



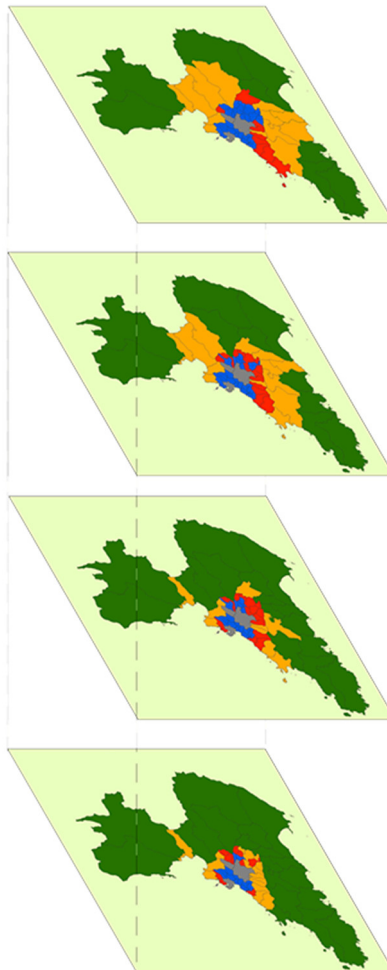
ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΑΓΡΟΝΟΜΩΝ ΚΑΙ ΤΟΠΟΓΡΑΦΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΓΕΩΓΡΑΦΙΑΣ ΚΑΙ ΠΕΡΙΦΕΡΕΙΑΚΟΥ ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΥ

*Μοντελοποίηση της Μελλοντικής Εξάπλωσης Αστικών Περιοχών με Χρήση Μεθόδων Υπολογιστικής Νοημοσύνης : Η περίπτωση της Αττικής*

Κυριλλίδης Αλέξανδρος



Επιβλέπων :

Γεώργιος Ν. Φώτης

Αθήνα, Ιούνιος 2017



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΑΓΡΟΝΟΜΩΝ ΚΑΙ ΤΟΠΟΓΡΑΦΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΓΕΩΓΡΑΦΙΑΣ ΚΑΙ ΠΕΡΙΦΕΡΕΙΑΚΟΥ ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΥ

*Μοντελοποίηση της Μελλοντικής Εξάπλωσης Αστικών Περιοχών με  
Χρήση Μεθόδων Υπολογιστικής Νοημοσύνης : Η περίπτωση της Αττικής*

Διπλωματική Εργασία

ΑΛΕΞΑΝΔΡΟΣ ΚΥΡΙΛΛΙΔΗΣ

Επιβλέπων Καθηγητής

Γεώργιος Ν. Φώτης

## Πίνακας Περιεχομένων

Πίνακας Περιεχομένων .....	1
Πίνακας Εικόνων .....	2
Πίνακας Πινάκων.....	3
Πίνακας Διαγραμμάτων .....	4
Πίνακας Χαρτών .....	4
ΠΕΡΙΛΗΨΗ .....	6
ABSTRACT .....	7
1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	8
1.1 Καθορισμός Στόχου .....	9
1.2 Διάρθρωση Διπλωματικής.....	9
2. ΑΣΤΙΚΗ ΕΞΑΠΛΩΣΗ.....	11
2.1 Μορφές Αστικής Εξάπλωσης.....	11
2.2 Επιπτώσεις Αστικής Εξάπλωσης .....	12
2.3 Μοντελοποίηση και Πρόβλεψη Αστικής Εξάπλωσης .....	13
2.4 Υπολογιστική Νοημοσύνη και Αστική Εξάπλωση .....	17
3. ΜΕΘΟΔΟΙ ΚΑΙ ΤΕΧΝΙΚΕΣ .....	20
3.1 Νευρωνικά Δίκτυα .....	20
3.1.1 Ιστορική Αναδρομή.....	20
3.1.2 Νευρώνες .....	21
3.1.3 Multilayer Perceptron.....	22
3.1.4 Διαδικασία Δημιουργίας Νευρωνικού Δικτύου .....	24
3.2 Ασαφής Λογική .....	28
3.2.1 Ομαδοποίηση με Αλγόριθμο FUZZY C-MEANS (FCM) .....	28
4. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΚΗ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ .....	32

4.1 Θεωρητικά Υπόβαθρα .....	32
4.1 Διαδικασία Ομαδοποίησης με Χρήση Ασαφούς Λογικής.....	35
4.2 Διαδικασία Πρόβλεψης με την Χρήση Νευρωνικού Δικτύου.....	36
5. ΕΦΑΡΜΟΓΗ .....	37
5.1 Περιοχή Μελέτης.....	37
5.1.1 Διοικητική Διαίρεση Περιφέρειας Αττικής .....	38
5.2 Λογισμικό .....	39
5.3 Προ-Επεξεργασία Δεδομένων .....	40
5.3.1 Δημογραφικά Δεδομένα.....	40
5.3.2 Γεωμορφολογικά Δεδομένα .....	44
5.3.3 Ταξινόμηση Δορυφορικών Εικόνων .....	47
5.3.4 Προφίλ Δήμων.....	52
5.4 Προσδιορισμός Διαχρονικών Ομάδων Δήμων με FCM .....	57
5.5 Ερμηνεία Ομάδων .....	64
5.6 Ερμηνεία Χαρτών Προηγούμενων Ετών.....	78
5.7 Νευρωνικό Δίκτυο .....	81
5.8 Προβλέψεις .....	94
5.9 Ανάλυση Αποτελεσμάτων Εφαρμογής.....	96
7. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ-ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ .....	103
7.1 Προτάσεις για Μελλοντική Έρευνα .....	104
Βιβλιογραφία .....	106
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ .....	110



## Πίνακας Εικόνων

ΕΙΚΟΝΑ 2.1 ΤΥΠΟΙ ΑΣΤΙΚΗΣ ΕΞΑΠΛΩΣΗΣ (ΠΗΓΗ: «SPRAWL DEVELOPMENT: ITS PATTERNS, CONSEQUENCES, AND MEASUREMENT», BARNES ET AL).....	11
ΕΙΚΟΝΑ 2.2 ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗΣ ΑΣΤΙΚΗΣ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ ΒΑΣΗ ΔΗΜΟΦΙΛΙΑΣ (ΠΗΓΗ : «URBAN GROWTH PREDICTION: A REVIEW OF COMPUTATIONAL MODELS AND HUMAN PERCEPTIONS», TRIANTAKONSTAS DIMITRIOS).....	15
ΕΙΚΟΝΑ 3.1 ΔΟΜΗ ΕΝΟΣ ΝΕΥΡΩΝΑ (ΠΗΓΗ : WIKIPEDIA).....	22
ΕΙΚΟΝΑ 3.2 ΔΟΜΗ ΕΝΟΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ (ΠΗΓΗ : WIKIPEDIA).....	23
ΕΙΚΟΝΑ 3.3 ΕΝΔΕΙΚΤΙΚΕΣ TRANSFER FUNCTIONS (ΠΗΓΗ : MATLAB).....	26
ΕΙΚΟΝΑ 3.4 ΟΜΑΔΟΠΟΙΗΣΗ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΩΝΤΑΣ ΚΛΑΣΣΙΚΗ ΛΟΓΙΚΗ.....	29
ΕΙΚΟΝΑ 3.5 ΟΜΑΔΟΠΟΙΗΣΗ ΜΕ ΑΣΑΦΗ ΛΟΓΙΚΗ.....	30
ΕΙΚΟΝΑ 4.1 ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ ΡΟΗΣ ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ ΠΟΥ ΑΚΟΛΟΥΘΗΘΗΚΕ.....	34
ΕΙΚΟΝΑ 5.1 ΓΕΩΓΡΑΦΙΚΗ ΘΕΣΗ ΠΕΡΙΦΕΡΕΙΑΣ ΑΤΤΙΚΗΣ (ΠΗΓΗ : WIKIPEDIA).....	37
ΕΙΚΟΝΑ 5.2 ΔΙΟΙΚΗΤΙΚΗ ΔΙΑΙΡΕΣΗ ΤΗΣ ΠΕΡΙΟΧΗΣ ΜΕΛΕΤΗΣ.....	42
ΕΙΚΟΝΑ 5.3 ΣΥΝΔΥΑΣΜΕΝΕΣ ΑΡΧΙΚΕΣ ΕΙΚΟΝΕΣ ΤΟΥ ASTER.....	45
ΕΙΚΟΝΑ 5.4 ΑΡΧΙΚΕΣ ΕΙΚΟΝΕΣ ΚΟΜΜΕΝΕΣ ΣΤΟ ΕΠΙΠΕΔΟ ΤΗΣ ΠΕΡΙΟΧΗΣ ΜΕΛΕΤΗΣ (ΑΤΤΙΚΗ).....	46
ΕΙΚΟΝΑ 5.5 ΚΛΙΣΕΙΣ ΠΟΥ ΕΞΗΧΘΗΣΑΝ ΠΕΡΑΣΜΕΝΕΣ ΑΠΟ ΦΙΛΤΡΟ ΟΜΑΛΟΠΟΙΗΣΗΣ.....	46
ΕΙΚΟΝΑ 5.6 ΑΡΧΙΚΕΣ ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΕΣ ΕΙΚΟΝΕΣ ΓΙΑ 1991.....	49
ΕΙΚΟΝΑ 5.7 ΑΡΧΙΚΕΣ ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΕΣ ΕΙΚΟΝΕΣ ΓΙΑ 2001.....	49
ΕΙΚΟΝΑ 5.8 ΑΡΧΙΚΕΣ ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΕΣ ΕΙΚΟΝΕΣ ΓΙΑ 2011.....	50
ΕΙΚΟΝΑ 5.9 ΜΙΑ ΕΝΔΕΙΚΤΙΚΗ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΑΠΟ ΤΙΣ 8 ΠΟΥ ΓΙΝΑΝΕ.....	50
ΕΙΚΟΝΑ 5.10 ΣΗΜΕΙΑ ΕΝΔΙΑΦΕΡΟΝΤΟΣ ΚΑΙ ΚΕΝΤΡΑ ΒΑΡΩΝ ΔΗΜΩΝ.....	53
ΕΙΚΟΝΑ 5.11 ΟΙ ΑΠΟΣΤΑΣΕΙΣ ΠΟΥ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΗΚΑΝ ΣΤΟ NETWORK ANALYST.....	54
ΕΙΚΟΝΑ 5.12 ΤΑ ΣΥΝΟΡΑ ΤΩΝ ΔΗΜΩΝ ΜΕ ΘΑΛΑΣΣΑ ΚΑΙ ΒΟΥΝΟ.....	55
ΕΙΚΟΝΑ 5.13 ΤΑ ΣΥΝΟΡΑ ΤΩΝ ΔΗΜΩΝ ΜΕ ΘΑΛΑΣΣΑ ΚΑΙ ΒΟΥΝΟ.....	55
ΕΙΚΟΝΑ 5.14 Η ΡΥΘΜΙΣΗ ΤΩΝ ΜΕΤΑΒΛΗΤΩΝ ΟΜΑΔΟΠΟΙΗΣΗΣ ΣΤΟ MATLAB.....	60
ΕΙΚΟΝΑ 5.15 ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΔΗΜΟΥ ΟΜΑΔΑΣ 1.....	65
ΕΙΚΟΝΑ 5.16 ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΔΗΜΟΥ ΟΜΑΔΑΣ 2.....	66
ΕΙΚΟΝΑ 5.17 ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΔΗΜΟΥ ΟΜΑΔΑΣ 3.....	67

ΕΙΚΟΝΑ 5.18 ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΔΗΜΟΥ ΟΜΑΔΑΣ 4.....	68
ΕΙΚΟΝΑ 5.19 ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΔΗΜΟΥ ΟΜΑΔΑΣ 5.....	69
ΕΙΚΟΝΑ 5.20 ΔΙΑΦΟΡΕΣ ΟΜΑΔΩΝ ΣΤΗΝ ΑΝΑΤΟΛΙΚΗ ΑΤΤΙΚΗ 1991 ΚΑΙ 2001.....	79
ΕΙΚΟΝΑ 5.21 ΟΜΑΔΕΣ ΚΑΤΑ ΜΗΚΟΥΣ ΤΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ ΟΔΟΥ ΤΗΝ ΧΡΟΝΙΑ 2011.....	80
ΕΙΚΟΝΑ 5.22 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΕΝΔΕΙΚΤΙΚΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΜΕ 1 ΚΡΥΜΜΕΝΟ ΕΠΙΠΕΔΟ.....	85
ΕΙΚΟΝΑ 5.23 ΔΟΜΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΠΟΥ ΕΠΙΛΕΧΤΗΚΕ.....	87
ΕΙΚΟΝΑ 5.24 ΤΟ ΜΕΣΟ ΤΕΤΡΑΓΩΝΙΚΟ ΣΦΑΛΜΑ ΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΠΟΥ ΕΠΙΛΕΧΤΗΚΕ.....	87
ΕΙΚΟΝΑ 5.25 ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΑ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗΣ ΓΙΑ ΤΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ ΠΟΥ ΕΠΙΛΕΧΤΗΚΕ.....	88

## Πίνακας Πινάκων

ΠΙΝΑΚΑΣ 5.1 ΟΙ ΔΗΜΟΙ ΠΟΥ ΣΥΝΕΝΩΘΗΚΑΝ ΜΕ ΤΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΚΑΛΛΙΚΡΑΤΗ ΣΤΗΝ ΠΕΡΙΦΕΡΕΙΑ ΑΤΤΙΚΗΣ (ΠΗΓΗ : ΕΛΣΤΑΤ).....	41
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.2 ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΧΡΗΣΕΩΝ ΚΤΙΡΙΩΝ (ΠΗΓΗ : ΕΛΣΤΑΤ).....	43
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.3 ΟΙ ΧΡΗΣΕΙΣ ΚΤΙΡΙΩΝ ΠΟΥ ΕΠΙΛΕΧΘΗΚΑΝ ΓΙΑ ΤΗΝ ΟΜΑΔΟΠΟΙΗΣΗ (ΠΗΓΗ : ΕΛΣΤΑΤ).....	57
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.4 ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΗΘΗΚΑΝ ΣΤΗΝ ΟΜΑΔΟΠΟΙΗΣΗ.....	58
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.5 ΤΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΙΣΟΔΟΥ (INPUT DATA) ΓΙΑ ΤΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ.....	82
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.6 ΕΝΔΕΙΚΤΙΚΟΣ ΠΙΝΑΚΑΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ.....	84
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.7 Ο ΑΝΤΙΣΤΟΙΧΟΣ ΠΙΝΑΚΑΣ (TARGET DATA) ΓΙΑ ΤΟΝ ΠΙΝΑΚΑ 5.6 ΜΕ ΤΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ.....	84
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.8 ΕΝΔΕΙΚΤΙΚΟΣ ΠΙΝΑΚΑΣ ΜΕ ΤΙΣ ΔΙΑΦΟΡΕΣ ΤΩΝ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΑΠΟ ΤΑ ΕΠΙΘΥΜΗΤΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ (NETWORK ERRORS).....	89
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.9 ΑΡΙΘΜΟΣ ΔΗΜΩΝ ΚΑΙ ΠΟΣΟΣΤΟ ΤΗΣ ΚΑΘΕ Π.Ε ΠΟΥ ΑΛΛΑΞΑΝ ΟΜΑΔΑ ΤΗΝ ΠΡΟΗΓΟΥΜΕΝΗ ΔΕΚΑΕΤΙΑ.....	97
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.10 ΑΡΙΘΜΟΣ ΔΗΜΩΝ ΣΕ ΚΑΘΕ ΟΜΑΔΑ ΓΙΑ ΚΕΝΤΡΙΚΟ ΤΟΜΕΑ ΑΘΗΝΩΝ.....	98
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.11 ΑΡΙΘΜΟΣ ΔΗΜΩΝ ΣΕ ΚΑΘΕ ΟΜΑΔΑ ΓΙΑ ΔΥΤΙΚΟ ΤΟΜΕΑ ΑΘΗΝΩΝ.....	99
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.12 ΑΡΙΘΜΟΣ ΔΗΜΩΝ ΣΕ ΚΑΘΕ ΟΜΑΔΑ ΓΙΑ ΝΟΤΙΟ ΤΟΜΕΑ ΑΘΗΝΩΝ.....	99
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.13 ΑΡΙΘΜΟΣ ΔΗΜΩΝ ΣΕ ΚΑΘΕ ΟΜΑΔΑ ΓΙΑ ΒΟΡΕΙΟ ΤΟΜΕΑ ΑΘΗΝΩΝ.....	100
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.14 ΑΡΙΘΜΟΣ ΔΗΜΩΝ ΣΕ ΚΑΘΕ ΟΜΑΔΑ ΓΙΑ ΑΝΑΤΟΛΙΚΗ ΑΤΤΙΚΗ.....	101
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.15 ΑΡΙΘΜΟΣ ΔΗΜΩΝ ΣΕ ΚΑΘΕ ΟΜΑΔΑ ΓΙΑ ΔΥΤΙΚΗ ΑΤΤΙΚΗ.....	101
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.16 ΑΡΙΘΜΟΣ ΔΗΜΩΝ ΣΕ ΚΑΘΕ ΟΜΑΔΑ ΓΙΑ Π.Ε ΠΕΙΡΑΙΑ.....	102
ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΑΡΑΡΤΗΜΑΤΟΣ 1 ΠΟΣΟΣΤΑ ΠΟΥ ΕΔΩΣΕ Ο FCM ΓΙΑ 1991.....	110

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΑΡΑΡΤΗΜΑΤΟΣ 2 ΠΟΣΟΣΤΑ ΠΟΥ ΕΔΩΣΕ Ο FCM ΓΙΑ 2001 .....	111
ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΑΡΑΡΤΗΜΑΤΟΣ 3 ΠΟΣΟΣΤΑ ΠΟΥ ΕΔΩΣΕ Ο FCM ΓΙΑ 2011 .....	112
ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΑΡΑΡΤΗΜΑΤΟΣ 4 ΠΟΣΟΣΤΑ ΠΟΥ ΕΔΩΣΕ ΤΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ ΓΙΑ 2021 .....	113
ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΑΡΑΡΤΗΜΑΤΟΣ 5 ΠΟΣΟΣΤΑ ΠΟΥ ΕΔΩΣΕ ΤΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ ΓΙΑ 2031 .....	114

## Πίνακας Διαγραμμάτων

ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ 1.1 ΔΙΑΡΘΡΩΣΗ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ .....	10
ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ 5.1 ΠΛΗΘΥΣΜΙΑΚΗ ΕΞΕΛΙΞΗ ΠΕΡΙΦΕΡΕΙΑΣ ΑΤΤΙΚΗΣ ΚΑΙ ΧΩΡΑΣ (ΠΗΓΗ : ΕΛΣΤΑΤ).....	37
ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ 5.2 ΔΕΙΚΤΕΣ ΟΜΑΔΟΠΟΙΗΣΗΣ ΡC ΚΑΙ CΕ ΓΙΑ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΟ ΑΡΙΘΜΟ ΟΜΑΔΩΝ .....	60
ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ 5.3 ΥΠΟΛΟΙΠΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ ΟΜΑΔΟΠΟΙΗΣΗΣ ΓΙΑ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΟ ΑΡΙΘΜΟ ΟΜΑΔΩΝ .....	61
ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ 5.4 ΚΕΝΤΡΑ ΚΛΑΣΕΩΝ ΓΙΑ ΠΛΗΘΥΣΜΟ ΚΑΙ ΚΤΙΡΙΑ.....	62
ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ 5.5 ΚΕΝΤΡΑ ΚΛΑΣΕΩΝ ΓΙΑ ΠΛΗΘΥΣΜΟ ΚΑΙ ΚΤΙΡΙΑ ΟΜΑΔΑΣ 5 .....	62
ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ 5.6 ΚΕΝΤΡΑ ΚΛΑΣΕΩΝ ΡΥΘΜΟΥΣ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ ΚΑΙ ΧΤΙΣΜΕΝΕΣ ΕΚΤΑΣΕΙΣ .....	63
ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ 5.7 ΚΕΝΤΡΑ ΚΛΑΣΕΩΝ ΓΙΑ ΚΛΙΣΕΙΣ .....	63
ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ 5.8 ΚΕΝΤΡΑ ΚΛΑΣΕΩΝ ΓΙΑ ΧΡΗΣΕΙΣ ΓΗΣ .....	64
ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ 5.9 ΑΡΙΘΜΟΣ ΔΗΜΩΝ ΤΗΣ ΚΑΘΕ ΟΜΑΔΑΣ ΜΕΧΡΙ ΤΟ 2011.....	77
ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ 5.10 ΜΕΣΟΣ ΟΡΟΣ ΤΩΝ ΠΟΣΟΣΤΩΝ ΤΗΣ ΚΑΘΕ ΟΜΑΔΑΣ ΜΕΧΡΙ ΤΟ 2011.....	78
ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ 5.11 ΜΕΣΟΣ ΟΡΟΣ ΤΩΝ ΠΟΣΟΣΤΩΝ ΤΗΣ ΚΑΘΕ ΟΜΑΔΑΣ ΜΕΧΡΙ ΤΟ 2031.....	94
ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ 5.12 ΑΡΙΘΜΟΣ ΟΜΑΔΩΝ ΔΗΜΩΝ ΜΕΧΡΙ ΤΟ 2031.....	95

## Πίνακας Χαρτών

ΧΑΡΤΗΣ 5.1 ΟΙ 3 ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΚΛΙΣΕΩΝ ΠΟΥ ΔΗΜΙΟΥΡΓΗΘΗΚΑΝ .....	47
ΧΑΡΤΗΣ 5.2 ΧΑΡΤΗΣ ΑΣΤΙΚΗΣ ΕΚΤΑΣΗΣ ΤΟ 1991 .....	51
ΧΑΡΤΗΣ 5.3 ΧΑΡΤΗΣ ΑΣΤΙΚΗΣ ΕΚΤΑΣΗΣ ΤΟ 2001 .....	52

ΧΑΡΤΗΣ 5.4 ΧΑΡΤΗΣ ΑΣΤΙΚΗΣ ΕΚΤΑΣΗΣ ΤΟ 2011 .....	52
ΧΑΡΤΗΣ 5.5 ΧΑΡΤΗΣ ΔΕΙΚΤΗ ΘΕΣΗΣ ΔΗΜΩΝ (Δ.Θ.Δ) .....	56
ΧΑΡΤΗΣ 5.6 ΧΑΡΤΗΣ ΟΜΑΔΩΝ ΔΗΜΩΝ 1991 .....	71
ΧΑΡΤΗΣ 5.7 ΧΑΡΤΗΣ ΠΟΣΟΣΤΩΝ ΔΗΜΩΝ 1991 .....	72
ΧΑΡΤΗΣ 5.8 ΧΑΡΤΗΣ ΟΜΑΔΩΝ ΔΗΜΩΝ 2001 .....	73
ΧΑΡΤΗΣ 5.9 ΧΑΡΤΗΣ ΠΟΣΟΣΤΩΝ ΔΗΜΩΝ 2001 .....	74
ΧΑΡΤΗΣ 5.10 ΧΑΡΤΗΣ ΟΜΑΔΩΝ ΔΗΜΩΝ 2011 .....	75
ΧΑΡΤΗΣ 5.11 ΧΑΡΤΗΣ ΠΟΣΟΣΤΩΝ ΟΜΑΔΩΝ ΔΗΜΩΝ 2011 .....	76
ΧΑΡΤΗΣ 5.12 ΧΑΡΤΗΣ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ ΟΜΑΔΩΝ ΔΗΜΩΝ ΓΙΑ ΤΟ 2021 .....	90
ΧΑΡΤΗΣ 5.13 ΧΑΡΤΗΣ ΠΟΣΟΣΤΩΝ ΟΜΑΔΩΝ ΔΗΜΩΝ ΓΙΑ ΤΟ 2021 .....	91
ΧΑΡΤΗΣ 5.14 ΧΑΡΤΗΣ ΟΜΑΔΩΝ ΔΗΜΩΝ 2031 .....	92
ΧΑΡΤΗΣ 5.15 ΧΑΡΤΗΣ ΠΟΣΟΣΤΩΝ ΟΜΑΔΩΝ ΔΗΜΩΝ ΓΙΑ ΤΟ 2031 .....	93

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα εργασία έχει ως θέμα την μοντελοποίηση της πρόβλεψης της εξάπλωσης αστικών περιοχών. Η πρόβλεψη της αστικής ανάπτυξης είναι ένα χρήσιμο εργαλείο με μεγάλο ερευνητικό ενδιαφέρον. Ο στόχος της εργασίας είναι διπλός : αφετέρου η δημιουργία μιας μεθοδολογικής προσέγγισης ικανής να αντιμετωπίζει προβλήματα πρόβλεψης εξάπλωσης αστικών περιοχών και αφετέρου η εφαρμογή της προτεινόμενης μεθοδολογίας για την πρόβλεψη της αστικής ανάπτυξης στην περιφέρεια Αττικής (Περιοχή Μελέτης) τα επόμενα χρόνια, πιο συγκεκριμένα τις χρονιές 2021 και 2031 καθώς το χρονικό βήμα της εργασίας είναι ανά μια δεκαετία.

Για να αντιμετωπιστεί η πρόβλεψη της αστικής εξάπλωσης χρησιμοποιήθηκε η συνδυαστική χρήση της ασαφούς λογικής και των νευρωνικών δικτύων. Πιο αναλυτικά αρχικά με την χρήση της ασαφούς λογικής έγινε μια ομαδοποίηση των δήμων της περιοχής μελέτης σε διαφορετικά στάδια αστικοποίησης χρησιμοποιώντας δεδομένα προηγούμενων ετών και έπειτα με την βοήθεια του νευρωνικού δικτύου και των ομάδων που δημιουργήθηκαν γίνεται μια πρόβλεψη για τα στάδια αστικοποίησης που θα έχουν οι δήμοι στο μέλλον. Τα τελικά αποτελέσματα αποτελούν χάρτες πρόβλεψης με τις ομάδες που προβλέπεται να έχουν οι δήμοι.

Εν κατακλείδι η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε αποδείχθηκε ιδιαίτερα χρήσιμη και ευέλικτη για την πρόβλεψη της αστικής ανάπτυξης και έδωσε ικανοποιητικά αποτελέσματα.

**Λέξεις Κλειδιά :** GIS, νευρωνικά δίκτυα, ασαφής λογική, Fuzzy C-Means, αστικοποίηση, πρόβλεψη αστικής ανάπτυξης, χωρική ανάλυση

## ABSTRACT

The current thesis focuses on modelling urban growth prediction. Urban growth prediction is a useful tool with a big research interest. The main aim of this thesis is double : firstly the construction of a methodological approach capable of solving this type of problems and also using the proposed approach for the prediction of urban growth in the county of Athens (Case Study) for the years 2021 and 2031.

The problem of urban growth prediction was solved through the combined use of Fuzzy logic and Artificial Neural Networks (ANN). Firstly, a classification of the municipalities was made with the use of fuzzy logic. The clusters that were created using data from the previous years were representing a different state of urbanism. Then a prediction was made using the created clusters and an Artificial Neural Network about the state of urbanism the municipalities will have in the future. The final results consist of prediction maps with the predicted clusters of the municipalities.

In conclusion, the chosen methodological approach was flexible and useful for the prediction of urban growth and the results were particularly accurate.

**Key words :** GIS, Artificial Neural Networks (ANN), Multilayer Perceptron, Fuzzy logic, Fuzzy C-Means, urbanization ,urban growth prediction , spatial analysis

## 1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η πρόβλεψη της αστικής ανάπτυξης είναι ένα αντικείμενο μελέτης με μεγάλο ερευνητικό ενδιαφέρον. Τις τελευταίες δεκαετίες έχουν δημιουργηθεί πολλά μοντέλα και μεθοδολογίες που προσπαθούν να προβλέψουν την μελλοντική εικόνα και εξέλιξη των πόλεων. Αυτές οι μελέτες είναι πολύ σημαντικές και μπορούν να βοηθήσουν στην λήψη αποφάσεων στον αστικό σχεδιασμό στο παρόν για μια βιώσιμη αστική ανάπτυξη στο μέλλον.

Η αστικοποίηση (urbanization) έχει αυξηθεί σημαντικά τους 2 τελευταίους αιώνες. Το 1800 μόνο το 2% του παγκόσμιου πληθυσμού ζούσε σε πόλεις ενώ το 1900 αυτό το ποσοστό έφτασε το 12%. Το 2008 ξεπεράστηκε το σημείο καμπής καθώς από τότε περισσότεροι άνθρωποι μένουν σε πόλεις απ' ότι σε αγροτικές περιοχές με το ποσοστό των ανθρώπων που ζούνε σε πόλεις να προβλέπεται να φτάσει το 75% το 2030 (American Planning Association 2017).

Η ανεξέλεγκτη αστική ανάπτυξη είναι ένα μεγάλο πρόβλημα που συναντάνε οι σύγχρονες πόλεις. Τα προβλήματα αυτά είναι κυρίως περιβαλλοντικού χαρακτήρα όπως η αύξηση της ρύπανση της ατμόσφαιρας και του νερού, η σπατάλη των φυσικών πόρων καθώς και η διατάραξη ή απώλεια περιβαλλοντικά ευαίσθητων περιοχών που βρίσκονται κοντά σε μεγάλες πόλεις (Khan 2000). Επίσης συμβάλει στην αύξηση των δαπανών για τις μετακινήσεις και στην αύξηση του κόστους για την επέκταση των αστικών υποδομών όπως νέοι δρόμοι, ηλεκτροδότηση, υδροδότηση, νέες γραμμές μέσων μαζικής μεταφοράς. Τέλος δημιουργεί και κοινωνικά προβλήματα όπως ο κοινωνικός και οικονομικός διαχωρισμός των κατοίκων μιας πόλης (Barnes, et al. 2001).

Από τα παραπάνω γίνεται κατανοητό ότι η πρόβλεψη της αστικής εξάπλωσης είναι απαραίτητη Όπως αναλύεται στο κεφάλαιο «**2. ΑΣΤΙΚΗ ΕΞΑΠΛΩΣΗ**» έχουν αναπτυχθεί πολλές μεθοδολογίες τις τελευταίες δεκαετίες για αυτόν το σκοπό. Η πιο συνηθισμένη είναι τα Κυψελοειδή Αυτόματα τα οποία κυριαρχούν στην διεθνή βιβλιογραφία (Triantakonstantis Dimitrios 2012). Τα τελευταία χρόνια έχουν αρχίσει να χρησιμοποιούνται και αρκετές μέθοδοι και τεχνικές της Υπολογιστικής Νοημοσύνης όπως νευρωνικά δίκτυα, γενετικοί αλγόριθμοι και εφαρμογές της ασαφούς λογικής για μοντέλοποίηση και πρόβλεψη αστικής ανάπτυξης με ικανοποιητική επιτυχία (Foroutan και Delazar 2012).

Η περιφέρεια Αττικής που επιλέχτηκε σαν περιοχή μελέτης έχει μεγάλο ενδιαφέρον καθώς περιλαμβάνει την πόλη της Αθήνας την μεγαλύτερη πόλη και πρωτεύουσα της χώρας. Η Αθήνα

ιδιαίτερα τις τελευταίες δεκαετίες εξαπλώνεται συνεχώς προς τα προάστια και έχει ιδιαίτερο ενδιαφέρον η μελέτη αυτών των τάσεων, η προσπάθεια κατανόησης τους και που μπορούν να οδηγήσουν στο μέλλον.

## 1.1 Καθορισμός Στόχου

Η παρούσα διπλωματική έχει ως στόχο τον προσδιορισμό ενός μεθοδολογικού πλαισίου πρόβλεψης της εξέλιξης των αστικών περιοχών που στην συγκεκριμένη εφαρμογή θα εφαρμοστεί στην περιφέρεια Αττικής. Για να επιτευχθεί ο στόχος της πρόβλεψης της αστικής ανάπτυξης θα χρησιμοποιηθούν στοιχεία από τις μεθόδους της Υπολογιστικής Νοημοσύνης και πιο συγκεκριμένα η ασαφής λογική και τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Τα δεδομένα που θα χρησιμοποιήσουν αυτές οι μέθοδοι είναι δημογραφικού χαρακτήρα, χρήσεων γης, δορυφορικά δεδομένα και προϊόντα χωρικής ανάλυσης με την βοήθεια των Γεωγραφικών Συστημάτων Πληροφοριών. Αυτά τα εργαλεία επιλέχτηκαν λόγω της ευελιξίας τους και στην δυνατότητα που δίνουν να δεχτούν δεδομένα πολλών τύπων όπως για παράδειγμα κοινωνικό-δημογραφικά, οικονομικά, στοιχεία από δορυφορικές εικόνες και άλλα.

## 1.2 Διάρθρωση Διπλωματικής

Η παρούσα διπλωματική αποτελείται από 6 κεφάλαια και το καθένα από αυτά έχει επιμέρους υποκεφάλαια τα οποία παρουσιάζονται και στο **Διάγραμμα 1.1**.

Πιο συγκεκριμένα στο παρών κεφάλαιο της εισαγωγής πραγματοποιείται μια εισαγωγή στο αντικείμενο της εργασίας, αναφέρονται μερικά στοιχεία για το πρόβλημα της ανεξέλεγκτης αστικής ανάπτυξης, καθορίζεται ο στόχος της διπλωματικής και αναφέρεται η δομή των κεφαλαίων.

Στο δεύτερο κεφάλαιο με τίτλο «Αστική Εξάπλωση» περιγράφονται οι μορφές και οι επιπτώσεις της αστικής εξάπλωσης, η χρησιμότητα της πρόβλεψης της και αναλύονται τα πιο



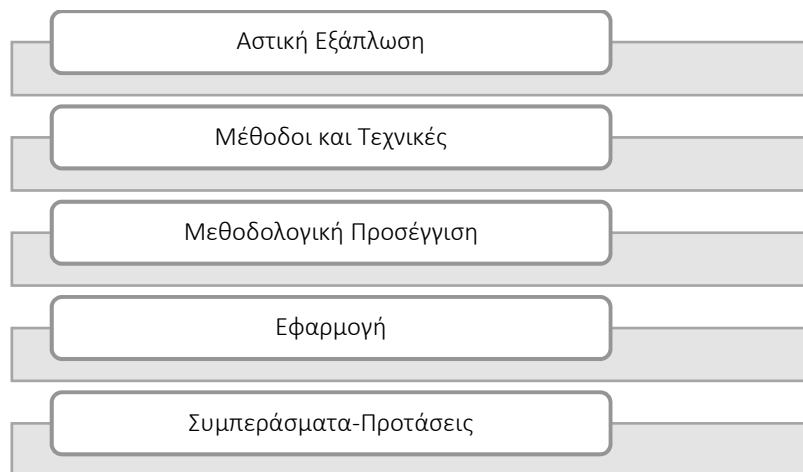
συνηθισμένα μοντέλα πρόβλεψης αστικής εξάπλωσης που έχουν δημιουργηθεί μέχρι τώρα από την διεθνή βιβλιογραφία.

Στο τρίτο κεφάλαιο με τίτλο «Μέθοδοι και Τεχνικές» αναφέρονται οι βασικές θεωρίες και ο τρόπος λειτουργία της ασαφούς λογικής και των νευρωνικών δικτύων δηλαδή των βασικών τεχνικών της Υπολογιστικής Νοημοσύνης που θα χρησιμοποιηθούν στην διπλωματική.

Στο τέταρτο κεφάλαιο με τίτλο «Μεθοδολογική Προσέγγιση» περιγράφεται αναλυτικά η μεθοδολογία και σχεδιάζεται το διάγραμμα ροής που θα ακολουθηθεί στην παρούσα εργασία.

Στο πέμπτο κεφάλαιο με τίτλο «Εφαρμογή» πραγματοποιείται και περιγράφεται η εφαρμογή της μεθοδολογίας στην περιοχή μελέτης δηλαδή την περιφέρεια Αττικής. Επίσης παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της εργασίας με σύντομο σχολιασμό.

Τέλος στο έκτο κεφάλαιο με τίτλο «Συμπεράσματα-Προτάσεις» αναφέρονται τα συμπεράσματα από την παρούσα διπλωματική αλλά και προτάσεις για μελλοντική εξέλιξη παρόμοιας έρευνας.



### Διάγραμμα 1.1 Διάρθρωση της εργασίας

Ακολουθεί το δεύτερο κεφάλαιο με στοιχεία από την διεθνή βιβλιογραφία για την αστική εξάπλωση και τα μοντέλα μοντελοποίησης και πρόβλεψής της.

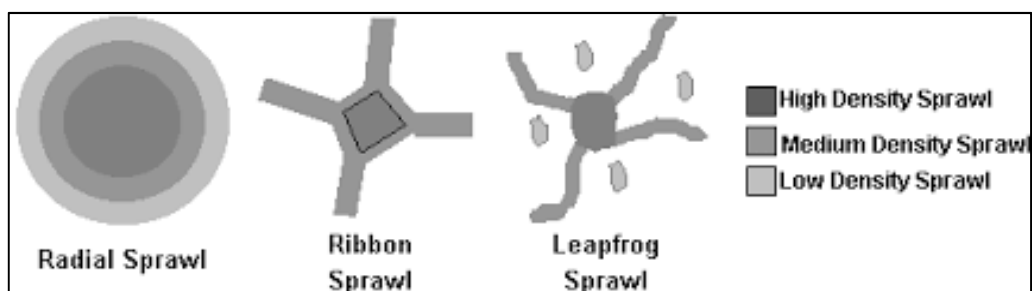
## 2. ΑΣΤΙΚΗ ΕΞΑΠΛΩΣΗ

Στο κεφάλαιο αυτό αναφέρονται αρχικά γενικά στοιχεία από την διεθνή βιβλιογραφία για την αστική εξάπλωση και έπειτα στοιχεία για διαφορετικές μεθόδους προσομοίωσης και πρόβλεψης αστικής εξάπλωσης.

Η αστική εξάπλωση (urban sprawl) έχει πολλούς ορισμούς στην διεθνή βιβλιογραφία. Ο πιο απλός ορισμός προέρχεται από τον Brueckner που όρισε την αστική εξάπλωση ως «την υπερβολική χωρική ανάπτυξη των πόλεων» (Brueckner 2000). Έχουν δοθεί πολλοί ακόμα ορισμοί στην βιβλιογραφία μέσα στα χρόνια που δεν κρίνεται σκόπιμο να αναφερθούν εδώ.

### 2.1 Μορφές Αστικής Εξάπλωσης

Υπάρχουν διάφοροι τύποι αστικής εξάπλωσης που συναντάει κανείς στην βιβλιογραφία. Οι κύριοι τύποι αστικής εξάπλωσης σύμφωνα με τον Barnes και άλλους βάσει της μορφής της ανάπτυξης των αστικών περιοχών (Barnes, et al. 2001) παρουσιάζονται στην **Εικόνα 2.1**.



**Εικόνα 2.1** Τύποι αστικής εξάπλωσης (Πηγή: «Sprawl development: its patterns, consequences, and measurement», Barnes et al)

Οι 3 τύποι της αστικής εξάπλωσης που φαίνονται στην **Εικόνα 2.1** είναι :

- 1) Χαμηλής πυκνότητας συνεχής διάχυση ή προαστιακή ανάπτυξη (Radial Sprawl) : Αυτή η αστική εξάπλωση προκαλείται από την προς τα έξω εξάπλωση του οικιστικού χώρου κατά μήκος των ορίων των υφιστάμενων μητροπολιτικών περιοχών μετατρέποντάς τες σε αστικές χρήσεις γης χαμηλής πυκνότητας. Αυτού του είδους η εξάπλωση

χαρακτηρίζεται από αποσπασματικές επεκτάσεις των βασικών υποδομών, δηλαδή της ύδρευσης, της αποχέτευσης, της ηλεκτροδότησης και των οδικών συνδέσεων.

- 2) Γραμμική ή ταινιακή ανάπτυξη κατά μήκος των οδικών αξόνων (Ribbon Sprawl) : Αυτού του είδους η εξάπλωση χαρακτηρίζεται από τη συγκέντρωσή της ανάπτυξης με κατεύθυνση από τα αστικά κέντρα προς τα έξω κατά μήκος των βασικών οδικών αρτηριών και των κύριων οδικών αξόνων. Αρχικά αναπτύσσεται η γη που βρίσκεται σε επαφή με τις βασικές αρτηρίες, ενώ οι εκτάσεις προς τις οποίες δεν υπάρχει πρόσβαση μέσω των δρόμων μπορεί να μετατραπούν αργότερα με τη σειρά τους σε αστικές όταν αυξηθούν οι τιμές γης και επεκταθούν οι υποδομές από τις κύριες οδούς.
- 3) Αποσπασματική ασυνεχής ανάπτυξη (Leapfrog Sprawl) : αφορά σε μια διάσπαρτη μορφή αστικοποίησης με αποσπασματικά τεμάχια αστικής γης, τα οποία βρίσκονται διάσπαρτα ανάμεσα σε μη αστικές εκτάσεις ή εκτάσεις πρασίνου. Αυτού του είδους η εξάπλωση είναι η πιο ακριβή κυρίως λόγω της ανάγκης της εξάπλωσης των αστικών υποδομών που θα πρέπει να συνδέσουν αυτές τις εκτάσεις όπως νέοι δρόμοι, αποχέτευση, ηλεκτροδότηση, υδροδότηση κ.λπ. Οι κύριες αιτίες αυτού του είδους της εξάπλωσης είναι η τοπογραφία της περιοχής καθώς μπορεί να υπάρχουν φυσικά εμπόδια, βουνά κ.λπ. ή η ύπαρξη υδάτινων επιφανειών αλλά και άλλες αιτίες όπως για παράδειγμα διαφορετικές πολιτικές ανάπτυξης σε κάθε περιοχή.

## 2.2 Επιπτώσεις Αστικής Εξάπλωσης

Όπως αναφέρθηκε στο κεφάλαιο «**1.Εισαγωγή**» η ανεξέλεγκτη αστική εξάπλωση δημιουργεί πολλά προβλήματα στις πόλεις. Οι πιο σοβαρές συνέπειες είναι οι περιβαλλοντικές. Οι περιβαλλοντικές επιπτώσεις είναι πάρα πολλές και κατά κόρον αρνητικές όπως για παράδειγμα η μόλυνση του υδροφόρου ορίζοντα, η απώλεια των οικοσυστημάτων που βρίσκονται κοντά στις μεγάλες πόλεις (Khan 2000). Επίσης με την αστική εξάπλωση αυξάνεται σημαντικά η χρήση του αυτοκινήτου καθώς μεγαλώνουν οι αποστάσεις που πρέπει να διανύσουν οι κάτοικοι της πόλης με αποτέλεσμα την ατμοσφαιρική ρύπανση, την μείωση της ποιότητας του αέρα και την μεγαλύτερη

σπατάλη χρόνου στις μετακινήσεις (Nechyba and Walsh 2004). Επίσης η αστική εξάπλωση μετατρέπει τις περιοχές γύρω από τις μεγάλες πόλεις από αγροτικές/μη αστικές σε αστικές εκτάσεις. Οι εκτάσεις όμως είναι πεπερασμένες δηλαδή ένας φυσικός πόρος μη ανανεώσιμος και η μετατροπή της φυσικής γης σε αστική είναι μη αντιστρέψιμη ή για να αντιστραφεί πρέπει να δαπανηθούν πολλοί πόροι και έχει υψηλό οικονομικό κόστος (Porter 2000).

Σημαντικές είναι οι επιπτώσεις και στον οικονομικό τομέα. Αύξηση του κόστους υπάρχει :

- 1) στους κατοίκους της πόλης επειδή πρέπει να διανύσουν ολόένα και μεγαλύτερες αποστάσεις από το σπίτι στην εργασία
- 2) στις επιχειρήσεις από τη συμφόρηση στις αστικές περιοχές εξαιτίας των ανεπαρκών μεταφορικών συστημάτων
- 3) στο κράτος λόγω της ανάγκης επέκτασης των αστικών υποδομών (δρόμοι, ηλεκτροδότηση, υδροδότηση , μέσα μαζικής μεταφοράς κ.α. ) σε ολόκληρη την αστική περιοχή.

Τέλος υπάρχουν και κοινωνικές συνέπειες με πιο σημαντική τον διαχωρισμό των κατοίκων. Πολλές φορές η αστική εξάπλωση συνδέεται σε έντονους διαχωρισμούς της οικιστικής ανάπτυξης ανάμεσα σε διαφορετικές πληθυσμιακές ομάδες. Εμφανίζεται ένας διαχωρισμός του πληθυσμού με τα κατώτερα κοινωνικά στρώματα να μένουν στα κέντρα των πόλεων και τα προάστια να αποτελούνται από τα μεσαία και ανώτερα κοινωνικά στρώματα (Barnes, και συν. 2001).

