

Εθνικό και Καποδιστριακό Πανεπιστήμιο Αθηνών
Σχολή Θετικών Επιστημών
Τμήμα Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών



Διδακτορική Διατριβή
Προσομοίωση Κινητικότητας και Πρόβλεψη Κίνησης σε
Ασύρματα Δίκτυα Κινητών Επικοινωνιών

Υποψήφιος Διδάκτορας: Μιλτιάδης Κυριακάκος

Μάιος 2005

Αθήνα

| | | |
|----------------------------|---|------|
| Επιβλέπων: | Καθηγητής Λάζαρος Μεράκος | ΕΚΠΑ |
| Τριμελής Επιτροπή: | Καθηγητής Λάζαρος Μεράκος | ΕΚΠΑ |
| | Καθηγητής Ιωάννης Σταυρακάκης | ΕΚΠΑ |
| | Καθηγητής Θωμάς Σφηκόπουλος | ΕΚΠΑ |
| Επταμελής Επιτροπή: | Καθηγητής Λάζαρος Μεράκος | ΕΚΠΑ |
| | Καθηγητής Ιωάννης Σταυρακάκης | ΕΚΠΑ |
| | Καθηγητής Θωμάς Σφηκόπουλος | ΕΚΠΑ |
| | Καθηγητής Μιχαήλ Θεολόγου | ΕΜΠ |
| | Καθηγητής Γιώργος Πολύζος | ΟΠΑ |
| | Επ. Καθηγητής Γιώργος Στεφάνου | ΕΚΠΑ |
| | Επ. Καθηγητής Ευστάθιος Χατζηευθυμιάδης | ΕΚΠΑ |

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

| | |
|---|-------------|
| ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ | V |
| ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ | VIII |
| ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ | X |
| ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ | XI |
| ΕΙΣΑΓΩΓΗ | 1 |
| ΜΟΝΤΕΛΑ ΚΙΝΗΤΙΚΟΤΗΤΑΣ | 6 |
| 2.1 ΜΟΝΤΕΛΑ ΚΙΝΗΣΗΣ..... | 8 |
| 2.2 ΤΥΧΑΙΑ ΜΟΝΤΕΛΑ | 10 |
| 2.2.1 Μοντέλο Τυχαίου Περιπάτου (<i>Random Walk Model</i>) | 10 |
| 2.2.2 Μοντέλο Markov | 11 |
| 2.2.3 Αφαιρετικό Μοντέλο Καταστάσεων Κίνησης (<i>Abstract Mobility State Model</i>) 12 | |
| 2.2.4 Εξομαλυσμένο Τυχαίο Μοντέλο Κίνησης (<i>Smooth Random Mobility Model</i>).. 13 | |
| 2.2.5 Μοντέλο Brownian..... | 15 |
| 2.2.6 Κανονικός Περίπατος (<i>Normal Walk</i>)..... | 16 |
| 2.2.7 Κανονικός Περίπατος (<i>Compact Normal Walk</i>) [Tua03] | 17 |
| 2.2.8 Διανυσματικό Μοντέλο Κίνησης (<i>Vector Mobility Model</i>)..... | 18 |
| 2.2.9 Μοντέλο Ροής Ρευστού (<i>Fluid Flow Model</i>)..... | 19 |
| 2.2.10 Μοντέλο Βαρύτητας (<i>Gravity Model</i>)..... | 20 |
| 2.2.11 Μοντέλο Κίνησης Ζονοοζι (<i>Zonoozi Mobility Model</i>) [Zon97] | 20 |
| 2.2.12 Μοντέλα Κινητικότητας Ομάδας (<i>Group Mobility Models</i>)..... | 22 |
| 2.2.13 Μοντέλο Boids..... | 24 |
| 2.3 ΑΙΤΙΟΚΡΑΤΙΚΑ ΜΟΝΤΕΛΑ | 25 |
| 2.3.1 Μοντέλο Κίνησης Βασισμένο σε Ενέργειες (<i>Activity-Based Mobility Model</i>) .. 25 | |
| 2.4 ΥΒΡΙΔΙΚΑ ΜΟΝΤΕΛΑ..... | 26 |
| 2.4.1 Μοντέλο Gauss-Markov [Lia03] | 26 |
| 2.4.2 Καθολικό και Τοπικό Μοντέλο Κίνησης (<i>Global and Local Mobility Model</i>) . 27 | |
| 2.4.3 Γραμμικό Μοντέλο Κίνησης (<i>Kinetic Mobility Model</i>) | 27 |
| 2.4.4 Αυτοανάδρομο Μοντέλο Κίνησης (<i>Autoregressive (AR-1) Mobility Model</i>).... 30 | |
| 2.4.5 Μοντέλο Εμποδίων (<i>Obstacle Model</i>)..... | 31 |
| 2.4.6 Μοντέλο Manhattan..... | 32 |
| 2.4.7 Γραφικό Μοντέλο Κίνησης (<i>Graph-Based Mobility Model</i>)..... | 33 |
| 2.4.8 Ρεαλιστικό Μοντέλο Κίνησης (<i>Realistic Mobility Model</i>)..... | 34 |

| | |
|---|-----------|
| 2.4.9 Τυχαίο Σημειακό Μοντέλο Κίνησης με Εμπόδια (<i>Random Waypoint Mobility Model with Obstacles</i>) | 34 |
| 2.4.10 Ολοκληρωμένο Μοντέλο Κίνησης | 35 |
| ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΚΙΝΗΣΗΣ..... | 37 |
| 3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ..... | 37 |
| 3.2 ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΕΠΟΜΕΝΗΣ ΘΕΣΗΣ | 38 |
| 3.2.1 Μέθοδος Πρόβλεψης Κατεύθυνσης (<i>Direction Prediction Method</i>) | 38 |
| 3.2.2 Ιεραρχικό Μοντέλο Πρόβλεψης Θέσης (<i>Hierarchical Location Prediction</i>) ... | 40 |
| 3.2.3 Ευέλικτος Αλγόριθμος Διαχείρισης Κινητικότητας (<i>Flexible Mobility Management Algorithm</i>) | 43 |
| 3.2.4 Πρόβλεψη Επόμενης Κυψέλης Βάσει Προφίλ (<i>Profile Based Next Cell Prediction</i>) | 43 |
| 3.2.5 Μηχανισμός Εκτίμησης Μεταπομπών (<i>Hand-off Estimation Functions</i>) | 44 |
| 3.2.6 Βασικά Σχήματα Πρόβλεψης Κινητικότητας (<i>Basic Mobility Prediction Schemes</i>) | 45 |
| 3.2.7 Αλγόριθμοι Πρόβλεψης Κινητικότητας στο Τερματικό (<i>Autonomous Host-Centric Mobility Prediction Algorithms</i>)..... | 47 |
| 3.2.8 Αλγόριθμοι Καταγραφής της Κίνησης MT1 και MT2 (<i>MT-1 and MT-2 Mobility Tracking Algorithms</i>) [Zai05]..... | 48 |
| 3.2.9 Αυτοανάδρομος Εκτιμητής Κίνησης (<i>Autoregressive Position Estimator</i>) [Zai04] | 51 |
| ΓΕΝΗΤΡΙΑ ΡΕΑΛΙΣΤΙΚΩΝ ΠΡΟΤΥΠΩΝ ΚΙΝΗΣΗΣ..... | 53 |
| 4.1 ΕΡΓΑΛΕΙΑ ΠΡΟΣΟΜΙΩΣΗΣ | 54 |
| 4.2 ΜΟΝΤΕΛΟ ΤΥΧΑΙΩΝ ΔΙΟΔΟΣΗΜΕΙΩΝ [RANDOM WAYPOINT MODEL (RWP)] | 56 |
| 4.3 ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΤΗΣ RMPG | 60 |
| 4.3.1 Παραγωγή Ιχνοακολουθιών ενός Χρήστη..... | 65 |
| 4.3.2 Χρόνοι Παραμονής ενός Χρήστη στην Κυψέλη..... | 67 |
| 4.3.3 Διάγραμμα Ροής της Προσομοίωσης των RMPG Χρηστών | 68 |
| 4.4 ΜΕΤΡΙΚΕΣ ΤΥΧΑΙΟΤΗΤΑΣ ΤΗΣ ΠΡΟΣΟΜΙΩΣΗΣ | 71 |
| 4.5 ΜΕΤΡΗΣΕΙΣ ΠΡΟΣΟΜΙΩΣΗΣ | 72 |
| 4.5.1 Λειτουργικές Παράμετροι | 73 |
| 4.5.2 Διαστασιοποίηση Παραμέτρων της Πλατφόρμας RMPG..... | 73 |
| 4.5.3 Επικύρωση των Μηχανισμών της RMPG και των Παραγόμενων Ιχνοακολουθιών | 75 |
| ΣΤΑΘΜΙΣΜΕΝΟ ΜΑΘΗΣΙΑΚΟ ΑΥΤΟΜΑΤΟ..... | 79 |
| 5.1 ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΔΙΑΔΡΟΜΩΝ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΜΑΘΗΣΙΑΚΟΥ ΑΥΤΟΜΑΤΟΥ | 79 |
| 5.2 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΠΡΟΣΟΜΙΩΣΗΣ | 83 |
| 5.3 ΠΑΡΑΛΛΑΓΕΣ – ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΕΙΣ: ΣΤΑΘΜΙΣΜΕΝΟ ΑΥΤΟΜΑΤΟ | 87 |
| 5.3.1 Συνυπολογισμός 2ης και 3ης Καλύτερης Πρόβλεψης | 88 |
| 5.3.2 Μηχανισμός Αυτορύθμισης..... | 89 |
| 5.3.3 Συμπεράσματα | 90 |
| ΣΥΓΡΙΣΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΚΙΝΗΣΗΣ ΣΤΗΝ RMPG | 93 |
| 6.1 ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΚΙΝΗΣΗΣ LIU ΚΑΙ MAGUIRE | 93 |

| | |
|---|------------|
| 6.1.1 Υλοποίηση του Αλγορίθμου Πρόβλεψης Κίνησης των Liu και Maguire..... | 94 |
| 6.1.2 Μοντέλο Κίνησης..... | 96 |
| 6.1.3 Βάση Μονοπατιών Κίνησης (IPB)..... | 98 |
| 6.1.4 Κινητοί Αλγόριθμοι Πρόβλεψης Κίνησης – MMPA..... | 99 |
| 6.2 LEZI-UPDATE ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ..... | 107 |
| 6.2.1 Εισαγωγή..... | 107 |
| 6.2.2 Αλγόριθμος LZ78 και LeZi-update..... | 109 |
| 6.2.3 Πρόβλεψη Επόμενης Θέσης– Τεχνική «Exclusions»..... | 110 |
| 6.2.4 Υλοποίηση Αλγορίθμου LeZi-update στην Πλατφόρμα RMPG..... | 111 |
| 6.3 ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ | 118 |
| ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ – ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΚΑΤΕΥΘΥΝΣΕΙΣ..... | 122 |
| 7.1 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ..... | 122 |
| 7.2 ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΕΣ ΚΑΤΕΥΘΥΝΣΕΙΣ | 125 |
| ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ | 127 |

