



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

Τομέας Επικοινωνιών, Ηλεκτρονικής και Συστημάτων Πληροφορικής

Χρήση χωρικών δεδομένων για αύξηση  
ανθεκτικότητας και επιβιωσιμότητας αυτόνομων  
δικτύων.

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

Δημήτρη  
Κ.Σπυρόπουλου

Επιβλέπων: Βασίλης Μάγκλαρης  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Μάρτιος 2010





ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
Τομέας Επικοινωνιών, Ηλεκτρονικής και Συστημάτων Πληροφορικής

Χρήση χωρικών δεδομένων για αύξηση  
ανθεκτικότητας και επιβιωσιμότητας αυτόνομων  
δικτύων.

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

Δημήτρη  
Κ.Σπυρόπουλου

Επιβλέπων: Βασίλης Μάγκλαρης  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 19<sup>η</sup> Μαρτίου 2010.

.....  
Β.Μάγκλαρης  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....  
Σ.Παπαβασιλείου  
Αν. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....  
Δ. Καλογεράς  
Ερευνητής ΕΠΙΣΕΥ

Αθήνα, Μάρτιος 2010.

.....  
**Δημήτρης Κ. Σπυρόπουλος**

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Ηλεκτρονικών  
Υπολογιστών

Copyright © Δημήτρης Κ. Σπυρόπουλος, 2010

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. *All rights reserved.*

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ' ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν στη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς το συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν το συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

## Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική ασχολείται με το πρόβλημα της επιβιωσιμότητας και της ανθεκτικότητας δικτύων που αποτελούνται από αυτόνομους κόμβους. Στην κατεύθυνση αυτή μπορεί να συμβάλει η καταγραφή διαδρομών που εκτελεί ένας χρήστης με παράλληλη αντιστοίχιση των δικτύων που συναντά. Όμως εξαιτίας του περιορισμένου αποθηκευτικού χώρου στους κινητούς αυτόνομους κόμβους η αποδοτική διαχείριση της μνήμης που θα επιτρέπει στους κόμβους να λαμβάνουν έγκαιρα σωστές αποφάσεις, είναι καθοριστικής σημασίας.

Προτείνεται λοιπόν ένας αλγόριθμος πρόβλεψης κίνησης, ο οποίος λειτουργεί σε συνδυασμό με την ταξινόμηση των κόμβων του γράφου του δικτύου με βάση τη μετρική *Weighted PageRank*. Ο αλγόριθμος επιτρέπει την αποθήκευση στη μνήμη μόνο εγγραφών για δίκτυα που βρίσκονται σε περιοχές που συγκεντρώνουν μεγάλη πιθανότητα να τις επισκεφθεί μελλοντικά ο χρήστης.

Ο αλγόριθμος που αναπτύχθηκε, συγκρίθηκε με άλλους δύο αλγορίθμους συλλογής και καταγραφής δεδομένων (*Own Collection* και *Exchange Collection*) σε όμοια περιβάλλοντα προσομοίωσης. Πραγματοποιήθηκαν σενάρια με μεταβλητό αριθμό χρηστών στο δίκτυο, μεταβλητό μέγεθος μνήμης και δυο διαφορετικές στρατηγικές αντικατάστασης δεδομένων στη μνήμη. Τα αποτελέσματα των σεναρίων προσομοίωσης δείχνουν ότι ο προτεινόμενος αλγόριθμος εμφανίζει καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τους *Own Collection* και *Exchange Collection*, ιδιαίτερα όταν ο αριθμός των κινούμενων χρηστών στο δίκτυο αυξάνεται. Επιπλέον ο αλγόριθμος που δημιουργήθηκε διατηρεί πολύ καλή απόδοση τόσο σε περίπτωση τυχαίων όσο και σε περίπτωση επαναλαμβανόμενων διαδρομών από το χρήστη.

### Λέξεις Κλειδιά

Αυτόνομα Δίκτυα, Αυτόνομοι Κόμβοι, Παγκόσμιο Σύστημα Εντοπισμού Θέσης, Αλγόριθμοι Πρόβλεψης Θέσης, Στρατηγικές Διαχείρισης Μνήμης.

## **Abstract**

The present work, focuses on the problem of increasing the resilience and survivability of autonomic networks. A mobile autonomic node could capture different types of networks throughout his route. This information about the local environment allows the node to take self-profitable decisions on time, fact that could increase the resilience and survivability of the node. On the other side due to the fact that mobile nodes have limited storage capacity, an efficient algorithm of memory allocation is needed.

In order to achieve efficient memory allocation, we propose the use of a motion detection algorithm along with a Weighted PageRank ranking of the graph nodes, which represent the physical positions of the mobile user. This motion detection algorithm allows the filtering of the incoming data and as a consequence only data, which can be useful to the user in the future, are stored in the memory.

The proposed method of handling the data is compared through simulation experiments with two other methods, the Own Collection and the Exchange Collection. Different scenarios were examined, which show an overall better performance of the proposed method, especially when the memory of the autonomic mobile node is small (15 memory blocks). Furthermore, the proposed method has improved performance when the mobile node is in a random and not in a regular route.

### **Key Words**

Autonomic Networks, Autonomic nodes, Memory allocation, Mobile Motion Prediction, Global Positioning System.

## Ευχαριστίες

Στο σημείο αυτό θα ήθελα να εκφράσω τις ευχαριστίες μου προς τα άτομα που με βοήθησαν καθένας με το δικό του τρόπο στην εκπόνηση της διπλωματικής μου εργασίας.

Θα ήθελα αρχικά να ευχαριστήσω τον καθηγητή κ. Βασίλη Μάγκλαρη για την επίβλεψη αυτής της διπλωματικής εργασίας, την ευκαιρία που μου έδωσε να την εκπονήσω στο εργαστήριο “*Netmode*” και την άψογη συνεργασία και καθοδήγηση του.

Επιπλέον, ευχαριστώ τον υπεύθυνο της διπλωματικής μου Βασίλη Μερεκούλια για τις επιστημονικές συμβουλές του και την εξαιρετική συνεργασία που είχαμε.

Θα ήθελα ακόμα να ευχαριστήσω τους γονείς μου Κώστα και Μαρία για την καθοδήγηση και την συμπαράσταση που μου προσέφεραν όχι μόνο αυτό το διάστημα, αλλά και καθόλη τη διάρκεια των σπουδών μου.

Ακόμα ευχαριστώ ιδιαίτερα την αδερφή μου Ειρήνη για τη την έμπρακτη συμπαράσταση και τις καθοριστικές συμβουλές της αυτή την περίοδο.

Τέλος ευχαριστώ θερμά την οικογένειά μου για το περιβάλλον μέσα στο οποίο έζησα όλα τα προηγούμενα χρόνια και για τις αξίες που μου μετέφεραν ώστε να πετύχω όσα έχω καταφέρει μέχρι σήμερα.

# Περιεχόμενα

<b>1</b>	<b>Εισαγωγή</b>	<b>6</b>
1.1	Αυτόνομα Δίκτυα Επικοινωνιών . . . . .	7
1.2	Παγκόσμιο Σύστημα Εντοπισμού Θέσης - <i>Global Positioning System (GPS)</i> . . . . .	10
1.2.1	Γενικά Στοιχεία . . . . .	10
1.2.2	Τρόπος Λειτουργίας . . . . .	11
1.3	Συμβολή . . . . .	11
1.4	Διάρθρωση της Διπλωματικής . . . . .	12
<b>2</b>	<b>Σχετικές Εργασίες και Έρευνα</b>	<b>13</b>
2.1	Εισαγωγή . . . . .	13
2.2	Αλγόριθμοι Πρόβλεψης Θέσης Κινούμενου Χρήστη . . . . .	13
2.2.1	Σχήματα Πρόβλεψης βασιζόμενα στο ιστορικό της κίνησης και σε Μαρκοβιανά Μοντέλα . . . . .	14
2.2.2	Σχήματα Πρόβλεψης βασιζόμενα στο ιστορικό της κίνησης και σε μη-Μαρκοβιανές Τεχνικές . . . . .	16
2.2.3	Πιθανοτικά Σχήματα Πρόβλεψης . . . . .	17
2.2.4	Ιεραρχικά Σχήματα Πρόβλεψης . . . . .	18
2.2.5	Σχήματα Πρόβλεψης βασιζόμενα στην ομαδική κινητικότητα (group mobility) . . . . .	19
2.2.6	Σχήματα Πρόβλεψης βασιζόμενα στην Τοπολογία . . . . .	20
2.2.7	Συνοπτική Παρουσίαση των Μεθόδων Πρόβλεψης Κίνησης . . . . .	21
2.3	Διαχείριση Μνήμης (Memory Cashing) . . . . .	22
2.3.1	Εισαγωγή . . . . .	22



2.3.2	Στρατηγικές Διαχείρισης Μνήμης . . . . .	22
<b>3</b>	<b>Προσέγγιση στο Πρόβλημα</b>	<b>27</b>
3.1	Εισαγωγή . . . . .	27
3.2	Προτεινόμενος Αλγόριθμος Πρόβλεψης Κίνησης για Περιβάλλον Πόλης . . . . .	28
3.2.1	Αντιμετώπιση Επαναλαμβανόμενων ( <i>Regular</i> ) Κινήσεων του Χρήστη . . . . .	30
3.2.2	Αντιμετώπιση Τυχαίων ( <i>Random</i> ) Κινήσεων του Χρήστη - <i>Pagerank</i> . . . . .	34
3.2.3	Συνολική Πρόβλεψη . . . . .	38
<b>4</b>	<b>Υλοποίηση και Αποτελέσματα Σεναρίων Προσομοίωσης</b>	<b>42</b>
4.1	Εισαγωγή . . . . .	42
4.2	Υλοποίηση . . . . .	42
4.2.1	Το Περιβάλλον της Προσομοίωσης . . . . .	44
4.3	Σενάρια Προσομοίωσης . . . . .	47
4.3.1	Περιγραφή Σεναρίων . . . . .	49
4.3.2	Αποτελέσματα των Προσομοιώσεων . . . . .	51
<b>5</b>	<b>Συμπεράσματα και Προτάσεις για Μελλοντική Εργασία</b>	<b>73</b>

# Κατάλογος Σχημάτων

1.1	Βρόγχος ανάδρασης και ελέγχου αυτόνομου συστήματος . . . .	9
3.1	Διάγραμμα <i>Nassi–Shneiderman</i> του Αλγορίθμου Πρόβλεψης Κίνησης . . . . .	29
3.2	Παράδειγμα του <i>MT</i> Μοντέλου . . . . .	30
3.3	Παράδειγμα του <i>MC/MT</i> Μοντέλου . . . . .	31
3.4	Διάγραμμα <i>Nassi–Shneiderman MT Detection</i> Αλγορίθμου .	32
3.5	Διάγραμμα <i>Nassi–Shneiderman MC Detection</i> Αλγορίθμου	33
3.6	Ο χάρτης μιας περιοχής ( <i>a</i> ), ο αξονικός χάρτης ( <i>b</i> ), και ο συν- δεδμεμένος γράφος ( <i>c</i> ) . . . . .	36
3.7	Διάγραμμα <i>Nassi–Shneiderman</i> του Αλγορίθμου <i>MPA</i> . . .	41
4.1	Γράφος αναπαράστασης του ιστορικού κέντρου της Αθήνας . .	43
4.2	Διάγραμμα Λειτουργικών Στοιχείων του Κόμβου . . . . .	45
4.3	Διάγραμμα Διαδικασιών που επιτελεί κάθε Κόμβος . . . . .	46
4.4	Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης ανά βήμα Κίνησης . . .	52
4.5	Διαγράμματα Συνολικού Μέσου Ποσοστού Γνώσης για Δίκτυα	53
4.6	Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχιστον ενός Δι- κτύου ανά βήμα Κίνησης . . . . .	55
4.7	Διαγράμματα Συνολικού Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχι- στον ενός Δικτύου . . . . .	56
4.8	Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχιστον ενός Δι- κτύου για Συνήθεις Κινήσεις . . . . .	57
4.9	Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχιστον ενός Δι- κτύου για Τυχαίες Κινήσεις . . . . .	58

4.10	Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης ανά βήμα Κίνησης . . .	59
4.11	Διαγράμματα Συνολικού Μέσου Ποσοστού Γνώσης για Δίκτυα	60
4.12	Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχιστον ενός Δι- κτύου ανά βήμα Κίνησης . . . . .	61
4.13	Διαγράμματα Συνολικού Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχι- στον ενός Δικτύου . . . . .	62
4.14	Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχιστον ενός Δι- κτύου για Συνήθειες Κινήσεις . . . . .	63
4.15	Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχιστον ενός Δι- κτύου για Τυχαίες Κινήσεις . . . . .	64
4.16	Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης ανά βήμα Κίνησης . . .	66
4.17	Διαγράμματα Συνολικού Μέσου Ποσοστού Γνώσης για Δίκτυα	67
4.18	Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχιστον ενός Δι- κτύου ανά βήμα Κίνησης . . . . .	68
4.19	Διαγράμματα Συνολικού Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχι- στον ενός Δικτύου . . . . .	69
4.20	Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχιστον ενός Δι- κτύου για Συνήθειες Κινήσεις . . . . .	70
4.21	Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχιστον ενός Δι- κτύου για Τυχαίες Κινήσεις . . . . .	71

# Κατάλογος Πινάκων

2.1	Συγκριτικός πίνακας μεθόδων για πρόβλεψη κίνησης . . . . .	21
3.1	Επεξήγηση των Συντομογραφιών του Σχήματος 3.1 . . . . .	29
3.2	Επεξήγηση των Συντομογραφιών του Σχήματος 3.4 . . . . .	32
3.3	Επεξήγηση των Συντομογραφιών του Σχήματος 3.5 . . . . .	33
3.4	Επεξήγηση των Συντομογραφιών του Σχήματος 3.7 . . . . .	41
4.1	Πίνακας Παρουσίασης των Παραμέτρων των Προσομοιώσεων . .	50

# Κεφάλαιο 1

## Εισαγωγή

Στη σημερινή εποχή τα δίκτυα επικοινωνιών γίνονται όλο και περισσότερο δυναμικά, ανομοιογενή και το μέγεθός τους αυξάνεται συνεχώς. Έτσι γίνεται δύσκολη, αν όχι αδύνατη, η αποτελεσματική διαχείριση αυτών των δικτύων χρησιμοποιώντας παραδοσιακές προσεγγίσεις που βασίζονται στην ανθρώπινη παρακολούθηση και παρέμβαση. Για αυτό το λόγο έχει γίνει στροφή στη μελέτη και την έρευνα προς τα αποκαλούμενα αυτόνομα δίκτυα. Στα αυτόνομα δίκτυα οι κόμβοι που συμμετέχουν έχουν τη δυνατότητα να καθορίζουν τη συμπεριφορά τους (*self-govern*) σεβόμενοι τους περιορισμούς που απορρέουν από την ανάγκη της εκπλήρωσης των επιχειρηματικών στόχων που το δίκτυο ως ολότητα προσπαθεί να επιτύχει.

Τα παραπάνω ισχύουν ιδιαίτερα για δίκτυα που περιλαμβάνουν κινητούς κόμβους και τα οποία έχουν αναπτυχθεί λόγω των συνεχώς αυξανόμενων δυνατοτήτων που προσφέρουν οι συσκευές προσωπικών επικοινωνιών (*PDA*s, *cellular phones*). Σε αυτές τις δυνατότητες έχει προστεθεί τα τελευταία χρόνια και αυτή του εντοπισμού της θέσης ενός κόμβου μέσω συστημάτων εντοπισμού θέσης όπως το *ToA*, το *RSSI* και το *GPS*, που είναι και το επικρατέστερο σύστημα. Έτσι έχουν αναπτυχθεί πολλές εφαρμογές που εξειδικεύουν τις υπηρεσίες που προσφέρουν στους χρήστες ανάλογα με την θέση στην οποία βρίσκονται (*location aware services*).

Ειδικότερα για τους χρήστες φορητών συσκευών που κινούνται σε αστικό περιβάλλον έχει παρατηρηθεί ότι οι διαδρομές που ακολουθούν επαναλαμβάνο-

νται. Χρησιμοποιώντας λοιπόν τις δυνατότητες που προσφέρει το *GPS*, μπορεί να γίνει καταγραφή των διαδρομών που ακολουθεί ο χρήστης με ταυτόχρονη αντιστοίχιση δικτύων, δυνατοτήτων παροχής υπηρεσιών και κόστους. Έτσι ο αυτόνομος κινούμενος κόμβος μπορεί να έχει πλήρη εικόνα των δικτύων που πρόκειται να συναντήσει κατά τη διάρκεια της διαδρομής του, γεγονός που θα τον βοηθήσει στη λήψη βέλτιστων αποφάσεων για τις καταστάσεις που θα έχει να αντιμετωπίσει. Παράδειγμα που μπορεί να εφαρμοστεί η πληροφορία που έχει συλλέξει ο κόμβος είναι όταν θέλει να πραγματοποιήσει μια κλήση, τότε να επιλέγεται το δίκτυο το οποίο θα του δίνει τη δυνατότητα υποστήριξης της κλήσης σε όλη τη διαδρομή που πρόκειται να ακολουθήσει. Ακόμα όταν κάποιος κόμβος δεν έχει αρκετή μπαταρία τότε μπορεί με βάση την πληροφορία που έχει στην μνήμη του να συνδέεται στα δίκτυα που απαιτούν την μικρότερη ισχύ σύνδεσης (δηλαδή δίκτυα που οι κεραιές των σταθμών βάσης τους είναι πιο κοντά στον κόμβο). Επιπλέον σε καταστάσεις έκτακτης ανάγκης (πχ πυρκαγιές σε δασικές εκτάσεις), ο χρήστης μπορεί να ειδοποιείται για κάποια κοντινή θέση όπου υπάρχουν διαθέσιμες κάποιες υπηρεσίες τις οποίες πιθανά θέλει να χρησιμοποιήσει. Τέλος αν για παράδειγμα ένας χρήστης θέλει να παρακολουθήσει μια συναυλία ή ένα ποδοσφαιρικό αγώνα από τον κινητό του κόμβο τότε η γνώση που θα έχει για τα δίκτυα θα του επιτρέψει κατά την κίνησή του να συνδέεται σε αυτά που προσφέρουν μεγάλο ρυθμό ανταλλαγής δεδομένων και έτσι δεν θα έχει προβλήματα στη μετάδοση.

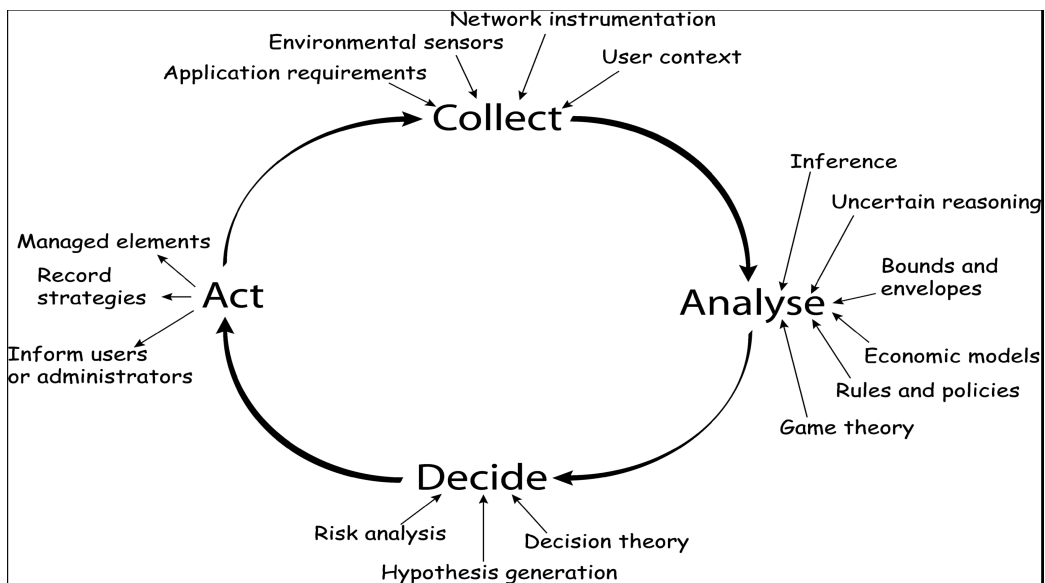
## 1.1 Αυτόνομα Δίκτυα Επικοινωνιών

Το επιστημονικό πεδίο των αυτόνομων δικτύων [6] [7], το οποίο αποκτά όλο και μεγαλύτερο ερευνητικό ενδιαφέρον, αφορά την ανάπτυξη αυτοδιαχειριζόμενων, αυτορυθμιζόμενων και αυτοελεγχόμενων δικτύων και υποδομών επικοινωνίας. Ο κλάδος των αυτόνομων επικοινωνιών λειτουργεί αναλογικά με το ανθρώπινο αυτόνομο νευρικό σύστημα, που ρυθμίζει ομοστατικές λειτουργίες του οργανισμού χωρίς ενσυνείδητο πολύπλοκο έλεγχο. Έτσι και στα αυτόνομα δίκτυα γίνεται προσπάθεια να απλοποιηθεί η διαχείριση των πολύπλοκων δομών και να μειωθεί η ανάγκη για ανθρώπινη παρέμβαση. Ο τομέας των αυτόνομων

δικτύων βασίζεται και αντλεί ιδέες από διαφορετικά επιστημονικά πεδία όπως είναι η διαχείριση δικτύων, η σχεδίαση πρωτοκόλλων, η τεχνητή νοημοσύνη, η θεωρία παιγνίων, η θεωρία ελέγχου, η βιολογία, τα δίκτυα αισθητήρων και η ασφάλεια. Αυτή η ανάμιξη τεχνικών από διαφορετικά επιστημονικά πεδία για την επίτευξη του στόχου για απλοποίηση της διαχείρισης και της ανάπτυξης των δικτύων, είναι που κάνει την προσέγγιση των αυτόνομων δικτύων επικοινωνιών ξεχωριστή.

Τα υπάρχοντα δίκτυα δεν αντιμετωπίζουν αποτελεσματικά την αυξανόμενη πολυπλοκότητα και την ανάγκη για απλότητα και ποικιλία. Τα παραδοσιακά δίκτυα έχουν κατασκευαστεί και ελέγχονται κεντρικά σύμφωνα με ένα προκαθορισμένο πλάνο, γεγονός που επιτρέπει την υποστήριξη μόνο ομογενών ομάδων κόμβων με παρόμοια τεχνικά χαρακτηριστικά και στόχους. Σε αντίθεση, τα δίκτυα επόμενης γενιάς αναμένονται να αναπτύσσονται πιο χαοτικά, χωρίς κεντρικά καθορισμένους στόχους και επίπεδα υπηρεσιών, χωρίς εκ των προτέρων γνώση της τοπολογίας και χωρίς όλοι οι κόμβοι του δικτύου να χρησιμοποιούν συγκεκριμένα πρωτόκολλα και να έχουν παρόμοια τεχνικά χαρακτηριστικά. Γίνεται όμως φανερό πως οι μαθηματικές, οικονομικές και τεχνικές βάσεις των δικτύων πρέπει να αλλάξουν ριζικά για να αντιμετωπίσουν αυτές τις προκλήσεις. Συγκεκριμένα τα δίκτυα επόμενης γενιάς πρέπει να είναι κατανομημένα και αποκεντρωμένα, αυτοπεριγραφόμενα, αυτοργανούμενα, αυτοδιαχειριζόμενα, αυτορυθμιζόμενα, αυτοβελτιούμενα παρέχοντας μια ενιαία επικοινωνιακή υποδομή αποτελούμενη από πολλαπλές τεχνολογίες και ταυτόχρονα να είναι ικανά να λαμβάνουν τοπικές αποφάσεις που αφορούν κάποιο κόμβο χωρίς να επηρεάζουν τη συνολική απόδοση, την σταθερότητα και την εμπιστοσύνη του δικτύου.

Γενικά ένα αυτόνομο σύστημα αποτελείται από αυτόνομα στοιχεία κάθε ένα από τα οποία επιτελεί συγκεκριμένες λειτουργίες και αλληλεπιδρά με τα υπόλοιπα σε ένα δυναμικό περιβάλλον. Ένα αυτόνομο στοιχείο περιλαμβάνει μια ή περισσότερες μονάδες που επιτελούν τις λειτουργικές διαδικασίες και μια μονάδα-διαχειριστή που ελέγχει τις ρυθμίσεις των υπόλοιπων μονάδων καθώς και τις εισροές προς και τις εκροές από το αυτόνομο στοιχείο. Τα αυτόνομα συστήματα δημιουργούν ένα βρόχο ανάδρασης και ελέγχου όπως φαίνεται στο σχήμα 1.1. Το σύστημα συλλέγει πληροφορίες από διαφορετικές πηγές όπως



Σχήμα 1.1: Βρόγχος ανάδρασης και ελέγχου αυτόνομου συστήματος

είναι τα παραδοσιακά δίκτυα αισθητήρων, οι συσκευές υψηλότερου επιπέδου αλλά και οι πληροφορίες που παρέχει ο ίδιος ο χρήστης. Αυτές οι πληροφορίες αναλύονται για να δημιουργήσουν το μοντέλο της κατάστασης που δημιουργείται στο δίκτυο, με βάση το οποίο παίρνονται οι αποφάσεις. Οι αποφάσεις διακινούνται διαμέσω του δικτύου και ενημερώνονται οι χρήστες και οι διαχειριστές. Το αντίκτυπο των αποφάσεων συλλέγεται και χρησιμοποιείται στον επόμενο κύκλο ελέγχου ως ανάδραση.

Συμπερασματικά, το όραμα της αυτόνομης επικοινωνίας είναι ένας δικτυωμένος κόσμος όπου τα δίκτυα και οι σχετιζόμενες με αυτά συσκευές και υπηρεσίες θα λειτουργούν σε ένα περιβάλλον χωρίς καμία επιτήρηση, και θα μπορούν να αυτορυθμίζονται, να αυτοργανώνονται, να αυτοπαρακολουθούνται, να αυτοπροσαρμόζονται και να αυτοθεραπεύονται.



## 1.2 Παγκόσμιο Σύστημα Εντοπισμού Θέσης - *Global Positioning System (GPS)*

### 1.2.1 Γενικά Στοιχεία

Το παγκόσμιο σύστημα εντοπισμού θέσης *GPS* αναπτύχθηκε από το υπουργείο άμυνας των Ηνωμένων Πολιτειών της Αμερικής σε συνεργασία με το Πανεπιστήμιο του MIT. Ενώ η ιδέα για τη δημιουργία του είχε αρχίσει ήδη από τη δεκαετία του '50 μόλις το 1973 άρχισε η φάση της υλοποίησης του συστήματος. Την τελική μορφή που γνωρίζουμε σήμερα την έλαβε το 1995 και από τότε γίνονται συνεχείς τεχνολογικές αναβαθμίσεις.