## 2.3 Μοντελοποίηση και Πρόβλεψη Αστικής Εξάπλωσης

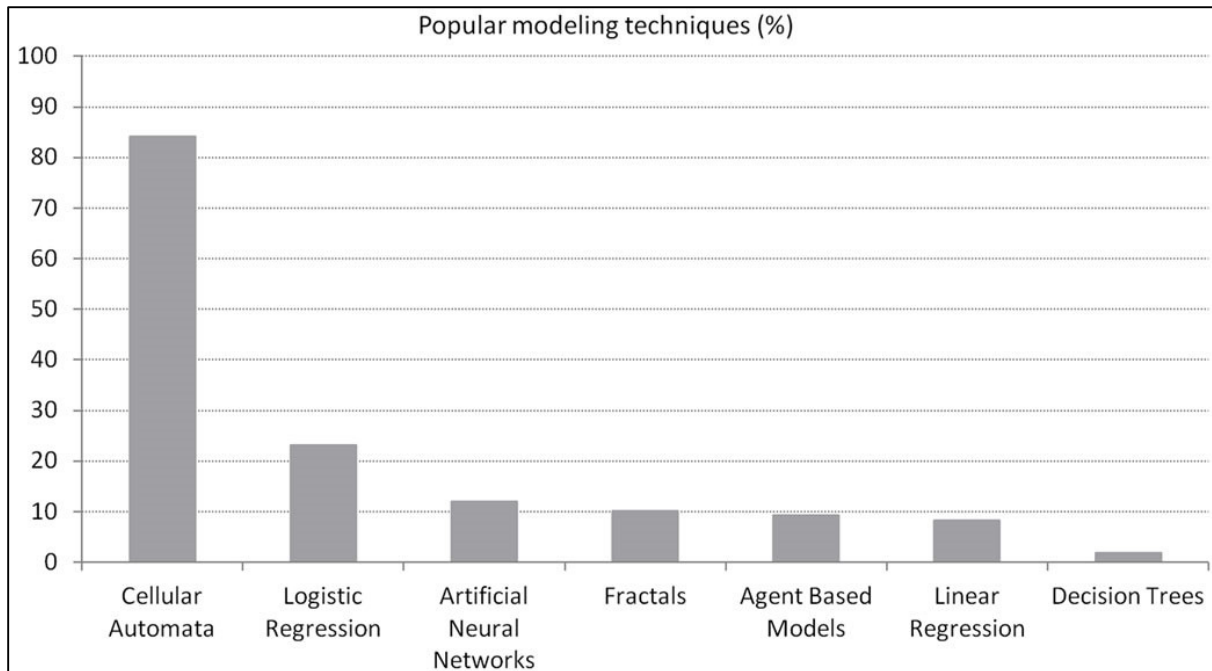
Από το προηγούμενο υποκεφάλαιο καταλαβαίνουμε την μεγάλη σημασία των μεθοδολογιών για μοντελοποίηση και πρόβλεψη αστικής εξάπλωσης. Η πρόβλεψη της αστικής εξάπλωσης είναι πολύ σημαντική για να βοηθήσει στον αστικό σχεδιασμό και να βοηθήσει στην λήψη αποφάσεων για βιώσιμη αστική ανάπτυξη. Όπως αναφέρει ο Αραβαντινός *“η πρόβλεψη είναι μια προσπάθεια να αποκτήσουμε γνώση για γεγονότα που έπονται, χρησιμοποιώντας τη λογική σκέψη με στόχο την επιβεβαίωση των πιο προηγμένων θεωριών στην επιστήμη”* (Αραβαντινός 2007). Η πρόβλεψη της αστικής ανάπτυξης μπορεί να αναδείξει επιπτώσεις μελλοντικών εικόνων και αυτές οι εικόνες να ανατροφοδοτήσουν τις τρέχουσες πολιτικές έτσι ώστε να συνάδουν με τους τελικούς στόχους.

Επίσης με τα μοντέλα αστικής ανάπτυξης μπορούμε όχι μόνο να προβλέψουμε εκτιμήσεις-εικόνες για το μέλλον ενός συστήματος αλλά να ανακαλύψουμε και τις δομές και τους μηχανισμούς του συστήματος (Berglund 2014) άρα είναι ιδιαίτερα χρήσιμα στην διερεύνηση και κατανόηση των αστικών φαινομένων.

Από όλα αυτά γίνεται κατανοητό ότι η πόλη συνιστά ένα πολύπλοκο σύστημα, το οποίο δεν γίνεται να ερμηνευθεί ως το απλό άθροισμα των στοιχείων που το αποτελούν, αλλά αποτελεί το σύνθετο χώρο-χρονικό αποτέλεσμα όλων των αλληλεπιδράσεων που συντελούνται εντός της (Sobreira and Barros 2002). Για αυτό τα περισσότερα μοντέλα πρόβλεψης αστικής ανάπτυξης όπως και η μεθοδολογία αυτής της εργασίας χρησιμοποιούν δεδομένα της κάθε περιοχής μελέτης σε βάθος χρόνου. Επομένως, είναι αναγκαία η πρόβλεψη της αστικής ανάπτυξης, με σκοπό τόσο τη μελέτη του τρόπου που δημιουργούνται και αναπτύσσονται αυτές οι χώρο-χρονικές αλληλεπιδράσεις όσο και για την προσπάθεια μοντελοποίησης και την προβολή τους στο μέλλον, ώστε να είναι εφικτή η εκτίμηση της μελλοντικής εξέλιξης των αστικών συστημάτων (Batty M 2007)

Η αστική ανάπτυξη όπως αναφέρθηκε παραπάνω, είναι μια δυναμική και μη γραμμική διαδικασία (Yang 2002). Τις τελευταίες δεκαετίες δημιουργήθηκαν πολλά μοντέλα πρόβλεψης και προσομοίωσης αστικής εξάπλωσης για να αντιμετωπιστούν αυτά τα προβλήματα. Αυτά τα μοντέλα αν και έχουν κοινό στόχο, έχουν αρκετές διαφορές στις μεθοδολογίες και στο θεωρητικό πλαίσιο που χρησιμοποιούν (Triantakonstantis Dimitrios 2012).

Παρουσιάζονται στην **Εικόνα 2.2** οι πιο συνηθισμένοι αλγόριθμοι μοντελοποίησης και πρόβλεψης αστικής ανάπτυξης βάση δημοφιλίας που βασίστηκε σε 156 δημοσιεύσεις διεθνών περιοδικών. Η εικόνα αυτή βρέθηκε από το paper με τίτλο «Urban Growth Prediction: A Review of Computational Models and Human Perceptions» (Triantakonstantis Dimitrios 2012).



**Εικόνα 2.2** Αλγόριθμοι πρόβλεψης και μοντελοποίησης αστικής ανάπτυξης βάση δημοφιλίας (Πηγή : «Urban Growth Prediction: A Review of Computational Models and Human Perceptions», Triantakonstatis Dimitrios)

Τα πιο συνηθισμένα μοντέλα για πρόβλεψη αστικής ανάπτυξης είναι τα Κυψελοειδή Αυτόματα (Κ.Α) (Cellular Automata). Η ονομασία τους προκύπτει από το ότι αποτελούνται από ένα πλέγμα κελιών τα οποία μπορούν να εξελιχθούν με συγκεκριμένους κανόνες μετάβασης δηλαδή αυτόματα (Engelen, White and Drazan 1995). Το κελί είναι η βασική χωρική μονάδα σε αυτήν τη μέθοδο. Υπάρχουν διάφορα μοντέλα Κ.Α με τα πιο γνωστά να είναι τα μοντέλα SLEUTH που δέχονται σαν δεδομένα την κλίση (Slope) , χρήσεις γης (Land use) ,εξαιρούμενες περιοχές (Excluded) , αστική επέκταση (Urban) ,οδικό δίκτυο (Transportation) και σκίαση ανάγλυφου (Hillshade) και από τα αρχικά αυτών των δεδομένων παίρνουν και το όνομά τους. Αρκετά συνηθισμένος είναι και ο συνδυασμός των Κυψελοειδών Αυτόματων με τα εργαλεία που θα χρησιμοποιηθούν και στην παρούσα διπλωματική. Πιο συγκεκριμένα από την διεθνή βιβλιογραφία υπάρχουν εφαρμογές που έχουν χρησιμοποιήσει τον συνδυασμό Κ.Α με νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη αστικής ανάπτυξης (Li και Yeh 2002) αλλά και τον συνδυασμό Κ.Α με ασαφή λογική για τους κανόνες μετάβασης των κελιών στο μοντέλο (Al-kheder, Wang και Shan 2008).

Άλλα μοντέλα πρόβλεψης που χρησιμοποιούνται είναι :

- Μοντέλα χωρικής αλληλεπίδρασης (Spatial Interaction Models): Αυτά τα μοντέλα έχουν σαν θεωρία ότι κάθε κίνηση στο χώρο είναι αποτέλεσμα των ανθρώπινων διαδικασιών. Στην κατηγορία αυτή, τα πιο γνωστά και ευρέως χρησιμοποιούμενα μοντέλα χωρικής αλληλεπίδρασης είναι τα μοντέλα βαρύτητας, που συνιστούν μαθηματικές τυποποιήσεις και χρησιμοποιούνται για την ανάλυση και την πρόβλεψη χωρικών προτύπων αλληλεπίδρασης (Haynes 1984). Τα μοντέλα αυτά υποθέτουν ότι η αλληλεπίδραση μεταξύ δύο οντοτήτων εξαρτάται από τη μάζα τους, ενώ είναι αντιστρόφως ανάλογη προς τη μεταξύ τους απόσταση. Η βασική υπόθεση αυτής της μεθοδολογίας είναι ότι το μέγεθος της αλληλεπίδρασης εξαρτάται αφενός από το μέγεθος των πόλεων και αφετέρου από την απόσταση μεταξύ τους. Έτσι, συμπεραίνεται ότι μεγαλύτερος αριθμός μετακινήσεων ή επιχειρήσεων προσελκύεται από τις μεγαλύτερες πόλεις και η ροή αυτή είναι πιο έντονη όταν η απόσταση είναι μικρότερη. Στην εν λόγω κατηγορία ανήκουν το μοντέλο του Lowry, το MEPLAN και το Tranus (Vichiensan, και συν. 2003).
- Μοντέλα καλύψεων γης - μεταφορών (Land Use - Transportation Models): πρόκειται κυρίως για μοντέλα οικονομικής και χωρικής αλληλεπίδρασης. Τα μοντέλα αυτά λαμβάνουν υπόψιν τις πιο σημαντικές διαδικασίες της χωρικής ανάπτυξης στις αστικές περιοχές, ενώ έχουν την δυνατότητα να προβλέψουν τις αστικές καλύψεις γης (Σκιαδά 2016). Παρότι σταδιακά τα μοντέλα αυτά έχουν επιχειρήσει να προσαρμοστούν στην προσομοίωση δυναμικών αλλαγών έχουν το μειονέκτημα ότι τα αποτελέσματα του μοντέλου αφορούν εξαρτούνται κυρίως από το πόσο καλά προσαρμόζονται στο σετ των δεδομένων. Από αυτήν την κατηγορία, το πιο γνωστό μοντέλο είναι το UrbanSim (Waddel 2002)
- Μοντέλα πρακτόρων και πολλαπλών πρακτόρων (Agents and Multi- Agents Models): πρόκειται για μια κατηγορία υπολογιστικών μοντέλων που βασίζεται στην προσομοίωση των ενεργειών και των αλληλεπιδράσεων των αυτόνομων πρακτόρων, με απώτερο στόχο να βρεθεί η επίδραση αυτών των ενεργειών στο σύνολό του συστήματος. Αυτόνομοι πράκτορες καλούνται οι μεμονωμένες ή συλλεκτικές οντότητες, όπως είναι οι οργανισμοί, η κυβέρνηση ή οι ομάδες. Αυτοί οι πράκτορες είναι αυτόνομοι και αλληλεπιδράνε με τους υπόλοιπους πράκτορες μέσω της

επικοινωνίας. Ο κάθε αυτόνομος πράκτορας έχει τις δικές του ικανότητες και στόχους, αλλά όλοι μαζί συσχετίζονται με ένα κοινό περιβάλλον. Ο τύπος αυτών των μοντέλων λειτουργεί με τις ίδιες αρχές όπως τα μοντέλα Κ.Α (Torrens 2003). Η διάκριση με τα ΚΑ μοντέλα είναι ότι στα μοντέλα πρακτόρων η βασική μονάδα είναι μια συλλογή πρακτόρων, όπως μεμονωμένα άτομα, κάτοικοι, πολεοδόμοι ή λήπτες αποφάσεων. Μια άλλη διαφορά είναι ότι οι πράκτορες είναι αυτόνομοι υπό την έννοια ότι έχουν την ικανότητα να προβαίνουν σε ανεξάρτητες δράσεις, οι οποίες ορίζονται μέσω της επιτυχίας σκοπών και στόχων, ενώ η επίδρασή τους στο περιβάλλον πραγματοποιείται σε διάφορες κλίμακες (Σκιαδά 2016).

- Η Γεωμετρία fractal: Η fractal γεωμετρία χρησιμοποιείται γιατί η Ευκλείδεια γεωμετρία θεωρείται ανεπαρκής για να περιγράψει τα χώρο-χρονικά φαινόμενα στην φύση και για αυτό χρησιμοποιείται στην αστική ανάπτυξη (Mandelbrot 1983). Οι πόλεις μπορούν να θεωρηθούν αντικείμενα fractal και οι αλληλεπιδράσεις μεταξύ διαφορετικών χωρικών στοιχείων περιγράφονται από μη γραμμικές σχέσεις (Longley and Batty 1994).
- Ανάλυση γραμμικής συσχέτισης : Αυτή η μέθοδος χρησιμοποιείται για να εξετάσει την σχέση μεταξύ της αστικής γης και ανεξάρτητων μεταβλητών. Ο τύπος δεδομένων που δέχεται αυτή η μέθοδος είναι κυρίως κοινωνικό-οικονομικά δεδομένα και παρατηρείται η σχέση αυτών των δεδομένων με την αλλαγής της χρήσης γης από μη αστική σε αστική (Park, et al. 2011). Στην εφαρμογή της παρούσας εργασίας χρησιμοποιείται η γραμμική συσχέτιση μεταξύ 2 μεταβλητών αλλά για να ελεγχθεί πόσο πετυχημένο είναι το νευρωνικό δίκτυο και όχι απευθείας για την αστική ανάπτυξη.

## 2.4 Υπολογιστική Νοημοσύνη και Αστική Εξάπλωση

Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω στην παρούσα διπλωματική θα χρησιμοποιηθούν μέθοδοι Υπολογιστικής Νοημοσύνης για να γίνει η πρόβλεψη της αστικής εξάπλωσης. Η Υπολογιστική Νοημοσύνη αρχικά ορίστηκε ως το σύνολο τριών τεχνολογιών που περιλαμβάνουν τα νευρωνικά



δίκτυα, τα ασαφή συστήματα και τον εξελικτικό υπολογισμό. Αργότερα προστέθηκαν επιπλέον τεχνολογίες, π.χ. συστήματα στήριξης αποφάσεων, μηχανικής μάθησης, εξόρυξης δεδομένων, και διάφοροι συνδυασμοί αυτών των τεχνολογιών. Η διευρυμένη Υπολογιστική Νοημοσύνη έχει ως αντικείμενο την ανάλυση και σχεδίαση μοντέλων για μάθηση ή/και γενίκευση που βασίζονται σε αριθμητικά δεδομένα (Polycargrou 2013).

Τα νευρωνικά δίκτυα που θα χρησιμοποιηθούν και στην παρούσα διπλωματική μετά από έρευνα στην διεθνή βιβλιογραφία έχουν χρησιμοποιηθεί (εκτός από δίκτυα μέσα σε μοντέλα Κ.Α που αναφέρονται παραπάνω) για δημιουργία μοντέλων πρόβλεψης αλλαγής χρήσης γης (Land Transformation Models) λαμβάνοντας υπόψιν κοινωνικούς, οικονομικούς και περιβαλλοντικούς παράγοντες ( Rijanowski, και συν. 2002). Επίσης έχουν χρησιμοποιηθεί για πρόβλεψη των ορίων αστικής ανάπτυξης (Urban Growth Boundaries) και την γεωμετρία των πόλεων βασιζόμενα σε παράγοντες αστικής διάχυσης όπως αποστάσεις από δρόμους, χώρους πρασίνου ,κλίσεις ,χτισμένη έκταση (Taayebi και Rijanowski 2011).

Η ασαφής λογική έχει χρησιμοποιηθεί και αυτή για μοντέλα πρόβλεψης αστικής ανάπτυξης (εκτός από τον συνδυασμό με Κ.Α που αναφέρεται παραπάνω) . Από την διεθνή βιβλιογραφία υπάρχουν μοντέλα που συνδυάζουν τα ασαφή συστήματα με ένα Γ.Σ.Π και δορυφορικές εικόνες για την πρόβλεψη αστικής ανάπτυξης σε μια περιοχή (Foroutan and Delazar 2012).

Ο άλλος μεγάλος τομέας της Υπολογιστικής Νοημοσύνης ο εξελικτικός υπολογισμός και πιο συγκεκριμένα οι γεννητικοί αλγόριθμοι (genetic algorithms) έχουν χρησιμοποιηθεί και αυτά στην μοντελοποίηση και πρόβλεψη αστικής εξάπλωσης. Οι γεννητικοί αλγόριθμοι σύμφωνα με την διεθνή βιβλιογραφία χρησιμοποιούνται κυρίως σε συνδυασμό με Κ.Α για την μοντελοποίηση της αστικής εξάπλωσης και πιο συγκεκριμένα στην βαθμονόμηση για τους κανόνες μετάβασης των Κ.Α (Sharaf, Jie και Jun 2008) (Wang, Shan and Al-Kheder 2007).

Στην συγκεκριμένη εργασία στο μεθοδολογικό πλαίσιο που προτείνεται θα χρησιμοποιηθεί ένας συνδυασμός της ασαφούς λογικής μαζί με τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για να προβλεφθεί η αστική εξέλιξη. Παρόμοια εργασία έγινε από Γραικούση και Μανέτο (Γραικούσης και Μανέτος 2001) χωρίς τα δεδομένα απογραφής του 2011. Επίσης στην παρούσα εργασία προστέθηκαν καινούργιες μεταβλητές για κάθε δήμο όπως η κλίση και η έκταση αστικής γης μέσα στα χρόνια. Τα νευρωνικά δίκτυα και η ασαφής λογική προτιμώνται λόγω της ευελιξίας τους. Κατά την εφαρμογή αυτών των μεθόδων αποφεύγονται οι παραδοχές για την σχέση μεταξύ των δεδομένων όπως γίνεται στις

περισσότερες τέτοιες εφαρμογές. Χρησιμοποιώντας αυτές τις μεθόδους παρατηρείται η εξέλιξη των πόλεων μέσα στα χρόνια και εντοπίζονται οι τάσεις αστικοποίησης και που αυτές μπορούν να οδηγήσουν στο μέλλον.

Στο επόμενο κεφάλαιο αναλύονται πως λειτουργούν οι εφαρμογές της Υπολογιστικής Νοημοσύνης που θα χρησιμοποιηθούν στην εργασία.

## 3. ΜΕΘΟΔΟΙ ΚΑΙ ΤΕΧΝΙΚΕΣ

Σε αυτό το κεφάλαιο αναφέρονται οι βασικές αρχές και ο τρόπος λειτουργίας των νευρωνικών δικτύων και της ασαφούς λογικής που είναι οι κύριες μέθοδοι της Υπολογιστικής Νοημοσύνης που χρησιμοποιήθηκαν στην εφαρμογή της παρούσας εργασίας.

### 3.1 Νευρωνικά Δίκτυα

Η ιδέα των νευρωνικών δικτύων στηρίζεται στην λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Η λειτουργία τους συνδυάζει τον τρόπο σκέψης του ανθρώπινου εγκεφάλου με τον αφηρημένο μαθηματικό τρόπο σκέψης. Τα νευρωνικά δίκτυα εμπίπτουν στην κατηγορία της Υπολογιστικής Νοημοσύνης. Κύριο χαρακτηριστικό των νευρωνικών δικτύων είναι ότι έχουν την ικανότητα να εκπαιδεύονται. Στόχος των νευρωνικών δικτύων στην παρούσα διπλωματική είναι να προβλέψουν μια μελλοντική κατάσταση έχοντας εκπαιδευτεί από τα δεδομένα των προηγούμενων ετών αφού έχουν βρει την σχέση που υπάρχει μεταξύ των δεδομένων και της υπάρχουσας κατάστασης.

#### 3.1.1 Ιστορική Αναδρομή

Τα νευρωνικά δίκτυα (neural networks) είναι μια σχετικά πρόσφατη περιοχή στην επιστημονική κοινότητα καθώς έχουν γίνει γνωστά και χρησιμοποιούνται τις τελευταίες δεκαετίες. Τα πρώτα μοντέλα νευρωνικών δικτύων παρουσιάστηκαν από τους McCulloch και Pitts (Pitts and McCulloch, A logical calculus of ideas immanent in nervous activity 1943) (Pitts and McCulloch, Bulletin of Mathematical Biophysics 1947) οι οποίοι έδειξαν για πρώτη φορά την ιδέα ότι ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από πολλούς νευρώνες και παρουσίασαν πως θα μπορούσαν αυτοί οι νευρώνες να λειτουργούν και να συνδέονται μεταξύ τους. Τις εργασίες των McCulloch και Pitts χρησιμοποίησε μερικά χρόνια αργότερα την δεκαετία του 50 ο J. von Neumann (Neuman 1958) όταν διαδόθηκαν οι ηλεκτρονικοί υπολογιστές και ήταν από τις πρώτες προσπάθειες να δημιουργηθούν τα πρώτα τεχνητά δίκτυα.

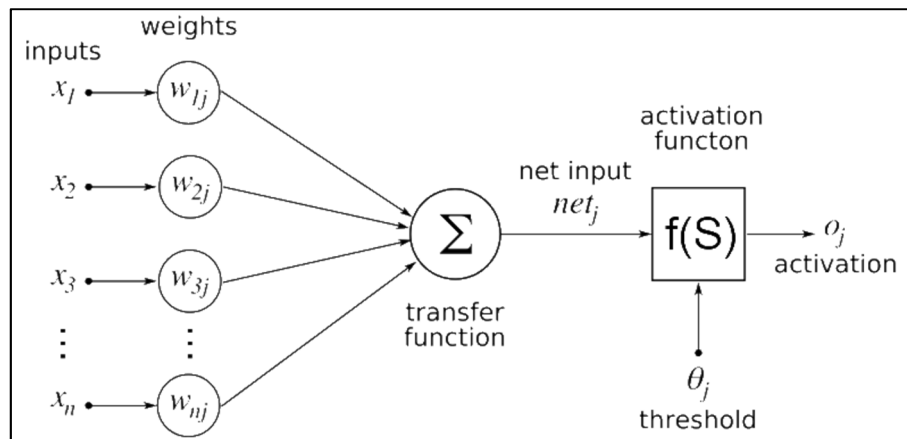
Ένα άλλο έργο της εποχής εκείνης είναι το βιβλίο του D. Hebb (Hebb 1949) το οποίο εισάγει τον κανόνα μάθησης του Hebb. Το μοντέλο του Hebb έχει ως κεντρική ιδέα τις συνδέσεις μεταξύ μονάδων του συστήματος, δηλαδή τους νευρώνες χρησιμοποιώντας στοιχεία από πειράματα νευροφυσιολογίας. Ο κανόνας αυτός είναι ότι κάθε φορά που το δίκτυο χρησιμοποιεί τις συνδέσεις των νευρώνων οι συνδέσεις αυτές ενισχύονται και το δίκτυο πλησιάζει περισσότερο στο να μάθει το πρότυπο το οποίο παρουσιάζεται.

Η απογείωση όμως της θεωρίας των νευρωνικών δικτύων έγινε μετά το 1987. Τότε μαζί με το μεγάλο άλμα της τεχνολογία και την ανάπτυξη των ηλεκτρονικών υπολογιστών υπήρξε και μια εκθετική αύξηση στον αριθμό των εφαρμογών των νευρωνικών δικτύων και την εξάπλωσή τους από το ένα επιστημονικό πεδίο στο άλλο. Ταυτόχρονα αυξήθηκε ο αριθμός των εμπορικών προϊόντων που βασίζονται πάνω στα νευρωνικά δίκτυα. Στο τομέα της γεωγραφίας και της χωρικής ανάλυσης η θεωρία των νευρωνικών δικτύων άρχισε να εφαρμόζεται μετά τα μέσα της δεκαετίας του 90. Αυτό ίσως να οφείλεται στο γεγονός της έλλειψης ενημέρωσης σχετικά με τα νευρωνικά αλλά και στην έλλειψη δεδομένων (Hewitson και Crane 1994).

Αυτή η δεύτερη επανάσταση των νευρωνικών δικτύων προβλέπεται να διατηρηθεί διότι η ισχύς των ηλεκτρονικών υπολογιστών έχει αυξηθεί σημαντικά και υπάρχουν πλέον πολλά πακέτα λογισμικού που έχουν δημιουργηθεί και κάνουν τα νευρωνικά δίκτυα εφαρμόσιμα και πιο εύκολα στον χειρισμό. Επίσης προβλέπεται να αυξηθεί η χρήση τους και σε επίλυση χωρικών προβλημάτων για τους παραπάνω λόγους αλλά και επειδή τα τελευταία χρόνια η πρόσβαση στα χωρικά δεδομένα είναι πλέον πιο εύκολη και άμεσα διαθέσιμη.

### 3.1.2 Νευρώνες

Ο λόγος που τα νευρωνικά δίκτυα έχουν την ικανότητα να εκπαιδεύονται είναι χάρης στους νευρώνες που έχουν μέσα στα κρυμμένα επίπεδα. Η δομή ενός νευρώνα φαίνεται στην **Εικόνα 3.1**. Η λειτουργία των νευρώνων αναλύεται παρακάτω:



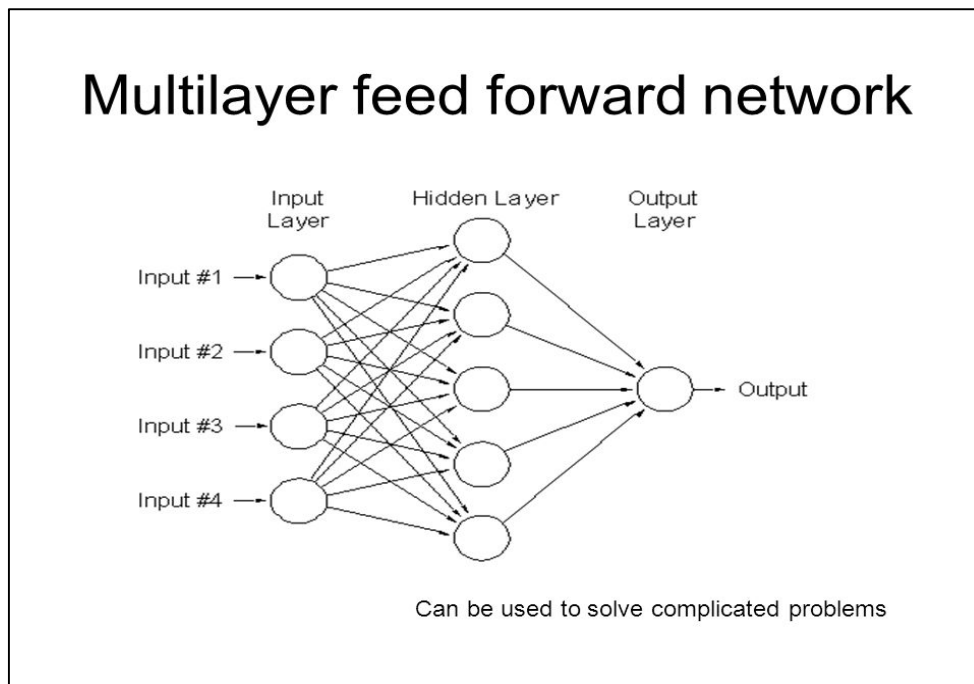
Εικόνα 3.1 Δομή ενός νευρώνα (Πηγή : Wikipedia)

Οι νευρώνες δέχονται τις τιμές εισόδου όπως φαίνεται και στην παραπάνω εικόνα ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ ) είτε από άλλους νευρώνες είτε εκτός του δικτύου αν είναι νευρώνες εισόδου. Μέσα στον κόμβο του κάθε νευρώνα τα δεδομένα επεξεργάζονται με διάφορες μαθηματικές εκφράσεις και τελικά καταλήγουν στα δεδομένα εξόδου τα οποία ή εισέρχονται σε άλλους νευρώνες ή στέλνονται εκτός του δικτύου αν είναι επίπεδο εξόδου. Σε κάθε δεδομένο εισόδου αντιστοιχεί και ένα βάρος ( $w_1, w_2, \dots, w_n$ ). Οι νευρώνες πολλαπλασιάζουν κάθε δεδομένο εισόδου με το αντίστοιχο βάρος του και υπολογίζουν το ολικό άθροισμα των γινομένων (transfer function). Το άθροισμα αυτό εισάγεται στη συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function) την οποία υλοποιεί εσωτερικά κάθε κόμβος. Το αποτέλεσμα που δίνει η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι και η έξοδος του νευρώνα για τις συγκεκριμένες εισόδους και βάρη. Για να ενεργοποιηθεί ο κάθε νευρώνας υπάρχει ένα κατώφλι (threshold). Εάν το συνολικό άθροισμα από τις υπόλοιπες εισόδους (net input) του νευρώνα είναι μεγαλύτερο από την τιμή αυτή, τότε ο νευρώνας ενεργοποιείται αλλιώς ο νευρώνας παραμένει ανενεργός.

### 3.1.3 Multilayer Perceptron

Το είδος νευρωνικού δικτύου που θα χρησιμοποιηθεί στην συγκεκριμένη εφαρμογή είναι στην κατηγορία των επιβλεπόμενων νευρωνικών δικτύων και ονομάζεται Multilayer Perceptron. Επιβλεπόμενα νευρωνικά δίκτυα σημαίνει ότι γνωρίζουμε το επιθυμητό αποτέλεσμα και έτσι η εκπαίδευση γίνεται προσπαθώντας να ελαχιστοποιήσουμε το σφάλμα του αποτελέσματος που

βγάξει το νευρωνικό δίκτυο σε σχέση το επιθυμητό αποτέλεσμα που θέλουμε να δώσει το δίκτυο. Η αρχιτεκτονική αυτών των δικτύων φαίνεται στην **Εικόνα 3.2**. Αυτά τα δίκτυα αποτελούνται από το επίπεδο εισόδου( input layer) του οποίου ο ρόλος είναι να δέχεται τα δεδομένα που του εισάγουμε, το επίπεδο εξόδου (output layer) του οποίου ο ρόλος είναι να δίνει τα αποτελέσματα του δικτύου. Ανάμεσα από αυτά τα 2 επίπεδα υπάρχουν ένα ή περισσότερα κρυμμένα επίπεδα (hidden layers). Η εκπαίδευση γίνεται αλλάζοντας τα βάρη στους νευρώνες. Η αλλαγή αυτή βασίζεται στο μέγεθος του σφάλματος που βγαίνει από το αποτέλεσμα του νευρωνικού συγκρίνοντάς το με το επιθυμητό αποτέλεσμα. Αυτή η διαδικασία συνεχίζεται μέχρις ότου τα βάρη προσαρμοστούν και το αποτέλεσμα του νευρωνικού δικτύου είναι σε αποδεκτά επίπεδα σε σχέση με το επιθυμητό αποτέλεσμα. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται backpropagation (Bishop 1995).



**Εικόνα 3.2** Δομή ενός νευρωνικού δικτύου (Πηγή : Wikipedia)

Στην επόμενη φάση το νευρωνικό δίκτυο μπορεί να δεχτεί καινούργια δεδομένα και να δώσει αποτελέσματα.

### 3.1.4 Διαδικασία Δημιουργίας Νευρωνικού Δικτύου

Η διαδικασία κατά την οποία ένα δίκτυο σχεδιάζεται και παράγει αποτέλεσμα μπορεί να χωρισθεί σε ένα αριθμό βημάτων (Γραικούσης και Μανέτος 2001) :

**Βήμα 1** : Επιλογή των δεδομένων. Αρχικά επιλέγονται και συγκεντρώνονται όσα δεδομένα θεωρούνται ότι είναι απαραίτητα για το πρόβλημα που μελετάται. Αυτά τα δεδομένα αποτελούν τα δεδομένα εισόδου (input data ) για το δίκτυο. Γενικά για να λειτουργήσει ένα δίκτυο ικανοποιητικά χρειάζεται αρκετό μεγάλο όγκο δεδομένων χωρίς αυτό να σημαίνει όμως ότι όσο περισσότερα δεδομένα διατίθενται στο δίκτυο τόσο καλύτερα γιατί μπορεί να αποβεί χρονοβόρο και δαπανηρό. Τα δεδομένα διαχωρίζονται σε 3 μέρη. Το ένα μέρος είναι το αρχείο εκπαίδευσης (training file) το οποίο είναι και το μεγαλύτερο συνήθως το 70 % των δεδομένων εισέρχεται σε αυτό. Συνήθως το άλλο 15% των δεδομένων εισέρχεται στο test file με το οποίο θα ελεγχθεί το δίκτυο. Το τελευταίο 15% των δεδομένων χρησιμοποιείται για την γενικοποίηση του δικτύου και για τον τερματισμό της εκπαίδευσης του δικτύου και αναλύεται παρακάτω( validation file).

**Βήμα 2** : Κανονικοποίηση των δεδομένων: Για να μην μπερδεύεται το νευρωνικό δίκτυο άμα τα δεδομένα βρίσκονται σε διαφορετικές τάξεις μεγέθους (π.χ. χιλιάδες, δεκάδες) πρέπει να κανονικοποιηθούν στην κλίμακα 0-1 ή στην κλίμακα 0,1-0,9 ώστε να αντιμετωπίζονται από το νευρωνικό ισότιμα.

**Βήμα 3** : Αρχιτεκτονική του δικτύου: Το βήμα αυτό περιλαμβάνει:

- 1) Τον αριθμό των μεταβλητών εισαγωγής
- 2) Τον αριθμό των κρυμμένων επιπέδων (hidden layers ).
- 3) Τον αριθμό των νευρώνων σε κάθε επίπεδο.
- 4) Τον τύπο του δικτύου που θα χρησιμοποιηθεί.

Ανάμεσα στο input layer που δέχεται τα δεδομένα και στο output layer που δίνει τα αποτελέσματα υπάρχουν ένα ή περισσότερα κρυμμένα επίπεδα ( hidden layers ). Το πόσα κρυμμένα επίπεδα θέτονται εξαρτάται από το πρόβλημα που αντιμετωπίζεται. Πολλές φορές για το ίδιο πρόβλημα το δίκτυο κατασκευάζεται παραπάνω από μια φορές ώστε να δοκιμασθούν δίκτυα με

διαφορετικό αριθμό κρυμμένων επιπέδων (όπως έγινε και σε αυτήν την εργασία και παρουσιάζεται στο κεφάλαιο «**5. Εφαρμογή**» ) ώστε να επιλεγθεί τελικά εκείνο το οποίο δίνει το καλύτερο αποτέλεσμα. Συνήθως 2 κρυμμένα επίπεδα είναι αρκετά. Το δεύτερο κρυμμένο επίπεδο δίνει την δυνατότητα στο δίκτυο να εκτελεί πιο πολύπλοκες μη γραμμικές συναρτήσεις. Ένα τρίτο κρυμμένο επίπεδο μπορεί κάποιες φορές να είναι χρήσιμο αν η συνάρτηση είναι εξαιρετικά πολύπλοκη ή τα στοιχεία περιέχουν θόρυβο. Πάντως είναι σημαντικό να επιλεγθεί ο σωστός αριθμός κρυμμένων επιπέδων γιατί επηρεάζουν άμεσα το τελικό αποτέλεσμα.

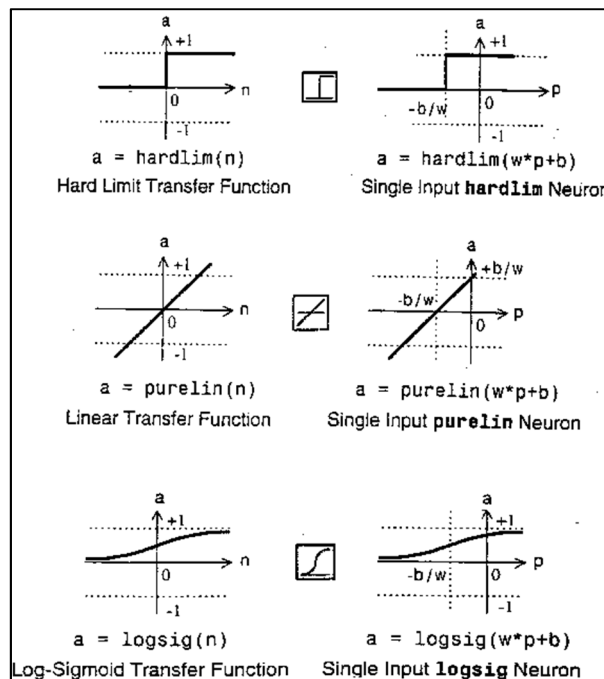
Ένα άλλο πολύ σημαντικό στοιχείο για το νευρωνικό δίκτυο είναι ο αριθμός των νευρώνων στα κρυμμένα επίπεδα. Δεν υπάρχει συγκεκριμένος κανόνας αλλά ξανά απαιτούνται δοκιμές ή η χρήση ενός άλλου νευρωνικού που να μεγαλώνει ή να μικραίνει τις διαστάσεις του δικτύου μας ανάλογα με το υπολογιζόμενο λάθος. Γενικώς πολύ λίγοι νευρώνες επηρεάζουν αρνητικά το δίκτυο πιο πολύ από πολλούς. Αυτό βέβαια δεν είναι απόλυτο γιατί ο αριθμός των νευρώνων αντιδρά με την διαδικασία εκπαίδευσης και αυτό αντανακλά τη φύση των δεδομένων και τον αριθμό των παρατηρήσεων που χρησιμοποιούνται. Στα κρυμμένα επίπεδα βασίζεται όλη η διαδικασία απόδοσης βαρών. Εκεί μέσα συγκρίνονται τα δεδομένα εισαγωγής, με μαθηματικές εκφράσεις, δίνονται τιμές εξόδου συγκρίνονται με κάποια επιθυμητά αποτελέσματα, δίνουν βαθμό λάθους και αν αυτός ξεπερνά ένα όριο, τότε τα στοιχεία εξόδου επαναπροωθούνται μέχρι το σφάλμα να πέσει κάτω από το οριζόμενο κατώφλι.

**Βήμα 4** : Εκπαιδεύοντας το δίκτυο: Αυτό είναι το πιο απαιτητικό σημείο αλλά και αυτό στο οποίο ο υπολογιστής χρειάζεται πιο πολύ. Οι παράμετροι που καθορίζονται εδώ είναι : η transfer function που αναφέρθηκε και παραπάνω στο υποκεφάλαιο «**3.2 Νευρώνες**» και το learning rule.

Αναλυτικά για κάθε έναν από αυτούς έχουμε :

*Transfer function* (purelin, log-sigmoid ,tan-sigmoid , και άλλες) : Η συνάρτηση αυτή εκτελεί πράξεις μέσα στους νευρώνες που βρίσκονται μέσα στα κρυμμένα επίπεδα και η επιλογή της εξαρτάται από το υπό μελέτη πρόβλημα. Αν τα δεδομένα συνδέονται με μη γραμμική σχέση τότε θα πρέπει να επιλεγθεί μια μη γραμμική συνάρτηση. Οι πολλές δοκιμές είναι αυτές που θα υποδείξουν την κατάλληλη συνάρτηση, παρά κάποιος κανόνας. Μερικές από τις transfer functions παρουσιάζονται στην **Εικόνα 3.3**.





Εικόνα 3.3 Ενδεικτικές transfer functions (Πηγή : Matlab)

*Learning rule:* Γενικώς υπάρχουν πολλές μέθοδοι εκμάθησης σε κάθε νευρωνικό πρόγραμμα. Η διαφορά τους βρίσκεται στις μαθηματικές εξισώσεις στις οποίες βασίζονται και στον τρόπο με τον οποίο επιδρούν στα επίπεδα του δικτύου. Ξανά οι επαναλήψεις θα μας ορίσουν την καταλληλότερη από αυτές.

Οι τιμές των βαρών αρχικά παίρνουν τυχαίες τιμές. Τα στοιχεία εισόδου τροφοδοτούνται στον κόμβο και σε αυτά αποδίδονται, με βάση τον κανόνα εκπαίδευσης (learning rule), βάρη ώσπου ικανοποιηθεί το ελάχιστο σφάλμα, το οποίο εμείς ορίζουμε για τα στοιχεία εξόδου. Άρα η διαδικασία train στην ουσία χρησιμοποιεί έναν κανόνα μάθησης για τον προσδιορισμό των βαρών. Ο σωστός προσδιορισμός των βαρών είναι θεμελιώδες στοιχείο στα νευρωνικά αφού εξ ορισμού αυτός είναι ο σκοπός τους δηλαδή η αναγνώριση της σπουδαιότητας ή μη, των επεξεργασμένων στοιχείων.

Η επιλογή κανόνα μάθησης είναι πολύ καθοριστική αφού όλη εκπαίδευση βασίζεται σε αυτόν. Πιο αναλυτικά για τον κανόνα μάθησης, θα πρέπει να αναφέρουμε ποιοι κανόνες υπάρχουν.

Οι βασικοί κανόνες που υπάρχουν στα νευρωνικά δίκτυα είναι δύο. Οι :

- 1) Κατευθυνόμενος κανόνας (supervised rule )
- 2) Μη κατευθυνόμενος (unsupervised rule )

Στην περίπτωση του supervised learning rule πέρα από τα δεδομένα εισαγωγής τροφοδοτείτε το δίκτυο και με στοιχεία με το επιθυμητό αποτέλεσμα (desiring output) όπως γίνεται και στην παρούσα διπλωματική. Το δίκτυο υπολογίζει ένα προσωρινό αποτέλεσμα εξόδου το συγκρίνει με το επιθυμητό και υπολογίζει το λάθος του προσωρινού αποτελέσματος ως προς το επιθυμητό. Αυτό το λάθος στέλνει ένα σήμα στον κόμβο για τροποποίηση των βαρών ώστε τα νέα τροποποιημένα να ελαττώσουν το σφάλμα. Αν το σφάλμα δεν πέσει κάτω από το επίπεδο κατώφλι (threshold ) τότε ξανατροποποιούνται τα βάρη έως ότου τελικά επιτευχθεί η τιμή κάτω από το επίπεδο αυτό. Το πιο συνηθισμένο δίκτυο που χρησιμοποιεί το μοντέλο αυτό είναι το multilayer perceptron with back propagation learning rule το οποίο θα χρησιμοποιήσουμε σε αυτήν την εφαρμογή και αναλύθηκε στο υποκεφάλαιο 3.3 «**Multilayer Perceptron**».

Στην περίπτωση του unsupervised learning rule το δίκτυο καλείται να ανακαλύψει κριτήρια ταξινόμησης για τα στοιχεία εισόδου ανεξάρτητα. Το δίκτυο επιχειρεί να ανακαλύψει κοινά χαρακτηριστικά ανάμεσα στα δεδομένα και να αναπτύξει την δομή των βαρών ανάλογα. Κλασικό παράδειγμα αυτής της διαδικασίας είναι το δίκτυα τύπου Self-organizing map.

Αφού λοιπόν επιλεγεί και ο κανόνας μάθησης τότε η διαδικασία εκπαίδευσης μπορεί να ξεκινήσει. Το δίκτυο έχει την ικανότητα να εκπαιδεύεται για πολύ μεγάλο χρονικό διάστημα όμως αν ένα δίκτυο εκπαιδευθεί για αρκετό χρόνο τότε μπορεί να μην πάρουμε τα επιθυμητά αποτελέσματα. Αυτό διότι αν το δίκτυο υπερεκπαιδευθεί (overfitting) μπορεί να παράγει τον τυχαίο θόρυβο των δεδομένων σαν σημαντική σχέση οπότε και απόδοσης βαρών και θα δίνει λάθος αποτελέσματα αν του βάλουμε νέα δεδομένα που δεν συμμετέχουν στην εκπαίδευση. Ένας τρόπος για να αποφασισθεί πότε πρέπει να σταματήσει η εκπαίδευση είναι να παρακολουθούμε το σφάλμα που δίνουν τα δεδομένα του validation που αναφέρθηκαν στο Βήμα 1. Όταν κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης το σφάλμα που δίνουν τα δεδομένα του validation(test file) αυξάνεται τότε η εκπαίδευση του δικτύου πρέπει να σταματάει. Για να εξακριβωθεί όμως αν το δίκτυο εκπαιδεύθηκε σωστά θα πρέπει να ελεγχθεί. Αυτό γίνεται με τα δεδομένα που έχουμε στο test data.

**Βήμα 5 :** Όταν τα τελικά βάρη του δικτύου έχουν υπολογισθεί τότε πρέπει να ελεγχθεί από το τμήμα των δεδομένων που είχε διαχωριστεί στο βήμα 1 (test data). Συνήθως αυτά τα δεδομένα αποτελούν το 20 % έως και 50 % του συνόλου. Στην διαδικασία του τεστ εισάγουμε τα δεδομένα του test data στο δίκτυο τα οποία δεν συμμετείχαν καθόλου στην εκπαίδευση του δικτύου και για τα οποία ξέρουμε τα στοιχεία εξόδου και βλέπουμε αν το δίκτυο έχει εκπαιδευθεί σωστά. Το δίκτυο

δηλαδή έχοντας μάθει τις σχέσεις που ισχύουν για τα δεδομένα του training file τις εφαρμόζει και στα στοιχεία του test data . Αν τα αποτελέσματα που δίνει το δίκτυο τα συγκρίνουμε με τα στοιχεία που έχουμε και ικανοποιούν τα όρια που έχουμε θέσει τότε το δίκτυο είναι επιτυχημένο.

## 3.2 Ασαφής Λογική

Τα ασαφή σύνολα δημιουργήθηκαν το 1965 από τον καθηγητή του Πανεπιστημίου του Berkeley Lotfi Zadeh (Zadeh 1965). Η ασαφή λογική ( fuzzy logic ) είναι ένα υπερσύνολο της κλασσικής λογικής η οποία έχει επεκταθεί ώστε να μπορεί να χειριστεί τιμές αλήθειας μεταξύ του «απολύτως αληθές» και «απολύτως ψευδές». Μέχρι τότε υπήρχε μόνο η κλασσική (Αριστοτέλεια) λογική όπου υπήρχαν μόνο 2 τιμές για το αν ανήκει ένα στοιχείο σε ένα σύνολο το 0 δηλαδή το στοιχείο δεν ανήκει σε ένα σύνολο και το 1 δηλαδή το στοιχείο ανήκει στο σύνολο. Αυτή η δίτιμη αριστοτελική λογική έχει προβλήματα στο να αντιμετωπίσει προβλήματα στην πραγματικότητα. Η Ασαφής λογική για να αντιμετωπίσει αυτό το πρόβλημα εισήγαγε την έννοια της πλειοτιμής (multivalued) λογικής και αντικατέστησε την έννοια της υπαγωγής σε ένα σύνολο με την έννοια της συμμετοχής του σημείου στο σύνολο (Θεοδώρου 2010). Έτσι στην θεωρία ασαφών συνόλων τα σύνολα δεν περιορίζονται πια από το δυαδικό ορισμό (0,1) για κάθε στοιχείο του συνόλου αλλά επιτρέπεται ένας βαθμωτός ορισμός του κάθε στοιχείου δηλαδή για κάθε στοιχείο μπορεί να προσδιοριστεί ο βαθμός που ανήκει στο σύνολο. Η τιμή  $u_a(x)$  λέγεται βαθμός συμμετοχής (membership degree) και συμβολίζει το βαθμό της συμμετοχής του στοιχείου x στο σύνολο A και παίρνει τιμές στο διάστημα [0,1].

