

Χωροθέτηση πυροσβεστικών οχημάτων στο Δ. Αθηναίων με χρήση Γεωγραφικών Συστημάτων Πληροφοριών και μεθόδων Τεχνητής Νοημοσύνης

ΓΙΩΡΓΟΣ ΓΡΑΙΚΟΥΣΗΣ

Δρ Μηχανικός Ε.Μ.Π.

ΓΕΩΡΓΙΟΣ Ν. ΦΩΤΗΣ

Επίκουρος Καθηγητής Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας

Περίληψη

Τις τελευταίες δεκαετίες, έχουν εντοπισθεί αρκετές αδυναμίες των παραδοσιακών μεθόδων επίλυσης των προβλημάτων χωροθέτησης - κατανομής ιδιαίτερα όσον αφορά στην αρχική λύση του αλγορίθμου, στην επιλογή της αντικειμενικής συνάρτησης αλλά και στη διαχείριση της αβεβαιότητας. Σε αυτό το πλαίσιο, κατά τη διάρκεια της δεκαετίας του 1990 προστέθηκε ένα νέο είδος αλγορίθμων που ονομάστηκαν μετα-ευριστικοί και βασίζονται κυρίως σε τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης (artificial intelligence). Στη συγκεκριμένη εργασία, αξιοποιούνται οι τεχνικές των νευρωνικών δικτύων και της λογικής της ασάφειας για την πρόβλεψη σημειακών προτύπων ζήτησης σε στοχαστικά προβλήματα χωροθέτησης - κατανομής. Ειδικότερα, το εκάστοτε χωροθετικό πρόβλημα αντιμετωπίζεται σε τρία επίπεδα, παρέχοντας αντίστοιχες δυνατότητες διαχρονικής ανάλυσης του σημειακού χωρικού προτύπου της ζήτησης, πρόβλεψης της μελλοντικής εξέλιξης του καθώς και βέλτιστης χωροθέτησης κέντρων παροχής υπηρεσιών και κατανομής του προς εξυπηρέτηση πληθυσμού. Η εφαρμογή αφορά στην χωροθέτηση πυροσβεστικών οχημάτων στην Μητροπολιτική περιοχή Αθηνών όπου βάσει διαχρονικών δεδομένων, χωροθετούνται εξωτερικές μονάδες επέμβασης έτσι ώστε να καταλάβουν θέσεις που θα ελαχιστοποιούν τις αποστάσεις από μελλοντικά συμβάντα.

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στο πλαίσιο της διαδικασίας του χωροθετικού σχεδιασμού και της επίλυσης χωροθετικών προβλημάτων επιζητείται η βέλτιστη χωροθέτηση κέντρων παροχής υπηρεσιών και η ταυτόχρονη χωρική κατανομή της αντίστοιχης ζήτησης, έτσι ώστε να επιτευχθούν προκαθορισμένοι αντικειμενικοί στόχοι. Τα εν λόγω προβλήματα χαρακτηρίζονται ως αιτιοκρατικά, όταν η χωρική κατανομή της ζήτησης, οι αποστάσεις των σημείων ζήτησης από τα κέντρα και η δυνατότητα παροχής υπηρεσιών από τα κέντρα είναι δεδομένα και ως στοχαστικά όταν οποιαδήποτε από τις παραπάνω παραμέτρους μεταβάλλεται διαχρονικά. Η ζήτηση αποτυπώνεται χωρικά ως σημειακό πρότυπο (point pattern), η ανάλυση του οποίου είναι καθοριστικής σημασίας για την σωστή κατανομή της στα χωροθετούμενα κέντρα εξυπηρέτησης.

Τα σημεία που το αποτελούν μπορεί να είναι ισοβαρή ή μη, σταθερά ή μεταβλητά μέσα στο χρόνο και να κατανέμονται τυχαία ή με κάποια συγκεκριμένη δομή.

Τέτοιου είδους χωρικά προβλήματα προσεγγίζονται μέσω των υποδειγμάτων χωροθέτησης - κατανομής (location allocation models) και επιλύονται, εξετάζοντας ένα σύνολο εναλλακτικών χωροθετικών προτύπων αποσκοπώντας στην ελαχιστοποίηση αντικειμενικών συναρτήσεων (objective functions) που συνήθως εκφράζουν κάποιας μορφής κόστος (Φώτης & Κουτσόπουλος 1995). Για την επίλυση των υποδειγμάτων χωροθέτησης κατανομής, χρησιμοποιούνται τρεις εναλλακτικές μέθοδοι : οι ακριβείς αριθμητικές λύσεις ή προγραμματιστικές τεχνικές, οι ευριστικοί αλγόριθμοι (heuristics) και οι μεταευριστικοί αλγόριθμοι (meta heuristics).

Οι ακριβείς τεχνικές επίλυσης έχουν το πλεονέκτημα ότι καταλήγουν πάντοτε στη βέλτιστη λύση (Garfinkel et all 1978). Οι τεχνικές αυτές δίνουν τα καλύτερα αποτελέσματα σε προβλήματα με λίγα δεδομένα και λίγες αριθμητικές πράξεις, απαιτούν όμως μεγάλη υπολογιστική ισχύ και πόρους. Οι ευριστικοί αλγόριθμοι παρουσιάζουν ορισμένα πλεονεκτήματα συγκριτικά με τις ακριβείς αριθμητικές λύσεις. Προβλήματα με μεγάλο αριθμό κόμβων μπορούν να επιλυθούν με σχετικά χαμηλό κόστος, ενώ παράλληλα μπορεί να χρησιμοποιηθεί μια πληθώρα αντικειμενικών συναρτήσεων. Το βασικό μειονέκτημα των αλγορίθμων αυτών είναι ότι δεν εγγυώνται τον προσδιορισμό της βέλτιστης λύσης.

Η σχετική έρευνα τις τελευταίες δεκαετίες έχει αναδείξει πολλές αδυναμίες σε παραδοσιακές μεθόδους χωροθέτησης - κατανομής ιδιαίτερα σε θέματα που αφορούν την αρχική λύση του αλγορίθμου, την επιλογή της αντικειμενικής συνάρτησης αλλά και σε δεδομένα με υψηλή αβεβαιότητα. Έτσι στην δεκαετία του 1990 προστέθηκε ένα νέο είδος αλγορίθμων που ονομάστηκαν μετα-ευριστικοί και βασίζονται κυρίως σε τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης (artificial intelligence). Κατά τον Simon Haykin (1994) τεχνητή νοημοσύνη είναι : “ο κλάδος της επιστήμης των υπολογιστών, ο οποίος ασχολείται με την μελέτη και δημιουργία υπολογι-

στικών συστημάτων τα οποία περιέχουν κάποιου είδους νοημοσύνη ή ευφυΐα". Η τεχνητή νοημοσύνη συντίθεται από ένα σύνολο τεσσάρων ξεχωριστών τεχνολογιών : τα έμπειρα συστήματα (expert systems), την λογική της ασάφειας (fuzzy logic), τα νευρωνικά δίκτυα (neural networks) και τους γενετικούς αλγορίθμους (genetic algorithms). Εφαρμογές τέτοιων μοντέλων αναφέρονται από τους Guerrero et al (1998) για το πρόβλημα χωροθέτησης κατανομής στο συνεχή χώρο και από τους Wilson et al (2001) οι οποίοι χρησιμοποίησαν έμπειρα συστήματα για τον προσδιορισμό περιοχών υψηλής εγκληματικότητας. Το 1996 οι Houck et al ανέπτυξαν ένα γενετικό αλγόριθμο για το πρόβλημα Weber ενώ το 1997 οι Gen et al πρότειναν μια μεθοδολογία που χρησιμοποίησε στοιχεία από τους γενετικούς αλγορίθμους για την αντιμετώπιση περιορισμών χωρητικότητας. Τέλος οι Zhou, Gen et al, το 2002 πρότειναν ένα γενετικό αλγόριθμο για το πρόβλημα χωροθέτησης πολλαπλών κέντρων διανομής (multiple distribution center) στην αλυσίδα εφοδιασμού προϊόντων.