Το *GPS* παρέχει στους παγκόσμιους χρήστες αξιόπιστη καταγραφή θέσης (υψόμετρο, γεωγραφικό μήκος, γεωγραφικό πλάτος), πλοήγηση και υπηρεσίες όπου ο χρόνος έχει καθοριστική σημασία. Οι παροχές του *GPS* είναι συνεχώς διαθέσιμες σε εικοσιτετράωρη βάση, ανεξαρτήτως καιρικών συνθηκών και οπουδήποτε στον πλανήτη αρκεί να υπάρχει απρόσκοπτη επικοινωνία με τέσσερις ή περισσότερους δορυφόρους του συστήματος.

Το *GPS* αποτελείται από 3 λειτουργικά τμήματα: το διαστημικό τμήμα, το τμήμα επίγειου ελέγχου και το τμήμα τελικού χρήστη. Το διαστημικό τμήμα συντίθεται από 24 δορυφόρους που κινούνται σε μέση τροχιά (10.900 μίλια) γύρω από τη Γή και πραγματοποιούν μία περιστροφή κάθε δώδεκα ώρες. Το επίγειο τμήμα αποτελείται από ένα βασικό κέντρο ελέγχου στο Κολοράντο των Η.Π.Α και τέσσερα εναλλακτικά κέντρα που βρίσκονται σε θαλάσσιες περιοχές. Το τμήμα ελέγχου εκτελεί όλες τις απαραίτητες ενέργειες για τη σωστή λειτουργία του συστήματος. Ελέγχει δηλαδή αν οι δορυφόροι έχουν τη σωστή ταχύτητα, αν βρίσκονται στο σωστό υψόμετρο, αν έχουν επάρκεια ηλιακής ενέργειας και αν πρέπει να γίνει κάποια διόρθωση στο σύστημα χρονομέτρησης ώστε να παρέχουν κάθε στιγμή ακριβή στοιχεία. Το τμήμα του τελικού χρήστη αποτελείται από του χιλιάδες χρήστες δεκτών *GPS* σε όλο τον πλανήτη.

Το *GPS* έχει γίνει παγκοσμίως αναπόσπαστο κομμάτι των συστημάτων μεταφοράς, παρέχοντας πλοήγηση στο έδαφος, στον αέρα και στη θάλασσα. Επιπλέον πολλές υπηρεσίες έκτακτης ανάγκης βασίζονται στο *GPS* εξαιτίας των δυνα-

τοτήτων για ακριβή προσδιορισμό της θέσης και του χρόνου. Τέλος η ακρίβεια στο χρόνο βοηθάει και σε άλλες καθημερινές δραστηριότητες όπως τραπεζικές συναλλαγές, διαδικασίες εκτελούμενες σε φορητές συσκευές και ο έλεγχος των δικτύων ενέργειας.

### 1.2.2 Τρόπος Λειτουργίας

Κάθε ένας από τους 24 δορυφόρους που συμμετέχουν στο σύστημα μεταδίδει το δικό του μοναδικό σήμα. Ο κάθε *GPS* δέκτης που βρίσκεται ενσωματωμένος σε μία συσκευή, έχει αποθηκευμένα τα 24 διαφορετικά σήματα που εκπέμπουν οι δορυφόροι του συστήματος και έτσι γνωρίζει τη θέση κάθε δορυφόρου. Μετρώντας λοιπόν την απόσταση από τουλάχιστον τέσσερις δορυφόρους μπορεί ο δέκτης να υπολογίσει τη θέση του με πολύ μεγάλη ακρίβεια, μικρότερη του ενός μέτρου. Η απόσταση από κάθε δορυφόρο υπολογίζεται μετρώντας το συνολικό χρόνο που κάνει το ράδιο-κύμα του δορυφόρου να φτάσει στον δέκτη. Κάθε ένα σήμα λαμβάνεται από διαφορετικό κανάλι στο δέκτη. Έτσι οι περισσότεροι δέκτες έχουν περίπου δώδεκα κανάλια διαθέσιμα που είναι αρκετά ώστε να έχουμε ακριβή πρόβλεψη. Το *GPS* μπορεί να λειτουργήσει παντού και ανεξαρτήτως καιρικών συνθηκών όμως καμιά φορά η υπερβολική βλάστηση, τα ψηλά κτήρια και οι ορεινοί όγκοι μπορούν να επηρεάσουν την ακρίβεια στη λειτουργία του.

## 1.3 Συμβολή

Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως στη σημερινή εποχή υπάρχει στροφή προς την αποκέντρωση της διαχείρισης των δικτύων γεγονός που έχει οδηγήσει στην μελέτη των λεγόμενων αυτόνομων κόμβων, δηλαδή κόμβων που καθορίζουν μόνοι τους τη συμπεριφορά τους (*self-govern*). Στην επιβιωσιμότητα και την ανθεκτικότητα των αυτόνομων κόμβων μπορεί να συμβάλει η καταγραφή και η αποθήκευση διαδρομών που εκτελεί ένας χρήστης με παράλληλη αντιστοίχιση

των δικτύων που συναντά. Όμως εξαιτίας του περιορισμένου αποθηκευτικού χώρου στους κινητούς αυτόνομους κόμβους η αποδοτική διαχείριση της μνήμης που θα επιτρέπει στους κόμβους να λαμβάνουν έγκαιρα σωστές αποφάσεις, είναι καθοριστικής σημασίας. Έτσι λοιπόν στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής αναπτύχθηκε αλγόριθμος με σκοπό την αποδοτική αποθήκευση δεδομένων για δίκτυα στη μνήμη. Ο αλγόριθμος βασίζεται στη δυνατότητα να προβλέπει τις μελλοντικές κινήσεις του χρήστη, έτσι ώστε να αποθηκεύονται στη μνήμη μόνο πληροφορίες που έχουν μεγάλη πιθανότητα να φανούν χρήσιμες στους κινούμενους αυτόνομους κόμβους.

## 1.4 Διάρθρωση της Διπλωματικής

Στο παρών Κεφάλαιο 1 γίνεται η εισαγωγή στο θέμα της διπλωματικής και παρουσιάζονται εκτενώς οι τεχνολογίες που έχουν άμεση σχέση με αυτό. Ακολουθεί στο Κεφάλαιο 2 μια ανασκόπηση πάνω στην έρευνα που έχει γίνει με αντικείμενο τα θέματα που διαπραγματεύεται η διπλωματική. Συνεχίζοντας το Κεφάλαιο 3 παρουσιάζει τη λύση που προτείνεται για το πρόβλημα που είχαμε να αντιμετωπίσουμε και το Κεφάλαιο 4 την υλοποίηση αυτής της λύσης. Στο 4<sup>ο</sup> Κεφάλαιο αναλύονται επίσης οι παράμετροι και τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων που διεξήχθησαν. Τέλος στο 5<sup>ο</sup> Κεφάλαιο παρουσιάζονται τα κυριότερα συμπεράσματα και γίνονται προτάσεις για μελλοντική έρευνα.

## Κεφάλαιο 2

# Σχετικές Εργασίες και Έρευνα

### 2.1 Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό γίνεται αναφορά στην προϋπάρχουσα έρευνα που έχει γίνει πάνω στο πρόβλημα που αντιμετωπίζεται στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής και που παρουσιάστηκε στο υποκεφάλαιο 1.3. Συγκεκριμένα στο υποκεφάλαιο 2.2.1 γίνεται επισκόπηση των κυριότερων αλγορίθμων που έχουν προταθεί για την πρόβλεψη θέσης κινούμενου χρήστη. Στη συνέχεια το υποκεφάλαιο 2.3 αφιερώνεται στην παρουσίαση μερικών βασικών στρατηγικών διαχείρισης μνήμης που χρησιμοποιούνται σήμερα.

### 2.2 Αλγόριθμοι Πρόβλεψης Θέσης Κινούμενου Χρήστη

Το όραμα των δικτύων επόμενης γενιάς (4ης γενιάς και επόμενων) είναι να καταστεί δυνατή η υποστήριξη της απρόσκοπτης μετακίνησης των χρηστών διαμέσου ετερογενών δικτύων με την παράλληλη υποστήριξη πολυμεσικών εφαρμογών πραγματικού χρόνου (*real-time services*). Αυτό απαιτεί να γίνονται πολλαπλές αλλαγές μεταξύ των κυψελών και των δικτύων (*handover*) και ρυθμιστικές διαδικασίες, που θα υλοποιούνται με τη μικρότερη δυνατή κα-

θυστέρηση (*latency*). Γίνεται λοιπόν κατανοητό, πως η πρόβλεψη θέσης του χρήστη παίζει καθοριστικό ρόλο στο να γνωρίζουμε τις ενέργειες που πρέπει να γίνουν εκ των προτέρων και έτσι οι καθυστερήσεις να μη γίνονται αντιληπτές από το χρήστη.

Υπάρχουν δύο κατηγορίες εφαρμογών τις οποίες μπορεί να ωφελήσει η πρόβλεψη της θέσης ενός κινητού κόμβου :

- Εφαρμογές βελτίωσης συστημάτων, όπου η πρόβλεψη θέσης χρησιμοποιείται για να ενισχυθούν κάποιες μετρικές του συστήματος όπως είναι η συνολική του απόδοση και η διαθεσιμότητα των πόρων.
- Εφαρμογές που προορίζονται για την βελτίωση της παροχής υπηρεσιών στους τελικούς χρήστες.

Στη συνέχεια περιγράφουμε περιληπτικά τα χαρακτηριστικά των κυριότερων αλγορίθμων που έχουν προταθεί μέχρι σήμερα.

### 2.2.1 Σχήματα Πρόβλεψης βασιζόμενα στο ιστορικό της κίνησης και σε Μαρκοβιανά Μοντέλα

#### 1. Αλγόριθμος Πρόβλεψης Κινητικότητας (Mobility Motion Prediction(MMP)Algorithm)

Ο αλγόριθμος πρόβλεψης κινητικότητας [2] αποτελείται από ένα αλγόριθμο καταγραφής επαναλαμβανόμενων διαδρομών και έναν αλγόριθμο πρόβλεψης κίνησης. Ο *MMP* για την πρόβλεψη χρησιμοποιεί μια βάση δεδομένων με συχνές διαδρομές και πιθανοτικές πληροφορίες για τυχαίες κινήσεις, σε συνδυασμό με κάποιους περιορισμούς. Οι διαδρομές είναι συνδυασμός τυχαίων και επαναλαμβανόμενων κινήσεων. Τα επαναλαμβανόμενα μέρη της πορείας του κινούμενου χρήστη μοντελοποιούνται χρησιμοποιώντας δύο μεθόδους, *Movement Track(MT)* και *Movement Circle(MC)*, που ανιχνεύουν διαδρομές και κύκλους αντίστοιχα. Για τις τυχαίες κινήσεις χρησιμοποιούνται στοχαστικές διαδικασίες και μοντέλα

αλυσίδων *Markov*. Ο αλγόριθμος παρουσιάζει βαθμό επιτυχίας κοντά στο 95% για τις επαναλαμβανόμενες κινήσεις, αλλά η απόδοσή του φθίνει γραμμικά με την αύξηση της τυχειότητας στην κίνηση.

## 2. Σχήμα Προβλεπόμενης Απόστασης (Predictive Distance Algorithm)

Σε αυτό το σχήμα [17] η πρόβλεψη για την μελλοντική θέση του κινούμενου χρήστη βασίζεται στις πληροφορίες που υπάρχουν για την τελευταία γνωστή θέση του κόμβου και την ταχύτητά του. Γίνεται η υπόθεση πως καθώς οι χρήστες κινούνται έχοντας στο μυαλό τους τον επιθυμητό τελικό προορισμό, είναι πιθανό η μελλοντική θέση και ταχύτητα να συσχετίζεται με την παρούσα κατάσταση (θέση και ταχύτητα) του κόμβου. Η πρόβλεψη λοιπόν βασίζεται στη συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας της θέσης του κόμβου. Η συνάρτηση αυτή δίνεται από το μοντέλο *Gauss–Markov* χρησιμοποιώντας τα πιο πρόσφατα στοιχεία για την ταχύτητα και τη θέση του κόμβου.

## 3. Σχήμα Στατιστικής Πρόβλεψης

Στην στατιστική πρόβλεψη κίνησης[16] χρησιμοποιείται ως βάση το ιστορικό των κινήσεων του κόμβου-χρήστη. Η μέθοδος βασίζεται στο γεγονός ότι οι κινούμενοι χρήστες έχουν συγκεκριμένες προτιμώμενες διαδρομές τις οποίες επαναλαμβάνουν. Αυτή η επαναληπτική φύση των διαδρομών που εκτελούν οι χρήστες μοιάζει με την στατικότητα μιας σειράς γεγονότων που δημιουργούνται από μια πηγή *Markov m*-τάξης. Με το σχήμα αυτό επιτυγχάνεται η επιτυχής μελλοντική πρόβλεψη όταν εμφανίζεται η πρώτη κίνηση από μια γνωστή διαδρομή του χρήστη. Η πρόβλεψη είναι αποτέλεσμα του συνδυασμού τεχνικών συμπίεσης δεδομένων και του αλγορίθμου *Ziv–Lempel*.

## 2.2.2 Σχήματα Πρόβλεψης βασιζόμενα στο ιστορικό της κίνησης και σε μη-Μαρκοβιανές Τεχνικές

### 1. Μέθοδος Αναγνώρισης Συχνών Διαδρομών (Regular Path Recognition(RPR) Method)

Η μέθοδος αυτή[18] προσπαθεί να αναγνωρίσει επαναλήψεις στην συμπεριφορά του κινούμενου χρήστη. Έτσι εντοπίζει μονοπάτια που επαναλαμβάνονται και αντιστοιχεί σε αυτά μια συγκεκριμένη πιθανότητα. Τα μονοπάτια αποτελούνται από τις κυψέλες από τις οποίες διέρχεται ο χρήστης, και έχουν ως αρχή και τέλος κυψέλες στις οποίες ο χρήστης βρίσκεται για μεγάλο χρονικό διάστημα. Για τη δημιουργία του μονοπατιού χρησιμοποιούνται μετρήσεις του κόμβου, που αφορούν την ισχύ του σήματος που λαμβάνει από τους διάφορους σταθμούς βάσης. Έχει παρατηρηθεί πως η επιτυχής πρόβλεψη για αλλαγή κυψέλης με τη μέθοδο αυτή είναι ανάμεσα στο 60% και 70\$.

### 2. Mobilty Learning and Prediction Scheme(MLPS)

Η μέθοδος αυτή[19] αναπτύχθηκε ώστε να βοηθήσει στην ανάκτηση πληροφοριών μετά από αστοχία σε βάσεις δεδομένων, που κρατούν στοιχεία κεντρικά για την κινητικότητα των χρηστών στο δίκτυο. Η ταχύτητα και η κατεύθυνση του κινητού κόμβου αποτελούν τους παράγοντες κίνησης. Η μελλοντική θέση προκύπτει από τους παράγοντες κίνησης της τωρινής και προηγούμενων θέσεων. Η γνώση αυτή σε συνδυασμό με τεχνικές των νευρωνικών δικτύων και της ασαφούς λογικής δίνουν το αποτέλεσμα της πρόβλεψης. Η επιτυχία της μεθόδου φτάνει το 80%-90% όταν οι κινήσεις είναι επαναλαμβανόμενες. Αντίθετα όταν οι χρήστες έχουν και ένα βαθμό τυχαιότητας στην κίνησή τους τότε το ποσοστό επιτυχίας πέφτει στο 20%-35%.

### 2.2.3 Πιθανοτικά Σχήματα Πρόβλεψης

#### 1. Shadow Cluster Scheme

Το σχήμα αυτό [11] έχει προταθεί για τη διανομή πόρων και για έλεγχο αποδοχής κλήσης (*call admission control*) σε ασύρματα δίκτυα. Ένα τερματικό με μία ενεργή ασύρματη σύνδεση επηρεάζει μια σειρά από σταθμούς βάσης (*base stations*). Οι κυψέλες (ή σταθμοί βάσης) που επηρεάζονται δημιουργούν μια περιοχή-σκιά (*shadow cluster*) στο δίκτυο. Ο βαθμός της επιρροής που εισάγει ο κόμβος είναι μεγαλύτερος κοντά σε αυτόν και φθίνει σε συνάρτηση με συγκεκριμένους παράγοντες όπως είναι η απόσταση, η ταχύτητα του κόμβου και οι διαθέσιμοι πόροι που έχει ο κάθε σταθμός βάσης. Ο κινητός κόμβος ενημερώνει τους σταθμούς βάσης στην περιοχή σκιά για τις απαιτήσεις, τη θέση του και τις παραμέτρους της κίνησής του ώστε να μπορέσουν αυτοί να προβλέψουν και να κρατήσουν πόρους. Σε αυτή τη μέθοδο κάθε σταθμός βάσης πρέπει να ενημερώνει τους γειτονικούς σταθμούς για την πρόβλεψη της μελλοντικής θέσης των κινητών κόμβων που έχουν στην επίβλεψή τους. Για την πρόβλεψη χρησιμοποιούνται τόσο δεδομένα από την προηγούμενη κίνηση του χρήστη όσο και γεωγραφικά στοιχεία. Η μέθοδος έχει καλή απόδοση στην δέσμευση πόρων, όμως σε περιπτώσεις υψηλής κινητικότητας τα μηνύματα που ανταλλάσσονται προκαλούν ιδιαίτερη επιβάρυνση στο δίκτυο.

#### 2. Most Likely Cluster Scheme(MLC)

Η μέθοδος αυτή [10] βασίζεται στο Shadow Cluster Scheme για να προβλέψει την επόμενη πιθανή θέση του κινητού κόμβου. Κάθε κυψέλη έχει μια πιθανότητα ανάλογα με την κατεύθυνση του κόμβου κάθε στιγμή. Υπάρχει ένα προφίλ χρήστη που κρατάει πληροφορίες για το ιστορικό των κινήσεων του κινούμενου κόμβου και συμβάλλει στην πρόβλεψη. Η μέθοδος λειτουργεί πολύ καλά όταν η κίνηση του χρήστη χαρακτηρίζεται από μικρή τυχαιότητα μέχρι 20%.



## 2.2.4 Ιεραρχικά Σχήματα Πρόβλεψης

### 1. Ιεραρχική Πρόβλεψη θέσης (Hierarchical Position Prediction (HPP) Scheme)

Σε αυτή την μέθοδο [12] χρησιμοποιείται μια προσέγγιση δύο επιπέδων για την πρόβλεψη της κίνησης. Η κίνηση του χρήστη αναλύεται τόσο σε τοπικό επίπεδο (μέσα στην κυψέλη) όσο και σε γενικό (πορεία ανάμεσα στις κυψέλες). Στο γενικό επίπεδο, για να προβλεφθεί η κίνηση ανάμεσα στις κυψέλες χρησιμοποιείται ταίριασμα προτύπων (*pattern matching*), ενώ σε τοπικό επίπεδο χρησιμοποιείται ένας αυτοδίδακτος (*self-learning*) εκτιμητής *Kalman*. Ο εκτιμητής αυτός κάνει χρήση διαφόρων μετρήσεων της ισχύος του σήματος για να εκτιμήσει την κατεύθυνση της κίνησης και την ταχύτητα. Γίνεται η υπόθεση πως η κίνηση των χρηστών παρουσιάζει μια επαναστατικότητα. Έτσι για να γίνει εκτίμηση για την κίνηση ανάμεσα στις κυψέλες δημιουργείται ένα προφίλ κάθε χρήστη που περιέχει τις συχνές διαδρομές που αυτός πραγματοποιεί. Με ταίριασμα προτύπων η μέθοδος καταλήγει στην πιο πιθανή διαδρομή. Μέσα στις κυψέλες η κίνηση μοντελοποιείται ως στοχαστική διαδικασία με μεταβαλλόμενες μεταβλητές κατάστασης. Σκοπός της πρόβλεψης σε τοπικό επίπεδο είναι να μειώσει την αβεβαιότητα της κίνησης μεταξύ των κυψελών. Το ποσοστό επιτυχίας της μεθόδου φτάνει το 83% ακόμα και με την παρουσία τυχαίων κινήσεων. Ο χρόνος που παίρνει στο φίλτρο *Kalman* να σταθεροποιηθεί δημιουργεί αρχικά ανακρίβειες στις προβλέψεις.

### 2. Συνδυαστικό Σύστημα Πρόβλεψης (Combined Prediction System)

Εδώ [13] γίνεται συνδυασμός δυο τεχνικών πρόβλεψης για να βγει το τελικό αποτέλεσμα. Σκοπός της μεθόδου είναι η μείωση των λανθασμένων αιτήσεων για *handoff*. Με την πρώτη μέθοδο προσδιορίζονται υποψήφιοι σταθμοί βάσης που πιθανός να συνδεθεί στο μέλλον ο κινούμενος κόμβος. Η δεύτερη χρησιμοποιεί την ισχύ του σήματος από κάθε

σταθμό βάσης για να προσδιορίσει έγκαιρα την ανάγκη για *handoff*. Το σύστημα αυτό παρουσιάζει ποσοστό επιτυχίας περίπου 80%.

### 2.2.5 Σχήματα Πρόβλεψης βασιζόμενα στην ομαδική κινητικότητα (group mobility)

#### 1. Αλγόριθμος Πρόβλεψης βασισμένος στα Νευρωνικά Δίκτυα ( **Neural-Network Prediction Algorithm**)

Στον συγκεκριμένο αλγόριθμο [15] προτείνεται ένα σχήμα πρόβλεψης που λαμβάνει υπόψη του πληροφορίες τόσο από το γενικό περιβάλλον όσο και από τους χρήστες ξεχωριστά. Στο πρώτο επίπεδο λοιπόν υπάρχει ένας νευρωνικός εκτιμητής ( *neural global predictor*(NGP)), ο οποίος βασίζει την πρόβλεψή του στα μονοπάτια όλων των χρηστών σε μια κυψέλη. Στο δεύτερο επίπεδο υπάρχει ένας εκτιμητής που κρατάει δεδομένα για το ιστορικό κίνησης του κάθε χρήστη ξεχωριστά. Το μοντέλο φτιάχνεται με την προϋπόθεση πως οι κινούμενοι χρήστες κινούνται σε προκαθορισμένα μονοπάτια. Δεδομένα όπως οι συντεταγμένες του χρήστη, η απόσταση από το σταθμό βάσης και η κατεύθυνσή του δίνονται περιοδικά ως δεδομένα στον *NPG*. Ο *NGP* προβλέπει την επόμενη κυψέλη σε γενικό επίπεδο και δεσμεύει τους απαραίτητους πόρους σε αυτή. Συμπερασματικά λοιπόν η μέθοδος απαιτεί το σχεδιασμό ενός νευρωνικού δικτύου αλλά και λεπτομερή γνώση για τα γεωγραφικά χαρακτηριστικά του κυψελωτού δικτύου. Η πρόβλεψη είναι ανεξάρτητη από κάποιον συγκεκριμένο χρήστη. Αφορά δηλαδή, την επόμενη κυψέλη που θα επισκεφτεί ένας από τους χρήστες της κυψέλης για την οποία γίνεται η πρόβλεψη.

#### 2. Πρόβλεψη Τάσης Κίνησης Χρήστη ( **User Movement Tendency Prediction Scheme**)

Η τάση της κίνησης που εισάγει η μέθοδος αυτή [14] χαρακτηρίζει τη συμπεριφορά του χρήστη αποφασίζοντας για το αν αυτός κινείται ή πα-

ραμένει σταθερός. Οι απαραίτητες πληροφορίες που δέχεται το σύστημα ως δεδομένα είναι εγγραφές με τις θέσεις και την ταχύτητα των χρηστών. γεωγραφικές πληροφορίες και στατιστικές πληροφορίες για την κίνηση. Η έξοδος του συστήματος είναι η πρόβλεψη για το δρόμο που θα κινηθεί ο χρήστης και προς ποια κατεύθυνση. Η τελική πρόβλεψη προκύπτει με τη βοήθεια ενός διαγράμματος *Trellis* το οποίο αξιολογεί την αξία των πιθανών μονοπατιών με βάση κάποια μετρική. Το μονοπάτι με τη μεγαλύτερη αξία είναι αυτό που επιλέγεται τελικά. Γίνεται λοιπόν φανερό πως η πρόβλεψη αφορά φυσικές τοποθεσίες που μπορεί να βρεθεί ο χρήστης και όχι πιθανά σημεία σύνδεσης στο δίκτυο.

## 2.2.6 Σχήματα Πρόβλεψης βασιζόμενα στην Τοπολογία

### 1. Πρόβλεψη Κίνησης σε Αστικό Περιβάλλον με χρήση του Αλγορίθμου *Weighted PageRank*

Μια πόλη μπορεί να αναπαρασταθεί με ένα συνδεδεμένο γράφο, ο οποίος αποτελείται από κόμβους που αναπαριστούν ανεξάρτητους χώρους και ακμές που αναπαριστούν συνδέσεις μεταξύ των κόμβων. Στο γράφο αυτό μπορούν εφαρμοστούν διάφορες τοπολογικές μετρικές, για τις οποίες υπάρχουν ενδείξεις πως σχετίζονται με τις ανθρώπινες κινήσεις. Μέχρι τώρα όμως δεν είχαν γίνει μελέτες που να αποδεικνύουν αυτή τη σχέση. Στη μέθοδο που εφαρμόζεται εδώ [1] χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος *Weighted PageRank* [3] ως μετρική, και μέσω συγκρίσεων αποδεικνύεται πως έχει πολύ καλύτερα αποτελέσματα από τις υπόλοιπες μετρικές. Το μέσω ποσοστό επιτυχίας της μεθόδου αποδεικνύεται ότι είναι κοντά στο 63%.

## 2.2.7 Συνοπτική Παρουσίαση των Μεθόδων Πρόβλεψης Κίνησης

Ακολουθεί ένας συνοπτικός συγκριτικός πίνακας των μεθόδων πρόβλεψης κίνησης που παρουσιάστηκαν σε αυτό το κεφάλαιο.

