθησαν, ήταν καταχωρημένα σε μια βάση δεδομένων (*Πυργιώτης, 1997*) όπου υπήρχαν επιπλέον στοιχεία για τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά των αστοχιών, όπως ήταν το πλάτος και το μήκος, μέσω των οποίων εκτιμήθηκε η έκταση της περιοχής που παρουσίαζε η γεωλογική αστοχία. Η διαπίστωση της σύμπτωσης των αποτελεσμάτων που εκφράζονται μέσα από τη γνώση και την εμπειρία δεν έγινε με τη μέτρηση δεδομένων ενόργανης παρακολούθησης αλλά έμμεσα με την εκτίμηση της έκτασης που καταλάμβανε η αστοχία.

Οι συντελεστές βαρύτητας, όπως ειπώθηκε, προέκυψαν από τον πίνακα αλληλεπίδρασης του *RES*, ενώ έγινε επιλογή των αντίστοιχων δώδεκα (12) μεταβλητών αξιοποιώντας την υπάρχουσα βάση δεδομένων. Στη συγκεκριμένη εργασία, δεν επιχειρήθηκε να αποτυπωθεί χωρικά η επιδεκτικότητα, ωστόσο το ενδιαφέρον συμπέρασμα που προέκυψε ήταν, το γεγονός της συσχέτισης του δείκτη αστάθειας με την επιφάνεια που καταλάμβανε η αστοχία. Τα δυο (2) μεγέθη, βρέθηκαν ότι συσχετιζόνταν γραμμικώς με υψηλό συντελεστή συσχέτισης ( $r = 0.96$ ). Ο υψηλός βαθμός συμφωνίας των δυο (2) δεικτών, αποτυπώνει την επιτυχή απόδοση της σημαντικότητας κάθε μεταβλητής από τους ειδικούς. Οι συγγραφείς δεν προχωρούν στην ερμηνεία της συσχέτισης αυτής, ωστόσο μπορεί να υποθέσει κανείς ότι: υπολογίζοντας το δείκτη αστάθειας ουσιαστικά υπολογίζεται η ένταση του φαινομένου, όπου ισχύει η υπόθεση, ότι όσο μεγαλύτερη η ένταση τόσο μεγαλύτερη επιφάνεια αστοχεί.

Διαπιστώθηκε κατά την ανάλυση του συστήματος, ότι ως η πιο αλληλεπιδραστική παράμετρος, ήταν η γεωλογική δομή, ενώ η λιγότερο αλληλεπιδραστική, το υψόμετρο. Η βροχόπτωση και η τεκτονική, διαπιστώθηκε ότι ήταν οι πιο κυρίαρχες, ενώ η ανθρωπογενής παρέμβαση και η γεωμετρία του πρανούς ως οι παράμετροι που κυριαρχούνται από το σύστημα.

#### **4.8.2 Ανάλυση βασισμένη στη γνώση που εξάγεται από Βάσεις Δεδομένων (*Knowledge based analysis*)**

Η ανάλυση βασισμένη στη γνώση αποτελεί τη μεθοδολογία που κάνει χρήση των τεχνικών και των μεθόδων που εφαρμόζονται στη Μηχανική Μάθηση και τη στατιστική ανάλυση / Εξόρυξη Δεδομένων. Προσπαθεί να προσδιορίζει μέσα από μια βάση δεδομένων τα πρότυπα και τα μοτίβα που αντιστοιχούν σε ζώνες που επιδεικνύουν γεωλογικές αστοχίες. Χαρακτηριστικές τεχνικές και μέθοδοι, αναφέρονται στα επόμενα.



#### **4.8.2.1 Ανάλυση βασισμένη στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα**

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) θεωρούνται κατάλληλα εργαλεία για τη μοντελοποίηση της πολύπλοκης συμπεριφοράς και μεταβλητότητας που οι περισσότεροι γεωλογικοί σχηματισμοί παρουσιάζουν (Aleotti *et al.*, 1996, Mayoraz *et al.*, 1996, Σακελλαρίου & Ηλίας, 1997). Αντίθετα από τις συμβατικές εμπειρικές και στατιστικές τεχνικές και μεθόδους που χρειάζονται εκ των προτέρων γνώση της φύσεως των συσχετίσεων που υπάρχουν μεταξύ των δεδομένων, τα ΤΝΔ δεν απαιτούν να γνωρίσουν τη φύση των συσχετίσεων αλλά ούτε και τη φυσική ερμηνεία τους (Benardos & Kaliampakos, 2004, Sakellariou & Ferentinou, 2005). Οι περισσότερες συμβατικές τεχνικές υποθέτουν την ανεξαρτησία μεταξύ των μεταβλητών του συστήματος. Ωστόσο, αποδεικνύεται ότι μια τέτοια παραδοχή τις περισσότερες φορές απλοποιεί την κατάσταση και προσθέτει υψηλό ποσοστό αβεβαιότητας στις προβλέψεις που πραγματοποιεί το σύστημα (Yang & Rosenbaum, 2002).

Μια από τις πρώτες εφαρμογές των ΤΝΔ σε προβλήματα γεωλογικών αστοχιών, αποτελούσε η εργασία των Aleotti *et al.* (1996), στην οποία οι συγγραφείς διαμόρφωσαν ένα μοντέλο πρόβλεψης της επιδεκτικότητας σε κατολισθητικά φαινόμενα αξιοποιώντας παράλληλα την εμπειρία και τη γνώση των *Ειδικών*. Οι *Ειδικοί*, κλήθηκαν να αποδώσουν μια αριθμητική τιμή για κάθε μια από τις περιπτώσεις που αποτελούσαν δεδομένα εκπαίδευσης μιας καλά οργανωμένης βάσης δεδομένων. Η βάση δεδομένων αφορούσε παλαιότερες καταγεγραμμένες θέσεις αστοχίας. Μεγαλύτερες τιμές, αντιστοιχούσαν σε μεγαλύτερη επικινδυνότητα. Το ΤΝΔ εκπαιδεύτηκε έχοντας ως μεταβλητή εξόδου τη μέση τιμή που πρόκυψε από τον εμπειρικό προσδιορισμό της επικινδυνότητας. Διαπιστώθηκε, η αρκετά καλή προσέγγιση των ΤΝΔ αλλά κυρίως τέθηκαν οι βάσεις για την αξιοποίηση των ΤΝΔ στην ανάλυση των γεωλογικών αστοχιών.

Οι Lee *et al.* (2003a) παρουσίασαν δυο (2) μοντέλα που στηρίζονταν στα ΤΝΔ και στα Γ.Σ.Π. και που εκτιμούσαν την επιδεκτικότητα ως προς την εκδήλωση κατολισθητικού φαινομένου και τους συντελεστές βαρύτητας καθενός από τους παράγοντες που συμμετείχαν στην εκδήλωση του φαινομένου. Η παράλληλη χρήση των δυο (2) τεχνικών, των ΤΝΔ και του Γ.Σ.Π., απέδωσε ικανοποιητικά αποτελέσματα κυρίως εξαιτίας των ιδιαίτερων χαρακτηριστικών της κάθε τεχνικής, δημιουργώντας σχετικό χάρτη επιδεκτικότητας. Σε ότι αφορά τα Γ.Σ.Π. οι συγγραφείς επισήμαναν, τη δυνατότητά τους να διαχειριστούν με σχετική ευκολία χωρικά δεδομένα, ενώ σε ότι αφορά τα ΤΝΔ επισήμαναν, τη δυνατότητα επεξεργασίας δεδομένων που δεν ακολουθούσαν καμιά στατιστική κατανομή και κάποιο στατιστικό μοντέλο. Κύρια διαδικασία της μεθοδολογίας ήταν ο μετασχηματισμός των θεματικών επιπέδων πληροφορίας σε μορφή κατάλληλη για



τα ΤΝΔ και στη συνέχεια, μέσω της αντίστροφης διαδικασίας, μετασχηματισμός των αποτελεσμάτων που προέκυψαν σε μορφή κατάλληλη για το Γ.Σ.Π..

Ο Ηλίας (2000) διερεύνησε τη δυνατότητα εφαρμογής νευρωνικής και ασαφούς μεθοδολογίας, σε εφαρμογές εκτίμησης της κατολισθητικής επικινδυνότητας για τη δημιουργία χωρικών μοντέλων εκτίμησης επιδεκτικότητας και την κωδικοποίηση της αβεβαιότητας στα δεδομένα.

Η Φερεντίνου (2004) παρουσίασε, δυο (2) πρωτότυπες μεθοδολογίες εκτίμησης του κινδύνου έναντι κατολισθήσεων, οι οποίες συνδυάζουν την εφαρμογή τεχνικών και μεθόδων Μηχανικής Μάθησης και των Γ.Σ.Π.. Η πρώτη μεθοδολογία, αφορούσε μια μέθοδο ντετερμινιστικής ανάλυσης, μέσω της οποίας υπολογίζει τον συντελεστή ασφαλείας για κάθε στοιχειώδες τμήμα του μορφολογικού ανάγλυφου, με την υλοποίηση του αλγορίθμου οπισθόδρομης μετάδοσης σφάλματος, *back propagation*, αλγόριθμος που ανήκει στην κατηγορία της επιβλεπόμενης μάθησης. Η δεύτερη μεθοδολογία, αφορούσε μια μέθοδο που εντάσσεται στην κατηγορία της σύνθεσης δεικτών παραμετρικών χαρτών, η οποία ωστόσο συνδυάζει μεθόδους ΤΝΔ, και ειδικότερα αλγορίθμους μη – επιβλεπόμενης μάθησης. Στα πλαίσια της διατριβής της συγγραφέως, δημιουργήθηκε ένα δυναμικό υπολογιστικό εργαλείο εκτίμησης του κινδύνου έναντι κατολισθήσεων σε περιβάλλον Γ.Σ.Π. με τη σύγχρονη εφαρμογή μεθόδων ΤΝΔ σε επίπεδο μεσαίας κλίμακας. Η μεθοδολογία που αναπτύχθηκε, δίνει τη δυνατότητα στο χρήστη της μεταβολής των παραμέτρων και την εξέταση σεναρίων, αποδίδοντας τον σχετικό χάρτη επικινδυνότητας έναντι κυκλικής, επίπεδης αστοχίας καθώς και αστοχίας σφήνας.

Τρεις (3) ήταν οι κύριοι στόχοι της διατριβής: α) η σε βάθος διερεύνηση των μεταβλητών που συμμετέχουν και επιδρούν στην εξέλιξη του φαινομένου των κατολισθητικών κινήσεων, β) ο προσδιορισμός των συντελεστών βαρύτητας καθεμιάς από τις μεταβλητές του συστήματος, και γ) η ανάπτυξη μιας ολοκληρωμένης μεθοδολογίας εκτίμησης του κινδύνου έναντι των κατολισθήσεων.

Στην πρώτη εφαρμογή, έγινε προσπάθεια διασύνδεσης κατά πρώτον των μεταβλητών του ειδικού βάρους, της συνοχής, της γωνίας εσωτερικής τριβής, των μορφολογικών κλίσεων, του ύψους πρανούς, της πίεσης του νερού των πόρων, με τον συντελεστή ασφάλειας  $F$  και την πληροφορία αστοχίας ή όχι, έναντι υποθέσεων κυκλικής αστοχίας. Και κατά δεύτερον, διασύνδεση των παραμέτρων του ειδικού βάρους, της συνοχής των ασυνεχειών, της γωνίας εσωτερικής τριβής των ασυνεχειών, της κλίσης της ευθείας αλληλοτομίας των ασυνεχειών, της γωνίας κλίσης πρανούς και ύψους πρανούς, με τον συντελεστή ασφάλειας  $F$  και με την πληροφορία αστοχίας ή όχι, έναντι υποθέσεων αστοχίας σφήνας.

Όπως σχολιάζει και η συγγραφέας, η ποιότητα τόσο των δεδομένων εκπαίδευσης όσο και των δεδομένων ελέγχου είναι που επιδρά στην απόδοση του μοντέλου πρόβλεψης, παρά το μέγεθος του συνόλου των δεδομένων. Ο υποκειμενικός προσδιορισμός των βαρών με την χρήση ΤΝΔ και της μεθόδου RES για την εκτίμηση των σχέσεων αίτιου – αποτελέσματος και την αναγνώριση όλων των παραγόντων που συντελούν στην εκδήλωση του φαινομένου αλλά κυρίως τον προσδιορισμό των μεταξύ τους σχέσεων.

Στη δεύτερη εφαρμογή, ως μεταβλητές εισόδου χρησιμοποιήθηκαν κυρίως ποιοτικά χαρακτηριστικά τα οποία είχαν κατάλληλα κωδικοποιηθεί και αφορούσαν, το είδος και τον τύπο του γεωλογικού σχηματισμού, το υψόμετρο, το μέσο ετήσιο ύψος βροχής, τις μορφολογικές κλίσεις των πρανών, την διεύθυνση των μορφολογικών κλίσεων, την ανθρωπογενή επίδραση στη βλάστηση, το είδος του μορφολογικού αναγλύφου κ.α.

Οι χάρτες αυτό-οργάνωσης, σε αντίθεση με τις μεθόδους πολύ-παραγοντικής ανάλυσης κατά την εφαρμογή τους, δημιούργησαν υποσύνολα μεταβλητών ή διανυσμάτων τα οποία παρουσίασαν ένα άμεσο και διακριτό φυσικό νόημα. Λειτουργούν με διαφορετικό τρόπο ως προς τη διαχείριση των δεδομένων εκπαίδευσης, ενώ με τη βοήθεια των μητρώων αλληλεπίδρασης, μέθοδος RES, δόθηκαν ρεαλιστικά αποτελέσματα που αντιστοιχούσαν στη συσσωρευμένη γνώση και εμπειρία που υπάρχει. Ωστόσο, η χρήση των χαρτών αυτό – οργάνωσης είναι ιδιαίτερα δυσνόητη όπως και η ερμηνεία των αποτελεσμάτων.

Άλλα παραδείγματα εφαρμογής της μεθόδου των ΤΝΔ, αποτελούν οι εργασίες των *Neaupane & Achet (2004)*, *Lee et al. (2004b)*, *Gomez & Kavzoglu (2005)*, *Ermini et al. (2005)*, *Lee et al. (2006)*, *Ferentinou & Sakellariou (2007)*, *Caniani et al. (2008)*, *Pradhan & Lee (2009)*.

#### **4.8.2.2 Ανάλυση βασισμένη στην Ασαφή Λογική**

Η ανάλυση βασισμένη στην Ασαφή Λογική μπορεί να θεωρηθεί ότι αποτελεί μια ημι-ποσοτική μέθοδο, η οποία συνδυάζει την εμπειρία και τη γνώση με τη χρήση της θεωρίας των ασαφών συνόλων για τη ζωνοποίηση περιοχών επιδεκτικών σε γεωλογικές αστοχίες. Το κύριο πλεονέκτημα της τεχνικής, είναι ο συγκερασμός ποιοτικών και ποσοτικών δεδομένων και κυρίως της μαθηματικής ερμηνείας της ασαφώς διατυπωμένης ποιοτικής πληροφορίας που σχετίζεται με τις γεωλογικές παραμέτρους. Η θεωρία των ασαφών συνόλων, που αναπτύχθηκε από τον *Zadeh (1965, 1968)* επιλέγεται συχνά ως κατάλληλη για την ερμηνεία της αβεβαιότητας και πολυπλοκότητας που σχετίζεται με ένα γεωλογικό σύστημα, εξαιτίας:

- της ύπαρξης περιορισμένου αριθμού δεδομένων, αριθμός που δεν επιτρέπει τη χρήση συμβατικών στατιστικών μεθόδων
- και του γεγονότος ότι, πολλοί από τους παράγοντες δεν οριοθετούνται επακριβώς.

Μια ενδιαφέρουσα περίπτωση είναι αυτή που παρουσιάζεται στην εργασία των Wang *et al* (2009), στην οποία εφαρμόζεται η θεωρία των ασαφών συνόλων για τον προσδιορισμό της απόδοσης των συντελεστών βαρύτητας για κάθε μεταβλητή που χρησιμοποιούσαν στο μοντέλο τους. Παρέθεσαν σε μια ομάδα *Ειδικών* έναν πίνακα με λεκτικές μεταβλητές, (πολύ χαμηλή, χαμηλή, μεσαία, υψηλή, πολύ υψηλή) όπου με την χρήση της τραπεζοειδούς συνάρτησης συμμετοχής, δίνονται οι αντίστοιχοι ασαφής αριθμοί  $\{0,0,0,3\}$ ,  $\{0,3,3,5\}$ ,  $\{3,5,5,7\}$ ,  $\{5,7,7,10\}$ ,  $\{7,10,10,10\}$ . Μέσω του προσδιορισμού της επίδρασης που έχουν οι παράμετροι του συστήματος, για κάθε κλάση ξεχωριστά, στην εκδήλωση της γεωλογικής αστοχίας. Έτσι προέκυψαν για κάθε κλάση, οι ασαφής αριθμοί που μετά την απασαφοποίησή τους έδιναν τους αντίστοιχους συντελεστές βαρύτητας. Στην συνέχεια, με την εφαρμογή της υπέρθεσης των παραγόμενων σταθμισμένων θεματικών χαρτών, προσδιόριζαν για κάθε στοιχειώδες τμήμα του μορφολογικού ανάγλυφου την τιμή της επιδεκτικότητας σε γεωλογική αστοχία.

Άλλα παραδείγματα εφαρμογής της μεθόδου της ασαφούς λογικής, αποτελούν οι εργασίες των Juang *et al.*,(1992), Binaghi *et al.*, (1998), Ercanoglu & Gokceoglu, (2002, 2004), Pistocchi *et al.*, (2002), Kanungo *et al.*,(2006), Pradhan *et al.*,(2009).

#### **4.8.2.3 Ανάλυση βασισμένη στα Δένδρα Απόφασης**

Αποτελεί μέθοδο για την κατηγοριοποίηση περιοχών μεγάλης και μεσαίας κλίμακας όπου τα Γ.Σ.Π. χρησιμοποιούνται ως εργαλεία μοντελοποίησης και χωρικής ανάλυσης. Τα Δένδρα Απόφασης (ΔΑ), χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση και πρόβλεψη της επιδεκτικότητας έναντι γεωλογικών αστοχιών.

Στην εργασία τους οι Hwang *et al.* (2009) παρουσίασαν μια μεθοδολογία για την εκτίμηση της αστοχίας με τη χρήση των ΔΑ. Τα ΔΑ χρησιμοποιήθηκαν στην εργασία εξαιτίας της δυνατότητας επεξεργασίας αριθμητικών και περιγραφικών μεταβλητών και της δυνατότητας περαιτέρω ανάλυσης των κανόνων συσχέτισης που παράγει το μοντέλο πρόβλεψης. Η εργασία αποσκοπούσε στην επίτευξη τριών (3) στόχων: α) στην αυτόματη παραγωγή κανόνων μετά από την επεξεργασία μιας τεράστιας βάσης δεδομένων που περιλάμβανε 6828 περιπτώσεις όπου περιγράφονταν οι συνθήκες ευστάθειας φυσικών και τεχνητών πρανών, β) στην εκτίμηση της ποιοτικής αξιοπιστίας των παραχθέντων κανόνων και γ) στην εύρεση των μεταβλητών που επιδρούν μέγιστα στην ευστάθεια των πρανών. Οι κανόνες που παρήχθησαν, είχαν τη μορφή:

*Γρανιτικοί βραχώδεις σχηματισμοί που εντοπίζονται σε πρανή με κλίση μεγαλύτερη από 41° και βαθμό αποσάθρωσης υψηλό παρουσιάζουν αυξημένη πιθανότητα αστοχίας.*

Για την επιλογή των μεταβλητών εκπαίδευσης οι συγγραφείς στηρίχτηκαν στην εμπειρία και τη γνώση των *Ειδικών* καταλήγοντας τελικά στην αξιοποίηση δεκατριών (13), από ένα σύνολο είκοσι έξι (26) μεταβλητών. Ο αλγόριθμος που χρησιμοποίησαν ήταν ο C4.5. Στόχος της μεθοδολογίας, ήταν οι κανόνες που παρήχθησαν να μπορούν να προβλέψουν επιτυχώς την πιθανότητα αστοχίας νέων άγνωστων παρατηρήσεων.

Για την εκτίμηση της απόδοσης των παραγόμενων κανόνων, το σύνολο εκπαίδευσης διαχωρίστηκε σε δέκα (10) υποσύνολα, από τα οποία ένα (1) αποτέλεσε το υποσύνολο ελέγχου. Οι κανόνες που δημιουργούνται από την ανάλυση των εννέα (9) υποσυνόλων εφαρμόζονταν στο 10<sup>ο</sup> υποσύνολο όπου τελικώς, υπολογίζονταν το ποσοστό σφάλματος του συγκεκριμένου υποσυνόλου. Η διαδικασία αυτή των εννέα (9) υποσυνόλων εκπαίδευσης και του ενός (1) υποσυνόλου ελέγχου, επαναλήφθηκε έως ότου κάθε υποσύνολο αποτέλεσε υποσύνολο ελέγχου. Από αυτή τη διαδικασία, υπολογίστηκε το μέσο ποσοστό σφάλματος για κάθε κανόνα. Οι κανόνες εκείνοι που παρουσίαζαν χαμηλό ποσοστό σφάλματος επιλέγονταν και ενσωματώνονταν στο μοντέλο πρόβλεψης. Οι συγγραφείς επισήμαναν ότι η ακρίβεια πρόβλεψης των παραγόμενων κανόνων θα μπορούσε να είναι ιδιαίτερα υψηλή στην ακραία περίπτωση όπου το ΔΑ περιέχει τόσους τερματικούς κόμβους όσες ήταν και οι παρατηρήσεις εκπαίδευσης. Για την αποφυγή του φαινομένου του υπερταιριάσματος (*over-fitting*), κατασκευάστηκαν δέκα έξι (16) διαφορετικά μοντέλα με τα οποία παρουσίαζαν μειωμένο αριθμό περιπτώσεων στους τερματικούς κόμβους.

Οι *Nefeslioglu et al.* (2010) στην εργασία τους επιχείρησαν τη δημιουργία ενός χάρτου επικινδυνότητας έναντι κατολισθητικών φαινομένων εκμεταλλευόμενοι την τεχνική των ΔΑ, στην περιοχή *Cekmece* της Κωνσταντινούπολης, στην Τουρκία. Αρχικώς επεσήμαναν την αξία της Εξόρυξης Δεδομένων και πως αυτή αποκτά ακόμα μεγαλύτερη αναγνώριση εξαιτίας του ολοένα αυξανόμενου όγκου των διαθέσιμων χωρικών δεδομένων. Οι μεταβλητές που αξιοποιήθηκαν από τους συγγραφείς και αποτέλεσαν τις μεταβλητές εισόδου της μεθόδου, ήταν οι εξής: οι γεωλογικοί σχηματισμοί, μορφολογικοί παράμετροι που προέρχονται από το ψηφιακό μοντέλο εδάφους, το υψόμετρο, η μορφολογική κλίση πρανούς, καμπυλότητα των πρανών κατά τη διεύθυνση της κλίσης και κάθετα σε αυτή (*plan curvature, profile curvature*), κ.α.

Τα δεδομένα εισόδου αποτελούσαν συνολικά δεκαεφτά (17) μεταβλητές και ως δεδομένο εξόδου μια (1) μεταβλητή η οποία μπορούσε να λάβει δυο (2) τιμές. Την τιμή ένα (1) για το χαρακτηρισμό περιοχών όπου εκδηλώνεται κατολίσθηση και την τιμή μηδέν (0) για το χαρακτηρισμό ευσταθών περιοχών. Παρότι το αποτέλεσμα το οποίο έδινε το

μοντέλο πρόβλεψης θεωρητικά θα έπρεπε να ισούται με μια διακριτή τιμή, είτε μηδέν (0) είτε ένα (1) για το χαρακτηρισμό των περιοχών ως ασταθών ή ευσταθών αντίστοιχα, η έξοδος μπορούσε να λάβει τιμές που κυμαίνονταν στο διάστημα [0,1] επιτρέποντας μια καλύτερη ταξινόμηση. Η ταξινόμηση αυτή, έδινε και ένα μέτρο αξιοπιστίας. Οι συγγραφείς, διατύπωσαν την άποψη ότι η διαφορά των ΔΑ έναντι άλλων τεχνικών της Μηχανικής Μάθησης, όπως έχει ειπωθεί και από άλλους ερευνητές (*Tang & MacLennan, 2005*), οφείλεται στην εύκολη και γρήγορη διαδικασία κατασκευής τους αλλά και τη σχετική ευκολία κατά την ερμηνεία των αποτελεσμάτων που προκύπτουν.

#### **4.8.2.4 Ανάλυση βασισμένη στον Συλλογισμό κατά Περίπτωση (Case Based Reasoning)**

Αποτελεί μέθοδο για την κατηγοριοποίηση περιοχών μεγάλης κλίμακας όπου τα Γ.Σ.Π. δεν χρησιμοποιούνται και η όποια εφαρμογή τους περιορίζεται στη σύνταξη ενός χάρτου καταγραφής. Ανήκει σύμφωνα με την κατάταξη που προτείνεται ως μέθοδος που αξιοποιεί την προγενέστερη γνώση.

Η βασική αρχή στην οποία στηρίζεται η τεχνική αυτή, είναι η επαναληπτική ανάκτηση περιπτώσεων από μια βάση κωδικοποιημένων περιπτώσεων, που παρουσιάζουν σχετική ομοιότητα με την περίπτωση η οποία πρόκειται να αντιμετωπιστεί. Η μέθοδος αυτή δεν αποτελεί ένα πλήρως καθορισμένο μοντέλο, αλλά αποτελεί έναν γενικό αλγόριθμο ο οποίος προσαρμόζεται ανάλογα με την εφαρμογή (*Aamodt et al., 1994*). Παραδείγματα της μεθόδου αυτής περιγράφονται στις εργασίες των *Fyson & Toll (2008)* και *Toll (2008)* και αφορούν στη δημιουργία ενός συστήματος που αξιοποιούσε μια βάση δεδομένων πρικών με προβλήματα ευστάθειας.

Ο *Toll (2008)* παρουσίασε το λογισμικό *SlopeSafe*, ένα λογισμικό που στηρίζεται στο συλλογισμό κατά περίπτωση. Δημιούργησε μια βάση δεδομένων από 2974 περιπτώσεων ευστάθειας πρικών, εντός της οποίας είχαν καταχωρηθεί ένας σχετικά μεγάλος αριθμός μεταβλητών που περιέγραφαν την ευστάθεια των μελετώμενων περιπτώσεων. Η όλη διαδικασία στηριζόταν στην εκτίμηση της ομοιότητας που παρουσίαζαν οι άγνωστες παρατηρήσεις με τις παρατηρήσεις που αποτελούσαν μέρος της βάσης δεδομένων. Ο βαθμός ομοιότητας που παρουσίασε η άγνωστη παρατήρηση με το σύνολο των καταγεγραμμένων περιπτώσεων, υπολογιζόταν με βάση τέσσερις (4) μεθόδους: τη μέθοδο *Davey – Wilson (Davey-Wilson, 1990)*, τη μέθοδο των *Yau & Yang (Yau & Yang, 1998)*, τη μετρική απόστασης *Manhattan* και την τεχνική *Generalized Bell Function*.

Μια ακόμη καινοτομία της μεθοδολογίας που παρουσίασε ο *Toll (2008)* στην εργασία του, ήταν η αποθήκευση των παρατηρήσεων αξιοποιώντας την γλώσσα

προγραμματισμού *Extensible Markup Language* (XML), τη ταχύτερα αναπτυσσόμενη γλώσσα προγραμματισμού για διαδικτυακές εφαρμογές και την διαχείριση χωρικών και μη χωρικών δεδομένων.

Το *SlopeSafe* δίνει τη δυνατότητα στον χρήστη να αποδώσει συντελεστές βαρύτητας για κάθε χαρακτηριστικό. Ακόμα δίνει τη δυνατότητα διαμόρφωσης γραμμικών και μη γραμμικών συσχετίσεων μεταξύ των μεταβλητών καθώς και τη δυνατότητα απόδοσης συντελεστών βαρύτητας σε κάθε παρατήρηση. Ειδικότερα, ο χρήστης μπορεί είτε να αποδώσει υψηλό συντελεστή βαρύτητας στα γεωμετρικά χαρακτηριστικά των πρानών (γωνία και ύψος πρानού) είτε να αποδώσει υψηλό συντελεστή βαρύτητας στη γεωλογία (τον πρωτεύοντα και τον δευτερεύοντα λιθολογικό τύπο). Ο *Toll* (2008) παρουσίασε την αδυναμία του λογισμικού να διαχειρίζεται περιγραφικές και λεκτικές μεταβλητές, ωστόσο θεωρεί ότι η ενσωμάτωση μεθόδων και τεχνικών της ασαφούς λογικής θα βελτίωνε την επίδοση του λογισμικού.

Η τεχνική αυτή μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως εργαλείο για την απόδοση μιας αρχικής εκτίμησης της σοβαρότητας της κατάστασης που αντιμετωπίζεται και να προτείνει λύσεις με βάση την προγενέστερη εμπειρία. Η αξιοπιστία της μεθόδου προϋποθέτει την ύπαρξη μεγάλου αριθμού δεδομένων, η ποιότητα των οποίων θα πρέπει να είναι αυξημένη.

#### **4.8.3 Μέθοδοι στατιστικής και πιθανολογικής ανάλυσης – Ποσοτικές μέθοδοι**

Η στατιστική ή πιθανολογική προσέγγιση στηρίζεται στις συσχετίσεις μεταξύ των μεταβλητών που προσδιορίζουν το φαινόμενο των κατολισθήσεων λαμβάνοντας υπόψη τη χωρική διασπορά παλαιότερων καταγεγραμμένων αστοχιών. Περιλαμβάνει τη χαρτογράφηση των υφιστάμενων κατολισθήσεων, τη χαρτογράφηση του συνόλου των μεταβλητών που άμεσα ή έμμεσα συνδέονται με τη γεωλογική αστοχία, και την εξαγωγή των στατιστικών συσχετίσεων μεταξύ αυτών των παραγόντων και της γεωλογικής αστοχίας.

##### **4.8.3.1 Στατιστική Ανάλυση**

Αξιοποιεί μερικώς την εμπειρία και τη γνώση, και επιχειρεί να διαμορφώσει με βάση τη στατιστική επεξεργασία των δεδομένων τις όποιες συσχετίσεις. Κατά την εφαρμογή των μεθόδων της στατιστικής, συγκρίνονται η χωρική διασπορά των γεωλογικών αστοχιών με τις συνθήκες που επικρατούν. Ωστόσο οι μέθοδοι που αξιοποιούν την εμπειρία και τη γνώση, πολλές φορές αστοχούν εξαιτίας της μη συστηματικής αναγνώρισης του



μηχανισμού αστοχίας καθώς και τον προσδιορισμό των μεταβλητών που σχετίζονται με την εκδήλωση του φαινομένου.

#### 4.8.3.1.1 Ανάλυση δυο μεταβλητών

Αποτελεί μέθοδο για τη ζωνοποίηση περιοχών μικρής και μεσαίας κλίμακας όπου τα Γ.Σ.Π. χρησιμοποιούνται ως κύρια εργαλεία χωρικής ανάλυσης. Η μέθοδος αυτή ενέχει ένα βαθμό υποκειμενικής αξιολόγησης των μεταβλητών που συμμετέχουν στο σύστημα, ενώ συνήθως δεν λαμβάνονται υπόψη οι ενδεχόμενες συσχετίσεις μεταξύ των μεταβλητών. Οι συντελεστές βαρύτητας της κάθε μεταβλητής προκύπτουν από την πυκνότητα των κατολισθήσεων που απαντούν σε κάθε κλάση των μεταβλητών που συμμετέχουν στο μοντέλο. Ο υπολογισμός του βαθμού κινδύνου προς αστοχία για κάθε στοιχειώδες τμήμα του μορφολογικού ανάγλυφου, προκύπτει από την τελική υπέρθεση των χαρτών που αντιστοιχούν σε κάθε μεταβλητή.

Μια σχετική με το αντικείμενο εργασία, είναι αυτή των *Sarkar et al.* (2008), οι οποίοι παρουσίασαν μια εφαρμογή της στατιστικής μεθόδου, *Information Model*. Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται για τη χωρική πρόβλεψη ενός συμβάντος, βασιζόμενη στη μεταβλητή που εξετάζεται και στη συσχέτιση αυτής με το φαινόμενο που εκτιμάται (*Yin & Yan, 1988, Jade & Sarkar, 1993*). Αποτελεί μια στατιστική προσέγγιση για την απόδοση συντελεστών βαρύτητας στις διάφορες μεταβλητές που συνεκτιμούνται κατά τον υπολογισμό της κατολισθητικής επιδεκτικότητας. Στηρίζεται, στον υπολογισμό της συχνότητας εμφάνισης των κατολισθητικών φαινομένων στις διάφορες κλάσεις των μεταβλητών.

Βασικός στόχος της μεθόδου που εφαρμόστηκε στη σχετική εργασία, ήταν η εκτίμηση της *Συνολικής Τιμής Πληροφορίας*, *Total Information Value*, η οποία ισούται με το δείκτη κατολισθητικής πιθανότητας, *Landslide Potential Index (LPI)* για κάθε φατνίο της περιοχής μελέτης. Αρχικώς, καθορίστηκαν οι μεταβλητές οι οποίες, σύμφωνα με τους συγγραφείς, επιδρούν στην εκτίμηση της επιδεκτικότητας σε κατολισθητικά φαινόμενα. Κατόπιν, διαμορφώθηκαν οι κλάσεις για κάθε μεταβλητή *i*, και στη συνέχεια, εκτιμήθηκε η *Τιμή Πληροφορίας (I<sub>i</sub>)* για κάθε φατνίο με βάση την εξίσωση:

$$I_i = \log (S_i / N_i / S/N) \quad [31]$$

όπου *N* ο ολικός αριθμός των φατνίων, *S* ο αριθμός των φατνίων που εντοπίζεται κατολίπηση, *N<sub>i</sub>* ο αριθμός των φατνίων που περιέχουν τη μεταβλητή *i*, *S<sub>i</sub>* ο αριθμός των φατνίων της μεταβλητής *i* που εντοπίζεται κατολίπηση. Η *Συνολική Τιμή Πληροφορίας* υπολογίζεται αντίστοιχα από τη σχέση:

$$I_i = \sum (x_{ji} * I_j) \quad [32]$$

όπου  $x_{ji}$  ισούται με τη μονάδα (1) όταν η μεταβλητή  $j$  εντοπίζεται στο φαντίο  $i$ ,  $x_{ji}$  ισούται με το μηδέν (0) όταν το η μεταβλητή  $j$  δεν εντοπίζεται στο φαντίο  $i$ .

Μεγαλύτερη Τιμή Πληροφορίας σημαίνει μεγαλύτερη επιδεκτικότητα. Για τη διαμόρφωση των κατηγοριών επιδεκτικότητας, κατασκευάστηκε το γράφημα της συχνότητας, εφαρμόζοντας την μέθοδο του κινούμενου μέσου για την ομαλοποίηση της καμπύλης. Διαμορφώθηκαν έτσι, διακριτές περιοχές στην καμπύλη οι οποίες αντιστοιχούσαν στις πέντε (5) κατηγορίες επιδεκτικότητας: πολύ χαμηλή, χαμηλή, μεσαία, υψηλή, πολύ υψηλή. Για την επαλήθευση του αποτελέσματος και την εκτίμηση της απόδοσης του μοντέλου, εφαρμόστηκαν δυο (2) τεχνικές οι οποίες και επιβεβαίωσαν την υψηλή απόδοση του μοντέλου πρόβλεψης.

Άλλα παραδείγματα εφαρμογής της μεθόδου αποτελούν οι εργασίες των, *Suzen & Doyuran*, (2004), *Nandi & Shakoor*, (2010).

#### 4.8.3.1.2 Ανάλυση πολλών μεταβλητών

Ο *Ζιούρκας* (1989) κωδικοποίησε και αρχειοθέτησε 1500 τεχνικογεωλογικές εκθέσεις και μελέτες που αφορούσαν 700 κατολισθήσεις σε οικισμούς και 100 στο οδικό δίκτυο του Ελληνικού χώρου, και που είχαν συνταχθεί από το Ι.Γ.Μ.Ε και το Κ.Ε.Δ.Ε μέχρι το 1986. Χρησιμοποιεί μεθόδους της κλασσικής στατιστικής ανάλυσης όπως: Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών, Ανάλυση Παραγόντων καθώς και Ανάλυση Ομάδων. Παραδείγματα εφαρμογής της μεθόδου αποτελούν οι εργασίες των *Baeza & Corominas*, 2001.

Ο *Βασιλειάδης*, (2010) παρουσίασε μια συγκριτική έρευνα του κινδύνου έναντι των κατολισθητικών φαινομένων για τον Ελλαδικό χώρο. Προχώρησε στη δημιουργία ενός μοντέλου εκτίμησης του κινδύνου και στη δημιουργία σχετικών χαρτών επικινδυνότητας για το σύνολο της Ελληνικής επικράτειας. Κατά την εκπόνηση της διατριβής δημιουργήθηκε μια ψηφιακή βάση δεδομένων από 1.238 καταγεγραμμένες κατολισθήσεις που κάλυπταν την περίοδο 1903 – 1998, ενώ ψηφιοποιήθηκαν όλα τα αναγκαία Θεματικά Επίπεδα Πληροφορίας, όπως τοπογραφικά ανάγλυφα, τεχνικογεωλογικός χάρτης, γεωτεκτονικοί χάρτες κ.ά.

Ως κύριους παράγοντες ο συγγραφέας αναγνώρισε τις μορφολογικές κλίσεις των πρανών, τα φαινόμενα διάβρωσης, τις ανθρωπογενείς παρεμβάσεις (π.χ. η κατασκευή του οδικού δικτύου), τα κλιματικά χαρακτηριστικά, τα γεωλογικά και γεωμορφολογικά χαρακτηριστικά των σχηματισμών, τα φυσικά φαινόμενα, όπως οι σεισμοί κ.λ.π. Τελικά,

επιλέχθηκαν δέκα (10) παράγοντες ενώ διερευνήθηκαν τα χωρικά χαρακτηριστικά της κάθε μεταβλητής με την προβολή κάθε μιας σε κάρναβο πλέγματος, μεγέθους 1x1 km. Στη συνέχεια, έγινε στάθμιση του κινδύνου κατολισθήσεως για κάθε μία μεταβλητή, χρησιμοποιώντας τη συχνότητα εμφάνισης, σύμφωνα με τις καταγεγραμμένες περιπτώσεις και την έκταση που καταλαμβάνει σε κάθε κατηγορία της μεταβλητής. Το επόμενο βήμα ήταν η δημιουργία ενός λογικού – αναλυτικού μοντέλου, όπου ο κίνδυνος εκφράζεται από μια εξίσωση, στην οποία οι δέκα (10) μεταβλητές συνδέονται με βάρη, που αντανακλούν την επιρροή που ασκεί η κάθε μεταβλητή. Η ημι - ποσοτική αυτή μέθοδος ανάλυσης κινδύνου αποτελεί προσέγγιση σταθμισμένων γραμμικών συνδυασμών (*weighted linear combination* - *WLC*) των δεδομένων εισαγωγής. Οι συντελεστές βαρύτητας προσδιορίστηκαν μέσω μιας αντικειμενικής, ποσοτικοποιημένης και ακριβούς μεθόδου με την χρήση της τεχνικής της πολυπαραγοντικής ανάλυσης. Ο συγγραφέας υποστηρίζει ότι ο τρόπος προσδιορισμού των συντελεστών βαρύτητας δίνει ένα πρακτικά εφαρμόσιμο τρόπο εκτίμησης της επικινδυνότητας των κατολισθήσεων. Εκτίμηση που μπορεί να αναπροσαρμόζεται και να αναθεωρείται με την εισαγωγή νέων πληροφοριών στην υπάρχουσα βάση δεδομένων.

Τα αποτελέσματα επικυρώθηκαν αρχικά χρησιμοποιώντας την προϋπάρχουσα βάση δεδομένων των καταγεγραμμένων κατολισθήσεων, για την οποία δημιουργήθηκε περιβάλλον διεπαφής σε ένα εμπορικό λογισμικό πακέτο Γ.Σ.Π.. Η επικύρωση των αποτελεσμάτων έδειξε ότι η ενσωμάτωση της μεθόδου *WLC* στο περιβάλλον των Γ.Σ.Π. μπορεί να υποστηρίξει τεχνικογεωλογικές μελέτες σχετικές με την εκτίμηση της επικινδυνότητας έναντι κατολισθητικών φαινομένων σε μια ευρύτερη περιοχή έρευνας. Κατόπιν, επιβεβαιώθηκε η αξιοπιστία του μοντέλου επικινδυνότητας και η ζωνοποίηση του κινδύνου κατολισθήσεων με την υπέρθεση 397 νέων περιπτώσεων κατολισθήσεων που καταγράφηκαν την περίοδο 1998 - 2003. Συμπερασματικά, από τα αποτελέσματα της διατριβής, προκύπτει ότι τα Γ.Σ.Π. και οι ψηφιακές βάσεις δεδομένων είναι απολύτως αναγκαία μέσα για τη διαχείριση της γεωλογικής, γεωτεχνικής, σεισμικής, κλιματολογικής, οικιστικής και άλλης σχετικής πληροφορίας.

#### **4.8.3.2 Λογιστική Παλινδρόμηση (*Logistic regression*)**

Η λογιστική παλινδρόμηση είναι μια μέθοδος πολύ - παραγοντικής στατιστικής ανάλυσης (*multivariate statistical analysis*) που χρησιμοποιεί ένα σύνολο ανεξαρτήτων μεταβλητών (*independent variables*) για τη διερεύνηση μιας εξαρτημένης μεταβλητής (*dependent variable*). Βασική αρχή της λογιστικής παλινδρόμησης είναι η δίτιμη φύση της εξαρτημένης μεταβλητής (*Menard, 1995*).

Η λογιστική παλινδρόμηση (*Logistic Regression*) εφαρμόζεται σε καταστάσεις στις οποίες επιθυμείται η πρόβλεψη της ύπαρξης ή της απουσίας ενός χαρακτηριστικού ή ενός

συμβάντος. Η πρόβλεψη αυτή βασίζεται στην κατασκευή ενός γραμμικού μοντέλου και συγκεκριμένα στον προσδιορισμό των τιμών που παίρνουν οι συντελεστές ενός συνόλου ανεξάρτητων μεταβλητών που χρησιμοποιούνται ως μεταβλητές πρόβλεψης. Εκτός από την πρόβλεψη, ένα μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης δίνει τη δυνατότητα να εκτιμηθεί η επίδραση κάθε ανεξάρτητης μεταβλητής στη διαμόρφωση των τιμών της εξαρτημένης μεταβλητής. Στη λογιστική παλινδρόμηση, σε αντίθεση με την πολλαπλή παλινδρόμηση (*multiple regression*) είναι δυνατό να χρησιμοποιηθούν ως εξαρτημένες μεταβλητές εκτός από αναλογικές αριθμητικές μεταβλητές (*ratio scale*) και κατηγορικές - περιγραφικές μεταβλητές (*nominal scale*).

Στην εργασία τους οι *Duman et al.* (2006) χρησιμοποίησαν τη λογιστική παλινδρόμηση για την εκτίμηση της κατολισθητικής επικινδυνότητας στην περιοχή *Cekmece* στην Κωνσταντινούπολη, Τουρκία. Χρησιμοποίησαν ένα σύνολο εικοσιπέντε (25) μεταβλητών, μεταβλητών που περιέγραφαν τις περιπτώσεις αστοχίας, με δεδομένα από μια καλά οργανωμένη βάση δεδομένων, η οποία βάση εμπλουτίστηκε από δεδομένα που προέρχονταν από την μελέτη αεροφωτογραφιών αλλά και την εκτέλεση εργασιών υπαίθρου. Η λογιστική παλινδρόμηση, είναι μια τεχνική η οποία βασίζεται στην αρχή ανάλυσης του προβλήματος, όπου το αποτέλεσμα, εξαρτημένη μεταβλητή, υπολογίζεται από παραμέτρους, ανεξάρτητες μεταβλητές, που αποτελούν δίτιμες μεταβλητές, και λαμβάνουν τιμές ίσες με μηδέν (0) ή ένα (1). Σε γενικές γραμμές, η λογιστική παλινδρόμηση περιλαμβάνει την προσπάθεια προσαρμογής της εξαρτημένης μεταβλητής χρησιμοποιώντας μια εξίσωση της μορφής:

$$Y = \text{logit}(P) = \ln(p/(1-p)) = C_0 + C_1X_1 + \dots + C_nX_n \quad [33]$$

όπου  $p$  είναι η πιθανότητα η εξαρτημένη μεταβλητή  $Y$ , είναι ίση με τη μονάδα, παρουσία κατολίσθησης,  $C_0$  και  $C_1, C_n$  οι συντελεστές βαρύτητας οι οποίες αντιπροσωπεύουν την επιρροή κάθε ανεξάρτητης μεταβλητής στην διαφοροποίηση της εξαρτημένης  $Y$ .

Η σχέση μεταξύ της εξαρτημένης και των ανεξάρτητων μεταβλητών είναι μη – γραμμική. Στην εργασία που παρουσίασαν οι *Duman et al.*, (2006) χρησιμοποιήθηκε η προοδευτική βηματική λογιστική παλινδρόμηση, όπου σε κάθε βήμα προστίθεται ανεξάρτητες μεταβλητές που θεωρούνταν σημαντικές, για διάστημα εμπιστοσύνης 95%, και τιμή κατωφλίου, 0.5 με μέγιστη τιμή βήματος, την τιμή 12. Τα δεδομένα εκπαίδευσης, προήλθαν από τυχαία επιλογή ίσου αριθμού φατνίων που χαρακτηρίζονται από παρουσία και αντίστοιχα απουσία αστοχίας, Με αυτό τον τρόπο σύμφωνα με τους συγγραφείς, πετυχαίνεται καλύτερη απόδοση στην εκτίμηση του μοντέλου, εκτίμηση που φτάνει το 83.8 % επιτυχών προβλέψεων. Το ποσοστό αυτό αφορά την επιτυχή πρόβλεψη των φατνίων που αστοχούν, ενώ κατά την εκτίμηση και των φατνίων που δεν αστοχούν, η επιτυχής εκτίμησης πέφτει στο 76.0%. Η απόδοση του μοντέλου, επηρεάζεται σε μεγάλο

βαθμό από τη διαμόρφωση του συνόλου εκπαίδευσης, η οποία ακολουθεί τυχαία επιλογή φατνίων. Εκτιμάται ότι η διαφοροποίηση του ποσοστού επιτυχούς πρόβλεψης στις δυο (2) περιπτώσεις, οφείλεται σε αυτή την τυχαία επιλογή, αφού ο χαρακτηρισμός φατνίων ως ευσταθών δεν είναι μπορεί να αξιόπιστος.

Στην εργασία των *Nandi & Shakoore* (2008) χρησιμοποιήθηκαν η Διμεταβλητή Ανάλυση και η Πολυπαραγοντική Ανάλυση και συγκεκριμένα η λογιστική παλινδρόμηση για την εκτίμηση της κατολισθητικής επικινδυνότητας στη λεκάνη απορροής του ποταμού *Cuyahoga* στο ΒΑ *Ohio*, στις Η.Π.Α. Η προκύπτουσα συσχέτιση μεταξύ των γεωλογικών αστοχιών και των διαφορών μεταβλητών, εκτιμήθηκε με την χρήση ενός συστήματος Γ.Σ.Π.. Και στις δυο (2) περιπτώσεις, οι συγγραφείς επισήμαναν το καθοριστικό ρόλο που παίζει η ποσότητα και η ποιότητα των διαθέσιμων δεδομένων και τον δευτερεύοντα ρόλο της μεθόδου εκτίμησης. Αντικειμενικός σκοπός της εργασίας ήταν η εκτίμηση της εφαρμοσιμότητας των μεθόδων αξιολογώντας ένα περιορισμένο αριθμό δεδομένων που συλλέχθηκαν από μια μικρότερη περιοχή, την περιοχή εκπαίδευσης, και στη συνέχεια επέκταση της αποκτηθείσας γνώσης, σε ολόκληρη της περιοχής μελέτης.

Άλλα παραδείγματα εφαρμογής της μεθόδου, αποτελούν οι εργασίες των, *Dai & Lee* (2002), *Lee* (2005), *Van Den Eeckhaut et al.* (2006), *Yesilnacar & Topa*,(2005), *Ayalew & Yamagish*,(2005), *Lee & Pradhan* (2007), *Chang et al.* (2007).

#### **4.8.3.3 Ανάλυση με τη χρήση του θεωρήματος του Bayes, μέθοδος *Weight of Evidence***

Η μέθοδος αυτή, αποτελεί μια στατιστική μέθοδος που αξιοποιεί το θεώρημα του *Bayes* (*Barbieri & Cambuli, 2009, Ilija et al., 2010*). Αποτελεί ένα αντικειμενικό σύστημα διακριτοποίησης των παραγόντων που συμμετέχουν στην εκδήλωση μιας γεωλογικής αστοχίας, επισημαίνοντας με αντικειμενικό τρόπο τη σημαντικότητα της κάθε μεταβλητής. Η απόδοση των συντελεστών βαρύτητας υπολογίζεται ξεχωριστά για κάθε περιοχή μελέτης, επιτρέποντας στη μέθοδο να προσαρμόζει τους συντελεστές βαρύτητας διαφορετικά για κάθε μεταβλητή και ανάλογα με την περιοχή μελέτης. Η διαδικασία απόδοσης των συντελεστών βαρύτητας είναι αντικειμενική και σχεδόν ανεξάρτητη από τις επιλογές του παρατηρητή. Ωστόσο, οι αδυναμίες της μεθόδου αφορούν τη δυσκολία σύγκρισης της επιδεκτικότητας μεταξύ δυο περιοχών μελέτης, και του ότι η μεθοδολογία δεν εφαρμόζεται σε περιοχές όπου υπάρχουν διαφορετικές γεωλογικές αστοχίες.

Οι *Ilija et al.* (2010), εφάρμοσαν το στατιστικό μοντέλο που κάνει χρήση του θεωρήματος του *Bayes* (*Weight of Evidence*) στην περιοχή της Βόρειας Εύβοιας. Το μοντέλο αυτό, αξιοποιεί τις καταγραφές μιας βάσης δεδομένων που αφορούν θέσεις γεωλογικής αστάθειας, καθώς και των διαμορφωμένων Θεματικών Επίπεδων Πληροφορίας (ΘΕΠ) που αντιστοιχούν στις παραμέτρους που λαμβάνει υπόψη το



μοντέλο. Σύμφωνα με την μεθοδολογία που προτείνεται, κάθε φατνίο καθενός ΘΕΠ κατέχει μια τιμή που αποτυπώνει την εκτίμηση της πιθανότητας παρουσίας αλλά και ταυτόχρονα απουσίας της γεωλογικής αστάθειας. Με υπέρθεση του συνόλου των ΘΕΠ, προκύπτει ένας τελικώς χάρτης όπου διαμορφώνονται πέντε (5) κλάσεις επιδεκτικότητας: πολύ χαμηλής, χαμηλής, μέτριας, υψηλής και πολύ υψηλής επιδεκτικότητας.

Εξετάστηκαν η λιθολογία, η μορφολογική κλίση, η διεύθυνση των μορφολογικών κλίσεων, το υψόμετρο και η απόσταση από το οδικό δίκτυο, ως ανεξάρτητα ΘΕΠ. Σύμφωνα με τους συγγραφείς, η βροχόπτωση και η σεισμικότητα δεν ελήφθησαν υπόψη εξαιτίας του ότι επιχειρείται η χωρική εξέταση του φαινομένου και των αιτιών που το προκαλούν ανεξάρτητα από την χρονική διάσταση και των παραμέτρων ενεργοποίησης, όπως θεωρούνται ότι αποτελούν η βροχόπτωση και η σεισμικότητα.

Τα αποτελέσματα του μοντέλου που προέκυψαν κρίθηκαν ικανοποιητικά, αφού το 90% των περιπτώσεων από ένα σύνολο ελέγχου, σημεία κατολισθήσεων που δεν αποτέλεσαν δεδομένα εκπαίδευσης, βρέθηκαν σε περιοχές που χαρακτηρίζονταν από πολύ υψηλή επιδεκτικότητα. Επιπλέον, προσδιορίστηκαν οι κλάσεις που για κάθε ένα από τα ΘΕΠ ενέχουν την μεγαλύτερη επιδεκτικότητα έναντι κατολισθητικών φαινομένων. Συγκεκριμένα διαπιστώθηκε ότι σε περιοχές που χαρακτηρίζονται από μορφολογικές κλίσεις που κυμαίνονται από 0° έως 17°, που έχουν διεύθυνση μορφολογικών κλίσεων ίση με 315° - 45°, 135° - 225°, όπου εξαπλώνονται τεταρτογενείς και νεογενείς αποθέσεις, που απείχαν λιγότερο από 100 μέτρα από το οδικό δίκτυο και υψομετρικά βρίσκονταν κάτω από την υψομετρική καμπύλη των 220 μέτρων, αποτελούσαν περιοχές με πολύ υψηλό βαθμό επιδεκτικότητας.

Αλλα παραδείγματα εφαρμογής της μεθόδου, αποτελούν οι εργασίες των, *Lee et al.* (2002), *Neuhauser & Terhorst* (2007), *Moghaddam et al.* (2007), *Rezaei et al.* (2007).

#### **4.8.4 Ντετερμινιστική Ανάλυση**

Περιλαμβάνει τις ντετερμινιστικές – συμβατικές μεθόδους οι οποίες εφαρμόζουν τη θεωρία και τις αρχές της κλασσικής θεωρίας ευστάθειας πρανών. Αποτελεί μια μέθοδο για τον προσδιορισμό του συντελεστή ασφαλείας περιοχών μεγάλης κλίμακας, όπου τα Γ.Σ.Π. χρησιμοποιούνται ως συστήματα χωρικής ανάλυσης και διεξαγωγής σεναρίων (*Van Western & Terlien, 1997, Sakelariou & Ferentinou, 2001, Corominas & Santacana, 2003, Xie et al., 2004*). Η μέθοδος αυτή απαιτεί τη διερεύνηση και τη μέτρηση με ακρίβεια των γεωτεχνικών, γεωμετρικών και υδραυλικών συνθηκών της περιοχής μελέτης. Οι πρωτεύουσες παράμετροι ποσοτικοποιούνται και τροφοδοτούν τα προγράμματα ανάλυσης ευστάθειας για τον υπολογισμό του συντελεστή ασφαλείας. Το κύριο μειονέκτημα των μεθόδων αυτών είναι η υπεραπλούστευση των γεωλογικών και γεωτεχνικών μοντέλων και



οι δυσκολίες στην πρόβλεψη των υδρολογικών και υδρογεωλογικών συνθηκών της περιοχής μελέτης (πίεση πόρων και τη σχέση τους με τις επιφανειακές και υπεδαφικές ροές ύδατος). Ωστόσο, κατά την εφαρμογή των ντετερμινιστικών μοντέλων είναι εφικτός ο υπολογισμός της πιθανότητας αστοχίας με βάση τις παραμέτρους ενεργοποίησης – έναυσης, των σεισμικών συμβάντων ή των έντονων βροχοπτώσεων, λαμβάνοντας υπόψη τη χρονική διάσταση του φαινομένου (*Savage et al., 2004*). Μερικά από τα πιο συχνά χρησιμοποιούμενα ντετερμινιστικά μοντέλα, αποτελούν:

Το *Infinite Slope model*, το οποίο αποτελεί ένα στατικό μοντέλο ευστάθειας, στο οποίο οι τοπικές συνθήκες ευστάθειας καθορίζονται από την τοπική εξίσωση ισορροπίας επί της πιθανής επιφάνειας αστοχίας. Ορισμένα μοντέλα συνδυάζουν το *infinite slope stability model* με περισσότερο ή λιγότερο πολύπλοκα υδρολογικά μοντέλα, *rainfall infiltration models* (*Montgomery & Dietrich, 1994 ; Dietrich et al., 1995; Terlien et al., 1995 , Crosta & Dal Negro, 2003* ).

Το *Shallow landsliding stability model* (SHALSTAB), αποτελεί ένα μοντέλο που συνδυάζει υδρολογικά μοντέλα με τον νόμο αστοχίας του *Mohr-Coulomb*, για την εκτίμηση της ευστάθειας των πρανών βασιζόμενο στην ελάχιστη ποσότητα βροχόπτωσης που απαιτείται για την έναυση κατολισθητικών φαινομένων (*Bolt., 1975, Dietrich et al., 2001*). Απαιτεί δεδομένα που προέρχονται από την ανάλυση ψηφιακών αρχείων υψομέτρου DEM και αντιπροσωπευτικές τιμές γεωτεχνικών παραμέτρων, όπως είναι η πυκνότητα, η εσωτερική γωνία τριβής και το επίπεδο του υδροφόρου ορίζοντα. Το μοντέλο υπολογίζει την πίεση των πόρων για σταθερή κατάσταση ροής νερού παράλληλα στην επιφάνεια του πρανούς.

Το μοντέλο *Stability Index Mapping* (SINMAP) το οποίο βασίζεται στις αρχές του μοντέλου SHALSTAB's (*Pack et al., 1998*). Η κύρια διαφορά μεταξύ των δυο (2) μοντέλων είναι ότι το SHALSTAB υποθέτει μηδενική εδαφική συνοχή εξαιτίας της χωρικής ετερογένειας της εδαφικής συνοχής γεγονός που σημαίνει την εκτίμηση της πιο συντηρητικής εκδοχής της ευστάθειας του πρανούς (*Dietrich et al., 2001*).

Τα μοντέλα που στηρίζονται στην αξιολόγηση των κατολισθητικών φαινομένων που προέρχονται από σεισμική δραστηριότητα, φυσικών μοντέλων που αναπτύσσονται για την πρόβλεψη των επιπτώσεων της σεισμικής δραστηριότητας επί της ευστάθειας των πρανών, ή για την επεξήγηση της διασποράς των κατολισθητικών φαινομένων που οφείλονται στη σεισμική δραστηριότητα (*Jibson et al., 1998, Miles & Ho, 1999, Lin & Tung, 2004*). Κάποιες από τις σχετικά αξιόπιστες εκτιμήσεις χρησιμοποιούν τη μέθοδο *Newmark method* για την εκτίμηση της ευστάθειας φραγμάτων ή επιχωμάτων, που υπόκεινται σε σεισμική φόρτιση (*Newmark, 1965, Wilson, 1993, Tsangaratos & Koumantakis, 2006*).

Τα φυσικά μοντέλα που προσομοιώνουν την κατάπτωση βράχων, μοντέλων που αναπτύχθηκαν από τους *Van Dijke και Van Westen* (1990) καθώς και τους *Guzzetti et al.* (2002), τα οποία βασίζονται στην ανάλυση αρχείων DTM (*Digital Terrain Models*) και των χωρικών πληροφοριών για τη διασπορά και των σημείων έναρξης, και της απώλειας ενέργειας στα σημεία πρόσκρουσης, και εκεί όπου υπάρχουν ογκόλιθοι, την προσομοίωση σε τρεις διαστάσεις του φαινομένου (*Guzzetti et al., 2002, 2003*). Τα αποτελέσματα του μοντέλου περιλαμβάνουν: (i) την έκταση και τη θέση των πιθανά επιδεκτικών σε καταπτώσεις περιοχών, (ii) εκτίμηση για την μέγιστη ταχύτητα και μέγιστη απόσταση που διανύουν οι ογκόλιθοι. Οι πληροφορίες αυτές μπορούν να συνδυαστούν για την απόκτηση ποσοτικών εκτιμήσεων που αφορούν την κατολισθητική επικινδυνότητα (*Crosta & Agliardi, 2004, Guzzetti et al., 2004*).

#### 4.8.5 Υβριδικές μέθοδοι αποτίμησης της επιδεκτικότητας σε γεωλογικές αστοχίες

Όπως γίνεται αντιληπτό, υπάρχει πλήθος τεχνικών που εκμεταλλεύονται χαρακτηριστικά των ανωτέρων μεθοδολογιών δημιουργώντας υβριδικές μεθόδους.

Μια ιδιαίτερα ενδιαφέρουσα μεθοδολογία εκτίμησης της επιδεκτικότητας σε κατολισθήσεις, παρουσίασαν οι *Melchiorre et al.* (2008). Συγκεκριμένα, χρησιμοποίησαν αλγορίθμους συσταδοποίησης καθώς και την τεχνολογία των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων. Η όλη διαχείριση των δεδομένων και η τελική παρουσίαση έγινε μέσω ενός Γεωγραφικού Συστήματος Πληροφοριών. Ειδικότερα, σε ότι αφορά τη μεθοδολογία διαμόρφωσης των δεδομένων, χρησιμοποίησαν τον αλγόριθμο *k-means* για τη συσταδοποίηση των περιοχών σε συστάδες με παρόμοια χαρακτηριστικά. Οι παράμετροι που επιλέχθηκαν για τον χαρακτηρισμό κάθε φατνίου ήταν: διεύθυνση των μορφολογικών κλίσεων, μορφολογικές κλίσεις, χρήση γης, δείκτης υδροπερατότητας, δείκτης διάβρωσης / αποσάθρωσης, και περιοχή επίδρασης. Ζητούμενο στη τεχνική αυτή, ήταν ο προσδιορισμός της ευστάθειας που κατείχε κάθε φατνίο της ευρύτερης περιοχής έρευνας. Αρχικώς, τα διαθέσιμα δεδομένα χωρίστηκαν σε δεδομένα εκπαίδευσης, ελέγχου και επικύρωσης. Ακολούθως, τα δεδομένα εκπαίδευσης τροφοδοτούσαν ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο *MLP*, όπου κάνοντας χρήση του αλγορίθμου *Levenberg -Marquardt* και εφαρμόζοντας διάφορες τεχνικές για την βελτιστοποίηση του μοντέλου, προέκυπτε ο σχετικός χαρακτηρισμός επιδεκτικότητας. Κατόπιν, τα δεδομένα εξόδου εισάγονταν σε ένα Γ.Σ.Π. δημιουργώντας μια συνεχόμενη επιφάνεια στην οποία αποτυπώνονταν η επιδεκτικότητα της περιοχής έρευνας σε κατολισθητικά φαινόμενα.

Κατά την αξιολόγηση της μεθόδου διαπιστώνεται η αδυναμία εφαρμογής των τεχνικών και μεθόδων συσταδοποίησης όταν τα δεδομένα χωρίζονται σε θετικές και αρνητικές τιμές και τα δεδομένα εκπαίδευσης κατέχουν δεδομένα από την μια κατηγορία και μόνο. Μια αντίστοιχη αδυναμία προκύπτει κατά την εξέταση της επιδεκτικότητας σε

κατολισθητικά φαινόμενα μιας περιοχής. Είναι σχετικά εύκολο να αναγνωριστούν περιοχές που παρουσιάζουν αστάθεια, αλλά δύσκολα στον να αναγνωριστούν περιοχές με ευστάθεια. Συνεπώς, τα διαθέσιμα προς εκπαίδευση στοιχεία αφορούν περιοχές όπου έχουν εκδηλωθεί κατολισθητικά φαινόμενα.

Συνήθης πρακτική είναι, είτε η θεώρηση ενός τυχαίου ποσοστού ως μη - ασταθών περιοχών προερχόμενο από τα δεδομένα εκπαίδευσης, είτε η επιλογή των μη - ασταθών περιοχών, εκμεταλλευόμενοι τη γνώση και την εμπειρία των ερευνητών. Ωστόσο, ακολουθώντας μια τέτοια πρακτική υπήρχε σημαντική πιθανότητα η επιλεγείσα περιοχή η οποία θεωρούταν ως σταθερή, στην πραγματικότητα να ήταν περιοχή με αστοχία. Η ακολουθούμενη μεθοδολογία εξασφαλίζει την ταξινόμηση των άγνωστων δεδομένων σε κλάσεις που παρουσιάζουν παρόμοια χαρακτηριστικά, με μέτρο σύγκριση μια κατάλληλη μετρική απόσταση. Εισάγει στο μοντέλο περιοχές που χαρακτηρίζονται ως σταθερές, αφαιρεί τις περιοχές που διαπιστωμένα έχουν φαινόμενα αστάθειας και επιλέγει σταθερές περιοχές ως δεδομένα εκπαίδευσης, από τις κλάσεις που έχουν τιμή:

$$\text{κατολισθήσεις εντός κλάσης} / \text{συνολικές κατολισθήσεις} < 0.1$$

Οι συγγραφείς υποστηρίζουν ότι η μεθοδολογία που ακολούθησαν για την αρχική συσταδοποίηση των δεδομένων και τη μετέπειτα εισαγωγή τους στο Νευρωνικό Δίκτυο έδωσε καλύτερα αποτελέσματα από τη συνήθη πρακτική της τυχαίας δειγματοληψίας για τη δημιουργία των βάσεων εκπαίδευσης, ελέγχου και επικύρωσης. Η μεθοδολογία υστερεί στο ότι υπάρχει υποκειμενική κρίση σε ότι αφορά τον προσδιορισμό του βέλτιστου αριθμού των κλάσεων, καθώς και στην επιλογή της κατάλληλης μετρικής απόστασης για τη συσταδοποίηση.

Στην εργασία των *Vahidnia et al.* (2010) προτείνεται μια μεθοδολογία η οποία συνδυάζει τις ποσοτικές με τις ποιοτικές μεθόδους ανάλυσης κινδύνου. Συγκεκριμένα, ενεργοποιεί ένα ασαφές συμπερασματικό σύστημα για τη μοντελοποίηση της γνώσης του *Ειδικού*, καθώς και ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο για τον προσδιορισμό της μη - γραμμικής συμπεριφοράς αλλά και την πραγματοποίηση γενίκευσης των παλαιότερα καταγεγραμμένων κατολισθητικών φαινομένων.

Το τελικό προϊόν ήταν η κατασκευή ενός χάρτου επιδεκτικότητας συνδυάζοντας τη γνώση και την εμπειρία, με πραγματικά δεδομένα αλλά και τη μοντελοποίηση της γνώσης μέσω τεχνικών μάθησης, όπως είναι τα ΤΝΔ. Ως παράμετροι του συστήματος χρησιμοποιήθηκαν η λιθολογία, η χρήση γης, η κλίση του πρσανούς, η διεύθυνση κλίσης του πρσανούς, η απόσταση από το υδρογραφικό δίκτυο και η απόσταση από ρήγματα. Όλοι οι παράμετροι εισάγονται στο ασαφές σύστημα και λαμβάνουν καθορισμένες λεκτικές περιγραφές, όπως: στην περίπτωση της λιθολογίας, πολύ επιδεκτικό, επιδεκτικό, ελάχιστα επιδεκτικό, ενώ στην περίπτωση της κλίσης του πρσανούς, πολύ υψηλή, υψηλή, μέτρια,

χαμηλή, πολύ χαμηλή. Κάθε μια από τις περιγραφές αποτελεί έκφραση της τιμής που κατέχει η μεταβλητή, τιμές που κυμαίνονται εντός κάποιου προκαθορισμένου εύρους. Ο *Ειδικός* κατατάσσει τις πιθανές καταστάσεις τις οποίες μπορεί να λάβει κάθε μια από τις παραμέτρους, με αύξουσα σειρά σε σχέση με την επιδεκτικότητα ως προς τη γεωλογική αστοχία. Στην συνέχεια, καταχωρεί τις κλάσεις με επικαλυπτόμενες ασαφείς συνάρτησης συμμετοχής που χαρακτηρίζουν τις τέσσερις (4) λεκτικές μεταβλητές.

Για την περίπτωση της λιθολογίας, {1,6} πολύ χαμηλή επιδεκτικότητα, {3,9} χαμηλή επιδεκτικότητα, {6,12} υψηλή επιδεκτικότητα, {9,15} πολύ υψηλή επιδεκτικότητα, ενώ για την περίπτωση της κλίσης του πρανούς {0, 5} πολύ χαμηλή, {4, 14} χαμηλή, {13, 23} υψηλή, {22, μέγιστο} πολύ υψηλή.

Κατόπιν ο *Ειδικός* καθορίζει κανόνες της μορφής *EAN – TOTE* με βάση τις ανώτερες λεκτικές μεταβλητές. Επί παραδείγματι:

**ΕΑΝ** η λιθολογία είναι δραστική και η χρήση γης είναι πολύ δραστική και η κλίση είναι υψηλή και η διεύθυνση κλίσης είναι καμία και η ... είναι υψηλή και η απόσταση από ρήγματα είναι πολύ κοντά και η απόσταση από το υδρογραφικό δίκτυο είναι κοντά **TOTE** η κατολίσθηση είναι πολύ υψηλή.

Το τελικό αποτέλεσμα του συστήματος είναι μια αριθμητική τιμή που αποδίδει την επιδεκτικότητα στην εκδήλωση αστοχίας. Οι συγγραφείς, χρησιμοποιούν το βάθος, την έκταση της επιφάνειας που καταλαμβάνει κάθε κατολίσθηση και η οποία προέρχεται από πραγματικά δεδομένα, και τη συσχετίζουν με την τιμή της επιδεκτικότητας που προηγουμένως εξήγαγε το ασαφές σύστημα. Τόσο η τιμή της επιδεκτικότητας όσο και η τιμή του “βάθους” αποτελούν δεδομένα εξόδου για το ΤΝΔ.

Για να αναγνωρισθεί η επίδραση των μεταβλητών επί του τελικού χάρτου επιδεκτικότητας, υπολογίζεται ο συντελεστής συσχέτισης μεταξύ του τελικού χάρτου και κάθε μεταβλητής. Αποδείχθηκε ότι η λιθολογία και η χρήση γης είχαν την ισχυρότερη συσχέτιση με την επιδεκτικότητα σε γεωλογική αστοχία. Η υποκειμενικότητα της μεθόδου μπορεί να ελεγχθεί μιας και επιτρέπεται από τον χρήστη να αποδώσει συντελεστές βαρύτητας στη γνώση που προέρχεται από τον *Ειδικό* και σε αυτή που εξάγεται από το σύστημα. Συμπερασματικά, το ασαφές συμπερασματικό σύστημα δεν μπορεί να μάθει, ενώ από τους συντελεστές βαρύτητας των συνάψεων του ΤΝΔ δεν μπορεί να εξαχθεί γνώση. Συνεπώς, οι δυο μεθοδολογίες αλληλοσυμπληρώνονται για την τελική παραγωγή ενός χάρτου επιδεκτικότητας.

Άλλα παραδείγματα εφαρμογής υβριδικών μεθόδων αποτελούν οι εργασίες των, *Nefeslioglu et al.* (2008) που συνδυάζει τη λογιστική παλινδρόμηση και τα ΤΝΔ, των *Kanungo et al.* (2006) που συνδυάζει τα ΤΝΔ και την θεωρία της ασαφούς λογικής.

#### **4.9 ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΕΚΤΙΜΗΣΗΣ ΤΗΣ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΗΣ ΕΠΙΔΕΙΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ**

Σε ότι αφορά τις Ευρετικές τεχνικές και των τεχνικών υπέρθεσης παραμετρικών χαρτών, οι δυνατότητες των μεθόδων εξασφαλίζουν πρώτες εκτιμήσεις, χωρίς την ανάγκη βάσης δεδομένων και χαρτών απογραφής. Αποτελούν μια πρώτης τάξεως εργαλείο για τη διαχείριση του φαινομένου των κατολισθήσεων. Οι αδυναμίες των τεχνικών έχουν να κάνουν με την απαίτηση προγενέστερης γνώση σχετικά με την εκτίμηση της σημαντικότητας της κάθε παραμέτρου. Η βαθμονόμηση και η εξαγωγή κανόνων δεν αποτελεί μια εύκολη διαδικασία, που κατά κύριο λόγο ενέχει αρκετά υψηλό βαθμό υποκειμενικότητας και αβεβαιότητας.

Οι συμβατικές – κλασικές τεχνικές αδυνατούν να εξάγουν γνώση από συστήματα που παρουσιάζουν αυξημένη πολυπλοκότητα. Δεν είναι ικανές να εκτιμήσουν την αβεβαιότητα και τη μη γραμμικότητα ενός συστήματος, απαιτώντας τις περισσότερες φορές την υιοθέτηση απλοϊκών σεναρίων και υποθέσεων. Τα μοντέλα πρόβλεψης και η μεθοδολογία που εφαρμόζουν, βελτιστοποιούνται μόνο κάτω από τη συνεχή παρέμβαση και τροποποίηση των συνθηκών προσομοίωσης από την πλευρά του χρήστη, επιδεικνύοντας έτσι ισχνή ευφυΐα. Σε αντίθεση με τις συμβατικές τεχνικές, οι τεχνικές και οι μέθοδοι Μηχανικής Μάθησης και Εξόρυξης Δεδομένων, επιχειρούν να διαχειριστούν καλύτερα την αβεβαιότητα καθώς δεν επηρεάζονται από την μη - γραμμική συμπεριφορά του συστήματος και την πολυπλοκότητα.

Η διαφορά των δυο (2) τεχνικών έχει κυρίως να κάνει με τη φύση των διαθέσιμων δεδομένων και τον τρόπο διαχείρισής τους. Στις περισσότερες περιπτώσεις τα διαθέσιμα δεδομένα, θα πρέπει να ακολουθούν την κανονική κατανομή, ενώ οι ενδεχόμενες συσχετίσεις θα πρέπει να είναι γραμμικές. Ακόμα υπάρχει συχνά το πρόβλημα του μικρού σε αριθμό διαθέσιμων δεδομένων, η ύπαρξη θορύβου στα δεδομένα, η χωρική και χρονική μεταβλητότητα αλλά κυρίως η δυσκολία να ερμηνεύσουν και να αποδώσουν «λεκτικά» την γνώση που παράγει το μοντέλο. Επιπλέον, η προ - επεξεργασία και η διαμόρφωση των δεδομένων εκπαίδευσης, ελέγχου και επικύρωσης καθώς και η διαμόρφωση των τάξεων - κλάσεων και η βαθμολόγησή τους είναι εξαιρετικά μεγάλης σημασίας, διεργασίες που τις περισσότερες φορές είτε αγνοούνται είτε όταν λαμβάνονται υπόψη, οι τεχνικές που εφαρμόζονται δεν εξασφαλίζουν πάντα ικανοποιητικά αποτελέσματα (*Miner et al., 2010*). Η επίδραση της κανονικοποίησης, του μετασχηματισμού και της μετατροπής των δεδομένων είναι επίσης ιδιαίτερα σημαντική. Ανακύπτουν προβλήματα σε ότι αφορά την απόδοση των μοντέλων που κατασκευάζονται και που έχουν να κάνουν με την επιλογή της κατάλληλης μεθόδου.

Όπως αναφέρει ο *Ermini et al.* (2005), τα λάθη πρόβλεψης οφείλονται: α) στη λανθασμένη αρχιτεκτονική του μοντέλου, β) στις λανθασμένες ή ανεπαρκείς μεταβλητές που επιλέγονται, γ) στον “θόρυβο” και τα ελλιπή δεδομένων.

Κάθε μια από τις μεθόδους που παρουσιάστηκαν, υπερέχει σε ορισμένα σημεία ενώ υστερεί σε κάποια άλλα. Σε γενικές γραμμές, η επιλογή το ποια αποδίδει καλύτερα εξαρτάται από:

- την ποσότητα και την ποιότητα της προγενέστερης γνώσης,
- από την ποσότητα και την ποιότητα των δεδομένων εκπαίδευσης,
- από το ποσοστό και το είδος της αβεβαιότητας που κατέχει το σύστημα,
- την κλίμακα των δεδομένων και την κλίμακα εφαρμογής.

Σύμφωνα με τον *Toll* (1996), η βέλτιστη μεθοδολογία διερεύνησης των γεωλογικών αστοχιών, είναι η ανάπτυξη υβριδικών συστημάτων τα οποία συνδυάζουν τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης και μεθόδους ανάλυσης. Διαπιστώνεται ότι η χρήση ενός συνδυασμού τεχνικών και μεθόδων θα ήταν ικανή να μετριάσει την επίδραση που έχουν στην πρόβλεψη οι απλοποιήσεις και οι παραδοχές που αναγκάζεται ο ερευνητής να κάνει. Κύριο ζητούμενο, είναι να ξεπεραστεί το πρόβλημα του υποκειμενικού προσδιορισμού του αριθμού των κλάσεων και του προσδιορισμού των συντελεστών βαρύτητας με τον οποίο συμμετέχουν οι διάφορες μεταβλητές.

Η προτεινόμενη μεθοδολογική προσέγγιση για τη διερεύνηση της τεχνικογεωλογικής συμπεριφοράς των γεωλογικών σχηματισμών, έχει ως βάση την εφαρμογή τεχνικών και μεθόδων της Μηχανικής Μάθησης. Προσπαθεί να διαχειριστεί τις αδυναμίες που παρουσιάζουν οι εφαρμοζόμενες μεθοδολογίες, υιοθετώντας ένα δυναμικό εξελεγκτικό μοντέλο, που στηρίζεται σε τεχνικές και μεθόδους Εξόρυξης Γνώσης καθώς και στη διαχείριση των δεδομένων μέσα από Γεωγραφικά Συστήματα Πληροφοριών.



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5<sup>ο</sup>:

### ΘΕΩΡΗΤΙΚΗ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ ΤΗΣ ΑΚΟΛΟΥΘΟΥΜΕΝΗΣ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ

---

*“Similarity is fundamental for learning, knowledge and thought, for only our sense of similarity allows us to order things into kinds so that these can function as stimulus meanings reasonable expectation depends on the similarity of circumstances and on our tendency to expect that similar causes will have similar effects”*

*(QUINE 1969)*

---

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5<sup>ο</sup>: ΘΕΩΡΗΤΙΚΗ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ ΤΗΣ ΑΚΟΛΟΥΘΟΥΜΕΝΗΣ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ

### 5.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στο κεφάλαιο αυτό, περιγράφεται ο κύριος σκοπός της διατριβής, ο οποίος είναι:

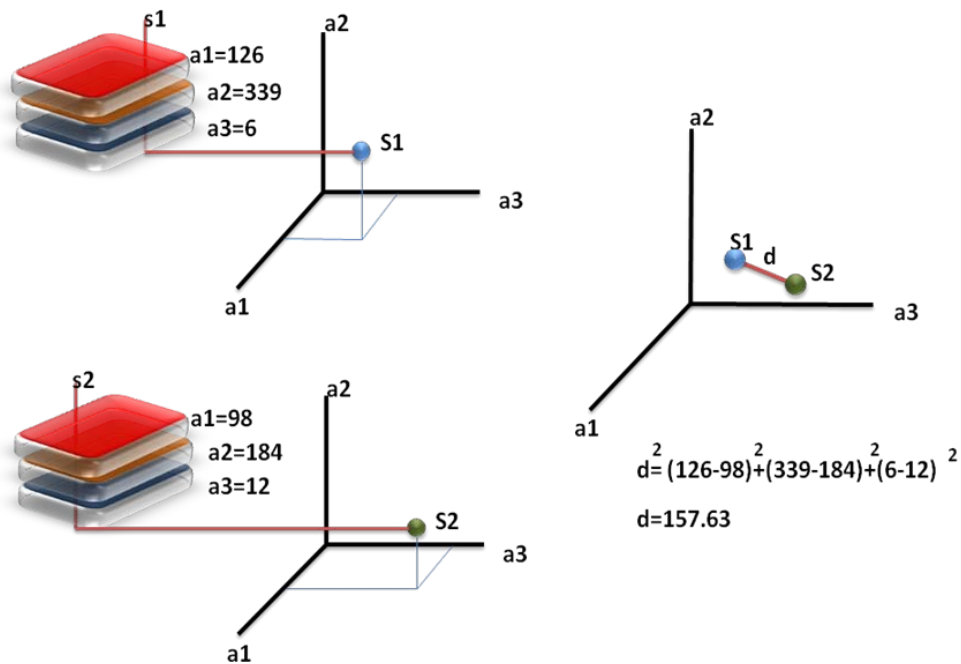
*Η ανάπτυξη ενός ολοκληρωμένου πλαισίου διαχείρισης πρωτογενών τεχνικογεωλογικών και μορφολογικών δεδομένων που ως στόχο θα έχει τη δημιουργία αξιόπιστων μοντέλων πρόβλεψης, σε ότι αφορά τη συμπεριφορά των γεωλογικών σχηματισμών έναντι κατολισθητικών φαινομένων.*

Συγκεκριμένα, αναπτύσσονται λειτουργίες οι οποίες μετατρέπουν τα πρωτογενή δεδομένα σε μορφή κατάλληλη για ανάλυση από μεθόδους Μηχανικής Μάθησης. Η διαμόρφωση των κλάσεων και των ζωνών επιρροής για κάθε μεταβλητή που εξετάζεται, αποτελεί διεργασία η οποία αξιοποιεί τα πρωτογενή δεδομένα και στηρίζεται στην εξειδικευμένη γνώση και εμπειρία. Το αποτέλεσμα της εφαρμογής των αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης επιτρέπει την προσομοίωση του φαινομένου των κατολισθήσεων και παράλληλα τη δημιουργία αξιόπιστων μοντέλων πρόβλεψης σε ότι αφορά την κατολισθητική επιδεκτικότητα.

Πρόθεση της μεθοδολογικής προσέγγισης που παρουσιάζεται, είναι τα διάφορα υβριδικά μοντέλα πρόβλεψης που αναπτύσσονται, να εκπαιδεύονται έτσι ώστε να προσαρμόζουν τον τρόπο αντίδρασης σε οποιοδήποτε νέο δεδομένο εισαχθεί. Να χρησιμοποιούν την προγενέστερη γνώση, ώστε να βελτιώνουν σταδιακά την απόδοσή τους, μέσα από διαδικασίες που χαρακτηρίζονται από διεργασίες ανάλογες με αυτές των διαδικασιών μάθησης.

Σε γενικές γραμμές, η εφαρμογή των μοντέλων πρόβλεψης, στηρίζεται στην απλή θεώρηση ότι, *παρόμοιες συνθήκες, παράγουν παρόμοια αποτελέσματα*. Σε ένα υποθετικό διανυσματικό χώρο  $S$ ,  $n$  διαστάσεων, όπου  $n$  αποτελούν τις μεταβλητές οι οποίες ορίζουν το πλαίσιο των συνθηκών που επικρατούν, κάθε παρατήρηση ή συμβάν αποτελεί την “αντίδραση”, το αποτέλεσμα, έναντι των συνθηκών που επικρατούν. Επί παραδείγματι, μια γεωλογική αστοχία καταγράφεται στο χώρο ως μια ιδιαιτερότητα του χώρου, στην οποία υπάρχει αλλαγή του καθεστώτος ισορροπίας. Η λύση της ισορροπίας πραγματοποιείται κάτω από την επίδραση των ανεξάρτητων μεταβλητών που

διαμορφώνουν ένα σαφώς καθορισμένο πλαίσιο συνθηκών. Το πόσο “μοιάζει” μια άγνωστη παρατήρηση, ένα σημείο του χώρου, με ένα σύνολο παρατηρήσεων με καλά καθορισμένη συμπεριφορά, στην περίπτωση μας ένα σύνολο παρατηρήσεων όπου έχει καταγραφεί μια γεωλογική αστοχία, εκτιμάται από μια μετρική συνάρτηση, η οποία υπολογίζει την «απόσταση» των δυο (2) παρατηρήσεων. Όσο μικρότερη η απόσταση, τόσο περισσότερο “μοιάζουν” οι δυο (2) παρατηρήσεις, και άρα αναμένεται να έχουν παρόμοια συμπεριφορά (Σχήμα .5.1).



Σχήμα 5.1 Διανυσματικός χώρος S – εκτίμηση των μετρικών αποστάσεων.

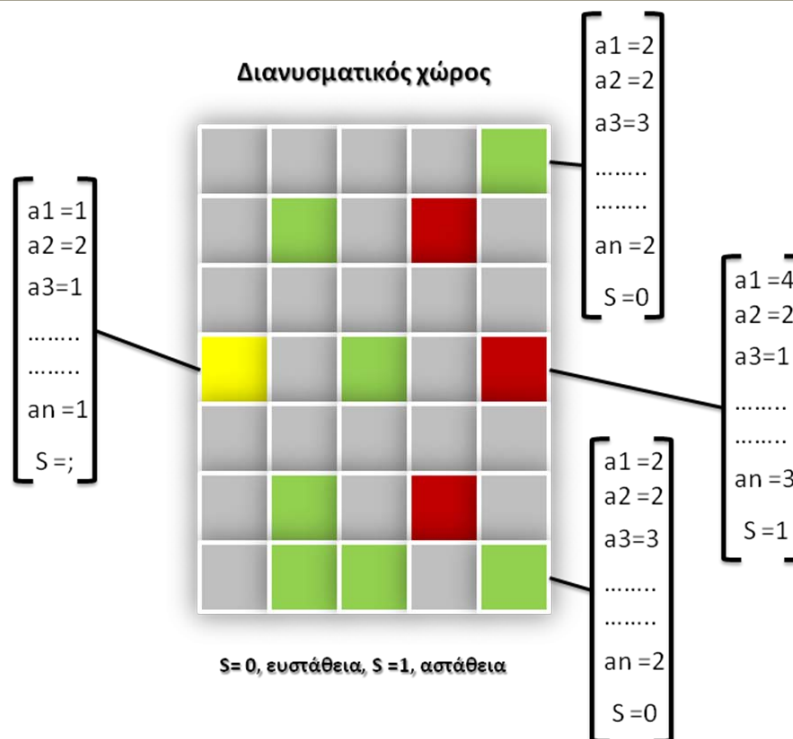
Με βάση αυτή τη θεώρηση, η εκτίμηση της ομοιότητας, *Similarity*, αποτελεί μια ιδιαίτερα κρίσιμη διεργασία όταν επιχειρείται η προσομοίωση και η πρόβλεψη φαινομένων σε ένα άγνωστο περιβάλλον. Ο *Tversky* (1977) περιγράφει την ιδιότητα αυτή, ως μια οργανωτική αρχή με την οποία οι άνθρωποι ταξινομούν αντικείμενα, διαμορφώνουν αρχές και κανόνες, συνθέτουν γενικεύσεις. Μια τέτοια αρχή εφαρμόζεται κατά την ερευνητική διεργασία επιτρέποντας την επίλυση προβλημάτων, όπως αυτά που εμφανίζουν τα πολυμεταβλητά φαινόμενα. Κατά τον *Tversky*, (1977), η επίλυση των προβλημάτων αυτών, προκύπτει από την ολιστική θεώρηση του φαινομένου και όχι την μεμονωμένη θεώρηση των ανεξάρτητων μεταβλητών που επηρεάζουν την εξέλιξη του φαινομένου.

Αναλύοντας περισσότερο το προηγούμενο παράδειγμα, αυτό της γεωλογικής αστοχίας, κάθε στοιχειώδες τμήμα του μορφολογικού αναγλύφου, μπορεί να περιγραφεί και να αποτυπωθεί κατέχοντας διανυσματική μορφή:

$$Cell_i = [a_{1(i)}, a_{2(i)}, \dots, a_{n(i)}; S], \tag{34}$$

όπου,

$Cell_i$ , το  $i$  φαντίο της περιοχής έρευνας,  $a_{1(i)}, a_{2(i)}, \dots, a_{n(i)}$  είναι οι μεταβλητές που χαρακτηρίζουν τη θέση και έχουν να κάνουν με τις μεταβλητές που επηρεάζουν την εξέλιξη του φαινομένου (ουσιαστικά τα επιμέρους Θεματικά Επίπεδα Πληροφοριών, ΘΕΠ),  $s$  μια διμεταβλητή, που παίρνει την τιμή ένα (1) όταν περιγράφεται μια θέση που χαρακτηρίζεται ως ασταθής και τιμή μηδέν (0) όταν περιγράφεται μια θέση που χαρακτηρίζεται ως σταθερή (Σχήμα .5.2).



Σχήμα 5.2 Περιγραφή της περιοχής έρευνας, όπου  $a_1, a_2, \dots, a_n$ , είναι μεταβλητές που περιγράφουν κάθε φαντίο και  $S$  αποτελεί μια διμεταβλητή που χαρακτηρίζει την κατάσταση ευστάθειας του φαντίου.

Όπως είναι κατανοητό, το αρχείο των γεωλογικών αστοχιών σε μια περιοχή έρευνας, αποτελεί μια Βάση Δεδομένων η οποία περιέχει τις σχετικές πληροφορίες εκφρασμένες με

ποσοτικούς όρους, δηλαδή περιλαμβάνει για κάθε αστοχία, τις τιμές που αντιστοιχούν στα Θεματικά Επίπεδα Πληροφοριών (ΘΕΠ), ενώ όλες οι καταχωρήσεις λαμβάνουν τιμή ένα (1) σε ότι αφορά την διμεταβλητή  $s$ . Αυτό σημαίνει ότι η Βάση Δεδομένων αποτελείται από θέσεις που χαρακτηρίζονται από αστάθεια, που ενδεχομένως παρουσιάζουν κάποια μορφή κατάταξης αλλά και πιθανόν να μη χαρακτηρίζονται σχετικά.

*Η μεθοδολογική προσέγγιση που παρουσιάζεται αποσκοπεί αρχικώς στην εκτίμηση της ομοιότητας των θέσεων αστοχίας και τη διαμόρφωση μοτίβων και προτύπων ανάμεσα στις θέσεις αυτές.*

*Επιδιώκεται η ομαδοποίηση και η ταξινόμηση των θέσεων σε κλάσεις με καθορισμένα πρότυπα, συνδυάζοντας ποιοτικά και ποσοτικά χαρακτηριστικά, τα οποία αντιστοιχούν σε συγκεκριμένες συνθήκες σε ότι αφορά τις μεταβλητές του συστήματος και την αποτύπωση των κλάσεων σε χάρτες επιδεκτικότητας.*

Θεμελιώδης διεργασία, η οποία εκτελείται με τη χρήση κατάλληλης επέκτασης εντός ενός Γ.Σ.Π., αποτελεί ο «εμπλουτισμός» της Κατολισθητικής Βάσης Δεδομένων και με θέσεις όπου χαρακτηρίζονται ως ευσταθείς. Ο «εμπλουτισμός» αυτός είναι απαραίτητος για τη διαδικασία εκπαίδευσης, διότι εξασφαλίζει την παρουσία στο σύνολο των δεδομένων και των δυο (2) καταστάσεων στις οποίες μπορεί να βρεθεί οποιοδήποτε στοιχειώδες τμήμα του μορφολογικού αναγλύφου.

Η διαμόρφωση του συνόλου των ευσταθών θέσεων πετυχαίνεται κατά την εκτίμηση του μέσου διανύσματος που υπολογίζεται από το σύνολο των δεδομένων ή των σχετικών κλάσεων που έχουν διαμορφωθεί, με χρήση της μετρικής απόστασης *Mahalanobis*. Ο υπολογισμός για κάθε στοιχειώδες τμήμα του μορφολογικού αναγλύφου της περιοχής έρευνας αποσκοπεί στην εύρεση των θέσεων που έχουν «μεγάλη απόσταση» από το μέσο διάνυσμα του συνόλου των καταγεγραμμένων κατολισθήσεων και την ταξινόμησή τους ως ευσταθών θέσεων. ***Η διεργασία αυτή αποτελεί την πρώτη καινοτόμο διεργασία που ακολουθείται κατά τη μεθοδολογική προσέγγιση που παρουσιάζεται στη διατριβή.***

Στη συνέχεια και αφού έχει διαμορφωθεί το αρχικό σύνολο των δεδομένων, όπου καταγράφονται και οι δυο (2) καταστάσεις, ευσταθών και ασταθών θέσεων, εφαρμόζονται τεχνικές για τη δημιουργία κατάλληλων συνόλων δεδομένων, συνόλων που θα αξιοποιηθούν στη φάση της εκπαίδευσης, του ελέγχου και της επικύρωσης των μοντέλων πρόβλεψης.

Στο τελικό στάδιο επιχειρείται η εφαρμογή των διαφόρων μοντέλων πρόβλεψης που αξιοποιούν τεχνικές και μεθόδους της Εξόρυξης Δεδομένων και την εφαρμογή σχετικών αλγορίθμων που αναπτύχθηκαν για τη βέλτιστη αξιοποίηση των συνόλων εκπαίδευσης και

ελέγχου μέσα από μια επαναληπτική διαδικασία. **Η επαναληπτική διεργασία, μέσω της οποίας αξιοποιείται το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου, αποτελεί τη δεύτερη καινοτόμο διεργασία της παρούσης διατριβής.**

Σε ότι αφορά τα μοντέλα πρόβλεψης που διαμορφώθηκαν, προκύπτει μια συγκριτική αξιολόγησή τους με σκοπό την επιλογή του βέλτιστου, αντιπαραβάλλοντας δεδομένα που δεν αποτελούσαν δεδομένα εκπαίδευσης και σύνολα ελέγχου.