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Κεφάλαιο 2

| | |
|--|----|
| Σχήμα 2 - 1: Ιδεατός Χάρτης Μοντέλων Κίνησης, [Bet01] | 8 |
| Σχήμα 2 - 2: Κατηγοριοποίηση των Μοντέλων Κίνησης, [Ste02] | 10 |
| Σχήμα 2 - 3: Μοντέλο Random Waypoint σε Περιοχή A | 11 |
| Σχήμα 2 - 4: Διάγραμμα Καταστάσεων Κίνησης Markov | 12 |
| Σχήμα 2 - 5: Έξι Ισοδύναμες Διαδρομές, [Tua03] | 18 |
| Σχήμα 2 - 6: Reference Point Group Model | 23 |
| Σχήμα 2 - 7: Κίνηση με Εμπόδια και Προκαθορισμένα Μονοπάτια, [Jar03] | 31 |
| Σχήμα 2 - 8: Manhattan Περιβάλλον, [Kat05] | 32 |
| Σχήμα 2 - 9: Γραφικό Μοντέλο του Κέντρου μιας Πόλης, [Tia02] | 33 |
| Σχήμα 2 - 10: Σενάριο Συνεδρίου, [Joh99] | 35 |
| Σχήμα 2 - 11: Ολοκληρωμένο Εργαλείο Μοντελοποίησης Κίνησης, [Mar97] | 36 |

Κεφάλαιο 3

| | |
|---|----|
| Σχήμα 3 - 1: Παράμετροι για τον Υπολογισμό της Πιθανότητας Κατεύθυνσης, [Alj01] | 39 |
| Σχήμα 3 - 2: Ιεραρχικό Μοντέλο Πρόβλεψης Θέσης..... | 41 |
| Σχήμα 3 - 3: Αξιοποίηση της Τοπικής Πρόβλεψης για την Επιλογή ενός Υποψήφιου UMP, [Liu98] | 42 |
| Σχήμα 3 - 4: Παράδειγμα Παραθύρου Περιόδου $2T_{int}$, [Cho98] | 45 |
| Σχήμα 3 - 5: Δομή MT-1 Αλγορίθμου, [Zai05] | 49 |
| Σχήμα 3 - 6: Δομή Προ-Φίλτρου MT-1 Αλγορίθμου, [Zai05] | 49 |
| Σχήμα 3 - 7: Δομή MT-2 Αλγορίθμου, [Zai05] | 50 |
| Σχήμα 3 - 8: Αυτοανάδρομος Εκτιμητής Κίνησης, [Zai04] | 52 |

Κεφάλαιο 4

| | |
|---|----|
| Σχήμα 4 - 1: Γωνίες Κατεύθυνσης, [Bet04] | 59 |
| Σχήμα 4 - 2: Αρχιτεκτονική της RMPPG | 60 |
| Σχήμα 4 - 3: Αντιστοίχιση των Συντεταγμένων (x, y) σε Σταθμούς Βάσης (Cell IDs) | 63 |
| Σχήμα 4 - 4: Διάγραμμα Ροής της Προσομοίωσης των RMPPG Χρηστών | 70 |
| Σχήμα 4 - 5: Διαστασιοποίηση Trip ($r=1$) | 73 |
| Σχήμα 4 - 6: Διαστασιοποίηση Trip ($r=2$) | 74 |
| Σχήμα 4 - 7: Διαστασιοποίηση Trip ($r=3$) | 74 |
| Σχήμα 4 - 8: Ακρίβεια πρόβλεψης με $W=4$ για Τρεις Διαφορετικές Τιμές του r | 75 |
| Σχήμα 4 - 9: Ακρίβεια Πρόβλεψης Βάσει Τυχαιότητα Προφίλ..... | 76 |
| Σχήμα 4 - 10: Πλήρως Στοχαστική Κίνηση | 77 |
| Σχήμα 4 - 11: Ακρίβεια Πρόβλεψης: City Simulator και RMPPG Ιχνοακολουθίες | 78 |

Κεφάλαιο 5

| | |
|---|----|
| Σχήμα 5 - 1: Σχεδιάγραμμα της Βάσης Δεδομένων για το Προσωπικό Αυτόματο | 81 |
| Σχήμα 5 - 2: Σχεδιάγραμμα της Βάσης Δεδομένων για το Καθολικό Αυτόματο | 83 |
| Σχήμα 5 - 3: Καθολικό Αυτόματο – Αποτελέσματα Προσομοίωσης..... | 85 |
| Σχήμα 5 - 4: Προσωπικό Αυτόματο – 1 ^η Καλύτερη Πρόβλεψη..... | 86 |
| Σχήμα 5 - 5: Προσωπικό Αυτόματο – 2 ^η & 3 ^η Καλύτερες Προβλέψεις..... | 86 |
| Σχήμα 5 - 6: Σταθμισμένο Αυτόματο – 1 ^η Καλύτερη Πρόβλεψη..... | 87 |
| Σχήμα 5 - 7: Σταθμισμένο Αυτόματο – 2 ^η & 3 ^η Καλύτερες Προβλέψεις | 87 |
| Σχήμα 5 - 8: WA-Προφίλ A, B, C – Συνυπολογισμός 2 ^{ης} & 3 ^{ης} Καλύτερης Πρόβλεψης | 89 |
| Σχήμα 5 - 9: Προφίλ A, B και C- Μηχανισμός Αυτορύθμισης | 90 |
| Σχήμα 5 - 10: Profile A – Σύγκριση..... | 91 |
| Σχήμα 5 - 11: Profile B – Σύγκριση..... | 91 |
| Σχήμα 5 - 12: Profile C – Σύγκριση..... | 92 |

Κεφάλαιο 6

| | |
|--|-----|
| Σχήμα 6 - 1: Μοντέλο Διαχείρισης Κίνησης (PMM), [Liu96a]..... | 94 |
| Σχήμα 6 - 2: Παραδείγματα Μοντέλου MC..... | 97 |
| Σχήμα 6 - 3: Παραδείγματα Μοντέλου MT..... | 98 |
| Σχήμα 6 - 4: Πίνακας MT..... | 98 |
| Σχήμα 6 - 5: Πίνακας MC | 99 |
| Σχήμα 6 - 6: μ -matching..... | 103 |
| Σχήμα 6 - 7: η -matching..... | 104 |
| Σχήμα 6 - 8: Φ -matching | 106 |
| Σχήμα 6 - 9: Κωδικοποιητής στο Κινητό Τερματικό | 109 |
| Σχήμα 6 - 10: Αποκωδικοποιητής στο Σύστημα..... | 109 |
| Σχήμα 6 - 11: Βελτιωμένος Αποκωδικοποιητής στο Σύστημα | 110 |
| Σχήμα 6 - 12: LeZi-update Σχήμα Πρόβλεψης | 111 |
| Σχήμα 6 - 13: LeZi-update – Πίνακας 1..... | 112 |
| Σχήμα 6 - 14: LeZi-update – Πίνακας 2..... | 113 |
| Σχήμα 6 - 15: LeZi-update – Πίνακας 3..... | 114 |
| Σχήμα 6 - 16: Ψευδοκώδικας του Προγράμματος | 115 |
| Σχήμα 6 - 17: Δέντρο του Πίνακα 2..... | 116 |
| Σχήμα 6 - 18: Προφίλ A – Σύγκριση Αλγορίθμων Πρόβλεψης Κίνησης..... | 119 |
| Σχήμα 6 - 19: Προφίλ B – Σύγκριση Αλγορίθμων Πρόβλεψης Κίνησης | 120 |
| Σχήμα 6 - 20: Προφίλ B – Σύγκριση Αλγορίθμων Πρόβλεψης Κίνησης | 120 |

Κεφάλαιο 7

| | |
|---|-----|
| Σχήμα 7 - 1: Γραφική Διεπαφή Πλατφόρμας RMPG..... | 126 |
|---|-----|

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

| | |
|--|-----|
| Πίνακας I: Λειτουργικές Παράμετροι της Πλατφόρμας RMPG..... | 73 |
| Πίνακας II: Προφίλ Χρηστών..... | 85 |
| Πίνακας III: Στιγμιότυπα Εισαγωγής Δεδομένων στη Βάση – Πίνακας 1 | 113 |
| Πίνακας IV: Κατακερματισμός Ακολουθίας CIDs– 1002 2002 3002 2003 2002..... | 113 |
| Πίνακας V: Ο Πίνακας 1 της Βάσης Δεδομένων..... | 116 |
| Πίνακας VI: Ο Πίνακας 2 της Βάσης Δεδομένων..... | 116 |
| Πίνακας VII: Οι Τάξεις (Orders) Markov για την Ακολουθία 3002 3003..... | 117 |

Ευχαριστίες

Με την ευκαιρία που μου δίνεται, θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους αυτούς οι οποίοι βοήθησαν έμμεσα ή άμεσα στην ολοκλήρωση αυτού του έργου. Αισθάνομαι λοιπόν την ανάγκη να ευχαριστήσω όλους τους καθηγητές μου, τους συνεργάτες μου, τους φίλους μου και τα μέλη της οικογένειάς μου. Αν και είναι αδύνατον να εκθέσω όλα τα ονόματα, θα ήθελα να αναφερθώ ονομαστικά σε ορισμένους ανθρώπους χωρίς τη συμβολή των οποίων αυτή η εργασία δεν θα είχε ολοκληρωθεί.