Πίνακας 2.1: Συγκριτικός πίνακας μεθόδων για πρόβλεψη κίνησης

Μέθοδος	Σκοπός Δημιουργίας	Χρησιμοποιούμενη Τεχνολογία	Αποτελέσματα
Mobility Motion Prediction Algorithm (MMP) [2]	Πρόβλεψη κίνησης σε κυψελωτό δίκτυο.	<i>Markov</i> διαδικασίες για τυχαίες κινήσεις. Αλγόριθμοι εντοπισμού και καταγραφής για επαναλαμβανόμενες κινήσεις.	Ποσοστό επιτυχίας 95% για επαναλαμβανόμενες κινήσεις. Η απόδοση φθίνει γραμμικά όσο αυξάνει η τυχαιότητα της κίνησης.
Predictive Distance based scheme [17]	Πρόβλεψη κίνησης σε ασύρματα δίκτυα.	Χρησιμοποιείται το μοντέλο <i>Gauss-Markov</i>	Δεν αναφέρονται.
Statistical Prediction of user Mobility [16]	Για έλεγχο αποδοχής κλήσης και δέσμευση πόρων.	Χρησιμοποιούνται τεχνικές συμπίεσης δεδομένων μαζί με τον αλγόριθμο <i>Ziv-Lempel</i> .	Μεγιστοποίηση αξιοποίησης πόρων και καλύτερη εγγύηση της πιθανότητας να αποτύχει το <i>handoff</i> .
Regular Path Recognition (RPR) Method [18]	Πρόβλεψη κίνησης σε κυψελωτό δίκτυο.	<i>GSM</i> , <i>GPS</i> και ένας αλγόριθμος καταγραφής μονοπατιών.	Ακρίβεια στην πρόβλεψη <i>handoff</i> της τάξης του 60-70%.
Mobility Learning and Prediction Scheme (MLPS)[19]	Για ανάκτηση πληροφοριών μετά από αστοχία, σε βάσεις δεδομένων που κρατούν δεδομένα για την κινητικότητα στο δίκτυο.	Τεχνικές νευρωνικών δικτύων και της ασαφούς λογικής.	Ποσοστό επιτυχίας 80-90% για επαναλαμβανόμενες κινήσεις. Με την εισαγωγή τυχαιότητας το ποσοστό πέφτει στο 20-35%
Shadow Cluster Scheme [11]	Για έλεγχο αποδοχής κλήσης και δέσμευση πόρων.	Αλγόριθμος καταγραφής μονοπατιών και γεωγραφικά στοιχεία.	Καλή λειτουργία στην δέσμευση πόρων αλλά η ανταλλαγή πολλών μηνυμάτων επιβαρύνει το δίκτυο.
Most Likely Cluster (MLC) Scheme [10]	Πρόβλεψη κίνησης σε κυψελωτό δίκτυο.	Αλγόριθμος καταγραφής μονοπατιών.	Πολύ καλή λειτουργία όταν ο βαθμός τυχαιότητας είναι μέχρι 20%.
Hierarchical Position Prediction (HPP) Scheme[12]	Πρόβλεψη κίνησης σε κυψελωτό δίκτυο.	Αλγόριθμος καταγραφής μονοπατιών, φίλτρο <i>Kalman</i> , στοχαστικές διαδικασίες.	Ποσοστό επιτυχίας και με εισαγωγή τυχαίων κινήσεων φτάνει το 83%. Ο χρόνος σταθεροποίησης του φίλτρου <i>Kalman</i> δημιουργεί αρχικά ανακρίβειες.
Combined Prediction System[13]	Μείωση των λανθασμένων αιτήσεων για <i>handoff</i> .	Αλγόριθμος Πρόβλεψης θέσης για εντοπισμό κατάλληλων σταθμών βάσης.	Το σύστημα παρουσιάζει ποσοστό επιτυχίας περίπου 80%.
Neural-Network Based Prediction Algorithm[15]	Ομαδική πρόβλεψη κίνησης σε κυψελωτό δίκτυο.	Αλγόριθμος καταγραφής μονοπατιών, ένας νευρωνικός εκτιμητής και γεωγραφικά στοιχεία.	Η μέθοδος είναι αρκετά ακριβής.
User Movement Tendency Scheme[14]	Πρόβλεψη της επόμενης φυσικής θέσης του κινούμενου χρήστη.	Καταγραφή θέσης και ταχύτητας, γεωγραφικές πληροφορίες, στατιστικές πληροφορίες για την κίνηση.	Δεν αναφέρονται.
Human Movement Prediction in Urban Environment Using Weighted PageRank Algorithm[1]	Πρόβλεψη της επόμενης φυσικής θέσης του κινούμενου χρήστη.	<i>Weighted PageRank</i> , τοπολογικές πληροφορίες.	Η μέθοδος έχει μέσο ποσοστό επιτυχίας 63%.

## 2.3 Διαχείριση Μνήμης (Memory Caching)

### 2.3.1 Εισαγωγή

Η διαχείριση της μνήμης γίνεται όλο και πιο σημαντική στη σημερινή εποχή, ιδιαίτερα για τις φορητές συσκευές με περιορισμένη μνήμη που παρέχουν συνεχώς περισσότερες υπηρεσίες στους χρήστες. Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται δημοφιλείς μέθοδοι που έχουν αναπτυχθεί για τη αποδοτική διαχείριση της μνήμης. Αυτές οι μέθοδοι ουσιαστικά αποτελούν τεχνικές αντικατάστασης δεδομένων στη μνήμη, όταν αυτή δεν έχει άλλο διαθέσιμο χώρο.

Σε περιβάλλοντα τα οποία περιλαμβάνουν κινητούς κόμβους η απόφαση για αντικατάσταση μπορεί να βασιστεί σε κάποιες από τις ακόλουθες μετρικές:

- Δημοτικότητα - τιμή που προβλέπει την πιθανότητα μελλοντικής προσπέλασης.
- Κόστος Προσπέλασης - τιμή που δείχνει την ενέργεια που χρησιμοποιείται για να προσπελάσουμε την πληροφορία.
- Συνοχή - ο χρόνος ζωής, βασισμένος σε κάποιο χρονικό όριο (TTL), ώστε να θεωρούνται έγκυρα τα δεδομένα.
- Χρόνος Προσπέλασης - ο χρόνος που απαιτείται για την απόκτηση των δεδομένων.

### 2.3.2 Στρατηγικές Διαχείρισης Μνήμης

Οι υπάρχουσες στρατηγικές αντικατάστασης μπορούν να χωριστούν σε τρεις μεγάλες κατηγορίες:

- Χρονική αντικατάσταση
- Σημασιολογική αντικατάσταση
- Χωρική αντικατάσταση

## Χρονική Αντικατάσταση (Temporal Replacement)

Σε αυτή την στρατηγική οι χρονικές πληροφορίες των αποθηκευμένων αντικειμένων χρησιμοποιούνται για να ληφθεί η απόφαση για το ποιο θα αντικατασταθεί.

### 1. First In First Out (FIFO)

Αυτός ο αλγόριθμος αντικαθιστά τα αντικείμενα στη μνήμη με τη σειρά που αποθηκεύτηκαν σε αυτή. Για αυτό δεν αποθηκεύεται ούτε χρησιμοποιείται καμία πληροφορία που να αφορά προηγούμενες προσπελάσεις και δεν είναι δυνατόν να αντικατασταθεί άλλο στοιχείο εκτός από αυτό που αποθηκεύτηκε πρώτο. ο αλγόριθμος υλοποιείται συνήθως ως μια ουρά και η λειτουργία του παρομοιάζεται με εκείνη μιας ουράς ανθρώπων που περιμένουν να εξυπηρετηθούν σε κάποιο γραφείο.

### 2. Least Recently Used (LRU)

Αυτός ο αλγόριθμος αντικατάστασης περιλαμβάνει την τεχνική *FIFO*. Στην μνήμη *LRU*, η οποία υλοποιείται με μια ουρά, κάθε στοιχείο μπορεί να προσπελαστεί οποιαδήποτε χρονική στιγμή. Ο χρόνος προσπέλασης λαμβάνεται υπόψη για την αντικατάσταση. Οποτεδήποτε ένα αποθηκευμένο στοιχείο προσπελαστεί επανατοποθετείται στο τέλος της ουράς εκεί που τοποθετούνται και τα νέα στοιχεία. Το τέλος της ουράς ονομάζεται *MRU* (Most Recently Used) άκρο. Ο αλγόριθμος έχει ως αποτέλεσμα τα στοιχεία που προσπελάστηκαν πιο πρόσφατα να τοποθετούνται στο τέλος της ουράς και αυτά που έχουν μείνει αχρησιμοποίητα για καιρό να απομακρύνονται από τη μνήμη, όταν αυτή γεμίσει.

## Σημασιολογική Αντικατάσταση (Semantic Replacement)

Οι σημασιολογικές πολιτικές αντικατάστασης δεν λαμβάνουν υπόψη χρονικές πληροφορίες των αποθηκευμένων στοιχείων αλλά σημασιολογικές. Στο πεδίο

των υπηρεσιών για κινούμενους χρήστες η τοποθεσία είναι το σημασιολογικό στοιχείο που ενδιαφέρει, αν και θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν και άλλοι παράγοντες.

### 1. Manhattan Distance

Σε αυτή την στρατηγική αντικατάστασης [9] όλα τα αποθηκευμένα στοιχεία ανήκουν σε κάποια περιοχή. Έτσι διαφέροντας από τις υπόλοιπες στρατηγικές δεν γίνεται αντικατάσταση ενός μόνο στοιχείου αλλά μιας περιοχής με όσα στοιχεία περιλαμβάνει. Για να καθοριστεί η περιοχή που θα αντικατασταθεί χρησιμοποιείται ένα μέτρο απόστασης που ονομάζεται απόσταση Μανχάταν (*Manhattan Distance*). Η περιοχή που εμφανίζει την μεγαλύτερη τιμή αυτού του μέτρου, είναι αυτή που τελικά αφαιρείται από τη μνήμη.

Ο τύπος της απόστασης Μανχάταν, η οποία είναι προσέγγιση της πραγματικής απόστασης δύο σημείων, είναι ο εξής:

$$MHD(P_1, P_2) = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2| \quad (2.1)$$

Το μέτρο αυτό έχει πάρει το όνομά του επειδή είναι η μικρότερη απόσταση που πρέπει να διανύσει ένα αμάξι σε μια πόλη που έχει δομηθεί σε τετραγωνικά μπλοκ, όπως είναι το Μανχάταν της Νέας Υόρκης. Η απόσταση Μανχάταν είναι πολύ καλύτερη προσέγγιση από την Ευκλείδεια για ένα αληθινό σενάριο, όπου οι κινήσεις περιορίζονται στους δρόμους που υπάρχουν. Για αυτό η Ευκλείδεια απόσταση συμφέρει μόνο αν υπάρχει ένα μονοπάτι που να ενώνει κατευθείαν τα δυο σημεία που μας ενδιαφέρουν.

### Χωρική Αντικατάσταση (Spatial Replacement)

Οι χωρικές στρατηγικές αντικατάστασης είναι βέλτιστες για το χειρισμό στοιχείων για τα οποία μας ενδιαφέρει η τοποθεσία τους (*Location-Aware*). Κάθε αποθηκευμένο στοιχείο φέρει πληροφορίες για τη θέση του, οι οποίες χρησιμοποιούνται από μία συνάρτηση κόστους.

## 1. Furthest Away Replacement(FAR)

Η προτεινόμενη αυτή στρατηγική χρησιμοποιεί μια πρόβλεψη για την επόμενη θέση που θα βρεθεί ο χρήστης. Έτσι στη μνήμη αντικαθίστανται εκείνα τα στοιχεία που απέχουν περισσότερο από το σημείο της πρόβλεψης και επίσης δεν βρίσκονται στην κατεύθυνση της κίνησης. Είναι μια επέκταση της στρατηγικής Μανχάταν που εξηγήθηκε προηγουμένως. Εδώ η διαφορά είναι ότι δεν λαμβάνεται υπόψη μόνο η απόσταση αλλά και η κατεύθυνση της κίνησης και τα στοιχεία που δεν βρίσκονται σε αυτή την κατεύθυνση είναι τα πρώτα που αντικαθίστανται.

## 2. Probability Area (PA) / Probability Area Inverse Distance (PAID)

Στις περισσότερες στρατηγικές αντικατάστασης που έχουν αναπτυχθεί για υπηρεσίες εξαρτώμενες από την τοποθεσία (*Location-Aware*), η πιθανότητα επαναπροσέλασης των δεδομένων καθορίζει το ποιο στοιχείο θα αντικατασταθεί τελικά. Στις στρατηγικές που αναπτύσσονται εδώ [8] δεν παίζει ρόλο μόνο η πιθανότητα επαναπροσέλασης αλλά και η απόσταση των δεδομένων καθώς και η λεγόμενη έγκυρη περιοχή. Αυτή είναι η γεωμετρική περιοχή όπου ένα δεδομένο θεωρείται έγκυρο. Ως απόσταση των δεδομένων ορίζεται το μέτρο της απόστασης ανάμεσα στη θέση του κινητού χρήστη και στην έγκυρη περιοχή καθενός από τα δεδομένα. Έχουν αναπτυχθεί δύο στρατηγικές με αυτή τη φιλοσοφία :

- **Probability Area (PA):**

Αυτή η πολιτική υπολογίζει το γινόμενο της πιθανότητας πρόσβασης με την έγκυρη περιοχή για κάθε δεδομένο στη μνήμη. Η συνάρτηση κόστους ενός στοιχείου  $i$  και της τιμής  $j$  είναι :

$$c_{i,j} = P_i * A(u'_{i,j}) \quad (2.2)$$

,όπου  $P_i$  είναι η πιθανότητα προσέλασης του στοιχείου  $i$  και  $A(u'_{i,j})$



είναι η έγχυρη περιοχή  $u'_{i,j}$  για την τιμή  $j$ . Το στοιχείο που αντικαθίσταται είναι αυτό με τη μικρότερη τιμή της συνάρτησης κόστους.

- **Probability Area Inverse Distance (PAID):**

Αυτή η στρατηγική επεκτείνει την  $PA$  εισάγοντας έναν παράγοντα απόστασης  $D(u'_{i,j})$  που περιγράφει την απόσταση μεταξύ της τοποθεσίας  $i$  και του  $j$ . Η συνάρτηση κόστους έχει τώρα την παρακάτω μορφή:

$$c_{i,j} = \frac{P_i * A(u'_{i,j})}{D(u'_{i,j})} \quad (2.3)$$

Όπως και η  $PA$  έτσι και η  $PAID$  αντικαθιστά τα στοιχεία που έχουν τη μικρότερη τιμή για τη δοσμένη συνάρτηση.

## Κεφάλαιο 3

# Προσέγγιση στο Πρόβλημα

### 3.1 Εισαγωγή

Όπως έχει ήδη αναφερθεί στο κεφάλαιο 1 το ιδιαίτερο πρόβλημα που θέλουμε να αντιμετωπίσουμε είναι αυτό της αποδοτικής διαχείρισης της μνήμης ενός αυτόνομου κόμβου, ώστε αυτός, διατηρώντας πληροφορίες για τα δίκτυα που πρόκειται να συναντήσει στην πορεία του, να μπορεί να πάρει κατάλληλες αποφάσεις.

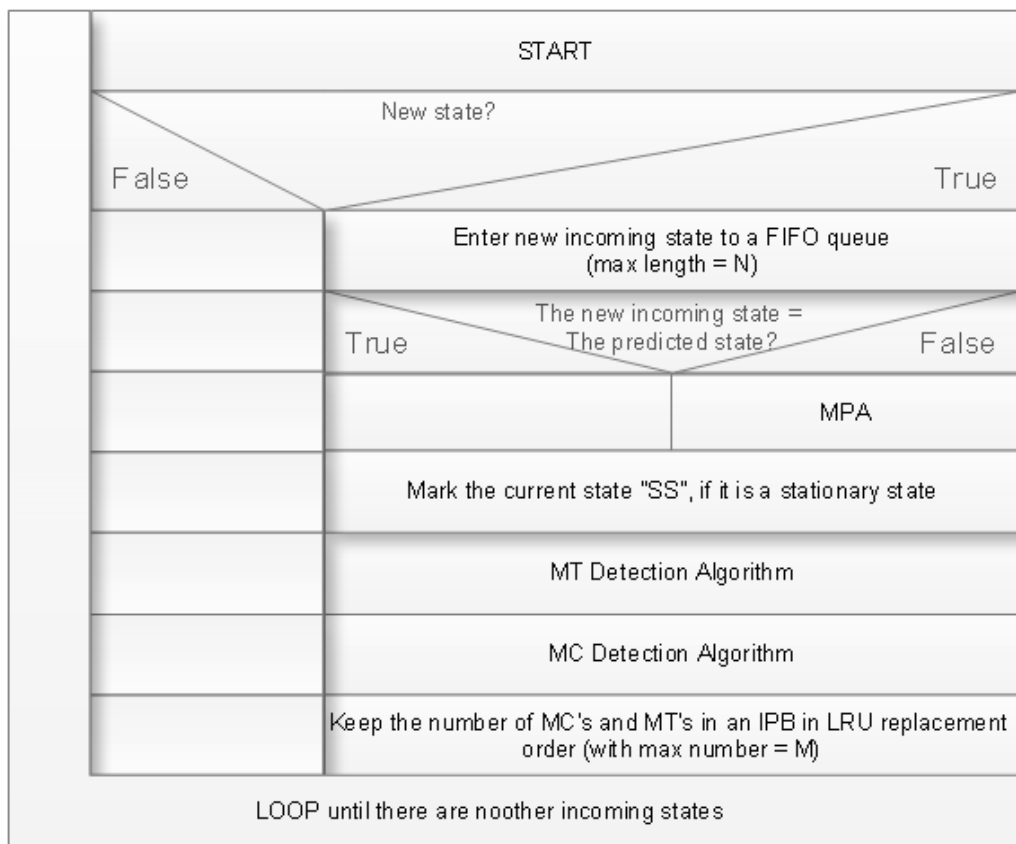
Στην προσέγγιση λοιπόν που γίνεται, προκειμένου να καταφέρουμε να βελτιώσουμε την αποδοτικότητα της μνήμης, χρησιμοποιείται ένας αλγόριθμος πρόβλεψης κίνησης σε συνδυασμό με μια ταξινόμηση των κόμβων του γράφου, πάνω στους οποίους κινούνται οι χρήστες. Αυτός ο αλγόριθμος, προβλέποντας την πορεία που θα ακολουθήσει ο χρήστης, συμβάλει έτσι ώστε οι πληροφορίες που αποθηκεύονται στη μνήμη να είναι αυτές που στην πλειονότητα τους πρόκειται να χρειαστεί ο χρήστης κατά τη διάρκεια της διαδρομής του.

Μελετώντας τις προσεγγίσεις που έχουν γίνει πάνω στο αντικείμενο της πρόβλεψης κίνησης, (βλ. Κεφάλαιο 2.2) διαπιστώνει κανείς, πως πολύ λίγοι αλγόριθμοι λαμβάνουν υπόψη τους τοπολογικά χαρακτηριστικά. Στη σημερινή εποχή όμως που όλο και περισσότερες υπηρεσίες βασίζονται στην τοποθεσία (*Location-Aware*), η εισαγωγή τοπολογικών χαρακτηριστικών στους αλγόριθμους πρόβλεψης κίνησης μοιάζει απαραίτητη. Παράλληλα αρκετοί από τους υπάρχοντες αλγορίθμους παρέχουν αρκετά καλή πρόβλεψη χρησιμοποιώντας

όμως σύνθετες διαδικασίες και στοχαστικά μοντέλα που απαιτούν αρκετή υπολογιστική ισχύ, γεγονός που δεν ευνοεί τη χρησιμοποίησή τους σε αυτόνομους κινούμενους κόμβους, οι οποίοι έχουν περιορισμένες δυνατότητες ισχύος αλλά κυρίως ενέργειας.

### 3.2 Προτεινόμενος Αλγόριθμος Πρόβλεψης Κίνησης για Περιβάλλον Πόλης

Ο αλγόριθμος που προτείνεται σε αυτή τη διπλωματική εργασία έχει ως βάση του τις ιδέες που αναπτύσσονται στις εργασίες των George Y.Liu, και Gerald Q.Maguire [2] (βλ. υποκεφάλαιο 2.2.1) καθώς και του Bin Jiang [1] (βλ. υποκεφάλαιο 2.2.6). Η βασική φιλοσοφία του αλγορίθμου είναι αφενός η χρήση τοπολογικών πληροφοριών για την πρόβλεψη της επόμενης θέσης του κινούμενου χρήστη και αφετέρου ο διαχωρισμός των κινήσεων που κάνει ο χρήστης σε τυχαίες και επαναλαμβανόμενες. Η πρόβλεψη του αλγορίθμου αφορά την φυσική τοποθεσία του χρήστη, δηλαδή το δρόμο στον οποίο προβλέπεται πως θα βρεθεί. Στη συνέχεια παρουσιάζεται ο αλγόριθμος πρόβλεψης τμηματικά, αφού πρώτα δοθεί μια ολοκληρωμένη εικόνα του αλγορίθμου μέσω του διαγράμματος του Σχήματος 3.1.



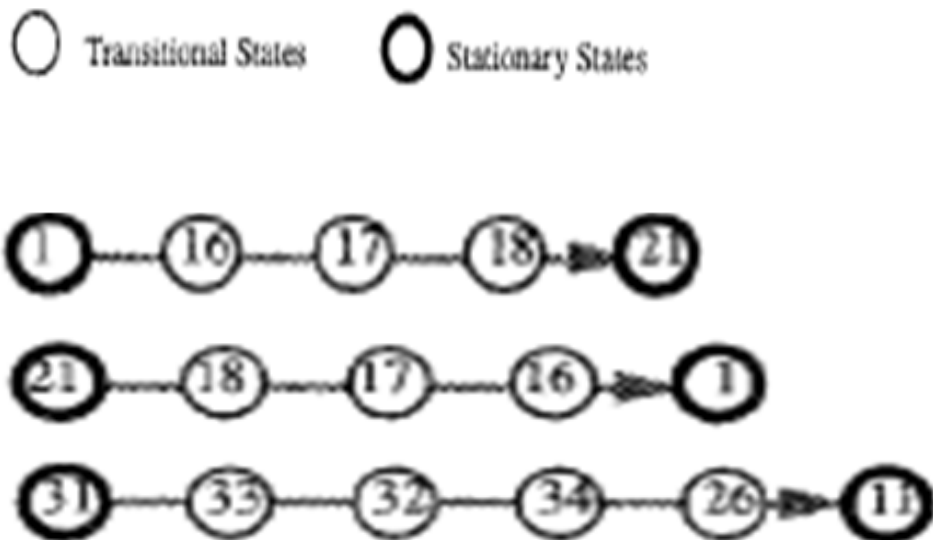
Σχήμα 3.1: Διάγραμμα *Nassi–Shneiderman* του Αλγορίθμου Πρόβλεψης Κίνησης

Πίνακας 3.1: Επεξήγηση των Συντομογραφιών του Σχήματος 3.1

Όνομα	Επεξήγηση
<i>SS</i>	Συντομογραφία για χαρακτηρισμό μιας κατάστασης ως στατική
<i>MT Detection</i>	Αλγόριθμος που καταγράφει τα μονοπάτια.
<i>MC Detection</i>	Αλγόριθμος που καταγράφει τους κύκλους
<i>MPA</i>	Αλγόριθμος Πρόβλεψης της επόμενης θέσης του χρήστη με τη βοήθεια των κύκλων και των μονοπατιών που έχουν καταγραφεί καθώς και του αλγορίθμου <i>PageRank</i> .
<i>IPB</i>	Συντομογραφία της βάσης διαδρομών όπου κρατάμε πληροφορίες για τα μονοπάτια και τους κύκλους που έχει κάνει ο χρήστης.

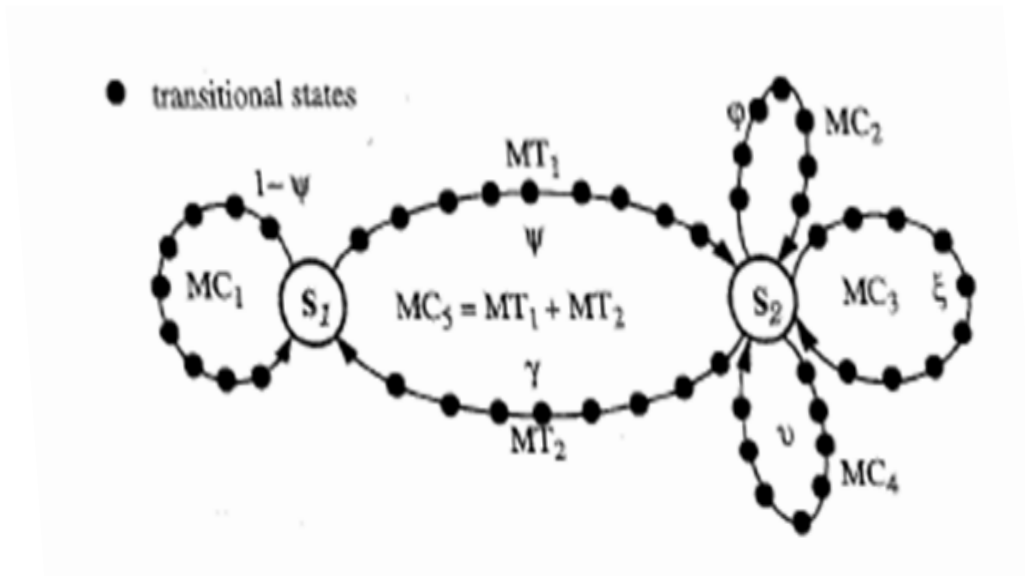
### 3.2.1 Αντιμετώπιση Επαναλαμβανόμενων (*Regular*) Κινήσεων του Χρήστη

Όπως και στο μοντέλο των George Y.Liu, και Gerald Q.Maguire [2] έτσι και εδώ χρησιμοποιούμε έναν αλγόριθμο για την αποθήκευση των διαδρομών που είναι συνηθισμένες για το χρήστη (*regular movements*). Για την καταγραφή αυτών των διαδρομών είναι απαραίτητη η ύπαρξη μιας βάσης δεδομένων, που ονομάζεται Βάση Διαδρομών (Itinerary Pattern Base (IPB)) και κρατάει αποθηκευμένες τις σχετικές πληροφορίες. Επίσης στον αλγόριθμο κάθε δρόμος από τον οποίο διέρχεται ο χρήστης αποτελεί μία κατάσταση. Κάθε κατάσταση (δρόμος) που βρίσκεται ο κινούμενος κόμβος χαρακτηρίζεται ως στατική κατάσταση (SS-Stationary State), αν παραμείνει σε αυτή πάνω από κάποιο χρονικό όριο, ή αλλιώς χαρακτηρίζεται μεταβατική κατάσταση (TS-Transitional State). Ο αλγόριθμος ανιχνεύει τόσο μονοπάτια (*Movement Track (MC)*) όσο και κυκλικές κινήσεις (*Movement Circle (MC)*) του χρήστη, όπως φαίνεται στα σχήματα 3.2 και 3.3.



