



**ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΝΑΥΠΗΓΩΝ ΜΗΧΑΝΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ**

**ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΣΠΟΥΔΩΝ
“ ΝΑΥΤΙΚΗ & ΘΑΛΑΣΣΙΑ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑ & ΕΠΙΣΤΗΜΗ ”**

Διπλωματική Εργασία:

**Συστημική Προσέγγιση
της ευστάθειας Υποθαλάσσιων Πρανών
με επέκταση του Άτλαντα του Hudson**

της:

ΜΑΡΙΑΣ Ν. ΜΑΝΟΥΣΑΡΙΔΟΥ

Επιβλέπων Καθηγητής:
Μ. Σακελλαρίου

ΑΘΗΝΑ, 2009

Περιεχόμενα

Εισαγωγή	5
Μέρος Α	8
1 Θεωρία μητρώου αλληλεπίδρασης.....	8
1.1 Εισαγωγή στη θεωρία Μ.Α.....	8
1.2 Περιγραφή μητρώου αλληλεπίδρασης.....	9
1.3 Χερσαίος Άτλαντας ως μητρώο αλληλεπίδρασης	11
1.4 Δημιουργία Υποθαλάσσιου Άτλαντα	15
1.5 Παράγοντες ευστάθειας υποθαλάσσιων πρανών	15
1.6 Τροποποίηση Χερσαίου σε υποθαλάσσιο Άτλαντα.....	17
1.7 Συμπεράσματα.....	19
2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα.....	21
2.1 Περιγραφή - Αντιμετώπιση του φυσικού προβλήματος.....	21
2.2.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	22
2.2.2 Δομή Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων	23
2.2.3 Εκπαίδευση	25
2.2.4 Υπέρ-εκπαίδευση	26
2.2.5 Μεθοδολογία εκπαίδευσης.....	27

2.2.6 Μέγεθος για το δίκτυο	28
2.2.7 Γενίκευση	29
2.3 Πλεονεκτήματα – Μειονεκτήματα από την χρήση ΤΝΔ	30
3 Στατιστική ανάλυση δεδομένων με τη μέθοδο αυτο-οργάνωσης γραφικής απεικόνισης - (Self Organizing Map - SOM) (χάρτες αυτο-οργάνωσης) .	32
3.1 Εισαγωγή στη μέθοδο – Ανασκόπηση βιβλιογραφίας.....	32
3.2 Ο αλγόριθμος αυτο-οργάνωσης προβολής (SOM).....	33
3.3 Διανύσματα Κώδικες.....	34
3.4 Συνάρτηση γειτνίασης.....	35
3.5 Βασικός αλγόριθμος.....	36
3.5.1 Εφαρμογή του αλγόριθμου SOM για την εξόρυξη δεδομένων	38
3.5.2 Μορφοποίηση δεδομένων.....	38
3.5.3 Προεπεξεργασία δεδομένων.....	39
3.5.4 Εκκίνηση – Εκπαίδευση.....	40
3.5.4 Απεικόνιση	40
Μέρος Β	42
1 Εφαρμογή σε μετρήσεις από υποθαλάσσιες δειγματοληψίες	42
1.1 Προέλευση δεδομένων	42

1.2	Προετοιμασία κώδικα	50
1.3	Χάρτης U-matrix.....	51
1.4.1	Καθορισμός κλάσεων.....	53
1.4.2	Συμπεράσματα από την σύγκριση αποτελεσμάτων.....	56
1.5	Διάγραμμα διασποράς –scatter diagram.....	57
	Ανασκόπηση & συμπεράσματα.....	62
	Παράρτημα	65
	Βιβλιογραφία	69

Εισαγωγή

Η διάκριση μεταξύ «απλών» και «πολύπλοκων» συστημάτων δεν είναι σαφής και ευκρινής, αν και κανείς θα πίστευε αρχικά ότι είναι ένας βατός καθορισμός. Υπάρχουν συστήματα που αν και αρχικώς φαίνονται πολύπλοκα όπως π.χ. η λειτουργία μηχανών εσωτερικής καύσης, η πρόωση του πλοίου ή η λειτουργία ενός ηλεκτρονικού υπολογιστή, στην πραγματικότητα είναι απλά γιατί μπορούν να περιγραφούν σε σαφήνεια και έχουν προβλέψιμη συμπεριφορά. Από την άλλη μεριά υπάρχουν και συστήματα που ενώ θα τα θεωρούσε κανείς απλά, είναι πολύπλοκα, γιατί η περιγραφή τους και η προσέγγιση τους είναι δύσκολη. Συνήθως σε αυτές τις περιπτώσεις τα επιμέρους στοιχεία του πολύπλοκου συστήματος αλληλεπιδρούν «τυχαία» μεταξύ τους με απροσδιόριστα και μη αναμενόμενα αποτελέσματα. Πολύπλοκο μπορεί να θεωρηθεί η καταγραφή της γεωμετρίας των φύλλων ή η περιγραφή των σωματότυπων (διαστάσεις ανθρώπινων μερών). Επίσης, χαρακτήρα πολυπλοκότητας παρουσιάζουν γενικά τα γεωτεχνικά αντικείμενα. Τα συστήματα αυτά απαρτίζονται από μεγάλο αριθμό στοιχείων και συνήθως η μαθηματική περιγραφή τους είναι ουτοπική. Άλλο χαρακτηριστικό των γεωτεχνικών αντικειμένων είναι ο δυναμικός τους χαρακτήρας, δηλ. αλλάζουν συμπεριφορά σε διαφορετικές χρονικές στιγμές. Επίσης, είναι «ανοικτά» και αλληλεπιδρούν συνεχώς με το περιβάλλον. Όπως γίνεται αντιληπτό η προσέγγιση προβλημάτων βραχομηχανικής δεν δύναται να προσδιοριστεί με μαθηματικούς τύπους και εξισώσεις.

Στην παρούσα λοιπόν εργασία, με αφετηρία την έννοια του μητρώου αλληλεπίδρασης που εισήγαγε ο Hudson (1991) και το οποίο απευθύνεται και περιγράφει πολύπλοκα συστήματα, γίνεται μια προσπάθεια αποκωδικοποίησης και ερμηνείας μετρήσεων που προσδιορίζουν την υποθαλάσσια εδαφομηχανική σε συγκεκριμένη θαλάσσια ζώνη.

Αρχικά, λοιπόν, παρουσιάζουμε την θεωρία του Hudson και περιγράφουμε το μητρώο αλληλεπίδρασης που προτείνει για την κερσαία βραχομηχανική. Στην συνέχεια επεκτείνουμε αυτό το μητρώο σε μητρώο υποθαλάσσιας εδαφομηχανικής και κάνοντας χρήση των σύγχρονων εργαλείων της υπολογιστικής νοημοσύνης παράγουμε το μητρώο διασποράς, αντίστοιχο με το μητρώο αλληλεπίδρασης, το οποίο μας δίνει χρήσιμες πληροφορίες για τις γεωτεχνικές ιδιότητες.

Ως αντικείμενο μελέτης, έχουμε τις μετρήσεις από δειγματοληψίες που έχουν πραγματοποιηθεί στο θαλάσσιο χώρο της Ζακύνθου, και της Βόρειας και της νότιας Κυλλήνης. Με την χρήση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων, μπορούμε πλέον να ερμηνεύσουμε τα δεδομένα που αναμφισβήτητα περιγράφουν ένα πολύπλοκο φαινόμενο.

Σκοπός μας λοιπόν είναι να αντιμετωπίσουμε ένα πολύπλοκο φαινόμενο που προσδιορίζεται από τις μετρήσεις δειγμάτων στον Ελληνικό θαλάσσιο χώρο με την μέθοδο των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων, οι οποίες δεν θα μπορούσαν να

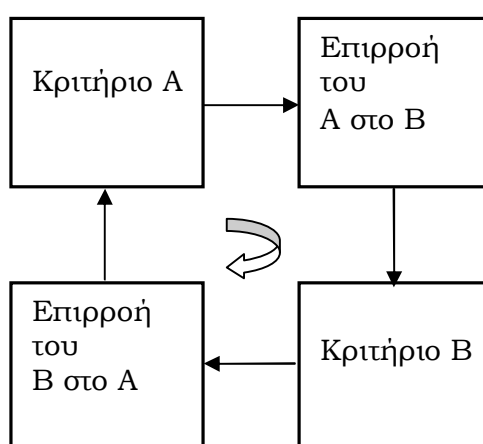
αξιοποιηθούν και να αποδώσουν γνώση με μαθηματικά μοντέλα. Τέλος, επαληθεύουμε την χρήση και την ικανότητα αυτό-οργάνωσης των δεδομένων από τα ΤΝΔ κάνοντας σύγκριση των αποτελεσμάτων που λάβαμε από την επεξεργασία του συνόλου των δεδομένων από τις 3 περιοχές με την επεξεργασία των δεδομένων για κάθε περιοχή ξεχωριστά, η οποία παρουσιάζεται στην βιβλιογραφία.

Μέρος Α

1 Θεωρία μητρώου αλληλεπίδρασης

1.1 Εισαγωγή στη θεωρία Μ.Α.

Για την συνολική συμπεριφορά ενός συστήματος θα ήταν σκόπιμο να υιοθετηθεί μία ολιστική μέθοδος προσέγγισης. Προκύπτει δηλαδή προφανές όφελος από την δημιουργία μίας μεθοδολογίας η οποία θα έχει ενιαία εφαρμοσιμότητα για κάθε επιμέρους περίπτωση ή αντικείμενο έρευνας. Η μεθοδολογία που προτείνεται είναι η δημιουργία ενός μητρώου αλληλεπίδρασης και ο κύριος στόχος του είναι η αναπαράσταση των συσχετιζόμενων παραμέτρων, οι αλληλοεπιδράσεις τους, η εξαγωγή των βασικών παραμέτρων που επηρεάζουν το εκάστοτε αντικείμενο έρευνας ή μελέτης και η τοποθέτησή τους στην κύρια διαγώνιο του μητρώου. Σχηματικά, η προαναφερόμενη μεθοδολογία μπορεί να παρουσιαστεί στο ακόλουθο σχήμα.



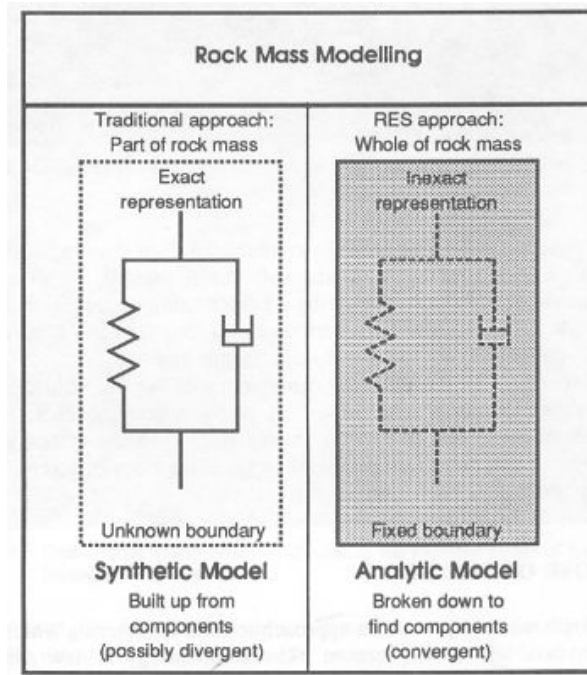
Σχήμα 1.1

Μητρώο αλληλεπίδρασης - η αναπαράσταση των συσχετιζόμενων παραμέτρων

Η παραπάνω τεχνική εισάγεται αναλυτικά στον τομέα της βραχομηχανικής και της γεωτεχνικής από τον Hudson. Η καινοτόμος αυτή μεθοδολογία έχει ως βασικό σκοπό την προσέγγιση τεχνικών πολύπλοκων προβλημάτων της βραχομηχανικής που απαιτούν την επίλυσή τους.

1.2 Περιγραφή μητρώου αλληλεπίδρασης

Παραδοσιακά, η ανάπτυξη μοντέλων που αναπαριστούν την μηχανική συμπεριφορά έχει εξελιχθεί από την απλή περίπτωση στην πιο σύνθετη. Όμως, η μελέτη της επιστήμης της βραχομηχανικής και άλλων σχετικών επιστημών είναι πλέον αρκετά σύνθετη και πολύπλοκη και δεν μπορεί να περιγραφεί από ένα απλό μοντέλο. Ένα απλό μοντέλο είναι και το ονομαζόμενο συνθετικό στο οποίο είναι ασαφή τα όρια περιγραφής αλλά το αποτέλεσμα είναι ακριβές και συγκεκριμένο και συνήθως στηρίζεται αποκλειστικά στην παρατήρηση επαναλαμβανόμενων αποτελεσμάτων. Συνεπώς, στην περίπτωση που περιγράφουμε ένα φαινόμενο βραχομηχανικής από ένα σύνθετο μοντέλο δεν μπορούμε να εξασφαλίσουμε ότι έχουν συμπεριληφθεί σωστά όλες οι παράμετροι και οι παράγοντες που επηρεάζουν την κατάσταση, καθώς είναι περίπλοκα τα προβλήματα που εμφανίζονται σε αυτόν τον τομέα και δύσκολα μπορούν να καταγραφούν και να δώσουν ασφαλή αποτελέσματα. Το σύνθετο μοντέλο δεν μπορεί να συγκλίνει σωστά προκειμένου να περιγράψει επακριβώς και με σαφήνεια κάποιο φαινόμενο βραχομηχανικής, καθώς δεν περιλαμβάνει όλες τις ενδεχόμενες παραμέτρους.



Σχήμα 1.2
Απλό και αναλυτικό μοντέλο

Η μέθοδος που υιοθετείται στην παρούσα εργασία για την περιγραφή θεμάτων βραχομηχανικής είναι της συστημικής προσέγγισης και βασίζεται στο αναλυτικό μοντέλο. Το συγκεκριμένο μοντέλο σε αντίθεση με το συνθετικό, θεωρεί ότι όλοι οι παράγοντες της επιστήμης των πετρωμάτων και τα χαρακτηριστικά τους εμπεριέχονται πλήρως στο μοντέλο ανάλυσης. Έτσι, προχωρούμε στην ανάλυση του συστήματος. Σχηματικά, τα δύο μοντέλα φαίνονται στην παραπάνω εικόνα. Παρατηρούμε ότι στο αναλυτικό μοντέλο η γραμμή του εξωτερικού ορίου είναι συνεχής, ενώ στο συνθετικό είναι διακεκομμένη. Αυτό δείχνει ότι στο αναλυτικό μοντέλο έχουν καθοριστεί τα πάντα που αφορούν την εκάστοτε περίπτωση μελέτης και αυτό που απομένει είναι να προσδιοριστούν τα δεδομένα. Το όριο δηλαδή της έρευνας είναι καθορισμένα.

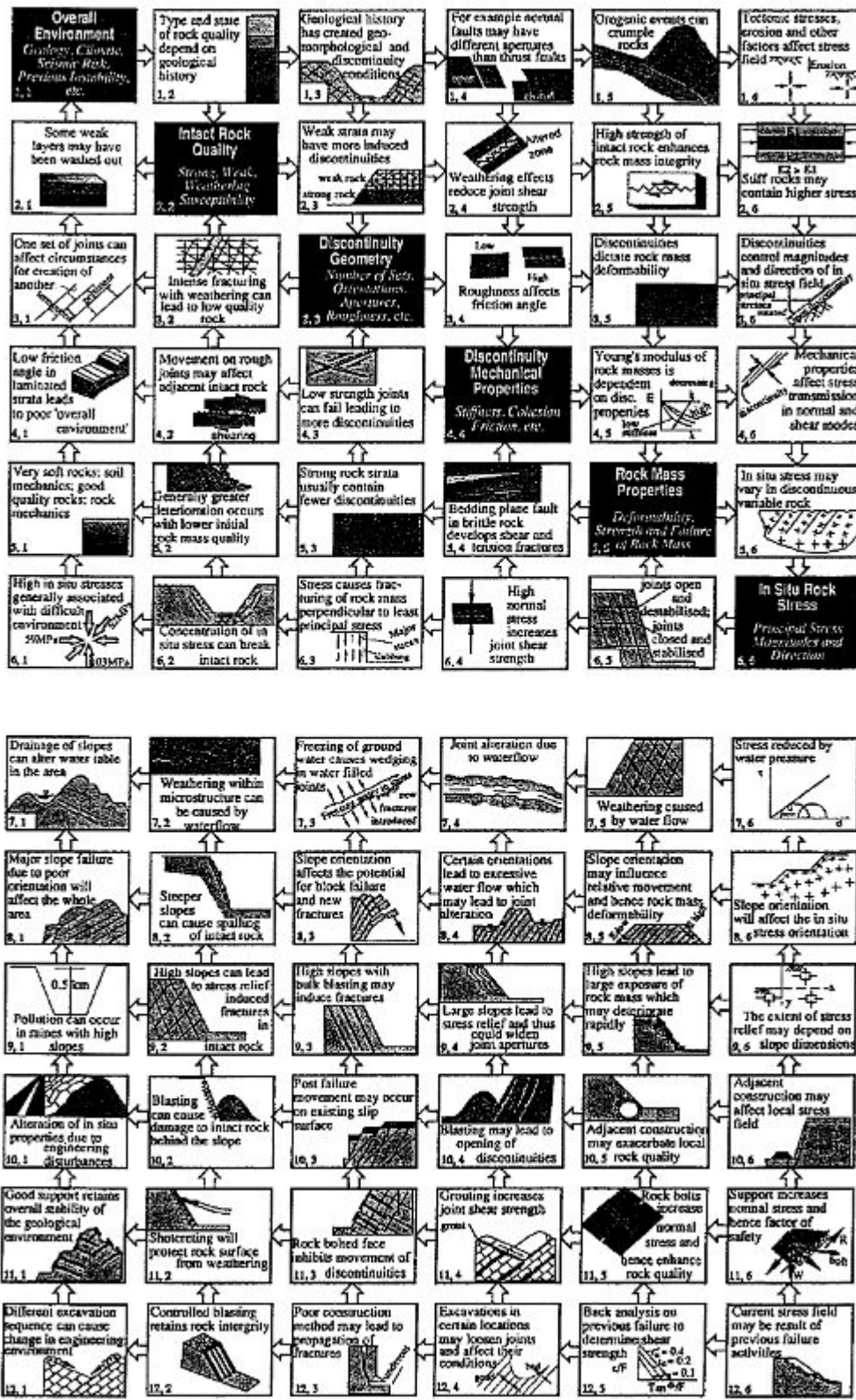
Η προσπάθεια λοιπόν περιγραφής του αναλυτικού μοντέλου έγκειται στην ολιστική αντιμετώπιση του προβλήματος. Πρέπει αρχικά να γίνει μια καταγραφή των ιδιοτήτων των πετρωμάτων και να γίνουν πλήρως κατανοητοί οι μηχανισμοί που διέπουν την επιστήμη της βραχομηχανικής. Επίσης, πρέπει να καθοριστεί επακριβώς ο σκοπός της έρευνας. Ποιο είναι δηλαδή το ζητούμενο της έρευνάς μας. Με δεδομένη την διαδικασία καταγραφής των μηχανισμών και των ιδιοτήτων που καθορίζουν το αντικείμενο της έρευνας, συνεχίζουμε για την εισαγωγή μίας ολιστικής μεθοδολογίας για την αντιμετώπιση προβλημάτων βραχομηχανικής. Συνεπώς, χρησιμοποιούμε πλήρως την υπάρχουσα γνώση την οποία και λαμβάνουμε από βιβλιογραφία, άρθρα και βάσεις δεδομένων και αναπτύσσουμε έναν βέλτιστο τρόπο αξιοποίησης και αξιολόγησης των στοιχείων αυτών με την χρήση του μητρώου αλληλεπίδρασης. Η προσέγγιση των προβλημάτων με το μητρώο αλληλεπίδρασης προσφέρει ταυτόχρονα τόσο την αναπαράσταση των καθοριστικών παραγόντων που επηρεάζουν την κατασκευή μας όσο και τους μηχανισμούς αλληλεπίδρασης για την μηχανική των πετρωμάτων.