Στο Σχήμα 5.3 δίνεται το διάγραμμα ροής της μεθοδολογικής προσέγγισης που εφαρμόζεται στα πλαίσια της παρούσης διατριβής.

Διακρίνονται τρία (3) επίπεδα ανάλυσης:

- **Χαμηλό Επίπεδο Ανάλυσης**, όπου γίνεται διαχείριση των **πρωτογενών Δεδομένων**,
- **Μεσαίο Επίπεδο Ανάλυσης**, όπου εκτελούνται στατιστικές και χωρικές αναλύσεις, και διεργασίες Εξόρυξης Δεδομένων όπου τα στοιχεία του προηγούμενου επιπέδου ανάγονται σε **Πληροφορίες** και τέλος,
- **Υψηλό Επίπεδο Ανάλυσης**, όπου δημιουργούνται μοντέλα πρόβλεψης με αξιοποίηση των τεχνικών και μεθόδων της Μηχανικής Μάθησης, και οι πληροφορίες του προηγούμενου επιπέδου ανάγονται σε **Γνώση**.

Τα Γ.Σ.Π. αναλαμβάνουν αρχικά τον ρόλο της προετοιμασίας και προεπεξεργασίας των διαθέσιμων δεδομένων. Ειδικότερα, κατά τη φάση της **Προετοιμασίας και Προεπεξεργασίας** πραγματοποιούνται τα εξής:

- Ψηφιοποίηση των μεταβλητών και δημιουργία των βασικών Θεματικών Επιπέδων Πληροφορίας, (ΘΕΠ).
- Κατηγοριοποίηση των βασικών ΘΕΠ με βάση τεχνικές αξιοποίησης της γνώσης και της εμπειρίας.
- Μετατροπή και μετασχηματισμός των ΘΕΠ σε διανυσματικά και πλεγματικά αρχεία.
- Δημιουργία αρχείου καταγραφής των κατολισθητικών συμβάντων.



Στη συνέχεια τα Γ.Σ.Π. ενεργοποιούνται για την περαιτέρω επεξεργασία και ανάλυση των διανυσματικών και πλεγματικών αρχείων με εφαρμογή λειτουργιών και διεργασιών Χωρικής και Στατιστικής Ανάλυσης. Ειδικότερα, κατά τη φάση της **Χωρικής και Στατιστικής Ανάλυσης**, πραγματοποιήθηκαν:

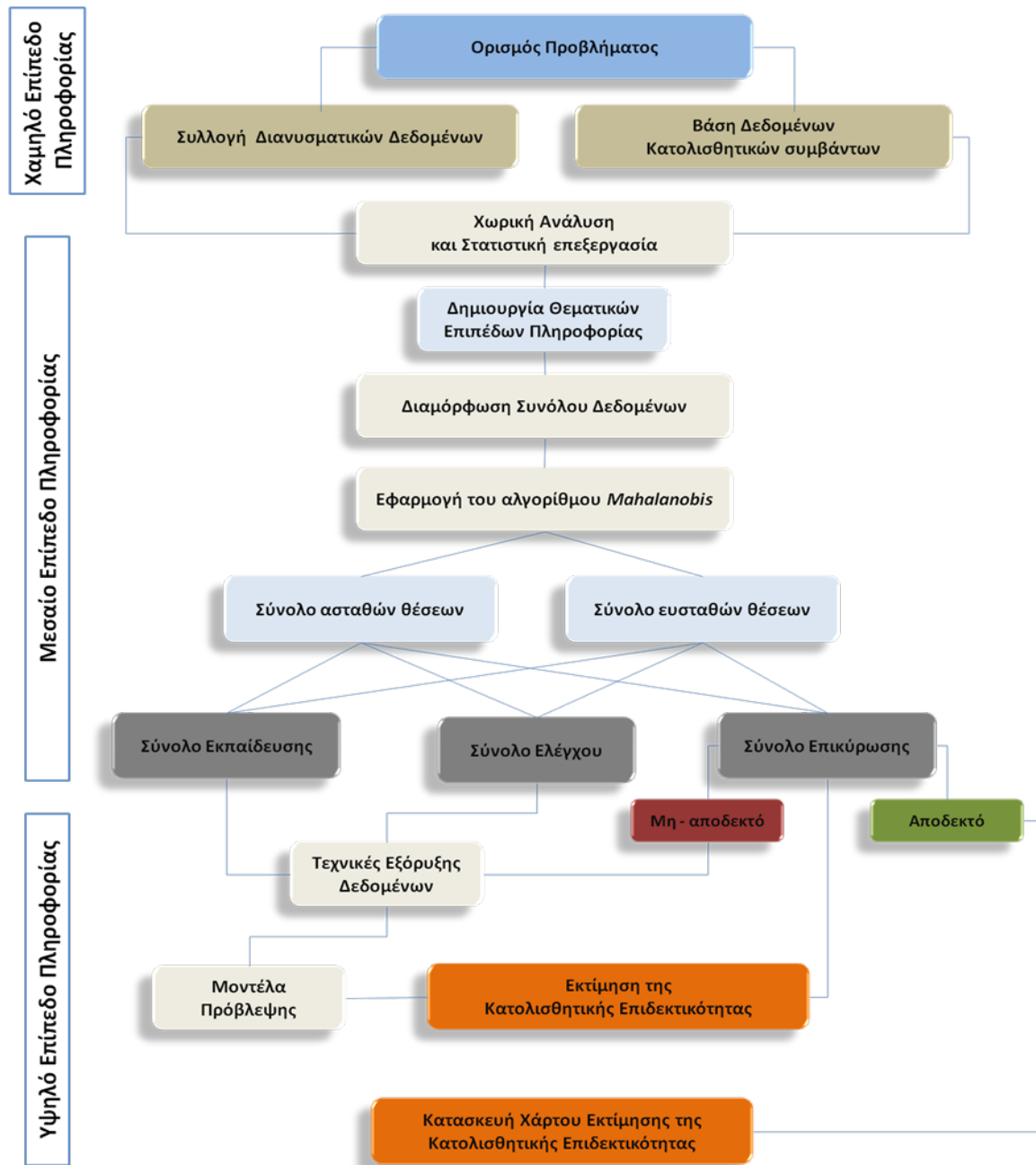
- Μορφολογική και Υδρολογική Ανάλυση στο ΘΕΠ Υψομέτρου.
- Χωρική Ανάλυση και διαμόρφωση νέων ΘΕΠ από το Θεματικό Επίπεδο των Τεχνικογεωλογικών χαρακτηριστικών και των Χρήσεων Γης.
- Εκτίμηση της Εγγύτητας και δημιουργία ζωνών επιρροής, στα ΘΕΠ που περιγράφουν γραμμικές οντότητες.
- Διαμόρφωση και επαναταξινόμηση των ΘΕΠ.

Πέρα από τη διεξαγωγή των συμβατικών χωρικών και στατιστικών αναλύσεων επί του συνόλου των μεταβλητών που προσδιορίζουν το φαινόμενο των κατολισθήσεων, στη μεθοδολογική προσέγγιση που παρουσιάζεται, εντάχθηκαν τεχνικές και μέθοδοι της Εξόρυξης Δεδομένων.

Συγκεκριμένα, ενεργοποιούνται τα μοντέλα πρόβλεψης που αναπτύχθηκαν στα πλαίσια της παρούσης διατριβής, έχοντας ως δεδομένα εισαγωγής, τα σύνολα εκπαίδευσης και ελέγχου, που διαμορφώθηκαν στο προηγούμενο επίπεδο ανάλυσης. Για την επικύρωση των αποτελεσμάτων των μοντέλων πρόβλεψης αξιοποιείται το σύνολο επικύρωσης και εάν η απόδοση κρίνεται ικανοποιητική, η διαδικασία ολοκληρώνεται με την κατασκευή του τελικού χάρτου κατολισθητικής επιδεκτικότητας

Στην αντίθετη περίπτωση, όπου η απόδοση των μοντέλων πρόβλεψης είναι χαμηλή, τότε διαμορφώνονται εκ νέου μοντέλα πρόβλεψης με διαφορετικές παραμέτρους και επαναπροσδιορίζεται η κατολισθητική επιδεκτικότητα με βάση τις νέες ρυθμίσεις.

Η διαδικασία τερματίζει έως ότου τα αποτελέσματα αποκτήσουν την ακρίβεια που ικανοποιεί τον μελετητή και τις απαιτήσεις της έρευνας.



Σχήμα 5.3 Διάγραμμα ροής της προτεινόμενης μεθοδολογικής προσέγγισης.

## 5.2 ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Τα μοντέλα πρόβλεψης αναπτύσσονται και χρησιμοποιούνται για την αναγνώριση πρότυπων και μοτίβων συμπεριφοράς. Αξιοποιήθηκαν και τροποποιήθηκαν αλγόριθμοι ταξινόμησης, με στόχο την εκμάθηση και την προσαρμογή σειράς μοντέλων πρόβλεψης της κατολισθητικής επιδεκτικότητας.

Ειδικότερα, στα πλαίσια της παρούσης διατριβής, εφαρμόστηκαν μοντέλα πρόβλεψης που ως αποτέλεσμα είχαν τη δημιουργία αντίστοιχων χαρτών επιδεκτικότητας και τη συγκριτική αξιολόγηση των μοντέλων. Τα μοντέλα πρόβλεψης αφορούσαν:

### *Μοντέλα που στηρίζονταν σε ποιοτικές και ημι-ποιοτικές μεθόδους*

- Την εφαρμογή της Αναλυτικής Ιεραρχικής Διαδικασίας στην εκτίμηση της επιδεκτικότητας έναντι κατολισθητικών φαινομένων.
- Την εφαρμογή του *Rock Engineering System* στην εκτίμηση του δείκτη κατολισθητικής επιδεκτικότητας.

### *Μοντέλα που στηρίζονταν σε ποσοτικές μεθόδους, στατιστικές μεθόδους*

- Την εφαρμογή του στατιστικού μοντέλου, *Statistic Index Method*.
- Την εφαρμογή της μεθόδου *Συντελεστού Βεβαιότητας, Certainty Factor Method*.

### *Μοντέλα που στηρίζονταν σε ποσοτικές μεθόδους, Μηχανικής Μάθησης*

- Τη δημιουργία μοντέλου πρόβλεψης της κατολισθητικής επιδεκτικότητας, που στηρίζεται στην τεχνολογία των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων και που αναπτύχθηκε στα πλαίσια της παρούσης διατριβής.
- Την εφαρμογή του αλγορίθμου *Naïve Bayes* για την εκτίμηση της κατολισθητικής επιδεκτικότητας.

### Μοντέλα που στηρίζονται σε υβριδικές μεθόδους

- Μια πρότυπη Υβριδική μέθοδο *Similarity Index*, η οποία ενεργοποιεί έναν τροποποιημένο αλγόριθμο εγγύτερου γείτονα (*kNN*), και η οποία αναπτύχθηκε στα πλαίσια της διατριβής, κατά την οποία οι συντελεστές βαρύτητας των μεταβλητών του συστήματος υπολογίζονται από την Εντροπία του *Shannon*.
- Την εφαρμογή ενός τροποποιημένου αλγορίθμου ID3 που εντάσσεται στην κατηγορία των Δένδρων Απόφασης, ο οποίος αναπτύχθηκε στα πλαίσια της παρούσης διατριβής, για την εκτίμηση της κατολισθητικής επιδεκτικότητας.

### 5.3 ΠΡΟΕΤΟΙΜΑΣΙΑ – ΠΡΟΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΤΩΝ ΘΕΜΑΤΙΚΩΝ ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ (ΘΕΠ)

Στη φάση της προετοιμασίας, *Χαμηλού Επίπεδου Ανάλυσης*, συλλέγεται και προεπεξεργάζεται το πλήθος των δεδομένων, με τη βοήθεια των Γ.Σ.Π.. Τα πρωτογενή δεδομένα αφορούν κυρίως δεδομένα με διανυσματική ή ψηφιδωτή μορφή. Συγκριμένα, με τη βοήθεια ενός Γ.Σ.Π. διαχειρίζονται:

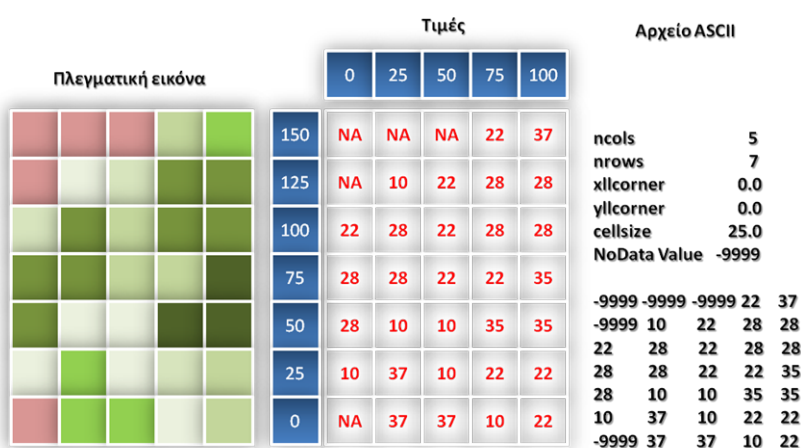
- Διανυσματικά αρχεία (*Vector*), όπως είναι γεωλογικοί, τοπογραφικοί χάρτες, κλπ.,
- πλεγματικά αρχεία (*grid*), που προέκυψαν από διαδικασίες χωρικής ανάλυσης,
- σημειακά αρχεία (*Point*), όπως είναι τα γεωδαιτικά σημεία, οι θέσεις των κατολισθήσεων,
- πινακωτά αρχεία (*Matrix*), όπως ψηφιακά μοντέλα εδάφους (*DTM*) ή επιφανείας (*DEM*),
- εικονιστικά αρχεία με γεωαναφορά (*Raster*), όπως ορθοφωτογραφίες ή σαρωμένοι χάρτες (μη διανυσματικοποιημένοι).

Επιπλέον, αξιολογούνται στοιχεία και πληροφορίες που, είτε συνοδεύουν χωρικά δεδομένα, ή έχουν χωρική αναφορά, όπως:

- Κείμενα, π.χ. γεωλογικές - γεωτεχνικές μελέτες, τεχνικές εκθέσεις, περιγραφές κλπ (μορφές doc, txt, pdf κλπ),
- πίνακες, π.χ. κλιματολογικοί, μετρήσεων πεδίου κλπ (txt, xls κλπ),
- εικόνες, φωτογραφίες ή σκίτσα, π.χ. φωτογραφίες εδαφοτομών, σκίτσα, κλπ (μορφές tiff, jpg, gif, bmp, dxf, img κλπ).

Στα πλαίσια της διατριβής και στη φάση αυτή, πραγματοποιείται διαμόρφωση κατάλληλων αρχείων για την περαιτέρω ανάλυση των ΘΕΠ. Δημιουργούνται αρχεία κειμένου από τη σύνθεση επιμέρους αρχείων ASCII, που περιέχουν το σύνολο των φατνίων της περιοχής έρευνας, Σχήμα 5.6, με κάθε ΘΕΠ να καταλαμβάνει και ένα πεδίο. Κάθε φατνίο, αντιστοιχεί σε ένα μοναδικό σημείο στο διανυσματικό χώρο S. Το φατνίο κωδικοποιείται και προσδίδεται σε αυτό ένας μοναδιαίος αριθμός – κλειδί. Ο μοναδιαίος αυτός αριθμός αποτελεί το κοινό πεδίο με τη χρήση του οποίου συνδέονται τα διάφορα ΘΕΠ.

Ο τρόπος που έχει οργανωθεί η ψηφιδωτή μορφή των δεδομένων, συνίσταται στη σειριακή, μονοδιάστατη απόδοση των φατνίων (Κουτσόπουλος, 2002). Κάθε φατνίο, προσδιορίζεται από το ζεύγος σειράς – στήλης του αντίστοιχου καννάβου και εκφράζεται ως στοιχείο ενός πίνακα και ενός αριθμού μιας τιμής που προσδιορίζει το είδος ή την τιμή της μεταβλητής που απεικονίζει (Σχήμα 5.4).



Σχήμα 5.4 Σειριακή, μονοδιάστατη απόδοση των φατνίων, αρχεία ASCII.

Το σύνολο των δεδομένων και πληροφοριών που χρησιμοποιήθηκαν αποθηκεύτηκαν σε διανυσματική μορφή *grid* (κάνναβος ή πλέγμα), ακέραιου αριθμού (*integer*) είτε κινητής υποδιαστολής (*floating point*) ή αλλιώς πραγματικού αριθμού. Τα αρχεία *grid* ακέραιων αριθμών, χρησιμοποιούνται για να αναπαραστήσουν κυρίως διακριτές θεματικές πληροφορίες, με κύριο χαρακτηριστικό τα σαφή γεωμετρικά όρια, όπως είναι οι γεωλογικοί σχηματισμοί, ενώ τα αρχεία *grid* πραγματικών αριθμών, για να αναπαραστήσουν συνεχή δεδομένα στο γεωγραφικό χώρο όπως είναι, το υψόμετρο.

Στη φάση αυτή διαχειρίζονται τα πρωτογενή δεδομένα με εφαρμογή κατάλληλων διεργασιών και τη δημιουργία βάσης δεδομένων με κατολισθητικά συμβάντα, με τελικό σκοπό τη δημιουργία των αρχικών Θεματικών Επιπέδων Πληροφορίας (Σχήμα 5.5).



Σχήμα 5.5 Προετοιμασία και προεπεξεργασία των Θεματικών Επιπέδων Πληροφορίας.



### 5.3.1 Διαμόρφωση Βάσης Δεδομένων – Δημιουργία Γραφικής Διεπαφής Χρήστη

Στα πλαίσια της παρούσης διατριβής, εξαιτίας της εφαρμογής αλγορίθμων της Εξόρυξης Δεδομένων αλλά και συμβατικών στατιστικών αναλύσεων που απαιτούν τη διαμόρφωση κατάλληλης μορφής για τα δεδομένα που επεξεργάζονται, απαιτείται η οργάνωση και η διαχείριση των πρωτογενών δεδομένων, να είναι βέλτιστη. Ως βάση αποθήκευσης και οργάνωσης των δεδομένων αναπτύχθηκε σχετική γραφική διεπαφή χρήστη (*Graphical User Interface, GUI*), η οποία είχε ως βασικό κεντρικό σύστημα μια σχεσιακή βάση δεδομένων (*Tsangaratos, 2008, Tsangaratos et al., 2010*).

Οι οντότητες που διαχειρίζεται, στην περίπτωση που μελετάται, οι σημειακές οντότητες που αντιπροσωπεύουν τις θέσεις αστοχίας, παρουσιάζονται με τη μορφή πινάκων. Οι πίνακες αυτοί αποτελούνται από γραμμές και στήλες, με τις στήλες να χαρακτηρίζουν τις μεταβλητές που περιγράφουν την αστοχία και τις γραμμές να αντιστοιχούν στις πληροφορίες που αφορούν μια αστοχία. Οι μεν στήλες αποκαλούνται χαρακτηριστικό ή πεδίο, οι δε γραμμές πλειάδα ή εγγραφές.

Η σημαντικότερη ρουτίνα της διεπαφής είναι η δυνατότητα μετατροπής των πρωτογενών δεδομένων, δεδομένων που αφορούν θέσεις αστοχίας, σε αρχεία κατάλληλης μορφής για την περαιτέρω επεξεργασία με μεθόδους Μηχανικής Μάθησης και τη μετέπειτα αναπαράστασή τους σε ένα Γ.Σ.Π.. Επιπλέον της ρουτίνας αυτής, η διεπαφή πραγματοποιούσε το σύνολο των διεργασιών της φάσης αυτής, της διεργασίας καθαρισμού των δεδομένων, μετασχηματισμού, κανονικοποίησης και τυποποίησης κ.α.

### 5.3.2 Διεργασία καθαρισμού δεδομένων

Ο καθαρισμός των δεδομένων, αποτελεί μια διαδικασία, όπου πραγματοποιείται μια σειρά από διεργασίες, οι οποίες ως στόχο έχουν τη βελτίωση της ποιότητας των δεδομένων. Περιλαμβάνει τη διεργασία συμπλήρωσης των ελλিপών τιμών (*missing data*), καθώς και την αναγνώριση και απομάκρυνση των ακραίων – αποκλινουσών τιμών (*outliers*). Στην φάση αυτή και όπου απαιτείται, πραγματοποιείται μετατροπή, των περιγραφικών – ονομαστικών τιμών σε αριθμητικές τιμές.

Σε ότι αφορά τη συμπλήρωση των ελλিপών τιμών, κατά το άνοιγμα των σχετικών αρχείων, αναγνωρίζονται τα πεδία εκείνα τα οποία περιέχουν ελλιπή στοιχεία και επιχειρείται η συμπλήρωση των δεδομένων χρησιμοποιώντας διάφορες τεχνικές. Τα

στοιχεία που δεν περιέχουν τιμές εμφανίζονται κατά τη μετατροπή τους να κατέχουν την τιμή -9999, που υποδηλώνει ότι η εγγραφή αποτελεί εγγραφή με κενό περιεχόμενο. Στην περίπτωση αυτή, υπάρχει η επιλογή είτε της χρήσης της μέσης τιμής που έχει το χαρακτηριστικό ή πεδίο, είτε η επιλογή της εφαρμογής τεχνικών παρεμβολής, όπως είναι η τεχνική των κοντινότερων γειτόνων, των μέσων κινούμενων κ.α.

Η ύπαρξη ακραίων – αποκλινοσών τιμών σε ένα σύνολο δεδομένων, επηρεάζει το αποτέλεσμα των προβλέψεων που πραγματοποιεί ένα μοντέλο (Rousseeuw & Leroy, 1987). Επηρεάζει τη διαμόρφωση των στατιστικών μέτρων θέσης και διασποράς, και κατά συνέπεια τη μέτρηση της ομοιότητας. Η απομάκρυνση των τιμών αυτών βελτιώνει την απόδοση του μοντέλου. Στην παρούσα διατριβή εφαρμόζεται η τεχνική η οποία αξιοποιεί την μετρική συνάρτηση *Mahalanobis* για την εύρεση των ακραίων – αποκλινοσών τιμών (Rousseeuw & Leroy, 1987, Martens & Naes, 1991).

Σύμφωνα με αυτή την τεχνική, η εκτίμηση του εάν μια παρατήρηση αποτελεί ακραία – αποκλίνουσα τιμή, απαιτεί την εκτίμηση της πιθανότητας που σχετίζεται με την απόσταση *Mahalanobis*, και όχι με βάση τις ακριβείς τιμές των αποστάσεων *Mahalanobis* των παρατηρήσεων. Αν η πιθανότητα αυτή, υπερβαίνει μια «κρίσιμη τιμή», τότε η παρατήρηση θεωρείται ως ακραία – αποκλίνουσα τιμή. Η «κρίσιμη τιμή» καθορίζεται από δυο (2) παραμέτρους: (α) το επίπεδο πιθανότητας και (β) τους βαθμούς ελευθερίας του συστήματος. Το επίπεδο πιθανότητας καθορίζεται από το χρήστη, ενώ οι βαθμοί ελευθερίας αντιστοιχούν στον αριθμό των μεταβλητών που συμμετέχουν στον υπολογισμό της απόστασης *Mahalanobis*. Στην περίπτωση που η τιμή θεωρηθεί ως αποκλίνουσα, απομακρύνεται και συμπληρώνεται ακολουθώντας μια από τις τεχνικές που περιγράφηκαν στην προηγούμενη παράγραφο. Η αφαίρεση του θορύβου από τα δεδομένα, όταν αυτό χρειάζεται, πραγματοποιείται με τη συλλογή των απαραίτητων πληροφοριών για τη διαμόρφωση ή την περιεκτικότητα του θορύβου.

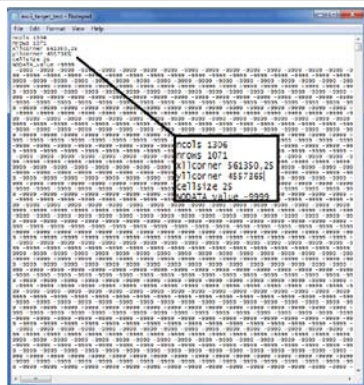
### 5.3.3 Διεργασία μετασχηματισμού δεδομένων

Ιδιαίτερα σημαντικό σημείο της φάση αυτής, είναι ο μετασχηματισμός των μεταβλητών που εξετάζονται σε μορφή τέτοια, ώστε να είναι δυνατή η χωρική ανάλυση και η εφαρμογή των τεχνικών και μεθόδων εξόρυξης. Οι χωρικοί μετασχηματισμοί που περιγράφονται σε αυτή την παράγραφο, επιτρέπουν να αναχθούν οι τιμές των φυσικών ή μηχανικών ιδιοτήτων που προσδιορίζουν ένα εδαφικό ή βραχώδες δείγμα, και που αφορούν σημεία δειγματοληψίας, σε ιδιότητες επιφάνειας. Ως τελικό προϊόν παράγουν ένα χαρτογραφικό επίπεδο, θεματικό επίπεδο πληροφορίας (*layer*) σε μορφή διανυσματική ή

πλεγματική, επί του οποίου είναι δυνατή η περαιτέρω χωρική ανάλυση και επεξεργασία. Οι συνηθέστεροι μετασχηματισμοί που χρησιμοποιούνται στα Γ.Σ.Π., είναι:

- μετασχηματισμός σημείου σε πολυγωνική επιφάνεια και αντίστροφα,
- μετασχηματισμός σημείου ή γραμμής σε χάρτη πυκνότητας,
- μετασχηματισμός επιφάνειας σε χάρτη πυκνότητας στιγμών,
- μετασχηματισμός *raster* δομής σε διανυσματική μορφή και αντίστροφα.

Στα πλαίσια της διατριβής, δημιουργήθηκε κατάλληλος αλγόριθμος για τη μετατροπή των δεδομένων σε διανυσματική μορφή (*raster format*) και την εκτέλεση χωρικών αναλύσεων μέσω του παραμετροποιημένου λογισμικού αλλά και της δυνατότητας χρήσης των δεδομένων σε άλλα ευρείας χρήσης προγράμματα Γεωγραφικών Συστημάτων Πληροφοριών. Το πρόγραμμα διαμορφώνει κάθε φορά και ανάλογα με τον τελικό αλγόριθμο που επιλέγεται, τα διανύσματα εισόδου και αντίστοιχα εξόδου σχηματίζοντας σε κάθε περίπτωση το αρχείο σε μορφή διανυσματική από αρχείο τύπου κειμένου (\*.txt) και αντίστροφα. Στα πλαίσια της διατριβής, πραγματοποιείται μετασχηματισμός των διανυσματικών δεδομένων σε μορφή ASCII (Σχήμα 5.6).



#### Μετατροπή αποτελέσματος σε μορφή ASCII

```
Dim x As Double, y As Double, dist1(1 to 10000) as Double
For y = 1 To height_ascii
For x = 1 To width_ascii
    ascii_target(x, y) = dist1(k)
Next x
Next y
```

#### Εγγραφή αρχείου ASCII

```
Dim x As Double, y As Double
Dim out_file As Variant
Set out_file = f1.CreateTextFile(App.Path & "\ascii_target_test.txt")
out_file.WriteLine ("ncols " + CStr(width_ascii))
out_file.WriteLine ("nrows " + CStr(height_ascii))
out_file.WriteLine ("xllcorner " + CStr(xll))
out_file.WriteLine ("yllcorner " + CStr(yll))
out_file.WriteLine ("cellsize " + CStr(CellSize))
out_file.WriteLine ("NODATA_value " + CStr(NoDataSym))
```

```
Dim line_o() As String
ReDim line_o(width_ascii)
For y = 1 To height_ascii
For x = 1 To width_ascii
    line_o(x) = ascii_target(x, y)
Next x
    out_file.WriteLine (Join(line_o))
Next y
out_file.Close
```

Σχήμα 5.6 Προγραμματιστικός κώδικας για τα αρχεία ASCII.

Τα αρχεία *ASCII*, *American Standard Code for Information Interchange*, αποτελούν τα απλούστερα αρχεία εισαγωγής δεδομένων, το πιο γνωστό πρότυπο για αποθήκευση αρχείων κειμένου. Η μορφή είναι κατάλληλη για τη διαχείριση των δεδομένων με τις διάφορες τεχνικές και μεθόδους που αξιοποιούνται στα πλαίσια της παρούσης διατριβής. Περιλαμβάνουν στοιχεία που αφορούν στον αριθμό των στηλών και γραμμών του διανυσματικού αρχείου, των συντεταγμένων που προσδιορίζουν τη χωρική διασπορά του, στο μέγεθος του φατνίου και στην τιμή που αντιστοιχεί σε φατνία κενά, φατνία χωρίς περιεχόμενο.

### 5.3.4 Διεργασίες κανονικοποίησης και τυποποίησης των αριθμητικών και περιγραφικών μεταβλητών

Σε κάθε έναν από τους εφαρμοζόμενους αλγορίθμους που παρουσιάζονται και που αποτελούν μέρος της μεθοδολογίας, είναι αναγκαία η κανονικοποίηση των δεδομένων, έτσι ώστε κάθε παράμετρος να συμμετέχει με την ίδια βαρύτητα στο μοντέλο πρόβλεψης (*Maier & Dandy, 2000*).

Η Ευκλείδεια απόσταση υπολογίζεται από την άθροιση των τετραγωνικών διαφορών κάθε παραμέτρου, συνεπώς, οποιαδήποτε παράμετρος παρουσιάζει τη μεγαλύτερη κλίμακα, επηρεάζει σε μεγαλύτερο βαθμό και την εκτιμώμενη Ευκλείδεια απόσταση. Ωστόσο, με την κανονικοποίηση των παραμέτρων κάθε ένα από τα κανονικοποιημένα πλέον δεδομένα έχουν τιμές του ίδιου εύρους και της ίδιας κλίμακας μέτρησης. Προκύπτουν έτσι, δεδομένα χωρίς διαστάσεις, χωρίς αλλοίωση στο περιεχόμενο και στην ποιότητα της πληροφορίας που κατέχουν.

Ως παράδειγμα αναφέρεται ότι στις περισσότερες περιπτώσεις εισαγωγής δεδομένων σε μοντέλα ΤΝΔ χρησιμοποιείται το διάστημα  $[0.1, 0.9]$ , διάστημα που επιτρέπει τη χρήση τόσο της λογιστικής όσο και της εφαπτομενικής υπερβολικής συνάρτησης ως συνάρτησης ενεργοποίησης.

Η διαμόρφωση των νέων κανονικοποιημένων δεδομένων πραγματοποιείται με τη χρήση της εξίσωσης:

$$newValue = \frac{(oldValue - \min(oldValue))}{\max(oldValue) - \min(oldValue)} * (\max(newRange) - \min(newRange)) + \min(newRange) \quad [35]$$

όπου,  $\min(newRange) = 0.1$ ,  $\max(newRange) = 0.9$

Με αυτή τη διαδικασία αποφεύγεται το πρόβλημα κορεσμού των τιμών εξόδου της συνάρτησης ενεργοποίησης. Ιδιαίτερη προσοχή πρέπει να δίνεται κατά την κανονικοποίηση των τιμών όταν θα πρέπει να δοθούν οι ακραίες τιμές,  $X_{min}$  και  $X_{max}$  και αν αυτές περιλαμβάνονται στις βάσεις εκπαίδευσης ή ελέγχου.

#### 5.4 ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ

Στη φάση αυτή, δηλαδή τη φάση του *Μεσαίου Επίπεδου Ανάλυσης*, πραγματοποιείται εκτίμηση των περιγραφικών στατιστικών μέτρων που χαρακτηρίζουν ποσοτικά την κατανομή των τυχαίων μεταβλητών καθώς και των ενδεχόμενων συσχετίσεων μεταξύ των μεταβλητών. Στόχος είναι η πληρέστερη κατανόηση του φαινομένου που εξετάζεται, μέσα από τις στατιστικές συσχετίσεις των μεταβλητών – παραμέτρων, που επιδρούν επί του συστήματος. Ειδικότερα, εκτελούνται οι εξής διεργασίες:

**A.** Γίνεται εκτίμηση των κυριότερων μέτρων θέσης, των χαρακτηριστικών δηλαδή τιμών που δείχνουν το “κέντρο” των παρατηρήσεων και που περιλαμβάνουν: (α) τη μέση τιμή ή του μέσου (*mean*), (β) της διαμέσου (*median*) και γ) της επικρατούσας, δεσπόζουσας τιμής (*mode*).

**B.** Εκτιμώνται μέτρα μεταβλητότητας ή διασποράς, που δείχνουν πως κατανέμονται οι τιμές των παρατηρήσεων γύρω από τις κεντρικές τιμές και που περιλαμβάνουν: (α) το εύρος (*range*), (β) το ενδοτεταρτημοριακό εύρος (*interquartile range*), (γ) τη διασπορά (*variance*), (δ) την τυπική απόκλιση (*standard deviation*) και (ε) το συντελεστή μεταβλητότητας (*coefficient of variance*).

**Γ.** Πραγματοποιείται εκτίμηση της συσχέτισης, της μέτρησης δηλαδή του βαθμού συνάφειας – αλληλεπίδρασης, ανάμεσα σε δύο (2) ή περισσότερες μεταβλητές. Η διαδικασία συσχέτισης, παρουσιάζεται όχι μόνο σε ποσοτικές μεταβλητές (συντελεστής *Pearson*) αλλά και σε ποιοτικές ή κατηγορικές μεταβλητές (συντελεστής *Spearman*, συντελεστής *Kendall*).

#### 5.5 ΧΩΡΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ

Στη συνέχεια για την ίδια φάση, *Μεσαίου Επίπεδου Ανάλυση*, πραγματοποιούνται όλες εκείνες οι διεργασίες οι οποίες επεμβαίνουν στα χωρικά αντικείμενα, προκειμένου να

προκύψουν νέες χαρτογραφικές ή περιγραφικές πληροφορίες. Ως Χωρική Ανάλυση, ορίζεται η διεργασία διάκρισης κλάσεων ή τάξεων ή κατηγοριών στα δεδομένα ενός θεματικού επιπέδου πληροφορίας. Αντίστοιχα και οι αριθμητικές πράξεις στις περιγραφικές ιδιότητες ενός θεματικού επιπέδου, αποτελούν Χωρική Ανάλυση (Βαλαδάκη-Πλέσσα, 2001). Η Χωρική Ανάλυση έχει σαν αποτέλεσμα την παραγωγή ενός νέου θεματικού επιπέδου και την εξαγωγή νέας πληροφορίας από αυτό (Σχήμα 5.7).

Στη φάση αυτή εκτελούνται επιπλέον οι διεργασίες και υπορουτίνες, οι οποίες βοηθούν στον προσδιορισμό των ενδεχόμενων χωρικών συσχετίσεων μεταξύ των θεματικών επιπέδων πληροφορίας. Στις υπορουτίνες οι οποίες επιτρέπουν την εκτέλεση χωρικών αναλύσεων, συγκαταλέγονται οι εξής:

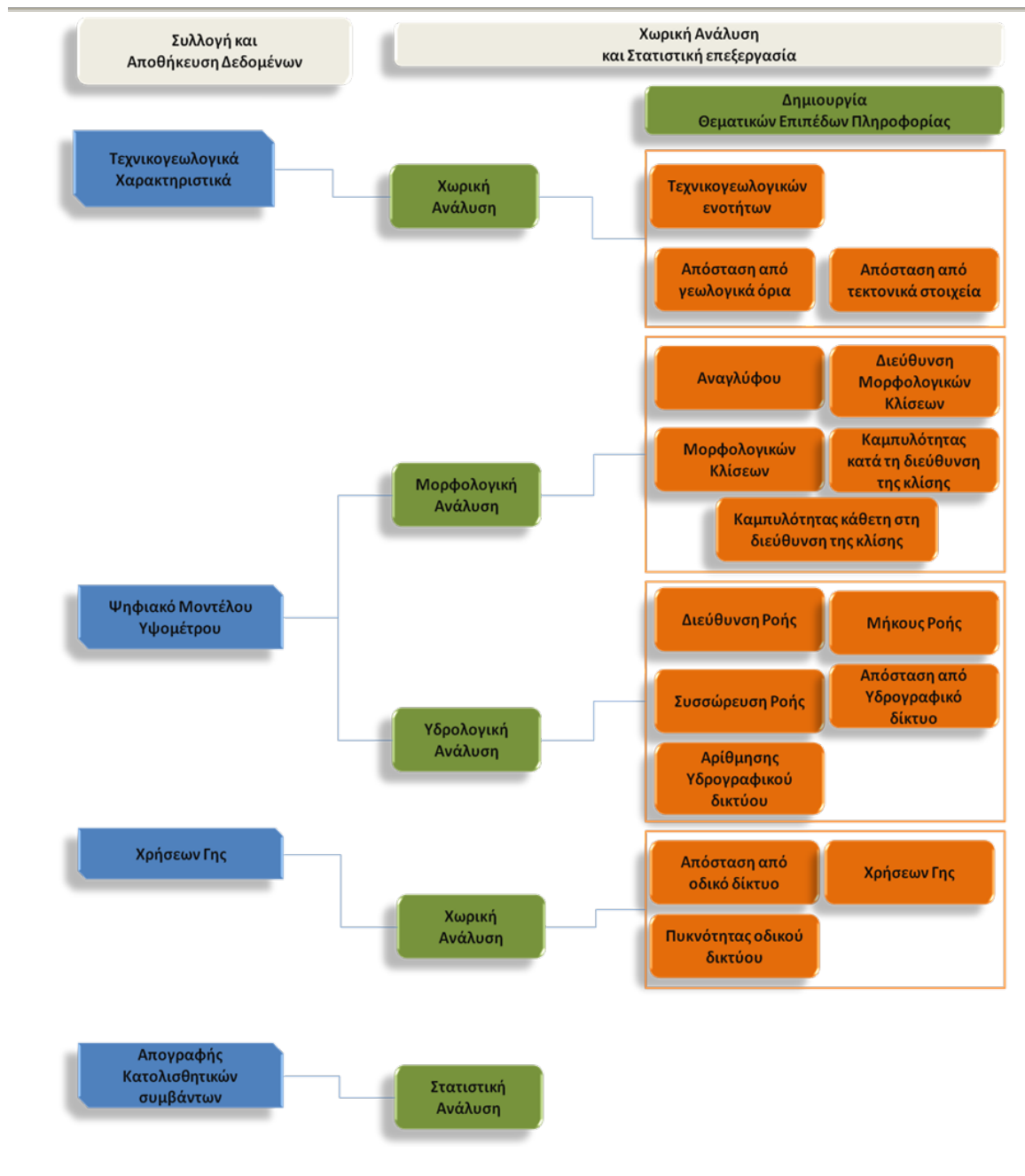
Η *Διαμόρφωση κλάσεων*, η *Εκτίμηση της Εγγύτητας* μεταξύ χωρικών οντοτήτων, η *Εξαγωγή Πληροφορίας* με βάση σημειακές οντότητες και διανυσματικά αρχεία, η *Διασταύρωση* ΘΕΠ για την παραγωγή νέων ΘΕΠ (*υπορουτίνες και λειτουργίες της εργαλειοθήκης ToolBox του λογισμικού ArcMap 9.3, ESRI*). Σε ότι αφορά τη διαδικασία διάκρισης κλάσεων ή κατηγοριών των περιγραφικών και αριθμητικών πληροφοριών, με στόχο την παραγωγή νέων θεματικών επιπέδων πληροφορίας, μπορεί να επιτευχθεί συνήθως με τρεις (3) τρόπους (Βαλαδάκη-Πλέσσα, 2001):

- διάκριση χωρικών αντικειμένων σε κατηγορίες με βάση μια ή περισσότερες πληροφορίες,
- διάκριση της γεωγραφικής περιοχής σε κατηγορίες με βάση μια ιδιότητα,
- κατηγοριοποίηση πληροφοριών με τιμές που εκφράζονται από τακτικά αριθμητικά.

Οι κλάσεις, ορίζονται ανάλογα με την κατανομή των τιμών και του σκοπού της κατανομής. Οι συνήθεις τρόποι διάκρισης, κατηγοριοποιούνται με βάση:

α) τα φυσικά όρια των τιμών, β) το χωρισμό σε ίσα μέρη του αριθμού των στοιχείων του πληθυσμού, γ) της κατανομής των ίσων αποστάσεων, δ) την κατανομή σε ίσα μέρη με βάση τη μεταβολή των τιμών, ε) την τυπική απόκλιση.





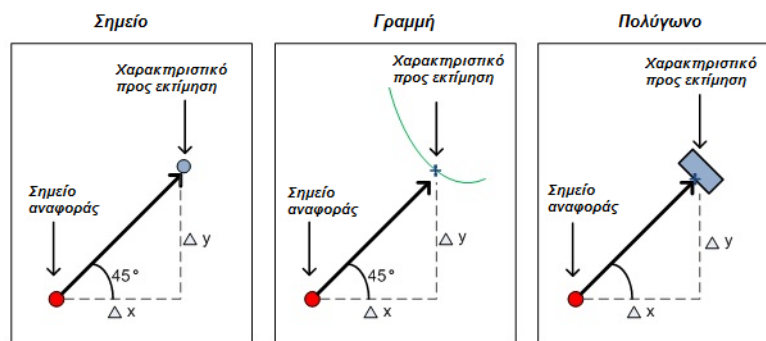
Σχήμα 5.7 Διαδικασίες Χωρικής Ανάλυσης στα πλαίσια της παρούσης διατριβής.

Η εκτίμηση της απόστασης των φατνίων της περιοχής έρευνας από οντότητες, όπως είναι οι γραμμικές οντότητες που προσδιορίζουν π.χ. το οδικό δίκτυο, το υδρογραφικό δίκτυο, τα τεκτονικά χαρακτηριστικά, και πετυχαίνεται μέσω της υπορουτίνας **Εκτίμησης της Εγγύτητας** (Σχήμα 5.8). Ως μετρική απόστασης, ορίζεται η Ευκλείδεια απόσταση

$$d(x_i, y_i) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2} \quad [36]$$

όπου,  $d(x, y)$  η υπολογιζόμενη Ευκλείδεια απόσταση  
και  $x, y$ , οι μεταβλητές του διανυσματικού χώρου

Η συγκεκριμένη υπορουτίνα αξιοποιήθηκε κατά την φάση της Χωρικής Ανάλυσης, δίνοντας τις μέσες τιμές απόστασης που έχει το σύνολο των κατολισθητικών φαινομένων, με διάφορα χαρακτηριστικά της περιοχής έρευνας.



ArcGIS 9.3 Desktop Help

Σχήμα 5.8 Υπορουτίνες εκτίμησης εγγύτητας.

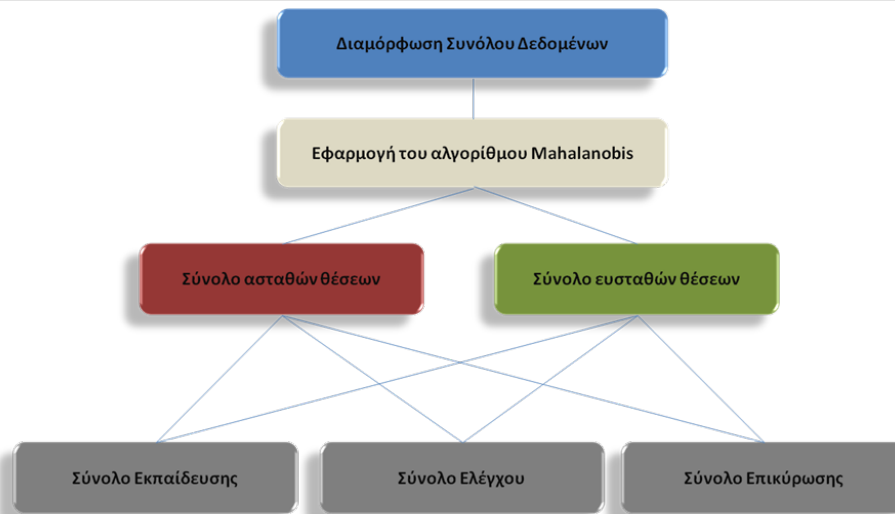
## 5.6 ΠΡΩΤΟΤΥΠΕΣ ΔΙΕΡΓΑΣΙΕΣ ΧΩΡΙΚΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΠΟΥ ΑΝΑΠΤΥΧΘΗΚΑΝ ΣΤΑ ΠΛΑΙΣΙΑ ΤΗΣ ΠΑΡΟΥΣΗΣ ΔΙΑΤΡΙΒΗΣ

### 5.6.1 Διεργασία εμπλουτισμού βάσης δεδομένων κατολισθητικών συμβάντων διαμόρφωσης των συνόλων εκπαίδευσης, ελέγχου και επικύρωσης

Αποτελεί το κρισιμότερο στάδιο κατά τη διαχείριση των διαθέσιμων δεδομένων. Η απόδοση ενός μοντέλου πρόβλεψης που στηρίζεται στις τεχνικές και μεθόδους της Μηχανικής Μάθησης, επηρεάζεται σε σημαντικό βαθμό από τη διαμόρφωση των συνόλων εκπαίδευσης, ελέγχου και επικύρωσης (Tokar & Johnson, 1999) (Σχήμα 5.9).

Όταν εφαρμόζονται αλγόριθμοι επιτηρούμενης μάθησης (*supervised learning*), θα πρέπει τα σύνολα εκπαίδευσης, ελέγχου και επικύρωσης να περιέχουν δεδομένα τα οποία

προσδιορίζουν όλες τις πιθανές καταστάσεις, δηλαδή να προσδιορίζονται όλα τα σημεία του διανυσματικού χώρου επί του οποίου δρα το φαινόμενο που προσομοιώνεται.



Σχήμα 5.9 Διαργασία διαμόρφωσης συνόλου δεδομένων.

Πριν περιγραφεί η διαδικασία διαμόρφωσης των συνόλων αυτών, θα πρέπει να επισημανθούν κάποιες πτυχές των προβλημάτων που εξετάζονται και που αφορούν και τις σχετικές πτυχές της εφαρμογής που θα παρουσιαστεί στο 6<sup>ο</sup> κεφάλαιο:

- A.** Οι διαδικασίες εκπαίδευσης και ελέγχου που αφορούν το μοντέλο πρόβλεψης, εκτελούνται παράλληλα, ενώ η διαδικασία της επικύρωσης, έπεται της πρώτης διαδικασίας.
- B.** Εξαιτίας συνήθως του σχετικά μικρού αριθμού δεδομένων, με τα οποία εκπαιδεύεται ένα μοντέλο, ο έλεγχος του μοντέλου, εκτιμάται από το ίδιο το σύνολο εκπαίδευσης.
- Γ.** Σε πολλές περιπτώσεις, τα αρχικά και διαθέσιμα δεδομένα δεν περιγράφουν επακριβώς όλες τις καταστάσεις στις οποίες δύναται να προκύψουν, έτσι ώστε να είναι δυνατή η εκπαίδευση ενός μοντέλου πρόβλεψης που στηρίζεται στην επιβλεπόμενη μάθηση.

Κάθε στοιχειώδες τμήμα του μορφολογικού αναγλύφου, μπορεί να περιγραφεί ως εξής:

$$I = (a_1(i), a_2(i), \dots, a_n(i); s), \quad [37]$$

όπου  $a_1(i)$ ,  $a_2(i)$ , ...,  $a_n(i)$  είναι οι παράμετροι που χαρακτηρίζουν τη θέση και έχουν να κάνουν με τις μεταβλητές του συστήματος, τα επιμέρους θεματικά επίπεδα πληροφοριών, ενώ  $s$  είναι μια διμεταβλητή, που παίρνει την τιμή ένα (1) όταν περιγράφεται μια θέση που

χαρακτηρίζεται ως ασταθής και τιμή μηδέν (0) όταν περιγράφεται μια θέση που χαρακτηρίζεται ως σταθερή.

Το αρχείο των γεωλογικών αστοχιών, η βάση δεδομένων περιέχει τις συντεταγμένες των θέσεων αστοχίας, τα θεματικά επίπεδα πληροφοριών τα οποία αποτελούν τις μεταβλητές του συστήματος που χαρακτηρίζουν τη θέση, ενώ όλες οι καταχωρήσεις λαμβάνουν τιμή ένα (1) σε ότι αφορά την διμεταβλητή  $s$ . Αυτό σημαίνει ότι, η βάση αποτελείται από θέσεις που χαρακτηρίζονται από αστάθεια, που ενδεχομένως παρουσιάζουν κάποια μορφή κατάταξης αλλά και πιθανόν να μην χαρακτηρίζονται σχετικά. Η διαδικασία που θα περιγραφεί αποσκοπεί στον εμπλουτισμό της βάσης και με θέσεις όπου χαρακτηρίζονται ως ευσταθείς. Αρχικά καταγράφεται η απόσταση *Mahalanobis* για κάθε φατνίο της περιοχής έρευνας, από το σύνολο των φατνίων των καταγεγραμμένων κατολισθήσεων. Υιοθετείται η άποψη ότι τα φατνία με τη μικρότερη απόσταση, αποτελούν πιθανά φατνία αστάθειας. Παρουσιάζουν τη μεγαλύτερη ομοιότητα σε σχέση με τις συνθήκες που ευνοούν κατολισθητικά φαινόμενα. Ενώ, τα φατνία με τη μεγαλύτερη απόσταση αποτελούν πιθανά φατνία που μπορούν να χαρακτηριστούν ως σταθερά. Με τη βοήθεια ενός ταξινομητή δημιουργούνται δυο (2) σύνολα:

- ενός συνόλου φατνίων με ελάχιστη απόσταση *Mahalanobis*, τα οποία λαμβάνουν για τη διμεταβλητή  $s$  την τιμή 1, και αναφέρονται ως σύνολο *set\_unstable*,
- ενός συνόλου φατνίων με μέγιστη απόσταση *Mahalanobis*, τα οποία λαμβάνουν για τη διμεταβλητή  $s$  την τιμή 0 και αναφέρονται ως σύνολο *set\_stable*.

Η μετρική απόσταση *Mahalanobis*, είναι ένα μέτρο απόστασης που εισήγαγε ο *Mahalanobis* το 1936 (*Mahalanobis, 1936, McLachlan, 1992*). Διαφέρει από την Ευκλείδεια απόσταση υπό την έννοια ότι λαμβάνει υπόψη τις συσχετίσεις του συνόλου των στοιχείων, με την οποία διαφορετικά πρότυπα, μοτίβα μπορούν να προσδιοριστούν και να αναλυθούν, ενώ δεν επηρεάζεται από την κλίμακα των μετρήσεων (*Lohniger, 1999*). Με τη μετρική *Mahalanobis* ( $D_M^{(X)}$ ) είναι δυνατός ο προσδιορισμός της ομοιότητας των αγνώστων παρατηρήσεων σε σχέση με ένα σύνολο γνωστών παρατηρήσεων (*Marcoulides & Hershberger, 1997*). Όσο μικρότερη η εκτιμώμενη απόσταση τόσο περισσότερο όμοια θεωρείται η άγνωστη παρατήρηση με το σύνολο των γνωστών παρατηρήσεων.

Στο πεδίο της πολυμεταβλητής ανάλυσης και Εξόρυξης Δεδομένων, η μετρική *Mahalanobis*, εφαρμόζεται κυρίως για:

- τον εντοπισμό των ακραίων – αποκλινοσών τιμών σε ένα σύνολο δεδομένων (*Rousseuw & Leroy, 1987, Martens & Naes, 1991*),

- για τη διαμόρφωση των συνόλων εκπαίδευσης, ελέγχου, επικύρωσης ,
- στην αναγνώριση προτύπων και στη συσταδοποίηση (Xiang *et al.*, 2008),

Εκτιμάται από την εξίσωση:

$$D_M(x) = \sqrt{(x - \mu)^T S^{-1} (x - \mu)} \quad [38]$$

όπου,  $x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)^T$ , ένα διάνυσμα πολλών  $n$  μεταβλητών,  $\mu = (\mu_1, \mu_2, \mu_3, \dots, \mu_n)^T$  οι μέσες τιμές των  $n$  μεταβλητών και  $S$  ο πίνακας συμμεταβλητότητας.

Αφού υπολογιστούν οι αποστάσεις των φατνίων της περιοχής μελέτης, γίνεται στατιστική επεξεργασία των θέσεων όπου υπάρχει εκδήλωση αστοχίας με βάση την τιμή που τους έχει αποδοθεί από τη μετρική *Mahalanobis*. Με βάση τη θεωρητική προσέγγιση η απόσταση *Mahalanobis* θα έπρεπε να προσεγγίσει το μηδέν. Στην πραγματικότητα, θα υπάρχουν και περιπτώσεις φατνίων που έχουν αστοχήσει αλλά κατέχουν υψηλές τιμές. Το γεγονός αυτό οφείλεται στο ότι η βάση δεδομένων ενδεχομένως να περιέχει διαφορετικού τύπου αστοχίες, οι οποίες συνήθως αστοχούν με βάση διαφορετικές συνιστώσες κατάλυσης της ισορροπίας.

Η στατιστική ανάλυση των θέσεων αστοχίας επιτρέπει την υιοθέτηση μιας τιμής κατωφλίου, η οποία θα διαχωρίζει τα δυο (2) υποσύνολα, *set\_unstable* και *set\_stable*.

Στην περίπτωση που η ακρίβεια του αλγορίθμου δεν είναι ικανοποιητική, θα πρέπει να απομακρυνθούν από το σύνολο *set\_stable*, τα φατνία εκείνα των οποίων η διακύμανση επηρεάζει την απόδοση του ταξινομητή. Σε κάθε βήμα υπολογίζεται η απόσταση *Mahalanobis* για τα δυο (2) σύνολα. Για τη βελτίωση της απόδοσης θα πρέπει να απομακρύνονται από το σύνολο *set\_stable* τα φατνία που προστέθηκαν τελευταία και να εκτιμάται και πάλι η απόσταση *Mahalanobis* για τα δυο (2) σύνολα. Τελικώς, η διαδικασία τερματίζεται όταν η απόσταση *Mahalanobis* των δυο (2) συνόλων γίνεται μέγιστη.

Τα δυο (2) σύνολα ενοποιούνται και συνθέτουν τη βάση δεδομένων του μοντέλου πρόβλεψης. Επί αυτού του συνόλου, διαμορφώνονται τελικά δυο (2) νέα υποσύνολα, ένα που προορίζεται για εκπαίδευση και έλεγχο και ένα δεύτερο το οποίο προορίζεται για τη διαδικασία επικύρωσης. Σε ότι αφορά τις τεχνικές που επιτρέπουν τη διαμόρφωση των δυο (2) συνόλων ισχύουν τα εξής:

Η απλούστερη μέθοδος είναι η τυχαία δειγματοληψία, η οποία ωστόσο είναι ευάλωτη στο ενδεχόμενο να αγνοηθούν ενδεχόμενες διακυμάνσεις μεταξύ των δεδομένων. Κάτι τέτοιο συμβαίνει όταν επιλεγούν δείγματα που παρουσιάζουν μικρότερη διακύμανση από αυτά που δεν επιλέχθηκαν. Μια εξίσου απλή μέθοδος είναι βασισμένη στη εμπειρία και τη γνώση τη σχετική με το πρόβλημα. Στην περίπτωση που όλες οι πηγές διακύμανσης είναι γνωστές, τότε τα δείγματα μπορούν να επιλέγονται με βάσει αυτή τη γνώση. Στην περίπτωση μια περιοχής που κατολισθαίνει ο ειδικός με βάση την εμπειρία και τη γνώση είναι δυνατό να επιλέξει περιοχές που παρουσιάζουν τη μικρότερη πιθανότητα να αστοχήσουν. Ωστόσο, η κατάσταση αυτή προϋποθέτει πολύ καλή γνώση της περιοχής έρευνας και κυριότερα στηρίζεται στην υποκειμενική κρίση του ειδικού. Συνήθως, τα δυο / τρίτα (2/3) των δεδομένων χρησιμοποιούνται ως σύνολα εκπαίδευσης και ελέγχου και ένα / τρίτο (1/3) για επικύρωση (*Hammerstrom, 1993a, 1993b*).

Ένας αλγόριθμος που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επιλογή των συνόλων εκπαίδευσης και επικύρωσης είναι ο *D-optimal concept* (*Ferré & Rius, 1996, 1997*). Το *D* - βέλτιστο κριτήριο ελαχιστοποιεί τη διακύμανση των συντελεστών παλινδρόμησης. Μπορεί να αποδειχθεί ότι κάτι τέτοιο είναι ισοδύναμο με τη μεγιστοποίηση του πίνακα συνδιασποράς. Κατά την επιλογή των δειγμάτων η διακύμανση μεγιστοποιείται, ενώ η συσχέτιση ελαχιστοποιείται. Τελικώς η μεγιστοποίηση της διακύμανσης οδηγεί στην επιλογή δειγμάτων με σχετικά ακραία χαρακτηριστικά που βρίσκονται στα όρια του χώρου δειγματοληψίας. Οι *Kennard & Stone, 1969* πρότειναν μια επαναληπτική διαδικασία μέσω της οποίας επιλέγονται δείγματα ομοιόμορφα από την πειραματική περιοχή. Η διαδικασία περιλαμβάνει την επιλογή του επόμενου δείγματος (υποψήφιο αντικείμενο) που είναι πιο απομακρυσμένο από τα ήδη επιλεγμένα αντικείμενα (αντικείμενα βαθμονόμησης). Η μετρική απόσταση που χρησιμοποιείται, είναι συνήθως η Ευκλείδεια απόσταση αν και είναι δυνατόν, και ίσως καλύτερα, να χρησιμοποιηθεί η μετρική απόσταση *Mahalanobis*. Αρχικώς, επιλέγεται είτε τα δύο (2) αντικείμενα που είναι πιο απομακρυσμένα το ένα από το άλλο, ή καλύτερα, επιλέγεται εκείνο που βρίσκεται πλησιέστερα προς τη μέση τιμή. Από τα υπόλοιπα σημεία, επιλέγεται εκείνο που είναι το πιο απομακρυσμένο από αυτά που έχουν ήδη επιλεγεί και προστίθενται στο σύνολο των σημείων επικύρωσης.

Στη μέθοδο που προτείνει ο *Puchwein (1988)*, το πρώτο βήμα συνίσταται στην ταξινόμηση των δειγμάτων, σύμφωνα με τις αποστάσεις *Mahalanobis* από τη μέση τιμή του συνόλου των δεδομένων επιλέγοντας τις πιο ακραίες. Επιλέγεται, τότε μια ελάχιστη απόσταση και διαχωρίζονται όλα τα σημεία τα οποία είναι σε μεγαλύτερη απόσταση από αυτή. Το δείγμα που έχει τη μεγαλύτερη τιμή από τα υπόλοιπα σημεία, επιλέγεται και η διαδικασία επαναλαμβάνεται, επιλέγοντας κάθε φορά το πιο απομακρυσμένο σημείο από τα υπόλοιπα, μέχρι να μην υπάρχουν άλλα σημεία. Ο αριθμός των επιλεγμένων σημείων, εξαρτάται από το μέγεθος της ελάχιστης απόστασης. Αν είναι μικρή, το σύνολο θα



περιλαμβάνει πολλά σημεία. Αν είναι μεγάλη, το σύνολο θα περιλαμβάνει πολύ λίγα σημεία. Η διαδικασία, πρέπει να επαναληφθεί αρκετές φορές για διαφορετικές ελάχιστες αποστάσεις έως ότου επιτευχθεί ο επιθυμητός αριθμός δειγμάτων.

Μια μέθοδος επιλογής η οποία φαίνεται να ξεπερνά το μειονέκτημα του βέλτιστου αριθμού δειγμάτων, είναι η τροποποίηση που πρότεινε ο *Snee* (1977) στη μεθόδου των *Kennard-Stone*, η οποία ονομάζεται μέθοδος *DUPLEX*. Στο πρώτο βήμα επιλέγονται δυο (2) σημεία που απέχουν περισσότερο από κάθε άλλο ζεύγος και τοποθετούνται στο σύνολο ελέγχου. Από τα υπόλοιπα σημεία επιλέγονται τα δύο αντικείμενα που απέχουν περισσότερο από κάθε άλλο ζεύγος και τοποθετούνται στο σύνολο επικύρωσης. Στο τρίτο βήμα, το σημείο που είναι το πιο απομακρυσμένο από τις δύο παρατηρήσεις που είχε επιλεγεί προηγουμένως για το σετ ελέγχου περιλαμβάνεται σε αυτό το σετ. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται επιλέγοντας ένα ακόμα σημείο για το σύνολο επικύρωσης το οποίο απέχει περισσότερο από τα υπάρχοντα σημεία σε αυτό το σετ. Σύμφωνα με την ίδια διαδικασία, τα σημεία προστίθενται εναλλάξ σε κάθε σετ. Η προσέγγιση αυτή, επιλέγει αντιπροσωπευτικά σύνολα ελέγχου και επικύρωση του ίδιου μεγέθους.

Στη συνέχεια, για την περαιτέρω διαμόρφωση του πρώτου συνόλου δεδομένων, στα επιμέρους σύνολα εκπαίδευσης και ελέγχου εφαρμόζεται η τεχνική *LOOCV* (*Pahikkala et al.*, 2006). Αποτελεί παραλλαγή της *leave – k – out* τεχνικής και χρησιμοποιείται στο πεδίο της μηχανικής μάθησης για την εκτίμηση της απόδοσης του αλγορίθμου μάθησης που χρησιμοποιεί το μοντέλο πρόβλεψης. Θεωρείται, ιδιαίτερα χρήσιμη τεχνική διότι δεν “σπαταλά” δεδομένα. Κάθε ένα από τα δεδομένα εκπαίδευσης, που δημιουργήθηκαν στο προηγούμενο στάδιο, χρησιμοποιείται ως δεδομένο ελέγχου, για το ίδιο εκπαιδευόμενο μοντέλο. Όπως έχει αναφερθεί, τα δεδομένα ελέγχου εκτιμούν την απόδοση του μοντέλου. Συνεπώς, η όλη διαδικασία επαναλαμβάνεται έως ότου όλα τα δεδομένα χρησιμοποιηθούν ως δεδομένα ελέγχου.

---

### Τεχνική *LOOCV*

---

Για  $k = 1$  έως  $v$  (όπου  $v$  είναι ο αριθμός των δεδομένων εκπαίδευσης)

- προσωρινά αφαιρείται το νιοστό δεδομένο εκπαίδευσης
- εκπαιδεύεται ο αλγόριθμος με τα  $v - 1$  δεδομένα εκπαίδευσης
- ελέγχεται το νιοστό δεδομένο εκπαίδευσης και καταγράφεται το σφάλμα
- υπολογίζεται το μέσο σφάλμα που προκύπτει κατά την εξέταση όλων των  $v$  δεδομένων εκπαίδευσης.

Next  $k$  (επανάληψη διαδικασίας)

---

## 5.7 ΕΠΙΛΟΓΗ ΜΕΤΑΒΛΗΤΩΝ ΜΕ ΤΗΝ ΜΕΓΙΣΤΗ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑ

Ένα από τα πιο δύσκολα σημεία στην ανάπτυξη ενός μοντέλου πρόβλεψης αποτελεί η εκτίμηση των σημαντικότερων μεταβλητών που επιδρούν στη συμπεριφορά του, ώστε να επιλεγούν ως μεταβλητές εκπαίδευσης. Η χρήση ενός μεγάλου αριθμού μεταβλητών, έχει σαν αποτέλεσμα την αύξηση του μεγέθους του μοντέλου, στην αύξηση του υπολογιστικού χρόνου αλλά και στη μείωση της αποτελεσματικότητάς και επίδοσής του. Πολλές μεταβλητές αυξάνουν την πολυπλοκότητα ενώ μικρός αριθμός μεταβλητών αγνοεί χαρακτηριστικά του φαινομένου (*Benardos & Kaliambakos, 2004b*.) Η συνήθης πρακτική στο πεδίο έρευνας της γεωτεχνικής μηχανικής είναι η εκ των προτέρων επιλογή των παραμέτρων που περιγράφουν ένα φαινόμενο, εφαρμόζοντας τη θεωρητική γνώση και συναξιολογώντας την προγενέστερη εμπειρία και γνώση (*Maier & Daddy, 2000*). Όπως αναφέρει και ο *Fookes* (1997), οι έμπειροι τεχνικοί γεωλόγοι, συνήθως προτείνουν επιτυχώς λύσεις σε σύνθετα τεχνικογεωλογικά προβλήματα, χωρίς απαραίτητα να έχουν πλήρη γνώση του γεωλογικού συστήματος που επιδρά.

Πολλοί ωστόσο ερευνητές ακολουθούν τη διαδικασία επιλογής των παραμέτρων μετά από τη διενέργεια πολλαπλών σεναρίων, συνδυάζοντας κάθε φορά, διαφορετικές παραμέτρους και αξιολογώντας κάθε φορά τα αποτελέσματα. Μια βηματική τεχνική, η οποία περιγράφεται από τους *Maier & Daddy* (2000) δημιουργεί τόσα μοντέλα πρόβλεψης, όσες είναι και οι μεταβλητές εισόδου, χρησιμοποιώντας σε κάθε ένα από τα μοντέλα μια μεταβλητή. Αν υπήρχαν  $n$  μεταβλητές, παράγονται και  $n$  μοντέλα. Κατόπιν, επιλέγεται το μοντέλο με την καλύτερη επίδοση προσθέτοντας σε αυτό μια επιπλέον παράμετρο, παράγοντας έτσι  $n-1$  μοντέλα. Στη συνέχεια επιλέγεται ξανά το μοντέλο με την καλύτερη επίδοση, το οποίο περιέχει τώρα δυο (2) μεταβλητές εισόδου. Η διαδικασία συνεχίζεται με την προσθήκη μιας επιπλέον μεταβλητής και τερματίζει, όταν δεν πετυχαίνεται περαιτέρω βελτίωση στην απόδοση του μοντέλου. Μειονέκτημα αποτελεί η χρονική επιβάρυνση και υπολογιστική ισχύ που απαιτείται αλλά κυρίως ότι αποτελεί *model-based* μεθοδολογία. Δηλαδή, το παραγόμενο αποτέλεσμα καθορίζεται από το σφάλμα εκπαίδευσης, το οποίο επηρεάζεται εκτός από τη σημαντικότητα των επιλεγμένων παραμέτρων και από την αρχιτεκτονική του μοντέλου πρόβλεψης.

Στη φάση αυτή συναξιολογούνται τα αποτελέσματα όπως προκύπτουν από την εύρεση των στατιστικών μέτρων θέσης και διασποράς, της χωρικής ανάλυσης και της συσχέτισης των ΘΕΠ, με τη θεωρητική γνώση και την προγενέστερη εμπειρία και γνώση. Ειδικότερα:

- Τα στατιστικά μέτρα θέσης και διασποράς, καθώς και οι διεργασίες της Χωρικής Ανάλυσης βοηθούν στη διαμόρφωση των κλάσεων των ΘΕΠ.

- Οι χωρικές συσχετίσεις που προκύπτουν μεταξύ των ΘΕΠ κατά τη φάση της Χωρικής Ανάλυσης, αξιολογούνται για την πληρέστερη γνώση της περιοχής έρευνας. Μια σειρά από παρατηρήσεις και χωρικές συσχετίσεις που περιγράφονται ποιοτικά αποκτούν ποσοτική έκφραση.
- Επιχειρείται ο προσδιορισμός του βαθμού πολυμεταβλητότητας του φαινομένου που εξετάζεται, αξιολογώντας τις προκύπτουσες συσχετίσεις, ενώ επιχειρείται ο προσδιορισμός των διακριτών ομάδων των μεταβλητών ή παραμέτρων με φυσικό νόημα.

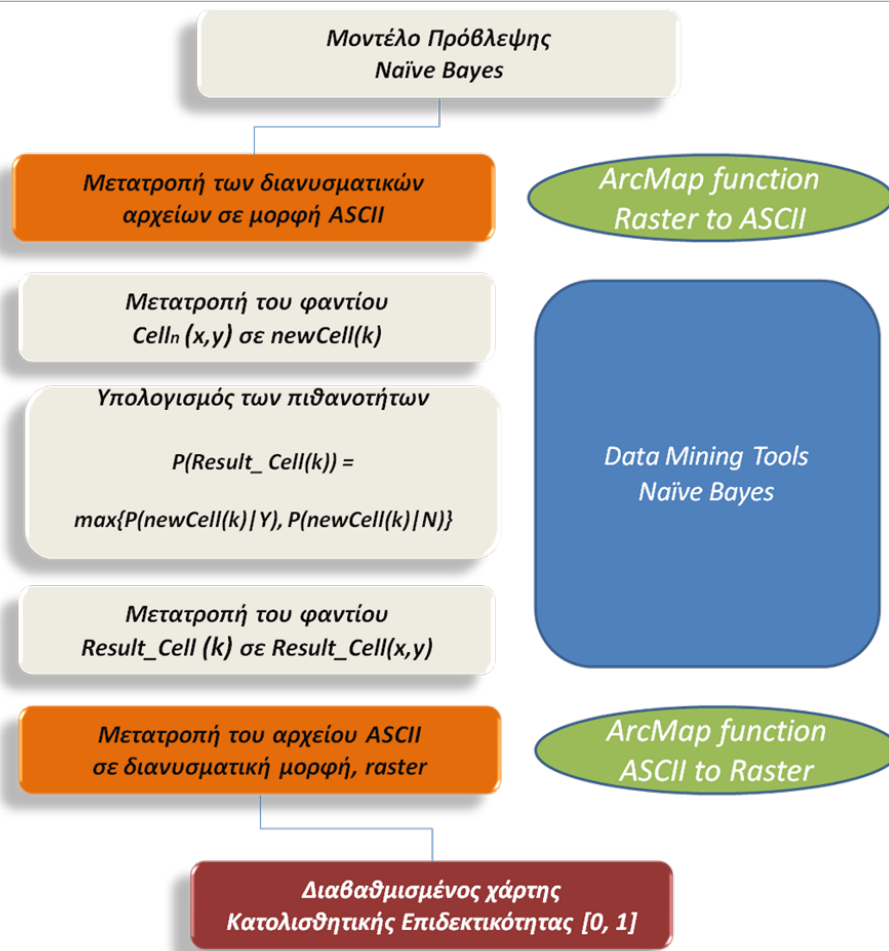
Στόχος των ανώτερων διεργασιών είναι η επιλογή των κατάλληλων ΘΕΠ που πετυχαίνουν τη βέλτιστη απόδοση του μοντέλου πρόβλεψης. Επιπλέον, προσδιορίζονται οι κλάσεις και οι αντίστοιχοι συντελεστές βαρύτητας των ΘΕΠ, οι οποίοι αναδεικνύουν τη σημαντικότητά τους. Η σημαντικότητα των ΘΕΠ αξιολογείται στην επόμενη φάση, κατά την τροφοδοσία των μοντέλων πρόβλεψης.

## 5.8 ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΠΟΥ ΑΝΑΠΤΥΧΘΗΚΑΝ ΣΤΗΝ ΠΑΡΟΥΣΑ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

### 5.8.1 Μοντέλο πρόβλεψης - *Naïve Bayes Landslide Prediction Model*

Για την εφαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης *Naïve Bayes Landslide Prediction Model*, αρχικώς, τα διανυσματικά αρχεία των μεταβλητών των σχετικών με το φαινόμενο των κατολισθήσεων μετατρέπονται σε μορφή *ASCII*, με τη χρήση της υπολειτουργίας *Raster to ASCII* που βρίσκεται στις λειτουργίες του *Conversion Tool* της εργαλειοθήκης *ToolBox* του *ArcMap*.

Στη συνέχεια, ενεργοποιείται η επέκταση *Data Mining Tools* και η λειτουργία *Naïve Bayes Landslide Prediction Model*, όπου εμφανίζεται η σχετική φόρμα εισαγωγής των δεδομένων. Ως δεδομένα εισόδου αποτελούν τα αρχεία που αφορούν την εμπλουτισμένη βάση δεδομένων, όπου περιέχονται θέσεις αστάθειας και ευσταθείς θέσεις, και τα ΘΕΠ που αντιπροσωπεύουν τις μεταβλητές, που κατά τον ερευνητή προσδιορίζουν το φαινόμενο των κατολισθητικών κινήσεων. Τα επιλεγμένα από το χρήστη δεδομένα, αρχεία *ASCII*, εισάγονται στο σύστημα και μετατρέπονται περαιτέρω σε μορφή κατάλληλη για ανάλυση από τον αλγόριθμο *Naïve Bayes* (Σχήμα 5.10).



Σχήμα 5.10 Διάγραμμα ροής αλγορίθμου Naïve Bayes για την εκτίμηση της Κατολισθητικής επιδεκτικότητας.

Κάθε στοιχειώδες φαντίο  $Cell_n(x,y)$ , όπου  $n$  ο αριθμός του φαντίου και  $x, y$  οι συντεταγμένες του στο προβολικό σύστημα που έχει ορίσει ο ερευνητής, κατέχει μια τιμή που αντιστοιχεί στην πραγματική τιμή που κατέχει το φαντίο στη θέση αυτή και για τη μεταβλητή που εξετάζεται. Για την επεξεργασία και την ανάλυση κάθε φαντίου ο αλγόριθμος μετατρέπει το φαντίο  $Cell_n(x,y)$ , που χαρακτηρίζεται από τρεις (3) τιμές,  $x, y$  και  $z$ , όπου  $z$  η τιμή της μεταβλητής που εξετάζεται στη συγκεκριμένη θέση  $(x,y)$ , σε ένα νέο διάνυσμα,  $newCell(k)$ , όπου οι συντεταγμένες  $x$  και  $y$ , έχουν αντικατασταθεί από την παράμετρο  $k$ , μέσω σχετικού πηγαίου κώδικα (Παράρτημα). Ο μετασχηματισμός αυτός θεωρείται απαραίτητη διεργασία για την εφαρμογή του αλγορίθμου Naïve Bayes, και τη δημιουργία ενός αρχείου με όλες τις καταγραφές σε μια μόνο στήλη.

Στη συνέχεια, υπολογίζεται για κάθε  $newCell(k)$  το αποτέλεσμα της μεθόδου *Naïve Bayes*. Αρχικώς, υπολογίζονται η εκ των προτέρων πιθανότητα να ανήκει το φατνίο στην κλάση  $C_i$  με βάση την εξίσωση:

$$p(C_i) = N_{C_i} / N \text{ για } i = 1, m, \quad [39]$$

όπου  $N_{C_i}$  ο αριθμός των φατνίων, προκύπτει από το σύνολο εκπαίδευσης, που ανήκουν στην κλάση  $C_i$  και  $N$  ο συνολικός αριθμός των παρατηρήσεων του συνόλου εκπαίδευσης.

Στην περίπτωση που εξετάζεται, από το σύνολο εκπαίδευσης προσδιορίζονται οι εκ των προτέρων πιθανότητες των δυο (2) καταστάσεων που μπορεί να βρεθεί ένα φατνίο, ευστάθειας ή αστάθειας και αφορούν το σύνολο εκπαίδευσης.

Στη συνέχεια, υπολογίζεται η πιθανότητα, δεδομένης της κλάσης  $C_i$ , να ανήκει ένα φατνίο, το οποίο χαρακτηρίζεται από μια τιμή  $x_{ki}$  της μεταβλητής  $x_k$  και ανήκει στην κλάση  $C_i$ , σύμφωνα με την εξίσωση:

$$p(x_{ki} / C_i) = N_{x_{ki} C_i} / N_{C_i} \text{ για κάθε } x_{ki} \text{ και } x_k \text{ και } i = 1, m, \quad [40]$$

όπου,  $N_{x_{ki} C_i}$  ο αριθμός των φατνίων, που χαρακτηρίζονται από την τιμή  $x_{ki}$  της μεταβλητής  $x_k$  και ανήκουν στην κλάση  $C_i$  και  $N_{C_i}$  ο συνολικός αριθμός των φατνίων του συνόλου εκπαίδευσης που ανήκει στην κλάση  $C_i$ .

Αξιοποιώντας τις πιθανότητες για όλες τις μεταβλητές του προβλήματος και για τις δυο (2) καταστάσεις, η τελική ταξινόμηση προκύπτει από τη σύγκριση των δυο (2) αυτών πιθανοτήτων. Για την εκτίμηση της βεβαιότητας της ταξινόμησης που πραγματοποίησε το μοντέλο, οι δυο (2) πιθανότητες κανονικοποιούνται, σύμφωνα με τη σχέση:

$$Result(k) = p(x_{ki} / YES) / (p(x_{ki} / YES) + p(x_{ki} / NO)) \quad [41]$$

όπου,  $p(x_{ki} / YES)$ , η πιθανότητα να αστοχήσει,  
 $p(x_{ki} / NO)$ , η πιθανότητα να μην αστοχήσει

Το επόμενο βήμα είναι η μετατροπή το αποτελέσματος,  $Result(k)$ , στην αρχική μορφή φατνίου, με τρεις (3) τιμές,  $x$ ,  $y$  και  $z$ , όπου  $z$  η τιμή που αντιστοιχεί στο αποτέλεσμα της μεθόδου στη συγκεκριμένη θέση  $(x, y)$ ,  $ResultCell_n(x, y)$ .

Στο επόμενο στάδιο, το αρχείο *ASCII* μετατρέπεται σε μορφή *Raster* με τη χρήση της υπολειτουργίας *ASCII to Raster*, που βρίσκεται στις λειτουργίες του *Conversion Tool* της εργαλειοθήκης *ToolBox* του *ArcMap*.

Για την εκτίμηση της απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης διαμορφώνεται ένας πίνακας σύγχυσης, *confusion matrix*, που περιέχει πληροφορίες σχετικά με την πραγματική και την προβλεπόμενη ταξινόμηση που πραγματοποιήθηκε από τον μοντέλο πρόβλεψης *Naïve Bayes* και αφορούσε στις καταγραφές του υποσυνόλου ελέγχου, *Test set*, (Πίνακας 5.1).

Πίνακας 5.1 Πίνακας Σύγχυσης, *Confusion Matrix*

		Προβλεπόμενη Κατάσταση	
		Ασταθές	Σταθερό
Πραγματική Κατάσταση	Ασταθές	Αληθώς θετικό (TP)	Ψευδώς αρνητικό (FN)
	Σταθερό	Ψευδώς θετικό (FP)	Αληθώς αρνητικό (TN)

Χαρακτηρισμός	Περιγραφή
Αληθώς θετικό ( <i>True Positive TP</i> ):	το συμβάν εκτιμάται ότι ανήκει στην κατηγορία Cj και πράγματι ανήκει σε αυτήν
Ψευδώς θετικό ( <i>False Positive FP</i> ):	το συμβάν εκτιμάται ότι ανήκει στην κατηγορία Cj ενώ στην πραγματικότητα δεν ανήκει σε αυτήν
Αληθώς αρνητικό ( <i>True Negative TN</i> ):	το συμβάν εκτιμάται ότι δεν ανήκει στην κατηγορία Cj και πράγματι δεν ανήκει σε αυτήν
Ψευδώς αρνητικό ( <i>False Negative FN</i> ):	το συμβάν εκτιμάται ότι δεν ανήκει στην κατηγορία Cj ενώ στην πραγματικότητα ανήκει σε αυτήν

Τέλος, η αξιολόγηση του μοντέλου πρόβλεψης, γίνεται χρησιμοποιώντας μετρικές σχέσεις, όπως είναι ο δείκτης *precision*, *recall*, *accuracy*, *error rate* και ο δείκτης *F*. Όλοι οι δείκτες προκύπτουν από τις τέσσερις (4) καταστάσεις με τις οποίες μπορούμε να χαρακτηρίσουμε μια παρατήρηση.

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad \text{recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad F_1 = \frac{2 \cdot \text{recall} \cdot \text{precision}}{\text{recall} + \text{precision}} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}$$

$$\text{Accuracy} = \frac{f_{11} + f_{00}}{f_{11} + f_{00} + f_{01} + f_{10}} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$\text{Error rate} = \frac{f_{01} + f_{10}}{f_{11} + f_{00} + f_{01} + f_{10}} = \frac{FP + FN}{TP + TN + FP + FN}$$



### 5.8.2 Μοντέλο πρόβλεψης Ομοιότητας - *Similarity Index*

Όπως και στο προηγούμενο μοντέλο, τα διανυσματικά αρχεία των μεταβλητών που έχουν επιλεγεί μετατρέπονται σε μορφή *ASCII*, με τη χρήση της υπολειτουργίας *Raster to ASCII*, που βρίσκεται στις λειτουργίες του *Conversion Tool* της εργαλειοθήκης *ToolBox* του λογισμικού *ArcMap 9.3*. Ενεργοποιείται η επέκταση *Data Mining Tools* και η λειτουργία *Similarity Index*, όπου εμφανίζεται η σχετική φόρμα εισαγωγής των δεδομένων. Τα επιλεγμένα από τον χρήστη δεδομένα, αρχεία *ASCII*, εισάγονται στο σύστημα και μετατρέπονται περαιτέρω σε μορφή κατάλληλη για ανάλυση από τον αλγόριθμο *Similarity Index*.

Ως δεδομένα εισόδου θεωρούνται τα αρχεία που αφορούν τη βάση δεδομένων, όπου περιέχονται μόνο θέσεις αστάθειας, και τα ΘΕΠ που αντιπροσωπεύουν τις μεταβλητές που κατά τον ερευνητή προσδιορίζουν το φαινόμενο των κατολισθητικών κινήσεων. Σε αντίθεση με το μοντέλο πρόβλεψης *Naïve Bayes Landslide Prediction Model*, εδώ αξιολογούνται τα σύνολα εκπαίδευσης, ελέγχου και επικύρωσης που αφορούν τις θέσεις **αστοχίας** και μόνο (Σχήμα 5.11).

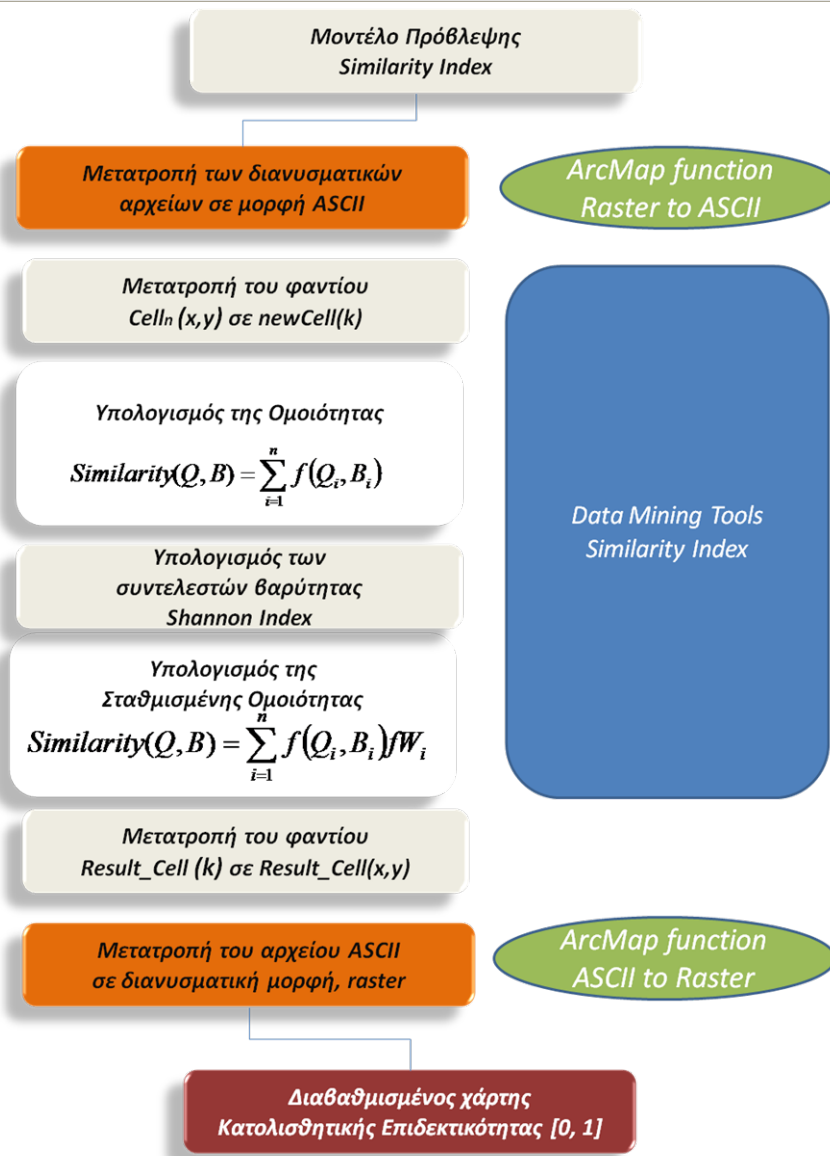
Ο κύριος στόχος του μοντέλου πρόβλεψης, *Similarity Index*, είναι η εκτίμηση της *Ομοιότητας* μεταξύ των στοιχειωδών μονάδων μορφολογικού ανάγλυφου της περιοχής έρευνας και ήδη γνωστών καταγεγραμμένων θέσεων αστάθειας. Επιχειρείται η εκτίμηση ενός δείκτη *Ομοιότητας* που λαμβάνει τιμές από μηδέν (0) έως ένα (1), αξιοποιώντας τον αλγόριθμο του εγγύτερου γείτονα, *kNN* (*Tsangaratos et al., 2011*). Η αξιολόγηση του δείκτη επιτρέπει τη διαμόρφωση ζωνών *Ομοιότητας*, οι οποίες ζώνες αντιστοιχούν σε ζώνες κατολισθητικής επιδεκτικότητας.

Σε ένα διανυσματικό χώρο  $n$  διαστάσεων, όπου  $n$  είναι ο αριθμός των μεταβλητών που χαρακτηρίζουν το κατολισθητικό συμβάν, ως εγγύτερος γείτονας θεωρείται το συμβάν της βάσης δεδομένων που βρίσκεται εγγύτερα στο υπό εξέταση συμβάν. Η *Ομοιότητα* εκτιμάται με τον υπολογισμό της απόστασης στο διανυσματικό χώρο των  $n$  μεταβλητών από τον τύπο:

$$Similarity(Q, B) = \sum_{i=1}^n f(Q_i, B_i) \quad [42]$$

όπου,

$f(Q_i, B_i)$ , η διανυσματική απόσταση μεταξύ των φαντίων της περιοχής έρευνας και των καταγεγραμμένων φαντίων αστοχίας,



Σχήμα 5.11 Διάγραμμα ροής αλγορίθμου Similarity Index για την εκτίμηση της Κατολισθητικής επιδεκτικότητας.

Τιμές Ομοιότητας κοντά στο ένα (1) υποθέτουν ασταθείς καταστάσεις, ενώ τιμές Ομοιότητας κοντά στο μηδέν (0) ευσταθείς καταστάσεις. Η συνάρτηση η οποία χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό του δείκτη Ομοιότητας, δίνεται από τη μετρική συνάρτηση που παρουσίασε ο Davey-Wilson (1990) (Πίνακας 5.2).

Πίνακας 5.2 Μέθοδος εκτίμησης ομοιότητας Davey – Wilson

<u>Value of Class</u>	<u>Class Similarity</u>
Base or Query Case = 0 or blank	0
Base case = Query case	1
Base case ≠ Query case ≠ 0 or blank	$1 - \frac{Abs(QueryCase - BaseCase)}{ClassRange}$

Συγκεκριμένα, στην περίπτωση της εκτίμησης της Ομοιότητας μεταξύ φατνίων της περιοχής έρευνας και φατνίων όπου έχει εκδηλωθεί κατολίσθηση, όταν το προς εξέταση φατνίο ανήκει στην ίδια κλάση με αυτή που έχει ταξινομηθεί το φατνίο που έχει αστοχήσει παίρνει την τιμή ένα (1). Σε κάθε άλλη περίπτωση υπολογίζεται σύμφωνα με την εξίσωση:

$$1 - \frac{Abs(QueryCase - BaseCase)}{ClassRange} \quad [43]$$

όπου, **QueryCase**, το προς εκτίμηση φατνίο της περιοχής έρευνας,  
**BaseCase**, το φατνίο αστοχίας που περιέχει η βάση δεδομένων,  
**ClassRange**, το πλήθος των κλάσεων που χαρακτηρίζει την κάθε μεταβλητή.

Η σημαντικότητα της κάθε μεταβλητής κατά την εκτίμηση της κατολισθητικής επιδεκτικότητας διαφέρει, συνεπώς αναμένεται και μια αντίστοιχη διαφοροποιημένη επίδραση κατά την εκτίμηση της Ομοιότητας. Κάθε μεταβλητή κατέχει ένα συντελεστή βαρύτητας για την απόδοση αυτής της διαφορετικής επίδρασης στην εκτίμηση του δείκτη Ομοιότητας.

Ο καθορισμός των συντελεστών βαρύτητας πραγματοποιείται μέσω της Θεωρίας της Πληροφορίας και ειδικότερα της Εντροπίας του Shannon (1948). Οι τιμές της εντροπίας ενός χαρακτηριστικού κυμαίνονται από μηδέν (0) έως ένα (1) και ουσιαστικά η εντροπία αποτυπώνει την ποσότητα πληροφορίας που κατέχει το χαρακτηριστικό, ενώ υπολογίζεται σύμφωνα με τις εξισώσεις:

$$H_n = \sum_{i=1}^n p_i \frac{\log(1/p_i)}{\log(n)} \quad [44]$$

όπου,  $p_i$  ισούται με τον λόγο του πλήθους των παρατηρήσεων εντός μιας κλάσης προς το συνολικό πλήθος των παρατηρήσεων σε όλες τις κλάσεις, και  $n$  ο συνολικός αριθμός των παρατηρήσεων.

Τιμές Εντροπίας κοντά στο μηδέν (0) περιγράφουν χαρακτηριστικά με μέγιστη ποσότητα πληροφορίας, ενώ τιμές Εντροπίας κοντά στο ένα (1) ελάχιστη ποσότητα πληροφορίας. Επομένως, χαρακτηριστικά με μέγιστη ποσότητα πληροφορίας αναμένεται να έχουν και αυξημένο συντελεστή βαρύτητας. Ο συντελεστής βαρύτητας της εντροπίας του  $x_{th}$  χαρακτηριστικού αποτυπώνεται στην εξίσωση:

$$fW_x = \frac{1 - H_n}{n - \sum_{i=1}^n H_n} \quad [45]$$

όπου,  $H_n$  η τιμή της εντροπίας,  
και  $n$  ο συνολικός αριθμός των παρατηρήσεων.

Η εξίσωση Ομοιότητας τροποποιείται με την προσθήκη των συντελεστών βαρύτητας στην ακόλουθη εξίσωση:

$$Similarity(Q, B) = \sum_{i=1}^n f(Q_i, B_i) fW_i \quad [46]$$

όπου,  $fW_i$ , ο συντελεστής βαρύτητας της  $i$  μεταβλητής.

Στη συνέχεια, για την εύρεση του πλήθους των εγγύτερων γειτόνων των οποίων μετράται η Ομοιότητα, προκύπτει με εφαρμογή της διαδικασίας - τεχνικής δοκιμής και λάθους, *trial and error process*. Συγκεκριμένα, κατασκευάζεται πίνακας επιλογής του βέλτιστου μοντέλου, μέσω της εκτίμησης της απόδοσης στο σύνολο ελέγχου.

Σε ότι αφορά την εκτίμηση της απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης, διαμορφώνεται ένας πίνακας σύγχυσης, *confusion matrix*, που περιέχει πληροφορίες σχετικά με την πραγματική και την προβλεπόμενη ταξινόμηση που πραγματοποιήθηκε από τον μοντέλο πρόβλεψης *Similarity Index* και αφορούσε τις καταγραφές του υποσυνόλου ελέγχου, *Test set*. Ακολουθείται η ίδια διαδικασία επικύρωσης, με αυτήν που εφαρμόζεται στο μοντέλο πρόβλεψης *Naïve Bayes Landslide Prediction Model*. Η όλη διαδικασία επαναλαμβάνεται ξεχωριστά για κάθε υποσύνολο εκπαίδευσης, ελέγχου και επικύρωσης και γίνεται αξιολόγηση των αποτελεσμάτων.

### 5.8.3 Μοντέλο πρόβλεψης με τη χρήση του αλγορίθμου ID3, της τεχνικής των Δένδρων Απόφασης.

Πρόκειται για την κατασκευή ενός μοντέλου πρόβλεψης και του αντίστοιχου χάρτου κατολισθητικής επιδεκτικότητας, όπου αξιοποιείται ένας τροποποιημένος αλγόριθμος ID3,

στους παραγόμενους κανόνες του οποίου αποδίδονται οι συντελεστές βεβαιότητας που προκύπτουν από τη μέθοδο του μοντέλου πρόβλεψης *Certainty Factor*.

Το σύνολο των δεδομένων που ανακτώνται από τη βάση δεδομένων προετοιμάζονται για την εισαγωγή τους στην επέκταση *Data Mining Tools* και τη λειτουργία *Decision Tree*, όπου εμφανίζεται η σχετική φόρμα εισαγωγής των δεδομένων.