Σχήμα 3.2: Παράδειγμα του *MT* Μοντέλου

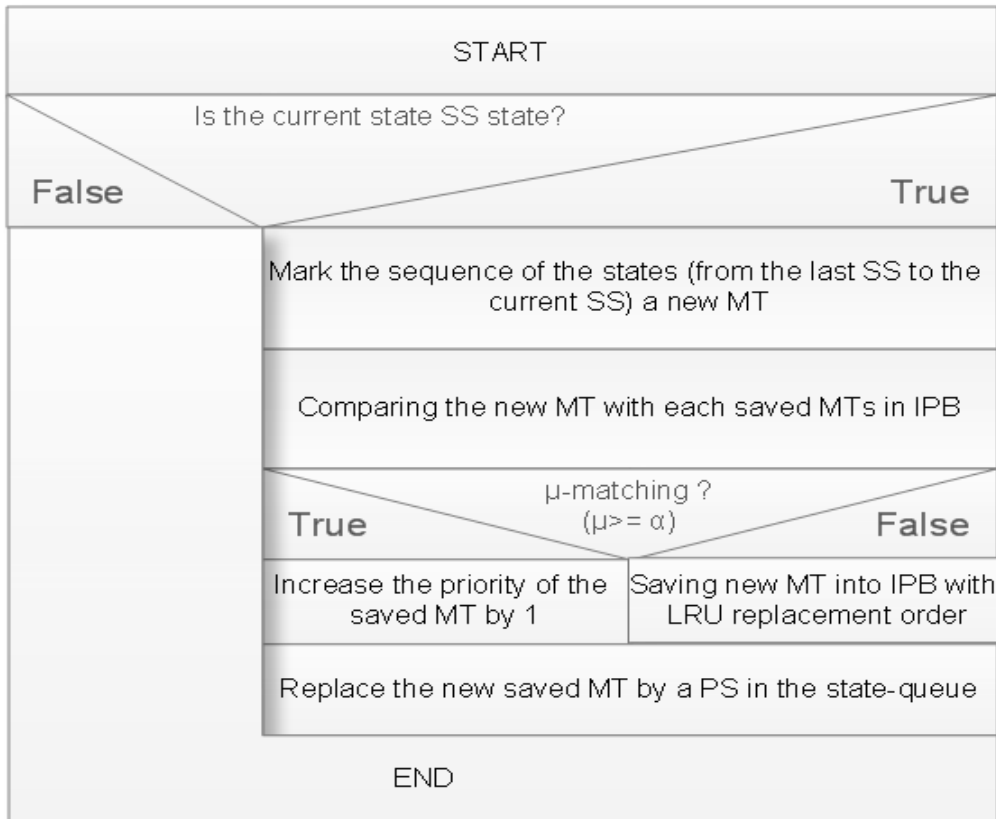
Ο αλγόριθμος για όλη τη διάρκεια της διαδρομής του χρήστη ακολουθεί τα



Σχήμα 3.3: Παράδειγμα του  $MC/MT$  Μοντέλου

παρακάτω βήματα. Λαμβάνει ως είσοδο την κατάσταση του χρήστη (δρόμος-χρόνος παραμονής) και τοποθετεί την κατάσταση σε μια ουρά καταστάσεων (*state queue*) στην οποία κρατάει την πορεία του χρήστη. Αν εντοπιστεί ένα μονοπάτι, δηλαδή μια διαδρομή του χρήστη ανάμεσα σε δύο στατικές καταστάσεις, τότε αυτό, εφόσον δεν υπάρχει ήδη, αποθηκεύεται στο τμήμα της βάσης (*IPB*) που αφορά τα μονοπάτια. Αν το μονοπάτι μέσα από ταίριασμα προτύπων ( *$\mu$ -matching*) ταυτιστεί με κάποιο από τα αποθηκευμένα στη βάση τότε αυξάνεται η παράμετρος που δείχνει τη συχνότητα επίσκεψης σε αυτό το μονοπάτι. Σε κάθε περίπτωση το μονοπάτι στην ουρά κατάστασης αντικαθίσταται με μια κατάσταση δείκτη (*Pointer State (PS)*). Στη συνέχεια ελέγχεται αν η πρώτη και η τελευταία κατάσταση της διαδρομής ταυτίζονται. Αν συμβεί αυτό τότε έχουμε κύκλο και αν αυτός δεν υπάρχει στη βάση (*IPB*) αποθηκεύεται εκεί. Αν ο κύκλος μέσα από ταίριασμα προτύπων ( *$\mu$ -matching*) ταυτιστεί με κάποιους από τους αποθηκευμένους στη βάση τότε αυξάνεται η παράμετρος που δείχνει τη συχνότητα επίσκεψης σε αυτό τον κύκλο. Παράλληλα διαγράφονται από την ουρά κατάστασης όλες οι καταστάσεις που συμμετέχουν στον κύκλο. Ακολουθεί μια διαγραμματική απεικόνιση των αλγορίθμων καταγραφής μονοπατιών και

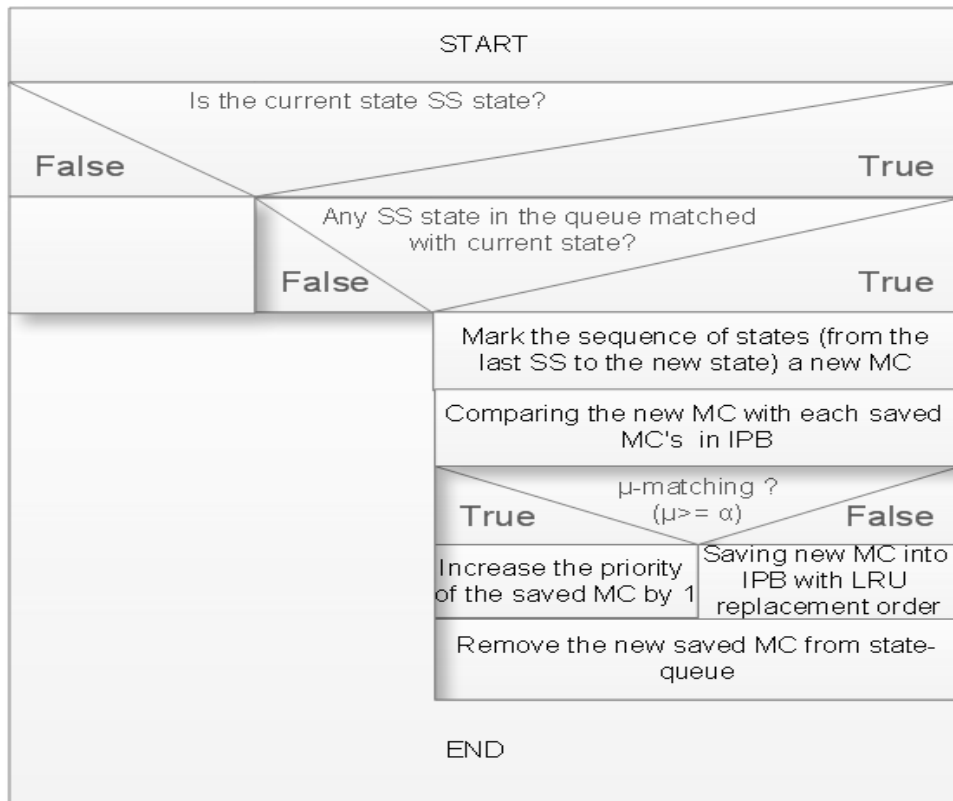
κύκλων σύμφωνα με τη μέθοδο *Nassi–Shneiderman*.



Σχήμα 3.4: Διάγραμμα *Nassi–Shneiderman MT Detection* Αλγορίθμου

Πίνακας 3.2: Επεξήγηση των Συντομογραφιών του Σχήματος 3.4

Όνομα	Επεξήγηση
<i>SS</i>	Συντομογραφία για χαρακτηρισμό μιας κατάστασης ως στατική
<i>MT Detection</i>	Αλγόριθμος που καταγράφει τα μονοπάτια.
<i>state queue</i>	Ουρά όπου κρατάμε σε σειρά εμφάνισης τις καταστάσεις (δρόμους) από τις οποίες διέρχεται ο χρήστης.
<i>PS</i>	Δείκτης σε αποθηκευμένο μονοπάτι. Αντικαθιστά στην ουρά κατάσταση ένα μονοπάτι που αποθηκεύεται στη βάση
<i>μ-matching</i>	Ταίριασμα προτύπων που χρησιμοποιείται για να διαπιστωθεί αν το μονοπάτι που ανιχνεύθηκε υπάρχει ήδη στη βάση.
<i>IPB</i>	Συντομογραφία της βάσης διαδρομών όπου κρατάμε πληροφορίες για τα μονοπάτια και τους κύκλους που έχει κάνει ο χρήστης.



Σχήμα 3.5: Διάγραμμα Nassi–Shneiderman MC Detection Αλγορίθμου

Πίνακας 3.3: Επεξήγηση των Συντομογραφιών του Σχήματος 3.5

Όνομα	Επεξήγηση
<i>SS</i>	Συντομογραφία για χαρακτηρισμό μιας κατάστασης ως στατική
<i>MC Detection</i>	Αλγόριθμος που καταγράφει τους κύκλους.
<i>state queue</i>	Ουρά όπου κρατάμε σε σειρά εμφάνισης τις καταστάσεις (δρόμους) από τις οποίες διέρχεται ο χρήστης.
<i>μ-matching</i>	Ταίριασμα προτύπων που χρησιμοποιείται για να διαπιστωθεί αν το μονοπάτι που ανιχνεύθηκε υπάρχει ήδη στη βάση.
<i>IPB</i>	Συντομογραφία της βάσης διαδρομών όπου κρατάμε πληροφορίες για τα μονοπάτια και τους κύκλους που έχει κάνει ο χρήστης.



### 3.2.2 Αντιμετώπιση Τυχαίων (*Random*) Κινήσεων του Χρήστη - *Pagerank*

#### PageRank

Ο αλγόριθμος *PageRank* προτάθηκε για πρώτη φορά το 1998 στην εργασία [4] των *Brin*, και *Page* από το πανεπιστήμιο του *Stanford*. Σήμερα χρησιμοποιείται ευρέως από τη μηχανή αναζήτησης της *Google* προκειμένου να ταξινομεί σελίδες του Διαδικτύου με βάση τη σχετική τους σημαντικότητα μέσα σε αυτό. Για τους υπολογισμούς που πραγματοποιεί ο αλγόριθμος, θεωρεί το Διαδίκτυο ως ένα γράφο, όπου οι ιστοσελίδες αποτελούν τους κόμβους και οι υπερσύνδεσμοι (*hyperlinks*) μεταξύ των ιστοσελίδων είναι οι ακμές του γράφου. Είναι φανερό πως ο γράφος του Διαδικτύου είναι ένας κατευθυνόμενος γράφος, αφού ένα υπερσύνδεσμος από μια σελίδα σε άλλη δεν συνεπάγεται και την ύπαρξη υπερσυνδέσμου και προς την αντίθετη κατεύθυνση. Η βασική ιδέα στην οποία στηρίζεται ο *PageRank* σύμφωνα με τους *Page* και *Brin*, είναι ότι ένας κόμβος ιεραρχείται ως σημαντικός όταν σημαντικοί κόμβοι δείχνουν σε αυτόν. Γίνεται λοιπόν φανερή η αναδρομική συμπεριφορά του αλγορίθμου, γεγονός που τον κάνει ιδιαίτερα ενδιαφέρον και αποδοτικό. Ο μαθηματικός τύπος που χρησιμοποιείται από τον αλγόριθμο είναι ο εξής :

$$PR(i) = \frac{1-d}{n} + d * \sum_{j \in ON(i)} \frac{PR(j)}{n_j}, \quad (3.1)$$

όπου  $n$  είναι ο συνολικός αριθμός των κόμβων,  $ON(i)$  είναι το σύνολο των κόμβων που δείχνουν στον κόμβο  $i$ ,  $PR(i)$  και  $PR(j)$  είναι οι τιμές των κόμβων  $i$  και  $j$  αντίστοιχα, το  $n_j$  δείχνει τον αριθμό των εξερχόμενων συνδέσεων του κόμβου  $j$ , και  $d$  είναι ο παράγοντας απόσβεσης.

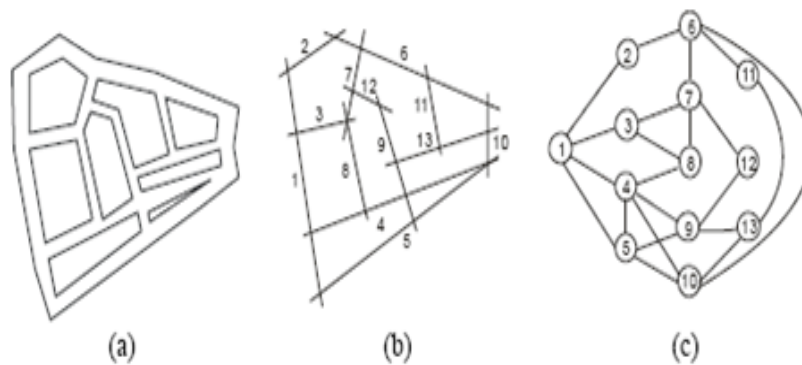
Αυτό που ενδιαφέρει στον *PageRank* δεν είναι οι απόλυτες αλλά οι σχετικές τιμές που παίρνει κάθε κόμβος. Για να καταλάβουμε καλύτερα τον αλγόριθμο μπορούμε να θεωρήσουμε ότι έχουμε ένα περιηγητή στο διαδίκτυο (*random surfer*), ο οποίος συνεχώς με πιθανότητα  $d$  επιλέγει έναν υπερσύνδεσμο από

μια σελίδα σε μία άλλη. Αυτός ο περιηγητής περνάει με πιθανότητα  $(1 - d)$  από μια ιστοσελίδα σε μια άλλη τυχαία ή περνάει σε μια τυχαία ιστοσελίδα με πιθανότητα 1 αν η σελίδα στην οποία βρίσκεται δεν έχει κανένα υπερσύνδεσμο.

### PageRank για Πρόβλεψη Κίνησης

Όπως έχει αναφερθεί στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής θα χρησιμοποιηθεί η ιδέα του αλγορίθμου *PageRank* για την πρόβλεψη της τυχαίας κίνησης σε περιβάλλον πόλης (*urban environment*). Η επιλογή αυτή έγινε ώστε να μπορέσουν να χρησιμοποιηθούν πληροφορίες για την τοπολογία του περιβάλλοντος στο οποίο κινείται ο χρήστης για την πρόβλεψη της μελλοντικής του θέσης, όταν αυτός περνάει για πρώτη φορά από ένα σημείο και δεν υπάρχει καμία πληροφορία για τη διαδρομή που θα ακολουθήσει. Αρχικά θα ασχοληθούμε με την μετατροπή ενός χάρτη μιας περιοχής μιας πόλης (εικόνα 3.6 a) σε ένα συνδεδεμένο γράφο. Σε ένα αστικό περιβάλλον ο χώρος στον οποίο τα άτομα μπορούν να κινούνται ελεύθερα μπορεί να χωριστεί σε πολλές μικρές διαβαθμισμένες περιοχές (δρόμοι, πεζόδρομοι κτλ). Κάθε τέτοια περιοχή μπορεί να αναπαρασταθεί με μία γραμμή ώστε να δημιουργηθεί ο αξονικός χάρτης (*axial map*) όπως φαίνεται στην εικόνα 3.6 b. Στη συνέχεια η μετατροπή από τον αξονικό χάρτη στο συνδεδεμένο γράφο της περιοχής είναι μια ξεκάθαρη διαδικασία. Οι αξονικές γραμμές μετατρέπονται στους κόμβους του γράφου και οι τομές μεταξύ των γραμμών γίνονται οι ακμές του γράφου. Το αποτέλεσμα της αντιστοίχισης φαίνεται στην εικόνα 3.6 c.

Έχουν γίνει αναφορές για τους χωροταξικούς περιορισμούς που εισάγει αυτό το μοντέλο και έχουν προταθεί και άλλα μοντέλα ώστε να ξεπεραστούν. Όμως το μοντέλο με τον αξονικό χάρτη είναι σχετικά απλό. Επιπλέον αυτό που μας ενδιαφέρει δεν είναι τόσο ο τρόπος που γίνεται η αναπαράσταση της χωροταξίας (*space syntax*) μιας περιοχής σε συνδεδεμένο γράφο, όσο η εκμετάλλευση της πληροφορίας που παίρνουμε από έναν τέτοιο γράφο για να προβλέψουμε τη μελλοντική θέση του χρήστη. Έτσι μπορούμε να θεωρήσουμε ότι η τοπολογία που μας δίνεται μέσω του γράφου έχει δημιουργηθεί σωστά.



Σχήμα 3.6: Ο χάρτης μιας περιοχής (a), ο αξονικός χάρτης (b), και ο συνδεδεμένος γράφος (c)

Σε αυτό το γράφο μπορούμε να εφαρμόσουμε διάφορες μετρικές προκειμένου να ταξινομήσουμε τους κόμβους (*space syntax metrics*, *small world metrics*, *PageRank*). Σύμφωνα με την εργασία *Ranking Spaces for Predicting Human Movement in an Urban Environment* [1] του *Bin Jiang*, η μετρική που επέδειξε τα καλύτερα αποτελέσματα σε έρευνα σε διάφορες περιοχές του Λονδίνου ήταν αυτή που χρησιμοποιούσε τον αλγόριθμο *Weighted PageRank* (μια παραλλαγή του *PageRank*). Γι' αυτό χρησιμοποιήθηκε για την πρόβλεψη των τυχαίων κινήσεων του χρήστη ο αλγόριθμος *WeightedPageRank* του οποίου τα αποτελέσματα αποτελούν τις πιθανότητες μετάβασης της αλυσίδας *Markov*, στην οποία οι κόμβοι-δρόμοι που βρίσκεται ο χρήστης αποτελούν τις τυχαίες μεταβλητές.

### **Weighted PageRank : Μια επέκταση του Pagerank**

Ο ορισμός του *PageRank* όπως έγινε παραπάνω παρουσιάζει ένα σημαντικό μειονέκτημα : η τιμή του *PageRank* ενός κόμβου μοιράζεται εξίσου σε όλους τους γειτονικούς κόμβους που αυτός δείχνει (*outlink nodes*). Για παράδειγμα στο παραπάνω σχήμα 3.6 η τιμή που προκύπτει από τον ορισμό του *PageRank* για τον κόμβο 1 θα διαδοθεί εξίσου και στους 4 γείτονές του (2,3,4 και 5). Δηλαδή κάθε γείτονα θα πάρει το 25% του *PageRank* του κόμβου 1. Θα ήταν όμως προτιμότερο να μην διαδίδεται ισομερώς το *PageRank* ενός κόμ-

βου , αλλά ανάλογα με το πόσο δημοφιλής, σημαντικός είναι ένας κόμβος. Δηλαδή ένας δημοφιλής κόμβος (κόμβος στον οποίο πολλές συνδέσεις δείχνουν σε αυτόν), θα πάρει μεγαλύτερο μερίδιο από ότι οι λιγότερο σημαντικοί γείτονες. Αυτή η διαπίστωση και η ανάγκη οδήγησε στη δημιουργία του *Weighted PageRank* [3] (Xing και Ghorbani 2004). Η μαθηματική περιγραφή του *Weighted PageRank* είναι η ακόλουθη :

$$PR(i) = \frac{1-d}{n} + d * \sum_{j \in ON(i)} PR(j)W(j), \quad (3.2)$$

όπου το βάρος  $W(j)$  προστίθεται για να διαδώσει το σκορ του *PageRank* από ένα συγκεκριμένο κόμβο  $i$  στους εξερχόμενους σε αυτόν κόμβους.

Το βάρος  $W(j)$  παριστάνει τη σχετική δημοτικότητα του κόμβου  $j$  ανάμεσα στους ομολόγους του και ορίζεται ως:

$$W(j) = \frac{w(j)}{\sum w(k)}, \quad (3.3)$$

όπου  $k$  είναι οι ομολόγοι κόμβοι του  $j$ ,  $w$  είναι το βάρος για μεμονωμένες συνδέσεις, το οποίο παριστάνει τη σχετική δημοτικότητα των κόμβων βασισμένη στο ποσοστό των εισερχόμενων και εξερχόμενων συνδέσεων.

Επιστρέφοντας στο παράδειγμα που αναφέρθηκε και προηγουμένως για τον κόμβο 1 και αν υποθέσουμε ότι κάποιος χρήστης είναι σε αυτόν (δηλαδή στην αντίστοιχη ιστοσελίδα) θα έχει ίσες πιθανότητες να μεταβεί σε ένα γειτονικό κόμβο (25%) όπως αναφέρθηκε και παραπάνω. Σύμφωνα όμως με τον *Weighted PageRank*, υπάρχουν πλέον κάποιες προτεραιότητες για το πώς θα επιλέξει να συνεχίσει την πλοήγησή του ο χρήστης που βρίσκεται στον κόμβο 1. Τη μεγαλύτερη προτεραιότητα θα έχει πλέον ο κόμβος 4 ακολουθούμενος από τους κόμβους 5, 3 και 2. Οι αντίστοιχες πιθανότητες για να μεταβεί σε κάποιον από αυτούς είναι τώρα  $5/14$ ,  $4/14$ ,  $3/14$  και  $2/14$ . Γίνεται λοιπόν κατανοητή η διαφορά των δύο μετρικών για τον υπολογισμό του *PageRank*. Όμως για

το συνδεδεμένο γράφο μιας περιοχής που μας ενδιαφέρει, υπάρχουν κάποιες διαφορές σε σχέση με αυτόν που δημιουργείται για το Διαδίκτυο. Ο γράφος που προκύπτει για μια περιοχή είναι μη-κατευθυνόμενος οπότε οι εξερχόμενες (*outlinks*) και οι εισερχόμενες συνδέσεις (*inlinks*) ενός κόμβου ταυτίζονται. Γίνεται φανερό ότι αν εφαρμόσουμε τον κανονικό *PageRank* για το μη-κατευθυνόμενο γράφο θα ταυτίζεται με την συνδεσιμότητα του (*connectivity*). Έτσι εφόσον η μετρική αυτή υπάρχει ήδη δεν έχει νόημα ο υπολογισμός του απλού *PageRank* σε αυτό το γράφο. Ακόμα από το γεγονός ότι ο γράφος είναι μη-κατευθυνόμενος, προκύπτει ότι δεν υπάρχουν κόμβοι που δεν οδηγούν πουθενά (*dangling nodes*) οπότε την παράμετρο απόσβεσης  $d$  (*damping factor*) μπορούμε να τη θεωρήσουμε ίση με 1.0 στην προσομοίωσή μας. Η τελική μαθηματική μορφή λοιπόν του *Weighted PageRank* που θα χρησιμοποιηθεί είναι :

$$PR(i) = \sum_{j \in ON(i)} PR(j)W(j) \quad (3.4)$$

### 3.2.3 Συνολική Πρόβλεψη

Η συνολική πρόβλεψη για την κίνηση του χρήστη προκύπτει από συνδυασμό της μεθόδου πρόβλεψης τυχαίων κινήσεων *Weighted PageRank* (βλ. 3.2.2) με τις γνώσεις που έχουν αποκτηθεί για μονοπάτια και κύκλους (βλ. 3.2.1). Η βασική φιλοσοφία του αλγορίθμου είναι ότι αν είμαστε σε σημείο που ο χρήστης έχει ξαναπεράσει και ως αποτέλεσμα έχει γνώση για πιθανές επόμενες κινήσεις, τότε χρησιμοποιούμε τα αποθηκευμένα στοιχεία στη βάση διαδρομών. Διαφορετικά χρησιμοποιούμε τον αλγόριθμο πρόβλεψης για τυχαίες κινήσεις. Τα βασικά βήματα που ακολουθεί ο αλγόριθμος ώστε να εξαχθεί το τελικό αποτέλεσμα είναι τα εξής:

- Αρχικά συγκρίνουμε με  $\mu$ -*matching* την ακολουθία καταστάσεων που έχουμε ως είσοδο με όλες τις αποθηκευμένες ακολουθίες στη βάση. Το  $\mu$ -*matching* είναι ταίριασμα καταστάσεων και δείχνει σε ποιο βαθμό μια

ακολουθία καταστάσεων ταυτίζεται με μια άλλη παρόμοιου μήκους. Ο τύπος που δίνει το  $\mu$ -*matching* είναι ο εξής:

$$m = \frac{m_s}{N_s} \quad (3.5)$$

, όπου  $m_s$  είναι ο αριθμός των καταστάσεων που ταυτίστηκαν και  $N_s$  είναι ο συνολικός αριθμός καταστάσεων στην ακολουθία.

Το  $\mu$  λοιπόν είναι ένα μέτρο που δείχνει πόσο ταυτίζεται η ακολουθία εισόδου με κάθε ακολουθία της βάσης. Αν το  $\mu$  δεν ξεπεράσει ένα συγκεκριμένο όριο για καμία από τις αποθηκευμένες ακολουθίες στη βάση τότε θεωρούμε πως δεν υπάρχουν στοιχεία και εφαρμόζουμε τον αλγόριθμο για την τυχαία κίνηση. Αν ακριβώς για μία ακολουθία ξεπεραστεί το όριο τότε αυτή αποτελεί την πρόβλεψή μας. Ενώ αν προκύψουν περισσότερες τότε πηγαίνουμε στο επόμενο βήμα εφαρμόζοντας  $\eta$ -*matching*.

- Ο δεύτερος αυτός τύπος ταιριάσματος ( $\eta$ -*matching*) δείχνει το βαθμό στον οποίο ταιριάζουν οι χρονικές διάρκειες δύο ακολουθιών με περίπου ίδιο μήκος. Συγκρίνουμε λοιπόν με  $\eta$ -*matching* την ακολουθία εισόδου με όσες ακολουθίες της βάσης πέρασαν το όριο του  $\mu$ -*matching*. Ο τύπος του  $\eta$ -*matching* είναι ο εξής:

$$h = \frac{2 \sum_{i=1}^{N_s-1} |(t_{i+1} - t_i)_2 - (t_{i+1} - t_i)_1|}{\sum_{i=1}^{N_s-1} |(t_{i+1} - t_i)_2 + (t_{i+1} - t_i)_1|} \quad (3.6)$$

, όπου  $(t_{i+1} - t_i)_1$  είναι το χρονικό διάστημα ανάμεσα στις καταστάσεις  $i$  και  $i + 1$  της πρώτης ακολουθίας, και  $(t_{i+1} - t_i)_2$  το αντίστοιχο διάστημα για τη δεύτερη ακολουθία. Αν  $\eta=0$  οι ακολουθίες θεωρούνται όμοιες.

Αν για καμία από τις ακολουθίες δεν ξεπεραστεί το όριο που έχουμε θέσει για το  $\eta$ -*matching* τότε θεωρούμε πως δεν υπάρχουν στοιχεία και εφαρμόζουμε τον αλγόριθμο για την τυχαία κίνηση. Αν ακριβώς για μία

ακολουθία ξεπεραστεί το όριο τότε αυτή αποτελεί την πρόβλεψή μας. Ενώ αν προκύψουν περισσότερες τότε πηγαίνουμε στο επόμενο βήμα εφαρμόζοντας  $\Phi$ -*matching*.