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Καθηγητή Λάζαρο Μεράκο, ο οποίος μου έδωσε τη δυνατότητα να γνωρίσω καινούργιες ερευνητικές περιοχές και μου ανέπτυξε το αίσθημα της αναζήτησης, της κατανόησης και της συνεργασίας. Η κριτική του ικανότητα, η συγκροτημένη σκέψη του, αλλά κυρίως η ευγένεια και το ήθος του αποτέλεσαν για μένα πηγή μάθησης και παραδειγματισμού.

Στη συνέχεια, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Επίκουρο Καθηγητή Στάθη Χατζηευθυμιάδη για τη συνεχή υποστήριξη, την επιμονή, την έμπνευση και το ζήλο που έδειξε για την ολοκλήρωση αυτής της εργασίας. Οι συζητήσεις μαζί του κράτησαν ζωντανή τη συνεχή αναζήτηση βέλτιστων λύσεων μέχρι και το τέλος της παρούσας εργασίας.

Πολλά ευχαριστώ στον Νίκο Φραγκιαδάκη για τη δική του βοήθεια. Ο τρόπος σκέψης του και η επιμονή του ήταν για μένα υποδειγματικά. Ταυτόχρονα, η συνεργασία μαζί του αποτέλεσε σίγουρα μια από τις πιο ευχάριστες περιόδους αυτά τα χρόνια.

Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά: τον Νίκο Πασσά, ο οποίος βοήθησε στην ομαλή προσαρμογή μου στο χώρο του πανεπιστημίου, ενώ η θετική σκέψη του, η υπομονή του και η ενθάρρυνσή του ήταν σημαντικά για την προσαρμογή μου στο χώρο των δικτύων και τηλεπικοινωνιών· και τον Βαγγέλη Ζέρβα για τις πολύτιμες γνώσεις και συμβουλές του, οι οποίες έδωσαν ώθηση για περαιτέρω μελέτη.

Στα χρόνια που εκπόνησα τη διδακτορική διατριβή μου ήμουν μέλος του εργαστηρίου Δικτύων και Επικοινωνιών. Εκεί είχα την ευκαιρία να συζητήσω, να ανταλλάξω απόψεις, επιστημονικές ή μη, και να συνεργαστώ με πολλούς ανθρώπους οι οποίοι είχαν πάντα την υπομονή να με ακούσουν, να με συμβουλέψουν και να με βοηθήσουν. Ένα μεγάλο ευχαριστώ στους Σαράντη Πασκαλή, Γιάννη και Νίκο Πρίγγουρη, Τάσο Ιωαννίδη, Βασίλη Μπαούση, Δημήτρη Σκυριανόγλου, Γιώργο Λαμπρόπουλο και Γιώργο Νικολαΐδη.

Ευχαριστώ επίσης τη φίλη μου Αγγελική Τσαμπάζη, η οποία ασχολήθηκε με τη φιλολογική επιμέλεια του κειμένου.

Όλα αυτά τα χρόνια υπήρξαν και οι άνθρωποι που με συντρόφευαν και μου συμπαραστέκονταν στις προσωπικές μου στιγμές, οι φίλοι μου. Πιο κοντά από όλους βρισκόταν η Τρισεύγενη Πουλοπούλου, η οποία με τη φροντίδα και την αγάπη της μου προσέφερε την εσωτερική γαλήνη και ηρεμία. Τους ευχαριστώ θερμά.

Τέλος, ευχαριστώ ιδιαίτερα την οικογένειά μου και τους συγγενείς μου για την αμέριστη υποστήριξη και τη συμπαράστασή τους όλα αυτά τα χρόνια.

Αθήνα
Μάιος 2005

Μιλτιάδης Κυριακάκος

Κεφάλαιο 1

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Κατά το πρόσφατο παρελθόν παρατηρήθηκε μια εντυπωσιακή ανάπτυξη στην περιοχή των ασύρματων-κινητών τηλεπικοινωνιών και υπηρεσιών. Επίσης, το γενικότερο πλαίσιο που προέκυψε από την περιοχή των κατανεμημένων συστημάτων και είναι πλέον γνωστό ως κινητός υπολογισμός έχει προσελκύσει το έντονο ενδιαφέρον του ακαδημαϊκού κόσμου και της βιομηχανίας. Νέα πρωτόκολλα, σχήματα, εφαρμογές και υπηρεσίες μελετώνται συνεχώς, αναπτύσσονται και εφαρμόζονται σε πραγματικές συνθήκες. Επίσης, η ραγδαία ανάπτυξη έχει προκαλέσει συζητήσεις σχετικά με άλλα προηγμένα υπολογιστικά παραδείγματα όπως αυτό του διάχυτου υπολογισμού (Pervasive Computing) [Sat01].

Ένα από τα κυριότερα ερευνητικά θέματα για τη σχεδίαση αλγορίθμων διαχείρισης πόρων σε ασύρματες υποδομές αποτελεί η εμφάνιση των μεταπομπών στα κυψελοειδή κινητά δίκτυα. Οι μηχανικοί δικτύων και υπηρεσιών ενδιαφέρονται συνήθως για τον τρόπο ελαχιστοποίησης ή ακόμα και για την εξάλειψη των προβλημάτων που προκαλούνται από τις διαλήψεις στο φυσικό μέσο παροχής σύνδεσης και υπηρεσιών. Στο πρόσφατο παρελθόν η δυναμική μέθοδος, που περιλαμβάνει την πρόβλεψη της (πορείας) κίνησης, έχει υιοθετηθεί για την εξάλειψη τέτοιων προβλημάτων στον κινητό υπολογισμό. Η προδραστική διαχείριση δικτυακών πόρων, που βασίζεται σε έναν κατάλληλα δομημένο εκτιμητή μετακίνησης, επιτρέπει στο σχεδιαστή του δικτύου να

αποφύγει (αντί να κληθεί να διορθώσει) τις αρνητικές επιπτώσεις των μεταπομπών. Οι δικτυακοί πόροι που θα μπορούσαν να ρυθμιστούν μέσω αυτού του σχήματος περιλαμβάνουν το δικτυακό εύρος ζώνης, τα πακέτα επιπέδου MAC, τα αρχεία και τα πακέτα, χωρίς ωστόσο να περιορίζονται σε αυτά. Οι δικτυακοί μηχανισμοί, που ενεργούν πριν από μια μεταπομπή, μπορούν να προδεσμεύσουν εύρος ζώνης ή πλαίσια MAC (π.χ. χρονοθυρίδες TRMA) και να επανατοποθετήσουν τα αρχεία ή να επαναμεταδώσουν τα πακέτα στην πλέον πιθανή υποψήφια κυψέλη από τη γειτονιά της τρέχουσας επισκεπτόμενης κυψέλης. Μετά από μια μεταπομπή το κινητό τερματικό δεν χρειάζεται να ανταγωνιστεί με τα υπόλοιπα τερματικά της κυψέλης για τους πεπερασμένους δικτυακούς πόρους (δηλαδή το εύρος ζώνης στο νέο σταθμό βάσης είναι περιορισμένο· το ίδιο πράγμα ισχύει και για την αρχειοθέτηση στην περιοχή αποθήκευσης ή τη μνήμη προσωρινής αποθήκευσης) αλλά απολαμβάνει μια προρυθμισμένη διευθέτηση. Ως εκ τούτου, λόγω της προδραστικής διαχείρισης των δικτυακών πόρων, ο κινητός χρήστης δεν αντιλαμβάνεται διακοπές (δηλαδή αυξημένη πιθανότητα διακοπής κλήσης) ή χαμηλή απόδοση στην παροχή μιας υπηρεσίας (για παράδειγμα, μια τηλεφωνική κλήση ή μια εκπομπή βίντεο).

Ένα τέτοιο προδραστικό διαχειριστικό σχήμα δικτυακών πόρων είναι εξαιρετικά σημαντικό στις ασύρματες-κινητές υποδομές δικτύωσης και υπηρεσίες, με τους σχετικά μικρούς χρόνους παραμονής σε μία κυψέλη και τα πολλαπλά συμβάντα μεταπομπών κατά τη διάρκεια των χαρακτηριστικών συνόδων ενός χρήστη. Ασύρματα τοπικά δίκτυα [Local Area Networks (LANs)] είναι ενδεικτικά παραδείγματα τέτοιων υποδομών.

Σε αυτό το ιδιαίτερα δυναμικό τεχνολογικό τοπίο, τα περιβάλλοντα και τα εργαλεία προσομοίωσης υπολογιστών διαδραματίζουν πολύ σημαντικό ρόλο. Η χρήση τους επιτρέπει τη δοκιμή, τη διόρθωση και τη βελτιστοποίηση των νέων λύσεων πριν από την υλοποίηση πρωτοτύπων και την παραγωγή τους σε μεγάλη κλίμακα. Στην περιοχή των συστημάτων κινητού υπολογισμού, η εφαρμογή της τεχνολογίας προσομοίωσης εξετάζει προβλήματα όπως η κινητή δικτύωση (Mobile Networking) (για παράδειγμα, TCP, Mobile IP), η κινητή πρόσβαση πληροφοριών (Mobile Information Access) [αποσυνδεδεμένη λειτουργία, κινητό ενδιάμεσο λογισμικό (Mobile Middleware)], οι

προσαρμοστικές εφαρμογές [πληρεξούσια (proxies), διακωδικοποίηση (transcoding)], τα συστήματα εντοπισμού θέσης (GPS, Terrestrial Position Fixing) κ.λπ. Για την αξιολόγηση και αποτίμηση σχημάτων που περιλαμβάνουν κινητικότητα χρηστών [εφεξής θα αναφέρονται ως μηχανισμοί κινητικότητας (Mobility Functions)] θεωρείται εξαιρετικά σημαντική η αναπαραγωγή των ιχνών μετακίνησης, αρκετά παρόμοιων με την πραγματική ανθρώπινη συμπεριφορά κίνησης.