1.3 Χερσαίος Άτλαντας ως μητρώο αλληλεπίδρασης

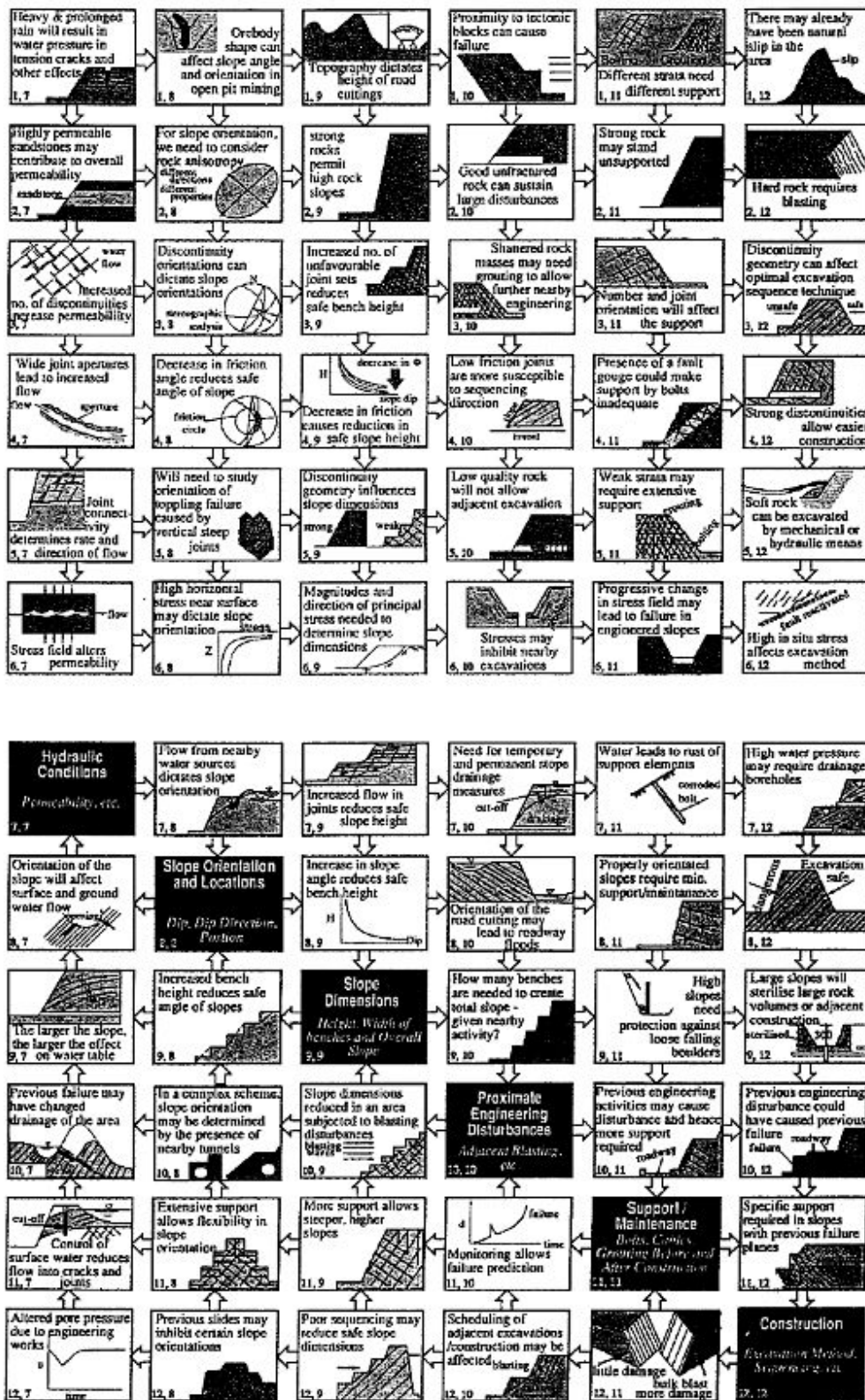
Ο Άτλαντας για τα θέματα της βραχομηχανικής που προτείνεται από τον Hudson παρουσιάζεται ακολουθώντας. Σημειώνουμε ότι αναπαρίσταται βάσει της θεωρίας που περιγράψαμε παραπάνω και στηρίζεται στο μητρώο αλληλεπίδρασης, καθώς εν γένει τα γεωτεχνικά αντικείμενα έχουν το χαρακτήρα της πολυπλοκότητας. Το μητρώο αυτό είναι μεγέθους 12*12 και τα

στοιχεία που έχουν τοποθετηθεί στην κύρια διαγώνιο αποτελούν τους βασικούς παράγοντες που επηρεάζουν την ευστάθεια των χερσαίων πρανών. Τα 12 λοιπόν στοιχεία που αναφέρονται στην κύρια διαγώνιο είναι τα εξής:

1. Συνολικό περιβάλλον
2. Ποιότητα πετρωμάτων
3. Γεωμετρικές ασυνέχειες
4. Ασυνέχεια μηχανικών ιδιοτήτων
5. Ιδιότητες πετρωμάτων
6. Επί τόπου τάσεις
7. Υδραυλικά φορτία
8. Διεύθυνση κλίσης και τοποθεσία
9. Μέγεθος κλίσης
10. Επιρροή από γειτονικά τεχνικά έργα
11. Υποστήριξη - Ενίσχυση
12. Κατασκευή



Σχήμα 1.3.1
 Ατλαντας βραχομηχανικής του Hudson (1/2)



Σχήμα 1.3.2
 Ατλαντας βραχομηχανικής του Hudson (2/2)

Οι 12 παραπάνω παράγοντες προκαλούν 132 αλληλεπιδράσεις - μηχανισμούς που παρουσιάζονται στις θέσεις εκτός της κύριας διαγωνίου. Όλοι αυτοί οι μηχανισμοί περιγράφουν πλήρως το εκάστοτε φαινόμενο της βραχομηχανικής και ταξινομούνται με τέτοιο τρόπο ώστε να αναδεικνύουν την επιρροή τους στους παράγοντες της κύριας διαγωνίου.

1.4 Δημιουργία Υποθαλάσσιου Άτλαντα

Στην επόμενη ενότητα γίνεται μια μελέτη των φαινομένων που μπορούν να επηρεάσουν την ευστάθεια των υποθαλασσιών πρανών. Αρχικά, πραγματοποιείται μία καταγραφή των παραγόντων που παίζουν καθοριστικό ρόλο για την διατάραξη της ευστάθειας της υποθαλάσσιας περιοχής. Οι παράγοντες αυτοί κατατάσσονται σε 5 κατηγορίες και εν συνεχεία προτείνεται μία επέκταση – τροποποίηση του Χερσαίου Άτλαντα στον οποίο συμπεριλαμβάνονται οι 5 προαναφερόμενες κατηγορίες. Έτσι, ως τελικό αποτέλεσμα έχουμε μία πρόταση για την δημιουργία του υποθαλάσσιου πλέον Άτλαντα.

1.5 Παράγοντες ευστάθειας υποθαλασσιών πρανών

Οι παράγοντες που επηρεάζουν την ευστάθεια του υποθαλάσσιου εδάφους θα μπορούσαν να ενταχθούν στις παρακάτω κατηγορίες:

1^η κατηγορία: Υποθαλάσσιο Περιβάλλον:

1. Ύπαρξη ρηγμάτων
2. Τεκτονική συμπεριφορά, δηλ. ανοδικές ή καθοδικές κινήσεις πλακών
3. Σεισμοί με υποθαλάσσιες κατολισθήσεις

2^η κατηγορία: Επιρροή της θάλασσας:

1. Κύματα (επιφανειακά και εσωτερικά)
2. ρεύματα
3. παλίρροιες
4. τυρβώδης ροή
5. τσουνάμι

3^η κατηγορία: Ύπαρξη ιζημάτων:

1. Ρυθμοί ιζηματογένεσης. Γρήγορη εναπόθεση ιζήματος στις εκβολές των ποταμών. Στερεοποίηση λόγω βαρύτητας.
2. Ποιότητα – σύσταση ιζημάτων.
3. Περιεκτικότητα σε σωματίδια αλάτων.

4^η κατηγορία: Υποθαλάσσιο Έργο:

1. Αστάθεια – αλλοίωση πυθμένα λόγω υποθαλάσσιων εργασιών όπως εξόρυξη ορυκτών και τοποθέτηση πλατφορμών, σωληνώσεων, τηλεπικοινωνιακών καλωδίων, αλυσίδες και πυλώνες θαλασσίων κατασκευών

5^η κατηγορία: Παράκτια Έργα:

1. Λιμενικά έργα

1.6 Τροποποίηση Χερσαίου σε υποθαλάσσιο Άτλαντα

Ακολούθως θα προσπαθήσουμε να επεκτείνουμε – τροποποιήσουμε τον διαδραστικό Άτλαντα της χερσαίας βραχομηχανικής σε Άτλαντα ο οποίος να αναφέρεται στην υποθαλάσσια εδαφομηχανική.

Λαμβάνοντας ως αρχικό στοιχείο τον Άτλαντα του Hudson¹ ο οποίος αφορά στα χερσαία βραχώδη πρηνή, παρατηρούμε αρχικά ότι η πρώτη κατηγορία «Υποθαλάσσιο Περιβάλλον» δύναται να συμπεριληφθεί στο «κελί» «Συνολικό περιβάλλον – overall environment» με θέση (1,1) του εν λόγω Άτλαντα.

Συγκεκριμένα, η σεισμική συμπεριφορά που προκαλείται από την ύπαρξη ρηγμάτων και την τεκτονική δραστηριότητα, είναι μια φυσική διεργασία που επηρεάζει και καθορίζει τις γεωτεχνικές ιδιότητες, την υποθαλάσσια γεωλογία και την δημιουργία σεισμικών κυμάτων. Συνεπώς, το υποθαλάσσιο περιβάλλον καθίσταται ασταθές και μεταβολές και ανατροπές είναι εύκολο να επιτευχθούν λόγω των προαναφερόμενων παραγόντων.

Εν συνεχεία και επεξεργαζόμενοι τον χερσαίο Άτλαντα θα μπορούσαμε να προσθέσουμε ένα ακόμη «κελί», στη θέση (2,2) όπου να εμπεριέχονται οι παράγοντες της θαλάσσιας επιρροής. Τα επιφανειακά και εσωτερικά κύματα, ρεύματα, οι παλίρροιες, η τυρβώδης ροή και το τσουνάμι είναι φαινόμενα που συναντιούνται σε όλες τις θάλασσες και προκαλούν αστάθεια των υδραυλικών δυνάμεων. Επίσης, συμβάλλουν στην αναδιάταξη των ιζηματικών αποθέσεων

¹ J. A. Hudson, Technical Note, Atlas of Rock engineering mechanisms, Vol. 29, No 2, pp 157-159, 1992

και την μετακίνηση λίθων ή άμμων που βρίσκονται τόσο στον πυθμένα της θάλασσας όσο και στην ακτογραμμή.

Επόμενη αλλαγή του χερσαίου Άτλαντα αποτελεί η προσθήκη «κελιού» που αφορά στην ύπαρξη ιζημάτων. Τα ιζήματα σταθεροποιούνται εξαιτίας του ίδιου βάρους τους και ρυθμοί ιζηματογένεσης είναι υψηλοί, όταν η εναπόθεση γίνεται στις εκβολές των ποταμών ή κοντά στην ακτογραμμή. Σημειώνουμε δε ότι παρατηρείται υπερφόρτιση του εδάφους εξαιτίας της γρήγορης ιζηματικής απόθεσης, εφόσον συμπαγή και βαρύτερα υλικά εναποτίθενται πάνω από υλικά μικρότερης συνεκτικότητας και έτσι προκαλείται η συμπίεση τους.

Επόμενη τροποποίηση που θα μπορούσε να γίνει είναι η αντικατάσταση του «κελιού» που αφορά τα χερσαία έργα με τα υποθαλάσσια. Εφόσον, αναφερόμαστε στον θαλάσσιο πυθμένα οι ανθρώπινες ενέργειες (μην αποκλείεις το ενδεχόμενο της επιρροής, καθώς ολοένα και περισσότερο θα γίνονται υποθαλάσσια έργα ή έργα στον πυθμένα, πχ σήραγγες, θεμελιώσεις έργων, κλπ) που έχουν ως αποτέλεσμα τις χερσαίες κατασκευές δεν επηρεάζουν τον υποθαλάσσιο χώρο και συνεπώς δεν υπάρχει λόγος να εμπεριέχονται στον υποθαλάσσιο Άτλαντα. Αντίθετα, οι εργασίες που πραγματοποιούνται στην επιφάνεια του εδάφους της θάλασσας ή κάτω από αυτό μπορούν να διαταράξουν την ευστάθεια των πρηνών.

Ο τελευταίος παράγοντας που θα μπορούσε να προστεθεί στον Υποθαλάσσιο Άτλαντα είναι το παράκτιο έργο. Οι εργασίες και οι κατασκευές που πραγματοποιεί ο άνθρωπος στην παράκτια ζώνη έχει ως αποτέλεσμα την έντονη

διάβρωση και παρέμβαση στο υποθαλάσσιο περιβάλλον και κάθε του ενέργεια δύναται να επηρεάσει την ευστάθεια των πρανών.

1.7 Συμπεράσματα

Εν κατακλείδι, θα μπορούσαμε να αναφέρουμε ότι όλοι οι προαναφερόμενοι παράγοντες επηρεάζουν την ευστάθεια των υποθαλάσσιων πρανών, όμως σε κάθε περίπτωση θα πρέπει να διακρίνουμε κατηγορίες και βαθμούς, που θα προκύπτουν από την θαλάσσια ζώνη που μελετάμε. Καθώς, κάθε θαλάσσια περιοχή εμφανίζει διαφορετικές ιδιότητες (π.χ. στον Ειρηνικό ωκεανό δεν υπάρχουν έντονα φαινόμενα κυματισμών και ρευμάτων), θα πρέπει να προσδιορίζεται ο συντελεστής σπουδαιότητας του κάθε φαινομένου, πριν την χρήση του υποθαλάσσιου Άτλαντα.

Ακολούθως, εμφανίζεται μία πρόταση για τον υποθαλάσσιο Άτλαντα, ο οποίος εμπεριέχει τους παράγοντες που προαναφέραμε.

2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

2.1 Περιγραφή - Αντιμετώπιση του φυσικού προβλήματος

Στην συνέχεια, έχοντας ως δεδομένα μετρήσεις από δειγματοληψίες που έχουν πραγματοποιηθεί στην υποθαλάσσια περιοχή της & Νότιας Βόρειας Κυλλήνης και της Ζακύνθου θα εξετάσουμε την συμπεριφορά κάποιων από τους υποθαλάσσιους παράγοντες που προσδιορίζουν τις γεωτεχνικές ιδιότητες του θαλάσσιου χώρου. Όπως γίνεται αντιληπτό το αντικείμενο της έρευνας είναι ιδιαίτερα πολύπλοκο, καθώς οι παράμετροι είναι αρκετοί και δεν υπάρχουν εξισώσεις που να προσεγγίζουν το πρόβλημα. Συνεπώς, καθώς η Υπολογιστική Νοημοσύνη και ειδικά η μέθοδος των Τεχνητών Νευρωνικών δικτύων αποτελούν κατάλληλη μέθοδο ανάλυσης πολύπλοκων συστημάτων, προτείνεται η χρήση τους για την έρευνα και αξιοποίηση των μετρήσεων που διαθέτουμε.

Η τεχνολογία των νευρωνικών δικτύων (ΤΝΔ) δίνει την δυνατότητα της ανάλυσης και της δημιουργίας κλάσεων (cluster) από τα δεδομένα που στην ουσία δίνουν χρήσιμες πληροφορίες για το ποιες παράμετροι έχουν ισχυρότερη "αξία" έναντι άλλων και ποιες μπορούν να περιγράψουν αποτελεσματικότερα τις υποθαλάσσιες συνθήκες. Έτσι, αντίστοιχα με την θεωρία του Hudson, θα δημιουργηθεί ένα μητρώο αλληλεπίδρασης από το οποίο μπορούμε να εξάγουμε πληροφορίες για την κυριαρχία της συμβολής των παραμέτρων. Επιπλέον, οι κλάσεις που θα προκύψουν θεωρούνται ότι μπορούν να αποδώσουν πλήρως και επαρκώς τα χαρακτηριστικά του περιβάλλοντος. Ακολουθεί μία σύντομη παρουσίαση των κανόνων που διέπουν

τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και η οποία θα βοηθήσει για την καλύτερη κατανόηση της αντιμετώπισης και της λύσης του προβλήματος που εξετάζουμε όπως και για την λειτουργία των ΤΝΔ.