### 3.2.1 Ομαδοποίηση με Αλγόριθμο FUZZY C-MEANS (FCM)

Οι διαδικασίες ομαδοποίησης ανήκουν στις αλγοριθμικές μεθόδους ανάλυσης δεδομένων. Διαφορετικές προσεγγίσεις έχουν προταθεί για την ανάπτυξη αλγορίθμων ομαδοποίησης. Οι βασικές κατηγορίες ομαδοποίησης είναι :

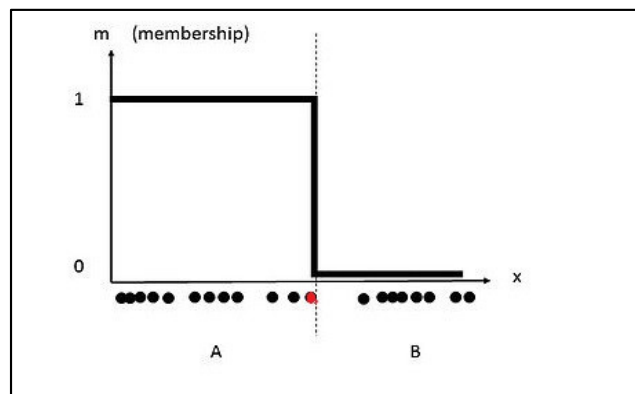
- 1)Επαναληπτική ομαδοποίηση

2)Συσσωρευμένη ιεραρχική ομαδοποίηση

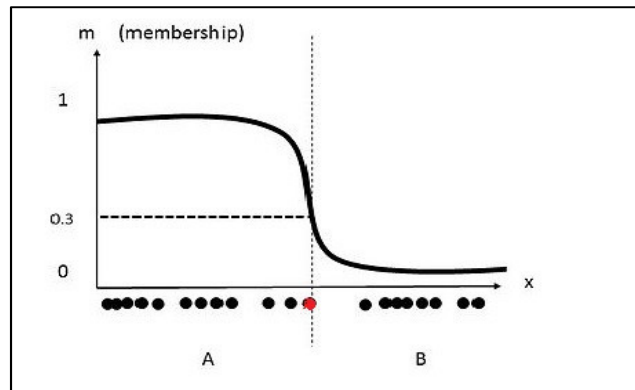
3)Διαιρετή ιεραρχική ομαδοποίηση

Ο πρώτος στόχος της ομαδοποίησης είναι να βρει δομές μέσα σε ομάδες δεδομένων. Αυτές οι δομές είναι συνήθως ομάδες στις οποίες τα στοιχεία από τα δεδομένα αποδίδονται. Το αποτέλεσμα της διαδικασίας ομαδοποίησης χρησιμοποιείται συνήθως ως ταξινομητής. Έτσι αντικείμενα τα οποία μέχρι τώρα δεν έχουν αποδοθεί σε γνωστή ομάδα, αποδίδονται σε ομάδες χρησιμοποιώντας τον ταξινομητή που προέκυψε. Η κλασική ομαδοποίηση αποδίδει κάθε αντικείμενο σε μία ακριβώς τάξη, ενώ στην ομαδοποίηση με ασαφή λογική τα αντικείμενα αποδίδονται σε διαφορετικό βαθμό σε διαφορετικές τάξεις (Γραικούσης και Μανέτος 2001). Ένας συνηθισμένος αλγόριθμος που χρησιμοποιεί ασαφή λογική είναι ο αλγόριθμος Fuzzy C Means .

Ο αλγόριθμος Fuzzy C Means (FCM) αναπτύχθηκε από τον J.C. Dunn (C 1973) το 1973 και βελτιώθηκε από τον J.C. Bezdek το 1981 (Bezdek 1981) και ανήκει στην κατηγορία της επαναληπτικής ομαδοποίησης.



Εικόνα 3.4 Ομαδοποίηση χρησιμοποιώντας κλασική λογική



Εικόνα 3.5 Ομαδοποίηση με ασαφή λογική

Στις **Εικόνες 3.4** και **3.5** βλέπουμε την διαφορά μεταξύ κλασσικής ομαδοποίησης και ομαδοποίηση με ασαφής λογική. Τα δεδομένα που έχουμε είναι οι τελείες που βρίσκονται στον άξονα  $x$  ενώ στον άξονα  $y$  είναι η τιμή της συμμετοχής των δεδομένων στο cluster A. Και στις 2 περιπτώσεις έχουν δημιουργηθεί 2 clusters A και B. Στην εικόνα 2.1 που χρησιμοποιείται η κλασσική λογική κάθε σημείο των δεδομένων παίρνει την τιμή συμμετοχής 0 ή 1 για το αν ανήκει στο cluster A. Παρατηρούμε ότι το στοιχείο των δεδομένων με κόκκινο χρώμα ανήκει στο cluster A με τιμή συμμετοχής 1. Στην εικόνα 2.2 που εφαρμόστηκε ο αλγόριθμος FCM το ίδιο σημείο των δεδομένων με το κόκκινο χρώμα ανήκει και στα 2 clusters A και B με τιμή συμμετοχής 0.3 για το cluster A και άρα ανήκει και στο cluster B με τιμή συμμετοχής 0.7.

Ο αριθμός των ομάδων  $c$  που θα ταξινομηθούν τα στοιχεία πρέπει να έχει δοθεί από την αρχή, όπου  $c$  είναι μεγαλύτερο ή ίσο του 2 και μικρότερο ή ίσο των αριθμών των στοιχείων. Επιπλέον, πρέπει να δοθεί και η παράμετρος  $m$  με  $m > 1$ . Η παράμετρος  $m$  καθορίζει τον βαθμό ασάφειας της τελικής ομαδοποίησης. Όσο το  $m$  τείνει προς το 1 τόσο το αποτέλεσμα της ομαδοποίησης μετατρέπεται σε κλασσική μέθοδο ομαδοποίησης και τα δεδομένα ταξινομούνται σε μια μόνο τάξη δηλαδή παίρνουν τιμή 0 ή 1. Όσο το  $m$  τείνει στο άπειρο τα ποσοστά των αντικειμένων που ανήκουν στην κάθε ομάδα τείνουν στον αντίστροφο αριθμό των τάξεων ( $1/c$ ) (Zimmermann 1993).

Ο αλγόριθμος Fuzzy C Means αναλύει τα δεδομένα που του εισάγουμε και αναζητά τις σχέσεις μεταξύ τους. Αφού τα επεξεργαστεί τα ταξινομεί σε ομάδες με τα ανάλογα ποσοστά με τέτοιο τρόπο ώστε τα στοιχεία που ανήκουν στην ίδια ομάδα να έχουν μεγαλύτερη ομοιότητα από τα στοιχεία που ανήκουν σε διαφορετική ομάδα. Κάθε μια ομάδα (cluster) έχει μια κεντρική τιμή (cluster center)

η οποία απεικονίζει την τιμή ενός χαρακτηριστικού (τυπικού ) αντικειμένου της τάξης αυτής. Όπως αναφέρθηκε η κύρια διαφορά με τις κλασσικές μεθόδους ταξινόμησης είναι ότι τα στοιχεία δεν ταξινομούνται σε μια μόνο ομάδα, αλλά υπολογίζεται πόσο % κάθε στοιχείου ανήκει σε κάθε ομάδα. Έτσι έχουμε μια πιο ολοκληρωμένη εικόνα για το αντικείμενο αφού μπορούμε να διερευνήσουμε καλύτερα το προφίλ του. Στην συγκεκριμένη εφαρμογή ένα στοιχείο δηλαδή ένας δήμος μπορεί να ανήκει σε δύο ή και περισσότερες ομάδες με υψηλά ποσοστά για παράδειγμα να ανήκει 45% στην ομάδα 1 και 40% στην ομάδα 2. Αυτή η ρευστότητά του δήμου μπορεί να δηλώνει την πιθανή μετακίνησή του δήμου στο μέλλον από την ομάδα 1 στην ομάδα 2. Τα ποσοστά αυτά που δίνει σαν αποτέλεσμα ο αλγόριθμος δηλώνουν το πόσο κοντά στα κέντρα κάθε ομάδας (cluster center) βρίσκεται το στοιχείο που ομαδοποιούμε. Έτσι αν το ποσοστό που ανήκει ένας δήμος σε μια ομάδα είναι 95 %, αυτό σημαίνει τα δεδομένα που το χαρακτηρίζουν είναι σχεδόν ίδια με τις κεντρικές τιμές των δεδομένων της συγκεκριμένης ομάδας( cluster center) και συνεπώς ομαδοποιείται σε αυτήν την ομάδα. Αντίστροφα αν ο δήμος ανήκει κατά 5 % σε μια ομάδα τότε τα δεδομένα που τον συνθέτουν έχουν ελάχιστη έως καμία σχέση με τις κεντρικές τιμές της ομάδας αυτής. Ένα πλεονέκτημα του αλγορίθμου είναι ότι αν η διαδικασία της ταξινόμησης επαναλαμβάνεται με διαχρονικά δεδομένα ο αλγόριθμος FCM οδηγεί στον εντοπισμό τάσεων μετακίνησης των αντικειμένων από την μια τάξη στην άλλη. Αυτό φυσικά μας βοηθάει στην εκ των πρότερων διάγνωση τέτοιων πιθανών τάσεων, όπου διακρίνουμε ότι ένα αντικείμενο δεν ανήκει ( ποσοστό μεγαλύτερο από 60 % ) αποκλειστικά σε μια ομάδα. Από όλα αυτά γίνεται κατανοητό ότι ο αλγόριθμος FCM είναι κατάλληλος για την μελέτη διαχρονικών δεδομένων καθώς η αλλαγή των ποσοστών μέσα στα χρόνια δείχνει τις τάσεις αστικοποίησης που περνάνε οι δήμοι.

Ακολουθεί στο επόμενο κεφάλαιο η μεθοδολογία που θα ακολουθηθεί χρησιμοποιώντας τα εργαλεία της Υπολογιστικής Νοημοσύνης που περιεγράφηκαν παραπάνω.

## 4. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΚΗ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ

Ο στόχος της παρούσας εργασίας είναι η μελέτη και η πρόβλεψη της εξάπλωσης των αστικών περιοχών. Σε αυτό το κεφάλαιο αναλύονται τα θεωρητικά υπόβαθρα που βασίστηκε η εφαρμογή και παρουσιάζεται και αναλύεται το διάγραμμα ροής της μεθοδολογίας που ακολουθήθηκε.

### 4.1 Θεωρητικά Υπόβαθρα

Η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε βασίστηκε σε ορισμένα θεωρητικά υπόβαθρα τα οποία αναλύονται παρακάτω :

**Χωρική Γειτνίαση :** Βασική αρχή της μεθοδολογία που ακολουθήθηκε είναι ότι η ανάπτυξη μιας περιοχής δεν επηρεάζεται μόνο από τα χαρακτηριστικά της ίδιας της περιοχής αλλά και επηρεάζεται από την εξέλιξη των γειτονικών περιοχών. “Όταν μια περιοχή αναπτύσσεται σε μια δεδομένη θέση τότε αυξάνεται και η πιθανότητα να αναπτυχθούν οι γειτονικές της περιοχές (Makse, et al. 1998). Η χωρική γειτνίαση είναι πολύ σημαντική σε όλα τα γεωγραφικά φαινόμενα. Σημαντικός πυλώνας της χωρικής ανάλυσης είναι ο πρώτος νόμος του Tobler ή ο πρώτος νόμος της γεωγραφίας *“everything is related to everything else, but near things are more related than distant things”* (Tobler 1970). Η χωρική γειτνίαση χρησιμοποιείται στην συγκεκριμένη εφαρμογή για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου όπου εισέρχονται σαν δεδομένα τα ποσοστά των συνόρων του κάθε δήμου με την κάθε ομάδα από τους γειτονικούς του δήμους.

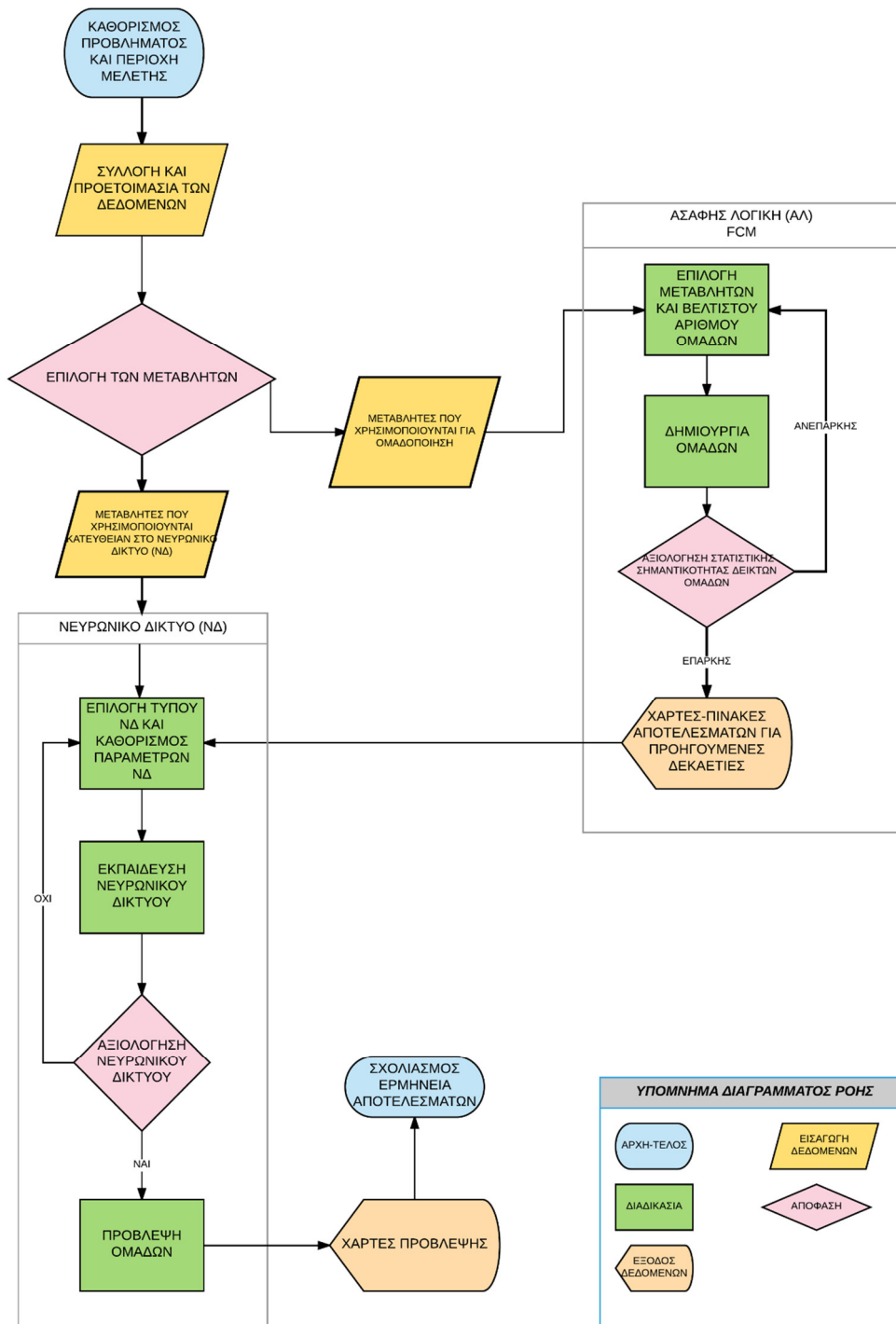
**Αποστάσεις από χαρακτηριστικά σημεία :** Ιστορικά στο μοντέλο των μονοκεντρικών πόλεων η επιλογή κατοικίας, ανάπτυξης εμπορίου και άλλα ερμηνεύεται ανάλογα με την απόσταση από το κέντρο της πόλης (Alonso 1964) (Anas 1982). Τώρα πια έχουμε πολυκεντρικές πόλεις αλλά πολλές από τις αρχές της μονοκεντρικής πόλης μπορούν να εφαρμοστούν και στις σύγχρονες πολυκεντρικές πόλεις (Sullivan O' 1996). Οι αποστάσεις από χαρακτηριστικά σημεία χρησιμοποιείται στην συγκεκριμένη εφαρμογή στο υποκεφάλαιο «**5.3.4 Προφίλ Δήμων**» και τα αποτελέσματα τους χρησιμοποιούνται στην εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου.

**Μορφολογία Εδάφους :** Σε πολλά μοντέλα αστικής ανάπτυξης σημαντικό ρόλο παίζει η μορφολογία του εδάφους για την αστική ανάπτυξη των περιοχών. Οι περιοχές με μεγάλες κλίσεις είναι πιο δύσκολο να αναπτυχθούν από περιοχές με μικρές κλίσεις καθώς η οικοδόμηση είναι πολύ πιο εύκολη. Χαρακτηριστικό παράδειγμα τέτοιων μοντέλων αστικής ανάπτυξης που χρησιμοποιούν την μορφολογία του εδάφους είναι τα μοντέλα SLEUTH (Sanna 2011). Η μορφολογία του εδάφους χρησιμοποιείται στην συγκεκριμένη εφαρμογή στο υποκεφάλαιο «**5.3.2 Γεωμορφολογικά Δεδομένα**» και τα αποτελέσματα χρησιμοποιούνται στην ομαδοποίηση των δήμων.

**Χρήση δορυφορικών εικόνων :** Άλλο ένα δεδομένο που χρησιμοποιούν πολλά μοντέλα για πρόβλεψη αστικής ανάπτυξης είναι η ταξινόμηση δορυφορικών εικόνων μέσα στα χρόνια. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα τέτοιων μοντέλων είναι πάλι τα μοντέλα SLEUTH. Στα μοντέλα SLEUTH γίνεται ταξινόμηση των δορυφορικών εικόνων για διαφορετικές χρονολογίες σε χρήσεις γης και μετά μετατρέπονται σε δυαδική μορφή με 1=αστική περιοχή 0=μη αστική περιοχή (Lizhong Hua 2014). Η χρήση δορυφορικών εικόνων χρησιμοποιείται στην συγκεκριμένη εφαρμογή στο υποκεφάλαιο «**5.3.3 Ταξινόμηση Δορυφορικών Εικόνων**» και τα αποτελέσματα χρησιμοποιούνται στην ομαδοποίηση των δήμων.

Το ακριβές διάγραμμα ροής της εργασίας φαίνεται στο σχήμα που ακολουθεί :





Εικόνα 4.1 Διάγραμμα ροής της μεθοδολογίας που ακολουθήθηκε

Όπως φαίνεται από το διάγραμμα ροής (Εικόνα 4.1) αφού επιλεχτεί η περιοχή μελέτης και βρεθούν και επεξεργαστούν τα δεδομένα γίνεται μια επιλογή ποια δεδομένα θα εισέρθουν στην ομαδοποίηση και ποια δεδομένα θα χρησιμοποιηθούν κατευθείαν στο νευρωνικό δίκτυο για την πρόβλεψη. Αφού γίνει αυτός ο διαχωρισμός η εφαρμογή συνεχίζεται με την ομαδοποίηση χρησιμοποιώντας την ασαφή λογική.

## 4.1 Διαδικασία Ομαδοποίησης με Χρήση Ασαφούς Λογικής

Αφορά το τμήμα της εργασία που θα κάνει την ομαδοποίηση των δήμων. Αναφέρεται στο σύνολο των διαχρονικών δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν για τον προσδιορισμό των ομάδων. Αρχικά γίνεται ο προσδιορισμός των παραμέτρων στο πρόγραμμα για να δημιουργηθούν οι ομάδες. Αυτές οι παράμετροι είναι ο αριθμός των ομάδων (παράμετρος  $c$ ), ο βαθμός ασάφειας των ομάδων (παράμετρος  $m$ ) και η παράμετρος τερματισμού (παράμετρος  $e$ ). Για την επιλογή του βέλτιστου αριθμού των ομάδων (παράμετρος  $c$ ) γίνανε διαδοχικές ομαδοποιήσεις με διαφορετικό αριθμό ομάδων και χρησιμοποιήθηκαν οι δείκτες αξιοπιστίας που αναφέρονται παρακάτω στο υπόκεφάλαιο «5.4 Προσδιορισμός διαχρονικών ομάδων με FCM». Για τον βαθμό ασάφειας των ομάδων (παράμετρος  $m$ ) δεν υπάρχει θεωρητική ή μαθηματική απόδειξη για την καλύτερη τιμή αλλά γενικά συνηθισμένες τιμές είναι  $1 < m \leq 3$  (Grekousis και Hatzichristos 2012).

Αφού δημιουργηθούν οι ομάδες αξιολογούνται και ερμηνεύονται με βάση τα κέντρα των ομάδων (cluster centers) έτσι ώστε να προσδιοριστούν τα χαρακτηριστικά της κάθε ομάδας και να ερμηνευτεί τι συμβολίζει η κάθε ομάδα. Έπειτα τα τελικά ποσοστά των ομάδων καταχωρούνται σε μια βάση δεδομένων και οπτικοποιούνται σε χάρτες με την βοήθεια ενός Γεωγραφικού Συστήματος Πληροφοριών (Γ.Σ.Π.).

Τα Γ.Σ.Π είναι ειδικά ολοκληρωμένα πληροφοριακά συστήματα που ειδικεύονται στην δημιουργία, επεξεργασία, ανάλυση, αποθήκευση και οπτικοποίηση των χωρικών δεδομένων σε ψηφιακό περιβάλλον (Σταμάτης n.d.). Τα χωρικά δεδομένα (spatial) μπορεί να συσχετίζονται με μια σειρά από περιγραφικά δεδομένα τα οποία και τα χαρακτηρίζουν μοναδικά όπως συμβαίνει στην συγκεκριμένη εφαρμογή όπου τα πολύγωνα των δήμων συνδέονται με δημογραφικά δεδομένα, χρήσεις γης, κλίσεις, και εκτάσεις αστικής γης (<https://el.wikipedia.org> 2017).

## 4.2 Διαδικασία Πρόβλεψης με την Χρήση Νευρωνικού Δικτύου

Αφορά το τμήμα της εφαρμογής όπου θα γίνουν οι προβλέψεις για τα μελλοντικά χρόνια. Αρχικά το πρώτο σημαντικό βήμα αυτού του σταδίου είναι η κατάλληλη κατασκευή του πίνακα δεδομένων που θα εισέρθει στο νευρωνικό δίκτυο και πρέπει να είναι κατασκευασμένος με τέτοιο τρόπο ώστε να υπάρχει χρονική αλληλουχία με σταθερό βήμα ( στην συγκεκριμένη εφαρμογή αυτό το βήμα είναι ανά 10 χρόνια λόγω της φύσης των δεδομένων που χρησιμοποιούνται από τις απογραφές ). Οι τύποι των νευρωνικών δικτύων που θα δοκιμαστούν τα δεδομένα είναι feedforward neural networks δηλαδή η πληροφορία πηγαίνει προς μια κατεύθυνση από το επίπεδο εισόδου στο επίπεδο εξόδου. Πιο συγκεκριμένα είναι νευρωνικά δίκτυα τύπου Multi-layer perceptron όπως αναφέρθηκε στο υποκεφάλαιο «**3.1.3 Multilayer Perceptron**» τα οποία μπορούν να προσεγγίσουν σχεδόν οποιαδήποτε πρόβλημα πρόβλεψης με ένα κατάλληλο αριθμό κρυμμένων επιπέδων και νευρώνων.

Στην διεθνή βιβλιογραφία δεν υπάρχει μεθοδολογία για να βρεθεί το βέλτιστο νευρωνικό δίκτυο όπως αναφέρθηκε στο υποκεφάλαιο «**3.1.4 Διαδικασία δημιουργίας νευρωνικού δικτύου**» παρά μόνο με διαδοχικές δοκιμές αλλάζοντας τον αριθμό των κρυμμένων επιπέδων, τον αριθμό των νευρώνων στα επίπεδα και τα transfer functions στους νευρώνες. Στην συγκεκριμένη εφαρμογή θα βρεθεί μετά από δοκιμές διαφόρων τύπων νευρωνικών δικτύων εξετάζοντας το Mean Squared Error (MSE) και τον δείκτη γραμμικής συσχέτισης R (linear correlation coefficient) τα οποία αναλύονται στο κεφάλαιο «**5. Εφαρμογή**». Όταν τα αποτελέσματα του δικτύου κριθούν αποδεκτά τότε το συγκεκριμένο νευρωνικό δίκτυο επιλέγεται και χρησιμοποιείται για τις προβλέψεις. Τέλος οι προβλέψεις καταχωρούνται σε μια βάση δεδομένων και οπτικοποιούνται με χάρτες πρόβλεψης χρησιμοποιώντας ένα Γ.Σ.Π.

Ακολουθεί στο επόμενο κεφάλαιο η εφαρμογή της μεθοδολογίας που αναλύθηκε στην περιοχή μελέτης που επιλέχτηκε.

## 5. ΕΦΑΡΜΟΓΗ

Σε αυτό το κεφάλαιο αρχικά περιγράφεται η περιοχή μελέτης που επιλέχτηκε (περιφέρεια Αττικής) και έπειτα αναλύεται όλη η διαδικασία της εφαρμογής της παρούσας διπλωματικής από την προ-επεξεργασία δεδομένων μέχρι και τα τελικά αποτελέσματα τους και την ανάλυση τους.

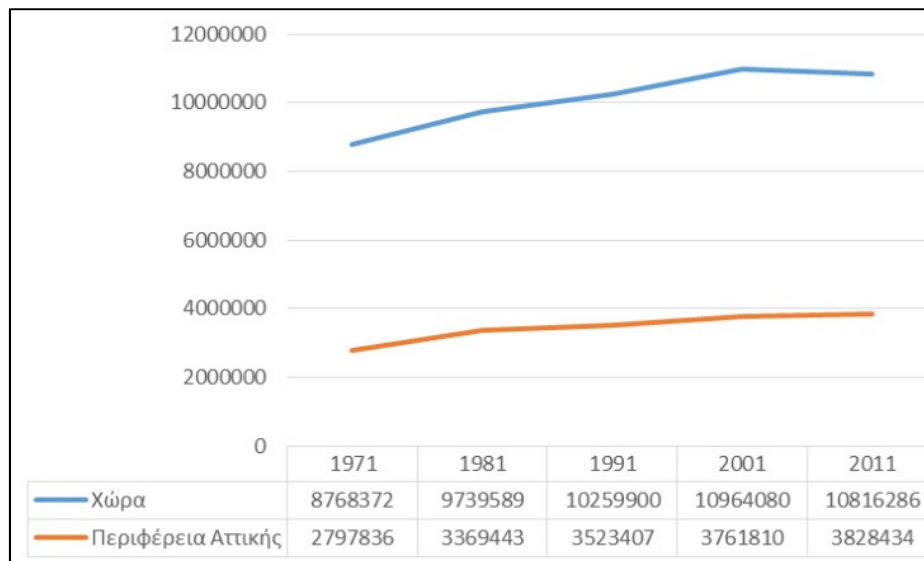
### 5.1 Περιοχή Μελέτης

Η εφαρμογή της προτεινόμενης μεθοδολογίας έγινε στην περιφέρεια Αττικής. Η περιφέρεια Αττικής βρίσκεται στο κεντρικό τμήμα της χώρας και πιο συγκεκριμένα στο ανατολικό άκρο της Στερεάς Ελλάδας (**Εικόνα 5.1**). Η έκταση της είναι 3.808 τετραγωνικά χιλιόμετρα.



**Εικόνα 5.1** Γεωγραφική θέση περιφέρειας Αττικής (Πηγή : Wikipedia)

Οι λόγοι που επιλέχτηκε η περιφέρεια Αττικής σαν περιοχή μελέτης είναι επειδή σε αυτήν κατοικεί σχεδόν ο μισός πληθυσμός της Ελλάδος όπως φαίνεται και στο **Διάγραμμα 5.1** και είναι η πιο πυκνοκατοικημένη περιφέρεια της χώρας. Η περιφέρεια Αττικής παράγει το 38% του ακαθάριστου εγχώριου προϊόντος της χώρας. Πιο συγκεκριμένα στην περιφέρεια παράγεται 3,2% του προϊόντος του αγροτικού τομέα της χώρας, 38% της μεταποίησης (ποσοστό αυξανόμενο τα τελευταία χρόνια) και 41% των υπηρεσιών (<https://el.wikipedia.org> 2017). Η πόλη της Αθήνας που περιλαμβάνει η περιφέρεια Αττικής εξελίσσεται διαρκώς και επεκτείνεται κυρίως από κέντρο της προς τα προάστια ιδιαίτερα τις τελευταίες δεκαετίες . Η πρόβλεψη της αστικής διάχυσης είναι πολύ σημαντική για την συγκεκριμένη περιοχή ώστε να γίνουν οι κατάλληλοι σχεδιασμοί για μια βιώσιμη ανάπτυξη της πόλης της Αθήνας.



**Διάγραμμα 5.1** Πληθυσμιακή εξέλιξη περιφέρειας Αττικής και χώρας (Πηγή : ΕΛΣΤΑΤ)

Ένας ακόμα σημαντικός λόγος που επιλέχτηκε η Αττική είναι επειδή για την Αττική είναι πιο εύκολα διαθέσιμα τα δεδομένα που θα χρειαστεί η εφαρμογή.

### 5.1.1 Διοικητική Διαίρεση Περιφέρειας Αττικής

Σε αυτό το υποκεφάλαιο αναφέρεται η διοικητική διαίρεση της περιφέρειας Αττικής με το πρόγραμμα Καλλικράτης καθώς η βασική χωρική μονάδα της παρούσας εργασίας είναι οι δήμοι της περιφέρειας.

Διοικητικά, η περιφέρεια Αττικής, σύμφωνα με το πρόγραμμα «Καλλικράτης» διαιρείται διοικητικά σε 8 περιφερειακές ενότητες (Π.Ε.) και συνολικά 65 Καλλικρατικούς δήμους. Συγκεκριμένα:

- Η Π.Ε. Κεντρικού Τομέα Αθηνών περιλαμβάνει τους δήμους: Αθηναίων, Φιλαδέλφειας - Χαλκηδόνας, Γαλατσίου, Ζωγράφου, Καισαριανής, Βύρωνος, Ηλιούπολης και Δάφνης - Υμηττού.
- Η Π.Ε. Νοτίου Τομέα Αθηνών περιλαμβάνει τους δήμους: Γλυφάδας, Ελληνικού - Αργυρούπολης, Αλίμου, Νέας Σμύρνης, Μοσχάτου - Ταύρου, Καλλιθέας, Παλαιού Φαλήρου και Αγίου Δημητρίου.

- Η Π.Ε. Βορείου Τομέα Αθηνών περιλαμβάνει τους δήμους: Πεντέλης, Κηφισιάς, Μεταμορφώσεως, Πεύκης - Λυκόβρυσης, Αμαρουσίου, Ψυχικού - Φιλοθέης, Χολαργού - Παπάγου, Νέας Ιωνίας, Βριλησίων, Αγ. Παρασκευής και Χαλανδρίου.
- Η Π.Ε. Δυτικού Τομέα Αθηνών περιλαμβάνει τους δήμους: Αιγάλεω, Περιστερίου, Πετρούπολης, Χαϊδαρίου, Αγίας Βαρβάρας και Ίλιου / Καματερού ή Αγ. Αναργύρων - Καματερού.
- Η Π.Ε. Πειραιώς περιλαμβάνει τους δήμους: Πειραιώς, Κορυδαλλού, Νίκαιας- Αγίου Ιωάννη Ρέντη, Κερατσινίου-Δραπετσώνας και Περάματος.
- Η Π.Ε. Δυτικής Αττικής περιλαμβάνει τους δήμους: Ελευσίνας, Άνω Λιοσίων, Ασπροπύργου, Βιλίων, Ερυθρών, Ζεφυρίου, Μάνδρας, Μεγαρέων και Νέας Περάμου.
- Η Π.Ε. Ανατολικής Αττικής περιλαμβάνει τους δήμους: Παλλήνης, Αγίου Στεφάνου, Αναβύσσου, Αρτέμιδος, Αυλώνος, Αχαρνών, Βάρης, Βούλας, Βουλιαγμένης, Γέρακα, Γλυκών Νερών, Καλυβίων Θορικού, Κερατέας, Κρωπίας, Λαυρεωτικής, Μαραθώνος, Μαρκοπούλου Μεσογαίας, Νέας Μάκρης, Παιανίας, Ραφήνας και Σπάτων-Λούτσας.
- Η Π.Ε. Νήσων περιλαμβάνει τους δήμους: Αίγινας, Τροιζηνίας, Κυθήρων, Αγκιστρίου, Σαλαμίνας, Σπετσών και Ύδρας Πόρου (<http://www.patt.gov.gr/site/> 2017).

## 5.2 Λογισμικό

Για την εφαρμογή χρησιμοποιήθηκαν διάφορα λογισμικά που επιλέχτηκαν μετά από δοκιμές και ανάλογα τις δυνατότητές τους. Το Γ.Σ.Π που χρησιμοποιήθηκε για την ανάλυση δεδομένων και δημιουργία χαρτών ήταν το ArcMap στην έκδοση 10.4. Επίσης για την ταξινόμηση εικόνων προτιμήθηκε το Σ.Γ.Π Qgis που είναι open source λόγω του plugin που διαθέτει με τίτλο «Semi-Automatic Classification» το οποίο προσφέρει περισσότερες δυνατότητες από τα αντίστοιχα εργαλεία του ArcMap. Τα ΝΔ και ο αλγόριθμος ομαδοποίησης FCM πραγματοποιήθηκαν στο περιβάλλον του Matlab. Για το FCM επιλέχτηκε το toolbox με όνομα Fuzzy Clustering And Data Analysis Toolbox το οποίο είναι Open Source ενώ τα νευρωνικά δίκτυα δημιουργήθηκαν με τα toolboxes που διαθέτει ήδη το λογισμικό του Matlab.

## 5.3 Προ-Επεξεργασία Δεδομένων

Τα δεδομένα έπρεπε να προ-επεξεργαστούν για να μπορέσουν να χρησιμοποιηθούν από τα προγράμματα και τους αλγόριθμους που θα εφαρμοστούν κατά την διάρκεια της εφαρμογής.

### 5.3.1 Δημογραφικά Δεδομένα

Αρχικά ζητήθηκαν δεδομένα πληθυσμού και κτιρίων από τις προηγούμενες απογραφές από την ΕΛΣΤΑΤ. Δυστυχώς η ΕΛΣΤΑΤ διέθετε στοιχεία μόνο από τις απογραφές του 1991 και μετά καθώς στην ΕΛΣΤΑΤ δεν υπάρχουν στοιχεία από την απογραφή κτιρίων του 1981. Επίσης το 2011 μεταρρυθμίστηκε η διοικητική διαίρεση της Ελλάδας με το πρόγραμμα Καλλικράτης για αυτό το λόγο τα δεδομένα των απογραφών 2001 και 1991 που δόθηκαν από την ΕΛΣΤΑΤ σε Καποδιστριακούς δήμους έπρεπε να μετασηματιστούν στους νέους δήμους του Καλλικράτη ώστε να έχουνε κοινή χωρική μονάδα αναφοράς όλα τα δεδομένα κατά την διάρκεια των χρόνων. Οι δήμοι που συνενώθηκαν με το πρόγραμμα Καλλικράτης και έπρεπε τα στοιχεία τους από τις απογραφές 1991 και 2001 να τροποποιηθούν στους νέους ενωμένους δήμους παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα :

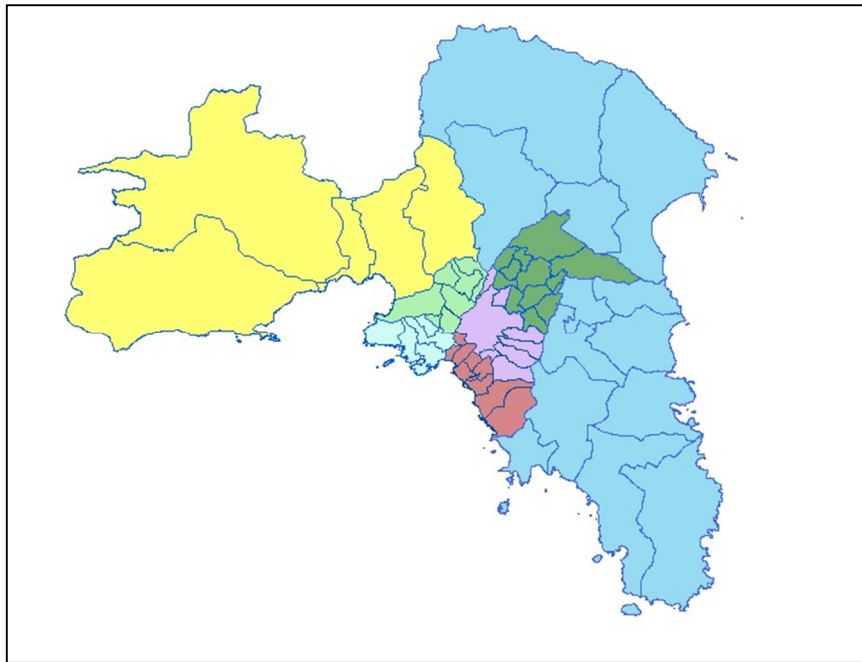
Καλλικρατικοί Δήμοι	Αριθμός Καποδιστριακων Δήμων που συνενώθηκαν	Καλλικρατικοί Δήμοι	Αριθμός Καποδιστριακων Δήμων που συνενώθηκαν	Καλλικρατικοί Δήμοι	Αριθμός Καποδιστριακων Δήμων που συνενώθηκαν
Δάφνης - Υμηττού	2	Σπάτων - Αρτέμιδος	2	Φιλοθέης - Ψυχικού	3
Φιλαδελφείας - Χαλκηδόνος	2	Ωρωπού	12	Αγίων Αναργύρων - Καματερού	2
Κηφισιάς	3	Ελευσίνας	2	Ελληνικού - Αργυρούπολης	2

Λυκόβρυσης - Πεύκης	2	Μάνδρας - Ειδυλλίας	4	Μαραθώνος	4
Παπάγου - Χολαργού	2	Μεγαρέων	2	Παιανίας	2
Πεντέλης	3	Φυλής	3	Παλλήνης	3
Μοσχάτου - Ταύρου	2	Ραφήνας - Πικερμίου	2	Διονύσου	7
Κερατσινίου - Δραπετσώνας	2	Σαρωνικού	5	Λαυρεωτικής	3
Νίκαιας - Αγίου Ιωάννη Ρέντη	2	Αχαρνών	2	Βάρης-Βούλας-Βουλιαγμένης	3

**Πίνακας 5.1** Οι δήμοι που συνενώθηκαν με το πρόγραμμα Καλλικράτη στην περιφέρεια Αττικής (Πηγή : ΕΛΣΤΑΤ)

Από τους 66 δήμους της Αττικής με το πρόγραμμα Καλλικράτης που αναφέρθηκαν παραπάνω η περιοχή μελέτης της εργασίας θα είναι οι 58 δήμοι καθώς αφαιρέθηκαν οι 5 νησιωτικοί δήμοι της περιφέρειας Αττικής (Δήμοι Αγκιστριού, Αίγινας, Κυθήρων, Πόρου ,Σαλαμίνας , Σπετσών, Ύδρας) αφού λόγω της νησιωτικής φύσης τους δεν ισχύει η μεθοδολογία της εργασίας. Επίσης αφαιρέθηκε ο δήμος Τροιζηνίας-Μεθάνων που βρίσκεται στην Πελοπόννησο και δεν ενώνεται με άλλους δήμους της περιφέρειας Αττικής από στεριά. Η περιοχή μελέτης και η διοικητική διαίρεσή της σε Π.Ε (κάθε διαφορετικό χρώμα στην **Εικόνα 5.2** είναι διαφορετική Περιφερειακή Ενότητα) της παρούσας εργασίας παρουσιάζεται στην **Εικόνα 5.2**.





Εικόνα 5.2 Διοικητική διαίρεση της περιοχής μελέτης

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν από την ΕΛΣΤΑΤ είναι ο μόνιμος πληθυσμός από τις απογραφές πληθυσμού, ο αριθμός κτιρίων και οι χρήσεις των κτιρίων από τις απογραφές κτιρίων. Από τους απόλυτους αριθμούς των χρήσεων κτιρίων κατασκευάστηκε πίνακας με τις χρήσεις κτιρίων σε ποσοστό ως προς τον συνολικό αριθμό των κτιρίων του κάθε δήμου. Οι χρήσεις κτιρίων που προσφέρει η ΕΛΣΤΑΤ φαίνεται στον παρακάτω πίνακα :

Αποκλειστικής Χρήση	Μικτή χρήση (βάσει κύριας χρήσης)
Κατοικίες	Κατοικίες
Εκκλησίες-Μοναστήρια	Εκκλησίες-Μοναστήρια
Ξενοδοχεία	Ξενοδοχεία
Εργοστάσια-εργαστήρια	Εργοστάσια-εργαστήρια

Σχολικά κτίρια	Σχολικά κτίρια
Καταστήματα-γραφεία	Καταστήματα-γραφεία
Σταθμοί αυτοκινήτων	Σταθμοί αυτοκινήτων
Νοσοκομεία-κλινικές	Νοσοκομεία-κλινικές
Άλλες χρήσεις	Άλλες χρήσεις

Πίνακας 5.2 Κατηγορίες χρήσεων κτιρίων (Πηγή : ΕΛΣΤΑΤ)

Επίσης χρησιμοποιώντας τους αριθμούς του μόνιμου πληθυσμού και τους αριθμούς των κτιρίων υπολογιστικό ο ρυθμός ανάπτυξης (P.A) του μόνιμου πληθυσμού και ο ρυθμός ανάπτυξης των κτιρίων για κάθε δεκαετία.

Ρυθμός ανάπτυξης πληθυσμού/κτιρίων (P. A)

$$= \frac{\text{Αριθμός πληθυσμού ή κτιρίων την στιγμή } t + 1 - \text{Αριθμός πληθυσμού ή κτιρίων την στιγμή } t}{\text{Αριθμός πληθυσμού ή κτιρίων την στιγμή } t}$$

Με το πρόγραμμα του ArcMap βρέθηκε η έκταση του κάθε δήμου της Αττικής και υπολογίστηκε και η πυκνότητα του πληθυσμού (Π.Π) για κάθε δήμο.

$$\text{Πυκνότητα μόνιμου πληθυσμού (Π.Π)} = \frac{\text{Μόνιμος πληθυσμός δήμου}}{\text{Έκταση δήμου}}$$

Εκτός από την πυκνότητα πληθυσμού έναν επιπλέον δεδομένο που χρησιμοποιήθηκε στην ομαδοποίηση είναι το Χωροθετικό Πηλίκο (Location Quotient) της πυκνότητας πληθυσμού. Το Χωροθετικό Πηλίκο (Χ.Π) είναι ένας συγκριτικός δείκτης της αναλογίας 2 ή περισσότερων μεταβλητών ενός τμήματος μια περιοχής (στην περίπτωσή μας ενός δήμου) με την αντίστοιχη αναλογία ολόκληρης της περιοχής (στην περίπτωσή μας ολόκληρου της περιφέρειας Αττικής). Οι τιμές που παίρνει ο δείκτης είναι στο εύρος  $[0, +\infty)$ . Για του υπολογισμό του χρησιμοποιείται η παρακάτω σχέση :

$$\text{Χωροθετικό Πηλίκιο (Χ.Π)} = \frac{A_i/B_i}{A_{ολ}/B_{ολ}}$$

όπου :  $A_i$  ,  $B_i$  είναι οι τιμές των μεταβλητών στους δήμους

$A_{ολ}$  και  $B_{ολ}$  είναι οι τιμές των μεταβλητών για όλο την περιφέρεια Αττικής

Στη συγκεκριμένη εφαρμογή το Χωροθετικό Πηλίκιο πυκνότητας μας δείχνει πόσο πυκνοκατοικημένος είναι ένας δήμος σε σχέση με τον μέσο όρο της περιφέρειας. Όταν οι τιμές του Χωροθετικού Πηλίκου είναι μικρότερες της μονάδας τότε ο δήμος έχει πυκνότητα πληθυσμού κάτω από το μέσο όρο της περιφέρειας ενώ όταν η τιμή ξεπερνάει την μονάδα ο δήμος είναι πιο πυκνοκατοικημένος σε σχέση με την περιφέρεια.