Τα δεδομένα αποτελούν τα αρχεία που αφορούν στην εμπλουτισμένη βάση δεδομένων, όπου περιέχονται θέσεις αστάθειας και ευσταθείς θέσεις και τα Θεματικά Επίπεδα Πληροφοριών που αντιπροσωπεύουν τις μεταβλητές που κατά τον ερευνητή προσδιορίζουν το φαινόμενο των κατολισθητικών κινήσεων. Τα επιλεγμένα από τον χρήστη δεδομένα, αρχεία *ASCII*, εισάγονται στο σύστημα και μετατρέπονται περαιτέρω σε μορφή κατάλληλη για ανάλυση από τον αλγόριθμο *Decision Tree-ID3*.

Η εφαρμογή του σχετικού μοντέλου πρόβλεψης δίνει τη δυνατότητα να εξαχθούν κανόνες συσχέτισης από το σύνολο εκπαίδευσης. Η τεχνική των Δένδρων Απόφασης χαρακτηρίζεται ως μια γενική, μη παραμετρική τεχνική, η οποία είναι ικανή να παράγει ταξινομητές με στόχο να εκτιμήσει νέες, άγνωστες καταστάσεις, ή να αποκαλύψει τους μηχανισμούς που χαρακτηρίζουν ένα πρόβλημα .

Οι κανόνες συσχέτισης που παράγονται έχουν τη μορφή:

*ΕΑΝ* η άγνωστη παρατήρηση *X*, χαρακτηρίζεται ως προς τη μεταβλητή [*Τεχνικογεωλογική Ενότητα*] ως κλάση [*A*] και ως προς τη μεταβλητή [*Απόσταση από Οδικό Δίκτυο*] ως κλάση [*B*] *ΤΟΤΕ* η παρατήρηση *X* ανήκει στην κλάση [*A*] (πιθανή εκδήλωση αστοχίας).

Για την εκτίμηση της βεβαιότητας των κανόνων συσχέτισης που εξάγονται από την εφαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης, *Decision Tree*, εφαρμόζεται η στατιστική μέθοδος, *Certainty Factor*, η οποία υπολογίζει τους συντελεστές βεβαιότητας που αντιστοιχούν στις κλάσεις κάθε μεταβλητής, από το σύνολο εκπαίδευσης των κατολισθήσεων (Σχήμα 5.12).

Κατόπιν με δεδομένο τον κανόνα συσχέτισης που παρήγαγε το μοντέλο και συνεπώς και των κλάσεων που εμπλέκονται σε αυτόν τον κανόνα, αποδίδονται οι αντίστοιχοι συντελεστές βεβαιότητας και επιλύεται η κατάλληλη κάθε φορά συνάρτηση που δίνει τον τελικό συντελεστή βεβαιότητας του κανόνα συσχέτισης.

Στη συνέχεια, εισάγονται στο σύστημα οι κανόνες συσχέτισης και οι αντίστοιχοι συντελεστές βεβαιότητας καθώς και το σύνολο των μεταβλητών, που νωρίτερα είχαν μετατραπεί σε κατάλληλη μορφή από τα αρχικά αρχεία *ASCII*.





Σε ότι αφορά την εκτίμηση των συντελεστών βεβαιότητας *Certainty Factor*, υπολογίζονται με βάση την εξίσωση:

$$CF_{ij} = \begin{cases} \frac{f_{ij} - f}{f_{ij} (1 - f)} & \text{if } f_{ij} \geq f \\ \frac{f_{ij} - f}{f (1 - f_{ij})} & \text{if } f_{ij} < f \end{cases} \quad [47]$$

όπου,

$CF_{ij}$ , ο συντελεστής βεβαιότητας που δίνεται σε συγκεκριμένη κλάση  $i$  μιας μεταβλητής  $j$ ,

$f_{ij}$ , η πυκνότητα κατολισθητικών συμβάντων στην κλάση  $i$  της μεταβλητής  $j$ ,

$f$ , η πυκνότητα των κατολισθητικών συμβάντων στην περιοχή έρευνας.

Η  $f_{ij}$  είναι η υπό όρους πιθανότητα να υπάρχει κατολίσθηση στην κλάση  $i$  και  $f$  είναι η εκ των προτέρων πιθανότητα του συνολικού αριθμού των κατολισθήσεων που εκδηλώνονται στην περιοχή μελέτης.

Ο συντελεστής βεβαιότητας αποτυπώνει τη βεβαιότητα του συστήματος για ένα παρατηρούμενο αποτέλεσμα. Το εύρος του συντελεστή βεβαιότητας κυμαίνεται από [-1] έως [+1]. Η ελάχιστη τιμή [-1] σημαίνει ότι η υπόθεση είναι σίγουρα ψευδείς και η μέγιστη τιμή [+1] σημαίνει ότι η υπόθεση είναι σίγουρα αληθείς. Οι θετικές τιμές σημαίνουν μια αυξανόμενη βεβαιότητα στην αιτιότητα, ενώ οι αρνητικές τιμές αντιστοιχούν στο αντίθετο. Μια τιμή κοντά στο 0 σημαίνει ότι είναι δύσκολο να δοθεί κάποια ένδειξη σχετικά με την αιτιότητα.

Στη συνέχεια, οι συντελεστές βεβαιότητας της κάθε παραμέτρου, συνδυάζονται ανά ζεύγη με τη χρήση σχετικού κανόνα. Από το συνδυασμό των δυο (2) συντελεστών βαρύτητας  $x$  και  $y$  που προέρχονται από διαφορετικά θεματικά επίπεδα πληροφορίας, προκύπτει ένας νέος συντελεστής βαρύτητας  $z$  που υπολογίζεται με βάση τις συνθήκες:

$$z = \begin{cases} x + y - xy & x, y \geq 0 \\ \frac{x + y}{1 - \min(|x|, |y|)} & x, y \text{ opposite sign} \\ x + y + xy & x, y < 0 \end{cases} \quad [48]$$

Για τον τελικό υπολογισμό του *Certainty Factor* και τη χωρική αποτύπωση της παραγόμενης γνώσης, δημιουργήθηκε πρωτότυπος πηγαίος προγραμματιστικός κώδικας, ο οποίος διαχειρίζεται αρχεία *ASCII* και επιτρέπει τη δημιουργία χάρτου επιδεκτικότητας, με βάση τους συντελεστές βεβαιότητας κάθε κλάση *i* για κάθε παράμετρο *j*.

Σε ότι αφορά την εκτίμηση της απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης διαμορφώνεται αντίστοιχα ένας πίνακας σύγχυσης, *confusion matrix*, που περιέχει πληροφορίες σχετικά με την πραγματική και την προβλεπόμενη ταξινόμηση που πραγματοποιήθηκε από τον μοντέλο πρόβλεψης *Decision Tree* και αφορούσε τις καταγραφές του υποσυνόλου ελέγχου, *Test set*. Ακολουθείται η ίδια διαδικασία επικύρωσης, με αυτήν που εφαρμόζεται στα προηγούμενα μοντέλα πρόβλεψης. Η όλη διαδικασία επαναλαμβάνεται ξεχωριστά για κάθε υποσύνολο εκπαίδευσης, ελέγχου και επικύρωσης και γίνεται αξιολόγηση των αποτελεσμάτων.

#### 5.8.4 Μοντέλο πρόβλεψης Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

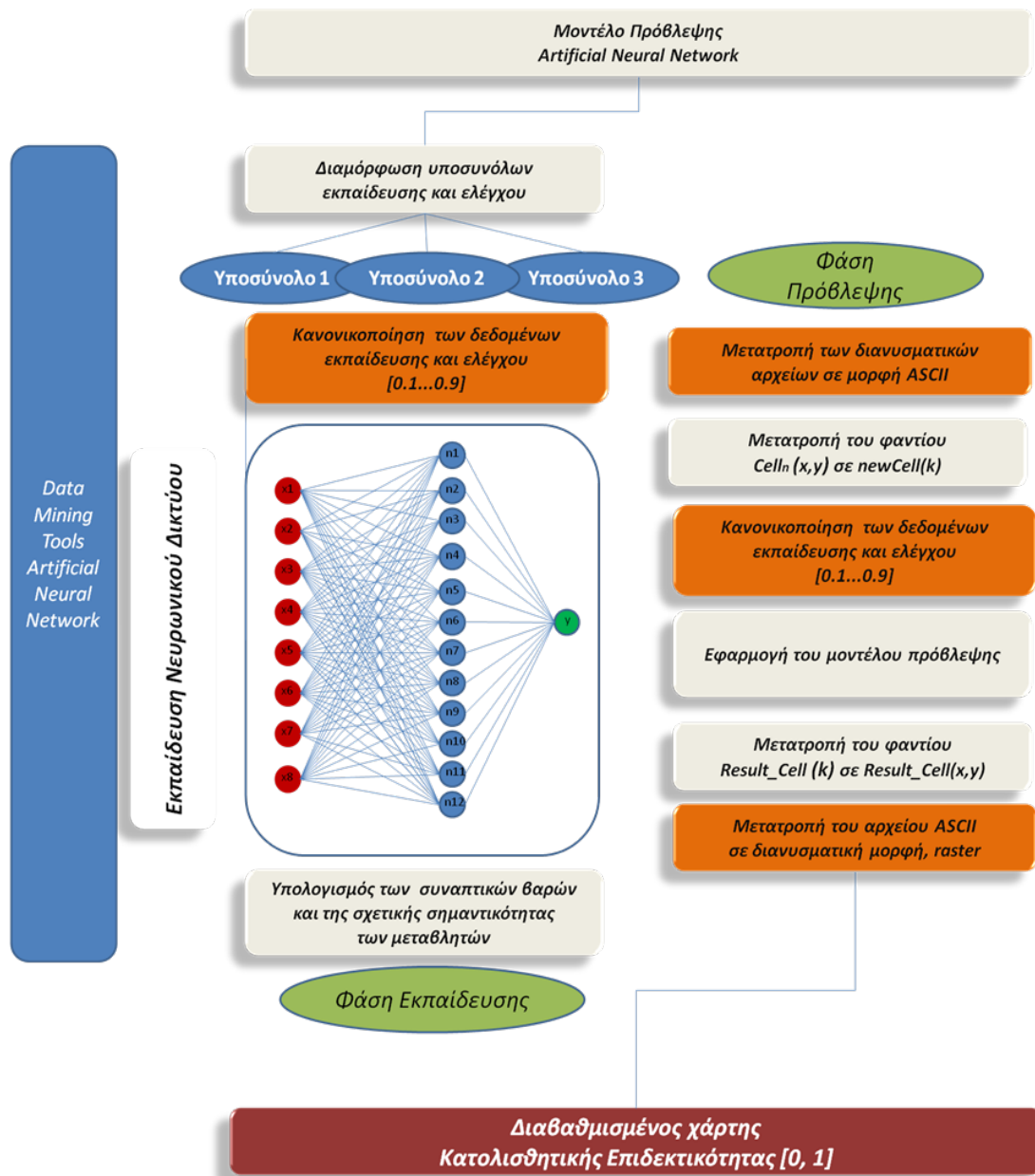
Σε ότι αφορά τα διανυσματικά αρχεία των μεταβλητών που έχουν επιλεγεί για την εκτίμηση της κατολισθητικής επιδεκτικότητας, μέσω του μοντέλου πρόβλεψης *Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων*, μετατρέπονται αρχικώς σε μορφή *ASCII*, με τη χρήση της υπολειτουργίας *Raster to ASCII*, που βρίσκεται στις λειτουργίες του *Conversion Tool* της εργαλειοθήκης *ToolBox* του λογισμικού *ArcMap*. Στη συνέχεια, ενεργοποιείται η επέκταση *Data Mining Tools* και η λειτουργία *Neural Networks*, όπου εμφανίζεται η σχετική φόρμα εισαγωγής των δεδομένων. Τα επιλεγμένα από το χρήστη δεδομένα, αρχεία *ASCII*, εισάγονται στο σύστημα και μετατρέπονται περαιτέρω σε μορφή κατάλληλη για ανάλυση από τον αλγόριθμο *Neural Network* (Σχήμα 5.13).

Στην πρώτη φάση, στη φάση της εκπαίδευσης, εισάγονται από τη βάση δεδομένων το πρώτο από τα υποσύνολα εκπαίδευσης με το αντίστοιχο υποσύνολο ελέγχου. Τόσο τα υποσύνολα εκπαίδευσης όσο και τα υποσύνολα ελέγχου, περιέχουν τις τιμές που αντιστοιχούν σε κάθε μεταβλητή για το σύνολο των καταγεγραμμένων αστοχιών.

Για την ορθότερη χρήση των δεδομένων, τα δεδομένα κανονικοποιούνται και λαμβάνουν τιμές στο διάστημα [0.1, 0.9] σύμφωνα με την εξίσωση κανονικοποίησης [35] που παρουσιάστηκε στη σχετική παράγραφο.

Για την επιλογή της βέλτιστης αρχιτεκτονικής, ακολουθείται μια επαναληπτική διαδικασία, η οποία εξασφαλίζει τη δημιουργία διαφορετικών μοντέλων, τα οποία

κατέχουν διαφορετικές παραδοχές, διαφορετικό αριθμό κρυφών νευρώνων, διαφορετικό κατώφλι πρόωρης παύσης, κ.λ.π. Η μεθοδολογία που ακολουθείται εφαρμόζει την τεχνική της πρόωρης παύσης της μάθησης (*early stopping*) για τον έλεγχο του υπερ-ταιριάσματος (*over – fitting*) και κατ’έκταση τη βελτιστοποίηση της απόδοσης του ΤΝΔ. Τα βήματα που ακολουθούνται, είναι τα εξής (Σχήμα 5.14).



Σχήμα 5.13 Διάγραμμα ροής μοντέλου πρόβλεψης Artificial Neural Network. για την εκτίμηση της Κατολισθητικής επιδεκτικότητας.

---

Βήματα	Περιγραφή διεργασιών
Βήμα 1 <sup>ο</sup>	καθορισμός του αριθμού των κρυφών επιπέδων και του αρχικού αριθμού των κρυφών νευρώνων,
Βήμα 2 <sup>ο</sup>	διαμόρφωση των αρχικών συναπτικών βαρών για κάθε μεταβλητή εισόδου,
Βήμα 3 <sup>ο</sup>	καθορισμός του ρυθμού μάθησης και επιλογή ανάμεσα σε σταθερό ή προσαρμοσμένο ρυθμό,
Βήμα 4 <sup>ο</sup>	καθορισμός του δείκτη ορμής και επιλογή ανάμεσα σε σταθερό ή προσαρμοσμένο δείκτη,
Βήμα 5 <sup>ο</sup>	παρακολούθηση και έλεγχος του σφάλματος εξόδου του συνόλου εκπαίδευσης και ελέγχου,
Βήμα 6 <sup>ο</sup>	εφαρμογή του μοντέλου, και καταγραφή των σχετικών δεικτών, του αριθμού των εποχών εκπαίδευσης, των αρχικών συναπτικών βαρών, της σχετικής επίδρασης των μεταβλητών εισόδου ως προς τις μεταβλητές εξόδου, του σφάλματος εξόδου των δυο (2) συνόλων εκπαίδευσης και ελέγχου.
Βήμα 7 <sup>ο</sup>	επανάληψη των βημάτων 1, 3, 4, 5, 6 μέχρι την ολοκλήρωση των απαιτήσεων του χρήστη
Βήμα 8 <sup>ο</sup>	επιλογή βέλτιστης αρχιτεκτονικής του ΤΝΔ από το σχετικό μητρώο σφάλματος εξόδου
Βήμα 9 <sup>ο</sup>	αξιολόγηση του τελικού ΤΝΔ

---

Σχήμα 5.14 Περιγραφή βημάτων και διεργασιών της προτεινόμενου μοντέλου ΤΝΔ.

Κατά την εκπαίδευση του μοντέλου καταγράφεται το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα των δεδομένων εκπαίδευσης, ενώ παράλληλα καταγράφεται και το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα των δεδομένων ελέγχου (*Mean Absolute Percentage Error, MAPE*). Η διαδικασία μάθησης τερματίζεται, όταν το *MAPE* των δεδομένων εκπαίδευσης πετύχει το στόχο που καθορίζει ο χρήστης. Κατά τη στιγμή εκείνη καταγράφεται το *MAPE* των δεδομένων ελέγχου. Υπολογίζεται έτσι το μέσο απόλυτο σφάλμα του μοντέλου, αφού έχει προηγηθεί και το στάδιο του ελέγχου, σφάλμα το οποίο ισούται με το ήμισυ του αθροίσματος των δυο (2) ανώτερων τιμών (Πίνακας 5.3).

Η όλη διαδικασία επαναλαμβάνεται και για τα υπόλοιπα υποσύνολα εκπαίδευσης και ελέγχου που έχουν δημιουργηθεί κατά τη φάση της διαμόρφωσής τους.

Στη δεύτερη φάση, τη φάση της πρόβλεψης, τα αρχεία *ASCII* που αντιστοιχούν στις μεταβλητές που επιλέχθηκαν και εισήχθησαν στο σύστημα, κανονικοποιούνται και λαμβάνουν τιμές στο διάστημα [0.1, 0.9]. Ακολούθως, επιλέγονται τα συναπτικά βάρη που

προσδιορίστηκαν κατά τη φάση της εκπαίδευσης και το αποτέλεσμα του *τρεξίματος* του μοντέλου, αποτυπώνεται γραφικά με το μετασχηματισμό του σε αρχείο ASCII και στη συνέχεια εισαγωγή στην πλατφόρμα του Γ.Σ.Π., μέσω της γνωστής λειτουργίας και υπορουτίνας.

Πίνακας 5.3 Επιλογή βέλτιστου μοντέλου TNA

Αριθμός μοντέλου	Αριθμός κρυφών νευρώνων	Εκτίμηση λάθους στο υποσύνολο εκπαίδευσης	Εκτίμηση λάθους στο υποσύνολο ελέγχου	Επίλογή βέλτιστης αρχιτεκτονικής
1	2			
2	4			
3	6			
4	8			Βέλτιστο
5	10			
6	12			

## 5.9 ΣΥΓΚΡΙΤΙΚΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΧΑΡΤΩΝ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΗΣ ΕΠΙΔΕΚΙΚΟΤΗΤΑΣ

Σύμφωνα με τη διεθνή πρακτική, οι χάρτες που προσομοιώνουν ένα δυναμικό φαινόμενο αποδίδουν την επικινδυνότητα με τη μορφή ζωνών επικινδυνότητας (*Van Westen, 1997, Chanon et al., 2006, Fell et al., 2005*). Για τη συγκριτική εκτίμηση των χαρτών που παρήχθησαν από την εφαρμογή των διαφόρων τεχνικών και μεθόδων, χρησιμοποιούνται δυο (2) στατιστικοί δείκτες: ο συντελεστής συσχέτισης μεταξύ των χαρτών, και το ποσοστό των παρατηρούμενων κατολισθήσεων που εντοπίζονται ανά ζώνη τόσο στο υποσύνολο ελέγχου όσο και στο υποσύνολο επικύρωσης.

Σε ότι αφορά την εκτίμηση του συντελεστού συσχέτισης, αναπτύχθηκε πηγαίος κώδικας (παράρτημα), ο οποίος υπολογίζει τον σχετικό συντελεστή ανά ζεύγη σύμφωνα με τη μαθηματική εξίσωση:

$$\text{Corr}_{B_x B_y} = \frac{\text{Covar}_{B_x B_y}}{\text{Std}_{B_x} \text{Std}_{B_y}} \quad [49]$$

$$\text{Covar}_{B_x B_y} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \quad [50] \quad \text{Std}_{B_x} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad [51] \quad \text{Std}_{B_y} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad [52]$$

όπου,  $n$  ο αριθμός των φατνίων

$x_i$ , η τιμή του φατνίου  $i$  στον  $B_x$  χάρτη

$y_i$ , η τιμή του φατνίου  $i$  στον  $B_y$  χάρτη

$\bar{X}$ , η μέση τιμή των φατνίων του  $B_x$  χάρτη

$\bar{Y}$ , η μέση τιμή των φατνίων του  $B_y$  χάρτη

Το αποτέλεσμα της εκτίμησης του συντελεστού συσχέτισης μπορεί να χαρακτηριστεί από τρεις (3) πιθανές καταστάσεις: οι δυο (2) χάρτες να έχουν θετική συσχέτιση, οι δυο (2) χάρτες να έχουν αρνητική συσχέτιση και τέλος οι δυο (2) χάρτες να μην έχουν καμία συσχέτιση.

Επιπλέον, οι συσχετίσεις μπορούν να χαρακτηριστούν με βάση τον βαθμό συσχέτισης, σύμφωνα με τον Πίνακα 5.4.

Πίνακας 5.4 Βαθμός Συσχέτισης (Koolhoven & Wind, 1996, ILWIS, 2001)

Θετική Συσχέτιση	Αρνητική Συσχέτιση	Βαθμός Συσχέτισης
0 – 0.2	-0.2 – 0	Πολύ ασθενής ή απουσία συσχέτισης
0.2 – 0.4	-0.4 – -0.2	Ασθενής, χαμηλή συσχέτιση
0.4 – 0.7	-0.7 – -0.4	Μέτρια συσχέτιση
0.7 – 0.9	-0.9 – -0.7	Ισχυρός, υψηλή συσχέτιση
0.9 – 1	-1 – -0.9	Πολύ ισχυρός, πολύ υψηλή συσχέτιση

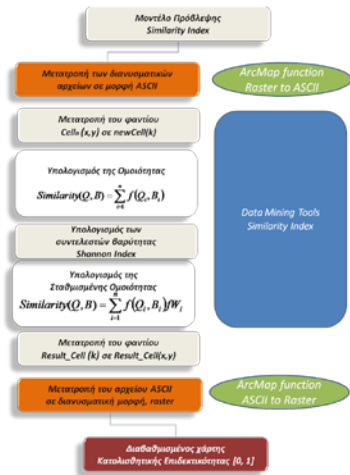
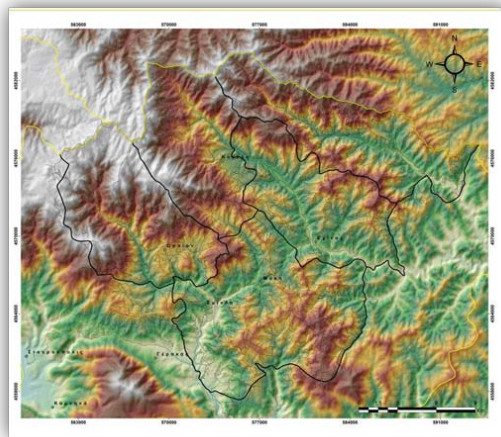
Σε ότι αφορά την πυκνότητα των παρατηρούμενων κατολισθητικών συμβάντων, σε κάθε κλάση επιδεκτικότητας κατασκευάζεται σχετικός πίνακας, πίνακας όπου συγκρίνονται οι τιμές πυκνότητας.

Η τελική επιλογή του μοντέλου πρόβλεψης, του μοντέλου που δίνει την καλύτερη εκτίμηση για την περιοχή μελέτης, δύναται να πραγματοποιηθεί λαμβάνοντας υπόψη τη συνολική έκταση των ζωνών επικινδυνότητας και την εκ των προτέρων κατολισθητική πιθανότητα. Κατά τον Long (2008), όταν οι ζώνες υψηλής και πολύ υψηλής επιδεκτικότητας είναι μικρή έκτασης και αντίστοιχα οι ζώνες χαμηλής και πολύ χαμηλής επιδεκτικότητας καταλαμβάνουν μεγάλη έκταση, τότε η εκτίμηση της επιδεκτικότητας και η ζωνοποίηση που προκύπτει είναι περισσότερο ακριβής.



# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6<sup>ο</sup>:

## ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6<sup>ο</sup> : ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ

### 6.1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η περιοχή μελέτης εντοπίζεται στα σύνορα της Ελλάδας με τη Βουλγαρία. Αποτελεί χαρακτηριστική περίπτωση παραμεθόριας περιοχής, απομονωμένη από τα κέντρα οικονομικής και κοινωνικής δραστηριότητας και από τους χώρους λήψης αποφάσεων. Η γεωγραφική της θέση και η εγγύτητά της με τα εθνικά μας σύνορα, διαμόρφωσε μια περιοχή με σχετικά υποβαθμισμένη υποδομή και ανάπτυξη.

Ωστόσο, με την ένταξη της Βουλγαρίας στην Ε.Ε. και ουσιαστικά την κατάργηση των συνόρων, δημιουργούνται σημαντικές προοπτικές ανάπτυξης των απομονωμένων αυτών περιοχών. Καθοριστικής σημασίας εξέλιξη, αναμένεται να αποτελέσει η επερχόμενη λειτουργία του κάθετου άξονα της Εγνατίας Οδού στην περιοχή του Εχίνου, ο οποίος άξονας θα προχωρεί σε βάθος στη Βαλκανική ενδοχώρα μέχρι την Ρουμανία (Πανευρωπαϊκός άξονας ΙΧ). Η εξέλιξη αυτή θα επιφέρει τεράστιες αλλαγές στην ευρύτερη περιοχή, η οποία θα υποδεχθεί σύγχρονες παραγωγικές δραστηριότητες, επενδύσεις και σημαντικά αναπτυξιακά προγράμματα.

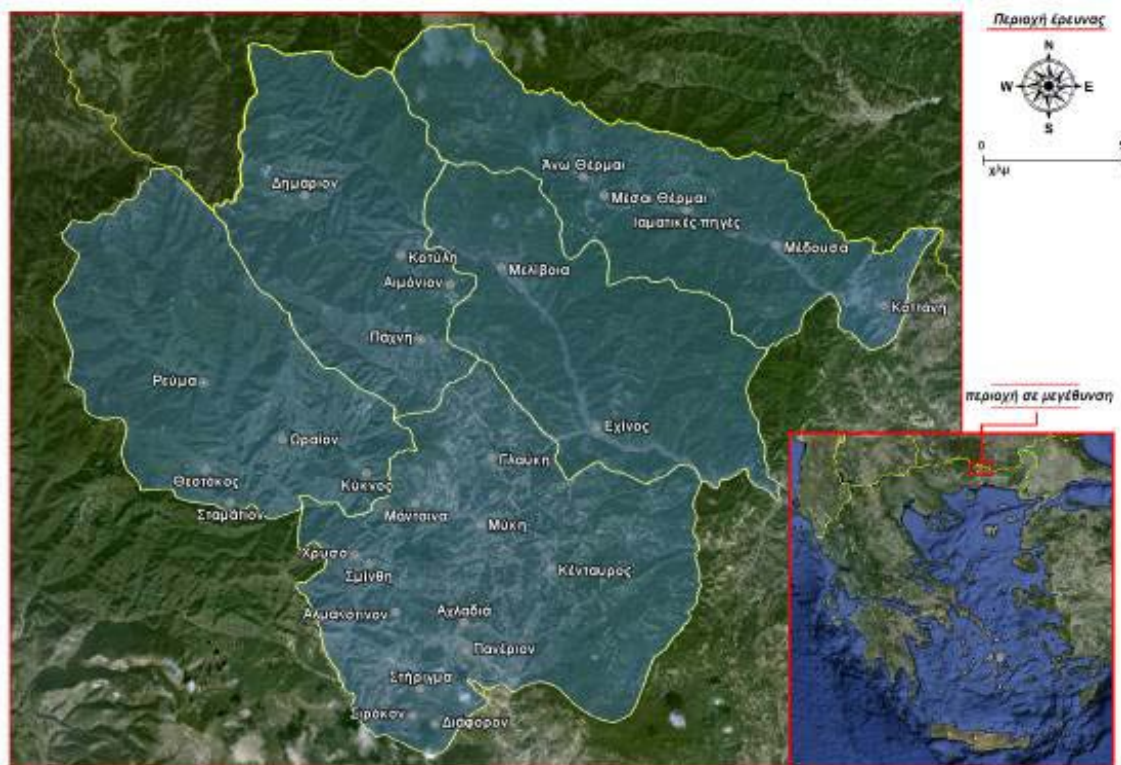
Έναυσμα για την ενασχόληση με την περιοχή αποτέλεσε η προοπτική της ανάπτυξης καθώς και της εναρμόνισης των δράσεων ανάπτυξης με το γεωπεριβάλλον. Ειδικότερα, η εκτίμηση της τεχνικογεωλογικής συμπεριφοράς των γεωλογικών σχηματισμών, έναντι κατολισθητικών φαινομένων, θα αποτελέσει τη βασική γνώση για ένα πλαίσιο προκαταρκτικού σχεδιασμού των σχετικών υποδομών που θα απαιτηθούν. Ο χωρικός εντοπισμός των «ευαίσθητων περιοχών», θα διευκολύνει την εκτίμηση της βιωσιμότητας των οικισμών της περιοχής. εκτίμησης που απαιτείται στα πλαίσια οποιουδήποτε περιφερειακού – αστικού σχεδιασμού.

#### 6.1.1. Οριοθέτηση Περιοχής έρευνας

Η περιοχή έρευνας καλύπτει τον ορεινό όγκο της Κεντρικής Ροδόπης. Οριοθετείται από βόρεια από τα Ελληνοβουλγαρικά σύνορα, δυτικά από τα όρια των Νομών Δράμας και Ξάνθης, ανατολικά από τα όρια του Νομού Ροδόπης και νότια από την πεδινή ζώνη των νομών Ξάνθης και Ροδόπης. Καταλαμβάνει έκταση που ανήκει στον δήμο Μύκης. Ο Δήμος Μύκης είναι δήμος της περιφέρειας Ανατολικής Μακεδονίας και Θράκης που συστάθηκε με το Πρόγραμμα Καλλικράτης (Ν.3852/2010 (ΦΕΚ Α' 87/07-06-2010)). Προέκυψε από τη συνένωση του προϋπάρχοντος δήμου Μύκης και των Κοινοτήτων Σατρών, Κοτύλης και Θερμών. Η έκταση του νέου Δήμου είναι 626.97 Km<sup>2</sup> και ο

πληθυσμός του 15.724 κάτοικοι σύμφωνα με την απογραφή του 2001. Έδρα του δήμου είναι η Σμίνθη, ενώ κωμοπόλεις του δήμου είναι ο Εχίνος και ο Κένταυρος.

Η περιοχή έρευνας αφορά στη δημοτική ενότητα Μύκης και στις δυο (2) τοπικές δημοτικές ενότητες, Κοτύλης και Θερμών. Οι τοπικές ενότητες αντιστοιχούν στους καταργημένους ΟΤΑ, όπου κάθε ενότητα διαιρείται σε «κοινότητες», οι οποίες αντιστοιχούν στα διαμερίσματα των καταργηθέντων ΟΤΑ (Σχήμα 6.1).



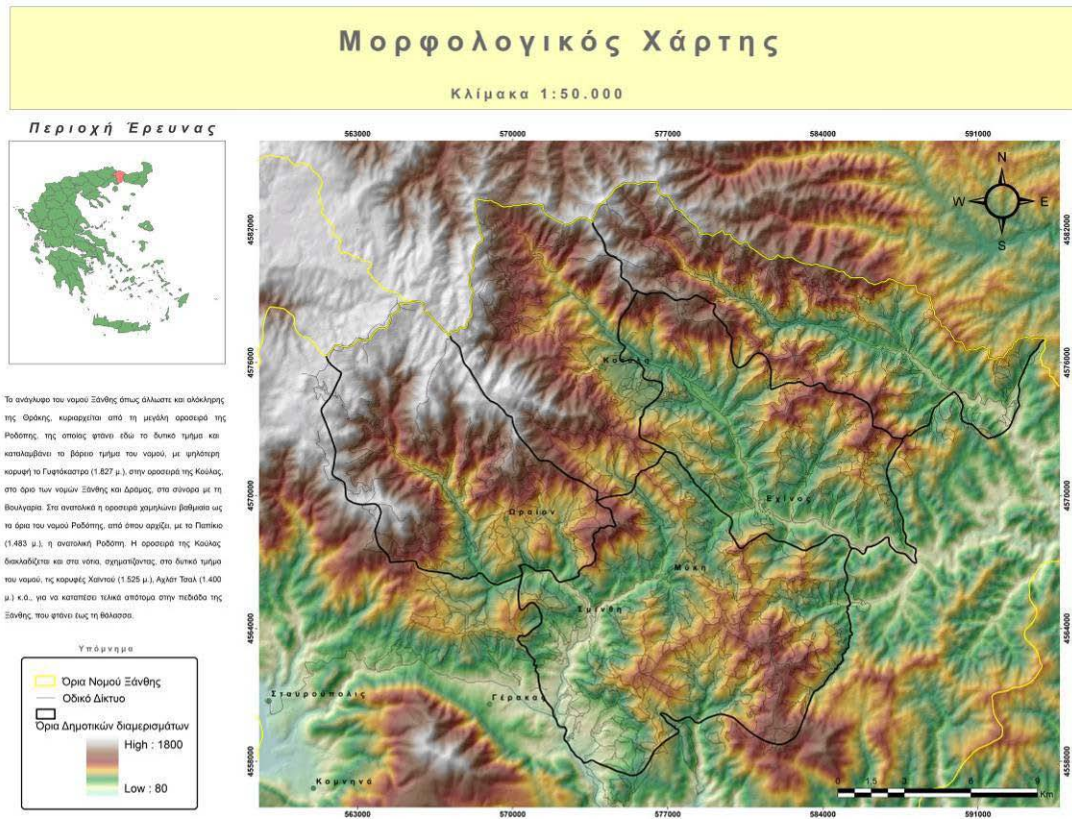
Σχήμα 6.1 Περιοχή έρευνας.

### 6.1.2. Γεωμορφολογικά χαρακτηριστικά

Το ανάγλυφο του νομού Ξάνθης, όπως άλλωστε και ολόκληρης της Θράκης, κυριαρχείται από τη μεγάλη οροσειρά της Ροδόπης, της οποίας φτάνουν εδώ οι δυτικές απολήξεις και καταλαμβάνει το βόρειο τμήμα του νομού, με υψηλότερη κορυφή το Γυφτόκαστρο (1.827 μ.), στην οροσειρά της Κούλας, στο όριο των νομών Ξάνθης και Δράμας, στα σύνορα με τη Βουλγαρία. Στα ανατολικά η οροσειρά χαμηλώνει βαθμιαία ως τα όρια του νομού Ροδόπης, από όπου αρχίζει, με το Παπίκιο (1.483 μ.), η ανατολική Ροδόπη. Η οροσειρά της Κούλας διακλαδίζεται και στα νότια, σχηματίζοντας, στο δυτικό τμήμα του νομού, τις κορυφές Χαϊντού (1.525 μ.), Αχλάτ Τσαλ (1.400 μ.), για να καταλήξει τελικά απότομα στην πεδιάδα της Ξάνθης, πεδιάδα που φτάνει έως τη θάλασσα.



Η πεδιάδα, η οποία υπήρξε βύθισμα κατά το παρελθόν το οποίο γέμισε με τις προσχώσεις του Νέστου και των άλλων μικρών ποταμών και χειμάρρων, καθώς και τα αποσθρωμένα υλικά της Ροδοπικής μάζας, αποτελεί το δυτικό τμήμα της πεδιάδας της Θράκης και καλύπτει όλο το νότιο τμήμα του νομού Ξάνθης (Σχήμα 6.2).



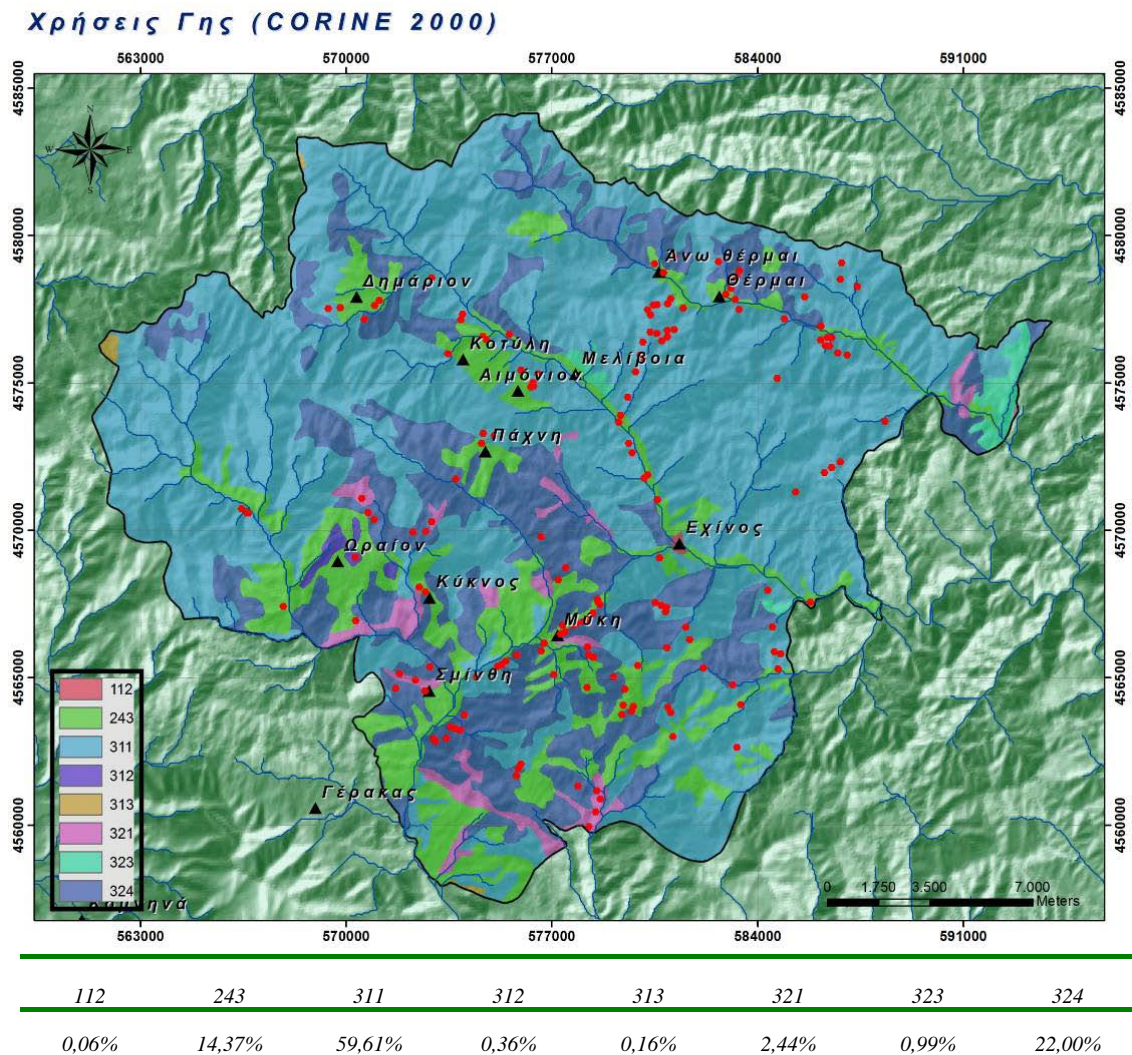
Σχήμα 6.2 Γεωμορφολογικά χαρακτηριστικά.

Το ανάγλυφο της περιοχής έρευνας χαρακτηρίζεται ως έντονα ορεινό, παρουσιάζεται με πολυσχιδή διαμελισμό από χαραδρώσεις και μικρότερους κλάδους, χαρακτηριστικό των αδιαπέρατων πετρωμάτων που αποτελούν τη μεγαλύτερη έκταση της ορεινής μάζας της περιοχής έρευνας.

### 6.1.3 Χρήσεις Γης

Η φυτοκάλυψη της περιοχής θεωρείται γενικά εκτεταμένη, με μεγάλες εκτάσεις από φυλλοβόλα κυρίως δένδρα. Καλύπτεται σε ποσοστό 60% από πλατύφυλλα δάση (κωδικός 311, CORINE) ενώ σημαντική έκταση, ποσοστό 14.37% καταλαμβάνει η καλλιεργημένη γη, στην οποία υπάρχουν και μεγάλα τμήματα από φυσική βλάστηση. Κυρίως στα κεντρικά τμήματα της περιοχής έρευνας, η βλάστηση διαφοροποιείται και χαρακτηρίζεται

ως μεταβατική δασώδης και θαμνώδης, διαφοροποίηση που οφείλεται στην εξάπλωση των ανθρακικών ιζημάτων (Σχήμα 6.3).



112 Ασυνεχής αστικός ιστός, 243 Γη που χρησιμοποιείται κυρίως για τη γεωργία με σημαντικά τμήματα φυσικής βλάστησης, 311 Δάσος πλατύφυλλον, 312.Δάσος κωνοφόρων, 313 Μικτό δάσος, 321 Φυσικοί βοσκότοποι, 323 Σκληροφυλλική βλάστηση, 324 Μεταβατικές δασώδεις και θαμνώδεις εκτάσεις

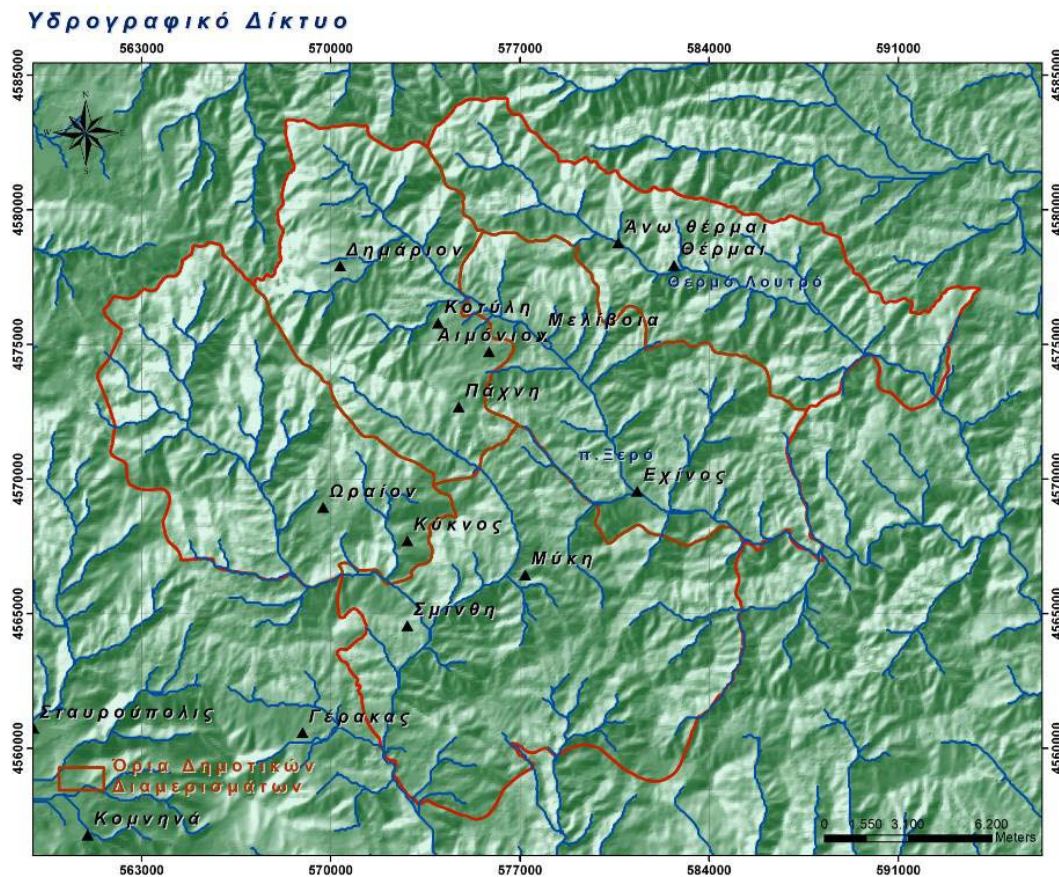
Σχήμα 6.3 Χρήσεις Γης – Corine Land Use 2000.

### 6.1.4 Υδρογραφικά χαρακτηριστικά της ευρύτερης περιοχής

Βασικό υδρογραφικό στοιχείο του νομού είναι ο ποταμός Νέστος, που εισέρχεται από τον νομό Δράμας στον νομό Ξάνθης, από τη Σιδηρόπετρα, κατευθύνεται στα νοτιοανατολικά διασχίζοντας το βορειοδυτικό τμήμα του νομού και μετά, αφού διαγράψει μια καμπύλη, κατευθύνεται στα νότια καθορίζοντας τα όρια των νομών Ξάνθης και Δράμας, ενώ εκβάλλει στο Αιγαίο πέλαγος απέναντι από τη Θάσο. Στο κέντρο του νομού



διαρρέει ο μικρός ποταμός Ξάνθης, που διασχίζει την ομώνυμη πρωτεύουσα και εκβάλλει στη Βιστωνίδα λίμνη (Σχήμα 6.4).



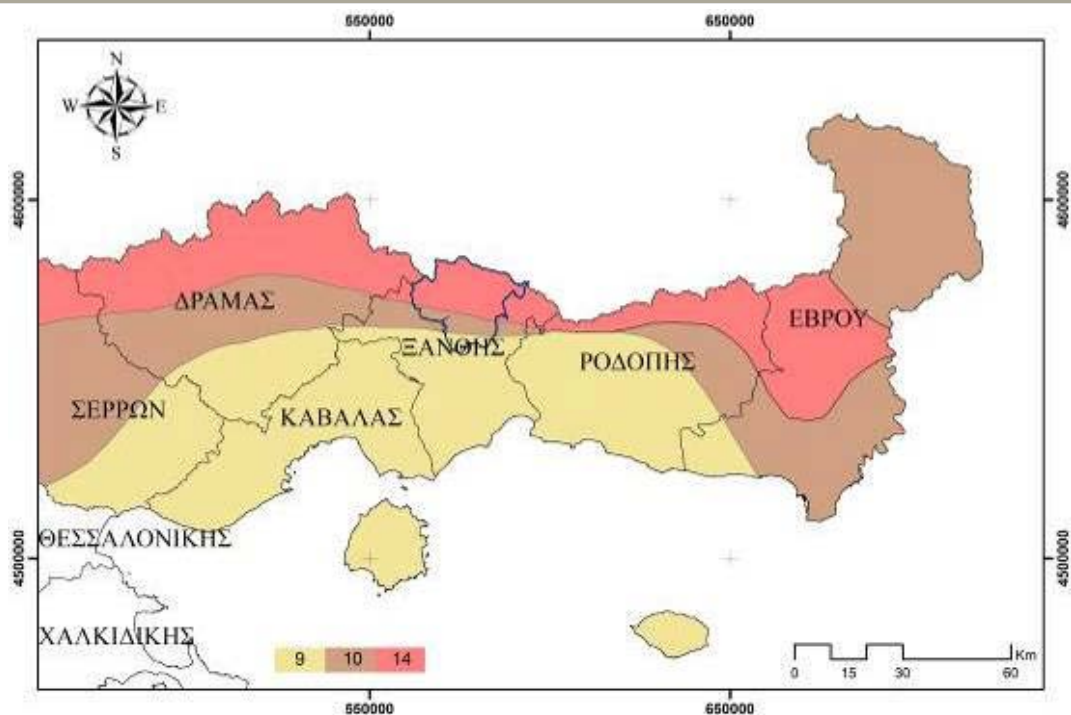
Σχήμα 6.4 Υδρογραφικό δίκτυο της περιοχής έρευνας.

Το βορειοανατολικό τμήμα του νομού παροχετεύει ο ποταμός Κομψάτος (Κουρού), ο οποίος εισέρχεται στη συνέχεια στον νομό Ροδόπης και τελικά εκβάλλει και αυτός στη Βιστωνίδα. Στα όρια των νομών Ξάνθης και Ροδόπης βρίσκεται η λίμνη Βιστωνίδα, μοναδική λίμνη της Θράκης, η οποία κλείνεται από τη θάλασσα (Πόρτο Λάγο).

Στο ορεινό τμήμα της Κεντρικής Ροδόπης επικρατούν δύο (2) κύριοι υδρογραφικοί άξονες, ο Πολύανθος ποταμός που καταλαμβάνει το βορειοανατολικό και ανατολικό τμήμα της περιοχής έρευνας και ο Κόσυνθος ποταμός, που αναπτύσσεται στο δυτικό τμήμα της. Στο νότιο τμήμα, μεταξύ της πόλης της Ξάνθης και του Ίασμου, εντοπίζονται μικρότερα ρέματα, τα περισσότερα από τα οποία είτε συμβάλλουν στο κατώτερο τμήμα του Κόσυνθου ποταμού, είτε εκβάλλουν στη Βιστωνίδα λίμνη. Σε γενικές γραμμές ο τύπος των υδρογραφικών αξόνων που επικρατούν είναι ο δενδριτικός. Οι κύριοι κλάδοι παρουσιάζουν σχήμα U, ενώ στους μικρότερους κλάδους οι διατομές της κοίτης τους έχουν σχήμα κλειστού V (Ηλίας *et al.*, 2000). Το υδρογραφικό δίκτυο των παραπάνω ποταμών εμφανίζεται στο μεγαλύτερο μέρος με έντονη δενδριτική μορφή, εξαιτίας της επικράτησης των σκληρών αδιαπέρατων πετρωμάτων.

### 6.1.5 Κλιματολογικά χαρακτηριστικά της ευρύτερης περιοχής

Στην περιοχή της Ροδόπης επικρατούν δριμείς χειμώνες με υψηλό μέσο ετήσιο ύψος βροχοπτώσεων και απόλυτες θερμοκρασίες που κυμαίνονται από  $-18.5^{\circ}\text{C}$  η ελάχιστη, έως  $38.5^{\circ}\text{C}$  η μέγιστη. Το μέσο ετήσιο ύψος βροχής φτάνει τα 694mm και η μέση θερμοκρασία είναι  $11.4^{\circ}\text{C}$ . Ιδιαίτερα έντονες βροχοπτώσεις παρατηρούνται στη Χαϊντού, σε υψόμετρο 1240m με μέσο ετήσιο ύψος βροχής 980mm (Ηλίας *et al.*, 2000). Σύμφωνα την Κλιματική ταξινόμηση της Ελλάδας κατά *Thornthwaite* κλίμακας 1:1.000.000 (Καρράς, 1973), η μεγαλύτερη έκταση της περιοχής έρευνας, ταξινομείται στην κατηγορία 14, όπου το κλίμα παρουσιάζεται ημίξηρο προς ημίγρο, με δείκτη υγρασίας από -20 έως 0, με μέτριο πλεόνασμα ύδατος κατά το χειμώνα και δυνητική εξατμισοδιαπνοή που κυμαίνεται από τα 712 στα 855 mm (Σχήμα 6.5).



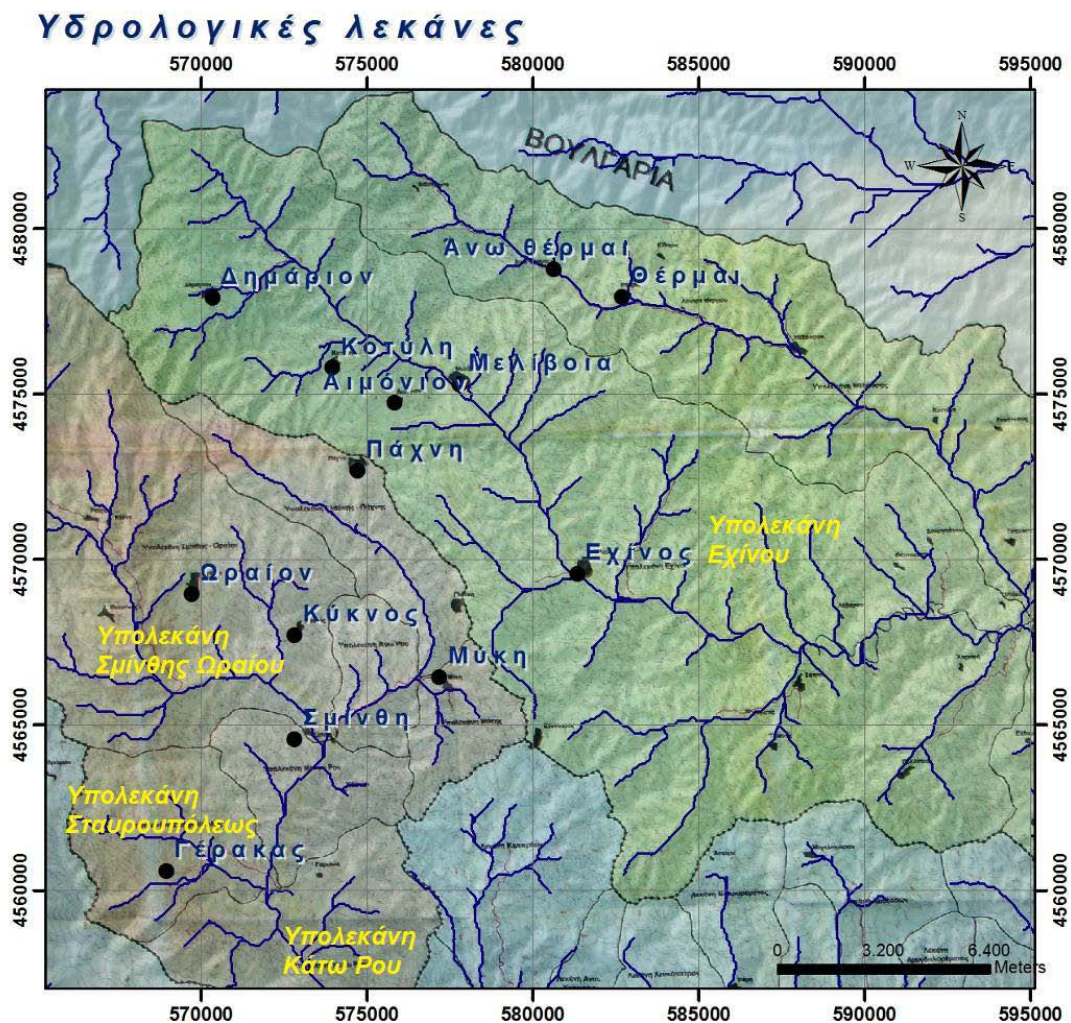
- 9** Κλίμα ξηρό προς ημίξηρο, με έντονη επίδραση της θάλασσας
- 10** Κλίμα ξηρό προς ημίξηρο, με μικρό πλεόνασμα ύδατος τον χειμώνα και εξατμισοδιαπνοή 712-855 mm
- 14** Κλίμα ημίξηρο προς ημίγρο, με δείκτη υγρασίας -20 έως 0, με μέτριο πλεόνασμα ύδατος κατά το χειμώνα, δυνητική εξατμισοδιαπνοή 712 - 855 mm

Σχήμα 6.5 (Καρράς, 1973).

Στοιχεία που αφορούν τις υδρομετεωρολογικές παραμέτρους της περιοχής έρευνας, αντλούνται από τις καταγραφές των μετεωρολογικών σταθμών του Ωραίου (περίοδο καταγραφής 1931-1940), του Ρεύματος (περίοδο καταγραφής 1969-1970), του Γέρακα (περίοδο καταγραφής 1966-1983), του Εχίνου (περίοδο καταγραφής 1973-1985), του



Δημαρίου (περίοδο καταγραφής 1966-1971), του Ίασμου (περίοδο καταγραφής 1973-1985) (Σχήμα 6.6).



Σχήμα 6.6 Υδρολογικές λεκάνες της ευρύτερης περιοχής έρευνας.

Το μέσο ετήσιο ύψος των ατμοσφαιρικών κατακρημνισμάτων στην υπολεκάνη Σμίνθης – Ωραίου κυμαίνεται από 944.2mm (σταθμός Ωραίου) έως 1349.1mm (σταθμός Ρεύματος), όπου το 36% και 27.5% περίπου του συνολικού ετήσιου όγκου πέφτει τους χειμερινούς μήνες, ενώ αυτό των θερινών μηνών αντιστοιχεί στο 16% και 21.5%.

Το μέσο ετήσιο ύψος των ατμοσφαιρικών κατακρημνισμάτων στην υπολεκάνη Σταυρούπολης είναι της τάξης των 1229mm (σταθμός Γέρακα), όπου το 42% περίπου του συνολικού ετήσιου όγκου πέφτει τους χειμερινούς μήνες, ενώ αυτό των θερινών μηνών δεν ξεπερνά το 12.7%.

Το μέσο ετήσιο ύψος των ατμοσφαιρικών κατακρημνισμάτων στην υπολεκάνη Εχίνου κυμαίνεται από 917.3mm (σταθμός Εχίνου) έως 1429.5mm (σταθμός Δημαρίου)

όπου το 27.5% και 38.6% περίπου του συνολικού ετήσιου όγκου πέφτει τους χειμερινούς μήνες, ενώ αυτό των θερινών μηνών αντιστοιχεί στο 18.7% και 17.4%.

Το μέσο ετήσιο ύψος των ατμοσφαιρικών κατακρημνισμάτων στην υπολεκάνη του Κάτω Ρου του Κομψάτου είναι της τάξης των 803mm (σταθμός Ίασμου), όπου το 32.4% περίπου του συνολικού ετήσιου όγκου πέφτει τους χειμερινούς μήνες, ενώ αυτό των θερινών μηνών αντιστοιχεί στο 15.1%.

### 6.1.6 Γεωλογική δομή και γεωτεκτονική εξέλιξη

Η γεωλογική δομή και σημερινή μορφολογία του Ελληνικού χώρου είναι αποτέλεσμα της έντονης τεκτονικής εξέλιξης που έχει υποστεί, και συγκεκριμένα τον κύκλο της Αλπικής ορογένεσης στη διάρκεια του Μεσοζωικού και Καινοζωικού αιώνα (Παπανικολάου, 1986).

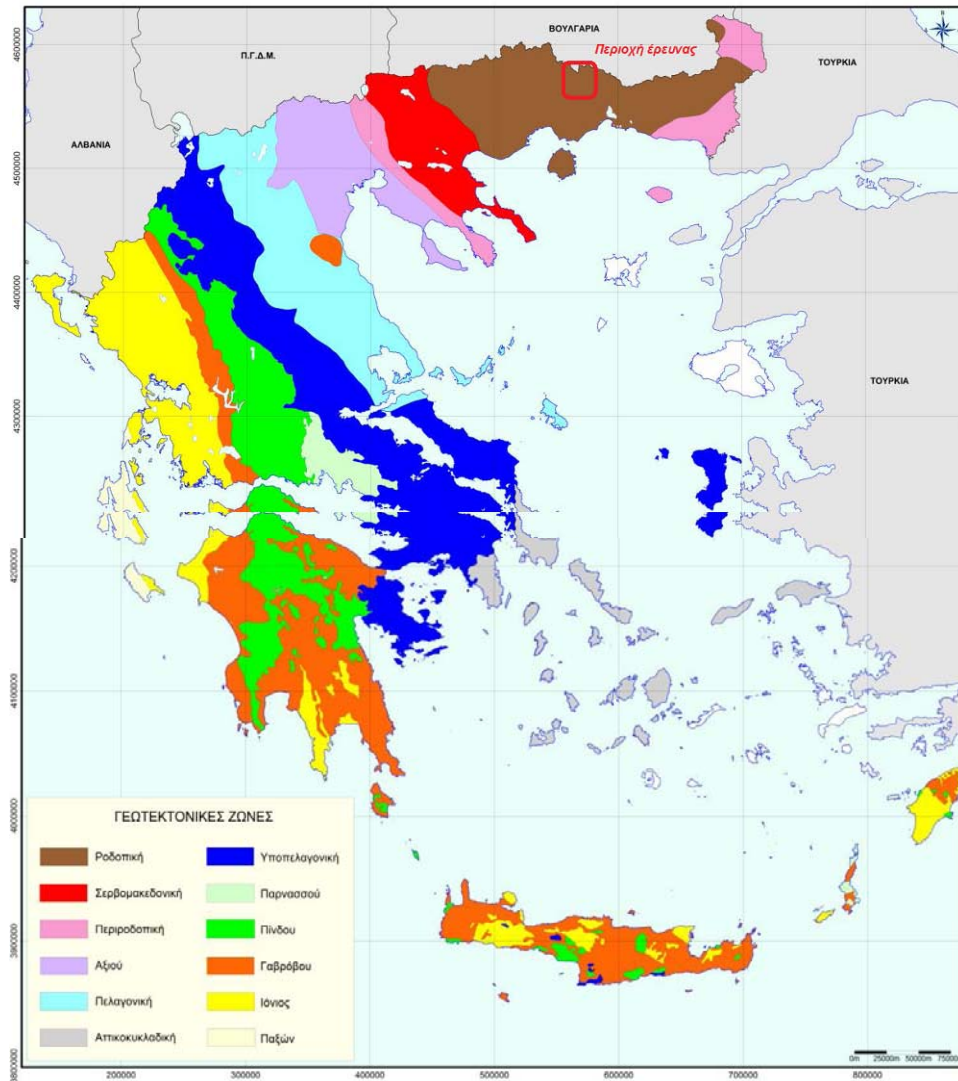
Η περιοχή έρευνας ανήκει στο κεντρικό τμήμα του κρυσταλλικού υποβάθρου της Ροδοπικής μάζας. Στη μάζα της Ροδόπης ανήκει η Θράκη, η Α. Μακεδονία με δυτικό όριο τη γραμμή του Στρυμόνα ποταμού, η Θάσος, καθώς και ένα τμήμα της Βουλγαρίας (Σχήμα 6.7).

Για την περιοχή της Ροδόπης γίνεται αποδεκτή η άποψη του *Dimitrov* (1955) που την ονόμασε «Μάζα της Ρίλα – Ροδόπης» από τις ομώνυμες οροσειρές Βουλγαρίας και Ελλάδας. Ο γεωτεκτονικός χαρακτήρας, σύμφωνα με τα νεότερα μοντέλα λιθοσφαιρικών πλακών για την εξέλιξη της Μεσογείου, είναι καθαρά ηπειρωτικός και θεωρείται ότι η προέλευση της μάζας είναι από την πλάκα της Λαυρασίας.

Λιθολογικά η ζώνη αυτή αποτελείται κυρίως από μεταμορφωμένα πετρώματα (χαλαζιοαστριούχους γνευσίους, μιγματίτες, αμφιβολίτες, μαρμαρυγιακούς σχιστόλιθους, μάρμαρα) και υπερβασικά πετρώματα που διακόπτονται από πυριγενείς εμφανίσεις τριτογενούς ηλικίας (*Liati & Mposkos, 1990, Liati & Seidel, 1996*).

Εξαιτίας, ωστόσο, της έλλειψης χαρακτηριστικών ιζηματογενών πετρωμάτων με συγκεκριμένη στρωματογραφική διάταξη καθίσταται δύσκολη η μελέτη της λιθοστρωματογραφικής εξέλιξης της Ροδόπης. Οι *Kronberg et al.* (1970) εκφράζουν την άποψη ότι η πτύχωση, μεταμόρφωση και πλουτωνική δράση στο χώρο της Ροδόπης είναι αλπικής ηλικίας και έγιναν χρονικά μεταξύ Κάτω Κρητιδικού και Ολιγόκαινου. Από την άλλη μεριά, τα στοιχεία για τη Βουλγαρική Ροδόπη δίνουν για το κρυσταλλοσχιστόδες της, Κάτω Παλαιοζωική ηλικία ενώ για τους πλουτωνίτες, ηλικία μεταξύ 40 – 350 εκ. έτη. Η αντιπαράθεση αυτή οδήγησε τους *Kronberg et al.* (1970) στη διατύπωση της εξής θεωρίας για τη μάζα της Ροδόπης:

Η Βόρεια Ροδόπη, κυρίως στη Βουλγαρία που διαμορφώθηκε κατά την Παλαιο – ή Προπαλαιοζωική εποχή, αποτέλεσε τον κρυσταλλικό πυρήνα γύρω από τον οποίο πτυχώθηκαν και συγκολλήθηκαν μάζες μεταμορφωμένων πετρωμάτων που διαμορφώθηκαν στις αλπικές πτυχώσεις και οι οποίες συνιστούν κυρίως την Ελληνική Ροδόπη. Τα όρια των δυο αυτών τμημάτων πρέπει να αναζητηθούν μέσα στο χώρο της Βουλγαρίας.



Σχήμα 6.7 Γεωτεκτονικές ζώνες (Μουντράκης, 1985).

Σε ότι αφορά τις επιμέρους ενότητες που εντοπίζονται στη μάζα της Ροδόπης, επικρατεί η άποψη του διαχωρισμού της δυτικής και κεντρικής μάζας της Ροδόπης σε δύο (2) ενότητες: την «Κατώτερη Τεκτονική Ενότητα» (*Lower Tectonic Unit*) ή αλλιώς «Ενότητα Παγγαίου» και την «Ανώτερη Τεκτονική Ενότητα» (*Upper Tectonic Unit*) που ονομάζεται και «ενότητα Σιδηρόνερου» (Papanikolaou & Panagopoulos, 1981, Kiliadis & Mountrakis, 1990, Mroskos & Liati, 1993).



Οι ενότητες αυτές διαχωρίζονται από το ρήγμα του Νέστου, με διεύθυνση ΒΒΑ-ΝΝΔ. Η ενότητα Παγγαίου αποτελείται από γνευσίους, πηλιτικούς γνευσίους, μαρμαρυγικούς σχιστολίθους και μαρμαρυγικούς σχιστολίθους σε εναλλαγές με μάρμαρα όπου ενίοτε παρεμβαίνουν αμφιβολίτες, ενώ πάνω από αυτούς σχηματισμούς παρουσιάζεται μια σειρά μαρμάρων γνωστή ως «μάρμαρα Φαλακρού». Η ενότητα Σιδηρόνερου εφίπυει το βορειοανατολικό περιθώριο της Κατώτερης Τεκτονικής Ενότητας και περιλαμβάνει γνευσίους, που ακολουθούνται από εναλλαγές αμφιβολιτών με μάρμαρα, στα οποία παρεμβάλλονται μαρμαρυγικοί σχιστόλιθοι.

Στην κεντρική και ανατολική Ροδόπη αναγνωρίστηκαν η ενότητα Κύμης και η ενότητα Κεκρού η οποία ενότητα ορίστηκε από τους *Mroskos* (1989) και *Mroskos & Krohe* (2000).

Οι λιθοστρωματογραφικές ενότητες που απαντούν στην περιοχή έρευνας με σειρά από τις νεότερες προς τις παλαιότερες είναι οι ακόλουθες (*Ηλίας et al., 2000*):

**Τεταρτογενείς αποθέσεις**, όπου εντοπίζονται χαλαροί σχηματισμοί, προερχόμενοι από τη διαβρωτική διεργασία επί των σχηματισμών του υποβάθρου.

**Τριτογενείς σχηματισμοί**, στους οποίους εντοπίζονται ηφαιστειοζηματογενής, μολασική και φλυσχοειδής σειρά.

**Σειρές σχηματισμών μεταμορφωμένου υποβάθρου**, όπου εντοπίζονται σειρές συμπαγών μαρμάρων, αμφιβολιτών, γνευσίων και γρανιτογνευσίων.

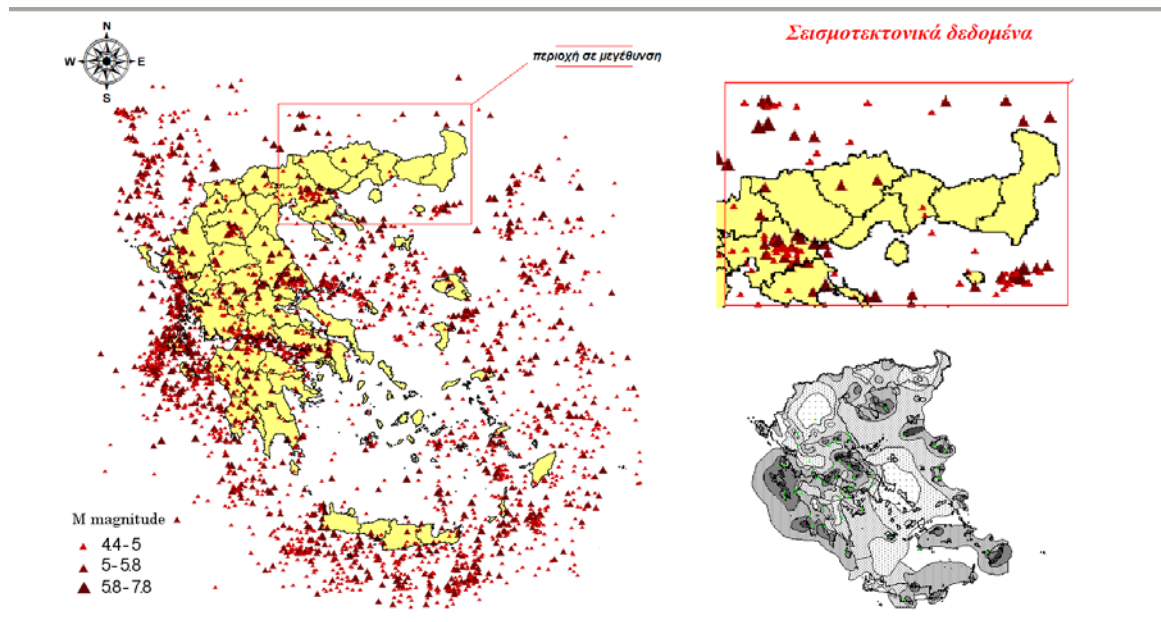
**Ενότητες μαγματικών πετρωμάτων**, όπου εντοπίζονται ρυοδακίτες, δακτιοανδεσίτες, γαββροδιορίτες, γρανίτες, γρανοδιορίτες και υπερβασικοί σχηματισμοί.

### 6.1.7 Σεισμολογικά και Τεκτονικά χαρακτηριστικά

Η συγκέντρωση στοιχείων σχετικών με τη σεισμική δραστηριότητα και το τεκτονικό καθεστώς μιας περιοχής, έχουν ως σκοπό την καλύτερη κατανόηση της συμπεριφοράς των σχηματισμών που δομούν τη περιοχή σε δυναμικές φορτίσεις, ενώ παρέχουν ενδείξεις για το βαθμό παραμόρφωσης των σχηματισμών. Στο Σχήμα 6.8 παρουσιάζεται η κατανομή των επικέντρων των επιφανειακών σεισμών, δηλαδή των σεισμών εστιακού βάθους μικρότερο των 60 Km, οι οποίοι έχουν μέγεθος μεγαλύτερο από 4 βαθμούς *Richter*, και οι οποίοι εκδηλώθηκαν από το 300 μ.χ έως το 2011 (*Γεωδυναμικό Ινστιτούτο, Εθνικό Αστεροσκοπείο Αθηνών*). Διαπιστώνει κανείς ότι στο χώρο της Βόρειας Ελλάδας, η εμφάνιση επικέντρων εντοπίζεται κυρίως μέσα στη Σερβομακεδονική μάζα ακολουθώντας τοξοειδή διάταξη, ενώ **χαρακτηριστική είναι η απουσία επικέντρων από τη μάζα της Ροδόπης.**

Στον υπόλοιπο Ελληνικό χώρο η διανομή των επικέντρων παρουσιάζεται περισσότερο πολύπλοκη.

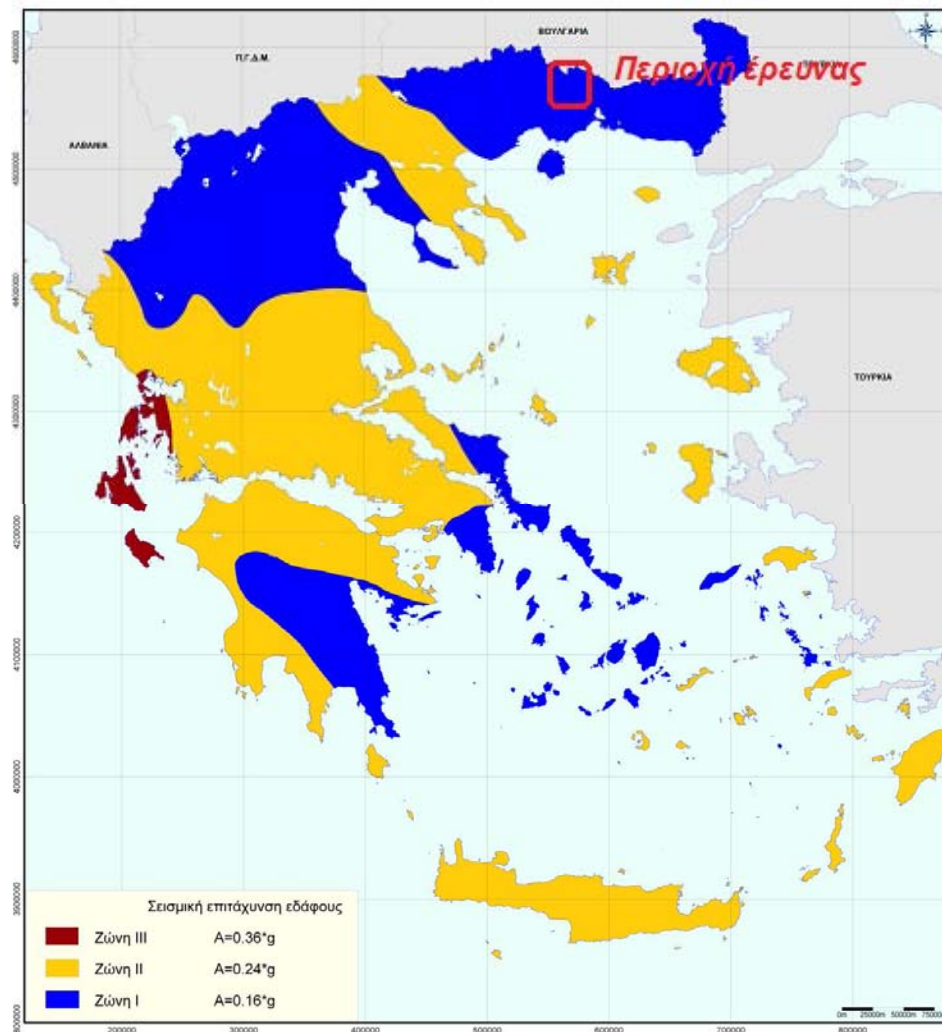
Στη Μακεδονία, τη Δυτική και Ανατολική Θράκη ως και τη νότια Σερβία και Βουλγαρία, η σεισμική δραστηριότητα είναι σχετικά ισχνή. Στην περιοχή αυτή ωστόσο εμφανίζονται τρία (3) ισχυρά κέντρα. Το πρώτο βρίσκεται στην τεκτονική τάφρο του Αξιού, το δεύτερο στην προέκταση του κόλπου του Αγίου Όρους και το τρίτο στην τεκτονική τάφρο της Φιλιππουπόλεως, η οποία ορίζεται προς τον Νότο από την οροσειρά της Ροδόπης και προς τον Βορρά από την οροσειρά της Σρέτνα Γκόρα (*Κομνηνάκη, 1975*). Στην περιοχή του Κεντρικού Αιγαίου η επιφανειακή σεισμική δράση εμφανίζεται αξιοσημείωτα μειωμένη, περιοχή που καλείται διεθνώς ως ασεισμικό πλατό του Αιγαίου (*aseismic plateau*).



Σχήμα 6.8 Κατανομή των επικέντρων των σεισμών επιφανείας και των ισοβλαβών καμπυλών στον Ελλαδικό χώρο.

Η ευρύτερη περιοχή έρευνας χαρακτηρίζεται από μέτρια έως χαμηλή σεισμικότητα. Η σεισμική δράση εμφανίζει μεγάλη διασπορά, σε σχέση τόσο με τη γεωγραφική κατανομή των εστιών, όσο και με τη χρονική εκδήλωση των σεισμικών συμβάντων. Στη Βόρεια Ελλάδα, σε ανάλογες περιοχές με όμοια σεισμική δράση, διατρέχουν κίνδυνο εκδήλωσης σεισμού μεγέθους 7.5 και άνω με περίοδο επανάληψης μεγάλη που υπερβαίνει τα 100 χρόνια (*Παπαζάχος & Παπαζάχου, 1989*). Η ευρύτερη περιοχή έρευνας εντάσσεται στην κατηγορία I, με σεισμική επιτάχυνση εδάφους  $a = 0.16$  (Σχήμα 6.9).

Ο νέος Χάρτης Σεισμικής Επικινδυνότητας ενσωματώνεται στον Ελληνικό Αντισεισμικό Κανονισμό του 2000, που τροποποιήθηκε με την απόφαση Δ 17α/115/9/ΦΝ 275/7.8.2003 το Υφυπουργού ΠΕ.ΧΩ.Δ.Ε και δημοσιεύτηκε στο ΦΕΚ 1154Β/12.8.2003.



Σχήμα 6.9 Χάρτης Σεισμικής Επικινδυνότητας Ο.Α.Σ.Π., 2000.

Σε ότι αφορά την τεκτονική της ευρύτερης περιοχής, τα νεοτεκτονικά ρήγματα δημιουργήθηκαν εξαιτίας των εφελκυστικών πεδίων που επικράτησαν κατά την πρόσφατη γεωλογική περίοδο (Borjnovas, 1974). Τα ρήγματα αυτά εκδηλώθηκαν στο Παλαιογενές, με τη δημιουργία μεγάλων Τριτογενών λεκανών και η δράση τους συνεχίστηκε στη διάρκεια του Νεογενούς και του Τεταρτογενούς με αποτέλεσμα τη δημιουργία νέων καταβυθίσεων τεμαχίων μικρότερης έκτασης. Τα κυριότερα ρήγματα, αποτελούν το ρήγμα της Ξάνθης, ΒΑ – Α διεύθυνσης και το σύστημα των ενεργών ρηγμάτων ΒΔ-ΝΑ διεύθυνσης, δυτικά της Ξάνθης (Ηλίας *et al.*, 2000).

Από τη γενική θεώρηση των σεισμολογικών δεδομένων, η ευρύτερη περιοχή της Ξάνθης παρουσιάζει σεισμική επικινδυνότητα που μπορεί να χαρακτηριστεί από



πιθανότητα εκδήλωσης μεγάλου σεισμού μεγαλύτερου ή ίσου των 6 *Richter*, αλλά με μεγάλη χρονική περίοδο επανάλληψης της τάξης των 50 χρόνων (*Papazachos et al., 1997*). Χαρακτηριστικό της περιοχής έρευνας είναι η σεισμική δράση μικρής ενεργότητας, και αντίστοιχα υπάρχει μικρή πιθανότητα να εκδηλωθούν σύνδρομα γεωλογικά φαινόμενα (καταπτώσεις βράχων, ολισθήσεις, ρευστοποίηση και ροή ασθενών εδαφών) με δυσμενή κατάληξη (*Tsangaratos & Koumantakis, 2006*).

### 6.1.8 Τεχνικογεωλογικά χαρακτηριστικά των σχηματισμών που δομούν την περιοχή

Σε ότι αφορά τους τεχνικογεωλογικούς χαρακτήρες των γεωλογικών σχηματισμών που δομούν την περιοχή, από τους νεότερους προς τους παλαιότερους παρουσιάζουν τα εξής τεχνικογεωλογικά χαρακτηριστικά (*Ηλίας et al., 2000*), η χωρική διασπορά των οποίων απεικονίζεται στο Σχήμα 6.10.

#### [Τεταρτογενείς σχηματισμοί]

##### *TE1. Τεταρτογενή χαλαρά με επικράτηση των αδρομερών υλικών*

Αποτελούν ποταμοχερσαίες αποθέσεις, ριπίδια και πλευρικά κορήματα. Περιέχουν κυρίως θραύσματα με ποικίλες διαστάσεις, συνήθως πεπλατυσμένα έως στρογγυλεμένα που προέρχονται από τους σχηματισμούς του υποβάθρου, κύρια ανθρακικής, γνευσιακής, αμφιβολιτικής, γρανιτικής, ηφειαστιακής, χαλαζιτικής ή σχιστολιθικής σύστασης. Το μέγεθος των αδρομερών στοιχείων κυμαίνεται από αυτό της αδρόκοκκης άμμου και φθάνει μέχρι ογκόλιθους (50-100cm). Τα δε λεπτομερή στοιχεία αποτελούν τη συνδετική ύλη και είναι ιλυσιακά κυρίως σύστασης. Το πάχος του σχηματισμού κυμαίνεται ανάλογα με τη θέση, την τάξη και το τμήμα του υδρογραφικού άξονα που καλύπτουν, αλλά γενικά δεν υπερβαίνει τα 10m. Πρόκειται για χαλαρό έως μικρής συνεκτικότητας σχηματισμό, με μειωμένα γεωμηχανικά χαρακτηριστικά και αυξημένη υδροπερατότητα.

##### *TE2. Ασβεστοπηριτικές αποθέσεις*

Συνιστούν σχηματισμούς με κυψελώδη και σπηλαιώδη υφή, με φυτικά απολιθώματα, που συσχετίζονται με τις θερμές πηγές στην περιοχή των Λουτρών Θερμών. Εξαπλώνονται κατά την ανάπτυξη των ρηγμάτων και των επωθητικών επιφανειών, ιδιαίτερα όπου αυτές τέμνουν μάρμαρα και χαρακτηρίζονται από την παρουσία έντονων οξειδώσεων και πυριτιώσεων. Αποτελούν μαλακό βραχώδη σχηματισμό με το πάχος τους να κυμαίνεται μερικές δεκάδες μέτρα.

#### [Τριτογενείς σχηματισμοί]-[Ηφαιστειοϊζηματογενείς σχηματισμοί]

##### *TE3. Ρυόλιθοι – Ανδεσίτες και αντίστοιχοι τόφφοι*

Αποτελούν ηφαιστειακούς σχηματισμούς ροδόλευκου έως τεφρόλευκου χρώματος. Παρουσιάζονται ως συνεκτικοί βραχώδεις σχηματισμοί με χαρακτηριστικό γνώρισμα την

παχυστρωματώδη ανάπτυξη στους τόφους, καθώς και τον πορφυριτικό ιστό και την πρισματική κατάτμηση στις λάβες. Η όλη συμπεριφορά της βραχόμαζας δεν ευνοεί την εκδήλωση γεωλογικών αστοχιών με εξαίρεση μικρής κλίμακας καταπτώσεις ή και απολεπίσεις σε μεγάλο ύψος τεχνητών ή φυσικών πρανών. Η αντίσταση τους στη διάβρωση δεν συμβάλλει στην παραγωγή φερτών υλικών, παρουσιάζονται ως σχηματισμοί που σχετίζονται με μικρή στερεοπαροχή.

#### **TE4. Ψαμμίτες και μάργες**

Ο σχηματισμός αυτός εμφανίζει εναλλαγές συνεκτικών έως ημισυνεκτικών ψαμμιτών με τεφρές μάργες ελαφρά σχιστοποιημένες, ενώ κατά θέσεις εντοπίζονται ορίζοντες λιγνιτών. Οι μάργες παρουσιάζονται γενικά εύθρυπτες και κατά θέσεις στιφρές έως πολύ σκληρές. Επιφανειακά παρουσιάζει εδαφικό μανδύα αποσάθρωσης κυμαινόμενου πάχους. Ο σχηματισμός στο σύνολό του και παρά την αναμενόμενη ανισότροπη γεωμηχανική συμπεριφορά, δεν παρουσιάζει αστοχίες.

#### **[Ιζηματογενείς σχηματισμοί]**

#### **TE5. Ιζήματα φύσχη**

Παρουσιάζονται ως κυκλοθεματικές αποθέσεις οι οποίες αποτελούνται από εναλλαγές κυρίως ψαμμιτών και λεπτοστρωματώδων ιλυολίθων, ενώ με μικρότερη συχνότητα συμμετέχουν συνεκτικά συνήθως κροκαλοπαγή ή και άλλοι ενδιάμεσοι λιθολογικοί τύποι. Παρουσιάζουν έντονη τεκτονική καταπόνηση, πτυχές, αναστροφές και διαρρήξεις. Τα επιφανειακά στρώματα εμφανίζουν κατά κανόνα μέτρια έως ισχυρή αποσάθρωση και πυκνό δίκτυο ασυνεχειών οι οποίες ασυνέχειες προκαλούν δευτερογενή χαλάρωση. Κατά θέσεις παρουσιάζονται φαινόμενα αστάθειας τα οποία συνδέονται κυρίως με τις συχνές ετερογενείς επαφές των στρωμάτων και τις ισχυρές κλίσεις, το έντονο μορφολογικό ανάγλυφο και κυρίως τη δράση του νερού. Η μηχανική τους συμπεριφορά παρουσιάζει σαφή ανισοτροπία και συχνές μεταβολές οι οποίες ελέγχονται από το βαθμό χαλάρωσης των στρωμάτων, τον προσανατολισμό των ασυνεχειών, την κλίση του πρανούς καθώς και τη δράση του νερού.

#### **TE6. Κροκαλοπαγή Τριτογενούς**

Πρόκειται για πολύμικτα, ημισυνεκτικά κροκαλοπαγή. Τα αδρομερή υλικά έχουν μέγεθος από χάλικες μέχρι μικρούς ογκόλιθους με επικράτηση κροκάλων μεγέθους 10 έως 50 cm. Το συνδετικό υλικό είναι ψαμμιτικό έως ασβεστοψαμμιτικό και κατά θέσεις ημισυνεκτική αμμοιλύς έως μη διαγενεμένη άμμος, γεγονός που προσδιορίζει το βαθμό συνεκτικότητας του πετρώματος, αλλά και την εν γένει γεωμηχανική συμπεριφορά του. Ο σχηματισμός στο σύνολό του, διατηρεί πρανή χωρίς σοβαρές αστοχίες.

**[Μεταμορφωμένοι σχηματισμοί υποβάθρου]****TE7. Σειρά μαρμάρων**

Αποτελούν λευκά έως ανοικτότεφρα συμπαγή μάρμαρα, μέτρια κερματισμένα και υγιή. Παρουσιάζονται ως βραχώδεις σχηματισμοί με καλή γεωμηχανική συμπεριφορά, διατηρώντας έτσι κατακόρυφα και μεγάλου ύψους πρηνή χωρίς αστοχίες, με εξαίρεση την εκδήλωση μικρών καταπτώσεων κατά θέσεις.

**TE8. Ανώτερη μαρμαροαμφιβολιτική σειρά**

Αποτελείται από αμφιβολίτες σε εναλλαγές με βιοτικούς γνεύσιους έως σχιστογνευσίους και μάρμαρα. Οι παραπάνω σχηματισμοί διακόπτονται από αραιές χαλαζιακές – απλιτικές φλέβες. Τα μάρμαρα είναι αδροκρυσταλλικά έως μεσοκρυσταλλικά και χαρακτηρίζονται από συμπαγή έως ταινιωτή υφή. Ο σχηματισμός στο σύνολό του είναι ανθεκτικός στη διάβρωση – αποσάθρωση, με συνέπεια τη μικρή προσφορά στεροπαροχής. Χαρακτηρίζεται από ικανοποιητική γεωμηχανική συμπεριφορά και διατηρεί κατακόρυφα πρηνή χωρίς αστοχίες. Ωστόσο, στις θέσεις όπου τα συστήματα ασυνεχειών παρουσιάζουν ομόρροπες κλίσεις με τα πρηνή, σημειώνονται αστοχίες που έχουν είτε τη μορφή σφήνας μικρών διαστάσεων είτε τη μορφή επιπέδου.

**TE9. Σειρά γνευσίων – λεπτινιτών**

Λευκοκρατικοί γνεύσιοι – λεπτινίτες με παρεμβολές οφθαλμογνευσίων, με τέλεια σχιστότητα χαρακτηριστική ομοιογένεια και μεγάλο πάχος. Παρουσιάζονται ως βραχώδεις σχηματισμοί με μέτριο κερματισμό, μεταμορφωμένο συμπαγές και ανθεκτικό στην αποσάθρωση. Χαρακτηρίζονται από καλή γεωμηχανική συμπεριφορά, ενώ από πλευράς βραχώμαζας δεν αναμένεται να εμφανίσει αστοχίες ακόμα και σε σημαντικού ύψους τεχνητά πρηνή, πέρα από περιορισμένης έκτασης καταπτώσεις βραχωδών μαζών μικρών διαστάσεων σε ακραίες περιπτώσεις, κυρίως εξαιτίας δυναμικής φόρτισης.

**TE10. Κατώτερη μαρμαροαμφιβολιτική σειρά**

Συνθέτονται από αμφιβολίτες και γνευσίους με παρεμβολές οριζόντων λευκοτεφρών έως λευκών ταινιωτών αδροκρυσταλλικών μαρμάρων. Οι αμφιβολίτες και οι γνεύσιοι εμφανίζουν μέσο έως αδροκρυσταλλικό ιστό και προσανατολισμένη υφή, είναι έντονα τεκτονισμένοι, ενώ εμφανίζουν ισχυρό κερματισμό στις ζώνες διάρρηξης. Σε αρκετές θέσεις οι αμφιβολίτες είναι έντονα φυλλώδεις και παρουσιάζουν ισχυρή αποσάθρωση, σε αντίθεση με τους γνευσίους και τα μάρμαρα. Τα μάρμαρα παρουσιάζονται να είναι μέτρια κερματισμένα και υγιή με μικρή καρστικότητα, η οποία είναι έντονη κατά μήκος των επιφανειών διαρρήξεων και τη στρώση. Εμφανίζονται συνήθως με στρώσεις πάχους που κυμαίνεται από 10cm έως 3m, καθώς και οριζόντες πάχους 10m έως 50m. Σε ότι αφορά τη γεωμηχανική τους συμπεριφορά θεωρείται καλή, χωρίς να εντοπίζονται σημαντικές αστοχίες, με εξαίρεση την εμφάνιση καταπτώσεων μικρών βραχωδών μαζών σε θέσεις

πρανών μεγάλου ύψους και αυξημένης κλίσης. Οι σχηματισμοί της ενότητας αυτής, παρουσιάζονται ευαποσάθρωτοι σε ζώνες έντονου τεκτονισμού (ζώνες διαρρήξεων, επιπεύσεων, θέσεις κατακεκλιμένων ισοκλινών πτυχών) και δίνουν υλικά με μορφή άμμου και ψηφίδων (αμφιβολίτες – γενέσιοι) ή άμμου, ψηφίδων λατυπών και τοπικά ογκόλιθων στην περίπτωση των μαρμάρων. Στις θέσεις όπου επικρατούν οι αμφιβολίτες και οι γενέσιοι είναι έντονη η δράση των φαινομένων αποσάθρωσης και διάβρωσης με αποτέλεσμα την προσφορά αυξημένης στερεοπαροχής στους υδρογραφικούς άξονες που τους διασχίζουν και κυρίως στις υπολεκάνες Μύκης και Εχίνου.

### **TE11. Γρανιτογενέσιοι – Μιγματίτες**

Πρόκειται για μιγματίτες, γρανιτογενέσιους και οφθαλμογενέσιους, με αραιές παρεμβολές ορθοαμφιβολιτών και διεισδύσεις πηγματιτών. Οι πηγματίτες είναι αδροκρυσταλλικοί, παρουσιάζουν ισχυρό κερματισμό, με αποτέλεσμα να δίνουν θραύσματα μεγέθους μέχρι μικρούς ογκολίθους. Οι γρανιτογενέσιοι αποσαθρώνονται εύκολα εξαιτίας του κερματισμού και των διεισδύσεων των πηγματιτών. Στις επαφές των πηγματιτικών διεισδύσεων παρουσιάζεται εντονότερη αποσάθρωση, με αποτέλεσμα την εμφάνιση αστοχιών με τη μορφή απόσπασης σφηνών μεγάλου όγκου στα πρανή, καταπτώσεις ογκολίθων καθώς και μεταθετικές ολισθήσεις μικρής έκτασης. Συνήθως ο σχηματισμός είναι ισχυρά κερματισμένος, ενώ μόνο κατά θέσεις παρουσιάζει υγιή βραχώδη δομή. Στα επιφανειακά στρώματα εμφανίζεται αυξημένου πάχους ζώνη αποσάθρωσης και κερματισμού (5 με 6m), ενώ καλύπτεται από μανδύα μικρού γενικά πάχους, που δεν υπερβαίνει τα 1 με 2m. Η γενική εικόνα της βραχώμαζας ευνοεί, αφ' ενός μεν την εκδήλωση αστοχιών σε θέσεις πρανών μεγάλου ύψους και αφετέρου δε διευκολύνει την προσφορά μεγάλης στερεοπαροχής στους κύριους υδρογραφικούς άξονες που τη διασχίζουν.

### **[Ενότητες μαγματικών σχηματισμών]**

### **TE12. Ρυοδακίτες – Λακίτοανδεσίτες – Γαββροδιορίτες**

Πρόκειται για υποηφαιστειακούς σχηματισμούς τεφρού χρώματος, με πορφυριτικό ιστό και υαλώδη κύρια μάζα. Παρουσιάζονται ως συνεκτικοί βραχώδεις σχηματισμοί με χαρακτηριστικό γνώρισμα τη ανάπτυξη πυκνού δικτύου διακλάσεων και κατατμήσεων, που συνδέονται σε μεγάλο βαθμό με τις συνθήκες σχηματισμού του πετρώματος. Συνήθως εμφανίζονται σε υγιή κατάσταση και παρουσιάζουν ικανοποιητικές μηχανικές αντοχές, μεγάλη σκληρότητα και αντοχή στη διάβρωση, κάτι που επιβεβαιώνεται από το έντονο ανάγλυφο των περιοχών στις οποίες εντοπίζονται, αλλά και τη χρήση τους ως δομικού υλικού στην ευρύτερη περιοχή. Η όλη συμπεριφορά της βραχώμαζας δεν ευνοεί την εκδήλωση αστοχιών με εξαίρεση μικρής έκτασης καταπτώσεις μεγάλου ύψους τεχνητά πρανή, ενώ η αντίστασή τους στη διάβρωση δεν συμβάλλει στην παραγωγή φερτών υλικών (πολύ μικρή στερεοπαροχή).