2.2.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Η μεθοδολογία που χρησιμοποιείται από τα ΤΝΔ μπορεί να παραλληλιστεί με τις λειτουργίες της ανθρώπινης νοημοσύνης. Η προσομοίωση αυτή επιτυγχάνεται με αλγορίθμους και συστήματα που βασίζονται στην γνώση και στη μίμηση της βιολογικής λειτουργίας του εγκεφάλου. Κύρια χαρακτηριστικά των νευρώνων του εγκεφάλου είναι ότι αντιδρούν σε ερεθίσματα του εξωτερικού περιβάλλοντος, επεξεργάζονται και μεταφέρουν ερεθίσματα και πληροφορίες, επικοινωνούν με μια σειρά συνάψεων με άλλα νευρώνια και έχουν αφαιρετική ή προσθετική ικανότητα. Έτσι, ο εγκέφαλος αποκτά την ικανότητα να μαθαίνει, να ταξινομεί, να αποφασίζει και να συνδέει τις πληροφορίες που δέχεται.

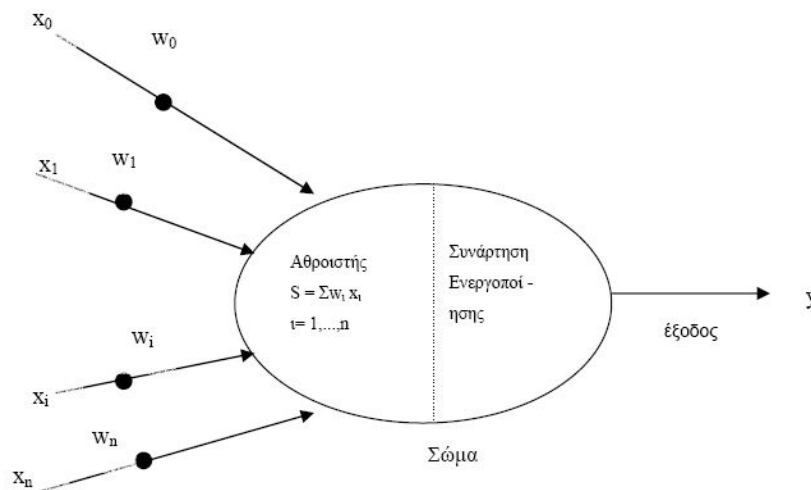
Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι απλούστερες μορφές των βιολογικών νευρωνικών δικτύων καθώς διατηρούν αρκετές από τις λειτουργίες και την οργάνωση η οποία έχει παρατηρηθεί στον ανθρώπινο εγκέφαλο. Αντίστοιχα με τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα τα ΤΝΔ μπορούν επίσης να εκπαιδευτούν, να αναγνωρίζουν αρχέτυπα, να διαχειρίζονται και να ταξινομούν δεδομένα, να εκτιμούν προβλέψεις για μελλοντικά γεγονότα.

Τα ΤΝΔ είναι *υπολογιστικές μηχανές* οι οποίες έχουν σχεδιαστεί για να μοντελοποιούν τον τρόπο με τον οποίο ο εγκέφαλος πραγματοποιεί μια

συγκεκριμένη λειτουργία. Οι μηχανές αυτές καλούνται *μηχανές διέγερσης – απόκρισης* λόγω της θεμελιώδους λειτουργίας τους: ότι εκπαιδεύονται μέσω της έκθεσης δειγμάτων δεδομένων εισόδου τα οποία συνδέονται με την κατάλληλη ενεργοποίηση με δεδομένα εξόδου.

2.2.2 Δομή Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Παρακάτω φαίνεται σχηματικά η λειτουργία ενός ΤΝΔ. Τα δεδομένα είναι τα σήματα εισόδου $x_0, x_1, x_2, \dots, x_n$, οι τιμές των βαρών $w_0, w_1, w_2, \dots, w_n$ αντιστοιχούν στις τιμές σύναψης (ποσοστό συμμετοχής των x_i) και το σώμα του ΤΝΔ αποτελείται από την αθροιστική συνάρτηση $S = \sum_{i=0}^n x_i w_i$ η οποία αθροίζει τα επιμέρους γινόμενα των δεδομένων εισόδου x_i επί του κατάλληλου βάρους w_i . Η ποσότητα S περνάει από ένα μη γραμμικό φίλτρο το οποίο διαμορφώνει και το σήμα εξόδου.



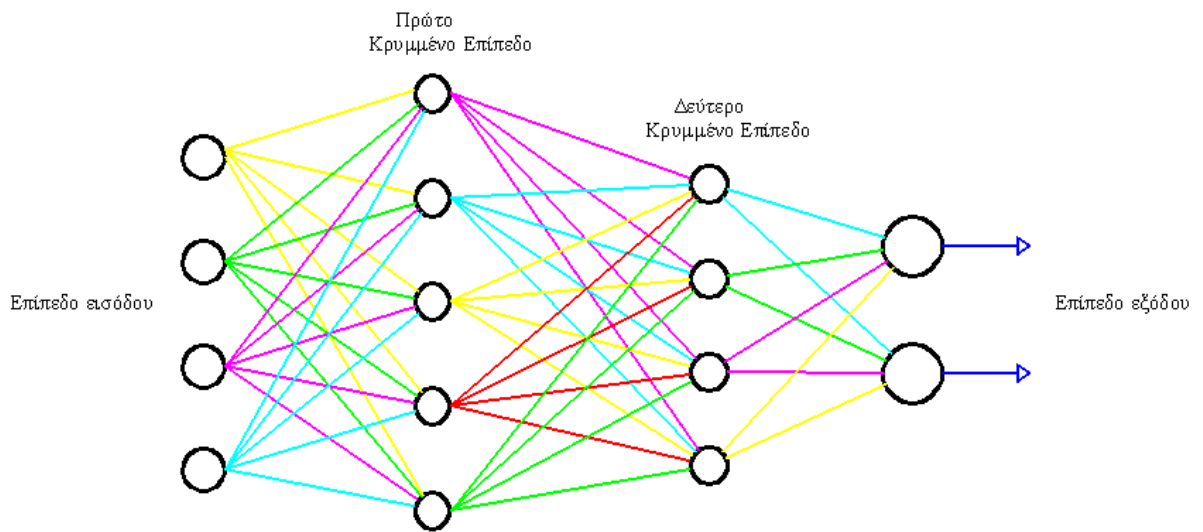
Σχήμα 2.1

Σχηματική αναπαράσταση ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου

Ο τρόπος με τον οποίο συνδέονται οι νευρώνες μεταξύ τους και η ισχύς των συνδέσεων που προσδιορίζεται από την τιμή των βαρών καθορίζουν την συμπεριφορά ενός ΤΝΔ. Το σύστημα του ΤΝΔ οργανώνεται με παράλληλα τοποθετημένα επίπεδα (layers) το καθένα από τα οποία αριθμεί μια σειρά ισχυρά συνδεδεμένων μονάδων επεξεργασίας. Ακολουθώς (Σχήμα 2.2) έχουμε την περιγραφή και την σχηματική απεικόνιση της αρχιτεκτονικής ενός ΤΝΔ:

1. το επίπεδο εισόδου (input layer) στο οποίο εισάγονται τα εκπαιδευτικά διανύσματα,
2. ένα ή περισσότερα κρυμμένα επίπεδα (hidden layers) στα οποία γίνεται η επεξεργασία των πληροφοριών και
3. ένα επίπεδο εξόδου (output layer) το οποίο συνήθως διαθέτει υπολογιστική ικανότητα και στο οποίο καταγράφεται η ανταπόκριση του δικτύου στα στοιχεία εισόδου.

Ο κάθε νευρώνας του ενός επιπέδου συνδέεται με όλους τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου και η επιρροή που ασκείται μεταξύ τους καθορίζεται από το μέτρο των βαρών.



Σχήμα 2.2
Αρχιτεκτονική ενός τυπικού πολυεπίπεδου ΤΝΔ

2.2.3 Εκπαίδευση

Αρχικά ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο πρέπει να εκπαιδευτεί κατάλληλα ώστε να μπορέσει να επιλύει ένα πρόβλημα αναγνώρισης προτύπου. Η εκπαίδευση αυτή, που είναι διαφορετική για κάθε φυσικό πρόβλημα το οποίο εξετάζεται, πραγματοποιείται τροφοδοτώντας ο χρήστης με εκπαιδευτικά παραδείγματα τα οποία περιγράφουν επαρκώς το φαινόμενο που μελετάμε. Έτσι, ο ερευνητής δίνει στοιχεία για τις παραμέτρους (δεδομένα εισόδου), αλλά και για το αποτέλεσμα που θα προκύψει (δεδομένα εξόδου).

Κατά την διαδικασία εκπαίδευσης, εφαρμόζεται ένας αλγόριθμος εκπαίδευσης ο οποίος τροποποιεί τις τιμές των βαρών ώστε το ΤΝΔ να υλοποιήσει την επιθυμητή απεικόνιση των στοιχείων εισόδου στα στοιχεία εξόδου. Η

συνάρτηση της σύναψης, συνάρτηση ενεργοποίησης μοντελοποιείται από ένα μεταβαλλόμενο βάρος το οποίο συνδέεται με κάθε σύναψη, αφού η κάθε παράμετρος συμβάλλει διαφορετικά στον προσδιορισμό της εξόδου από το δίκτυο. Η συνάρτηση ενεργοποίησης υπολογίζει τη δραστηριοποίηση ενός νευρώνα ως συνάρτηση του αθροίσματος των σταθμισμένων εισόδων του.

Εν γένει κάποιες εισοδοί από το πλήθος των δεδομένων εισόδου είναι πιο ισχυρές στην παραγωγή μιας συγκεκριμένης εξόδου, δηλ. έχουν μεγαλύτερη τιμή στο βάρος τους. Βέβαια οι εισοδοί αυτοί είναι δύσκολο να προσδιοριστούν και να εντοπιστούν. Έτσι, αρχικά τα βάρη καθορίζονται τυχαία είτε με την χρήση κάποιου αλγόριθμου εκκίνησης. Η επιλογή των αρχικών βαρών είναι σημαντική για την πορεία της σύγκλισης. Κατά την φάση εκπαίδευσης τα βάρη τροποποιούνται, ώστε να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα στα δεδομένα εξόδου.

2.2.4 Υπέρ-εκπαίδευση

Μία ακόμα σημαντική παρατήρηση είναι το φαινόμενο της υπερεκπαίδευσης του δικτύου. Η ικανότητα και αποτελεσματικότητα ενός ΤΝΔ μπορεί να επηρεαστεί από τον μεγάλο όγκο δεδομένων εισόδου. Κατά την υπερεκπαίδευση η τιμή του σφάλματος των αποτελεσμάτων του δικτύου μπορεί να είναι πολύ μικρότερη από το πραγματικό μέγεθος του σφάλματος. Σε αυτήν την περίπτωση το δίκτυο παρουσιάζει την τάση να απομνημονεύει τυχαίες λεπτομέρειες των δεδομένων εκπαίδευσης και έτσι, η εκπαίδευση δεν μπορεί να εφαρμοστεί γενικά.

2.2.5 Μεθοδολογία εκπαίδευσης

Όσον αφορά την μεθοδολογία εκπαίδευσης, αυτή μπορεί να γίνει με ή χωρίς εποπτεία. Οι δύο αυτές μέθοδοι διαφέρουν ως προς το αν τα αποτελέσματα εξόδου του δικτύου προκύπτουν χρησιμοποιώντας ή όχι τα επιθυμητά διανύσματα εξόδου για σύγκριση κατά την εκπαίδευση.

- Εκπαίδευση με εποπτεία

Ακολουθώντας αυτή την μέθοδο, το ΤΝΔ προσπαθεί να δημιουργήσει μία σχέση που θα συνδέει τα δεδομένα εισόδου με τα αντίστοιχα εξόδου με τέτοιο τρόπο ώστε τα εκπαιδευτικά με τα πραγματικά διανύσματα να παρουσιάζουν την ελάχιστη απόκλιση. Το δίκτυο μέσω συνεχών επαναλήψεων συγκρίνει το πραγματικό με το επιθυμητό διάνυσμα εξόδου και αυτορυθμίζεται τροποποιώντας τις αρχικές τιμές των βαρών που συνδέουν τους νευρώνες με στόχο να μειώσει το μέσο τετραγωνικό σφάλμα μεταξύ των δύο διανυσμάτων εξόδου. Το σημαντικό μειονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι η ενδεχόμενη παγίδευση του δικτύου σε τοπικά ελάχιστα.

- Εκπαίδευση χωρίς εποπτεία

Στο ΤΝΔ εισάγονται μόνο διανύσματα εισόδου τα οποία ταξινομούνται σε κατηγορίες και αυτό-οργανώνονται ανάλογα με τις πιθανές ομοιότητές τους. Στην ουσία το δίκτυο ανακαλύπτει την σχετική ομοιότητα, ή κάποια παρεμφερή τάση στο σύνολο των διανυσμάτων εισόδου και τα ταξινομεί σε συστοιχίες. Ένας αλγόριθμος μεταβάλλει συνεχώς τις τιμές των βαρών μέχρι

να επιτευχθεί η βελτίωση της συνάρτησης σφάλματος. Το σημαντικό μειονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι η χρονοβόρα διαδικασία της εκπαίδευσης.

2.2.6 Μέγεθος για το δίκτυο

Η επιλογή του κατάλληλου μεγέθους για το ΤΝΔ αποτελεί ιδιαίτερα σημαντική παράμετρο για τη σωστή λειτουργία και αντιμετώπιση των προβλημάτων προς επίλυση. Αν το δίκτυο είναι πολύ μικρό τότε δεν θα είναι ικανό να δημιουργήσει ένα ορθό μοντέλο επίλυσης του προβλήματος και να εκπαιδευτεί αποτελεσματικά (υποεκπαιδευμένο), ενώ αν είναι πολύ μεγάλο θα είναι πολύ ικανό (υπερεκπαιδευμένο) με αποτέλεσμα να παγιδεύεται στις τιμές των δεδομένων. Συνεπώς, καμία από τις λύσεις που θα παρουσιάζει δεν θα αποτελεί βέλτιστη ή καλή προσέγγιση της σχεσιακής συνάρτησης που θα συνδέει τα δεδομένα εισόδου με τα αποτελέσματα του εκάστοτε προβλήματος. Ο προσδιορισμός του βέλτιστου μεγέθους δηλ. του απαιτούμενου αριθμού κρυφών επιπέδων πραγματοποιείται μέσω της διαδικασίας δοκιμής και λάθους (trial and error).

Ξεκινώντας από πολύ μικρό μέγεθος και αυξάνοντας το βαθμιαία ή κάνοντας την αντίστροφη διαδικασία προσδιορίζουμε το βέλτιστο μέγεθος ενός ΤΝΔ. Αν κατά την πρώτη εφαρμογή το "λάθος" είναι πολύ μεγάλο στην έξοδο, τότε τροποποιείται η δομή του δικτύου προσθέτοντας ή αφαιρώντας κρυφά επίπεδα, περιμένοντας καλύτερη ανταπόκριση.

Σε θεωρητικό επίπεδο δεν έχει προσδιοριστεί το βέλτιστο μέγεθος ΤΝΔ για το κάθε πρόβλημα, αλλά από την εμπειρία άλλων ερευνητών θεωρούμε ότι αρκούν δύο ή τρία επίπεδα για την επίλυση των περισσότερων προβλημάτων. Στην πραγματικότητα θα πρέπει ο αριθμός των νευρώνων του κρυμμένου επιπέδου να είναι κατά πολύ μικρότερος από τον αριθμό των εκπαιδευτικών διανυσμάτων. Αν δεν συνέβαινε κάτι τέτοιο το δίκτυο θα υπερεκπαιδευόταν. Η υπερεκπαίδευση είναι η τάση που παρουσιάζει το ΤΝΔ να απομνημονεύει, τυχαίες λεπτομέρειες, των εκπαιδευτικών διανυσμάτων και επηρεάζει αρνητικά την ικανότητα για γενίκευση του ΤΝΔ.

2.2.7 Γενίκευση

Η *γενίκευση* (generalization) αποτελεί το μέτρο της απόδοσης του δικτύου στο συγκεκριμένο πρόβλημα μετά την ολοκλήρωση της εκπαίδευσης. Γενίκευση είναι η ικανότητα του ΤΝΔ να εξάγει χαρακτηριστικά του χώρου των διανυσμάτων εισόδου. Άρα, μετά το πέρας μιας επιτυχούς εκπαίδευσης, θεωρείται ότι μπορεί να προβλέψει μια “λογική” έξοδο, ανταποκρινόμενο σε κάποιο διάνυσμα εισόδου το οποίο εισήχθη για πρώτη φορά στο ΤΝΔ.

Ένα δίκτυο θεωρούμε ότι γενικεύει καλά, όταν μετά την εκπαίδευση με αντιπροσωπευτικά δείγματα ζευγών στοιχείων εισόδου – εξόδου, συνεχίσει να συμπεριφέρεται εξίσου καλά και να επιτυγχάνεται σύγκλιση ακόμη και με νέα διανύσματα που δεν έχουν συμπεριληφθεί στην αρχική φάση εκπαίδευσης.

Ο βαθμός γενίκευσης εξαρτάται από:

1. τον αριθμό των δεδομένων και το πόσο καλά περιγράφουν το πρόβλημα
2. την πολυπλοκότητα του προβλήματος και
3. το μέγεθος του δικτύου.

Βέβαια για να αποκτήσει το ΤΝΔ την ικανότητα της *γενίκευσης* θα πρέπει ο αριθμός των εκπαιδευτικών διανυσμάτων να είναι αντιπροσωπευτικός του προβλήματος το οποίο μοντελοποιείται και ανάλογος με τον αριθμό των βαρών. Σύμφωνα με την βιβλιογραφία (Baume, 1984), ο αριθμός των εκπαιδευτικών διανυσμάτων πρέπει να είναι αρκετά μεγάλος προκειμένου το ΤΝΔ να εκπαιδευτεί σωστά. Συνεπώς το εύρος τιμών των μεταβλητών των εκπαιδευτικών διανυσμάτων είναι πιο σημαντικό για την απόδοση του ΤΝΔ όσον αφορά στην πρόβλεψη τιμών εξόδου και εξίσου σημαντικό είναι ο αριθμός των εκπαιδευτικών διανυσμάτων να είναι μεγαλύτερος από τον αριθμό των μεταβλητών του περιγράφουν το πρόβλημα.