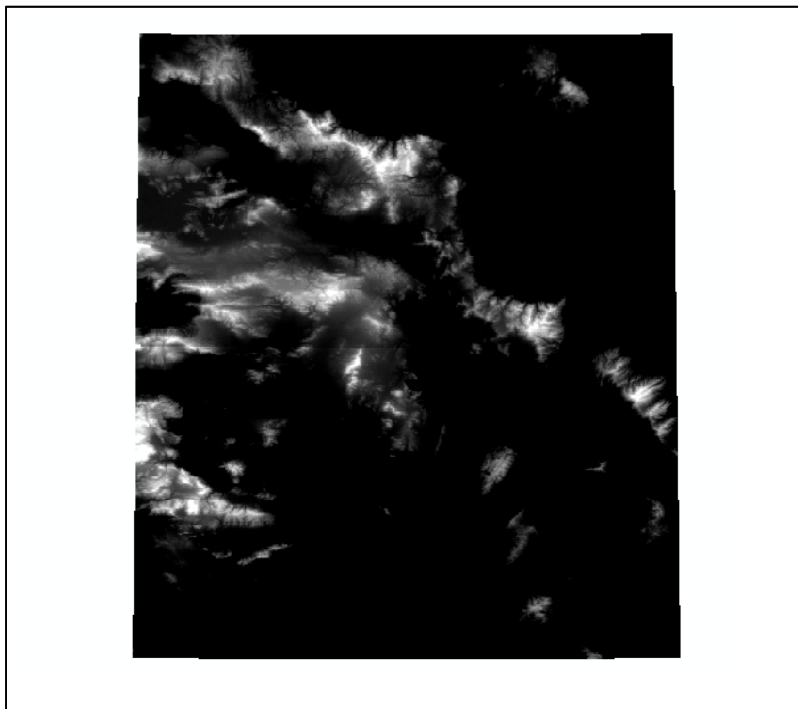
### 5.3.2 Γεωμορφολογικά Δεδομένα

Για το γεωμορφολογικό προφίλ των δήμων χρησιμοποιήθηκαν 4 εικόνες του δορυφόρου ASTER ( Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer ) ώστε να δημιουργηθεί το ψηφιακό μοντέλο εδάφους για όλο την περιφέρεια Αττικής που βρέθηκαν από τον earth explorer του site <https://www.usgs.gov/>. Στόχος ήταν να βρεθούν οι κλίσεις της περιφέρειας Αττικής. Χρησιμοποιήθηκαν 4 εικόνες με ημερομηνία 4 Οκτωβρίου του 2011 οι οποίες συνδυάστηκαν κατάλληλά μεταξύ τους στο περιβάλλον του ArcGis (**Εικόνα 5.3**). Η μορφολογία του εδάφους θεωρήθηκε ότι δεν αλλάζει μέσα στα χρόνια οπότε δεν αναζητήθηκαν παλιότερες εικόνες . Οι αρχικές εικόνες κόπηκαν στο επίπεδο της περιφέρειας Αττικής (**Εικόνα 5.4**) . Το ψηφιακό μοντέλο εδάφους (DEM) που δημιουργήθηκε έχει ανάλυση 30 m και κάθε pixel έχει ως τιμή το υψόμετρο του εδάφους με αναφορά το επίπεδο της θάλασσα. Επίσης το ψηφιακό μοντέλο εδάφους άλλαξε επίπεδο αναφοράς από WGS 84 σε ΕΓΣΑ 87 για να είναι στο ίδιο επίπεδο αναφοράς με τα υπόλοιπα δεδομένα. Στη συνέχεια από το κομμένο επίπεδο του ψηφιακού μοντέλου εδάφους εξήχθη το επίπεδο των κλίσεων. Έπειτα οι εικόνες περάστηκαν από ένα φίλτρο ομαλοποίησης στο ArcMap για να αμβλυνθούν οι διαφορές των κλίσεων (**Εικόνα 5.5**). Στην αμβλυμένη εικόνα έγινε ομαδοποίηση των κλίσεων σε 3 κατηγορίες . Οι 3 κατηγορίες είναι :

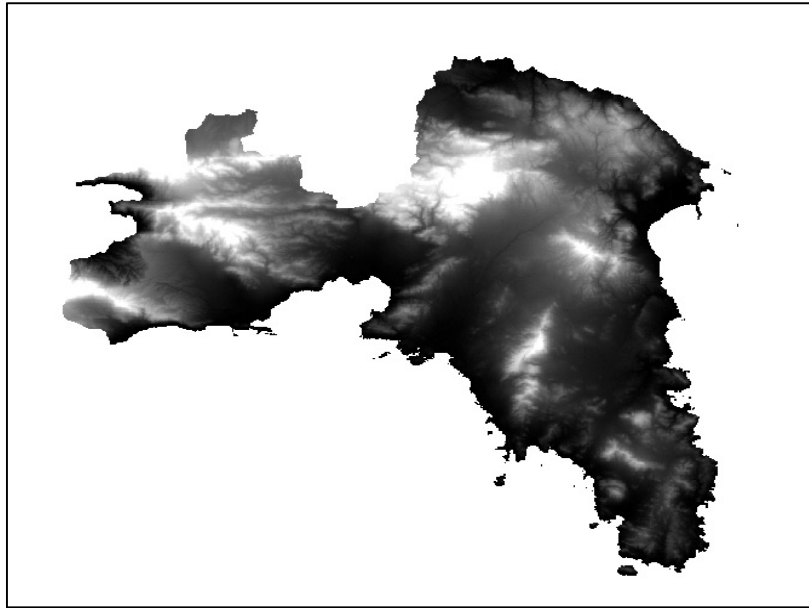
- 1) Μικρές ή μηδενικές κλίσεις ( 0 έως 10 μοίρες)
- 2) Μέτριες κλίσεις ( 10 έως 21 μοίρες)
- 3) Μεγάλες κλίσεις (21 μοίρες και πάνω)

Οι 3 αυτές κατηγορίες επιλέχτηκαν με βάση την βιβλιογραφία καθώς σε μικρές και μέτριες κλίσεις υπάρχει μεγαλύτερη πιθανότητα για αστική ανάπτυξη ενώ στα περισσότερα μοντέλα αστικής ανάπτυξης όπως τα SLEUTH οι περιοχές με μεγάλες κλίσεις(πάνω από 21 μοίρες) έχουν μηδενικές πιθανότητες για αστική ανάπτυξη.

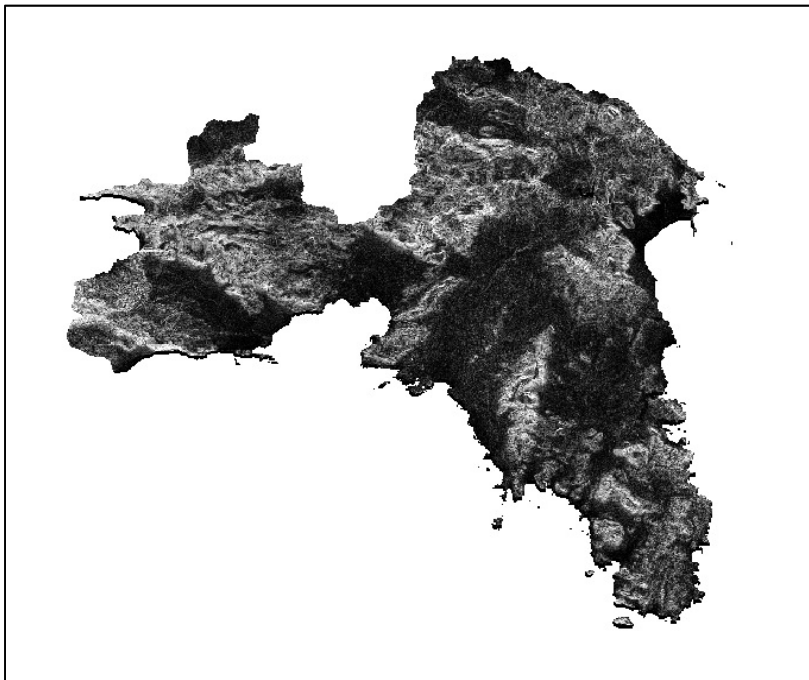
Μετά στην εικόνα με τις 3 ομάδες κλίσεων με την εντολή reclassify του Arcmap αντιστοιχήθηκαν τα pixels της κατηγορίας 1 με την τιμή 1, τα pixels της κατηγορίας 2 με την τιμή 2 και τα pixels της κατηγορίας 3 με την τιμή 3(Χάρτης 5.1). Με αυτόν το τρόπο μπορούν να υπολογιστούν πόσα pixels της κάθε κατηγορίας έχει ο κάθε δήμος. Τέλος για να υπολογιστεί πόση έκταση του κάθε δήμου ανήκει σε κάθε κατηγορία κλίσεων διαιρέθηκε ο αριθμός των pixels της κάθε κατηγορίας με τον συνολικό αριθμό pixels που είχε ο κάθε δήμος.



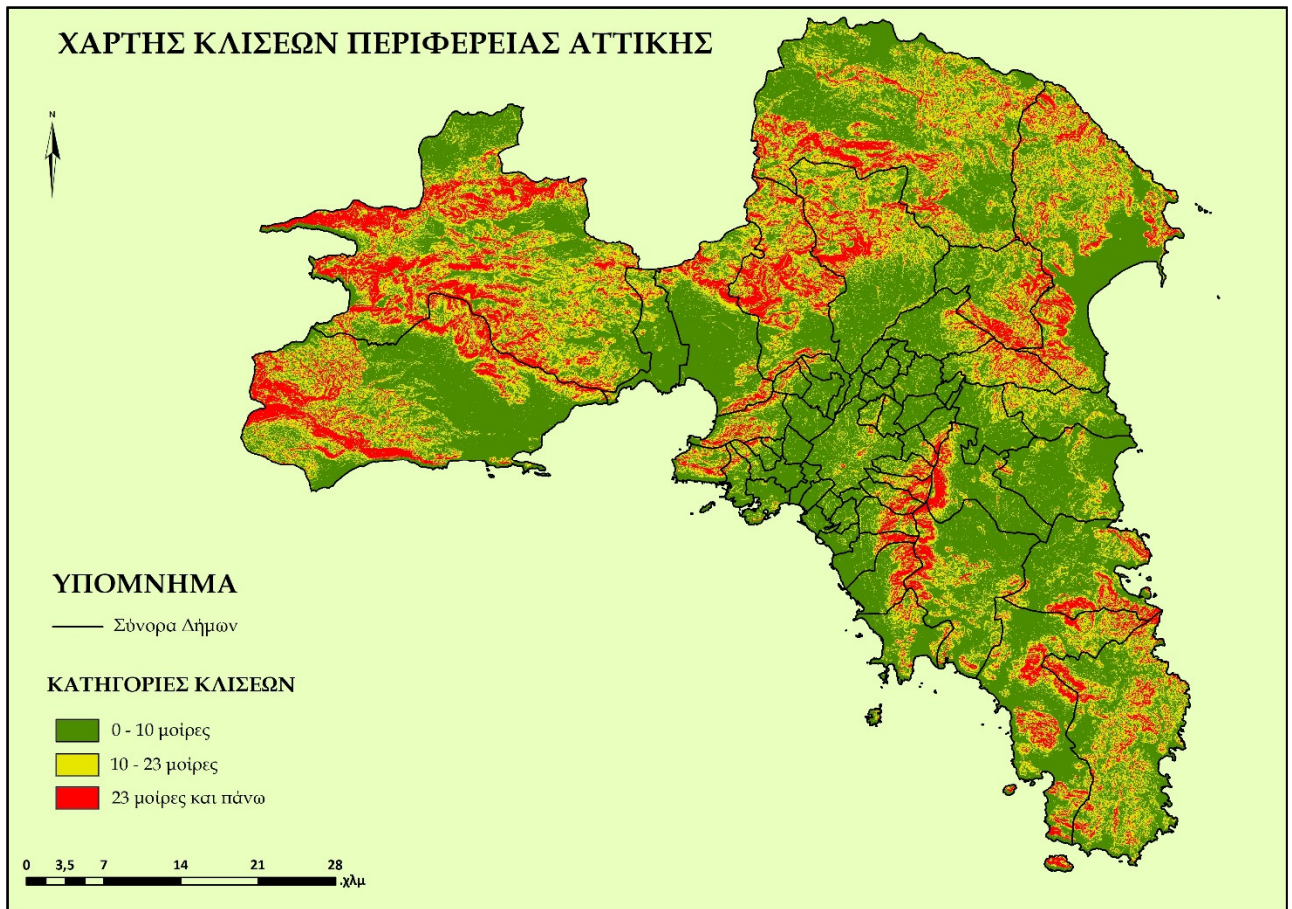
Εικόνα 5.3 Συνδυασμένες αρχικές εικόνες του ASTER



Εικόνα 5.4 Αρχικές εικόνες κομμένες στο επίπεδο της περιοχής μελέτης (Αττική)



Εικόνα 5.5 Κλίσεις που εξήχθησαν περασμένες από φίλτρο ομαλοποίησης



**ΧΑΡΤΗΣ 5.1** ΟΙ 3 ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΚΛΙΣΕΩΝ ΠΟΥ ΔΗΜΙΟΥΡΓΗΘΗΚΑΝ

Από τον παραπάνω χάρτη εντοπίζονται οι κύριες ορεινές περιοχές της περιφέρειας τα βουνά της Πεντέλης, τον Υμηττό και την Πάρνηθα ενώ αρκετές περιοχές με ορεινές εκτάσεις υπάρχουν και στη Δυτική Αττική (δήμο Μεγάρων και Μάνδρας).

### 5.3.3 Ταξινόμηση Δορυφορικών Εικόνων

Ο στόχος ήταν να υπολογιστεί η αστική και μη αστική έκταση του κάθε δήμου για κάθε μια από τις 3 χρονικές περιόδους. Με αυτόν το τρόπο είναι δυνατόν να παρατηρηθεί το ποσοστό της έκτασης που οικοδομήθηκε μέσα σε κάθε δεκαετία σε κάθε δήμο καθώς και το ποσοστό της έκτασης που είναι διαθέσιμο για οικοδόμηση. Χρησιμοποιήθηκε το plugin του Qgis με τίτλο «Semi-Automatic Classification» για να γίνει ταξινόμηση των δορυφορικών εικόνων. Από τον earth explorer του USGS



επιλέχθηκαν εικόνες που να καλύπτουν όλη την επιφάνεια της περιφέρειας σε 3 διαφορετικές περιόδους το 1991, το 2001 και το 2011. Οι εικόνες επιλέχθηκαν με κριτήριο την μικρότερη δυνατή συννεφοκάλυψη. Χρειάστηκαν 2 δορυφορικές εικόνες για κάθε χρονική περίοδο ώστε να καλύπτουν όλο την περιφέρεια Αττικής. Οι εικόνες που βρέθηκαν ήταν του δορυφόρου Landsat 5 για τις χρονολογίες του 1991 και 2011 και του Landsat 7 για την χρονιά του 2001. Οι δορυφορικές εικόνες που επιλέχθηκαν έχουν όλες μέγεθος εδαφοψηφίδας 30 m. Αρχικά πραγματοποιήθηκε ραδιομετρική διόρθωση σε όλες τις εικόνες χρησιμοποιώντας τα μεταδεδομένα που τις συνοδεύουν και τον αλγόριθμο DOS1 ατμοσφαιρικής διόρθωσης (Dark Object Substraction) που προσφέρει το plugin του Qgis. Σε κάθε εικόνα ορίστηκαν πολύγωνα εκπαίδευσης για διάφορες κατηγορίες χρήσεων γης (δάσος, θάλασσα, χώμα, πυκνή και αραιή αστική δόμηση). Αφού ορίστηκαν τα πολύγωνα εκπαίδευσης σε όλες τις εικόνες έγινε η ταξινόμηση χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο Maximum Likelihood. Συνολικά γίνανε 6 ταξινομήσεις (2 δορυφορικές εικόνες για κάθε χρονιά \*3 διαφορετικές χρονιές). Έπειτα στις ταξινομημένες εικόνες έγινε η μετατροπή του συστήματος αναφοράς από WGS 84 σε ΕΓΣΑ 87. Για την τελική επεξεργασία οι εικόνες περαστήκαν στο ArcMap όπου κόπηκαν με το επίπεδο της περιφέρειας Αττικής και έγινε reclassify των pixels σε 2 κατηγορίες οι οποίες είναι :

- 1) Χτισμένη έκταση
- 2) Άχτιστη έκταση που περιλαμβάνει όλες τις υπόλοιπες χρήσεις γης

Με την ίδια μέθοδο που ακολουθήθηκε στις κλίσεις υπολογίστηκε σε έναν πίνακα το ποσοστό της έκτασης του κάθε δήμου που είναι χτισμένο και άχτιστο στις 3 χρονικές στιγμές (**Χάρτης 5.2** μέχρι **Χάρτης 5.4**).



Εικόνα 5.6 Αρχικές δορυφορικές εικόνες για 1991 (Πηγή : USGS)

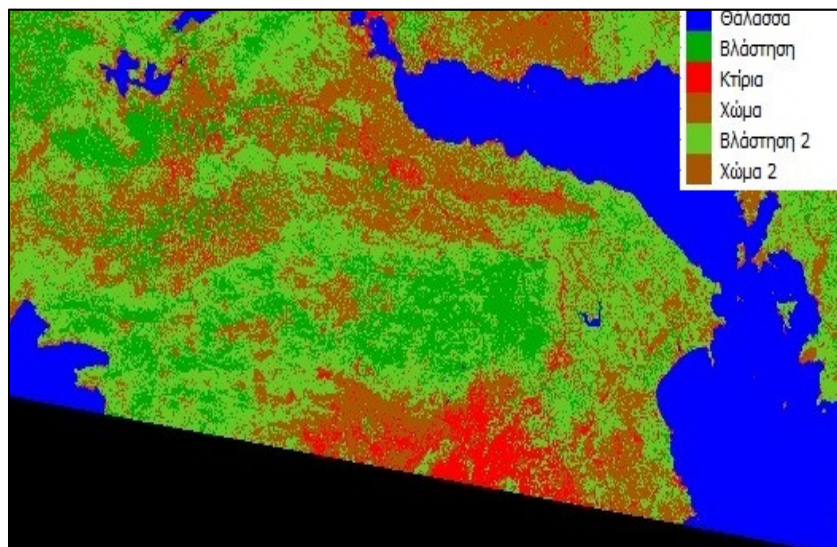


Εικόνα 5.7 Αρχικές δορυφορικές εικόνες για 2001 (Πηγή : USGS)





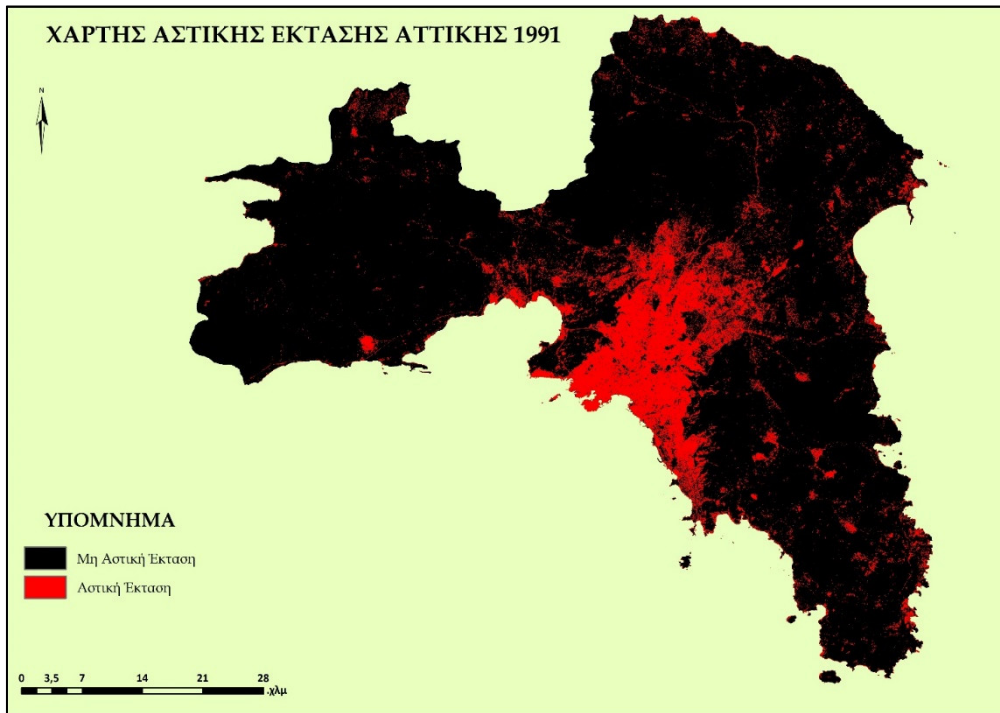
Εικόνα 5.8 Αρχικές δορυφορικές εικόνες για 2011 (Πηγή : USGS)



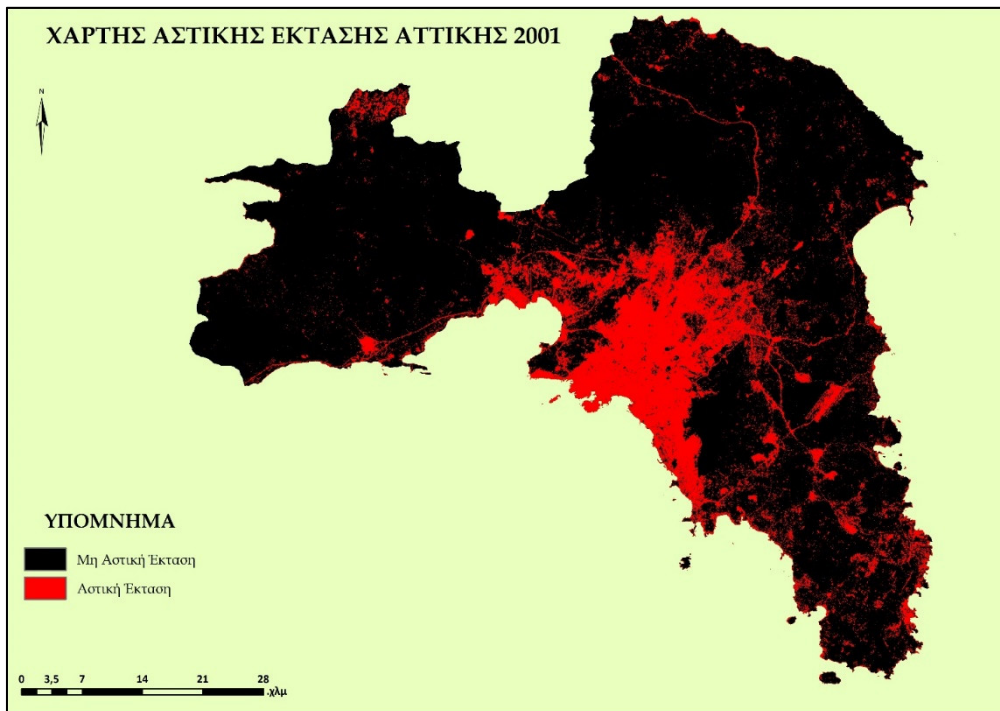
Εικόνα 5.9 Μία ενδεικτική ταξινόμηση από τις 8 που γίνανε

Επειδή οι αρχικές δορυφορικές εικόνες ήταν από διαφορετική λήψη, διαφορετικό δορυφόρο, διαφορετική εποχή κάποια pixel δεν ταξινομήθηκαν ως χτισμένα και στις 3 χρονικές στιγμές. Από την βιβλιογραφία η αστική ανάπτυξη συχνά προϋποθέτει μη αναστρεψιμότητα (Antoni 2001). Για να διορθωθεί αυτό το πρόβλημα έγινε αλληλεπίθεση των τελικών εικόνων που είναι χωρισμένες σε χτισμένη και άχτιστη έκταση. Έτσι στην τελική εικόνα του 1991 προστέθηκε η τελική εικόνα του 2001 για να δημιουργηθεί η εικόνα για το 2001 και σε αυτή προστέθηκε η τελική εικόνα του 2011 για να

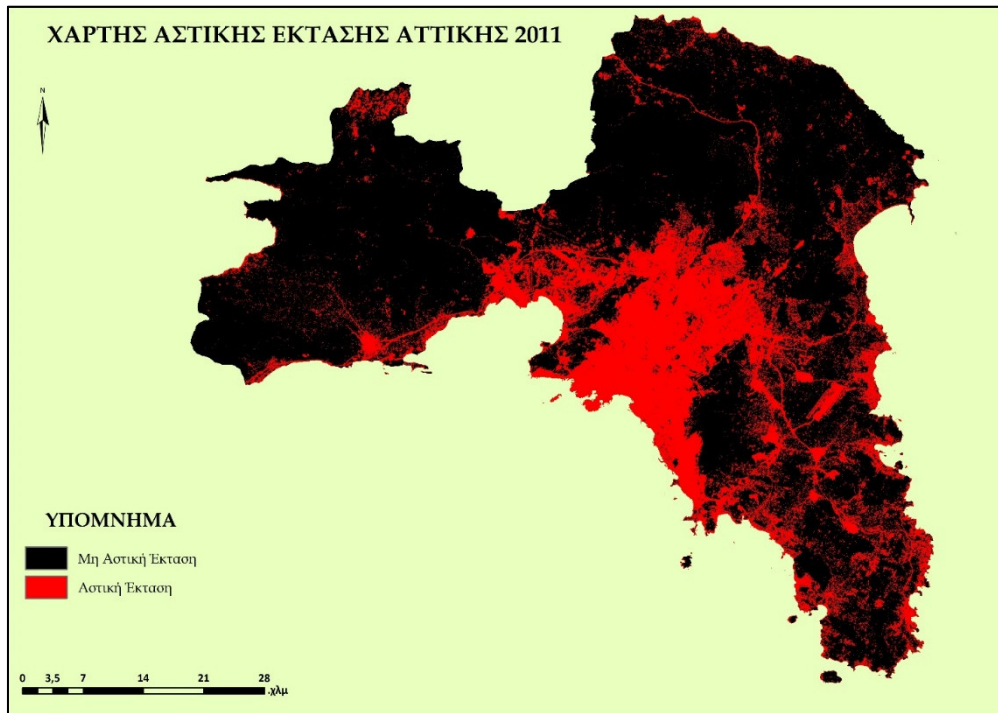
δημιουργηθεί η εικόνα του 2011. Ακολουθούν οι 3 χάρτες που δημιουργήθηκαν με τις χτισμένες και άχτιστες εκτάσεις που δημιουργήθηκαν (Χάρτης 5.2 μέχρι Χάρτη 5.4).



ΧΑΡΤΗΣ 5.2 ΧΑΡΤΗΣ ΑΣΤΙΚΗΣ ΕΚΤΑΣΗΣ ΤΟ 1991



ΧΑΡΤΗΣ 5.3 ΧΑΡΤΗΣ ΑΣΤΙΚΗΣ ΕΚΤΑΣΗΣ ΤΟ 2001



ΧΑΡΤΗΣ 5.4 ΧΑΡΤΗΣ ΑΣΤΙΚΗΣ ΕΚΤΑΣΗΣ ΤΟ 2011

Από τους παραπάνω χάρτες είναι εμφανής η συνεχής οικοδόμηση της περιφέρειας ιδιαίτερα στα ανατολικά τμήματα της περιφέρειας με το χτίσιμο του νέου αεροδρομίου του «Ελ. Βενιζέλου».

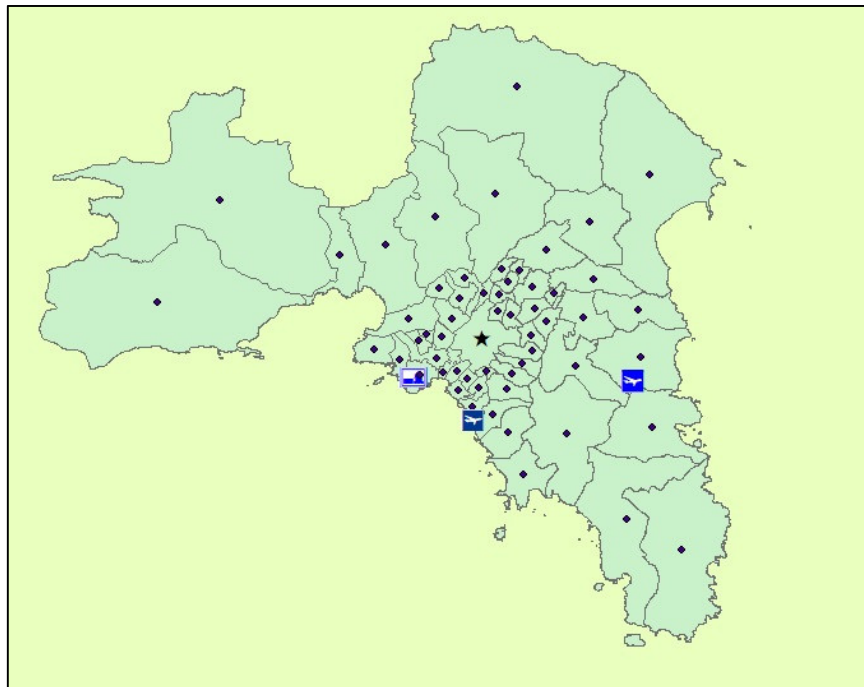
### 5.3.4 Προφίλ Δήμων

Υπολογιστήκαν και διάφορα στοιχεία για το προφίλ του κάθε δήμου. Αυτά τα στοιχεία δεν χρησιμοποιήθηκαν για την ομαδοποίηση των δήμων αλλά ήταν απαραίτητα για να καταλάβει το νευρωνικό δίκτυο στοιχεία για την θέση του κάθε δήμου, πόσο επηρεάζεται από τους γειτονικούς δήμους και από σημεία ιδιαίτερου ενδιαφέροντος όπως το αεροδρόμιο το λιμάνι και το κέντρο της Αττικής. Από το site του Openstreetmap βρέθηκε ο πλήρης οδικός χάρτης της περιφέρειας της Αττικής. Αρχικά βρέθηκε το μήκος του οδικού δικτύου που βρίσκεται μέσα σε κάθε δήμο και διαιρέθηκε με την περίμετρο του δήμου. Αυτός ο δείκτης θα μας βοηθήσει να δούμε πόσο «πυκνό» είναι το οδικό δίκτυο του κάθε δήμου.

$$\Deltaείκτης \text{ Οδικού Δικτύου Δήμου} (\Delta. \text{Ο.} \Delta. \Delta) = \frac{\text{Μήκος Οδικού Δικτύου του Δήμου σε km}}{\text{Περίμετρος Δήμου σε km}}$$

Έπειτα χρησιμοποιήθηκε ο χάρτης του οδικού δικτύου για να υπολογιστούν οι ελάχιστες αποστάσεις των κέντρων βαρών για κάθε δήμο βάσει του οδικού δικτύου χρησιμοποιώντας το Network Analyst του ArcMap :

- 1) από το κέντρο της πόλης (δηλαδή το κέντρο βάρους του δήμου Αττικής)
- 2) από το αεροδρόμιο «Ελευθέριος Βενιζέλος» για το 2011 και για τις προβλέψεις και από το αεροδρόμιο του «Ελληνικού» μέχρι και το 2001 που ήταν και η τελευταία χρονιά λειτουργίας του
- 3) από το λιμάνι του Πειραιά

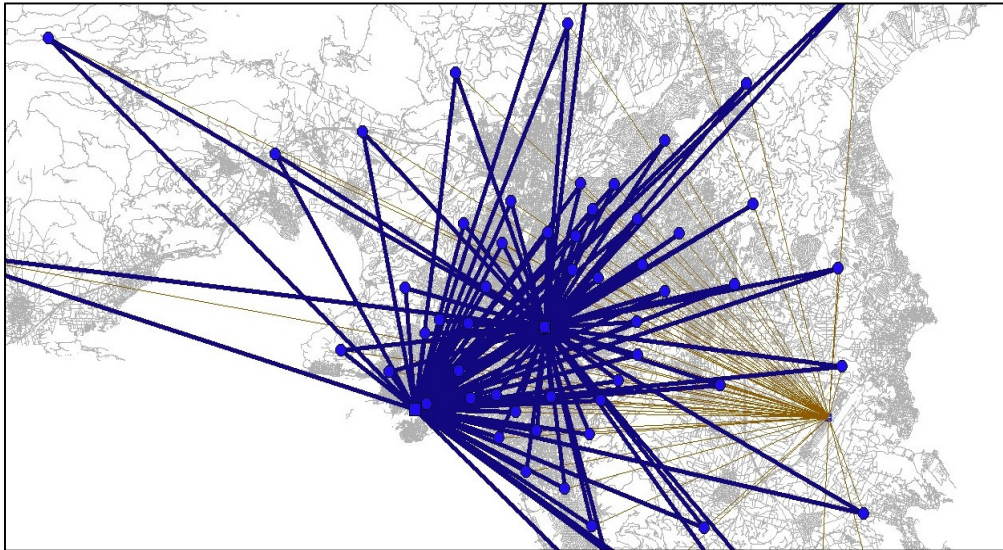


Εικόνα 5.10 Σημεία ενδιαφέροντος και κέντρα βαρών δήμων

Για την μέτρηση αποστάσεων βάση οδικού δικτύου χρησιμοποιήθηκε το εργαλείο OD Cost Matrix Analysis του Arcmap το οποίο βρίσκει τις πιο σύντομες διαδρομές βάσει ενός δικτύου (το οδικό δίκτυο στην συγκεκριμένη εφαρμογή) από πολλές αφετηρίες σε πολλούς προορισμούς. Το αποτέλεσμα που επιστρέφει είναι οι αποστάσεις βάσει του δικτύου αν και γραφικά επιστρέφει τις



ευθείες γραμμές και όχι την διαδρομή που υπολογιστική για λόγους ταχύτητας των αποτελεσμάτων (Εικόνα 5.11).



Εικόνα 5.11 Οι αποστάσεις που υπολογίστηκαν στο Network Analyst

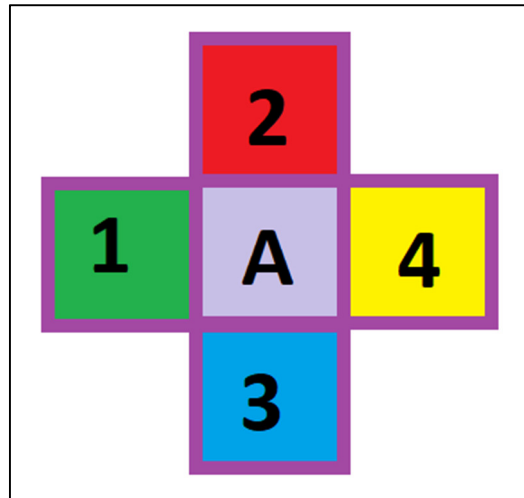
Επίσης βρέθηκε η περίμετρος του κάθε δήμου και υπολογίστηκε το ποσοστό των συνόρων του κάθε δήμου με τους γειτονικούς του δήμους.

*Ποσοστό συνόρου δήμου με έναν γειτονικό δήμο*

$$= \frac{\text{Μήκος συνόρου δήμου με τον γειτονικό του δήμο (σε km)}}{\text{Περίμετρος δήμου (σε km)}}$$

Με αυτόν το τρόπο όταν οι δήμοι ταξινομηθούν σε ομάδες θα είναι δυνατόν να υπολογιστεί το ποσοστό του συνόρου του κάθε δήμου με την κάθε ομάδα.

Ακολουθεί ένα παράδειγμα χρησιμοποιώντας την **Εικόνα 5.12** για καλύτερη κατανόηση. Έτσι το πολύγωνο Α της **Εικόνας 5.12** συνορεύει με 4 πολύγωνα και έχει 25% σύνορο με ομάδα 1 , 25% σύνορο με ομάδα 2 , 25% σύνορο με ομάδα 3 και 25% σύνορο με ομάδα 4 και 0% με ομάδα 5.



**Εικόνα 5.12** Παράδειγμα αντιστοίχισης ποσοστού συνόρων ενός δήμου με κάθε ομάδα

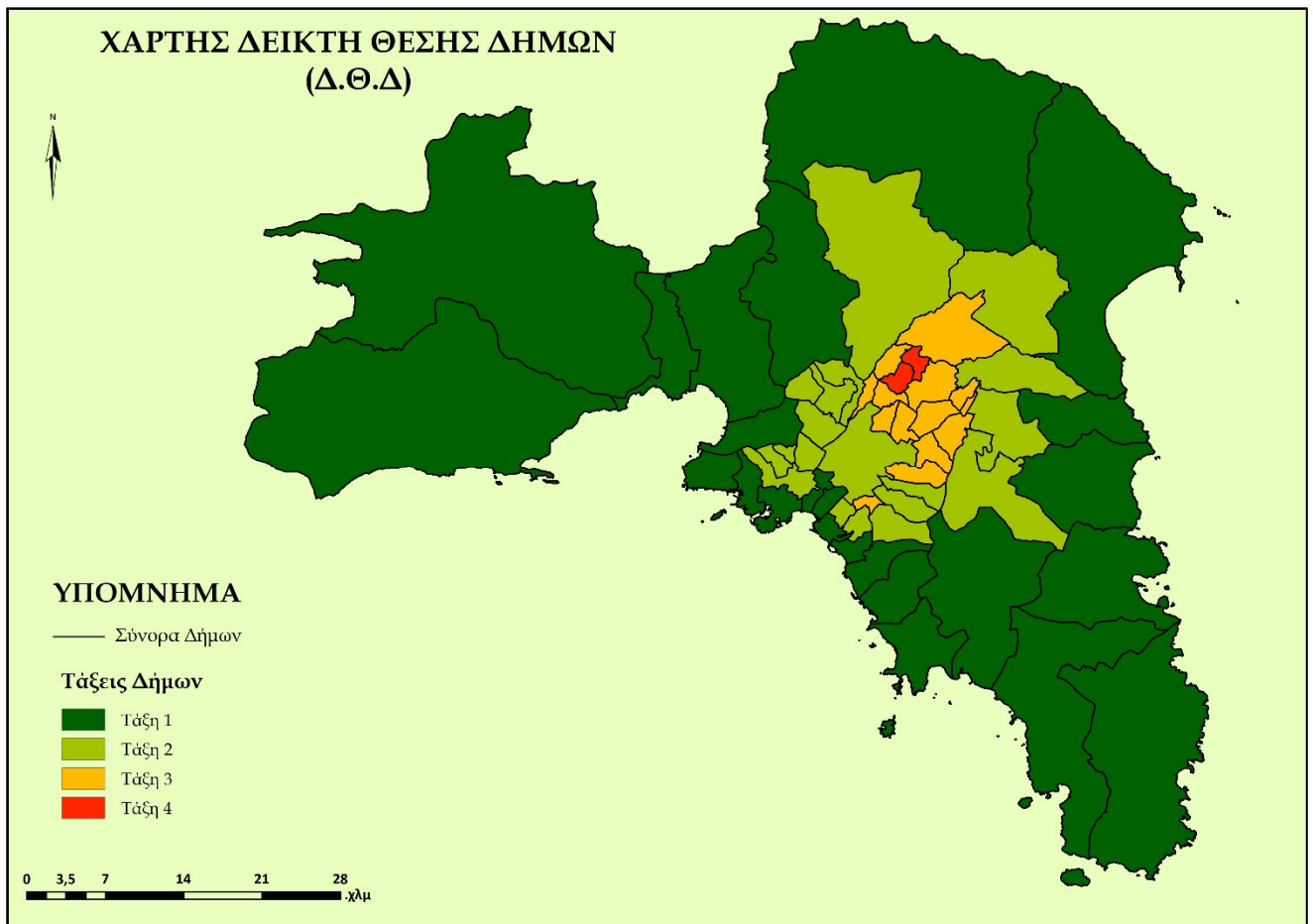
Επίσης δημιουργήθηκαν 2 ακόμα στήλες : μια για το ποσοστό σύνορου του δήμου με την θάλασσα για τους παραθαλάσσιους δήμους και μια για τους ακριανούς δήμους της περιφέρειας οπού θεωρήθηκε ότι συνορεύουν με βουνό (**Εικόνα 5.13**).



**Εικόνα 5.13** Τα σύνορα των δήμων με θάλασσα και βουνό

Από την «**Εικόνα 5.13**» παρατηρούμε ότι όντως οι ακριανοί δήμοι της περιφέρειας Αττικής συνορεύουν κυρίως με ορεινές εκτάσεις .

Τέλος βρέθηκε ακόμα ένας δείκτης σχετικά με την θέση του δήμου. Αυτός ο δείκτης ονομάστηκε Δείκτης Θέσης Δήμου (Δ.Θ.Δ) και δημιουργήθηκε με τον εξής τρόπο : Οι ακριανοί δήμοι παίρνουν την τιμή 1 και ανήκουν στην πρώτη τάξη, μετά όσοι δήμοι συνορεύουν μόνο με δήμους πρώτης τάξης παίρνουν την τιμή 2 και ανήκουν στην δεύτερη τάξη, όσοι δήμοι συνορεύουν μόνο με δήμους δεύτερης τάξης παίρνουν τιμή 3 και ανήκουν στην Τρίτη τάξη και ούτω καθεξής μέχρι να πάρουν μια τιμή όλοι οι δήμοι.



**ΧΑΡΤΗΣ 5.5** ΧΑΡΤΗΣ ΔΕΙΚΤΗ ΘΕΣΗΣ ΔΗΜΩΝ (Δ.Θ.Δ)

Παρατηρείται από τον «**Χάρτη 5.5**» ότι στην συγκεκριμένη εφαρμογή της περιφέρειας Αττικής η μεγαλύτερη τιμή που υπάρχει είναι η τιμή 4.

## 5.4 Προσδιορισμός Διαχρονικών Ομάδων Δήμων με FCM

Μετά την προ επεξεργασία των δεδομένων δημιουργήθηκε ο κατάλληλος πίνακας για να εφαρμοστεί ο αλγόριθμος Fuzzy C Means (FCM) στο περιβάλλον του προγράμματος Matlab. Για την ομαδοποίηση χρησιμοποιήθηκε το toolbox με τίτλο «Fuzzy Clustering And Data Analysis Toolbox» το οποίο είναι Open Source. Από τις αρχικές χρήσεις κτιρίων που ήταν διαθέσιμες επιλέχθηκαν να χρησιμοποιηθούν στον αλγόριθμο FCM οι 5 χρήσεις που φαίνονται στον παρακάτω πίνακα με μπλε χρώμα :

Αποκλειστικής Χρήση	Μικτή χρήση (βάσει κύριας χρήσης)
1)Κατοικίες	2)Κατοικίες
3)Εργοστάσια-εργαστήρια + Καταστήματα-γραφεία	4)Εργοστάσια-εργαστήρια + Καταστήματα-γραφεία
5)Άλλες χρήσεις	

**Πίνακας 5.3** Οι χρήσεις κτιρίων που επιλέχθηκαν για την ομαδοποίηση (Πηγή : ΕΛΣΤΑΤ)

Όπως φαίνεται για την ομαδοποίηση χρησιμοποιήθηκαν : το ποσοστό των κατοικιών αποκλειστικής χρήσης, το ποσοστό των κατοικιών μικτής χρήσης, το ποσοστό των εργοστασίων/εργαστηρίων που προστέθηκε με το ποσοστό των καταστημάτων/γραφείων για αποκλειστική και μικτή χρήση ώστε να φανούν οι δήμοι που έχουν κυρίως βιομηχανικές περιοχές ή περιοχές με καταστήματα και οι άλλες χρήσεις για αποκλειστική που συνδέονται κυρίως με τον πρωτογενή τομέα ώστε να φανούν οι δήμοι που έχουν κυρίως ανεπτυγμένο τον πρωτογενή τομέα. Όλα τα στοιχεία που χρησιμοποιήθηκαν στην ομαδοποίηση παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα :



Όνομα Δήμου	Όνομα Δήμου	Όνομα Δήμου	Όνομα Δήμου
Μόνιμος Πληθυσμός 2011	Ρυθμός Ανάπτυξης Μόνιμου Πληθυσμού 2011-2001	Πυκνότητα Πληθυσμού 2011	Ποσοστό Άχτιστης Έκτασης 2001
Μόνιμος Πληθυσμός 2001	Ρυθμός Ανάπτυξης Μόνιμου Πληθυσμού 2001-1991	Πυκνότητα Πληθυσμού 2001	Ποσοστό Χτισμένης Έκτασης 2011
Μόνιμος Πληθυσμός 1991	Ρυθμός Ανάπτυξης Μόνιμου Πληθυσμού 1991-1981	Πυκνότητα Πληθυσμού 1991	Ποσοστό Άχτιστης Έκτασης 2011
Σύνολο κτιρίων 2011	Ρυθμός Ανάπτυξης Κτιρίων 2011-2001	Ποσοστό εκτάσεων με κλίσεις 0-10 μοίρες	Χωροθετικό ηηλικό πυκνότητας πληθυσμού 1991
Σύνολο κτιρίων 2001	Ρυθμός Ανάπτυξης Κτιρίων 2001-1991	Ποσοστό εκτάσεων με κλίσεις 10-23	Χωροθετικό ηηλικό πυκνότητας πληθυσμού 2001
Σύνολο κτιρίων 1991	Ρυθμός Ανάπτυξης Κτιρίων 1991-1981	Ποσοστό εκτάσεων με κλίσεις 23 μοίρες και πάνω	Χωροθετικό ηηλικό πυκνότητας πληθυσμού 2011

Όνομα Δήμου	Όνομα Δήμου	Όνομα Δήμου
Ποσοστό Αποκλειστικής Χρήσης κατοικίες 2011	Ποσοστό Αποκλειστικής Χρήσης κατοικίες 2001	Ποσοστό Αποκλειστικής Χρήσης κατοικίες 1991
Ποσοστό Μικτής Χρήσης κατοικίες 2011	Ποσοστό Μικτής Χρήσης κατοικίες 2001	Ποσοστό Μικτής Χρήσης κατοικίες 1991
Ποσοστό Αποκλειστικής Χρήσης Εργοστάσια-Εργαστήρια + Καταστήματα-Γραφεία 2011	Ποσοστό Αποκλειστικής Χρήσης Εργοστάσια-Εργαστήρια + Καταστήματα-Γραφεία 2001	Ποσοστό Αποκλειστικής Χρήσης Εργοστάσια-Εργαστήρια + Καταστήματα-Γραφεία 1991
Ποσοστό Μικτής Χρήσης Εργοστάσια-Εργαστήρια + Καταστήματα-Γραφεία 2011	Ποσοστό Μικτής Χρήσης Εργοστάσια-Εργαστήρια + Καταστήματα-Γραφεία 2001	Ποσοστό Μικτής Χρήσης Εργοστάσια-Εργαστήρια + Καταστήματα-Γραφεία 1991
Ποσοστό Αποκλειστικής Χρήσης Άλλες Χρήσεις 2011	Ποσοστό Αποκλειστικής Χρήσης Άλλες Χρήσεις 2001	Ποσοστό Αποκλειστικής Χρήσης Άλλες Χρήσεις 1991

Πίνακας 5.4 Στοιχεία που χρησιμοποιήθηκαν στην ομαδοποίηση

Μετά από πολλές δοκιμές ομαδοποίησης αποφασίστηκε οι νομοί Αθηνών, Περιστερίου και Πειραιώς να δημιουργήσουν μια ομάδα μόνοι τους καθώς όταν μπαίνανε μέσα στον αλγόριθμο FCM χαλούσαν την ομαδοποίηση λόγω των υψηλών τιμών τους στα περισσότερα στοιχεία με αποτέλεσμα να δημιουργούσαν 1 ή 2 ομάδες στην οποία συμμετείχαν μόνο αυτοί οι 3 δήμοι. Επιπλέον επειδή τα στοιχεία του μόνιμου πληθυσμού, αριθμού κτιρίων, πυκνότητας πληθυσμού ήτανε πολύ μεγαλύτερα σε σχέση με τα υπόλοιπα στοιχεία που χρησιμοποιήθηκαν για την

ομαδοποίηση ( δηλαδή της τάξης μερικών χιλιάδων σε σχέση με τα υπόλοιπα στοιχεία που ήταν ποσοστά δηλαδή από 0 έως 1) και χαλούσαν την ομαδοποίηση έγινε μια κανονικοποίηση σύμφωνα με τον τύπο :

$$\text{Κανονικοποιημένη Τιμή}(K.T) = \frac{\text{Τιμή στοιχείου}}{\text{Μέγιστη τιμή στοιχείου} - \text{Ελάχιστη τιμή στοιχείου}}$$

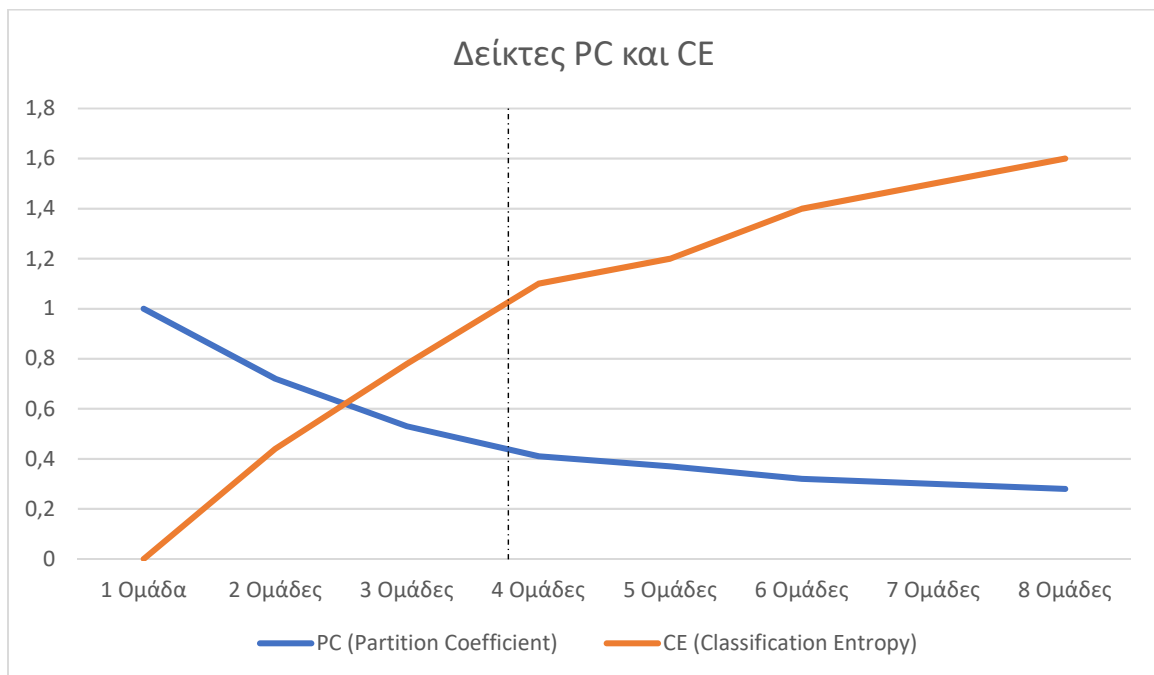
Στο Matlab τελικά εισήχθη ένας πίνακας με διαστάσεις 165 \* 16 ( δηλαδή 55 δήμοι επί 3 δεκαετίες=165 και 16 στοιχεία για κάθε δεκαετία ανά δήμο όπως αναφέρθηκαν παραπάνω).