Το σύνολο των παραπάνω εργασιών καταδεικνύει την σταδιακή εφαρμογή μεθόδων και τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης στα επιμέρους στάδια της διαδικασίας του χωροθετικού σχεδιασμού. Σε αυτό το πλαίσιο, στην συγκεκριμένη εργασία αξιοποιούνται οι δυνατότητες των νευρωνικών δικτύων και της λογικής της ασάφειας για την πρόβλεψη σημειακών προτύπων ζήτησης σε στοχαστικά προβλήματα χωροθέτησης κατανομής. Ειδικότερα, το εκάστοτε χωροθετικό πρόβλημα αντιμετωπίζεται σε τρία επίπεδα, παρέχοντας αντίστοιχες δυνατότητες διαχρονικής ανάλυσης του σημειακού χωρικού προτύπου της ζήτησης, πρόβλεψης της μελλοντικής εξέλιξης του καθώς και βέλτιστης χωροθέτησης κέντρων παροχής υπηρεσιών και κατανομής του προς εξυπηρέτηση πληθυσμού.

Η εφαρμογή αφορά στην χωροθέτηση πυροσβεστικών οχημάτων στην Μητροπολιτική περιοχή Αθηνών και μέσω της πρόβλεψης της ζήτησης, βάσει διαχρονικών δεδομένων, επαναχωροθετούνται εξωτερικές μονάδες ώστε να καταλάβουν θέσεις που ελαχιστοποιούν τις αποστάσεις από τα αναμενόμενα συμβάντα. Αυτό προφανώς καθιστά πιο αποτελεσματική την ουσιαστική επέμβαση και την άμεση αντιμετώπιση των περιστατικών που θα προκύψουν. Τα διαχρονικά δεδομένα τροφοδοτούν το νευρωνικό δίκτυο που κατασκευάζεται και το οποίο ερμηνεύει το σημειακό χωρικό πρότυπο της ζήτησης, προβλέποντας πρακτικά την θέση των μελλοντικών περιστατικών. Στην συνέχεια ακολουθεί η χωροθέτηση των εξωτερικών μονάδων και η κατανομή της ζήτησης σε αυτές μέσω της λογικής της ασάφειας. Στο πλαίσιο της αποτίμησης της προτεινόμενης μεθοδολογίας τα αποτελέσματα συγκρίνονται με τα αντίστοιχα πραγματικά δεδομένα προσφοράς και ζήτησης.

Η εργασία ακολουθεί την παρακάτω δομή. Στο 1^ο κεφάλαιο δίνεται το απαραίτητο θεωρητικό υπόβαθρο για τα προβλήματα χωροθέτησης - κατανομής, την ανάλυση σημειακών προτύπων, των νευρωνικών δικτύων και της λογικής της ασάφειας. Στο 2^ο κεφάλαιο παρουσιάζεται η

μεθοδολογία δίνοντας όλα τα στάδια εργασίας της μελέτης. Ακολουθεί η εφαρμογή στο 3^ο κεφάλαιο, η παρουσίαση των δεδομένων, η περιγραφή των νευρωνικών δικτύων που αναπτύχθηκαν καθώς και τα αποτελέσματα και η σύγκριση με τα πραγματικά δεδομένα.

2. ΧΩΡΟΘΕΤΙΚΟΣ ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ

Ο στόχος ενός υποδείγματος χωροθέτησης κατανομής είναι η βέλτιστη (με την μαθηματική έννοια του όρου) χωροθέτηση P κέντρων και η κατανομή της ζήτησης W στα πλησιέστερα κέντρα. Έτσι προσδιορίζονται ποσοτικοποιημένοι αντικειμενικοί στόχοι που εξαρτώνται από την θέση των κέντρων και στη συνέχεια προσδιορίζονται αλγόριθμοι για την εύρεση της βέλτιστης ή έστω μιας ικανοποιητικής λύσης (Daskin 1995).

Τα χωροθετικά υποδείγματα διακρίνονται σε αιτιοκρατικά και στοχαστικά. Στα αιτιοκρατικά τα δεδομένα είναι προκαθορισμένα και δεν εξαρτώνται από το χρόνο. Ωστόσο τα περισσότερα χωροθετικά προβλήματα είναι δυναμικά. Τη δυναμική φύση των προβλημάτων έρχεται να καλύψει η ανάπτυξη στοχαστικών υποδειγμάτων στα οποία περιέχονται πολλαπλές χρονικές περιόδους. Οι διαφορετικές περιόδους διευκολύνουν τον εντοπισμό διαφορών στη μέση ζήτηση μιας υπηρεσίας, την αναγνώριση διαφορών ανάμεσα στα χωρικά της πρότυπα και στον υπολογισμό μελλοντικών τιμών της (Daskin 1995). Αυτή η περιοδική μεταβλητότητα στη ζήτηση δηλώνει ότι έχοντας σταθερά κέντρα ίσως να μην επιτυγχάνεται η βέλτιστη λύση. Ένα κλασικό παράδειγμα στοχαστικού προβλήματος είναι η χωροθέτηση ασθενοφόρων στο δίκτυο μιας πόλης. Οι μελλοντικές κλίσεις για επέμβαση ασθενοφόρων δεν είναι γνωστές με βεβαιότητα. Ωστόσο η πρόβλεψή τους, είναι καθοριστικής σημασίας ώστε να καλυφθεί η ζήτηση με τον καλύτερο δυνατό τρόπο. Βασική προϋπόθεση για την πρόβλεψη αποτελεί η ανάλυση των σημειακών χωρικών προτύπων της ζήτησης, μέσω της οποίας είναι εφικτή η κατανόηση της δομής και ο προσδιορισμός των τάσεων ενός χωρικού φαινομένου.

2.1. Ανάλυση σημειακών χωρικών προτύπων

Η ανάλυση της κατανομής των σημείων μιας περιοχής ώστε να διερευνηθεί σε ποιο χωρικό πρότυπο ανήκει είναι μια πολύπλοκη διαδικασία. Ήδη από τη δεκαετία του 1960 ο Decey (1962) και αργότερα ο Rogers (1969) ασχολήθηκαν με την δημιουργία μαθηματικών υποδειγμάτων μέσω των οποίων θα μπορούσαν να περιγραφούν χωρικές κατανομές (πρότυπα). Κάθε χωρικό πρότυπο σε συγκεκριμένο χώρο και χρόνο είναι το αποτέλεσμα μιας διαδικασίας σε ένα ευρύτερο χώρο και χρόνο. Οι βασικές χωρικές διαδικασίες που παράγουν κάποια συγκεκριμένα πρότυπα είναι η τυχαία

α, η ελκυστική και η ανταγωνιστική οδηγώντας αντίστοιχα σε τυχαία, ομαδοποιημένα και ομοιόμορφα πρότυπα. Στην ανάλυση χωρικών προτύπων έχουν χρησιμοποιηθεί δυο διακεκριμένες τεχνικές : η ανάλυση επιφάνειας καννάβου (quadrat analysis) και η ανάλυση εγγύτερου γείτονα (nearest neighbor analysis) (Κουτσόπουλος 2002).

Η πλέον ενδεδειγμένη τεχνική είναι η ανάλυση απόστασης από εγγύτερο γείτονα, σύμφωνα με την οποία υπολογίζονται οι αποστάσεις κάθε σημείου από το πλησιέστερό του και συγκρίνονται με τις αντίστοιχες αναμενόμενες και πιο συγκεκριμένα τον μέσο όρο των αναμενόμενων αποστάσεων για ένα χωρικό πρότυπο που θα έχει προκύψει από τυχαία χωρική διαδικασία (κατανομή Poisson). Πιο αναλυτικά, όπως έχει αποδειχθεί από τον Rogers το 1969, αν θεωρηθεί κύκλος διαμέτρου d_a τότε η πιθανότητα να υπάρχει ένα σημείο σε απόσταση d_a (αναμενόμενη απόσταση) ακολουθεί κανονική κατανομή με μέση τιμή που δίνεται από τη σχέση:

$$d_a = \frac{1}{2} \sqrt{n/A} \quad (1)$$

όπου n ο αριθμός των σημείων και A η συνολική επιφάνεια.

Η παρατηρούμενη μέση τιμή των αποστάσεων κάθε σημείου από τα πλησιέστερα υπολογίζεται από τη σχέση :

$$d_p = i/n \sum_{i=1}^n d_i \quad (2)$$

όπου d_i η απόσταση από το σημείο i στο πλησιέστερό του.