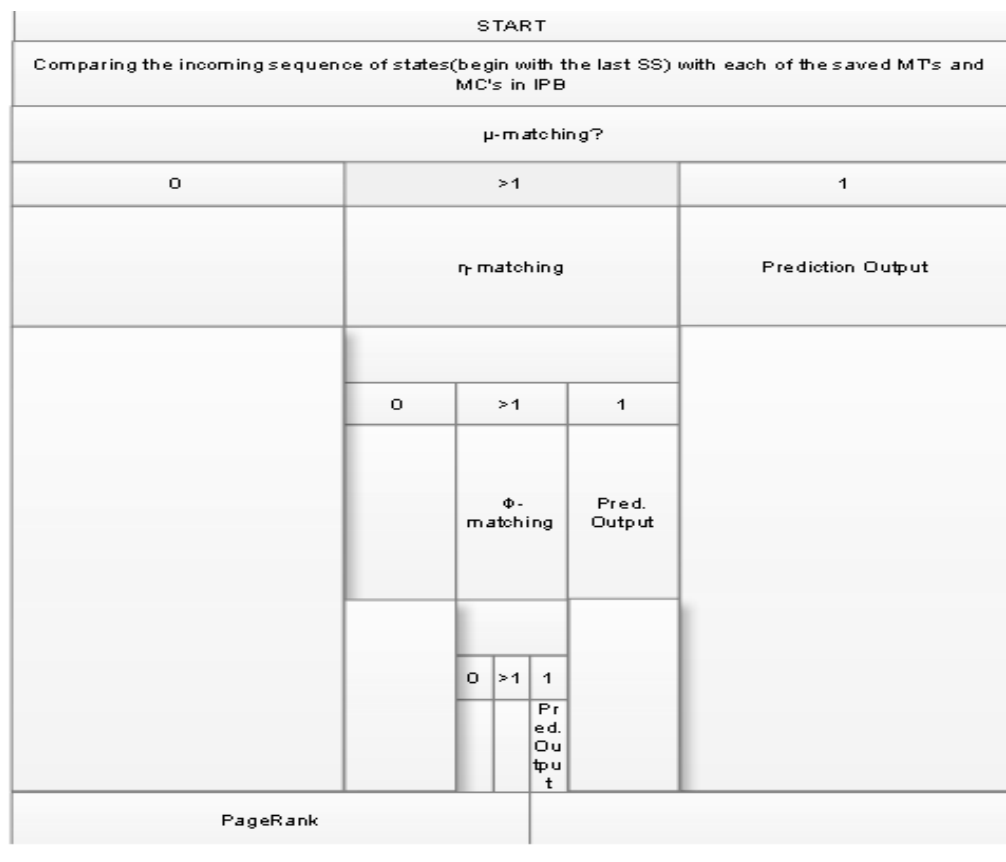
- Ο τύπος ταιριάσματος  $\Phi$ -*matching* δείχνει το βαθμό στον οποίο ταιριάζει η συχνότητα των καταστάσεων δύο ακολουθιών με περίπου ίδιο μήκος. Ο τύπος για το  $\Phi$ -*matching* είναι ο εξής:

$$F = \left| \frac{F_1}{F_2} - 1 \right| \quad (3.7)$$

, όπου  $F_1$  και  $F_2$  είναι οι συχνότητες της πρώτης και της δεύτερης ακολουθίας. Αν  $\Phi=0$  οι ακολουθίες ταυτίζονται.

Αν για καμία από τις ακολουθίες δεν ξεπεραστεί το όριο που έχουμε θέσει για το  $\Phi$ -*matching* τότε θεωρούμε πως δεν υπάρχουν στοιχεία και εφαρμόζουμε τον αλγόριθμο για την τυχαία κίνηση. Αν ακριβώς για μία ακολουθία ξεπεραστεί το όριο τότε αυτή αποτελεί την πρόβλεψή μας. Ενώ αν προκύψουν περισσότερες τότε επιλέγουμε τυχαία μια από τις ακολουθίες που ξεπέρασαν το όριο.

Ακολουθεί στο σχήμα 3.7 μια διαγραμματική αποτύπωση του αλγόριθμου που αναλύσαμε:



Σχήμα 3.7: Διάγραμμα Nassi–Shneiderman του Αλγορίθμου MPA

Πίνακας 3.4: Επεξήγηση των Συντομογραφιών του Σχήματος 3.7

Όνομα	Επεξήγηση
<i>SS</i>	Συντομογραφία για χαρακτηρισμό μιας κατάστασης ως στατική
<i>Pagerank</i>	Αλγόριθμος που χρησιμοποιείται για πρόβλεψη τυχαίων κινήσεων.
<i>μ-matching</i>	Ταίριασμα προτύπων με βάση τις καταστάσεις, που χρησιμοποιείται για να διαπιστωθεί αν έχουμε κάποια γνώση στη βάση διαδρομών για την εισερχόμενη σειρά καταστάσεων.
<i>η-matching</i>	Ταίριασμα προτύπων με βάση το χρόνο, που χρησιμοποιείται για να διαπιστωθεί αν έχουμε κάποια γνώση στη βάση διαδρομών για την εισερχόμενη σειρά καταστάσεων.
<i>Φ-matching</i>	Ταίριασμα προτύπων με βάση τη συχνότητα, που χρησιμοποιείται για να διαπιστωθεί αν έχουμε κάποια γνώση στη βάση διαδρομών για την εισερχόμενη σειρά καταστάσεων.
<i>IPB</i>	Συντομογραφία της βάσης διαδρομών όπου κρατάμε πληροφορίες για τα μονοπάτια και τους κύκλους που έχει κάνει ο χρήστης.



## Κεφάλαιο 4

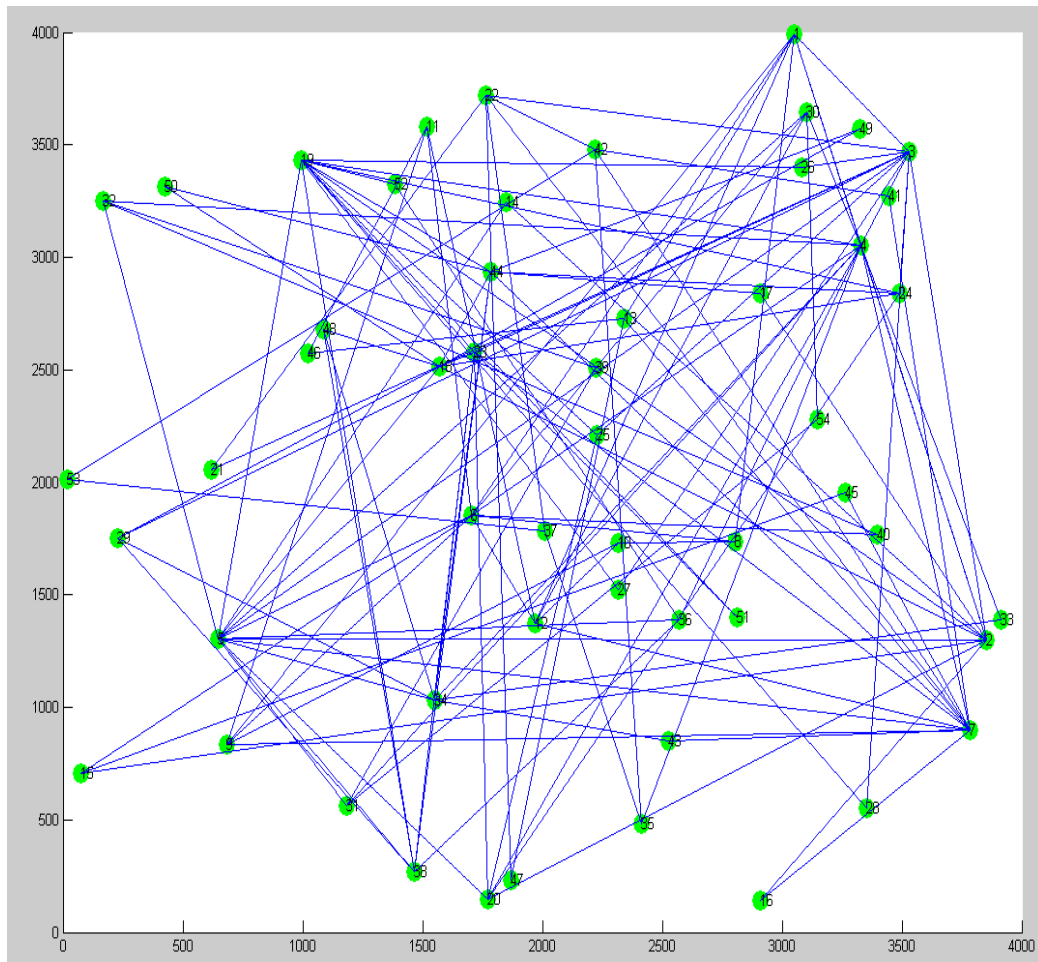
# Υλοποίηση και Αποτελέσματα Σεναρίων Προσομοίωσης

### 4.1 Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο 3 αναλύθηκε η προσέγγιση που προτείνεται για το πρόβλημα και παρουσιάστηκαν σε αφαιρετική μορφή οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται. Στην αρχή αυτού του κεφαλαίου αναφέρονται στοιχεία της υλοποίησης και στη συνέχεια παρουσιάζονται αναλυτικά τα πειράματα που διεξήχθησαν μαζί με τα αποτελέσματα που προέκυψαν.

### 4.2 Υλοποίηση

Για τον έλεγχο της προτεινόμενης προσέγγισης στο πρόβλημα, επιλέχθηκε να μοντελοποιηθεί το ιστορικό κέντρο της Αθήνας και να χρησιμοποιηθεί η τοπολογία του για τις προσομοιώσεις. Η μοντελοποίηση έγινε με τη βοήθεια ενός αξονικού χάρτη, όπως περιγράφεται και στο υποκεφάλαιο 3.2.2. Η τελική αναπαράσταση του κέντρου της Αθήνας γίνεται με ένα συνδεδεμένο γράφο, όπου οι δρόμοι αποτελούν τους κόμβους και οι συνδέσεις μεταξύ των δρόμων αποτελούν τις ακμές του γράφου. Στην εικόνα 4.1 φαίνεται η δημιουργηθείσα τοπολογία.



Σχήμα 4.1: Γράφος αναπαράστασης του ιστορικού κέντρου της Αθήνας

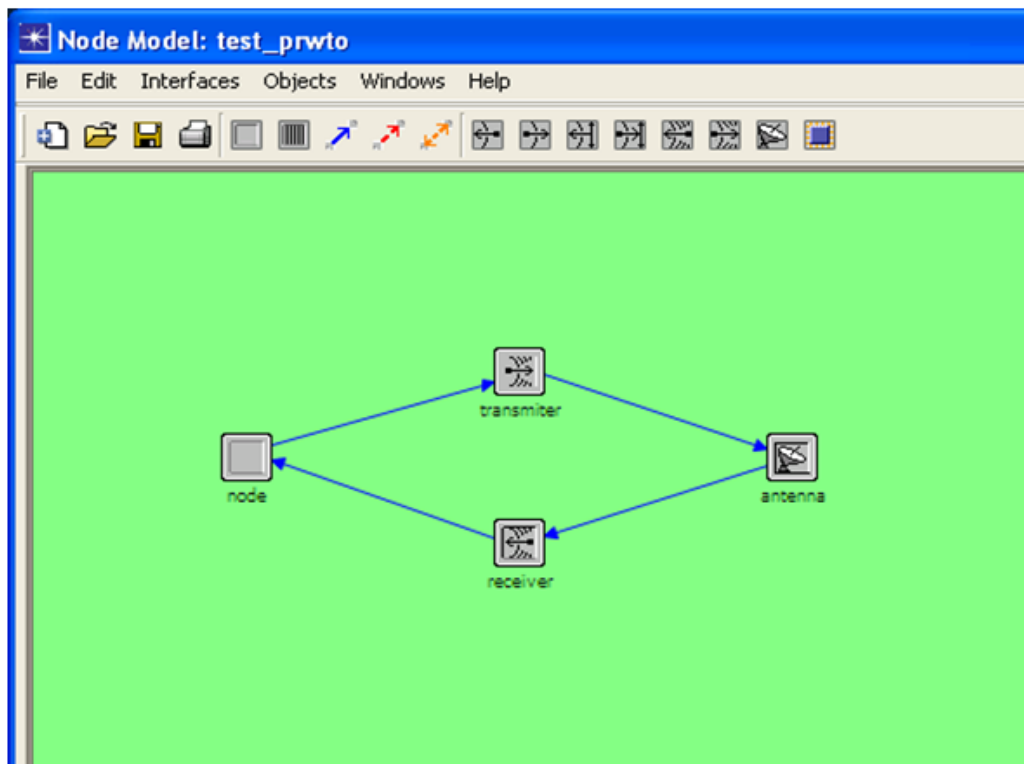
Αρχικά υλοποιήθηκε ο αλγόριθμος *Weighted Pagerank* σε γλώσσα προγραμματισμού *java* και εφαρμόστηκε στην τοπολογία του γράφου ώστε να έχουμε τα βάρη του κάθε κόμβου σύμφωνα με τον *Weighted Pagerank*. Στη συνέχεια αναπτύχθηκε το περιβάλλον της προσομοίωσης. Για την υλοποίηση του περιβάλλοντος της προσομοίωσης χρησιμοποιήθηκαν αλγόριθμοι, που υλοποιήθηκαν σε γλώσσα *C*.

### 4.2.1 Το Περιβάλλον της Προσομοίωσης

Κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης θεωρούμε πως έχουμε κινούμενους κόμβους, οι οποίοι δραστηριοποιούνται στην τοπολογία του γράφου του κέντρου της Αθήνας. Με τη βοήθεια λοιπόν του προγράμματος προσομοίωσης δημιουργήσαμε κινούμενους κόμβους, στους οποίους ενσωματώθηκαν οι απαραίτητοι αλγόριθμοι δημιουργώντας έτσι ένα υποτυπώδες λειτουργικό σύστημα του κάθε κόμβου.

#### **Ανάλυση του Λειτουργικού Συστήματος κάθε Κόμβου της Προσομοίωσης**

Στο παρακάτω σχήμα 4.2 αποτυπώνονται τα λειτουργικά στοιχεία που απαρτίζουν κάθε κινούμενο κόμβο. Στη συνέχεια αναλύεται η συμβολή κάθε ενός από τα στοιχεία στη συνολική λειτουργία του κόμβου.



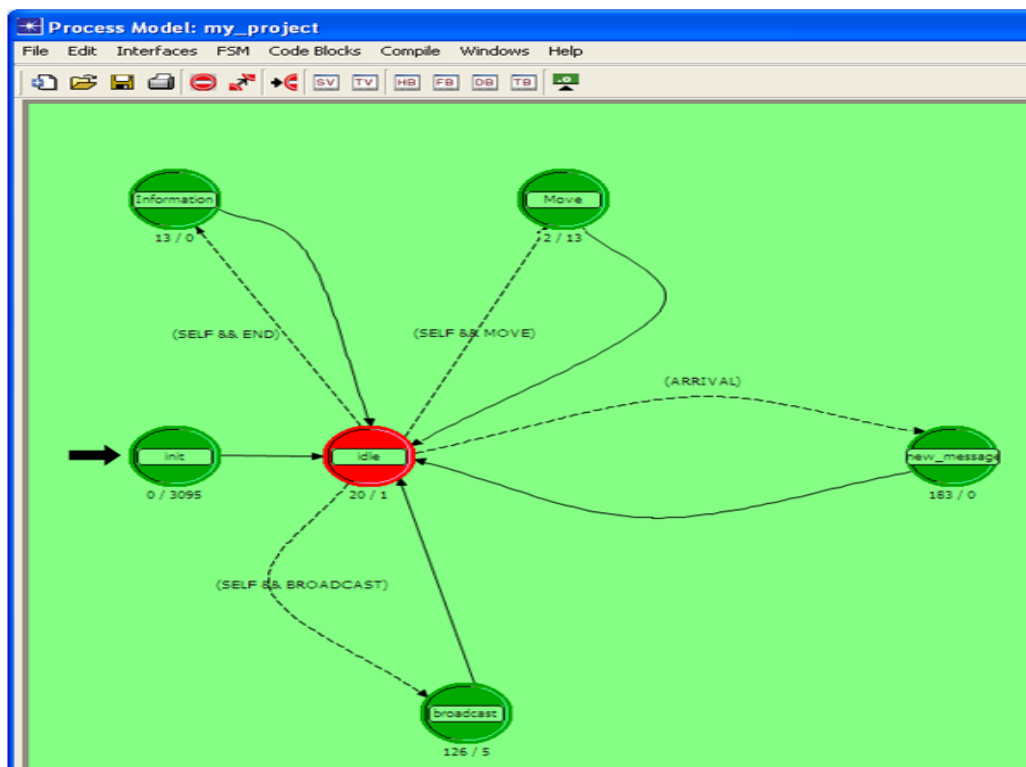
Σχήμα 4.2: Διάγραμμα Λειτουργικών Στοιχείων του Κόμβου

- **Κεραία - Antenna** : Αυτό το στοιχείο, προσομοιώνει τη λειτουργία μιας κεραίας και είναι υπεύθυνο για τη μετάδοση και τη λήψη μηνυμάτων. Η κεραία που χρησιμοποιείται για τους κόμβους έχει ομοιοκατευθυντικά χαρακτηριστικά.
- **Μεταδότης - Transmitter** : Το στοιχείο αυτό είναι υπεύθυνο για τη σωστή μετάδοση των πακέτων που θέλει να κοινοποιήσει ο κόμβος στο περιβάλλον του. Έτσι διατηρεί τα εξερχόμενα πακέτα σε μια ουρά και προωθεί ένα ένα πακέτο στην κεραία για να γίνει η μετάδοση.
- **Αποδέκτης - Receiver** : Έχει αντίστοιχη λειτουργία με αυτή του μεταδότη που περιγράφηκε παραπάνω. Εδώ όμως διατηρούνται τα εισερχόμενα πακέτα σε μια ουρά και προωθούνται με τη σειρά για επεξερ-

γασία από τον κόμβο.

- **Κόμβος - Node** : Είναι η κύρια μονάδα κάθε κινούμενου κόμβου. Εδώ πραγματοποιούνται όλες οι σημαντικές διεργασίες του κόμβου. Τέτοιες διεργασίες είναι η πρόβλεψη της κίνησης, οι αποφάσεις για το πότε και ποιές εγγραφές της μνήμης θα κοινοποιηθούν στους υπόλοιπους κόμβους καθώς και η επεξεργασία των εισερχόμενων πακέτων.

Αναλυτικά οι διαδικασίες που επιτελεί εσωτερικά κάθε κινούμενος κόμβος στο λειτουργικό τμήμα, που ονομάζεται *node*, φαίνονται στο σχήμα 4.3.



Σχήμα 4.3: Διάγραμμα Διαδικασιών που επιτελεί κάθε Κόμβος

Οι διεργασίες του λειτουργικού αυτού τμήματος επικοινωνούν μεταξύ τους με μηνύματα, όπως φαίνεται και στο σχήμα 4.3. Στη συνέχεια περιγράφεται

ξεχωριστά η λειτουργία της κάθε διεργασίας:

- *Init* : Είναι η διαδικασία με την οποία αρχικοποιείται η κατάσταση κάθε κόμβου μόλις ξεκινήσει η προσομοίωση.
- *Idle* : Κατάσταση αναμονής, όπου ο κινούμενος κόμβος περιμένει ένα σήμα για να ξεκινήσει κάποια άλλη διαδικασία.
- *Move* : Διαδικασία που είναι υπεύθυνη για την παρακολούθηση και καταγραφή των κινήσεων του χρήστη καθώς και για την πρόβλεψη των μελλοντικών θέσεων στις οποίες μπορεί να βρεθεί.
- *NewMessage* : Με αυτή την διαδικασία επεξεργάζεται ο κόμβος τα μηνύματα που λαμβάνει από τους γειτονικούς κόμβους.
- *Broadcast* : Εδώ επιλέγονται τα στοιχεία τα οποία θα αποστείλει ο κινούμενος κόμβος προς όλους τους γείτονές του.
- *Information* : Διαδικασία με την οποία τυπώνονται σε κατάλληλα αρχεία πληροφορίες που μας ενημερώνουν για την κατάσταση του κόμβου καθόλη την διάρκεια της προσομοίωσης.

### 4.3 Σενάρια Προσομοίωσης

Στο κεφάλαιο 3 και στην αρχή του παρόντος κεφαλαίου, αναπτύχθηκε και επεξηγήθηκε λεπτομερώς η πρόταση σχετικά με τη χρησιμοποίηση αλγόριθμου πρόβλεψης θέσης ενός κινούμενου κόμβου για τη βελτίωση των πληροφοριών για δίκτυα που κρατάει στη μνήμη του. Προκειμένου λοιπόν να διαπιστωθεί η αποδοτικότητα και η αποτελεσματικότητα αυτής της ιδέας που υλοποιήθηκε, συγκρίνονται μέσω προσομοιώσεων τα αποτελέσματα τριών διαφορετικών μεθόδων συλλογής δεδομένων, που είναι οι εξής:

- *PageRank* : Αυτή είναι η μέθοδος που χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο πρόβλεψης κίνησης του χρήστη που δημιουργήσαμε. Με αυτήν τη μέθοδο οι χρήστες συλλέγουν πληροφορίες τόσο από δεδομένα που λαμβάνουν

οι ίδιοι καθώς διέρχονται από κάποια θέση-δρόμο όσο και από μηνύματα που ανταλλάσσουν με τους υπόλοιπους χρήστες που βρίσκονται στην ίδια θέση. Οι πληροφορίες όμως μέσω των μηνυμάτων φιλτράρονται και ο κινούμενος κόμβος κρατάει μόνο δεδομένα για δρόμους που είτε θεωρούνται σημαντικοί με βάση την μετρική του *Weighted PageRank* είτε πρόκειται να περάσει από εκεί σύμφωνα με την πρόβλεψη των επόμενων κινήσεων.

- *Own Collection* : Σε αυτή τη μέθοδο κάθε κόμβος μαζεύει μόνος του πληροφορίες για τα δίκτυα που συναντά κατά την πορεία του. Καμία ανταλλαγή μεταξύ των χρηστών δεν πραγματοποιείται.
- *Exchange Collection* : Όπως στη μέθοδο *PageRank* έτσι και στη μέθοδο *Exchange Collection*, οι χρήστες συλλέγουν πληροφορίες τόσο από δεδομένα που λαμβάνουν οι ίδιοι καθώς διέρχονται από κάποια θέση-δρόμο όσο και από την ανταλλαγή μηνυμάτων με άλλους χρήστες. Όμως εδώ δεν γίνεται κάποιο φιλτράρισμα. Έτσι όταν δυο κόμβοι συναντηθούν σε μια θέση και ανταλλάξουν μηνύματα τότε οι πληροφορίες που περιέχουν αποθηκεύονται στη μνήμη.

Όλες οι μέθοδοι κατά τη διάρκεια των προσομοιώσεων χρησιμοποιούν ίδιες πολιτικές αντικατάστασης μνήμης και αποτρέπουν την αποθήκευση δεδομένων που αφορούν ένα δίκτυο πάνω από μια φορά. Επίσης τα παραπάνω ονόματα των μεθόδων είναι αυτά με τα οποία εμφανίζονται στα διαγράμματα των αποτελεσμάτων.

Στη συνέχεια περιγράφονται αρχικά αναλυτικά τα σενάρια που προσομοιώθηκαν και στη συνέχεια παρουσιάζονται τα αποτελέσματά τους.

### 4.3.1 Περιγραφή Σεναρίων

Όπως έχουμε αναφέρει και προηγουμένως για τις προσομοιώσεις έχει μοντελοποιηθεί το περιβάλλον του ιστορικού κέντρου της Αθήνας. Ο γράφος που προκύπτει αποτελείται από 54 κόμβους οι οποίοι αναπαριστούν τους δρόμους του κέντρου. Κάθε κόμβος είναι μια πιθανή θέση στην οποία μπορεί να βρεθεί ένας κινούμενος χρήστης. Κάθε χρήστης ακολουθεί τη δική του συνολική διαδρομή, το μήκος της οποίας ποικίλει από 400 έως 900 βήματα-δρόμους. Αυτή η συνολική διαδρομή αποτελείται από πολλές μικρότερες διαδρομές μήκους 3-12 βημάτων - δρόμων, οι οποίες είναι ή τυχαίες διαδρομές που κάνει ο χρήστης ή μια συνηθισμένη διαδρομή που θεωρούμε ότι επαναλαμβάνει συχνά. Έτσι λοιπόν κάθε φορά που τελειώνει ο κινούμενος κόμβος - χρήστης μια διαδρομή επιλέγει στη συνέχεια με ισόποση πιθανότητα 50% είτε να κάνει την συνηθισμένη για αυτόν διαδρομή είτε να ακολουθήσει κάποια τυχαία. Όλες οι διαδρομές που μπορεί να ακολουθήσει ένας χρήστης επιλέγονται τυχαία από μια δεξαμενή διαδρομών που έχει δημιουργηθεί από πρόγραμμα που πραγματοποιεί τυχαίες κινήσεις στον γράφο που χρησιμοποιούμε. Κάθε κόμβος - δρόμος στο γράφο θεωρούμε ότι έχει από 1 έως 3 δίκτυα, και σε κάθε πέρασμά του ένας χρήστης συλλέγει πληροφορίες για ένα δίκτυο. Ο συνολικός αριθμός των διαφορετικών δικτύων που παρουσιάζονται στο γράφο είναι 110. Όλα τα στοιχεία που περιγράφηκαν έως τώρα διατηρούνται σταθερά στα διάφορα σενάρια των προσομοιώσεων. Αντίθετα αλλάζουν ο αριθμός των χρηστών αλλά και τα δεδομένα για τη μνήμη του κινητού κόμβου όσον αφορά το μέγεθός της και την πολιτική αντικατάστασης που χρησιμοποιείται. Έτσι λοιπόν έγιναν προσομοιώσεις για δέκα (10), τριάντα (30) και πενήντα (50) χρήστες στο δίκτυο, ώστε να μοντελοποιήσουμε τόσο ένα πολύ αραιό δίκτυο χρηστών όσο και πυκνότερα δίκτυα. Το μέγεθός της μνήμης επιλέγεται είτε 15, που είναι περίπου το 13% των διαφορετικών δικτύων που μπορεί να συναντήσει ο χρήστης, είτε 30 που αντιπροσωπεύει χωρητικότητα μνήμης για να αποθηκεύσει το 27% των δικτύων που υπάρχουν. Επιπλέον η αντικατάσταση εγγραφών στη μνήμη γίνεται ή τυχαία ή ακολουθώντας πολιτική αντικατάστασης των λιγότερο προσπελάσιμων εγγραφών (*LRU*, βλ. υποκεφάλαιο 2.3.2). Ακολουθεί συνοπτική απεικόνιση



σε πίνακα των παραμέτρων των δώδεκα σεναρίων που προσομοιώθηκαν:

Πίνακας 4.1: Πίνακας Παρουσίασης των Παραμέτρων των Προσομοιώσεων

Χαρακτηριστικό Προσομοίωσης	Τιμή
Σύνολο κόμβων του γράφου	Ο γράφος αποτελείται από 54 κόμβους.
Δίκτυα σε κάθε κόμβο του γράφου	Από 1 έως 3 δίκτυα.
Σύνολο δικτύων	Για την προσομοίωση θεωρούμε ότι έχουμε 110 διαφορετικά δίκτυα.
Μήκος διαδρομών του χρήστη	Από 3 έως 12 βήματα (δρόμοι). Οι διαδρομές χωρίζονται σε συνήθειες (επαναλαμβανόμενες) και τυχαίες.
Συνολικό μήκος πορείας ενός χρήστη	Από 400 έως 900 βήματα (δρόμοι).
Αριθμός κινούμενων χρηστών	Στο δίκτυο ανάλογα με την προσομοίωση κινούνται ή 10 ή 30 ή 50 χρήστες. Όσο περισσότεροι τόσο πυκνότερο δίκτυο χρηστών έχουμε.
Μέγεθος της μνήμης	Το μέγεθος της μνήμης είναι είτε 15 (μπορεί να αποθηκευτεί το 13% της συνολικής γνώσης) είτε 30 (μπορεί να αποθηκευτεί το 27% της συνολικής γνώσης).
Πολιτική αντικατάστασης για τη μνήμη	Δύο πιθανές πολιτικές αντικατάστασης: Τυχαία ή αντικατάσταση του λιγότερο συχνά προσπελάσιμου δικτύου ( <i>LRU</i> ).