Αφού μπόυνε τα δεδομένα στο πρόγραμμα πρέπει να επιλεχτεί ο αριθμός των ομάδων στο πρόγραμμα όπως αναφέρθηκε στο κεφάλαιο «**3. Μέθοδοι και Τεχνικές**». Για την σωστή επιλογή των διαχρονικών ομάδων χρησιμοποιήθηκαν οι δείκτες που προσφέρει το toolbox. Η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε είναι : Τα δεδομένα ομαδοποιήθηκαν 9 φορές για αριθμό τάξεων από 1 ομάδα μέχρι 8 ομάδες και παρατηρήθηκαν οι τιμές που παίρνουν οι δείκτες Partition Coefficient (PC) και Classification Entropy (CE) όπως φαίνονται στο «**Διάγραμμα 5.2**». Παρατηρείται ότι οι 2 συναρτήσεις τείνουν προς μια μονότονη συμπεριφορά όσο ο αριθμός των ομάδων μεγαλώνει. Για να βρεθεί ο βέλτιστος αριθμός των ομάδων χρησιμοποιείται το «κριτήριο του αγκώνα» (Grekousis and Hatzichristos 2012) δηλαδή επιλέγεται το σημείο του διαγράμματος όπου φαίνεται να γίνεται ένα «σπάσιμο» μετά την τομή των 2 γραμμών. Όπως φαίνεται στο διάγραμμα στην συγκεκριμένη περίπτωση ο κατάλληλος αριθμός των ομάδων είναι 4. Επίσης από την βιβλιογραφία (Grekousis and Hatzichristos 2012) για την κατάλληλη επιλογή των ομάδων αναφέρεται ότι πρέπει να ελεγχθούν και άλλοι δείκτες όπως οι δείκτες Xie and Beni's index (XB) , ο separation index S (S) , ο partition index SC (SC), ο Dunn Index (DI) και ο Alternative Dunn Index (ADI). Όσο πιο μικρή τιμή έχει ο δείκτης Xie and Beni's index (XB) τόσο πιο καλά είναι διαχωρισμένα τα clusters μεταξύ τους. Μικρές τιμές στο separation index S (S) δείχνουν καλό αποτέλεσμα ενώ όσο μικρότερες τιμές έχει ο partition index SC (SC) τόσο καλύτερα τα αποτελέσματα των clusters. Οι δείκτες αυτοί παρουσιάζονται στο «**Διάγραμμα 5.3**». Παρατηρείται από το «**Διάγραμμα 5.3**» ότι στις 4 ομάδες υπάρχουν τα καλύτερα αποτελέσματα καθώς οι δείκτες DI,ADI και S έχουν γενικά μικρές τιμές ενώ οι δείκτες XB και SC έχουν τις μικρότερες τιμές από 4 ομάδες και μετά. Οπότε τελικά επιλέγεται ο αριθμός των 4 ομάδων.

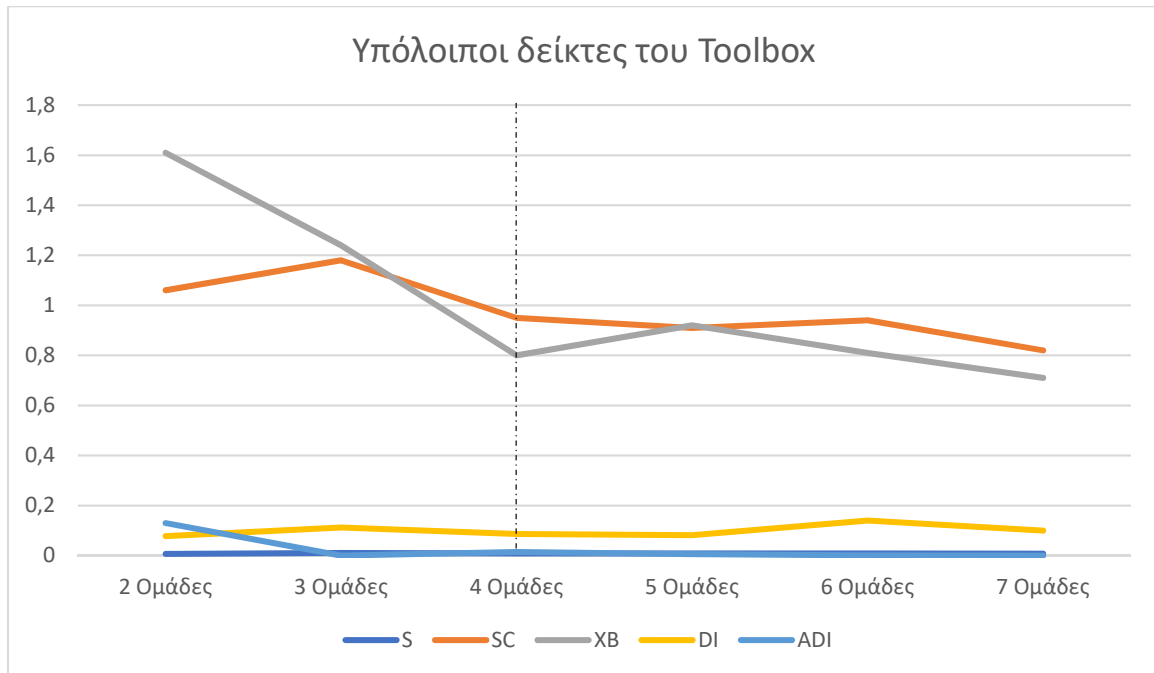
Οι τιμές που πήρανε οι παράμετροι που χρειάζονται για την εφαρμογή του αλγορίθμου FCM και αναφέρθηκαν στην μεθοδολογική προσέγγιση παρουσιάζονται στην «**Εικόνα 5.14**».

```
1 %εισαγωγή των δεδομένων
2 - load dhmoi.dat
3 - data.X =dhmoi(:,:);
4
5 %ρύθμιση παραμέτρων ομαδοποίησης
6 - param.c=4;%παράμετρος c(πόσες ομάδες θα δημιουργηθούν)
7 - param.m=2;%παράμετρος m(καθορίζει τον βαθμό ασάφειας των ομάδων)|
8 - param.e=1e-6;%παράμετρος e(τερματίζει τον αλγόριθμο όταν στις επαναληπτικές ομαδοποιήσεις
9 %τα κέντρα των clusters αλλάζουν λιγότερο από αυτόν τον αριθμό)
10
11 - param.ro=ones(1,param.c);
12 - param.val=1;%ρυθμίζει ποιους δείκτες αξιοπιστίας να δώσει το πρόγραμμα(στην συγκεκριμένη εφαρμογή
13 %παρουσιάζονται όλοι οι δείκτες αξιοπιστίας)
14
15 - result = FCMclust(data,param);%εφαρμόζει τον αλγόριθμο FCM
16
17 %αποτελέσματα
18 - result = validity(result,data,param);%δίνει τα κέντρα των clusters και το ποσοστό που ανήκει το κάθε στοιχείο
19 %σε κάθε ομάδα
20 - result.validity%δείχνει τους δείκτες αξιοπιστίας της ομαδοποίησης
```

**Εικόνα 5.14** Η ρύθμιση των μεταβλητών ομαδοποίησης στο Matlab



**Διάγραμμα 5.2** Δείκτες ομαδοποίησης PC και CE για διαφορετικό αριθμό ομάδων



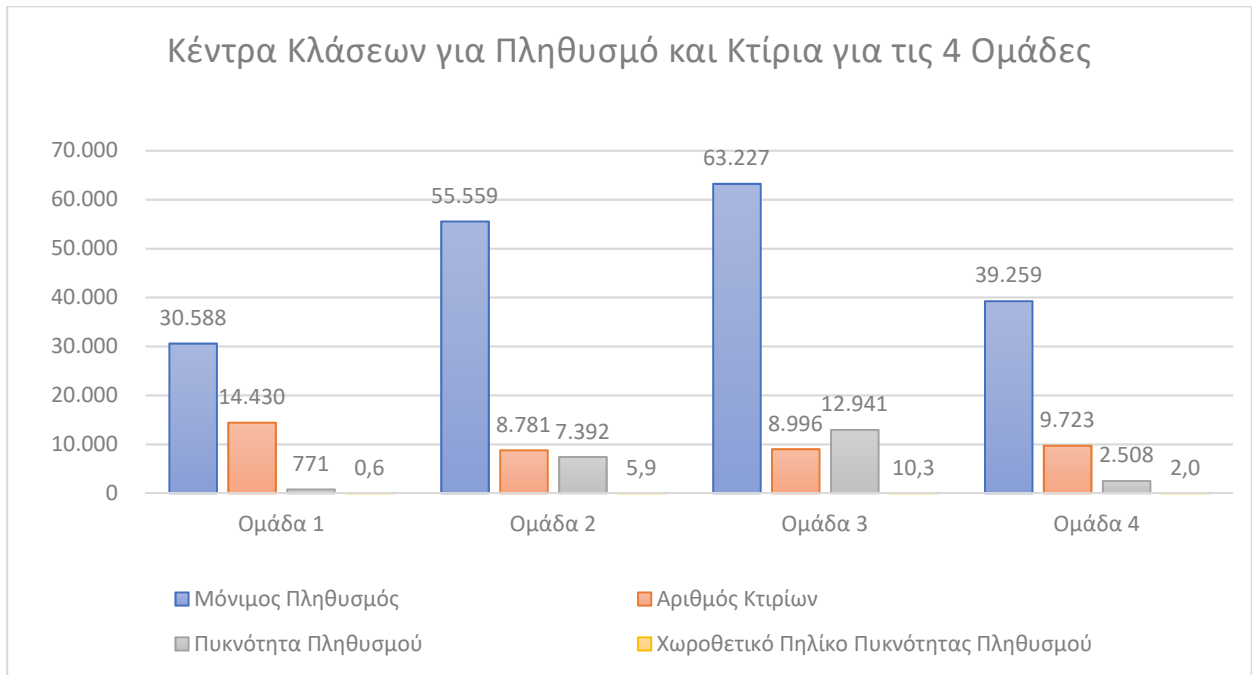
**Διάγραμμα 5.3** Υπόλοιποι δείκτες ομαδοποίησης για διαφορετικό αριθμό ομάδων

Ο αλγόριθμος FCM δίνει σαν αποτέλεσμα έναν πίνακα με τα ποσοστά των δήμων για κάθε ομάδα και ένα πίνακα με τα κέντρα των ομάδων(cluster center) για κάθε δεδομένο που έχει εισαχθεί.

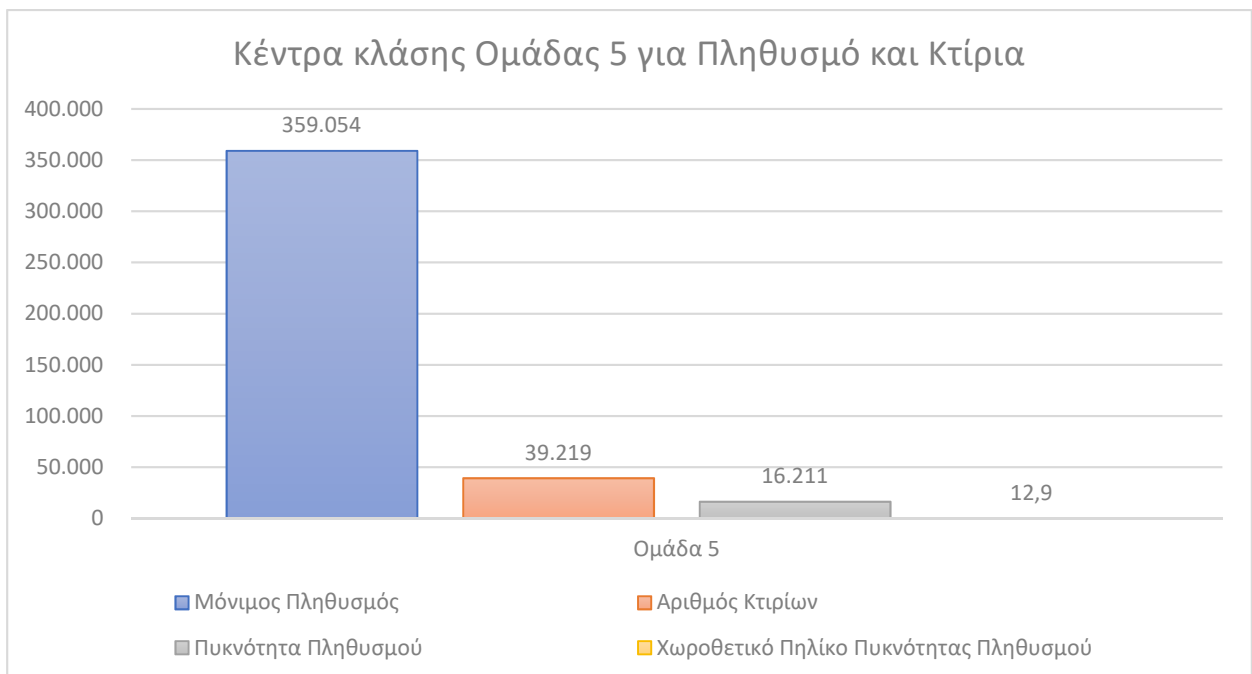
Όπως αναφέρθηκε παραπάνω οι δήμοι Αθηνών, Περιστερίου και Πειραιά αποφασίστηκε να μην μπουν στην ομαδοποίηση με τους υπολοίπους δήμους οπότε εφαρμόστηκε ο αλγόριθμος FCM μόνο για αυτούς τους 3 βάζοντας στην παράμετρο  $c$  (αριθμός ομάδων) την τιμή 1 και στην παράμετρο  $m$  (βαθμό ασάφειας) την τιμή 1 που όπως αναφέρθηκε στο υποκεφάλαιο «**3.2.1 Ομαδοποίηση με αλγόριθμο Fuzzy C Means**» « Όσο το  $m$  τείνει προς το 1 τόσο το αποτέλεσμα της ομαδοποίησης μετατρέπεται σε κλασική μέθοδο ομαδοποίησης και τα δεδομένα ταξινομούνται σε μια μόνο τάξη δηλαδή παίρνουν τιμή 0 ή 1». Με αυτόν τον τρόπο οι 3 αυτοί δήμοι δημιουργούν μια ομάδα μόνοι τους(η οποία ονομάστηκε Ομάδα 5 στην παρούσα εργασία) στην οποία ανήκουν με ποσοστό 100%.

Παρατηρώντας κυρίως τα **Διαγράμματα 5.4** και **5.5** με τα κέντρα κλάσεων πληθυσμού και κτιρίων γίνεται εμφανής η διαφορά της Ομάδας 5 με τις υπόλοιπες ομάδες.

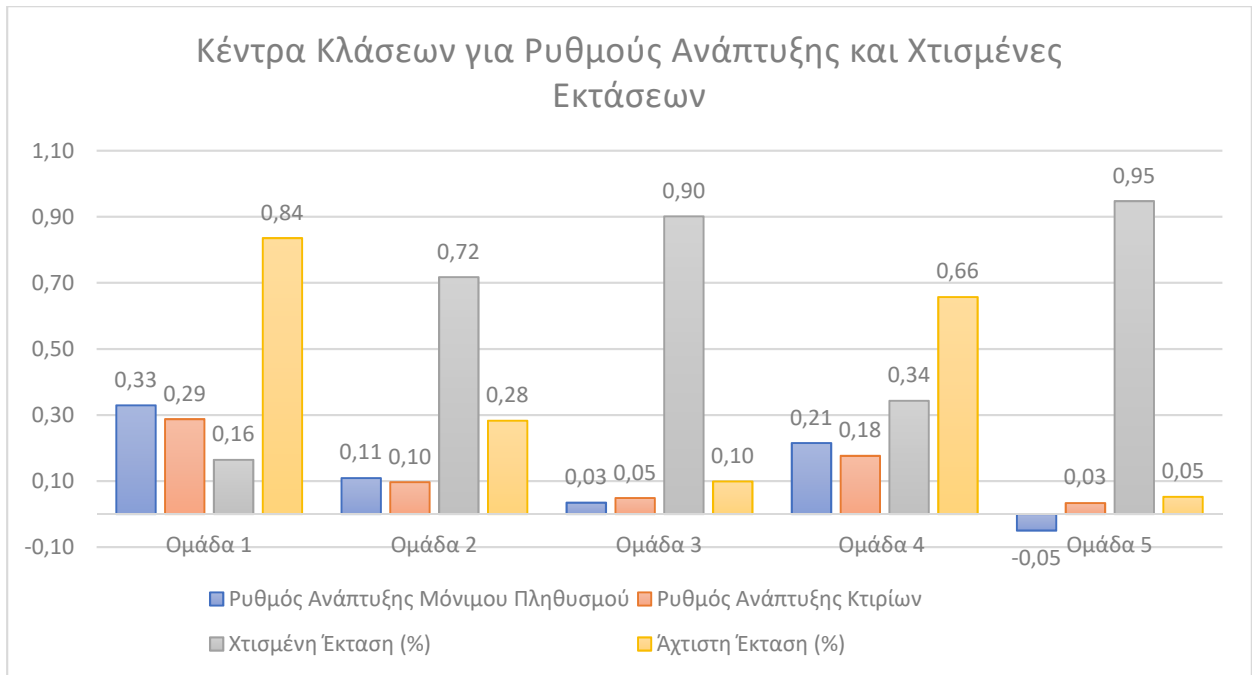
Τα κέντρα και των 5 ομάδων παρουσιάζονται στα παρακάτω διαγράμματα :



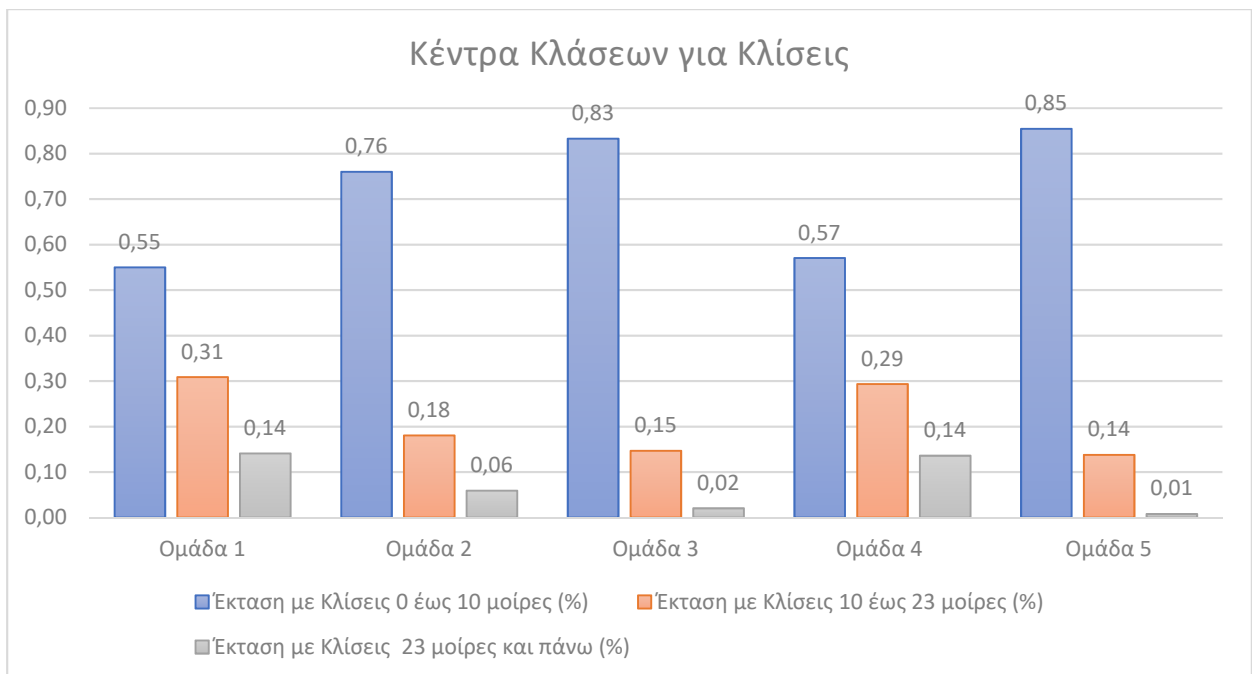
**Διάγραμμα 5.4** Κέντρα κλάσεων για πληθυσμό και κτίρια



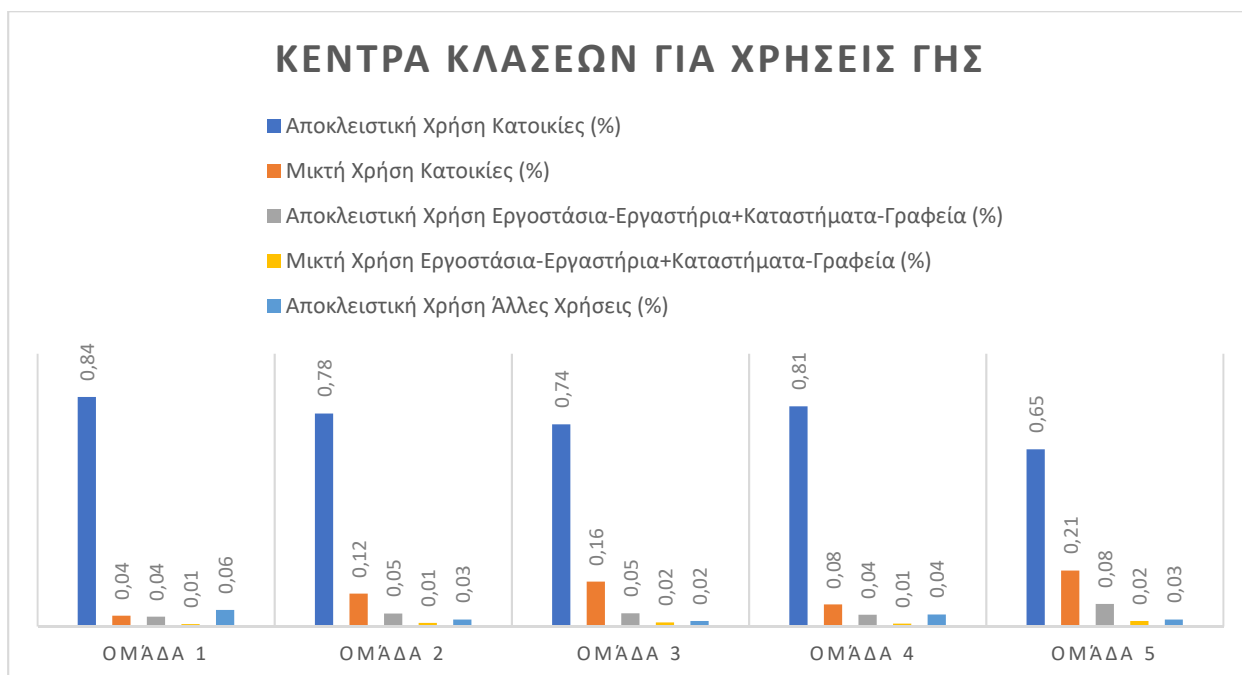
**Διάγραμμα 5.5** Κέντρα κλάσεων για πληθυσμό και κτίρια ομάδας 5



**Διάγραμμα 5.6** Κέντρα κλάσεων ρυθμούς ανάπτυξης και χτισμένες εκτάσεις



**Διάγραμμα 5.7** Κέντρα κλάσεων για κλίσεις



Διάγραμμα 5.8 Κέντρα κλάσεων για χρήσεις γης

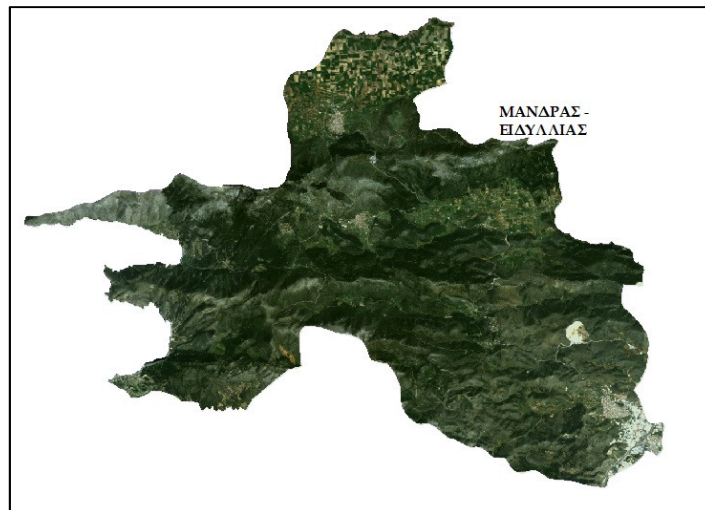
Στο επόμενο υποκεφάλαιο γίνεται η ερμηνεία της κάθε ομάδας και τι αντιπροσωπεύει χρησιμοποιώντας τα παραπάνω διαγράμματα με τα κέντρα της κάθε ομάδας.

## 5.5 Ερμηνεία Ομάδων

Πρέπει να σημειωθεί ότι τα στοιχεία για την γεωμορφολογία των ομάδων που αναφέρονται παρακάτω στην ερμηνεία των ομάδων πρέπει να ληφθούν υπόψη κυρίως για τους δήμους που ανήκουν σε αυτήν την ομάδα κατά την διάρκεια των χρόνων και δεν αλλάζουν ομάδα ή ανήκουν σε μια ομάδα με μεγάλο ποσοστό καθώς οι δήμοι που αλλάζουν ομάδες δεν γίνεται να αλλάξουν γεωμορφολογία μέσα στο πέρασμα των χρόνων (Παρατηρώντας το Διάγραμμα 5.7 με τις κλίσεις όλες οι ομάδες εκτός από την ομάδα 1 και 4 έχουν παρόμοιο γεωμορφολογικό προφίλ και είναι κυρίως πεδινού).

Μετά από την ερμηνεία της κάθε ομάδας ακολουθεί και μια δορυφορική εικόνα ενός χαρακτηριστικού δήμου από την ομάδα αυτή για μια πιο ολοκληρωμένη εικόνα της κάθε ομάδας. Τα κριτήρια επιλογής του ενδεικτικού δήμου για να χρησιμοποιηθεί η εικόνα του σαν παράδειγμα ήταν να μην αλλάξει ομάδα από το 1991 μέχρι το 2011 και να ανήκει στην ομάδα αυτή με μεγάλο ποσοστό. Οι δορυφορικές εικόνες που χρησιμοποιούνται είναι από την χρονιά 2011.

**Ομάδα 1** : Από τα διαγράμματα καταλαβαίνουμε ότι η ομάδα 1 έχει τους μικρότερους απόλυτους αριθμούς για τον πληθυσμό καθώς και μικρότερη πυκνότητα πληθυσμού και σαν απόλυτο αριθμό αλλά και σε σχέση με τον μέσο όρο της περιφέρειας Αττικής. Παρόλο που οι δήμοι της ομάδας 1 έχουν τους μικρότερους πληθυσμούς έχουν αρκετά μεγάλο αριθμό κτιρίων που εξηγείται από το μεγάλο τους μέγεθος και ότι τα περισσότερα κτίρια χρησιμοποιούνται σαν εσοχικά ή για άλλες χρήσεις. Αντίθετα έχει τους υψηλότερους ρυθμούς ανάπτυξης πληθυσμού και κτιρίων ενώ η έκταση των νομών που ανήκουν σε αυτήν την ομάδα είναι κυρίως άχτιστη (84 %) που δείχνει δυναμική απορρόφηση για νέους κατοίκους και κτίρια. Όπως αναφέρθηκε παραπάνω από μορφολογία σε αυτούς τους δήμους ανήκουν οι πιο ορεινή. Από τις χρήσεις γης βλέπουμε ότι έχουν το υψηλότερο ποσοστό άλλων χρήσεων που αφορά αγροτικές δραστηριότητες ή άλλες δραστηριότητες πρωτογενούς τομέα και μεγάλο ποσοστό αποκλειστικής χρήσης κατοικίας. Συμπεραίνουμε ότι σε αυτήν την ομάδα ανήκουν οι αναπτυσσόμενοι δήμοι και θεωρούνται οι δήμοι στην μικρότερη βαθμίδα εξέλιξης. Είναι το πρώτο στάδιο των περισσότερων δήμων την αρχική χρονιά της εφαρμογής δηλαδή το 1991.

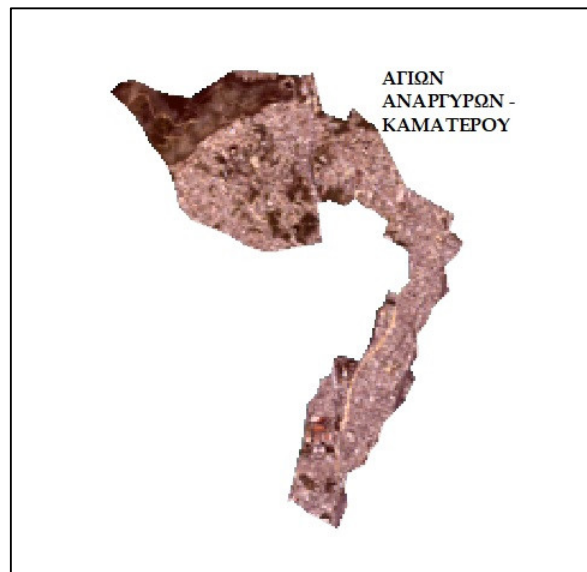


**Εικόνα 5.15** Παράδειγμα δήμου ομάδας 1

Όπως φαίνεται και από την **Εικόνα 5.15** είναι δήμοι συνήθως μεγάλη σε έκταση με αρκετές μη αστικές εκτάσεις και βρίσκονται στα εξωτερικά όρια της περιφέρειας (Υπόλοιπο Αττικής). Την χρονιά 1991 πολλοί δήμοι ανήκαν σε αυτήν την ομάδα αλλά με το πέρασμα των χρόνων πέρασαν σε ομάδες πιο αστικοποιημένες.



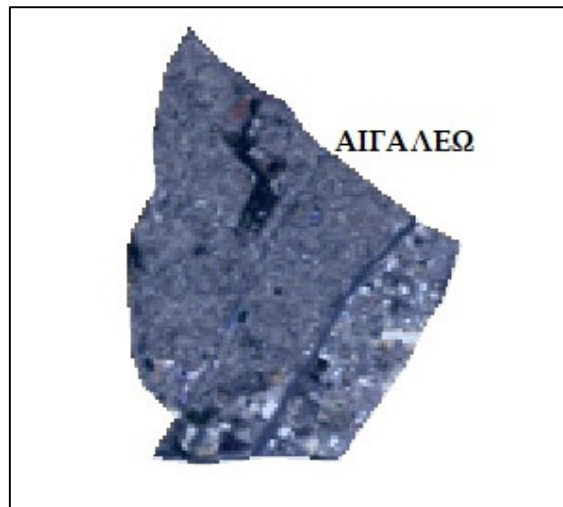
**Ομάδα 2** : Σε αυτήν την ομάδα ανήκουν δήμοι με αρκετά μεγάλο πληθυσμό και κτίρια όσα υπάρχουν περίπου στις ομάδες 1 και 3. Έχουν μεγάλη πυκνότητα πληθυσμού και αρκετά μεγαλύτερη από τον μέσο όρο της περιφέρειας. Έχουν μέτριους ρυθμούς ανάπτυξης κτιρίων και πληθυσμού της τάξης του 10 % ενώ μόνο το 28 % της έκτασής τους είναι άχτιστο. Έχουν την τρίτη μεγαλύτερη μικτή χρήση κατοικιών και αρκετά μεγάλη αποκλειστική χρήση Καταστημάτων-Γραφείων. Είναι το επόμενο στάδιο αστικοποίησης των δήμων μετά την ομάδα 4.



Εικόνα 5.16 Παράδειγμα δήμου ομάδας 2

Όπως φαίνεται από την **Εικόνα 5.16** αυτοί οι δήμοι μπορούν να θεωρηθούν ένα ενδιάμεσο στάδιο στην πορεία της εξέλιξης προς έναν πλήρως αστικοποιημένο δήμο της ομάδας 3.

**Ομάδα 3** : Στην ομάδα 3 είναι οι δήμοι με τον μεγαλύτερο πληθυσμό εκτός από τους 3 μεγάλους (Αθήνας, Περιστερίου, Πειραιώς). Είναι οικοδομημένοι σχεδόν σε όλη την έκτασή τους (90 %) ενώ έχουν πολύ μικρούς αριθμούς ανάπτυξης. Έχουν το δεύτερο μεγαλύτερο ποσοστό μικτής χρήσης κατοικιών. Είναι το τελικό στάδιο των δήμων που έχουν την μεγαλύτερη αστικοποίηση εκτός από τους δήμους της ομάδας 5. Εξάλλου οι δήμοι αυτοί είναι ήδη αναπτυγμένοι αρκετά και βρίσκονται σε ένα στάδιο πολύ αργών αλλαγών, λόγω της υπερσυγκέντρωσης πληθυσμού, της έντονης οικοδομικής δραστηριότητας του παρελθόντος και συνήθως τον ελάχιστο ελεύθερο αδόμητο χώρο που έχει εναπομείνει όπως συμβαίνει και με τους δήμους της ομάδας 5.



**Εικόνα 5.17** Παράδειγμα δήμου ομάδας 3

Όπως φαίνεται από την **Εικόνα 5.17** είναι δήμοι το ίδιο αστικοποιημένοι με αυτούς της ομάδας 5 (Αθήνα, Περιστέρι, Πειραιάς) άλλα με μικρότερους απόλυτους αριθμούς κτιρίων και κατοίκων αλλά σχεδόν την ίδια πυκνότητα πληθυσμού. Αυτό εξηγείται γιατί αυτοί οι δήμοι είναι κυρίως μικρότεροι σε μέγεθος όπως φαίνεται και από τους χάρτες με τις ομάδες δήμων.

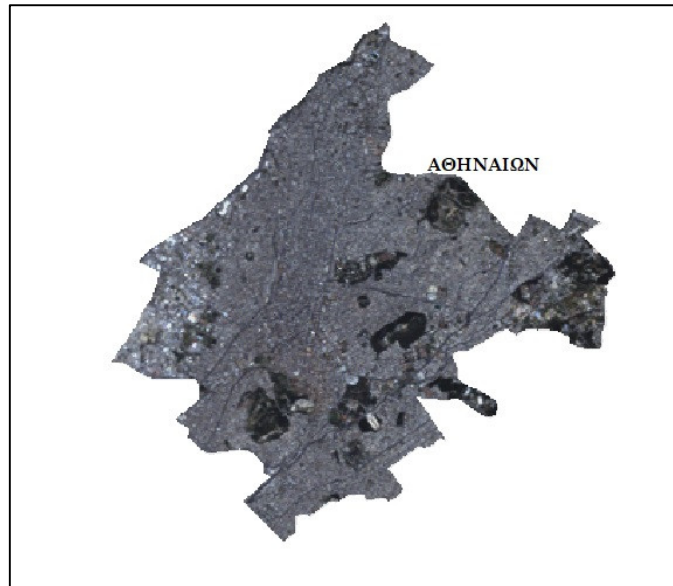
**Ομάδα 4** : Η ομάδα 4 έχει λίγο μεγαλύτερο πληθυσμό από την ομάδα 1 ενώ περίπου τον ίδιο αριθμό κτιρίων με την ομάδα 1. Έχουν τους δεύτερους υψηλότερους ρυθμούς ανάπτυξης κτιρίων (21%) και πληθυσμού (18%) από όλες τις ομάδες εκτός από την ομάδα 1. Η χτισμένη έκταση τους είναι διπλάσια από την ομάδα 1 (34% ενώ η ομάδα 1 έχει 16% χτισμένη έκταση). Από τις χρήσεις κτιρίων παρατηρείται ότι σε σχέση με την ομάδα 1 αυξάνεται η μικτή χρήση κατοικιών και μειώνονται οι άλλες χρήσεις πράγμα που δείχνει μια αστικοποίηση. Σε αυτήν την ομάδα μετατρέπονται κυρίως οι δήμοι της ομάδας 1. Γεωμορφολογικά το προφίλ τους ταιριάζει με αυτό της ομάδας 1 και είναι μαζί με την ομάδα 1 οι πιο ορεινή δήμοι της περιφέρειας (14% της έκτασή τους με κλίσεις από 23 μοίρες και πάνω) .



**Εικόνα 5.18** Παράδειγμα δήμου ομάδας 4

Όπως φαίνεται στην **Εικόνα 5.18** είναι δήμοι πιο αστικοί από την ομάδα 1 αλλά πάλι με αρκετές μη οικοδομημένες εκτάσεις και περιθώρια ανάπτυξης.

**Ομάδα 5** : Όπως έχει αναφερθεί σε αυτήν την ομάδα ανήκουν οι δήμοι Αθηνών , Περιστερίου και Πειραιώς. Αυτοί οι 3 δήμοι έχουν πολύ υψηλότερο πληθυσμό και αριθμό κτιρίων από τους υπόλοιπους δήμους( και οι 3 δήμοι βρίσκονται πάνω από 100.000 κατοίκους κυρίως με τον δήμο Αθηναίων που είχε το 1991 816.556 μόνιμους κατοίκους) . Επίσης είναι οι πιο πυκνοκατοικημένοι δήμοι της περιφέρειας (Χωροθετικό Πηλίκιο πληθυσμού είναι 12,9 πολύ πάνω από το μέσο όρο). Η έκταση τους είναι οικοδομημένη σχεδόν στο σύνολο της (95 %) ενώ έχουν μηδενικό ρυθμό ανάπτυξης κτιρίων και ελάχιστα αρνητικό ρυθμό ανάπτυξης πληθυσμού (-0.05) που δείχνει μια μικρή τάση μετακίνησης πληθυσμού προς άλλους δήμους( για παράδειγμα ο δήμος Αθηνών έφτασε το 2011 τους 664.046 μόνιμους κατοίκους από τους 816.556 που είχε το 1991) . Έχουν τον υψηλότερο ποσοστό στην μικτή χρήση κατοικίες που δείχνει τον έντονο αστικό χαρακτήρα των δήμων καθώς και το υψηλότερο ποσοστό χρήσης Καταστήματα- Γραφεία που δείχνει ότι είναι και εμπορικά κέντρα.



Εικόνα 5.19 Παράδειγμα δήμου ομάδας 5

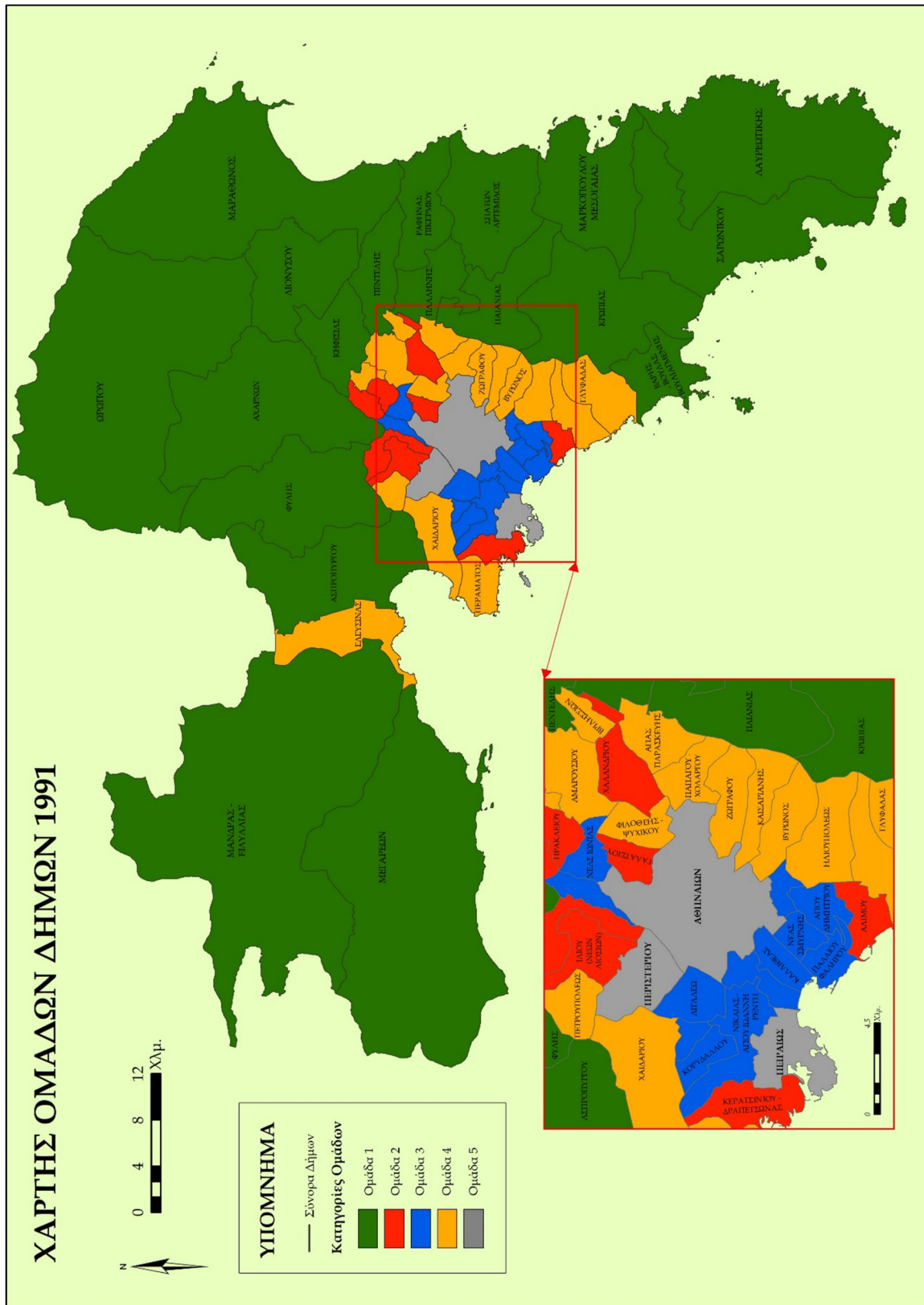
Όπως φαίνεται από την **Εικόνα 5.19** αυτοί οι 3 δήμοι είναι πλήρως αστικοποιημένοι με μηδενικούς ρυθμούς ανάπτυξης κτιρίων και με μια μικρή πτώση στον πληθυσμό τους μέσα στα χρόνια.

Με την χρήση του ΓΣΠ του Arcmap οι ομάδες που περιεγράφηκαν παραπάνω οπτικοποιήθηκαν στους παρακάτω χάρτες για τις χρονιές 1991, 2001 και 2011. Εκτός από τους χάρτες των ομάδων των δήμων για αυτές τις χρονιές γίνανε και χάρτες που να δείχνουν τις τάσεις των δήμων για κάθε χρονιά. Αυτό έγινε βάζοντας μια χρωματική ράμπα με την απόχρωση της κάθε ομάδας από λιγότερο έντονο προς περισσότερο έντονο ανάλογα με το ύψος του ποσοστού της ομάδας που έχει ο δήμος σε σχέση με τους άλλους δήμους της ίδια ομάδας. Να σημειωθεί ότι ίδια έντονες αποχρώσεις διαφορετικών χρωμάτων δεν σημαίνει ότι αυτοί οι δήμοι έχουν το ίδιο ποσοστό αλλά διαφορετικές ομάδες διότι η κατηγοριοποίηση γίνεται μεταξύ των δήμων της ίδιας ομάδας.