2.3 Πλεονεκτήματα – Μειονεκτήματα από την χρήση ΤΝΔ

Η σύνθετη δομή των ΤΝΔ επιτρέπει τη διατήρηση της πολυπλοκότητας του προβλήματος που μελετούν και προσφέρει την ιδιότητα να κωδικοποιούν πληροφορίες και μετρήσεις για το περιβάλλον, οι οποίες ταξινομούνται και αυτό-οργανώνονται. Άρα, συμπεραίνουμε ότι τα πλεονεκτήματα αυτής της μεθοδολογίας θα είναι σημαντικά και επιγραμματικά αναφέρονται ακολούθως:

- η περιγραφή του προβλήματος δεν διέπεται από εξισώσεις και καταστατικούς νόμους. Συνεπώς, δεν είναι αναγκαία η εξειδικευμένη γνώση μαθηματικών
- αναγνωρίζουν και επεξεργάζονται διαφορετικές ομάδες - κατηγορίες δεδομένων από ένα σύνολο δεδομένων
- δεν προαπαιτούν την ύπαρξη προϋπάρχουσας γνώσης και εμπειρίας
- δεν προαπαιτούν την ύπαρξη ενός στατιστικού μοντέλου, προκειμένου να εκπαιδεύσουν τα δεδομένα. Δηλαδή δεν περιέχουν καμία υπόθεση ή απλοποίηση όσον αφορά στην φύση ή την κατανομή των δεδομένων
- δίνουν αποτελέσματα παρουσιάζοντας ανοχή σε δεδομένα εκπαίδευσης με ελλείψεις, δηλαδή δεδομένα τα οποία περιστασιακά έχουν λάθη ή είναι αναξιόπιστα
- έχουν την ικανότητα επανεκπαίδευσης, όταν βρεθεί νέο υλικό, γιατί θεωρούνται ευέλικτα και εύχρηστα
- Είναι κατάλληλα για μεγάλες βάσεις δεδομένων

Μερικά από τα μειονεκτήματα που προκύπτουν κατά την εφαρμογή της συγκεκριμένης μεθοδολογίας είναι τα παρακάτω:

- τα ΤΝΔ δεν είναι ασφαλή για εκτιμήσεις έξω από τα πεδία τιμών των εκπαιδευόμενων παραμέτρων που εξετάζονται και ούτε μπορεί να γίνει πρόβλεψη γι' αυτό
- κρίσιμοι παράμετροι μπορούν παραλειφθούν από το μοντέλο
- αδυνατούν να εξηγήσουν ποιοτικά τη γνώση που μοντελοποιούν
- υπάρχει έλλειψη θεωρητικής υποβάθρου για επαλήθευση, επικύρωση και έλεγχο της εγκυρότητας της μεθόδου και των αποτελεσμάτων της

3 Στατιστική ανάλυση δεδομένων με τη μέθοδο αυτο-οργάνωσης γραφικής απεικόνισης - (Self Organizing Map - SOM) (κάρτες αυτο-οργάνωσης)

3.1 Εισαγωγή στη μέθοδο – Ανασκόπηση βιβλιογραφίας.

Η ανακάλυψη γνώσης σε βάσεις δεδομένων - (Knowledge Discovery in Databases) (Fayyad et al, 1996), η οποία αποδίδεται στη βιβλιογραφία και ως εξόρυξη δεδομένων (*data mining*), αποτελεί μια διαδικασία προσδιορισμού νέων αρχέτυπων (*novel patterns*) ή δομών μέσα σε μεγάλες βάσεις δεδομένων.

Η μεθοδολογία που ακολουθείται για την ανακάλυψη γνώσης σε βάσεις δεδομένων ονομάζεται ανάλυση διερεύνησης δεδομένων (*exploratory data analysis*) και πραγματοποιείται σε δύο στάδια. Στο πρώτο στάδιο τα στοιχεία από τα δεδομένα βοηθούν στο να προκύψει μία υπόθεση, δηλ. οδηγούν τον μελετητή σε μία πιθανότητα. Στο δεύτερο στάδιο η υπόθεση αυτή ελέγχεται κατά πόσο μπορεί να επιβεβαιωθεί και να είναι έγκυρη. Άρα, η υπόθεση που αρχικά γίνεται δεν στηρίζεται στην προϋπάρχουσα επιστημονική γνώση και εμπειρία, αλλά στα ίδια τα δεδομένα που έχουν την ιδιότητα περιγράψουν εν τέλει την υπόθεση και να την προσδιορίσουν.

Η επιτυχία της μεθόδου απαιτεί κυρίως:

- Τη συνδρομή ενός ειδικού επιστήμονα στον τομέα εφαρμογής

- οι αρχικές παραδοχές μπορεί να προκαλέσουν προβλήματα. Άρα, γίνεται απαραίτητο να επαναπροσδιοριστούν και να εκτελεστούν κάποια βήματα της επίλυσης
- Μεγάλες βάσεις δεδομένων

Ο κύριος στόχος της εξερευνητικής ανάλυσης δεδομένων είναι να ερμηνεύσει το περιβάλλον χρησιμοποιώντας ως στοιχεία βάσεις δεδομένων που έχουν αντληθεί από το ίδιο το περιβάλλον και να περιγράψει τις τάσεις του περιβάλλοντος αποκωδικοποιώντας όλες τις πληροφορίες από τα δεδομένα. Οι ομάδες δεδομένων ουσιαστικά αποτελούν κωδικοποιημένα παραδείγματα που περιγράφουν τις συνθήκες του περιβάλλοντος.

3.2 Ο αλγόριθμος αυτο-οργάνωσης προβολής (SOM)

Ο αλγόριθμος αυτο-οργάνωσης προβολής έχει την ιδιότητα και το πλεονέκτημα να παρέχει την δυνατότητα οπτικοποίησης των συστοιχιών των δεδομένων, και να προβάλλει τα δεδομένα σε ένα χάρτη δύο διαστάσεων συνήθως, με τέτοιο τρόπο ώστε να *διατηρούνται οι μη γραμμικές σχέσεις* μεταξύ των πεδίων της βάσης.

Η λειτουργία του συγκεκριμένου αλγορίθμου γίνεται αποκαλύπτοντας ράχες "ridges" και *χαράδρες* "ravines" μεταξύ των συστοιχιών. Οι ράχες είναι ανοιχτές ζώνες ακανόνιστου σχήματος εκατέρωθεν των οποίων παρατηρείται

υψηλή τάση για ομαδοποίηση, ενώ οι καράδρες ξεχωρίζουν νοητά συστοιχίες δεδομένων τα οποία επιδεικνύουν διαφορετική φύση και συμπεριφορά.

Ο αλγόριθμος αυτο-οργάνωσης απεικόνισης (SOM) είναι ένα νευρωνικό εργαλείο στατιστικής ανάλυσης δεδομένων και ως Toolbox λειτουργεί στο υπολογιστικό περιβάλλον της Matlab. Ιδιαίτερα σημαντικά στοιχεία του συγκεκριμένου εργαλείου είναι η ικανότητα του για δυναμική απεικόνιση των αποτελεσμάτων σε γραφικό περιβάλλον οικείο για κάθε χρήστη λογισμικών προγραμμάτων καθώς και η τάση για δημιουργία συστοιχιών και προσδιορισμού συσχετίσεων ανάμεσα στις μεταβλητές.

3.3 Διανύσματα Κώδικες

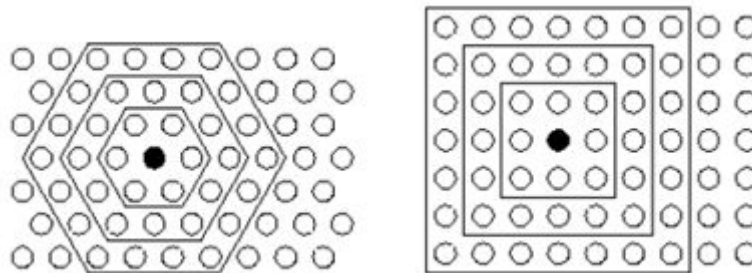
Κάθε νευρώνιο του SOM σχετίζεται με ένα διάνυσμα αναφοράς – βάρους. Τα διανύσματα κώδικες του SOM οργανώνονται σε ένα μητρώο των διανυσμάτων αναφοράς - βαρών και αποτελούν πλήρη αντίγραφα των διανυσμάτων εισόδου τροποποιημένα από τα βάρη. Επίσης, κάθε νευρώνιο έχει δύο θέσεις: μία στο χώρο εισόδου, (*διάνυσμα κώδικας*) και μία στο χώρο εξόδου στον κάρναβο απεικόνισης.

Συνεπώς ο αλγόριθμος SOM είναι μία μέθοδος προβολής διανύσματος η οποία ορίζει μια μη γραμμική προβολή από το χώρο εισόδου στο χώρο εξόδου με μικρότερη διάσταση.

3.4 Συνάρτηση γειτνίασης

Κάθε νευρώριο συνδέεται με κοντινά νευρώρια με μια συνάρτηση γειτνίασης (*neighborhood function*), η οποία υπαγορεύει την τοπολογία και την δομή του χάρτη. Η συνάρτηση γειτνίασης καθορίζει ανάμεσα στα νευρώρια που συμμετέχουν στην εκάστοτε γειτονιά ποιο από αυτά είναι το πιο ισχυρό που ορίζει και την σύναψη ανάμεσα τους. Η πιο απλή περίπτωση συνάρτησης γειτονιάς είναι η bubble η οποία είναι σταθερή στο σύνολο της γειτονιάς του νευρωνίου νικητή (η πιο ισχυρό γειτονιά), και οπουδήποτε αλλού.

Στο Σχήμα 3.1 απεικονίζονται γειτονιές διαφορετικών μεγεθών σε κάναβο εξαγώνων και τετραγώνων αντίστοιχα. Το εσωτερικό πολύγωνο αντιστοιχεί στην πρώτη γειτονιά, το ενδιάμεσο στην δεύτερη γειτονιά και το μεγαλύτερο στην τρίτη γειτονιά.



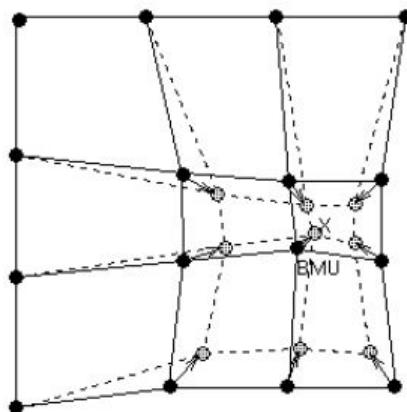
Σχήμα 3.1

Γειτονιές (1,2 και 3) της μονάδας νικητή η οποία σημειώνεται με μαύρη τελεία στο κέντρο. Κάναβος εξαγώνων αριστερά, κάναβος τετραγώνων στα δεξιά.

3.5 Βασικός αλγόριθμος

Ο βασικός αλγόριθμος λειτουργεί με την τυχαία επιλογή ενός διανύσματος, έστω x από το σύνολο των δεδομένων. Επόμενο βήμα είναι ο υπολογισμός των αποστάσεων μεταξύ του διανύσματος x και όλων των κωδικών διανυσμάτων του κανάβου. Η διαδικασία αυτή είναι επαναληπτική για όλα τα δεδομένα x . Η μονάδα χάρτη (map unit), με πρωτότυπο διάνυσμα πιο κοντά στο διάνυσμα x συμβολίζεται με *BMU* (*Best - Matching Unit*), και καλείται μονάδα χάρτη με την βέλτιστη προσαρμογή μονάδα χάρτη νικητής.

Έτσι, οι γειτονίες μετακινούνται προς το διάνυσμα εισόδου “νικητής.” (Σχήμα 3.4)



Σχήμα 3.4

Ενημέρωση της μονάδας με την βέλτιστη προσαρμογή, *BMU* και των γειτονικών διανυσμάτων προς το δείγμα εισόδου, x .

Όπως προαναφέραμε, ο αλγόριθμος αυτός είναι συνεχής και εκτελεί επαναληπτική διαδικασία μέχρι να αποφανθεί για το *Best - Matching Unit*. Η

εκπαίδευση του πραγματοποιείται σε δύο στάδια. Στην πρώτη φάση η οποία είναι χονδρική (rough) χρησιμοποιείται μεγαλύτερη ακτίνα γειτονιάς και βαθμός εκπαίδευσης, ενώ είναι και συντομότερη. Στην δεύτερη φάση έχουμε πιο λεπτομερή εκπαίδευση (fine -tuning), όπου όλες οι διαδικασίες είναι πιο ακριβής. Γενικά, αρχική ακτίνα γειτονιάς εξαρτάται από το μέγεθος του χάρτη, η τελική ακτίνα έχει τιμή 1, ενώ ο βαθμός εκπαίδευσης έχει αρχική τιμή 0.5 και στο τέλος της εκπαίδευσης τείνει στο 0.

Η ποιότητα της εκπαίδευσης του εργαλείου SOM προσδιορίζεται από δύο κριτήρια, το σφάλμα ποσοτικοποίησης και το τοπογραφικό σφάλμα για τα οποία ισχύουν τα εξής:

Σφάλμα ποσοτικοποίησης *qe* ορίζεται ως η μέση απόσταση ανάμεσα σε κάθε διάνυσμα και στη μονάδα με την βέλτιστη προσαρμογή, και αποτελεί μέτρο της διακριτικής ικανότητας του χάρτη.

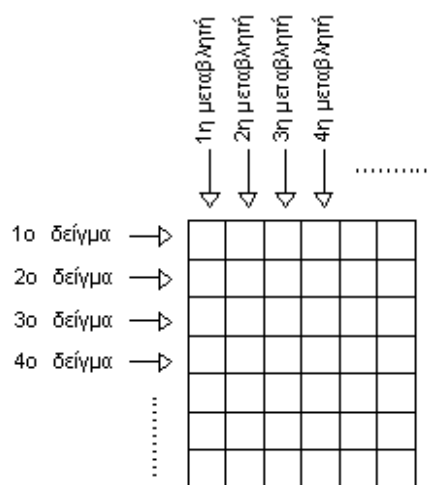
Τοπογραφικό σφάλμα *te* είναι η ποσότητα των διανυσμάτων για τα οποία η πρώτη και η δεύτερη μονάδα με την βέλτιστη προσαρμογή δεν είναι γειτονικές μονάδες χάρτη, και αποτελεί μέτρο της διατήρησης της τοπολογίας των αρχικών δεδομένων. (Kohonen, 1995b, Kiviluto 1996).

3.5.1 Εφαρμογή του αλγόριθμου SOM για την εξόρυξη δεδομένων

Ο αλγόριθμος SOM μέσω των συναρτήσεων ποσοτικοποίησης αρχικά μειώνει το πλήθος των δεδομένων εισόδου σε ένα αντιπροσωπευτικό σύνολο πρωτότυπων διανυσμάτων, οι πληροφορίες των οποίων είναι αρκετές για να περιγράψουν το φαινόμενο. Έτσι, η ποιοτική πληροφορία προβάλλεται μέσω της απεικόνισης σε χάρτη που προσφέρει το εργαλείο SOM και από την οποία ο ερευνητής μπορεί να λάβει αξιολογικά αποτελέσματα και συμπεράσματα. Βέβαια χρειάζεται προσοχή, γιατί κάποια από τα δεδομένα μπορεί να μην έχουν αντιπροσωπευτικό χαρακτήρα και ως ακραίες τιμές να επηρεάζουν το αποτέλεσμα.

3.5.2 Μορφοποίηση δεδομένων

Τα είδη των δεδομένων τα οποία μπορεί να διαχειριστεί ο αλγόριθμος, είναι δεδομένα μορφής πίνακα ή φύλλου (*spread-sheet*). Κάθε γραμμή του πίνακα αποτελεί και μία από τις κατεγραφές ή ένα δείγμα του πλήθους των δεδομένων, ενώ οι στήλες αποτελούν τις παραμέτρους ή τα συστατικά του συνόλου δεδομένων. Οι μεταβλητές μπορεί να είναι χαρακτηριστικά μιας οντότητας, ή ένα σύνολο μετρήσεων από μία δειγματοληψία σε δεδομένη χρονική στιγμή. Το SOM Toolbox είναι ικανό να διαχειριστεί αριθμητικά και συμβολικά δεδομένα "*strings*", τα οποία γενικά δίνουν κάποιο επεξηγηματικό χαρακτηρισμό στο δείγμα. Έτσι, μετά το πέρας της ανάλυσης μπορεί ο μελετητής να βγάλει συμπεράσματα για τη σημασία και τον "χαρακτήρα" του δείγματος των δεδομένων.



Σχήμα 3.5

Μορφή Πίνακα δεδομένων:

3.5.3 Προεπεξεργασία δεδομένων

Η προεπεξεργασία δεδομένων περιλαμβάνει μετασχηματισμούς ή κανονικοποιήσεις (normalizations), εφαρμογή φίλτρων, υπολογισμούς νέων μεταβλητών από υπάρχουσες. Η κανονικοποίηση των δεδομένων και η εφαρμογή ενιαίας κλίμακας έχει μεγάλη σημασία για την επιτυχή εφαρμογή του αλγόριθμου. Αν για παράδειγμα μια μεταβλητή παίρνει τιμές στο διάστημα $[0, \dots, 1000]$ και μια άλλη παίρνει τιμές στο διάστημα $[0, \dots, 1]$, η πρώτη θα εμφανίζεται να κυριαρχεί σχεδόν αποκλειστικά στην οργάνωση του χάρτη, γιατί έχει μεγαλύτερη επιρροή στις μετρούμενες αποστάσεις. Συνήθως, είναι απαραίτητο πριν την ανάλυση και επεξεργασία οι μεταβλητές να είναι εξίσου σημαντικές. Τυπικά αυτό επιτυγχάνεται συνήθως με γραμμική κανονικοποίηση των δεδομένων, έτσι ώστε η μεταβλητότητά τους να είναι ίση

με την μονάδα. Το στάδιο αυτό της κανονικοποίησης των δεδομένων ίσως είναι το πιο σημαντικό όλης της διαδικασίας, καθώς έχει μεγάλη σημασία στην σύγκλιση ή μη κατά την φάση της εκπαίδευσης.

3.5.4 Εκκίνηση – Εκπαίδευση

Υπάρχουν δύο είδη εκκίνησης των βαρών των διανυσμάτων η "τυχαία" και η "γραμμική". Είναι επίσης ενσωματωμένοι δύο αλγόριθμοι εκπαίδευσης ο διαδοχικός (*sequential*) και ο αλγόριθμος δέσμης (*batch*). Για την λειτουργία του προγράμματος είναι προεπιλεγμένες ως επιλογές, η γραμμική εκκίνηση των βαρών και ο αλγόριθμος δέσμης. Η εκπαίδευση πραγματοποιείται σε δύο φάσεις: δυνατή εκπαίδευση με μεγάλη αρχική ακτίνα γειτονιάς, και συντονισμός με μικρότερη ακτίνα και μικρό βαθμό εκπαίδευσης. Ο προεπιλεγμένος αλγόριθμος εκπαίδευσης για το SOM Toolbox είναι ο αλγόριθμος δέσμης. Αυτό γιατί είναι πιο γρήγορος σε υπολογισμούς στο Matlab από ότι ο τυπικός διαδοχικός αλγόριθμος, και τα αποτελέσματα είναι εξίσου καλά.