**ΤΕ13. Γρανίτες – Γρανодиορίτες**

Συνίσταται κυρίως από κεροστιλβικό – βιοτιτικό γρανοδιορίτη, μικροκρυσταλλικό, λευκού έως λευκότεφρου χρώματος και τοπικά ερυθρωπού. Χαρακτηρίζεται γενικά από μέτρια αποσάθρωση με σφαιροειδείς επιφάνειες, σφαιρική διάβρωση. Πρόκειται γενικά για συμπαγή σχηματισμό με μέτριο κερματισμό, ενώ σε ζώνες ισχυρού τεκτονισμού, ρηξιγενείς ζώνες το πέτρωμα αποκτά έντονη σχιστότητα και ο κερματισμός γίνεται ισχυρός. Η εναλλαγή ασθενών ζωνών με υγιή τμήματα, σε συνδυασμό με το ισχυρό ανάγλυφο και τη σχετική απουσία βλάστησης, ευνοεί την αστάθεια των μαζών και τη δημιουργία αστοχιών στα φυσικά και τεχνητά πρηνή με τη μορφή καταπτώσεων ογκολίθων, αποκολλήσεων σφηνών και μικρο-ολισθήσεων. Σε συνδυασμό με την επιφανειακή αποσάθρωση και την έντονη διάβρωση του σχηματισμού, ευνοούν την ιδιαίτερα αυξημένη στερεοπαροχή τόσο στους υδρογραφικούς άξονες όσο και στις κατάντη υπολεκάνες. Τα υλικά της στερεοπαροχής περιλαμβάνουν εκτός της αδρόκοκκης άμμου και των ψηφίδων, κροκαλολατύπες και μικρούς ογκόλιθους, όγκου 0.50 έως 1.50 m<sup>3</sup>.

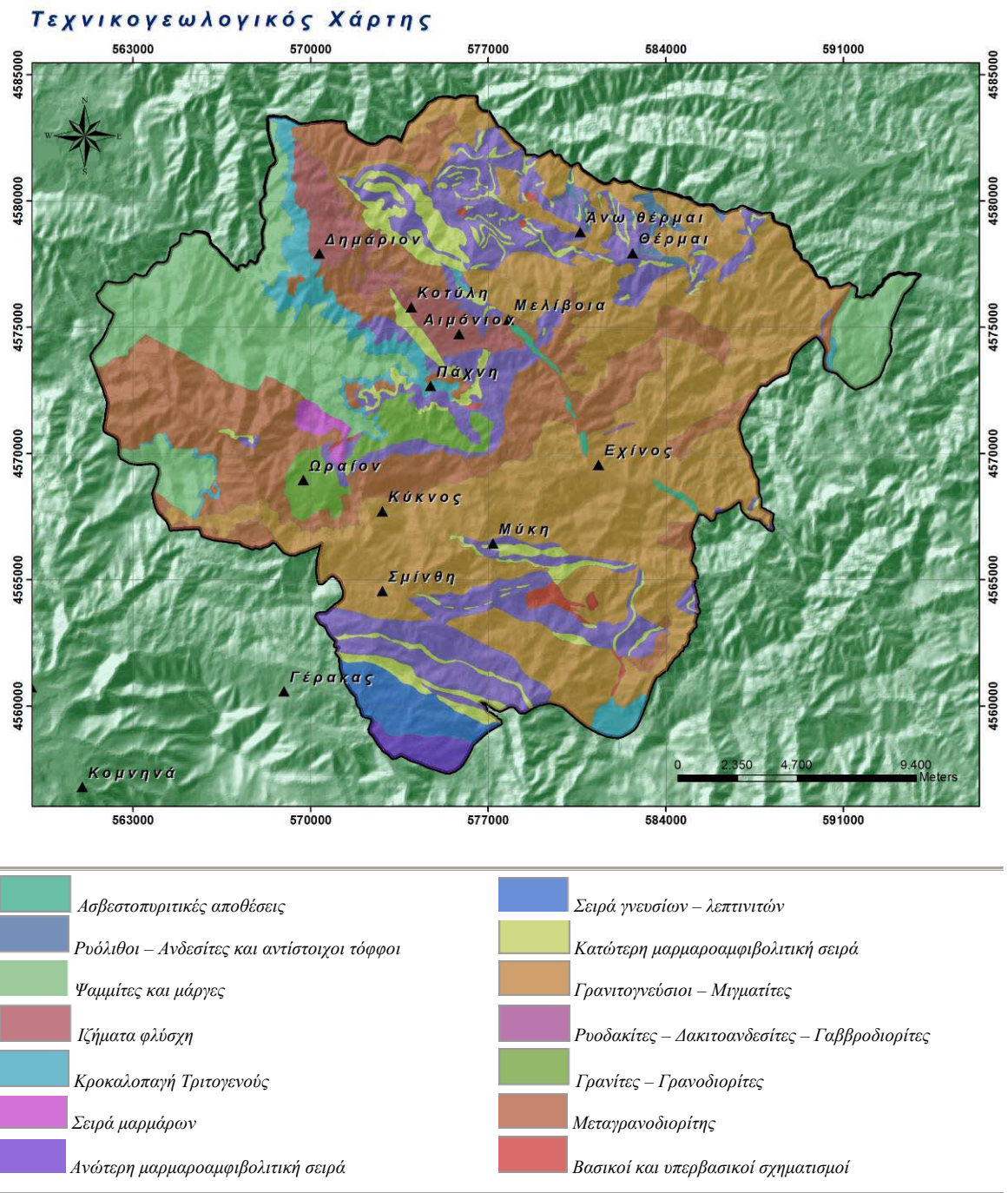
**ΤΕ14. Μεταγρανοδιορίτης**

Πρόκειται για μεταμορφωμένους γρανοδιορίτες με ελάχιστες χαλαζιακές και απλιτικές φλέβες. Συμπαγής σχηματισμός με αραιές επιφάνειες ασυνεχειών που έχουν σαν αποτέλεσμα τον αποχωρισμό μεγάλων πάγκων. Κατά θέσεις παρουσιάζει απολέπιση παράλληλα με τη σχιστότητα λόγω επιφανειακής αποσάθρωσης. Στο σύνολό του ο σχηματισμός δίνει ζώνη αποσάθρωσης κύρια από αδρόκοκκη άμμο, ενώ χαρακτηριστική είναι η σφαιρική διάβρωση. Χαρακτηρίζεται ως σχηματισμός με καλή γεωμηχανική συμπεριφορά χωρίς αστοχίες στα φυσικά πρηνή.

**ΤΕ15. Βασικοί και υπερβασικοί σχηματισμοί**

Οφιόλιθοι που αποτελούνται από σχιστοποιημένους ή και σερπεντινωμένους περιδοτίτες έως πυροξενίτες, τεφροπράσινου έως πρασινότεφρου χρώματος, με κυψελώδη ιστό. Σε ζώνες έντονου κερματισμού παρατηρείται αυξημένη σχιστοποίηση, σερπεντινίωση και ταλκοποίηση. Χαρακτηρίζεται ως συνεκτικός σχηματισμός, έντονα διαρρηγμένος και τεκτονικά καταπονημένος. Διατηρεί φυσικά πρηνή χωρίς την εμφάνιση αστοχιών, ενώ οι εδαφικές κινήσεις περιορίζονται στο μανδύα και είναι μικρής κλίμακας. Ιδιαίτερο χαρακτηριστικό της μηχανικής συμπεριφοράς είναι η εμφάνιση μέσα στη βραχώμαζα λειών επιφανειών, εξαιτίας δευτερογενών ορυκτολογικών αλλοιώσεων κατά μήκος ζωνών διαρρήξεων ή διακλάσεων. Στις θέσεις αυτές αναπτύσσονται συνήθως τάσεις ολίσθησης τοπικού χαρακτήρα κυρίως στις περιπτώσεις χαλάρωσης της βραχώμαζας με τη διάνοιξη τεχνητών πρηνών. Οι τιμές των μηχανικών χαρακτηριστικών επηρεάζονται καθοριστικά από την αποσάθρωση – εξαλλοίωση και την πυκνότητα των ασυνεχειών.





Σχήμα 6.10 Τεχνικογεωλογικός χάρτης.



## 6.2 ΔΙΕΡΓΑΣΙΑ ΣΥΛΛΟΓΗΣ ΚΑΙ ΑΠΟΘΗΚΕΥΣΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ – ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗ ΒΑΣΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΚΑΙ ΤΩΝ ΒΑΣΙΚΩΝ ΘΕΜΑΤΙΚΩΝ ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ

Ως βασική πηγή πληροφοριών, αποτέλεσε η τεχνική έκθεση του ερευνητικού προγράμματος «Τεχνικογεωλογική Μελέτη Καταστροφικών φαινομένων ορεινού όγκου Κεντρικής Ροδόπης», που διενήργησε το ΙΓΜΕ (Ηλίας *et al.*, 2000). Στα πλαίσια της παρούσης διατριβής πραγματοποιήθηκαν οι εξής εργασίες: Μελέτη σειράς αεροφωτογραφιών της ευρύτερης περιοχής έρευνας για την επικαιροποίηση των παλαιότερων αλλά και την καταγραφή νέων θέσεων αστοχίας, μελέτη παλαιότερων αλλά και νεώτερων τεχνικών εκθέσεων, καθώς και σχετικών εργασιών που αφορούν την περιοχή μελέτης και τα κατολισθητικά φαινόμενα (Tsagaratos & Koumantakis, 2006, Gemitzi *et al.*, 2011). Επιπλέον, πραγματοποιήθηκαν υπαίθριες έρευνες κατά τις οποίες επικαιροποιήθηκαν και καταγράφηκαν νέες θέσεις αστοχίας, ενώ εκτιμήθηκαν στις θέσεις αυτές οι τεχνικογεωλογικές συνθήκες και τα ιδιαίτερα γεωμορφολογικά χαρακτηριστικά τους.

Το σύνολο των δεδομένων που συλλέχθηκαν και επεξεργάστηκαν, στη φάση προετοιμασίας αποτέλεσαν γεωγραφικά διανυσματικά δεδομένα, με τη μορφή χαρτών, τα οποία αξιολογούνται στις επόμενες φάσεις για την εξαγωγή χρήσιμης πληροφορίας και γνώσης. Πέντε (5) είναι οι βασικοί χάρτες, από τους οποίους στη συνέχεια με τη βοήθεια μεθόδων και τεχνικών της Χωρικής Ανάλυσης δημιουργήθηκαν συνολικά δεκατρία (13) νέα Θεματικά Επίπεδα Πληροφορίας, ΘΕΠ, από τα οποία για τις ανάγκες της συγκεκριμένης μελέτης επιλέχθηκαν και αναλύθηκαν τα οκτώ (8). Η σειρά των βασικών ΘΕΠ, απαρτιζόταν από:

- το ΘΕΠ του **Ψηφιακού Μοντέλου Υψομέτρου**, *Digital Elevation Model*, (*DEM*),
- το ΘΕΠ των **Χρήσεων Γης**,
- το ΘΕΠ του **Οδικού δικτύου**,
- το ΘΕΠ των **Τεχνικογεωλογικών Χαρακτηριστικών**,
- το ΘΕΠ της **Καταγραφής των Κατολισθητικών Συμβάντων**.

Από το **ΘΕΠ του Ψηφιακού Μοντέλου Υψομέτρου** επιχειρείται η εκτέλεση Μορφολογικής και Υδρολογικής Ανάλυσης, κατά την οποία διαμορφώνονται τα εξής νέα ΘΕΠ και τα οποία αξιολογούνται στην παρούσα διατριβή:

- ένα **ΘΕΠ Υψομέτρου**, όπου διακρίνονται τέσσερις (4) κατηγορίες υψομέτρου,

- ένα **ΘΕΠ Μορφολογικών Κλίσεων**, όπου διακρίνονται τέσσερις (4) κατηγορίες μορφολογικών κλίσεων,
- ένα **ΘΕΠ Διεύθυνσης Μορφολογικών Κλίσεων**, όπου διακρίνονται τέσσερις (4) κατηγορίες διεύθυνσης μορφολογικών κλίσεων,
- ένα **ΘΕΠ Διεύθυνσης Ροής**, δεν αναλύθηκε περαιτέρω,
- ένα **ΘΕΠ Συσσώρευσης Ροής**, δεν αναλύθηκε περαιτέρω,
- ένα **ΘΕΠ Αρίθμησης Υδρογραφικού Δικτύου** κατά την μέθοδο *Strahler*, δεν αναλύθηκε περαιτέρω,
- ένα **ΘΕΠ Μήκους Ροής**, δεν αναλύθηκε περαιτέρω,
- ένα **ΘΕΠ Υδρολογικών Λεκανών**, δεν αναλύθηκε περαιτέρω,
- ένα **ΘΕΠ Απόστασης από Υδρογραφικό Δίκτυο**, όπου διακρίνονται τέσσερις (4) ζώνες επιρροής, *buffer zones*,

Από το **ΘΕΠ Οδικού Δικτύου**, και μέσω της εκτέλεσης Χωρικής και Στατιστικής Ανάλυσης, διαμορφώνονται τα εξής νέα ΘΕΠ:

- ένα **ΘΕΠ Απόστασης από Οδικό Δίκτυο**, όπου τρεις (3) κατηγορίες ζωνών επιρροής, *buffer zones*.

Από το **ΘΕΠ Τεχνικογεωλογικών χαρακτηριστικών**, εφαρμόζοντας μεθόδους Χωρικής Ανάλυσης, διαμορφώνονται τα εξής νέα ΘΕΠ:

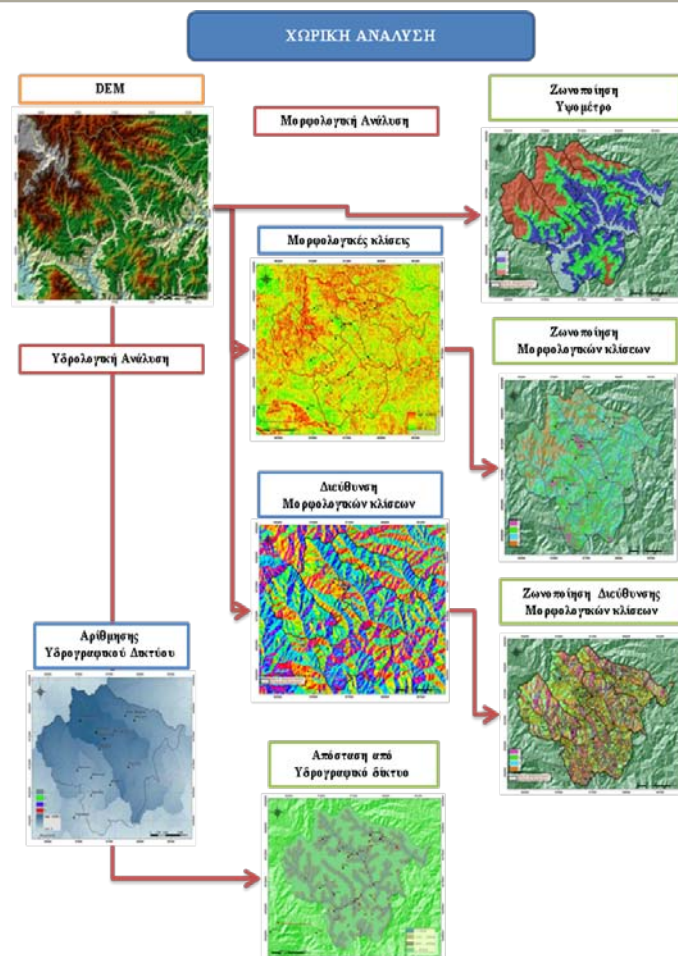
- ένα **ΘΕΠ Τεχνικογεωλογικών Ενοτήτων**, όπου διακρίνονται πέντε (5) κατηγορίες τεχνικογεωλογικών ενοτήτων, με βάση την επιδεκτικότητα σε κατολισθητικά φαινόμενα,
- ένα **ΘΕΠ Απόστασης από Τεκτονικά χαρακτηριστικά**, όπου διαμορφώνονται τρεις (3) κατηγορίες ζωνών επιρροής, *buffer zones*, δηλαδή ζωνών που καθορίζονται με βάση την απόσταση από μείζονες διαρρήξεις, ρήγματα και πιθανές προεκτάσεις αυτών, εφιππεύσεις και επωθήσεις της ευρύτερης περιοχής έρευνας,
- ένα **ΘΕΠ Απόστασης από Γεωλογικά Όρια**, όπου διαμορφώνονται τρεις (3) κατηγορίες ζωνών επιρροής, *buffer zones*, δηλαδή ζωνών που καθορίζονται με βάση την απόσταση από τα όρια των γεωλογικών σχηματισμών της ευρύτερης περιοχής έρευνας

Όλοι οι χάρτες και τα Θεματικά Επίπεδα Πληροφορίας που παράχθησαν, γεωαναφέρθηκαν στο τοπικό σύστημα προβολής της Ελλάδας (ΕΓΣΑ' 87, Ελληνικό Γεωδαιτικό Σύστημα Αναφοράς).

### 6.3 ΧΩΡΙΚΗ ΚΑΙ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ

#### 6.3.1 Θεματικό Επίπεδο Πληροφορίας Ψηφιακού Μοντέλου Υψομέτρου

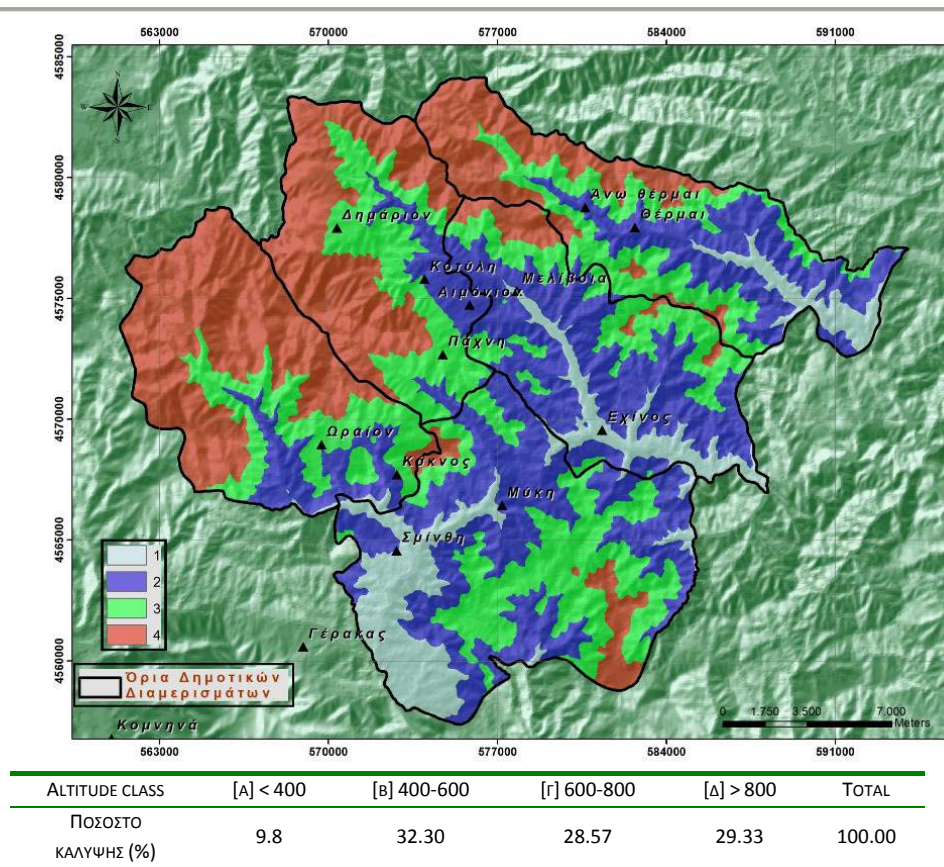
Στα πλαίσια της χωρικής και στατιστικής ανάλυσης του Ψηφιακού Μοντέλου Υψομέτρου πραγματοποιήθηκε μορφολογική και υδρολογική ανάλυση, με στόχο τη δημιουργία νέων χαρτογραφικών προϊόντων, και συγκεκριμένα: στα πλαίσια της μορφολογικής ανάλυσης, ενός **ΘΕΠ Υψομέτρου**, ενός **ΘΕΠ Μορφολογικών Κλίσεων**, ενός **ΘΕΠ Διεύθυνσης Μορφολογικών Κλίσεων** ενώ στα πλαίσια της υδρολογικής ανάλυσης, ενός **ΘΕΠ Απόστασης από Υδρογραφικό Δίκτυο** (Σχήμα 6.11).



Σχήμα 6.11 Μορφολογική και Υδρολογική Ανάλυση για την δημιουργία των ΘΕΠ Υψομέτρου, Μορφολογικών Κλίσεων, Διεύθυνση Μορφολογικών κλίσεων, Απόσταση από Υδρογραφικό Δίκτυο, επί των οποίων πραγματοποιήθηκε διαμόρφωση κλάσεων.

Τα δεδομένα που αφορούν το μορφολογικό ανάγλυφο και δίνουν πληροφορίες για το υψόμετρο, πάρθηκαν από τη βάση δεδομένων *GeoSpatial Data Products (3 Arc Second SRTM Elevation Data, pixel resolution: 90m, http://ws.csiss.gmu.edu/DEMExplorer/)*. Το ψηφιακό μοντέλο εδάφους, το οποίο δημιουργήθηκε είχε μέγεθος φατνίου 20m, με τετράγωνες επιφάνειες πλευράς 20m, ενώ οι τιμές του υψομέτρου αναφέρονται και αυτές σε μέτρα.

Για το πρώτο χαρτογραφικό προϊόν και για την κατηγοριοποίηση του ΘΕΠ Υψομέτρου, διαμορφώθηκαν τέσσερις (4) ισουψομετρικές ζώνες, συνεκτιμώντας τη διακύμανση των τιμών υψομέτρου στην περιοχή έρευνας, την εμπειρία των ειδικών καθώς και σχετικών βιβλιογραφικών αναφορών. Προκύπτουν οι εξής τέσσερις (4) κλάσεις: 0 - 400m, 400 - 600m, 600 - 800m, και υψόμετρα μεγαλύτερα από 800m (Σχήμα 6.12).



Σχήμα 6.12 Θεματικό Επίπεδο Πληροφορίας Υψομέτρου, ποσοστό επιφανειακής κάλυψης για κάθε κλάση.

Σε ότι αφορά την κλάση που καταλαμβάνει την μεγαλύτερη έκταση, αυτή είναι η κλάση με υψόμετρα 400 - 600m, έχοντας ποσοστό επιφανειακής κάλυψης 32.30 % και εντοπίζεται στο βόρειο τμήμα της περιοχής έρευνας (Πίνακας 6.1)

Κατά την στατιστική επεξεργασία και χωρική συσχέτιση των κατολισθητικών συμβάντων με το ΘΕΠ Υψόμετρο, προκύπτει ότι ελάχιστες αστοχίες έχουν καταγραφεί



σε υψόμετρο μεγαλύτερο από 800m. Το μεγαλύτερο ποσοστό των κατολισθήσεων εντοπίζεται στην κλάση Β, 49.08% στην οποία καταγράφονται υψόμετρα από 400 έως 600m.

Πίνακας 6.1 Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση υψόμετρου

ALTITUDE CLASS	[A] < 400	[B] 400-600	[Γ] 600-800	[Δ] > 800	TOTAL
ΠΟΣΟΣΤΟ ΑΣΤΟΧΙΩΝ (%)	14.11	49.08	33.13	3.68	100.00

Το μικρό ποσοστό που αντιστοιχεί στα υψόμετρα των μεγαλύτερων από 800m μπορεί να εξηγηθεί αν υποθέσουμε, ότι παρά τη δυσμενέστερη κατάσταση που επικρατεί σε ότι αφορά τις κλιματικές συνθήκες, η μη προσπελασιμότητα των ορεινών αυτών περιοχών μειώνει την επίδραση των ανθρωπογενών παρεμβάσεων με συνέπεια τη μειωμένη εκδήλωση αστοχιών. Εξ' άλλου, στα υψόμετρα πάνω από τα 800m, οι περιοχές καλύπτονται από σκληρούς σχηματισμούς, δηλαδή σχηματισμούς της τεχνικογεωλογικής ενότητας Β, που θα παρουσιαστεί παρακάτω (Πίνακας 6.2).

Πίνακας 6.2 Ποσοστό επιφανειακής κάλυψης των τεχνικογεωλογικών ενότητων σε περιοχές με υψόμετρο μεγαλύτερο των 800m

ΤΕΧΝΙΚΟΓΕΩΛΟΙΚΗ ΕΝΟΤΗΤΑ	[A]	[B]	[Γ]	[Δ]	[E]
ΠΟΣΟΣΤΟ ΕΠΙΦΑΝΕΙΑΚΗΣ ΚΑΛΥΨΗΣ (%)	1.26	66.81	16.50	0.50	14.93

Οι σχηματισμοί αυτοί χαρακτηρίζονται από μειωμένη πιθανότητα αστοχίας σε σχέση με τους σχηματισμούς που εμφανίζονται στα χαμηλότερα υψόμετρα, και που αποτελούνται από σχηματισμούς της τεχνικογεωλογικής ενότητας Δ και Ε (Πίνακας 6.3).

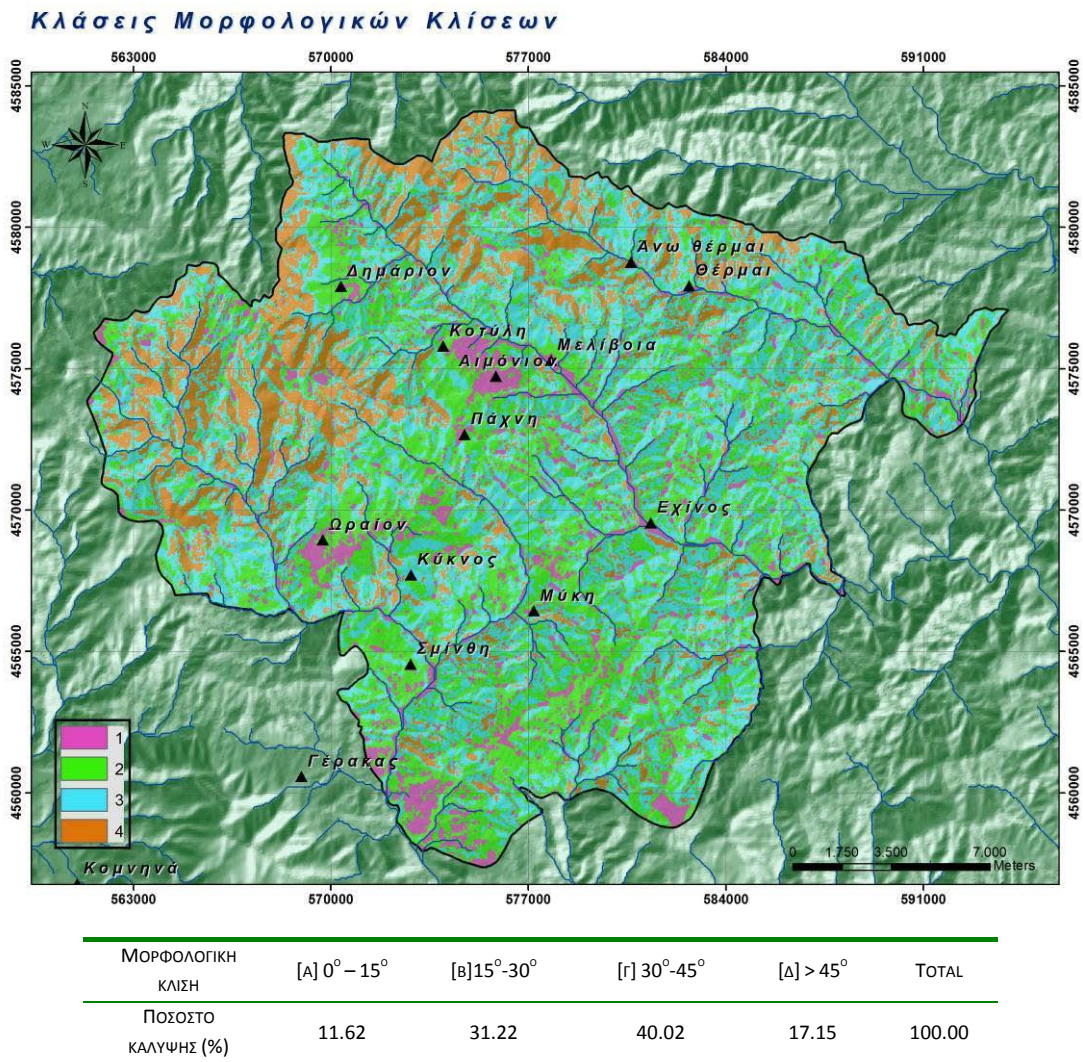
Πίνακας 6.3 Ποσοστό επιφανειακής κάλυψης των τεχνικογεωλογικών ενότητων σε περιοχές με υψόμετρο μεταξύ των 400-600m

ΤΕΧΝΙΚΟΓΕΩΛΟΙΚΗ ΕΝΟΤΗΤΑ	[A]	[B]	[Γ]	[Δ]	[E]
ΠΟΣΟΣΤΟ ΕΠΙΦΑΝΕΙΑΚΗΣ ΚΑΛΥΨΗΣ (%)	1.04	19.60	19.82	2.05	57.48

Για τη δημιουργία του ΘΕΠ που αφορά τις μορφολογικές κλίσεις εφαρμόζεται ο σχετικός αλγόριθμος στην πολυγωνική επιφάνεια *DEM*, που είχε προηγουμένως παραχθεί. Ο αλγόριθμος υπολογίζει την τιμή της κλίσης, σε απόλυτους ακέραιους ή δεκαδικούς αριθμούς, για κάθε στοιχειώδες φαντίο (*cell*) χρησιμοποιώντας τις τιμές υψόμετρου των οκτώ (8) άμεσα γειτονικών φαντιών.

Διαμορφώθηκαν τέσσερις (4) ζώνες, συνεκτιμώντας τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά των γεωλογικών σχηματισμών που δομούν την περιοχή έρευνας, την αξιολόγηση των σχετικών βιβλιογραφικών αναφορών και την εμπειρία και γνώση των *Ειδικών*.

Προκύπτουν οι εξής τέσσερις (4) κλάσεις: 0°-15° , 15° -30°, 30° – 45° και κλίσεις μεγαλύτερες από 45° (Σχήμα 6.13).



Σχήμα 6.13 Χάρτης μορφολογικών κλίσεων της περιοχής έρευνας, κλίμακας 1:50.000.

Σε ότι αφορά την κλάση που καταλαμβάνει τη μεγαλύτερη έκταση, αυτή είναι η κλάση με μορφολογικές κλίσεις 30° – 45°, έχοντας ποσοστό επιφανειακής κάλυψης 40.02 % και εντοπίζεται στο βόρειο τμήμα της περιοχής έρευνας.

Κατά τη στατιστική επεξεργασία και χωρική συσχέτιση των κατολισθητικών συμβάντων με το ΘΕΠ Μορφολογικών Κλίσεων, προκύπτει ότι μικρό ποσοστό αστοχιών έχουν καταγραφεί σε κλίσεις μεγαλύτερες από 45°. Το μεγαλύτερο ποσοστό των κατολισθήσεων εντοπίζεται στην κλάση Γ, ποσοστό 39.26% όπου αντιστοιχούν πρανή με κλίσεις 30° έως 45° (Πίνακας 6.4).



Πίνακας 6.4 Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση μορφολογικής κλίσης

ΜΟΡΦΟΛΟΓΙΚΗ ΚΛΙΣΗ	[A] 0° – 15°	[B] 15°-30°	[Γ] 30°-45°	[Δ] > 45°	TOTAL
ΠΟΣΟΣΤΟ ΑΣΤΟΧΙΩΝ (%)	14.72	35.58	39.26	10.43	100.00

Το μικρό ποσοστό που αντιστοιχεί στη μεγαλύτερη κλάση, ερμηνεύεται από το γεγονός ότι παρά τη δυσμενέστερη κατάσταση που σε ότι αφορά την ευστάθεια των πρανών, οι περιοχές αυτές καλύπτονται από σχηματισμούς της τεχνικογεωλογικής ενότητας Β (Πίνακας 6.5).

Πίνακας 6.5 Ποσοστό επιφανειακής κάλυψης των γεωλογικών σχηματισμών σε πρανή με κλίσεις μεγαλύτερες από 45ο

ΤΕΧΝΙΚΟΓΕΩΛΟΓΙΚΗ ΕΝΟΤΗΤΑ	[A]	[B]	[Γ]	[Δ]	[Ε]
ΠΟΣΟΣΤΟ ΕΠΙΦΑΝΕΙΑΚΗΣ ΚΑΛΥΨΗΣ (%)	1.00	54.45	20.65	1.58	22.32

Όπως ειπώθηκε και στην προηγούμενη παράγραφο, οι σχηματισμοί αυτοί χαρακτηρίζονται από μειωμένη πιθανότητα αστοχίας.

Για τη δημιουργία του θεματικού επιπέδου πληροφορίας που αφορά τη διεύθυνση των μορφολογικών κλίσεων, εφαρμόζεται ο σχετικός αλγόριθμος στην πολυγωνική επιφάνεια που έχει προηγουμένως παραχθεί, ο οποίος υπολογίζει την τιμή διεύθυνσης της κλίσης, σε απόλυτους ακέραιους ή δεκαδικούς αριθμούς, για κάθε στοιχειώδες κελί (*cell*) χρησιμοποιώντας τις τιμές υψομέτρου των οκτώ (8) άμεσα γειτονικών κελιών, κατά αντιστοιχία με την διαδικασία που ακολουθήθηκε για τον υπολογισμό των μορφολογικών κλίσεων. Παράλληλα, αξιολογώντας κυρίως την εμπειρία που αφορά τη συσχέτιση του προσανατολισμού και της εκδήλωσης κατολίσθησης (Ζιούρκας, 1989, Rozos et al., 2008) στον Ελληνικό χώρο και ιδιαίτερα στην περιοχή έρευνας, προκύπτουν οι εξής τέσσερις (4) κλάσεις προσανατολισμού (Σχήμα 6.14):

$$[A] 225^0-275^0, [B] 45^0-90^0, [Γ] 90^0-135^0, 275^0-315^0, [Δ] 315^0-45^0, 135^0-225^0$$

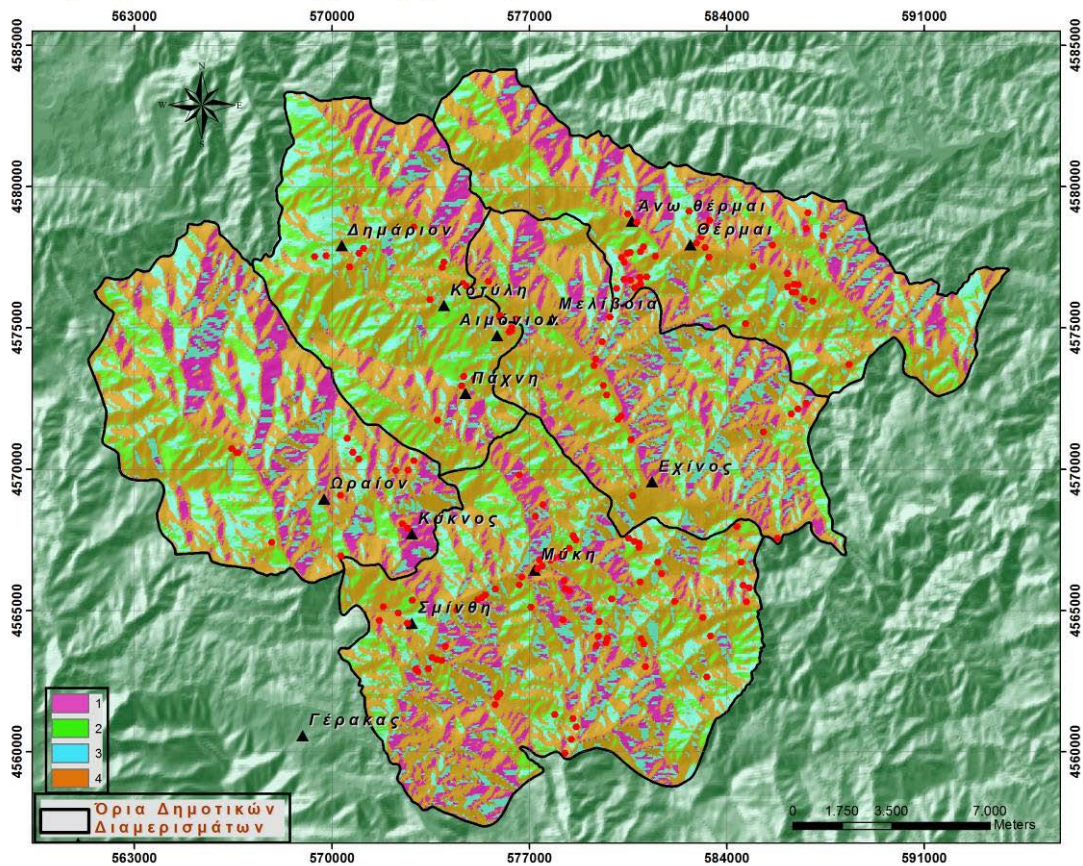
Σε ότι αφορά την κλάση που καταλαμβάνει τη μεγαλύτερη έκταση, αυτή είναι η κλάση με προσανατολισμό 315<sup>0</sup>-45<sup>0</sup>, 135<sup>0</sup>-225<sup>0</sup>, έχοντας ποσοστό επιφανειακής κάλυψης 53.46 %.

Κατά τη στατιστική επεξεργασία και χωρική συσχέτιση των κατολισθητικών συμβάντων με το ΘΕΠ της Διεύθυνσης των Μορφολογικών Κλίσεων, προκύπτει ότι το μεγαλύτερο ποσοστό έχει καταγραφεί σε κλίσεις της Δ κατηγορίας, οι προσανατολισμοί της οποίας είναι και οι δυσμενέστεροι από άποψη ευστάθειας (Πίνακας 6.6).

Πίνακας 6.6 Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση διεύθυνσης μορφολογικής κλίσης

ΔΙΕΥΘΥΝΗΣ ΜΟΡΦΟΛΟΓΙΚΗΣ ΚΛΙΣΗΣ	[Α] 225 <sup>0</sup> -275 <sup>0</sup>	[Β] 45 <sup>0</sup> -90 <sup>0</sup>	[Γ] 90 <sup>0</sup> -135 <sup>0</sup> , 275 <sup>0</sup> -315 <sup>0</sup>	[Δ] > 315 <sup>0</sup> -45 <sup>0</sup> , 135 <sup>0</sup> -225 <sup>0</sup>	TOTAL
ΠΟΣΟΣΤΟ ΑΣΤΟΧΙΩΝ (%)	9.20	12.27	20.86	57.67	100.00

Χάρτης Διεύθυνσης Μορφολογικών Κλίσεων



ΔΙΕΥΘΥΝΣΗ ΜΟΡΦΟΛΟΓΙΚΩΝ ΚΛΙΣΕΩΝ	B	BA	A	NA	N	NΔ	Δ	ΒΔ
ΠΟΣΟΣΤΟ ΕΔΑΦΙΚΗΣ ΚΑΛΥΨΗΣ %	8.93	12.50	14.93	14.73	15.65	15.00	10.79	7.47

Σχήμα 6.14 Χάρτης διεύθυνσης μορφολογικών κλίσεων της περιοχής έρευνας, κλίμακας 1:50.000.

Για την εκτίμηση των υδρολογικών χαρακτηριστικών μιας περιοχής ενδιαφέροντος, αξιοποιούνται τα ψηφιδωτά δεδομένα υψομέτρου (Jenson, 1991, Moore, 1996), τα οποία διευκολύνουν στην ανάλυση των μορφολογικών στοιχείων, που επηρεάζουν τη ροή του νερού. Αξιοποιείται το αρχείο DEM (Altitude) που δημιουργήθηκε σε προηγούμενη φάση της έρευνας και εφαρμόστηκαν οι σχετικοί αλγόριθμοι μέσω του εργαλείου Hydrology,



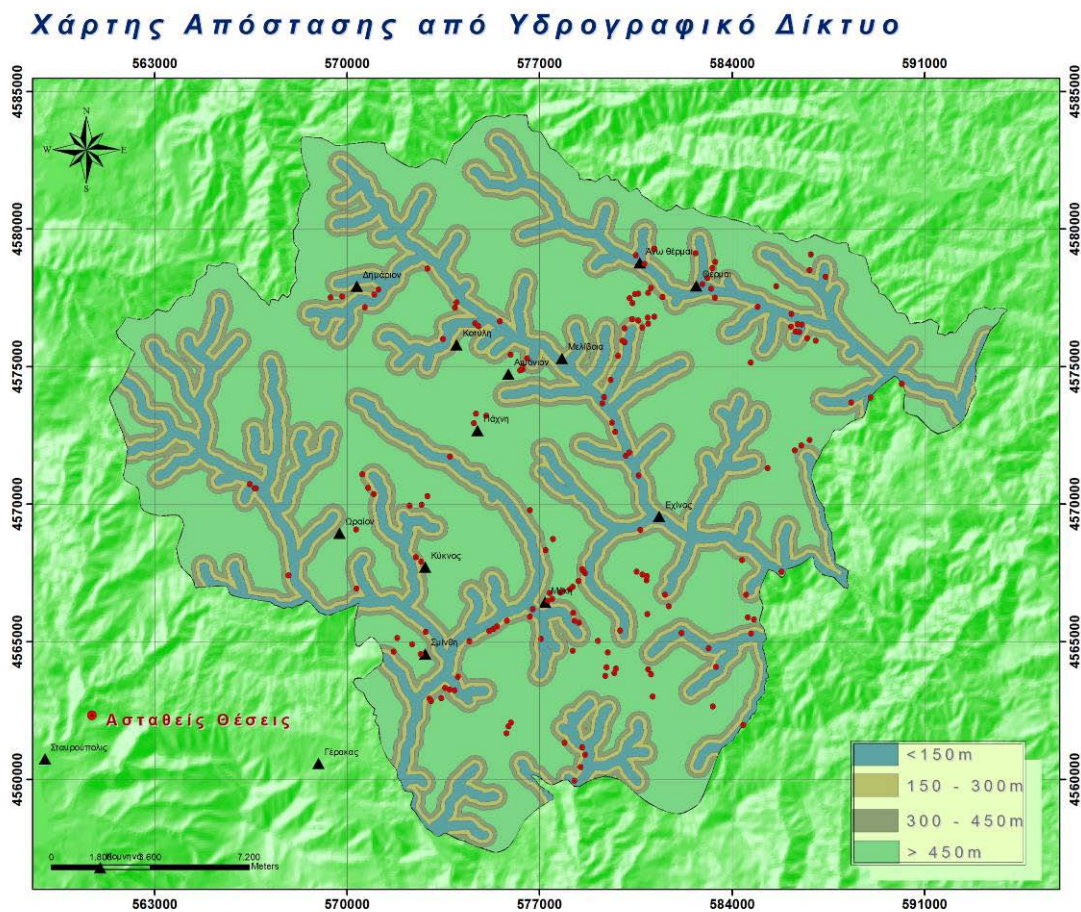
που υπάρχει ως λειτουργία του *Spatial Analyst Tool*, του Γ.Σ.Π. πακέτου *ArcMap*, για τη δημιουργία του ΘΕΠ υδρογραφικού δικτύου.

Για τη διαμόρφωση του ΘΕΠ Απόσταση από Υδρογραφικό Δίκτυο, πραγματοποιήθηκε *Ανάλυση Εγγύτητας*, κατά την οποία εκτιμήθηκε η εγγύτερη απόσταση μεταξύ καθενός από τα κατολισθητικά συμβάντα και του υδρογραφικού δικτύου (Σχήμα 6.15). Η απόσταση υπολογίζεται από τον αλγόριθμο εγγύτητας, *proximity algorithm*, τα αποτελέσματα και τα στατιστικά στοιχεία των οποίων φαίνονται στο Πίνακα 6.7.

Η μέση εγγύτερη απόσταση μεταξύ του συνόλου των κατολισθητικών συμβάντων και του υδρογραφικού δικτύου υπολογίστηκε στα 61.51m.

Πίνακας 6.7 Στατιστικά στοιχεία Εγγύτερης απόστασης κατολισθητικών συμβάντων από υδρογραφικό δίκτυο

mean	61,51	Skewness	2,920
max	476,46	Kurtosis	10,779
min	1,78	St.dev	53,012



Σχήμα 6.15 Χάρτης απόστασης από υδρογραφικό δίκτυο της περιοχής έρευνας, κλίμακας 1:50.000.

Σε ότι αφορά τη χωρική διασπορά των κατολισθητικών φαινομένων, διαπιστώθηκε ότι η πλειονότητα των κατολισθητικών φαινομένων εντοπίζεται στη ζώνη που απέχει λιγότερο από 150m, σε ποσοστό 36.20%. (Πίνακας 6.8).

Πίνακας 6.8 Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση απόστασης από υδρογραφικό δίκτυο

ΑΠΟΣΤΑΣΗ ΑΠΟ ΥΔΡΟΓΡΑΦΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ	[Α] <150Μ	[Β] 150-300Μ	[Γ] 300-450Μ	[Δ] > 450Μ	TOTAL
ΠΟΣΟΣΤΟ ΑΣΤΟΧΙΩΝ (%)	36.20	20.25	17.79	25.77	100.00

Στην ζώνη Α διαπιστώνεται το χαμηλό ποσοστό των σχηματισμών που ανθίστανται στις αποσθρωτικές και διαβρωτικές διεργασίες, περιορίζοντας την εκδήλωση αστοχίας σε περισσότερο ευαποσάθρωτους σχηματισμούς, όπως αυτοί που ανήκουν στην Ε κατηγορία (Πίνακας 6.9).

Πίνακας 6.9 Ποσοστό επιφανειακής κάλυψης των γεωλογικών σχηματισμών σε απόσταση μικρότερη από 150m.

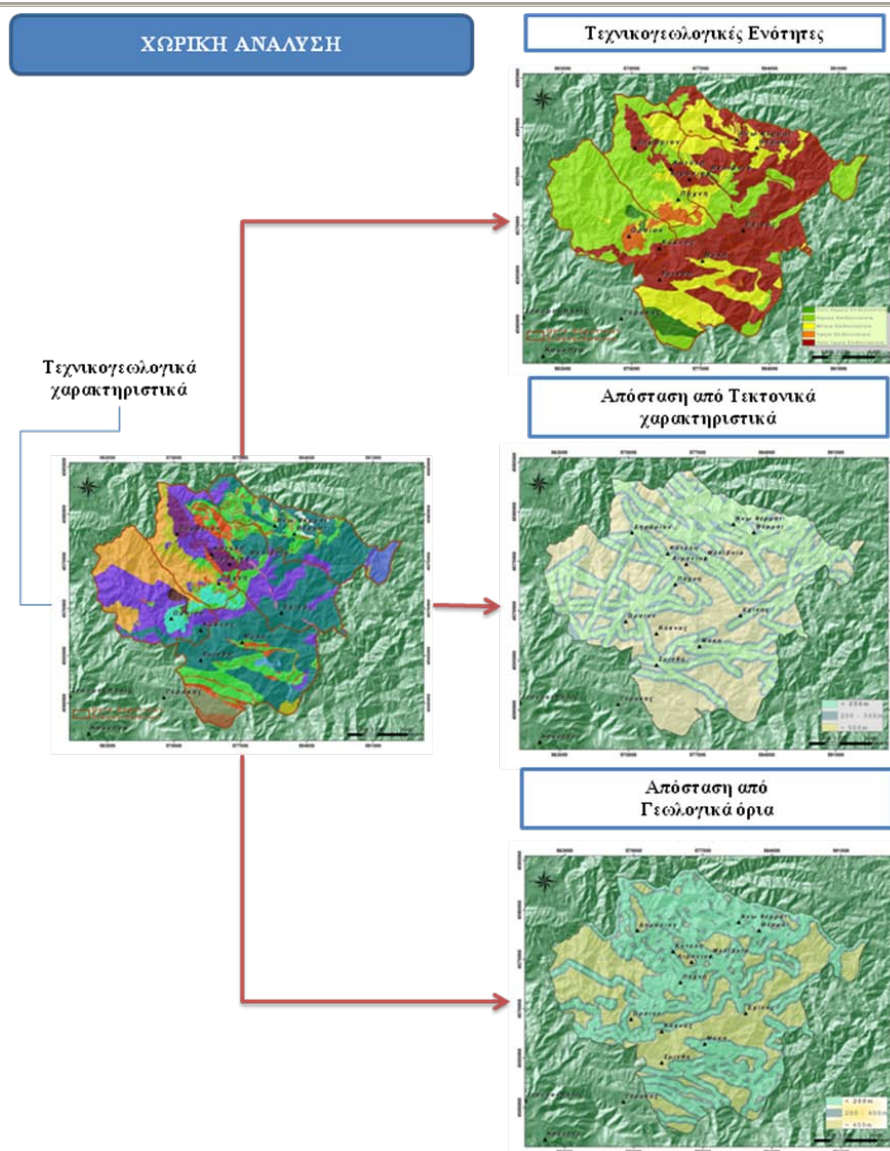
ΤΕΧΝΙΚΟΓΕΩΛΟΙΚΗ ΕΝΟΤΗΤΑ	[Α]	[Β]	[Γ]	[Δ]	[Ε]
ΠΟΣΟΣΤΟ ΕΠΙΦΑΝΕΙΑΚΗΣ ΚΑΛΥΨΗΣ (%)	2.80	33.74	18.89	2.02	42.54

### 6.3.2 Θεματικό Επίπεδο Πληροφορίας Τεχνικογεωλογικών χαρακτηριστικών

Για τη δημιουργία του ΘΕΠ των Τεχνικογεωλογικών χαρακτηριστικών πραγματοποιήθηκε η ψηφιοποίηση και η προσαρμογή των κύριων λιθολογικών ενοτήτων του τεχνικογεωλογικού χάρτη κλίμακας 1:50.000 (Ηλίας, 2000).

Δημιουργήθηκε αρχικώς ένα διανυσματικό αρχείο, *vector*, και συγκεκριμένα ένα αρχείο με πολυγωνικές οντότητες, *TechGeology.shp*, το οποίο περιλάμβανε τις δεκαπέντε (15) τεχνικογεωλογικές ενότητες που εμφανίζονται στην περιοχή έρευνας. Ο χάρτης περιλάμβανε ακόμα ως γραμμικές οντότητες, τις μείζονες διαρρήξεις, τα ρήγματα, τις επωθήσεις και επιπτώσεις, ενώ περιείχε ως σημειακές οντότητες, τα σημεία καταγραφής των κλίσεων και της διεύθυνσης κλίσεως των στρωμάτων.

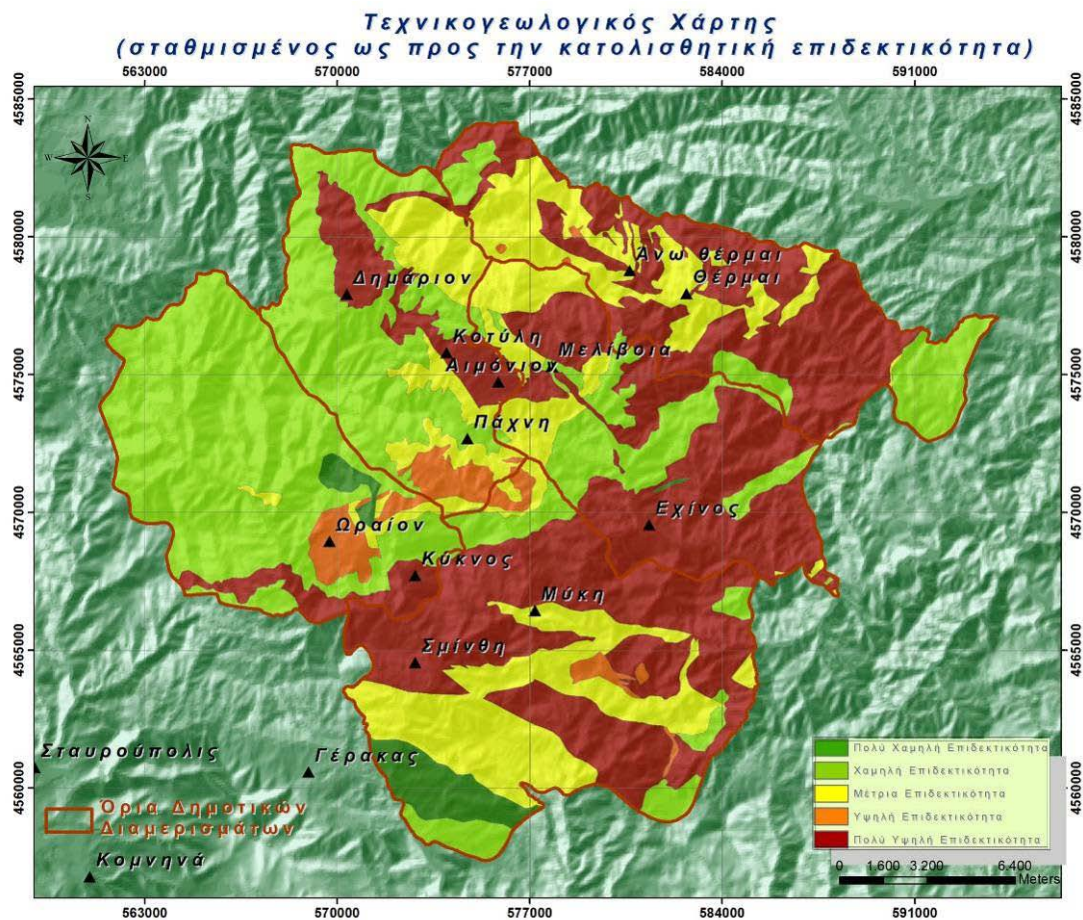
Ακολούθως, πραγματοποιήθηκε Χωρική Ανάλυση όπου διαμορφώθηκαν τρία (3) νέα ΘΕΠ, Τεχνικογεωλογικών Ενοτήτων, Απόστασης από Τεκτονικά χαρακτηριστικά, Απόστασης από Γεωλογικά Όρια κάθε ένα από τα οποία διαμορφώθηκαν κλάσεις ταξινόμησης και ομαδοποίησης (Σχήμα 6.16).



Σχήμα 6.16 Χωρική Ανάλυση στον τεχνικογεωλογικό χάρτη και παραγωγή 3 νέων χαρτών, Τεχνικογεωλογικών ενότητων, Απόσταση από τεκτονικά χαρακτηριστικά, Απόσταση από γεωλογικά όρια.

Οι δεκαπέντε (15) κατηγορίες του Τεχνικογεωλογικού χάρτη ομαδοποιήθηκαν σε πέντε (5) κατηγορίες με βάση την κατολισθητική τους επιδεκτικότητα, αντλώντας στοιχεία από τη σχετική κατανομή των ήδη καταγεγραμμένων αστοχιών που εντοπίζονται στην ευρύτερη περιοχή, αλλά και την εμπειρία και γνώση που έχει καταγραφεί σε αντίστοιχες μελέτες και που αφορά τον ελληνικό και διεθνή χώρο. Σε ότι αφορά τις πέντε (5) κατηγορίες διακρίνονται ως εξής (Σχήμα 6.17):





Σχήμα 6.17 Χάρτης τεχνικογεωλογικών ενοτήτων της περιοχής έρευνας, κλίμακας 1:50.000.

**Κατηγορία Α, πολύ χαμηλής επιδεκτικότητας:** Περιλαμβάνει τα ανοιχτότερα συμπαγή μάρμαρα, και τους λευκοκρατικούς γνευσίους – λεπτινίτες. Οι σχηματισμοί της κατηγορίας αυτής καταλαμβάνουν το 2.42 % της συνολικής έκτασης της περιοχής έρευνας.

**Κατηγορία Β, χαμηλής επιδεκτικότητας:** Περιλαμβάνει τα κροκαλοπαγή τριτογενούς, τους αμφιβολίτες με εναλλαγές βιοτικών γνευσίων έως σχιστογνευσίων και μαρμάρων, τους ρυοδακίτες, δακτιοανδেসίτες και γαββροδιορίτες, καθώς και τους μεταγρανδιορίτες. Οι σχηματισμοί της κατηγορίας αυτής καταλαμβάνουν το 34.54% της συνολικής έκτασης της περιοχής έρευνας.

**Κατηγορία Γ, μέτριας επιδεκτικότητας:** Περιλαμβάνει την κατώτερη μαρμαροαμφιβολιτική σειρά, οι οποία αποτελείται από αμφιβολίτες και γνευσίους με παρεμβολές οριζόντων λευκότεφρων έως λευκών ταινιωτών αδροκρυσταλλικών μαρμάρων. Οι σχηματισμοί της κατηγορίας αυτής καταλαμβάνουν το 20.12 % της συνολικής έκτασης της περιοχής έρευνας.



**Κατηγορία Δ, υψηλής επιδεκτικότητας:** Περιλαμβάνει, τον κεροστιλβικό - βιοτικό γρανοδιορίτη, και τους οφιολίθους. Οι σχηματισμοί της κατηγορίας αυτής καταλαμβάνουν το 2.92% της συνολικής έκτασης της περιοχής έρευνας.

**Κατηγορία Ε, πολύ υψηλής επιδεκτικότητας:** Περιλαμβάνει, τα τεταρτογενή χαλαρά ιζήματα, τα ιζήματα του φλύσχη, και τους μιγματίτες, γρανιτογενείς και οφθαλμογενείς. Οι σχηματισμοί της κατηγορίας αυτής καταλαμβάνουν το 40.00% της συνολικής έκτασης της περιοχής έρευνας.

Σε ότι αφορά την χωρική διασπορά των κατολισθητικών φαινομένων, διαπιστώθηκε ότι η πλειονότητα των κατολισθητικών συμβάντων, εντοπίζονται στους σχηματισμούς της κατηγορίας Ε σε ποσοστό **51.53 %**, ακολουθεί η κατηγορία Γ σε ποσοστό **26.99%** ακολούθως η κατηγορία Β σε ποσοστό **15.34 %**, η κατηγορία Δ με ποσοστό **5.52%** και τέλος η κατηγορία Α με μόλις ένα κατολισθητικό συμβάν (Πίνακας 6.10).

Πίνακας 6.10 Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση Τεχνικογεωλογικής ενότητας

ΤΕΧΝΙΚΟΓΕΩΛΟΓΙΚΗ ΕΝΟΤΗΤΑ	[Α]	[Β]	[Γ]	[Δ]	[Ε]
ΠΟΣΟΣΤΟ ΑΣΤΟΧΙΩΝ (%)	0.61	15.34	26.99	5.52	51.53

Για τη δημιουργία του ΘΕΠ *Απόσταση από τα Τεκτονικά χαρακτηριστικά*, επιχειρήθηκε η ψηφιοποίηση και η προσαρμογή των κύριων τεκτονικών χαρακτηριστικών, των ρηγμάτων, των επωθήσεων και εφιπτεύσεων, που εμφανίζονταν στον τεχνικογεωλογικό χάρτη (IGME, 2000), ενώ επικαιροποίηση μέρους των δεδομένων έγινε μετά από υπαίθρια παρατήρηση κατά τη διάρκεια της μελέτης.

Πραγματοποιήθηκε, *Ανάλυση Εγγύτητας*, όπου ζητήθηκε η εκτίμηση της εγγύτερης απόστασης μεταξύ των κατολισθητικών συμβάντων και των τεκτονικών χαρακτηριστικών. Η απόσταση υπολογίζεται από τον αλγόριθμο εγγύτητας, *proximity algorithm*, τα στατιστικά στοιχεία των οποίων φαίνονται στον Πίνακα 6.11.

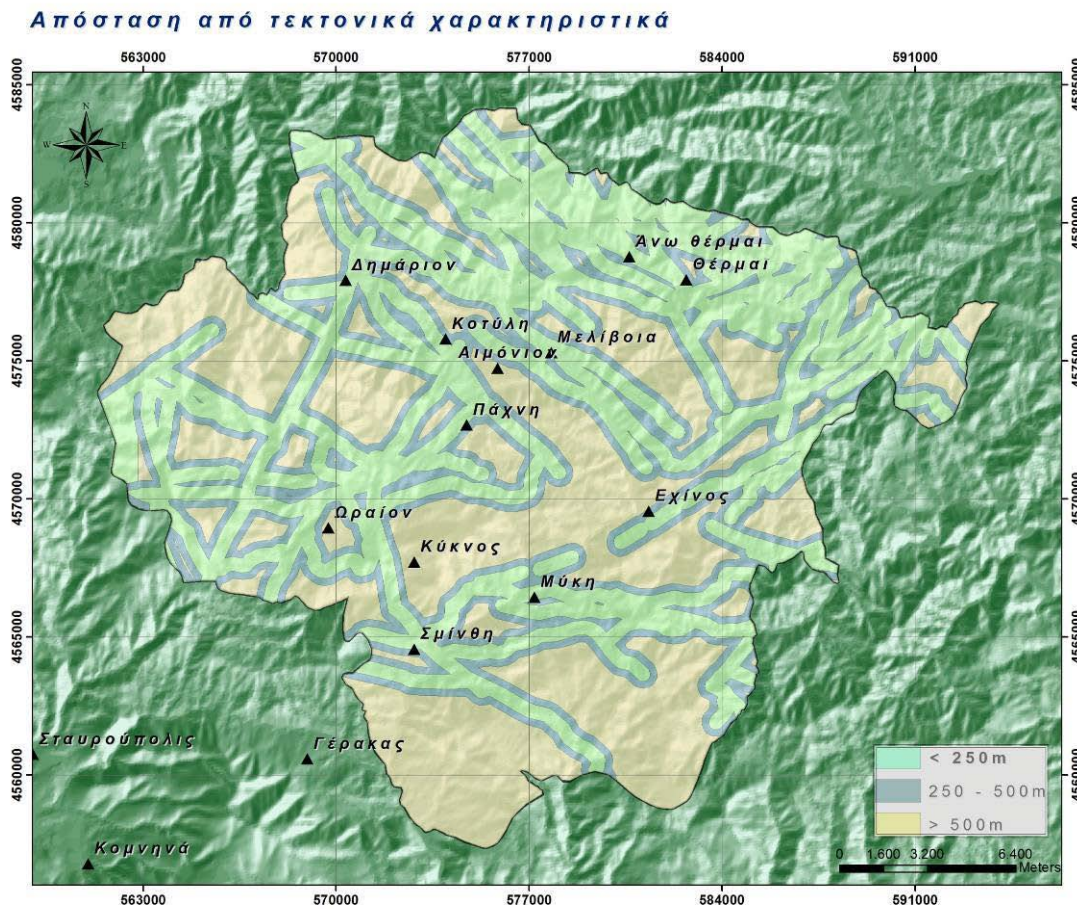
Εκτιμήθηκε, ότι η μέση εγγύτερη απόσταση μεταξύ του συνόλου των κατολισθητικών συμβάντων και των τεκτονικών χαρακτηριστικών είναι περίπου τα 364m.

Πίνακας 6.11 Στατιστικά στοιχεία Εγγύτερης απόστασης κατολισθητικών συμβάντων από τεκτονικά χαρακτηριστικά

mean	363.67	Skewness	0.9531
max	1177.94	Kurtosis	0.0990
min	0.25	St.dev	299.047

Στη συνέχεια, διαμορφώθηκαν, τρεις (3) ζώνες επιρροής, *buffer zones*, που αντιπροσωπεύουν την απόσταση από το γραμμικό χαρακτηριστικό και συγκεκριμένα από τις μείζονες διαρρήξεις, τα ρήγματα, τις επωθήσεις ή εφιπτεύσεις, χρησιμοποιώντας ως

μετρική απόστασης την Ευκλείδεια απόσταση εκατέρωθεν του κάθε χαρακτηριστικού (Σχήμα 6.18).



Σχήμα 6.18 Θεματικό Επίπεδο Πληροφορίας Απόστασης από τεκτονικά χαρακτηριστικά.

Σε ότι αφορά τη χωρική διασπορά των κατολισθητικών φαινομένων, διαπιστώθηκε ότι η πλειονότητα των κατολισθητικών φαινομένων εντοπίζονται στη ζώνη που απέχει λιγότερο από 250m εκατέρωθεν των τεκτονικών χαρακτηριστικών σε ποσοστό 47.24% (Πίνακας 6.12).

Πίνακας 6.12 Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση Απόστασης από τεκτονικά χαρακτηριστικά

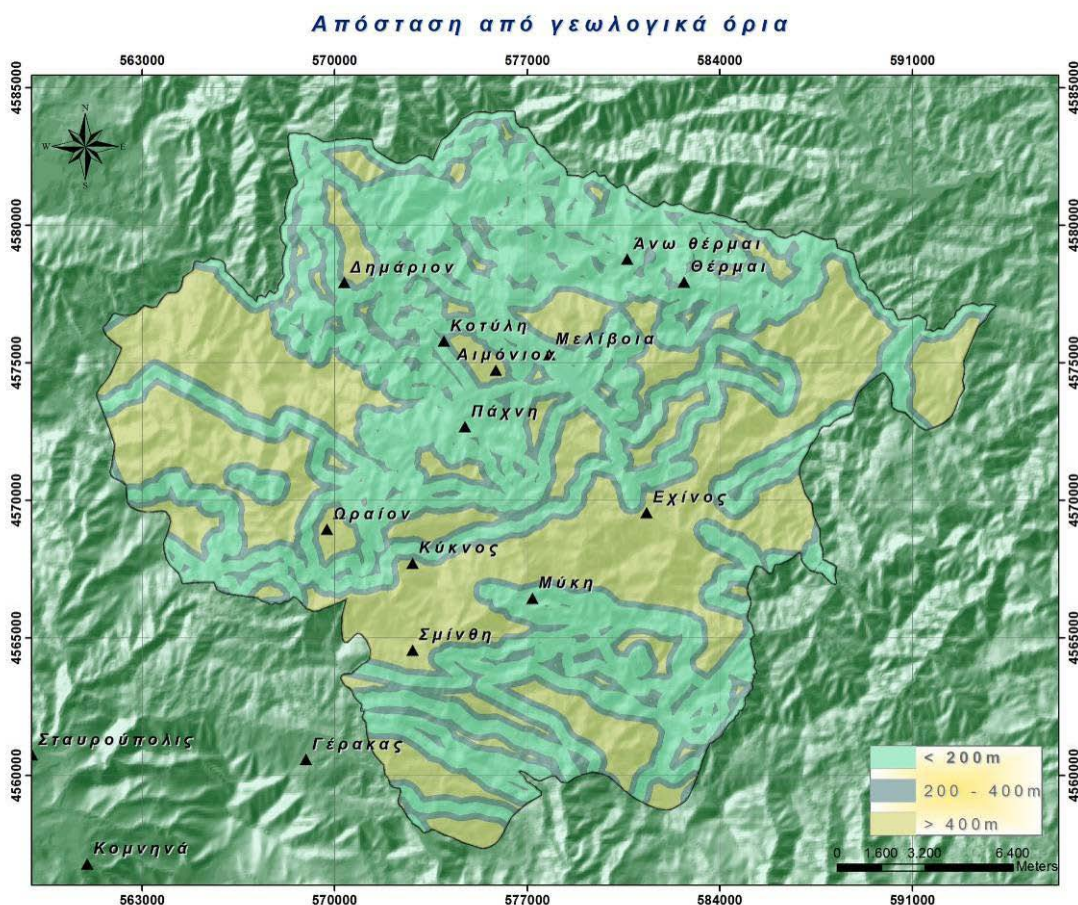
ΚΛΑΣΗ ΑΠΟΣΤΑΣΗΣ	< 250m	250-500m	> 500m
ΑΠΟ ΤΕΚΤΟΝΙΚΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ			
ΠΟΣΟΣΤΟ ΑΣΤΟΧΙΩΝ (%)	47.24	26.99	25.77



Η ζώνη Α (<250m), 125m εκατέρωθεν του χαρακτηριστικού, περιγράφεται ως ρηγματογενή ζώνη, ή ζώνη με φαινόμενα εξαλλοίωσης και κερματισμού, όπου οι γεωλογικοί σχηματισμοί ενδεχομένως να χαρακτηρίζονται από μειωμένα γεωμηχανικά χαρακτηριστικά με συνέπεια την πιθανή εκδήλωση αστοχιών.

Για τη δημιουργία του ΘΕΠ Γεωλογικών Ορίων, πραγματοποιήθηκε η ψηφιοποίηση και η προσαρμογή των ορίων των γεωλογικών σχηματισμών που εμφανίζονταν στον τεχνικογεωλογικό χάρτη, ενώ επικαιροποίηση μέρους των δεδομένων έγινε μετά από υπαίθρια παρατήρηση κατά τη διάρκεια της μελέτης.

Τα αρχικά πολύγωνα του ΘΕΠ των γεωλογικών ενοτήτων μετατρέπονται με την εφαρμογή κατάλληλων αλγορίθμων σε γραμμικές οντότητες, *polylines*. Στη συνέχεια, δημιουργούνται τρεις (3) ζώνες επιρροής, *buffer zones*, που χαρακτηρίζουν την απόσταση από το γεωλογικό όριο. Και σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιείται ως μετρική απόστασης, η Ευκλείδεια απόσταση εκατέρωθεν του χαρακτηριστικού (Σχήμα 6.19).



Σχήμα 6.19 Θεματικό Επίπεδο Πληροφορίας Γεωλογικών ορίων. Ζώνη Α υψηλής επιδεκτικότητας, Ζώνη Β μεσαίας επιδεκτικότητας, Ζώνη Γ χαμηλής επιδεκτικότητας.

Πραγματοποιήθηκε *Ανάλυση Εγγύτητας*, όπου ζητήθηκε η εκτίμηση της εγγύτερης απόστασης μεταξύ των κατολισθητικών συμβάντων και των γεωλογικών ορίων. Η απόσταση υπολογίζεται από τον αλγόριθμο εγγύτητας, *proximity algorithm*, τα αποτελέσματα και τα στατιστικά στοιχεία των οποίων φαίνονται στο ιστόγραμμα και τον Πίνακα του 6.13. Βρέθηκε, ότι η μέση εγγύτερη απόσταση μεταξύ του συνόλου των κατολισθητικών συμβάντων και των γεωλογικών ορίων είναι τα 294.10m.

Πίνακας 6.13 Στατιστικά στοιχεία Εγγύτερης απόστασης κατολισθητικών συμβάντων από τεκτονικά χαρακτηριστικά

mean	294.10	Skewness	1.799
max	1455.94	Kurtosis	2.492
min	2.07	St.dev	353.69

Σε ότι αφορά τη χωρική διασπορά των κατολισθητικών φαινομένων διαπιστώθηκε ότι η πλειονότητα των κατολισθητικών φαινομένων εντοπίζονται στη ζώνη που απέχει λιγότερο από 200m εκατέρωθεν των γεωλογικών ορίων σε ποσοστό 57.67% (Πίνακας 6.14).

Πίνακας 6.14 Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση του ΘΕΠ απόστασης από γεωλογικά όρια

ΚΛΑΣΗ ΑΠΟΣΤΑΣΗΣ ΑΠΟ ΓΕΩΛΟΓΙΚΑ ΟΡΙΑ	<200m	200-400m	>400m
ΠΟΣΟΣΤΟ ΑΣΤΟΧΙΩΝ (%)	57.67	19.63	22.70

Η ζώνη Α (<200m), χαρακτηρίζεται ως ζώνη μετάβασης, όπου οι γεωλογικοί σχηματισμοί ενδεχομένως να χαρακτηρίζονται από διαφορετικά γεωμηχανικά χαρακτηριστικά, αρκετά ανομοιογενή, με συνέπεια την πιθανή εκδήλωση αστοχιών.

### 6.3.3 Θεματικό Επίπεδο Πληροφορίας Οδικού Δικτύου και Οικιστικής Διάθρωσης

Για τη δημιουργία του ΘΕΠ του Οδικού δικτύου έγινε ψηφιοποίηση και προσαρμογή των κύριων και δευτερευόντων οδικών αξόνων, όπως αυτά αποτυπώνονται στα σχετικά τοπογραφικά φύλλα, της Γεωγραφικής Υπηρεσίας Στρατού (ΓΥΣ) και ειδικότερα τα φύλλα, (Ξάνθη, Εχίνος, Ίασμος και Μέδουσα).

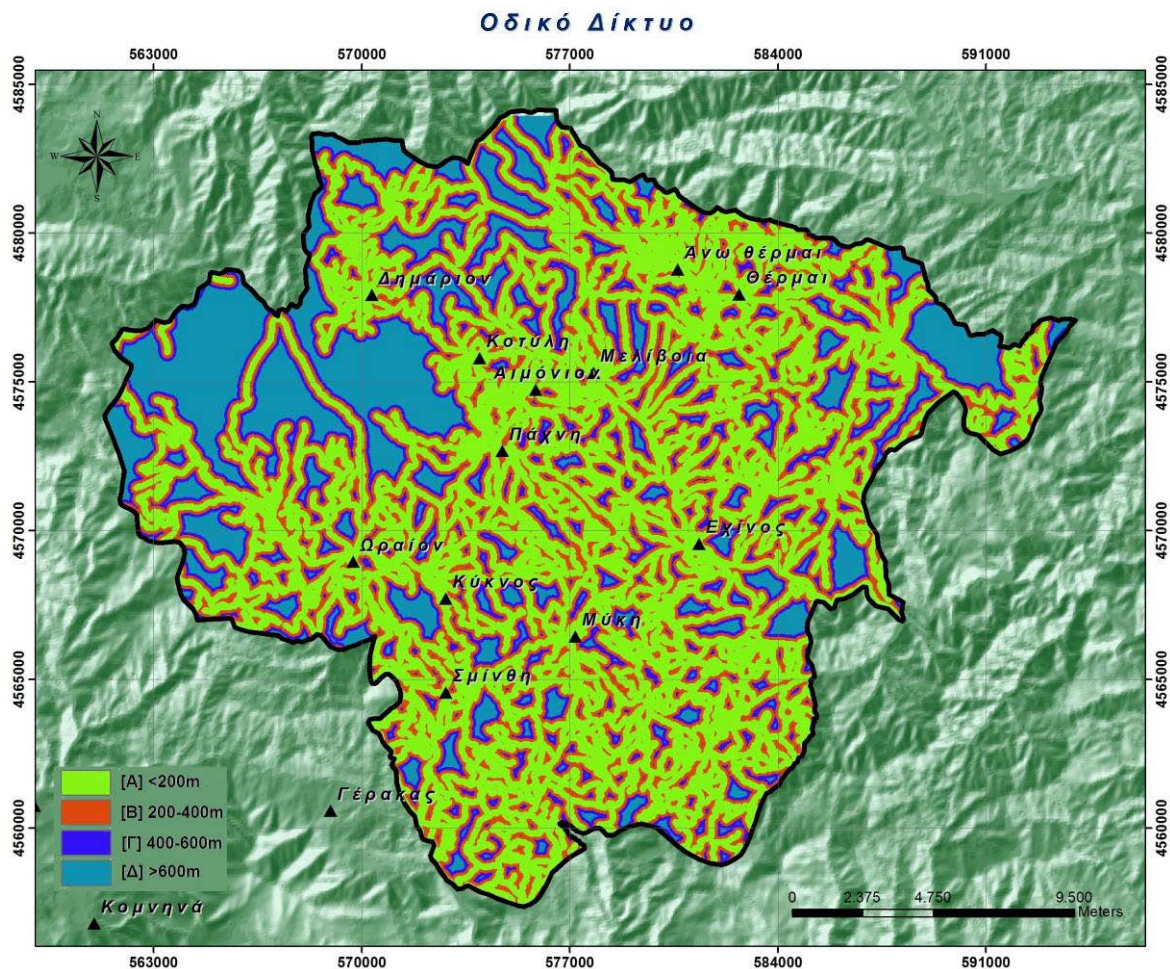
Δημιουργήθηκε το σχετικό αρχείο *RoadNet.shp*, αρχικώς σε διανυσματική μορφή και συγκεκριμένα ως γραμμική οντότητα, που αποτυπώνει το κύριο και δευτερευόν οδικό άξονα της περιοχής έρευνας.

Περιλαμβάνει ακόμα στοιχεία που αφορούν τα χωρικά όρια των δήμων και των κοινοτήτων, με τη μορφή διανυσματικών πολυγώνων, *oria\_OTA.shp*, όπου εκτός της



έκτασης που καταλαμβάνουν υπάρχουν καταχωρημένα και πληθυσμιακά στοιχεία (απογραφής 2001).

Για τη δημιουργία του ΘΕΠ Απόστασης από Οδικό Δίκτυο δημιουργούνται τέσσερις (4) ζώνες επιρροής, *buffer zones*, που χαρακτηρίζουν την απόσταση των κατολισθητικών φαινομένων από το οδικό δίκτυο. Και σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιείται ως μετρική απόστασης, η Ευκλείδεια απόσταση εκατέρωθεν του χαρακτηριστικού (Σχήμα 6.20).



Σχήμα 6.20 Θεματικό Επίπεδο Πληροφορίας Οδικού δικτύου .

Πραγματοποιήθηκε *Ανάλυση Εγγύτητας*, κατά την οποία εκτιμήθηκε η εγγύτερη απόσταση μεταξύ καθενός από τα κατολισθητικά συμβάντα και του οδικού δικτύου. Η απόσταση υπολογίζεται από τον αλγόριθμο εγγύτητας, *proximity algorithm*, στατιστικά στοιχεία των οποίων φαίνονται στο Πίνακα 6.15.

Η μέση εγγύτερη απόσταση μεταξύ του συνόλου των κατολισθητικών συμβάντων και του οδικού δικτύου υπολογίστηκε στα 102.90m.

Πίνακας 6.15 Στατιστικά στοιχεία Εγγύτερης απόστασης κατολισθητικών συμβάντων από τεκτονικά χαρακτηριστικά

mean	102.90m	Skewness	1.746
max	544.31m	Kurtosis	3.591
min	<1m	St.dev	98.81

Σε ότι αφορά τη χωρική διασπορά των κατολισθητικών φαινομένων, διαπιστώθηκε ότι η πλειονότητα των κατολισθητικών φαινομένων εντοπίζεται στη ζώνη που απέχει λιγότερο από 200m, σε ποσοστό 66.26% (Πίνακας 6.16).

Πίνακας 6.16 Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση του ΘΕΠ απόσταση από Οδικό δίκτυο

ΚΛΑΣΗ ΑΠΟΣΤΑΣΗΣ ΑΠΟ ΟΔΙΚΟ ΑΞΟΝΑ	[Α]	[β]	[γ]	[Δ]
ΠΟΣΟΣΤΟ ΑΣΤΟΧΙΩΝ (%)	66.26	20.25	8.59	4.91

### 6.3.4 Θεματικό Επίπεδο Πληροφορίας Γεωλογικών Αστοχιών

Αποτελεί το σημαντικότερο Θεματικό Επίπεδο Πληροφορίας. Περιλαμβάνει δεδομένα για 163 θέσεις αστοχίας που έχουν καταγραφεί στην περιοχή έρευνας. Οι 52 από τις θέσεις αυτές, αποκτήθηκαν κατά τη μελέτη και αξιολόγηση του ερευνητικού προγράμματος του ΙΓΜΕ (Ηλίας *et al.*, 2000) ενώ οι υπόλοιπες αποτελούν αποτέλεσμα της εξέτασης σειράς αεροφωτογραφιών και των εργασιών υπαίθρου. Ψηφιοποιήθηκαν και καταχωρήθηκαν σε σχετικό αρχείο, ως σημειακές οντότητες, *points*. Η επεξεργασία των δεδομένων, οδήγησε στην παραγωγή χάρτου καταγραφής κατολισθήσεων, *landslide inventory map*, στον οποίον παρουσιάζεται η χωρική διασπορά των θέσεων αστοχίας (Σχήμα 6.21).

Σε ότι αφορά τη χωρική διασπορά των κατολισθητικών φαινομένων, για την ευρύτερη περιοχή έρευνας, εντοπίζονται κυρίως κατά μήκος του οδικού άξονα καθώς και εντός των οικιστικών συγκροτημάτων. Σε ότι αφορά το είδος των κατολισθητικών φαινομένων, αποτελούν κυρίως καταπτώσεις ογκολίθων, αποκολλήσεων σφηνών και μικρο-ολισθήσεων. Όπως διαπιστώθηκε από τη μελέτη του συνόλου των κατολισθήσεων, καταγράφονται σε περιοχές που εμφανίζονται επιφανειακά ευαποσάθρωτοι σχηματισμοί και σε θέσεις με απότομα πρανή. Τα χαρακτηριστικά αυτά επιτρέπουν την εξέτασή τους χωρίς να διακρίνονται τα είδη των επιμέρους κατολισθητικών κινήσεων.

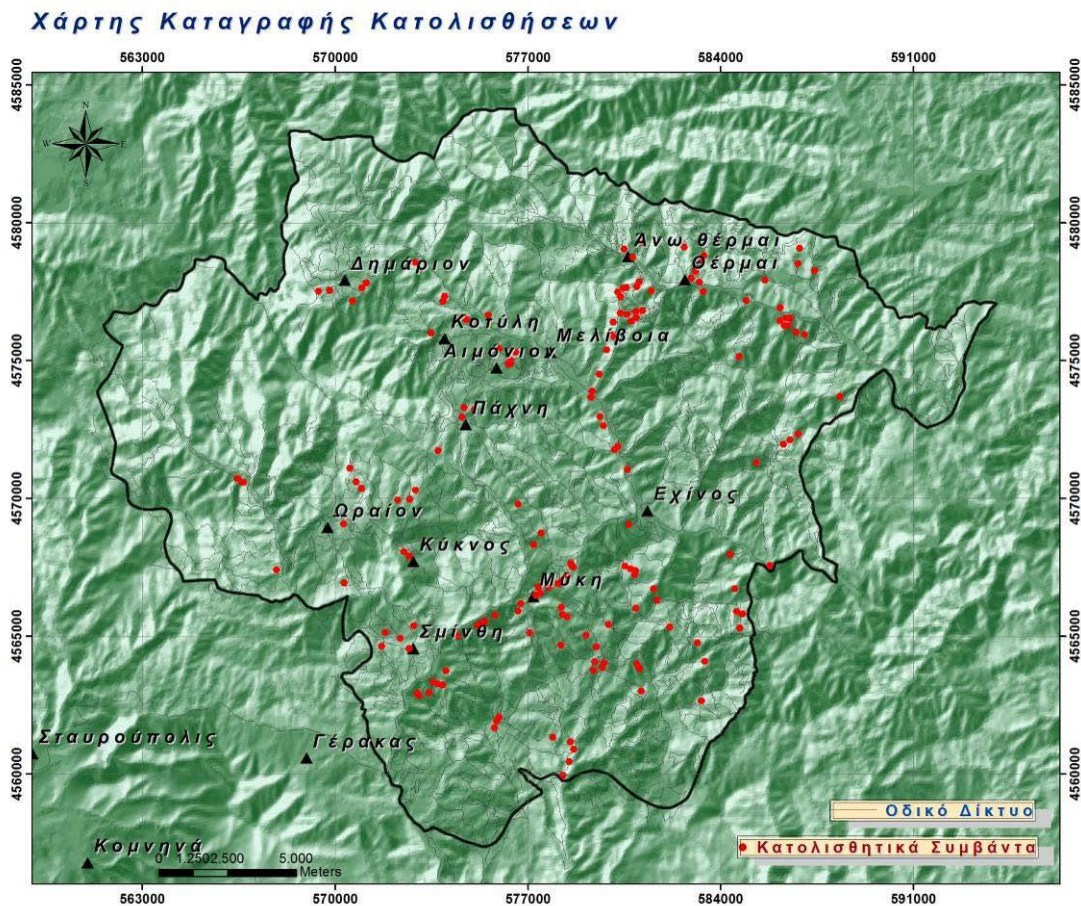
Στο χάρτη καταγραφής είναι εμφανής η κατανομή των θέσεων κατολισθήσεων όπου διαπιστώνεται σχετική πυκνότητα στο κεντρικό και βόρειο τμήμα της περιοχής έρευνας (Σχήμα 6.22).





Σχήμα 6.21 Χαρακτηριστικές κατολισθήσεις στην περιοχή έρευνας.





Σχήμα 6.22 Θεματικό Επίπεδο Πληροφορίας Γεωλογικών αστοχιών – χάρτης απογραφής κατολισθητικών φαινομένων της περιοχής έρευνας σε κλίμακα 1:50.000.

#### 6.4 ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗ ΚΑΙ «ΕΜΠΛΟΥΤΙΣΜΟΣ» ΣΥΝΟΛΩΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ

Ο κύριος στόχος, της φάσης αυτής είναι η διαμόρφωση του συνόλου εκπαίδευσης που θα χρησιμοποιηθεί στη δημιουργία των μοντέλων πρόβλεψης που στηρίζονται σε τεχνικές και μεθόδους Εξόρυξης Δεδομένων. Κύρια διεργασία αποτελεί ο «εμπλουτισμός» της βάσης δεδομένων με θέσεις που θα αποτελέσουν τις ευσταθείς θέσεις, με βάση την ομοιότητα μεταξύ των άγνωστων στοιχειωδών μονάδων μορφολογικού αναγλύφου και ήδη γνωστών θέσεων αστοχίας. Το σύνολο των κατολισθητικών συμβάντων περιγράφεται από οκτώ (8) ΘΕΠ, όπως αυτά έχουν δημιουργηθεί στο προηγούμενο στάδιο, αυτό της διαμόρφωσης των ΘΕΠ με βάση την κατολισθητική επιδεκτικότητα.

Η μετρική απόστασης *Mahalanobis*, διαφέρει από την Ευκλείδεια απόσταση υπό την έννοια ότι λαμβάνει υπόψη τις συσχετίσεις του συνόλου των στοιχείων, με την οποία διαφορετικά πρότυπα, μοτίβα μπορούν να προσδιοριστούν και να αναλυθούν, ενώ δεν επηρεάζεται από την κλίμακα των μετρήσεων (*Lohniger, 1999*). Με τη μετρική απόσταση

*Mahalanobis* ( $D^2$ ) είναι δυνατός ο προσδιορισμός της ομοιότητας των αγνώστων παρατηρήσεων σε σχέση με ένα σύνολο γνωστών παρατηρήσεων (Seber, 1984). Όσο μικρότερη η εκτιμώμενη απόσταση τόσο περισσότερο όμοια θεωρείται η άγνωστη παρατήρηση με το σύνολο των γνωστών παρατηρήσεων.

Εκτελώντας τον σχετικό αλγόριθμο, *Εξαγωγή Πληροφορίας από ΘΕΠ*, λαμβάνονται, για κάθε κατολισθητικό συμβάν, οι τιμές που αντιστοιχούν στα οκτώ (8) ΘΕΠ, δημιουργώντας με την τεχνική της *Διασταύρωσης*, το τελικό αρχείο κατολισθητικών συμβάντων, σε μορφή σημειακής οντότητας, *ExtractLandslide.shp*, που περιέχει 163 σημεία.

Αν αναπαραστήσουμε τις σημειακές οντότητες με διανυσματικά αρχεία, τότε κάθε θέση αστοχίας περιγράφεται από ένα στοιχειώδες φατνίο που περιγράφεται από το σύνολο των μεταβλητών.

Από το σύνολο αυτό υπολογίζεται η απόσταση κάθε φατνίου της περιοχής έρευνας από το “*χαρακτηριστικό φατνίο αστοχίας*”, *cell\_unStable*, που αντιπροσωπεύει το φατνίο της γεωλογικής αστοχίας για την περιοχή μελέτης. Η διαμόρφωση του “*χαρακτηριστικού φατνίου αστοχίας*” απαιτεί την εκτίμηση των μέσων τιμών και του μητρώου συνδιακύμανσης των ΘΕΠ (Πίνακας 6.17, Πίνακας 6.18). Οι σχετικοί υπολογισμοί εκτιμώνται με εφαρμογή της ρουτίνας *Mahalanobis Distance Tools*.

Πίνακας 6.17 Μέσες τιμές των ΘΕΠ

Παράμετροι κατολισθητικότητας	(Mean Vector)
F1 - Τεχνικογεωλογική ενότητα	3,92 (max 5)
F2 - Υψόμετρο	2,26 (max 4)
F3 - Μορφολογική Κλίση	2,44 (max 4)
F4 - Διεύθυνση Μορφολογικών κλίσεων	3,22 (max 4)
F5 - Απόσταση από Τεκτονικά χαρακτηριστικά	2,21 (max 3)
F6 - Απόσταση από Υδρογραφικό δίκτυο	2,35 (max 4)
F7 - Απόσταση από Γεωλογικά όρια	2,35 (max 3)
F8 - Απόσταση από Οδικό δίκτυο	3,47 (max 4)

Πίνακας 6.18 Μητρώο Συνδιακύμανσης των ΘΕΠ

F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8
1,00000000	-0,14967727	0,00276395	-0,09493206	-0,07482228	-0,17330711	-0,40150269	-0,01118108
-0,14967727	1,00000000	0,14575007	-0,19203059	0,06500901	-0,52088662	0,18621302	0,16251465
0,00276395	0,14575007	1,00000000	-0,26464069	0,01942365	-0,04042310	-0,03147702	-0,06825716
-0,09493206	-0,19203059	-0,26464069	1,00000000	-0,00000392	0,15401293	0,05130026	-0,06900435
-0,07482228	0,06500901	0,01942365	-0,00000392	1,00000000	0,08469275	0,31761365	-0,00477110
-0,17330711	-0,52088662	-0,04042310	0,15401293	0,08469275	1,00000000	0,07636016	-0,06723441
-0,40150269	0,18621302	-0,03147702	0,05130026	0,31761365	0,07636016	1,00000000	0,06211663
-0,01118108	0,16251465	-0,06825716	-0,06900435	-0,00477110	-0,06723441	0,06211663	1,00000000

Εφαρμόζοντας τον αλγόριθμο *Mahalanobis Distance*, προκύπτει το χαρτογραφικό προϊόν (Σχήμα 6.23), το οποίο παρουσιάζει την «ομοιότητα» της περιοχής έρευνας με το “χαρακτηριστικό φατνίο αστοχίας”. Η απόσταση *Mahalanobis* υπολογίζεται από την εξίσωση:

$$D^2 = (\mathbf{x}-\mathbf{m})^T \mathbf{C}^{-1} (\mathbf{x}-\mathbf{m}) \quad [53]$$

όπου  $x$  το διάνυσμα του φατνίου της περιοχής έρευνας

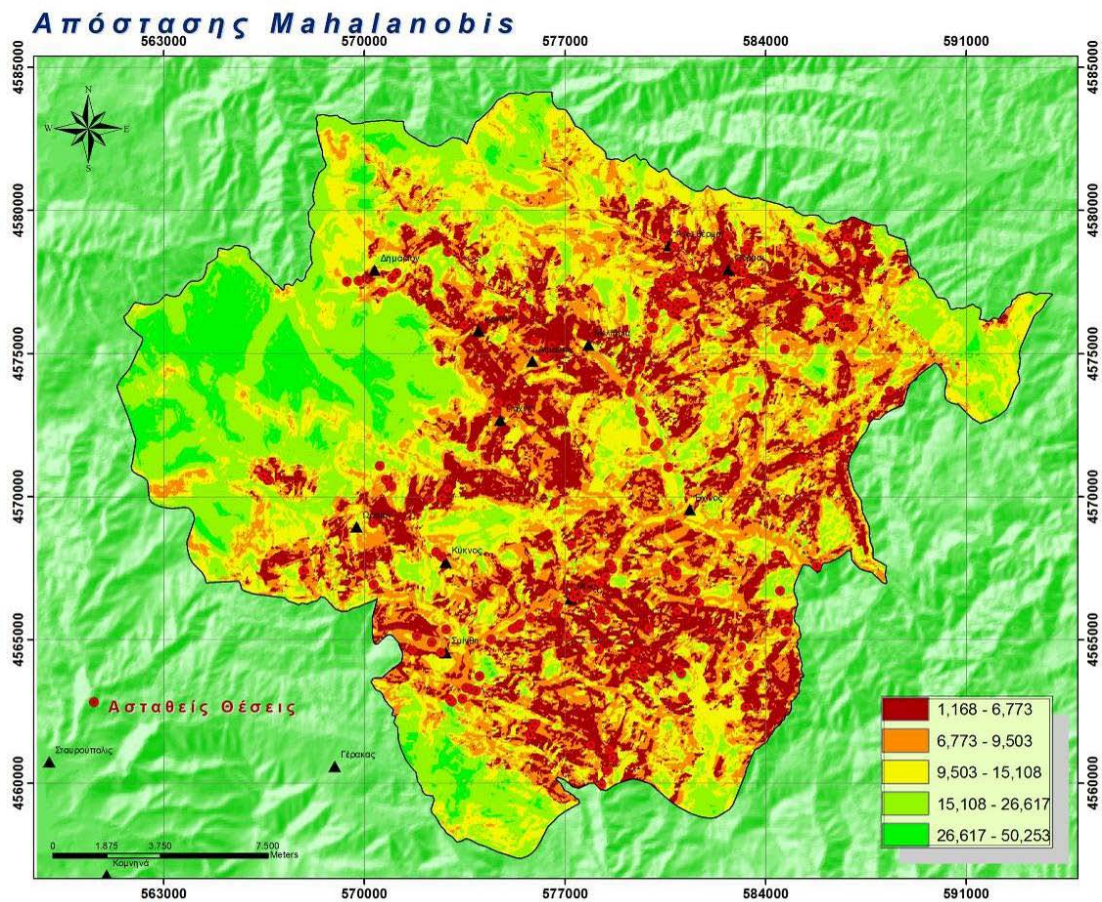
$m$  το διάνυσμα των μέσων τιμών των ΘΕΠ

$C^{-1}$  ο ανάστροφος πίνακας συνδιακύμανσης των ανεξάρτητων ΘΕΠ

Στο επόμενο στάδιο, της στατιστικής ανάλυσης των αποτελεσμάτων, ελέγχονται τα σημεία της βάσης δεδομένων όπου βρίσκονται καταχωρημένα τα ασταθή φατνία, όπου μέσω της τεχνικής *Εξαγωγή Πληροφορίας από ΘΕΠ*, προκύπτει μια νέα σημειακή οντότητα, *Mahalanobislandslide.shp*, όπου καταγράφονται για κάθε κατολισθητικό συμβάν, η απόσταση *Mahalanobis*, που κατέχει. Οι στατιστικές πληροφορίες καταγράφονται στο Πίνακα 6.19

Στη συνέχεια, λαμβάνοντας υπόψη την κατανομή των τιμών, την τυπική απόκλιση και την μέγιστη παρατηρούμενη τιμή *Mahalanobis*, ορίζεται ως τιμή **κατωφλίου** η τιμή 20. Για τιμές μεγαλύτερες του 20, ορίζονται οι περιοχές οι οποίες χαρακτηρίζονται λιγότερο επιρρεπείς σε κατολισθητικά φαινόμενα.