Η κίνηση ενός ανθρώπου έχει ορισμένα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά, όπως είναι για παράδειγμα η κανονικότητα (regularity), τα οποία τα σύγχρονα εργαλεία προσομοίωσης τείνουν να αγνοήσουν. Η παράβλεψη τέτοιων ιδιαιτεροτήτων οδηγεί το μηχανικό ασύρματων-κινητών συστημάτων σε υιοθέτηση υποβέλτιστων λύσεων. Τα σύγχρονα εργαλεία προσομοίωσης θεωρούν τη μετακίνηση των χρηστών ιδιαίτερα στοχαστική από πλευράς ταχύτητας και κατεύθυνσης, με αποτέλεσμα να παράγουν λανθασμένες εκτιμήσεις και διαστασιολογήσεις. Από την άλλη μεριά, κάποιος μπορεί εύκολα να αναφέρει πολλά εργαλεία προσομοίωσης που υποστηρίζουν τα κινητά πρωτόκολλα αλλά παρέχουν μόνο τα βασικά εργαλεία για την περιγραφή της κινητικότητας. Ενδεικτικά παραδείγματα τέτοιων προσομοιωτών είναι το δημοφιλές OPNET [URL1] και το NS2 [URL2].

Αντικείμενο της παρούσας εργασίας είναι η υιοθέτηση ενός μηχανισμού κινητικότητας σε θέματα πρόβλεψης κίνησης κινούμενων τερματικών σε ασύρματα περιβάλλοντα, καθώς και η δημιουργία ενός κατάλληλου περιβάλλοντος ελέγχου-δοκιμών και αξιολόγησης της απόδοσης τέτοιων μηχανισμών σε περίπτωση ρεαλιστικού φόρτου κίνησης.

Η δομή της παρούσας εργασίας είναι η εξής:

Στο Κεφάλαιο 2 παρουσιάζονται τα διάφορα μοντέλα κινητικότητας που έχουν προταθεί στη βιβλιογραφία για την προσομοίωση της κινητικότητας σε ασύρματα δίκτυα. Αρχικά τα μοντέλα κατηγοριοποιούνται και στη συνέχεια παρουσιάζεται αναλυτικά ο τρόπος λειτουργίας τους. Η πληθώρα των μοντέλων κινητικότητας αποδεικνύει τη δυσκολία που υπάρχει στο να περιγραφεί κάθε μορφή κινητικότητας μόνο από ένα μοντέλο.

Μηχανισμοί πρόβλεψης κίνησης οι οποίοι βασίζονται σε ιστορικά πρότυπα κίνησης παρατίθενται στο Κεφάλαιο 3. Αναλύονται οι διάφορες τεχνικές και μηχανισμοί που υιοθετήθηκαν στη βιβλιογραφία με στόχο τη βελτίωση της διαχείρισης των πόρων ενός ασύρματου δικτύου.

Στο Κεφάλαιο 4 εξετάζεται η ανάπτυξη μιας γεννήτριας ρεαλιστικών προτύπων κίνησης [Realistic Mobility Pattern Generator (RMPG)]. Αναφέρονται άλλες πλατφόρμες προσομοίωσης, περιγράφεται το μοντέλο κίνησης που χρησιμοποιήθηκε και αναλύονται οι εσωτερικοί μηχανισμοί της πλατφόρμας RMPG. Μέσω ενός αλγορίθμου πρόβλεψης κίνησης αξιολογούνται οι εσωτερικοί μηχανισμοί της πλατφόρμας RMPG και η ρεαλιστικότητα των ιχνοακολουθιών που παράγει. Τέλος, προτείνονται δύο μετρικές τυχαιότητας για να δώσουν μια αίσθηση για το υψηλό ή χαμηλό βαθμό στοχαστικότητας ενός χρήστη που προσομοιώνεται στην προαναφερθείσα πλατφόρμα και να διαμορφώσουν ένα συγκεκριμένο πλαίσιο αξιολόγησης προσομοιώσεων κινητικότητας. Η σχετική εργασία παρουσιάστηκε στο συνέδριο IEEE PIMRC '02 ([Fra02]) και στα περιοδικά International Journal of Communication Systems της Wiley InterScience ([Kyr03a]) και Simulation Modeling Practice and Theory της Elsevier Science ([Kyr04]).

Στο Κεφάλαιο 5 παρουσιάζεται μια παραλλαγή ενός αλγορίθμου πρόβλεψης κίνησης που συζητήθηκε αρχικά στο [Had99]. Ο υπό εξέταση αλγόριθμος βασίζεται σε μια τεχνική από την τεχνητή νοημοσύνη (AI), δηλαδή σε ένα μαθησιακό αυτόματο (Learning Automaton) [Nar89]. Το μαθησιακό αυτόματο, βασισμένο σε μια κατάλληλα δομημένη βάση γνώσεων, ορίζει τιμές πιθανότητας στη γειτονιά της τρέχουσας επισκεπτόμενης κυψέλης. Η υψηλότερη πιθανότητα καταδεικνύει την πιο πιθανή επόμενη επισκεπτόμενη κυψέλη. Στην αρχική σχεδίαση οι αποφάσεις του αλγορίθμου επηρεάζονταν μόνο από την ιστορία κίνησης του υπό εξέταση χρήστη. Εδώ προτείνεται ένα ενισχυμένο σχήμα όπου αξιοποιούνται όχι μόνο οι καταγεγραμμένες πληροφορίες ανά χρήστη, αλλά και ένα καθολικό αυτόματο εκμάθησης που επηρεάζεται από τις κινήσεις όλων των χρηστών του συστήματος. Δύο επιπρόσθετοι μηχανισμοί, ο συνυπολογισμός 2ης και 3ης καλύτερης πρόβλεψης και ο αυτορυθμιζόμενος μηχανισμός, εφαρμόζονται στον αλγόριθμο για την περαιτέρω βελτίωση της απόδοσής του. Οι προσομοιώσεις πραγματοποιούνται στην

πλατφόρμα RMPG. Η σχετική εργασία παρουσιάστηκε στο συνέδριο της IEEE DEXA (Workshop Nbis '03) ([Kyr03c]) και στο περιοδικό IEEE Wireless Communications Magazine ([Kyr03b]). Τέλος,

Προκειμένου να αξιολογηθεί περαιτέρω ο προτεινόμενος αλγόριθμος πρόβλεψης κίνησης, στο Κεφάλαιο 6 αναλύονται, υλοποιούνται και εξετάζονται στην πλατφόρμα RMPG δύο ευρέως διαδεδομένοι και χρησιμοποιούμενοι στη βιβλιογραφία αλγόριθμοι που βασίζονται σε σχήματα όπως το λεξικό Lempel-Ziv [Ziv78]. Η υλοποίηση και η σύγκριση αλγορίθμων πρόβλεψης κίνησης σε κοινό περιβάλλον προσομοίωσης δείχνουν τόσο τη σημασία υλοποίησης μιας πλατφόρμας όπως η RMPG όσο και την καλή απόδοση που έχει ο προτεινόμενος αλγόριθμος πρόβλεψης κίνησης. Τα συγκριτικά αποτελέσματα παρατίθενται και αναλύονται.

Αποτελέσματα που αφορούν τη βελτίωση του προτεινόμενου αλγορίθμου πρόβλεψης κίνησης, τη σύγκριση με άλλα αλγοριθμικά σχήματα (Κεφάλαιο 6) καθώς και τη μαθηματική περιγραφή της πλατφόρμας RMPG έχουν υποβληθεί προς κρίση στο περιοδικό Computer Networks της Elsevier Science.

Τέλος, το Κεφάλαιο 7 ανακεφαλαιώνει την παρούσα εργασία, εκθέτει τα συμπεράσματα και θέτει τις μελλοντικές ερευνητικές κατευθύνσεις που προκύπτουν από αυτήν.

Κεφάλαιο 2

ΜΟΝΤΕΛΑ ΚΙΝΗΤΙΚΟΤΗΤΑΣ

Με την αυξανόμενη ζήτηση για τις εφαρμογές πολυμέσων, τις ενήμερες για τη θέση του τερματικού υπηρεσίες και για την αποθηκευτική ικανότητα των συστημάτων, αναγνωρίζεται πλέον όλο και περισσότερο ότι η μοντελοποίηση και η διαχείριση της θέσης και της κίνησης ενός αντικειμένου είναι κρίσιμες για τον εντοπισμό του στα ασύρματα δίκτυα πληροφοριών. Παρόλο που η υποστήριξη της κινητικότητας παρέχει μεγάλη ευκολία και ευελιξία στους κινητούς χρήστες, ταυτόχρονα εισάγει πολλά ζητήματα στην αρχιτεκτονική, τον προγραμματισμό και την αξιολόγηση της απόδοσης των δικτύων. Επίσης, η μοντελοποίηση της κίνησης και της θέσης επηρεάζει έντονα την επιλογή και την απόδοση των διαχειριστικών αλγορίθμων κίνησης και των πόρων ενός δικτύου, για παράδειγμα, τη δρομολόγηση και τη μεταπομπή.

Η θέση ενός χρήστη μπορεί να μοντελοποιηθεί ή να περιγραφεί με διαφορετικές μεθόδους, ανάλογα με την υποδομή του δικτύου. Στα κυψελοειδή δίκτυα ένας σταθμός βάσης χρησιμεύει ως σημείο πρόσβασης για την παροχή των ασύρματων υπηρεσιών. Δεδομένου ότι στα δίκτυα αυτά κάθε σταθμός βάσης καλύπτει μία κυψέλη, η θέση ενός κινητού αντικειμένου περιορίζεται σε μία κυψέλη. Αυτό σημαίνει ότι, εφόσον γνωρίζουμε την κυψέλη όπου βρίσκεται ο κινητός χρήστης, η θέση του καθορίζεται από την ίδια την κυψέλη. Σε αντίθεση με τα παραπάνω, ο εντοπισμός της θέσης των κινητών

χρηστών στα ειδικά (ad hoc) δίκτυα δεν μπορεί να περιγραφεί από την κυψέλη στην οποία βρίσκεται.