Η τιμή αυτή είναι μια δειγματική τιμή της θεωρητικής κανονικής κατανομής. Η κατανομή αυτή θεωρείται ως η δειγματοληπτική κατανομή όλων των πιθανών d_p . Άρα κάνοντας χρήση των πινάκων που αντιστοιχούν στην κανονική κατανομή μπορεί να ελεγχθεί κατά πόσο συμπίπτει η παρατηρούμενη τιμή d_p με την θεωρητική d_a . Οι αποκλίσεις από την τυχαία χωρική διαδικασία προσδιορίζονται με τον απλό δείκτη $R = d_p/d_a$ (Clark και Evans 1954). Με τον δείκτη αυτό δημιουργείται μια κλίμακα, που αρχίζει από το ομαδοποιημένο και δια μέσου του τυχαίου καταλήγει στο ομοιόμορφο χωρικό πρότυπο. Έτσι αν $R < 1$ τότε το πρότυπο έχει τάση προς ομαδοποιημένο, ενώ αν $R > 1$ τότε έχει τάση προς το ομοιόμορφο. Τέλος αν $R = 1$ το πρότυπο χαρακτηρίζεται τυχαίο.

Επιπρόσθετα απαιτείται και το τυπικό σφάλμα (η τυπική απόκλιση των δειγματοληπτικών κατανομών) της d_a που δίνεται από τη σχέση:

$$\sigma_{d_a} = 0,2616 / \sqrt{n^2 / A} \quad (3)$$

Στη συνέχεια υπολογίζεται, από τη σχέση 4, η τιμή Z , η οποία συγκρίνεται με την τιμή που προκύπτει από τους πίνακες της κανονικής κατανομής για συγκεκριμένο επίπεδο εμπιστοσύνης.

$$Z = \frac{d_p - d_a}{\sigma_{d_a}} \quad (4)$$

Η σύγκριση βασίζεται στον έλεγχο της μηδενικής H_0 και της διερευνώμενης υπόθεσης H_1 και υπολογίζεται η πιθανότητα εμφάνισης της δεδομένης τιμής κριτηρίου. Αν η πιθανότητα είναι μικρότερη από το επίπεδο εμπιστοσύνης τότε δεν γίνεται δεκτή η H_0 αλλά η H_1 . Αν είναι μεγαλύτερη από το επίπεδο εμπιστοσύνης τότε δεν μπορεί να απορριφθεί χωρίς αυτό να σημαίνει ότι γίνεται αποδεκτή (Κουτσόπουλος 2002).

2.2. Τεχνητή Νοημοσύνη

Με τον όρο Τεχνητή Νοημοσύνη προσδιορίζονται μέθοδοι και τεχνικές ενσωμάτωσης και προσομοίωσης των βασικών χαρακτηριστικών της ανθρώπινης σκέψης σε περιβάλλον πληροφοριακού συστήματος ώστε να καθίσταται δυνατή η επίλυση πρακτικών προβλημάτων.

Ουσιαστικά αποπειράται να μιμηθεί τον τρόπο με τον οποίο ο άνθρωπος μαθαίνει να συμβολίζει, να αναγνωρίζει και να αναπαριστά στοιχεία της πραγματικότητας, περιλαμβάνει δε τα έμπειρα συστήματα, τη λογική της ασάφειας, τα νευρωνικά δίκτυα και τους γενετικούς αλγορίθμους. Στην παρούσα εργασία αξιοποιούνται οι τεχνικές των νευρωνικών δικτύων και της λογικής της ασάφειας όπου αναλύονται στη συνέχεια.

2.2.1. Νευρωνικά δίκτυα

Ένα νευρωνικό δίκτυο έχει σαν στόχο την αναγνώριση μαθηματικών προτύπων σε ένα σύνολο δεδομένων εισόδου (Openshaw 1997). Υπάρχουν διάφοροι τύποι νευρωνικών δικτύων όπως οι : Multilayer Perceptron, Self Organizing Map και Gamma Neural Network. Η διαδικασία κατασκευής και επιλογής της αρχιτεκτονικής, ενός νευρωνικού δικτύου είναι πολύπλοκη. Για κάθε δίκτυο ρυθμίζονται μια σειρά από παραμέτρους όπως ο αριθμός των κρυφών επιπέδων, ο αριθμός των νευρώνων ανά επίπεδο, ο ρυθμός εκμάθησης, οι κύκλοι επανάληψης και οι συναρτήσεις μεταφοράς. Η σωστή επιλογή των παραπάνω παραμέτρων είναι καθοριστικής σημασίας διότι από αυτή εξαρτάται η τελική ακρίβεια και αποδοχή του δικτύου.

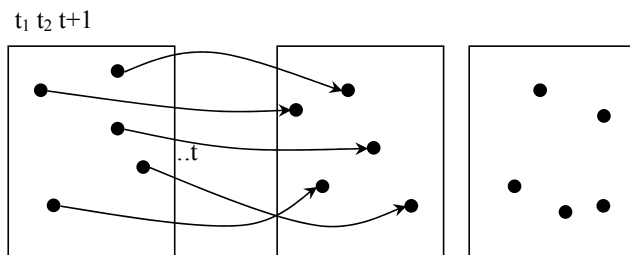
Στη συνέχεια το δίκτυο εκπαιδεύεται και ελέγχεται εξετάζοντας τα δεδομένα εισόδου με γνωστά δεδομένα εξόδου υπολογίζοντας το μέσο τετραγωνικό σφάλμα υπολογισμένης και πραγματικής τιμής. Η διαδικασία τερματίζεται όταν το σφάλμα λάβει τιμή κάτω από μια τιμή κατώφλι. Από την στιγμή που το δίκτυο εκπαιδευτεί να αναγνωρίζει σχέσεις στα δεδομένων εισόδου, είναι ικανό να αναγνωρίζει ομοιότητες σε μια νέα σειρά δεδομένων εισόδου και να παράγει μια νέα σειρά δεδομένων εξόδου ανιχνεύοντας σχέσεις μεταξύ, θεωρητικά ανεξάρτητων στοιχείων προσεγγίζοντας το υπό μελέτη πρόβλημα από διαφορετική οπτική γωνία.

2.2.2. Λογική της ασάφειας

Η θεωρία της ασάφειας αναπτύχθηκε για να χειριστεί προβλήματα που δεν έχουν αυστηρά όρια ή καταστάσεις στις οποίες τα γεγονότα είναι ασαφώς καθορισμένα. Μπορεί να θεωρηθεί γενίκευση της κλασικής θεωρίας συνόλων και της δυαδικής λογικής (dual logic) με τη διαφορά ότι ένα ασαφές σύνολο (fuzzy set) δεν περιορίζεται από τον δυαδικό (ναι-όχι) ορισμό κάθε μέλους του συνόλου, αλλά αποδίδει μια τιμή που εκφράζει το κατά πόσο ανήκει το κάθε στοιχείο στο κάθε σύνολο. Ένας από τους πιο γνωστούς και αποδοτικούς αλγόριθμους ασαφούς ταξινόμησης είναι ο αλγόριθμος Fuzzy C-Means. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος αναλύει τα στοιχεία εισόδου, αναζητά σχέσεις μεταξύ τους και τα ταξινομεί. Κάθε τάξη έχει μια κεντρική τιμή (cluster center), η οποία απεικονίζει την τιμή ενός τυπικού αντικειμένου ενώ τα επιμέρους αντικείμενα δεν ταξινομούνται σε μια μόνο τάξη, αλλά υπολογίζεται ο βαθμός συμμετοχής τους σε κάθε μια από αυτές.

3. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ

Στόχος της συγκεκριμένης μεθοδολογίας είναι ο προσδιορισμός θέσεων που θα προκύψουν την χρονική στιγμή $t+1$, σε μια περιοχή μελέτης όταν τα διαχρονικά δεδομένα διατίθενται μέχρι και την στιγμή t (Σχήμα 1). Στην συνέχεια η προβλεπόμενη ζήτηση θα καταναμηθεί σε συγκεκριμένο αριθμό κέντρων που θα χωροθετηθούν, ώστε να εξυπηρετηθεί η περιοχή με βέλτιστο τρόπο.