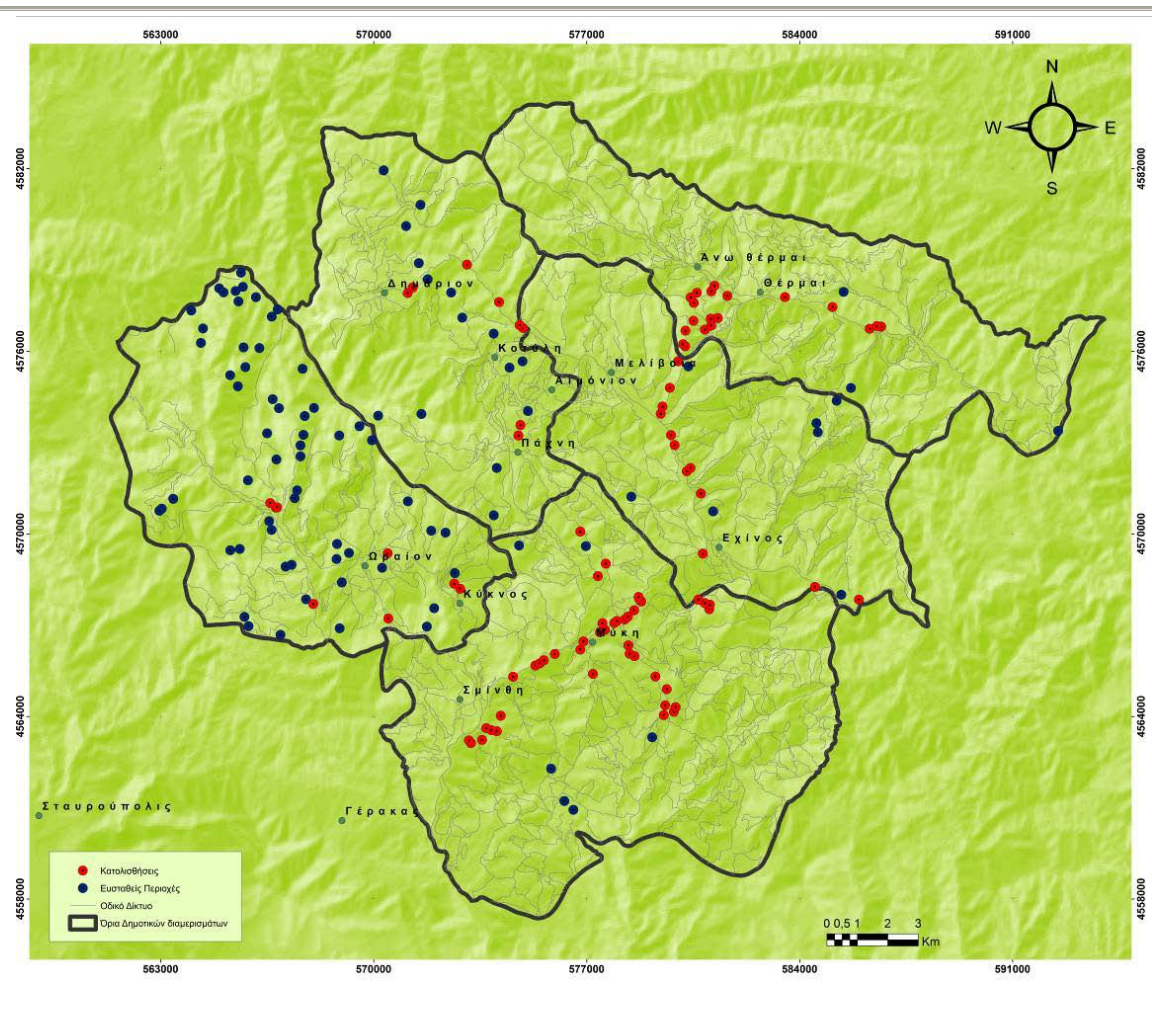


Σχήμα 6.23 Απόσταση Mahalanobis για την περιοχή έρευνας, κλίμακα 1:50.000.

Πίνακας 6.19 Στατιστικά μέτρα που προσδιορίζουν τη μετρική απόσταση Mahalanobis των κατολισθητικών συμβάντων από το χαρακτηριστικό φατνίο αστοχίας

mean	22.365
max	50.253
min	1.168

Μέσω της τεχνικής της *τυχαίας επιλογής σημείων* από την ζώνη αυτή, προκύπτουν 163 φατνία με τιμή *Mahalanobis* > 20, τα οποία χαρακτηρίζονται ως δεδομένα εκπαίδευσης και αφορούν θέσεις που δεν «μοιάζουν» στο «χαρακτηριστικό φατνίο αστοχίας» της περιοχής έρευνας. Προκύπτει η νέα σημειακή οντότητα, *non-landslide.shp* (Σχήμα 6.24), η οποία αποτελεί τα δεδομένα εκπαίδευσης που αναφέρονται σε θέσεις όπου παρουσιάζουν ισχυρή πιθανότητα εκδήλωσης κατολισθητικών φαινομένων.



Σχήμα 6.24 Σύνολο Εκπαίδευσης, όπου καταγράφονται οι θέσεις αστοχίας και ευσταθείς θέσεις.

Στο διαμορφωμένο αρχείο, με εφαρμογή του αλγορίθμου *Εξαγωγή Πληροφορίας από ΘΕΠ*, καταγράφονται για κάθε *non-landslide* θέση, οι τιμές των αντίστοιχων ΘΕΠ.

Στη συνέχεια, με εφαρμογή της διαδικασίας *Διασταύρωση*, δημιουργείται από τη συνένωση των δυο (2) σημειακών οντοτήτων, του *LandSlidemarks.shp* και του *non-Landslidemarks.shp*, μια νέα σημειακή οντότητα, η *LandslideDatabase.shp*, αποτελούμενη από 326 θέσεις που προσδιορίζουν θέσεις αστοχίας και ευσταθείς θέσεις.

Στον Πίνακα 6.20 δίνονται η κατανομή των 326 περιπτώσεων σε κάθε μεταβλητή και κάθε κλάση αυτής, που αξιοποιήθηκαν στα πλαίσια της διατριβής.



Πίνακας 6.20 Σύνολο εκπαίδευσης

F1	Θέσεις Αστοχίας	Ευσταθείς Θέσεις	F2	Θέσεις Αστοχίας	Ευσταθείς Θέσεις	F3	Θέσεις Αστοχίας	Ευσταθείς Θέσεις
Κλάση 1	1	4	< 400m	23	9	0°-15°	24	15
Κλάση 2	25	119	400 - 600m	80	15	15° - 30°	58	33
Κλάση 3	44	12	600 - 800m	54	9	30° - 45°	64	42
Κλάση 4	9	0	> 800m	6	130	>45°	17	73
Κλάση 5	84	28						
F4	Θέσεις Αστοχίας	Ευσταθείς Θέσεις	F5	Θέσεις Αστοχίας	Ευσταθείς Θέσεις	F6	Θέσεις Αστοχίας	Ευσταθείς Θέσεις
225°-275°	15	49	< 250m	42	77	< 150m	42	32
45°-90°	20	17	250 - 500m	44	37	150 - 300m	33	9
90°-135° . 275°-315°	34	24	> 500m	77	49	300 - 450m	29	20
315°-45° . 135°-225°	94	73				> 450m	59	102
F7	Θέσεις Αστοχίας	Ευσταθείς Θέσεις	F8	Θέσεις Αστοχίας	Ευσταθείς Θέσεις			
< 200m	94	37	< 200m	108	14			
200 - 400m	32	30	200 - 400m	33	10			
> 400m	37	96	400 - 600m	14	14			
			> 600m	8	125			

F1 Τεχνικογεωλογική Ενότητα, F2 Υψόμετρο, F3 Μορφολογική Κλίση, F4 Διεύθυνση Μορφολογικών Κλίσεων, F5 Απόσταση από Τεκτονικά Χαρακτηριστικά, F6 Απόσταση από Υδρογραφικό Δίκτυο, F7 Απόσταση από Γεωλογικά όρια, F8 Απόσταση από Οδικό Δίκτυο. Slide, αφορά θέσεις αστοχίας, non-Slide, αφορά θέσεις ευστάθειας.

## 6.5 ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

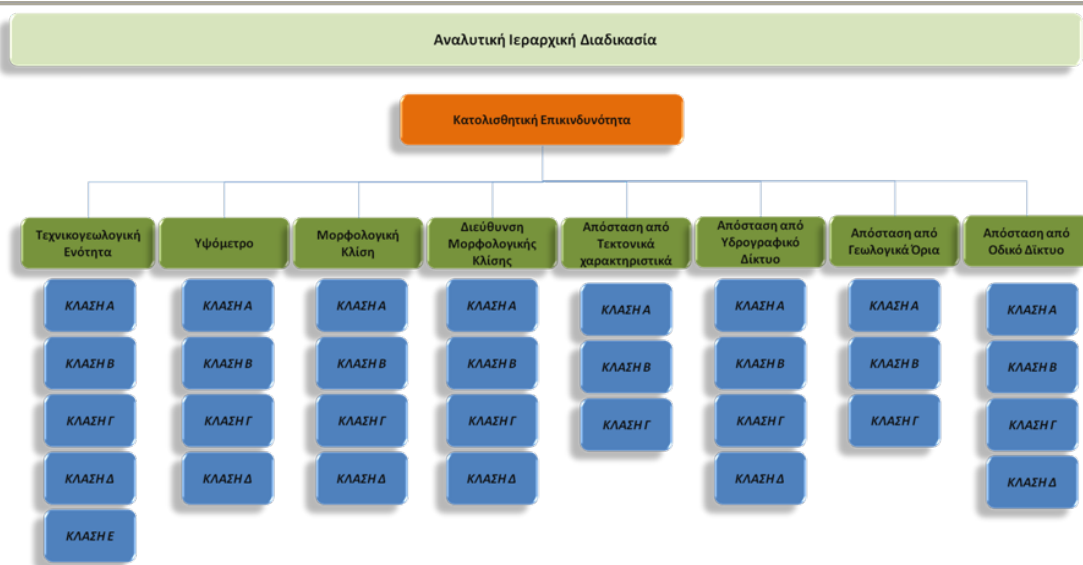
Όπως ειπώθηκε στα εισαγωγικά κεφάλαια, ο κύριος στόχος της παρούσης διατριβής, είναι ο προσδιορισμός της επιδεκτικότητας έναντι κατολισθητικών φαινομένων εφαρμόζοντας ευρετικές και στατιστικές μεθόδους καθώς και τεχνικές και μεθόδους Μηχανικής Μάθησης και Εξόρυξης Δεδομένων. Συγκεκριμένα, αναπτύχθηκαν τα παρακάτω μοντέλα πρόβλεψης: (1) Μοντέλο πρόβλεψης *Analytical Heirarchy Process*, (2) Μοντέλο πρόβλεψης *Rock Engineering System*, (3) Μοντέλο πρόβλεψης Στατιστικού Δείκτη, (4) Μοντέλο πρόβλεψης Δείκτη Βεβαιότητας, (5) Μοντέλο πρόβλεψης *Similarity Index*, (6) Μοντέλο πρόβλεψης *Naïve Bayes*, (7) Μοντέλο πρόβλεψης Δέντρων Απόφασης, (8) Μοντέλο πρόβλεψης Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.

### 6.5.1 Μοντέλο πρόβλεψης Analytical Hierarchy Process

Η Αναλυτική Ιεραρχική Διαδικασία αναπτύχθηκε στο *Whaton School of Business*, από τον *Tohtmas Saaty* στα τέλη της δεκαετίας του 70' (*Saaty, 1980*). Βασίζεται σε τρεις (3) αρχές: στην αρχή της αποσύνθεσης, στην αρχή των συγκριτικών κρίσεων και την αρχή της σύνθεσης προτεραιοτήτων (*Malczewski, 1999*).

Η αρχή της αποσύνθεσης αφορά στην ικανότητα της μεθόδου να διαρθρώνει ιεραρχικά ένα πολύπλοκο πρόβλημα να ερευνά κάθε επίπεδο ιεραρχίας χωριστά, και να συνδυάζει τα αποτελέσματα καθώς προχωρά η ανάλυση. Η αρχή των συγκριτικών κρίσεων αφορά στη δημιουργία ενός πίνακα προκειμένου να πραγματοποιηθούν κατά ζεύγη συγκρίσεις της σχετικής σημασίας των στοιχείων στο δεύτερο. Η κλιμακωτή αυτή διαδικασία εκφράζεται με βαρύτητες προτεραιότητας ή βαθμολογίες για την κατάταξη των εναλλακτικών δυνατοτήτων (*Saaty, 1986*).

Το πρόβλημα, η εκτίμηση της κατολισθητικής επιδεκτικότητας, αναλύεται σε μια ιεραρχική δομή, μορφή δέντρου (Σχήμα 6.25). Στην κορυφή του δέντρου, οριοθετείται η κατολισθητική επιδεκτικότητα, η οποία αναλύεται σε πρώτο επίπεδο στις μεταβλητές και σε δεύτερο επίπεδο στις κλάσεις που αντιστοιχούν σε κάθε μεταβλητή.



Σχήμα 6.25 Ιεραρχική Ανάλυση Απόφασης.

Σε κάθε επίπεδο της ιεραρχικής δομής τα στοιχεία του προβλήματος συγκρίνονται κατά ζεύγη, με βάση μια κλίμακα σύγκρισης (Πίνακας 6.21) ως προς το βαθμό προτίμησης του ενός έναντι του άλλου. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για όλες τις κλάσεις κάθε μεταβλητής καθώς και για μεταξύ των μεταβλητών δημιουργώντας τους αντίστοιχους πίνακες συγκρίσεων (Πίνακας 6.23, Πίνακας 6.24).

Πίνακας 6.21 Κλίμακα συγκρίσεων (Saaty, 1986)

Τιμή	Ορισμός	Εξήγηση
1	Ίση σπουδαιότητα	Και οι δύο παράγοντες συμβάλλουν εξίσου στον στόχο ή το κριτήριο.
3	Μικρή σπουδαιότητα ενός σε σχέση με άλλον	Η πείρα και η κρίση ευνοούν ελαφρώς τον έναν παράγοντα σε σχέση με τον άλλον.
5	Βασική ή μεγάλη σπουδαιότητα	Η πείρα και η κρίση ευνοούν σαφώς τον έναν παράγοντα σε σχέση με τον άλλον.
7	Πολύ ισχυρή ή αποδεδειγμένη σπουδαιότητα	Ένας παράγοντας ευνοείται ιδιαίτερα σε σχέση με έναν άλλον. Η κυριαρχία του αποδεικνύεται στην πράξη.
9	Απόλυτη σπουδαιότητα σε σχέση με άλλον	Τα στοιχεία που ευνοούν έναν παράγοντα είναι αδιαμφισβήτητα.
2,4,6,8	Ενδιάμεσες τιμές	Χρησιμοποιούνται όταν απαιτείται συμβιβασμός.
0	Καμία σχέση	Ο παράγοντας δεν συμβάλλει στον στόχο.

Στη συνέχεια υπολογίζονται τα σχετικά βάρη, οι σχετικές προτεραιότητες, για κάθε πίνακα συγκρίσεων καθώς και δεικτών που εκφράζουν την ποιότητα των παραγόμενων πινάκων.

Συγκεκριμένα, η ποιότητα του πίνακα συγκρίσεων, εκφράζεται με έναν δείκτη συνέπειας ( $CI$ ), ο οποίος εκφράζεται από τη σχέση:

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \quad [54]$$

όπου,  $\lambda_{\max}$ , η μέγιστη ιδιοτιμή, στοιχείου της Γραμμικής Άλγεβρας και  $n$  ο αριθμός των κλάσεων ή μεταβλητών που εξετάζονται αντίστοιχα.

Ο Saaty παρατηρεί ότι όσο πιο μεγάλη είναι η διαφορά  $\lambda_{\max}$ , τόσο περισσότερες είναι οι ασυνέπειες που παρουσιάζει ο πίνακας συγκρίσεων.

Ένα ακόμα μέτρο ποιότητας αποτελεί ο λόγος της συνέπειας ( $CR$ ), ο οποίος εκφράζεται από τη σχέση:

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad [55]$$

όπου,  $CI$ , ο δείκτης συνέπειας και  $RI$  ο Τυχαίος Δείκτης Συνέπειας.

Ο Τυχαίος Δείκτης Συνέπειας  $RI$  (*Random Consistency Index*), προκύπτει ως η μέση τιμή των δεικτών συνέπειας, από τυχαία δημιουργημένους πίνακες συγκρίσεως, διαφόρων διαστάσεων, που ακολουθούν την κλίμακα 1/9, 1/8, ..., 1, ..., 8, 9 (Πίνακας 6.22)

Αν ο λόγος συνέπειας  $CR$  είναι μεγαλύτερος από 0.10, τότε ο πίνακας θεωρείται ασυνεπής και θα πρέπει να αναπροσαρμοστούν οι τιμές συγκρίσεις του σχετικού πίνακα (Saaty, 1980).

Πίνακας 6.22 Κλίμακα συγκρίσεων (Saaty, 1986).

n	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
RI	0.00	0.00	0.58	0.90	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45	1.49

Πίνακας 6.23 Συντελεστές βαρύτητας των μεταβλητών.

	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	W
F1	1	5	3	7	3	5	4	5	0.3442
F2	1/5	1	1/3	3	1/3	1	1/3	1	0.0595
F3	1/3	3	1	5	1/3	1	1	1	0.1195
F4	1/7	1/3	1/5	1	1/5	1/5	1/5	1/5	0.0252
F5	1/3	3	3	5	1	2	2	1	0.1708
F6	1/5	1	1	5	1/2	1	3	1	0.0943
F7	1/4	3	1	5	1/2	1/3	1	1	0.0943
F8	1/5	1	1	5	1	1	1	1	0.1042

$\lambda_{max}$  8,713  
 consistency index (CI) 0,1019  
 consistency ratio (CR) 0,0723

F1 Τεχνικογεωλογική Ενότητα, F2 Υψόμετρο, F3 Μορφολογική Κλίση, F4 Διεύθυνση Μορφολογικών Κλίσεων, F5 Απόσταση από Τεκτονικά Χαρακτηριστικά, F6 Απόσταση από Υδρογραφικό Δίκτυο, F7 Απόσταση από Γεωλογικά όρια, F8 Απόσταση από Οδικό Δίκτυο. W συντελεστές βαρύτητας

Για την εφαρμογή της μεθόδου, οι οκτώ (8) παράμετροι και κάθε κλάση που τους χαρακτηρίζει βαθμολογούνται ανάλογα με την επίδραση που έχουν στην κατολισθητική επιδεκτικότητα, τα αποτελέσματα της αξιολόγησης φαίνονται στο Πίνακα 6.24.

Πίνακας 6.24 Ιεραρχική Διαδικασία Απόφασης

## ΤΕΧΝΙΚΟΓΕΩΛΟΓΙΚΕΣ ΕΝΟΤΗΤΕΣ

	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	W
[1] Τεχν.Εν. Α	1	1/3	1/5	1/7	1/9	0,035
[2] Τεχν.Εν Β	3	1	1/2	1/5	1/7	0,071
[3] Τεχν.Εν Γ	5	2	1	1/3	1/5	0,122
[4] Τεχν.Εν Δ	7	5	3	1	1/2	0,290
[5] Τεχν.Εν Ε	9	7	5	2	1	0,482

$\lambda_{max}$  5,1435  
 CI 0,0358  
 CR 0,0320

## ΥΨΟΜΕΤΡΟ

	[1]	[2]	[3]	[4]	W
[1] <400m	1	1/3	1/5	1/7	0.055
[2] 400-600m	3	1	1/3	1/5	0.118
[3] 600-800m	5	3	1	1/3	0.262
[4] >800m	7	5	3	1	0.565

$\lambda_{max}$  4,1169  
 CI 0,0389  
 CR 0,0433

## ΜΟΡΦΟΛΟΓΙΚΕΣ ΚΛΙΣΕΙΣ

	[1]	[2]	[3]	[4]	W
[1] 0°- 15°	1	1/3	1/4	1/7	0,070
[2] 15° - 30°	3	1	1/3	1/5	0,135
[3] 30° - 45°	4	3	1	1/3	0,271
[4] >45°	7	5	3	1	0,524

---

$\lambda_{max}$  4,0022  
*CI* 0,0007  
*CR* 0,0008

---

## ΔΙΕΥΘΥΝΣΗ ΜΟΡΦΟΛΟΓΙΚΩΝ ΚΛΙΣΕΩΝ

	[1]	[2]	[3]	[4]	W
[1] 225°-275°	1	1/5	1/8	1/9	0,040
[2] 45°-90°	5	1	1/3	1/4	0,139
[3] 90°-135°, 275°-315°	8	3	1	1/2	0,319
[4] 315°-45°, 135°-225°	9	4	2	1	0,502

---

$\lambda_{max}$  4,0964  
*CI* 0,0321  
*CR* 0,0357

---

## ΑΠΟΣΤΑΣΗ ΑΠΟ ΤΕΚΤΟΝΙΚΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ

	[1]	[2]	[3]	W
[1] <250m	1	2	5	0,595
[2] 250-500m	1/2	1	2	0,276
[3] >500m	1/5	1/2	1	0,128

---

$\lambda_{max}$  3,006  
*CI* 0,0028  
*CR* 0,0048

---

## ΑΠΟΣΤΑΣΗ ΑΠΟ ΥΔΡΟΓΡΑΦΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ

	[1]	[2]	[3]	[4]	W
[1] <150m	1	3	5	9	0,573
[2] 150-300m	1/3	1	3	7	0,271
[3] 300-450m	1/5	1/3	1	3	0,110
[4] >450m	1/9	1/7	1/3	1	0,045

---

$\lambda_{max}$  4,0876  
*CI* 0,0292  
*CR* 0,0324

---

## ΑΠΟΣΤΑΣΗ ΑΠΟ ΓΕΩΛΟΓΙΚΑ ΟΡΙΑ

	[1]	[2]	[3]	W
[1] < 200m	1	3	5	0,627
[2] 200 - 400m	1/3	1	4	0,280
[3] > 400m	1/5	1/4	1	0,094

---

$\lambda_{max}$  3,086  
*CI* 0,0429  
*CR* 0,0739

---

## ΑΠΟΣΤΑΣΗ ΑΠΟ ΟΔΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ

	[1]	[2]	[3]	[4]	W
[1] < 200m	1	3	4	5	0,535
[2] 200 - 400m	1/3	1	3	4	0,270
[3] 400 - 600m	1/4	1/3	1	2	0,120
[4] > 600m	1/5	1/4	1/2	1	0,075

---

$\lambda_{max}$  4,1144  
*CI* 0,0381  
*CR* 0,0424

---

Από την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων που προέκυψαν κατά την εφαρμογή της μεθόδου, διαπιστώνεται η μεταβλητή **Τεχνικογεωλογική Ενότητα**, αποτελεί την πιο σημαντική μεταβλητή ως προς την κατολισθητική επιδεκτικότητα. Ακολουθεί η μεταβλητή **Απόσταση από Τεκτονικά χαρακτηριστικά**, η **Μορφολογική κλίση**, η



Απόσταση από Οδικό δίκτυο, η Απόσταση από το Υδρογραφικό Δίκτυο, η Απόσταση από Γεωλογικά Όρια, το Υψόμετρο και τέλος η Διεύθυνση των Μορφολογικών κλίσεων.

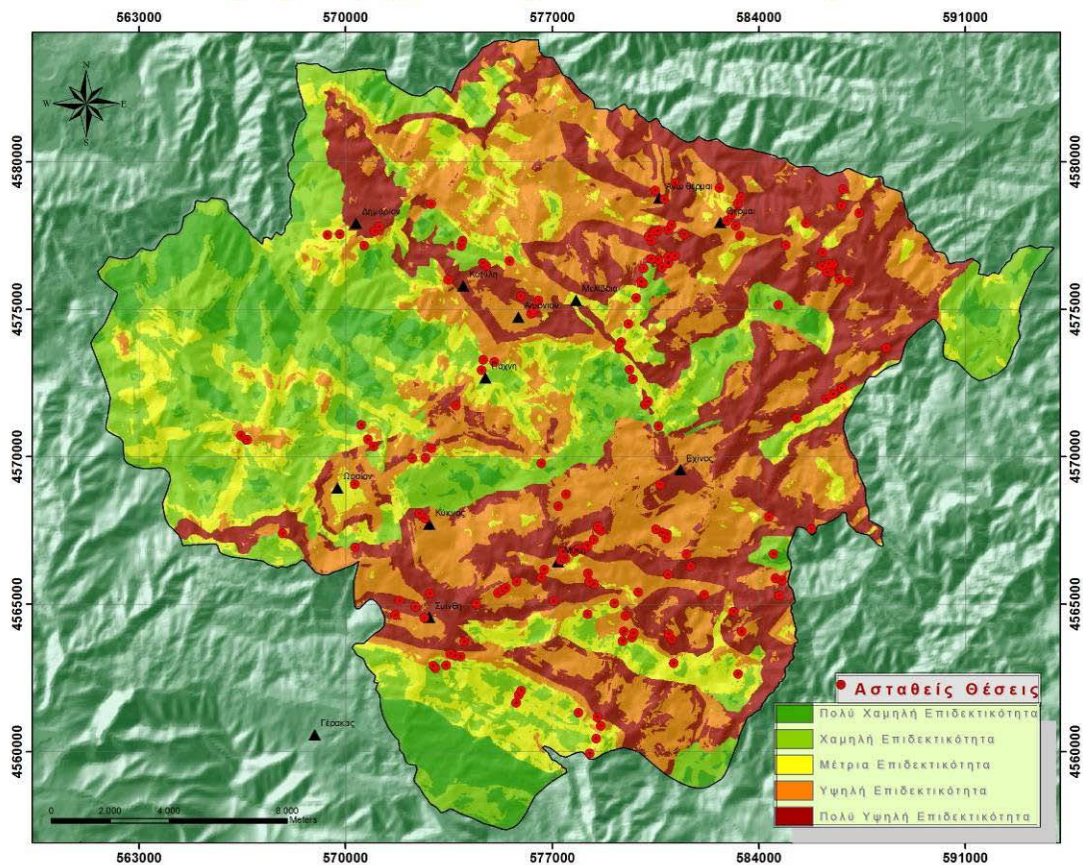
Για την τελική εκτίμηση του δείκτη επιδεκτικότητας αθροίζονται το γινόμενο των συντελεστών βαρύτητας που υπολογίστηκαν για κάθε κλάση  $i$  και κάθε μεταβλητής  $j$  και της κάθε μεταβλητής  $j$  σύμφωνα με την εξίσωση:

$$LSI = \sum_{j=1}^n W_j w_{ij} \tag{56}$$

όπου,  $LSI$ : ο δείκτης κατολισθητικής επιδεκτικότητας,  
 $W_j$ : η βαρύτητα της παραμέτρου  $j$ ,  
 $w_{ij}$ : ο συντελεστής βαρύτητας της κλάσης  $i$  στην παράμετρο  $j$ ,  
 $n$ : ο αριθμός των παραμέτρων.

Εφαρμόζοντας τη σχετική εξίσωση στην περιοχή έρευνας, προκύπτει ο χάρτης κατολισθητικής επιδεκτικότητας του σχήματος 6.26.

Μοντέλο Πρόβλεψης Analytical Hierarchy Process



Σχήμα 6.26 Μοντέλο πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική Analytical Hierarchy Process, AHP.

Η μέθοδος AHP, αποτυπώνει το μεγάλο βαθμό κατολισθητικής επιδεκτικότητας στην κεντρική και βόρεια περιοχή, ενώ απεικονίζει ορθά το χαμηλό βαθμό επιδεκτικότητας στη δυτική περιοχή.

Σε ότι αφορά την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης, εκτιμήθηκε ο πίνακας σύγχυσης, *confusion matrix*, που περιέχει πληροφορίες σχετικά με την πραγματική και την προβλεπόμενη ταξινόμηση που πραγματοποιήθηκε για το σύνολο δεδομένων (326 θέσεις), με περιγραφή της κατάστασης στην οποία ανήκουν, σταθερές ή ασταθείς (Πίνακας 6.27). Το αν το μοντέλο κατάφερε να αξιολογήσει σωστά την επιδεκτικότητα που παρουσιάζουν στις εν λόγω θέσεις, προκύπτει από τη χωρική κατανομή των θέσεων σε σχέση με τις ζώνες επιδεκτικότητας που παρουσιάζουν.

Στην περίπτωση των θέσεων αστοχίας, όταν καταγράφονται στις ζώνες υψηλής και πολύ υψηλής επιδεκτικότητας κατατάσσονται σωστά ως αστοχίες, ενώ στην περίπτωση που καταγραφεί σε οποιαδήποτε άλλη ζώνη, χαρακτηρίζεται ως λάθος εκτίμηση. Αντίστοιχα, όταν εξετάζεται μια ευσταθής θέση θα πρέπει να καταγράφεται στις ζώνες πολύ χαμηλής και χαμηλής επιδεκτικότητας για να χαρακτηριστεί η πρόβλεψη ως σωστή, σε κάθε άλλη περίπτωση η πρόβλεψη χαρακτηρίζεται ως λανθασμένη.

Συγκεκριμένα, το μοντέλο πρόβλεψης βρέθηκε ότι κατηγοριοποίησε σωστά 118 περιπτώσεις αστοχίας και 117 περιπτώσεις ευστάθειας, 235 περιπτώσεις, (επί του σύνολο 326 περιπτώσεων), ποσοστό επιτυχούς πρόβλεψης ίσο με 72.08% (Πίνακας 6.25).

Πίνακας 6.25 Πίνακας Σύγχυσης

		Προβλεπόμενη Κατάσταση	
		Ασταθές	Σταθερό
Πραγματική Κατάσταση	Ασταθές	Αληθώς θετικό (118)	Ψευδώς αρνητικό (46)
	Σταθερό	Ψευδώς θετικό (45)	Αληθώς αρνητικό (117)

Πίνακας 6.26 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης

Μέτρο αξιολόγησης	Σύνολο δεδομένων
Precision	0.7239
recall	0.7195
F <sub>1</sub>	0.7217
Accuracy	0.7208
error rate	0.2791

Αξιολογώντας περαιτέρω τον χάρτη κατολισθητικής επιδεκτικότητας που δημιουργήθηκε, εκτιμήθηκαν η έκταση της κάθε ζώνης καθώς και το ποσοστό των κατολισθήσεων που βρίσκεται εντός κάθε ζώνης (Πίνακας 6.27). Διαπιστώνεται η υψηλή σχετική συχνότητα (58.78%) των θέσεων αστοχίας εντός των ζωνών «υψηλή» και «πολύ υψηλή» επιδεκτικότητας.

Πίνακας 6.27 Αποτελέσματα εφαρμογής μοντέλου πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική *Analytical Hierarchy Process*

ΚΛΑΣΗ ΕΠΙΔΕΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ	ΕΜΒΑΔΟΝ ΚΛΑΣΗΣ (%)	ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΩΝ ΦΑΤΝΙΩΝ (%)	ΣΧΕΤΙΚΗ ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΣΕΩΝ (%)
ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΗ	9.47	0.77	1.92
ΧΑΜΗΛΗ	22.30	11.54	13.14
ΜΕΤΡΙΑ	13.63	16.92	26.15
ΥΨΗΛΗ	26.58	30.00	28.32
ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΗ	28.01	40.77	30.46

### 6.5.2 Μοντέλο πρόβλεψης Rock Engineering System

Στο μοντέλο πρόβλεψης, *Rock Engineering System, RES*, επιχειρείται η χωρική αποτύπωση της κατολισθητικής επιδεκτικότητας, η οποία εκφράζεται από ένα δείκτη, τον δείκτη κατολισθητικότητας, *Landslide Instability Index (Li<sub>I</sub>)*. Το μοντέλο αποτυπώνει την επιδεκτικότητα μέσω της τεχνικής των σταθμισμένων γραμμικών συνδυασμών, *weighted linear combination, WLC*. Ο δείκτης (*Li<sub>I</sub>*), υπολογίζεται από το άθροισμα του γινομένου των μεταβλητών και των αντίστοιχων συντελεστών βαρύτητας, όπως διατυπώνεται στην εξίσωση:

$$Li_I = \sum_{i=1}^n a_i F_i \quad [57]$$

όπου,

*Li<sub>I</sub>*, ο δείκτης κατολισθητικότητας, *F<sub>i</sub>*, οι μεταβλητές που σχετίζονται με το φαινόμενο, *a<sub>i</sub>*, οι συντελεστές βαρύτητας που υπολογίζονται από την μέθοδο για κάθε μεταβλητή, *n* ο αριθμός των μεταβλητών του συστήματος.

Η εκτίμηση των συντελεστών βαρύτητας επιχειρείται μέσω της τεχνικής *RES*, η οποία συνδυάζει όλες τις εμπλεκόμενες μεταβλητές για τον τελικό υπολογισμό της επιδεκτικότητας με τη βοήθεια της γνώσης και της εμπειρίας των *Ειδικών*. Στην περίπτωση της περιοχής μελέτης, κατασκευάστηκε ένας πίνακας αλληλεπίδρασης διαστάσεων 9x9, όπου τις οκτώ (8) διαγώνιες θέσεις καταλαμβάνουν οι μεταβλητές του συστήματος και ως 9<sup>η</sup> μεταβλητή ο δείκτης κατολισθητικής επιδεκτικότητας (Πίνακας 6.28).

Πίνακας 6.28 Μητρώο αλληλεπίδρασης, RES.

F1	2	3	2	1	3	4	3	3	21
1	F2	1	0	0	2	1	2	1	8
0	1	F3	1	0	1	0	2	4	9
2	0	2	F4	1	0	2	2	3	12
3	2	3	1	F5	4	0	3	4	20
1	0	2	0	1	F6	4	2	2	12
0	0	3	3	1	3	F7	3	3	16
0	0	3	1	0	1	1	F8	3	9
0	0	0	0	0	0	0	0	Potential instability	0
7	5	17	8	4	14	12	17	23	107

F1 Τεχνικογεωλογική Ενότητα, F2 Υψόμετρο, F3 Μορφολογική Κλίση, F4 Διεύθυνση Μορφολογικών Κλίσεων, F5 Απόσταση από Τεκτονικά Χαρακτηριστικά, F6 Απόσταση από Υδρογραφικό Δίκτυο, F7 Απόσταση από Γεωλογικά όρια, F8 Απόσταση από Οδικό Δίκτυο, Potential Instability πιθανή αστάθεια.

Η εφαρμογή της μεθόδου προσδιορίζει, μέσω κατάλληλης κωδικοποίησης, από 0 έως 4, την αλληλεπίδραση της κάθε μεταβλητής. Όταν θεωρείται ισχνής ή μηδαμινής σημαντικότητας παίρνει την τιμή 0, ενώ όταν θεωρείται ως υψηλά σημαντική την τιμή 4. Η εκτίμηση αυτή περιγράφεται με την αξιολόγηση δυο (2) χαρακτηριστικών που αντιστοιχούν στην ένταση αλληλεπίδρασης μεταξύ των μεταβλητών και του ολικού συστήματος καθώς και στην κυριαρχία των μεταβλητών και του συστήματος (Πίνακας 6.29). Η επίδραση της μεταβλητής επί του συστήματος καλείται *αίτιο* (cause), ενώ η επίδραση του συστήματος επί της μεταβλητής καλείται *αποτέλεσμα* (effect), η γραφική προβολή των οποίων γίνεται μέσω ενός διαγράμματος αίτιου και αποτελέσματος.

Πίνακας 6.29 Ένταση αλληλεπίδρασης – Κυριαρχίας

Μεταβλητές	Ένταση αλληλεπίδρασης C+E	Κυριαρχία C-E
1 F1	28	14
2 F2	13	3
3 F3	26	-8
4 F4	20	4
5 F5	24	16
7 F6	26	-2
8 F7	28	4
9 F8	26	-8

F1 Τεχνικογεωλογική Ενότητα, F2 Υψόμετρο, F3 Μορφολογική Κλίση, F4 Διεύθυνση Μορφολογικών Κλίσεων, F5 Απόσταση από Τεκτονικά Χαρακτηριστικά, F6 Απόσταση από Υδρογραφικό Δίκτυο, F7 Απόσταση από Γεωλογικά όρια, F8 Απόσταση από Οδικό Δίκτυο.

Διαπιστώνεται ότι η μεταβλητή με την υψηλότερη ένταση αλληλεπίδρασης είναι η μεταβλητή, *Τεχνικογεωλογική Ενότητα* και η *Απόσταση από τα Γεωλογικά όρια*, ενώ η πιο κυρίαρχη θεωρείται η μεταβλητή *Απόσταση από τα Τεκτονικά Χαρακτηριστικά*. Τα αποτελέσματα της μεθόδου συμφωνούν με αυτά που αποτυπώθηκαν κατά την εφαρμογή της μεθόδου ΑΗΡ.

Σε ότι αφορά την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης, εκτιμήθηκε ο αντίστοιχος πίνακας σύγχυσης, *confusion matrix*, που περιέχει πληροφορίες σχετικά με την πραγματική και την προβλεπόμενη ταξινόμηση που πραγματοποιήθηκε για το σύνολο δεδομένων (326 θέσεις), με περιγραφή της κατάστασης στην οποία ανήκουν, σταθερές ή ασταθείς (Πίνακας 6.30). Για την επιτυχή ή λανθασμένη ταξινόμηση των θέσεων ισχύουν ότι και στην περίπτωση του μοντέλου πρόβλεψης ΑΗΡ.

Κατά την εφαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης RES βρέθηκε ότι κατηγοριοποίησε σωστά 248 περιπτώσεις, από το σύνολο των 326 περιπτώσεων, ποσοστό επιτυχούς πρόβλεψης ίσο με 76.07% (Πίνακας 6.31).

Πίνακας 6.30 Πίνακας Σύγχυσης – Μοντέλο RES

		Προβλεπόμενη Κατάσταση	
		Ασταθές	Σταθερό
Πραγματική Κατάσταση	Ασταθές	Αληθώς θετικό (127)	Ψευδώς αρνητικό (42)
	Σταθερό	Ψευδώς θετικό (36)	Αληθώς αρνητικό (121)

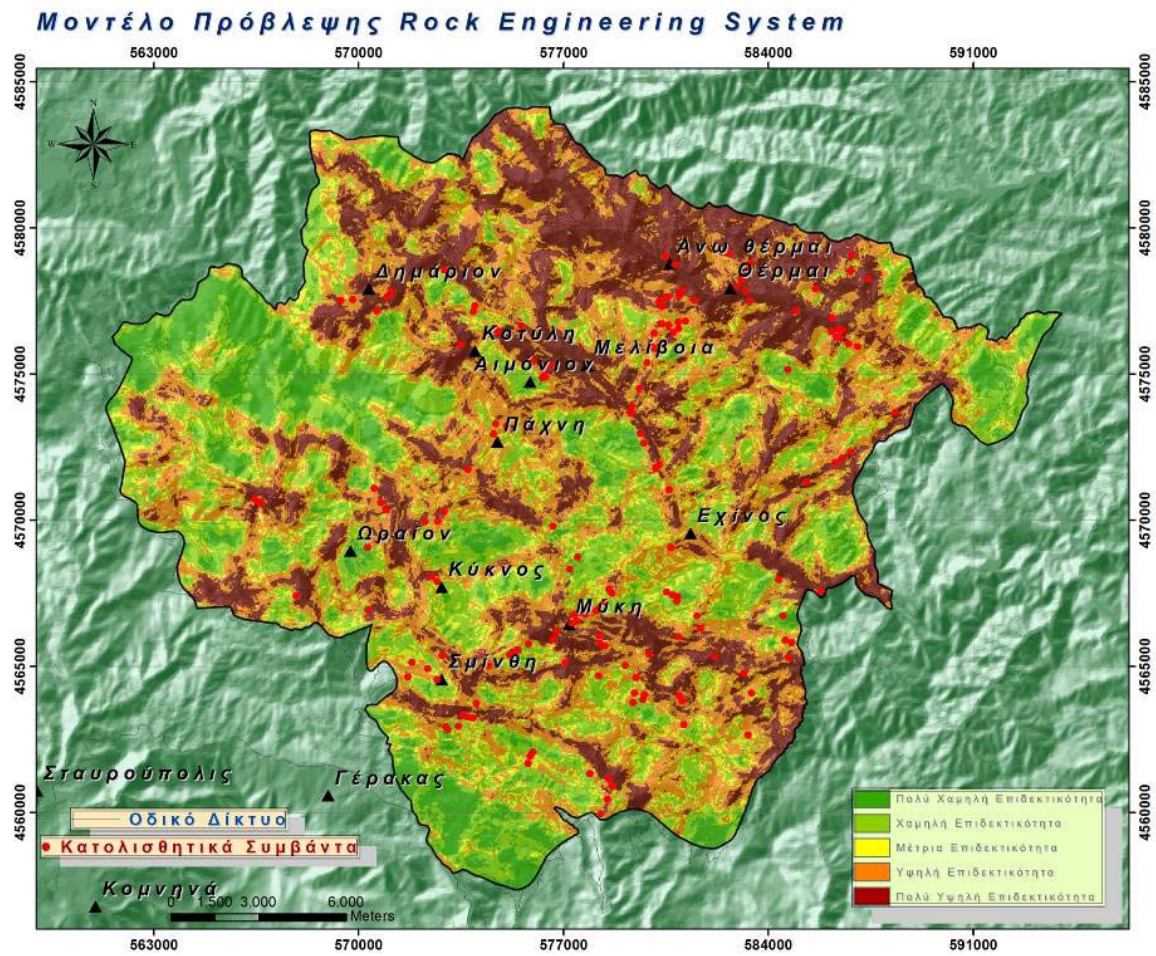
Πίνακας 6.31 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης

Μέτρο αξιολόγησης	Σύνολο δεδομένων
Precision	0.7791
recall	0.7514
F <sub>1</sub>	0.7650
Accuracy	0.7607
error rate	0.2392

Ο χάρτης που προκύπτει με εφαρμογή της σχετικής εξίσωσης και την εκτίμηση του δείκτη κατολισθητικότητας, αποτυπώνει την κατολισθητική επιδεκτικότητα σε πέντε (5) κλάσεις, πολύ Υψηλή, Υψηλή, Μέτρια, Χαμηλή και Πολύ Χαμηλή Επιδεκτικότητα (Σχήμα 6.27).

Αξιολογώντας τον χάρτη κατολισθητικής επιδεκτικότητας που δημιουργήθηκε, εκτιμήθηκαν η έκταση της κάθε ζώνης καθώς και το ποσοστό των κατολισθήσεων που βρίσκεται εντός κάθε ζώνης (Πίνακας 6.32). Διαπιστώνεται η υψηλή σχετική συχνότητα (66.33%) των θέσεων αστοχίας εντός των ζωνών υψηλή και πολύ υψηλή επιδεκτικότητα.





Σχήμα 6. 27 Μοντέλο πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική Rock Engineering System, RES.

Πίνακας 6.32 Αποτελέσματα εφαρμογής μοντέλου Rock Engineering System

ΚΛΑΣΗ ΕΠΙΔΕΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ	ΕΜΒΑΔΟΝ ΚΛΑΣΗΣ (%)	ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΩΝ ΦΑΤΝΙΩΝ (%)	ΣΧΕΤΙΚΗ ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΣΕΩΝ (%)
ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΗ	10.62	2.45	3.19
ΧΑΜΗΛΗ	21.17	11.65	14.08
ΜΕΤΡΙΑ	10.16	7.97	16.41
ΥΨΗΛΗ	30.74	39.26	32.98
ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΗ	27.31	38.65	33.35



### 6.5.3 Μοντέλο πρόβλεψης στατιστικού δείκτη, Statistical Index

Η μέθοδος του στατιστικού δείκτη, *Statistical Index*, αποτελεί μέθοδο της διμεταβλητής στατιστικής ανάλυσης που εισήγαγε ο *Van Westen* (1997) για την εκτίμηση της κατολισθητικής επιδεκτικότητας.

Η μέθοδος εκτιμά ένα συντελεστή βαρύτητας για κάθε κατηγορία κάθε μεταβλητής, ο οποίος ισούται με το φυσικό λογάριθμο του λόγου της πυκνότητας των κατολισθήσεων εντός της κλάσης προς την πυκνότητα των κατολισθήσεων στη συνολική έκταση της περιοχής έρευνας. Η μαθηματική έκφραση που προσδιορίζει τον συντελεστή βαρύτητας για τη μέθοδο δίνεται από την εξίσωση (*Van Westen, 1997*):

$$w_{ij} = \ln\left(\frac{f_{ij}}{f}\right) = \ln\left(\frac{A_{ij}^*}{A_{ij}} \times \frac{A}{A^*}\right) = \ln\left(\frac{A_{ij}^*}{A^*} \times \frac{A}{A_{ij}}\right) \quad [58]$$

όπου,

- $w_{ij}$ , ο συντελεστής βαρύτητας της κλάσης  $i$  της παραμέτρου  $j$ ,
- $f_{ij}$ , η πυκνότητα των κατολισθήσεων εντός της κλάσης  $i$  της παραμέτρου  $j$ ,
- $f$ , η πυκνότητα των κατολισθήσεων σε όλη την περιοχή έρευνας,
- $A_{ij}^*$ , η έκταση των κατολισθήσεων εντός της κλάσης  $i$  της παραμέτρου  $j$ ,
- $A_{ij}$ , η έκταση της κλάσης  $i$  της παραμέτρου  $j$ ,
- $A^*$ , η συνολική έκταση των κατολισθήσεων,
- $A$ , η συνολική έκταση της περιοχής έρευνας.

Η μέθοδος βασίζεται στη στατιστική συσχέτιση του χάρτου απογραφής των κατολισθήσεων και των παραμετρικών χαρτών που προσδιορίζουν το φαινόμενο των κατολισθήσεων στην περιοχή έρευνας (*Long, 2008*).

Εκτελώντας τον σχετικό αλγόριθμο, *Εξαγωγή Πληροφορίας από ΘΕΠ*, λαμβάνονται, για κάθε κατολισθητικό συμβάν, οι τιμές που αντιστοιχούν στα οκτώ (8) ΘΕΠ, δημιουργώντας με την τεχνική της *Διασταύρωσης*, το τελικό αρχείο κατολισθητικών συμβάντων, σε μορφή σημειακής οντότητας, *SI\_Landslide.shp*, που περιέχει 163 σημεία. Η χωρική διασπορά και η τελική στατιστική επεξεργασία από την οποία προκύπτει ο συντελεστής βαρύτητας για κάθε κλάση κάθε παραμέτρου δίνεται στον Πίνακα 6.33.

Πίνακας 6.33 Τιμές των συντελεστών βαρύτητας

F1	Statistical Index	F2	Statistical Index	F3	Statistical Index
Κλάση 1	-1,14336	< 400m	0,44848	0°-15°	0,31239
Κλάση 2	-0,7157	400 - 600m	0,36247	15° - 30°	0,1033
Κλάση 3	0,319333	600 - 800m	0,16933	30° - 45°	-0,01981
Κλάση 4	0,69666	> 800m	-1,90999	>45°	-0,51645
Κλάση 5	0,201533				
F4	Statistical Index	F5	Statistical Index	F6	Statistical Index
225°-275°	-0,37438	< 250m	0,23766	< 150m	-0,40179
45°-90°	0,01241	250 - 500m	0,22987	150 - 300m	0,27462
90°-135°. 275°-315°	0,0392	> 500m	-0,48106	300 - 450m	0,22395
315°-45°. 135°-225°	0,05303			> 450m	0,38204
F7	Statistical Index	F8	Statistical Index		
< 200m	0,52705	< 200m	1,51832		
200 - 400m	0,0103	200 - 400m	0,73116		
> 400m	-0,72525	400 - 600m	-1,42899		
		> 600m	-2,30457		

F1 Τεχνικογεωλογική Ενότητα, F2 Υψόμετρο, F3 Μορφολογική Κλίση, F4 Διεύθυνση Μορφολογικών Κλίσεων, F5 Απόσταση από Τεκτονικά Χαρακτηριστικά, F6 Απόσταση από Υδρογραφικό Δίκτυο, F7 Απόσταση από Γεωλογικά όρια, F8 Απόσταση από Οδικό Δίκτυο

Για την τελική εκτίμηση του δείκτη επιδεκτικότητας, αθροίζονται το σύνολο των συντελεστών βαρύτητας που υπολογίστηκαν για κάθε κλάση και κάθε παράμετρο, σύμφωνα με την εξίσωση:

$$LSI = \sum_{j=1}^n w_{ij} \quad [59]$$

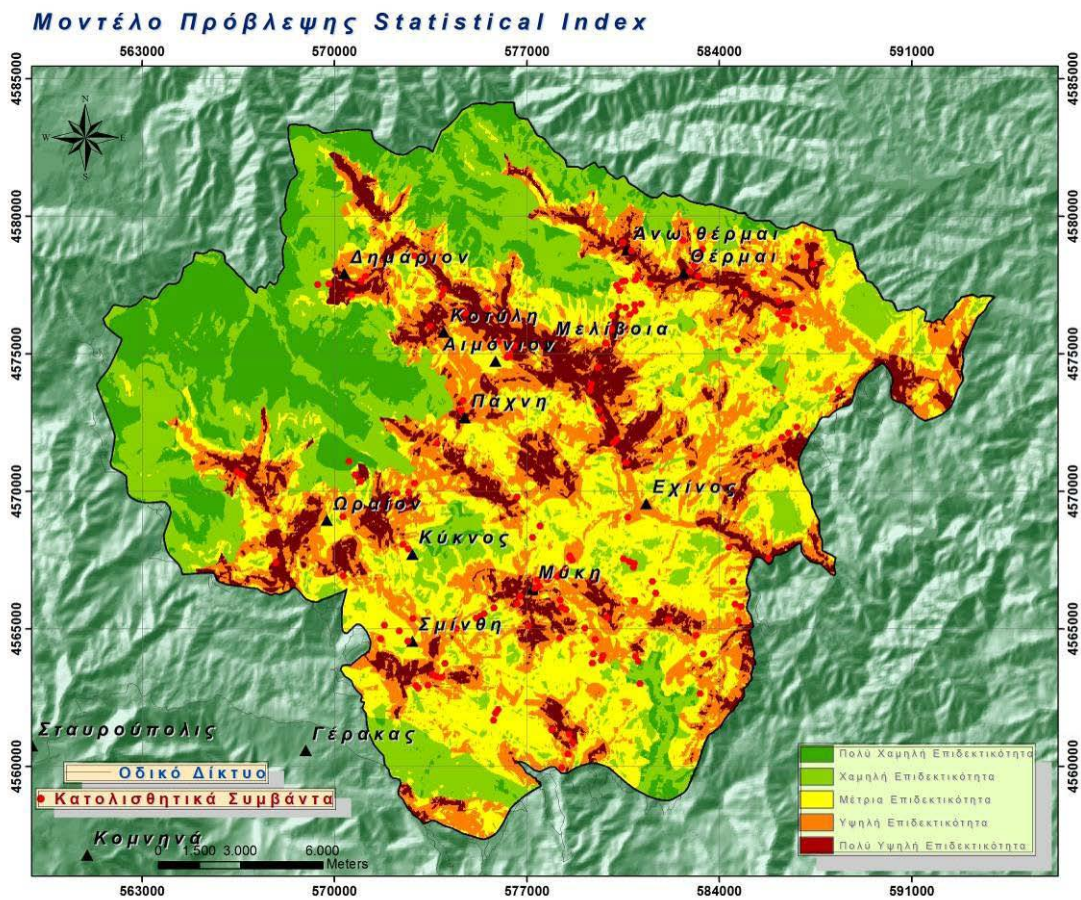
όπου,

*LSI*: ο δείκτης κατολισθητικής επιδεκτικότητας,

*w<sub>ij</sub>*: ο συντελεστής βαρύτητας της κλάσης *i* στην παράμετρο *j*,

*n*: ο αριθμός των παραμέτρων.

Ο χάρτης που προκύπτει αποτυπώνει την κατολισθητική επιδεκτικότητα σε πέντε (5) κλάσεις (Σχήμα 6.28). Η χωρική κατανομή της ζώνης που χαρακτηρίζεται ως ζώνη υψηλής επιδεκτικότητας, ακολουθεί την διάταξη του οδικού δικτύου καθώς η κλάση [A], >200m, έχει τον μεγαλύτερο δείκτη, 1.51832.



Σχήμα 6.28 Μοντέλο πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική Rock Engineering System, RES.

Αξιολογώντας τον χάρτη κατολισθητικής επιδεκτικότητας που δημιουργήθηκε, εκτιμήθηκε η έκταση της κάθε ζώνης καθώς και το ποσοστό των κατολισθήσεων που βρίσκεται εντός κάθε ζώνης (Πίνακας 6.34). Διαπιστώνεται η υψηλή σχετική συχνότητα (69.83%) των θέσεων αστοχίας εντός των ζωνών υψηλή και πολύ υψηλή επιδεκτικότητα.

Πίνακας 6.34 Αποτελέσματα εφαρμογής του μοντέλου πρόβλεψης Statistical Index

ΚΛΑΣΗ ΕΠΙΔΕΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ	ΕΜΒΑΔΟΝ ΚΛΑΣΗΣ (%)	ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΚΩΝ ΦΑΤΝΙΩΝ (%)	ΣΧΕΤΙΚΗ ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΣΕΩΝ (%)
<b>ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΟΣ</b>	<b>12.00</b>	0,61	1,03
<b>ΧΑΜΗΛΟΣ</b>	<b>22.24</b>	4,29	3,88
<b>ΜΕΤΡΙΟΣ</b>	<b>27.80</b>	34,97	25,27
<b>ΥΨΗΛΟΣ</b>	<b>25.79</b>	33,74	26,28
<b>ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΟΣ</b>	<b>12.17</b>	26,38	43,54

Σε ότι αφορά την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης, εκτιμήθηκε ο αντίστοιχος πίνακας σύγχυσης, *confusion matrix*, αξιολογώντας τα τρία (3) ζεύγη

υποσυνόλων εκπαίδευσης, ελέγχου, όπως αυτά που δημιουργήθηκαν από τη σχετική υπορουτίνα του *Data Mining Tools* Α, Β και Γ. Το κάθε σύνολο εκπαίδευσης, αποτελείται από 260 περιπτώσεις (130 θέσεις αστοχιών και 130 ευσταθών θέσεων) και αντίστοιχα το κάθε σύνολο ελέγχου από 66 περιπτώσεις (33 θέσεις αστοχιών και 33 ευσταθών θέσεων). Το μοντέλο πρόβλεψης βρέθηκε ότι κατηγοριοποίησε σωστά 52, 50, 51 περιπτώσεις αντίστοιχα, από το σύνολο των 66 περιπτώσεων για κάθε σύνολο ελέγχου, με μέσο ποσοστό επιτυχούς πρόβλεψης ίσο με 77.27%

Σε ότι αφορά την τελική αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης, εκτιμήθηκε ο αντίστοιχος πίνακας σύγχυσης, *confusion matrix*, που περιέχει πληροφορίες σχετικά με την πραγματική και την προβλεπόμενη ταξινόμηση που πραγματοποιήθηκε για το σύνολο των δεδομένων (326 θέσεις), με περιγραφή της κατάστασης στην οποία ανήκουν, σταθερές ή ασταθείς (Πίνακας 6.35). Το μοντέλο πρόβλεψης βρέθηκε ότι κατηγοριοποίησε σωστά 261 περιπτώσεις, από το σύνολο των 326 περιπτώσεων, ποσοστό επιτυχούς πρόβλεψης ίσο με 80.06% (Πίνακας 6.36).

Πίνακας 6.35 Πίνακας Σύγχυσης για το σύνολο των δεδομένων

		Προβλεπόμενη Κατάσταση	
		Ασταθές	Σταθερό
Πραγματική Κατάσταση	Ασταθές	Αληθώς θετικό (114)	Ψευδώς αρνητικό (16)
	Σταθερό	Ψευδώς θετικό (49)	Αληθώς αρνητικό (147)

Πίνακας 6.36 Μέτρα αξιολόγησης του ταξινομητή

Μέτρο αξιολόγησης	Σύνολο Δεδομένων
<b>Precision</b>	0.6993
<b>recall</b>	0.8769
<b>F<sub>1</sub></b>	0.7781
<b>Accuracy</b>	0.8006
<b>error rate</b>	0.1993

Διαπιστώνεται ότι η μέθοδος, απεικονίζει στην κεντρική και βόρεια περιοχή μεγάλο βαθμό επιδεκτικότητας, ενώ απεικονίζει στη δυτική περιοχή χαμηλό βαθμό επιδεκτικότητας. Και οι δυο (2) διαπιστώσεις επιβεβαιώνονται από τη σχετική κατανομή της βάσης δεδομένων.

#### 6.5.4 Μοντέλο πρόβλεψης Certainty Factor

Οι βασικές αρχές του μοντέλου *Certainty Factor*, (CF) παρουσιάστηκαν για πρώτη φορά κατά την εφαρμογή ενός έμπειρου συστήματος για τη διάγνωση και θεραπεία λοιμώξεων του αίματος και της μηνιγγίτιδας, το MYCIN (*Shortliffe & Buchanan, 1975*).

Η συγκεκριμένη μεθοδολογική προσέγγιση, έχει ακολουθηθεί με επιτυχία από τους Chung & Fabbri (1993,1999), Binaghi et al. (1998), Luzzi & Pergalani (1999), Lan et al. (2004), στη μελέτη της κατολισθητικής επιδεκτικότητας.

Όπως παρουσιάστηκε στο 5<sup>ο</sup> κεφάλαιο, ο συντελεστής βεβαιότητας, *certainty factor*, αποτυπώνει τη βεβαιότητα του εμπειρογνώμονα ή του συστήματος σε ένα παρατηρούμενο αποτέλεσμα, στην περίπτωση που εξετάζουμε στην εκδήλωση μιας κατολίσθησης. Το εύρος του συντελεστή βεβαιότητας κυμαίνεται από [-1] έως [+1]. Η ελάχιστη τιμή [-1] σημαίνει ότι η υπόθεση είναι σίγουρα ψευδής, δεν εκδηλώνεται κατολίσθηση και η μέγιστη τιμή [+1] σημαίνει ότι η υπόθεση είναι σίγουρα αληθής, εκδηλώνεται κατολίσθηση. Οι θετικές τιμές σημαίνουν μια αυξανόμενη βεβαιότητα στην αιτιότητα, ενώ οι αρνητικές τιμές αντιστοιχούν στο αντίθετο. Μια τιμή κοντά στο 0 σημαίνει ότι είναι δύσκολο να δοθεί κάποια ένδειξη σχετικά με την αιτιότητα.

Η εκτίμηση των συντελεστών βεβαιότητας, *Certainty Factor*, πραγματοποιείται με βάση την εξίσωση:

$$CF_{ij} = \begin{cases} \frac{f_{ij} - f}{f_{ij} (1 - f)} & \text{if } f_{ij} \geq f \\ \frac{f_{ij} - f}{f (1 - f_{ij})} & \text{if } f_{ij} < f \end{cases} \quad [60]$$

όπου,

$CF_{ij}$ , ο συντελεστής βεβαιότητας που δίνεται σε συγκεκριμένη κλάση  $i$  μιας μεταβλητής  $j$ ,

$f_{ij}$ , η πυκνότητα κατολισθητικών συμβάντων στην κλάση  $i$  της μεταβλητής  $j$ ,

$f$ , η πυκνότητα των κατολισθητικών συμβάντων στην περιοχή έρευνας.

Η  $f_{ij}$  είναι η υπό όρους πιθανότητα να υπάρχει κατολίσθηση στην κλάση  $i$  και  $f$  είναι η εκ των προτέρων πιθανότητα του συνολικού αριθμού των κατολίσθησεων που εκδηλώνονται στην περιοχή μελέτης (Πίνακας 6.37).

Στη συνέχεια, οι συντελεστές βεβαιότητας της κάθε παραμέτρου, συνδυάζονται ανά ζεύγη με τη χρήση σχετικού κανόνα. Από τον συνδυασμό των δυο (2) συντελεστών βαρύτητας  $x$  και  $y$ , που προέρχονται από μεταβλητές, προκύπτει ένας νέος συντελεστής βαρύτητας  $z$  που υπολογίζεται με βάση τις συνθήκες:

$$z = \begin{cases} x + y - xy & x, y \geq 0 \\ \frac{x+y}{1 - \min(|x|, |y|)} & x, y \text{ opposite sign} \\ x + y + xy & x, y < 0 \end{cases} \quad [61]$$



Πίνακας 6.37 Αποτελέσματα εκτίμησης συντελεστού βεβαιότητας για κάθε κλάση.

<b>F1</b>	<b>certainty factor</b>	<b>F2</b>	<b>certainty factor</b>	<b>F3</b>	<b>certainty factor</b>
Κλάση 1	<b>-0.71006</b>	< 400m	<b>0.22182</b>	0°-15°	<b>0.15053</b>
Κλάση 2	<b>-0.57461</b>	400 - 600m	<b>0.24272</b>	15° - 30°	<b>0.00518</b>
Κλάση 3	<b>0.17770</b>	600 - 800m	<b>0.09212</b>	30° - 45°	<b>-0.11798</b>
Κλάση 4	<b>0.40037</b>	> 800m	<b>-0.85694</b>	>45°	<b>-0.38907</b>
Κλάση 5	<b>0.13326</b>				
<b>F4</b>	<b>certainty factor</b>	<b>F5</b>	<b>certainty factor</b>	<b>F6</b>	<b>certainty factor</b>
225°-275°	<b>-0.46705</b>	< 250m	<b>-0.31640</b>	< 150m	<b>-0.39156</b>
45°-90°	<b>-0.14560</b>	250 - 500m	<b>0.03221</b>	150 - 300m	<b>0.15574</b>
90°-135° . 275°-315°	<b>-0.18923</b>	> 500m	<b>0.02652</b>	300 - 450m	<b>0.15495</b>
315°-45° . 135°-225°	<b>0.05196</b>			> 450m	<b>0.23647</b>
<b>F7</b>	<b>certainty factor</b>	<b>F8</b>	<b>certainty factor</b>		
< 200m	<b>-0.42231</b>	< 200m	<b>-0.71155</b>		
200 - 400m	<b>-0.05747</b>	200 - 400m	<b>-0.42694</b>		
> 400m	<b>0.12157</b>	400 - 600m	<b>-0.21744</b>		
		> 600m	<b>0.17677</b>		

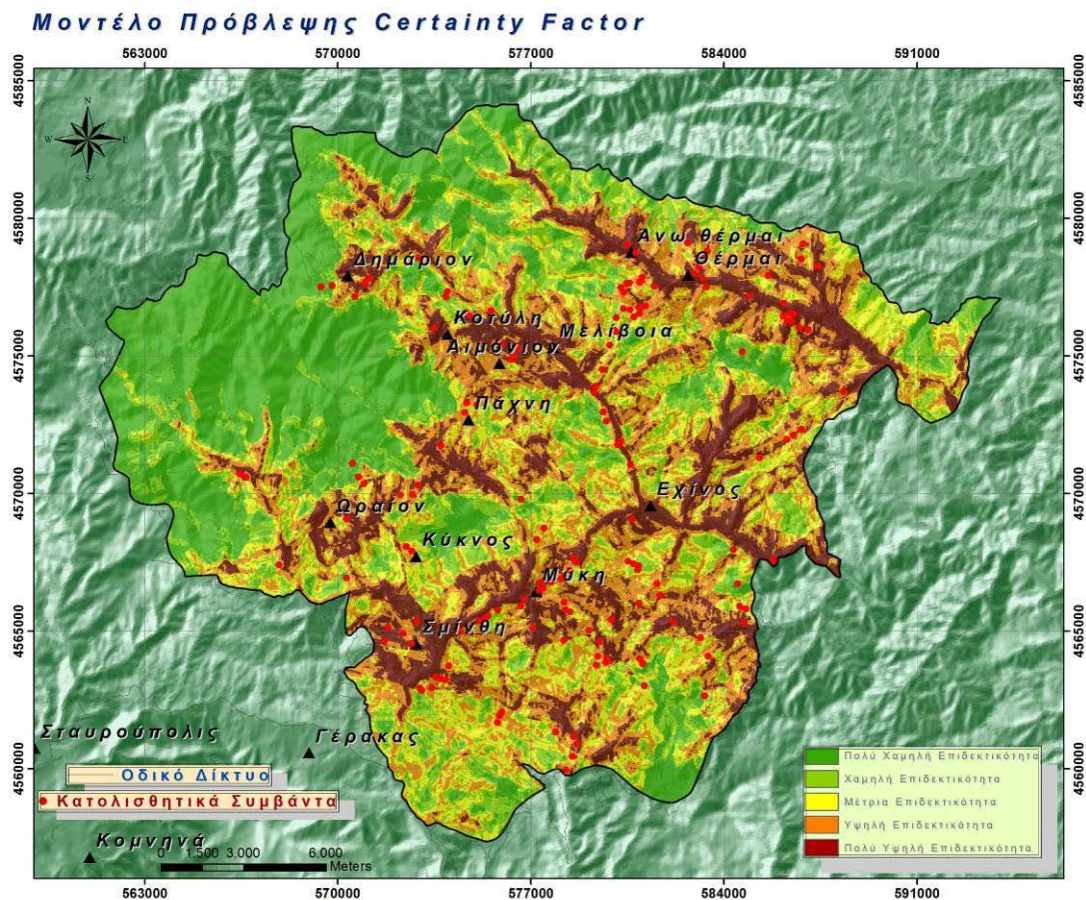
*F1 Τεχνικογεωλογική Ενότητας, F2 Υψόμετρο, F3 Μορφολογική Κλίση, F4 Διεύθυνση Μορφολογικών Κλίσεων, F5 Απόσταση από Τεκτονικά Χαρακτηριστικά, F6 Απόσταση από Υδρογραφικό Δίκτυο, F7 Απόσταση από Γεωλογικά όρια, F8 Απόσταση από Οδικό Δίκτυο*

Η τελική εκτίμηση του δείκτη επιδεκτικότητας, πραγματοποιείται αθροίζονται κατά ζεύγη το σύνολο των συντελεστών βεβαιότητας που υπολογίστηκαν για κάθε κλάση και κάθε παράμετρο, σύμφωνα με την εξίσωση:

$$LSI = \sum_{j=1}^n w_{ij} \quad [62]$$

όπου, *LSI*: ο δείκτης κατολισθητικής επιδεκτικότητας,  
*w<sub>ij</sub>*: ο συντελεστής βεβαιότητας του *i* φατνίου ,  
*n*: ο συνολικός αριθμός των φατνίων της περιοχής έρευνας.

Ο χάρτης που προκύπτει αποτυπώνει την κατολισθητική επιδεκτικότητα σε πέντε (5) κλάσεις Πολύ Υψηλή, Υψηλή, Μέτρια, Χαμηλή και Πολύ Χαμηλή (Σχήμα 6.29).



Σχήμα 6.29 Χάρτης κατολισθητικής επιδεκτικότητας του μοντέλου πρόβλεψης Certainty Factor.

Αξιολογώντας τον χάρτη κατολισθητικής επιδεκτικότητας που δημιουργήθηκε, εκτιμήθηκε η έκταση της κάθε ζώνης καθώς και το ποσοστό των κατολισθήσεων που βρίσκεται εντός κάθε ζώνης (Πίνακας 6.38). Διαπιστώνεται η υψηλή σχετική συχνότητα (67.83%) των θέσεων αστοχίας εντός των ζωνών υψηλή και πολύ υψηλή επιδεκτικότητα.

Πίνακας 6.38 Αποτελέσματα του μοντέλου πρόβλεψης Certainty Factor Model

ΚΛΑΣΗ ΕΠΙΔΕΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ	ΕΜΒΑΔΟΝ ΚΛΑΣΗΣ (%)	ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΩΝ ΦΑΤΝΙΩΝ (%)	ΣΧΕΤΙΚΗ ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΣΕΩΝ (%)
<b>ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΟΣ</b>	<b>24,38</b>	3,07	2,45
<b>ΧΑΜΗΛΟΣ</b>	<b>15,63</b>	9,82	12,23
<b>ΜΕΤΡΙΟΣ</b>	<b>18,43</b>	16,56	17,50
<b>ΥΨΗΛΟΣ</b>	<b>24,17</b>	35,58	28,66
<b>ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΟΣ</b>	<b>17,38</b>	34,97	39,17

Σε ότι αφορά την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης, εκτιμήθηκε ο αντίστοιχος πίνακας σύγχυσης, *confusion matrix*, αξιολογώντας τα τρία (3) ζεύγη υποσυνόλων εκπαίδευσης, ελέγχου, όπως αυτά που δημιουργήθηκαν από τη σχετική υπορουτίνα του *Data Mining Tools* Α, Β και Γ. Το μοντέλο πρόβλεψης βρέθηκε ότι κατηγοριοποίησε σωστά 53, 51, 53 περιπτώσεις αντίστοιχα, από το σύνολο των 66 περιπτώσεων για κάθε σύνολο ελέγχου (*testA*, *testB*, *testC*), με μέσο ποσοστό επιτυχούς πρόβλεψης ίσο με 79.29%

Σε ότι αφορά την τελική αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης, εκτιμήθηκε ο αντίστοιχος πίνακας σύγχυσης, *confusion matrix*, που περιέχει πληροφορίες σχετικά με την πραγματική και την προβλεπόμενη ταξινόμηση που πραγματοποιήθηκε για το σύνολο των δεδομένων (326 θέσεις), με περιγραφή της κατάστασης στην οποία ανήκουν, σταθερές ή ασταθείς (Πίνακας 6.39). Το μοντέλο πρόβλεψης βρέθηκε ότι κατηγοριοποίησε σωστά 262 περιπτώσεις, από το σύνολο των 326 περιπτώσεων, ποσοστό επιτυχούς πρόβλεψης ίσο με 80.36% (Πίνακας 6.40).

Πίνακας 6.39 Πίνακας Σύγχυσης

		Προβλεπόμενη Κατάσταση	
		Ασταθές	Σταθερό
Πραγματική Κατάσταση	Ασταθές	Αληθώς θετικό (115)	Ψευδώς αρνητικό (16)
	Σταθερό	Ψευδώς θετικό (48)	Αληθώς αρνητικό (147)

Πίνακας 6.40 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης

Μέτρο αξιολόγησης	Σύνολο Δεδομένων
<b>Precision</b>	0.7055
<b>recall</b>	0.8778
<b>F<sub>1</sub></b>	0.7823
<b>Accuracy</b>	0.8036
<b>error rate</b>	0.1963

Διαπιστώνεται ότι η μέθοδος, απεικονίζει στην κεντρική και βόρεια περιοχή μεγάλο βαθμό επιδεκτικότητας, ενώ απεικονίζει στη δυτική περιοχή χαμηλό βαθμό επιδεκτικότητας. Και οι δυο (2) διαπιστώσεις, επιβεβαιώνονται από την σχετική κατανομή του συνόλου της βάσης δεδομένων.

## 6.6 ΜΟΝΤΕΛΑ ΕΞΟΡΥΞΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Στα πλαίσια της διατριβής, προσαρμόστηκαν και εφαρμόστηκαν μια σειρά από τεχνικές και μεθόδους της Εξόρυξης Δεδομένων που ως στόχο είχαν την ανακάλυψη

μοτίβων και προτύπων και την εξαγωγή γνώσης σε ότι αφορά την κατολισθητική επιδεκτικότητα. Στη φάση αυτή, εκτιμάται:

- η κατολισθητική επιδεκτικότητα που προκύπτει από την εφαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης *Naïve Bayes*,
- η κατολισθητική επιδεκτικότητα που προκύπτει από την εφαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης *Similarity Index*, μέσω του δείκτη Ομοιότητας με εφαρμογή του τροποποιημένου αλγορίθμου εγγύτερων γειτόνων, *kNN*,
- η κατολισθητική επιδεκτικότητα που προκύπτει από την εφαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης *Decision Tree ID3*, με τη χρήση των συντελεστών βεβαιότητας,
- η κατολισθητική επιδεκτικότητα, με την εκπαίδευση ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου.

### 6.6.1 Μοντέλο Πρόβλεψης *Naïve Bayes*

Ο αφελής ταξινομητής *Bayes (Naïve Bayes Classifier)* περιγράφηκε και χρησιμοποιήθηκε στο πεδίο της Μηχανικής Μάθησης από τους *Cestnik et al. (1987)*. Ως κύριο γνώρισμά του είναι ότι υποθέτει ότι η παρουσία ή απουσία ενός χαρακτηριστικού μιας κλάσης είναι ανεξάρτητη από την παρουσία ή απουσία κάθε άλλου χαρακτηριστικού. Η υπόθεση αυτή ονομάζεται υπό συνθήκη ανεξαρτησία (*conditional independence*).

Σε ότι αφορά το αρχείο εκπαίδευσης και ελέγχου, αποτελείται από 326 περιπτώσεις ταξινομημένες σε δυο (2) κλάσεις. Η πρώτη κλάση *True* (αληθές), αφορά τις θέσεις όπου έχει καταγραφεί κατολίσθηση ενώ η δεύτερη κλάση *False* (ψευδές), αφορά τις θέσεις οι οποίες χαρακτηρίζονται ως σταθερές.

Η υλοποίηση της εφαρμογής έγινε με την χρήση του αλγορίθμου *Naïve Bayes* μέσω του οποίου κατα πρώτον, εκτιμήθηκε η απόδοση του μοντέλου κατά την εκπαίδευσή του, αξιοποιώντας τρία (3) ζεύγη συνόλου εκπαίδευσης και ελέγχου, καθώς και στο σύνολο των δεδομένων και κατά δεύτερον ταξινομήθηκε και αποδόθηκε γραφικά η κατολισθητική επιδεκτικότητα μέσω σχετικού δείκτη επιδεκτικότητας για την περιοχή μελέτης. Για τη χαρτογραφική αποτύπωση της εκτίμησης της κατολισθητικής επιδεκτικότητας, χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος *ASCII to Raster* που βρίσκεται στη ρουτίνα της εργαλειοθήκης, *ToolBox* του λογισμικού πακέτου Γεωγραφικών Συστημάτων Πληροφοριών, *ArcMap* έκδοσης 9.3.

Σε ότι αφορά την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης, εκτιμήθηκε ο αντίστοιχος πίνακας σύγχυσης, *confusion matrix*, αξιολογώντας τα τρία (3) ζεύγη

υποσυνόλων εκπαίδευσης, ελέγχου, όπως αυτά που δημιουργήθηκαν από τη σχετική υπορουτίνα του *Data Mining Tools* Α, Β και Γ. Το μοντέλο πρόβλεψης βρέθηκε ότι κατηγοριοποίησε σωστά 62, 60, και 60 περιπτώσεις αντίστοιχα, από το σύνολο των 66 περιπτώσεων για κάθε σύνολο ελέγχου, με μέσο ποσοστό επιτυχούς πρόβλεψης ίσο με 91.91%

Για την εκτίμηση της τελικής απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης, αρχικά εκτιμήθηκε ο πίνακας σύγχυσης, *confusion matrix*, που περιέχει πληροφορίες σχετικά με την πραγματική και την προβλεπόμενη ταξινόμηση που πραγματοποιήθηκε από τον αλγόριθμο *Naïve Bayes* και αφορούσε τις καταγραφές του συνόλου των δεδομένων 326 περιπτώσεων ευσταθούς και ασταθούς κατάστασης. (Πίνακας 6.41, Πίνακας 6.42). Η ταξινόμηση ενός φατνίου της περιοχής έρευνας ως φατνίου αστοχίας ή φατνίου ευστάθειας, προκύπτει από τη συγκριτική αξιολόγηση των εκ των προτέρων πιθανοτήτων, που προκύπτει από την εκπαίδευση του μοντέλου πρόβλεψης με δεδομένα από το σύνολο των 326 περιπτώσεων.

Βρέθηκε ότι το μοντέλο πρόβλεψης κατηγοριοποίησε σωστά 310 περιπτώσεις, από το σύνολο των 326 περιπτώσεων, ποσοστό 95.09%, ενώ στον Πίνακα 6.46 δίνονται τα στατιστικά μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης *Naïve Bayes*.

Πίνακας 6.41 Μητρώο Σύγχυσης

		Προβλεπόμενη Κατάσταση	
		Ασταθές	Σταθερό
Πραγματική Κατάσταση	Ασταθές	Αληθώς θετικό (157)	Ψευδώς αρνητικό (10)
	Σταθερό	Ψευδώς θετικό (6)	Αληθώς αρνητικό (153)

Πίνακας 6.42 Μέτρα αξιολόγησης

Μέτρο αξιολόγησης	Ποσοστό
precision	0.9632
recall	0.9401
F <sub>1</sub>	0.9515
accuracy	0.9509
error rate	0.049

Στο επόμενο στάδιο εκτιμάται η κατολισθητική επιδεκτικότητα για κάθε φατνίο της περιοχής έρευνας, από την οποία εκτίμηση δημιουργείται ο σχετικός χάρτης επιδεκτικότητας. Ο χάρτης αποδίδει τον βαθμό επιδεκτικότητας με τη χρήση κλάσεων επιδεκτικότητας, οι οποίες ακολουθούν την υπάρχουσα διεθνή και ελληνική βιβλιογραφία (*Van Western, 2004, Rozos et al., 2006*). Οι κλάσεις που προσδιορίστηκαν περιγράφονται ως εξής: Πολύ Υψηλός, Υψηλός, Μέτριος, Χαμηλός και Πολύ Χαμηλός (Σχήμα 6.30).

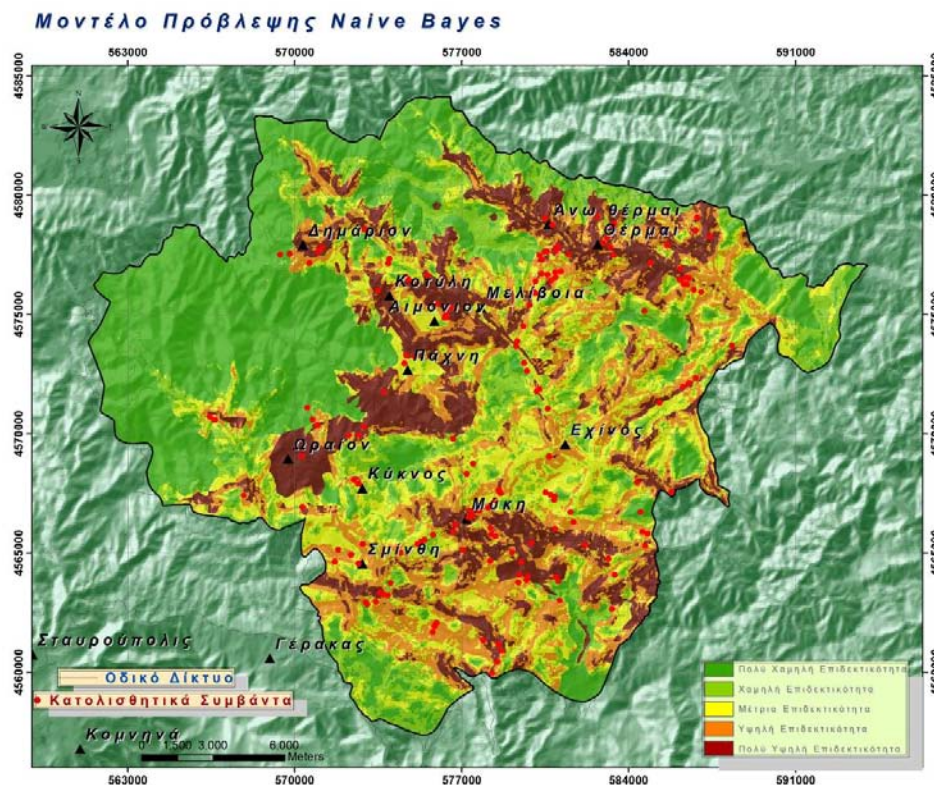


Αξιολογώντας τον χάρτη κατολισθητικής επιδεκτικότητας που δημιουργήθηκε, εκτιμήθηκε η έκταση της κάθε ζώνης καθώς και το ποσοστό των κατολισθήσεων που βρίσκεται εντός κάθε ζώνης (Πίνακας 6.43). Διαπιστώνεται η υψηλή σχετική συχνότητα (65.07%) των θέσεων αστοχίας εντός των ζωνών υψηλή και πολύ υψηλή επιδεκτικότητα.

Πίνακας 6.43 Συγκριτικά αποτελέσματα χάρτου επιδεκτικότητας και χάρτου απογραφής.

ΚΛΑΣΗ ΕΠΙΔΕΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ	ΕΜΒΛΟΝ ΚΛΑΣΗΣ (%)	ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΩΝ ΦΑΤΝΙΩΝ (%)	ΣΧΕΤΙΚΗ ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΣΕΩΝ (%)
ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΟΣ	27.96	4.29	2.85
ΧΑΜΗΛΟΣ	15.54	9.20	10.98
ΜΕΤΡΙΟΣ	17.24	23.93	21.11
ΥΨΗΛΟΣ	22.06	33.13	24.74
ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΟΣ	17.2	29.45	40.33

Η πλειονότητα των φατνίων της περιοχής έρευνας ανήκουν στην κλάση Χαμηλού έως Πολύ Χαμηλού βαθμού επιδεκτικότητας. Στο κεντρικό τμήμα της περιοχής έρευνας απεικονίζεται μια σημαντική έκταση που χαρακτηρίζεται με πολύ υψηλό βαθμό επιδεκτικότητας, περιοχή όπου εντάσσεται χωρικά η τεχνικογεωλογική ενότητα Δ, στον οποίο έχει αποδοθεί μεγάλη βαρύτητα. Ωστόσο αποτυπώνεται και μια σχετική σύμπτωση του βαθμού επιδεκτικότητας με την ανάπτυξη του οδικού δικτύου στο βόρειο τμήμα της περιοχής μελέτης κάτι που δεν εντοπίζεται στο νότιο τμήμα.



Σχήμα 6.30 Χάρτης κατολισθητικής επιδεκτικότητας του μοντέλου πρόβλεψης Naive Bayes.

### 6.6.2 Μοντέλο πρόβλεψης Similarity Index

Κατά την εφαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης *Similarity Index*, επιχειρείται η εκτίμηση της ομοιότητας μεταξύ των στοιχειωδών μονάδων μορφολογικού ανάγλυφου και ήδη γνωστών καταγεγραμμένων θέσεων αστάθειας. Επιχειρείται η εκτίμηση ενός δείκτη ομοιότητας που λαμβάνει τιμές από μηδέν (0) έως ένα (1), αξιοποιώντας τον αλγόριθμο του πλησιέστερου γείτονα, kNN, (Tsangaratos et al., 2011). Η αξιολόγηση του δείκτη επιτρέπει τη διαμόρφωση ζωνών ομοιότητας, όπου τιμές κοντά στο μηδέν (0) υποδηλώνουν ευσταθείς καταστάσεις και τιμές κοντά στο ένα (1) ασταθείς καταστάσεις.

Σε ότι αφορά το αρχείο εκπαίδευσης και ελέγχου, αποτελείται από 326 περιπτώσεις ταξινομημένες σε δυο (2) κλάσεις. Η πρώτη κλάση *True* (αληθές) αφορά τις θέσεις όπου έχει καταγραφεί αστοχία, ενώ η δεύτερη κλάση *False* (ψευδές), αφορά τις θέσεις οι οποίες χαρακτηρίζονται ως ευσταθείς.

Όπως παρουσιάζεται στο 5<sup>ο</sup> κεφάλαιο, η μεθοδολογική προσέγγιση που ακολουθεί το μοντέλο πρόβλεψης, *Similarity Index*, απαιτεί τη διαμόρφωση των συντελεστών βαρύτητας για κάθε μεταβλητή μέσω της Θεωρίας της Πληροφορίας και συγκεκριμένα μέσω της εκτίμησης της Εντροπίας του Shannon (Sharma et al., 2009) (Πίνακας 6.44). Ένα δεύτερο σημαντικό σημείο της μεθοδολογικής προσέγγισης είναι η βέλτιστη επιλογή του αριθμού των εγγύτερων γειτόνων που εξασφαλίζουν καλύτερη απόδοση στην πρόβλεψη που πραγματοποιεί το μοντέλο.

Η υλοποίηση της εφαρμογής έγινε με τη χρήση του αλγορίθμου *Similarity Index* μέσω του οποίου εκτιμήθηκε η απόδοση του μοντέλου πρόβλεψης αξιοποιώντας τρία (3) ζεύγη συνόλου εκπαίδευσης και ελέγχου (*trainA*, *trainB*, *trainC*) καθώς στο σύνολο των δεδομένων (326) και κατά δεύτερον ταξινομήθηκε και αποδόθηκε γραφικά η κατολισθητική επιδεκτικότητα μέσω σχετικού δείκτη επιδεκτικότητας για την περιοχή μελέτης. Για τη χαρτογραφική αποτύπωση της εκτίμησης της κατολισθητικής επιδεκτικότητας, χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος *ASCII to Raster* που βρίσκεται στη ρουτίνα της εργαλειοθήκης, *ToolBox* του λογισμικού πακέτου Γεωγραφικών Συστημάτων Πληροφοριών, *ArcMap* έκδοσης 9.3.

Σε ότι αφορά την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης, εκτιμήθηκε ο αντίστοιχος πίνακας σύγχυσης, *confusion matrix*, αξιολογώντας τα τρία (3) ζεύγη υποσυνόλων εκπαίδευσης, ελέγχου, όπως αυτά που δημιουργήθηκαν από τη σχετική υπορουτίνα του *Data Mining Tools A,B* και *Γ*, ενώ η εκτίμηση αφορούσε μοντέλα με αριθμό εγγύτερων γειτόνων ίσο με τρία (3). Το μοντέλο πρόβλεψης βρέθηκε ότι κατηγοριοποίησε σωστά 54, 53, και 59 περιπτώσεις αντίστοιχα, από το σύνολο των 66 περιπτώσεων για κάθε σύνολο ελέγχου, με μέσο ποσοστό επιτυχούς πρόβλεψης ίσο με 83.84%

Για την εκτίμηση της τελικής απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης, αρχικά εκτιμήθηκε ο πίνακας σύγχυσης, *confusion matrix*, που περιέχει πληροφορίες σχετικά με την πραγματική και την προβλεπόμενη ταξινόμηση που πραγματοποιήθηκε από τον αλγόριθμο *Similarity Index* και αφορούσε τις καταγραφές του συνόλου των δεδομένων έχοντας ως μεταβαλλόμενη παράμετρο την επιλογή του αριθμού των κ εγγύτερων γειτόνων (Πίνακας 6.45). Αρχικώς, επιλέχθηκε για την παράμετρο κ ο αριθμός των εγγύτερων γειτόνων να είναι ίσος με τρία (3) και να αυξηθεί έως τον αριθμό των πέντε (5), υπολογίζοντας κάθε φορά τους σχετικούς στατιστικούς δείκτες (Πίνακας 6.46).

Πίνακας 6.44 Σύνολο εκπαίδευσης (163 θέσεις αστοχίας)

F1	pi	log(1/pi)	H	F2	pi	log(1/pi)	H
1	0,006135	2,212188	0,019417	24	0,147239	0,831976	0,203467
26	0,159509	0,797214	0,181929	81	0,496933	0,303703	0,250672
45	0,276074	0,558975	0,22078	52	0,319018	0,496184	0,262917
9	0,055215	1,257945	0,099371	6	0,03681	1,434036	0,087677
82	0,503067	0,298374	0,214748				
		H	0,736244			H	0,804733
<b>wF1</b>	<b>0.2216</b>			<b>wF2</b>	<b>0.1640</b>		
F3	pi	log(1/pi)	H	F4	pi	log(1/pi)	H
24	0,147239	0,831976	0,203467	18	0,110429	0,956915	0,175517
58	0,355828	0,44876	0,265225	20	0,122699	0,911158	0,185693
65	0,398773	0,399274	0,264458	37	0,226994	0,643986	0,242801
16	0,09816	1,008068	0,164355	88	0,539877	0,267705	0,240056
		H	0,897505			H	0,844067
<b>wF3</b>	<b>0.0861</b>			<b>wF4</b>	<b>0.1310</b>		
F5	pi	log(1/pi)	H	F6	Pi	log(1/pi)	H
70	0,429448	0,36709	0,33041	59	0,361963	0,441336	0,265334
44	0,269939	0,568735	0,32177	31	0,190184	0,720826	0,227701
49	0,300613	0,521992	0,328884	31	0,190184	0,720826	0,227701
				42	0,257669	0,588938	0,252053
		H	0,981065			H	0,972789
<b>wF5</b>	<b>0.0159</b>			<b>wF6</b>	<b>0.0229</b>		
F7	pi	log(1/pi)	H	F8	pi	log(1/pi)	H
28	0,576687	0,23906	0,288947	107	0,656442	0,182804	0,199316
27	0,196319	0,707038	0,290922	36	0,220859	0,655885	0,240604
75	0,226994	0,643986	0,306381	10	0,06135	1,212188	0,123521
				10	0,06135	1,212188	0,123521
		H	0,886249			H	0,686963
<b>wF7</b>	<b>0.0956</b>			<b>wF8</b>	<b>0.2630</b>		

F1 Τεχνικογεωλογική Ενότητα, F2 Υψόμετρο, F3 Μορφολογική Κλίση, F4 Διεύθυνση Μορφολογικών Κλίσεων, F5 Απόσταση από Τεκτονικά Χαρακτηριστικά, F6 Απόσταση από Υδρογραφικό Δίκτυο, F7 Απόσταση από Γεωλογικά όρια, F8 Απόσταση από Οδικό Δίκτυο.