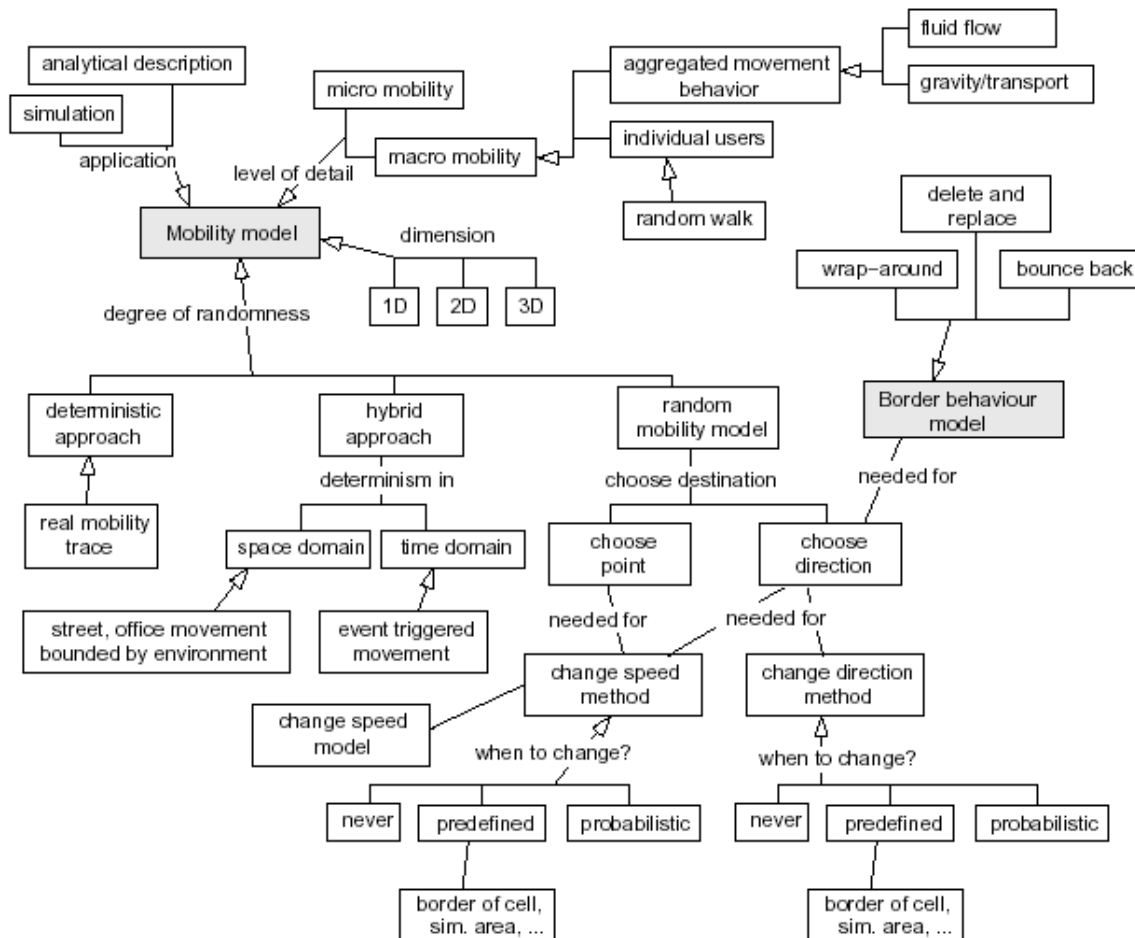
Τα πρότυπα κίνησης των χρηστών διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στην ανάλυση της απόδοσης των ασύρματων δικτύων. Στα κυψελοειδή δίκτυα η συμπεριφορά της κίνησης ενός χρήστη έχει άμεσες επιπτώσεις στην κίνηση της σηματοδοσίας που απαιτείται για τις μεταπομπές και τη διαχείριση θέσης (ανανέωση και αναζήτηση θέσης – Location and Paging updates [Ebe01]). Τα επιπρόσθετα μηνύματα σηματοδοσίας στη ραδιοεπαφή καταναλώνουν τους ραδιοπόρους και αυξάνουν το φόρτο δικτύου. Επιπλέον, η κινητικότητα επιδρά σημαντικά στο χρόνο εκμετάλλευσης καναλιών στις κυκλωματομεταγωγείς (circuit-switched) υπηρεσίες ([Lin97a]), γεγονός που με τη σειρά του επηρεάζει σε πολύ μεγάλο βαθμό την πιθανότητα φραγής και απόρριψης μιας κλήσης ([Lin97b]).

Οι παραπάνω λόγοι καθιστούν τη μοντελοποίηση της κίνησης δομικό στοιχείο για τις μελέτες που βασίζονται σε αναλύσεις και προσομοιώσεις ασύρματων και ειδικών δικτύων. Τα μοντέλα κίνησης είναι συνεπώς απαραίτητα για το σχεδιασμό μηχανισμών ενημέρωσης και αναζήτησης θέσης, για τη διαχείριση των ραδιοπόρων (π.χ. δυναμικός καταμερισμός καναλιών – dynamic channel allocation schemes) και για την αρχιτεκτονική και τον προγραμματισμό των δικτύων (π.χ. κυψελοειδής δομή περιοχής θέσεων, διαστάσεις δικτύου). Η επιλογή του μοντέλου κίνησης επιδρά σημαντικά στα αποτελέσματα που αποκομίζονται με συνέπεια, αν ένα μοντέλο είναι μη ρεαλιστικό, να μπορεί να παραχθούν μη έγκυρα συμπεράσματα. Η μοντελοποίηση της κίνησης διαδραματίζει επίσης σημαντικό ρόλο στην ανάλυση αλγορίθμων και πρωτοκόλλων στα ασύρματα τοπικά δίκτυα (WLANs) και στα αυτο-οργανωμένα (self-organizing) ασύρματα ειδικά δίκτυα.

Για τους λόγους που αναφέρθηκαν στις προηγούμενες παραγράφους θεωρείται σημαντικό να γίνουν κατανοητοί οι μηχανισμοί μοντελοποίησης της κίνησης και της διαχείρισης της θέσης και οι τρόποι με τους οποίους οι συγκεκριμένοι μηχανισμοί εξαρτώνται από τα χαρακτηριστικά των ασύρματων δικτύων.

2.1 Μοντέλα Κίνησης

Σε αυτή την ενότητα περιγράφουμε εν συντομία διάφορα πρότυπα κίνησης που έχουν συζητηθεί και μελετηθεί στις κινητές τηλεπικοινωνίες στο πρόσφατο παρελθόν. Αρκετές προσπάθειες έχουν γίνει στις επιστημονικές μελέτες [Bai04], [Bet01], [Ste02], [Cam02] και [Dav00] προκειμένου να κατηγοριοποιηθούν τα διάφορα μοντέλα κίνησης. Στο Σχήμα 2 - 1 παρουσιάζεται ένας ιδεατός χάρτης με ορισμένα κριτήρια βάσει των οποίων μπορεί να γίνει κατηγοριοποίηση των μοντέλων κίνησης.



Σχήμα 2 - 1: Ιδεατός Χάρτης Μοντέλων Κίνησης, [Bet01]

Στο [Kat05] περιγράφονται τα βασικά χαρακτηριστικά που επηρεάζουν τα παραπάνω μοντέλα:

Διάσταση: Η κίνηση των κινητών συσκευών μπορεί να περιγραφεί σε μία, δύο και τρεις διαστάσεις. Παραδείγματος χάριν, τα μονοδιάστατα μοντέλα είναι κατάλληλα για να

απεικονίσουν συμπεριφορές οχημάτων στις εθνικές οδούς και τα δισδιάστατα μοντέλα είναι πολύ χρήσιμα για την απεικόνιση μετακινήσεων σε πόλεις.

Κλίμακα: Τα διαφορετικά επίπεδα κίνησης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να περιγράψουν μια κίνηση, συμπεριλαμβανομένης της μικροκινητικότητας και της μακροκινητικότητας. Τα πρότυπα μικροκινητικότητας περιγράφουν πώς μια κινητή συσκευή συμπεριφέρεται μέσα σε ένα αυτόνομο δίκτυο ή μέσα σε μία κυψέλη. Σε αυτή την περίπτωση δεν υπάρχουν εμπόδια μεταξύ δύο δικτύων και η καταγεγραμμένη κίνηση του χρήστη μπορεί να αποθηκευτεί σε μια τοπική βάση δεδομένων. Αντίθετα, τα μοντέλα μακροκινητικότητας ενδιαφέρονται για το πώς κινείται ένας χρήστης από ένα δίκτυο σε ένα άλλο.

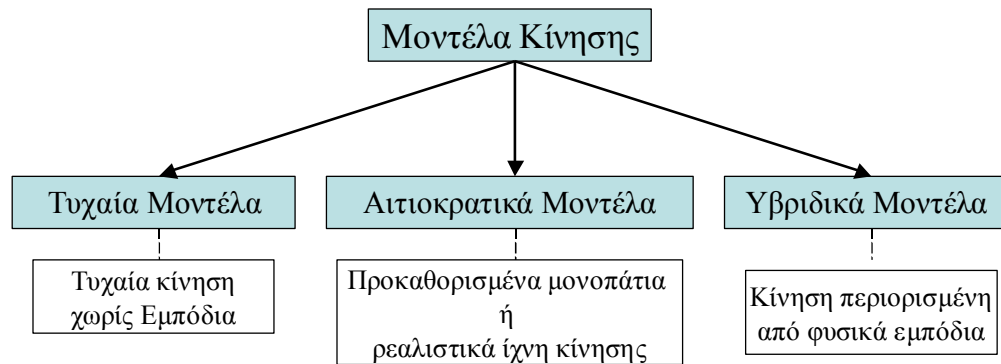
Τυχαιότητα: Δεδομένου ότι η μετακίνηση μιας κινητής συσκευής είναι τυχαία, λόγω των απρόβλεπτων παραγόντων που δύναται να την επηρεάσουν, είναι χρήσιμο να εισαχθεί «τυχαιότητα» στις παραμέτρους που περιγράφουν γενικότερα την κίνησή της. Τέτοιες παράμετροι είναι: η κατεύθυνση, η ταχύτητα, και ο χρόνος παραμονής μέσα σε μια συγκεκριμένη περιοχή, για παράδειγμα, σε μία κυψέλη.

Γεωγραφικοί περιορισμοί: Τα πρότυπα κίνησης μπορούν να είναι πολύ συγκεκριμένα ανάλογα με τα σενάρια προσομοίωσης. Στα κυψελοειδή δίκτυα τα πρότυπα κίνησης διαιρούνται σε τρεις τύπους: κίνηση μέσα σε κτίρια, υπαίθρια κίνηση πεζών και κίνηση με κάποιο όχημα. Σε ένα μοντέλο εσωτερικού χώρου μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένα τρισδιάστατο πρότυπο για να περιγράψει την κίνηση σε ένα πολυώροφο κτίριο όπου εξετάζονται τόσο οι κάθετες όσο και οι οριζόντιες μετακινήσεις.