Σχήμα 1: Κατανομή ζήτησης διαχρονικά.
Figure 1: Spatio temporal demand distribution.

Αρχικά συγκεντρώνονται τα διαχρονικά δεδομένα για τις χρονικές στιγμές ($T=1, \dots, t$) που αφορούν στη ζήτηση (W_T) της εκάστοτε υπηρεσίας και εξυπηρετούνται από ένα συγκεκριμένο αριθμό κινητών και ακίνητων μονάδων (P). Η ζήτηση εκφράζεται με μια λίστα συντεταγμένων που δηλώνουν την θέση (X_i^T, Y_i^T) κάθε περιστατικού. Ζητούμενα είναι ο αριθμός W_{t+1} αλλά και η θέση (X_i^{t+1}, Y_i^{t+1}) των περιστατικών την χρονική στιγμή $t+1$.

Για την πρόβλεψη της θέσης δημιουργούνται γεωγραφικές χρονοσειρές που εκφράζουν την μετακίνηση των θέσεων των περιστατικών μέσα στον χρόνο. Επειδή κάθε χρονική

στιγμή T δεν διαθέτει τον ίδιο αριθμό περιστατικών W_T θα πρέπει να γίνει πλήρης αντιστοίχιση των περιστατικών. Η πρόβλεψη βασίζεται στην υπόθεση ότι τα περιστατικά κάθε μήνα συνδέονται με του επόμενου με σχέση ένα προς ένα. Η αντιστοίχιση γίνεται βάσει της απόστασης κάθε θέσης i από το σημείο $O(0,0)$ για δυο διαδοχικές χρονικές στιγμές T σύμφωνα με την εξίσωση 5 και ταξινομούνται από τα κοντινότερα στα πιο απομακρυσμένα.

$$D_{io}^T = \sqrt{(X_i - X_o)^2 + (Y_i - Y_o)^2} \quad (5)$$

Το πρώτο σημείο της χρονικής στιγμής t αντιστοιχίζεται με το πρώτο της επόμενης και ούτω κάθε εξής. Η ίδια διαδικασία ακολουθείται και για τα υπόλοιπα οπότε δημιουργείται ο πίνακας που θα τροφοδοτήσει το νευρωνικό δίκτυο. Η αντιστοίχιση εξαιτίας του διαφορετικού πλήθους περιστατικών ανά χρονική στιγμή, δημιουργεί προβλήματα τα οποία αφορούν στη μη σωστή πλήρωση του πίνακα. Ακολουθούνται δυο διαφορετικές προσεγγίσεις ανάλογα με την σχέση των περιστατικών κάθε προηγούμενης και επόμενης χρονικής στιγμής.

- Αν τα περιστατικά W_T είναι περισσότερα από τα προβλεπόμενα W_{t+1} τότε ομαδοποιούνται χρησιμοποιώντας λογική της ασάφειας σε τόσες ομάδες όσα είναι και τα προβλεπόμενα περιστατικά. Με αυτόν τον τρόπο συρρικνώνονται τα περιστατικά διατηρώντας παράλληλα τον χωρικό τους συσχετισμό. Στην συνέχεια υπολογίζεται η απόσταση των κέντρων των ομάδων από το σημείο O και ταξινομούνται.
- Αν τα περιστατικά W_T είναι λιγότερα από τα προβλεπόμενα W_{t+1} τότε διενεργείται χωρική παρεμβολή ώστε να αυξηθεί ο αριθμός των περιστατικών στην τιμή των προβλεπόμενων σύμφωνα με τις εξισώσεις 6 και 7.

$$X_{it} = \frac{X_{it+1} + X_{it-1}}{2} \quad (6)$$

$$Y_{it} = \frac{Y_{it+1} + Y_{it-1}}{2} \quad (7)$$

Αν συνεχίζουν να υπάρχουν κενά τότε ο πίνακας διαμερίζεται σε τόσα μέρη όσα και τα συνεχή τμήματα του πίνακα. Για κάθε νέο πίνακα δημιουργείται διαφορετικό νευρωνικό δίκτυο, επιλέγονται όσα εκπαιδεύτηκαν καλύτερα και προσδιορίζονται οι θέσεις των προβλεπόμενων θέσεων. Στο τελευταίο στάδιο χωροθετούνται τα κέντρα παροχής υπηρεσιών που θα δραστηριοποιηθούν την στιγμή της εκδήλωσης του συμβάντος με στόχο την βέλτιστη εξυπηρέτηση. Για τον προσδιορισμό των θέσεων ομαδοποιούνται τα προβλεπόμενα σημεία με χρήση λογικής της ασάφειας με τον αλγόριθμο fuzzy c means σε ένα αριθμό ομάδων, που είναι ίσος με τον επιθυμητό αριθμό κέντρων. Τα κέντρα κάθε ομάδας αντιστοιχούν στις προτεινόμενες θέσεις χωροθέτησης και συγκρίνονται με τα ισχύοντα.

4. ΕΦΑΡΜΟΓΗ

Στο πλαίσιο της εφαρμογής αντιμετωπίζεται το πρόβλημα διαχείρισης επειγόντων περιστατικών, που εξυπηρετήσε η Πυροσβεστική Υπηρεσία στην μητροπολιτική περιοχή Αθηνών τους 11 πρώτους μήνες του έτους 2002. Τα δεδομένα προήλθαν από την Πυροσβεστική Υπηρεσία και περιλαμβάνουν στοιχεία για το χρονικό και γεωγραφικό εντοπισμό κάθε περιστατικού. Στόχος είναι η πρόβλεψη του αριθμού περιστατικών που θα προκύψουν τον 12ο μήνα του 2002 αλλά και της γεωγραφικής τους θέσης. Με την εκ των προτέρων γνώση των σημείων εκδήλωσης των περιστατικών εκτάκτου ανάγκης, η υπηρεσία μπορεί να οργανώσει την τοποθέτηση πέντε (5) εξωτερικών κινητών μονάδων στον ιστό της πόλης κατά τρόπο τέτοιο ώστε η επέμβαση να γίνει με τον συντομότερο και αποδοτικότερο τρόπο. Τα αποτελέσματα συγκρίνονται με τις θέσεις των πραγματικών περιστατικών του 12ου μήνα προσδιορίζοντας την αξιοπιστία της προτεινόμενης μεθοδολογίας (Πίνακας 1).

Η πρόβλεψη του αριθμού των περιστατικών γίνεται με χρήση νευρωνικού δικτύου. Το δίκτυο που επιλέγεται είναι τύπου multilayer perceptron και μετά από την διαδικασία εκπαίδευσης και ελέγχου, το δίκτυο αναγνωρίζει σχέσεις ανάμεσα στα δεδομένα εισόδου- εξόδου με γραμμικό συντελεστή συσχέτισης $r=0,97$. Ο αριθμός των προβλεπόμενων περιστατικών για τον 12ο μήνα προσδιορίζεται σε 56. Στην συνέχεια ακολουθεί η διαδικασία πρόβλεψης της γεωγραφικής θέσης κάθε περιστατικού η οποία προϋποθέτει την δημιουργία γεωγραφικών χρονοσειρών. Στον πίνακα 2 εμφανίζονται

Πίνακας 2. Θέση ζήτησης ανά μήνα
Table 2. Demand locations per month

| t1 | Απόσταση | X | Y | t2 | Απόσταση | X | Y | t3 | Απόσταση | X | Y |
|----|----------|------|------|----|----------|------|------|----|----------|------|------|
| 1 | 5075 | 4449 | 2442 | 1 | 5926 | 3245 | 4958 | 1 | 5925 | 5667 | 1730 |
| 2 | 4268 | 3652 | 2208 | 2 | 6273 | 5347 | 3280 | 2 | 4538 | 3521 | 2863 |
| 3 | 5874 | 5611 | 1738 | 3 | 5909 | 5902 | 300 | 3 | 4926 | 4901 | 498 |
| 4 | 6098 | 6055 | 729 | 4 | 6301 | 4654 | 4248 | 4 | 5861 | 5080 | 2923 |
| 5 | 5724 | 4597 | 3412 | 5 | 5335 | 4649 | 2618 | 5 | 5621 | 4719 | 3054 |
| 6 | 6240 | 6133 | 1147 | 6 | 5722 | 5513 | 1533 | 6 | 5860 | 5611 | 1690 |