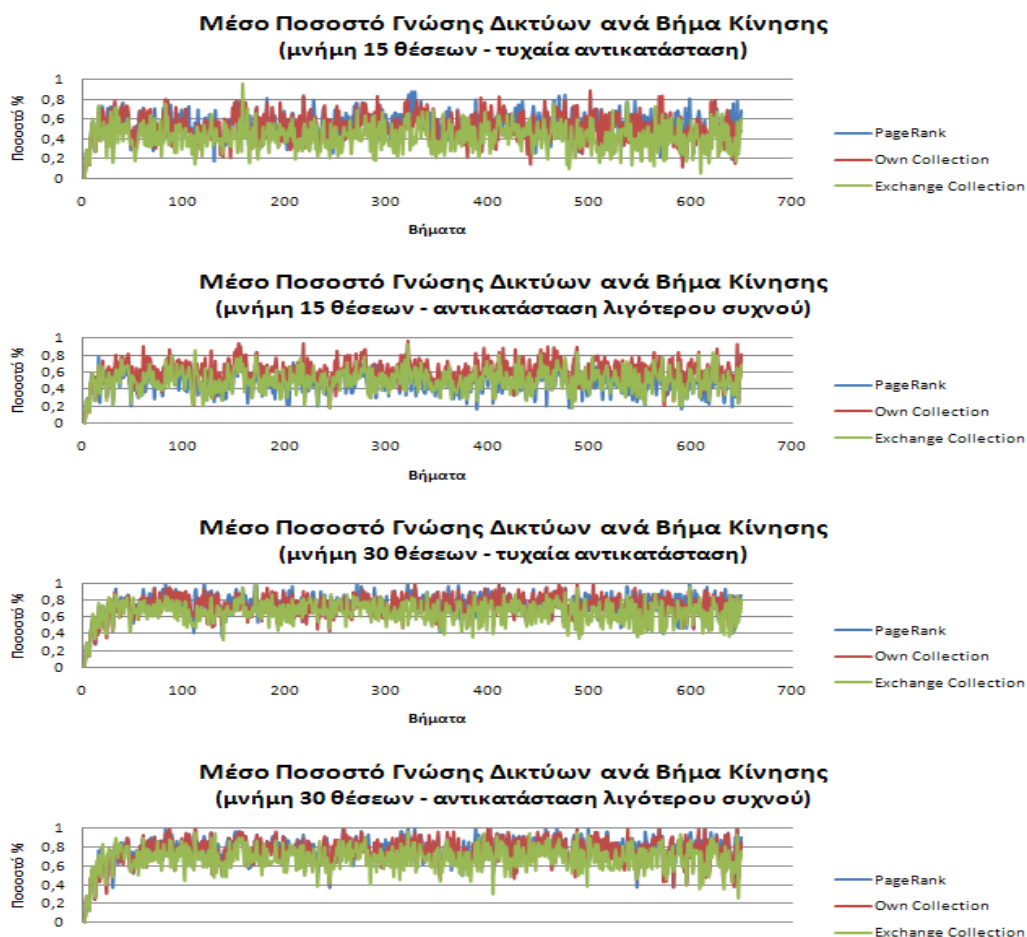
### 4.3.2 Αποτελέσματα των Προσομοιώσεων

Σε αυτό το υποκεφάλαιο γίνεται η παρουσίαση και ο σχολιασμός των αποτελεσμάτων των προσομοιώσεων. Για την ευκρινέστερη παρουσίαση των αποτελεσμάτων ομαδοποιούμε ανά 4 τα όμοια γραφήματα που αφορούν προσομοιώσεις για τον ίδιο αριθμό χρηστών. Τα διαγράμματα με τα οποία παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα είναι τα εξής:

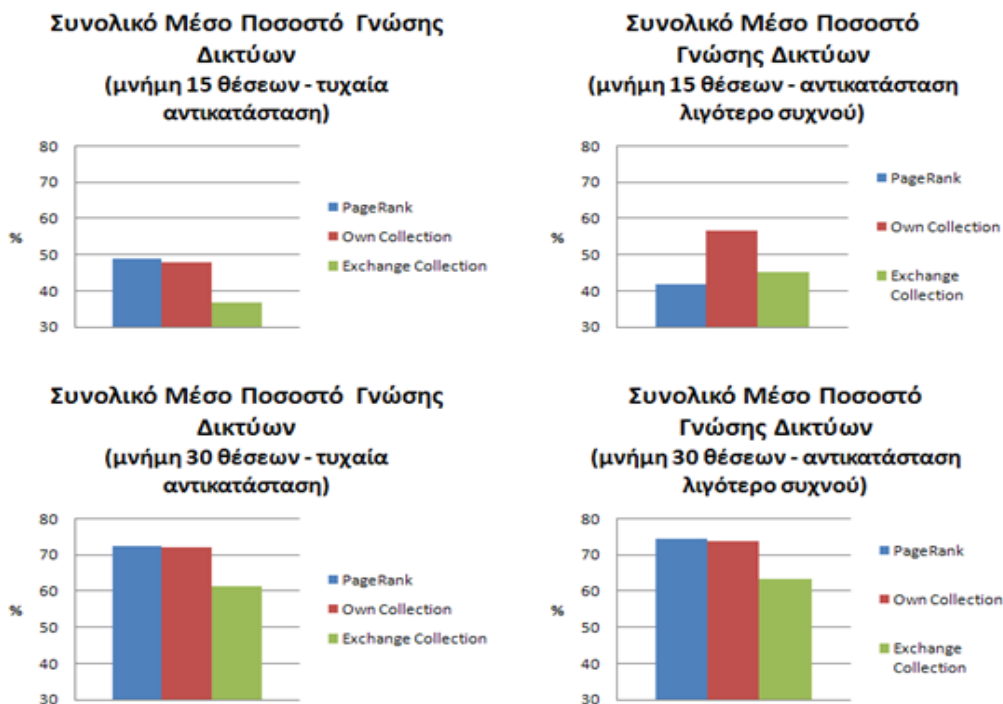
- **Μέσο Ποσοστό Γνώσης Δικτύων ανά Βήμα Κίνησης:** Το διάγραμμα αυτό δείχνει τι ποσοστό των δικτύων που συναντούν ξέρουν κατά μέσο όρο οι χρήστες σε κάθε βήμα που πραγματοποιούν.
- **Συνολικό Μέσο Ποσοστό Γνώσης Δικτύων:** Στο διάγραμμα αυτό παρουσιάζεται το μέσο ποσοστό των δικτύων που ήξεραν οι χρήστες για όλη την διαδρομή που πραγματοποίησαν κατά την προσομοίωση.
- **Μέσο Ποσοστό Γνώσης τουλάχιστον ενός Δικτύου ανά Βήμα Κίνησης:** Το διάγραμμα αυτό δείχνει το μέσο ποσοστό των θέσεων-δρόμων όπου οι χρήστες ξέρουν τουλάχιστον ένα δίκτυο κατά την πορεία της διαδρομής που ακολουθούν.
- **Συνολικό Μέσο Ποσοστό Γνώσης τουλάχιστον ενός Δικτύου:** Εδώ παρουσιάζεται το συνολικό μέσο ποσοστό των θέσεων-δρόμων που οι χρήστες ξέρουν τουλάχιστον ένα δίκτυο.
- **Συνολικό Μέσο Ποσοστό Γνώσης τουλάχιστον ενός Δικτύου για Συνήθεις (Regular) Κινήσεις:** Το διάγραμμα δείχνει το συνολικό μέσο ποσοστό των θέσεων-δρόμων που ανήκουν στη συνηθισμένη διαδρομή των χρηστών και αυτοί γνωρίζουν τουλάχιστον ένα δίκτυο.
- **Συνολικό Μέσο Ποσοστό Γνώσης τουλάχιστον ενός Δικτύου για Τυχαίες (Random) Κινήσεις:** Εδώ παρουσιάζεται το συνολικό μέσο ποσοστό των θέσεων-δρόμων που ανήκουν σε τυχαία διαδρομή των χρηστών και αυτοί γνωρίζουν τουλάχιστον ένα δίκτυο.

## Αποτελέσματα προσομοιώσεων για 10 κινούμενους χρήστες στο δίκτυο

Με την κίνηση δέκα μόνο χρηστών στο δίκτυο θέλουμε να προσομοιώσουμε την κατάσταση όπου έχουμε αραιή κίνηση σε μια περιοχή. Στην περίπτωση αυτή δεν υπάρχουν πολλές συναντήσεις μεταξύ των χρηστών οπότε περιορίζονται κατά πολύ τα μηνύματα που ανταλλάσσονται. Αυτό περιορίζει τη δυνατότητα της μεθόδου με την πρόβλεψη κίνησης (*PageRank*) να πετύχει εμφανώς καλύτερα αποτελέσματα.



Σχήμα 4.4: Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης ανά βήμα Κίνησης

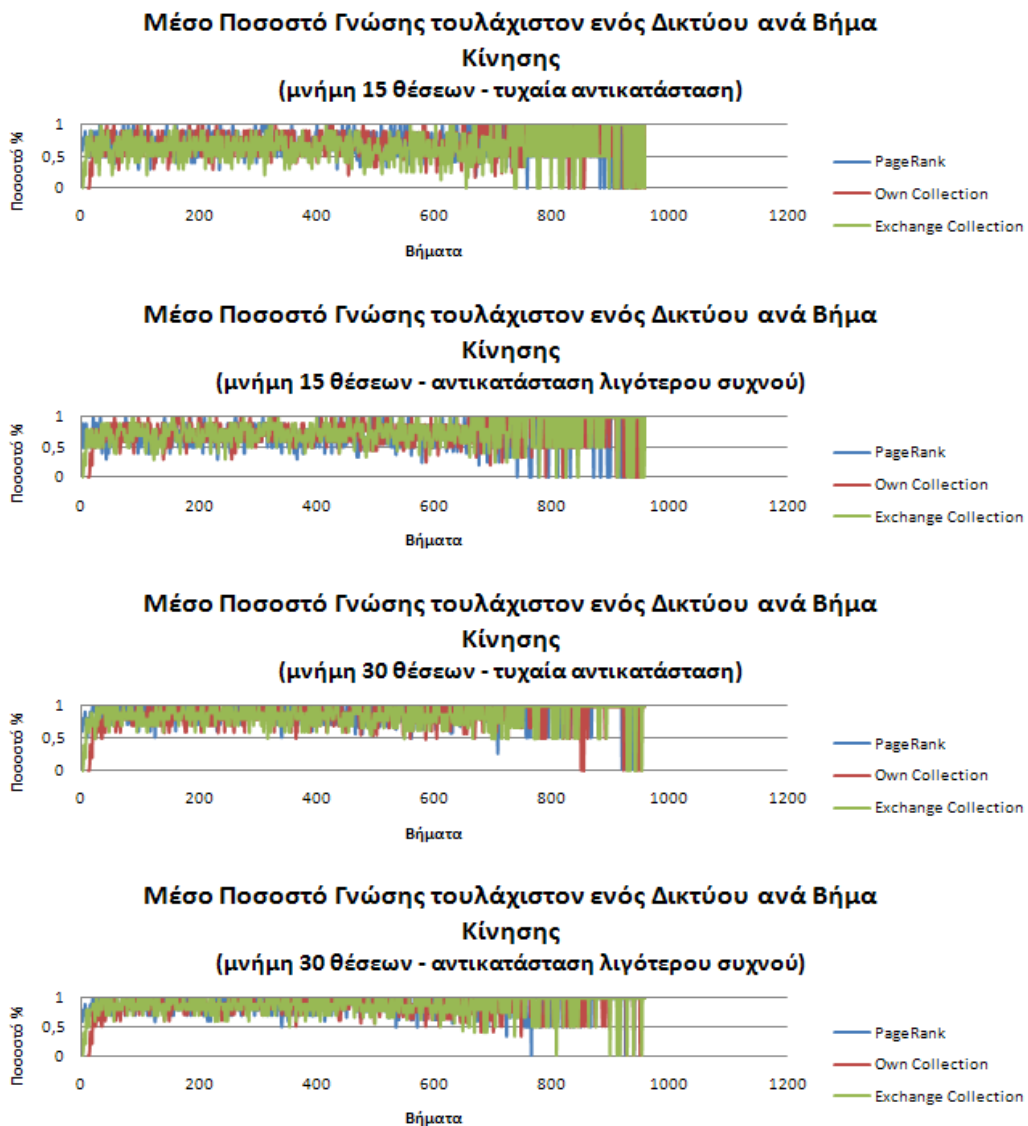


Σχήμα 4.5: Διαγράμματα Συνολικού Μέσου Ποσοστού Γνώσης για Δίκτυα

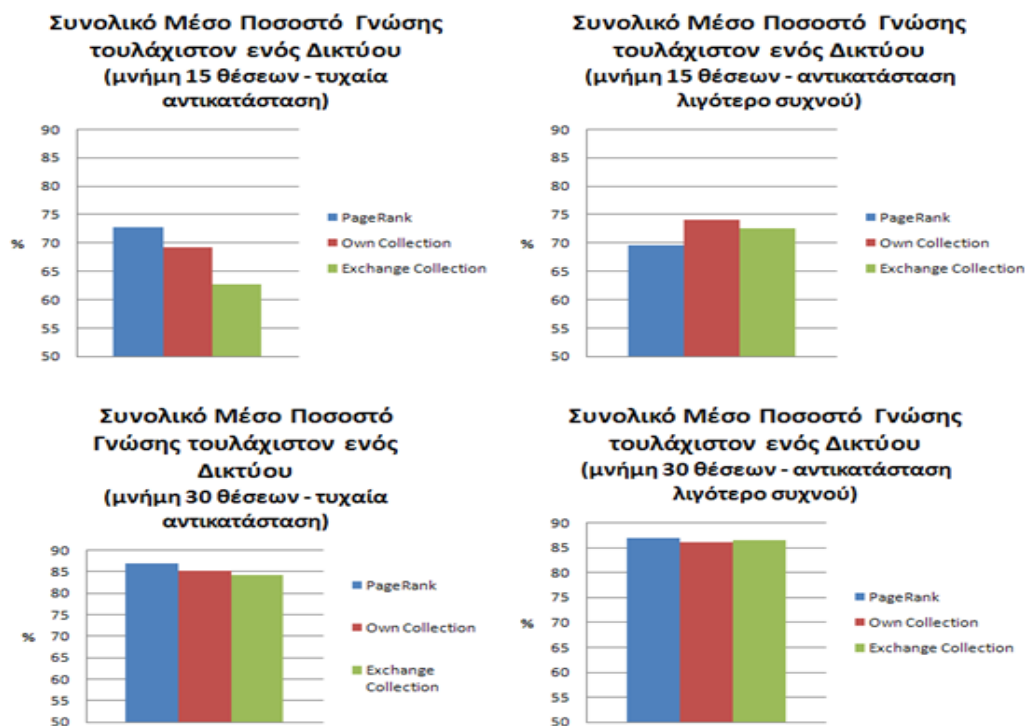
Όπως βλέπουμε στα σχήματα 4.4 και ιδιαίτερα στο 4.5 στις περισσότερες περιπτώσεις, εκτός από την περίπτωση αντικατάστασης λιγότερο συχνού σε μνήμη 15 θέσεων όπου η μέθοδος *Own Collection* έχει εμφανή διαφορά, οι μέθοδοι *PageRank* και *Own Collection* έχουν παρόμοια αποτελέσματα όσον αφορά τη συνολική γνώση που παρέχουν για δίκτυα και υπερέρχουν έναντι της μεθόδου *Exchange Collection*. Αυτό είναι λογικό διότι η μέθοδος *Exchange Collection* δεν φιλτράρει τις πληροφορίες που δέχεται και έτσι αποθηκεύει πολλές πληροφορίες που δεν χρησιμοποιεί ποτέ. Στη στρατηγική αντικατάστασης ‘λιγότερο συχνού’, οι πληροφορίες που αφορούν συνηθισμένη διαδρομή που επαναλαμβάνει κάθε χρήστης μένουν αποθηκευμένες στη μνήμη συνεχώς, εφόσον η συχνότητα που προσπελούνται είναι μεγάλη. Η μόνη περίπτωση να διαγραφούν αυτές οι πληροφορίες είναι αν θέλουμε να αποθηκεύσουμε νέα δεδομένα και η μνήμη έχει γεμίσει από εγγραφές που ανήκουν σε συχνές διαδρομές. Έτσι στην περίπτωση όπου η χωρητικότητα της μνήμης είναι μικρή και παράλλη-

λα ένα μεγάλο μέρος της δεσμεύεται από την παρουσία πληροφοριών για δίκτυα που ανήκουν στις συχνές διαδρομές του χρήστη, μένουν πολύ λίγες θέσεις για την αποθήκευση νέων πληροφοριών. Με τη μέθοδο *Own Collection* οι θέσεις αυτές χρησιμοποιούνται κυρίως για την αποθήκευση περισσότερων δικτύων που αφορούν δρόμους από τους οποίους διέρχονται συχνά οι χρήστες. Αντίθετα, ο αλγόριθμος της μεθόδου *PageRank* έχει υλοποιηθεί έτσι ώστε να ευνοεί την αποθήκευση γνώσης που αφορά διαφορετικές περιοχές. Δηλαδή ο αλγόριθμος πρωταρχικά ενδιαφέρεται να υπάρχει τουλάχιστον ένα δίκτυο αποθηκευμένο στη μνήμη για τον κάθε δρόμο που κινείται ο χρήστης και στη συνέχεια να αποκτήσει γνώση για περισσότερα δίκτυα. Έτσι με τη μέθοδο *PageRank* οι κενές θέσεις μνήμης χρησιμοποιούνται κυρίως για την αποθήκευση πληροφοριών, οι οποίες αφορούν δρόμους για τους οποίους δεν έχουμε γνώση μέχρι τώρα. Όμως εξαιτίας της μικρής χωρητικότητας οι εγγραφές των θέσεων μνήμης ανανεώνονται συχνά. Επίσης επειδή στο δίκτυο υπάρχουν μόλις 10 χρήστες η ανταλλαγή πληροφοριών μέσω μηνυμάτων σε κάθε βήμα είναι περιορισμένη και έτσι αυτή η συχνή ανανέωση των θέσεων μνήμης γίνεται αντιληπτή και επηρεάζει την απόδοση. Εξαιτίας λοιπόν της μικρής χωρητικότητας και της ανταλλαγής λίγων μηνυμάτων η μέθοδος *PageRank* εμφανίζει χειρότερα αποτελέσματα όσον αφορά τη συνολική γνώση στην περίπτωση της *LRU* (‘λιγότερο συχνού’) αντικατάστασης σε μνήμη μεγέθους 15 εγγραφών. Τέλος, παρατηρούμε πως τα ποσοστά όλων των μεθόδων βελτιώνονται και οι διαφορές αμβλύνονται σημαντικά με την αύξηση της χωρητικότητας της μνήμης.

Η λογική της μεθόδου *PageRank* που περιγράφηκε παραπάνω γίνεται φανερή και στα διαγράμματα των σχημάτων 4.6 και 4.7 που ακολουθούν.



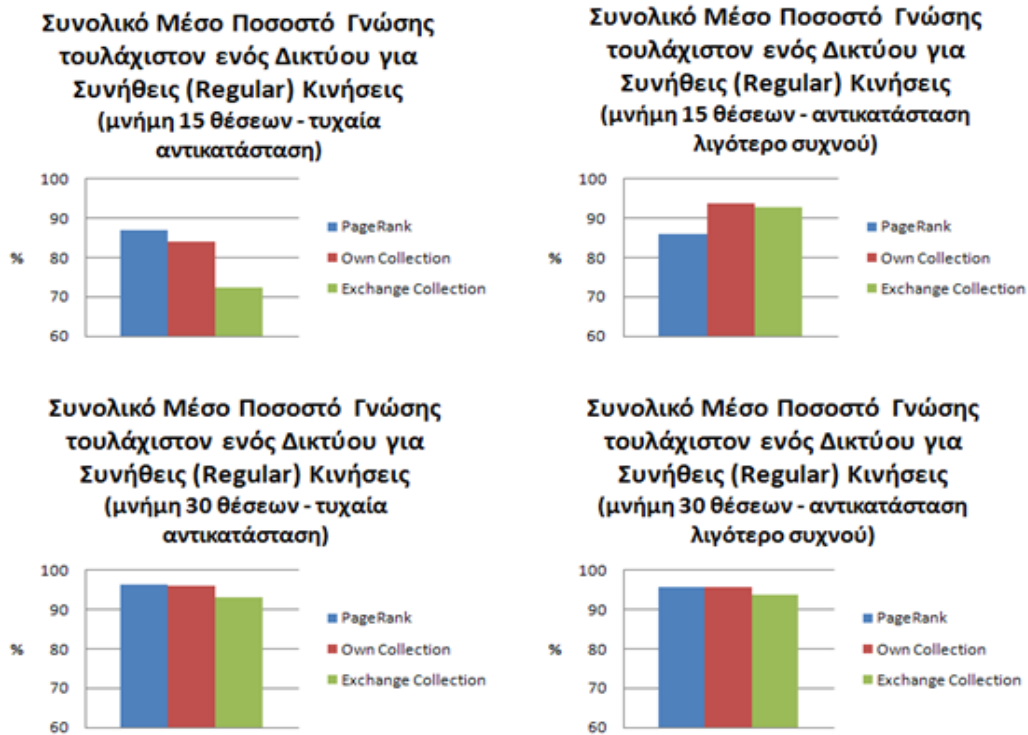
Σχήμα 4.6: Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχιστον ενός Δικτύου ανά βήμα Κίνησης



Σχήμα 4.7: Διαγράμματα Συνολικού Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχιστον ενός Δικτύου

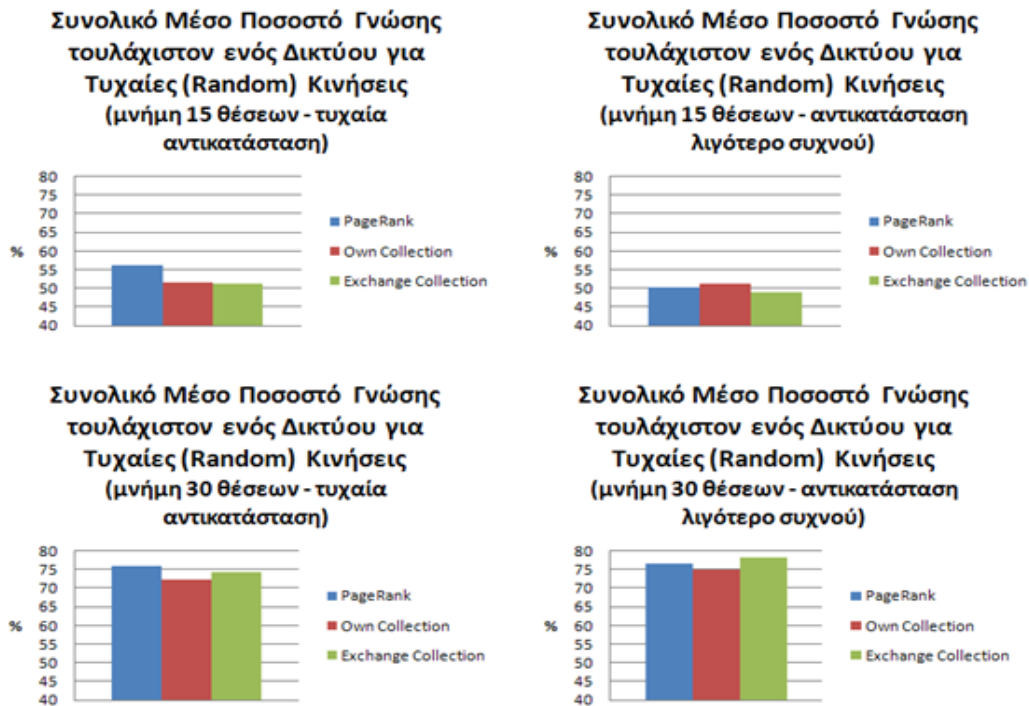
Από τα παραπάνω σχήματα διαπιστώνεται πως η μέθοδος *PageRank*, σύμφωνα με τη φιλοσοφία της, παρουσιάζει καλύτερα αποτελέσματα για γνώση τουλάχιστον ενός δικτύου σε κάθε θέση. Έτσι σε σχέση με τα διαγράμματα συνολικής γνώσης για μνήμη 15 θέσεων έχει αυξήσει τη διαφορά από τις άλλες δύο μεθόδους στην περίπτωση τυχαίας αντικατάστασης και έχει μειώσει τη διαφορά στην περίπτωση της αντικατάστασης των λιγότερο συχνά χρησιμοποιούμενων εγγραφών. Η χειροτέρευση της απόδοσης στην περίπτωση της αντικατάστασης των λιγότερο χρησιμοποιούμενων εγγραφών, όπως εξηγήθηκε και για το σχήμα 4.5, οφείλεται στην περιορισμένη ανταλλαγή μηνυμάτων με την παράλληλη γρήγορη ανανέωση των πληροφοριών στις λιγοστές θέσεις μνήμης. Παρατηρείται επίσης πάλι πως στην περίπτωση που το μέγεθος της μνήμης είναι 30 οι διαφορές μειώνονται δραματικά.

Στη συνέχεια δίνονται τα διαγράμματα για το συνολικό μέσο ποσοστό γνώσης τουλάχιστον ενός δικτύου για συνήθειες και τυχαίες κινήσεις.