Προσανατολισμός: Μερικά πρότυπα κίνησης αναπτύσσονται για να περιγράψουν τη διαδρομή ή την πορεία μιας μετακίνησης. Παραδείγματος χάριν, εάν είναι γνωστό ότι ένας κινητός χρήστης θα πάει σε μια συγκεκριμένη θέση, τότε είναι πολύ πιθανό το μοντέλο να υπολογίσει τη θέση και το χρόνο της διαδρομής του.

Δυναμικές παράμετροι: Προκειμένου να καταγραφεί η κίνηση ενός χρήστη σε μεταβλητές συνθήκες, τα πρότυπα κίνησης σχεδιάζονται με τέτοιο τρόπο ώστε να παραγάγουν την επόμενη κίνηση του χρήστη βασισμένα στις τρέχουσες ενέργειές του.

Στις επόμενες ενότητες ακολουθείται η κατηγοριοποίηση που παρουσιάζεται στο Σχήμα 2 - 2 ([Ste02]).



Σχήμα 2 - 2: Κατηγοριοποίηση των Μοντέλων Κίνησης, [Ste02]

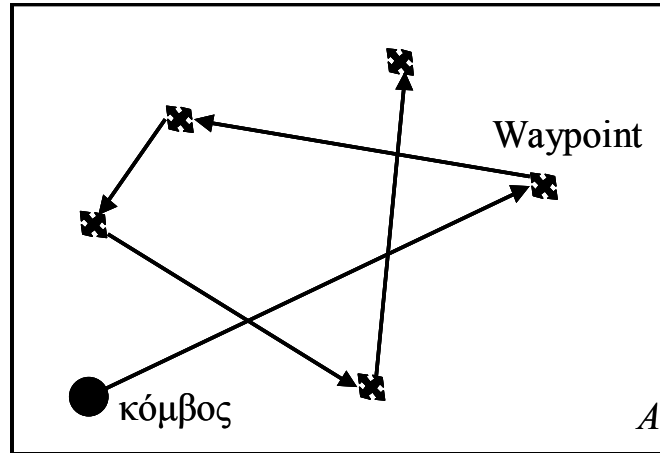
2.2 Τυχαία Μοντέλα

Τα πρότυπα τυχαίας κίνησης προσομοιώνουν τυχαίες κινήσεις σε καθορισμένες περιοχές και η υλοποίησή τους είναι σχετικά εύκολη. Οι παράμετροι της κίνησης αλλάζουν κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης, με αποτέλεσμα να προκύπτουν τυχαίες κατευθύνσεις. Οι περισσότερες προσομοιώσεις δικτύων κινητών τερματικών ακολουθούν αυτό το μοντέλο, επειδή οι ερευνητές εστιάζουν την προσοχή τους περισσότερο στην ανάπτυξη νέων επικοινωνιακών πρωτοκόλλων και όχι σε αυτή καθαυτή την κατασκευή μοντέλων κίνησης. Τα μοντέλα αυτού του τύπου χρησιμοποιούνται κυρίως για στρατιωτικές εφαρμογές ή για εφαρμογές έκτακτης ανάγκης. Η τυχαία κίνηση δεν μπορεί όμως σε καμιά περίπτωση να περιγράψει τις λεπτομέρειες που ενσωματώνει η πραγματική κίνηση.

2.2.1 Μοντέλο Τυχαίου Περιπάτου (Random Walk Model)

Ο τυχαίος περίπατος είναι ένα ευρέως γνωστό πρότυπο κινητικότητας, το οποίο συχνά αναφέρεται και ως κίνηση Brownian. Η τυχαία κίνηση πραγματοποιείται μέσα σε μια εξαρχής ορισμένη περιοχή. Ο κινητός χρήστης κινείται, από μια θέση προς μια άλλη, επιλέγοντας τυχαία κατεύθυνση και ταχύτητα. Στην καινούργια θέση, μια νέα κατεύθυνση και ταχύτητα επιλέγονται για τον χρήστη μη λαμβάνοντας πλέον υπόψη τις προηγούμενες τιμές της ταχύτητας και της θέσης του (memoryless λειτουργία). Η μετακίνηση εμφανίζεται είτε για δεδομένο χρόνο t είτε για δεδομένη απόσταση d . Υπάρχουν διάφορες παραλλαγές του προτύπου τυχαίων περιπάτων. Η πιο γνωστή παραλλαγή είναι το τυχαίο σημειακό πρότυπο (Random Waypoint Model) κινητικότητας, το οποίο παρέχει χρόνους παύσης μεταξύ των αλλαγών στην κατεύθυνση ή/και στην

ταχύτητα (Σχήμα 2 - 3). Θέτοντας το χρόνο παύσης ίσο με μηδέν, το Random Waypoint πρότυπο εξελίσσεται σε έναν τυχαίο περίπατο.



Σχήμα 2 - 3: Μοντέλο Random Waypoint σε Περιοχή A

2.2.2 Μοντέλο Markov

Η διαδικασία Markov είναι μια στοχαστική διαδικασία της οποίας η μελλοντική συμπεριφορά καθορίζεται μόνο από την τρέχουσα κατάσταση. Αυτή η ιδιότητα επιτρέπει στη διαδικασία να μοντελοποιεί τον τυχαίο περίπατο του οποίου η συμπεριφορά επίσης εξαρτάται μόνο από την τρέχουσα κατάσταση. Εάν οι καταστάσεις της διαδικασίας Markov λαμβάνουν μόνο διακριτές τιμές, τότε η διαδικασία ονομάζεται αλυσίδα Markov και μπορεί να περιγραφεί από έναν πίνακα μεταβάσεων πιθανοτήτων P . Ένα στοιχείο του πίνακα P_{ij} περιγράφει την πιθανότητα μετάβασης από την κατάσταση i στην κατάσταση j :

$$P = \begin{bmatrix} P_{00} & P_{01} & P_{02} & \cdots \\ P_{10} & P_{11} & P_{12} & \cdots \\ P_{20} & P_{21} & P_{22} & \cdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

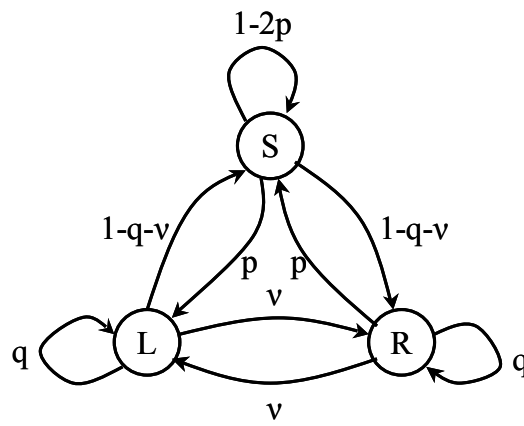
Πολλοί αναλυτές χρησιμοποιούν το μοντέλο κίνησης Markov ως τη μονοδιάστατη έκδοση του τυχαίου περιπάτου που περιγράφεται από έναν 3x3 πίνακα πιθανοτήτων [Noy95]:

$$P = \begin{bmatrix} q & 1-q-v & v \\ p & 1-2p & p \\ v & 1-q-v & q \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

Στην προκειμένη περίπτωση, σύμφωνα με το μοντέλο κίνησης Markov, ένας χρήστης μπορεί να βρίσκεται σε μία από τις τρεις ακόλουθες καταστάσεις (Σχήμα 2 - 4):

1. Κατάσταση L: κατάσταση αριστερής κίνησης
2. Κατάσταση R: κατάσταση δεξιάς κίνησης
3. Κατάσταση S : σταθερή κατάσταση

Το μειονέκτημα του μοντέλου αυτού έγκειται στην έλλειψη ρεαλιστικότητας στην κίνηση, επειδή δεν ορίζει συντεταγμένες σημείων στόχων, αφήνοντας μια χαοτική και άσκοπη κίνηση να λαμβάνει χώρα.



Σχήμα 2 - 4: Διάγραμμα Καταστάσεων Κίνησης Markov

2.2.3 Αφαιρετικό Μοντέλο Καταστάσεων Κίνησης (Abstract Mobility State Model)

Στο μοντέλο που υιοθετείται από τον Kobayashi και τους συνεργάτες του [Kob00] η συμπεριφορά του κινητού χρήστη βασίζεται σε μια ημι-Markov διαδικασία σε ένα γενικό χώρο καταστάσεων A_i . Η κατάσταση ενός κινητού χρήστη αποδίδεται από ένα διάνυσμα (x_1, \dots, x_n) , όπου κάθε στοιχείο του, έστω x_i , αντιπροσωπεύει μια τιμή από ένα πεπερασμένο χαρακτηριστικό χώρο A_i . Οι χαρακτηριστικοί χώροι αντιπροσωπεύουν τις ιδιότητες ενός κινητού χρήστη όπως είναι για παράδειγμα, η θέση, η κατεύθυνση και η ταχύτητα. Το σύνολο των πιθανών καταστάσεων ενός κινητού χρήστη είναι ένα χωρικό διάνυσμα n -διαστάσεων το οποίο έχει την εξής μορφή:

$$S = A_1 \times A_2 \times \dots \times A_n \quad (2.3)$$

Ο χώρος S μπορεί να εμπλουτιστεί χρησιμοποιώντας τους κατάλληλους χαρακτηριστικούς χώρους ως συστατικά στο διάνυσμα καταστάσεων. Η δυναμική

κίνηση ενός χρήστη, η οποία καθορίζεται από τις χρονικά εξαρτώμενες τιμές των χαρακτηριστικών που έχουν χρησιμοποιηθεί, μπορεί στη συνέχεια να περιγραφεί από την τροχιά της μέσα στο χώρο S . Εκτός από τις ενεργές καταστάσεις του S ορίζονται επίσης δύο είδη μη ενεργών καταστάσεων: η κατάσταση πηγή (source state) s και η κατάσταση προορισμού (destination state) d . Ένας χρήστης εισάγεται στο χώρο μόνο από μία κατάσταση s , ενώ εξέρχεται από το χώρο μόνο μέσω μιας κατάστασης d . Τέλος, ένας χρήστης δεν μπορεί ποτέ να μεταβεί από μια κατάσταση ενεργή του S σε μια κατάσταση πηγή.