3.5.4 Απεικόνιση

Με την απεικόνιση έχουμε λεπτομερή αποτύπωση των ποιοτικών ιδιοτήτων και των πληροφοριών των δεδομένων μέσω της οπτικοποίησης. Μια απεικόνιση θεωρείται αποτελεσματική όταν τα χαρακτηριστικά διαχωρισμού είναι τέτοια ώστε το ανθρώπινο οπτικό σύστημα τα αναγνωρίζει γρήγορα και εύκολα

(Healey, 1996). Δηλ. η οπτικοποίηση των πληροφοριών να διοχετεύει γρήγορα και κατανοητά συμπεράσματα στον ερευνητή.

Χαρακτηριστικά ο αριθμός των διαστάσεων οι οποίες είναι αναγκαίο να οπτικοποιηθούν είναι πολύ μεγαλύτερος από τις οπτικές διαστάσεις τις οποίες μπορεί να διακρίνει το ανθρώπινο μάτι. Καθώς είναι αδύνατο να παρουσιάσει κανείς όλες τις διαστάσεις σε μία μοναδική απεικόνιση χρησιμοποιούνται από το SOM ακολουθίες πολλαπλών απεικονίσεων οι οποίες συνδέονται μεταξύ τους, με τέτοιο τρόπο ώστε κανείς μπορεί να αναγνωρίσει άμεσα το αυτό αντικείμενο, (Buja et al, 1991). Για την συσχέτιση των αντικειμένων χρησιμοποιείται το χρώμα, το σχήμα ή η θέση. Κάθε οντότητα διατηρεί την ίδια θέση σε κάθε απεικόνιση, ή έχει το ίδιο χρώμα ή σχήμα.

Μέρος Β

1 Εφαρμογή σε μετρήσεις από υποθαλάσσιες δειγματοληψίες

1.1 Προέλευση δεδομένων

Όπως έχουμε ήδη αναφέρει θα χρησιμοποιήσουμε την τεχνολογία των Τεχνητών νευρωνικών δικτύων χωρίς εποπτεία σε δεδομένα που έχουν προέρθει από το υποθαλάσσιο περιβάλλον και συγκεκριμένα της Νότιας και Βόρειας Κυλλήνης και της Ζακύνθου, και αντλούνται από τη διδακτορική διατριβή (Χασιώτης Θ., 2001) Η οπτικοποίηση και η ταξινόμηση σε clusters των αποτελεσμάτων θα μας βοηθήσει για την ερμηνεία των γεωτεχνικών ιδιοτήτων στην συγκεκριμένη περιοχή, που βρίσκεται σε κατάσταση ισορροπίας. Επίσης, θα συγκρίνουμε τα αποτελέσματα που θα μας δώσει το σετ των δεδομένων από τις 3 προαναφερθείσες περιοχές με τα επιμέρους αποτελέσματα που έχουν ήδη εξαχθεί (Ferentinou, et al.2009) για κάθε μία από τις 3 αυτές περιοχές.

Από τις τρεις περιοχές έχουμε συνολικά 312 δειγματοληψίες και οι παράμετροι που εξετάζονται είναι το βάθος της δειγματοληψίας d , η άμμος sand, η ιλύς silt, η άργιλος Clay, το ανθρακικό ασβέστιο CaCO_3 , η περιεχόμενη υγρασία w , το ειδικό βάρος γ , η διατμητική αντοχή S_u , το όριο υδαρότητας LL , το όριο πλαστικότητας PL και ο δείκτης πλαστικότητας PI .

depth	Sand %	Silt %	Clay	CaCO ₃ %	w %	γ gr/cm	Su kPa	LL	PL	PI	λιθολογική ενότητα
5	NaN	NaN	NaN	NaN	80	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST1
10	NaN	NaN	NaN	NaN	60,79	NaN	0,3	NaN	NaN	NaN	ST1
20	0,5	40,8	58,7	NaN	59,53	1,6	0,4	NaN	NaN	NaN	ST1
30	NaN	NaN	NaN	NaN	58,37	NaN	0,2	NaN	NaN	NaN	ST1
40	0,43	49,93	49,64	NaN	57,04	1,61	0,1	NaN	NaN	NaN	ST1
46	NaN	NaN	NaN	NaN	54,98	NaN	0,3	NaN	NaN	NaN	ST1
52	0,38	49,98	49,64	NaN	51,31	1,66	1	NaN	NaN	NaN	ST1
57	NaN	NaN	NaN	NaN	51,31	1,66	1	NaN	NaN	NaN	ST1
5	NaN	NaN	NaN	29	62,71	NaN	NaN	47	28	19	ST1
5	NaN	NaN	NaN	NaN	71,82	NaN	NaN	39	24	15	ST1
10	NaN	NaN	NaN	NaN	56,22	1,61	0,6	NaN	NaN	NaN	ST1
20	NaN	NaN	NaN	NaN	57,64	NaN	0,7	41	23	18	ST1
23	NaN	NaN	NaN	NaN	53,91	1,7	0,7	NaN	NaN	NaN	ST1
30	NaN	NaN	NaN	NaN	53,91	1,7	0,7	NaN	NaN	NaN	ST1
40	NaN	NaN	NaN	NaN	53,81	NaN	0,7	45	26	19	ST1
48	NaN	NaN	NaN	NaN	53,2	1,69	0,8	NaN	NaN	NaN	ST1
56	NaN	NaN	NaN	NaN	49,47	NaN	1,7	42	26	16	ST1
60	NaN	NaN	NaN	NaN	49,47	NaN	1,7	42	26	16	ST1
65	NaN	NaN	NaN	NaN	52,6	1,65	2	NaN	NaN	NaN	ST1
5	NaN	NaN	NaN	31,5	79,95	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST1
10	NaN	NaN	NaN	29,9	79,38	1,52	0,1	NaN	NaN	NaN	ST1
20	NaN	NaN	NaN	28,5	67,4	NaN	0,1	NaN	NaN	NaN	ST1
25	NaN	NaN	NaN	27,3	58,51	1,59	0,4	NaN	NaN	NaN	ST1
5	NaN	NaN	NaN	NaN	46,2	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST1
5	NaN	NaN	NaN	32	69,78	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST1
5	NaN	NaN	NaN	NaN	82,01	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST1
5	NaN	NaN	NaN	31,6	94,39	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST1
8	NaN	NaN	NaN	29,3	78,66	1,51	0,1	NaN	NaN	NaN	ST1
5	NaN	NaN	NaN	33,5	84,68	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST1
7	NaN	NaN	NaN	29,7	71,51	1,56	0,3	NaN	NaN	NaN	ST1
5	NaN	NaN	NaN	29,9	80	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST1
10	NaN	NaN	NaN	28,2	62,77	1,56	0,6	NaN	NaN	NaN	ST1
5	NaN	NaN	NaN	28,4	64,97	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST1
5	NaN	NaN	NaN	29,4	87,77	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST1
3	NaN	NaN	NaN	NaN	69,98	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST1
25	NaN	NaN	NaN	NaN	58,37	NaN	0,2	NaN	NaN	NaN	ST2
50	NaN	NaN	NaN	NaN	54,98	NaN	0,3	NaN	NaN	NaN	ST2
54	NaN	NaN	NaN	NaN	51,31	1,66	1	NaN	NaN	NaN	ST2
70	1,16	61,67	37,17	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST2
80	NaN	NaN	NaN	NaN	51,33	1,7	2	NaN	NaN	NaN	ST2
90	NaN	NaN	NaN	NaN	50,39	NaN	2,2	NaN	NaN	NaN	ST2
100	0,23	46,39	53,38	NaN	49,33	1,7	2,5	NaN	NaN	NaN	ST2
110	NaN	NaN	NaN	NaN	46,02	NaN	2,8	46	28	18	ST2
120	0,54	49,82	49,64	NaN	47,05	1,64	2,9	NaN	NaN	NaN	ST2

125	NaN	NaN	NaN	NaN	44,37	NaN	3,5	47	28	19	ST2
135	1,22	51,64	47,14	NaN	45,11	1,7	3,8	NaN	NaN	NaN	ST2
10	1,8	47,5	50,7	27	46,18	1,76	0,7	NaN	NaN	NaN	ST2
20	NaN	NaN	NaN	26	45,05	NaN	1,7	NaN	NaN	NaN	ST2
30	0,92	58,24	40,84	25	47,52	1,74	2,1	42	25	17	ST2
40	NaN	NaN	NaN	25	44,73	NaN	2,2	NaN	NaN	NaN	ST2
50	0,25	58,91	40,84	28	46,59	1,74	2,4	46	26	20	ST2
70	5,08	64,1	30,82	24	52,33	1,69	1	45	26	19	ST2
80	NaN	NaN	NaN	19	42,51	NaN	3	NaN	NaN	NaN	ST2
90	0,7	55,95	43,35	18	48,29	1,68	1	42	23	19	ST2
100	NaN	NaN	NaN	20	47,1	NaN	0,7	NaN	NaN	NaN	ST2
110	2,64	59,64	37,72	16	43,64	1,76	0,7	40	24	16	ST2
115	NaN	NaN	NaN	17	42,87	NaN	1,4	NaN	NaN	NaN	ST2
120	1,79	62,74	NaN	15	46,21	1,7	0,3	42	27	15	ST2
122	NaN	NaN	NaN	16	41,86	NaN	3	NaN	NaN	NaN	ST2
130	NaN	NaN	NaN	16	41,86	NaN	3	NaN	NaN	NaN	ST2
140	0,63	NaN	NaN	15	40,23	1,72	5,2	42	26	16	ST2
150	NaN	NaN	NaN	15	42,6	NaN	5,5	NaN	NaN	NaN	ST2
160	0,18	NaN	NaN	15	42,63	1,75	2,8	41	24	17	ST2
170	NaN	NaN	NaN	15	44,83	NaN	2,8	NaN	NaN	NaN	ST2
180	0,12	NaN	NaN	14	47,01	1,7	2,8	39	23	16	ST2
190	NaN	NaN	NaN	14	44,39	NaN	3	NaN	NaN	NaN	ST2
200	0,12	NaN	NaN	14	45,25	1,71	3,1	35	22	13	ST2
210	NaN	NaN	NaN	14	42,49	NaN	3	NaN	NaN	NaN	ST2
218	0,14	NaN	NaN	13	43,14	1,75	3,2	34	24	10	ST2
220	NaN	NaN	NaN	13	43,39	NaN	4,9	NaN	NaN	NaN	ST2
27	NaN	NaN	NaN	NaN	53,91	1,7	0,7	NaN	NaN	NaN	ST2
50	NaN	NaN	NaN	NaN	53,2	1,69	0,8	NaN	NaN	NaN	ST2
52	NaN	NaN	NaN	NaN	49,47	NaN	1,7	42	26	16	ST2
58	NaN	NaN	NaN	NaN	49,47	NaN	1,7	42	26	16	ST2
70	NaN	NaN	NaN	NaN	51,65	NaN	2	41	25	16	ST2
80	NaN	NaN	NaN	NaN	68,98	NaN	1,7	NaN	NaN	NaN	ST2
87	NaN	NaN	NaN	NaN	46,28	1,69	2,8	NaN	NaN	NaN	ST2
90	NaN	NaN	NaN	NaN	46,28	1,69	2,8	NaN	NaN	NaN	ST2
100	NaN	NaN	NaN	NaN	46,28	NaN	3,1	NaN	NaN	NaN	ST2
110	NaN	NaN	NaN	NaN	46,24	1,75	4,9	NaN	NaN	NaN	ST2
120	NaN	NaN	NaN	NaN	43,88	NaN	5,2	NaN	NaN	NaN	ST2
130	NaN	NaN	NaN	NaN	43,01	1,72	5,2	NaN	NaN	NaN	ST2
136	NaN	NaN	NaN	NaN	44,32	NaN	5,5	NaN	NaN	NaN	ST2
145	NaN	NaN	NaN	NaN	44,18	1,75	5,6	NaN	NaN	NaN	ST2
30	NaN	NaN	NaN	27,3	58,51	1,59	0,4	NaN	NaN	NaN	ST2
40	NaN	NaN	NaN	25	58,96	NaN	1,1	NaN	NaN	NaN	ST2
50	NaN	NaN	NaN	25,1	54,23	1,61	1,3	NaN	NaN	NaN	ST2
60	NaN	NaN	NaN	23,8	53,91	NaN	2,1	NaN	NaN	NaN	ST2
70	NaN	NaN	NaN	21,6	50,65	1,62	3	NaN	NaN	NaN	ST2
80	NaN	NaN	NaN	19,5	51,88	NaN	3,2	NaN	NaN	NaN	ST2

90	NaN	NaN	NaN	20,1	50,52	1,64	4,3	NaN	NaN	NaN	ST2
100	NaN	NaN	NaN	19,9	49,19	NaN	4,3	NaN	NaN	NaN	ST2
110	NaN	NaN	NaN	19,3	48,16	1,66	5,2	NaN	NaN	NaN	ST2
115	NaN	NaN	NaN	19,3	48,16	1,66	5,2	NaN	NaN	NaN	ST2
130	NaN	NaN	NaN	14,8	51,53	1,6	5,5	NaN	NaN	NaN	ST2
140	NaN	NaN	NaN	10,5	44,37	NaN	5,7	NaN	NaN	NaN	ST2
148	NaN	NaN	NaN	9,1	42,6	1,63	8	NaN	NaN	NaN	ST2
165	NaN	NaN	NaN	6,5	43,87	NaN	7,8	NaN	NaN	NaN	ST2
170	NaN	NaN	NaN	5	45,6	1,64	NaN	NaN	NaN	NaN	ST2
10	15,2	50,5	34,3	NaN	26,73	1,81	NaN	NaN	NaN	NaN	ST2
20	NaN	NaN	NaN	NaN	29,72	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST2
24	4,82	60,1	35,08	NaN	30,65	1,91	NaN	NaN	NaN	NaN	ST2
28	4,82	60,1	35,08	NaN	30,65	1,91	NaN	NaN	NaN	NaN	ST2
30	4,82	60,1	35,08	NaN	30,65	1,91	NaN	NaN	NaN	NaN	ST2
32	9,01	59,89	31,1	NaN	25,61	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST2
34	9,01	59,89	31,1	NaN	25,61	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST2
35	9,01	59,89	31,1	NaN	25,61	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST2
37	9,01	59,89	31,1	NaN	25,61	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST2
40	9,01	59,89	31,1	NaN	25,61	NaN	10,2	NaN	NaN	NaN	ST2
43	0,91	70,32	28,77	NaN	29,05	1,84	9,1	NaN	NaN	NaN	ST2
47	0,91	70,32	28,77	NaN	29,05	1,84	9,1	NaN	NaN	NaN	ST2
51	5,5	61,95	32,55	NaN	26,96	NaN	11,2	NaN	NaN	NaN	ST2
55	5,5	61,95	32,55	NaN	26,96	NaN	11,2	NaN	NaN	NaN	ST2
58	8,9	66,12	24,98	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST2
61	7,82	65,39	26,79	NaN	25,49	1,88	11,2	NaN	NaN	NaN	ST2
65	7,82	65,39	26,79	NaN	25,49	1,88	11,2	NaN	NaN	NaN	ST2
70	1,32	69,91	28,77	NaN	28,05	NaN	9,1	NaN	NaN	NaN	ST2
10	1	NaN	NaN	30	70,73	1,6	0,2	NaN	NaN	NaN	ST2
17	NaN	NaN	NaN	29	65,47	NaN	0,3	NaN	NaN	NaN	ST2
26	0,63	NaN	NaN	28	65,9	NaN	0,2	NaN	NaN	NaN	ST2
35	0,62	NaN	NaN	27	79,38	1,57	0,1	NaN	NaN	NaN	ST2
50	0,3	NaN	NaN	27	76,58	NaN	2,8	NaN	NaN	NaN	ST2
62	0,87	NaN	NaN	24	58,23	1,61	2,5	NaN	NaN	NaN	ST2
70	NaN	NaN	NaN	25	57,62	NaN	2,8	NaN	NaN	NaN	ST2
80	0,82	NaN	NaN	27	59,35	1,66	2,5	NaN	NaN	NaN	ST2
90	NaN	NaN	NaN	27	59,91	NaN	2,9	NaN	NaN	NaN	ST2
100	0,79	NaN	NaN	25	60,84	1,63	2,9	NaN	NaN	NaN	ST2
110	NaN	NaN	NaN	21	59,92	NaN	3,1	NaN	NaN	NaN	ST2
120	0,43	NaN	NaN	15	59,06	1,64	3,6	NaN	NaN	NaN	ST2
130	NaN	NaN	NaN	12	60,4	NaN	3,5	NaN	NaN	NaN	ST2
140	0,71	NaN	NaN	10	57,64	1,64	3,5	NaN	NaN	NaN	ST2
150	NaN	NaN	NaN	9	58,21	NaN	4,1	NaN	NaN	NaN	ST2
160	0,56	NaN	NaN	7	61	1,59	4,1	NaN	NaN	NaN	ST2
170	NaN	NaN	NaN	4	60,19	NaN	3,5	NaN	NaN	NaN	ST2
190	1,51	NaN	NaN	2	59,41	1,6	4,2	NaN	NaN	NaN	ST2
10	NaN	NaN	NaN	NaN	64,49	1,57	0,2	NaN	NaN	NaN	ST2