Πίνακας 3. Πίνακας αντιστοίχισης
Table 3. Correspondence matrix

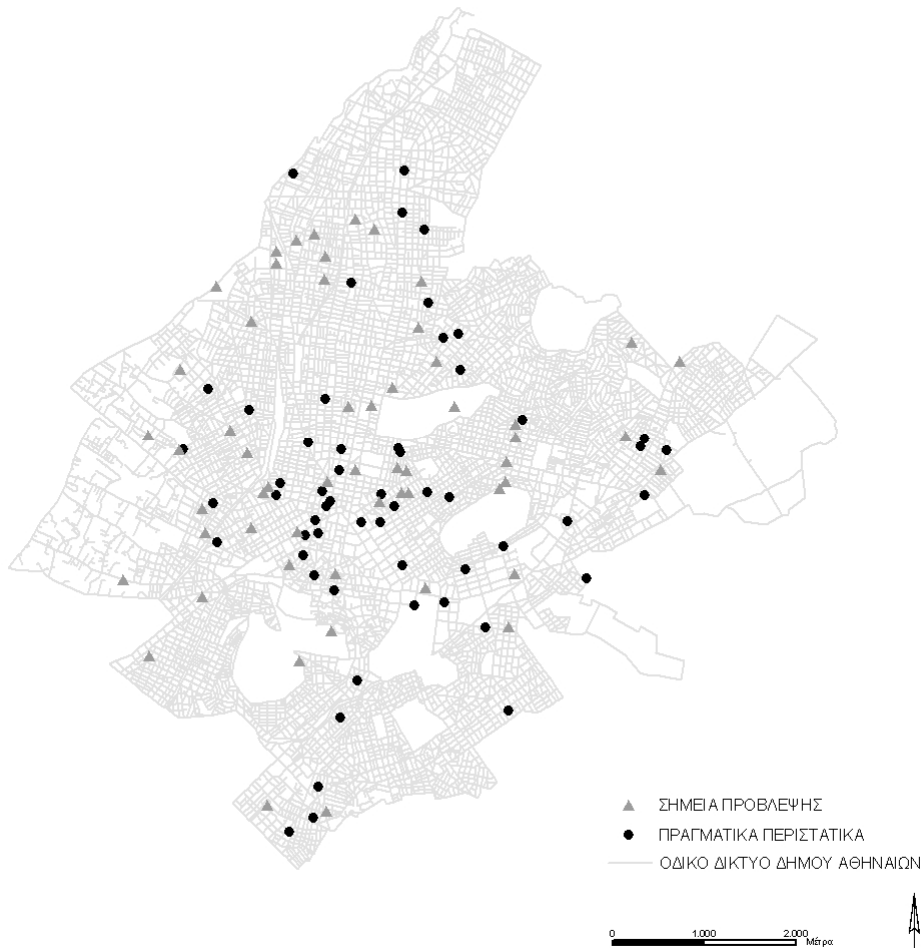
| t1 | Απόσταση | X | Y | t2 | Απόσταση | X | Y | t3 p | Απόσταση | X | Y |
|----|----------|------|------|----|----------|------|------|------|----------|------|------|
| 2 | 4268 | 3652 | 2208 | 5 | 5335 | 4649 | 2618 | 2 | 4538 | 3521 | 2863 |
| 1 | 5075 | 4449 | 2442 | 6 | 5722 | 5513 | 1533 | 3 | 4926 | 4901 | 498 |
| 5 | 5724 | 4597 | 3412 | 3 | 5909 | 5902 | 300 | 5 | 5621 | 4719 | 3054 |
| 3 | 5874 | 5611 | 1738 | 1 | 5926 | 3245 | 4958 | 6 | 5860 | 5611 | 1690 |
| 4 | 6098 | 6055 | 729 | 2 | 6273 | 5347 | 3280 | 4 | 5861 | 5080 | 2923 |
| 6 | 6240 | 6133 | 1147 | 4 | 6301 | 4654 | 4248 | 1 | 5925 | 5667 | 1730 |

ζονται οι μοναδιαίοι κωδικοί, οι αποστάσεις από το σημείο O και οι συντεταγμένες έξι σημείων για τρεις διαδοχικούς χρονικές στιγμές, τα οποία όταν ταξινομηθούν ως προς την απόσταση τους από το σημείο O, προκύπτει ο Πίνακας 3.

Πίνακας 1: Αριθμός περιστατικών ανά μήνα.
Table 1: Incident Number per month.

| Μήνας | Αριθμός Περιστατικών |
|---------------------|----------------------|
| 1 | 47 |
| 2 | 46 |
| 3 | 45 |
| 4 | 51 |
| 5 | 42 |
| 6 | 62 |
| 7 | 60 |
| 8 | 40 |
| 9 | 62 |
| 10 | 56 |
| 11 | 53 |
| 12 | 58 |
| Έξοδος Νευρ.Δικτύου | 56 |

Για τους μήνες με περισσότερα περιστατικά από τα προβλεπόμενα, τα περιστατικά ομαδοποιούνται με λογική της ασάφειας σε 56 ομάδες. Για τους μήνες με λιγότερα από 56 περιστατικά, οι τιμές των σημείων που υπολείπονται έως τα 56 προκύπτουν από τη γραμμική παρεμβολή σημείων που



Χάρτης 1. Ζήτηση και κέντρα χωροθέτησης την χρονική στιγμή πρόβλεψης
Map1. Demand and centers on prediction time

βρίσκονται σε προηγούμενη και επόμενη χρονική στιγμή. Οι πίνακες αυτοί τροφοδοτούν τα νευρωνικά δίκτυα και τα τελικά αποτελέσματα της πρόβλεψης απεικονίζονται στον χάρτη 1.

Στην συνέχεια με χρήση της λογικής της ασάφειας προσδιορίζονται 5 ομάδες, τα κέντρα των οποίων αποτελούν τις προτεινόμενες θέσεις των 5 κινητών εξωτερικών μονάδων. Τα προτεινόμενα κέντρα καθώς και τα 5 που προκύπτουν από τα πραγματικά περιστατικά απεικονίζονται στον χάρτη 1.