2.2.4 Εξομαλυσμένο Τυχαίο Μοντέλο Κίνησης (Smooth Random Mobility Model)

Το εξομαλυσμένο τυχαίο πρότυπο κινητικότητας προτείνεται στο [Bet01] ως μικρής κλίμακας πρότυπο κινητικότητας το οποίο εντοπίζει τις τυχαίες κινήσεις σε διαστάσεις περιβάλλοντα. Δύο στοχαστικές διαδικασίες χρησιμοποιούνται για να περιγράψουν τις αλλαγές κατά τη διάρκεια του χρόνου: αλλαγή της ταχύτητας και αλλαγή της κατεύθυνσης. Η ιδέα αυτού του μοντέλου είναι να εξεταστεί ο συσχετισμός της αλλαγής ταχύτητας ή κατεύθυνσης· δηλαδή, η νέα ταχύτητα και η νέα κατεύθυνση συσχετίζονται με τις προηγούμενες τιμές τους έτσι ώστε να μην υπάρχει καμιά ξαφνική αλλαγή ταχύτητας ή απότομη στροφή. Η ταχύτητα αλλάζει αυξητικά εξαιτίας της επιτάχυνσης του κινητού χρήστη, ενώ η αλλαγή κατεύθυνσης γίνεται ομαλά μέσω των διάφορων βημάτων προς την κατεύθυνση στόχο. Στο συγκεκριμένο πρότυπο ένας κινητός χρήστης κινείται με μια σταθερή ταχύτητα u έως ότου μια νέα ταχύτητα στόχος επιλέγεται από μια στοχαστική διαδικασία, οπότε ο κινητός χρήστης επιταχύνει ή επιβραδύνει έως ότου επιτευχθεί η επιθυμητή ταχύτητα. Η συμπεριφορά της ταχύτητας ενός κινητού χρήστη στο χρόνο t περιγράφεται από τρεις παραμέτρους: την τρέχουσα ταχύτητα $u(t)$, την τρέχουσα επιτάχυνση $a(t)$ και μια ταχύτητα στόχο $u^*(t)$. Επιπλέον, υπάρχουν τρεις στατικές παράμετροι ταχύτητας που χαρακτηρίζουν μια συγκεκριμένη ομάδα χρηστών: μέγιστη ταχύτητα U_{max} , ένα σύνολο προτεινόμενων ταχυτήτων $U_p = \{u_0, u_1, \dots\}$ και οι μέγιστες τιμές για την επιτάχυνση ή την επιβράδυνση A_{max} .

Στο παρόν μοντέλο θεωρείται ότι η συχνότητα των γεγονότων μεταβολής της ταχύτητας είναι μια διαδικασία Poisson. Επομένως, τα γεγονότα μεταβολής της ταχύτητας

εμφανίζονται με μια ορισμένη πιθανότητα p_{u^*} κάθε φορά. Κατά τη διάρκεια του χρονικού διαστήματος Δt το ποσοστό άφιξης γεγονότων είναι $1 = p_{u^*}/\Delta t$. Η πιθανότητα μεταβολής της ταχύτητας, $p(t)$, στο χρόνο t είναι:

$$p(t) = \frac{P_{u^*}}{\Delta t} e^{-p_{u^*}t/\Delta t} \quad (2.4)$$

Ας θεωρήσουμε t_0 το χρόνο στον οποίο μια ταχύτητα εμφανίζεται και μια νέα ταχύτητα στόχος $u^*(t_0)$ επιλέγεται. Η επιτάχυνση καθορίζεται βάσει της τρέχουσας ταχύτητας του κινητού. Εάν $u^*(t) > u^*(t_0)$, τότε η επιτάχυνση παίρνει τιμές από την κατανομή:

$$p(a) = \begin{cases} \frac{1}{a_{\max}} & \text{for } 0 < a < a_{\max} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (2.5)$$

Αλλιώς η επιτάχυνση δίνεται από την κατανομή:

$$p(a) = \begin{cases} \frac{1}{a_{\min}} & \text{for } a_{\min} \leq a < 0 \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (2.6)$$

Στη συνέχεια το κινητό ακολουθεί μια αύξηση ή μια μείωση $u(t) = u(t - \Delta t) + a(t)\Delta t$ της ταχύτητάς του σε κάθε βήμα μέχρι να επιτευχθεί η ταχύτητα στόχος. Επίσης, εκτός από τον έλεγχο της ταχύτητας, σε αυτό το μοντέλο εξετάζεται η μεταβολή της κατεύθυνσης. Ας υποθέσουμε ότι κάθε κινητό έχει μια αρχική κατεύθυνση j ($t=0$), η οποία επιλέγεται από μια ομοιόμορφη κατανομή.

$$p(\varphi) = \frac{1}{2\pi} \quad \text{for } 0 \leq \varphi \leq 2\pi \quad (2.7)$$

Όταν ένα κινητό πρόκειται να αλλάξει την κατεύθυνσή του, μια νέα κατεύθυνση στόχος φ^* επιλέγεται από την παραπάνω εξίσωση. Η διαφορά μεταξύ της νέας κατεύθυνσης στόχου και της παλαιάς κατεύθυνσης είναι: $\Delta\varphi(t^*) = |\varphi^*(t^*) - \varphi(t^*)|$ η οποία κατανέμεται ομοιόμορφα μεταξύ $-\pi$ και π . Κατά συνέπεια, η συμπεριφορά της κατεύθυνσης ενός κινητού αντικειμένου στο χρόνο t περιγράφεται επίσης από τρεις τιμές: την τρέχουσα κατεύθυνση $\varphi(t)$, την αλλαγή κατεύθυνσης $\Delta\varphi(t)/\Delta t$ και την κατεύθυνση στόχο $\varphi(t^*)$.

Οι τυχαίες διαδικασίες στη μεταβολή της ταχύτητας και της κατεύθυνσης μπορούν να εξεταστούν χωριστά. Η δυνατότητα αυτή φαίνεται να απλοποιεί τα πράγματα όσον

αφορά την υλοποίηση αλλά κάτι τέτοιο δεν συμβαίνει στην πραγματικότητα. Ένα παράδειγμα συσχέτισης της ταχύτητας και της κατεύθυνσης είναι η «στάση-στροφή-και-φεύγω» διαδικασία, η οποία χαρακτηρίζεται από το γεγονός ότι μια στάση από ένα κινητό αντικείμενο ακολουθείται συχνά από μια αλλαγή της κατεύθυνσης. Δηλαδή, όποτε ένα μέλος σταματά, $v(t)=0$, επιλέγουμε μια κατεύθυνση στόχο φ^* . Στη συγκεκριμένη περίπτωση η αλλαγή της κατεύθυνσης $\Delta\varphi$ παίρνει τιμές από μια ομοιόμορφη κατανομή:

$$p(\Delta\varphi) = \begin{cases} p_{\varphi^*} / 2 & \text{for } \Delta\varphi = \pm\pi / 2 \\ 1 - p_{\varphi^*} & \text{for } \Delta\varphi = 0 \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (2.8)$$

όπου p_{φ^*} είναι η πιθανότητα το κινητό αντικείμενο να αλλάξει κατεύθυνση, η οποία πρέπει να είναι υψηλότερη από αυτή στο συνηθισμένο έλεγχο κατεύθυνσης, όπου $u \neq 0$. Αυτό ενισχύει την υπόθεση ότι, μετά από μια στάση, μια στροφή εμφανίζεται με υψηλότερη πιθανότητα από ότι μια ευθεία κίνηση.

2.2.5 Μοντέλο Brownian

Στο [Ros97] χρησιμοποιείται η μονοδιάστατη έκδοση της κίνησης Brownian. Ένα μόριο κινείται με ένα «χωρικό-βήμα» Δx προς τα δεξιά με πιθανότητα p και προς τα αριστερά με πιθανότητα q , ενώ μένει σταθερό με πιθανότητα $1-p-q$ για κάθε «χρονικό-βήμα» Δt . Για ένα μόριο που αρχίζει να κινείται στο χρόνο $\tau=0$ από τη θέση $x=0$, καθώς τα χωρικά και τα χρονικά βήματα γίνονται απειροελάχιστα μικρά, λαμβάνουμε μια Gaussian συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας για τη θέση του μορίου τέτοια ώστε:

$$P_{x(t)}(x(\tau)) = \frac{1}{\sqrt{\pi D \tau}} e^{-k(x-v\tau)^2 / D\tau} \quad (2.9)$$

όπου $v=(p-q)\Delta x/\Delta t$ είναι η ταχύτητα κλίσης και $D=2((1-p)p + (1-q)q + 2pq)(\Delta x)^2/\Delta t$ είναι η σταθερά διάχυσης, και οι δύο συναρτήσεις των σχετικών τιμών των χρονικών και των χωρικών βημάτων [Ros95a]. Να σημειωθεί ότι τα εξίσου πιθανά βήματα προς τα δεξιά ή τα αριστερά υπονοούν $p=q$ και επομένως $v=0$. Η πιθανότητα θέσης p_j υπολογίζεται με την ολοκλήρωση της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας πάνω στην περιοχή που σχετίζεται με τη θέση j .

Ομοίως, για n-διαστάσεις έχουμε:

$$P_{\mathbf{x}(t)}(\mathbf{x}(\tau)) = \frac{1}{(\pi D\tau)^{n/2}} e^{-\|\mathbf{x}-\mathbf{v}\tau\|^2/D\tau} \quad (2.10)$$

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει το γεγονός ότι η διακύμανση $D\tau/2$, ένα μέτρο αβεβαιότητας της θέσης, δεν εξαρτάται από τη μέση ταχύτητα κλίσης \mathbf{v} . Πρόκειται για ένα σημαντικό χαρακτηριστικό, καθώς σε μερικές μελέτες υψηλότερες τιμές ταχύτητας υπονοούν και υψηλότερη κινητικότητα. Στο συγκεκριμένο μοντέλο όμως δεν ισχύει κάτι τέτοιο, αλλά λαμβάνεται υπόψη μόνο η αβεβαιότητα της θέσης.