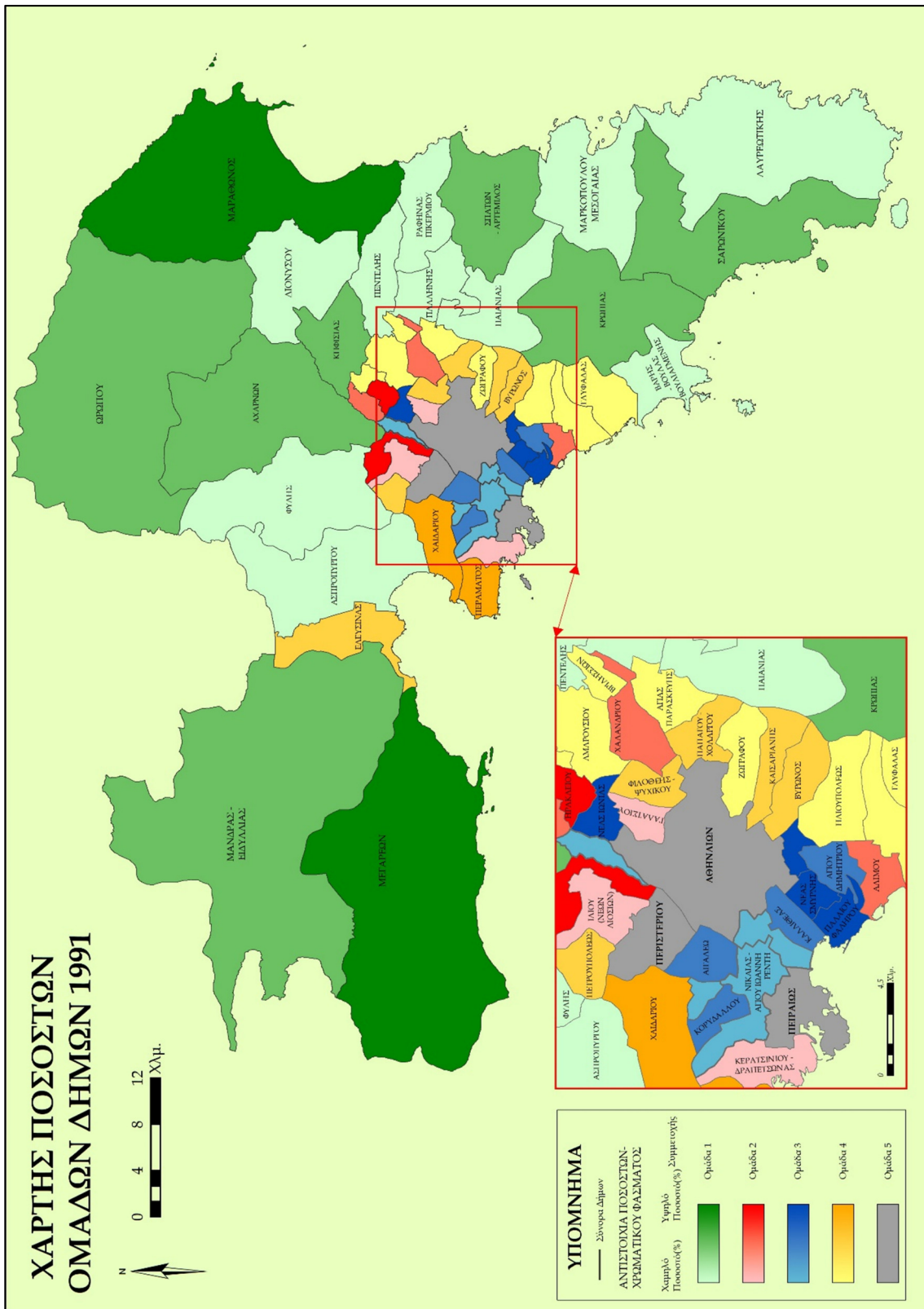
Αυτοί οι χάρτες είναι χρήσιμοι διότι ένας δήμος μπορεί να ανήκει στην ομάδα 2 για παράδειγμα δηλαδή να έχει μεγαλύτερο το ποσοστό για την ομάδα 2 από όλες τις υπόλοιπες ομάδες

αλλά αυτό το ποσοστό να είναι μικρό σε σχέση με τους υπόλοιπους δήμους που ανήκουν στην ίδια ομάδα. Μια τέτοια περίπτωση σημαίνει ότι αυτός ο δήμος βρίσκεται σε μεταβατικό στάδιο και συνήθως αλλάζει ομάδα την επόμενη δεκαετία όπως φαίνεται και στους χάρτες που ακολουθούν.

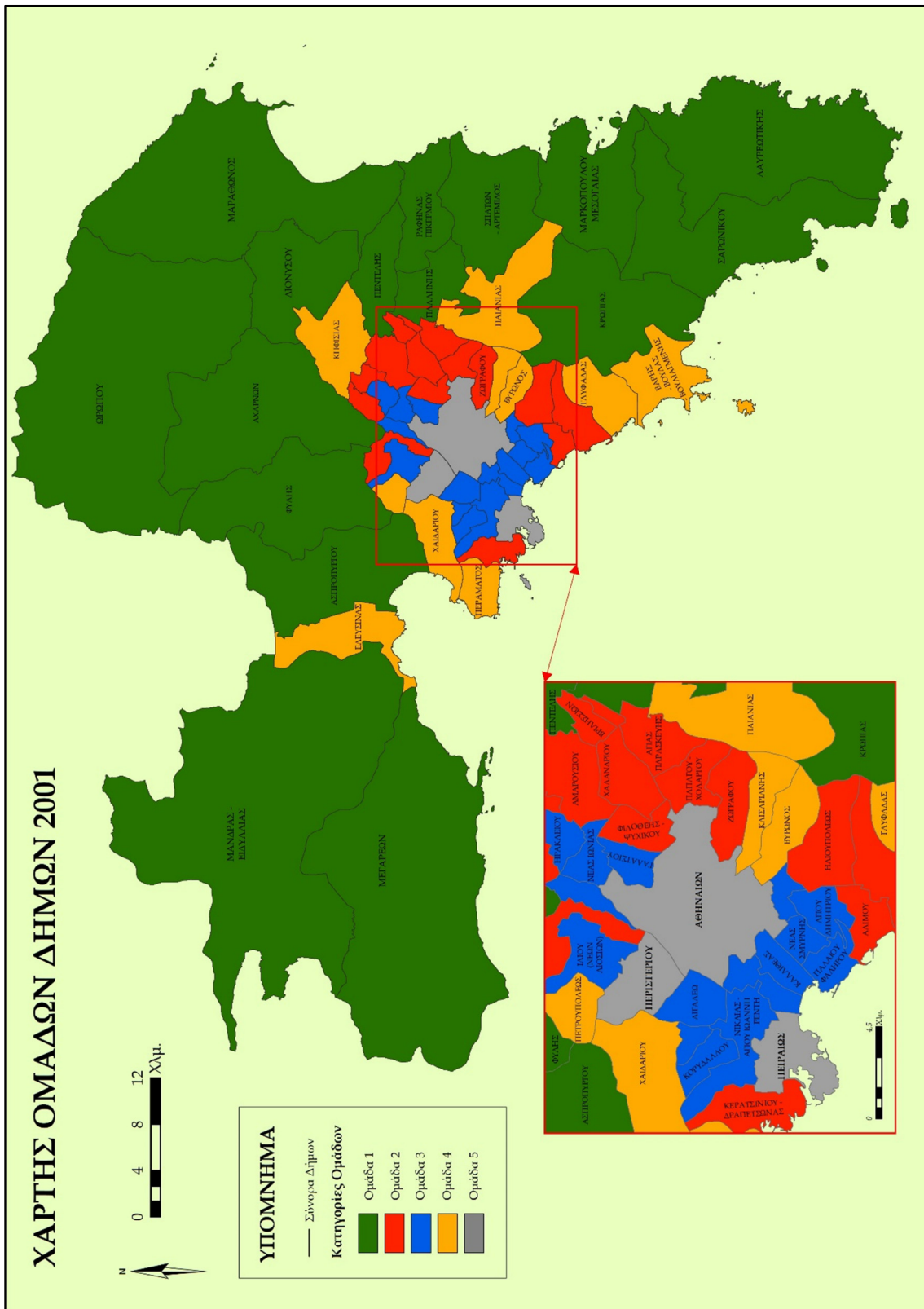


Χάρτης 5.6 Χάρτης ομάδων δήμων 1991





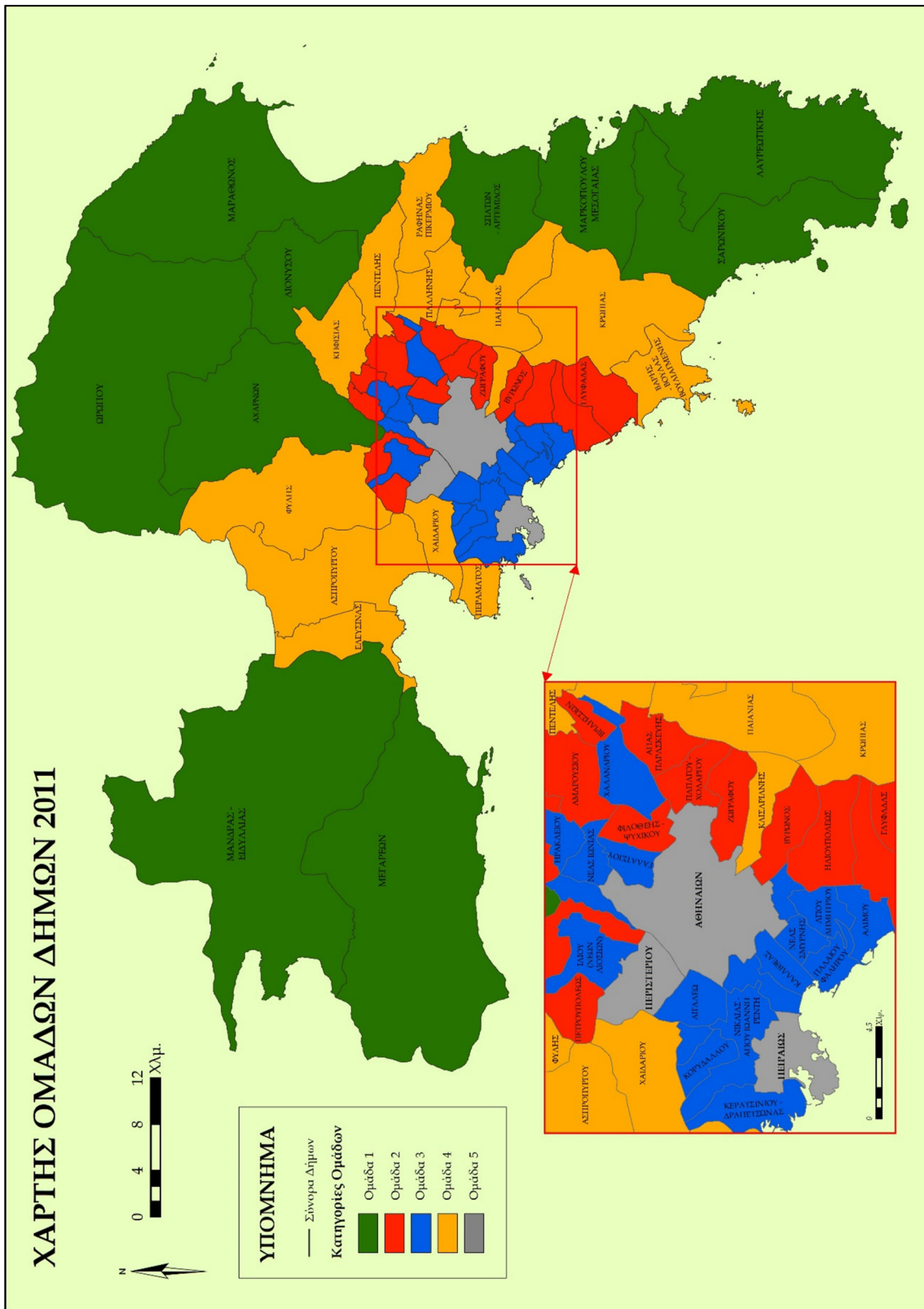
Χάρτης 5.7 Χάρτης ποσοτών δήμων 1991



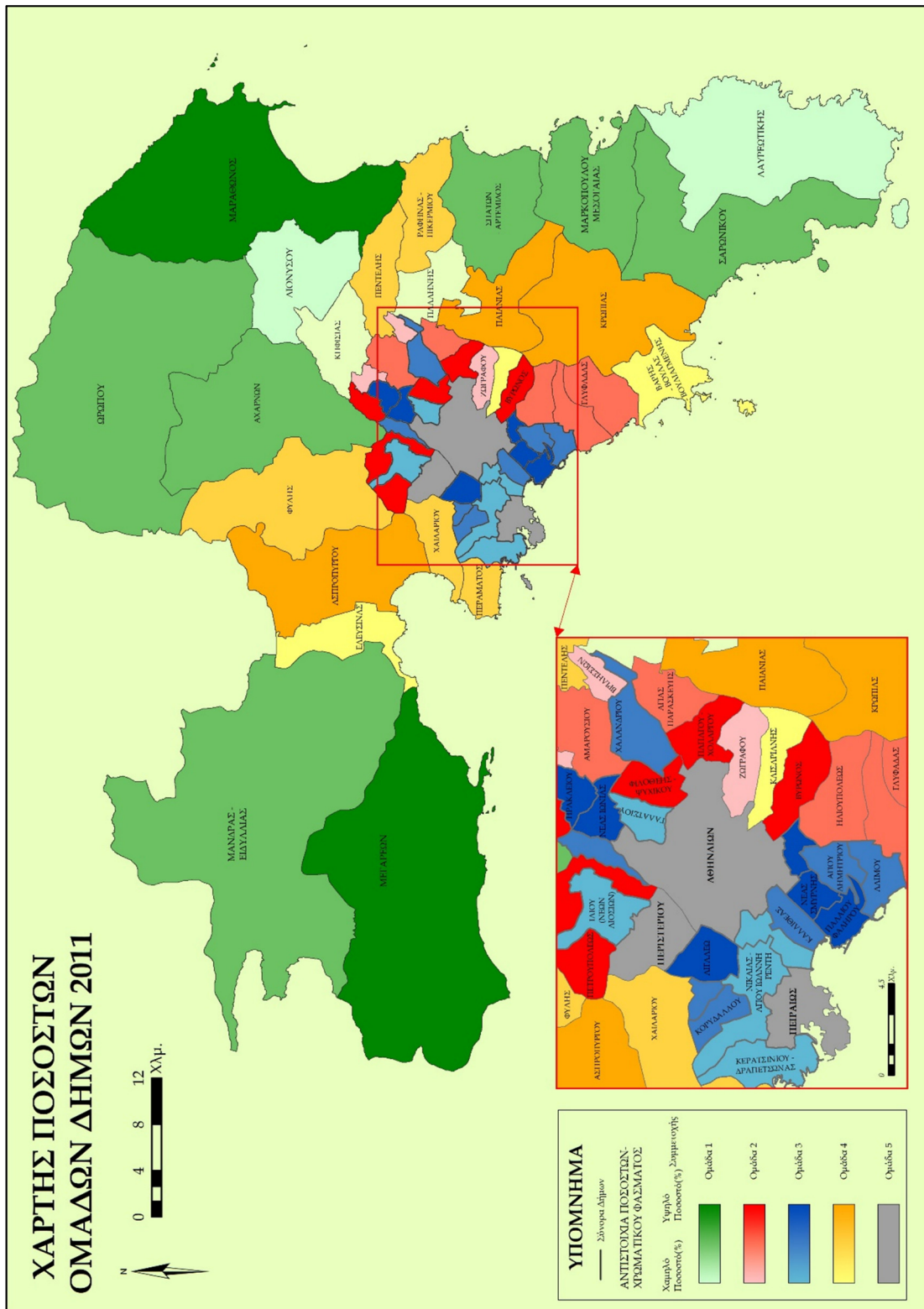
Χάρτης 5.8 Χάρτης ομάδων δήμων 2001





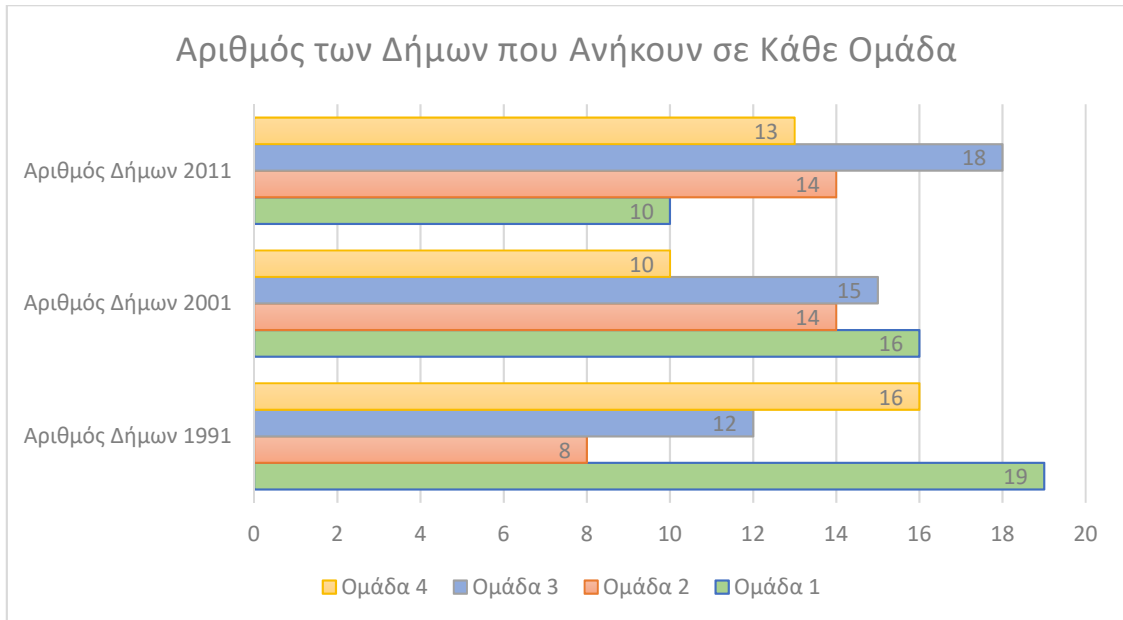


Χάρτης 5.10 Χάρτης ομάδων δήμων 2011



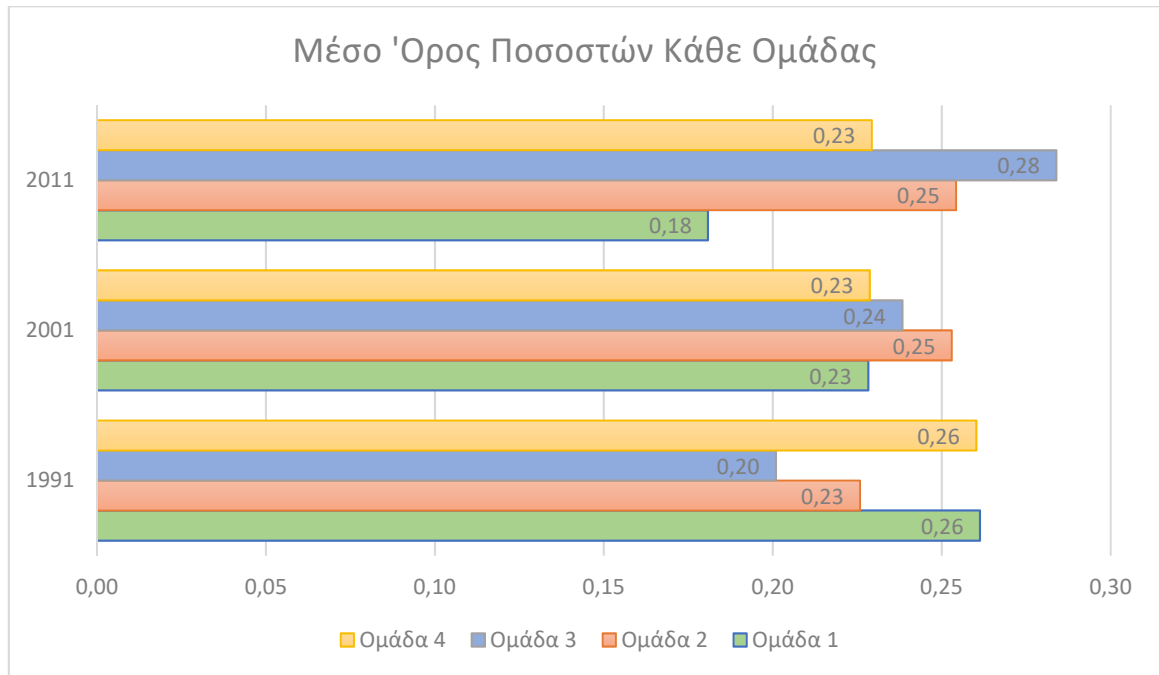
Χάρτης 5.11 Χάρτης ποσοτών ομάδων δήμων 2011

Ακολουθούν μερικά στατιστικά για τις ομάδες των δήμων και την εξέλιξή τους από το 1991 μέχρι το 2011 :



**Διάγραμμα 5.9** Αριθμός Δήμων της Κάθε Ομάδας μέχρι το 2011

Από το **Διάγραμμα 5.9** παρατηρείται ότι ο αριθμός των δήμων της ομάδας 1 και ομάδας 4 μειώνονται μέσα στα χρόνια ενώ αυξάνεται ο αριθμός των ομάδων 2 και 3 που είναι ομάδες μεγαλύτερης αστικοποίησης.



**Διάγραμμα 5.10** Μέσος όρος των ποσοστών της κάθε ομάδας μέχρι το 2011

Το **Διάγραμμα 5.10** δείχνει το μέσο όρο των ποσοστών της κάθε ομάδας από όλους τους δήμους και όχι μόνο από τους δήμους που ανήκουν σε μια ομάδα. Από το **Διάγραμμα 5.10** ανάλογη πορεία με τον αριθμό των ομάδων φαίνεται να ακολουθούν και οι μέσοι όροι των ποσοστών των ομάδων μέσα στα χρόνια δηλαδή πτώση των ποσοστών των ομάδων 1 και 4 και αύξηση των ποσοστών των ομάδων 2 και 3.

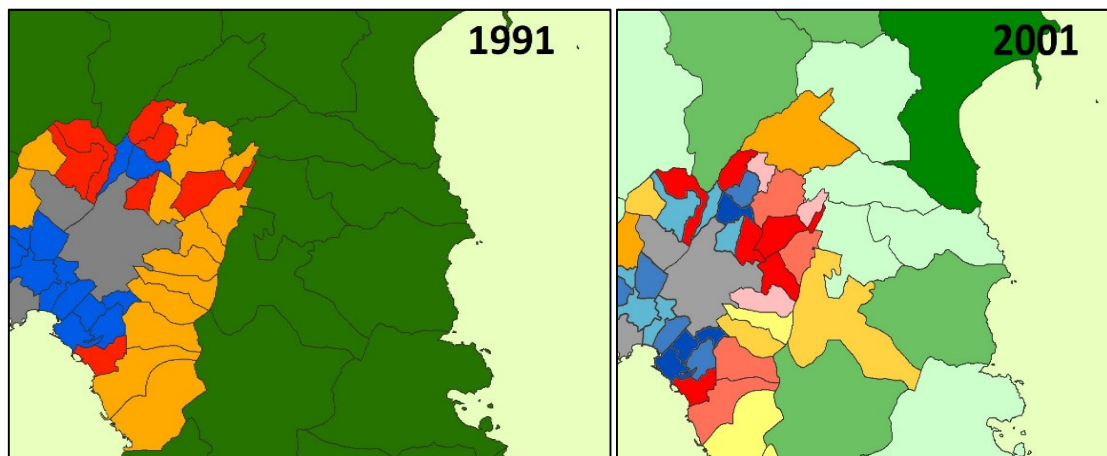
## 5.6 Ερμηνεία Χαρτών Προηγούμενων Ετών

**Χάρτης 1991** Παρατηρείται ότι η πλειοψηφία των δήμων περιμετρικά της περιφέρειας Αττικής ανήκουν στην ομάδα 1 δηλαδή δήμοι με μεγάλους ρυθμούς ανάπτυξης και αρκετές αδόμητες εκτάσεις. Οι δήμοι της ομάδας 3 βρίσκονται ανάμεσα από τους Δήμους Αθηναίων, Περιστερίου και Πειραιά ήδη από την δεκαετία του 1990 και 2 δήμοι συνοριακοί με τον δήμο Αθηναίων στο βόρειο μέρος. Αυτό σημαίνει ότι αυτές οι περιοχές ήταν ανεπτυγμένες ήδη από την δεκαετία του 90 δηλαδή οικοδομημένες σχεδόν σε όλη την έκταση τους με μεγάλους απόλυτους αριθμούς κτιρίων και πληθυσμού, μεγάλη πυκνότητα πληθυσμού και όπως παρατηρείται και από τους χάρτες του 2001 και 2011 θα παραμένουν στην ομάδα 3 πράγμα λογικό γιατί όπως αναφέρθηκε και στην ερμηνεία



ομάδων η ομάδα 3 είναι η πιο αστικοποιημένη με μηδενικούς ρυθμούς ανάπτυξης. Οι υπόλοιποι δήμοι είναι ομάδας 2 και 4 και περιβάλλουν αυτούς τους δήμους της ομάδας 3.

**Χάρτης 2001** Παρατηρείται μια πορεία της αστικοποίησης Ανατολικά και Βόρειο-Ανατολικά της Αθήνας καθώς πολλές ομάδες σε εκείνο το σημείο της περιφέρειας περνάνε από την ομάδα 4 στην ομάδα 2 δηλαδή στο επόμενο στάδιο αστικοποίησης ενώ και μερικοί δήμοι μετατρέπονται από ομάδα 1 σε ομάδα 4. Επίσης από τον **Χάρτη 5.9** δηλαδή τον χάρτη των ποσοστών των ομάδων για το 2001 παρατηρείται ότι όσες ομάδες που βρίσκονται Βόρειο-Ανατολικά της Αθήνας παραμένουν στην ομάδα 1 είναι με μικρό σχετικό ποσοστό σε σχέση με τους υπόλοιπους δήμους της ομάδας 1 (**Εικόνα 5.20**). Αυτό το γεγονός επιβεβαιώνεται και από την βιβλιογραφία για την περίοδο 1991-2001. Ακολουθεί απόσπασμα από την υφιστάμενη κατάσταση από το ΠΕΡΙΦΕΡΕΙΑΚΟ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΑΤΤΙΚΗΣ 2000-2006. «Οι φάσεις του αστικού κύκλου (αστικοποίηση, προαστειοποίηση, αποαστικοποίηση-ανάπτυξη νέων οικισμών, επαναστικοποίηση) έχουν επηρεάσει σημαντικά την ανάπτυξη της Περιφέρειας Αττικής. Ήδη η Αττική έχει περάσει από την φάση της από-αστικοποίησης και προαστειοποίησης και βρίσκεται στην φάση της δημιουργίας νέων οικισμών. Στο πλαίσιο αυτό απαιτείται η διαμόρφωση δράσεων για την διαχείριση του αστικού κύκλου... Η άναρχη αστική διάχυση κυρίως προς τα Μεσόγεια , τη Βορειοανατολική Αττική επιβάλλει τη λήψη άμεσων μέτρων για θεσμικές παρεμβάσεις ρύθμισης του χώρου με στόχο τον περιορισμό της αστικής διάχυσης.» (Περιφερειακό Επιχειρησιακό Πρόγραμμα Αττικής 2000)



**Εικόνα 5.20** Διαφορές Ομάδων στην Ανατολική Αττική 1991 και 2001

**Χάρτης 2011** Με την ολοκλήρωση των έργων των ολυμπιακών αγώνων και μεγάλων έργων όπως της Αττική οδού και του Αεροδρομίου πολλοί δήμοι κοντά σε αυτά τα έργα (Ανατολικά και



## 5.7 Νευρωνικό Δίκτυο

Για να χρησιμοποιήσουμε το νευρωνικό δίκτυο αρχικά έπρεπε να κατασκευαστεί ο κατάλληλος πίνακας που να περιλαμβάνει τα δεδομένα εκπαίδευσης όπως αναφέρεται και στο υποκεφάλαιο «4.2 Διαδικασία Πρόβλεψης με τη Χρήση Νευρωνικού Δικτύου» παραπάνω. Έτσι δημιουργήθηκε ένας πίνακας (input data) μεγέθους 18\* 116 όπου 18 είναι τα δεδομένα για κάθε δήμο και 58 δήμοι \*2 δεκαετίες (1990-2001 και 2001-2011)=116. Τα 18 δεδομένα για κάθε δήμο φαίνονται στον παρακάτω Πίνακα 5.5.

Ποσοστό Ομάδας 1	Ποσοστό (%) του δήμου που ανήκει στη ομάδα 1
Ποσοστό Ομάδας 2	Ποσοστό (%) του δήμου που ανήκει στη ομάδα 2
Ποσοστό Ομάδας 3	Ποσοστό (%) του δήμου που ανήκει στη ομάδα 3
Ποσοστό Ομάδας 4	Ποσοστό (%) του δήμου που ανήκει στη ομάδα 4
Ποσοστό Ομάδας 5	Ποσοστό (%) του δήμου που ανήκει στη ομάδα 5
Σύνορα με Ομάδα 1	Ποσοστό γειτνίασης του δήμου (%) με ομάδα 1
Σύνορα με Ομάδα 2	Ποσοστό γειτνίασης του δήμου (%) με ομάδα 2
Σύνορα με Ομάδα 3	Ποσοστό γειτνίασης του δήμου (%) με ομάδα 3
Σύνορα με Ομάδα 4	Ποσοστό γειτνίασης του δήμου (%) με ομάδα 4
Σύνορα με Ομάδα 5	Ποσοστό γειτνίασης του δήμου (%) με ομάδα 5



Σύνορα με Θάλασσα	Ποσοστό γειτνίασης του δήμου (%) με θάλασσα
Σύνορα με Βουνό	Ποσοστό γειτνίασης του δήμου (%) με βουνό
Δείκτης Θέσης Δήμου	Ο αριθμός της τάξης του δήμου σε σχέση με την θέση του(1,2,3 ή 4)
Απόσταση Αεροδρόμιο	Κανονικοποιημένη απόσταση κέντρου βάρους του δήμου από αεροδρόμιο βάσει οδικού δικτύου
Απόσταση Λιμάνι	Κανονικοποιημένη απόσταση κέντρου βάρους του δήμου από λιμάνι βάσει οδικού δικτύου
Απόσταση Αθήνα	Κανονικοποιημένη απόσταση κέντρου βάρους του δήμου από κέντρο βάρους δήμου Αττικής βάσει οδικού δικτύου
Μήκος Οδικού Δικτύου	Κανονικοποιημένο το κλάσμα του μήκος του οδικού δικτύου του δήμου ως προς την περίμετρο του δήμου
Αθήνα-Κοντινότερος Δήμος	Κανονικοποιημένο το κλάσμα της απόστασης του κέντρου βάρους του δήμου ως προς την απόσταση από το κέντρο βάρους του δήμου Αττικής σε ευθεία γραμμή

**Πίνακας 5.5** Τα δεδομένα εισόδου(input data) για το νευρωνικό δίκτυο

Ακολουθεί ένας ενδεικτικός πίνακας για δεδομένα εκπαίδευσης της δεκαετίας 1991-2001

(Πίνακας 5.6) :

	ΑΓΙΑΣ ΒΑΡΒΑΡΑΣ	ΑΓΙΑΣ ΠΑΡΑΣΚΕΥΗΣ	ΑΓΙΟΥ ΔΗΜΗΤΡΙΟΥ
Ποσοστό Ομάδας 1 (1991)	0.056	0.182	0.044

Μοντελοποίηση της Μελλοντικής Εξάπλωσης Αστικών Περιοχών με Χρήση Μεθόδων Υπολογιστικής Νοημοσύνης : Η περίπτωση της Αττικής | Αλέξανδρος Κυριλλίδης

Ποσοστό Ομάδας 2 (1991)	0.366	0.297	0.319
Ποσοστό Ομάδας 3 (1991)	0.477	0.114	0.568
Ποσοστό Ομάδας 4 (1991)	0.100	0.406	0.069
Ποσοστό Ομάδας 5 (1991)	0.000	0	0
Σύνορα με Ομάδα 1 (1991)	0.00	0.46	0
Σύνορα με Ομάδα 2 (1991)	0.00	0.29	0.22
Σύνορα με Ομάδα 3 (1991)	0.65	0	0.66
Σύνορα με Ομάδα 4 (1991)	0.35	0.25	0.12
Σύνορα με Ομάδα 5 (1991)	0.00	0	0
Σύνορα με Θάλασσα	0	0	0
Σύνορα με Βουνό	0	0	0
Δείκτης Θέσης Δήμου	2	3	2
Απόσταση Αεροδρόμιο	0.56	0.38	0.41
Απόσταση Λιμάνι	0.13	0.41	0.20
Απόσταση Αθήνα	0.17	0.20	0.15

Μήκος Οδικού Δικτύου	0.28	0.47	0.46
Αθήνα-Κοντινότερος Δήμος	0.178	0.264	0.288

Πίνακας 5.6 Ενδεικτικός πίνακας δεδομένων εκπαίδευσης

Έπειτα δημιουργήθηκε άλλος ένας πίνακας μεγέθους 5 (τα ποσοστά της κάθε ομάδας που έχει ο κάθε δήμος) \* 116. Αυτός ο πίνακας (target data) αντιστοιχεί τα δεδομένα εκπαίδευσης για το που ανήκει ο κάθε δήμος (ποσοστά από αλγόριθμο FCM) την επόμενη δεκαετία με αντιστοιχία. Με αυτόν τον τρόπο το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται αφού δέχεται από τον έναν πίνακα τα δεδομένα εκπαίδευσης για μια δεκαετία (π.χ. την δεκαετία 1991-2001) και «μαθαίνει» σε τι ποσοστά ομάδων οδηγούν την επόμενη δεκαετία( τα ποσοστά των ομάδων το 2001 στο συγκεκριμένο παράδειγμα) δηλαδή ποιο είναι το desired output. Με αυτόν τον τρόπο όταν εκπαιδευτεί το νευρωνικό θα δεχτεί τα στοιχεία της δεκαετίας 2001-2011 και θα προβλέψει σε τι ποσοστά ομάδων θα οδηγήσουν το 2021 και αντίστοιχα τα στοιχεία της δεκαετίας 2011-2021 για τα ποσοστά ομάδων για το 2031.

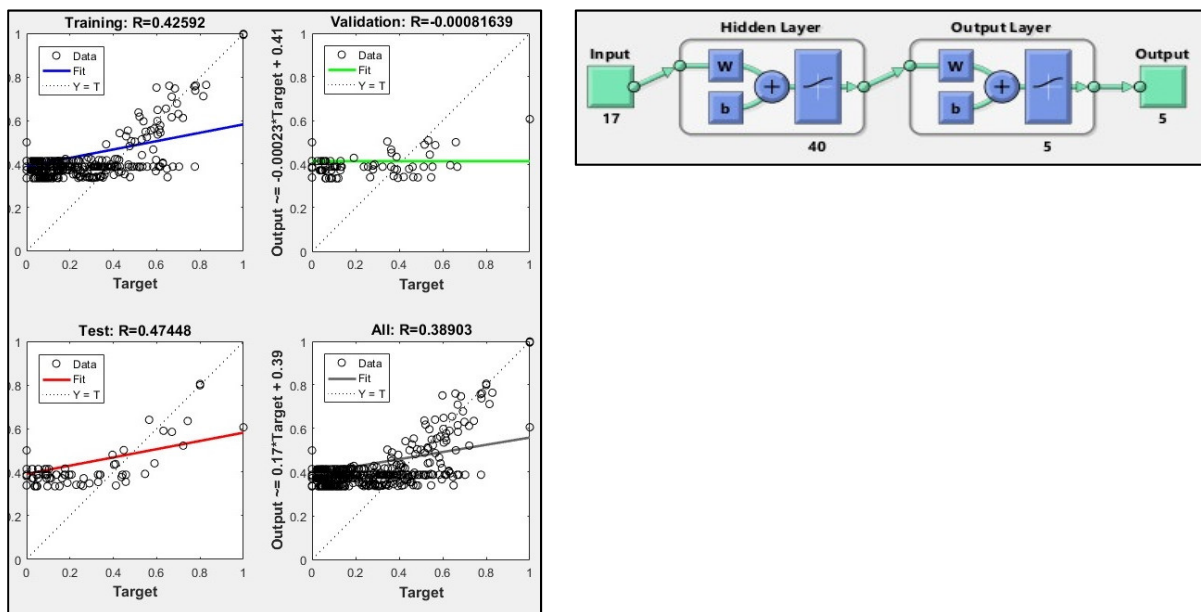
	ΑΓΙΑΣ ΒΑΡΒΑΡΑΣ	ΑΓΙΑΣ ΠΑΡΑΣΚΕΥΗΣ	ΑΓΙΟΥ ΔΗΜΗΤΡΙΟΥ
Ομάδα 1 2001	0.051	0.032	0.024
Ομάδα 2 2001	0.314	0.776	0.162
Ομάδα 3 2001	0.549	0.116	0.778
Ομάδα 4 2001	0.087	0.076	0.037
Ομάδα 5 2001	0.000	0.000	0.000

Πίνακας 5.7 Ο αντίστοιχος πίνακας (target data) για τον Πίνακα 5.6 με τα δεδομένα εκπαίδευσης

Όπως αναφέρθηκε και στο υποκεφάλαιο «3.4 Διαδικασία Δημιουργίας Νευρωνικού Δικτύου» από αυτούς τους 2 πίνακες (input data και target data) το 70 % των δεδομένων χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του νευρωνικού με τα οποία το δίκτυο εκπαιδεύεται και βρίσκει τα ανάλογα «βάρη» με τέτοιο τρόπο ώστε να μειώνεται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE). Το 15 % των

δεδομένων χρησιμοποιήθηκαν για το validation του δικτύου. Αυτά τα δεδομένα χρησιμοποιούνται για την γενικοποίηση (generalization) του δικτύου και σταματάνε την εκπαίδευση του δικτύου (δηλαδή τις επαναλήψεις) όταν η γενικοποίηση σταματάει να βελτιώνεται. Με αυτό τον τρόπο δεν έχουμε το φαινόμενο του «overfitting» στο νευρωνικό δίκτυο δηλαδή το νευρωνικό δίκτυο να εκπαιδευτεί μόνο για τα συγκεκριμένα δεδομένα εκπαίδευσης και άμα δεχτεί καινούργια δεδομένα να δίνει λάθος αποτελέσματα. Τέλος το άλλο 15% των δεδομένων χρησιμοποιούνται για το testing του δικτύου. Αυτά τα δεδομένα δεν παίζουν κανένα ρόλο στην εκπαίδευση του δικτύου αλλά είναι ανεξάρτητοι δείκτες για το πόσο καλά έχει εκπαιδευτεί το νευρωνικό δίκτυο και δείχνουν αν πάσχει το δίκτυο από το πρόβλημα του «overfitting».

Δοκιμάστηκαν πολλά διαφορετικά νευρωνικά δίκτυα αλλάζοντας κυρίως την μορφή του νευρωνικού δικτύου, τον αλγόριθμο εκπαίδευσης, τους νευρώνες, τα κρυμμένα επίπεδα και τα transfer functions ώστε να βρεθεί το κατάλληλο. Αρχικά δοκιμάστηκαν νευρωνικά με ένα κρυμμένο επίπεδο αλλά τα αποτελέσματα δεν ήτανε ικανοποιητικά όπως φαίνεται στην **Εικόνα 5.22** :



**Εικόνα 5.22** Αποτελέσματα ενδεικτικού νευρωνικού δικτύου με 1 κρυμμένο επίπεδο

Σε αυτά τα διαγράμματα παλινδρόμησης η διακεκομμένη γραμμή συμβολίζει το «τέλειο αποτέλεσμα» δηλαδή όταν τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου είναι ίδια με τα targets. Η

συνεχής γραμμή είναι η ευθεία γραμμικής παλινδρόμησης που ταιριάζει καλύτερα μεταξύ των αποτελεσμάτων και των targets. Ένα μέτρο που μας δίνει το μέγεθος της γραμμικής σχέσης ή το βαθμό συγκέντρωσης των σημείων του διαγράμματος διασποράς γύρω από την ευθεία παλινδρόμησης είναι ο λεγόμενος **συντελεστής γραμμικής συσχέτισης** (linear correlation coefficient) δηλαδή η τιμή  $R$  που είναι ένας δείκτης συσχέτισης μεταξύ των αποτελεσμάτων του νευρωνικού και των targets. Εάν η τιμή  $R=1$  τότε υπάρχει ακριβής γραμμική συσχέτιση μεταξύ των αποτελεσμάτων και των targets.

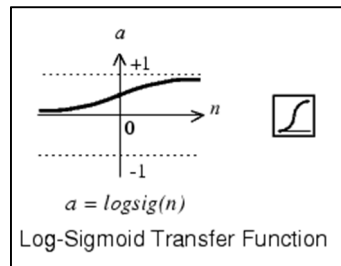
Ο συντελεστής γραμμικής συσχέτισης δύο μεταβλητών  $X$  (στην συγκεκριμένη εφαρμογή τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου) και  $Y$  (στην συγκεκριμένη περίπτωση τα targets) ορίζεται με βάση ένα δείγμα  $n$  ζευγών παρατηρήσεων  $(x_i, y_i) i=1,2,\dots,n$ , συμβολίζεται με  $r(X,Y)$  ή απλά με  $r$  και δίνεται από τον τύπο:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

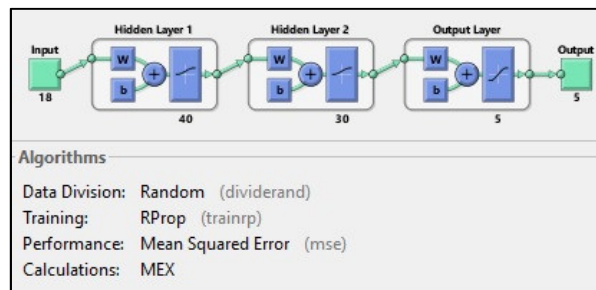
αναφέρεται δε και ως συντελεστής συσχέτισης του Pearson.

Παρατηρούμε ότι στο παραπάνω δίκτυο τόσο η τιμή του δείκτη  $R$  είναι πολύ μικρή δηλαδή δεν υπάρχει συσχέτιση μεταξύ των αποτελεσμάτων που δίνει το νευρωνικό και τα targets που θέλουμε αλλά και οι ευθείες παλινδρόμησης διαφέρουν πολύ από τις διακεκομμένες γραμμές για όλα τα δεδομένα και στα 3 διαγράμματα (training data, test data, validation data).

Για τα transfer function των νευρώνων από αυτά που αναφέρθηκαν στο υποκεφάλαιο «**3.4 Διαδικασία Δημιουργίας Νευρωνικού Δικτύου**» επιλέχτηκε μετά από πολλές δοκιμές η λογαριθμική συνάρτηση (Log - Sigmoid Transfer) η οποία είναι αρκετά συνηθισμένη στα νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιούνται για pattern recognition.