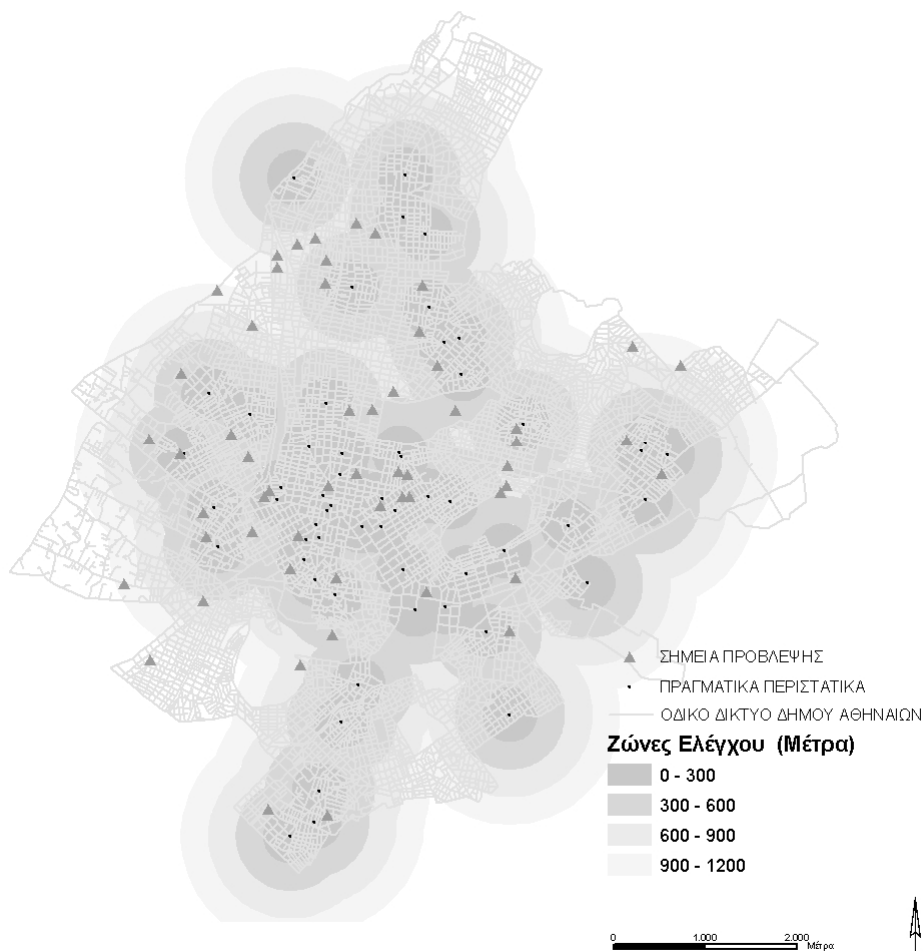
4.1. Αξιολόγηση Εφαρμογής

Για να ελεγχθεί η ορθότητα των αποτελεσμάτων δημιουργήθηκαν σε περιβάλλον Γεωγραφικών Συστημάτων Πληροφοριών (ΓΣΠ), 4 ζώνες 300 μέτρων γύρω από κάθε πραγματικό περιστατικό του 12ου μήνα και υπολογίσθηκε η απόκλιση των προβλεπόμενων περιστατικών από τα πραγματικά (Χάρτης 2). Διαπιστώνεται ότι το 50,8% των προβλεπόμενων περιστατικών βρίσκονται σε μια ζώνη ακτίνας 300

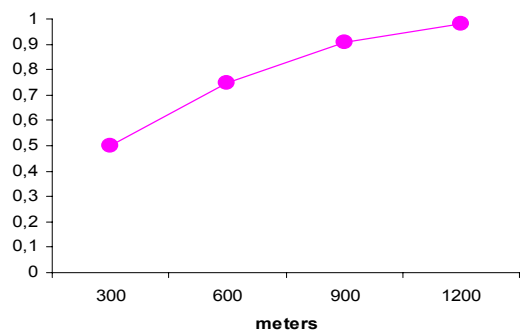
μέτρων από τα πραγματικά, το 74,2% των προβλεπόμενων περιστατικών βρίσκεται στη ζώνη των 600 μέτρων ενώ όσα σημεία βρίσκονται σε μεγαλύτερη απόσταση από την ζώνη των 600 μέτρων έχουν μετακινηθεί προς τα δυτικά (Πίνακας 4, Γράφημα 1) Στη συνέχεια προσδιορίζεται για τα πραγματικά και τα προβλεπόμενα περιστατικά η τιμή R με την οποία χαρακτηρίζεται το εκάστοτε χωρικό πρότυπο, αλλά και η τιμή Z με την οποία ελέγχεται η υπόθεση, ότι η παρατηρούμενη κατανομή ακολουθεί την κανονική κατανομή H_0 .

Πίνακας 4. Ποσοστό κάλυψης ανά ζώνη ελέγχου
Table 4. Amount of coverage by control buffer

| Ζώνες | Ποσοστό % |
|-------|-----------|
| 300 | 50,8 |
| 600 | 74,2 |
| 900 | 91,7 |
| 1200 | 97,3 |



Χάρτης 2. Ζώνες 300 μέτρων.
 Map 2. Buffers (300m).



Γράφημα 1: Ποσοστό κάλυψης ανά ζώνη ελέγχου.
 Graph 1: Amount of coverage by control buffer.

Σύμφωνα με το στατιστικό έλεγχο για τα πραγματικά δεδομένα του 12ου μήνα ισχύει $R=0.826$ και $Z=-2,45$ με τάση προς το ομαδοποιημένο αφού $R < 1$ ενώ παράλληλα η μηδενική υπόθεση H_0 απορρίπτεται καθώς η τιμή της θεωρητικής κανονικής κατανομής για επίπεδο εμπιστοσύνης

95% είναι $\pm 1,96$ που είναι μεγαλύτερη από την παρατηρούμενη $Z = -2,45$. Τα αντίστοιχα μεγέθη για τα προβλεπόμενα δεδομένα είναι $R = 0.72$ και $Z = -3,82$ το οποίο συνεπάγεται ομαδοποιημένο χωρικό με τη μηδενική υπόθεση H_0 να απορρίπτεται αφού $-3,82 < \pm 1,96$

Συμπερασματικά το νευρωνικό δίκτυο που κατασκευάστηκε αναγνωρίζει το χωρικό πρότυπο και το αποδίδει σωστά στον προβλεπόμενο μήνα αλλά λόγω έλλειψης διαχρονικών δεδομένων, επέφερε μια σχετική μετατόπιση της χωρικής διασποράς των σημείων. Τέλος εξετάζοντας τις θέσεις των κέντρων διαπιστώνεται ότι τα προβλεπόμενα είναι ελαφρώς μετατοπισμένα προς τα δυτικά, κάτι που συμβαδίζει την διαχρονική εμφάνιση περιστατικών στις περιοχές αυτές. Η ανάλυση του εγγύτερου γείτονα επαναλαμβάνεται και για τα πέντε κέντρα χωροθέτησης. Το πρότυπο που προκύπτει για τα πραγματικά κέντρα του 12ου μήνα είναι ομοιόμορφο με $R=1.50$ και $Z=2,132$ ενώ για τα προβλεπόμενα ισχύει $R=1.63$ με $Z=2,706$ το οποίο επίσης συνεπάγεται ομοιόμορφο πρότυπο.

5. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στη συγκεκριμένη εργασία, προτείνεται ένα μεθοδολογικό πλαίσιο ανάλυσης και πρόβλεψης της χωρικής κατανομής της ζήτησης σε στοχαστικά χωροθετικά προβλήματα μέσω της αξιοποίησης των δυνατοτήτων των Νευρωνικών Δικτύων και της Λογικής της Ασάφειας. Σε αυτό το πλαίσιο, το εκάστοτε πρόβλημα αντιμετωπίζεται σε τρία επίπεδα, παρέχοντας αντίστοιχες δυνατότητες διαχρονικής ανάλυσης του σημειακού χωρικού προτύπου της ζήτησης, πρόβλεψης της μελλοντικής εξέλιξης του και βέλτιστης χωροθέτησης κέντρων παροχής υπηρεσιών και κατανομής του προς εξυπηρέτηση πληθυσμού. Καθώς τα νευρωνικά δίκτυα μαθαίνουν να αναγνωρίζουν πρότυπα διαχρονικών δεδομένων, η ποιότητα και ο όγκος τους είναι καθοριστικής σημασίας. Όσο πιο πλούσια και ενημερωμένη είναι η αντίστοιχη χωρική βάση διαχρονικών δεδομένων τόσο καλύτερα εκπαιδεύεται το δίκτυο και διασφαλίζεται η ποιότητα της πρόβλεψης. Ελλιπή στοιχεία ή περιορισμένος όγκος δεδομένων οδηγούν σε σφάλματα κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης με αποτέλεσμα τα δίκτυα να εγκλωβίζονται σε ένα τοπικό ελάχιστο, χωρίς να καταφέρνουν να αναγνωρίζουν τις πραγματικές σχέσεις αλληλεξάρτησης και αλληλεπίδρασης.

Μετά την πρόβλεψη της ζήτησης ακολουθεί η χωροθέτηση των p κέντρων εξυπηρέτησης, βασισμένη στην θεωρία των ασαφών συνόλων και μέσω της εφαρμογής του τροποποιημένου αλγόριθμου c -means. Η συνολική προσέγγιση επιβεβαιώνει τη ισχύουσα άποψη σύμφωνα με την οποία η εφαρμογή μεθόδων Τεχνητής Νοημοσύνης κατά την επίλυση χωρικών προβλημάτων παρέχει τη δυνατότητα εντοπισμού και αποκωδικοποίησης σχέσεων που δεν είναι εκ των προτέρων ορατές και κατανοητές. Δυνατότητα η οποία είναι καθοριστικής σημασίας, όταν μια από τις σημαντικότερες παραμέτρους του προβλήματος είναι η ανθρώπινη ζωή, όπως στην περίπτωση της εφαρμογής που παρουσιάστηκε και αφορά στην χωροθέτηση πυροσβεστικών οχημάτων στην Μητροπολιτική περιοχή Αθηνών.