Σχήμα 4.8: Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχιστον ενός Δικτύου για Συνήθειες Κινήσεις



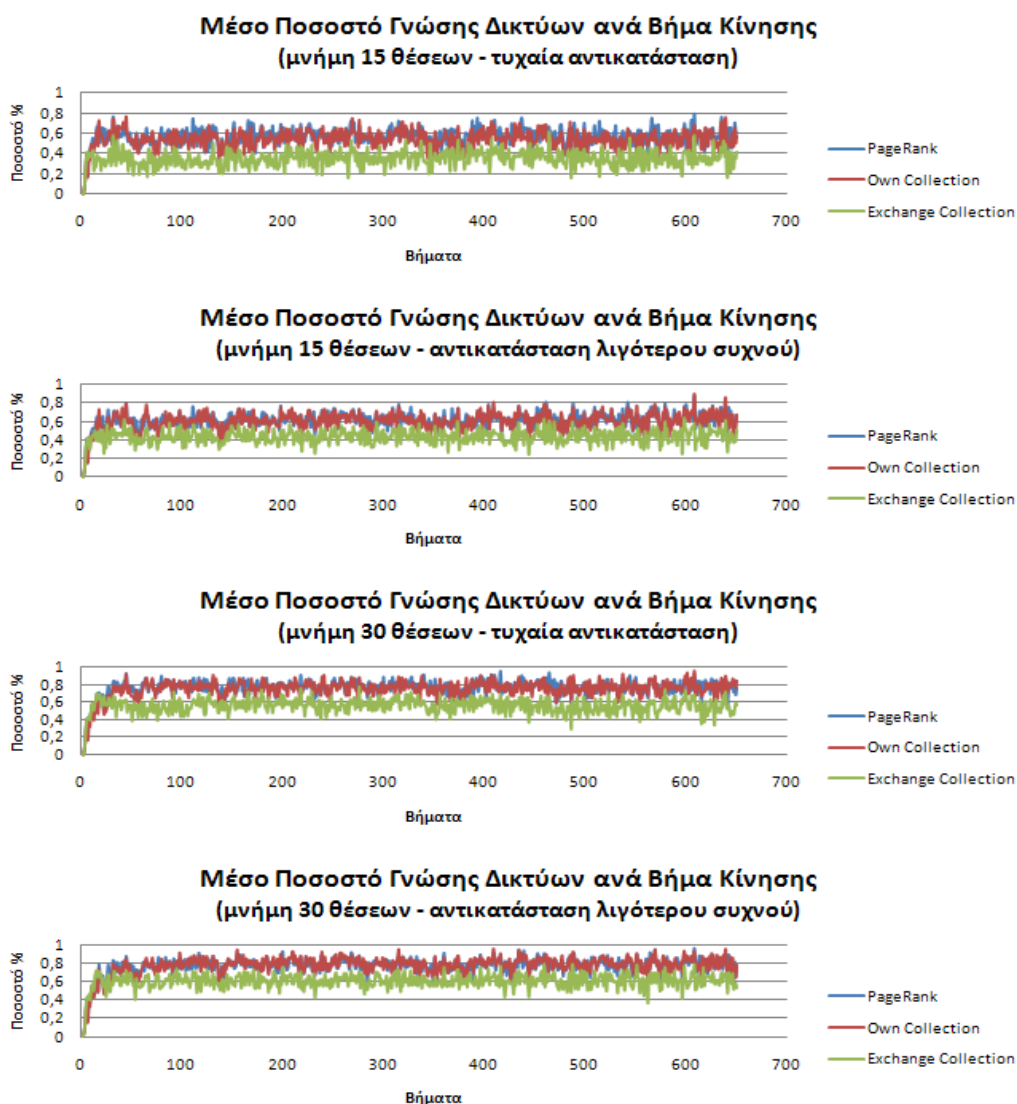


Σχήμα 4.9: Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχιστον ενός Δικτύου για Τυχαίες Κινήσεις

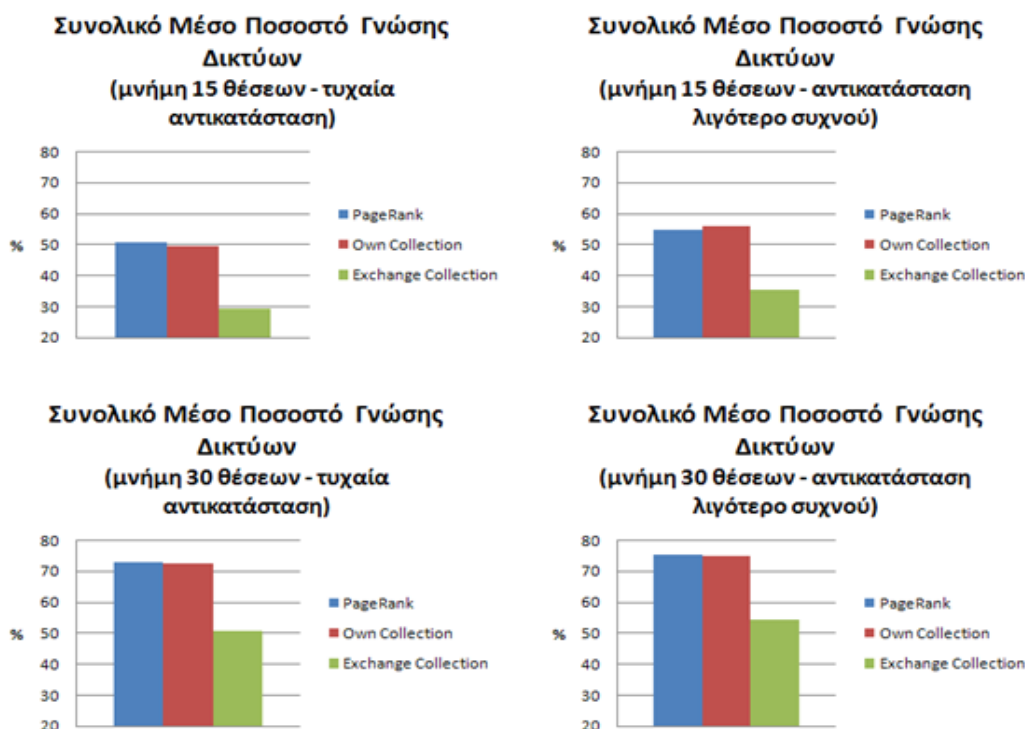
Στα σχήματα 4.8 και 4.9 παρατηρείται μια παρόμοια συμπεριφορά στα διαγράμματα που αφορούν μέγεθος μνήμης 15 θέσεων και αυτό οφείλεται πάλι τόσο στη φιλοσοφία που έχουν οι αλγόριθμοι όσο και στην μικρή ανταλλαγή μηνυμάτων μεταξύ των χρηστών. Για την περίπτωση της μνήμης 30 θέσεων πάλι οι διαφοροποιήσεις είναι ελάχιστες, εξαιτίας του μεγάλου αριθμού δεδομένων που μπορούν να αποθηκευτούν.

## Αποτελέσματα προσομοιώσεων για 30 κινούμενους χρήστες στο δίκτυο

Εισάγοντας 30 χρήστες να κινούνται στο γράφο, δημιουργούμε ένα σαφώς πυκνότερο δίκτυο από ότι πριν. Οι συναντήσεις και οι ανταλλαγές μηνυμάτων μεταξύ των χρηστών γίνονται συχνότερες με εμφανείς επιπτώσεις στα αποτελέσματα.

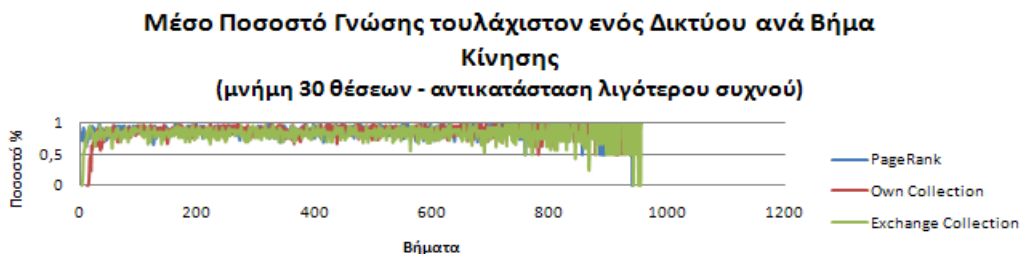
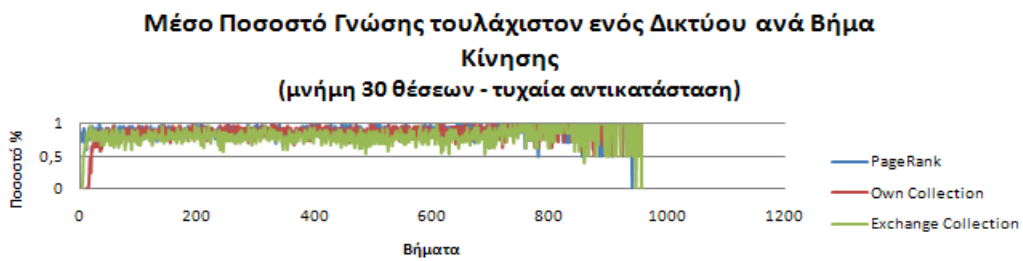
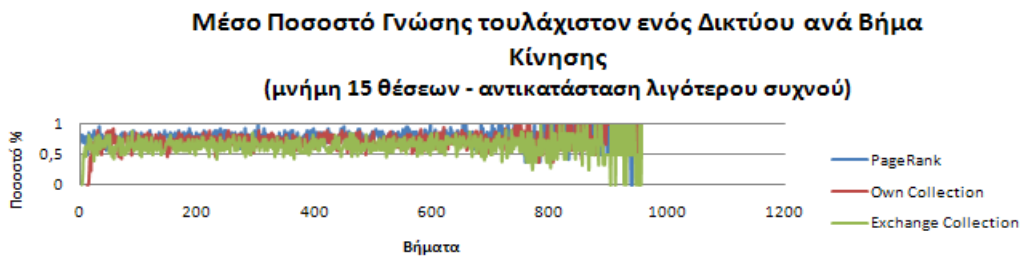
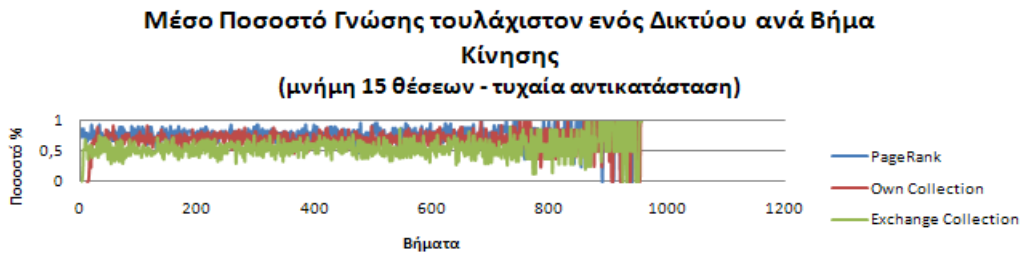


Σχήμα 4.10: Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης ανά βήμα Κίνησης

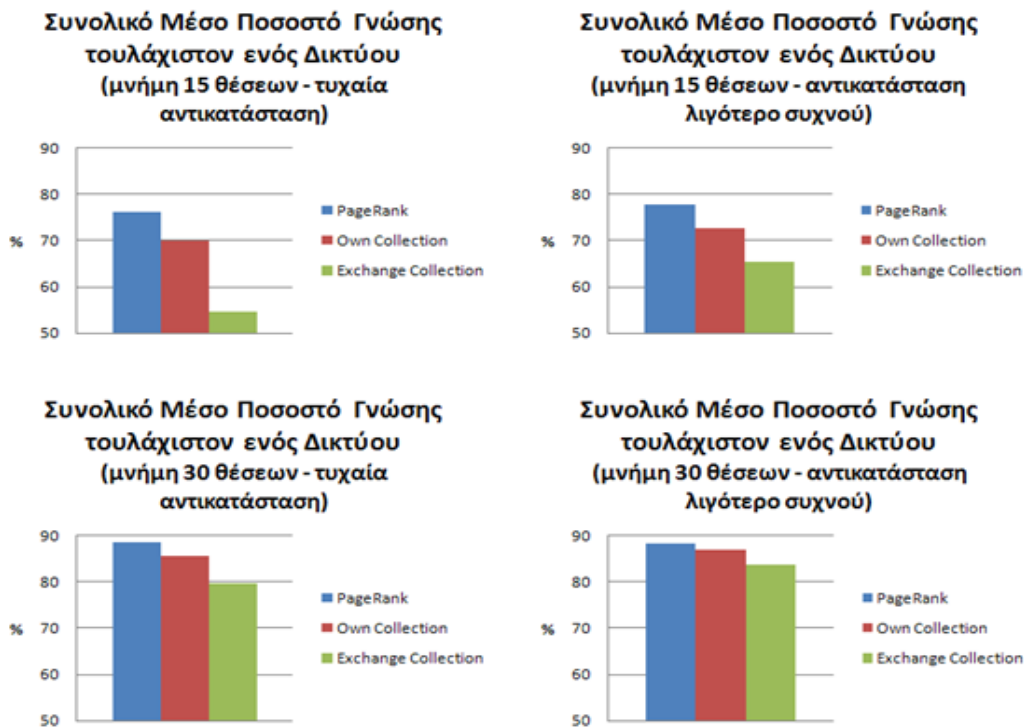


Σχήμα 4.11: Διαγράμματα Συνολικού Μέσου Ποσοστού Γνώσης για Δίκτυα

Στα σχήματα 4.10 και 4.11 φαίνεται πως οι μέθοδοι *PageRank* και *Own Collection* έχουν παρόμοια συμπεριφορά όσον αφορά τη συνολική γνώση για δίκτυα που παρέχουν, παγιώνοντας μια διαφορά στην απόδοση της τάξης του 20% σε σχέση με τη μέθοδο *Exchange Collection*. Συγκρίνοντας παράλληλα τα αποτελέσματα με αυτά για την περίπτωση των 10 κινούμενων χρηστών βλέπουμε πως η ανταλλαγή περισσότερων μηνυμάτων έχει βοηθήσει τη μέθοδο *PageRank* ώστε να καλύψει τη διαφορά που υστερούσε έναντι της *Own Collection* για την περίπτωση μνήμης 15 θέσεων και αντικατάστασης 'λιγότερο συχνού'. Ακόμα παρατηρείται πως η αύξηση των μηνυμάτων επηρεάζει σημαντικά τη μέθοδο *Exchange Collection*. Η μέθοδος αυτή δεν φιλτράρει και αποθηκεύει όλα τα μηνύματα που λαμβάνει. Έτσι εξαιτίας των πολλών μηνυμάτων η μνήμη γεμίζει με πληροφορίες που συχνά δεν χρησιμοποιούνται από το χρήστη, μειώνοντας δραματικά την απόδοση σε όλα τα σενάρια των προσομοιώσεων.



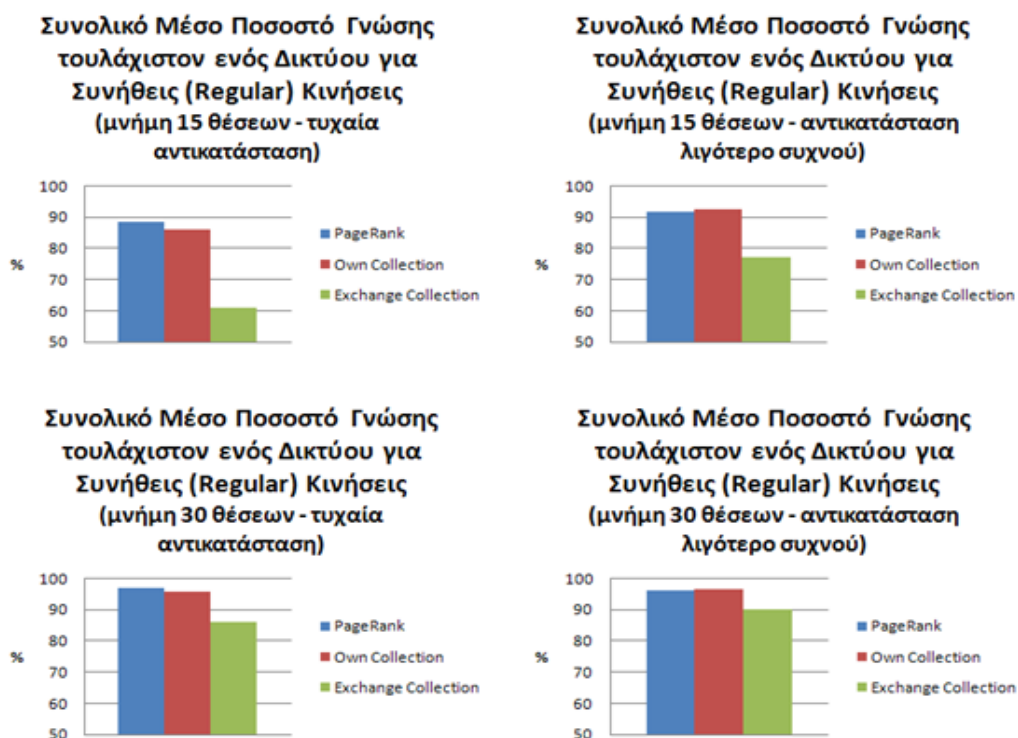
Σχήμα 4.12: Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχιστον ενός Δικτύου ανά βήμα Κίνησης



Σχήμα 4.13: Διαγράμματα Συνολικού Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχιστον ενός Δικτύου

Η επίπτωση του μεγαλύτερου αριθμού ανταλλαγής μηνυμάτων για τη μέθοδο *Exchange Collection*, που εξηγήθηκε προηγουμένως, φαίνεται και στα σχήματα 4.12 και 4.13 που ασχολούνται με την ύπαρξη γνώσης για τουλάχιστον ένα δίκτυο. Στα σχήματα αυτά αρχίζουμε να παρατηρούμε και την βελτίωση της απόδοσης της μεθόδου *PageRank* σε σχέση με τις υπόλοιπες στη γνώση ενός τουλάχιστον δικτύου. Όπως έχει αναφερθεί η βασική φιλοσοφία της μεθόδου *PageRank* είναι να υπάρχουν αποθηκευμένες στη μνήμη όσο το δυνατόν περισσότερες εγγραφές, που αφορούν διαφορετικούς κόμβους - δρόμους του γράφου. Με την εισαγωγή περισσότερων χρηστών στο δίκτυο καθίσταται δυνατή η ανταλλαγή μηνυμάτων σε κάθε βήμα που πραγματοποιεί ο χρήστης και αυτό περιορίζει το μειονέκτημα της μη ύπαρξης πολλών διαθέσιμων θέσεων στη μνήμη. Αυτό συμβαίνει διότι η ανταλλαγή μηνυμάτων δίνει τη δυνατότητα να ανανεώνονται οι θέσεις μνήμης σε κάθε βήμα με πληροφορίες που υπάρχει μεγάλη

πιθανότητα να χρησιμοποιήσει ο χρήστης στο επόμενο βήμα του. Έτσι ενώ οι εγγραφές στις θέσεις μνήμης αλλάζουν συχνά, εξαιτίας των μηνυμάτων ο χρήστης έχει σε μεγάλο ποσοστό των βημάτων γνώση για τουλάχιστον ένα δίκτυο. Επιπλέον, ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η περίπτωση που η μνήμη έχει μέγεθος 15, δηλαδή μπορεί να αποθηκεύσει περίπου το 13% της συνολικής γνώσης για υπάρχοντα δίκτυα, γεγονός που προσεγγίζει περισσότερο την πραγματικότητα. Στην περίπτωση αυτή λοιπόν βλέπουμε πως η μέθοδος *PageRank* έχει μια διαφορά από 6.5% - 8% σε σχέση με τη μέθοδο *Own Collection* και πάνω από 12% σε σχέση με την *Exchange Collection*.



Σχήμα 4.14: Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχιστον ενός Δικτύου για Συνήθεις Κινήσεις



Σχήμα 4.15: Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχιστον ενός Δικτύου για Τυχαίες Κινήσεις

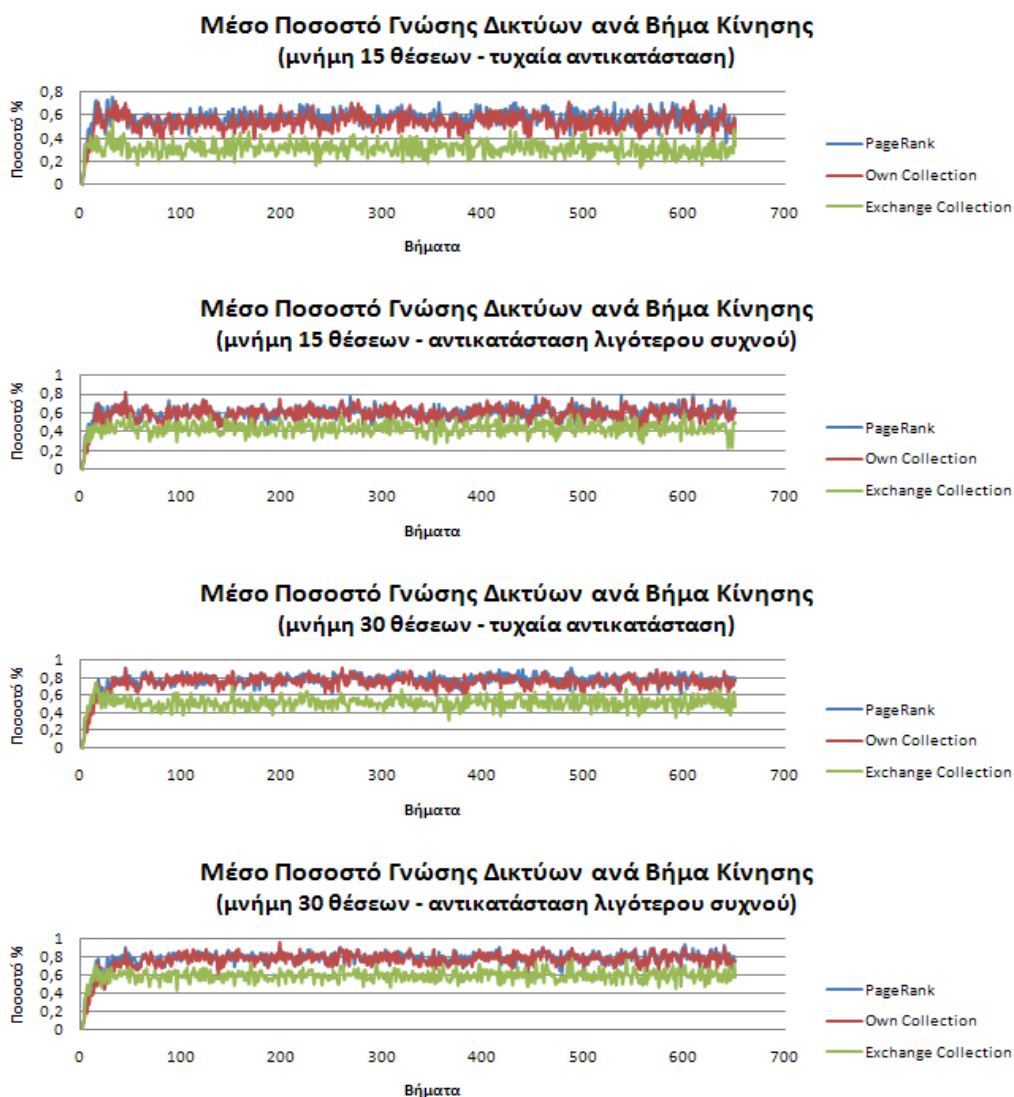
Από το σχήμα 4.14 γίνεται αντιληπτό ότι *PageRank* και *Own Collection* έχουν ίδια επίπεδα επιτυχίας στη γνώση ενός τουλάχιστον δικτύου κατά τις επαναλαμβανόμενες κινήσεις του χρήστη. Η απόδοση της μεθόδου *Own Collection* οφείλεται στο γεγονός ότι δεν ανταλλάσσει μηνύματα και έτσι η μνήμη μπορεί πιο εύκολα να κρατάει αποθηκευμένες πληροφορίες για δίκτυα που αφορούν τη συνήθη διαδρομή του χρήστη, δεδομένου βέβαια ότι ο χρήστης διέρχεται συχνά από τις θέσεις που συνθέτουν τη συνήθη του διαδρομή. Η πολύ καλή απόδοση της μεθόδου *PageRank* για επαναλαμβανόμενες κινήσεις του χρήστη στηρίζεται στο γεγονός ότι προβλέπει με ακρίβεια άνω του 95% τα βήματα που ακολουθεί ένας χρήστης όταν πραγματοποιεί τη συνήθη του διαδρομή και έτσι οι πληροφορίες που μαζεύει είναι σίγουρο πως θα τις χρησιμοποιήσει. Επιπλέον στην περίπτωση αντικατάστασης του 'λιγότερο συχνού' όπου οι εγγραφές για δίκτυα της συνήθης διαδρομής αντικαθίστανται λιγότερο συχνά η απόδοση και

των δύο μεθόδων ξεπερνάει το 90%. Παρατηρούμε όμως επίσης στο σχήμα 4.15 ότι η μέθοδος *PageRank* συμπεριφέρεται σταθερά καλύτερα από τις υπόλοιπες μεθόδους σε περιπτώσεις όπου ο κινούμενος χρήστης ακολουθεί τυχαία διαδρομή. Αυτό συμβαίνει εξαιτίας του μεγαλύτερου αριθμού μηνυμάτων και της πρόβλεψης κίνησης που επιτρέπει στο χρήστη να μαζέψει πληροφορίες που θα του φανούν χρήσιμες, όπως εξηγήθηκε και για την περίπτωση των διαγραμμάτων του σχήματος 4.13. Η μέθοδος *Exchange Collection* υστερεί και σε αυτή την περίπτωση, λόγω του αυξανόμενου αριθμού μηνυμάτων τα οποία αποθηκεύονται χωρίς κάποιο έλεγχο για το αν θα είναι χρήσιμα στο χρήστη.

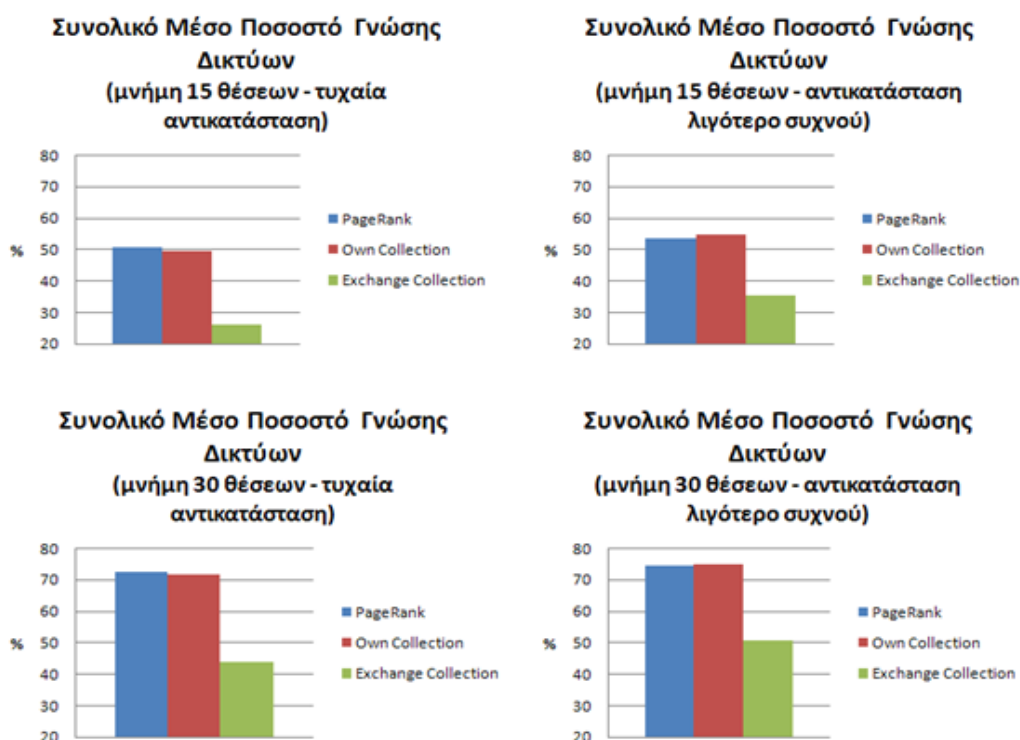


## Αποτελέσματα προσομοιώσεων για 50 κινούμενους χρήστες στο δίκτυο

Οι 50 χρήστες που κινούνται τώρα στο δίκτυο αυξάνουν αρκετά τα μηνύματα που ανταλλάσσονται και αυτό έχει ως αποτέλεσμα η μέθοδος *PageRank* να εμφανίζει βελτίωση στα αποτελέσματα σε σχέση με τις άλλες δύο μεθόδους.