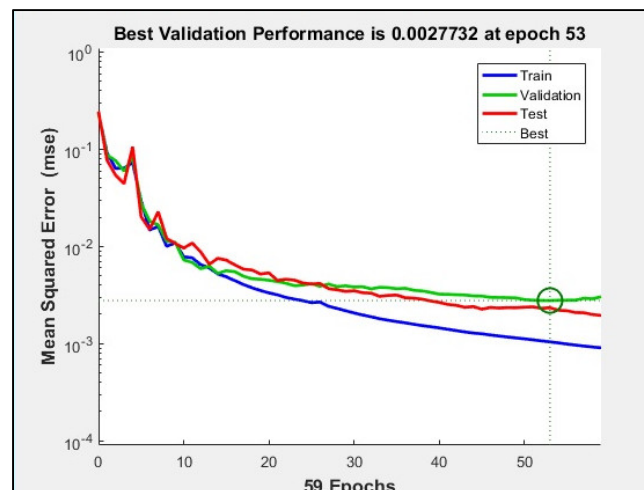


Για να βελτιωθούν τα αποτελέσματα προστέθηκε ακόμα ένα κρυμμένο επίπεδο και γίναν δοκιμές με νευρωνικά δίκτυα 2 κρυμμένων επιπέδων. Η μορφή του τελικού νευρωνικού δικτύου που επιλέχτηκε για να γίνουν οι προβλέψεις για τις χρονιές 2021 και 2031 είναι :

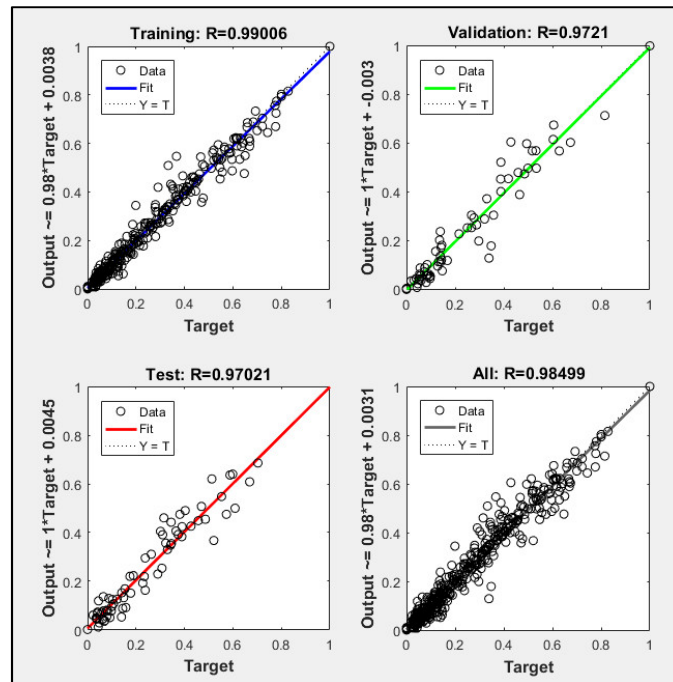


Εικόνα 5.23 Δομή νευρωνικού δικτύου που επιλέχτηκε (Πηγή : Matlab)

Τα αποτελέσματα του τελικού νευρωνικού δικτύου που επιλέχτηκε και η εκπαίδευσή του σταμάτησε μετά από 53 επαναλήψεις φαίνονται στις παρακάτω εικόνες :



Εικόνα 5.24 Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα του νευρωνικού δικτύου που επιλέχτηκε (Πηγή : Matlab)



**Εικόνα 5.25** Διαγράμματα παλινδρόμησης για το νευρωνικό δίκτυο που επιλέχτηκε (Πηγή : Matlab)

Επίσης για να ελέγξουμε το νευρωνικό δίκτυο δημιουργήθηκε ένας πίνακας (**Πίνακας 5.8**) ο οποίος δείχνει τις διαφορές μεταξύ των αποτελεσμάτων του νευρωνικού δικτύου και των επιθυμητών αποτελεσμάτων δηλαδή είναι η διαφορά των targets (ποσοστά επόμενης δεκαετίας) από τα αποτελέσματα που δίνει το δίκτυο δεχόμενο τα δεδομένα για την προηγούμενη δεκαετία (σαν τον **Πίνακα 5.5**)

	ΑΓ. ΒΑΡΒΑΡΑΣ	ΑΓ. ΠΑΡΑΣΚΕΥΗΣ	ΑΓ. ΔΗΜΗΤΡΙΟΥ	ΚΑΜΑΤΕΡΟΥ	ΑΙΓΑΛΕΩ
Διαφορά για Ομάδα 1	-0,018	0,014	-0,020	0,005	-0,049
Διαφορά για Ομάδα 2	0,013	-0,083	-0,035	0,046	0,024
Διαφορά για Ομάδα 3	0,006	-0,030	0,065	-0,085	0,033
Διαφορά για Ομάδα 4	-0,003	0,069	-0,025	-0,088	-0,012

Διαφορά για Ομάδα 5	0,000	0	0,000	0,000	0,000
---------------------------	-------	---	-------	-------	-------

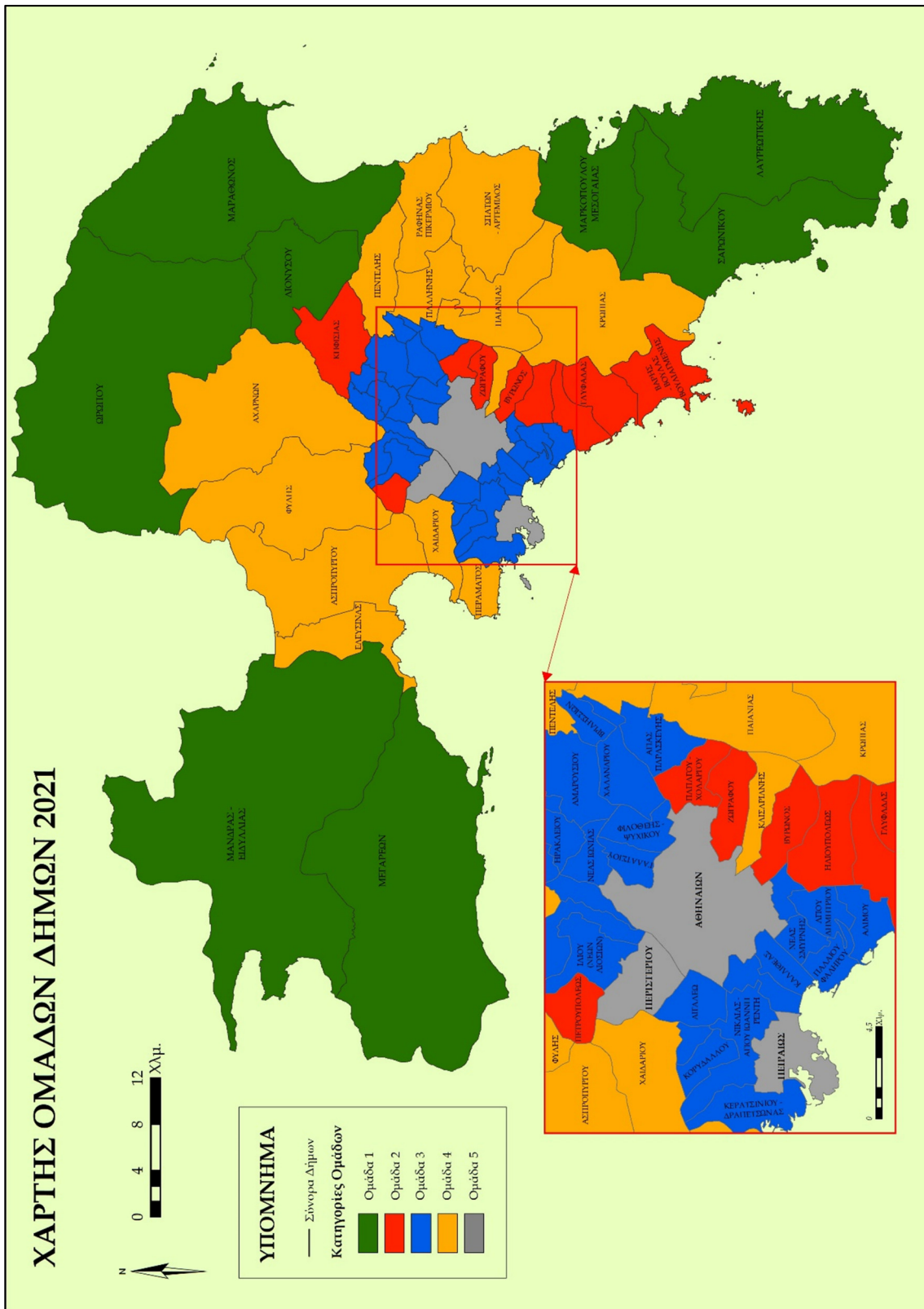
**Πίνακας 5.8** Ενδεικτικός πίνακας με τις διαφορές των αποτελεσμάτων του νευρωνικού δικτύου από τα επιθυμητά αποτελέσματα (network errors)

Όπως παρατηρείται από τον **Πίνακα 5.8** οι διαφορές είναι πολύ μικρές που δεν ξεπερνούν το 8% ή 0.08 με την μέγιστη διαφορά σε όλο τον πίνακα να φτάνει το 15% ή 0.15 σε ελάχιστους δήμους.

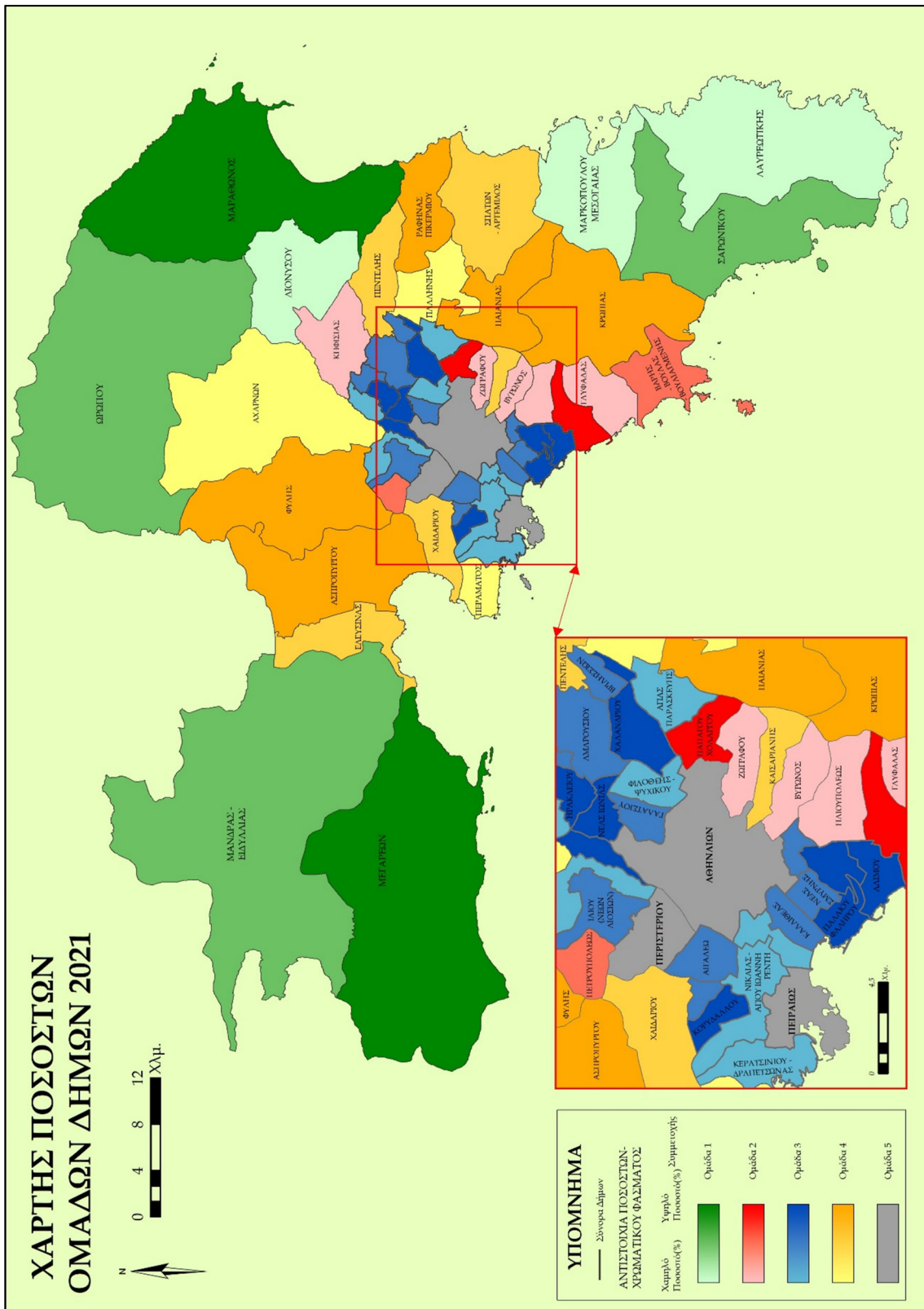
Οι τιμές του R είναι πολύ ικανοποιητικές όπως φαίνεται στην παραπάνω **Εικόνα 5.25** και για τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν στο training (R=0.99) αλλά και στα δεδομένα που δεν χρησιμοποιήθηκαν στην εκπαίδευση testing data (R=0.97) και στα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για το validation (R=0.97) ενώ το γενικό R για όλα τα δεδομένα είναι 0.98. Επίσης το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (Mean Squared Error M.S.E) είναι σε πολύ χαμηλά επίπεδα της τάξης του  $10^{-3}$  ενώ το μέσο τετραγωνικό σφάλμα των δεδομένων που χρησιμοποιούνται για validation όπως φαίνεται στην **Εικόνα 5.24** ισούται με 0.0027 (πράσινη γραμμή) όταν σταματάει η εκπαίδευση του δικτύου στην 53<sup>η</sup> επανάληψη ενώ τα μέσα τετραγωνικά σφάλματα για τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του δικτύου (training data-μπλε γραμμή) και για τον έλεγχο του δικτύου(test data-κόκκινη γραμμή) είναι ακόμα χαμηλότερα.

Αφού επιλέχτηκε το συγκεκριμένο νευρωνικό δίκτυο ετοιμάστηκαν ένας πίνακας σαν τον **Πίνακα 5.6** με τα στοιχεία του 2011 ο οποίος εισήχθη στο νευρωνικό και έδωσε σαν αποτέλεσμα τα ποσοστά των ομάδων για το 2021. Αντίστοιχα χρησιμοποιώντας αυτά τα ποσοστά που έδωσε το δίκτυο για το 2021 ετοιμάστηκε άλλος ένας τέτοιος πίνακας που εισήχθη στο νευρωνικό και έδωσε τα ποσοστά του 2031. Έπειτα οι πίνακες με τις προβλέψεις των ποσοστών για τις χρονιές 2021 και 2031 προστέθηκαν στο Γ.Σ.Π του Arcmap για να απεικονιστούν σε χάρτες (**Χάρτης 5.12** μέχρι **Χάρτης 5.15**). Οι πίνακες με τις προβλέψεις των ποσοστών παρατίθενται στο **ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ**.

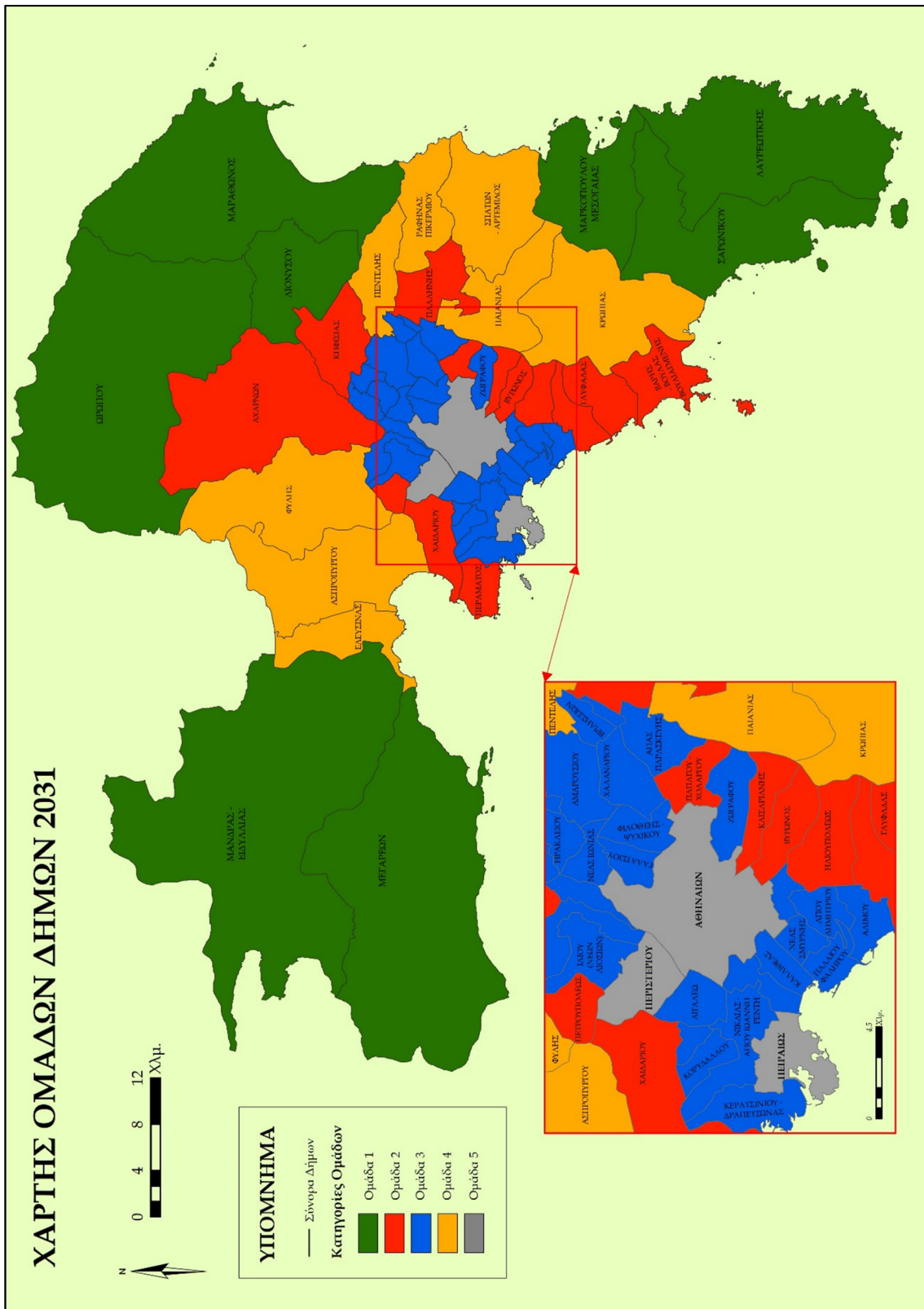




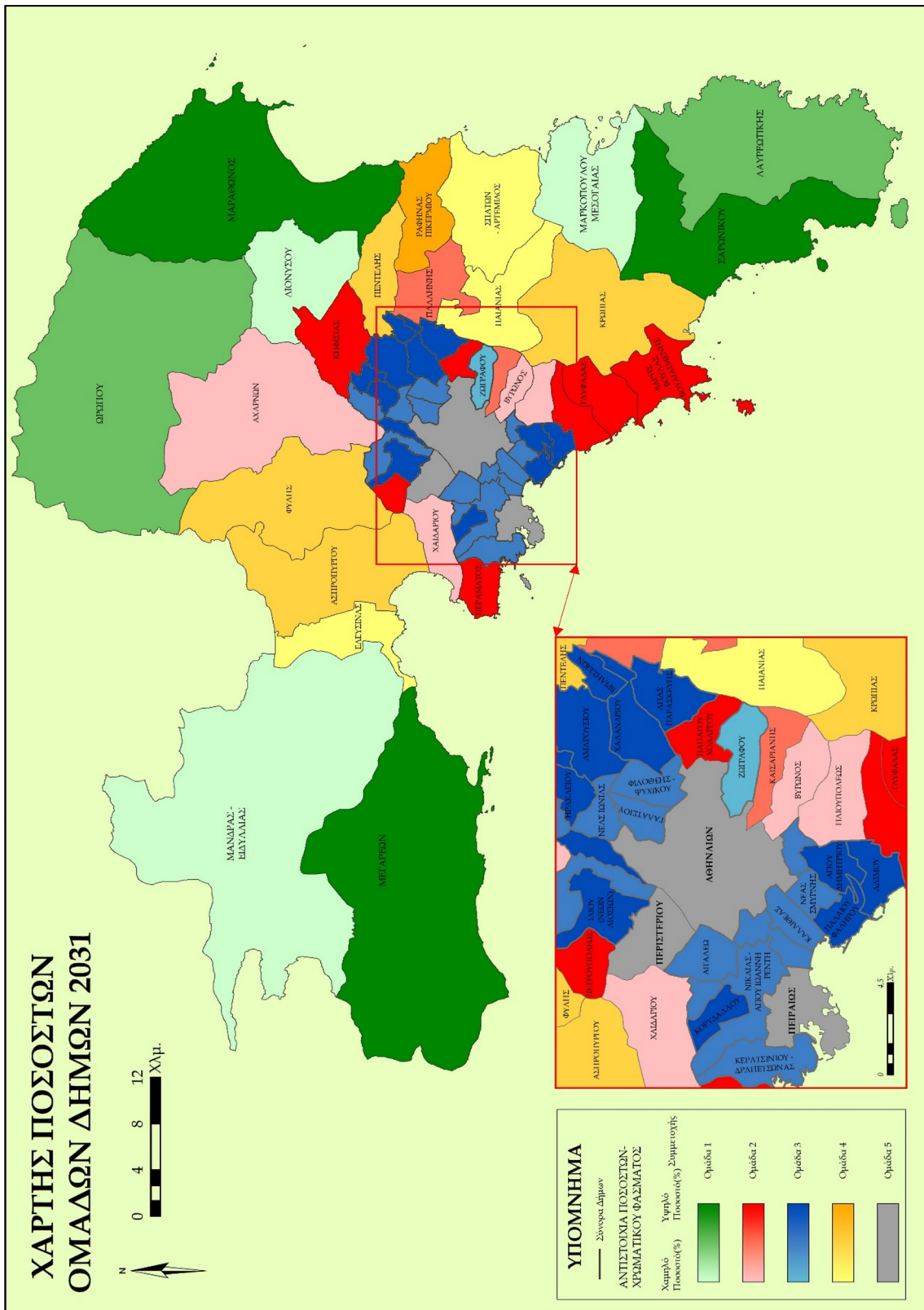
Χάρτης 5.12 Χάρτης προβλέψεων ομάδων δήμων για το 2021



Χάρτης 5.13 Χάρτης ποσοστών ομάδων δήμων για το 2021



Χάρτης 5.14 Χάρτης ομάδων δήμων 2031



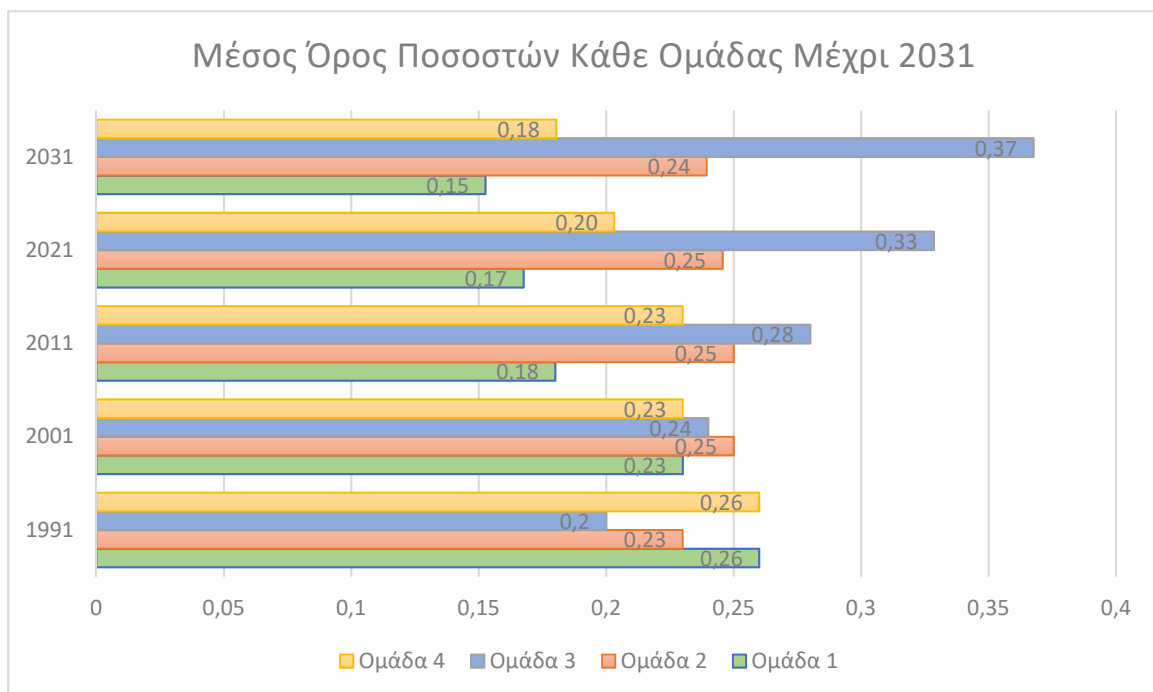
Χάρτης 5.15 Χάρτης ποσοστών ομάδων δήμων για το 2031



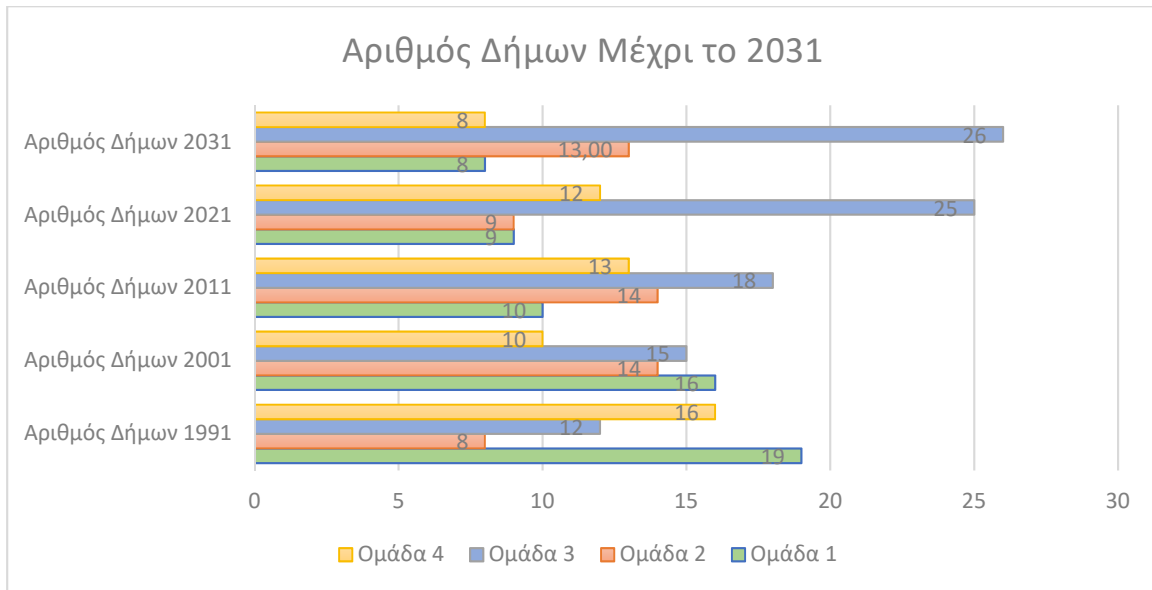
Χρησιμοποιώντας τους παραπάνω χάρτες προβλέψεων ακολουθούν στο επόμενο υποκεφάλαιο μερικά στατιστικά για τις ομάδες που θα έχουν οι δήμοι στο μέλλον και μια ανάλυση των χαρτών.

## 5.8 Προβλέψεις

Ακολουθούν μερικά στατιστικά στοιχεία με τις προβλεπόμενες ομάδες δήμων μαζί με τα στατιστικά των προηγούμενων δεκαετιών για να βοηθήσουν στην ερμηνεία των προβλέψεων (Διάγραμμα 5.9 και Διάγραμμα 5.10).



Διάγραμμα 5.11 Μέσος όρος των ποσοστών της κάθε ομάδας μέχρι το 2031



**Διάγραμμα 5.12** Αριθμός ομάδων δήμων μέχρι το 2031

Από το **Διάγραμμα 5.11** και **5.12** γίνεται εμφανές ότι ακολουθείται παρόμοια πορεία με τα προηγούμενα χρόνια (1991 μέχρι 2011) δηλαδή μείωση των ομάδων 1 και 4 αλλά με πιο αργούς ρυθμούς. Χαρακτηριστικό είναι ότι από το 1991 μέχρι το 2011 οι δήμοι της ομάδας 1 μειώθηκαν από 19 σε 10 ενώ η πρόβλεψη είναι ότι το 2031 θα μειωθούν σε 8. Ένα άλλο χαρακτηριστικό από αυτά τα διαγράμματα είναι ότι η κύρια αλλαγή που προβλέπεται είναι ότι πολλοί δήμοι της ομάδας 2 θα γίνουν ομάδα 3. Από αυτά συμπεραίνουμε ότι στο μέλλον η πόλη της Αθήνας δεν θα εξαπλωθεί περαιτέρω προς τα άκρα της περιφέρειας αλλά οι δήμοι που έχουν ήδη αστικοποιηθεί και ανήκουν στην ομάδα 2 θα αστικοποιηθούν παραπάνω κυρίως προς τα βόρεια της πόλης και ανατολικά όπως φαίνεται από τους χάρτες που ακολουθούν. Παρόμοια εικόνα παρατηρείται και από το **Διάγραμμα 5.11** με τους μέσους όρους των ποσοστών των δήμων με την μεγάλη αύξηση των ποσοστών της ομάδας 3 τις χρονιές 2021 και 2031 (από 21% που ήταν ο μέσος όρος των ποσοστών για την ομάδα 3 στο σύνολο των δήμων φτάνει το 37% το 2031).

**Χάρτες 2021 (Χάρτης 5.12 και Χάρτης 5.13)** : Δεν παρατηρούνται μεγάλες αλλαγές για την περιφέρεια Αττικής πράγμα λογικό λόγω της οικονομικής κρίσης και της κατάρρευσης του κατασκευαστικού τομέα. Οι κύριες αλλαγές είναι η μετακίνηση των δήμων που βρίσκονται βόρεια την περιφέρεια Αττικής (Αμαρουσίου, Λυκόβρυσης-Πεύκης, Μεταμορφώσεως, Αγ. Αναργύρων, Αγ. Παρασκευής, Φιλοθέης-Ψυχικού, Βριλήσσιων) από την ομάδα 2 στην ομάδα 3 και ο δήμος Αχαρνών μετατρέπεται από ομάδα 1 σε ομάδα 4. Στο παραλιακό τμήμα ο δήμος Βάρης-Βούλας-Βουλιαγμένης προβλέπεται να αλλάξει από ομάδα 4 σε ομάδα 2.

**Χάρτες 2031 (Χάρτης 5.14 και Χάρτης 5.15)** : Παρατηρούνται ότι οι πιέσεις αστικοποίησης πηγάζουν από τα βόρεια που ήταν το 2021 στα ανατολικά( Ζωγράφου ,Παλλήνη, Καισαριανής) και δυτικά (Περάματος, Χαϊδαρίου) και στο δήμο Αχαρνών στα Βόρεια. Οι προβλέψεις για το 2031 είναι ενδεικτικές καθώς το βάθος χρόνου είναι πολύ μεγάλο για ασφαλείς προβλέψεις και χρησιμοποιούνται κυρίως για μια ενδεικτική εικόνα των τάσεων αστικοποίησης βάσει του παρελθόντος.

## 5.9 Ανάλυση Αποτελεσμάτων Εφαρμογής

Εξετάζοντας την περιφέρεια Αττικής αναλυτικότερα ανά Περιφερειακή Ενότητα (Π.Ε) φτάνουμε σε ορισμένα συμπεράσματα. Η πόλη της Αθήνας στη συγκεκριμένη ανάλυση περιλαμβάνει τις Π.Ε : Νότιος Τομέας Αθηνών, Βόρειος Τομέας Αθηνών, Κεντρικός Τομέας Αθηνών και Δυτικός Τομέας Αθηνών και τους αντίστοιχους δήμους όπως αναφέρθηκαν στο υποκεφάλαιο «**5.1.1 Διοικητική Διάρθρωση Περιφέρειας Αττικής**». Στον **Πίνακα 5.9** παρουσιάζονται ο αριθμός των δήμων και το αντίστοιχο ποσοστό της Π.Ε που άλλαξε ομάδα την κάθε δεκαετία που εξετάζεται στην εφαρμογή.

ΠΕΡΙΦΕΡΕΙΑΚΗ ΕΝΟΤΗΤΑ (Π.Ε)	ΣΥΝΟΛΟ ΔΗΜΩΝ	ΔΕΚΑΕΤΙΑ 1991-2001	ΔΕΚΑΕΤΙΑ 2001-2011	ΔΕΚΑΕΤΙΑ 2011-2021	ΔΕΚΑΕΤΙΑ 2021-2031
<b>ΠΟΛΗ ΑΘΗΝΑΣ</b>	35 (100%)	10 (29%)	5 (14%)	7 (20%)	2 (6%)
➤ <b>ΚΕΝΤΡΙΚΟΣ ΤΟΜΕΑΣ ΑΘΗΝΩΝ</b>	8 (100%)	2 (25%)	1 (13%)	0 (0%)	1 (13%)
➤ <b>ΔΥΤΙΚΟΣ ΤΟΜΕΑΣ ΑΘΗΝΩΝ</b>	7 (100%)	1 (14%)	1 (14%)	1 (14%)	1 (14%)

➤ <b>ΝΟΤΙΟΣ ΤΟΜΕΑΣ ΑΘΗΝΩΝ</b>	8 (100%)	1 (13%)	1 (13%)	0 (0%)	0 (0%)
➤ <b>ΒΟΡΕΙΟΣ ΤΟΜΕΑΣ ΑΘΗΝΩΝ</b>	12 (100%)	6 (50%)	2 (17%)	6 (50%)	0 (0%)
<b>ΑΝΑΤΟΛΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ</b>	13 (100%)	2 (15%)	3 (23%)	2 (15%)	2 (15%)
<b>ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ</b>	5 (100%)	0 (0%)	2 (40%)	0 (0%)	0 (0%)
<b>ΠΕΙΡΑΙΩΣ</b>	5 (100%)	0 (0%)	0 (0%)	1 (20%)	1 (20%)

**Πίνακας 5.9** Αριθμός δήμων και ποσοστό της κάθε Π.Ε που άλλαξαν ομάδα την προηγούμενη δεκαετία

Όπως αναφέρθηκε στο «**5.6 Ερμηνεία Χαρτών Προηγούμενων Ετών**» και φαίνεται και από τους χάρτες το μοτίβο είναι ότι οι δήμοι αλλάζουν ομάδα από τους αναπτυσσόμενους δήμους της Ομάδας 1 ή σε όποιο στάδιο βρισκόταν το 1991 προς τις πιο αστικοποιημένες ομάδες οπότε οι αλλαγές δήμων που βλέπουμε στον **Πίνακα 5.9** είναι αλλαγές των δήμων προς το επόμενο στάδιο αστικοποίησης. Από τον **Πίνακα 5.9** παρατηρείται ότι η Ανατολική Αττική έχει μια σταθερή ανάπτυξη μέσα στα χρόνια και προβλέπεται να συνεχιστεί στο μέλλον. Το ίδιο γίνεται και με την πόλη της Αθήνας κυρίως στο βόρειο τομέα των Αθηνών. Η Δυτική Αττική έμεινε γενικά στάσιμη μέσα στα χρόνια ενώ είχε μια ανάπτυξη την περίοδο του 2001-2011 με τα έργα της Αττική οδού η οποία δεν προβλέπεται να συνεχιστεί. Η Π.Ε Πειραιά ήταν ήδη αρκετά αστικοποιημένη όπως φαίνεται και από τους χάρτες προηγούμενων ετών.



## Πόλη Αθήνας

Γενικά στην πόλη της Αθήνας και στους τομείς που την αποτελούν παρατηρείται ένας κορεσμός καθώς πολλοί δήμοι της ήταν ήδη αστικοποιημένοι το 1991

- **Κεντρικός τομέας Αθηνών**

Στον κεντρικό τομέα της Αθήνας έχει ως κέντρο το δήμο Αθηναίων και παρατηρείται μια μικρή αλλά σταθερή αύξηση πληθυσμού και οικοδομημένης έκτασης στους άλλους δήμους του τομέα κυρίως στο δυτικό της κομμάτι (δήμος Ηλιούπολης, Βύρωνος ,Καισαριανής) που γενικά προσφέρουν καλύτερες συνθήκες διαβίωσης (για παράδειγμα ο δήμος Ηλιούπολης είχε πληθυσμό 76.476 κατοίκους και 45% χτισμένη έκταση το 1991 και έφτασε 78.153 κατοίκους το 2011 και 51% χτισμένη έκταση το 2011)

Ομάδα	1991	2001	2011	2021	2031
1	0	0	0	0	0
2	1	2	3	3	3
3	2	3	3	3	4
4	4	2	1	1	0
5	1	1	1	1	1

Πίνακας 5.10 Αριθμός δήμων σε κάθε ομάδα για κεντρικό τομέα Αθηνών

- **Δυτικός Τομέας Αθηνών**

Και εδώ παρατηρούνται μικρές αλλαγές κυρίως στον δήμο Αγίων Αναργύρων-Καματερού που βρίσκεται στο βόρειο κομμάτι του τομέα κατά μήκος του κύριου οδικού δικτύου και προβλέπεται να μετατραπεί σε ομάδα 3 δηλαδή το τελευταίο στάδιο αστικοποίησης ενώ και ο δήμος Χαϊδαρίου αναμένεται να περάσει στην ομάδα 2 από ομάδα 4 το 2031.

Ομάδα	1991	2001	2011	2021	2031
1	0	0	0	0	0

2	2	1	2	1	2
3	2	3	3	4	4
4	2	2	1	1	0
5	0	0	0	0	0

Πίνακας 5.11 Αριθμός δήμων σε κάθε ομάδα για δυτικό τομέα Αθηνών

- **Νότιος Τομέας Αθηνών**

Είναι ο πιο αστικοποιημένος τομέας της Αθήνας ήδη από την δεκαετία του 1990 για αυτό και δεν παρατηρούνται μεγάλες αλλαγές μέσα στα χρόνια στους δήμους αυτού του τομέα αλλά υπάρχει μια σταθεροποίηση ή και μικρή μείωση πληθυσμού μέσα στα χρόνια (για παράδειγμα ο δήμος Νέας Σμύρνης από 76.508 κατοίκους το 2001 μειώθηκε στους 73.076 κατοίκους το 2011 και Παλαιού Φαλήρου από 67.160 το 2001 μειώθηκε στους 64.021). Οι δήμοι Ελληνικού-Αργυρούπολης και Γλυφάδας(οι μόνοι δήμοι του τομέα που δεν έχουν φτάσει στο τελευταίο στάδιο αστικοποίησης) στο δυτικό κομμάτι του τομέα προβλέπεται να παραμείνουν στην ομάδα 2.

Ομάδα	1991	2001	2011	2021	2031
1	0	0	0	0	0
2	1	2	2	2	2
3	5	5	6	6	6
4	2	1	0	0	0
5	0	0	0	0	0

Πίνακας 5.12 Αριθμός δήμων σε κάθε ομάδα για νότιο τομέα Αθηνών

- **Βόρειος Τομέας Αθηνών**

Σε αυτόν το τομέα προβλέπεται πολλοί δήμοι του να πάνε στην ομάδα 3 το τελευταίο στάδιο αστικοποίησης το 2021 που σημαίνει αύξηση πληθυσμού και οικοδομημένης

έκτασης(για παράδειγμα ο δήμος Βριλησίων ένας από τους δήμους του τομέα που προβλέπεται να αστικοποιηθεί παραπάνω από 3.390 κτίρια και 26.567 κατοίκους το 2001 έφτασε τα 3.940 κτίρια και 30.741 κατοίκους το 2011) αλλά αυτό συνεπάγεται αργότερα και πολύ μικρούς ρυθμούς ανάπτυξης κτιρίων και πληθυσμού και θα επέλθει μια σταθεροποίηση για το 2031.

Ομάδα	1991	2001	2011	2021	2031
1	2	1	0	0	0
2	3	8	7	2	2
3	1	2	3	9	9
4	6	1	2	1	1
5	0	0	0	0	0

Πίνακας 5.13 Αριθμός δήμων σε κάθε ομάδα για βόρειο τομέα Αθηνών

## Ανατολική Αττική

Είναι η περιφέρεια με τις περισσότερες αλλαγές όπως αναφέρθηκε. Όλοι οι δήμοι της το 1991 ανήκαν στους αναπτυσσόμενους δήμους της ομάδας 1. Η αστικοποίησή τους έγινε κυρίως το 2011 ιδιαίτερα στους δήμους που περνάει η Αττική οδός και βρίσκονται πιο κοντά στην πόλη των Αθηνών (Δήμοι Παιανίας ,Παλλήνης , Σπάτων, Βάρης-Βούλας-Βουλιαγμένης, Κρωπίας Ραφήνας). Αυτοί οι δήμοι μετατράπηκαν σε ομάδα 4. Για το μέλλον προβλέπεται μερικοί από τους δήμους αυτούς να περάσουνε στην επόμενη ομάδα αστικοποίησης (οι δήμοι Βάρης-Βούλας-Βουλιαγμένης, Παλλήνης και Κηφισιάς). Οι υπόλοιποι δήμοι της Π.Ε που είναι στο βόρειο τμήμα της (Ωρωπού, Μαραθώνος, Διονύσου) και στο νότιο τμήμα της (Σαρωνικού, Λαυρεωτικής, Μαρκόπουλου) παραμένουν στην ομάδα 1 όλες τις δεκαετίες καθώς έχουν πλούσιο φυσικό πλούτο και ο χαρακτήρας τους είναι κυρίως για πρώτη κατοικία ή παραθεριστική κατοικία ενώ είναι αξιοσημείωτό ότι αυτοί οι δήμοι αυτοί συνεχίζουν να παρουσιάζουν μεγάλη αύξηση πληθυσμού( για παράδειγμα ο δήμος Σαρωνικού από 22.866 κατοίκους το 2001 έφτασε τους 29.002 κατοίκους το 2011) .

Ομάδα	1991	2001	2011	2021	2031
1	13	11	8	6	6
2	0	0	0	1	3
3	0	0	0	0	0
4	0	2	5	6	4
5	0	0	0	0	0

Πίνακας 5.14 Αριθμός δήμων σε κάθε ομάδα για Ανατολική Αττική

## Δυτική Αττική

Από τους πίνακες και τους χάρτες παρατηρούμε ότι είναι η λιγότερο ανεπτυγμένη περιφερειακή ενότητα. Ο δήμος Ελευσίνας που ήταν βιομηχανικό κέντρο τις παλιότερες δεκαετίες ανήκει ήδη από το 1991 στην ομάδα 4 ενώ την δεκαετία 2001-2011 αστικοποιούνται και οι γειτονικοί της δήμοι με την ολοκλήρωση της Αττικής Οδού (Ασπρόπυργου, Φυλής) που γίνονται και αυτοί ομάδα 4 ενώ οι δήμοι Μεγαρέων και Μάνδρας παραμένουν στην ομάδα 1 πράγμα λογικό που εξηγείται και από τις πολλές ορεινές εκτάσεις αλλά παρόλα αυτά έχουν αρκετά υψηλούς ρυθμούς ανάπτυξης πληθυσμού και κτιρίων. Δεν προβλέπονται αλλαγές σε αυτήν τη Περιφερειακή Ενότητα για το μέλλον.

Ομάδα	1991	2001	2011	2021	2031
1	4	4	2	2	2
2	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0
4	1	1	3	3	3
5	0	0	0	0	0

Πίνακας 5.15 Αριθμός δήμων σε κάθε ομάδα για Δυτική Αττική

## Πειραιάς

Η Π.Ε. Πειραιά έχει τον δήμο Πειραιά που είναι μεγάλο αστικό κέντρο ήδη από το 1991. Το ίδιο συμβαίνει και με τους δήμους Κορυδαλλού και Νίκαιας. Η κύρια αστική ανάπτυξη σε αυτήν την Π.Ε επικεντρώνεται στους δήμους Περάματος και Κερατσινίου οι οποίοι ενώ ήταν σταθεροί μέχρι το 2011 όπως φαίνεται στον πίνακα προβλέπεται να περάσουν στο επόμενο στάδιο αστικοποίησης δηλαδή κυρίως μια αύξηση του πληθυσμού σε αυτούς τους δήμους .

Ομάδα	1991	2001	2011	2021	2031
1	0	0	0	0	0
2	1	1	1	0	1
3	2	2	2	3	3
4	1	1	1	1	0
5	1	1	1	1	1

Πίνακας 5.16 Αριθμός δήμων σε κάθε ομάδα για Π.Ε Πειραιά

Μετά την ανάλυση των αποτελεσμάτων της εφαρμογής ακολουθούν τα τελικά συμπεράσματα από όλη την εργασία καθώς και προτάσεις για μελλοντική συνέχιση της μεθοδολογίας.

## 7. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ-ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ

Μετά την ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής προέκυψαν συγκεκριμένα συμπεράσματα που θεωρείται σκόπιμο να επισημανθούν. Αυτά τα συμπεράσματα αφορούν το βαθμό επίτευξης του στόχου όπως διατυπώθηκε στο κεφάλαιο «**1. Εισαγωγή**», την αξιολόγηση της μεθοδολογίας που ακολουθήθηκε, ορισμένα στοιχεία που θα μπορέσουν να βελτιώσουν την μεθοδολογία και τέλος μερικές προτάσεις για μελλοντική έρευνα και εξέλιξη της μεθοδολογίας.

Ο προκαθορισμένος στόχος θεωρείται επιτυχημένος καθώς επιτεύχθηκε η δημιουργία μια μεθοδολογίας ικανής να αντιμετωπίσει το πρόβλημα της πρόβλεψης της εξέλιξης των αστικών περιοχών. Πιο συγκεκριμένα επιτεύχθηκε η δημιουργία των μελλοντικών ποσοστών των ομάδων των δήμων της Περιφέρειας Αττικής για τις χρονιές 2021 και 2031 και δημιουργήθηκαν οι αντίστοιχοι χάρτες πρόβλεψης. Η ακρίβεια της εργασίας κρίνεται αρκετά ικανοποιητική παρόλη την έλλειψη δεδομένων σε μεγάλο βάθος χρόνου που θα έδινε ακόμα καλύτερα αποτελέσματα. Επίσης με δεδομένα παλιότερων ετών θα μπορούσε να μελετηθεί καλύτερα η πορεία των ομάδων μέσα στα χρόνια στο παρελθόν.

Η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε κρίνεται ικανοποιητική. Το κύριο πλεονέκτημα της είναι η ευελιξία της καθώς μπορεί να χρησιμοποιήσει διαφορετικών τύπων δεδομένα ενώ μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για επίλυση άλλων χωρικών προβλημάτων. Άλλο ένα θετικό της μεθοδολογίας που προτείνεται είναι ότι κατά την εφαρμογή της αποφεύγονται οι παραδοχές για την σχέση μεταξύ των δεδομένων όπως γίνεται στις περισσότερες τέτοιες εφαρμογές.

Ένα στοιχείο που θα μπορούσε να βελτιωθεί κατά την διάρκεια της εκπόνησης της παρούσας διπλωματικής είναι η έλλειψη δεδομένων σε βάθος χρόνου. Αυτή η έλλειψη δημιουργεί προβλήματα για την διαχρονική μελέτη τέτοιων φαινομένων. Ιδιαίτερα τα νευρωνικά δίκτυα χρειάζονται μεγάλες ποσότητες δεδομένων για μια καλή εκπαίδευση. Για αυτό και παρόλο που η ακρίβεια της εργασία κρίνεται ικανοποιητική τα αποτελέσματα του δικτύου θα μπορούσαν να βελτιωθούν παραπάνω. Το κύριο κομμάτι που θα μπορούσε να βελτιωθεί με μεγαλύτερο χρονικό ορίζοντα δεδομένων είναι ότι το άθροισμα των ποσοστών των ομάδων των δήμων για τις προβλέψεις δεν ήταν για όλους τους δήμους 100% όπως είναι το αναμενόμενο αλλά υπήρχαν μερικές διακυμάνσεις σε μερικούς δήμους που φτάνανε στην τάξη του 0.1 δηλαδή 10%. Πιο συγκεκριμένα το ελάχιστο άθροισμα ποσοστών

ήταν 90% ενώ το μέγιστο άθροισμα ποσοστών 112%. Αυτές οι διακυμάνσεις ήταν για λίγους δήμους( 3 δήμους από τους 58 ) ενώ το άθροισμα των ποσοστών των περισσότερων δήμων κινούταν μεταξύ 98% και 101% το οποίο οφείλεται και σε ένα βαθμό στις στρογγυλοποιήσεις. Επίσης ένα μειονέκτημα που έχουν όλες οι εφαρμογές που χρησιμοποιούνε νευρωνικά δίκτυα είναι ότι η φύση των νευρωνικών δικτύων χαρακτηρίζεται ως «μαύρο κουτί» (black box). Αυτό σημαίνει ότι είναι δύσκολο να «δει» κάποιος μέσα στο νευρωνικό δίκτυο τι ακριβώς έχει «μάθει». Δηλαδή δεν μπορεί να ξέρει κάποιος τι ακριβώς κάνει ο κάθε νευρώνας και πως ακριβώς βγαίνει το σωστό αποτέλεσμα.