Μια πτυχή της εργασίας, που θα πρέπει να διερευνηθεί περαιτέρω, είναι η διαδικασία αντιστοίχισης των σημείων κάθε χρονικής στιγμής με την οποία είναι άμεσα συνδεδεμένη και η ποιότητα του προβλεπόμενου προτύπου. Στην συγκεκριμένη εργασία η αντιστοίχιση πραγματοποιήθηκε σύμφωνα με την απόσταση από την αρχή των αξόνων του

συστήματος συντεταγμένων και τα τελικά αποτελέσματα κρίνονται ιδιαίτερα ικανοποιητικά. Με την εφαρμογή εναλλακτικών τρόπων αντιστοίχισης όπως ο εντοπισμός διαχρονικών δυνάδων σημείων με την συνολικά ελάχιστη παρατηρούμενη απόσταση μεταξύ τους αναμένεται να βελτιωθεί περαιτέρω η ποιότητα αντιστοίχισης και ως εκ τούτου και η συνολική προσέγγιση.

6. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

1. Clark, P.J. and F.C. Evans 1954. Distance to nearest neighbor as a measure of spatial relationships in populations. *Ecology* 35 (4), 445-453.
2. Dacey, M.F. 1964. "Two dimensional random point patterns." A review and interpretation papers and proceedings, of the Regional Science Association, Τόμος Β, σελ 41 – 58.
3. Daskin M., 1995. "Network and Discrete Location". J.Wiley & Sons, N.Y.
4. Garfinkel S., & Church L., 1978. Locating an obnoxious facility on a network. *Transportation Science* 12/2, 107, pp.107-118.
5. Guerrero F., Lozano S., Onieva L., Larraneta J., 1998. Kohonen maps for solving a class of location allocation problems. *European Journal of Operational Research*, 108, pp.106-117.
6. Gen M., Gong D., Yamazaki G., Xu W., 1997. Hybrid evolutionary methods for capacitated location allocation problem. *Computers Ind. Engng* 33, pp. 577-580. Elsevier Science Ltd.
7. Gen M., Zhou G., Min H., 2002. The balanced allocation of customers to multiple distribution centers in the supply chain network: a genetic algorithm approach. *Computers Ind. Engng* 43, pp. 251-261. Elsevier Science Ltd.
8. Guttmann et al. 1996. "Some personal views on the current state and the future of locational analysis".
9. Haykin, S. 1994. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, NY: Macmillan, p. 2
10. Houck R., Joines A., Kay G., 1996. Comparison of genetic algorithms, random restart and two opt-switching for solving large location allocation problems. *Computers and Operations Research* 23, pp. 587-596.
11. Κουτσόπουλος Κ. 1990. « Γεωγραφία: Μεθοδολογία και μέθοδοι ανάλυσης χώρου» Εκδόσεις Συμμετρία, Αθήνα.
12. Κουτσόπουλος Κ. 2002. Γεωγραφικά Συστήματα Πληροφοριών και Ανάλυση Χώρου. Εκδόσεις Παπασωτηρίου, Αθήνα.
13. Rogers, A. 1969 "Quadrat Analysis of Urban Dispersion : I. Theoretical Techniques". *Environment and Planning*, 1, σελ 47-80.
14. S.Openshaw and C.Openshaw 1997. "Artificial Intelligence in Geography". John Wiley & Sons Ltd. England.
15. Φώτης Γ., Κουτσόπουλος Κ. 1995. Σύστημα στήριξης χωροθετικών αποφάσεων κοινωνικό-προνοιακών μονάδων. *Τεχνικά Χρονικά*, 1-3, σελ. 29-43.
16. Wilson D., Corcoran J., Lewis M., 2001. Data clustering and rule abduction to facilitate crime hot spot prediction. *Fuzzy Days 2001*, LNCS 2206, pp. 807-821. Springer Verlag.

Γιώργος Γραϊκούσης

Δρ Μηχανικός Ε.Μ.Π.

Γεώργιος Ν. Φώτης

Επίκουρος Καθηγητής Πανεπιστημίου Θεσσαλίας, Εργαστήριο Χωρικής Ανάλυσης G.I.S. και Θεματικής Χαρτογραφίας, Τμήμα Μηχανικών Χωροταξίας Πολεοδομίας και Περιφερειακής Ανάπτυξης, 383 34 Βόλος.

Extended summary

Assessing demand in stochastic locational planning problems: a neural networks approach for emergency service systems.

YORGOS GREKOUSIS

Dr. Engineer National Technical University

YORGOS N. PHOTIS

Assistant Professor University of Thessaly

Abstract

The efficiency of emergency service systems is measured in terms of their ability to deploy units and personnel in a timely, and effective manner upon an event's occurrence. When dealing with public sector institutions, this reflects the significance for state or local officials to determine the optimal locations for emergency stations and vehicles. The typical methodology to deal with such a task is through the application of the appropriate location - allocation model. In such a case, however, the spatial distribution of demand although stochastic in nature and layout, when aggregated at the appropriate level, appears to be spatially structured or semi - structured. Aiming to exploit the above incentive, a different approach will be examined in this paper. The spatial tracing and location analysis of emergency incidents is achieved through the utilisation of an Artificial Neural Network (ANN). More specifically, the ANN provides the basis for a spatio-temporal clustering of demand, definition of the relevant centres, formulation of possible future states of the system and finally, definition of locational strategies for the improvement of the provided services. The approach is applied in Athens Metropolitan Area for the Fire Department's events of 1998.

1. INTRODUCTION

A basic demand in the process of solving location planning problems is the location of service centres and the simultaneous spatial allocation of corresponding demand. The problems in question are deterministic, when the spatial distribution of the demand, the distances of demand points from the centres and the capability of supply centres are defined. When any of these parameters changes over time, then the problems are stochastic. Such spatial problems can be approached via location allocation models and are solved, by examination of a set of alternative location patterns (Fotis and Koutsopoulos 1995). The aim of these models is to minimize objective functions that usually express some form of cost.

Demand is depicted spatially as a point pattern, whose

analysis is of decisive importance for the appropriate allocation of demand in supply centres. The points constituting this pattern can be of equal weight or not, constant or variable over time and their distribution can be random or informed with a certain structure. For the resolution of location allocation models, three alternative methods are used: precise numerical solutions or programming techniques, heuristics algorithms and meta-heuristics algorithms.

Research during the last decades has revealed many weaknesses in traditional methods of solving location allocation problems, particularly in matters that concern algorithm's initial solution and the choice of objective function. In the 1990's a new type of algorithms was developed, named meta-heuristics, based mainly on techniques of artificial intelligence. According to Simon Haykin (1994), artificial intelligence is: "a sector of computer science, which deals with the study and creation of information systems which contain some type of intelligence". Artificial intelligence is composed of four separate technologies: expert systems, fuzzy logic, neural networks and genetic algorithms.

Applications of such models are mentioned by Guerrero et al (1998), for location allocation models in continuous space and by Wilsons et al (2001), who used expert systems in order to determine regions of high criminality. In 1996 Houck et al, developed a genetic algorithm for the Weber problem, while in 1997 Gen et al proposed a methodology that used elements from genetic algorithms for capacity restrictions. Finally Zhou, Gen et al, in 2002 proposed a genetic algorithm for the multiple distribution centre problem in product supply chain.

More specifically, in the proposed approach, each location problem is dealt with at three levels. Firstly, the spatial point pattern of demand is analysed over time by nearest neighbour analysis. Secondly, the approach provides the ability to predict, by means of neural networks, how the

pattern of demand will develop. Finally, it locates supplying centres and allocates demand to them by utilization of fuzzy logic technique. The application concerns the location of fire brigade vehicles in the metropolitan area of Athens. Demand prediction, based on diachronic data, allows fire brigade vehicles to be placed in locations which will minimise distances from the expected incidents.

Diachronic data supply the neural network that interprets the spatio-temporal pattern of demand, thereby predicting the possible location of future events. There then follows the location of exterior units and the allocation of demand to them which is carried out by means of fuzzy logic. Finally, in an attempt to assess the effectiveness of the proposed methodology, the results are compared with the equivalent real data of offer and demand.