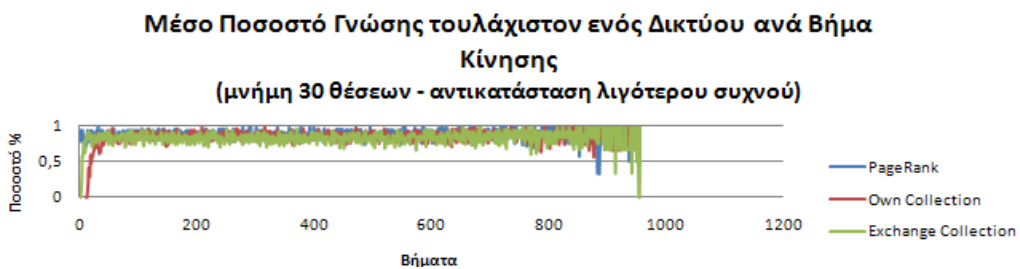
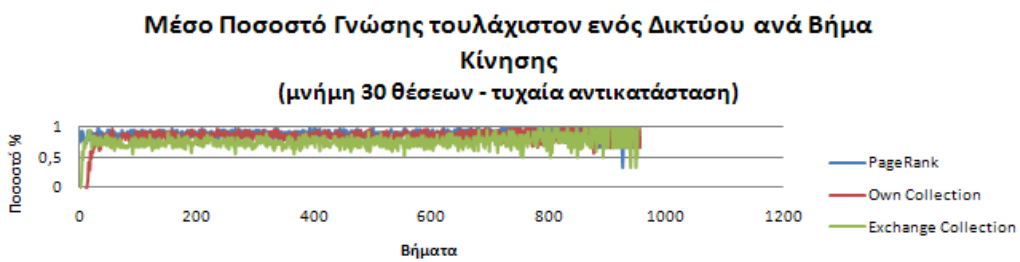
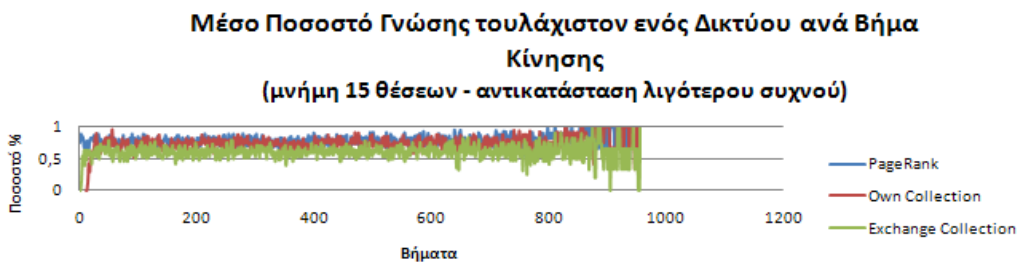
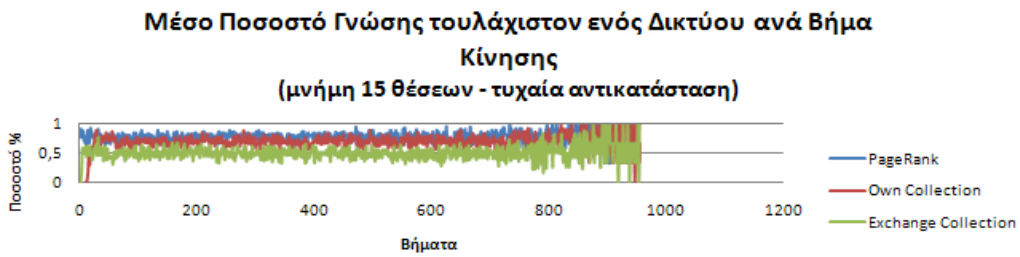


Σχήμα 4.16: Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης ανά βήμα Κίνησης

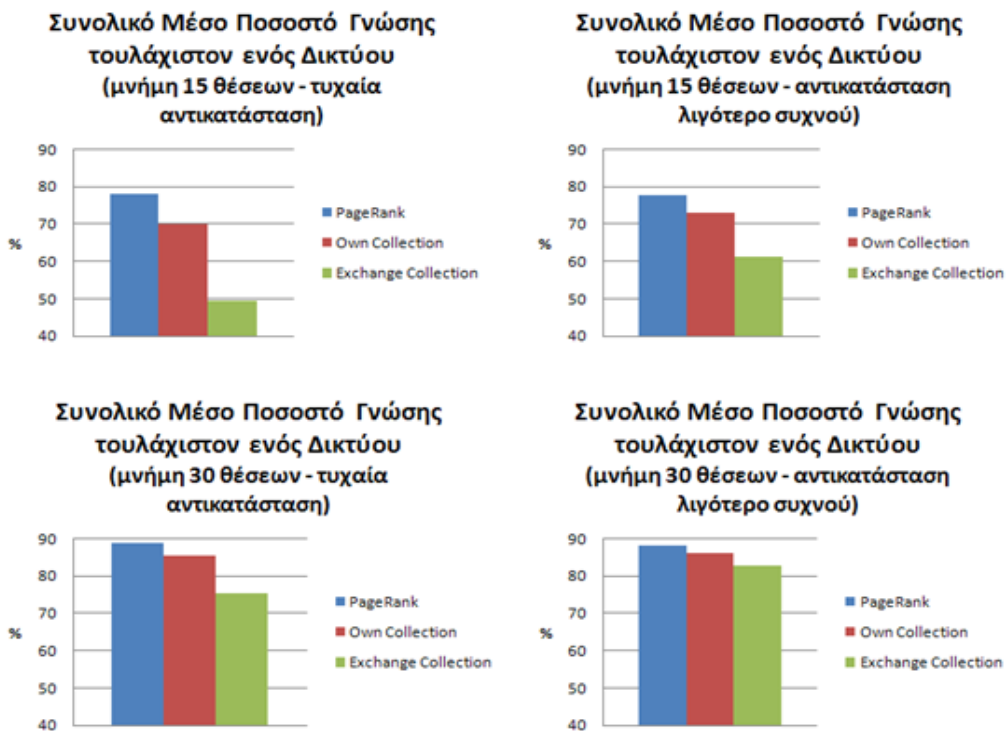


Σχήμα 4.17: Διαγράμματα Συνολικού Μέσου Ποσοστού Γνώσης για Δίκτυα

Όσον αφορά το συνολικό ποσοστό γνώσης για δίκτυα (βλ. σχήματα 4.16 και 4.17) διαπιστώνεται ότι η μέθοδος *PageRank* και η *Own Collection* έχουν παρόμοια αποτελέσματα με την περίπτωση των 30 χρηστών. Το γεγονός ότι παρόλη την αύξηση των κινούμενων χρηστών στο δίκτυο άρα και των μηνυμάτων τα αποτελέσματα δεν αλλάζουν ουσιαστικά μας οδηγεί στο συμπέρασμα πως υπάρχει ένα όριο στην απόδοση όσον αφορά τη συνολική γνώση για δίκτυα που μπορούμε να έχουμε. Παρόλα αυτά, μεγαλώνει η διαφορά στην απόδοση των μεθόδων *PageRank* και *Own Collection* σε σχέση με την *Exchange Collection*, διαφορά που ξεπερνάει το 25%.

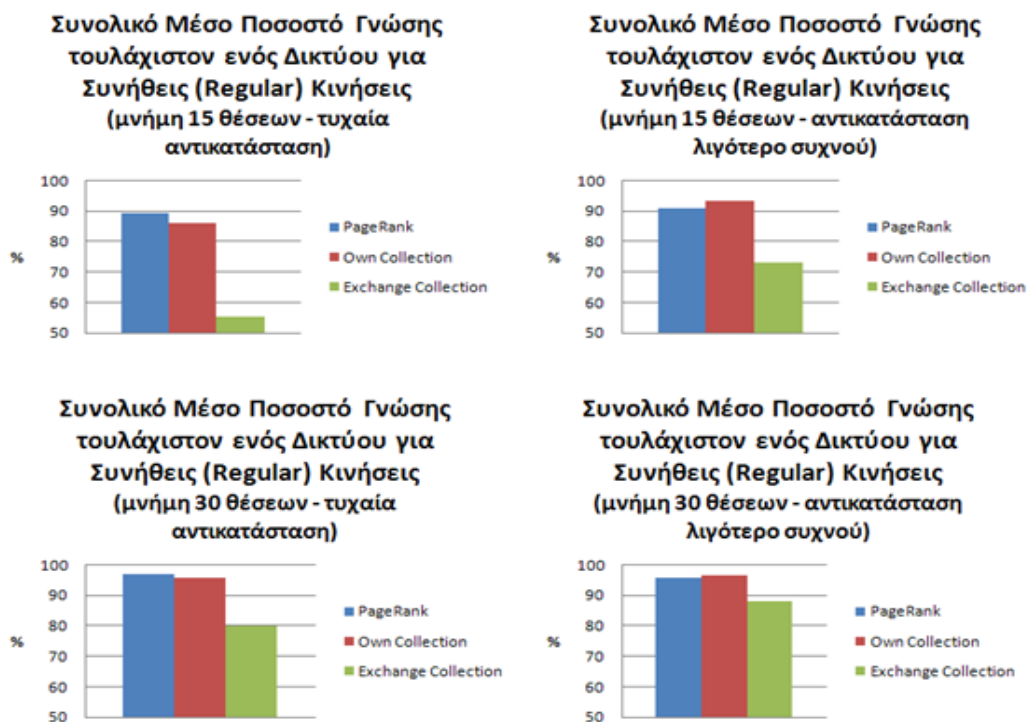


Σχήμα 4.18: Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχιστον ενός Δικτύου ανά βήμα Κίνησης

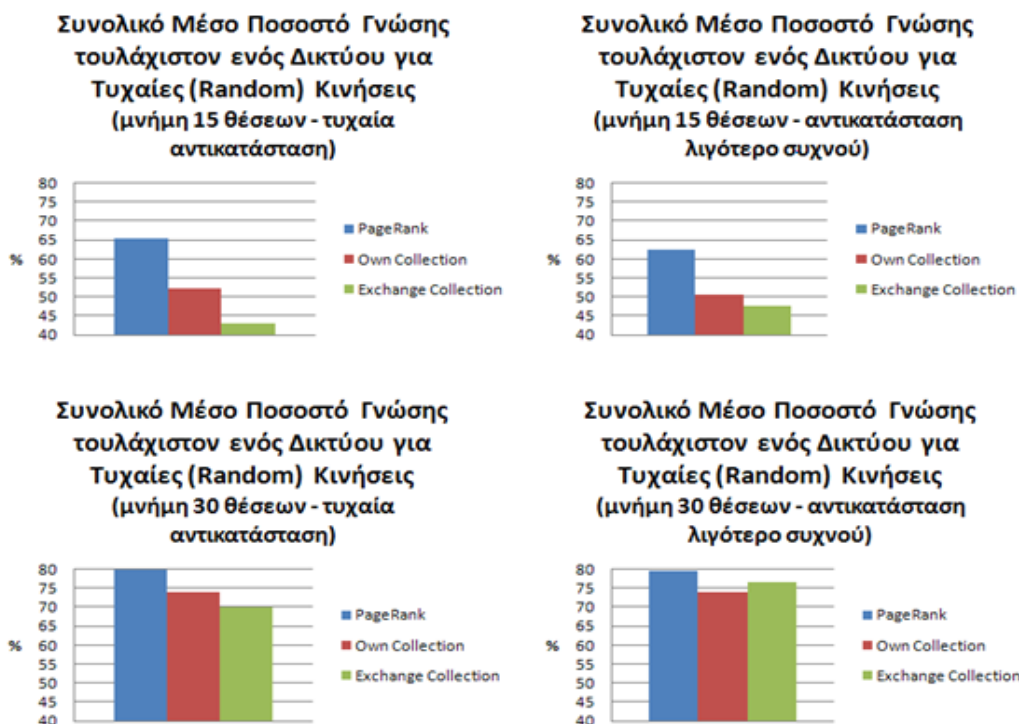


Σχήμα 4.19: Διαγράμματα Συνολικού Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχιστον ενός Δικτύου

Στη γνώση για τουλάχιστον ένα δίκτυο, όπως φαίνεται και στο σχήμα 4.19 η μέθοδος *PageRank* συνεχίζει να έχει σταθερά καλύτερη απόδοση σε σύγκριση με τις υπόλοιπες μεθόδους, για τους ίδιους λόγους που αναφέρθηκαν και στην περίπτωση των 30 χρηστών. Στη συνέχεια δίνονται τα διαγράμματα για το συνολικό μέσο ποσοστό γνώσης τουλάχιστον ενός δικτύου για συνήθεις και τυχαίες κινήσεις.



Σχήμα 4.20: Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχιστον ενός Δικτύου για Συνήθειες Κινήσεις



Σχήμα 4.21: Διαγράμματα Μέσου Ποσοστού Γνώσης τουλάχιστον ενός Δικτύου για Τυχαίες Κινήσεις

Από τα διαγράμματα των σχημάτων 4.20 και 4.21 διαπιστώνεται πως οι αλγόριθμοι *PageRank* και *Own Collection* εξακολουθούν να έχουν ποσοστά πάνω από 90% για γνώση τουλάχιστον ενός δικτύου κατά τη διάρκεια συνηθισμένων κινήσεων των χρηστών. Αυτό συμβαίνει για τους λόγους που αναλύθηκαν και για την περίπτωση των 30 χρηστών. Αντίθετα, λόγω του ακόμα μεγαλύτερου όγκου μηνυμάτων η απόδοση του *Exchange Collection* μειώνεται περαιτέρω σε σχέση με προηγούμενα αποτελέσματα. Ωστόσο είναι αξιοσημείωτο πως η μέθοδος *PageRank* που χρησιμοποιεί πρόβλεψη κίνησης εμφανίζει ποσοστά σταθερά μεταξύ 60% και 80% για γνώση τουλάχιστον ενός δικτύου όταν οι χρήστες ακολουθούν τυχαίες διαδρομές. Όπως έχει εξηγηθεί και προηγουμένως, αυτό συμβαίνει διότι η ανταλλαγή μηνυμάτων σε συνδυασμό με τη πρόβλεψη κίνησης δίνει τη δυνατότητα να ανανεώνονται οι θέσεις μνήμης σε κάθε βήμα με πληροφορίες που υπάρχει μεγάλη πιθανότητα να χρησιμοποιήσει

ο χρήστης στο επόμενο βήμα του είτε αυτός βρίσκεται σε τυχαία είτε σε συνθη-  
θισμένη διαδρομή.

## Κεφάλαιο 5

# Συμπεράσματα και Προτάσεις για Μελλοντική Εργασία

Όπως έχουμε αναφέρει στόχος αυτής της διπλωματικής ήταν η δημιουργία ενός αλγορίθμου αποδοτικής διαχείρισης της μνήμης, γεγονός που συμβάλει αποδοτικά στην επιβιωσιμότητα και ανθεκτικότητα των δικτύων. Αυτό χρειάζεται διότι οι αυτόνομοι κόμβοι έχοντας περιορισμένες θέσεις μνήμης στη διάθεση τους θα πρέπει να έχουν αποθηκευμένες τις κατάλληλες πληροφορίες για το περιβάλλον στο οποίο πρόκειται να κινηθούν έτσι ώστε να μπορούν να λαμβάνουν έγκαιρα σωστές αποφάσεις. Μπορούν επίσης αν έχουν την κατάλληλη γνώση να προβλέψουν μελλοντικές μεταβολές του περιβάλλοντος και να τις αντιμετωπίσουν με τον πιο αποτελεσματικό για αυτούς τρόπο. Έτσι λοιπόν προκειμένου να επιτευχθεί μια καλύτερη διαχείριση στη μνήμη προτείνεται στην παρούσα εργασία ένας αλγόριθμος πρόβλεψης κίνησης του χρήστη, ο οποίος λειτουργεί σε συνδυασμό με την ταξινόμηση των κόμβων-δρόμων του δικτύου στο οποίο κινείται ο χρήστης με βάση τη μετρική *Weighted PageRank*. Μας δίνεται λοιπόν η δυνατότητα να κρατάμε αποθηκευμένα στοιχεία στη μνήμη μόνο για κόμβους - δρόμους τους οποίους προβλέπεται να επισκεφτεί ο χρήστης μελλοντικά. Έτσι οι εγγραφές στη μνήμη είναι στοχευμένες και δεν περιέχουν πληροφορίες που συγκεντρώνουν μικρή πιθανότητα να χρησιμοποιηθούν από το χρήστη. Για τον έλεγχο της συμπεριφοράς του αλγορίθμου ορίσαμε 12 σενάρια προσομοίωσης, όπου έγινε σύγκριση μεταξύ του αλγορίθμου που προ-



τείναμε και άλλων δύο μεθόδων (*Own Collection* και *Exchange Collection*) συλλογής και αποθήκευσης δεδομένων στη μνήμη. Το γενικό συμπέρασμα που μπορούμε να εξάγουμε από τα σενάρια των προσομοιώσεων είναι ότι η μέθοδος που χρησιμοποιεί πρόβλεψη κίνησης και αναφέρεται ως μέθοδος *PageRank* στα αποτελέσματα, έχει καλύτερη συνολική συμπεριφορά από τις άλλες δύο μεθόδους. Το αποτέλεσμα είναι καθοριστικό στην περίπτωση μνήμης 15 θέσεων με δυνατότητα αποθήκευσης περίπου του 13% της συνολικής γνώσης για διαφορετικά δίκτυα, ποσοστό που αποτελεί αντιπροσωπευτικό σενάριο χρήσης σε πραγματικά σημερινά δεδομένα. Ο έξυπνος τρόπος συλλογής δεδομένων επιτρέπει στη μέθοδο που προτείναμε (μέθοδος *PageRank*), να λειτουργεί πολύ καλά όχι μόνο στην περίπτωση πυκνού δικτύου χρηστών αλλά και σε περιπτώσεις που έχουμε αραιό δίκτυο χρηστών. Επιπλέον από τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων παρατηρούμε ότι όσο αυξάνει ο αριθμός των χρηστών στο δίκτυο τόσο βελτιώνεται η απόδοση της μεθόδου με την πρόβλεψη κίνησης (*PageRank*) σε σχέση με τις άλλες δύο. Οπότε η χρησιμοποίησή του για ένα περιβάλλον πόλης όπου κινούνται πολλοί χρήστες φαντάζει ιδανική. Ακόμα ένα χαρακτηριστικό στοιχείο της συμπεριφοράς της μεθόδου που χρησιμοποιεί πρόβλεψη κίνησης (*PageRank*) είναι ότι διατηρεί πολύ καλή απόδοση τόσο στην περίπτωση συνηθισμένων (*regular*) όσο και στην περίπτωση τυχαίων (*random*) κινήσεων του χρήστη. Αυτό το στοιχείο είναι ιδιαίτερα σημαντικό καθώς ξέρουμε πως ο αλγόριθμος διαχείρισης μνήμης με τη βοήθεια πρόβλεψης κίνησης ανταποκρίνεται πολύ καλά ακόμα και αν ο χρήστης βρεθεί σε περιοχή που δεν έχει ξαναπεράσει, σε αντίθεση με τις άλλες δύο μεθόδους που στην περίπτωση τυχαίων κινήσεων η απόδοση τους μειώνεται. Ωστόσο στην περίπτωση συνηθισμένων κινήσεων η μέθοδος *Own Collection* είναι προτιμότερη εφόσον εμφανίζει συγκρίσιμα αποτελέσματα με την προτεινόμενη μέθοδο και αποφεύγει το κόστος σε ενέργεια που εισάγει η ανταλλαγή μηνυμάτων. Παράλληλα από τη σύγκριση της μεθόδου *Own Collection* με την *Exchange Collection* για πεπερασμένη μνήμη συμπεραίνουμε ότι σε ένα πυκνό περιβάλλον χρηστών είναι αποδοτικότερο η συλλογή δεδομένων να βασίζεται σε στοιχεία που συλλέγει ο ίδιος ο χρήστης παρά σε ανταλλαγές με όλους τους υπόλοιπους χρήστες στο δίκτυο.

Μελλοντικά, είναι αρκετά ελκυστικό να μελετηθεί η απόδοση του αλγορίθμου διαχείρισης μνήμης με τη βοήθεια πρόβλεψης κίνησης με πολλούς περισσότερους χρήστες και ίσως με δεδομένα που προέρχονται από την κίνηση χρηστών σε πραγματικό περιβάλλον. Επιπλέον μπορεί να γίνει εισαγωγή στοιχείων ασφάλειας και εμπιστοσύνης (*security, trust*) μεταξύ των ανταλλαγών που πραγματοποιούν οι χρήστες. Για παράδειγμα ένας χρήστης να εμπιστεύεται περισσότερο κάποιον που του έδωσε πληροφορία που του φάνηκε χρήσιμη και ήταν σωστή ενώ παράλληλα να απορρίπτει μηνύματα χρηστών που στο παρελθόν του έχουν δώσει λανθασμένες πληροφορίες. Επίσης στην απόδοση του αλγορίθμου θα μπορούσε να βοηθήσει η δημιουργία προφίλ για κάθε χρήστη, με πληροφορίες που αφορούν τις ιδιαίτερες προτιμήσεις του καθενός. Έτσι το φιλτράρισμα στα μηνύματα που δέχεται ο κάθε χρήστης θα γίνεται όχι μόνο με βάση το αν πρόκειται να βρεθεί στην περιοχή αυτού του δικτύου αλλά και αν τον ενδιαφέρει με βάση τα στοιχεία του προφίλ του. Τέλος η πρόβλεψη μελλοντικής θέσης ενός χρήστη μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε επίπεδο παρόχων για την γρηγορότερη διάδοση δεδομένων σε ένα κοινωνικό δίκτυο (*social network*). Αυτό μπορεί να συμβεί διαλέγοντας να σταλούν πρώτα δεδομένα σε χρήστες που πρόκειται να περάσουν από πολυσύχναστους δρόμους και είναι πιθανότερο να μεταδώσουν την πληροφορία σε περισσότερους χρήστες.

# Βιβλιογραφία

- [1] Bin Jiang, “Ranking Spaces for Predicting Human Movement in an Urban Environment”, *International Journal of Geographical Information Science*, Volume 23, Issue 7, July 2009.
- [2] George Y.Liu and Gerald Q.Maguire, “A Class of Mobile Motion Prediction Algorithms for Wireless Mobile Computing”, *ACM/Baltzer Mobile Networks and Applications, MONET 1(2)*, 1996.
- [3] Xing W. and Ghorbani A., “Weighted Page Rank algorithm”, *Second Annual Conference on Communication Networks and Services Research CNSR’04*, Fredericton, N.B Canada, 2004.
- [4] Page L., Brin S., “The anatomy of a large-scale hypertextual Web search engine”, *Proceedings of the seventh international conference on World Wide Web*, 7, 107-117.
- [5] Yann-Rudolf Michel, “Location-aware caching in mobile environments”, Berlin, June 2006
- [6] S.Dobson, S.Denazis, A.Fernandez, D.Gaiti, E.Gelenbe, F.Massacci, P.Nixon, F.Saffre, N.Schmidt and F.Zambonelli, “A Survey of Autonomic Communications”, *ACM Transactions on Autonomous and Adaptive Systems*, Vol.1, No.2, December 2006
- [7] B.Jennings, S.van der Meer, S.Balasubramaniam, D.Botvich, M.Foghlu, W.Donnely, J.Strassner, “Towards Autonomic Management of Communications Networks”, *IEEE Communications Magazine*, October 2007

- [8] Q. Ren and M. H. Dunham, "Using Semantic Caching to manage Location-dependent Data in Mobile Computing", *Proceedings of the 6th annual international conference on Mobile computing and networking*, New York, NY, USA, 2000
- [9] S. Dar, M. J. Franklin, B. T. Jonsson, D. Srivastava, and M. Tan, "Semantic Data Caching and Replacement", *In Proceedings of the 22th International Conference on Very Large Data Bases*, September 1996.
- [10] A.Aljadhai and T.Znati, "Predictive Mobility Support for QoS Provisioning in Mobile Wireless Environments", *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, Volume19, No.10, October 2001.
- [11] D.A.Levine, I.F.Akyildiz and M.Naghshineh, "The Shadow Cluster Concept for Resource Allocation and Call Admission in ATM-based Wireless Networks", *Proceedings of the ACM Conference on Mobile Computing and Networking*, Berkeley, November 1995.
- [12] T.Liu, P.Bahl and I.Chlamtac, "Mobility Modeling Location Tracking and Trajectory Prediction in Wireless ATM Networks", *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, Volume16, No.6, August 1998.
- [13] R.Sankar and N.Savkoor, "A Combined Prediction System for Handoffs in Overlaid Networks", *Proceedings of IEEE International Conference on Communications, ICC'99*, Vancouver, June 1999.
- [14] W.Cui and X.Shen, "User Movement Tendency Prediction and Call Admission Control for Cellular Networks", *Proceedings of IEEE International Conference on Communications, ICC 2000*, New Orleans, June 2000.
- [15] W.T.Poon and E.Chan, "Traffic Management in Wireless ATM Networks Using a Hierarchical Neural-Network Based Prediction Algorithm", *Proceedings of 15th International Conference on Computer and their Applications, ICSA 2000*, New Orleans, March 2000.

- [16] F.Yu and V.Leung, “Mobility-Based Predictive Call Admission Control and Bandwidth Reservation in Wireless Cellular Networks”, *IEEE INFOCOM '01*,Anchorage, April 2001.
- [17] B.Liang and Z.J.Haas, “Predictive Distance-Based Mobility Management for PCS Networks”, *IEEE INFOCOM '99*,New York, March 1999.
- [18] F.Erbas, J.Steuer, D.Eggeiseker, K.Kyamakya and K.Jobmann , “A Regular Path Recognition Method and Prediction of User Movements in Wireless Networks”, *Proceedings of Vehicular Technology Conference, VTC 2001*, October 2001.
- [19] J.Gil, C.Park, C.Hwag, D.Park,J.Shon and Y.Jeong, “Restoration Scheme of Mobility Databases by Mobility Learning and Prediction in PCS Networks”, *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*,Volume 19, No.10, October 2001.