18	NaN	NaN	NaN	NaN	59,35	NaN	1	NaN	NaN	NaN	ST2
30	NaN	NaN	NaN	NaN	65,34	1,63	1	NaN	NaN	NaN	ST2
40	NaN	NaN	NaN	NaN	60,09	NaN	1,3	NaN	NaN	NaN	ST2
50	NaN	NaN	NaN	NaN	56,34	1,67	1,3	NaN	NaN	NaN	ST2
60	NaN	NaN	NaN	NaN	58,14	NaN	2,1	NaN	NaN	NaN	ST2
70	NaN	NaN	NaN	NaN	55,7	1,59	2,8	NaN	NaN	NaN	ST2
80	NaN	NaN	NaN	NaN	53,4	NaN	3	NaN	NaN	NaN	ST2
90	NaN	NaN	NaN	NaN	53,77	1,67	3,6	NaN	NaN	NaN	ST2
100	NaN	NaN	NaN	NaN	52,55	NaN	4,5	NaN	NaN	NaN	ST2
110	NaN	NaN	NaN	NaN	50,65	1,63	5,3	NaN	NaN	NaN	ST2
120	NaN	NaN	NaN	NaN	48,07	NaN	5,9	NaN	NaN	NaN	ST2
130	NaN	NaN	NaN	NaN	47,85	1,66	6	NaN	NaN	NaN	ST2
140	NaN	NaN	NaN	NaN	48,04	NaN	8,4	NaN	NaN	NaN	ST2
150	NaN	NaN	NaN	NaN	45,87	1,69	8,4	NaN	NaN	NaN	ST2
155	NaN	NaN	NaN	NaN	44,87	NaN	8,7	NaN	NaN	NaN	ST2
165	NaN	NaN	NaN	NaN	43,02	1,78	8,7	NaN	NaN	NaN	ST2
10	NaN	NaN	NaN	29,3	78,66	1,51	0,1	NaN	NaN	NaN	ST2
20	NaN	NaN	NaN	30,1	71,49	NaN	0,3	NaN	NaN	NaN	ST2
30	NaN	NaN	NaN	27,5	67,63	1,6	1	NaN	NaN	NaN	ST2
50	NaN	NaN	NaN	25,1	80,55	1,45	2,1	NaN	NaN	NaN	ST2
60	NaN	NaN	NaN	24,7	64,08	NaN	1,7	NaN	NaN	NaN	ST2
70	NaN	NaN	NaN	22,2	70,04	1,59	2,2	NaN	NaN	NaN	ST2
80	NaN	NaN	NaN	22,9	58,54	NaN	4,6	NaN	NaN	NaN	ST2
90	NaN	NaN	NaN	18,5	59,35	1,46	4,6	NaN	NaN	NaN	ST2
100	NaN	NaN	NaN	14,3	58,93	NaN	5,5	NaN	NaN	NaN	ST2
110	NaN	NaN	NaN	13,9	55,68	1,58	5,5	NaN	NaN	NaN	ST2
120	NaN	NaN	NaN	11,7	57,51	NaN	5,7	NaN	NaN	NaN	ST2
130	NaN	NaN	NaN	9,8	55,09	1,6	5,7	NaN	NaN	NaN	ST2
140	NaN	NaN	NaN	8,1	54,56	NaN	5,6	NaN	NaN	NaN	ST2
147	NaN	NaN	NaN	6,4	54,63	1,59	5,7	NaN	NaN	NaN	ST2
160	NaN	NaN	NaN	4,4	53,21	NaN	6,7	NaN	NaN	NaN	ST2
10	NaN	NaN	NaN	29,7	71,51	1,56	0,3	NaN	NaN	NaN	ST2
20	NaN	NaN	NaN	27,6	70,14	NaN	0,2	NaN	NaN	NaN	ST2
30	NaN	NaN	NaN	27,1	62,42	1,64	0,6	NaN	NaN	NaN	ST2
37	NaN	NaN	NaN	26,8	65,47	NaN	0,6	NaN	NaN	NaN	ST2
50	NaN	NaN	NaN	25,3	87,64	1,48	0,2	NaN	NaN	NaN	ST2
60	NaN	NaN	NaN	24,2	56,37	NaN	1,5	NaN	NaN	NaN	ST2
70	NaN	NaN	NaN	22	56,03	1,65	2,8	NaN	NaN	NaN	ST2
80	NaN	NaN	NaN	19,3	55,49	NaN	3	NaN	NaN	NaN	ST2
90	NaN	NaN	NaN	16,9	53,58	1,69	4,5	NaN	NaN	NaN	ST2
100	NaN	NaN	NaN	13,4	55,06	NaN	4,3	NaN	NaN	NaN	ST2
110	NaN	NaN	NaN	11,9	52,51	1,56	5,3	NaN	NaN	NaN	ST2
120	NaN	NaN	NaN	8,5	52,21	NaN	5,6	NaN	NaN	NaN	ST2
130	NaN	NaN	NaN	9,6	52,86	1,69	5,6	NaN	NaN	NaN	ST2
135	NaN	NaN	NaN	6,8	52,4	NaN	5,5	NaN	NaN	NaN	ST2
140	NaN	NaN	NaN	6,1	52	1,7	5,5	NaN	NaN	NaN	ST2

12	NaN	NaN	NaN	27,5	54,52	NaN	2	NaN	NaN	NaN	ST2
20	NaN	NaN	NaN	27,5	54,52	NaN	2	NaN	NaN	NaN	ST2
30	NaN	NaN	NaN	27	61,97	1,56	1,4	NaN	NaN	NaN	ST2
40	NaN	NaN	NaN	28,8	56,75	NaN	1,4	NaN	NaN	NaN	ST2
50	NaN	NaN	NaN	24,5	56,42	NaN	1	NaN	NaN	NaN	ST2
60	NaN	NaN	NaN	24,5	56,42	NaN	1	NaN	NaN	NaN	ST2
70	NaN	NaN	NaN	25,5	54,4	1,61	2	NaN	NaN	NaN	ST2
80	NaN	NaN	NaN	22,2	55,85	NaN	2,5	NaN	NaN	NaN	ST2
90	NaN	NaN	NaN	22,6	48,97	1,64	3,1	NaN	NaN	NaN	ST2
100	NaN	NaN	NaN	18,9	53,53	NaN	2,9	NaN	NaN	NaN	ST2
114	NaN	NaN	NaN	23,2	52,43	1,65	5,2	NaN	NaN	NaN	ST2
118	NaN	NaN	NaN	23,2	52,43	1,65	5,2	NaN	NaN	NaN	ST2
125	NaN	NaN	NaN	15,9	35,74	1,75	5,7	NaN	NaN	NaN	ST2
130	NaN	NaN	NaN	15,9	35,74	1,75	5,7	NaN	NaN	NaN	ST2
140	NaN	NaN	NaN	9,2	43,56	NaN	5,7	NaN	NaN	NaN	ST2
148	NaN	NaN	NaN	7,4	48,67	1,68	6,2	NaN	NaN	NaN	ST2
168	NaN	NaN	NaN	4,9	49,73	NaN	6	NaN	NaN	NaN	ST2
12	NaN	NaN	NaN	26,1	53,3	NaN	1,8	NaN	NaN	NaN	ST2
30	NaN	NaN	NaN	25	50,64	1,7	1	NaN	NaN	NaN	ST2
33	NaN	NaN	NaN	25,1	55,22	NaN	0,3	NaN	NaN	NaN	ST2
40	NaN	NaN	NaN	25,1	55,22	NaN	0,3	NaN	NaN	NaN	ST2
50	NaN	NaN	NaN	24,4	51,71	1,66	0,4	NaN	NaN	NaN	ST2
58	NaN	NaN	NaN	21,1	53,08	NaN	2	NaN	NaN	NaN	ST2
70	NaN	NaN	NaN	20,9	59,35	1,6	2,8	NaN	NaN	NaN	ST2
80	NaN	NaN	NaN	19,5	42,24	NaN	2,5	NaN	NaN	NaN	ST2
90	NaN	NaN	NaN	19	47,67	1,76	2,7	NaN	NaN	NaN	ST2
93	NaN	NaN	NaN	15,2	49,82	NaN	3,1	NaN	NaN	NaN	ST2
96	NaN	NaN	NaN	15,2	49,82	NaN	3,1	NaN	NaN	NaN	ST2
100	NaN	NaN	NaN	15,2	49,82	NaN	3,1	NaN	NaN	NaN	ST2
110	NaN	NaN	NaN	17,7	37,41	1,75	3,9	NaN	NaN	NaN	ST2
120	NaN	NaN	NaN	13,2	47,09	NaN	4,1	NaN	NaN	NaN	ST2
130	NaN	NaN	NaN	15	44,74	1,76	4,1	NaN	NaN	NaN	ST2
10	NaN	NaN	NaN	28,1	61,74	1,54	0,2	NaN	NaN	NaN	ST2
22	NaN	NaN	NaN	27,7	61,79	NaN	0,3	NaN	NaN	NaN	ST2
30	NaN	NaN	NaN	25,9	60,3	1,6	0,4	NaN	NaN	NaN	ST2
40	NaN	NaN	NaN	25,6	61,31	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST2
50	NaN	NaN	NaN	23,3	54,53	1,51	1	NaN	NaN	NaN	ST2
60	NaN	NaN	NaN	22,5	55,63	NaN	2,5	NaN	NaN	NaN	ST2
70	NaN	NaN	NaN	22,2	55,88	1,56	2,1	NaN	NaN	NaN	ST2
73	NaN	NaN	NaN	21,7	45,61	NaN	2,5	NaN	NaN	NaN	ST2
76	NaN	NaN	NaN	21,7	45,61	NaN	2,5	NaN	NaN	NaN	ST2
80	NaN	NaN	NaN	21,7	45,61	NaN	2,5	NaN	NaN	NaN	ST2
83	NaN	NaN	NaN	19,4	51,71	1,6	3,1	NaN	NaN	NaN	ST2
88	NaN	NaN	NaN	19,4	51,71	1,6	3,1	NaN	NaN	NaN	ST2
95	NaN	NaN	NaN	17,9	48,2	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST2
100	NaN	NaN	NaN	17,9	48,2	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST2

107	NaN	NaN	NaN	16,6	50,36	NaN	3,2	NaN	NaN	NaN	ST2
10	NaN	NaN	NaN	NaN	23,44	1,9	18,2	NaN	NaN	NaN	ST2
20	NaN	NaN	NaN	NaN	23,56	NaN	20	NaN	NaN	NaN	ST2
30	NaN	NaN	NaN	NaN	23,49	1,9	23,8	NaN	NaN	NaN	ST2
40	NaN	NaN	NaN	NaN	24,42	NaN	26,6	NaN	NaN	NaN	ST2
50	NaN	NaN	NaN	NaN	24,99	1,88	30,8	NaN	NaN	NaN	ST2
60	NaN	NaN	NaN	NaN	22,48	NaN	30,5	NaN	NaN	NaN	ST2
70	NaN	NaN	NaN	NaN	22,61	1,87	30,8	NaN	NaN	NaN	ST2
80	NaN	NaN	NaN	NaN	21,46	NaN	28	NaN	NaN	NaN	ST2
90	NaN	NaN	NaN	NaN	20,85	1,89	32,2	NaN	NaN	NaN	ST2
100	NaN	NaN	NaN	NaN	22,33	NaN	28,7	NaN	NaN	NaN	ST2
110	NaN	NaN	NaN	NaN	21,87	1,91	32,1	NaN	NaN	NaN	ST2
120	NaN	NaN	NaN	NaN	20,66	NaN	33,6	NaN	NaN	NaN	ST2
125	NaN	NaN	NaN	NaN	22,96	1,89	24,2	NaN	NaN	NaN	ST2
5	NaN	NaN	NaN	NaN	69,98	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST2
10	NaN	NaN	NaN	NaN	55,35	1,63	0,1	NaN	NaN	NaN	ST2
18	NaN	NaN	NaN	NaN	53,56	NaN	0,1	NaN	NaN	NaN	ST2
22	NaN	NaN	NaN	NaN	38,93	NaN	0,4	NaN	NaN	NaN	ST2
30	NaN	NaN	NaN	NaN	38,93	NaN	0,4	NaN	NaN	NaN	ST2
40	NaN	NaN	NaN	NaN	59,15	NaN	0,3	NaN	NaN	NaN	ST2
45	NaN	NaN	NaN	NaN	41,48	NaN	0,4	NaN	NaN	NaN	ST2
50	NaN	NaN	NaN	NaN	41,48	NaN	0,4	NaN	NaN	NaN	ST2
60	NaN	NaN	NaN	NaN	52,86	NaN	0,3	NaN	NaN	NaN	ST2
70	NaN	NaN	NaN	NaN	45,4	1,68	0,8	NaN	NaN	NaN	ST2
92	NaN	NaN	NaN	NaN	42,19	NaN	1	NaN	NaN	NaN	ST2
60	NaN	NaN	NaN	NaN	51,31	1,66	1	NaN	NaN	NaN	ST3
65	NaN	NaN	NaN	NaN	56,14	NaN	1,3	NaN	NaN	NaN	ST3
60	NaN	NaN	NaN	29	49,75	NaN	0,4	NaN	NaN	NaN	ST3
68	NaN	NaN	NaN	NaN	51,65	NaN	2	41	25	16	ST3
120	NaN	NaN	NaN	20,5	58,18	NaN	4,5	NaN	NaN	NaN	ST3
122	NaN	NaN	NaN	14,8	51,53	1,6	5,5	NaN	NaN	NaN	ST3
150	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST3
40	0,88	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST3
45	0,3	NaN	NaN	27	NaN	NaN	2,8	NaN	NaN	NaN	ST3
20	NaN	NaN	NaN	NaN	59,35	NaN	1	NaN	NaN	NaN	ST3
25	NaN	NaN	NaN	NaN	65,34	1,63	1	NaN	NaN	NaN	ST3
40	NaN	NaN	NaN	26,5	68,73	NaN	0,8	NaN	NaN	NaN	ST3
40	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST3
43	NaN	NaN	NaN	25,3	87,64	1,48	0,2	NaN	NaN	NaN	ST3
112	NaN	NaN	NaN	17	42,87	NaN	1,4	NaN	NaN	NaN	ST4
124	NaN	NaN	NaN	16	41,86	NaN	3	NaN	NaN	NaN	ST4
26	4,82	60,1	35,08		30,65	1,91	NaN	NaN	NaN	NaN	ST4
31	9,01	59,89	31,1		25,61	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST4
33	9,01	59,89	31,1	NaN	25,61	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST4
36	9,01	59,89	31,1	NaN	25,61	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST4
38	9,01	59,89	31,1	NaN	25,61	NaN	10,2	NaN	NaN	NaN	ST4

39	9,01	59,89	31,1	NaN	25,61	NaN	10,2	NaN	NaN	NaN	ST4
41	0,91	70,32	28,77	NaN	29,05	1,84	9,1	NaN	NaN	NaN	ST4
45	0,91	70,32	28,77	NaN	29,05	1,84	9,1	NaN	NaN	NaN	ST4
50	0,91	70,32	28,77	NaN	29,05	1,84	9,1	NaN	NaN	NaN	ST4
52	5,5	61,95	32,55	NaN	26,96	NaN	11,2	NaN	NaN	NaN	ST4
60	8,9	66,12	24,98	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST4
64	7,82	65,39	26,79	NaN	25,49	1,88	11,2	NaN	NaN	NaN	ST4
69	7,82	65,39	26,79	NaN	25,49	1,88	11,2	NaN	NaN	NaN	ST4
45	NaN	NaN	NaN	26,2	61,19	1,5	0,8	NaN	NaN	NaN	ST4
55	NaN	NaN	NaN	24,5	56,42	NaN	1	NaN	NaN	NaN	ST4
116	NaN	NaN	NaN	23,2	52,43	1,65	5,2	NaN	NaN	NaN	ST4
120	NaN	NaN	NaN	19,6	51,7	NaN	5,6	NaN	NaN	NaN	ST4
127	NaN	NaN	NaN	15,9	35,74	1,75	5,7	NaN	NaN	NaN	ST4
10	NaN	NaN	NaN	25,7	54,48	1,63	0,3	NaN	NaN	NaN	ST4
20	NaN	NaN	NaN	26,1	53,3	NaN	1,8	NaN	NaN	NaN	ST4
37	NaN	NaN	NaN	25,1	55,22	NaN	0,3	NaN	NaN	NaN	ST4
60	NaN	NaN	NaN	21,1	53,08	NaN	2	NaN	NaN	NaN	ST4
75	NaN	NaN	NaN	19,5	42,24	NaN	2,5	NaN	NaN	NaN	ST4
84	NaN	NaN	NaN	19	47,67	1,76	2,7	NaN	NaN	NaN	ST4
92	NaN	NaN	NaN	15,2	49,82	NaN	3,1	NaN	NaN	NaN	ST4
95	NaN	NaN	NaN	15,2	49,82	NaN	3,1	NaN	NaN	NaN	ST4
98	NaN	NaN	NaN	15,2	49,82	NaN	3,1	NaN	NaN	NaN	ST4
65	NaN	NaN	NaN	22,2	55,88	1,56	2,1	NaN	NaN	NaN	ST4
72	NaN	NaN	NaN	21,7	45,61	NaN	2,5	NaN	NaN	NaN	ST4
75	NaN	NaN	NaN	21,7	45,61	NaN	2,5	NaN	NaN	NaN	ST4
77	NaN	NaN	NaN	21,7	45,61	NaN	2,5	NaN	NaN	NaN	ST4
85	NaN	NaN	NaN	19,4	51,71	1,6	3,1	NaN	NaN	NaN	ST4
90	NaN	NaN	NaN	19,4	51,71	1,6	3,1	NaN	NaN	NaN	ST4
94	NaN	NaN	NaN	17,9	48,2	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST4
97	NaN	NaN	NaN	17,9	48,2	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST4
105	NaN	NaN	NaN	18,1	42,66	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	ST4
109	NaN	NaN	NaN	16,6	50,36	NaN	3,2	NaN	NaN	NaN	ST4
115	NaN	NaN	NaN	16,6	50,36	NaN	3,2	NaN	NaN	NaN	ST4
20	NaN	NaN	NaN	NaN	53,56	NaN	0,1	NaN	NaN	NaN	ST4
25	NaN	NaN	NaN	NaN	38,93	NaN	0,4	NaN	NaN	NaN	ST4
44,5	NaN	NaN	NaN	NaN	39,3	NaN	1	NaN	NaN	NaN	ST4
47	NaN	NaN	NaN	NaN	41,48	NaN	0,4	NaN	NaN	NaN	ST4
62	NaN	NaN	NaN	NaN	45,4	1,68	0,8	NaN	NaN	NaN	ST4

Πίνακας 1

Πίνακας δεδομένων από δειγματοληψίες

Η εργαστηριακή γεωλογική αναγνώριση των δειγμάτων κατέγραψε 4 βασικούς τύπους λιθολογικών ενοτήτων που εμφανίζονται στον πυθμένα των περιοχών που εξετάζουμε.