2. LOCATION PLANNING PROBLEMS

Location models fall into two types, deterministic and stochastic. In the deterministic type, data are predetermined and do not depend on time. However, most location problems are dynamic. The dynamic nature of problems is dealt with stochastic models in which multiple time periods are contained. These periods facilitate the detection of differences in the average value of demand, the recognition of differences among spatial point patterns and the estimation of future levels of demand (Daskin 1995). A basic condition for the prediction constitutes the analysis of spatial point pattern of demand, through which it is possible to comprehend the structure and to determine the tendencies of a spatial phenomenon.

2.1. Point Pattern Analysis

The analysis of the distribution of points, in order to decide to which spatial pattern the distribution belongs is a complicated process. From 1960's onward, Decey (1962) and later Rogers (1969) dealt with the adoption of mathematical models capable of describing spatial distributions (patterns).

The most useful technique here is nearest neighbour analysis. Distances from each point to each nearest neighbour are calculated and then compared with the corresponding mean expected distances of a spatial pattern that would have resulted from random spatial process (Poisson distribution).

2.2. Artificial Intelligence

Methods and techniques that incorporate and simulate

basic characteristics of human thought in order to solve practical problems are part of the science of artificial intelligence. Expert systems, neural networks, genetic algorithms and fuzzy logic are methods and techniques of artificial intelligence and imitate the way that a human learns, crates symbols, recognizes and represents elements of reality. In the present paper, the techniques of neural networks and fuzzy logic are embedded in the proposed methodology.

2.2.1. Neural Networks

A neural network aims at the recognition of mathematical patterns among data sets (Openshaw 1997). Various types of neural networks exist, such as: the Multilayer Perceptron, the Self Organizing Map and the gamma Neural Network. The process of setting up the architecture of a neural network is complicated. For each network, a set of parameters, such as the number of hidden layers, the number of neurons per layer, the learning rate, the epochs of iteration and the transfer functions needs to be regulated. The appropriate setting of these parameters is of crucial importance, for the final precision and acceptance of network depends on them. Then the network is trained and tested by comparing the input data with known output data. This is done by calculating the root mean square error of real and estimated value. The process terminates when the root mean square lies above a threshold value.

2.2.2. Fuzzy Logic

Fuzzy theory was developed in order to handle problems that do not have fixed boundaries, or situations that are only vaguely determined. It can be viewed as generalisation of classic set theory and dual logic. A fuzzy set is not limited by binary "yes-no" definition of each member of the set, but attributes a value that expresses the degree to which each element belongs to each set. One of the most efficient and well-known algorithms in fuzzy classification is Fuzzy C-Means (Hatzihristos 1999). It analyzes input elements, seeks relations among them and finally classifies them. Each class has a cluster centre, which portrays the value of a typical object of that class. The remaining objects are not classified in only one class. Instead, a membership value is calculated expressing the degree that each object belongs to each class.

3 METHODOLOGY

The aim of the proposed methodology is the definition of

the geographical location of incidents that will arise in time $t + 1$, in the study region, when diachronic data are available till time t (Graph 1). The predicted demand will be allocated to a certain number of centres which will be situated in order to serve the region as well as possible.

Diachronic data for time $(T = 1, \dots, t)$ concerning demand (W_T) which is served by mobile units (P) are collected initially. The demand is expressed by a list of coordinates indicating the geographical location (X_i^T, Y_i^T) of each incident. The number W_{t+1} as well as geographic location (X_i^{t+1}, Y_i^{t+1}) of incidents on time $t + 1$ are then calculated.

For the geographical location prediction, geographical time series are created to express incident movement over time. The prediction is based on the hypothesis that incidents that occur in each period are connected with the next ones with a one to one relation to each other. Although each time T does not allocate the same number of incidents W_T , all of the incidents should be corresponded for time $T=1$ to time $T=t$.

This correspondence is based on the distance of each incident from point $O(0,0)$ for two successive time periods T_1 and is expressed by equation (5).

$$D_{io}^T = \sqrt{(X_i - X_o)^2 + (Y_i - Y_o)^2} \quad (5)$$

Points are then sorted in ascending order by distance, so that the first point in period t_1 corresponds to the first point of the next period, t_2 and so on. The same process is followed for the remaining points, creating thus the neural network input matrix.

Due to the different WT of each time, problems concerning the possibility of the incorrect filling of the matrix arise. There are two different approaches available, depending on the relation of incidents of previous and subsequent time period in order to deal with this problem.

- a) If incidents WT are more than predicted W_{t+1} , then they are clustered using fuzzy logic. The number of clusters equals W_{t+1} . Thus, the number of incidents is shrunk, whilst still maintaining their spatial correlation.
- b) If incidents WT are less than predicted W_{t+1} , then spatial interpolation is carried out so that the number of incidents increases to the predicted value, as expressed in equations 6 and 7.

$$X_{it} = \frac{X_{it+1} + X_{it-1}}{2} \quad (6)$$

$$Y_{it} = \frac{Y_{it+1} + Y_{it-1}}{2} \quad (7)$$

If gaps continue to appear in the matrix, the matrix is split into the same number of parts as the number of continues

parts of the table. A different neural network is created for each new matrix in order to predict incident locations.

Finally, the predicted points are clustered by use of fuzzy c means algorithm to identify sites for centres. Cluster centres correspond to the proposed locations of service centres.

4. APPLICATION. CASE STUDY ATHENS

The problem of the management of the urgent incidents that the Fire Brigade dealt with during the first 11 months of 1998 in the metropolitan area of Athens is solved in this application.

A multilayer perceptron neural network, is employed to predict the number of incidents. After the process of training and testing, the network recognizes relations among the input data with a linear correlation coefficient $r=0.97$. The number of incidents predicted for the 12th month is determined in 56 (Table 1). The process of predicting the geographic location of each incident follows. This requires the creation of spatial time-series. Table 2 depicts the unitary code, distances from point O and the coordinates of six points for three successive time periods. When these coordinates have been sorted, they give the data for table 3.

For the months with more incidents than predicted, the incidents are clustered by means of fuzzy logic into 56 clusters. For the months with fewer than 56 incidents, points arise from linear interpolation of points in previous and next time periods. These are the input matrices for the neural networks and the final prediction results are given in map 1. The sites where the five mobile exterior units will be located are defined via fuzzy logic. The proposed centres as well as the five resulted from the real incidents are portrayed in map 1.

4.1. Evaluation of the Application

Statistical examination of the real incidents occurring in the twelfth month indicates that $R = 0.826$ and $Z = 2.45$. The results therefore display a tendency towards clustering, since $R < 1$. The zero case H_0 is to be rejected, since the value for the normal distribution for a level of confidence of 95% is ± 1.96 , which is greater than the value for Z that was observed of -2.45 . The corresponding values for the predicted results are $R = 0.72$ and $Z = -3.82$. This implies a clustered spatial pattern with the null hypothesis to be rejected, since -3.82 is less than ± 1.96 . The nearest neighbourhood analysis is done for the five service centres as well. The pattern that emerged regarding the real centres during the twelfth month is uniform, with $R = 1.50$ and $Z = 2.132$. For the predicted centres, $R = 1.63$ and $Z = 2.706$, which also implies a uniform pattern.

5. CONCLUSIONS

In this paper, a methodological framework of spatio-temporal analysis and prediction of spatial distribution of demand in stochastic location allocation problems is proposed, by utilization of Neural Networks and Fuzzy Logic potentials. The overall approach confirms the mainstream tendency, according to which applications of Artificial Intelligence methods in the resolution of spatial problems provides the possibility of tracking and decoding relations that are not beforehand visible and comprehensible. This possibility is of decisive importance, especially when human life is one of the more important parameters of the

investigated problem, as in the case study presented above concerning in the location of fire brigade vehicles in the Metropolitan area of Athens.

An aspect of the present work that should be examined further, is the points correspondence process which is directly associated with the precision of the predicted pattern. In this paper the correspondence is based on the distance of each point from the beginning of coordinate system axes and the final results are considered satisfactory. With the introduction of alternative ways of correspondence, such as the creation of sequential sets of points that belong in different time moments based on the total minimal observed distance among them, the proposed approach is expected to be improved significantly.

Yorgos Grekousis

Dr Engineer N.T.U.A.

Yorgos N. Photis

Assistant Professor of the University of Thessaly, Department of Planning and Regional Development, Pedion Areos, 383 34 Volos, Greece.