## 7.1 Προτάσεις για Μελλοντική Έρευνα

Στο μέλλον θα μπορούσαν να μπουν στη μεθοδολογία και οικονομικά στοιχεία που είναι μεγάλος παράγοντας της αστικής ανάπτυξης όπως για παράδειγμα ο μέσος όρος της τιμής ανά τετραγωνικό μέτρο για κάθε δήμο μέσα στα χρόνια ή το μέσο εισόδημα των κατοίκων ενός δήμου. Αυτά τα δεδομένα μπορούν να χρησιμοποιηθούν κατά την διάρκεια της ομαδοποίησης στην εφαρμογή και με αυτό τον τρόπο να βοηθήσουν στο να δημιουργηθεί ένα καλύτερο προφίλ για το τι αντιπροσωπεύει η κάθε ομάδα.

Ένας επιπλέον τύπος δεδομένων που θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί σε αυτήν τη μεθοδολογία είναι να εισαχθούν δεδομένα για τα Μέσα Μαζικής Μεταφοράς (Μ.Μ.Μ). Για παράδειγμα θα μπορούσαν να ψηφιοποιηθούν οι γραμμές μετρό και προαστιακού και να δημιουργηθεί ένα buffer με τις εκτάσεις που βρίσκονται γύρω από αυτές σε απόσταση ενός χιλιομέτρου (ενδεικτική απόσταση) και να υπολογιστεί τι ποσοστό της έκτασης του κάθε δήμου βρίσκεται σε αυτά τα buffers για να εμπλουτιστεί το προφίλ δήμων και με στοιχεία μέσων μεταφοράς.

Μια ακόμα προσθήκη που μπορεί να γίνει είναι στην ταξινόμηση δορυφορικών εικόνων να γίνει διαχωρισμός μεταξύ συνεχούς και ασυνεχούς αστικής δόμησης. Με αυτόν τον τρόπο θα μπορούσε να βγουν τα ποσοστά της έκτασης του κάθε δήμου που έχουν συνεχή αστική δόμηση, ασυνεχή αστική δόμηση και μη αστικές εκτάσεις και έτσι θα έχουμε μια καλύτερη εικόνα του κάθε δήμου.

Επίσης η συγκεκριμένη μεθοδολογία θα μπορούσε να εφαρμοστεί και σε άλλες περιοχές μελέτης και θα είχε ενδιαφέρον να συγκριθούν τα αποτελέσματα με αυτά της Αττικής. Για παράδειγμα αν σε μια άλλη περιοχής μελέτης δημιουργούνται παρόμοιες ομάδες δήμων με κοινά χαρακτηριστικά δηλαδή παρόμοια κέντρα ομάδων (cluster centers) και οι δήμοι ακολουθούν παρόμοια πορεία αστικοποίησης μέσα στα χρόνια.



## Βιβλιογραφία

- Pijanowski, Brown, Shellito, και Manik. «Using Neural Networks and GIS to Forecast Land Use Changes: A Land Transformation Model.» *Computers, Environment and Urban Systems*, 2002: 553-575.
- Al-kheder, Wang, και Shan. «Fuzzy Inference Guided Cellular Automata Urban-Growth Modelling Using Multi-Temporal Satellite Images.» *International Journal of Geographical Information Science*, 2008: 1271-1293.
- Alonso, W. *Location and Land Use*. Cambridge: Harvard University Press, 1964.
- American Planning Association. 2017. <http://www.planning.org/> (πρόσβαση 6 2017).
- Anas, A. *Residential Location Markets and Urban Transportation: Economic Theory Econometrics and Policy Analysis with Discrete Choice Models*. Academic Press, 1982.
- Antoni. «Urban Sprawl Modelling: A Methodological Approach.» *Cybergeo: European Journal of Geography, 12th European Colloquium on Quantitative and Theoretical Geography*. St-Valéry-en-Caux, 2001.
- Barnes, Morgan, Lowe, και Roberge. *Sprawl development: its patterns, consequences, and measurement*. Towson: Towson University, 2001.
- Batty M. «Complexity in City Systems: Understanding, Evolution and Design.» *Working Paper Series, Centre for Advanced Spatial Analysis*. London: University College London, 2007.
- Berglund. *Reviews of land-use models- Summary and documentation*. WSP Analysis & Strategy, 2014.
- Bezdek. *Pattern recognition with fuzzy objective*. New York NY: Plenum Press, 1981.
- Bishop. *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford: Oxford University Press, 1995.
- Brueckner. «Urban Sprawl, Diagnosis and Remedies.» *International Regional Science Review* 23, 2000: 17-171.
- C, Dunn J. *A fuzzy Relative of the ISODATA Process and its use in detecting compact well-separated clusters*. Journal of Cybernetics, 1973.
- Engelen, White, και Drazan. *Using Cellular Automata for integrated modelling of socio-environmental systems*. 1995.
- Foroutan, και Delazar. «Urban Growth Modelling Using Fuzzy Logic.» *ASPRS*. Sacramento, California, 2012.
- Grekousis, και Hatzichristos. «Comparison of two fuzzy algorithms in geodemographic segmentation analysis: The Fuzzy C-Means and Gustafson–Kessel methods.» *Applied Geography*, May 2012: 125-136.

- Haynes. *Gravity and Spatial Interaction Models*. Beverly Hills: Sage Publications, 1984.
- Hebb. *The organisation of behaviour*. 1949.
- Hewitson, και Crane. *Neural Nets: Applications in Geography*. Springer Netherlands, 1994.
- <http://www.patt.gov.gr/site/>. 6 6 2017. <http://www.patt.gov.gr/site/> (πρόσβαση 2017).
- <http://www.ypodomes.com/>. 2017. <http://www.ypodomes.com/> (πρόσβαση 6 6, 2017).
- <https://el.wikipedia.org>. 2017. (πρόσβαση 6 2017).
- Khan, Mathew. «The environmental impact of suburbanization.» *Journal of Policy Analysis and Management*, 2000.
- Li, και Yeh. «“Neural-Network-Based Cellular Automata for Simulating Multiple Land Use Changes Using GIS.» *International Journal of Geographical Information Science*, 2002: 323-343.
- Lizhong Hua, Lina Tang, Kai Yin. «Simulating Urban Growth Using the SLEUTH Model in a Coastal Peri-Urban District in China.» *Sustainability*, 2014: 6.
- Longley, και Batty. *Fractal Cities: A Geometry of Form and Function*. London: Academic Press, 1994.
- Makse, Andrade, Batty, Havlin, και Stanley. *Modelling Urban Growth Patterns with Correlated Percolation*. Phys. Rev., 1998.
- Mandelbrot. *The Fractal Geometry of Nature*. New York: Freeman and Company, 1983.
- Nechyba, T, και R Walsh. «Urban Sprawl.» *Journal of Economic Perspectives*, 2004.
- Neuman. *The computer and the brain*. New Haven: Yale University Press, 1958.
- Park, Jeon, Kim, και Choi. «Prediction and Comparison of Urban Growth by Land Suitability Index Mapping Using GIS and RS in South Korea.» *Landscape and Urban Planning*, 2 11 2011: 104-114.
- Pitts, και McCulloch. *A logical calculus of ideas immanent in nervous activity*. Bulletin of Mathematical Biophysics, 1943.
- Polycarpou. «Computational intelligence in the undergraduate curriculum.» *IEEE Computational Intelligence Magazine*, Μάιος 2013: 3-20.
- Porter, Douglas. *The practice of sustainable development*. Washington DC: Urban Land Institute, 2000.
- Sanna, Iltanen. «Cellular Automata in Urban Spatial Modelling.» Στο *Agent-Based Models of Geographical Systems*, 69-84. Springer Netherlands, 2011.
- Sharaf, Jie, και Jun. «Genetic Algorithms for the Calibration of Cellular Automata Urban Growth Modeling.» *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Οκτώβριος 2008: 1267-1277.
- Sobreira, και Barros. *City of slums: Self-organisation across scales*. Centre for advanced spatial analysis, 2002.

- Sullivan O', A. *Urban Economics*. Mc Grow-Hill, 1996.
- Tayyebi, και Pijanowski. «An urban growth boundary model using neural networks, GIS and radial parameterization: An application to Tehran, Iran.» *Landscape and Urban Planning*, 20 March 2011: 35-44.
- Tobler, Wablo. *A computer movie simulating urban growth in the Detroit region*. *Economic Geography*, 46(Supplement): 234-240, 1970.
- Torrens. «Cellular automata and Multi-agent Systems as Planning Support Tools.» *Planning Support Systems in Practice Advances in Spatial Science*, 2003.
- Triantakostas Dimitrios, Mountrakis Giorgos. «Urban Growth Prediction: A Review of Computational Models and Human Perceptions.» *Journal of Geographic Information Systems*, 2012: 555-587.
- Vichiensan, Sato, Miyamoto, και Kitazume. «Introduction of land use model to improve travel demand forecasting in a metropolitan area: a case of Sranus application to Sapporo.» *Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies*, 2003.
- Waddel. «UrbanSim: modelling urban development for land use, transportation and environmental planning.» *Journal of the American Planning Association*, 2002.
- Wang, Shan, και Al-Kheder. «Cellular automata urban growth model calibration with genetic algorithms.» *Urban Remote Sensing Joint Event*. 2007.
- Yang. «Satellite monitoring of urban spatial growth on the Atlanta Metropolitan Area.» *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2002: 725-734.
- Zadeh. «Fuzzy sets.» *Information and Control*, June 1965: 338-353.
- Zimmermann. *Fuzzy Set Theory and its applications*. New York: Springer Science, 1993.
- Αραβαντινός. *Πολοδομικός Σχεδιασμός για μια Βιώσιμη Ανάπτυξη του Αστικού Χώρου*. Συμμετρία, 2007.
- Αργυράκης, Πάνος. *Νευρωνικά Δίκτυα και Εφαρμογές*. Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο, n.d.
- Γραικούσης, και Μανέτος. «Χωρική Ανάλυση και Εξέλιξη Μητροπολιτικών Περιοχών.» Διπλωματική, Αθήνα, 2001.
- Θεοδώρου. *Εισαγωγή στην Ασαφή Λογική*. Τζιόλα, 2010.
- Κουρσάρη. «Αθήνα και αστική διάχυση, Νέες διαρθρώσεις του περιαστικού χώρου και αναδυόμενες γεωγραφίες της πόλης.» Διπλωματική Εργασία ΔΠΜΣ Πολεοδομία, Αθήνα, 2008.
- Περιφεριακό Επιχειρησιακό Πρόγραμμα Αττικής. 2000. <http://www.pepattikis.gr/> (πρόσβαση 6 6, 2017).
- Σκιαδά. *Υπολογιστική προσομοίωση της μελλοντικής επέκτασης αστικών περιοχών με χρήση Κυψελοειδών Αυτομάτων και GIS: Εφαρμογή του υποδείγματος SLEUTH στην ανατολική Αττική για δύο τύπους*. 2016.

Σταμάτης, Καλογήρου. *Χωρική Ανάλυση*. Αθήνα: Σύνδεσμος Ελληνικών Ακαδημαϊκών Βιβλίων, n.d.

## ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

ΟΝΟΜΑ	Ομαδα1 1991	Ομαδα2 1991	Ομαδα3 1991	Ομαδα4 1991	Ομαδα5 1991
ΑΓΙΑΣ ΒΑΡΒΑΡΑΣ	0,056	0,366	0,477	0,100	0,000
ΑΓΙΑΣ ΠΑΡΑΣΚΕΥΗΣ	0,182	0,297	0,114	0,406	0,000
ΑΓΙΟΥ ΔΗΜΗΤΡΙΟΥ	0,044	0,319	0,568	0,069	0,000
ΑΠΩΝ ΑΝΑΡΓΥΡΩΝ - ΚΑΜΑΤΕΡΟΥ	0,081	0,608	0,143	0,168	0,000
ΑΘΗΝΑΙΩΝ	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000
ΑΙΓΑΛΕΩ	0,050	0,262	0,616	0,073	0,000
ΑΛΙΜΟΥ	0,100	0,484	0,236	0,180	0,000
ΑΜΑΡΟΥΣΙΟΥ	0,177	0,332	0,116	0,375	0,000
ΑΣΠΡΟΠΥΡΓΟΥ	0,458	0,087	0,045	0,410	0,000
ΑΧΑΡΝΩΝ	0,583	0,103	0,065	0,249	0,000
ΒΑΡΗΣ - ΒΟΥΛΑΣ - ΒΟΥΛΙΑΓΜΕΝΗΣ	0,460	0,136	0,079	0,325	0,000
ΒΡΙΑΗΣΣΙΩΝ	0,285	0,243	0,178	0,294	0,000
ΒΥΡΩΝΟΣ	0,174	0,219	0,097	0,509	0,000
ΓΑΛΑΤΣΙΟΥ	0,068	0,406	0,401	0,126	0,000
ΓΛΥΦΑΔΑΣ	0,334	0,183	0,087	0,396	0,000
ΔΑΦΝΗΣ - ΥΜΗΤΤΟΥ	0,034	0,211	0,700	0,055	0,000
ΔΙΟΝΥΣΟΥ	0,422	0,163	0,114	0,302	0,000
ΕΛΕΥΣΙΝΑΣ	0,273	0,105	0,046	0,576	0,000
ΕΛΛΗΝΙΚΟΥ - ΑΡΓΥΡΟΥΠΟΛΗΣ	0,129	0,382	0,099	0,390	0,000
ΖΩΓΡΑΦΟΥ	0,170	0,308	0,187	0,335	0,000
ΗΛΙΟΥΠΟΛΕΩΣ	0,190	0,267	0,113	0,431	0,000
ΗΡΑΚΛΕΙΟΥ	0,035	0,644	0,252	0,069	0,000
ΙΛΙΟΥ (ΝΕΩΝ ΛΙΟΣΙΩΝ)	0,101	0,426	0,326	0,148	0,000
ΚΑΙΣΑΡΙΑΝΗΣ	0,288	0,160	0,094	0,458	0,000
ΚΑΛΛΙΘΕΑΣ	0,088	0,255	0,538	0,119	0,000
ΚΕΡΑΤΣΙΝΙΟΥ - ΔΡΑΠΕΤΣΩΝΑΣ	0,106	0,409	0,326	0,159	0,000
ΚΗΦΙΣΙΑΣ	0,626	0,069	0,036	0,269	0,000
ΚΟΡΥΔΑΛΛΟΥ	0,039	0,321	0,571	0,069	0,000
ΚΡΩΠΙΑΣ	0,589	0,090	0,053	0,268	0,000
ΛΑΥΡΕΩΤΙΚΗΣ	0,505	0,126	0,080	0,289	0,000
ΛΥΚΟΒΡΥΣΗΣ - ΠΕΥΚΗΣ	0,202	0,311	0,163	0,325	0,000
ΜΑΝΔΡΑΣ - ΕΙΔΥΛΛΙΑΣ	0,616	0,066	0,038	0,280	0,000
ΜΑΡΑΘΩΝΟΣ	0,720	0,059	0,036	0,186	0,000
ΜΑΡΚΟΠΟΥΛΟΥ ΜΕΣΟΓΑΙΑΣ	0,534	0,099	0,058	0,309	0,000
ΜΕΓΑΡΕΩΝ	0,699	0,064	0,039	0,199	0,000
ΜΕΤΑΜΟΡΦΩΣΕΩΣ	0,113	0,472	0,194	0,221	0,000
ΜΟΣΧΑΤΟΥ - ΤΑΥΡΟΥ	0,058	0,408	0,436	0,098	0,000
ΝΕΑΣ ΙΩΝΙΑΣ	0,018	0,143	0,809	0,029	0,000
ΝΕΑΣ ΣΜΥΡΝΗΣ	0,047	0,201	0,683	0,069	0,000
ΝΙΚΑΙΑΣ - ΑΓΙΟΥ ΙΩΑΝΝΗ ΡΕΝΤΗ	0,130	0,345	0,357	0,169	0,000
ΠΑΙΑΝΙΑΣ	0,516	0,095	0,054	0,336	0,000
ΠΑΛΑΙΟΥ ΦΑΛΗΡΟΥ	0,029	0,239	0,683	0,048	0,000
ΠΑΛΛΗΝΗΣ	0,492	0,122	0,071	0,315	0,000
ΠΑΠΑΓΟΥ - ΧΟΛΑΡΓΟΥ	0,114	0,306	0,088	0,493	0,000
ΠΕΙΡΑΙΩΣ	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000
ΠΕΝΤΕΛΗΣ	0,488	0,103	0,061	0,348	0,000
ΠΕΡΑΜΑΤΟΣ	0,209	0,101	0,046	0,644	0,000
ΠΕΡΙΣΤΕΡΙΟΥ	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000
ΠΕΤΡΟΥΠΟΛΕΩΣ	0,211	0,179	0,073	0,537	0,000
ΡΑΦΗΝΑΣ - ΠΙΚΕΡΜΙΟΥ	0,498	0,118	0,072	0,312	0,000
ΣΑΡΩΝΙΚΟΥ	0,575	0,101	0,064	0,260	0,000
ΣΠΑΤΩΝ - ΑΡΤΕΜΙΔΟΣ	0,595	0,103	0,064	0,238	0,000
ΦΙΛΑΔΕΛΦΕΙΑΣ - ΧΑΛΚΗΔΟΝΟΣ	0,044	0,475	0,400	0,082	0,000
ΦΙΛΟΘΕΗΣ - ΨΥΧΙΚΟΥ	0,172	0,221	0,084	0,524	0,000
ΦΥΛΗΣ	0,530	0,073	0,040	0,357	0,000
ΧΑΙΔΑΡΙΟΥ	0,196	0,087	0,039	0,677	0,000
ΧΑΛΑΝΔΡΙΟΥ	0,099	0,536	0,182	0,183	0,000
ΩΡΩΠΟΥ	0,604	0,095	0,061	0,240	0,000

Πίνακας Παραρτήματος 1 Ποσοστά που έδωσε ο FCM για 1991

Μοντελοποίηση της Μελλοντικής Εξάπλωσης Αστικών Περιοχών με Χρήση Μεθόδων Υπολογιστικής Νοημοσύνης : Η περίπτωση της Αττικής | Αλέξανδρος Κυριλλίδης

ΟΝΟΜΑ	Ομάδα 1 2001	Ομάδα 2	Ομάδα 3 2001	Ομάδα 4 2001	Ομάδα 5 2001
ΑΓΙΑΣ ΒΑΡΒΑΡΑΣ	0,051	0,314	0,549	0,087	0,000
ΑΓΙΑΣ ΠΑΡΑΣΚΕΥΗΣ	0,032	0,776	0,116	0,076	0,000
ΑΓΙΟΥ ΔΗΜΗΤΡΙΟΥ	0,024	0,162	0,778	0,037	0,000
ΑΓΙΩΝ ΑΝΑΡΓΥΡΩΝ - ΚΑΜΑΤΕΡΟΥ	0,049	0,667	0,192	0,091	0,000
ΑΘΗΝΑΙΩΝ	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000
ΑΙΓΑΛΕΩ	0,041	0,238	0,660	0,062	0,000
ΑΛΙΜΟΥ	0,056	0,510	0,333	0,101	0,000
ΑΜΑΡΟΥΣΙΟΥ	0,048	0,703	0,149	0,100	0,000
ΑΣΠΡΟΠΥΡΓΟΥ	0,471	0,125	0,071	0,333	0,000
ΑΧΑΡΝΩΝ	0,470	0,141	0,088	0,301	0,000
ΒΑΡΗΣ - ΒΟΥΛΑΣ - ΒΟΥΛΙΑΓΜΕΝΗΣ	0,287	0,104	0,042	0,566	0,000
ΒΡΙΛΗΣΙΩΝ	0,145	0,389	0,228	0,238	0,000
ΒΥΡΩΝΟΣ	0,151	0,310	0,138	0,402	0,000
ΓΑΛΑΤΣΙΟΥ	0,048	0,324	0,541	0,087	0,000
ΓΛΥΦΑΔΑΣ	0,186	0,318	0,128	0,368	0,000
ΔΑΦΝΗΣ - ΥΜΗΤΤΟΥ	0,031	0,197	0,721	0,051	0,000
ΔΙΟΝΥΣΟΥ	0,521	0,107	0,065	0,307	0,000
ΕΛΕΥΣΙΝΑΣ	0,192	0,154	0,059	0,596	0,000
ΕΛΛΗΝΙΚΟΥ - ΑΡΓΥΡΟΥΠΟΛΗΣ	0,071	0,617	0,115	0,197	0,000
ΖΩΓΡΑΦΟΥ	0,139	0,358	0,216	0,288	0,000
ΗΛΙΟΥΠΟΛΕΩΣ	0,158	0,345	0,154	0,343	0,000
ΗΡΑΚΛΕΙΟΥ	0,026	0,338	0,590	0,046	0,000
ΙΛΙΟΥ (ΝΕΩΝ ΛΙΟΣΙΩΝ)	0,075	0,394	0,418	0,114	0,000
ΚΑΙΣΑΡΙΑΝΗΣ	0,263	0,178	0,103	0,457	0,000
ΚΑΛΛΙΘΕΑΣ	0,090	0,257	0,531	0,122	0,000
ΚΕΡΑΤΣΙΝΙΟΥ - ΔΡΑΠΕΤΣΩΝΑΣ	0,089	0,404	0,369	0,138	0,000
ΚΗΦΙΣΙΑΣ	0,379	0,136	0,063	0,421	0,000
ΚΟΡΥΔΑΛΛΟΥ	0,035	0,238	0,669	0,059	0,000
ΚΡΩΠΙΑΣ	0,628	0,061	0,032	0,279	0,000
ΛΑΥΡΕΩΤΙΚΗΣ	0,700	0,055	0,031	0,215	0,000
ΛΥΚΟΒΡΥΣΗΣ - ΠΕΥΚΗΣ	0,069	0,556	0,236	0,140	0,000
ΜΑΝΔΡΑΣ - ΕΙΔΥΛΛΙΑΣ	0,573	0,071	0,041	0,315	0,000
ΜΑΡΑΘΩΝΟΣ	0,565	0,091	0,054	0,290	0,000
ΜΑΡΚΟΠΟΥΛΟΥ ΜΕΣΟΓΑΙΑΣ	0,617	0,066	0,036	0,282	0,000
ΜΕΓΑΡΕΩΝ	0,643	0,076	0,045	0,236	0,000
ΜΕΤΑΜΟΡΦΩΣΕΩΣ	0,081	0,494	0,277	0,147	0,000
ΜΟΣΧΑΤΟΥ - ΤΑΥΡΟΥ	0,054	0,372	0,483	0,090	0,000
ΝΕΑΣ ΙΩΝΙΑΣ	0,020	0,122	0,828	0,030	0,000
ΝΕΑΣ ΣΜΥΡΝΗΣ	0,054	0,210	0,658	0,078	0,000
ΝΙΚΑΙΑΣ - ΑΓΙΟΥ ΙΩΑΝΝΗ ΡΕΝΤΗ	0,113	0,340	0,396	0,152	0,000
ΠΑΙΑΝΙΑΣ	0,390	0,083	0,041	0,486	0,000
ΠΑΛΑΙΟΥ ΦΑΛΗΡΟΥ	0,019	0,136	0,815	0,031	0,000
ΠΑΛΛΗΝΗΣ	0,446	0,108	0,052	0,394	0,000
ΠΑΠΑΓΟΥ - ΧΟΛΑΡΓΟΥ	0,086	0,521	0,164	0,229	0,000
ΠΕΙΡΑΙΩΣ	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000
ΠΕΝΤΕΛΗΣ	0,438	0,097	0,053	0,412	0,000
ΠΕΡΑΜΑΤΟΣ	0,168	0,114	0,048	0,669	0,000
ΠΕΡΙΣΤΕΡΙΟΥ	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000
ΠΕΤΡΟΥΠΟΛΕΩΣ	0,130	0,363	0,131	0,375	0,000
ΡΑΦΗΝΑΣ - ΠΙΚΕΡΜΙΟΥ	0,584	0,074	0,041	0,301	0,000
ΣΑΡΩΝΙΚΟΥ	0,616	0,087	0,053	0,244	0,000
ΣΠΑΤΩΝ - ΑΡΤΕΜΙΔΟΣ	0,517	0,132	0,084	0,267	0,000
ΦΙΛΑΔΕΛΦΕΙΑΣ - ΧΑΛΚΗΔΟΝΟΣ	0,040	0,388	0,499	0,073	0,000
ΦΙΛΟΘΕΗΣ - ΨΥΧΙΚΟΥ	0,120	0,419	0,141	0,321	0,000
ΦΥΛΗΣ	0,597	0,072	0,040	0,291	0,000
ΧΑΙΔΑΡΙΟΥ	0,168	0,144	0,060	0,628	0,000
ΧΑΛΑΝΔΡΙΟΥ	0,043	0,534	0,348	0,075	0,000
ΩΡΩΠΟΥ	0,631	0,086	0,053	0,229	0,000

Πίνακας Παραρτήματος 2 Ποσοστά που έδωσε ο FCM για 2001

Μοντελοποίηση της Μελλοντικής Εξάπλωσης Αστικών Περιοχών με Χρήση Μεθόδων Υπολογιστικής Νοημοσύνης : Η περίπτωση της Αττικής | Αλέξανδρος Κυριλλίδης

ΟΝΟΜΑ	Ομάδα 1 2011	Ομάδα 2 2011	Ομάδα 3 2011	Ομάδα 4 2011	Ομάδα 5 2011
ΑΓΙΑΣ ΒΑΡΒΑΡΑΣ	0,057	0,308	0,539	0,096	0,000
ΑΓΙΑΣ ΠΑΡΑΣΚΕΥΗΣ	0,033	0,615	0,285	0,067	0,000
ΑΓΙΟΥ ΔΗΜΗΤΡΙΟΥ	0,025	0,138	0,800	0,037	0,000
ΑΓΙΩΝ ΑΝΑΡΓΥΡΩΝ - ΚΑΜΑΤΕΡΟΥ	0,036	0,553	0,346	0,065	0,000
ΑΘΗΝΑΙΩΝ	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000
ΑΙΓΑΛΕΩ	0,032	0,197	0,722	0,049	0,000
ΑΛΙΜΟΥ	0,042	0,410	0,475	0,073	0,000
ΑΜΑΡΟΥΣΙΟΥ	0,044	0,513	0,365	0,079	0,000
ΑΣΠΡΟΠΥΡΓΟΥ	0,199	0,111	0,043	0,647	0,000
ΑΧΑΡΝΩΝ	0,353	0,201	0,136	0,310	0,000
ΒΑΡΗΣ - ΒΟΥΛΑΣ - ΒΟΥΛΙΑΓΜΕΝΗΣ	0,139	0,339	0,094	0,429	0,000
ΒΡΙΑΗΣΣΙΩΝ	0,058	0,431	0,408	0,103	0,000
ΒΥΡΩΝΟΣ	0,141	0,350	0,172	0,337	0,000
ΓΑΛΑΤΣΙΟΥ	0,047	0,267	0,605	0,081	0,000
ΓΛΥΦΑΔΑΣ	0,147	0,393	0,180	0,281	0,000
ΔΑΦΝΗΣ - ΥΜΗΤΤΟΥ	0,037	0,211	0,693	0,059	0,000
ΔΙΟΝΥΣΟΥ	0,609	0,045	0,023	0,323	0,000
ΕΛΕΥΣΙΝΑΣ	0,153	0,306	0,104	0,437	0,000
ΕΛΛΗΝΙΚΟΥ - ΑΡΓΥΡΟΥΠΟΛΗΣ	0,053	0,674	0,145	0,128	0,000
ΖΩΓΡΑΦΟΥ	0,127	0,374	0,241	0,259	0,000
ΗΛΙΟΥΠΟΛΕΩΣ	0,140	0,381	0,189	0,290	0,000
ΗΡΑΚΛΕΙΟΥ	0,018	0,171	0,780	0,031	0,000
ΙΛΙΟΥ (ΝΕΩΝ ΛΙΟΣΙΩΝ)	0,054	0,330	0,532	0,085	0,000
ΚΑΙΣΑΡΙΑΝΗΣ	0,247	0,191	0,111	0,452	0,000
ΚΑΛΛΙΘΕΑΣ	0,089	0,257	0,534	0,121	0,000
ΚΕΡΑΤΣΙΝΙΟΥ - ΔΡΑΠΕΤΣΩΝΑΣ	0,078	0,374	0,427	0,122	0,000
ΚΗΦΙΣΙΑΣ	0,189	0,328	0,131	0,352	0,000
ΚΟΡΥΔΑΛΛΟΥ	0,036	0,221	0,684	0,060	0,000
ΚΡΩΠΙΑΣ	0,280	0,060	0,025	0,635	0,000
ΛΑΥΡΕΩΤΙΚΗΣ	0,516	0,083	0,042	0,359	0,000
ΛΥΚΟΒΡΥΣΗΣ - ΠΕΥΚΗΣ	0,053	0,442	0,410	0,096	0,000
ΜΑΝΔΡΑΣ - ΕΙΔΥΛΛΙΑΣ	0,459	0,098	0,056	0,387	0,000
ΜΑΡΑΘΩΝΟΣ	0,743	0,045	0,025	0,188	0,000
ΜΑΡΚΟΠΟΥΛΟΥ ΜΕΣΟΓΑΙΑΣ	0,467	0,072	0,034	0,426	0,000
ΜΕΓΑΡΕΩΝ	0,604	0,082	0,047	0,267	0,000
ΜΕΤΑΜΟΡΦΩΣΕΩΣ	0,062	0,462	0,363	0,112	0,000
ΜΟΣΧΑΤΟΥ - ΤΑΥΡΟΥ	0,046	0,323	0,555	0,076	0,000
ΝΕΑΣ ΙΩΝΙΑΣ	0,025	0,136	0,800	0,039	0,000
ΝΕΑΣ ΣΜΥΡΝΗΣ	0,069	0,234	0,599	0,098	0,000
ΝΙΚΑΙΑΣ - ΑΓΙΟΥ ΙΩΑΝΝΗ ΡΕΝΤΗ	0,092	0,329	0,448	0,131	0,000
ΠΑΙΑΝΙΑΣ	0,230	0,085	0,035	0,650	0,000
ΠΑΛΑΙΟΥ ΦΑΛΗΡΟΥ	0,026	0,157	0,774	0,042	0,000
ΠΑΛΛΗΝΗΣ	0,260	0,270	0,127	0,343	0,000
ΠΑΠΑΓΟΥ - ΧΟΛΑΡΓΟΥ	0,067	0,584	0,179	0,170	0,000
ΠΕΙΡΑΙΩΣ	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000
ΠΕΝΤΕΛΗΣ	0,280	0,115	0,058	0,547	0,000
ΠΕΡΑΜΑΤΟΣ	0,180	0,208	0,092	0,521	0,000
ΠΕΡΙΣΤΕΡΙΟΥ	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000
ΠΕΤΡΟΥΠΟΛΕΩΣ	0,105	0,458	0,177	0,260	0,000
ΡΑΦΗΝΑΣ - ΠΙΚΕΡΜΙΟΥ	0,367	0,105	0,052	0,477	0,000
ΣΑΡΩΝΙΚΟΥ	0,670	0,053	0,027	0,250	0,000
ΣΠΑΤΩΝ - ΑΡΤΕΜΙΔΟΣ	0,403	0,175	0,092	0,330	0,000
ΦΙΛΑΔΕΛΦΕΙΑΣ - ΧΑΛΚΗΔΟΝΟΣ	0,034	0,294	0,612	0,059	0,000
ΦΙΛΟΘΕΗΣ - ΨΥΧΙΚΟΥ	0,076	0,485	0,297	0,142	0,000
ΦΥΛΗΣ	0,388	0,097	0,051	0,465	0,000
ΧΑΙΔΑΡΙΟΥ	0,163	0,207	0,084	0,546	0,000
ΧΑΛΑΝΔΡΙΟΥ	0,039	0,310	0,588	0,063	0,000
ΩΡΩΠΟΥ	0,603	0,091	0,056	0,250	0,000

Πίνακας Παραρτήματος 3 Ποσοστά που έδωσε ο FCM για 2011



Μοντελοποίηση της Μελλοντικής Εξάπλωσης Αστικών Περιοχών με Χρήση Μεθόδων Υπολογιστικής Νοημοσύνης : Η περίπτωση της Αττικής | Αλέξανδρος Κυριλλίδης

ΟΝΟΜΑ	Ομάδα 1 2021	Ομάδα 2 2021	Ομάδα 3 2021	Ομάδα 4 2021	Ομάδα 5 2021
ΑΓΙΑΣ ΒΑΡΒΑΡΑΣ	0,051	0,287	0,592	0,061	0,000
ΑΓΙΑΣ ΠΑΡΑΣΚΕΥΗΣ	0,018	0,462	0,486	0,047	0,000
ΑΓΙΟΥ ΔΗΜΗΤΡΙΟΥ	0,033	0,131	0,721	0,030	0,000
ΑΓΙΩΝ ΑΝΑΡΓΥΡΩΝ - ΚΑΜΑΤΕ	0,021	0,414	0,494	0,051	0,000
ΑΘΗΝΑΙΩΝ	0,029	0,021	0,029	0,032	1,000
ΑΙΓΑΛΕΩ	0,065	0,190	0,673	0,053	0,000
ΑΛΙΜΟΥ	0,025	0,215	0,700	0,054	0,000
ΑΜΑΡΟΥΣΙΟΥ	0,018	0,326	0,617	0,050	0,000
ΑΣΠΡΟΠΥΡΓΟΥ	0,260	0,095	0,045	0,544	0,000
ΑΧΑΡΝΩΝ	0,262	0,201	0,111	0,283	0,000
ΒΑΡΗΣ - ΒΟΥΛΑΣ - ΒΟΥΛΙΑΓΜ	0,075	0,491	0,132	0,202	0,000
ΒΡΙΛΗΣΙΩΝ	0,035	0,293	0,631	0,057	0,000
ΒΥΡΩΝΟΣ	0,143	0,374	0,153	0,301	0,000
ΓΑΛΑΤΣΙΟΥ	0,068	0,180	0,668	0,096	0,000
ΓΛΥΦΑΔΑΣ	0,072	0,471	0,199	0,206	0,000
ΔΑΦΝΗΣ - ΥΜΗΤΤΟΥ	0,038	0,178	0,678	0,060	0,000
ΔΙΟΝΥΣΟΥ	0,531	0,075	0,026	0,404	0,000
ΕΛΕΥΣΙΝΑΣ	0,128	0,229	0,142	0,412	0,000
ΕΛΛΗΝΙΚΟΥ - ΑΡΓΥΡΟΥΠΟΛΗΣ	0,032	0,602	0,252	0,130	0,000
ΖΩΓΡΑΦΟΥ	0,119	0,338	0,266	0,237	0,000
ΗΛΙΟΥΠΟΛΕΩΣ	0,083	0,397	0,246	0,267	0,000
ΗΡΑΚΛΕΙΟΥ	0,029	0,107	0,787	0,084	0,000
ΙΛΙΟΥ (ΝΕΩΝ ΛΙΟΣΙΩΝ)	0,028	0,166	0,659	0,118	0,000
ΚΑΙΣΑΡΙΑΝΗΣ	0,184	0,363	0,092	0,391	0,000
ΚΑΛΛΙΘΕΑΣ	0,052	0,273	0,588	0,076	0,000
ΚΕΡΑΤΣΙΝΙΟΥ - ΔΡΑΠΕΤΣΩΝΑΣ	0,036	0,346	0,500	0,051	0,000
ΚΗΦΙΣΙΑΣ	0,088	0,583	0,225	0,129	0,000
ΚΟΡΥΔΑΛΛΟΥ	0,038	0,175	0,698	0,047	0,000
ΚΡΩΠΙΑΣ	0,350	0,181	0,025	0,546	0,000
ΛΑΥΡΕΩΤΙΚΗΣ	0,628	0,102	0,037	0,246	0,000
ΛΥΚΟΒΥΣΣΗΣ - ΠΕΥΚΗΣ	0,033	0,303	0,617	0,052	0,000
ΜΑΝΔΡΑΣ - ΕΙΔΥΛΛΙΑΣ	0,536	0,066	0,045	0,315	0,000
ΜΑΡΑΘΩΝΟΣ	0,547	0,066	0,028	0,400	0,000
ΜΑΡΚΟΠΟΥΛΟΥ ΜΕΣΟΓΑΙΑΣ	0,582	0,116	0,031	0,387	0,000
ΜΕΓΑΡΕΩΝ	0,638	0,067	0,031	0,235	0,000
ΜΕΤΑΜΟΡΦΩΣΕΩΣ	0,046	0,397	0,489	0,107	0,000
ΜΟΣΧΑΤΟΥ - ΤΑΥΡΟΥ	0,084	0,268	0,546	0,084	0,000
ΝΕΑΣ ΙΩΝΙΑΣ	0,033	0,173	0,753	0,056	0,000
ΝΕΑΣ ΣΜΥΡΝΗΣ	0,033	0,236	0,613	0,057	0,000
ΝΙΚΑΙΑΣ - ΑΓΙΟΥ ΙΩΑΝΝΗ ΡΕΝ	0,056	0,346	0,524	0,101	0,000
ΠΑΙΑΝΙΑΣ	0,203	0,231	0,042	0,494	0,000
ΠΑΛΑΙΟΥ ΦΑΛΗΡΟΥ	0,031	0,101	0,767	0,025	0,000
ΠΑΛΛΗΝΗΣ	0,192	0,284	0,097	0,301	0,000
ΠΑΠΑΓΟΥ - ΧΟΛΑΡΓΟΥ	0,044	0,592	0,270	0,104	0,000
ΠΕΙΡΑΙΩΣ	0,019	0,023	0,031	0,023	1,000
ΠΕΝΤΕΛΗΣ	0,306	0,278	0,041	0,460	0,000
ΠΕΡΑΜΑΤΟΣ	0,085	0,360	0,103	0,365	0,000
ΠΕΡΙΣΤΕΡΙΟΥ	0,023	0,027	0,029	0,019	1,000
ΠΕΤΡΟΥΠΟΛΕΩΣ	0,068	0,515	0,274	0,123	0,000
ΡΑΦΗΝΑΣ - ΠΙΚΕΡΜΙΟΥ	0,481	0,111	0,026	0,471	0,000
ΣΑΡΩΝΙΚΟΥ	0,600	0,077	0,030	0,359	0,000
ΣΠΑΤΩΝ - ΑΡΤΕΜΙΔΟΣ	0,263	0,193	0,033	0,449	0,000
ΦΙΛΑΔΕΛΦΕΙΑΣ - ΧΑΛΚΗΔΟΝ	0,050	0,203	0,706	0,108	0,000
ΦΙΛΟΘΕΗΣ - ΨΥΧΙΚΟΥ	0,029	0,361	0,531	0,100	0,000
ΦΥΛΗΣ	0,343	0,137	0,033	0,549	0,000
ΧΑΙΔΑΡΙΟΥ	0,155	0,276	0,090	0,444	0,000
ΧΑΛΑΝΔΡΙΟΥ	0,036	0,100	0,733	0,106	0,000
ΩΡΩΠΟΥ	0,665	0,071	0,073	0,228	0,000

Πίνακας Παραρτήματος 4 Ποσοστά που έδωσε το νευρωνικό δίκτυο για 2021

Μοντελοποίηση της Μελλοντικής Εξάπλωσης Αστικών Περιοχών με Χρήση Μεθόδων Υπολογιστικής Νοημοσύνης : Η περίπτωση της Αττικής | Αλέξανδρος Κυριλλίδης

ΟΝΟΜΑ	Ομάδα 1 2031	Ομάδα 2 2031	Ομάδα 3 2031	Ομάδα 4 2031	Ομάδα 5 2031
ΑΓΙΑΣ ΒΑΡΒΑΡΑΣ	0,043	0,258	0,651	0,056	0,000
ΑΓΙΑΣ ΠΑΡΑΣΚΕΥΗΣ	0,024	0,265	0,693	0,044	0,000
ΑΓΙΟΥ ΔΗΜΗΤΡΙΟΥ	0,032	0,151	0,694	0,035	0,000
ΑΓΙΩΝ ΑΝΑΡΓΥΡΩΝ - ΚΑ	0,028	0,272	0,618	0,041	0,000
ΑΘΗΝΑΙΩΝ	0,024	0,020	0,037	0,028	1,000
ΑΙΓΑΛΕΩ	0,078	0,190	0,660	0,066	0,000
ΑΛΙΜΟΥ	0,030	0,084	0,785	0,035	0,000
ΑΜΑΡΟΥΣΙΟΥ	0,022	0,182	0,748	0,044	0,000
ΑΣΠΡΟΠΥΡΓΟΥ	0,232	0,079	0,042	0,542	0,000
ΑΧΑΡΝΩΝ	0,194	0,306	0,151	0,231	0,000
ΒΑΡΗΣ - ΒΟΥΛΑΣ - ΒΟΥΛ	0,044	0,599	0,211	0,064	0,000
ΒΡΙΛΗΣΙΩΝ	0,034	0,171	0,740	0,040	0,000
ΒΥΡΩΝΟΣ	0,137	0,385	0,157	0,277	0,000
ΓΑΛΑΤΣΙΟΥ	0,051	0,179	0,673	0,067	0,000
ΓΛΥΦΑΔΑΣ	0,047	0,526	0,228	0,159	0,000
ΔΑΦΝΗΣ - ΥΜΗΤΤΟΥ	0,039	0,172	0,673	0,064	0,000
ΔΙΟΝΥΣΟΥ	0,489	0,133	0,041	0,357	0,000
ΕΛΕΥΣΙΝΑΣ	0,129	0,175	0,158	0,422	0,000
ΕΛΛΗΝΙΚΟΥ - ΑΡΓΥΡΟΥΠ	0,029	0,558	0,331	0,127	0,000
ΖΩΓΡΑΦΟΥ	0,121	0,289	0,287	0,229	0,000
ΗΛΙΟΥΠΟΛΕΩΣ	0,064	0,389	0,348	0,240	0,000
ΗΡΑΚΛΕΙΟΥ	0,034	0,143	0,721	0,047	0,000
ΙΛΙΟΥ (ΝΕΩΝ ΛΙΟΣΙΩΝ)	0,031	0,200	0,692	0,048	0,000
ΚΑΙΣΑΡΙΑΝΗΣ	0,139	0,445	0,107	0,335	0,000
ΚΑΛΛΙΘΕΑΣ	0,043	0,242	0,630	0,054	0,000
ΚΕΡΑΤΣΙΝΙΟΥ - ΔΡΑΠΕΤΣ	0,032	0,262	0,597	0,038	0,000
ΚΗΦΙΣΙΑΣ	0,025	0,549	0,441	0,047	0,000
ΚΟΡΥΔΑΛΛΟΥ	0,040	0,165	0,701	0,046	0,000
ΚΡΩΠΙΑΣ	0,394	0,290	0,035	0,476	0,000
ΛΑΥΡΕΩΤΙΚΗΣ	0,578	0,086	0,035	0,297	0,000
ΛΥΚΟΒΡΥΣΗΣ - ΠΕΥΚΗΣ	0,034	0,196	0,723	0,068	0,000
ΜΑΝΔΡΑΣ - ΕΙΔΥΛΛΙΑΣ	0,507	0,058	0,045	0,315	0,000
ΜΑΡΑΘΩΝΟΣ	0,642	0,110	0,036	0,288	0,000
ΜΑΡΚΟΠΟΥΛΟΥ ΜΕΣΟΓ	0,527	0,094	0,025	0,491	0,000
ΜΕΓΑΡΕΩΝ	0,631	0,063	0,030	0,244	0,000
ΜΕΤΑΜΟΡΦΩΣΕΩΣ	0,034	0,269	0,667	0,075	0,000
ΜΟΣΧΑΤΟΥ - ΤΑΥΡΟΥ	0,096	0,241	0,543	0,105	0,000
ΝΕΑΣ ΙΩΝΙΑΣ	0,033	0,179	0,670	0,043	0,000
ΝΕΑΣ ΣΜΥΡΝΗΣ	0,027	0,227	0,613	0,044	0,000
ΝΙΚΑΙΑΣ - ΑΓΙΟΥ ΙΩΑΝΝΗ	0,046	0,326	0,570	0,073	0,000
ΠΑΙΑΝΙΑΣ	0,198	0,250	0,049	0,399	0,000
ΠΑΛΑΙΟΥ ΦΑΛΗΡΟΥ	0,031	0,095	0,768	0,024	0,000
ΠΑΛΛΗΝΗΣ	0,177	0,427	0,160	0,179	0,000
ΠΑΠΑΓΟΥ - ΧΟΛΑΡΓΟΥ	0,029	0,502	0,443	0,088	0,000
ΠΕΙΡΑΙΩΣ	0,019	0,024	0,031	0,023	1,000
ΠΕΝΤΕΛΗΣ	0,206	0,311	0,114	0,435	0,000
ΠΕΡΑΜΑΤΟΣ	0,058	0,510	0,151	0,136	0,000
ΠΕΡΙΣΤΕΡΙΟΥ	0,021	0,029	0,033	0,018	1,000
ΠΕΤΡΟΥΠΟΛΕΩΣ	0,036	0,515	0,389	0,064	0,000
ΡΑΦΗΝΑΣ - ΠΙΚΕΡΜΙΟΥ	0,244	0,082	0,010	0,596	0,000
ΣΑΡΩΝΙΚΟΥ	0,625	0,096	0,028	0,338	0,000
ΣΠΑΤΩΝ - ΑΡΤΕΜΙΔΟΣ	0,354	0,294	0,051	0,349	0,000
ΦΙΛΑΔΕΛΦΕΙΑΣ - ΧΑΛΚΗ	0,051	0,221	0,685	0,067	0,000
ΦΙΛΟΘΕΗΣ - ΨΥΧΙΚΟΥ	0,040	0,300	0,650	0,081	0,000
ΦΥΛΗΣ	0,249	0,107	0,028	0,568	0,000
ΧΑΙΔΑΡΙΟΥ	0,127	0,370	0,117	0,346	0,000
ΧΑΛΑΝΔΡΙΟΥ	0,033	0,182	0,753	0,059	0,000
ΩΡΩΠΟΥ	0,571	0,041	0,052	0,392	0,000

Πίνακας Παραρτήματος 5 Ποσοστά που έδωσε το νευρωνικό δίκτυο για 2031