Συγκεκριμένα, από τη μακροσκοπική παρατήρηση, τις ακτινογραφίες – X – και τις κοκκομετρικές αναλύσεις διακρίθηκαν πέντε (4) λιθοφάσεις: (1) ασβεστιτική ιλύς (calcareous ooze), 1.5 - 26 cm, (2) ημιπελαγική ιλύς (hemipelagic mud), mm έως 100 cm, (3) ιλύς υψηλού ρυθμού ιζηματογένεσης (high sedimentation rate mud), 3 - 9.5 cm, (4) τουρβιδιτικής προέλευσης άμμοι έως πηλοί (sandy and/or silty turbidites), 0.5 - 6 cm Η λιθόφαση 3 εντοπίστηκε σε παρόμοιο σχεδόν βάθος σε όλο το εύρος της ζώνης έρευνας και λόγω των ιδιαίτερων γεωτεχνικών ιδιοτήτων της θεωρήθηκε ως ένας τυπικός "χαρακτηριστικός" ορίζοντας. Επιπλέον στις μορφολογικές ενότητες των κρηπίδων διαπιστώθηκαν επιπρόσθετες λιθολογικές τάξεις που κυμαίνονται από ελαφρώς ψηφιδούχες αμμούχες ιλεις έως πηλούς, σχετίζονται με συνθήκες ιζηματογένεσης σε περιοχές κρηπίδων και δεν είναι δυνατό να ενταχθούν σε κάποια λιθοφάση.

1.2 Προετοιμασία κώδικα

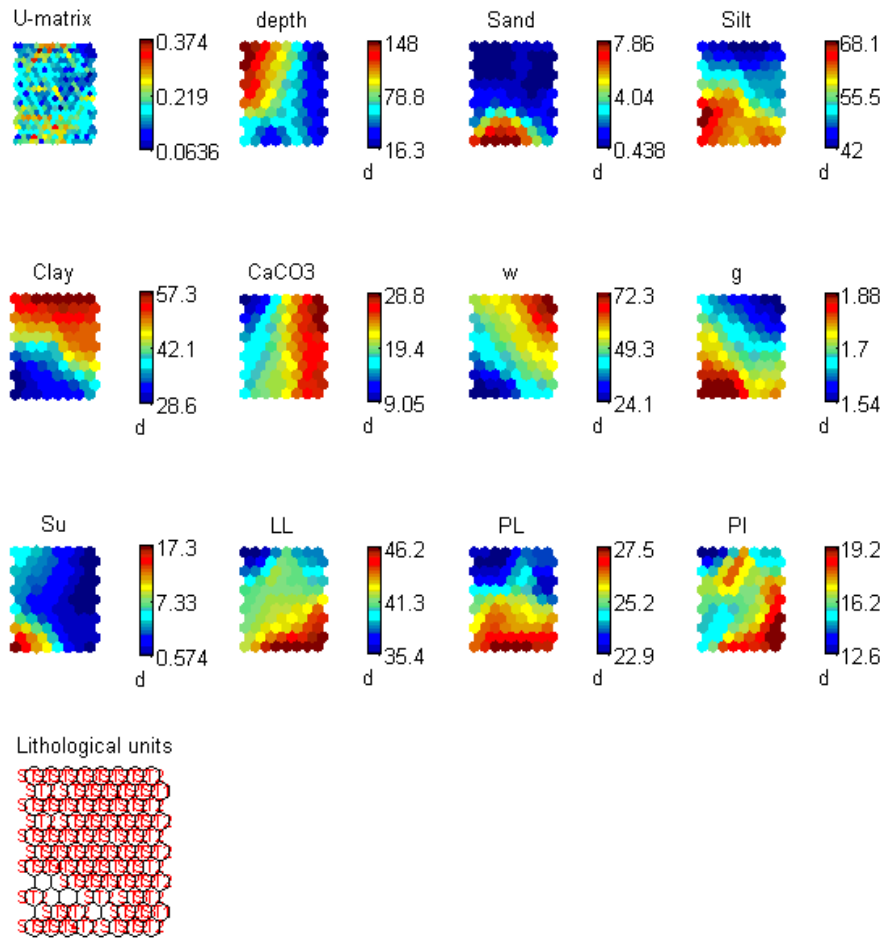
Η μέθοδος κανονικοποίησης των τιμών έγινε με την logistic, καθώς, όπως φαίνεται και στον παρακάτω πίνακα μας δίνει το μικρότερο σφάλμα μεταξύ των 6 διαθέσιμων από το λογισμικό μεθόδων. Με την μέθοδο αυτή όλες οι τιμές θα κωδικοποιηθούν στο διάστημα [0,1].

Μέθοδος κανονικοποίησης	Ποσοτικό σφάλμα Quantization error - q_e	Τοπογραφικό σφάλμα Topographic error - t_e
Logistic	0.096	0.064
Log	0.334	0.105
Var	0.476	0.045
histD	0.138	0.032
histC	0.137	0.016
Range	0.102	0.051

Πίνακας 2
Σφάλματα για κάθε μέθοδο κανονικοποίησης

1.3 Χάρτης U-matrix

Τα πρώτα αποτελέσματα που μας δίνει η εκπαίδευση με τον αλγόριθμο SOM φαίνονται στο Σχήμα 1.1 με την οπτικοποίηση καρτών. Ο πρώτος χάρτης (U – matrix) είναι ένας χάρτης αυτό – οργάνωσης όπου εμφανίζει όλα τα δείγματα, δίνοντας τους ένα χρώμα σύμφωνα τις τιμές που έχουν.



SOM 01-Jul-2009

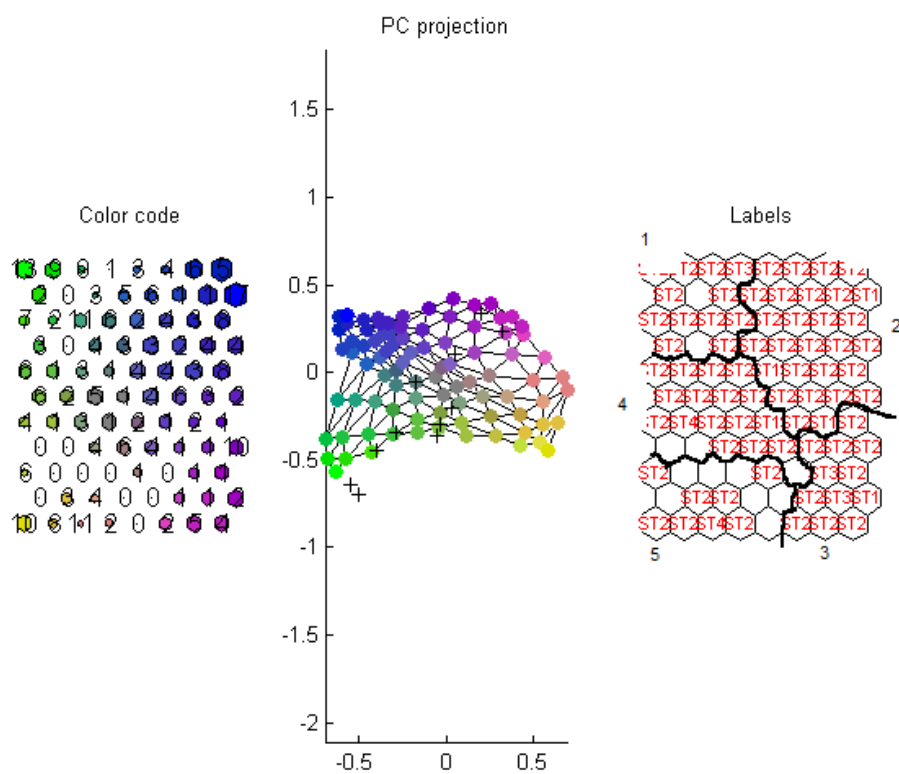
Σχήμα 1.1
Χάρτης U - matrix

Η υπόλοιπη εικόνα ολοκληρώνεται με άλλους 12 χάρτες, 11 από τους οποίους αντιστοιχούν σε κάθε παράμετρο, ενώ στον τελευταίο εμφανίζεται ποια από τις 4 λιθολογικές ενότητες κυριαρχεί σε κάθε input vector. Από το σύνολο των χαρτών, παρατηρούμε ότι σε μεγάλα βάθη δειγματολοφίας, έχουμε μεγάλη

περιεκτικότητα σε άργιλο (clay) και μικρή περιεκτικότητα σε ανθρακικό ασβέστιο (CaCO_3) και άμμο (sand).

1.4.1 Καθορισμός κλάσεων

Από τα επόμενα αποτελέσματα παρατηρούμε ότι δημιουργούνται 5 κλάσεις. Στην εικόνα PC – projection (Σχήμα 1.2) έχουμε μια συγκέντρωση με πράσινο χρώμα, μία με μπλε, μία με μωβ, μία με ροζ και μία κίτρινο. Αριστερά στο color code φαίνεται πόσα δείγματα έχουν συνεισφέρει σε κάθε input vector, ενώ στο label φαίνεται ποια είναι η κυρίαρχη λιθολογική ενότητα. Βλέπουμε ότι το ST2 τείνει να επικρατήσει σε όλες τις κλάσεις, όμως σε κάθε μία εμφανίζεται και κάποιο άλλο δείγμα σε περιορισμένη έκταση.



Σχήμα 1.2
Χάρτες Color code & Labels

Με την βοήθεια των παραπάνω σχημάτων μπορούμε να καταγράψουμε τα ποσοτικά χαρακτηριστικά των παραμέτρων για κάθε μία από τις 5 κλάσεις. Έτσι, δημιουργείται ο ακόλουθος πίνακας:

	1 ^η κλάση	2 ^η κλάση	3 ^η κλάση	4 ^η κλάση	5 ^η κλάση
depth	high	low	low	high	medium
sand	low	low	medium	low	high
silt	low	medium	high	high	high
clay	high	high	medium	medium	low
CaCO ₃	low	high	high	medium	medium
w	medium	high	medium	medium	low
g	medium	low	medium	medium	high
Su	medium	low	low	medium	high
LL	low	medium	high	medium	medium
PL	low	medium	high	medium	high
PI	low	medium	high	medium	medium

Πίνακας 3

Βαθμολόγηση παραμέτρων για κάθε κλάση
για την συνολική επεξεργασία των δεδομένων

	North Killini slope			South Killini slope			Zakynthos slope		
	1 st cluster	2 nd cluster	3 rd cluster	1 st cluster	2 nd cluster	3 rd cluster	1 st cluster	2 nd cluster	3 rd cluster
depth	Low	High	Medium	High	Medium	Low	Low	High	Low
S	-	-	-	Low	Low	Low	Low	Low	High
Z	-	-	-	High	High	Low	Low	Low	High
C	-	-	-	High	Medium	High	High	High	Low
CaCO ₃	High	Low	Low	Low	Low	High	High	Low	High
w	High	High	Low	Low	Low	High	High	Medium	Low
γ	Low	Medium	High	High	High	Low	Low	Low	High
LL	-	-	-	Medium	High	Low	-	-	-
PL	-	-	-	Low	High	High	-	-	-
PI	-	-	-	Low	High	Medium	-	-	-
Su	Low	Low	High	High	Low	High	Low	Medium	High
ST	ST 1	ST 2a	ST2b	ST 1	ST 2a	ST2b	ST 2a	ST 2b	ST 1

Πίνακας 4 ⁽⁹⁾

Βαθμολόγηση παραμέτρων για κάθε κλάση
από τις 3 επιμέρους επεξεργασίες των δεδομένων

1.4.2 Συμπεράσματα από την σύγκριση αποτελεσμάτων

Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα του συνολικού σετ των δεδομένων για τις 3 εξεταζόμενες περιοχές με τα αποτελέσματα που έχουν προκύψει από την επιμέρους εξέταση ανά περιοχή και ο συνολικός πίνακας των οποίων παρατίθεται παραπάνω μπορούμε να κάνουμε τις εξής διαπιστώσεις:

1. Για μεγάλα βάθη το όριο υδαρότητας LL, το όριο πλαστικότητας PL και ο δείκτης πλαστικότητας PI λαμβάνουν μικρές τιμές
2. Σε μεγάλα βάθη έχουμε μικρή συγκέντρωση άμμου
3. Σε μικρά βάθη έχουμε σχετικά μικρή συγκέντρωση ιλύος
4. Σε μεγάλα βάθη παρατηρείται υψηλή συγκέντρωση ανθρακικού ασβεστίου

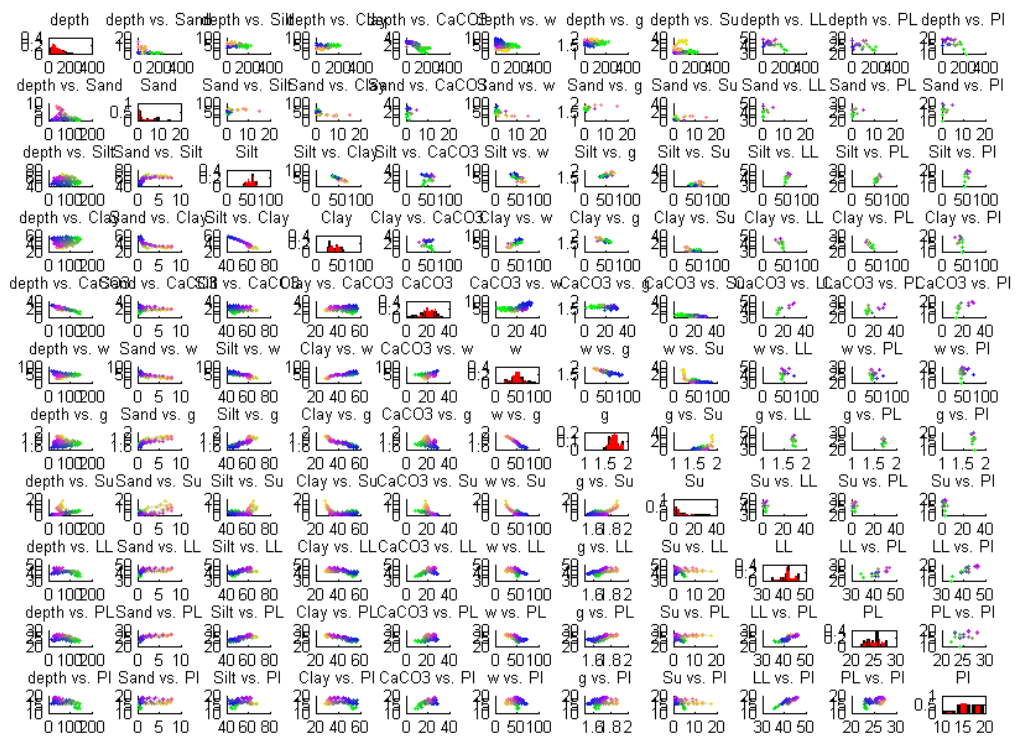
5. Σε μικρά βάθη έχουμε σχετικά μεγάλες τιμές της περιεχόμενης υγρασίας.

Συμπερασματικά και στηριζόμενοι στις παραπάνω παρατηρήσεις καταλήγουμε στο γεγονός ότι τα αποτελέσματα της εκπαίδευσης των ΤΝΔ μέσω των εποπτικών απεικονίσεων που παρέχει ο αλγόριθμος SOM έχουν παρεμφερείς μορφές τόσο με την μεμονωμένη εξέταση των δεδομένων ανά περιοχή όσο και με την εξέταση του πλήρους σετ των δεδομένων (και για τις 3 περιοχές). Συνεπώς, μπορούμε να συμπεράνουμε ότι η μέθοδος αυτό-οργάνωσης του αλγόριθμου SOM δούλεψε αρκετά καλά, αφού επαλήθευσε σε ικανοποιητικό βαθμό τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την επεξεργασία όλου του πλήθους των δεδομένων με βάση τα επιμέρους αποτελέσματα που παρουσιάζονται στην βιβλιογραφία.

1.5 Διάγραμμα διασποράς –scatter diagram

Το εργαλείο SOM μας προσφέρει μία ακόμα πολύ χρήσιμη οπτικοποιημένη εικόνα το λεγόμενο scatter diagram. Πρόκειται ίσως για τα διαγράμματα που παρέχουν την περισσότερη πληροφορία και είναι απλά διαγράμματα διασποράς και ιστογράμματα όλων των μεταβλητών. Στο scatter diagram έχουμε σε μορφή μητρώου όλες τις πιθανές συσχετίσεις μεταξύ των παραμέτρων με σκοπό την ανάδειξη των μεταξύ τους σχέσεων. Έτσι, για τα δεδομένα που μελετάμε, έχει δημιουργηθεί ένα μητρώο διασποράς 11*11. Στην κύρια διαγώνιο του υπάρχουν οι 11 παράμετροι που εμφανίζονται με την

μορφή ιστογραμμάτων όπου με κόκκινο χρώμα αναπαριστώνται τα διανύσματα μετά την εκπαίδευση και με μαύρο των πρωτότυπων διανυσμάτων δεδομένων πριν την εκπαίδευση. Στις υπόλοιπες θέσεις υπάρχουν οι μεταξύ τους συσχετίσεις σε μορφή διαγραμμάτων και συγκεκριμένα στο επάνω τρίγωνο οπτικοποιούνται τα δεδομένα πριν την εκπαίδευση και στο κάτω τρίγωνο τα δεδομένα μετά την εκπαίδευση. Για κάθε γραμμή και την αντίστοιχη στήλη έχουμε την συσχέτιση της αντίστοιχης επίσης παραμέτρου με όλες τις υπόλοιπες.



Σχήμα 1.3
Διάγραμμα διασποράς

Στηριζόμενοι στη μέθοδο του μητρώου αλληλεπίδρασης που προτείνει ο Hudson μπορούμε να κωδικοποιήσουμε κατάλληλα το παραπάνω διάγραμμα (Φερεντίνου, 2004). Η μέθοδος προτείνει μια κατάλληλη κωδικοποίηση του μητρώου έτσι ώστε να προσδιοριστεί το πόσο σημαντική για το σύστημα είναι η κάθε παράμετρος. Αυτό προσδιορίζεται από δύο χαρακτηριστικά την *ένταση αλληλεπίδρασης* και την *κυριαρχία*. Κάθε σύστημα χαρακτηρίζεται από παραμέτρους οι οποίες ανήκουν στο *χώρο του αίτιου - αποτελέσματος*. *Αίτιο* θεωρείται η επίδραση της παραμέτρου στο σύστημα ενώ *αποτέλεσμα* είναι η επίδραση του συστήματος στην παράμετρο (στοιχείο της κυρίας διαγωνίου). Στην κύρια διαγώνιο προβάλλονται οι παράμετροι, οι οποίες εξετάζονται. Για τις υπόλοιπες θέσεις προτείνεται η κωδικοποίηση της δυαδικής προσέγγισης, δίνοντας την τιμή 1 όταν η συσχέτιση είναι ισχυρή και την τιμή 0 όταν δεν υπάρχει συσχέτιση. Ο μηχανισμός αλληλεπίδρασης χαρακτηρίζεται ως *ανοικτός* αν υπάρχει συσχέτιση και *κλειστός* όταν δεν υπάρχει συσχέτιση μεταξύ των παραμέτρων. Έτσι, τα στοιχεία εκτός διαγωνίου κωδικοποιούνται με την τιμή 1 όταν ο μηχανισμός είναι ανοικτός διαφορετικά κωδικοποιούνται με την τιμή 0.