Πίνακας 6.45 Πίνακας Σύγκρισης για το σύνολο των δεδομένων για την επιλογή διαφορετικών εγγύτερων γειτόνων

<b>K = 3</b>		<b>Προβλεπόμενη Κατάσταση</b>	
		<b>Ασταθές</b>	<b>Σταθερό</b>
<b>Πραγματική</b>	<b>Ασταθές</b>	Αληθώς θετικό (128)	Ψευδώς αρνητικό (10)
<b>Κατάσταση</b>	<b>Σταθερό</b>	Ψευδώς θετικό (35)	Αληθώς αρνητικό (153)

<b>K= 4</b>		<b>Προβλεπόμενη Κατάσταση</b>	
		<b>Ασταθές</b>	<b>Σταθερό</b>
<b>Πραγματική</b>	<b>Ασταθές</b>	Αληθώς θετικό (143)	Ψευδώς αρνητικό (16)
<b>Κατάσταση</b>	<b>Σταθερό</b>	Ψευδώς θετικό (20)	Αληθώς αρνητικό (147)

<b>K-5</b>		<b>Προβλεπόμενη Κατάσταση</b>	
		<b>Ασταθές</b>	<b>Σταθερό</b>
<b>Πραγματική</b>	<b>Ασταθές</b>	Αληθώς θετικό (113)	Ψευδώς αρνητικό (8)
<b>Κατάσταση</b>	<b>Σταθερό</b>	Ψευδώς θετικό (50)	Αληθώς αρνητικό (155)

Πίνακας 6.46 Μέτρα αξιολόγησης του ταξινομητή

<b>Μέτρο αξιολόγησης</b>	<b>K=3</b>	<b>K=4</b>	<b>K=5</b>
<b>Precision</b>	0.7852	0.8773	0.6932
<b>recall</b>	0.9275	0.8993	0.9338
<b>F<sub>1</sub></b>	0.8504	0.8881	0.7957
<b>Accuracy</b>	0.8619	0.8895	0.8220
<b>error rate</b>	0.1380	0.1104	0.1779

Από την αξιολόγηση του αποτελέσματος της διαδικασίας επιλογής του βέλτιστου αριθμού εγγύτερων γειτόνων, εκτιμάται ως βέλτιστη τιμή, η τιμή των τεσσάρων (4) εγγύτερων γειτόνων. Βρέθηκε ότι το μοντέλο πρόβλεψης κατηγοριοποίησε σωστά 290 περιπτώσεις, από το σύνολο των 326 περιπτώσεων, ποσοστό 88.95%, ενώ στον Πίνακα 6.46 δίνονται τα στατιστικά μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης.

Στην επόμενη φάση, την φάση της πρόβλεψης, δημιουργείται ο χάρτης επιδεκτικότητας για την περιοχή έρευνας. Εκτιμάται η κατολισθητική Ομοιότητα κάθε φατνίου της περιοχής έρευνας σε σχέση με το «χαρακτηριστικό φατνίο αστοχίας» σύμφωνα με την εξίσωση:

$$\text{Similarity}(Q, B) = \sum_{i=1}^n f(Q_i, B_i) fW_i \quad [63]$$

όπου,  $fW_i$ , ο συντελεστής βαρύτητας, όπως προσδιορίζονται από την εντροπία του Shannon, της  $i$  μεταβλητής.



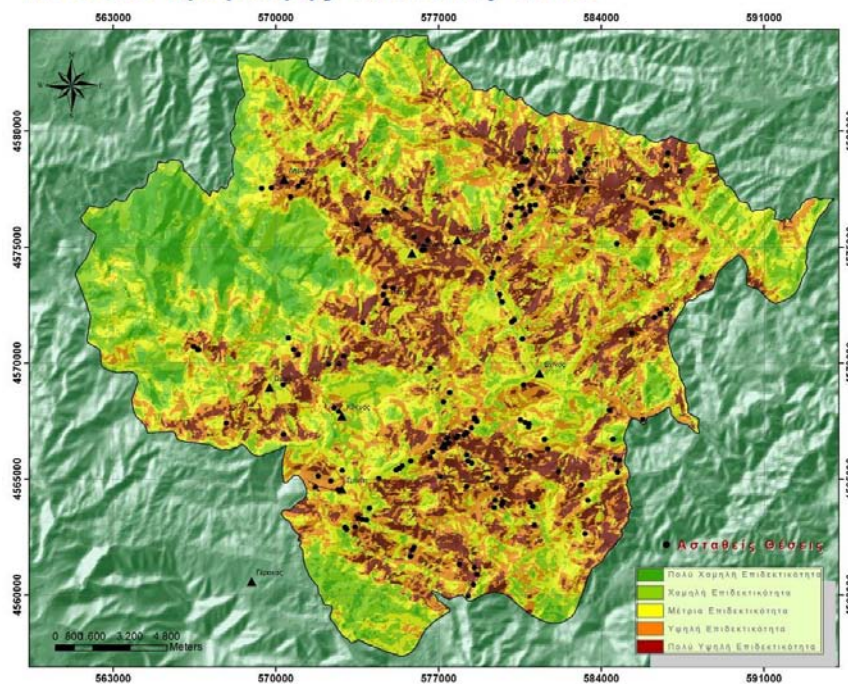
Ο δείκτης *Ομοιότητας* αντιστοιχεί στην κατολισθητική επιδεκτικότητα με τιμές που κυμαίνονται στο διάστημα [0, 1]. Κατά αντιστοιχία με τα προηγούμενα μοντέλα πρόβλεψης, οι κλάσεις που προσδιορίστηκαν, διακρίνονται σε: Πολύ Υψηλή Επιδεκτικότητα, Υψηλή Επιδεκτικότητα, Μέτρια Επιδεκτικότητα, Χαμηλή Επιδεκτικότητα και Πολύ Χαμηλή Επιδεκτικότητα (Σχήμα 6.31). Αξιολογώντας τον χάρτη κατολισθητικής επιδεκτικότητας που δημιουργήθηκε, εκτιμήθηκε η έκταση της κάθε ζώνης καθώς και το ποσοστό των κατολισθήσεων που βρίσκεται εντός κάθε ζώνης (Πίνακας 6.47). Διαπιστώνεται η υψηλή σχετική συχνότητα (76.10%) των θέσεων αστοχίας εντός των ζωνών υψηλής και πολύ υψηλής επιδεκτικότητας.

Σε ότι αφορά τη χωρική κατανομή της ζώνης πολύ υψηλής επιδεκτικότητας, διαπιστώνεται και σε αυτή την περίπτωση η σύμπτωση με την ανάπτυξη του οδικού δικτύου, ωστόσο παρουσιάζει μια πιο διασκορπισμένη ανάπτυξη.

Πίνακας 6.47 Αποτελέσματα εφαρμογής του μοντέλου πρόβλεψης *Similarity Index*

ΚΛΑΣΗ ΕΠΙΔΕΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ	ΕΜΒΑΔΟΝ ΚΛΑΣΗΣ (%)	ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΩΝ ΦΑΤΝΙΩΝ (%)	ΣΧΕΤΙΚΗ ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΣΕΩΝ (%)
ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΟΣ	8,37	0,00	0,00
ΧΑΜΗΛΟΣ	24,46	9,20	7,55
ΜΕΤΡΙΟΣ	31,63	25,77	16,35
ΥΨΗΛΟΣ	21,26	33,13	31,27
ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΟΣ	14,28	31,90	44,83

Μοντέλο Πρόβλεψης *Similarity Index*



Σχήμα 6. 31 Χάρτης κατολισθητικής επιδεκτικότητας του μοντέλου πρόβλεψης *Similarity Index*.



### 6.6.3 Μοντέλο πρόβλεψης Δένδρων Απόφασης

Η εφαρμογή του σχετικού μοντέλου πρόβλεψης δίνει τη δυνατότητα να εξαχθούν κανόνες συσχέτισης από το σύνολο εκπαίδευσης, ενώ αποδίδονται στους παραγόμενους κανόνες οι συντελεστές βεβαιότητας που προκύπτουν από τη μέθοδο του μοντέλου πρόβλεψης *Certainty Factor*.

Σε ότι αφορά το αρχείο εκπαίδευσης και ελέγχου, αποτελείται από 326 περιπτώσεις ταξινομημένες σε δυο (2) κλάσεις. Η πρώτη κλάση *True* (αληθές), αφορά τις θέσεις όπου έχει καταγραφεί αστοχία, ενώ η δεύτερη κλάση *False* (ψευδές), αφορά τις θέσεις οι οποίες χαρακτηρίζονται ως ευσταθείς.

Σε ότι αφορά τους συντελεστές βαρύτητας εκτιμήθηκαν με βάση την ποσότητα της πληροφορίας που κατέχει η κάθε μεταβλητή, και σύμφωνα με τη θεωρία της εντροπίας του *Shannon* για το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης και που αφορούν θέσεις αστοχίας (*Li & Liu, 2006*) (Πίνακας 6.48).

Πίνακας 6.48 Συντελεστές Βεβαιότητας

<b>F1</b>	<b>certainty factor</b>	<b>F2</b>	<b>certainty factor</b>	<b>F3</b>	<b>certainty factor</b>
Κλάση 1	<b>-0.71006</b>	< 400m	<b>0.22182</b>	0°-15°	<b>0.15053</b>
Κλάση 2	<b>-0.57461</b>	400 - 600m	<b>0.24272</b>	15° - 30°	<b>0.00518</b>
Κλάση 3	<b>0.17770</b>	600 - 800m	<b>0.09212</b>	30° - 45°	<b>-0.11798</b>
Κλάση 4	<b>0.40037</b>	> 800m	<b>-0.85694</b>	>45°	<b>-0.38907</b>
Κλάση 5	<b>0.13326</b>				
<b>F4</b>	<b>certainty factor</b>	<b>F5</b>	<b>certainty factor</b>	<b>F6</b>	<b>certainty factor</b>
225°-275°	<b>-0.46705</b>	< 250m	<b>-0.31640</b>	< 150m	<b>-0.39156</b>
45°-90°	<b>-0.14560</b>	250 - 500m	<b>0.03221</b>	150 - 300m	<b>0.15574</b>
90°-135° . 275°-315°	<b>-0.18923</b>	> 500m	<b>0.02652</b>	300 - 450m	<b>0.15495</b>
315°-45° . 135°-225°	<b>0.05196</b>			> 450m	<b>0.23647</b>
<b>F7</b>	<b>certainty factor</b>	<b>F8</b>	<b>certainty factor</b>		
< 200m	<b>-0.42231</b>	< 200m	<b>-0.71155</b>		
200 - 400m	<b>-0.05747</b>	200 - 400m	<b>-0.42694</b>		
> 400m	<b>0.12157</b>	400 - 600m	<b>-0.21744</b>		
		> 600m	<b>0.17677</b>		

*F1* Τεχνικογεωλογική Ενότητα, *F2* Υψόμετρο, *F3* Μορφολογική Κλίση, *F4* Διεύθυνση Μορφολογικών Κλίσεων, *F5* Απόσταση από Τεκτονικά Χαρακτηριστικά, *F6* Απόσταση από Υδρογραφικό Δίκτυο, *F7* Απόσταση από Γεωλογικά όρια, *F8* Απόσταση από Οδικό Δίκτυο.

Ως βέλτιστη μεταβλητή βρέθηκε ότι είναι η μεταβλητή Απόσταση από το Οδικό Δίκτυο, αποτελώντας τη ρίζα του Δένδρου απόφασης. Με την εφαρμογή του σχετικού αλγορίθμου, παράγονται τριάντα οκτώ (38) κανόνες (Σχήμα 6.32), οι οποίοι κανόνες έχουν τη μορφή:

*[κανόνας A1]: ΕΑΝ η άγνωστη παρατήρηση X, χαρακτηρίζεται ως προς την μεταβλητή [ΑΠΟΣΤΑΣΗ ΑΠΟ ΤΟ ΟΔΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ] ως κλάση [Δ] και ως προς την μεταβλητή [ΥΨΟΜΕΤΡΟ] ως κλάση [Γ] ΤΟΤΕ η παρατήρηση X ανήκει στην κλάση [Α] (πιθανή εκδήλωση αστοχίας).*

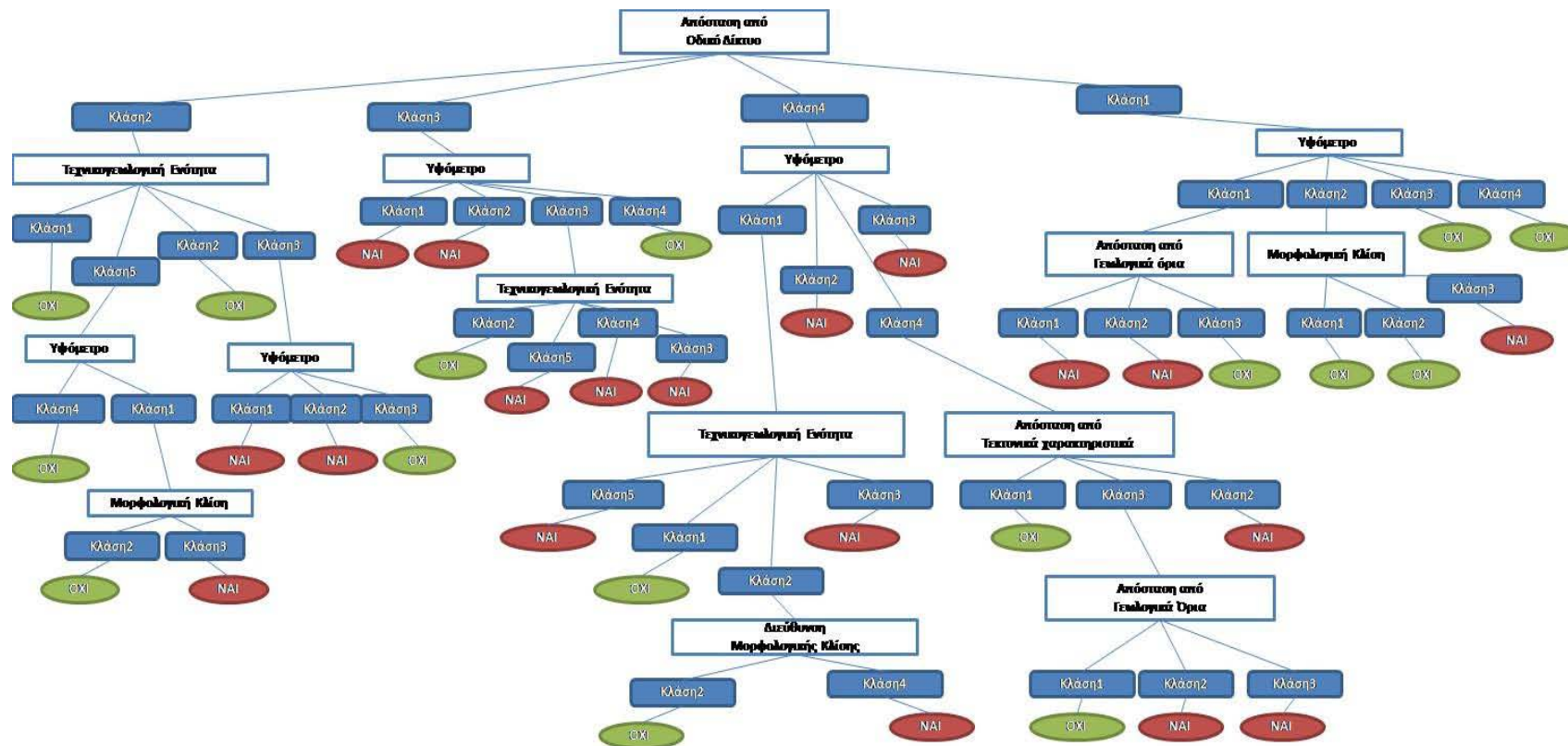
Σε ότι αφορά τους συντελεστές βεβαιότητας που προκύπτουν κατά την εφαρμογή της μεθόδου προκύπτουν τα εξής: για τη μεταβλητή [ΑΠΟΣΤΑΣΗ ΑΠΟ ΤΟ ΟΔΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ] και την κλάση [Δ] από τη μέθοδο *Cerainty Factor*, λαμβάνουμε την τιμή **0.17677**, για τη μεταβλητή [ΥΨΟΜΕΤΡΟ] και την κλάση [Γ] από τη μέθοδο *Cerainty Factor*, λαμβάνουμε την τιμή **0.09212**. Η τελική εκτίμηση του συντελεστού βεβαιότητας για τον κανόνα A1, προκύπτει από την εξίσωση:

$$z = x + y - xy \quad [64]$$

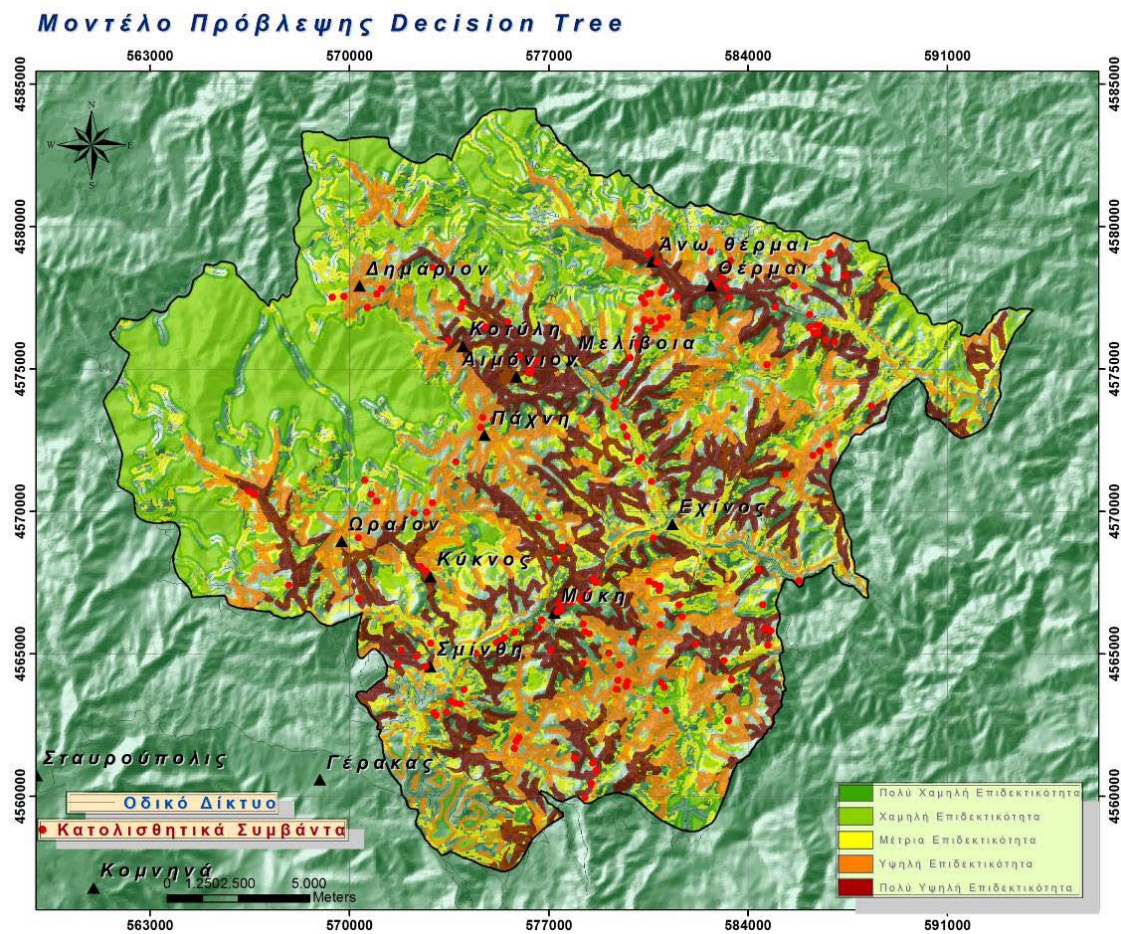
όπου  $z$  ο τελικός συντελεστής βεβαιότητας,  $x$  ο συντελεστής βεβαιότητας της  $1^{ης}$  μεταβλητής και  $y$  ο συντελεστής βεβαιότητας της  $2^{ης}$  μεταβλητής.

Το αποτέλεσμα της πράξης ισούται με **0.25260**. Για κάθε φατνίο της περιοχής έρευνας που χαρακτηρίζεται από την ύπαρξη των δυο (2) μεταβλητών και των συγκεκριμένων κλάσεων, προσδίδεται συντελεστής βεβαιότητας ίσος με το αποτέλεσμα που προέκυψε. Ο συντελεστής βεβαιότητας προσδιορίζει ποσοτικά την κατολισθητική επιδεκτικότητα, όπου μια τιμή ίση με -1, αντιστοιχεί σε απόλυτη βεβαιότητα ευστάθειας και μια τιμή +1, αντιστοιχεί σε απόλυτη βεβαιότητα αστοχίας.

Στο επόμενο στάδιο εκτιμάται η κατολισθητική επιδεκτικότητα για κάθε φατνίο της περιοχής έρευνας, με βάση τους κανόνες που παρήχθησαν κατά την εφαρμογή το Δένδρου Απόφασης αλλά και τον τελικό συντελεστή βεβαιότητας που προκύπτει έπειτα από τους σχετικούς υπολογισμούς. Το αποτέλεσμα της διαδικασίας, μετασχηματίζεται σε αρχείο *ASCII* και κατόπιν εισάγεται μέσω του σχετικού εργαλείου στο Γ.Σ.Π., οπότε προκύπτει ο σχετικός χάρτης κατολισθητικής επιδεκτικότητας (Σχήμα 6.33).



Σχήμα 6. 32 Κανόνες Δέντρου Απόφασης.



Σχήμα 6. 33 Χάρτης επιδεκτικότητας με βάση τον μοντέλο πρόβλεψης των Δένδρων Απόφασης.

Σε ότι αφορά την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης, εκτιμήθηκε ο αντίστοιχος πίνακας σύγχυσης, *confusion matrix*, αξιολογώντας τα τρία (3) ζεύγη υποσυνόλων εκπαίδευσης, ελέγχου, όπως αυτά που δημιουργήθηκαν από τη σχετική υπορουτίνα του *Data Mining Tools* Α, Β και Γ. Το μοντέλο πρόβλεψης βρέθηκε ότι κατηγοριοποίησε σωστά 61, 61, και 58 περιπτώσεις αντίστοιχα, από το σύνολο των 66 περιπτώσεων για κάθε σύνολο ελέγχου, με μέσο ποσοστό επιτυχούς πρόβλεψης ίσο με 90.90%.

Για την εκτίμηση της τελικής απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης, αρχικά εκτιμήθηκε ο πίνακας σύγχυσης, *confusion matrix*, που περιέχει πληροφορίες σχετικά με την πραγματική και την προβλεπόμενη ταξινόμηση που πραγματοποιήθηκε από τον αλγόριθμο *Decision Tree* και αφορούσε τις καταγραφές του συνόλου των καταγραφών (Πίνακας 6.49, Πίνακας 6.50).



Πίνακας 6.49 Μητρώο Σύγχυσης του συνόλου των δεδομένων

		Προβλεπόμενη Κατάσταση	
		Ασταθές	Σταθερό
Πραγματική Κατάσταση	Ασταθές	Αληθώς θετικό (151)	Ψευδώς αρνητικό (16)
	Σταθερό	Ψευδώς θετικό (12)	Αληθώς αρνητικό (147)

Πίνακας 6.50 Μέτρα αξιολόγησης του ταξινομητή

Μέτρο αξιολόγησης	Σύνολο Δεδομένων
<b>Precision</b>	0.9263
<b>recall</b>	0.9041
<b>F<sub>1</sub></b>	0.9151
<b>Accuracy</b>	0.9141
<b>error rate</b>	0.0858

Αξιολογώντας τον χάρτη κατολισθητικής επιδεκτικότητας που δημιουργήθηκε, εκτιμήθηκε η έκταση της κάθε ζώνης καθώς και το ποσοστό των κατολισθήσεων που βρίσκεται εντός κάθε ζώνης (Πίνακας 6.51). Διαπιστώνεται η υψηλή εμφάνιση (66.10%) των θέσεων αστοχίας εντός των ζωνών υψηλής και πολύ υψηλής επιδεκτικότητας. Σε ότι αφορά τη χωρική κατανομή της ζώνης πολύ υψηλής επιδεκτικότητας, διαπιστώνεται και σε αυτή την περίπτωση η σύμπτωση με την ανάπτυξη του οδικού δικτύου, και κυρίως στο κεντρικό τμήμα της περιοχής έρευνας.

Πίνακας 6.51 Αποτελέσματα εφαρμογής του μοντέλου πρόβλεψης Decision Tree

ΚΛΑΣΗ ΕΠΙΔΕΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ	ΕΜΒΑΔΟΝ ΚΛΑΣΗΣ (%)	ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ	
		ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΩΝ ΦΑΤΝΙΩΝ (%)	ΣΧΕΤΙΚΗ ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΣΕΩΝ (%)
ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΟΣ	39.13	12,88	6,29
ΧΑΜΗΛΟΣ	14.41	11,66	15,44
ΜΕΤΡΙΟΣ	4.81	3,07	12,17
ΥΨΗΛΟΣ	19.81	31,29	30,15
ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΟΣ	21.83	41,10	35,95

#### 6.6.4 Μοντέλο πρόβλεψης Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου

Ο σκοπός της ανάλυσης είναι η ανάδειξη των μη-γραμμικών σχέσεων μεταξύ των μεταβλητών εισόδου του συστήματος που περιγράφουν το κατολισθητικό φαινόμενο για την περιοχή έρευνας.

Η προβλεπόμενη συσχέτιση επαληθεύεται με την εκτίμηση της παρουσίας ή της απουσίας κατολισθητικών φαινομένων για κάθε στοιχειώδες φαινίο του μορφολογικού



αναγλύφου της περιοχής έρευνας, την εκτίμηση μέσω της επιβεβαίωσης του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης και επαλήθευσης.

Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκε είναι ο αλγόριθμος ανάστροφης μετάδοσης λάθους, *back propagation*, ενώ εφαρμόστηκε ο σχετικός αλγόριθμος μέσω του οποίου πετυχαίνεται η μείωση της πιθανότητας υπερταιρίασματος και η αύξηση της ικανότητας γενίκευσης. Αναζητήθηκε η βέλτιστη λύση σε ένα ΤΝΔ τριών (3) επιπέδων, με ένα επίπεδο εισόδου, ένα κρυφό επίπεδο και ένα επίπεδο εξόδου.

Κάθε δεδομένο εισόδου εκπαίδευσης, περιγράφεται από τα οκτώ (8) ΘΕΠ συγκεκριμένα: το ΘΕΠ Τεχνικογεωλογικών Ενοτήτων, με πέντε (5) κλάσεις, το ΘΕΠ Υψομέτρου με τέσσερις (4) κλάσεις, το ΘΕΠ Μορφολογικών κλίσεων με τέσσερις (4) κλάσεις, το ΘΕΠ Διεύθυνσης Μορφολογικών κλίσεων με τέσσερις (4) κλάσεις, το ΘΕΠ Μορφολογικών κλίσεων με τέσσερις (4) κλάσεις, το ΘΕΠ Απόστασης Τεκτονικών Χαρακτηριστικών με τρεις (3) κλάσεις, το ΘΕΠ Απόστασης Υδρογραφικού Δικτύου με τέσσερις (4) κλάσεις, το ΘΕΠ Απόστασης Γεωλογικών Ορίων με τρεις (3) κλάσεις, το ΘΕΠ Απόστασης Οδικού Δικτύου με τέσσερις (4) κλάσεις.

Στη φάση της εκπαίδευσης αξιοποιούνται τρία (3) ζεύγη υποσυνόλων εκπαίδευσης, ελέγχου, όπως αυτά που δημιουργήθηκαν από τη σχετική υπορουτίνα του *Data Mining Tools A,B και Γ*. Ο σκοπός της χρήσης των υποσυνόλων εκπαίδευσης, ελέγχου, είναι η διαμόρφωση της βέλτιστης αρχιτεκτονικής που εξασφαλίζει τη βέλτιστη απόδοση του μοντέλου πρόβλεψης. Το κάθε σύνολο εκπαίδευσης, αποτελείται από 260 περιπτώσεις (130 θέσεις αστοχιών και 130 ευσταθών θέσεων), και αντίστοιχα το κάθε σύνολο ελέγχου από 66 περιπτώσεις (33 θέσεις αστοχιών και 33 ευσταθών θέσεων).

Στα δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου, εφαρμόζεται σειρά κανονικοποιήσεων, με σκοπό τη διαμόρφωση των δεδομένων εισόδου του ΤΝΔ στο διάστημα [0.1, 0.9]. Προκύπτει έτσι τα αρχεία *NormTrainSet.txt* και *NormTestSet.txt*, επί των οποίων εφαρμόζεται ο αλγόριθμος του μοντέλου πρόβλεψης.

Για την εξακρίβωση της βέλτιστης αρχιτεκτονικής, εξετάστηκαν εναλλακτικές τιμές ρυθμού μάθησης και παρήχθησαν αντίστοιχα διάφορα μοντέλα ΤΝΔ. Αρχικώς, υιοθετήθηκε σταθερός ρυθμός μάθησης και στη συνέχεια διερευνήθηκε η απόδοση του ΤΝΔ με την υιοθέτηση ενός προσαρμοστικού ρυθμού μάθησης. Στην περίπτωση του προσαρμοστικού ρυθμού μάθησης, επιλέχθηκε να πραγματοποιείται βηματική μείωση του ρυθμού μάθησης, η μαθηματική έκφραση του οποίου δίνεται από την εξίσωση:

$$\text{LEARNING\_RATE}_{(i)} = (\text{LEARNING\_RATE})_{(i-1)} * \text{Exp}^{-(i / t_{\text{learn}})} \quad [65]$$

όπου  $i$ , ο αριθμός των κύκλων εκπαίδευσης, *Learning rate* <sub>$i$</sub> , ο ρυθμός μάθησης του  $i$ ,  $t_{\text{learn}}$  ο αρχικός ρυθμός μάθησης. Για την περιοχή έρευνας επιλέχθηκε ο αρχικός ρυθμός μάθησης να είναι ίσος με 0.9 και ως συνάρτηση ενεργοποίησης η σιγμοειδής συνάρτηση.

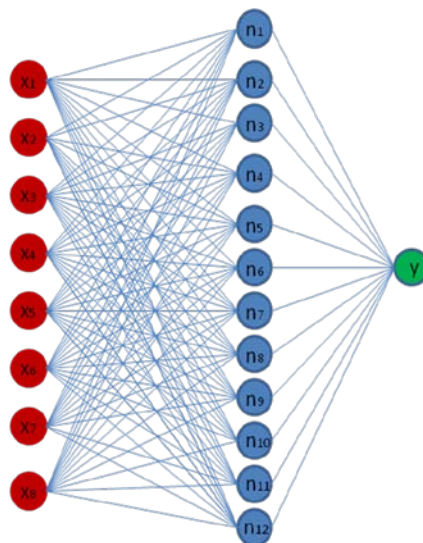
Κατά την ανάλογη διαδικασία καθορίζεται και ο δείκτης ορμής έτσι ώστε να εξασφαλίζεται η διατήρηση της κατεύθυνσης που κατέχει το συναπτικό βάρος κάθε νευρώνα.

Επιλέγεται ως κατώφλι *προώρου σταματήματος*, *early stopping*, η τιμή 0.05. Σκοπός της όλης διαδικασίας είναι η αποφυγή του υπερταϊσματος, τα αποτελέσματα της επαναληπτικής διαδικασίας φαίνονται στον Πίνακα 6.52.

Πίνακας 6.52 Επιλογή βέλτιστου μοντέλου TNA

Αριθμός μοντέλου	Αριθμός κρυφών νευρώνων	Εκτίμηση λάθους στο υποσύνολο εκπαίδευσης	Εκτίμηση λάθους στο υποσύνολο ελέγχου	Επιλογή βέλτιστης αρχιτεκτονικής
8-8-1	8			
8-9-1	9			
8-10-1	10			
8-11-1	11			
8-12-1	12			Βέλτιστο
8-13-1	13			
8-14-1	14			
8-15-1	15			
8-16-1	16			

Αξιολογώντας το αποτέλεσμα της επαναληπτικής διαδικασίας, προκύπτει ότι η βέλτιστη αρχιτεκτονική που διαπιστώνεται ότι αυξάνει την απόδοση του μοντέλου πρόβλεψης είναι αυτή των 12 κρυφών νευρώνων, του αρχικού ρυθμού μάθησης ίσου με 0.9 και του δείκτη ορμής ίσου με 0.7 (Σχήμα 6.34).



Σχήμα 6. 34 Αρχιτεκτονική του Νευρωνικού Δικτύου.  $x_1$  Τεχνικογεωλογική Ενότητα,  $x_2$  Υψόμετρο,  $x_3$  Μορφολογική Κλίση,  $x_4$  Διεύθυνση Μορφολογικών Κλίσεων,  $x_5$  Απόσταση από Τεκτονικά Χαρακτηριστικά,  $x_6$  Απόσταση από Υδρογραφικό Δίκτυο,  $x_7$  Απόσταση από Γεωλογικά όρια,  $x_8$  Απόσταση από Οδικό Δίκτυο.

Στη συνέχεια διαμορφώνονται εκ νέου τα σύνολα εκπαίδευσης και επικύρωσης και η διαδικασία εκπαίδευσης του μοντέλου πρόβλεψης ξεκινά έχοντας ως αρχιτεκτονική αυτή που προσδιορίστηκε προηγουμένως.

Για τον έλεγχο της απόδοσης του ΤΝΔ, εκτιμήθηκε ο πίνακας σύγχυσης, *confusion matrix*, που περιέχει πληροφορίες σχετικά με την πραγματική και την προβλεπόμενη ταξινόμηση που πραγματοποιήθηκε από τον αλγόριθμο και αφορούσε τις καταγραφές του υποσυνόλου επικύρωσης, *Validation set*, (Πίνακας 6.53, Πίνακας 6.54). Η διαδικασία επικύρωσης πραγματοποιήθηκε αφού εκπαιδεύτηκε το μοντέλο πρόβλεψης.

Πίνακας 6.53 Μητρώο Σύγχυσης του υποσυνόλου επικύρωσης, *Validation Set*

		Προβλεπόμενη Κατάσταση	
		Ασταθές	Σταθερό
Πραγματική Κατάσταση	Ασταθές	Αληθώς θετικό (31)	Ψευδώς αρνητικό (1)
	Σταθερό	Ψευδώς θετικό (2)	Αληθώς αρνητικό (32)

Πίνακας 6.54 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης.

Μέτρο αξιολόγησης	Υποσύνολο επικύρωσης
<b>Precision</b>	0.9333
<b>recall</b>	0.9687
<b>F<sub>1</sub></b>	0.9538
<b>Accuracy</b>	0.9545
<b>error rate</b>	0.0454

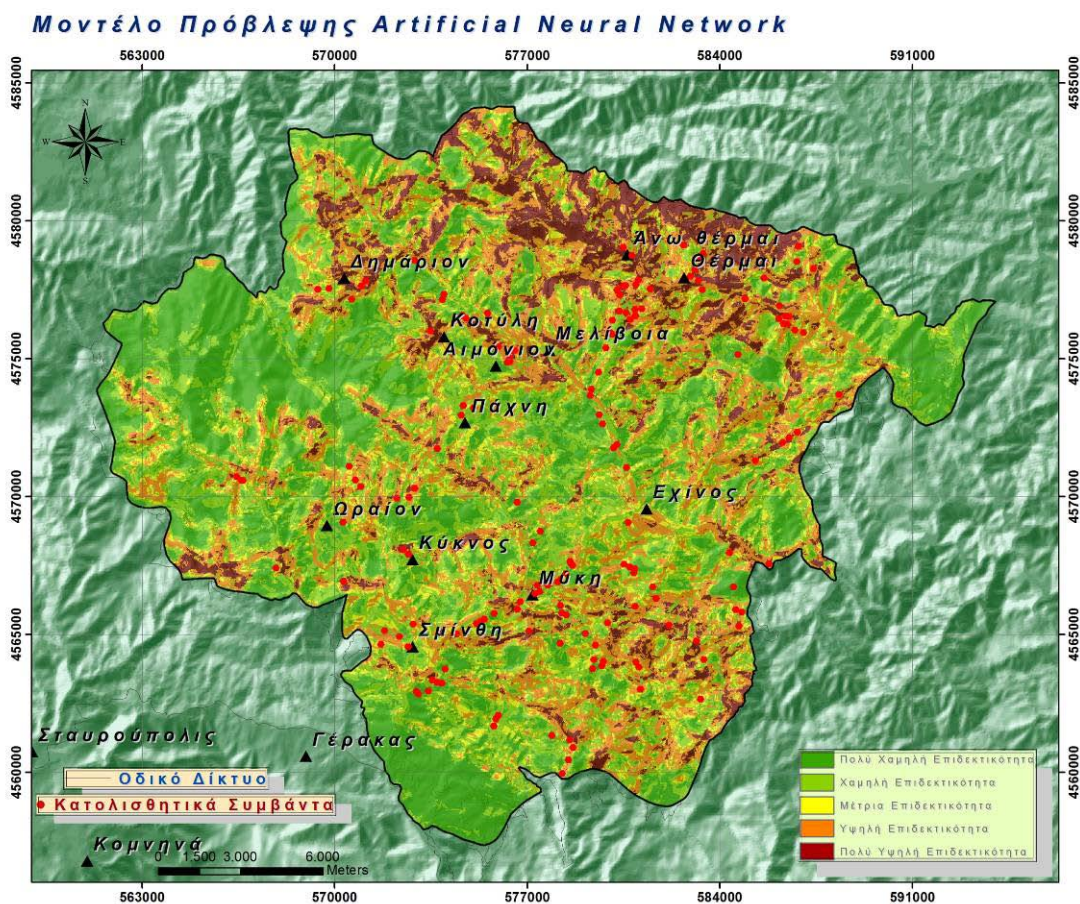
Στο επόμενο στάδιο, το στάδιο της πρόβλεψης, εκτιμάται η κατολισθητική επιδεκτικότητα για κάθε φατνίο της περιοχής έρευνας, σύμφωνα με τα τελικά συναπτικά βάρη και εφαρμογή της σχετικής συνάρτησης ενεργοποίησης. Αποτέλεσμα της διαδικασίας είναι η δημιουργία του χάρτη επιδεκτικότητας, με πέντε (5) κλάσεις επιδεκτικότητας: Πολύ Υψηλή, Υψηλή, Μέτρια, Χαμηλή και Πολύ Χαμηλή Επιδεκτικότητα (Σχήμα 6.35).

Αξιολογώντας τον χάρτη κατολισθητικής επιδεκτικότητας που δημιουργήθηκε, εκτιμήθηκε η έκταση της κάθε ζώνης καθώς και το ποσοστό των κατολισθήσεων που βρίσκεται εντός κάθε ζώνης (Πίνακας 6.55).

Πίνακας 6.55 Συγκριτικά αποτελέσματα χάρτου επιδεκτικότητας και χάρτου απογραφής.

ΚΛΑΣΗ ΕΠΙΔΕΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ	ΕΜΒΑΔΟΝ ΚΛΑΣΗΣ (%)	ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΩΝ ΦΑΤΝΙΩΝ (%)	ΣΧΕΤΙΚΗ ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΣΕΩΝ (%)
ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΟΣ	19,09	5,52	4,32
ΧΑΜΗΛΟΣ	25,86	11,04	6,38
ΜΕΤΡΙΟΣ	27,4	16,56	9,03
ΥΨΗΛΟΣ	9,17	31,90	51,99
ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΟΣ	18,48	34,97	28,28

Σε ότι αφορά τη χωρική κατανομή της ζώνης πολύ υψηλής επιδεκτικότητας, διαπιστώνεται και σε αυτή την περίπτωση η σύμπτωση με την ανάπτυξη του οδικού δικτύου, κυρίως στο βόρειο τμήμα της περιοχής έρευνας, ωστόσο παρουσιάζει μια πιο διασκορπισμένη ανάπτυξη σε σχέση με αυτή των άλλων μοντέλων πρόβλεψης.



Σχήμα 6. 35 Χάρτης επιδεκτικότητας του μοντέλου πρόβλεψης Artificial Neural Network.



## 6.7 ΣΥΓΚΡΙΤΙΚΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Για τη συγκριτική εκτίμηση των χαρτών που παρήχθησαν από την εφαρμογή των διαφόρων τεχνικών και μεθόδων, χρησιμοποιούνται δυο (2) στατιστικοί δείκτες: ο συντελεστής συσχέτισης *Spearman's rho*, και το ποσοστό των παρατηρούμενων κατολισθήσεων που εντοπίζονται ανά ζώνη τόσο στο υποσύνολο ελέγχου όσο και στο υποσύνολο επικύρωσης.

Στον Πίνακα 6.56 δίνεται ο πίνακας συσχέτισης μεταξύ των διαφόρων μοντέλων πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διατριβή.

Πίνακας 6.56 Συγκριτικά αποτελέσματα μεταξύ των διαφόρων μοντέλων πρόβλεψης, συντελεστής συσχέτισης *Spearman' rho*.

Models	1	2	3	4	5	6	7	8
1	1.00000	0.74413	0.44240	0.62951	0.57550	0.42981	0.60803	0.31769
2	0.74413	1.00000	0.44262	0.51362	0.43858	0.30602	0.59918	0.09470
3	0.44240	0.44262	1.00000	0.70254	0.79157	0.71788	0.72003	0.40882
4	0.62951	0.51362	0.70254	1.00000	0.69581	0.70147	0.63148	0.32124
5	0.57550	0.43858	0.79157	0.69581	1.00000	0.73773	0.73867	0.53833
6	0.42981	0.30602	0.71788	0.70147	0.73773	1.00000	0.65346	0.53095
7	0.60803	0.59918	0.72003	0.63148	0.73867	0.65346	1.00000	0.44697
8	0.31769	0.09470	0.40882	0.32124	0.53833	0.53095	0.44697	1.00000

[1] AHP, [2] RES, [3] STI, [4] CF, [5] NB, [6] SI, [7] DT, [8] ANN

Συγκρίνοντας τα μοντέλα πρόβλεψης, διαπιστώνεται ότι τα μοντέλα πρόβλεψης AHP και RES, που χαρακτηρίζονται από την εφαρμογή ποιοτικών και ημιποιοτικών μεθόδων, κατέχουν ισχυρή συσχέτιση. Η συσχέτιση που υπολογίζεται υποθέτει την παρόμοια απόδοση των δυο μεθόδων παρά το γεγονός ότι η κωδικοποίηση των μεταβλητών καθώς και των κλάσεων είναι διαφορετική.

Τα μοντέλα πρόβλεψης που προήλθαν από την εφαρμογή των τεχνικών και μεθόδων της Μηχανικής Μάθησης, NB, SI, DT, ANN, παρουσιάζουν μεταξύ τους μέτρια έως ισχυρή συσχέτιση. Μια ανάλογη τάση παρουσιάζεται μεταξύ και των στατιστικών μοντέλων πρόβλεψης. Μεταξύ όλων των μοντέλων πρόβλεψης, διαπιστώθηκε ότι μεταξύ του μοντέλου πρόβλεψης της Στατιστικής Ανάλυσης και του μοντέλου *Naïve Bayes*, παρουσιάζεται η υψηλότερη συσχέτιση, ίση με 0.7915. Το μοντέλο πρόβλεψης TNΔ, παρουσιάζει την μεγαλύτερη συσχέτιση με το μοντέλο πρόβλεψης NB, και ακολούθως με αυτό του SI.

Σε ότι αφορά την εκτίμηση του πιο αποδοτικού μοντέλου πρόβλεψης, επιχειρείται μέσω της εκτίμησης της σχετικής συχνότητας των αστοχιών που αποτυπώνονται ανά ζώνη επιδεκτικότητας. Κατά τον Long (2008), εκτιμάται η προγενέστερη κατολισθητική πιθανότητα ανά ζώνη επιδεκτικότητας καθώς και η σχετική έκταση που καταλαμβάνουν οι ζώνες κατολισθητικής επιδεκτικότητας (Πίνακας 6.57).



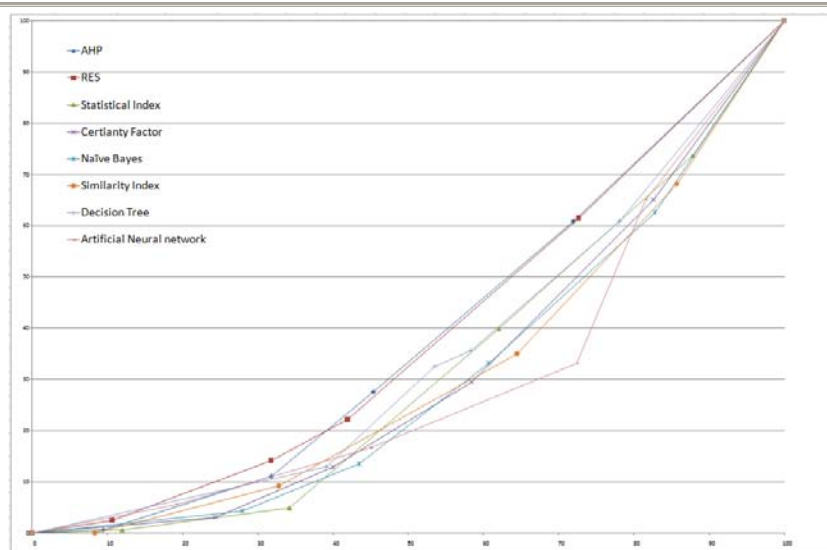
Πίνακας 6.57 Συγκριτική αξιολόγηση μοντέλων πρόβλεψη.

ΚΛΑΣΗ ΕΠΙΔΕΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ	ΕΜΒΑΔΟΝ ΚΛΑΣΗΣ (%)	ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΩΝ ΦΑΤΝΙΩΝ (%)	ΣΧΕΤΙΚΗ ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΣΕΩΝ (%)
<b>AHP</b>			
ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΟΣ	9,47	0,61 (1)	1,47
ΧΑΜΗΛΟΣ	22,30	10,43 (17)	10,64
ΜΕΤΡΙΟΣ	13,63	16,56 (27)	27,65
ΥΨΗΛΟΣ	26,58	33,13 (54)	28,35
ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΟΣ	28,01	39,26 (64)	31,89
<b>RES</b>			
ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΟΣ	10,62	2,45 (4)	5,43
ΧΑΜΗΛΟΣ	21,17	11,66 (19)	12,93
ΜΕΤΡΙΟΣ	10,16	7,98 (13)	18,43
ΥΨΗΛΟΣ	30,74	39,26 (64)	29,99
ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΟΣ	27,31	38,65 (63)	33,23
<b>STATISTICAL INDEX</b>			
ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΟΣ	12,00	0,61 (1)	1,03
ΧΑΜΗΛΟΣ	22,24	4,29 (7)	3,88
ΜΕΤΡΙΟΣ	27,80	34,97 (57)	25,27
ΥΨΗΛΟΣ	25,79	33,74 (55)	26,28
ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΟΣ	12,17	26,38 (43)	43,54
<b>CERTIANTY FACTOR</b>			
ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΟΣ	24,38	3,07 (5)	2,45
ΧΑΜΗΛΟΣ	15,63	9,82 (16)	12,23
ΜΕΤΡΙΟΣ	18,43	16,56 (27)	17,50
ΥΨΗΛΟΣ	24,17	35,58 (58)	28,66
ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΟΣ	17,38	34,97 (57)	39,17
<b>ΝΑΪΒΕ BAYES</b>			
ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΟΣ	27.96	4.29 (7)	2.85
ΧΑΜΗΛΟΣ	15.54	9.20 (15)	10.98
ΜΕΤΡΙΟΣ	17.24	19.63 (32)	21.11
ΥΨΗΛΟΣ	22.06	29.45 (48)	24.74
ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΟΣ	17.2	37.42 (61)	40.33
<b>SIMILARITY INDEX</b>			
ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΟΣ	8,37	0.00 (0)	0,00
ΧΑΜΗΛΟΣ	24,46	9.20 (15)	7,55
ΜΕΤΡΙΟΣ	31,63	25.77 (42)	16,35
ΥΨΗΛΟΣ	21,26	33.13 (54)	31,27
ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΟΣ	14,28	31.90 (52)	44,83
<b>DECISION TREE</b>			
ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΟΣ	39.13	12.88 (21)	31,27
ΧΑΜΗΛΟΣ	14.41	19.63(32)	44,83

ΜΕΤΡΙΟΣ	4.81	3.07 (5)	1,52
ΥΨΗΛΟΣ	19.81	25.15 (41)	18,57
ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΟΣ	21.83	39.26 (64)	43,15
ARTIFICIAL NEURAL NETWORK			
ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΟΣ	19,09	5,52 (9)	4,32
ΧΑΜΗΛΟΣ	25,86	11,04 (18)	6,38
ΜΕΤΡΙΟΣ	27,4	16,56 (27)	9,03
ΥΨΗΛΟΣ	9,17	31,90 (52)	51,99
ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΟΣ	18,48	34,97 (57)	28,28

Από την εξέταση του Πίνακα 6.62 προκύπτει ότι η μέθοδος των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων κατέχει τη μικρότερη σε έκταση περιοχή (27.65%) που χαρακτηρίζεται ως υψηλής και πολύ υψηλής επιδεκτικότητας. Παράλληλα κατέχει και την υψηλότερη σχετική συχνότητα αστοχιών (80.26%) στις ζώνες υψηλή και πολύ υψηλή επιδεκτικότητα.

Αποτυπώνοντας με τη μορφή γραφήματος τα αποτελέσματα της συγκριτικής αξιολόγησης, κατασκευάζεται η αθροιστική καμπύλη που παρουσιάζει την απόδοση των μοντέλων πρόβλεψης. Στον άξονα τον Y δίνεται το αθροιστικό ποσοστό της έκτασης που καταλαμβάνουν οι ζώνες επιδεκτικότητας και στον άξονα των X, παρουσιάζεται το αθροιστικό ποσοστό του συνόλου των κατολισθητικών συμβάντων σε κάθε ζώνη επιδεκτικότητας. Αξιολογώντας το σχετικό διάγραμμα διαπιστώνεται ότι η καμπύλη που αντιστοιχεί στο μοντέλο πρόβλεψης των Νευρωνικών Δικτύων, παρουσιάζει την υψηλότερη καμπυλότητα και συνεπώς θεωρείται ως αυτό με την καλύτερη απόδοση. Ακολουθεί το μοντέλο πρόβλεψης *Similarity Index*, ενώ ελαφρώς μικρότερη αλλά εξίσου σημαντική απόδοση κατέχει και το μοντέλο πρόβλεψης *Naïve Bayes* (Σχήμα 6.36).



Σχήμα 6. 36 Συγκριτική αξιολόγηση αθροιστικών καμπυλών των μοντέλων πρόβλεψης.

## 6.8 ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΕΞΟΡΥΧΘΕΙΣΑΣ ΓΝΩΣΗΣ

Από την αξιολόγηση της γνώσης που παράχθηκε μέσω του μοντέλου πρόβλεψης των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων, προκύπτουν συμπεράσματα που αφορούν τα χαρακτηριστικά των οκτώ (8) μεταβλητών που χρησιμοποιήθηκαν. Σε ότι αφορά τις περιοχές που ανήκουν στην κατηγορία πολύ υψηλή και υψηλή επιδεκτικότητα, και σύμφωνα με την εκτίμηση που έκανε το μοντέλο πρόβλεψης των ΤΝΔ, το μεγαλύτερο ποσοστό αυτών, εμφανίζεται στο ΒΑ/κό τμήμα της περιοχής έρευνας με τα εξής χαρακτηριστικά:

Διαπιστώνεται η παρουσία της Τεχνικογεωλογικής ενότητας [E], σε ποσοστό περίπου ίσο με 62%. Περιλαμβάνει, τα τεταρτογενή χαλαρά ιζήματα, τα ιζήματα του φλύσχη, τους μιγματίτες, τους γρανιτογενείς και οφθαλμογενείς. Η γενική εικόνα της Ενότητας E ευνοεί, την εκδήλωση αστοχιών και ειδικότερα όπου οι θέσεις των φυσικών πρικών διαμορφώνουν μεγάλες κλίσεις, με αποτέλεσμα την εμφάνιση αστοχιών με τη μορφή απόσπασης σφηνών μεγάλου όγκου στα πρική, καταπτώσεις ογκολίθων καθώς και μεταθετικές ολισθήσεις μικρής έκτασης.

Σε ότι αφορά το υψόμετρο, διαπιστώνεται ότι στις ζώνες υψηλή και πολύ υψηλή επιδεκτικότητα, εντοπίζονται σε ποσοστό περίπου ίσο με 53% υψόμετρα που κυμαίνονται μεταξύ 400 και 600m, κατηγορία υψόμετρου B.

Σε ότι αφορά τις μορφολογικές κλίσεις, οι περιοχές τις υψηλής και πολύ υψηλής επιδεκτικότητας κατέχουν σε ποσοστό περίπου 43% θέσεις, των οποίων οι μορφολογικές κλίσεις κυμαίνονται από 30° έως 45°, ενώ σε ότι αφορά τη διεύθυνση των μορφολογικών κλίσεων οι ζώνες αυτές κατέχουν σε ποσοστό 47% κλίσεις με διεύθυνσης 315°- 45°, 135°- 225°.

Διαπιστώνεται σε ποσοστό ίσο με 48.43% ότι οι περιοχές που παρουσιάζουν υψηλή και πολύ υψηλή επιδεκτικότητα απέχουν από τα τεκτονικά χαρακτηριστικά, όπως είναι τα ρήγματα, οι επωθήσεις, οι επιπεύσεις, λιγότερο από 250m.

Αντίστοιχα σε ότι αφορά την απόσταση από το υδρογραφικό δίκτυο, διαπιστώνεται ότι οι ζώνες υψηλή και πολύ υψηλή επιδεκτικότητα, σε ποσοστό που πλησιάζει το 57%, απέχουν λιγότερο από 150m.

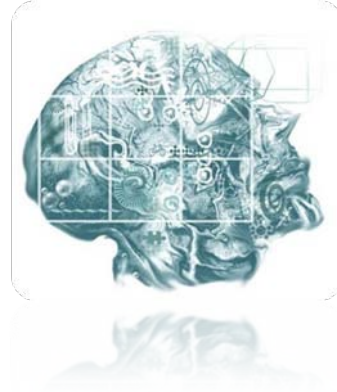
Αναφορικά με τη μεταβλητή Απόσταση από Γεωλογικά Όρια, οι περιοχές που χαρακτηρίζονται να κατέχουν υψηλή και πολύ υψηλή επιδεκτικότητα, διαπιστώνεται ότι σε ποσοστό 50% απέχουν λιγότερο από 200m.

Τέλος σε ποσοστό περίπου ίσο με 69%, διαπιστώνεται ότι οι περιοχές υψηλή και πολύ υψηλή επιδεκτικότητα απέχουν από το οδικό δίκτυο απόσταση μικρότερη από 200m.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7<sup>ο</sup>:

### ΣΥΖΗΤΗΣΗ ΚΑΙ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

---



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7<sup>ο</sup> : ΣΥΖΗΤΗΣΗ ΚΑΙ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

### 7.1 ΑΝΑΚΕΦΑΛΑΙΩΣΗ

Στο εξαιρετικά πολύπλοκο, μεταβαλλόμενο και ποικιλόμορφο περιβάλλον στο οποίο ζούμε, διαπιστώνεται μια συνεχής εξέλιξη διεργασιών που εκδηλώνονται, είτε ακολουθώντας μια προβλέψιμη και σε ορισμένες περιπτώσεις επαναλαμβανόμενη πορεία φυσικών φαινομένων, είτε με την εκδήλωση απρόβλεπτων και συχνά ακραίων φυσικών φαινομένων. Φυσικών φαινομένων, όπως είναι οι σεισμοί, οι ηφαιστειακές εκρήξεις, οι πλημμύρες, οι κατολισθήσεις, η εκδήλωση των οποίων, οφείλεται σε πολύπλοκες αλληλεπιδράσεις μεταξύ διεργασιών που συμβαίνουν στη λιθόσφαιρα, την υδρόσφαιρα και την ατμόσφαιρα.

Η προσομοίωση των φυσικών φαινομένων είναι αρκετά δύσκολο να αποδοθεί με ακρίβεια ώστε να προκύψουν μοντέλα που να προσομοιάζουν και να προβλέπουν την εξέλιξή τους. Η αβέβαιη εκτίμηση που τα μοντέλα προβλέψεις παρέχουν, επηρεάζει σε μεγάλο βαθμό τη διαχείριση από τη μεριά του ανθρώπου τόσο του φυσικού όσο και του δομημένου περιβάλλοντος.

Τα κατολισθητικά φαινόμενα θεωρούνται φαινόμενα πολύπλοκα και πολυμεταβλητά. Αποτελούν το αποτέλεσμα της εξέλιξης προοδευτικών ή ακραίων φαινομένων που επιφέρουν κατάλυση της ισορροπίας σε μια περιοχή. Φαινομένων που σχετίζονται με γεωλογικές, γεωμορφολογικές, σεισμοτεκτονικές, κλιματολογικές διεργασίες αλλά και με τις ανθρώπινες ενέργειες και δραστηριότητες. Η κατανόηση του μηχανισμού εξέλιξης των διεργασιών αυτών αποτελεί θεμελιώδη συνθήκη για τη μετρίαση ή αποφυγή του κινδύνου που σχετίζεται με την εκδήλωση των κατολισθητικών φαινομένων.

Ο προσδιορισμός του κινδύνου έναντι των κατολισθητικών φαινομένων αποτελεί ερευνητικό πεδίο που τις τελευταίες δυο (2) δεκαετίες εξελίσσεται, τόσο σε θεωρητικό όσο και σε τεχνολογικό επίπεδο. Τα συστήματα διαχείρισης του κινδύνου που έχουν αναπτυχθεί, έχουν ως στόχο την κατανόηση του **γιατί**, του **πότε**, του **πού** και του **πώς** θα εκδηλωθεί μια κατολίπηση. Ωστόσο, ο ποσοτικός ή ποιοτικός προσδιορισμός του κινδύνου που σχετίζεται με τα κατολισθητικά φαινόμενα επηρεάζεται από δυο (2) βασικές πηγές αβεβαιότητας, τη φυσική μεταβλητότητα, και την αβεβαιότητα λόγω έλλειψης γνώσης.

Η φυσική μεταβλητότητα διακρίνεται στη χωρική και στη χρονική μεταβλητότητα. Η χωρική μεταβλητότητα αφορά στην εγγενή τυχαιότητα των φυσικών χαρακτηριστικών των διάφορων γεωλογικών σχηματισμών στο χώρο, ενώ ως χρονική μεταβλητότητα



ορίζεται η τυχαιότητα των φυσικών διεργασιών που υπόκεινται οι γεωολογικοί σχηματισμοί στο χρόνο και οδηγούν στην κατάλυση της ισορροπίας σε μια περιοχή έρευνας.

Σε ότι αφορά την αβεβαιότητα λόγω έλλειψης γνώσης, αυτή αποδίδεται στην έλλειψη πρωτογενών δεδομένων, στην έλλειψη πληροφοριών σχετικά με συμβάντα και διεργασίες ή στην έλλειψη κατανόησης των αρχών που διέπουν τα κατολισθητικά φαινόμενα. Διακρίνονται τρεις (3) υποκατηγορίες αβεβαιότητας:

- *Η αβεβαιότητα του τεχνικογεωολογικού προσομοιώματος, η οποία οφείλεται στη μειωμένη γνώση, τη σχετική με τις τεχνικογεωολογικές συνθήκες που επικρατούν στην περιοχή έρευνας.*
- *Η αβεβαιότητα των παραμέτρων που επιδρούν στο φαινόμενο, η οποία σχετίζεται με την ακρίβεια με την οποία μπορούν να εκτιμηθούν οι παράμετροι του τεχνικογεωολογικού προσομοιώματος.*
- *Η αβεβαιότητα του μαθηματικού μοντέλου, η οποία σχετίζεται με τη δυνατότητα του επιλεγμένου μοντέλου πρόβλεψης να αναπαριστά με ακρίβεια το φαινόμενο των κατολισθήσεων.*

Εφαρμόζοντας τις βασικές αρχές και τις μεθόδους της Τεχνικής Γεωλογίας καθώς και των συναφών ερευνητικών πεδίων που παρουσιάστηκαν στην παρούσα διατριβή, επιχειρείται η διαχείριση των αβεβαιοτήτων αυτών, με τη συλλογή και ανάλυση περισσότερων δεδομένων και πληροφοριών καθώς και την ενσωμάτωση της έμπειρης τεχνικογεωολογικής κρίσης για την εξαγωγή γνώσης.

Περισσότερη πληροφορία μειώνει την αβεβαιότητα εξαιτίας της έλλειψης γνώσης και η ενσωμάτωση της έμπειρης τεχνικογεωολογικής κρίσης επιδρά στην πληρέστερη κατανόηση του φαινομένου των κατολισθήσεων.

Το φαινόμενο των κατολισθήσεων διαθέτει χαρακτηριστικά προβλημάτων που βασίζονται στις πολλαπλές παρατηρήσεις και τις υποθέσεις αναφορικά με πιθανές συσχετίσεις. Το θεωρητικό υπόβαθρο στηρίζεται σε τρεις (3) κρίσιμες διαπιστώσεις:

- *στις θέσεις όπου έχουν στο παρελθόν καταγραφεί κατολισθητικά φαινόμενα παρουσιάζεται μεγάλη πιθανότητα να επανεμφανιστούν,*
- *οι θέσεις αυτές, οι οποίες περιγράφονται από συγκεκριμένες συνθήκες, μοιράζονται κάποια κοινά τεχνικογεωολογικά χαρακτηριστικά,*
- *παρόμοιες συνθήκες παράγουν παρόμοιες συμπεριφορές.*

Κατά την αξιολόγηση και ερμηνεία των τριών (3) διαπιστώσεων προκύπτει το συμπέρασμα ότι τα κατολισθητικά φαινόμενα δύναται να προσδιοριστούν χωρικά και χρονικά και να αναλυθούν οι παράμετροι που συμβάλλουν στην απομείωση της ισορροπίας, δηλαδή να προσδιοριστούν *τα αίτια*, που έχουν ως *αποτέλεσμα* την εκδήλωση αστοχίας. Μια τέτοια θεώρηση επιτρέπει την εφαρμογή κατάλληλων αλγορίθμων μάθησης και εκπαίδευσης, οι οποίοι δύναται να εκτιμήσουν τη συμπεριφορά που αυτά θα εκδηλώσουν στην περίπτωση κατάλυσης της ισορροπίας, οπότε έμμεσα επιτρέπει τον προσδιορισμό της κατολισθητικής επιδεκτικότητας της περιοχής που ερευνάται.

Ένα σημαντικό κομμάτι των σύγχρονων μεθόδων και των τεχνικών που μελετούν το γεωλογικό περιβάλλον και τα γεωλογικά φαινόμενα που εκδηλώνονται εντός αυτού, όπως αυτών που εφαρμόζονται στην παρούσα διατριβή, προέρχονται από το ερευνητικό πεδίο της Μηχανικής Μάθησης. Το σύνολο των μεθόδων αυτών, παρουσιάζουν ορισμένα κοινά χαρακτηριστικά. Συγκεκριμένα, παρουσιάζουν:

- μια αυξανόμενη τάση συνεργασίας μεταξύ διαφορετικών επιστημονικών πεδίων (*Επιστήμη της Πληροφορίας, Γεωεπιστήμες, Τεχνητής Νοημοσύνης*),
- την υιοθέτηση των μαθηματικών μοντέλων ως μορφή επικοινωνίας,
- μια αυξανόμενη τάση να εκφράζονται οι παρατηρήσεις και τα συμπεράσματα ποιοτικά,
- τη χρήση εργαλείων ανάλυσης που παρουσιάζουν ένα υψηλό βαθμό πολυπλοκότητας, τα οποία όμως αυξάνουν τη δύναμη επίλυσης και μας επιτρέπουν να κάνουμε νέες παρατηρήσεις και ανακαλύψεις.

Ο κύριος στόχος της παρούσας διατριβής ήταν η ανάπτυξη ενός ολοκληρωμένου πλαισίου διαχείρισης πρωτογενών δεδομένων. Ενός μεθοδολογικού εργαλείου το οποίο θα είναι ικανό να αναγνωρίζει πρότυπα και μοτίβα από ένα σύνολο τεχνικογεωλογικών και μορφολογικών δεδομένων και που, ως στόχο θα έχει, τη δημιουργία αξιόπιστων μοντέλων πρόβλεψης σε ότι αφορά τη συμπεριφορά των γεωλογικών σχηματισμών έναντι κατολισθητικών φαινομένων.

Ο χάρτης επιδεκτικότητας που προκύπτει με την εφαρμογή των μοντέλων πρόβλεψης αποτυπώνει την Τεχνικογεωλογική Γνώση, η οποία αποτελεί τη βάση για τη δημιουργία ενός προκαταρτικού σχεδιασμού που αφορά υφιστάμενα ή μελλοντικά τεχνικά έργα. Αξιολογώντας την προκύπτουσα Γνώση, επιχειρείται η εξέταση της βιωσιμότητας των διαφόρων οικισμών αλλά και η μελέτη της γεωλογικής και τεχνικογεωλογικής υποδομής προς την κατεύθυνση του περιφερειακού – αστικού σχεδιασμού και των χρήσεων γης, σε συνδυασμό με τη διατήρηση της ισορροπίας του γεωλογικού περιβάλλοντος.

Κύρια εργαλεία για την εφαρμογή της αναπτυχθείσας μεθοδολογικής προσέγγισης αποτελούν οι τεχνικές και οι μέθοδοι της Μηχανικής Μάθησης και της Εξόρυξης Δεδομένων που επιτρέπουν τη διαχείριση της ενδεχόμενης αβεβαιότητας, η οποία οφείλεται στην ανομοιογένεια και την ανισοτροπία των εδαφικών και βραχωδών γεωλογικών σχηματισμών αλλά και στην πολυπλοκότητα του φαινομένου των κατολισθήσεων. Στις παραγράφους που ακολουθούν καταγράφονται τα εξής:

- γενικά συμπεράσματα που έχουν να κάνουν με την εφαρμογή των τεχνικών και μεθόδων της Μηχανικής Μάθησης και της Εξόρυξης Δεδομένων,
- ειδικά συμπεράσματα για τα εργαλεία που αναπτύχθηκαν στα πλαίσια της διατριβής,
- ειδικά συμπεράσματα που εξάγονται από την εφαρμογή της μεθοδολογικής προσέγγισης στην περίπτωση των κατολισθητικών φαινομένων της ευρύτερης περιοχής του νομού Ξάνθης.

## **7.2 ΓΕΝΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΠΟΥ ΕΧΟΥΝ ΝΑ ΚΑΝΟΥΝ ΜΕ ΤΗΝ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΕΘΟΔΩΝ ΤΗΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ ΚΑΙ ΤΗΣ ΕΞΟΡΥΞΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ**

Κατά την εξέταση των διαφόρων συστημάτων και τεχνικών που αφορούν στη γενικότερη τεχνικογεωλογική συμπεριφορά των γεωλογικών σχηματισμών, επισημαίνονται τα εξής:

- στις περισσότερες περιπτώσεις το πλήθος των απαιτούμενων πρωτογενών δεδομένων που περιγράφουν την εξειδικευμένη πληροφορία είναι περιορισμένα, ελλιπή ή αναξιόπιστα, ή αφορούν δεδομένα που συνοδεύονται από λανθασμένη κρίση,
- η εγγενής μεταβλητότητα και μη γραμμικότητα των γεωμηχανικών ιδιοτήτων και της εδαφικής συμπεριφοράς και κατ' επέκταση, η σχέση των μεταβλητών εισόδου – εξόδου του γεωλογικού συστήματος, δεν μπορούν να εξηγηθούν με τη χρήση κλασσικών στατιστικών τεχνικών,
- υπάρχουν συχνά διφορούμενες προτάσεις μεταξύ των ειδικών και πρακτικών που αφορούν στην απόλυτη ή μερική λύση σε ένα συγκεκριμένο πρόβλημα,
- υπάρχει αρκετή εμπειρία και γνώση από σχετικά μικρής κλίμακας εργαστηριακά πειράματα και από τη χρήση μαθηματικών μοντέλων προσομοίωσης αλλά μικρή εμπειρία και γνώση από πραγματικής κλίμακας προβλήματα.

Ως βασικό κοινό στοιχείο των τεχνικών που παρουσιάστηκαν αποτελεί το γεγονός ότι χρησιμοποιούν αριθμητικά μοντέλα για να διαχειριστούν και να επιλύσουν προβλήματα του ευρύτερου τομέα της Τεχνητής Νοημοσύνης, σε αντίθεση με τις κλασικές μεθόδους που βασίζονται στη λογική και τη συμβολική επεξεργασία. Η Μηχανική Μάθηση παρουσιάζεται ως μια τροποποιημένη τεχνική η οποία εφαρμόζει τις αρχές της αριθμητικής ανάλυσης, επιχειρούμενη να αξιοποιήσει βέλτιστα την υπάρχουσα εμπειρία και τη γνώση, στοιχεία τα οποία βρίσκονται κωδικοποιημένα σε μεγάλα σύνολα δεδομένων.

Η διαμόρφωση των μοντέλων πρόβλεψης στηρίζεται στις βασικές αρχές της φυσικής και της μηχανικής οι οποίες συνδυάζονται με τις παρατηρήσεις που καταγράφει ο μελετητής για το σύστημα. Η ενσωμάτωση της εμπειρίας του μελετητή προκύπτει κατά τη διαμόρφωση των κλάσεων κάθε μεταβλητής που επιδρά στην εξέλιξη του φαινομένου, καθώς και στην τελική επιλογή των μεταβλητών. Κατά τη διαδικασία της αξιολόγησης της κρίσης των εμπειρογνομώνων, τα πρωτογενή δεδομένα αποκτούν νόημα και συνάφεια και μετατρέπονται σε πληροφορία.

Τα μαθηματικά μοντέλα που δημιουργούνται με αυτό τον τρόπο χρησιμοποιούνται για την προσομοίωση, πρόβλεψη και ανάλυση της συμπεριφοράς ενός συστήματος. Τα συμβατικά μαθηματικά μοντέλα είναι κατάλληλα μόνο όταν το φυσικό και μηχανικό υπόβαθρο είναι γνωστό και η αβεβαιότητα και ακρίβεια δεν επηρεάζει την επίδοση και την αξιοπιστία του μοντέλου. Είναι σαφές ότι η ακρίβεια δεν αποτελεί απαραίτητα συνώνυμη ιδιότητα ενός ρεαλιστικού μοντέλου πρόβλεψης. Τα μοντέλα πρόβλεψης και η μεθοδολογία που εφαρμόζουν βελτιστοποιούνται μόνο κάτω από τη συνεχή παρέμβαση και τροποποίηση των συνθηκών προσομοίωσης από την πλευρά του μελετητή, επιδεικνύοντας έτσι ισχνή ευφυΐα.

Ειδικότερα, σε ότι αφορά τις τεχνικές και τις μεθόδους που αξιοποιεί η Μηχανική Μάθηση, προκύπτουν τα εξής:

- οι τεχνικές της Μηχανικής Μάθησης δεν απαιτούν την ύπαρξη ενός στατιστικού μοντέλου, και δεν προχωρούν στη διαμόρφωση καμίας υπόθεσης σε ότι αφορά την φύση και την κατανομή των δεδομένων,
- επιτρέπουν τη διαχείριση περιγραφικών και αριθμητικών μεταβλητών,
- ξεπερνούν το πρόβλημα της ύπαρξης μικρού αριθμού διαθέσιμων δεδομένων, την ύπαρξη θορύβου στα δεδομένα, τη χωρική και χρονική μεταβλητότητα αλλά κυρίως τη δυσκολία να ερμηνεύσουν και να αποδώσουν «λεκτικά» τη γνώση που παράγει το μοντέλο.

Κατά πλήρη αντιστοιχία με τις βασικές ικανότητες του ανθρώπινου εγκεφάλου, ένα μοντέλο πρόβλεψης που ενσωματώνει τεχνικές και μεθόδους της Μηχανικής Μάθησης είναι ικανό:

- να αυτό-οργανώνει τα εξωτερικά ερεθίσματα που λαμβάνει διαμορφώνοντας κατάλληλα αποθηκευτικά πλαίσια,
- να αποκρίνεται σε νέα ερεθίσματα μέσω της συσχέτισης τους με τα αποθηκευμένα ερεθίσματα,
- να προβλέπει και να εκτιμά σύμφωνα με την κωδικοποιημένη εμπειρία και γνώση, δηλαδή χαρακτηρίζεται από την ικανότητα της γενίκευσης,
- να μπορεί να αποτιμά με ελλιπή ή θορυβώδη δεδομένα ή μη καλά διαμορφωμένο στόχο, όπως συμβαίνει με τις γεωλογικές συνθήκες και την τεχνικογεωλογική συμπεριφορά των σχηματισμών,
- να μπορεί να προσαρμόζεται στις συνθήκες όπου ενεργεί,
- να μπορεί να μαθαίνει διαρκώς.

### 7.3 ΕΙΔΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΠΟΥ ΑΝΑΠΤΥΣΣΕΤΑΙ ΚΑΙ ΠΑΡΟΥΣΙΑΖΕΤΑΙ

Η χρήση των μεθόδων προσομοίωσης και πρόβλεψης που αναπτύχθηκαν στα πλαίσια της διατριβής, βοήθησαν στην ολιστική εξέταση του φαινομένου των κατολισθήσεων. Η εκτίμηση της επιδεκτικότητας προέκυψε από την εξέταση του συνόλου των προγενέστερων κατολισθητικών συμβάντων, ακολουθώντας μια *ερευνητική διαδικασία* που περιλάμβανε την αρχική *διάσπαση του προβλήματος* και τη *βηματική επιλογή δράσης* για κάθε ένα από τα διασπώμενα μέρη του προβλήματος μέχρι την επίτευξη του στόχου. Η μεθοδολογία που αναπτύχθηκε κατάφερε να αποδώσει ικανοποιητικά, πετυχαίνοντας τους βασικούς στόχους που είχαν τεθεί στην αρχή:

- την πρόβλεψη τάσεων και συμπεριφορών των γεωλογικών σχηματισμών ως αντίδραση στην εξέλιξη των φυσικών διεργασιών και ειδικότερα της κατάλυσης της ισορροπίας και της εκδήλωσης αστοχίας,
- την αναγνώριση προτύπων και μοτίβων, όπου οι τυποποιημένες μορφές ανάμεσα στα δεδομένα μπορούν να χρησιμεύσουν στην ανακάλυψη μιας υπόθεσης, δηλαδή στην ανακάλυψη της επιδεκτικότητας σε αστοχία.

Ειδικότερα, στόχοι της παρούσης διατριβής ήταν:



- η ανάπτυξη ενός πλαισίου διαχείρισης τεχνικογεωλογικών και μορφολογικών πρωτογενών δεδομένων, ακολουθώντας μια μεθοδολογική προσέγγιση, για την εκτίμηση της συμπεριφοράς των γεωλογικών σχηματισμών κατά την εκδήλωση κατολισθητικών φαινομένων σε μια ευρεία περιοχή έρευνας,
- η βέλτιστη διαμόρφωση των συνόλων εκπαίδευσης, ελέγχου και επικύρωσης από ένα μεγαλύτερο σύνολο δεδομένων και ο «εμπλουτισμός» των συνόλων αυτών με θέσεις ευστάθειας για τη βελτίωση της διαδικασίας μάθησης,
- η ανάπτυξη σχετικού αλγορίθμου Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για την εκτίμηση της επιδεκτικότητας των γεωλογικών σχηματισμών έναντι γεωλογικών αστοχιών,
- η ανάπτυξη σχετικού αλγορίθμου Εγγύτερων Γειτόνων για την εκτίμηση του δείκτη ομοιότητας, *Similarity Index*, μεταξύ των φατνίων που χαρακτηρίζονται ως ασταθή και εκείνων που χαρακτηρίζονται ως ευσταθή,
- η ανάπτυξη σχετικού αλγορίθμου με βάση τα Δένδρα Απόφασης και την απόδοση συντελεστών βεβαιότητας στους παραγόμενους κανόνες του Δένδρου Απόφασης,
- η εφαρμογή σχετικού αλγορίθμου που βασίζεται στην αφελή θεωρία του *Bayes* για την εκτίμηση της κατολισθητικής επιδεκτικότητας.

Στα πλαίσια της παρούσης διατριβής αναπτύχθηκαν, σε περιβάλλον *Visual Basic 6.0*, πηγαίος κώδικας, *scripts*, μέσω των οποίων πραγματοποιήθηκαν απλές, σύνθετες και ειδικές χωρικές αναλύσεις. Ειδικότερα, δημιουργήθηκε και ενσωματώθηκε σε περιβάλλον GIS το εργαλείο *Data Mining Tools* που ενσωματώνει λειτουργίες Εξόρυξης Δεδομένων, επιτρέποντας τη διαμόρφωση μοντέλων πρόβλεψης της κατολισθητικής επιδεκτικότητας. Συγκεκριμένα, δημιουργήθηκαν:

Η υπορουτίνα *Artificial Neural Network* για την εκτίμηση της κατολισθητικής επιδεκτικότητας μέσω των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων, η υπορουτίνα *Decision Tree* για την εκτίμηση της κατολισθητικής επιδεκτικότητας μέσω των Δένδρων Απόφασης και την απόδοση συντελεστών βαρύτητας στους παραγόμενους κανόνες, η υπορουτίνα *Naïve Bayes* για την εκτίμηση της κατολισθητικής επιδεκτικότητας μέσω της αφελούς Θεωρίας του *Bayes* και η υπορουτίνα *Similarity Index* για την εκτίμηση της κατολισθητικής επιδεκτικότητας μέσω της τεχνικής των εγγύτερων γειτόνων και της απόδοσης στις μεταβλητές του συστήματος συντελεστών βαρύτητας που υπολογίζονται από τη Θεωρία της Πληροφορίας και της Εντροπίας του *Shannon*.

Η διαδικασία «εμπλουτισμού» που παρουσιάζεται στην παρούσα διατριβή στηρίζεται στην εκτίμηση της απόστασης *Mahalanobis* μεταξύ των φατνίων που έχουν αστοχήσει με το σύνολο των φατνίων της περιοχής έρευνας. Υποθέτει το γεγονός ότι, τη μεγαλύτερη

ομοιότητα και συνεπώς τη μεγαλύτερη πιθανότητα να αποτελούν φατνία πιθανής αστοχίας έχουν τα φατνία με τη μικρότερη απόσταση από το «*χαρακτηριστικό φατνίο αστοχίας*». Υπολογίζοντας κατάλληλους στατιστικούς δείκτες και την αξιολόγησή τους διαμορφώνεται σχετικό *κατώφλι* με τη χρήση του οποίου δημιουργούνται δυο (2) υποσύνολα. Ενός υποσυνόλου φατνίων με απόσταση μικρότερη από την τιμή του κατωφλίου, τα δεδομένα του οποίου χαρακτηρίζονται από αυξημένη πιθανότητα αστοχίας και ενός υποσυνόλου φατνίων με απόσταση μεγαλύτερη από την τιμή του κατωφλίου, τα δεδομένα του οποίου χαρακτηρίζονται ως φατνία με μειωμένη πιθανότητα αστοχίας. Έτσι, διαμορφώνονται το σύνολο των δεδομένων, ασταθών και ευσταθών περιοχών, που χαρακτηρίζουν την εύρετηρη περιοχή έρευνας.

Η μετρική απόσταση *Mahalanobis* που εκτιμάται για κάθε φατνίο της περιοχής έρευνας λαμβάνει υπόψη το εύρος και τη συνδιακύμανση των τιμών για κάθε μεταβλητή - παράμετρο, καθώς και τις ενδεχόμενες συσχετίσεις μεταξύ των μεταβλητών του μοντέλου που υιοθετείται κατά την εκτίμηση του φαινομένου των κατολισθήσεων. Η εκτίμηση και η τελική ταξινόμηση προκύπτει από τη συναξιολόγηση πληροφοριών που προκύπτουν από την επεξεργασία των πρωτογενών δεδομένων (ΘΕΠ, υψομέτρου, τεχνικογεωλογικών ενοτήτων κ.α.) των στατιστικών δεικτών καθώς και από την εμπειρία και τη γνώση των ειδικών. Με την ολοκλήρωση της διαδικασίας, τα δυο (2) υποσύνολα περιγράφουν τις δυο (2) καταστάσεις στις οποίες μπορεί να βρεθεί η περιοχή έρευνας, αστάθεια ή ευστάθεια, επιτρέποντας την εφαρμογή μεθόδων επιβλεπόμενης μάθησης.

Σε ότι αφορά την απόδοση των μοντέλων πρόβλεψης που διαμορφώθηκαν και συγκρίθηκαν στα πλαίσια της διατριβής, διαπιστώθηκαν τα εξής:

Τα μοντέλα πρόβλεψης που χρησιμοποιούσαν ευρετικές και ημιποσοτικές μεθόδους, το μοντέλο πρόβλεψης *AHP* και το μοντέλο πρόβλεψης *RES*, θεωρούνται ιδανικά εργαλεία εκτίμησης με υψηλή απόδοση, κυρίως όμως ιδανικά για μια πρώτου επιπέδου διερεύνηση. Τα συγκεκριμένα μοντέλα δεν απαιτούν την ύπαρξη μιας βάσης δεδομένων, μειώνοντας ουσιαστικά το κόστος που απαιτείται για την αποτίμηση της κατολισθητικής επιδεκτικότητας μιας περιοχής. Στην ουσία, τα δυο (2) μοντέλα απολαμβάνουν τον υψηλότερο λόγο κόστους / απόδοσης. Ωστόσο, είναι σαφές ότι η αυξημένη υποκειμενική κρίση και συνεπαγόμενη αβεβαιότητα που συνοδεύει την απόδοση συντελεστών βαρύτητας επί των μεταβλητών που ευθύνονται για την κατάλυση της ισοροπίας, επηρεάζει και την ακρίβεια της πρόβλεψης. Απαιτούν τη γνώση και την εμπειρία που αφορά στο φαινόμενο των κατολισθήσεων καθώς επίσης τη γνώση για τη συμπεριφορά των γεωλογικών σχηματισμών αλλά και των συνθηκών που ευθύνονται για την κατάλυση της ισοροπίας.

Συγκεκριμένα, από την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων που προέκυψαν κατά την εφαρμογή της μεθόδου *AHP* διαπιστώνεται ότι η μεταβλητή **Τεχνικογεωλογική Ενότητα**, αποτελεί την πιο σημαντική μεταβλητή ως προς την κατολισθητική επιδεκτικότητα. Ακολουθεί η μεταβλητή **Απόσταση από Τεκτονικά χαρακτηριστικά**, η **Μορφολογική**

κλίση, η Απόσταση από Οδικό δίκτυο, η Απόσταση από το Υδρογραφικό Δίκτυο, η Απόσταση από Γεωλογικά Όρια, το Υψόμετρο και τέλος η Διεύθυνση των μορφολογικών κλίσεων.

Σε ότι αφορά την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης, αλλά και την εκτίμηση της σχετικής συχνότητας των αστοχιών ανά ζώνη επιδεκτικότητας (Πίνακας 7.1, 7.2), το μοντέλο πρόβλεψης AHP παρουσιάζει ικανοποιητική απόδοση.

Πίνακας 7.1 Μέτρα αξιολόγησης εφαρμογής μοντέλου πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική Analytical Hierarchy Process, AHP

Μέτρο αξιολόγησης	Σύνολο δεδομένων
Precision	0.7239
recall	0.7195
F <sub>1</sub>	0.7217
Accuracy	0.7208
error rate	0.2791

Πίνακας 7.2 Μέτρα αξιολόγησης εφαρμογής μοντέλου πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική Analytical Hierarchy Process, AHP

ΚΛΑΣΗ ΕΠΙΔΕΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ	ΕΜΒΑΔΟΝ ΚΛΑΣΗΣ (%)	ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΩΝ ΦΑΤΝΙΩΝ (%)	ΣΧΕΤΙΚΗ ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΣΕΩΝ (%)
AHP			
ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΟΣ	9,47	0,61 (1)	1,47
ΧΑΜΗΛΟΣ	22,30	10,43 (17)	10,64
ΜΕΤΡΙΟΣ	13,63	16,56 (27)	27,65
ΥΨΗΛΟΣ	26,58	33,13 (54)	28,35
ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΟΣ	28,01	39,26 (64)	31,89

Από την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων που προέκυψαν κατά την εφαρμογή της μεθόδου **RES**, διαπιστώνεται ότι η μεταβλητή με την υψηλότερη ένταση αλληλεπίδρασης είναι η μεταβλητή, **Τεχνικογεωλογική Ενότητα** και η **Απόσταση από τα Γεωλογικά όρια**, ενώ η πιο κυρίαρχη θεωρείται η μεταβλητή **Απόσταση από τα Τεκτονικά Χαρακτηριστικά**. Τα αποτελέσματα της μεθόδου συμφωνούν με αυτά που αποτυπώθηκαν κατά την εφαρμογή της μεθόδου **AHP**.

Σε ότι αφορά την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης, αλλά και την εκτίμηση της σχετικής συχνότητας των αστοχιών ανά ζώνη επιδεκτικότητας (Πίνακας 7.3, 7.4), το μοντέλο πρόβλεψης **RES**, παρουσιάζει καλύτερη απόδοση από την απόδοση του **AHP**.

Πίνακας 7.3 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική *Rock Engineering System, RES*

Μέτρο αξιολόγησης	Σύνολο δεδομένων
<b>Precision</b>	0.7791
<b>recall</b>	0.7514
<b>F<sub>1</sub></b>	0.7650
<b>Accuracy</b>	0.7607
<b>error rate</b>	0.2392

Πίνακας 7.4 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική *Rock Engineering System, RES*

ΚΛΑΣΗ ΕΠΙΔΕΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ	ΕΜΒΑΔΟΝ ΚΛΑΣΗΣ (%)	ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΩΝ ΦΑΤΝΙΩΝ (%)	ΣΧΕΤΙΚΗ ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΣΕΩΝ (%)
RES			
ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΟΣ	10,62	2,45 (4)	5,43
ΧΑΜΗΛΟΣ	21,17	11,66 (19)	12,93
ΜΕΤΡΙΟΣ	10,16	7,98 (13)	18,43
ΥΨΗΛΟΣ	30,74	39,26 (64)	29,99
ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΟΣ	27,31	38,65 (63)	33,23

Τα μοντέλα πρόβλεψης που στηρίζονται στη στατιστική επεξεργασία της κατολισθητικής βάσης δεδομένων όπως είναι το μοντέλο πρόβλεψης *Statistical Index* και *Certainty Factor*, παρέχουν μια σαφώς καλύτερη εικόνα ως προς τη σχετική συχνότητα των αστοχιών ανά ζώνη επιδεκτικότητας, επιδεικνύοντας συνεπώς μεγαλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης από αυτή που έδωσαν τα μοντέλα πρόβλεψης που στηρίζονται μόνο στην εμπειρία και τη γνώση των ειδικών. Αποτελούν εργαλεία εκτίμησης που συνδυάζουν την εμπειρία και τη γνώση των ειδικών, μέσω της επιλογής των μεταβλητών που επιδρούν στο φαινόμενο, με τη χωρική διασπορά του φαινομένου των κατολισθήσεων. Το αποτέλεσμα είναι περισσότερο αντικειμενικό και με μεγαλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης.

Ωστόσο, η επιτυχία των μοντέλων στηρίζεται στη βέλτιστη επιλογή μεταβλητών που θα πρέπει να θεωρούνται ανεξάρτητες και τα δεδομένα που επεξεργάζονται να ακολουθούν κάποιο στατιστικό μοντέλο, να ακολουθούν δηλαδή κάποια γνωστή στατιστική κατανομή. Οι πίνακες 7.5 και 7.6 παρουσιάζουν την απόδοση του μοντέλου πρόβλεψης και την εκτίμηση της σχετικής συχνότητας των αστοχιών ανά ζώνη επιδεκτικότητας για το μοντέλο *Statistical Index*.

Πίνακας 7.5 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική *Statistical Index*, *SI*

Μέτρο αξιολόγησης	Σύνολο Δεδομένων
<b>Precision</b>	0.6993
<b>recall</b>	0.8769
<b>F<sub>1</sub></b>	0.7781
<b>Accuracy</b>	0.8006
<b>error rate</b>	0.1993

Πίνακας 7.6 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική *Statistical Index*, *SI*

ΚΛΑΣΗ ΕΠΙΔΕΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ	ΕΜΒΑΔΟΝ ΚΛΑΣΗΣ (%)	ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΩΝ ΦΑΤΝΙΩΝ (%)	ΣΧΕΤΙΚΗ ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΣΕΩΝ (%)
STATISTICAL INDEX			
ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΟΣ	12,00	0,61 (1)	1,03
ΧΑΜΗΛΟΣ	22,24	4,29 (7)	3,88
ΜΕΤΡΙΟΣ	27,80	34,97 (57)	25,27
ΥΨΗΛΟΣ	25,79	33,74 (55)	26,28
ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΟΣ	12,17	26,38 (43)	43,54

Σε ότι αφορά το μοντέλο πρόβλεψης *Certainty Factor*, αποτελεί μέθοδο που ποσοτικοποιεί τη σχέση μεταξύ των θέσεων αστοχίας και των μεταβλητών που θεωρούνται υπεύθυνοι για την κατάλυση της ισορροπίας και την εκδήλωση αστοχίας. Τα μοντέλα πρόβλεψης που παρήχθησαν κατά τη στατιστική της κατολισθητικής βάσης δεδομένων, απέδωσαν συνολικά υψηλότερη ακρίβεια πρόβλεψης από ότι τα προηγούμενα μοντέλα πρόβλεψης (Πίνακας 7.7, 7.8).

Πίνακας 7.7 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική *Certainty Factor*, *CF*

Μέτρο αξιολόγησης	Σύνολο Δεδομένων
<b>Precision</b>	0.7055
<b>recall</b>	0.8778
<b>F<sub>1</sub></b>	0.7823
<b>Accuracy</b>	0.8036
<b>error rate</b>	0.1963

Πίνακας 7.8 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης που στηρίζεται στην τεχνική *Certainty Factor*, *CF*

ΚΛΑΣΗ ΕΠΙΔΕΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ	ΕΜΒΑΔΟΝ ΚΛΑΣΗΣ (%)	ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΩΝ ΦΑΤΝΙΩΝ (%)	ΣΧΕΤΙΚΗ ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΣΕΩΝ (%)
CERTIANTY FACTOR			
ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΟΣ	24,38	3,07 (5)	2,45
ΧΑΜΗΛΟΣ	15,63	9,82 (16)	12,23
ΜΕΤΡΙΟΣ	18,43	16,56 (27)	17,50
ΥΨΗΛΟΣ	24,17	35,58 (58)	28,66
ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΟΣ	17,38	34,97 (57)	39,17



Σε ότι αφορά τα μοντέλα πρόβλεψης που παρήχθησαν με την εφαρμογή των τεχνικών και των μεθόδων της Μηχανικής Μάθησης, απέδωσαν συνολικά υψηλότερη ακρίβεια πρόβλεψης από ότι τα προηγούμενα μοντέλα πρόβλεψης.

Το μοντέλο πρόβλεψης των ΤΝΔ παρουσιάζει ισχυρή συσχέτιση μεταξύ των μεθόδων που στηρίζονται στην εμπειρία και τη γνώση και βασίζονται σε ποιοτικές και ημιποιοτικές μεθόδους.

Για την επιλογή της βέλτιστης αρχιτεκτονικής του μοντέλου πρόβλεψης ΤΝΔ, ακολουθείται μια επαναληπτική διαδικασία μέσω της οποίας δημιουργούνται διαφορετικά μοντέλα πρόβλεψης που χαρακτηρίζονται από διαφορετικό αριθμό κρυφών νευρώνων ή από διαφορετικό κατώφλι πρόωρης παύσης. Η τεχνική *Leave One Out Cross Validation (LOOCV)* χρησιμοποιήθηκε για τη βελτιστοποίηση της απόδοσης του αλγορίθμου μάθησης που χρησιμοποιεί το μοντέλο πρόβλεψης και τον έλεγχο του υπερ - ταιριάσματος (*over-fitting*) (Πίνακας 7.9, 7.10).

Πίνακας 7.9 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης ANN

Μέτρο αξιολόγησης	Ποσοστό
<b>Precision</b>	0.9333
<b>recall</b>	0.9687
<b>F<sub>1</sub></b>	0.9538
<b>Accuracy</b>	0.9545
<b>error rate</b>	0.0454

Πίνακας 7.10 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης ANN

ARTIFICIAL NEURAL NETWORK			
ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΟΣ	19,09	5,52 (9)	4,32
ΧΑΜΗΛΟΣ	25,86	11,04 (18)	6,38
ΜΕΤΡΙΟΣ	27,4	16,56 (27)	9,03
ΥΨΗΛΟΣ	9,17	31,90 (52)	51,99
ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΟΣ	18,48	34,97 (57)	28,28

Αξιοσημείωτη θεωρείται η υψηλή απόδοση του μοντέλου πρόβλεψης που στηρίζεται στον αφελή ταξινομητή, *Naïve Bayes* και η απλότητά του σε σύγκριση με οποιοδήποτε άλλο μοντέλο πρόβλεψης (Πίνακας 7.11, 7.12).

Κατά την εφαρμογή της μεθόδου διαπιστώνεται ότι η πλειονότητα των φατνίων της περιοχής έρευνας ανήκουν στην κλάση Χαμηλού έως Πολύ Χαμηλού βαθμού επιδεκτικότητας. Στο κεντρικό τμήμα της περιοχής έρευνας απεικονίζεται μια σημαντική έκταση που χαρακτηρίζεται με πολύ υψηλό βαθμό επιδεκτικότητας, περιοχή όπου εντάσσεται χωρικά η τεχνικογεωλογική ενότητα Δ, στην οποία έχει αποδοθεί μεγάλη

βαρύτητα. Ωστόσο, αποτυπώνεται και μια σχετική σύμπτωση του βαθμού επιδεκτικότητας με την ανάπτυξη του οδικού δικτύου στο βόρειο τμήμα της περιοχής μελέτης κάτι που δεν εντοπίζεται στο νότιο τμήμα.

Πίνακας 7.11 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης NB

Μέτρο αξιολόγησης	Ποσοστό
<b>precision</b>	0.9632
<b>recall</b>	0.9401
<b>F<sub>1</sub></b>	0.9515
<b>accuracy</b>	0.9509
<b>error rate</b>	0.049

Πίνακας 7.12 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης NB

ΚΛΑΣΗ ΕΠΙΔΕΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ	ΕΜΒΑΔΟΝ ΚΛΑΣΗΣ (%)	ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΩΝ ΦΑΤΝΙΩΝ (%)	ΣΧΕΤΙΚΗ ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΣΕΩΝ (%)
ΝΑÏVE BAYES			
ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΟΣ	27.96	4.29 (7)	2.85
ΧΑΜΗΛΟΣ	15.54	9.20 (15)	10.98
ΜΕΤΡΙΟΣ	17.24	19.63 (32)	21.11
ΥΨΗΛΟΣ	22.06	29.45 (48)	24.74
ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΟΣ	17.2	37.42 (61)	40.33

Ο κύριος στόχος του μοντέλου πρόβλεψης, *Similarity Index*, είναι η εκτίμηση της *Ομοιότητας* μεταξύ των στοιχειωδών μονάδων μορφολογικού αναγλύφου της περιοχής έρευνας και ήδη γνωστών καταγεγραμμένων θέσεων αστάθειας, αξιοποιώντας τον αλγόριθμο του εγγύτερου γείτονα, *kNN*.

Η σημαντικότητα της κάθε μεταβλητής κατά την εκτίμηση της κατολισθητικής επιδεκτικότητας διαφέρει, συνεπώς αναμένεται και μια αντίστοιχη διαφοροποιημένη επίδραση κατά την εκτίμηση της *Ομοιότητας*. Κάθε μεταβλητή, κατέχει ένα συντελεστή βαρύτητας για την απόδοση αυτής της διαφορετικής επίδρασης στην εκτίμηση του δείκτη *Ομοιότητας*.

Ο καθορισμός των συντελεστών βαρύτητας πραγματοποιείται μέσω της Εντροπίας του *Shannon*, όπου οι τιμές της κυμαίνονται από μηδέν (0) έως ένα (1) και ουσιαστικά η εντροπία αποτυπώνει την ποσότητα πληροφορίας που κατέχει το χαρακτηριστικό.

Σε ότι αφορά την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης (Πίνακας 7.13) και την εκτίμηση της σχετικής συχνότητας των αστοχιών ανά ζώνη επιδεκτικότητας (Πίνακας 7.14), το μοντέλο πρόβλεψης *Similarity Index*, παρουσιάζει ικανοποιητική απόδοση.

Πίνακας 7.13 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης, *Similarity Index*

Μέτρο αξιολόγησης	K=3	K=4	K=5
<b>Precision</b>	0.7852	0.8773	0.6932
<b>recall</b>	0.9275	0.8993	0.9338
<b>F<sub>1</sub></b>	0.8504	0.8881	0.7957
<b>Accuracy</b>	0.8619	0.8895	0.8220
<b>error rate</b>	0.1380	0.1104	0.1779

Πίνακας 7.14 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης, *Similarity Index*

ΚΛΑΣΗ ΕΠΙΔΕΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ	ΕΜΒΑΔΟΝ ΚΛΑΣΗΣ (%)	ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΩΝ ΦΑΤΝΙΩΝ (%)	ΣΧΕΤΙΚΗ ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΣΕΩΝ (%)
SIMILARITY INDEX			
ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΟΣ	8,37	0.00 (0)	0,00
ΧΑΜΗΛΟΣ	24,46	9.20 (15)	7,55
ΜΕΤΡΙΟΣ	31,63	25.77 (42)	16,35
ΥΨΗΛΟΣ	21,26	33.13 (54)	31,27
ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΟΣ	14,28	31.90 (52)	44,83

Τέλος, σε ότι αφορά το μοντέλο πρόβλεψης *Decision Tree*, πρόκειται για ένα μοντέλο πρόβλεψης όπου αξιοποιείται ένας τροποποιημένος αλγόριθμος ID3 Δένδρα Απόφασης, στους παραγόμενους κανόνες του οποίου αποδίδονται οι συντελεστές βεβαιότητας που προκύπτουν από τη μέθοδο του μοντέλου πρόβλεψης *Certainty Factor*.

Η εφαρμογή του σχετικού μοντέλου πρόβλεψης δίνει τη δυνατότητα να εξαχθούν κανόνες συσχέτισης από το σύνολο εκπαίδευσης. Η τεχνική των Δένδρων απόφασης χαρακτηρίζεται ως μια γενική, μη παραμετρική τεχνική, η οποία είναι ικανή να παράγει ταξινομητές με στόχο να εκτιμήσει νέες, άγνωστες καταστάσεις, ή να αποκαλύψει τους μηχανισμούς που χαρακτηρίζουν ένα πρόβλημα. Οι κανόνες συσχέτισης που παράγονται έχουν τη μορφή:

*ΕΑΝ* η άγνωστη παρατήρηση *X*, χαρακτηρίζεται ως προς τη μεταβλητή [*Τεχνικογεωλογική Ενότητα*] ως κλάση [*A*] και ως προς τη μεταβλητή [*Απόσταση από Οδικό Δίκτυο*] ως κλάση [*B*] *ΤΟΤΕ* η παρατήρηση *X* ανήκει στην κλάση [*A*] (πιθανή εκδήλωση αστοχίας).

Για την εκτίμηση της βεβαιότητας των κανόνων συσχέτισης που εξάγονται από την εφαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης, *Decision Tree*, εφαρμόζεται η στατιστική μέθοδος, *Certainty Factor*, η οποία υπολογίζει τους συντελεστές βεβαιότητας που αντιστοιχούν στις κλάσεις κάθε μεταβλητής, από το σύνολο εκπαίδευσης των κατολισθήσεων.

Κατόπιν με δεδομένο τον κανόνα συσχέτισης που παρήγαγε το μοντέλο και συνεπώς και των κλάσεων που εμπλέκονται σε αυτόν τον κανόνα, αποδίδονται οι αντίστοιχοι

συντελεστές βεβαιότητας και επιλύεται η κατάλληλη κάθε φορά συνάρτηση που δίνει τον τελικό συντελεστή βεβαιότητας του κανόνα συσχέτισης.

Σε ότι αφορά την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης (Πίνακας 7.15), και την εκτίμηση της σχετικής συχνότητας των αστοχιών ανά ζώνη επιδεκτικότητας (Πίνακας 7.16), το μοντέλο πρόβλεψης *Decision Tree* παρουσιάζει ικανοποιητική απόδοση.

Πίνακας 7.15 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης, *Decision Tree*

Μέτρο αξιολόγησης	Σύνολο Δεδομένων
<b>Precision</b>	0.9263
<b>recall</b>	0.9041
<b>F<sub>1</sub></b>	0.9151
<b>Accuracy</b>	0.9141
<b>error rate</b>	0.0858

Πίνακας 7.16 Μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου πρόβλεψης, *Decision Tree*

ΚΛΑΣΗ ΕΠΙΔΕΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ	ΕΜΒΑΔΟΝ ΚΛΑΣΗΣ (%)	ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΩΝ ΦΑΤΝΙΩΝ (%)	ΣΧΕΤΙΚΗ ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΣΕΩΝ (%)
DECISION TREE			
ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΟΣ	39.13	12.88 (21)	31,27
ΧΑΜΗΛΟΣ	14.41	19.63(32)	44,83
ΜΕΤΡΙΟΣ	4.81	3.07 (5)	1,52
ΥΨΗΛΟΣ	19.81	25.15 (41)	18,57
ΠΟΛΥ ΥΨΗΛΟΣ	21.83	39.26 (64)	43,15

Στην παρούσα διατριβή διαπιστώθηκε η αδυναμία των υφιστάμενων ταξινομήσεων σε ότι αφορά την ταξινόμηση των μεθόδων και των τεχνικών που εξάγουν γνώση από Βάσεις Δεδομένων. Η προσέγγιση που παρουσιάζεται διαφέρει από τη στατιστική προσέγγιση κυρίως εξαιτίας του τρόπου που χειρίζεται τα δεδομένα. Πεποίθηση του συγγραφέα είναι ότι το φαινόμενο των κατολισθήσεων μπορεί να θεωρηθεί ως ένα πρόβλημα χωρικής μάθησης και ότι μπορούν να εφαρμοστούν με επιτυχία οι τεχνικές και οι μέθοδοι της Μηχανικής Μάθησης, με μια σχετική τροποποίηση των αλγορίθμων, για την ενσωμάτωση των εννοιών του χρόνου και του χώρου, αρκεί να υπάρχει σωστή υπαίθρια αναγνώριση και καταγραφή των αστοχιών αλλά και καλή γνώση της γεωλογικής δομής της περιοχής μελέτης. Ειδικότερα, η προτεινόμενη ταξινόμηση χωρίζει τις μεθόδους σε:

- μεθόδους που η ανάλυση που επιχειρούν βασίζεται στην εμπειρία και τη γνώση των ειδικών και που περιλαμβάνουν τις μεθόδους που χαρακτηρίζονται ως ποιοτικές και ημι-ποιοτικές,

- μεθόδους που η ανάλυση που επιχειρούν βασίζεται στη διαδικασία εξόρυξη γνώσης από βάσεις δεδομένων και που περιλαμβάνουν τις μεθόδους που χαρακτηρίζονται ως ποσοτικές,
- μεθόδους που η ανάλυση που επιχειρούν βασίζεται στη συνδυαστική εφαρμογή των ποιοτικών, ημι-ποιοτικών και ποσοτικών μεθόδων.

Στην πρώτη κατηγορία διακρίνονται οι μέθοδοι στις οποίες ο προσδιορισμός του κινδύνου και η ζωνοποίηση της περιοχής έρευνας με βάση τη σχετική επικινδυνότητα, γίνεται άμεσα από τους ειδικούς, οι οποίοι στηρίζονται στην άντληση γνώσης από προγενέστερες περιπτώσεις αστοχίας.

Στη δεύτερη κατηγορία διακρίνονται οι μέθοδοι στις οποίες ο προσδιορισμός του κινδύνου και η ζωνοποίηση της περιοχής έρευνας με βάση τη σχετική επικινδυνότητα, γίνεται έμμεσα με την επεξεργασία και την ανάλυση μεγάλων συνόλων δεδομένων. Οι τεχνικές και οι μέθοδοι της Μηχανικής Μάθησης και της Εξόρυξης Δεδομένων, επιχειρούν να διαχειριστούν καλύτερα την αβεβαιότητα, δεν επηρεάζονται από την μη - γραμμική συμπεριφορά του συστήματος και την πολυπλοκότητα.

Στην τρίτη κατηγορία επιχειρείται η εκτίμηση του κινδύνου να πραγματοποιείται συνδυάζοντας ποιοτικές, ημι-ποιοτικές και ποσοτικές μεθόδους. Θέση της παρούσης διατριβής, είναι ότι η δημιουργία υβριδικών τεχνικών που συνδυάζουν τις τεχνικές και τις μεθόδους που αντλούν γνώση από την προγενέστερη εμπειρία με τη διαχείριση της γνώσης αυτής με αποτελεσματικότερες τεχνικές θα συμβάλει στην παραγωγή μοντέλων πρόβλεψης βέλτιστης απόδοσης. Τα βασικά πλεονεκτήματα του συστήματος διαχείρισης που αναπτύχθηκε καθώς και των μοντέλων πρόβλεψης που εφαρμόστηκαν κατά τη διερεύνηση του φαινομένου των κατολισθήσεων αποτελούν τα εξής:

- Διαμορφώνονται σαφείς διεργασίες διαχείρισης των πρωτογενών δεδομένων για τον προσδιορισμό της επιδεκτικότητας έναντι των κατολισθητικών φαινομένων, με συνέπεια τη διασφάλιση ασφαλούς και αξιόπιστης γνώσης κάθε φορά που το σύστημα τροφοδοτείται από νέα δεδομένα.
- Η διαμόρφωση του συνόλου εκπαίδευσης, με τη διαδικασία «εμπλουτισμού», δίνει τη δυνατότητα τα μοντέλα πρόβλεψης που εφαρμόζονται να χρησιμοποιούν δεδομένα που περιγράφουν όλες τις πιθανές καταστάσεις που ενδεχόμενα εντοπιστούν στην περιοχή έρευνας.
- Η διαμόρφωση των κλάσεων για κάθε μεταβλητή που συμμετέχει στο σύστημα, επιχειρείται από τη συναξιολόγηση της στατιστικής ανάλυσης καθώς και της εμπειρής τεχνικογεωλογικής κρίσης. Η συμβολή των εμπειρογνομόνων επιφέρει μείωση του βαθμού αβεβαιότητας που προέρχεται από την εκτίμηση των πρωτογενών δεδομένων.



- Η διαχείριση των μεταβλητών που επιδρούν στο φαινόμενο των κατολισθήσεων επιχειρείται με τέτοιο τρόπο, ώστε να γίνεται επεξεργασία της συνδυαστικής επιρροής των μεταβλητών καθώς και των μεταξύ τους συσχετίσεων.
- Δεν αγνοεί, αλλά αντίθετα, συνυπολογίζει την επίδραση που έχουν στο φαινόμενο των κατολισθήσεων ακόμα και οι τάσεις και οι συσχετίσεις που δεν παρουσιάζουν στατιστική σημαντικότητα.

#### **7.4 ΕΙΔΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΠΟΥ ΕΞΑΓΟΝΤΑΙ ΑΠΟ ΤΗΝ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΗΣ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗΣ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ ΣΤΗΝ ΠΕΡΙΠΤΩΣΗ ΤΩΝ ΚΑΤΟΛΙΣΘΗΤΙΚΩΝ ΦΑΙΝΟΜΕΝΩΝ ΤΗΣ ΕΥΡΥΤΕΡΗΣ ΠΕΡΙΟΧΗΣ ΤΟΥ ΝΟΜΟΥ ΞΑΝΘΗΣ.**

Με βάση τη στατιστική ανάλυση που πραγματοποιήθηκε για κάθε ΘΕΠ, προέκυψαν τα εξής (Πίνακας 7.17):

- Το είδος των εκδηλωμένων αστοχιών έχει κυρίως τη μορφή της απόσπασης σφηνών μεγάλου όγκου, ακολουθούν οι καταπτώσεις ογκολίθων, ενώ συχνές είναι και οι μεταθετικές ολισθήσεις μικρής έκτασης.
- Η πλειονότητα των κατολισθητικών φαινομένων εκδηλώνεται στην τεχνικογεωλογική ενότητα [E], η οποία περιλαμβάνει τα τεταρτογενή χαλαρά ιζήματα, τα ιζήματα του φλύσχη, τους μιγματίτες, τους γρανιτογενείς και οφθαλμογενείς. Οι σχηματισμοί αυτοί ευνοούν την εκδήλωση αστοχιών και ειδικότερα όπου οι θέσεις των φυσικών πρικών διαμορφώνουν μεγάλες κλίσεις.
- Η φυσική κατάσταση των γεωλογικών σχηματισμών, κυρίως η τεκτονική καταπόνηση που παρουσιάζουν, επιδρούν στη διαμόρφωση ζωνών στις οποίες οι εν λόγω σχηματισμοί κατέχουν μειωμένα φυσικομηχανικά χαρακτηριστικά με αποτέλεσμα την αυξημένη πιθανότητα αστοχίας. Η πλειονότητα των αστοχιών εντοπίζεται στη ζώνη που απέχει από τα τεκτονικά χαρακτηριστικά λιγότερο από 250m σε ποσοστό 47.24%.
- Η περιοχή έρευνας, διακρίθηκε σε τέσσερις (4) κατηγορίες ισοϋψομετρικών επιφανειών, όπου διαπιστώθηκε ότι η κλάση που κατέχει τον μεγαλύτερο αριθμό κατολισθήσεων, αποτελεί η κλάση που αντιπροσωπεύει υψόμετρα 400 έως 600m.
- Διαπιστώνεται ότι οι περιοχές όπου καταγράφονται μορφολογικές κλίσεις μεταξύ  $15^{\circ}$ - $45^{\circ}$  παρουσιάζουν τη μεγαλύτερη συχνότητα αστοχιών, ποσοστό που φτάνει το 74.84%.
- Σε ότι αφορά τις διευθύνσεις των μορφολογικών κλίσεων για την περιοχή έρευνας, διαμορφώθηκαν τέσσερις (4) κατηγορίες, λαμβάνοντας υπόψη τη χωρική

κατανομή των προγενέστερων κατολισθητικών συμβάντων και τη διαμορφωμένη σχετική εμπειρία. Διαπιστώθηκε ότι η πλειονότητα των αστοχιών εκδηλώνεται στην τέταρτη (4<sup>η</sup>) κατηγορία που περιλαμβάνει διευθύνσεις 315<sup>0</sup>-45<sup>0</sup>, 135<sup>0</sup>-225<sup>0</sup>.

Πίνακας 7.17 Στατιστική επεξεργασία ΘΕΠ

1. Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση υψομέτρου

ALTITUDE CLASS	[A] < 400	[B] 400-600	[Γ] 600-800	[Δ] > 800	TOTAL
ΠΟΣΟΣΤΟ ΑΣΤΟΧΙΩΝ (%)	14.11	49.08	33.13	3.68	100.00

2. Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση μορφολογικής κλίσης

ΜΟΡΦΟΛΟΓΙΚΗ ΚΛΙΣΗ	[A] 0° – 15°	[B] 15°-30°	[Γ] 30°-45°	[Δ] > 45°	TOTAL
ΠΟΣΟΣΤΟ ΑΣΤΟΧΙΩΝ (%)	14.72	35.58	39.26	10.43	100.00

3. Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση διεύθυνσης μορφολογικής κλίσης.

ΔΙΕΥΘΥΝΣΗ ΜΟΡΦΟΛΟΓΙΚΗΣ ΚΛΙΣΗΣ	[A] 225°-275°	[B] 45°-90°	[Γ] 90°-135°, 275°-315°	[Δ] > 315°-45°, 135°-225°	TOTAL
ΠΟΣΟΣΤΟ ΑΣΤΟΧΙΩΝ (%)	9.20	12.27	20.86	57.67	100.00

4. Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση απόστασης από υδρογραφικό δίκτυο.

ΑΠΟΣΤΑΣΗ ΑΠΟ ΥΔΡΟΓΡΑΦΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ	[A] <150m	[B] 150-300m	[Γ] 300-450m	[Δ] > 450m	TOTAL
ΠΟΣΟΣΤΟ ΑΣΤΟΧΙΩΝ (%)	36.20	20.25	17.79	25.77	100.00

5. Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση Τεχνικογεωλογικής ενότητας.

ΤΕΧΝΙΚΟΓΕΩΛΟΓΙΚΗ ΕΝΟΤΗΤΑ	[A]	[B]	[Γ]	[Δ]	[Ε]
ΠΟΣΟΣΤΟ ΑΣΤΟΧΙΩΝ (%)	0.61	15.34	26.99	5.52	51.53

6. Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση Απόστασης από τεκτονικά χαρακτηριστικά

ΚΛΑΣΗ ΑΠΟΣΤΑΣΗΣ ΑΠΟ ΤΕΚΤΟΝΙΚΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ	< 250m	250-500m	> 500m
ΠΟΣΟΣΤΟ ΑΣΤΟΧΙΩΝ (%)	47.24	26.99	25.77

7. Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση του ΘΕΠ απόστασης από γεωλογικά όρια.

ΚΛΑΣΗ ΑΠΟΣΤΑΣΗΣ ΑΠΟ ΓΕΩΛΟΓΙΚΑ ΟΡΙΑ	<200m	200-400m	>400m
ΠΟΣΟΣΤΟ ΑΣΤΟΧΙΩΝ (%)	57.67	19.63	22.70

8. Ποσοστό αστοχιών ανά κλάση του ΘΕΠ απόστασης από Οδικό δίκτυο.

ΚΛΑΣΗ ΑΠΟΣΤΑΣΗΣ ΑΠΟ ΟΔΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ	<200m	200-400m	400-600m	>600m
ΠΟΣΟΣΤΟ ΑΣΤΟΧΙΩΝ (%)	66.26	20.25	8.59	4.91

- Σε ότι αφορά την επίδραση του οδικού άξονα στην εκδήλωση κατολισθητικών φαινομένων και τη χωρική διασπορά τους διαπιστώθηκε ότι η πλειονότητα των κατολισθητικών φαινομένων, εντοπίζεται στη ζώνη που απέχει λιγότερο από 200m, σε ποσοστό 66.26%.
- Αντίστοιχα σε ότι αφορά την απόσταση από το υδρογραφικό δίκτυο διαπιστώνεται ότι οι περιοχές οι οποίες απέχουν λιγότερο από 150m, κατέχουν το μεγαλύτερο ποσοστό αστοχιών, 36.20%.

Οι χάρτες επιδεκτικότητας που προέκυψαν από τα μοντέλα πρόβλεψης, διαμορφώνουν τις ζώνες επιδεκτικότητας με βάση τη συνδυαστική επίδραση του συνόλου των μεταβλητών που επιδρούν επί του φαινομένου των κατολισθήσεων. Στην περίπτωση των μοντέλων που προέκυψαν με την εφαρμογή των μεθόδων της Μηχανικής Μάθησης, η χωρική κατανομή καθεμιάς από τις οκτώ (8) μεταβλητές δεν φαίνεται να υπερσκελίζει τη χωρική κατανομή της άλλης, προσδίδοντας στον τελικό χάρτη μια διασπορά ανάλογη με τη χωρική διασπορά της δεσπόζουσας ή κυρίαρχης μεταβλητής. Ειδικότερα, κατά τη συναξιολόγηση όλων των μοντέλων προβλέψης που εφαρμόστηκαν στην παρούσα διατριβή διαπιστώθηκαν τα εξής:

- Η μεταβλητή Τεχνικογεωλογική Ενότητα αποτελεί τη μεταβλητή με τη μεγαλύτερη επίδραση στο φαινόμενο των κατολισθητικών κινήσεων στην περιοχή έρευνας.
- Εντοπίζεται μια σχετική συμφωνία στην ανάπτυξη των ζωνών που χαρακτηρίζουν την απόσταση των γεωλογικών ορίων με την ανάπτυξη των ζωνών επιδεκτικότητας. Η επιφάνεια που καλύπτουν οι ζώνες υψηλής και πολύ υψηλής επιδεκτικότητας και αφορούν τη μεταβλητή *Απόσταση από Γεωλογικά Όρια*, φτάνει το 48.43 % της περιοχής έρευνας.
- Από την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων του συνόλου των μοντέλων πρόβλεψης διαπιστώθηκε η σχετικά μικρή επίδραση της μεταβλητής της διεύθυνσης των μορφολογικών κλίσεων στην εκτίμηση της κατολισθητικής επιδεκτικότητας.
- Παρά τη δυσμενέστερη κατάσταση που επικρατεί σε ότι αφορά τις κλιματικές συνθήκες στα μεγαλύτερα υψόμετρα, η μη προσπελασιμότητα των ορεινών αυτών περιοχών μειώνει την επίδραση των ανθρωπογενών παρεμβάσεων με συνέπεια τη μειωμένη εκδήλωση αστοχιών. Ένας ακόμα παράγοντας που θεωρείται υπεύθυνος για την ισχύη παρουσία αστοχιών στα μεγάλα υψόμετρα είναι ότι, η μεγαλύτερη έκταση που καλύπτει τα υψόμετρα πάνω από τα 800m αναφέρεται σε περιοχές που καλύπτονται από σκληρούς σχηματισμούς, σχηματισμούς λιγότερο επιρρεπείς σε αστοχία σε σχέση με τους σχηματισμούς που εμφανίζονται στα χαμηλότερα υψόμετρα.

- Το μοντέλο πρόβλεψης που στηρίζεται στα ΤΝΔ επιβεβαίωσε την ύπαρξη σχετικού χωρικού μοτίβου για τη μεταβλητή *Υψόμετρο*, αφού το 53% της συνολικής επιφάνειας των ζωνών υψηλής και πολύ υψηλής επιδεκτικότητας κατανέμεται στην κλάση υψομέτρου [400-600m].

## 7.5 ΖΗΤΗΜΑΤΑ ΠΟΥ ΠΡΟΣΦΕΡΟΝΤΑΙ ΓΙΑ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ

Με βάση την έρευνα που προηγήθηκε θεωρείται ότι υπάρχουν μια σειρά από ζητήματα που προσφέρονται για μελλοντική έρευνα από την πλευρά της επιστημονικής κοινότητας σε σχέση με τη διαχείριση των κατολισθητικών φαινομένων, όπως:

- Διερεύνηση των μηχανισμών και των διεργασιών που συντελούν στην κατάλυση της ισορροπίας ενός πρανού και στην εκδήλωση αστοχίας με τη χρήση εξελιγμένων θεωρητικών προσεγγίσεων και τεχνικών επίλυσης.
- Διερεύνηση της ενσωμάτωσης των μεθόδων και των τεχνικών της Μηχανικής Μάθησης σε προηγμένα Γ.Σ.Π..

Ένα από τα κυριότερα ζητήματα που επισημάνθηκαν κατά τη διάρκεια της παρούσης διατριβής ήταν η περιορισμένη γνώση της αλληλεπίδρασης των φυσικών μηχανισμών - διεργασιών και των φυσικών φαινομένων στο περιβάλλον. Η πρακτική που ακολουθήθηκε ήταν η ποσοτικοποίηση της αλληλεπίδρασης αυτής κυρίως λαμβάνοντας υπόψη το αποτέλεσμα της, χωρίς εμβάθυνση στον μηχανισμό αυτόν κάθε αυτόν. Η πληρέστερη μελέτη και τελικά η κατανόηση του μηχανισμού σε ότι αφορά τα κατολισθητικά φαινόμενα, αποτελεί πρόκληση για το μέλλον. Για να γίνει κατανοητός ένας τέτοιος μηχανισμός αλληλεπίδρασης, φυσικών διεργασιών και περιβάλλοντος, θα πρέπει κανείς να εισάγει την έννοια των πολύπλοκων συστημάτων.

Ως πολύπλοκα συστήματα ορίζονται εκείνα τα συστήματα τα οποία αποτελούνται από μικρότερα και συνήθως όμοια τμήματα, η συμπεριφορά των οποίων επιδέχεται ερμηνεία. Η πολυπλοκότητα αφορά ιδιότητα ενός συστήματος, η οποία μπορεί να κατέχει κάθε τμήμα ή χαρακτηριστικό του συστήματος μεμονωμένα, όταν η απόκριση αυτού σε κάποιο ερέθισμα δεν επιδέχεται απλουστευμένη κατανόηση, ερμηνεία ή περιγραφή.

Κύρια έννοια της θεωρίας της πολυπλοκότητας, *complexity science*, όπως έχει διατυπωθεί από τον *Henri Poincaré*, (1854-1912) είναι αυτή του βρόχου ανάδρασης. Μιας κυκλικής διάταξης αιτιατά συνδεδεμένων στοιχείων, όπου ένα αρχικό αίτιο διαδίδεται κατά μήκος του κύκλου, έτσι ώστε κάθε στοιχείο να επηρεάζει το επόμενο, ώσπου το τελευταίο να επηρεάσει το πρώτο και πάλι από την αρχή. Υπό μια γενική έννοια, βρόχος ανάδρασης είναι η μεταβίβαση πληροφορίας για το αποτέλεσμα μιας διαδικασίας ή δραστηριότητας στην ίδια την πηγή.

Ο βαθμός αποσάθρωσης της βραχώμαζας και το νερό συνδέονται μέσω ενός τέτοιου βρόχου ανάδρασης, θετικής ανάδρασης όπου έχει ρόλο ενισχυτικό, αφού η συντελούμενη αύξηση του βαθμού αποσάθρωσης είναι το αποτέλεσμα μιας διαδικασίας ενίσχυσης, κατά την οποία η δημιουργία νέων επιφανειών μέσω της παραγωγής ασυνεχειών και μικρό - ρωγμών πετυχαίνει μεγαλύτερη διείσδυση νερού. Στην πραγματικότητα, οι κύκλοι ανάδρασης δεν διατηρούνται εσαεί και στην περίπτωση του συστήματος βραχώμαζα – νερό, ο κύκλος ενίσχυσης σύντομα καταστρέφει το πέτρωμα επομένως και τον ίδιο το κύκλο ανάδρασης. Πολλά από τα συστήματα που εμφανίζονται ότι αλληλεπιδρούν στις γεωλογικές επιστήμες συμπεριφέρονται ακριβώς με βάση αυτό το σχήμα. Περιέχουν πλήθος από κυκλικής διάταξης αιτιατά συνδεδεμένα στοιχεία, βρόχους ανάδρασης, που οδηγούν αρχικά απλά συστήματα να εμφανίζουν πολύπλοκη, χαοτική συμπεριφορά. Η αποκωδικοποίηση των μηχανισμών των βρόχων ανάδρασης, αποτελεί πρόκληση για τους επιστήμονες, μηχανισμών που ευθύνονται για την κατάλυση της ισορροπίας ενός πρανούς και την εκδήλωση αστοχίας.

Σε ότι αφορά το δεύτερο ζήτημα, επισημαίνεται ουσιαστικά η ανάγκη για την ακριβή ζωνοποίηση της επικινδυνότητας μέσω των τεχνικών και μεθόδων της Μηχανικής Μάθησης που όπως διαπιστώθηκε προσφέρουν μια καλύτερη δυνατότητα γενίκευσης. Αφορά συνεπώς στην εδραίωση του θεωρητικού υποβάθρου αλλά και στην εφαρμογή των μεθόδων της Μηχανικής Μάθησης στη Χωρική Ανάλυση που πραγματοποιείται μέσω των Γεωγραφικών Συστημάτων Πληροφοριών.

Συγκεκριμένα, βασική επιδίωξη μετά την ολοκλήρωση της παρούσης διατριβής είναι η ανάπτυξη προηγμένου ελεύθερου κώδικα λογισμικού πακέτου Γ.Σ.Π. που θα ενσωματώνει στοιχεία λογισμικού που βασίζεται σε λειτουργίες διαδικτύου.

Επιδιώκεται η ανάπτυξη ενός *client-side* διαδικτυακού Γ.Σ.Π., το οποίο θα υποστηρίζεται από μια σειρά από εργαλεία που χρησιμοποιούνται για τη συλλογή, αποθήκευση, ανάκτηση, ανάλυση και παραγωγή γεωγραφικά συσχετιζόμενων πληροφοριών και την πραγματοποίηση απλών, σύνθετων και προσαρμοσμένων εργασιών εξόρυξης και ανάλυσης δεδομένων.

Θα αποτελεί ένα ολοκληρωμένο σύστημα όπου θα υπάρχει ένα «οπλοστάσιο» μεθόδων και τεχνικών εκτίμησης της κατολισθητικής επιδεκτικότητας. Τα δεδομένα θα εισάγονται σε μορφή αρχείων ASCII και θα εκτελούνται οι ρουτίνες και υπορουτίνες με στόχο τη διαμόρφωση των χαρτών επιδεκτικότητας.

Η διαμόρφωση των βασικών ρουτίνων έχει ήδη αναπτυχθεί (Tsangaratos, 2011), χρησιμοποιώντας ως γλώσσα προγραμματισμού τη *Visual Basic 6.0*, τη *JavaScript* και *XML*, λογισμικού χωρικών αναλύσεων ανοιχτού κώδικα, *MapWindow GIS*, στοιχείων ελέγχου (*ActiveX Control*) και εφαρμογών προγραμματισμού διεπαφών (API), με στόχο την προβολή των αποτελεσμάτων του μοντέλου πρόβλεψης σε δισδιάστατο (2D) και τρισδιάστατο (3D) περιβάλλον.



Η ενσωμάτωση της τεχνολογίας των *Virtual Globes* με τη χρήση του API της *Google Earth™*, θα επιτρέψει τη δημιουργία διαδραστικών Θεματικών επιπέδων πληροφορίας από οποιοδήποτε οπτική γωνία θέασης και κλίμακας επιθυμεί ο χρήστης.

Η όλη προσπάθεια θα έχει ως αποτέλεσμα να δοθεί μια απάντηση στο ερώτημα του κατά πόσο είναι εφικτή η δημιουργία ζωνών επιδεκτικότητας και επικινδυνότητας έναντι κατολισθητικών φαινομένων σε Εθνική κλίμακα κατά αντιστοιχία με τις ζώνες σεισμικής επικινδυνότητας.

**ΕΞΕΝΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ**

1. AAMODT, A., 1994. Case-Based Reasoning: Foundational Issues. Methodological Variations & System Approaches, AI Communications, Vol. 7 Nr. 1.
2. ACKOFF, R., 1989. From Data to Wisdom. Journal of Applied Systems Analysis, vol.16, pp.3–9.
3. AGRAWAL, R., ARNING, A., BOLLINGER, T., METHA, M., SHAFER, J., SRIKANT, R., 1996. The Quest Data Mining System, *2nd Int'l Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, Portland, Oregon, USA.
4. AKGUN, A., DAG, S., BULUT, F., 2008. Landslide susceptibility mapping for a landslide prone area (Findikli, NE of Turkey) by likelihood-frequency ratio and weighted linear combination models. *Environmental Geology*, Vol. 54, pp. 1127-1143.
5. ALEOTTI, P., BALZELLI, P., DE MARCHI, D., 1996. Le reti neurali nella valutazione della suscettibilità da frana. *Geologia tecnica e ambientale* vol. 4, pp.37–47.
6. ALEOTTI, P. and CHOWDHURY, R., 1999. Landslide hazard assessment: Summary review and new perspectives. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 58(1), pp. 21-44.
7. ALEOTTI, P. 2004. A warning system for rainfall-induced shallow failures. *Engineering Geology*, 73 (3–4), pp. 247–265.
8. AMANTI, M., CARRARA, A., CASTALDO G., COLOSIMO P., GISOTTI G., GOVI M., MARCHIONNA G., NARDI R., PANIZZA M., PECCI M., VIANELLO G., 1992. Linee guida per la realizzazione di unacartografia della pericolosità geologica connessa ai fenomeni di instabilità dei versanti alla scala 1 : 50.000 (versione preliminare). Presidenza del Consiglio dei Ministri. Servizio Geologico, Progetto CARG, pp. 53.
9. ANDERTON, S. P., WHITE, S. M., ALVERA, B., 2004. Evaluation of spatial variability of snow water equivalent in a high mountain catchment. *Hydrol. Process* 18 (4), pp. 435–453.
10. ANTENUCCI, J. BROWN, K., CROSWELL, P., KEVANY, M., ARCHER, H., 1991. *Geographic Information Systems – A Guide to the Technology*, Chapman & Hall, New York, pp. 7.
11. ARGIRIS, I.D., BENARDOS, A.G., ZEVGOLIS, E.N., 2009. Quality Prediction of Fe-Ni Alloy Refined in OBM Converters with Artificial Neural Networks, *Ορυκτός Πλούτος*, Ιανουάριος – Μάρτιος 2009, no. 150, pp. 25-32.

12. ARONOFF, S., 1989. Geographic Information Systems: A Management Perspective. WDL Publication, Ottawa, Ontario, pp. 294.
13. ATKINSON, P.M., MASSARI, R., 1998. Generalized linear modeling of landslide susceptibility in the central Apennines, Italy, *Computers & Geosciences*, 24, pp. 373–385.
14. AYALEW, L., YAMAGISHI, H., 2005. The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda-Yahiko Mountains, Central Japan. *Geomorphology*, 65(1-2), pp. 15-31.
15. AYALEW, L., YAMAGISHI, H., MARUI, H., KANNO, T., 2005. Landslides in Sado Island of Japan: Part II. GIS based susceptibility mapping with comparison of results from two methods and verifications. *Eng Geol.*81, pp. 432 - 445.
16. BAECHER, G.B., CHRISTIAN, J.T., 2003. Reliability and Statistics in Geotechnical Engineering, John Wiley and Sons, London and New York, pp. 618.
17. BAEZA, C., COROMINAS, J., 2001. Assessment of shallow landslide susceptibility by means of multivariate statistical techniques. *Earth Surface Processes & Landforms*, Vol. 26, pp. 251-263.
18. BAILEY, T.C., 1990. GIS AND SIMPLE SYSTEMS FOR VISUAL, INTERACTIVE, SPATIAL-ANALYSIS, *CARTOGR J*, vol. 27, no. 2, pp. 79-84.
19. BARBIERI, G., CAMBULI, P., 2009. The weight of evidence statistical method in landslide susceptibility mapping of the Rio Pardu Valley (Sardinia, Italy). 18<sup>th</sup> World IMACS / MODSIM Congress, Cairns, Australia, 13-17 July 2009.
20. BARDOSSY, A., FODOR, J., 2004. Evaluation of uncertainties and risks in Geology., Berlin, Heidelberg, London, New York, Springer-Verlag, pp.221.
21. BECKMANN, J. F., GUTHKE, J., 1995. Complex problem solving, intelligence, and learning ability. In P. A. Frensch & J. Funke (Eds.), *Complex problem solving: The European Perspective*, Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, pp. 177-200.
22. BELLMAN R. E., 1978. Artificial intelligence: can computers think? Boyd & Fraser Pub. Co., pp. 146.
23. BENARDOS, A.G., KALIAMPAKOS, D.C., 2004a. Modelling TBM performance with artificial neural networks, *Tunneling and Underground Space Technology*, vol. 19, no. 6, pp. 597-605.
24. BENARDOS, A.G., KALIAMPAKOS, D.C., 2004b. A methodology for assessing geotechnical hazards for TBM tunnelling - illustrated by the Athens

- Metro, Greece, International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, vol. 41, no. 6, pp. 987-999.
25. BENARDOS, A.G., KALIAMPAKOS, D.C., 2006. Design of an Underground Hazardous waste repository in Greece. Tunneling and Underground Space Technology, vol.21, pp 185-196.
  26. BENARDOS, A., 2008. Artificial Intelligence in Underground Development: A case Study of TBM Performance, Underground Spaces 2008, New Forest, UK, September 8-10, pp. 21-32.
  27. BENET, A., BENET, D., 2004. Organizational survival in the new world, Butterworth-Heinemann, US, pp. 391.
  28. BENOIT, G., 2002. Data Mining. In B. Cronin (Ed.), Annual Review of Information Science and Technology (ARIST), Medford, NJ: Information Today for ASIST, vol. 36, pp. 265-310.
  29. BERRY, D.C., BROADBENT, D.E., 1995. Implicit learning in the control of complex systems: A reconsideration of some of the earlier claims. In P.A. Frensch & J. Funke (Eds.), Complex problem solving: The European Perspective Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, pp. 131-150.
  30. BERRY, J.M., LINOFF, G., 1996. Data Mining Techniques for Marketing, Sales and Customer Support. Jon Willey & Sons, Inc, pp. 643.
  31. BERKE, L. HAJELA, P., 1992. Application of artificial neural networks in structural mechanics. Struct. Optim., vol.4, pp. 85-89.
  32. BESSLER, F. T., SAVIC, D. A., WALTERS, G. A., 2003. Water reservoir control with data mining. J. Wat. Res. Plann. Mngmnt. 129 (1), pp.26-34.
  33. BINAGHI, E., LUZI, L., MADELLA, P., PERGALANI, F., RAMPINI, A., 1998. Slope instability zonation: a comparison between certainty factor and fuzzy Dempster – Shafer approaches, Natural Hazards, 17, pp.77-97.
  34. BOLSTAD, P., 2005. GIS Fundamentals: A First Text on Geographic Information Systems, Eider Press, Third Edition edition, pp. 620.
  35. BOLT, B. H., 1975. Geological Hazards. Verlag, New York: Springer, pp. 330.
  36. BONHAM-CARTER, G., 1994. Geographic Information Systems for Geoscientists: Modeling with GIS, Elsevier Science, pp. 398.
  37. BORNOVAS, J., 1974. - Note on the Seismotectonics of Greece. «Proceedings of the seminar on the seismotectonic map of the Balkan Region», Dubrovnik 1973, UNESCO, Skopje.

38. BRABB, E.E., 1984. Innovative approaches to landslide hazard and risk mapping. Proceedings of 4th International Symposium on Landslides, 1, pp. 307-324.
39. BRAUSE, R., LANGSDORF, T., HEPP, M., 1999. Neural Data Mining for Credit Card Fraud Detection. Proc. of 11th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence., Issue: July, Publisher: IEEE Comput. Soc, pp. 103-106.
40. BREINMAN, L., FRIEDMAN, J.H, OLSHEN, R.A., STONE, C. G., 1984. Classification and Regression Trees. Wadsworth International Group, Belmont, California, USA, pp. 368.
41. BREINMAN, L., 1996. Bagging Predictors. Machine Learning, vol. 24(2), pp. 123-140.
42. BROWN, A.L., KANE M.J., 1988. Preschool children can learn to transfer: Learning to learn and learning from example. Cognitive Psychology, 20, pp. 493-523.
43. BRUNN, S., CUTTER, S., HARRINGTON, J., 2004, Geography and Technology, Springer-Verlag New York Inc., pp. 613.
44. BRUNSDEN, D., 1984. Mudslides. In Slope Instability (eds D. Brunsten and D.B. Prior), Wiley, Chichester, pp. 363-418.
45. BRUNSDEN, D., 1985. Landslide types, mechanisms, recognition, identification, in Landslides in the South Wales Coalfield, edited by C. S. Morgan, Proc. Symp. April 1-3, 1985, Polytech. of Wales, UK, pp. 19-28.
46. BUHMANN D. M., 2003. Radial Basis Functions: Theory and Implementations. Cambridge University, pp. 259.
47. BUNCHANAN, B. G., 2005. A (Very) Brief History of Artificial Intelligence. AI Magazine 26(4), pp. 53-60.
48. BURROUGH, P. A., 1986. Principles of Geographical Information Systems for Land Resource Assessment, Oxford University Press, Oxford, pp. 193.
49. BURROUGH, P. A., McDONNELL, R., 1998. Principles of geographical information systems, Oxford University Press, pp. 333.
50. CAINE, N., 1980. The rainfall intensity-duration control of shallow landslides and debris flows, Geografiska Annaler, 62A, pp. 23-27.
51. CANIANI, D., PASCALE, S., SDAO, F., SOLE, A., 2008. Neural networks and landslide susceptibility: a case study of the urban area of Potenza, Natural Hazards, 45, pp. 55-72.



52. CARDINALI, M., REICHENBACH, P., GUZZETTI, F., ARDIZZONE, F., ANTONINI, G., GALLI, M., CACCIANO, M., CASTELLANI, M. and SALVATI, P., 2002. A geomorphological approach to the estimation of landslide hazards and risks in Umbria, Central Italy. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 2(1-2), pp. 57-72.
53. CARRARA, A., MERENDA, L., 1976. Landslide Inventory in Northern Calabria, Southern Italy. *Bulletin Geological Society of America*, Vol. 87, pp. 1153-1162.
54. CARRARA, A., CARDINALI, M., DETTI, R., GUZZETTI, F., PASQUI, V., REICHENBACH, P., 1991. GIS Techniques and Statistical Models in Evaluating Landslide Hazard. *Earth Surface Processes and Landforms*, Vol. 16, pp. 427-445.
55. CARRARA, A., GUZZETTI, F., CARDINALI, M., REICHENBACH, P., 1999. Use of GIS Technology in the Prediction and Monitoring of Landslide Hazard, *Natural Hazards*, Vol. 20 (2-3), pp. 117-135.
56. CASTELLANOS, A., VAN WESTEN, C.J., 2008. Qualitative landslide susceptibility assessment by multicriteria analysis: A case study from San Antonio del Sur, Guantanamo, Cuba *Geomorphology*, 94, 3-4: pp. 453-466.
57. CESTNIK, B., KONONENKO, I., BRATKO, I., 1987. Assistant 86: A knowledge-elicitation tool for sophisticated users. *Proc. of the Second European Working Session on Learning*, pp. 31-45.
58. CEVIK E., TOPAL, T., 2003. GIS-based landslide susceptibility mapping for a problematic segment of the natural gas pipeline, Hendek (Turkey). *Environ Geol* 44(8), pp. 949– 962.
59. CHACÓN, J., IRIGARAY, C., FERNÁNDEZ, T. and EL HAMDOUNI, R., 2006. Engineering geology maps: Landslides and geographical information systems. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 65(4), pp. 341-411.
60. CHANG, K.T., CHIANG, S.H., HSU, M.L., 2007. Modeling typhoon- and earthquake-induced landslides in a mountainous watershed using logistic regression. *Geomorphology* 89, pp. 335–347.
61. CHARNIAK, E., McDERMOTT, D., 1985. *Introduction to Artificial Intelligence*. Reading, Mass.: Addison-Wesley, pp. 701
62. CHEESEMAN, P., STUTZ, J., 1996. Bayesian classification (Autoclass): theory and results. in U. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro, P. Smyth, and R. Uthurusamy, eds. *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*. AAAI Press and MIT Press, Menlo Park, Ca, pp. 153-180.
63. CHEN, A., LEPTOUKH, G. G., KEMPLER, S. J., DI, L. 2009. Visualization of Earth science data using Google Earth<sup>TM</sup>, *The International Archives of the*

- Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Vol. 34, Part XXX, 2009.
64. CHEN, Y.L., TANG, K. SHEN, R.J., HU, Y.H., 2005. Market basket analysis in a multiple store environment. *Decision Support System*, vol. 40, no.2, pp. 339-354.
  65. CHOWDHURY, R., FLENTJE, P., 1998. Landslide Database for Landslide Hazard Assessment, *Proceedings Second International Conference on Environmental Management (ICEM2)*, February 10-13th 1998, Wollongong, Australia, Elsevier (Oxford) Vol. 2, pp. 1229-1237.
  66. CHUNG, C.F., FABBRI, A.G., 1993. The representation of geoscience information for data integration *Nonrenewable Resources*, 2 (2) , pp. 122–139.
  67. CHUNG, C.F., FABBRI, A.G., 1999. Probabilistic prediction models for landslide hazard mapping *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 65 (12), pp. 1389–1399.
  68. COATES, D.R., 1977. Landslide prospectives. In: *Landslides* (D.R. Coates, Ed.) Geological Society of America, pp. 3–38.
  69. COROMINAS, J., SANTACANA, N., 2003. Stability analysis of the Vallcebre translational slide, Eastern Pyrenees (Spain) by means of a GIS. *Nat Hazards* 30(3), pp.473–485.
  70. COWEN, D., 1988. GIS versus CAD versus DBMS: what are the differences? *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 54, 11, pp. 1551-1555.
  71. CROSTA, G., AGLIARDI, F., 2002. How to obtain alert velocity thresholds for large rockslides. *Phys Chem Earth*, pp. 1557–1565.
  72. CROSTA, G. B., DAL NEGRO, P., 2003. Observations and modelling of soil slip-debris flow initiation processes in pyroclastic deposits: the Sarno 1998 event. *Natural Hazards and Earth System Sciences (NHES)*, 3(1-2), pp.53–69.
  73. CROZIER, M.J., 1986. *Landslides - Causes, Consequences And Environment*. Croom Helm, London, pp. 252.
  74. CRUDEN, D.M., 1991. A simple definition of a landslide. *Bulletin of the International Association of Engineering Geology - Bulletin de l'Association Internationale de Géologie de l'Ingénieur*, 43(1), pp. 27-29.
  75. CRUDEN D.M., VARNES D. J., 1996. Landslide types and processes. In: Turner A.K.; Shuster R.L. (eds) *Landslides: Investigation and Mitigation*. Transp Res Board, Spec Rep 247, pp 36–75.

76. DAI, F.C., LEE, C.F., NGAI, Y.Y., 2002. Landslide risk assessment and management: an overview. *Engineering Geology*, 64 (1), pp. 65–87.
77. DAO, D., PEDUZZI, P., 2004. Global evaluation of human risk and vulnerability to natural hazards *Enviro-info 2004*. Sh@ring, Editions du Tricorne, Genève, isbn 282930275-3, vol. I, pp.435-446.
78. DAVENPORT, T.H., PRUSACK, L., 1998. *Working Knowledge: How Organizations Manage What They Know*. Boston: Harvard Business School Press, pp. 5.
79. DAVEY-WILSON, I.E.G., 1990. Knowledge representation using fact-segments. *Micro-Computers in Civil Engineering*. 5(3), pp. 245-250.
80. DEACON, W.R., 1896. The Vyrnwy works for the water supply of Liverpool. *Journal of the Institution of Civil Engineers*, London, vol.126, pp.24-67.
81. DEARMAN W.R., MATULA, M., 1976. Environmental aspects of Engineering Geological Mapping. *Bulletin of I.A.E.G.*, vol 14., pp. 141-146.
82. DEKETH, H.J.R., RENGERS, N., 1997. Special Lecture: The Role of Engineering Geology in Natural Hazard Reduction for Sustainable Development, *Int.Symp. of the IAEG: Engineering Geology and the Environment*, Athens, June, Balkema, Rotterdam v.4.
83. DIETRICH, W.E., REISS, R., HSU, M., MONTGOMERY, D.R. 1995. A process-based model for colluvial soil depth and shallow landsliding using digital elevation data. *Hydrological Processes*, 9, pp. 383-400.
84. DIETRICH, W.E., BELLUGI, D., REAL DE ASUA, R., 2001. Validation of the shallow landslide model, SHALSTAB, for forest management. *Water science and Application*, 2, pp. 195-227.
85. DIKAU, R., BRUNSDEN, D., SCHROTT, L. and IBSEN, M., 1996. *Landslide Recognition. Identification, Movement and Causes*. Wiley & Sons, Chichester, pp. 274.
86. DIMITROV, S., 1955. Stand und Aufgaben der Untersuchungen der magmatischen und metamorphen Komplexe Bulgariens. *Izv. Akad. Nauk. SSSR. Ser. geol.*, 1, pp. 5-15.
87. DOMINGOS, P., PAZZANI, M., 1997. Beyond independence: Conditions for the optimality of the simple Bayesian classifier. *Machine Learning* vol.29, pp. 103–130.
88. DONATI, L., TURRINI, M., 2002. An objective method to rank the importance of the factors predisposing to landslides with the GIS methodology. An application to an area of the Apennines, (Valnerina; Perugia, Italy), *Engineering Geology*, 63, pp 277–89.

89. DUEKER, K.J. 1979. Land resources information systems: a review of fifteen years' experience. *Geo-Processing*, vol.1 (2), pp. 105-128.
90. DUMAN, T.Y., CAN, T., GOKCEOGLU, C., NEFESLIOGLU, H.A., SONMEZ, H., 2006. Application of logistic regression for landslide susceptibility zoning of Cekmece Area, Istanbul, Turkey. *Environmental Geology* vol.51, pp. 241–256.
91. DUTTON, D., CONROY, G., 1996. A review of machine learning. *The Knowledge Engineering Review*, 12, 4, pp. 341-367.
92. EM-DAT: The OFDA/CRED International Disaster Database. At <http://www.cred.be/emdat>. Universite´ Catholique de Louvain. Brussels, Belgium.
93. ERACANOGLU, M., GOKCEOGLU, C., 2002. Assessment of landslide susceptibility for a landslide prone area (north of Yenice, NW Turkey) by fuzzy approach. *Environmental Geology*, Vol. 41, pp. 720-730.
94. ERACANOGLU, M., GOKCEOGLU, C., 2004. Use of fuzzy relations to produce landslide susceptibility map of a landslide prone area (West Black Sea Region, Turkey). *Engineering Geology*, 75, pp. 229–250.
95. ERMINI, L., CATANI, F., CASAGLI, N, 2005. Artificial neural networks applied to landslide susceptibility assessment. *Geomorphology* vol.66, pp. 327–343.
96. FAHLMAN, S. E., 1988. Parallel Processing in Artificial Intelligence. in *Parallel Computation and Computers for Artificial Intelligence*, J. S. Kowalik (editor), Kluwer Academic Publishers., pp. 3-19.
97. FARRELL, D., MINISKER, B., TCHENG, D., SEARSMITH, D., BOHN, J., BECKMAN, D., 2007. Data mining to improve management and reduce costs of environmental remediation. *Journal of Hydroinformatics* vol 9 no 2, pp. 107–121.
98. FAYYAD, U., PIATETSKY-SHAPIRO, G., SMYTH, P., 1996. Knowledge discovery and data mining: toward a unifying framework. In *Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining KDD-96*, Menlo Park: AAAI Press, pp. 82-88.
99. FAYYAD, U., CHAUDHURI, S., BRADLEY, P., 2000. Data mining and its role in database systems. *Proceedings of the 26<sup>th</sup> VLDB Conference*. Cairo, Egypt, Morgan Kaufmanu, 63, pp. 124.
100. FELL, R., COROMINAS, J., BONNARD, C., CASCINI, L., LEROI, E., SAVAGE, W.Z., 2008. Guidelines for landslide susceptibility, hazard and risk zoning for land use planning. *Engineering Geology*, 102 (3–4), pp. 85–98.

101. FERENTINOU, M., SAKELLARIOU, M., 2003. Slope Stability estimation using GIS, New paradigms in subsurface prediction : characterization of the shallow subsurface implications for the urban infrastructure and environmental assessment, eds Rosenbaum, S.M., Turner, A.K., pp. 135-140.
102. FERENTINOU, M., SAKELLARIOU, M., 2005. Assessing landslide hazard on medium and large scales, using self-organizing maps, in “Landslide Risk Management”, Hungr, Fell, Couture and Eberhardt (eds.), Joint 2005 International Conference on Landslide Risk Management/18th Annual Vancouver Geotechnical Society Symposium, Taylor and Francis, pp. 639-648.
103. FERENTINOU, M., SAKELLARIOU, M., 2007. Computational intelligence tools for the prediction of slope performance. Computers and Geotechnics 34 , pp. 362–384.
104. FERRE, J. RIUS, F.X., 1997. Constructing D-optimal designs from a list of candidate samples, Trends Anal. Chem. 16, pp. 70-73.
105. FLENTJE, P., STIRLING, D. and CHOWDHURY, R., 2007. Landslide susceptibility and hazard derived from a landslide inventory using data mining - an Australian case study. Proceedings of the First North American Landslide Conference. Vail, Colorado, June 2007.
106. FLOOD, I., KARTAM, N., 1994. Neural networks in civil engineering: Systems and application. J. Comp. in Civ. Eng., ASCE, 8(2), pp.131-148.
107. FOOKES, P.G., 1969. Geotechnical mapping of soils and sedimentary rock for engineering purposes with examples of practice from the Mangla Dam Project. Geotechnique, vol.19, pp.52-74.
108. FOOKES P.G., DEARMAN, W.R., FRANKLIN, J.A., 1971. Some engineering aspects of rock weathering with field examples from Dartmoor and elsewhere. W. J1. Eng. Geol., 4, pp. 139–185.
109. FRAWLEY, W.J., PIATETSKY-SHAPIRO, G., MATHEUS, C.J., 1991. Knowledge Discovery in Databases: An Overview. In Piatetsky-Shapiro, G.& Frawley, W.J. (Eds.), Knowledge discovery in databases Cambridge, MA: AAAIPress/MIT Press, pp. 1-27.
110. FREITAS, A.A., 1999. On rule interestingness measures. Knowledge-Based Systems, 12, pp. 309-315.
111. FU, P., SUN, J., 2010. Web GIS: Principles and Applications, ESRI Press, pp. 312.
112. FYSON, M., TOLL, D.G., 2007. Case-based system for slope design, Computers and Geotechnics, Volume 35, Issue 3, pp. 468-478.



113. GANESH, S., 2002. Data mining: Should it be included in the statistics curriculum? The 6th international conference on teaching statistics (ICOTS 6), Cape Town, South Africa.
114. GANGULY, A., STEINHAEUSER, K., 2008. Data Mining for Climate Change and Impacts. IEEE International Conference on Data Mining Workshops, pp. 385-394.
115. GEMITZI, A., FALALAKIS, G., ESKIOGLOU, P., PETALAS, C., 2011. Evaluating landslide susceptibility using environmental factors, fuzzy membership functions and GIS. Volume 13, No 1, pp. 28-40.
116. GLADE, T., ANDERSON, M., CROZIER, M.J., 2005. Landslide Hazard and Risk. John Wiley & Sons, Ltd., Chichester, England, pp.802.
117. GÖKCEOGLU, C. and AKSOY, H., 1996. Landslide susceptibility mapping of the slopes in the residual soils of the Mengen region (Turkey) by deterministic stability analyses and image processing techniques. Engineering Geology, 44(1-4), pp. 147-161.
118. GOMEZ, H., KAVZOGLU, T., 2005. Assessment of shallow landslide susceptibility using artificial neural networks in Jabonosa River Basin, Venezuela. Engineering Geology, Vol. 78, No. 1-2, pp. 11-27.
119. GRAY, D.H., 1994. Influence of vegetation on the stability of slopes. vegetation and Slopes: Stabilisation, Protection and Ecology, International Conference, Institution of Civil Engineers, London, pp. 1–23.
120. GREENWAY, D.R., 1987. Vegetation and slope stability. M.G. Anderson, K.S. Richards (Eds.), Slope Stability-Geotechnical Engineering and Geomorphology, Wiley, Chichester, pp. 187–230.
121. GRIMA, M. A., 2000. Neuro-Fuzzy Modelling in Engineering Geology, Balkema, Rotterdam, pp. 244.
122. GUZZETI, F., CARRARRA, A., CARDINALI, M. & REICHENBACH P., 1999. Landslide hazard evaluation: a review of current techniques and their application in a multiscale study, Central Italy. Geomorphology, 31, pp. 181–216.
123. GUZZETI, F., CARDINALI, M., REICHENBACH, P., CIPOLLA, F., SEBASTANI, C., GALLI, M., SALVATI, P., 2004. Landslides triggered by the 23 November 2000 rainfall event in the Imperia Province, Western Liguria, Italy. Eng. Geol. 73, pp.229–245.
124. GUZZETI, F., REICHENBACH, P., CARDINALI, M., GALLI, M., ARDIZZONE, F., 2005. Probabilistic landslide hazard assessment at the basin scale. Geomorphology, 72 (1–4), pp. 272–299.

125. GUZZETI, F., PERUCCACCI, S., ROSSI, M., STARK, C.P., 2008. The rainfall intensity-duration control of shallow landslides and debris flows: an update. *Landslides* 5(1), pp. 3-17.
126. HAGAN, M., DEMUTH, H., BEALE, M., 1996. *Neural Network Design*, Boston, MA: PWS Publishing, pp. 712.
127. HAMBLIN, W.K., CHRISTIANSEN, E.H., 1995. *Earth's Dynamic Systems*: Prentice Hall, New Jersey, 7th Ed., pp. 241-242.
128. HAMMERSTROM, D., 1993a. Working with Neural Networks, *IEEE Spectrum*, pp. 46-53.
129. HAMMERSTROM, D., 1993b. Neural Networks At Work, *IEEE Spectrum*, pp. 26-32.
130. HANSEN, A., 1984. Landslide hazard analysis. D. Brunsten, E. Prior (Eds.), *Slope Instability*, John Wiley & Sons, New York, pp. 523-602.
131. HAN, J., KAMBER, M., 2001. *Data mining: concepts and techniques*. The Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems, Jim Gray, Series Editor Morgan Kaufmann Publishers, pp. 550.
132. HARDING, J.A., SHAHBAZ, M., SRINIVAS, S., KUSIAK, A., 2006. Data mining in manufacturing: a review. *Journal of Manufacturing Science and Engineering* 128, pp. 969-976.
133. HAPPEL, B., MURRE, J., 1994. The Design and Evolution of Modular Neural Network Architectures. *Neural Networks*, 7, pp. 985-1004.
134. HAYKIN, S., 1999. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, 2nd ed., Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, pp. 842.
135. HAUGELAND, J., 1985. *Artificial Intelligence: The Very Idea*. Cambridge, Mass.: MIT Press, pp. 287.
136. HECHT-NIELSEN, R., 1987. Applications of counterpropagation networks. *Neural Networks*, Volume 1, Issue 2, 1988, pp. 131-139.
137. HORNIK, K., STINCHCOMBE M., WHITE, H., 1989. Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, vol. 2, pp. 359-366.
138. HUDSON, J.A., 1992. *Rock engineering systems. Theory and practice*, Ellis Horwood series in Civil Engineering, pp. 185.
139. HUGGEL, C., 2008. Impacts from climate change related hazards in high-mountain areas: a review of assessment techniques. In: Zaalishvili, V.B. (Ed.), *Dangerous Natural and Anthropogenic Geological Processes in the Mountain and Foothill Territories of Northern Caucasus*. Proceedings of the International

- Scientific Conference in Vladikavkaz, September 20-22, 2007, Russian Academy of Sciences, pp. 71-84.
140. HUTCHINSON, J.N., 1968. Mass Movement. In Encyclopedia of Geomorphology. Ed. R. W. Fairbridge. Reinhold, New York. pp. 688-695.
141. HUTCHINSON, J. N., 1988. General Report: Morphological and geotechnical parameters of landslides in relation to geology and hydrogeology, in: Proceedings of the Fifth International Symposium on Landslides, edited by: Bonnard, C., Balkema, Rotterdam, pp. 3-35.
142. HUTCHINSON, J.N., CHANDLER, M. P., 1991. A preliminary landslide hazard zonation of the undercliff of the Isle of Wight. In Slope stability engineering, development and applications. Proc. Int. Conf. On Slope stability, Isle of Wight, 15-18 April (Ed. R. J. Chandler), Thomas Telford, pp. 197-206.
143. HUTCHINSON, J.N., 1995. Keynote paper: Landslide hazard assessment. Proceedings 6<sup>th</sup> International Symposium on Landslides, Christchurch. Balkema, Rotterdam, pp. 1805-1841.
144. HUTTON, J., 1785. THEORY of the EARTH; or an INVESTIGATION of the Laws observable in the Composition, Dissolution, and Restoration of Land upon the Globe. Transactions of the Royal Society of Edinburgh, vol. I, Part II, pp.209-304, last accessed 28-02-2012 <http://www.sacred-texts.com/earth/toe/index.htm>.
145. HWANG, S., GUEVARRA, I.F., YU, B., 2009. Slope failure prediction using a decision tree: A case of engineered slopes in South Korea, Engineering Geology, Volume 104, Issues 1-2, pp. 126-134.
146. IAEG Commission on Landslides, 1990. Suggested Nomenclature for Landslides, Bull. Int. Assos. Of Engineering Geology, 441, pp. 13-16.
147. IBETSBERGER, H.J., 1996. The Tsergo Ri landslide: an uncommon area of high morphological activity in the Langthang valley, Nepal. Tectonophysics, 260, pp. 85-93.
148. ILIA, I., ROZOS D., PERRAKI Th., TSANGARATOS, P., 2009. Geotechnical and mineralogical properties of weak rocks from central Greece. Cent. Eur. J. Geosci. 1(4), pp. 431-442, DOI: 10.2478/v10085-009-0029-0.
149. ILIA, I., TSANGARATOS, P., KOUMANTAKIS, I., ROZOS, D., 2010. Application of a Bayesian approach in GIS based model for evaluating landslide susceptibility. Case study Kimi area, Euboea, Greece. 12<sup>th</sup> International Congress of the Geological Society of Greece (GSG) May, No3, pp. 1590-1600.
150. ILWIS, 2001. ILWIS 3.0 User's Guide. Aerospace Survey and Earth Sciences (ITC) Enschede, The Netherlands, pp. 530.

151. INSIGHTFUL MINER 3.0 USER GUIDE, <http://www.solutionmetrics.com.au/support/iminer30/uguide.pdf>
152. JADE, S., SARKAR, S., 1993. Statistical Model for Slope Instability Classifications. *Engineering Geology*, 36, pp. 71-98.
153. JENSON, S.K., 1991. Application of hydrologic information automatically extracted from digital elevation models, *Hydrologic Processes*, 5(1), pp.31-44.
154. JIBSON, R. W., HARP, E. L., MICHAEL, J. A., 1998. A method for producing digital probabilistic seismic landslide hazard maps: an example from the Los Angeles, California Area. U.S. Geological Survey.
155. JUANG, C.H., LEE, D.H., SHEU, C., 1992. Mapping slope failure potential using fuzzy sets. *J. Geotech. Eng. Div., ASCE*, 118, pp. 475-493.
156. KANUNGO, D.P., ARORA, M.K., SARKAR, S., GUPTA, R.P., 2006. A comparative study of conventional, ANN black box, fuzzy and combined neural and fuzzy weighting procedures for landslide susceptibility zonation in Darjeeling Himalayas. *Engineering Geology*, Vol. 85, pp. 347-366.
157. KASKI, S., 1997. Data exploration using self-organizing maps, *Acta Polytechnica Scandinavica, Mathematics, Computing and Management in Engineering Series No. 82*, Espoo pp. 57.
158. KAWABATA, D., BANDIBAS, J., 2009. Landslide susceptibility mapping using geological data, a DEM from ASTER images and an Artificial Neural Network (ANN). *Geomorphology*, vol.113, (1-2), Publisher: Elsevier B.V., pp. 97-109.
159. KENNARD, R.W., STONE, L., 1969. Computer aided design of experiments. *Technometrics* 11, pp. 137-148.
160. KILIAS, A., MOUNTRAKIS, D., 1990. Kinematics of the crystalline sequences in the Western Rhodope massif. *Geol. Rhodop.*, 2, pp. 100-116.
161. KLEINBERG, J., 2000. Detecting a Network Failure. *Proc. 41st IEEE Symposium on Foundations of Computer Science*.
162. KOHONEN, T., 1995. *Self – Organizing Map*, 2<sup>nd</sup> edition, Springer- Verlag, Berlin, pp. 113.
163. KOOLHOVEN, W., WIND, J., 1996. Domains in ILWIS: system knowledge about meaning of data". *Proceedings of the second joint European conference & exhibition on Geographical information*, Barcelona, Spain (IOS Press) I, pp.77-80.
164. KOUKIS, G., ZIOURKAS, C., 1991. Slope instability phenomena in Greece: A statistical analysis. *Bulletin of IAEG*, 43, pp. 47-60.

165. KOUKIS, G., TSIAMBAOS, G., SABATAKAKIS, N., 1997. Landslide movements in Greece: Engineering geological characteristics and environmental consequences. Proceedings International Symposium of Engineering Geology and the Environment, Athens, June 23-27(1), pp. 789-792.
166. KOUMANTAKIS, I., ROZOS, D., MARKANTONIS, K., TSAGARATOS, P., 2005. Engineering geological conditions, related ground failures and proposed measures, along the part of Peloponnesian railway line, Greece. Proceedings of Intern. Symposium Geoline 2005, BRGM (Abstracts in Proc., papers in CD-ROM), Lyon France 2005.
167. KOUMANTAKIS, I., ROZOS, D., TSAGARATOS, P., 2007: Underground space development in Attica County in relation with its geological structure. 11th ACUUS International Conference “Underground space: Expanding the Frontiers”. V1, pp 221-229, Athens Greece.
168. KRONBERG, P., MEYER, W., PILGER, A., 1970. Geologie der Rila-Rhodope Masse zwischen Strimon und Nestos (Nordgriechenland). Beih. Geol. Jb., 88, pp.133-180.
169. KUONEN, D., 2004. Data mining and statistics: what is the connection? The Data Administration Newsletter, *Published in TDAN.com*.
170. KURZWEIL, R., 1990. The Age of Intelligence, MIT Press, pp. 580.
171. LAN, H. X., ZHOU, C. H., WANG, L. J., ZHANG, H. Y., LI, R. H., 2004. Landslide hazard spatial analysis and prediction using GIS in the Xiaojiang watershed, Yunan, China, Engineering geology, 76, 1-2, pp. 109-128.
172. LEE, S., CHOI, J., MIN, K., 2002. Landslide susceptibility analysis and verification using the Bayesian probability model, Environmental Geology, vol. 43, pp. 120-131.
173. LEE, S., RYU, J.H., MIN, K., WON, J.S., 2003a. Landslide susceptibility analysis using GIS and artificial neural network. Earth Surface Processes & Landforms, Vol. 27, pp.1361-1376.
174. LEE, S., RYU, J.H., MIN, K., WON, J.S., 2003b. Landslide susceptibility analysis using artificial neural network at Boun, Korea. Environmental Geology, Vol. 44, pp. 820-833.
175. LEE, S., RYU, J.H., MIN, K., WON, J.S., 2006. The application of neural networks to landslide susceptibility mapping at Janghung, Korea. Mathematical Geology, Vol.38, No. 2, pp. 199-220.
176. LEE, S., CHOI, J., MIN, K., 2004a. Probabilistic landslide hazard mapping using GIS and remote sensing data at Boun, Korea. International Journal of Remote Sensing, Vol.25, pp.2037-2052.



177. LEE, S., RYU, J.H., WON, J.S., PARK, H.J., 2004b. Determination and application of the weights for landslide susceptibility mapping using an artificial neural network. *Engineering Geology*, Vol. 71, pp. 289-302.
178. LEROI, E., 1996. Landslide hazard – Risk maps at different scales: objectives, tools and developments. In: 7th Proceedings International Symposium Landslides, Trondheim, 1, pp. 35-52.
179. LEIBOWITZ, J., 2003. *The Knowledge Management Handbook*, CRC Press LLC, pp. 328.
180. LIATI, A., MPOSKOS, E., 1990. Evolution of the eclogites in the Rhodope Zone of the northern Greece. *Lithos*, vol. 25, pp. 89-99.
181. LIATI, A., SEIDEL, E., 1996. Metamorphic evolution and geochemistry of kyanite eclogites in central Rhodope, northern Greece. *Contrib. Mineral. Petrol.*, 123, pp. 293-307.
182. LIN, C. T., LEE, C. S. G., 1996. *Neural Fuzzy Systems: A Neuro-fuzzy Synergism to Intelligent Systems*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, pp. 797.
183. LIN, M. L., TUNG, C. C., 2004. A GIS-Based Potential Analysis of the Landslides Induced by the Chi\_Chi Earthquake. *Engineering Geology* , vol. 71, pp. 63-77.
184. LOHNINGER, H., 1999. *Teach/Me – Data Analysis, Handbook*; Springer-Verlag, Berlin, pp. 100.
185. LONG, N.T., 2008. Landslide susceptibility mapping of the mountainous area in a Luoi district, Thua Thien Hue province, Vietnam , Phd Thesis, Vrije Universiteit Brussel, FACULTY OF ENGINEERING, Department of Hydrology and Hydraulic Engineering, pp. 255.
186. LUGER, G., STUBBLEFIELD, W., 2004. *Artificial Intelligence: Structures and Strategies for Complex Problem Solving* (5th ed.). The Benjamin/Cummings Publishing Company, Inc., pp. 740.
187. LUZI, L., PERGALANI, F., 1999. Slope Instability in Static and Dynamic Conditions for Urban Planning: the ‘Oltre Po Pavese’ Case History (Regione Lombardia – Italy), *Natural Hazards* 20, 1, pp. 57-82.
188. LUZI, L., PERGALANI, F., 2000. A correlation between slope failures and accelerometric parameters: the 26 September 1997 earthquake (Umbria-Marche, Italy). *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, vol.20, pp. 301-313.
189. LYELL, C., 1830. *Principles of Geology. The modern changes of the earth and its inhabitants considered as illustrative of geology*. D. Appleton, pp. 834.

190. MAIER, H.R., DANDY, G.C., 2000. Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications. *Environmental Modelling and Software*, 15(1), pp. 101-123.
191. MANCINI, F., CEPPI, C., RITROVATO, G., 2010. GIS and statistical analysis for landslide susceptibility mapping in the Daunia area, Italy, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 10, pp. 1851–1864.
192. MAHALANOBIS, P. C., 1936. On the generalized distance in statistics. *Proceedings of the National Institute of Sciences of India* 2 (1): pp. 49–55.
193. MAHARAJ, R., 1993. Landslide processes and landslide susceptibility analysis from an upland watershed: a case study from St. Andrew, Jamaica, West Indies. *Engineering Geology*, 34, pp. 53-79.
194. MAGLIULO, P., DI LISIO, A., RUSSO, F., 2009. Comparison of GIS-based methodologies for the landslide susceptibility assessment. *GeoInformatica* 13(3), pp. 253-265.
195. MAGUIRE, J., D., GOODCHILD M., RHIND, D., Editors, 1991. *Geographic Information Systems: Principles and Applications*. Longman/Wiley, pp. 447.
196. MALCZEWSKI, J., 1999. *GIS and Multicriteria Decision Analysis*, John Wiley and Sons, New York, NY, pp.392.
197. MANDIC, D., CHAMBERS, J., 2001. *Recurrent Neural Networks for Prediction: Learning Algorithms, Architectures and Stability*. Wiley, pp. 285.
198. MANNING, C., SCHUTZE, H., 1999. *Foundations of Statistical Natural Language Processing*. The MIT Press, pp. 680.
199. MANTOVANI, F., GRACIA, F.J., DE COSMO, P.D. and SUMA, A., 2010. A new approach to landslide geomorphological mapping using the Open Source software in the Olvera area (Cadiz, Spain). *Landslides*, 7(1), pp. 69-74.
200. MARBLE, D.F., PEUQUET, D.J., 1983. *Geographic Information Systems and remote sensing*. In Colwell R.N. (eds) *Manual of Remote Sensing*, Bethesda, MD: ASPDS.
201. MARCOULIDES, G., HERSHBERGER, S., 1997. *Multivariate Statistical Methods: A First Course*. Hillsdale, NJ, Lawrence Erlbaum Associates.
202. MARTENS, H., NAES, T., 1991: *Multivariate Calibration*. - Wiley, Chichester, pp. 438.
203. MASTERS, T., 1993. *Practical neural network recipes in C++*. San Diego, CA, USA: Academic Press Professional, Inc., pp. 493.

204. MAYORAZ, F., CORNU, T., VULLIET, L., 1996. Using neural networks to predict slope movements. In: 7th Proceedings International Symposium Landslides, Trondheim, 1, pp. 295-300.
205. McLACHLAN, G. J., 1992. Discriminant Analysis and Statistical Pattern Recognition, New York, Wiley, pp. 526.
206. MEHROTRA, K., MOHAN, C.K., RANKA, S., 1997. Elements of Artificial Neural Networks. The MIT Press, Boston, pp. 344.
207. MELCHIORRE, C., MATTEUCCI, M., AZZONI, A., ZANCHI, A., 2008. Artificial neural networks and cluster analysis in landslide susceptibility zonation. *Geomorphology* 94, pp. 379–400.
208. MENARD, S., 1995. Applied logistic regression analysis. Sage Univ. Paper series on Quantitative Applications in the Social Sciences series no. 07-106. Thousand Oaks (CA): Sage, pp.98.
209. MILLER, G. F., TODD, P. M., HEGDE, S. U., 1989. Designing neural networks using genetic algorithms. In Scha er, J. D., editor, Proceedings of third International conference on Genetic Algorithms, pp. 379-384.
210. MINER, A.S., FLENTJE, P., MAZENGARB, C., WINDLE, D.J., 2010. Landslide Recognition using LiDAR derived Digital Elevation Models – Lessons learnt from selected Australian Examples. IAEG Geology and the Environment Congress. Auckland, 5-10 September 2010.
211. MILES, S.B., HO, C.L., 1999. Applications and issues of GIS as tool for civil engineering modeling, *Journal of computing in civil engineering*, ASCE, Vol.13, No.3, pp. 144-161.
212. MITCHELL, T., CARBONELL, J., MICHALSKI (eds.), 1986. Machine Learning: A Guide to Current Research, Kluwer Academic Publishers, pp. 429.
213. MITCHELL, T., 1997. Machine Learning. McGraw-Hill, pp. 414.
214. MODIS, K., SOFIANOS, A.I., KOLOVOS, A., 2004. Bayesian maximum entropy solution of the stochastic axisymmetric displacements problem around an excavation, in light of site-specific information. *Advances in Mineral Resources Management and Environmental Geotechnology*, Hania, pp. 145-150.
215. MOORE, I.D., 1996. Hydrologic modelling and GIS. In: GIS and environmental modeling: progress and research issues. GIS world books 1996.
216. MOREAU, Y., VANDEWALLE, J., 1997. Detection of Mobile Phone Fraud Using Supervised Neural Networks: A First Prototype. Proc. of 1997 International Conference on Artificial Neural Networks, pp. 1065-1070.

217. MONTGOMERY, D. R., DIETRICH, W. E., 1994. A physically based model for the topographic control of shallow land sliding. *Water Resources Research*, 30 (4), pp. 1153- 1171.
218. MONTGOMERY, D. R., SCHMIDT, K. M., GREENBERG, H. M., DIETRICH, W. E., 2000. Forest clearing and regional landsliding. *Geology* vol.28, pp.311-314.
219. MOZER, M. C., WOLNIEWUCZ, R., GRIMES, D. B., JOHNSON, E., KAUSHANSKY, H., 2000. Predicting subscriber dissatisfaction and improving retention in the wireless telecommunications industry. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 11(3), pp. 690–696.
220. MPOSKOS, E., 1989. High-pressure metamorphism in gneisses and schists in the East Rhodope zone (N. Greece). *Mineral. Petrol.*, 41, pp. 25-39.
221. MPOSKOS, E., LIATI, A., 1993. Metamorphic evolution of metapelites in the high-pressure terrain of the Rhodope Zone, Northern Greece. *Can. Mineral.*, 31, pp. 401-424.
222. MPOSKOS, E., KROHE, A., 2000. Petrological and structural evolution of continental high pressure (HP) metamorphic rocks in the Alpine Rhodope Domain (N. Greece). *Proc. 3rd Int. Confer. Geol. Eastern Mediter.*, Nicosia, eds Panayides I., Xenophontos C., Malpas J., Hermes Ltd Printers, pp. 221-232.
223. MUKERJ, T., JORSTAD, A., AVSETH, P., MAVCO, G., GRANLI, J. R., 2001. Mapping lithofacies and pore-fluid probabilities in a North Sea reservoir: seismic inversions and statistical rock physics. *Geophysics*, vol. 66, pp. 988-999.
224. MURTHY, S., 1998. Automatic construction of decision trees from data: A multidisciplinary survey. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2(4), pp. 345-389.
225. NANDI, A., SHAKOOR, A., 2008. Application of logistic regression model for slope instability prediction in Cuyahoga River Watershed, Ohio, USA. In *Georisk*, Taylor & Francis Publication, v 2; no. 1, pp. 16-27.
226. NANDI, A., SHAKOOR, A., 2010. A GIS-based landslide susceptibility evaluation using bivariate and multivariate statistical analyses, *Engineering Geology*, Volume 110, Issues 1–2, 10, pp.11-20.
227. NAUCK, D., KRUSE, R., 1997. Function Approximation by NEFPROX, in *Proc. Second European Workshop on Fuzzy Decision Analysis and Neural Networks for Management, Planning, and Optimization (EFDAN'97)*, (Dortmund), pp. 160-169.

228. NAWARI, N.O. LIANG, R., NUSAIRAT, J., 1999. Artificial intelligence techniques for the design and analysis of deep foundations, *Electron. J. Geotech. Eng.*, <http://geotech.civeng.okstate.edu/ejge/ppr9909/index.html>.
229. NEAUPANE, K.M, ACHET, S.H., 2004. Use of backpropagation neural network for landslide monitoring: a case study in the higher Himalaya. *Eng Geol* 74, pp.213–226.
230. NEFESLIOGLU, H.A., GOKCEOGLU, C., SONMEZ, H., 2008. An assessment on the use of logistic regression and artificial neural networks with different sampling strategies for the preparation of landslide susceptibility maps. *Engineering Geology*, Vol. 97, pp. 171-171.
231. NEFESLIOGLU, H.A., SEZER E., GOKCEOGLU, C., A. S. BOZKIR, A.S., T. Y. DUMAN, T. Y., 2010. Assessment of Landslide Susceptibility by Decision Trees in the Metropolitan Area of Istanbul, Turkey, *Mathematical Problems in Engineering* Volume 2010 (2010), Article ID 901095, 15 pages doi:10.1155/2010/901095.
232. NETELER, M., MITASOVA H., 2008, *Open Source GIS: A Grass GIS Approach*, pp. 406.
233. NEUHAUSER, B., TERHORST, B., 2007. Landslide susceptibility assessment using “weights-of-evidence” applied to a study area at the Jurassic escarpment (SW-Germany), *Geomorphology*, Volume 86, Issues 1–2, 15, pp. 12-24.
234. NEWMARK, N. M., 1965. Effects of earthquakes on dams and embankments. *Geotechnique*, 15 (2), pp. 130-159.
235. NGUGEN, D., WIDROW, B., 1990. Improving the learning speed of 2-layer neural networks by choosing initial values of the adaptive weights. *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, vol.3, pp. 21-26.
236. NILSSON, N., 1998. *Artificial Intelligence: A New Synthesis*, San Francisco: Morgan Kaufmann, pp. 514.
237. NISBET, R., ELDER J., MINER, G., 2009. *Statistical Analysis and Data Mining Applications*, Academic Press Publications, pp. 128-133.
238. NONAKA, I., HIROTAKA, T., 1995. *The Knowledge Creating Company*, Oxford University Press, pp. 59.
239. PACHAURI, A.K., PANT , M., 1992. Landslide hazard mapping based on geological attributes, *Engineering Geology*, vol. 32, pp. 81–100.
240. PACHAURI, A.K., GUPTA, P.V., CHANDER, R., 1998. Landslide Zoning in a Part of the Garhwal Himalayas. *Environ. Geol.*, 36 (3–4), pp. 325–334.



241. PACK, R. T., TARBOTON, D. G., GOODWIN, C. N., 1998. The SINMAP Approach to Terrain Stability M BNapping. Proceedings - International Congress of the International Association for Engineering Geology and the Environment, Balkema, Rotterdam, Netherlands, pp. 1157-1165.
242. PAHIKKALA, T., BOBERG, J., SALAKOSKI, T., 2006. Fast n-fold cross-validation for regularized least-squares. In Honkela, T., Raiko, T., Kortela, J., and Valpola, H., editors, Proceedings of the Ninth Scandinavian Conference on Artificial Intelligence (SCAI 2006), Espoo, Finland, pp. 83–90.
243. PANOY, K., SOFIANOS, A.I., 2002(a). A fuzzy multicriteria evaluation system for the assessment of tunnels vis a vis surface roads: theoretical aspects – Part I. Tunnelling and Underground Space Technology, 17, pp. 195-207.
244. PANOY, K., SOFIANOS, A.I., 2002(b). A fuzzy multicriteria evaluation system for the assessment of tunnels vis a vis surface roads: the WPMA case – part II. Tunnelling and Underground Space Technology, 17, pp. 209-219.
245. PAOLINI, L., VILLALBA, R., GRAU, H.R., 2005. Precipitation variability and landslide occurrence in a subtropical mountain ecosystem of NW Argentina. Dendrochronologia, 22(3), pp.175–180.
246. PAPANIKOLAOU, D., PANAGOPOULOS, A., 1981. On the structural style of Southern Rhodope, Greece. Geol. Balcan., 11/3, pp. 13-22.
247. PAPAZACHOS, B.C., KIRATZI, A.A., KARAKOSTAS, B.G., 1997. Toward an homogeneous moment magnitude determination in Greece and surrounding area. Bull. Seism. Soc. Am., vol.87, pp. 474-483.
248. PASEK J., 1973. Landslides and Other Mass Movements, Bulletin, International Association of Engineering Geology, 8, pp. 64–66.
249. PEVERLY, S. T., 1991. Problems with the knowledge-based explanation of memory and development. Review of Educational Research, 61, pp. 71-93.
250. PHUA, C., ALAHAKOON, D., LEE, V., 2004. Minority Report in Fraud Detection: Classification of Skewed Data, SIGKDD Explorations 6(1), pp. 50-59.
251. PIARETKSY-SHAPIRO, G., 1999. The data-mining industry coming of age. IEEE Intelligent Systems, Vol. 14, No. 6, pp. 32-34.
252. PIDWIMY, M., 2006. Introduction to Geographic Information Systems. Fundamentals of Physical Geography, 2nd Edition. Date viewed 28/2/2012, <http://www.physicalgeography.net/fundamentals/2f.html>.
253. PISTOCCHI, A., LUZI, L., NAPOLITANO, P., 2002. The use of predictive modeling techniques for optimal exploitation of spatial databases: a case study

- in landslide hazard mapping with expert system-like methods. *Environmental Geology* 41, pp. 765-75.
254. PLAYFAIR, J., 1802. *Illustrations of the Huttonian Theory of the Earth*, reprint Cambridge University Press, 2011, pp.554.
255. POOLE, D., MACKWORTH, A., GOEBEL, R., 1998. *Computational Intelligence: A Logical Approach*. New York: Oxford University Press, pp. 558.
256. POPESCU, M.E., 1996. From Landslide Causes To Landslide Remediation, Special Lecture. Proc. 7<sup>th</sup> Int. Symp. on Landslides, Trondheim, 1, pp. 75-96.
257. PRADHAN, B., LEE, S., BUCHROITHNER, M.F., 2009. Use of geospatial data for the development of fuzzy algebraic operators to landslide hazard mapping: a case study in Malaysia. *Applied Geomatics* 1, pp. 3-15.
258. PRADHAN, B., LEE, S., 2009. Landslide risk analysis using artificial neural network model focusing on different training sites. *International Journal of Physical Sciences* 4 (1), pp. 1–15.
259. PUCHWEIN, G., 1988. Selection of calibration samples for near-infrared spectrometry by factor analysis of spectra, *Anal. Chem.* 60, pp. 569-573.
260. QUINLAN, J. R., 1986. *Induction of Decision Trees*. Machine. Learning. 1, 1, pp. 81-106.
261. QUINLAN, J. R., 1993. *C4.5: programs for machine learning*. Morgan Kaufmann series in machine learning Representation and Reasoning Series. pp. 302.
262. RANSOME, F., 1928. Directions of progress in economic geology. *Economic Geology*, Vol. 23, pp. 119-131.
263. RADBRUCH-HALL, D.H, VARNES D.J, SAVGE, W.Z, 1976. Gravitational speeding of steep-sided ridges (“sacking”) in Western United States, *Bull. Int. Assoc. Eng. Geol.*, 14 (1976), pp. 23–35.
264. REICHENBACH, P., GUZZETTI, F., CARDINALI, M., 1998. Map of sites historically affected by landslides and floods. The AVI project, 2<sup>nd</sup> edition, CNR GNDCI publication number 1786, 1998, Scale 1:1.200.000.
265. REZAEI, M., KHAYYAM, M., AHMADI, M., FARAJZADEH, M., 2007. Mapping susceptibility landslide by using the weight-of-evidence model: a case study in Merek Valley, Iran. *Journal of Applied Science*, 7(22), pp. 3342-3355.
266. RIB, H.T., LIANG, T., 1978. Recognition and identification: landslides-analysis and control special report, 176, National Academy of Sciences, Transport Research Board, Washington D.C., pp. 34–80.

267. RICH, E., KNIGHT, K., 1991. Artificial Intelligence, 2<sup>nd</sup> Edition. McGraw-Hill, New York, New York, pp. 621.
268. RIEDL, A., 2007. Digital globes. In: Cartwright W, Peterson MP, Gartner G (eds), Multimedia cartography. Springer, Heidelberg, pp. 255–266.
269. RITSCHARD, G., ORIS, M., 2005. Dealing with Life Course Data in Demography: Statistical and Data mining Approaches, in R. Levy, P. Ghisletta, J.-M. Le Goff, D. Spini et E. Widmer (eds.), Towards an Interdisciplinary Perspective on the Life Course, Advances in Life Course Research, Vol. 10. Amsterdam: Elsevier, pp. 283-314.
270. ROSENBAUM, M. S., CULSHAW, M. G., 2003. Communicating the risks arising from geohazards. Journal of the Royal Statistical Society' Series A (Statistics in Society), 166, pp. 261 -288.
271. ROUSSEEUW, P.J., LEROY, A.M., 1987. Robust Regression and Outlier Detection, New York: John Wiley & Sons, Inc., pp. 329.
272. ROZOS, D., MARKANTONIS, K., KOUMANTAKIS, I., 2005. A contribution to the study of landslide phenomena in Greek territory. Some cases from Attica, Boeotia and Euboea counties. Proceedings of International Symposium Geoline 2005, BRGM (Abstracts in Proc., papers in CD-ROM), Lyon France.
273. ROZOS, D., TSAGARATOS, P., MARKANTONIS, K., SKIAS, S., 2006. An application of Rock Engineering System (RES) method for ranking the instability potential of natural slopes in Achaia County, Greece. Proc. of XI<sup>th</sup> International Congress of the Society for Mathematical Geology, S08-10, University of Liege Belgium.
274. ROZOS, D., PYRGIOTIS, L., SKIAS, S., TSAGARATOS, P., 2008. An implementation of rock engineering system for ranking the instability potential of natural slopes in Greek territory. An application in Karditsa County. Landslides, Vol. 5 no3, pp. 261-270.
275. RUMELHART, D.E., HINTON G.E., WILLIAMS R.J., 1986. Learning internal representations by error propagation. In D.E and J.L. Mc Clelland. Eds Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure cognition MIT Press, Cambridge MA, pp. 318-362.
276. RUSSELL, S. J., NORVIG, P., 2003. Artificial Intelligence: A Modern Approach (2nd ed.), Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, pp. 1132.
277. SAATY, T.L, 1980. The Analytic Hierarchy Process, NY, McGraw Hill.
278. SAATY, T.L, 1986. Axiomatic foundation of the Analytic Hierarchy Process, Management Science, 32, pp.841-855.

279. SAKELLARIOU, M. G., FERENTINOU, M. D., 2001. GIS-Based Estimation of Slope Stability, *Natural Hazards Review (ASCE)*, vol. 2, pp. 12-21.
280. SAKELLARIOU, M. G., FERENTINOU, M. D., 2005. A study of slope stability prediction using neural network. *Geotechnical and Geological Engineering*, vol. 23, pp. 419-445.
281. SALCHENBERGER, L., CINAR, E., LASH, N., 1992. Neural networks: a new tool for predicting thrust failures. *Decision Sciences*, vol.23, No. 4, pp. 899-916.
282. SALVATI, P., GUZZETTI, F., REICHENBACH, P., CARDINALI, M., STARK, C. P, 2003.: Map of landslides and floods with human consequences in Italy, CNR Gruppo Nazionale per la Difesa dalle Catastrofi Idrogeologiche Publication n. 2822, scale 1:1 200 000.
283. SALVATI, P., BIANCHI, C., ROSSI, M., GUZZETTI, F., 2010. Societal landslide and flood risk in Italy *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 10 (2010), pp. 465-483.
284. SANDEMAN, E., 1901. The Burrator works for the water supply of Plymouth. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers*, vol 156, pp. 4-41.
285. SARKAR, S., KANUNGO, D.P., PATRA, A.K., KUMAR, P., 2008. GIS Based Spatial Data Analysis for Landslide Susceptibility Mapping. *Journal of Mountain Science* 5 (1), pp. 52-62.
286. SAVAGE, W. Z., GODT, W. J., BAUM, R. L., 2004. Modeling time-dependent slope stability. *Proceedings IX International Symposium on Landslides, Rio de Janeiro, Brazil*, pp. 23-38.
287. SCHMIDHUBER, J., 1989. A local learning algorithm for dynamic feedforward and recurrent networks. *Connection Science*, 1(4) pp. 403-412.
288. SCHON, J. H., 2004. *Physical Properties of Rocks': Fundamentals' and Principles of Petrophysics*. Pergamon Press. *Handbook of Geophysical Exploration: Seismic Exploration Series*, pp. 18.
289. SCHUSTER, R.L., 1996. Socioeconomic significance of landslides. In: A.K. Turner & R.L. Schuster (Editors), *Landslides: Investigation and Mitigation*. National Academic Press, Washington, DC, Special Report, 247, pp.12-36.
290. SHARIFI, M.A., RODRIGUEZ, E., 2002. Design and development of a planning support system for policy formulation in water resources rehabilitation : the case of Alcazar De San Juan district in aquifer 23, La Mancha, Spain. In: *Journal of Hydroinformatics*, vol.4(3), pp. 157-175.