Έτσι, μελετώντας προσεκτικά το scatter diagram καταγράφουμε στον ακόλουθο πίνακα cause – effect τις τιμές 1 ή 0 για κάθε θέση. Η στήλη Σ_j είναι το άθροισμα για κάθε γραμμή και εκφράζει την τιμή C (cause) της επιρροής για κάθε συσχέτιση. Στη σειρά Σ_i έχουμε το άθροισμα της κάθε στήλης και εκφράζει το αποτέλεσμα E (effect) της κάθε συσχέτισης.

Έχοντας τελικά το διάγραμμα cause – effect είναι εμφανές ότι κάθε σειρά αναπαριστά την επιρροή του P_i στις άλλες παραμέτρους, ενώ η κάθε στήλη αναπαριστά την επίδραση κάθε παραμέτρου στο P_i .

		Effect											Σ_j
		P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	
Cause	1	Depth	0	0	0	1	0	0	0	1	1	1	4
	2	1	Sand	1	1	0	1	0	0	0	0	0	3
	3	0	1	Silt	1	0	1	1	1	1	1	1	8
	4	0	1	1	Clay	0	1	1	0	0	1	1	6
	5	1	0	0	0	CaCO ₃	1	0	0	1	0	0	2
	6	1	1	1	1	1	w	1	0	0	0	0	5
	7	0	1	1	1	0	1	g	1	0	0	0	5
	8	1	1	0	0	0	1	1	Su	0	0	0	3
	9	1	0	1	1	1	1	1	0	LL	1	1	7
	10	1	1	1	1	0	1	1	0	1	PL	1	7
	11	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	PI	2
	Σ_i	7	6	6	6	3	8	6	2	4	3	4	

Πίνακας 5
Διαδραστικός Πίνακας

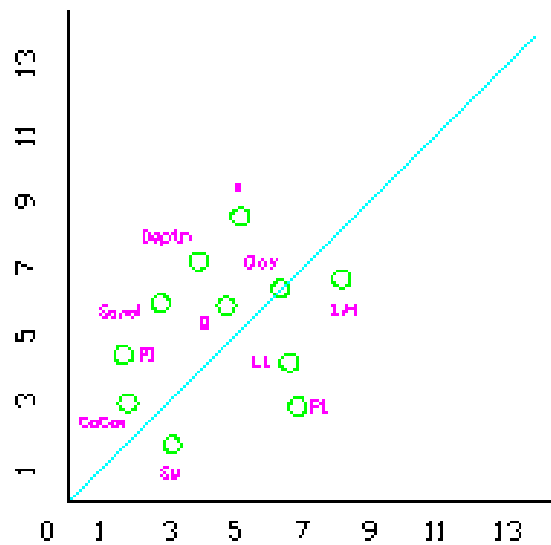
Με τον τρόπο αυτό δημιουργούνται οι συντεταγμένες (Cause- Effect C,E) για κάθε παράμετρο.

	C	E	C+E ένταση αλληλεπίδρασης	C-E κυριαρχία
depth	4	7	11	-3
Sand	3	6	9	-3
Silt	8	6	14	2
Clay	6	6	12	0
CaCo ₃	2	3	5	-1
w	5	8	13	-3
γ	5	6	11	-1
Su	3	2	5	1
LL	7	4	11	3
PL	7	3	10	4
PI	2	4	6	-2

Πίνακας 6

Συντεταγμένες διαγράμματος cause - effect

Τα αθροίσματα των παραμέτρων προβάλλονται ως ζεύγη σημείων στο διάγραμμα αιτίου – αποτελέσματος. Οι πλέον κυρίαρχες παράμετροι είναι όσες ακολουθούν τον κανόνα $C > E$ και βρίσκονται κάτω από την γραμμή $C = E$. Επίσης, οι παράμετροι οι οποίες έχουν την μεγαλύτερη ένταση αλληλεπίδρασης με το σύστημα είναι αυτές που λαμβάνουν τις μεγαλύτερες τιμές για $C + E$.



Σχήμα 1.4

Διάγραμμα αίτιου - αποτελέσματος

Σύμφωνα λοιπόν με τα παραπάνω, και όπως προκύπτει από το διάγραμμα, οι πιο κυρίαρχες παράμετροι είναι η διατμητική αντοχή και το ποσοστό ιλύος. Επιπλέον, οι παράμετροι οι οποίες έχουν την μεγαλύτερη ένταση αλληλεπίδρασης με το σύστημα είναι το ποσοστό ιλύος και αργίλου και η φυσική υγρασία w .

Ανασκόπηση & συμπεράσματα

Τα Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αποτελούν ένα σύγχρονο εργαλείο που βοηθούν στην ταξινόμηση και κατηγοριοποίηση πληροφοριών. Συγκεκριμένα, η δυνατότητα αυτό-οργάνωσης των δεδομένων δίνει χρήσιμες πληροφορίες και περιγράφει τόσο ποσοτικά όσο και ποιοτικά το πρόβλημα που εξετάζεται.

Επίσης, μέσω της παρούσας διπλωματικής εργασίας καταφέραμε να ταυτοποιήσουμε αποτελέσματα που είχαν ήδη παρουσιαστεί στην βιβλιογραφία. Η εξέταση των συνολικών δεδομένων για τις 3 περιοχές (Νότια και Βόρεια Κυλλήνη, Ζάκυνθος) έδωσε συμπεράσματα αρκετά συναφή με τα αποτελέσματα που έχουν ήδη εξαχθεί για μεμονωμένη εξέταση κάθε περιοχής.

Συνεπώς, το εργαλείο της αυτό-οργάνωσης (SOM) κατάφερε με αξιοπιστία να οργανώσει τα δεδομένα τόσο όταν του δόθηκαν για κάθε περιοχή ξεχωριστά, όσο και για την συνολική εξέταση των δεδομένων. Θα μπορούσε λοιπόν να ειπωθεί ότι το SOM επαλήθευσε τα αποτελέσματα του και κατά συνέπεια τις δυνατότητες και την αξιοπιστία του.

Επίσης, στηριζόμενοι στη θεωρία του Hudson για τα μητρώα αλληλεπίδρασης, την σημασία της κυρίας διαγωνίου και των θέσεων των συσχετισμών, καταφέραμε να αποκωδικοποιήσουμε τις πληροφορίες του χάρτη διασποράς προσδιορίζοντας εν τέλει εκείνες τις παραμέτρους που επηρεάζουν ή κυριαρχούν στο σύστημα. Σημαντικό όφελος αυτής της διαδικασίας είναι η καταγραφή των παραμέτρων που απαιτούν περαιτέρω έλεγχο. Έτσι, ο μηχανικός – ερευνητής μπορεί να απαλλαχτεί από τον χρονοβόρο κόπο της εξέτασης όλων των παραμέτρων, αφού με την βοήθεια του SOM, καθορίζονται οι παράγοντες με την ισχυρότερη παρουσία και επιρροή στο σύστημα.

Περαιτέρω ζήτημα έρευνας στο αντικείμενο που μελετάμε είναι ο ποιοτικός έλεγχος των μετρήσεων που αποτελούν κάθε κλάση. Έτσι, θα μπορούσαμε να

διαπιστώσουμε αν οι ίδιες λιθολογικές ενότητες έχουν αποτελέσει ή κυριαρχήσει σε κάθε κλάση. Επίσης, σημαντική και ενδιαφέρουσα θα ήταν η εκπαίδευση ΤΝΔ ως πρότυπο με σκοπό να τροφοδοτεί ο ερευνητής με άλλα νέα δεδομένα και το ΤΝΔ να δίνει άμεσα αποτελέσματα χωρίς να εκτελεί εκ νέου όλη την διαδικασία.

Γενικότερα, θα μπορούσαμε να αναφέρουμε ότι η μέθοδος των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων είναι ιδανική και δίνει αξιόπιστα αποτελέσματα στην αντιμετώπιση περίπλοκων φαινομένων. Σε πολλές επιστήμες όπου η έρευνα δίνει μεγάλο αριθμό μετρήσεων (data set), ενδείκνυται η μέθοδος που παρουσιάσαμε στην διπλωματική, καθώς μπορεί να δώσει αποτελέσματα σε σύντομο χρόνο με εύκολη διαχείριση των δεδομένων. Επίσης, φαινόμενα που συνήθως αντιμετωπίζονται με στατιστικές μεθόδους όπως τα κυματικά φαινόμενα ή οι οικονομικές τάσεις μπορούν πλέον να αντιμετωπιστούν με υπολογιστική νοημοσύνη η οποία δίνει ασφαλή αποτελέσματα καθώς δεν εμπεριέχεται ο ανθρώπινος παράγοντας που οδηγεί σε λάθη και επεξεργάζεται όλο το πλήθος των δεδομένων.

Παράρτημα

Παρακάτω εμφανίζεται ο κώδικας σε περιβάλλον Matlab που χρησιμοποιήθηκε:

```
addpath f:\data_thesis\mary\somtoolbox
clf reset;
f0 = gcf;
echo on
clc
try,
    sD = som_read_data('data_remake.data.csv');
catch
    echo off

    warning('File "data_remake.data.csv" not found. Using simulated data
instead.')
```

```
    D = randn(500,11);
    D(:,1) = D(:,1)+5;    D(:,2) = D(:,2)+3.5;
    D(:,3) = D(:,3)/2+1.5; D(:,4) = D(:,4)/2+0.3;
    D2 = randn(107,11); D2(:,2) = sort(D2(:,2));
    D2(:,1) = D2(:,1)+6.5; D2(:,2) = D2(:,2)+2.8;
    D2(:,3) = D2(:,3)+5;    D2(:,4) = D2(:,4)/2+1.5;
    sD = som_data_struct([D; D2], 'name', 'data_remake.data.csv
(simulated)',...
        'comp_names', {'core Depth', 'sand',
'silt', 'clay', 'CaCo3', 'w', 'g', 'Su', 'LL', 'PL', 'PI'});
    sD = som_label(sD, 'add', [1:35], 'ST1')
    sD = som_label(sD, 'add', [36:254], 'ST2');
    sD = som_label(sD, 'add', [255:268], 'ST3');
    sD = som_label(sD, 'add', [2769:313], 'ST4');
    echo on
end
sD = som_normalize(sD, 'logistic'); %var, log, histD, histC, range
sM = som_make(sD);
%sM = som_make(sD, 'msize', [30 30], 'hexa', 'sheet');
sM = som_autolabel(sM, sD, 'vote'); %all
pause % Strike any key to visualize the map...
clc

% VISUAL INSPECTION OF THE MAP
% =====
som_show(sM, 'umat', 'all', 'comp', [1:11], 'empty', 'Lithological units', 'norm', 'd');
som_show_add('label', sM.labels, 'textsize', 6, 'textcolor', 'r', 'subplot', 13);
pause % Strike any key to continue...
echo off
f1=figure;
```

```

[Pd,V,me,l] = pcaproj(sD,2); Pm = pcaproj(sM,V,me); % PC-projection
Code = som_colorcode(Pm); % color coding
hits = som_hits(sM,sD); % hits
U = som_ummat(sM); % U-matrix
Dm = U(1:2:size(U,1),1:2:size(U,2)); % distance matrix
Dm = 1-Dm(:)/max(Dm(:)); Dm(find(hits==0)) = 0; % clustering info
subplot(1,3,1)
som_cplane(sM,Code,Dm);
hold on
som_grid(sM,'Label',cellstr(int2str(hits)),...
        'Line','none','Marker','none','Labelcolor','k');
hold off
title('Color code')
subplot(1,3,2)
som_grid(sM,'Coord',Pm,'MarkerColor',Code,'Linecolor','k');
hold on, plot(Pd(:,1),Pd(:,2),'k+'), hold off, axis tight, axis equal
title('PC projection')
subplot(1,3,3)
som_cplane(sM,'none')
hold on
som_grid(sM,'Label',sM.labels,'Labelsize',8,...
        'Line','none','Marker','none','Labelcolor','r');
hold off
title('Labels')
echo on
pause % Strike any key to continue...
echo off
% denormalize and add mechanism information
names = sD.comp_names; names{end+1} = 'lit';
D = som_denormalize(sD.data,sD); dlen = size(D,1);
s = zeros(dlen,1); s(strcmp(sD.labels,'ST1'))=1;
s(strcmp(sD.labels,'ST2'))=2; s(strcmp(sD.labels,'ST3'))=3;
s(strcmp(sD.labels,'ST4'))=4;
D = [D, s];
M = som_denormalize(sM.codebook,sM); munits = size(M,1);
s = zeros(munits,1); s(strcmp(sM.labels,'ST1'))=1;
s(strcmp(sM.labels,'ST2'))=2; s(strcmp(sM.labels,'ST3'))=3;
s(strcmp(sD.labels,'ST4'))=4;
%M = [M, s];

f2=figure;

% color coding copied from the map
bmus = som_bmus(sM,sD); Code_data = Code(bmus,:);
k=1;
for i=1:11, for j=1:11,
    if i<j, i1=i; i2=j; else i1=j; i2=i; end
    subplot(11,11,k); cla

```

```

if i<j,
    som_grid('rect',[dlen 1],'coord',D(:,[i1 i2]),...
        'Line','none','MarkerColor',Code_data,'Markersize',2);
    title(sprintf('%s vs. %s',names{i1},names{i2}))
elseif i>j,
    som_grid(sM,'coord',M(:,[i1 i2]),...
        'markersize',2,'MarkerColor',Code);
    title(sprintf('%s vs. %s',names{i1},names{i2}))
else
    if i1<11, b = 12; else b = 3; end
    [nd,x] = hist(D(:,i1),b); nd=nd/sum(nd);
    nm = hist(M(:,i1),x); nm = nm/sum(nm);
    h=bar(x,nd,0.8); set(h,'EdgeColor','none','FaceColor','k');
    hold on
    h=bar(x,nm,0.3); set(h,'EdgeColor','none','FaceColor','r');
    hold off
    title(names{i1})
end
k=k+1;
end
end
echo on
pause % Strike any key to cluster the map...
%close(f1), close(f2), figure(f0), clf
clc
% CLUSTERING OF THE MAP
% =====
subplot(1,3,1)
[c,p,err,ind] = kmeans_clusters(sM, 5); % find at most 4 clusters
plot(1:length(ind),ind,'x-')
[dummy,i] = min(ind)
cl = p{i};
subplot(1,3,2)
som_cplane(sM,Code,Dm)
subplot(1,3,3)

sM = som_autolabel(sM,sD,'vote');
som_grid(sM,'Label',sM.labels,'Labelsize',8,...
    'Line','none','Marker','none','Labelcolor','none');
som_cplane(sM,cl)
pause % Strike any key to continue...
clf
clc

% MODELING
% =====

% One can also build models on top of the SOM. Typically, these

```

```

% models are simple local or nearest-neighbor models.

% Here, SOM is used for probability density estimation. Each map
% prototype is the center of a gaussian kernel, the parameters
% of which are estimated from the data. The gaussian mixture
% model is estimated with function SOM_ESTIMATE_GMM and the
% probabilities can be calculated with SOM_PROBABILITY_GMM.

[K,P] = som_estimate_gmm(sM,sD);
[pd,Pdm,pmd] = som_probability_gmm(sD,sM,K,P);

% Here is the probability density function value for the first data
% sample (x=sD.data(:,1)) in terms of each map unit (m):

som_cplane(sM,Pdm(:,1))
colorbar
title('p(x | m)')

pause % Strike any key to continue...

sM = som_supervised(sD,'small');

som_show(sM,'umat','all');
som_show_add('label',sM.labels,'TextSize',8,'TextColor','r')

sD2 = som_label(sD,'clear','all');
sD2 = som_autolabel(sD2,sM); % classification
ok = strcmp(sD2.labels,sD.labels); % errors
100*(1-sum(ok)/length(ok)) % error percentage (%)

echo off

```

Βιβλιογραφία

Ελληνική

1. Αθανασόπουλος Π., 2003, «Μελέτη ευστάθειας και πρόταση υπολογισμού της μετατόπισης υποθαλάσσιων πρανών περιοχής Αιγιαλείας», Διπλωματική Εργασία, ΕΜΠ.
2. Σακελλαρίου Μ., 2003, Σημειώσεις Εδαφομηχανικής και Θεμελιώσεων, Σχολή Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών Ε.Μ.Π.
3. Φερεντίνου Μ., 2004, Εκτίμηση κινδύνου των κατολισθήσεων με Νευρωνικά δίκτυα σε περιβάλλον γεωγραφικών πληροφοριών, Διδακτορική Διατριβή, Σχολή Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών Ε.Μ.Π.

Ξενόγλωσση

1. Poulos H.G., 1988, Marine Geotechnics, UNWIN HYMAN
2. Lykousis V., g. Roussakis G., Sakellariou D., 2008, slope failures and stability analysis of shallow water prodeltas in the active margins of Western Greece, northeastern Mediterranean Sea, Int. J. Earth Sci. (Geol. Rundsch)
3. Kohonen T., 1997, Self – Organizing Maps, Springer Series in Information Sciences
4. Hasiotis, T., 2001. Geophysical prospecting and geotechnical properties of submarine slopes in seismically active regions in Greece; case studies: (i) Killini–Zakynthos channel, (ii) Kerkyra–Paxi slope and (iii) Tolofonas–Eratini coastal zone, PhD Thesis, Geology Dept., Univerisy of Patras
5. Hasiotis T., Papatheodorou G., Ferentinos G., 2005, A high resolution approach in the recent sedimentation processes at the head of Zakynthos Canyon, western Greece, Marine Geology, pp 49– 73
6. Hudson J. A., 1991, Technical Nota Atlas of rock engineering mechanics, Underground excavations, Int. J. Rock Mech. Min. Sci. & Geomech. Abstr. Vol. 28, No. 6, pp. 523-526

7. Hudson J. A., 1992, Technical Nota Atlas of rock engineering mechanics, Part2 - Slopes, Int. J. Rock Mech. Min. Sci. & Geomech. Abstr. Vol. 29, No. 2, pp. 157-159
8. Ferentinou M.D., Sakellariou M.G., Assesing landslide hazard on medium and large scales, using self-organising maps, National Technical University of Athens, Greece
- 9.** Ferentinou M.D. Hassiotis T., Sakellariou M.G., 2009, Clustering of marine sediments geotechnical properties through self-organising maps, in Zakynthos Caynon – Valley system, Greece