291. SHARIFI, M.A., VAN KEULEN, H., 1994. A decision support system for land use planning at farm enterprise level. In: *Agricultural systems*, vol.45(3), pp. 239-257.
292. SHARMA, L.P., PATEL, N., GHOSE, M.K., DEBNATH, P., 2009. Influence of Shannon's entropy on landslide-causing parameters for vulnerability study and zonation—a case study in Sikkim, India, *ARABIAN JOURNAL OF GEOSCIENCES* DOI: 10.1007/s12517-010-0205-3, pp.11.
293. SHANNON, C., 1948. A Mathematical Theory of Communication. *Bell System Technical Journal* 27 (July and October): pp. 379–423, 623–656.
294. SHORTLIFFE, E.H.; BUCHANAN, B.G., 1975. A model of inexact reasoning in medicine". *Mathematical Biosciences* 23 (3-4), pp. 351–379.
295. SIETSMA, J., DOW, F., 1991. Creating artificial neural networks that generalize. *Neural Networks*, vol.4, pp. 67-79.
296. SIMKOWITZ, H. J., 1988. Transportation applications of geographic information systems. *Computers, Environment and Urban Systems* vol.12, pp. 253–71.
297. SIDDLE, H., JONES, D., PAYNE, H., 1991. Development of a methodology for landslide potential mapping in the Rhondda Valley In: Chandler RJ (ed) *Slope stability engineering*. Thomas Telford, London, pp. 137–142.
298. SIDLE, R.C., OCHIAI, H., 2006. Landslides: processes, prediction, and land use. *American Geophysical Union, Water Resour. Monogr.* 18, pp. 350.
299. SKEMPTON, A.W., HUTCHINSON, J.N. 1969. Stability of Natural Slopes and Embankment Foundations. *Proc.,7th International Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering*, Mexico City, State-of-the-Art, pp. 291-340.
300. SNEE, R.D., 1977. Validation of regression models: Methods and examples. *Technometrics* 19(4), pp. 415-428.
301. SOETERS, R. and VAN WESTEN, C.J., 1996. Slope instability recognition, analysis, and zonation. *Special Report - National Research Council, Transportation Research Board*, 247, pp. 129-177.
302. SU, F., ZHOU, C., LYNE, V., DU, Y., SHI, W., 2002. A data-mining approach to determine the spatio-temporal relationship between environmental factors and fish distribution. *Ecol. Modell.* 174 (4), pp. 421–431.
303. SUZEN, M.L., DOYURAN, V., 2004. Data driven bivariate landslide susceptibility assessment using geographical information systems: a method and application to Asarsuyu Catchment, Turkey. *Engineering Geology* 71 (3–4), pp. 303–321.



304. SWANSON, H.L., 1990. Influence of metacognitive knowledge and aptitude on problem solving. *Journal of Educational Psychology*, 32, pp. 306-314.
305. TAN, P., STEINBACH, M., KUMAR, V., 2005. *Introduction to Data Mining*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc. Boston, MA, USA, pp. 769.
306. TANG, Z., MACLENNAN, J., 2005. *Data Mining with Sql Server 2005*. Wiley, pp. 480.
307. TERLIEN, M., VAN ASCH, T., VAN WESTEN, C. J., 1995. Deterministic modelling in GIS-based landslide hazard assessment. *Geographical Information Systems in Assessing Natural Hazards*, Kluwer Academic Publishing, the Netherlands, pp. 57–77.
308. TER-STEPANIAN, 1985. *Beginning of the Quinary or the Technogene. Engineering-geological Analysis*. Armenian Academy of Sciences Press, Yerevan, pp. 100.
309. TERZAGHI, K., 1950. Mechanism of Landslides. In *Application of Geology to Engineering Practice* (S. Paige, ed.), Geological Society of America, New York, pp. 566.
310. TOKAR, A. S., JOHNSON, P. A., 1999. Rainfall-runoff modeling using artificial neural networks. *J. Hydrologic Eng.*, 4(3), pp. 232–239.
311. TOLL, D.G., 1996. Artificial Intelligence Systems for geotechnical engineering with specific reference to the ground improvement, 10<sup>th</sup> European Young Geotechnical Engineers Conference Izmir, Turkey.
312. TOLL, D.G., 2008. International Data Exchange: The Future for Geo-engineering. The 12th International Conference of International Association for Computer Methods and Advances in Geomechanics (IACMAG) 1-6 October, 2008, Goa, India.
313. TSANGARATOS, P., KOUMANTAKIS, I., ROZOS, D., 2005. Landslide phenomena in granitic formations environments, geotechnical approach and classification, Eastern Aegean Islands of Ikaria and Naxos, Greece. *Proceedings of Intern. Symposium Geoline 2005*, BRGM (Abstracts in Proc., papers in CD-ROM), Lyon France.
314. TSAGARATOS, P., KOUMANTAKIS, I., 2006. Estimation of the manifestation of landslide phenomena on granitic formations, induced by seismic activity. Case study of mountainous mass of Central Rhodope, Greece. *Geophysical Research Abstracts*, Vol. 8, 03622, 2006, SRef-ID: 1607-7962/gra/EGU06-A-03622.

315. TSAGARATOS, P., 2008. Development of a graphical user interface (GUI) application for the management of borehole data, Geophysical Research Abstracts, Vol. 10, EGU 2008-A-06732.
316. TSANGARATOS, P., KOUMANTAKIS, I., ROZOS, D., 2010. GIS-based application for geotechnical data managing. 12<sup>th</sup> International Congress of the Geological Society of Greece (GSG) May, No3, pp. 1656-1666.
317. TSANGARATOS, P., ILIA, I., ROZOS, D., 2011. Case Event System for landslide susceptibility analysis. The Second World Landslide Forum Abstracts, WLF2 - 2011– 0389, Rome, pp. 10.
318. TSANGARATOS, P., 2011. Virtual globes and geological modeling. International Journal of Geosciences, Vol. 2, No 4, pp.648-656.
319. TURRINI, M.C., VISINTAINER, P., 1998. Proposal of a method to define areas of landslide hazard and application to an area of the Dolomites, Italy. Engineering Geology 50, pp. 255–65.
320. TVERSKY, A., 1977. Features of similarity. Psychological Review, vol.84, pp. 327–352.
321. TZAMOS, A., SOFIANOS, A.I., 2006. Extending the Q system's prediction of support in tunnels employing fuzzy logic and extra parameters. International Journal of Rock Mechanics & Mining Sciences, 43, pp. 938-949.
322. TZAMOS, A., SOFIANOS, A.I., 2007. A correlation of four rock mass classification systems through their fabric indices. International Journal of Rock Mech. & Mining Sciences, 44, pp. 477-495.
323. UN DHA, 1992. Internationally Agreed Glossary of Basic Terms Related to Disaster Management. UN DHA (United Nations Department of Humanitarian Affairs), Geneva, December 1992.
324. UNESCO-WP/WLI, 1990. A suggested method for reporting a landslide. Bulletin of the International Association of Engineering Geology, 41, pp. 5–12.
325. VAHIDNIA, M., ALESHEIKH, A., ALIMOHAMMADI, A., HOSSEINALI, F., 2010. A GIS-based neuro-fuzzy procedure for integrating knowledge and data in landslide susceptibility mapping, Computers & Geosciences, Volume 36, Issue 9, pp. 1101-1114.
326. VAN DEN EECKHAUT, M., VANWALLEGHEM, T., POESEN, J., GOVERS, G., VERSTRAETEN, G., VANDEKERCKHOVE, L., 2006. Prediction of landslide susceptibility using rare events logistic regression: a case-study in the Flemish Ardennes (Belgium). Geomorphology vol.76, pp. 392–410.

327. VAN WESTEN, C.J., RENGERS, N., TERLIEN, M., 1997. Prediction of the occurrence of slope instability phenomena through GIS-based hazard zonation, *Geologische Rundschau* 86, pp. 4004–4414.
328. VAN WESTEN, C. J., TERLIEN, M., 1996. An approach towards deterministic landslide hazard analysis in GIS: a case study from Manizales (Colombia). *Earth surface Process. Landforms*, vol. 21, pp. 853-868.
329. VAN WESTEN, C.J., 2004. Geo-information tools for landslide risk assessment: an overview of recent developments. In proceedings of the 9<sup>th</sup> International Symposium on Landslides, London: Balkema, pp.36-59.
330. VAN WESTEN, C.J., ASCH, T.W.J., SOETERS, R., 2006. Landslide hazard and risk zonation-why is it still so difficult? *Bull. Eng. Geol. Env.*, vol.65, pp.65-184.
331. VARNES, D.J., 1978. Slope movements types and processes.. R.L. Schuster, R.L. Krizek (Eds.), *Landslides: Analysis and Control*. Special Report 176, Transportation Research Board, National Academy of Sciences, Washington, D.C., pp. 11–33.
332. VARNES, D.J. & IAEG Commission on Landslides and Other Mass-Movements, 1984. *Landslide Hazard Zonation: A Review of Principles and Practice*, UNESCO Press, Paris.
333. VOOGD, H., 1983. *Multi-criteria Evaluations for Urban and Regional Planning*. Princeton University, London, pp. 367.
334. VROTSOU, K., ELLEGARD, K., COOPER, M., 2007. Mining and Visualizing Activity Patterns in Social Science Diary Data. In: *Information Visualization, 2007. IV '07. 11th International Conference*, Zurich, Switzerland, pp. 130-138.
335. WEMER A., 1786. Short classification and description of the various rocks. Translated from German and facsimile of original text (1786) with an introduction and notes by A. M. Ospovat. Hafner Publishing Company, New York, 1971.
336. WERBOS, P.J., 1974. *Beyond Regression: New tools for prediction and analysis in the Behavioral Science.*, Doctoral Dissertation, Applied Mathematics, Harvard University, Boston MA.
337. WESTPHAL, C., BLAXTON, T., 1998. *Data mining solution*. New York: John Wiley & Sons Inc., pp. 617.
338. WHITMEYER, S. J., NICOLLETTI, J., DE PAOR, D.G., 2010. The digital revolution in geological mapping, *GSA Today*, Vol. 20, pp. 4-10.

339. WIECZOREK, G.F., 1984. Preparing a detailed landslide inventory map for hazard evaluation and reduction. *Bulletin of the Association of Engineering Geologists*, 16(3), pp. 337-342.
340. WIECZOREK, G.F., 1996. *Landslide Triggering Mechanisms. Landslides Investigation and Mitigation*. A. K. Turner and R. L. Schuster. Washington D.C, Transportation Research Board National Academy of Sciences. Special Report 247, pp. 76-90.
341. WILSON, R. C., KEEFER, D. K., 1993. Relation of Arias Intensity to magnitude and distance in California. USGS.
342. WINSTON P.H., 1992. *Artificial Intelligence*, Addison Wesley, 3rd edition, pp. 737.
343. WONG, E., 1991. Stochastic neural networks, *Algorithmica*, Volume 6, Numbers 1-6, pp. 466-478.
344. WOOD, R., CURTIS, A., 2004. Geological prior information and its applications to geoscientific problems. *Geological Society, London, Special Publications*, vol. 239, pp. 1-14.
345. WP/WLI, International Geotechnical Societies' UNESCO Working Party on World Landslide Inventory, 1990. A Suggested Method for reporting a Landslide, *Bull. of the Int. Assos. Engineering Geology*, 41, pp. 5-12.
346. WP/WLI, 1991. A Suggested Method for a Landslide Summary, *Bull. of the Int. Assos. Engineering Geology*, 43, pp. 101-110.
347. WP/WLI, 1994. A suggested method for reporting landslides causes. *Bull. of the Int. Assos. Engineering Geology*, 50, pp. 71-74.
348. WU, S., SHI, L., WANG, R., TAN, C., HU, D., MEI, Y., XU, R., 2001. Zonation of the landslide hazard in the forereservoir region of the Three Gorges Project on the Yangtze River. *Engineering Geology*, 59, pp. 51– 58.
349. XIANG, S., NIE, F., ZHANG, G., 2008. Learning a Mahalanobis distance metric for data clustering and classification. *Pattern Recognition*, vol. 41, Issue: 12, Publisher: Elsevier Science Inc., pp. 3600-3612.
350. XIE, M., ESAKI, T., ZHOU, G., 2004. GIS-Based Probabilistic Mapping of Landslide. *Natural Hazards*, pp. 265–282.
351. YANG, Y., ROSENBAUM, M.S., 2002. The artificial neural network as a tool for assessing geotechnical properties. *Geotech. Geol Eng* vol.20, pp. 149–168.
352. YAU, N. J., YANG, J. B., 1998. Case-based reasoning in construction management. *Comput. Aided Civ. Infrastruct. Eng.*, 13, 2, pp. 143–150.

353. YEE, P., HAYKIN, S., 2001. Regularized Radial Basis Function Networks: Theory and Applications. John Wiley.
354. YALCIN, A., 2008. GIS –based landslide susceptibility mapping using analytical hierarchy process and bivariate statistics in Ardesen (Turkey): Comparisons of results an confirmations, *Catena*, 72, pp. 1-12.
355. YESILNACAR, E., TOPAL, T., 2005. Landslide susceptibility mapping: a comparison of logistic regression and neural networks methods in a medium scale study, Hendek region (Turkey). *Eng Geol* 79, pp. 251–266.
356. YIN, K.L., YAN, T.Z., 1988. Statistical Prediction Models for Slope Instability of Metamorphosed Rocks. *Proceedings of the 5th International Symposium on Landslides, Lausanne*, 2, pp.1269-1272.
357. ZADEH, L.A., 1965. Fuzzy sets. *Information and Control* 8 (3), pp. 338–353.
358. ZADEH, L.A., 1968. Fuzzy algorithms. *Information and Control* 12 (2), pp. 94–102.
359. ZAIANE, O., 1999. Glossary of Data Mining Terms. In: University of Alberta, Computing Science, CMPUT-690: Principles of Knowledge Discovery in Databases.
360. ZARUBA, Q., MENCL, V., 1969. *Landslides and their control* 1nd ed, Elsevier, Amsterdam, pp. 205.
361. ZELENY, M., 1987. Management Support Systems: Towards Integrated Knowledge Management. *Human Systems Management* 7 (1), pp. 59–70.
362. ZELL, A., 1997. *Simulation neuronaler Netze*. Addison-Wesley, pp. 624.
363. ZINS, C., 2007. Conceptual Approaches for Defining Data, Information, and Knowledge. *Journal of the American Society for Information Science and Technology* (Wiley Periodicals, Inc.) 58 (4), pp. 479–493.
364. ZURADA, J. M., 1992. *Introduction to Artificial Neural Systems*, West Publishing, Saint Paul, Minn, USA, pp. 759.

**ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ**

365. ΒΑΖΙΡΓΙΑΝΝΗΣ, Μ., ΧΑΛΚΙΔΗ, Μ., 2003. Εξόρυξη Δεδομένων και Γνώσης από Βάσεις Δεδομένων και Παγκόσμιο Ιστό. Εκδόσεις Gutenberg, pp. 516.
366. ΒΑΛΑΔΑΚΗ-ΠΛΕΣΣΑ, Α., 2001. Αξιοποίηση Γ.Σ.Π στην επιλογή κριτηρίων καταλλήλων περιοχών για οικιστική ανάπτυξη, με γεωλογικά κριτήρια, στην κεντρική Εύβοια. Πρακτικά 9ου Διεθνούς Συνεδρίου, Αθήνα. Δελτίο Ελληνικής Γεωλογικής Εταιρείας, XXXIV/5, pp. 1653-1661.
367. ΒΑΣΙΛΕΙΑΔΗΣ, Ε., 2010. Ζωνοποίηση της επικινδυνότητας των κατολισθητικών φαινομένων στον ελληνικό χώρο. Δημιουργία και εφαρμογή μοντέλων με γεωγραφικό σύστημα πληροφοριών., Διδακτορική Διατριβή, Πανεπιστήμιο Πατρών, Τμήμα Γεωλογίας, pp. 218.
368. ΓΕΩΔΥΝΑΜΙΚΟ ΙΝΣΤΙΤΟΥΤΟ, Εθνικό Αστεροσκοπείο Αθηνών, 2011. Κατάλογοι Σεισμών, <http://www.gein.noa.gr/services/info.html>
369. ΓΕΩΡΓΑΛΑΣ Γ., 1930. Κατολισθήσεις. Μεγάλη Εγκυκλοπαίδεια, Pysos Go Ltd, Athens, Τομ. 14, pp. 167 – 196.
370. ΓΚΑΣΙΟΣ Ε., 1979. Οδικές κατολισθήσεις στον Ελληνικό χώρο. Δελτίο ΚΕΔΕ, 1979/3-4, pp. 167-196.
371. ΕΛΛΗΝΙΚΟΣ ΑΝΤΙΣΕΙΣΜΙΚΟΣ ΚΑΝΟΝΙΣΜΟΣ (ΕΑΚ), 2000. ΟΑ.Σ.Π, Σ.Π.Μ.Ε.
372. ΖΙΟΥΡΚΑΣ, Κ., 1989. Κατολισθητικά φαινόμενα στον Ελληνικό χώρο. Διδακτορική Διατριβή, Τμήμα Γεωλογίας, Παν. Πατρών.
373. ΖΙΟΥΡΚΑΣ, Κ., ΚΟΥΚΗΣ, Γ., 1989. Κατολισθητικά φαινόμενα στο Νομό Ευρυτανίας. Πολυμεταβλητή ανάλυση δεδομένων. Δελτίο ΚΕΔΕ, 1-2, pp.15-30.
374. ΖΙΟΥΡΚΑΣ, Κ., ΚΟΥΚΗΣ, Γ., 1992. Ζωνοποίηση της επικινδυνότητας λόγω κατολισθήσεων στον Ελληνικό χώρο και απεικόνισή της σε χάρτες μικρής και μέσης κλίμακας. Ορυκτός Πλούτος, 77, pp. 9-29.
375. ΗΛΙΑΣ, Π., 2000. Ανάπτυξη μεθοδολογίας εκτίμησης επικινδυνότητας με χρήση νευρωνικών δικτύων. Διδακτορική Διατριβή, Πολυτεχνική Σχολή, Αριστοτελείο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης, pp. 552.
376. ΚΑΡΡΑΣ, Γ., 1973. Κλιματική ταξινόμηση της Ελλάδας κατά Thornthwaite. Διδακτορική Διατριβή, Πανεπιστήμιο Αθηνών, pp. 200.
377. ΚΟΜΝΗΝΑΚΗΣ, Ε.Π., 1975. Συμβολή εις την έρευνα της σεισμικότητας του Ελληνικού χώρου. Διατριβή επί Διδακτορία, Αθήνα, pp. 115.



378. ΚΟΥΚΗΣ Γ., 1980. Κατολισθητικά φαινόμενα στον Ελληνικό χώρο και η σημασία τους στην οδοποιία. Δελτίο ΚΕΔΕ, 1980/2, pp. 106-149.
379. ΚΟΥΚΗΣ, Γ., ΡΟΖΟΣ, Δ., 1982. Γεωτεχνικές συνθήκες και κατολισθητικές κινήσεις στον Ελληνικό χώρο σε σχέση με τη γεωλογική δομή και γεωτεκτονική εξέλιξη, Ορυκτός Πλούτος 16, pp. 53-97.
380. ΚΟΥΚΗΣ, Γ., ΖΙΟΥΡΚΑΣ, Κ., 1989. Κατολισθητικές κινήσεις στον Ελληνικό χώρο – Στατιστική Θεώρηση. Ορυκτός Πλούτος, 58, pp. 39-58.
381. ΚΟΥΚΗΣ, Γ., ΣΑΜΠΑΤΑΚΑΚΗΣ Ν., 2007. Γεωλογία Τεχνικών Έργων. Εκδόσεις Παπασωτηρίου, pp. 575.
382. ΚΟΥΜΑΝΤΑΚΗΣ Ι., 1975. Συμπεριφορά του φλύσχη εις έργα οδοποιίας. Δελτίο ΚΕΔΕ, 1975/3-4, pp. 99-133.
383. ΚΟΥΜΑΝΤΑΚΗΣ Ι., 1985. Κεφάλαια Τεχνικής Γεωλογίας. Σημειώσεις για τους φοιτητές της Σχολής Μηχανικών Μεταλλείων – Μεταλλουργών, Ε.Μ.Π..
384. ΚΟΥΜΑΝΤΑΚΗΣ Ι., 1987. Κατολισθητικά φαινόμενα σε τμήματα της Εγνατίας οδού παρά τα Λουτρά Ελευθερών Καβάλας. Πρόταση γεωτεχνικής ταξινόμησης μολασσών. Δελτίο ΚΕΔΕ 1987/3, pp.135-142.
385. ΚΟΥΤΣΟΠΟΥΛΟΣ, Κ., 1994. Γεωγραφικές Μέθοδοι στη διαδικασία διεπιστημονικού περιφερειακού σχεδιασμού. «Επιστήμες και Περιβάλλον στα τέλη του Αιώνα. Επιμέλεια Δ.Ρόκος, Αθήνα Εναλλακτικές Εκδόσεις.
386. ΚΟΥΤΣΟΠΟΥΛΟΣ, Κ., 2002. Γεωγραφικά Συστήματα Πληροφοριών και Ανάλυση Χώρου. Αθήνα: Παπασωτηρίου 2002 (β' έκδοση 2005), pp. 417.
387. ΚΟΥΤΣΟΠΟΥΛΟΣ, Κ., 2005. Ολοκληρωμένη μεθοδολογική προσέγγιση της ανάπτυξης. Η περίπτωση των Γ.Σ.Π. Περιβάλλον και Ανάπτυξη. Διαλεκτικές σχέσεις και διεπιστημονικές προσεγγίσεις., Επιμέλεια Δ.Ρόκος, Αθήνα Εναλλακτικές Εκδόσεις. pp. 211-226.
388. ΚΤΕΝΑΣ Κ, 1915. Η καθίζησης και η γήινος προέλασις στα Άσπρα Σπίτια της Ολυμπίας. Εκδ. Αρχιμήδης, Αθήνα, pp. 61.
389. ΚΩΤΣΙΑΝΤΗΣ Β.,Σ., 2005. Ομάδες ταξινομητών για την αύξηση της ακρίβειας των μεθόδων μηχανικής μάθησης και εξόρυξης γνώσης. Διδακτορική διατριβή, Σχολή Θετικών Επιστημών, Τμήμα Μαθηματικών, Πανεπιστήμιο Πατρών, pp. 249.
390. ΛΑΛΙΩΤΗ, Β, ΣΠΑΝΟΥ, Ν., 2001. Καταγραφή, ανάλυση και αξιολόγηση των κατολισθητικών φαινομένων του ελλαδικού χώρου κατά την περίοδο 1991-1998. Πανεπιστήμιο Πατρών, Σχολή Θετικών Επιστημών, Τμήμα Γεωλογίας, Τομέας εφαρμοσμένης Γεωλογίας & Γεωφυσικής, Τεχνική Γεωλογία.

391. ΜΑΡΙΝΟΣ Γ., 1964. Αι κατολισθήσεις των εδαφών εις τα ορεινά μέρη της Ελλάδος ως παράγων καταστροφής των οικισμών. Σειρά εκδόσεων του Υπ.Ανοικοδόμησης, Αρ. 40, σελ. 40.
392. ΜΑΡΙΟΛΑΚΟΣ, Η., ΦΟΥΝΤΟΥΛΗΣ, Ι., ΑΝΔΡΕΑΔΑΚΗΣ, Ε., ΣΑΜΠΑΖΙΩΤΗΣ, Ε., ΚΑΠΟΥΡΑΝΗ, Ε., ΚΑΡΑΓΚΙΟΖΗ, Ε., 2007. Στρατηγικός Σχεδιασμός Αντιπλημμυρικής Προστασίας Νομού Λακωνίας, Ερευνητικό πρόγραμμα, Νομαρχιακή Αυτοδιοίκηση Λακωνίας, Εθνικό και Καποδιστριακό Πανεπιστήμιο Αθηνών, Τμήμα Γεωλογίας & Γεωπεριβάλλοντος, Τομέας Δυναμικής Τεκτονικής Εφαρμοσμένης Γεωλογίας, pp. 94.
393. ΜΙΣΘΟΣ, Μ. 2009. Η Συμβολή της Τηλεπισκόπησης και των Γ.Σ.Π. στην Ολοκληρωμένη Διαχείριση Φυσικών Καταστροφών. Μελέτη Περίπτωσης: Η Τεχνική της Ανίχνευσης Μεταβολών στον Εντοπισμό Κατακλυσμένων Εκτάσεων από Ποτάμια Πλημμύρα. Μεταπτυχιακή Εργασία, Δ.Π.Μ.Σ. Περιβάλλον και Ανάπτυξη, Ε.Μ.Π, pp. 340.
394. ΜΟΥΝΤΡΑΚΗΣ, Δ., 1985. Γεωλογία της Ελλάδας. University Studio Press, Θεσσαλονίκη, pp. 207.
395. ΜΠΕΝΑΡΔΟΣ, Α.Γ., 2002. Εκτίμηση Επικινδυνότητας κατά την Όρυξη Σηράγγων με Μηχανήματα Ολομέτωπης Κοπής. Η περίπτωση του Μετρό Αθηνών., Διδακτορική Διατριβή, Σχολή Μηχανικών Μεταλλείων – Μεταλλουργών, ΕΜΠ, pp. 190.
396. ΜΠΕΝΑΡΔΟΣ, Α.Γ., ΜΠΕΝΑΡΔΟΣ, Π.Γ., 2005. Εφαρμογές Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων στη Γεωτεχνολογία, Μεταλλειολογικά – Μεταλλουργικά Χρονικά, τόμος 15, τεύχος 1, pp. 65-81.
397. ΜΠΛΙΩΝΑ, Μ., 2008. Ανάπτυξη βάσης δεδομένων κατολισθήσεων στον Ελληνικό Χώρο. Διατριβή ειδίκευσης, Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών, Γεωεπιστήμες και Περιβάλλον, Εφαρμοσμένη και Περιβαλλοντική Γεωλογία. Πανεπιστήμιο Πατρών, Σχολή Θετικών Επιστημών, Τμήμα Γεωλογίας, Τομέας Εφαρμοσμένης Γεωλογίας και Γεωφυσικής, Εργαστήριο Τεχνικής Γεωλογίας, pp. 98.
398. Ν.3852/2010 (ΦΕΚ Α' 87/07-06-2010) – ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΚΑΛΛΙΚΡΑΤΗΣ ([http://www.kedke.gr/uploads2010/N38522010\\_KALLIKRATIS\\_FEKA87\\_07062010.pdf](http://www.kedke.gr/uploads2010/N38522010_KALLIKRATIS_FEKA87_07062010.pdf))
399. ΠΑΠΑΖΑΧΟΣ, Β., ΠΑΠΑΖΑΧΟΥ, Κ., 1989. Οι σεισμοί της Ελλάδας, Ζήτη, Θεσσαλονίκη.
400. ΠΑΠΑΝΙΚΟΛΑΟΥ, Δ., 1986. Η Γεωλογία της Ελλάδος, εκδ. Επτάλοφος., pp. 240.
401. ΠΥΡΓΙΩΤΗΣ, Θ.Λ., 1997. Τεχνικογεωλογικές συνθήκες στο Νομό Καρδίτσας. Κατολισθητικά φαινόμενα στους σχηματισμούς του φλύσχη.

- Διδακτορική Διατριβή, Πανεπιστήμιο Πατρών, Τμήμα Γεωλογίας, Τομέας Εφαρμοσμένης Γεωλογίας και Γεωφυσικής, pp. 334.
402. ΡΟΖΟΣ, Δ., ΤΣΙΑΜΠΑΟΣ, Γ., 1991. Η Τεχνικογεωλογική έρευνα στο πεδίο και στο εργαστήριο και η σπουδαιότητά της στο σχεδιασμό των τεχνικών έργων. Πρακτικά Διήμερου Συμποσίου για τα 40 χρόνια της ΕΓΕ, pp. 279-291.
403. ΡΟΖΟΣ, Δ., 1989. Τεχνικογεωλογικές συνθήκες στο Νομό Αχαΐας – Γεωμηχανικοί χαρακτήρες των Πλειοπλειστοκαινικών ιζημάτων. Διδακτορική διατριβή. Πανεπιστήμιο Πάτρας, Τμήμα Γεωλογίας, pp. 453.
404. ΡΟΖΟΣ, Δ., 2007. Τεχνική Γεωλογία Ι. Σημειώσεις για τους φοιτητές του 7<sup>ου</sup> εξαμήνου της Σχολής Μηχανικών Μεταλλείων-Μεταλλουργών, Ε.Μ.Π., pp. 352.
405. ΣΟΦΙΑΝΟΣ, Α.Ι., ΜΑΡΙΝΟΣ, Π.Γ., 1990. Εμπειρικές μέθοδοι ταξινόμησης της βραχομάζας και εφαρμογή τους στον σχεδιασμό της αντιστήριξης σηράγγων. Δελτίο του ΚΕΔΕ, 107 108, pp. 109 133.
406. ΣΑΚΕΛΛΑΡΙΟΥ, Μ., ΗΛΙΑΣ, Π., 1997. Εφαρμογή Νευρωνικών δικτύων στην εκτίμηση ευστάθειας πρανών, 3<sup>ο</sup> Πανελλήνιο Γεωτεχνικό συνέδριο, pp. 43-48.
407. ΣΑΚΕΛΛΑΡΙΟΥ, Μ., ΦΕΡΕΝΤΙΝΟΥ, Μ., ΧΑΡΑΛΑΜΠΟΥΣ, Σ., ΜΑΤΖΙΑΡΗΣ, Β., 2010. Ο κίνδυνος των κατολισθήσεων και ο προσδιορισμός του με μεθόδους Γεωπληροφορικής. Πρόληψη και Διαχείριση των Φυσικών Καταστροφών. Ο Ρόλος του Αγρονόμου και Τοπογράφου Μηχανικού. Ειδικός τόμος, στη μνήμη του Πέτρου Βυθούλκα, Επιμέλεια. Γ. Τσακίρης, pp.136
408. ΣΚΙΑΣ, Σ., 1998. Εκτίμηση της Γεωμηχανικής συμπεριφοράς και των φαινομένων αστάθειας: Η περίπτωση των σχηματισμών του φλύσχη της Δυτικής Ελλάδας. Διδακτορική Διατριβή, Δημοκρίτειο Πανεπιστήμιο Θράκης, Τμήμα Πολιτικών Μηχανικών, pp. 425.
409. ΦΕΡΕΝΤΙΝΟΥ, Μ., 2004. Εκτίμηση Του Κίνδυνου Των Κατολισθήσεων με Νευρωνικά Δίκτυα Σε Περιβάλλον Γεωγραφικών Πληροφοριακών Συστημάτων, Διδακτορική διατριβή, Σχολή Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών, Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου, pp. 337.

## ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

**Στο ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ, δίνονται βασικές υπορουτίνες του συστήματος διαχείρισης δεδομένων . Συντάχθηκε με τη χρήση της γλώσσας προγραμματισμού Visual Basic.**

Η *Visual Basic*, VB, έχει σχεδιαστεί ώστε να είναι εύκολη στην εκμάθηση και να μπορεί να χρησιμοποιηθεί και από προγραμματιστές με μικρή εμπειρία. Ο προγραμματισμός σε VB είναι ένας συνδυασμός οπτικής τοποθέτησης αντικειμένων ή στοιχείων ελέγχου σε μια φόρμα, προσδιορίζοντας τα χαρακτηριστικά και τις δράσεις των αντικειμένων και στοιχείων, αλλά και την συγγραφή πρόσθετων γραμμών κώδικα για την αύξηση των λειτουργιών της εφαρμογής.

Υλοποιεί τις έννοιες του Οπτικού Προγραμματισμού (δηλαδή ολόκληρη η εφαρμογή δημιουργείται με γραφική υποστήριξη (π.χ. menu, πλαίσια διαλόγου). Οι φόρμες δημιουργούνται χρησιμοποιώντας drag-and-drop τεχνικές, και την τοποθετεί επί αυτών στοιχείων ελέγχου (π.χ. πλαίσια κειμένου, κουμπιά, κλπ.).

Τα στοιχεία ελέγχου, *ActiveX Controls*, έχουν χαρακτηριστικά και χειριστές συμβάντων που συνδέονται με αυτά και κατέχουν προεπιλεγμένες τιμές, οι οποίες όμως μπορούν να τροποποιηθούν από τον προγραμματιστή. Η τροποποίηση των τιμών γίνεται κατά τη λειτουργία με βάση τις ενέργειες του χρήστη ή τις αλλαγές στο περιβάλλον, παρέχοντας μια δυναμική εφαρμογή.

Το περιβάλλον της VB είναι αντικειμενοστραφές (object – oriented) (δηλαδή ενεργοποίηση προγραμμάτων από εκτέλεση ενός γεγονότος π .χ. κλικ ποντικιού ) και παρέχει μια μεγάλη βιβλιοθήκη αντικειμένων και στοιχείων ελέγχου.

Η VB μπορεί να δημιουργήσει εκτελέσιμα αρχεία (EXE αρχεία), στοιχεία ελέγχου ActiveX ή DLL αρχεία, ωστόσο χρησιμοποιείται κυρίως για την ανάπτυξη εφαρμογών στην πλατφόρμα των *Windows* αλλά και για τη επικοινωνία με συστήματα βάσεων δεδομένων.

### 1. Πηγαίος Κώδικας, Visual Basic, για το άνοιγμα αρχείων ASCII

'Open ASCII files

'Paris Tsangaratos Date: 10/12/2011

```
Private Sub OpenASCII_Click()
Dim filename As Variant
Dim in_file As Variant
Dim fi As Variant
Com1.CancelError = True
Com1.Filter = "Text.txt|*.txt"
Com1.ShowOpen
filename = Com1.filename
Text1.Text = filename
in_file = filename
Set fi = CreateObject("Scripting.FileSystemObject")
Set in_file = fi.OpenTextFile(Text1.Text)
width_ascii = CInt(Mid(in_file.readline, 7)) 'Read # of
cols from the 1st line
height_ascii = CInt(Mid(in_file.readline, 7)) 'Read # of
rows from the 2nd line
xll = CSng(Mid(in_file.readline, 11)) 'Read the x value
of the LL corner from the 3rd line
yll = CSng(Mid(in_file.readline, 11)) 'Read the y value
of the LL corner from the 4th line
CellSize = CSng(Mid(in_file.readline, 10)) 'Read
cellsize from the 5th line
```

```
NoDataSym = CSng(Mid(in_file.readline, 15)) 'Read
NODATA value from the 6th line
Text2.Text = width_ascii
Text3.Text = height_ascii
Text4.Text = CellSize
Dim x As Double, y As Double, k As Double
Dim line1() As String
k = 0
For y = 1 To height_ascii
line1 = Split(in_file.readline, " ", -1)
For x = 1 To width_ascii
k = k + 1
grid1(x, y) = line1(x - 1)
grid1d(k) = grid1(x, y)
xll_val(x, y) = xll + ((x - 1) * CellSize)
x_area(k) = xll_val(x, y)
yll_val(x, y) = yll + ((y - 1) * CellSize)
y_area(k) = yll_val(x, y)
DoEvents
Label1 = Int((k / ((height_ascii * width_ascii))) * 100) &
"%")
Next x
Next y
End Sub
```

### 2. Πηγαίος Κώδικας, Visual Basic, για την εγγραφή αρχείων ASCII

Write ASCII files

'Paris Tsangaratos Date: 10/12/2011

```
Private Sub writeascii_Click()
Dim x As Double, y As Double, k As Double
Dim out_file As Variant
Set fi = CreateObject("Scripting.FileSystemObject")
Set out_file = fi.CreateTextFile(App.Path &
"ascii_target_test.txt")
out_file.WriteLine ("ncols " + CStr(width_ascii))
'Write # of cols in the 1st line
out_file.WriteLine ("nrows " + CStr(height_ascii))
'Write # of rows in the 2nd line
out_file.WriteLine ("xllcorner " + CStr(xll)) 'Write the
x value of the LL corner in the 3rd line
out_file.WriteLine ("yllcorner " + CStr(yll)) 'Write the
y value of the LL corner in the 4th line
```

```
out_file.WriteLine ("cellsize " + CStr(CellSize)) 'Write
cellsize in the 5th line
out_file.WriteLine ("NODATA_value " +
CStr(NoDataSym)) 'Write NODATA value in the 6th
line
Dim line_o() As String
ReDim line_o(width_ascii)
For y = 1 To height_ascii
For x = 1 To width_ascii
k = k + 1
line_o(x) = ascii_target(x, y)
Next x
out_file.WriteLine (Join(line_o))
Next y
out_file.Close
End Sub
```

### 3. Πηγαίος Κώδικας, Visual Basic, για την κανονικοποίηση των αρχείων ASCII

'normalize ASCII files [0.1,0.9]

'Paris Tsangaratos Date: 10/12/2011

```
Private Sub normascii_Click()
Open App.Path & "\norm_ascii.txt" For Output As #1
For y = 1 To height_ascii
For x = 1 To width_ascii
If grid1(x, y) = -9999 Then
Print #1, Replace((((xll_val(x, y) - min(1)) / (max(1) -
min(1))) * 0.8) + 0.1, ",", ".") & vbTab &
Replace((((yll_val(x, y) - min(2)) / (max(2) - min(2))) *
0.8) + 0.1, ",", ".") & vbTab & Replace((((grid1(x, y) -
min(3)) / (max(3) - min(3))) * 0.8) + 0.1, ",", ".")
End If
Next x
Next y
Close #1
End Sub
```

```
Else
Print #1, Replace((((xll_val(x, y) - min(1)) / (max(1) -
min(1))) * 0.8) + 0.1, ",", ".") & vbTab &
Replace((((yll_val(x, y) - min(2)) / (max(2) - min(2))) *
0.8) + 0.1, ",", ".") & vbTab & Replace((((grid1(x, y) -
min(3)) / (max(3) - min(3))) * 0.8) + 0.1, ",", ".")
End If
Next x
Next y
Close #1
End Sub
```



#### 4. Πηγαίος Κώδικας, Visual Basic, για την διαμόρφωση αρχείων κατάλληλων για εφαρμογή στο μοντέλο πρόβλεψης Naive Bayes, άνοιγμα αρχείου

```
'open text file that contains 8 input variables and a
target variable,
'referring to the state that a cell is, stable or unstable
'Paris Tsangaratos Date: 10/12/2011
Private Sub openfile_Click()
Dim Input1 As Double, Input2 As Double, Input3 As
Double, Input4 As Double, Input5 As Double, Input6
As Double, Input7 As Double, Input8 As Double,
Target As Double
Dim i As Long, k As Long
Dim filelocation As String

' show open box
dialog.ShowOpen
filelocation = dialog.FileName
' input files into text1.text
Open filelocation For Input As #1
Do Until EOF(1)

Input #1, Input1, Input2, Input3, Input4, Input5,
Input6, Input7, Input8, Target
k = k + 1
List1.AddItem Input1
List2.AddItem Input2
List3.AddItem Input3
List4.AddItem Input4
List5.AddItem Input5
List6.AddItem Input6
List7.AddItem Input7
List8.AddItem Input8
If Target = 0 Then
List9.AddItem "False)"
Else
List9.AddItem "True)"
End If
EOF (1)
Loop
Close #1

End Sub
```

#### 5. Πηγαίος Κώδικας, Visual Basic, για την διαμόρφωση αρχείων κατάλληλων για εφαρμογή στο μοντέλο πρόβλεψης Naive Bayes, μετατροπή σε μορφή κατάλληλη για επεξεργασία

```
'open text file that contains 8 input variables and a target variable,
'referring to the state that a cell is, stable or unstable
'Paris Tsangaratos Date: 10/12/2011
Private Sub transNB_Click()
Dim N As Integer
Dim xk(1 To 1000) As Double
Open "D:\ptsag\gis_thesis\SPATIAL ANALYSIS\naive\train1\naive.txt" For Output As #1
For N = 0 To List1.ListCount - 1
Print #1, "Call SetD(" & (N + 1) & "," & "Litho_" & List1.List(N) & "," & "Alt_" & List2.List(N) & "," & "SlopeIn_" &
List3.List(N) & "," & "SlopeOr_" & List4.List(N) & "," & "Tect_" & List5.List(N) & "," & "Hydro_" & List6.List(N) & "," &
"Bound_" & List7.List(N) & "," & "Road_" & List8.List(N) & "," & List9.List(N)
Next
Close #1
End Sub
```

## 6. Πηγαίος Κώδικας, Visual Basic, για την διαμόρφωση αρχείων κατάλληλων για εφαρμογή στο μοντέλο πρόβλεψης Naive Bayes, μετατροπή σε μορφή κατάλληλη για επεξεργασία

```

Private Sub loadfile_Click()
Dim Input1 As Double, Input2 As Double, Input3 As
Double, Input4 As Double, Input5 As Double, Input6
As Double, Input7 As Double, Input8 As Double,
Target As Double
Dim i As Long, k As Long
'Paris Tsangaratos Date: 10/12/2011
Open "D:\ptsag\gis_thesis\SPATIAL
ANALYSIS\naive\train1\GEO_4.txt" For Input As #110
k = 0
'Read the contents of the file
DoEvents
Do While Not EOF(110)
Input #110, Input1
k = k + 1
geo(k) = Input1
Loop
Close #110

Open "D:\ptsag\gis_thesis\SPATIAL
ANALYSIS\naive\train1\ELE_4.txt" For Input As #110
k = 0
'Read the contents of the file
DoEvents
Do While Not EOF(110)
Input #110, Input2
k = k + 1
elev(k) = Input2
Loop
Close #110
Open "D:\ptsag\gis_thesis\SPATIAL
ANALYSIS\naive\train1\S1_4.txt" For Input As #110
k = 0
'Read the contents of the file
DoEvents
Do While Not EOF(110)
Input #110, Input3
k = k + 1
slop1(k) = Input3
Loop
Close #110
Open "D:\ptsag\gis_thesis\SPATIAL
ANALYSIS\naive\train1\S2_4.txt" For Input As #110
k = 0
'Read the contents of the file
DoEvents
Do While Not EOF(110)
Input #110, Input4
k = k + 1
slop2(k) = Input4
Loop
Close #110

Open "D:\ptsag\gis_thesis\SPATIAL
ANALYSIS\naive\train1\TECT_4.txt" For Input As #110
k = 0
'Read the contents of the file
DoEvents
Do While Not EOF(110)
Input #110, Input5
k = k + 1
tect(k) = Input5
Loop
Close #110
Open "D:\ptsag\gis_thesis\SPATIAL
ANALYSIS\naive\train1\HYDRO_4.txt" For Input As
#110
k = 0
'Read the contents of the file
DoEvents
Do While Not EOF(110)
Input #110, Input6
k = k + 1
hydro(k) = Input6
Loop
Close #110
Open "D:\ptsag\gis_thesis\SPATIAL
ANALYSIS\naive\train1\BOUND_4.txt" For Input As
#110
k = 0
'Read the contents of the file
DoEvents
Do While Not EOF(110)
Input #110, Input7
k = k + 1
bound(k) = Input7
Loop
Close #110
Open "D:\ptsag\gis_thesis\SPATIAL
ANALYSIS\naive\train1\ROAD_4.txt" For Input As
#110
k = 0
'Read the contents of the file
DoEvents
Do While Not EOF(110)
Input #110, Input8
k = k + 1
road(k) = Input8
Loop
Close #110
For N = 1 To 1395513 'number of cells
Call SetDay(Test(N), geo(N), elev(N), slop1(N),
slop2(N), tect(N), hydro(N), bound(N), road(N))
Next N
End Sub

```

## 7. Πηγαίος Κώδικας, Visual Basic, για την πρόβλεψη του μοντέλο Naive Bayes

*predict Naive Bayes Model*

*'Paris Tsangaratos Date: 10/12/2011*

```
Private Sub predict_Click()
    Dim i As Integer
    For N = 1 To 1395513 'number of cells
        If geo(N) = -9999 Or elev(N) = -9999 Or road(N) = -
            9999 Or bound(N) = -9999 Or slop1(N) = -9999 Or
            slop2(N) = -9999 Or hydro(N) = -9999 Or tect(N) = -
            9999 Then
            winners(N) = -9999
            wk = Text1.Text + 1
            Text1.Text = wk
        Else
            Call GetResult(Test(N), D)
        End If
    Next
End Sub
```

```
Function GetResult(TrainEx As DayType, ByRef
    InputList() As DayType, Optional Display As Boolean
    = True, Optional nExcludeFeature As Integer = 0,
    Optional nExcludeInput As Long = -1, Optional bOnly
    As Boolean, Optional nForceResult As Integer = -1) As
    Double
```

```
    Dim Nearest() As DayType, bExpectedResult As
    Boolean, i As Integer, N As Long, X As Integer
```

```
    Dim cResults As New Collection, cMsg As New
    Collection, sCurResult As String, nCurResult As
    Double
```

```
    Dim nCurWinner As Integer, nCurWinWith As
    Double, nCount As Integer, nVisCount As Integer
```

```
    wk = (frm1.Text17.Text + 1)
    nCurWinner = -1
```

```
    For i = 0 To 1
        For N = 1 To cResults.Count
            cResults.Remove 1
        Next N
        For N = 1 To cMsg.Count
            cMsg.Remove 1
        Next N
        Select Case i
            Case 0
                bExpectedResult = True
            Case 1
```

```
                bExpectedResult = False
            End Select
            For N = LBound(InputList) To UBound(InputList)
                If N <> nExcludeInput And Output(N) =
                    bExpectedResult Then
                    cResults.Add N
                End If
            Next N
            nCurResult = cResults.Count /
                (UBound(InputList) - LBound(InputList) + 1)
            For X = 1 To nFeatures
                If CBool((nExcludeFeature Or (2 ^ X)) =
                    nExcludeFeature) = bOnly Then
                    nCount = 0
                    Call GetFeature(TrainEx, X, sCurResult)
                    For N = 1 To cResults.Count
                        If GetFeature(InputList(cResults(N)), X) =
                            GetFeature(TrainEx, X) Then
                            nCount = nCount + 1
                        End If
                    Next N
                    nCurResult = nCurResult * (nCount /
                        cResults.Count)
                End If
            Next X
            If nForceResult >= 0 Then
                If nForceResult = i Then
                    nCurWinner = i
                    nCurWinWith = nCurResult
                End If
            ElseIf nCurWinner = -1 Or nCurWinWith <
                nCurResult Then
                nCurWinner = i
                nCurWinWith = nCurResult
            ElseIf nCurWinWith = nCurResult Then
                nCurWinner = -2
            End If
        Next i
```

```
    GetResult = nCurWinWith
    winners(wk) = Round((nCurWinWith /
        (nCurWinWith + nCurResult)), 15)
    frm1.List3.AddItem nCurWinner
    frm1.Text17.Text = wk
```

End Function

## 8. Πηγαίος Κώδικας, Visual Basic, για την πρόβλεψη του μοντέλο Artificial Neural Network

```

'predict ANN model
'Paris Tsangaratos Date: 10/12/2011
Private Sub trainann_Click()

Dim Input1 As Double, Input2 As Double, Input3 As Double, Input4 As Double, Input5 As Double, Input6 As Double, Input7 As Double, Input8 As Double, Target As Double
Dim i As Long, k As Long, MAPE_TRAIN1 As Double, MAPE_TRAIN2 As Double, ii As Long, weightsum1 As Double, g As Long, t_learn As Double, xk As Long
Dim linx As Long, weightsum3 As Double, weightsum2 As Double, weightsum(1 To 9) As Double
Dim cross_val As Long, mean_crossval As Double, mean_epochs As Double
Dim lCount As Double, total As Long
Reset
For nNk = 0 To nNEURALmax - nNEURALmin
nNEURAL = (nNEURALmin + 1) + nNk
numNeur.Text = nNEURAL
total = 0
Text12.Text = ""
mincount = 0
Cls
Timer1.Enabled = True
mean_crossval = 0
mean_epochs = 0
MAPE_TRAIN1 = 0
MAPE_TRAIN2 = 0
List1.Clear
List2.Clear
List3.Clear
List4.Clear
k = 0
xk = 0
MAPE_val1 = 0
MAPE_val2 = 0
lCount = 0
p = 0.7 * ((nNEURAL - 1) ^ (1 / 3))
For i = 1 To nNEURAL
For g = 1 To nNEURAL
Weights2(i, g) = 0
Weights(i, g) = List7.List(((i * nNEURAL) - (nNEURAL - g) - 1))
Next g
Next i
LEARNING_RATE = 0.9
MOMENTUM_RATE = 0.7

Picture1.PSet (500, 1180), vbBlue
Picture1.PSet (500, 910), vbBlue
Picture1.PSet (500, 640), vbBlue
Picture1.PSet (500, 370), vbBlue
Picture1.PSet (500, 100), vbBlue
Picture1.DrawWidth = 1
Picture1.PSet (500, 3000), vbWhite
Picture1.Print 0
Picture1.PSet (0, 1500), vbWhite
Picture1.PSet (0, 2800), vbWhite
Picture1.PSet (100, 3200), vbWhite
Label12.Left = 100
Label12.Top = 3200
Picture1.Print Label13
Picture1.PSet (5100, 3200), vbWhite
Label11.Left = 5100
Label11.Top = 3200
Picture1.Print Label11
Picture1.PSet (7000, 3200), vbWhite
Label12.Left = 7000
Label12.Top = 3200
Picture1.Print Label12
Picture1.Line (4600, 3300)-(4900, 3300), vbBlack
Picture1.Line (6500, 3300)-(6800, 3300), vbRed
For i = 1 To 160000
List1.Clear
List2.Clear
If end_target.Text = "160000" Then
i = 160000
End If
MAPE_TRAIN1 = 0
MAPE_TRAIN2 = 0
k = k + 1
xk = xk + 1
If k = 500 Then
t_learn = 1000
t_learn = t_learn * i
LEARNING_RATE = (LEARNING_RATE) * Exp(-(i / t_learn))
MOMENTUM_RATE = (MOMENTUM_RATE) * Exp(-(i / t_learn))
k = 0
Text8.Text = LEARNING_RATE
Text9.Text = MOMENTUM_RATE
End If
Open "D:\ptsag\gis_thesis\SPATIAL ANALYSIS\ann\data\train_ann.txt" For Input As #110
DoEvents
Do While Not EOF(110)
Input #110, Input1, Input2, Input3, Input4, Input5, Input6, Input7, Input8, Target
lCount = lCount + 1
Train Input1, Input2, Input3, Input4, Input5, Input6, Input7, Input8, Target
xRUN(lCount) = Run(Input1, Input2, Input3, Input4, Input5, Input6, Input7, Input8)
xTARGET(lCount) = Target
Loop
Close #110
Label10 = Int((i / 160000) * 100) & "%"
If i <> 160000 Then
epochs_1.Caption = Int(i)
epochs.Text = Int(i)
End If
For ii = 1 To lCount

```

```

MAPE_TRAIN1 = MAPE_TRAIN1 + ((xRUN(ii) -
xTARGET(ii)) ^ 2)
Next ii
MAPE_TRAIN2 = ((1 / ICount) * MAPE_TRAIN1) ^ 0.5
Picture1.PSet (i + 500, 2800 - MAPE_TRAIN2 * 1000),
RGB(0, 10 * cross_val, 0)
Picture1.PSet (i + 500, 2800 - mapeval.Text * 27),
RGB(0, 0, 10 * cross_val)
If xk = 500 Then
Picture1.DrawWidth = 4
Picture1.PSet (i + 500, 2800 - MAPE_TRAIN2 * 27),
vbBlue
Picture1.PSet (i + 500, 2800 - mapeval.Text * 27),
vbGreen
xk = 0
Picture1.DrawWidth = 1
Picture1.DrawWidth = 5
Picture1.PSet (i + 500, 2800), vbBlue
Picture1.DrawWidth = 1
Picture1.PSet (i + 500, 3000), vbWhite
Picture1.Print epochs_1
End If
For j = 1 To nNEURAL
weightsum = (weightsum + Abs(Weights(g, j) -
Weights2(g, j)))
weightsum(j) = (weightsum(j) + Abs(Weights(j + 1, g) -
Weights2(j + 1, g)))
Next j
If MAPE_TRAIN2 < 0.01 Then
Text10.Text = Round(MAPE_TRAIN2, 5)
Text7.Text = i
total = total + 1
Picture1.DrawWidth = 4
Picture1.PSet (i + 500, 2800 - MAPE_TRAIN2 * 27),
vbRed
i = 160000
List5.AddItem Format(MAPE_val2, "#.#####")
List6.AddItem epochs_1
For k = 1 To nNEURAL

```

```

For j = 1 To nNEURAL
List12.AddItem Format(Weights(k, j), "#.#####")
Next j
Next k
End If
Call calerror_Click
Next nNk
End Sub

Private Sub calerror_Click()
Dim Input1 As Double, Input2 As Double, Input3 As
Double, Input4 As Double, Input5 As Double, Input6
As Double, Input7 As Double, Input8 As Double,
Target As Double
Dim MAPE_val1 As Double, MAPE_val2 As Double, i
As Long, MAPE_TRAIN13r As Double,
MAPE_TRAIN14r As Double, sumR As Double,
summult As Double, meany As Double
List3.Clear
List4.Clear
Open "D:\ptsag\gis_thesis\SPATIAL
ANALYSIS\ann\data\train_ann.txt" For Input As #110
DoEvents
Do While Not EOF(110)
Input #110, Input1, Input2, Input3, Input4, Input5,
Input6, Input7, Input8, Target
List4.AddItem (Target)
Loop
For i = 0 To List4.ListCount - 1
MAPE_val1 = MAPE_val1 + ((List3.List(i) - List4.List(i))
^ 2)
Next i
mapeval.Text = MAPE_val2
Close #110
List8.AddItem Format(MAPE_val2, "#.#####")
List10.AddItem (time.Caption)
Timer1.Enabled = False
End Sub

```

## 9. Πηγαίος Κώδικας, Visual Basic, για την εκτίμηση των μέτρων επικύρωσης, precision, recall, fi, accuracy, error rate, correct, incorrect

```

Private Sub metrics_Click()
Dim i, ii As Integer
Dim TP, FP, TN, FN, totalfalse, totaltrue, dataset, As
Integer
Dim precision, recall, fi, accuracy, errorrate, correct,
incorrect As Double

For i = 0 To totalfalse
If List1.List(i) = 1 Then
TN = TN + 1
FN = totalfalse - TN
End If
Next i
Text11.Text = TN
Text2.Text = FN
For ii = totalfalse + 1 To totalfalse + totaltrue
If List1.List(ii) = 0 Then
TP = TP + 1
FP = totalfalse - TP

```

```

End If
Next ii
Text3.Text = TP
Text4.Text = FP
precision = (TP / (TP + FP))
recall = (TP / (TP + FN))
fi = ((2 * TP) / (2 * TP + FP + FN))
accuracy = (TP + TN) / (TP + FP + TN + FN)
errorrate = (FP + FN) / (TP + FP + TN + FN)
correct = (TP + TN) / dataset
incorrect = (FP + FN) / dataset
Text5.Text = precision
Text6.Text = recall
Text7.Text = fi
Text8.Text = accuracy
Text9.Text = errorrate
Text10.Text = correct
Text11.Text = incorrect
End Sub

```

### 10. Πηγαίος Κώδικας, Visual Basic, για την εκτίμηση της μετρικής απόστασης Mahalanobis για δυο σύνολο δεδομένων που περιγράφονται από δυο μεταβλητές (x, y)

```

Private Sub Command1_Click()
    Call Build_Matrix
    Call Type_Result

End Sub

Private Sub Command10_Click()

diff_x = meanAx - meanBx
diff_y = meanAy - meanBy
diff_Matrix(1, 1) = diff_x
diff_Matrix(2, 1) = diff_y
For l = 1 To 1
For k = 1 To 2
Transdiff_Matrix(l, k) = diff_Matrix(k, l)
Next
Next
Call Calculate_MultMahalanobisDistance
End Sub

Private Sub Command11_Click()
For l = 1 To 2
For k = 1 To 2
For n = 1 To DCount_A

If l <> k And l < k Then
sumCovA(l, k) = sumCovA(l, k) +
(cMatrix_A(n, k - 1) * cMatrix_A(n, k))

ElseIf l <> k And l > k Then

sumCovA(l, k) = sumCovA(l, k) +
(cMatrix_A(n, l) * cMatrix_A(n, k))

Else

sumCovA(l, k) = sumCovA(l, k) +
(cMatrix_A(n, k) * cMatrix_A(n, l))

End If

Next n
Next k
Next l
Call covMatrixA

End Sub

Private Sub Command12_Click()

invx = (((sumCovA(1, 1) * sumCovA(2, 2)) -
(sumCovA(1, 2) * sumCovA(2, 1))))

invPool(1, 1) = sumCovA(2, 2) / invx *
DCount_A
invPool(1, 2) = sumCovA(1, 2) / (-invx) *
DCount_A
invPool(2, 1) = sumCovA(2, 1) / (-invx) *
DCount_A
invPool(2, 2) = sumCovA(1, 1) / invx *
DCount_A

Call InverseType
End Sub

Private Sub Command13_Click()
For n = 1 To DCount_A

diff_MatrixA(1, 1) = cMatrix_A(n, 1)
diff_MatrixA(1, 2) = cMatrix_A(n, 2)
MahalanobisA(1, 1) = 0
MahalanobisA(1, 2) = 0
resMahalanobisA = 0
'Call standardized
'For l = 1 To 1
For k = 1 To 2
Transdiff_MatrixA(k, 1) = diff_MatrixA(1, k)
Next k
'Next l

'For l = 1 To 1
For k = 1 To 2
For m = 1 To 2

MahalanobisA(1, k) = MahalanobisA(1,
k) + (diff_MatrixA(1, m) * invPool(m, k))

Next m
Next k
'Next l

'For l = 1 To 1
For k = 1 To 2

resMahalanobisA = resMahalanobisA +
(((MahalanobisA(1, k) * Transdiff_MatrixA(k,
1))))

Next k
'Next l

Mahala(n) = resMahalanobisA / 2
SumMaha = SumMaha + Mahala(n)
Next n

Text6.Text = "Average Mahalanobis distance
from vector A =" & SumMaha / DCount_A

Call mahalaA

End Sub

Private Sub Command14_Click()

diff_MatrixA(1, 1) = ((Text1.Text) - meanAx) /
SdevAx
diff_MatrixA(1, 2) = ((Text2.Text) - meanAy)
/ SdevAy
MahalanobisA(1, 1) = 0
MahalanobisA(1, 2) = 0
resMahalanobisA = 0
'Call standardized
'For l = 1 To 1
For k = 1 To 2
Transdiff_MatrixA(k, 1) = diff_MatrixA(1, k)

```



```

Next k
'Next l

' For l = 1 To 1
  For k = 1 To 2
    For m = 1 To 2

      MahalanobisA(l, k) = MahalanobisA(l,
k) + (diff_MatrixA(l, m) * invPool(m, k))

      Next m
      Next k
    'Next l

    ' For l = 1 To 1
      For k = 1 To 2

        resMahalanobisA = resMahalanobisA +
((MahalanobisA(l, k) * Transdiff_MatrixA(k,
l)))

      Next k
      Text6.Text = "Mahalanobis distance of
UnKnown vector = " & resMahalanobisA / 2
    End Sub

    Private Sub Command2_Click()

      diff_MatrixA(1, 1) = Text1.Text - meanAx
      diff_MatrixA(1, 2) = Text2.Text - meanAy

      diff_MatrixB(1, 1) = Text1.Text - meanBx
      diff_MatrixB(1, 2) = Text2.Text - meanBy

      For l = 1 To 2
        For k = 1 To 1
          Transdiff_MatrixA(l, k) = diff_MatrixA(k, l)
          Transdiff_MatrixB(l, k) = diff_MatrixB(k, l)
        Next
      Next
      Call Calculate_MultMahalanobis

    End Sub

    Private Sub Command3_Click()
      'Build Matrix_A

      Open groupA For Input As #1
      Do While Not EOF(1)
        Input #1, cO
        Count_A = Count_A + 1
      Loop
      Close #1
      DCount_A = Count_A / 2
      Open groupA For Input As #1
      For n = 1 To DCount_A
        For m = 1 To 2
          Input #1, original#(n, m)
          Matrix_A(n, m) = original#(n, m)

        Next
      Next
      Close #1

      Call Type_Result
    End Sub

    Private Sub Command4_Click()
      For n = 1 To DCount_A
        SumAx = SumAx + Matrix_A(n, 1)

        SumAy = SumAy + Matrix_A(n, 2)
      Next n
      meanAx = SumAx / DCount_A
      meanAy = SumAy / DCount_A
      Text6.Text = "Mean Value Ax:" & meanAx &
vbCrLf & "Mean Value Ay:" & meanAy
      For n = 1 To DCount_A
        stdAx = stdAx + (Matrix_A(n, 1) - meanAx) ^
2
        stdAy = stdAy + (Matrix_A(n, 2) - meanAy) ^
2
      Next n
      SdevAx = (stdAx / DCount_A) ^ 1 / 2
      SdevAy = (stdAy / DCount_A) ^ 1 / 2
      For n = 1 To DCount_A

        cMatrix_A(n, 1) = (Matrix_A(n, 1) - meanAx)
/ SdevAx

        cMatrix_A(n, 2) = (Matrix_A(n, 2) - meanAy)
/ SdevAy

      Next n
      Call cMatrixA
    End Sub

    Private Sub Command5_Click()
      For l = 1 To 2
        For k = 1 To 2
          For n = 1 To DCount_A

            If l <> k And l < k Then
              sumCovA(l, k) = sumCovA(l, k) +
(cMatrix_A(n, k - 1) * cMatrix_A(n, k))

            ElseIf l <> k And l > k Then
              sumCovA(l, k) = sumCovA(l, k) +
(cMatrix_A(n, l) * cMatrix_A(n, k))

            Else
              sumCovA(l, k) = sumCovA(l, k) +
(cMatrix_A(n, k) * cMatrix_A(n, k))

            End If

          Next n
        Next k
      Next l

      For l = 1 To 2
        For k = 1 To 2
          For n = 1 To DCount_B

            If l <> k And l < k Then
              sumCovB(l, k) = sumCovB(l, k) +
(cMatrix_B(n, k - 1) * cMatrix_B(n, k))

            ElseIf l <> k And l > k Then
              sumCovB(l, k) = sumCovB(l, k) +
(cMatrix_B(n, l) * cMatrix_B(n, k))

            Else
              sumCovB(l, k) = sumCovB(l, k) +
(cMatrix_B(n, k) * cMatrix_B(n, k))

            End If

          Next n
        Next k
      Next l
    End Sub

```

```

Next n
Next k
Next l

Call covMatrixA
Call covMatrixB
End Sub

Private Sub Command6_Click()
For n = 1 To DCount_A
SumAx = SumAx + Matrix_A(n, 1)
SumAy = SumAy + Matrix_A(n, 2)
Next n
meanAx = SumAx / DCount_A
meanAy = SumAy / DCount_A

For n = 1 To DCount_B
SumBx = SumBx + Matrix_B(n, 1)
SumBy = SumBy + Matrix_B(n, 2)
Next n
meanBx = SumBx / DCount_B
meanBy = SumBy / DCount_B
Text6.Text = "Mean Value Ax:" & meanAx &
vbCrLf & "Mean Value Ay:" & meanAy &
vbCrLf & "Mean Value Bx:" & meanBx &
vbCrLf & "Mean Value By:" & meanBy

End Sub

Private Sub Command7_Click()
For n = 1 To DCount_A
cMatrix_A(n, 1) = Matrix_A(n, 1) - meanAx
cMatrix_A(n, 2) = Matrix_A(n, 2) - meanAy

Next n
For n = 1 To DCount_B
cMatrix_B(n, 1) = Matrix_B(n, 1) - meanBx
cMatrix_B(n, 2) = Matrix_B(n, 2) - meanBy
Next n
Call cMatrixA
Call cMatrixB
End Sub

Private Sub Command8_Click()
For l = 1 To 2
For k = 1 To 2
a1 = ((1 / (DCount_A + DCount_B)))
a2 = ((1 / (DCount_A + DCount_B)))
PoolCov(l, k) = (a1 * sumCovA(l, k)) + (a2 *
sumCovB(l, k))
'PoolCov(1, 1) = (a1 * sumCovA(1, 1)) + (a2 *
sumCovB(1, 1))
'PoolCov(1, 2) = (a1 * sumCovA(1, 2)) + (a2 *
sumCovB(1, 2))
'PoolCov(2, 1) = (a1 * sumCovA(2, 1)) + (a2 *
sumCovB(2, 1))
'PoolCov(2, 2) = (a1 * sumCovA(2, 2)) + (a2 *
sumCovB(2, 2))
Next k
Next l
Call PoolCovtype
Text3.Text = PoolCov(1, 1)
End Sub

Private Sub Command9_Click()
invx = (((PoolCov(1, 1) * PoolCov(2, 2)) -
(PoolCov(1, 2) * PoolCov(2, 1))))

invPool(1, 1) = PoolCov(2, 2) / invx
invPool(1, 2) = PoolCov(1, 2) / (-invx)
invPool(2, 1) = PoolCov(2, 1) / (-invx)
invPool(2, 2) = PoolCov(1, 1) / invx

Call InverseType

End Sub

Sub Build_Matrix()
'Builds the [A] Matrix assigning values from
the textboxes
'Matrix_A dimensions are set to max 10x10
for the interface needs, but can be increased
to whatever

'Build Matrix_A

Open groupA For Input As #1
Do While Not EOF(1)
Input #1, cO
Count_A = Count_A + 1
Loop
Close #1
DCount_A = Count_A / 2
Open groupA For Input As #1
For n = 1 To DCount_A
For m = 1 To 2
Input #1, original#(n, m)
Matrix_A(n, m) = original#(n, m)

Next
Next
Close #1

'Build Matrix_B

Open groupB For Input As #1
Do While Not EOF(1)
Input #1, cO
Count_B = Count_B + 1
Loop
Close #1
DCount_B = Count_B / 2
Open groupB For Input As #1
For n = 1 To DCount_B
For m = 1 To 2
Input #1, original#(n, m)
Matrix_B(n, m) = original#(n, m)

Next
Next
Close #1

'For N = 1 To System_DIM
' For m = 1 To System_DIM
' Matrix_A(N, m) = Val(Text1(m - 1 + (N -
1) * 10))
' Next m
' Next N

End Sub

Sub Calculate_Inverse()
'Uses Gauss elimination method in order to
calculate the inverse matrix [A]-1
'Method: Puts matrix [A] at the left and the
singular matrix [I] at the right:
'[ a11 a12 a13 | 1 0 0 ]
'[ a21 a22 a23 | 0 1 0 ]
'[ a31 a32 a33 | 0 0 1 ]
'Then using line operations, we try to build
the singular matrix [I] at the left.

```

'After we have finished, the inverse matrix [A]<sup>-1</sup> (bij) will be at the right:

```
'[ 1 0 0 | b11 b12 b13 ]
'[ 0 1 0 | b21 b22 b23 ]
'[ 0 0 1 | b31 b32 b33 ]
```

On Error GoTo errhandler 'In case the inverse cannot be found (Determinant = 0)

Solution\_Problem = False

'Assign values from matrix [A] at the left

```
For n = 1 To System_DIM
  For m = 1 To System_DIM
    Operations_Matrix(m, n) =
Matrix_A(m, n)
  Next
Next
```

'Assign values from singular matrix [I] at the right

```
For n = 1 To System_DIM
  For m = 1 To System_DIM
    If n = m Then
      Operations_Matrix(m, n) +
System_DIM) = 1
    Else
      Operations_Matrix(m, n) +
System_DIM) = 0
    End If
  Next
Next
```

'Build the Singular matrix [I] at the left

```
For k = 1 To System_DIM
  'Bring a non-zero element first by changes
lines if necessary
  If Operations_Matrix(k, k) = 0 Then
    For n = k To System_DIM
      If Operations_Matrix(n, k) <> 0 Then
line_1 = n: Exit For 'Finds line_1 with non-
zero element
    Next n
    'Change line k with line_1
    For m = k To System_DIM * 2
      temporary_1 = Operations_Matrix(k, m)
      Operations_Matrix(k, m) =
Operations_Matrix(line_1, m)
      Operations_Matrix(line_1, m) =
temporary_1
    Next m
  End If
```

```
  elem1 = Operations_Matrix(k, k)
  For n = k To 2 * System_DIM
    Operations_Matrix(k, n) =
Operations_Matrix(k, n) / elem1
  Next n
```

'For other lines, make a zero element by using:

```
'Ai1=Aij-Ai1*(Aij/A11)
'and change all the line using the same
formula for other elements
For n = 1 To System_DIM
  If n = k And n = MAX_DIM Then Exit
For 'Finished
  If n = k And n < MAX_DIM Then n = n +
1 'Do not change that element (already
equals to 1), go for next one
```

If Operations\_Matrix(n, k) <> 0 Then 'if it is zero, stays as it is

```
  multiplier_1 = Operations_Matrix(n, k)
/ Operations_Matrix(k, k)
  For m = k To 2 * System_DIM
    Operations_Matrix(n, m) =
Operations_Matrix(n, m) -
Operations_Matrix(k, m) * multiplier_1
  Next m
End If
Next n
Next k
```

'Assign the right part to the Inverse\_Matrix

```
For n = 1 To System_DIM
  For k = 1 To System_DIM
    Inverse_Matrix(n, k) =
Operations_Matrix(n, System_DIM + k)
  Next k
Next n
Call InverseType
Exit Sub
```

errhandler:

```
message$ = "An error ocurred during the
calculation process. Determinant of Matrix
[A] is probably equal to zero."
response = MsgBox(message$, vbCritical)
Solution_Problem = True
```

End Sub

Sub Calculate\_Transpose()

```
'Calculates the transpose of matrix [A]
For n = 1 To System_DIM
  For k = 1 To System_DIM
    Transpose_Matrix(n, k) = Matrix_A(k,
n)
  Next k
Next n
```

End Sub

Sub Type\_Result()

```
'Types the result to the multi-line textbox
If Solution_Problem = False Then 'The
inverse has been found
  result_1$ = "Result:" + vbCrLf
  For n = 1 To System_DIM
    line_1$ = ""
    For k = 1 To System_DIM
      'Type the corresponding result based
on user's selection
      If optINVERSE = True Then line_1$ =
line_1$ + Str(Inverse_Matrix(n, k)) 'Fill the
row
      If optTRANPOSE = True Then line_1$
= line_1$ + Str(Transpose_Matrix(n, k))
      If optMMULT = True Then line_1$ =
line_1$ + Str(Matrix_Mult(n, k))
      If k < System_DIM Then line_1$ =
line_1$ + ", " 'Do not print comma ',' after last
column
    Next k
    result_1$ = result_1$ + vbCrLf + line_1$
  Next n
Else
  result_1$ = "Error!" 'Inverse could not be
found, determinant probably equal to zero
End If
```

```

Text3.Text = result_1$

'Types the result to the multi-line textbox

If Solution_Problem = False Then 'The
inverse has been found
  result_1$ = "Matrix_A:" + vbCrLf
  For n = 1 To DCount_A
    line_1$ = ""
    For k = 1 To 2
      line_1$ = line_1$ + Str(Matrix_A(n, k))
'Fill the row
      If k < DCount_A Then line_1$ = line_1$
+ ", " 'Do not print comma ',' after last
column
    Next k
    result_1$ = result_1$ + vbCrLf + line_1$
  Next n
Else
  result_1$ = "Error!" 'Inverse could not be
found, determinant probably equal to zero
End If

```

```

Text4.Text = result_1$

If Solution_Problem = False Then 'The
inverse has been found
  result_1$ = "Matrix_B:" + vbCrLf
  For n = 1 To DCount_B
    line_1$ = ""
    For k = 1 To 2
      line_1$ = line_1$ + Str(Matrix_B(n, k))
'Fill the row
      If k < DCount_B Then line_1$ = line_1$
+ ", " 'Do not print comma ',' after last
column
    Next k
    result_1$ = result_1$ + vbCrLf + line_1$
  Next n
Else
  result_1$ = "Error!" 'Inverse could not be
found, determinant probably equal to zero
End If

```

```
Text5.Text = result_1$
```

```
End Sub
```

```

Sub Type_Result_TransposeA()
If Solution_Problem = False Then 'The
inverse has been found
  result_1$ = "Transpose Matrix_A:" + vbCrLf
  For n = 1 To 2
    line_1$ = ""
    For k = 1 To 10
      line_1$ = line_1$ + Str(Transpose_MatrixA(n, k)) 'Fill the row
      If k < 10 Then line_1$ = line_1$ + ", " 'Do
not print comma ',' after last column
    Next k
    result_1$ = result_1$ + vbCrLf + line_1$
  Next n
Else
  result_1$ = "Error!" 'Inverse could not be
found, determinant probably equal to zero
End If

```

```
Text4.Text = result_1$
```

```
End Sub
```

```

Sub Type_ResultCovA()
If Solution_Problem = False Then 'The
inverse has been found
  result_1$ = "Covariance Matrix_A:" +
vbCrLf
  For l = 1 To DCount_A
    line_1$ = ""
    For k = 1 To 10
      line_1$ = line_1$ + Str(Cov_MatrixA(l,
k)) 'Fill the row
      If k < 10 Then line_1$ = line_1$ + ", " 'Do
not print comma ',' after last column
    Next k
    result_1$ = result_1$ + vbCrLf + line_1$
  Next l
Else
  result_1$ = "Error!" 'Inverse could not be
found, determinant probably equal to zero
End If

```

```
Text4.Text = result_1$
```

```
End Sub
```

```

Sub cMatrixA()

If Solution_Problem = False Then 'The
inverse has been found
  result_1$ = "(cMatrix_A)" + vbCrLf
  For l = 1 To DCount_A
    line_1$ = ""
    For k = 1 To 2
      line_1$ = line_1$ + Str(cMatrix_A(l, k))
'Fill the row
      If k < 3 Then line_1$ = line_1$ + ", " 'Do
not print comma ',' after last column
    Next k
    result_1$ = result_1$ + vbCrLf + line_1$
  Next l
Else
  result_1$ = "Error!" 'Inverse could not be
found, determinant probably equal to zero
End If

```

```
Text4.Text = result_1$
```

```
End Sub
```

```

Sub cMatrixB()

If Solution_Problem = False Then 'The
inverse has been found
  result_1$ = "(cMatrix_B)" + vbCrLf
  For l = 1 To DCount_B
    line_1$ = ""
    For k = 1 To 2
      line_1$ = line_1$ + Str(cMatrix_B(l, k))
'Fill the row
      If k < 3 Then line_1$ = line_1$ + ", " 'Do
not print comma ',' after last column
    Next k
    result_1$ = result_1$ + vbCrLf + line_1$
  Next l
Else
  result_1$ = "Error!" 'Inverse could not be
found, determinant probably equal to zero
End If

```

```
Text5.Text = result_1$
```

```
End Sub
```

```

Sub covMatrixA()
If Solution_Problem = False Then 'The
inverse has been found
  result_1$ = "(covMatrixA)" + vbCrLf
  For l = 1 To 2
    line_1$ = ""
    For k = 1 To 2
      line_1$ = line_1$ + Str(sumCovA(l, k) /
DCount_A) 'Fill the row
      If k < 2 Then line_1$ = line_1$ + ", " 'Do
not print comma ',' after last column
    Next k
    result_1$ = result_1$ + vbCrLf + line_1$
  Next l
Else
  result_1$ = "Error!" 'Inverse could not be
found, determinant probably equal to zero
End If

```

Text4.Text = result\_1\$

End Sub

```

Sub covMatrixB()
If Solution_Problem = False Then 'The
inverse has been found
  result_1$ = "(covMatrixB)" + vbCrLf
  For l = 1 To 2
    line_1$ = ""
    For k = 1 To 2
      line_1$ = line_1$ + Str(sumCovB(l, k) /
DCount_B) 'Fill the row
      If k < 2 Then line_1$ = line_1$ + ", " 'Do
not print comma ',' after last column
    Next k
    result_1$ = result_1$ + vbCrLf + line_1$
  Next l
Else
  result_1$ = "Error!" 'Inverse could not be
found, determinant probably equal to zero
End If

```

Text5.Text = result\_1\$

End Sub

```

Sub PoolCovtype()
If Solution_Problem = False Then 'The
inverse has been found
  result_1$ = "(Pooled Covariance Matrix)" +
vbCrLf
  For l = 1 To 2
    line_1$ = ""
    For k = 1 To 2
      line_1$ = line_1$ + Str(PoolCov(l, k))
'Fill the row
      If k < 2 Then line_1$ = line_1$ + ", " 'Do
not print comma ',' after last column
    Next k
    result_1$ = result_1$ + vbCrLf + line_1$
  Next l
Else
  result_1$ = "Error!" 'Inverse could not be
found, determinant probably equal to zero
End If

```

Text6.Text = result\_1\$

End Sub

```

Sub InverseType()
If Solution_Problem = False Then 'The
inverse has been found
  result_1$ = "(Inverse Pooled Covariance
Matrix)" + vbCrLf
  For l = 1 To 2
    line_1$ = ""
    For k = 1 To 2
      line_1$ = line_1$ + Str(invPool(l, k)) 'Fill
the row
      If k < 2 Then line_1$ = line_1$ + ", " 'Do
not print comma ',' after last column
    Next k
    result_1$ = result_1$ + vbCrLf + line_1$
  Next l
Else
  result_1$ = "Error!" 'Inverse could not be
found, determinant probably equal to zero
End If

```

Text6.Text = result\_1\$

End Sub

```

Sub Calculate_MultMahalanobis()
MahalanobisA(1, 1) = 0
MahalanobisA(1, 2) = 0
MahalanobisB(1, 1) = 0
MahalanobisB(1, 2) = 0

For l = 1 To 1
  For k = 1 To 2
    For m = 1 To 2
      MahalanobisA(l, k) = MahalanobisA(l,
k) + Transdiff_MatrixA(l, m) * invPool(m, k)
      MahalanobisB(l, k) = MahalanobisB(l, k)
+ Transdiff_MatrixB(l, m) * invPool(m, k)
    Next m
  Next k
Next l
resMahalanobisA = 0
resMahalanobisB = 0
For l = 1 To 1
  For k = 1 To 2
    resMahalanobisA = resMahalanobisA +
MahalanobisA(l, k) * diff_MatrixA(k, l)
    resMahalanobisB = resMahalanobisB +
MahalanobisB(l, k) * diff_MatrixB(k, l)
  Next
Next

```

```

Text6.Text = "Mahalanobis distance from
class A =" & resMahalanobisA & vbCrLf &
"Mahalanobis distance from class B =" &
resMahalanobisB
If resMahalanobisA < resMahalanobisB Then
Text3.Text = " Ç δάανάδΠñçόç αίĐêâé óðï
óýüēĀ"
Else
Text3.Text = " Ç δάανάδΠñçόç αίĐêâé óðï
óýüēĀ"
End If
End Sub

```

```

Sub Calculate_MultMahalanobisDistance()
MahalanobisAB(1, 1) = 0
MahalanobisAB(1, 2) = 0
For l = 1 To 1
  For k = 1 To 2

```

```

For m = 1 To 2
    MahalanobisAB(l, k) =
MahalanobisAB(l, k) + Transdiff_Matrix(l,
m) * invPool(m, k)

    Next m
Next k
Next l
Mahalanobis = 0
For l = 1 To 1
    For k = 1 To 2
        Mahalanobis = Mahalanobis +
MahalanobisAB(l, k) * diff_Matrix(k, l)

Next
Next

Text3.Text = "Mahalanobis distance=" &
Mahalanobis
End Sub

Private Sub HScroll1_Change()
Text1.Text = HScroll1.Value
End Sub

Private Sub HScroll2_Change()
Text2.Text = HScroll2.Value
End Sub

Private Sub mnfileA_Click()

CD1.CancelError = True

    CD1.Filter = "Text.txt|*.txt"
    CD1.ShowOpen
    groupA = CD1.FileName

    Open groupA For Input As #1
    Do While Not EOF(1)
    Input #1, cO
    Count_A = Count_A + 1
    Loop
    Close #1
    DCount_A = Count_A / 2

End Sub

Private Sub mnfileB_Click()
CD1.CancelError = True

    CD1.Filter = "Text.txt|*.txt"
    CD1.ShowOpen
    groupB = CD1.FileName

    Open groupB For Input As #1
    Do While Not EOF(1)
    Input #1, cO
    Count_B = Count_B + 1
    Loop
    Close #1
    DCount_B = Count_B / 2

End Sub

Sub Calculate_MultMahalanobisAA()
MahalanobisA(1, 1) = 0
MahalanobisA(1, 2) = 0

```

```

For l = 1 To 1
    For k = 1 To 2
        For m = 1 To 2
            MahalanobisA(l, k) = MahalanobisA(l,
k) + Transdiff_MatrixA(l, m) * invPool(m, k)

        Next m
        Next k
    Next l
    resMahalanobisA = 0

    For l = 1 To 1
        For k = 1 To 2
            resMahalanobisA = resMahalanobisA +
MahalanobisA(l, k) * diff_MatrixA(k, l)

        Next
    Next

Text6.Text = "Mahalanobis distance from
mean A =" & resMahalanobisA

End Sub

Sub standardized()
If Solution_Problem = False Then 'The
inverse has been found
    result_1$ = "(Inverse Pooled Covariance
Matrix)" + vbCrLf
    For l = 1 To DCount_A
        line_1$ = ""
        For k = 1 To 2
            line_1$ = line_1$ + Str(diff_MatrixA(l,
k)) 'Fill the row
            If k < 2 Then line_1$ = line_1$ + ", " 'Do
not print comma ',' after last column
        Next k
        result_1$ = result_1$ + vbCrLf + line_1$
    Next l
Else
    result_1$ = "Error!" 'Inverse could not be
found, determinant probably equal to zero
End If

Text4.Text = result_1$

End Sub

Sub mahalaA()
If Solution_Problem = False Then 'The
inverse has been found
    result_1$ = "(Scaled Mahalanobis
Distance)" + vbCrLf
    For l = 1 To DCount_A
        line_1$ = ""
        line_1$ = line_1$ + Str(Mahala(l)) 'Fill the
row
        result_1$ = result_1$ + vbCrLf + line_1$
    Next l
Else
    result_1$ = "Error!" 'Inverse could not be
found, determinant probably equal to zero
End If

Text3.Text = result_1$

End Sub

```



## ΣΥΝΟΠΤΙΚΟ ΒΙΟΓΡΑΦΙΚΟ ΣΗΜΕΙΩΜΑ

ΌΝΟΜΑ	ΠΑΡΑΣΚΕΥΑΣ
ΕΠΙΘΕΤΟ	ΤΣΑΓΓΑΡΑΤΟΣ
ΌΝΟΜΑ ΠΑΤΡΟΣ	ΠΕΡΙΚΛΗΣ
ΗΜΕΡΟΜΗΝΙΑ ΓΕΝΝΗΣΗΣ	ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ 1975
ΤΟΠΟΣ ΓΕΝΝΗΣΕΩΣ	ΜΕΛΒΟΥΡΝΗ ΑΥΣΤΡΑΛΙΑΣ
ΟΙΚΟΓΕΝΕΙΑΚΗ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ	ΈΓΓΑΜΟΣ
ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗ ΔΙΕΥΘΥΝΣΗ	<a href="mailto:ptsag@metal.ntua.gr">ptsag@metal.ntua.gr</a>

### ΣΠΟΥΔΕΣ

#### **ΑΠΡΙΛΙΟΣ 2012**

Διδάκτορας Μηχανικός του Ε.Μ.Π. της Σχολής Μηχανικών Μεταλλείων – Μεταλλουργών του Τομέα Γεωλογικών Επιστημών στο εργαστήριο Τεχνικής Γεωλογίας και Υδρογεωλογίας με θέμα διδακτορικής διατριβής: «Διερεύνηση τεχνικογεωλογικής συμπεριφοράς των γεωλογικών σχηματισμών με τη χρήση πληροφοριακών συστημάτων».

#### **ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ 2000 – ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ 2002**

Επιτυχή παρακολούθηση μεταπτυχιακών μαθημάτων του Προδιδακτορικού Κύκλου Σπουδών της Σχολής Μηχανικών Μεταλλείων – Μεταλλουργών, μαθήματα που ανήκουν στο Διατμηματικό Μεταπτυχιακό Κύκλο Σπουδών του Ε.Μ.Π. με τίτλο «Σχεδιασμός και Κατασκευή Υπόγειων Έργων».

#### **ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ 2000**

Δίπλωμα Μηχανικού Μεταλλείων - Μεταλλουργών Ε.Μ.Π., με βαθμό «Λίαν Καλώς».

### ΕΠΑΓΓΕΛΜΑΤΙΚΗ ΕΜΠΕΙΡΙΑ

#### **ΜΑΙΟΣ 2007 ΕΩΣ ΚΑΙ ΣΗΜΕΡΑ**

ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ, ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΜΕΤΑΛΛΕΙΩΝ–ΜΕΤΑΛΛΟΥΡΓΩΝ, ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΤΕΧΝΙΚΗΣ ΓΕΩΛΟΓΙΑΣ ΚΑΙ ΥΔΡΟΓΕΩΛΟΓΙΑΣ  
ΔΗΜ. ΥΠΑΛΛΗΛΟΣ ΙΔΙΩΤΙΚΟΥ ΔΙΚΑΙΟΥ ΑΟΡΙΣΤΟΥ ΧΡΟΝΟΥ.

#### **ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ 2000 ΕΩΣ ΚΑΙ ΣΗΜΕΡΑ**

ΕΡΕΥΝΗΤΗΣ ΜΕ ΣΥΜΒΑΣΕΙΣ ΑΝΑΘΕΣΗΣ ΕΡΓΟΥ, ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ, ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΜΕΤΑΛΛΕΙΩΝ–ΜΕΤΑΛΛΟΥΡΓΩΝ, ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΤΕΧΝΙΚΗΣ ΓΕΩΛΟΓΙΑΣ ΚΑΙ ΥΔΡΟΓΕΩΛΟΓΙΑΣ.

Συμμετοχή σε **23 ερευνητικά προγράμματα και μελέτες**, εκτελώντας διεργασίες τεχνικογεωλογικής χαρτογράφησης, υπαίθριας έρευνας, συλλογής και επεξεργασίας

γεωτεχνικών δεδομένων, χωρικής ανάλυσης σε περιβάλλον GIS, δημιουργίας χαρτών καταλληλότητας, επικινδυνότητας και άλλων συναφών χαρτογραφικών προϊόντων.

### ΔΙΔΑΚΤΙΚΗ ΕΜΠΕΙΡΙΑ

**ΑΠΟ ΤΟΝ ΟΚΤΩΒΡΙΟ ΤΟΥ 2002 – ΕΩΣ ΚΑΙ ΣΗΜΕΡΑ ΓΙΑ ΚΑΘΕ ΑΚΑΔΗΜΑΪΚΗ ΧΡΟΝΙΑ**  
ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ, ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΜΕΤΑΛΛΕΙΩΝ-  
ΜΕΤΑΛΛΟΥΡΓΩΝ, ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΤΕΧΝΙΚΗΣ ΓΕΩΛΟΓΙΑΣ ΚΑΙ ΥΔΡΟΓΕΩΛΟΓΙΑΣ.

Παροχή επικουρικού διδακτικού έργου σε εργαστηριακές ασκήσεις στα πλαίσια του ερευνητικού προγράμματος «*Ενίσχυση εργαστηριακών μαθημάτων της Τεχνικής Γεωλογίας I και Τεχνικής Γεωλογίας II της Σχολής Μηχανικών Μεταλλείων – Μεταλλουργών*».

### ΞΕΝΕΣ ΓΛΩΣΣΕΣ

ΑΓΓΛΙΚΑ (LOWER CAMBRIDGE).

### ΓΝΩΣΕΙΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Το πακέτο Office της Microsoft (*Word, Excel, Access, PowerPoint*), πακέτα επεξεργασίας εικόνας (*Photo Paint, Photo Shop, Corel Draw*), πακέτα σχεδίασης και χωρικής ανάλυσης (*AutoCad, ArcView, ArcMap GlobalMapper*), στατιστικά πακέτα (SPSS), λογισμικά πακέτα Εξόρυξη Δεδομένων (WEKA), γλώσσες προγραμματισμού (*Visual Basic 6, C++, Matlab, HTML, JavaScript*) και προγράμματα που αφορούν υπολογισμούς και επεξεργασία γεωτεχνικών και υδρογεωλογικών στοιχείων και εργασιών (*DIPS, LARIX, SlopeW, CRSP, RockWorks, Surfer*) καθώς και συστημάτων διαχείρισης διαδικτυακού περιεχομένου (*Joomla, WebGUI*).

### ΥΠΟΤΡΟΦΙΕΣ

Υπότροφος του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου από τον Ειδικό Λογαριασμό Έρευνας (Ε.Λ.Ε.) από το Ιανουάριο του 2002 μέχρι το Σεπτέμβριο του 2005.

### ΔΗΜΟΣΙΕΥΣΕΙΣ

1. **Tsangaratos P.** *Virtual Globe and Geological Modelling*. International Journal of Geosciences, Vol.2 No.4, PP.648-656, DOI: 10.4236/ijg.2011.24066 November 2011.
2. **Tsangaratos, P.** - **Πια, I.** - **Rozos, D.** *Case Event System for landslide susceptibility analysis*. Proceedings of the Second World Landslide Forum, Rome 3-7 October 2011.
3. **Πια, I., Tsangaratos, P., Koumantakis, I., Rozos, D.** *Application of a Bayesian approach in GIS based model for evaluating landslide susceptibility. Case study Kimi area, Euboea, Greece*. 12th INTERNATIONAL CONGRESS OF THE GEOLOGICAL SOCIETY OF GREECE. Patra, 2010.

4. **Tsangaratos, P.**, Koumantakis, I., Rozos, D. *GIS-Based application for geotechnical data managing*. 12th INTERNATIONAL CONGRESS OF THE GEOLOGICAL SOCIETY OF GREECE. Patra, 2010.
5. Dimitrakopoulos, D., Vassiliou, E., **Tsangaratos, P.**, Iliá, I. *Environmental management of mine water, considering European Water Legislation. Case study of Megalopolis mines*. 12th INTERNATIONAL CONGRESS OF THE GEOLOGICAL SOCIETY OF GREECE. Patra, 2010.
6. Rozos, D., Lykoudi, E. , **Tsangaratos, P.**, Markantonis, K., Georgiadis, P., Rondoyanni, Th., Leivaditi, A., Kyrousis, I. *Evaluation of soil erosion and susceptibility to landslide manifestation as a consequence of wildfire events affected the Zacharo municipality, Peloponnesus, Greece*. 12th INTERNATIONAL CONGRESS OF THE GEOLOGICAL SOCIETY OF GREECE. Patra, 2010.
7. I. Iliá, D. Rozos, D. Peraki, **P. Tsangaratos**. *Geotechnical and mineralogical properties of weak rocks from central Greece*, Central European Journal of Geoscience vol.1(4) pp431-442, 2009.
8. D. Rozos, L. Pyrgiotis, S. Skias, **P. Tsagaratos**. *An implementation of Rock Engineering System for ranking the instability potential of natural slopes in Greek territory. An application in Karditsa County*. Landslides Journal vol.5 pp216-270, 2008.
9. **P. Tsangaratos**. *Development of a graphical user interface (GUI) application for the management of borehole data*, European Geosciences Union, General Assembly, Vienna 2008.
10. I. Iliá, I. Koumantakis, D. Rozos, K. Markantonis, **P. Tsagaratos**. *Landslide phenomena in Kimi area, Euboea Island, Greece*. European Geosciences Union, General Assembly, Vienna 2008.
11. **P. Tsagaratos**, E. Vasileiou, E. Grigorakou, D. Rozos. *Environmental management of Mine Water in Greece and in the European Union*, Geology and Water Management: Resources, Risks, Regulations, Athens, Greece, 2008.
12. J. Koumantakis, D. Rozos, **P. Tsangaratos**. *Underground space development in Attica County in relation with its geological structure*, 11th ACUUS Conference: Underground Space: Expanding the Frontiers Athens, Greece, 2007.
13. J. Koumantakis, D. Rozos, C. Markantonis, **P. Tsagaratos**. *Hydrodynamic conditions of ground and surface water as a principal parameter to the solid wastes disposal sites selection. The case of Polidentri village in Attica*, XXXV IAH Ground water and Ecosystems, Lisbon, Portugal, 2007.
14. D. Rozos, **P. Tsagaratos**, C. Markantonis, S. Skias. *An application of Rock Engineering System (R.E.S.) method for ranking the instability potential of natural*

*slopes in Achaia County, Greece*, Int. Association of Mathematical Geology, XI<sup>th</sup> International Congress, 2006.

15. **P. Tsagaratos**, J. Koumantakis. *Estimation of the manifestation of landslide phenomena in granitic formations, induced by seismic activity. Case study of mountainous mass of Central Phodope, Greece*, European Geosciences Union, General Assembly, Natural Hazards, 2006.

16. J. Koumantakis, D. Rozos, C. Markantonis, **P. Tsagaratos**. *Engineering geological conditions, related ground failures and proposed measures, along the part of Peloponnesian railway line, Greece*, Geoline, International Symposium Geology and Linear Developments 2005.

17. **P. Tsagaratos**, J. Koumantakis, D. Rozos. *Landslide phenomena in granitic formation environments, geotechnical approach and classification, Eastern Aegean islands of Icaria and Naxos, Greece*, Geoline, International Symposium Geology and Linear Developments, 2005.

18. **Π. Τσαγγαράτος**, Ι. Κουμαντάκης. *Επίδραση των πετρογραφικών χαρακτηριστικών στην ευπάθεια των αδρανών υλικών να στιλβώνονται και να φθείρονται*, 10<sup>o</sup> Διεθνές Γεωλογικό Συνέδριο, Θεσσαλονίκη 2004.