2.2.6 Κανονικός Περίπατος (Normal Walk)

Το μοντέλο κανονικού περιπάτου που προτείνεται στο [Tsa99] βασίζεται στην υπόθεση ότι ένα μοντέλο κινητικότητας πρέπει να κατασκευάζεται έχοντας σαν βάση την έννοια του μικρότερου μονοπατιού (shortest-path) για ρεαλιστικά δρομολόγια, διότι ένας χρήστης που κινείται με τυχαίο περίπατο μπορεί να αλλάξει στιγμιαία την κατεύθυνσή του μετά από μερικές μεταπομπές.

Αρχικά γίνεται η υπόθεση ότι ένας κινητός χρήστης κινείται με συγκεκριμένα βήματα σε ένα ευκλείδειο περιβάλλον. Έστω Y_{i-1} η κατεύθυνση κίνησης του βήματος $i-1$, ενώ για το βήμα i , μετά από μια κίνηση αντίθετη προς τη φορά των δεικτών του ρολογιού (περιστροφή μέσω μιας γωνίας θ_i), είναι Y_i , τότε:

$$Y_i = R(\theta_i)Y_{i-1} \quad (2.11)$$

όπου:

$$R(\theta) = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \quad (2.12)$$

Συνεπώς:

$$Y_n = R(\theta_n)R(\theta_{n-1})\dots R(\theta_1)Y_0 = R\left(\sum_{i=1}^n \theta_i\right)Y_0 \quad (2.13)$$

Έστω τώρα Z_n η συντεταγμένη του κινητού χρήστη μετά τη n^{th} κίνησή του. Αρχικά ισχύει:

$$Z_0 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad Y_0 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (2.14)$$

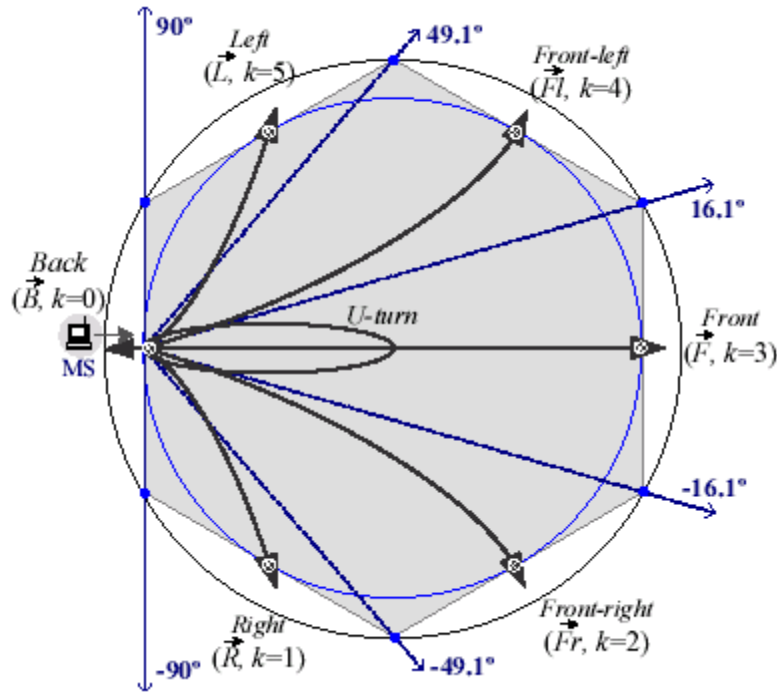
οπότε:

$$Z_n = Z_{n-1} + Y_n = \sum_{i=1}^n R\left(\sum_{j=1}^i \theta_j\right) \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \sum_{i=1}^n \begin{pmatrix} \cos\left(\sum_{j=1}^i \theta_j\right) \\ \sin\left(\sum_{j=1}^i \theta_j\right) \end{pmatrix} \quad (2.15)$$

Η κατανομή της πιθανότητας της θ εξαρτάται από τη συμπεριφορά της κίνησης του κάθε χρήστη. Ο κανονικός περίπατος θεωρείται «περιορισμένος», εάν η θ προσεγγίζεται από μια διακριτή κατανομή πιθανότητας και λαμβάνει συγκεκριμένες τιμές. Εάν η θ περιοριστεί στις δύο αντίστροφες κατευθύνσεις, για παράδειγμα 0 και π , τότε το πρότυπο κίνησης γίνεται μονοδιάστατο. Συνήθως η θ περιορίζεται σε τέσσερις κατευθύνσεις: 0, $\pm\pi/2$ ή π ή στο εξαγωνικό περιβάλλον κίνησης με έξι κατευθύνσεις, δηλαδή $\theta=0$, $\theta=\pm\pi/6$, $\theta=\pm\pi/3$ και $\theta=\pi$. Δυστυχώς, ο περιορισμός του κανονικού περιπάτου σε τέσσερις ή έξι κατευθύνσεις αποδίδεται γραφικά με μια καμπύλη άκαμπτη και απότομη. Για να ομαλοποιήσουμε την καμπύλη μετατρέπουμε τις τιμές κατανομής της θ από διακριτές σε συνεχείς, Είναι σημαντικό το γεγονός ότι όσο χαμηλότερη είναι η τιμή της θ , τόσο πιο ομαλή είναι η καμπύλη και τόσο πιο μεγάλη η κλίμακα κινητικότητας.

2.2.7 Κανονικός Περίπατος (Compact Normal Walk) [Tua03]

Στη ρεαλιστική κίνηση ενός ανθρώπου οι περισσότερες μετακινήσεις του ακολουθούν την επιλογή της πιο σύντομης πορείας (shortest path) ή μια «ψευδογραμμική» διαδρομή. Η πιθανότητα ένας χρήστης να κινηθεί ευθεία είναι συχνά μεγαλύτερη από την πιθανότητα να κινηθεί προς μια άλλη κατεύθυνση. Μια γωνία κλίσης θ ορίζεται εδώ ως μια «κινούμενη» γωνία και χρησιμοποιείται στο πρότυπο κανονικών περιπάτων για να καθορίσει την επόμενη κατεύθυνση την οποία θα ακολουθήσει μετά από ένα βήμα ένας χρήστης όταν κινείται σε μία εξάγωνη κυψέλη. Η κατανομή πιθανότητας της γωνίας κλίσης θ υποτίθεται ότι προσεγγίζει περισσότερο την κανονικότητα παρά την τυχαιότητα. Δηλαδή, η θ έχει μια κανονική κατανομή με τις παραμέτρους μ και σ , όπου το $\mu=0^\circ$ και το σ ανήκει στο διάστημα $[5^\circ, 90^\circ]$. Ένας τέτοιος περίπατος που χρησιμοποιεί μια «κανονική» γωνία κλίσης θ για να αποφασίσει την κατεύθυνση στην οποία θα γίνει η επόμενη μετακίνηση καλείται κανονικός περίπατος.



Σχήμα 2 - 5: Έξι Ισοδύναμες Διαδρομές, [Tua03]

Στο Σχήμα 2 - 5 θεωρείται ότι ένας κινητός χρήστης βρίσκεται πάντα σε ένα από τα έξι σημεία εισαγωγής ή εξόδου τα οποία δηλώνονται με το σύμβολο \otimes . Η κατεύθυνση την οποία θα ακολουθήσει ο κινητός χρήστης εξαρτάται τόσο από το τρέχον σημείο εισόδου/εξόδου όσο και από τη γωνία θ . Οι έξι κατευθύνσεις, οι οποίες έχουν δείκτη k , είναι οι εξής: κίνηση προς τα εμπρός (\vec{F} , $k=3$), κίνηση προς τα πάνω δεξιά (\vec{Fr} , $k=2$), κίνηση προς τα κάτω αριστερά (\vec{Fl} , $k=4$), κίνηση προς τα δεξιά (\vec{R} , $k=1$), κίνηση προς τα αριστερά (\vec{L} , $k=5$), και κίνηση προς τα πίσω (\vec{B} , $k=6$). Η πιθανότητα να κινηθεί ο χρήστης προς μία εκ των έξι κατευθύνσεων δεν είναι η ίδια, αλλά το άθροισμά τους είναι ίσο με τη μονάδα.

2.2.8 Διανυσματικό Μοντέλο Κίνησης (Vector Mobility Model)

Ο Hong και οι συνεργάτες του στο [Hon01] περιγράφουν την κίνηση ενός κόμβου με ένα διάνυσμα \mathbf{M} το οποίο απεικονίζει τη δισδιάστατη ταχύτητά του. Το διάνυσμα κίνησης \mathbf{M} θεωρείται το διανυσματικό άθροισμα του βασικού διανύσματος κίνησης \mathbf{B} και του διανύσματος απόκλισης \mathbf{V} : $\mathbf{M}=\mathbf{B}+\alpha\mathbf{V}$, όπου α είναι ένας παράγοντας επιτάχυνσης, \mathbf{B} είναι ένα διάνυσμα που περιγράφει τη βασική κατεύθυνση και τη βασική ταχύτητα του

κόμβου, και \mathbf{V} είναι το διάνυσμα στο οποίο αποθηκεύεται η πληροφορία της «απόκλισης-κίνησης» από το βασικό διάνυσμα. Με κατάλληλες ρυθμίσεις του παράγοντα επιτάχυνσης και των διανυσμάτων \mathbf{B} και \mathbf{V} , διάφορα μοντέλα μπορούν να περιγραφούν:

1. Μοντέλο Βαρύτητας (Gravity Model): Οι κόμβοι προσπαθούν να συγκεντρωθούν γύρω από ένα συγκεκριμένο σημείο. Σε αυτή την περίπτωση το διάνυσμα \mathbf{B} δείχνει στο σημείο αυτό.
2. Μοντέλο Εξαρτώμενο από τη Θέση (Location Dependent Model): Αντιπροσωπεύει ένα συλλογικό πρότυπο κινητικότητας σε μια περιοχή. Στην περίπτωση αυτή το διάνυσμα \mathbf{B} καθορίζεται από την περιοχή.
3. Μοντέλο Στόχος (Targeting Model): Ο κόμβος κινείται προς συγκεκριμένο στόχο. Στην περίπτωση αυτή το διάνυσμα \mathbf{B} δείχνει στο σημείο στόχο.
4. Μοντέλο Κίνησης Ομάδας (Group Motion Model): Πρόκειται για την κίνηση μιας ομάδας κόμβων. Στην περίπτωση αυτή το διάνυσμα \mathbf{B} είναι η κίνηση της ομάδας.

Το διάνυσμα απόκλισης στα παραπάνω μοντέλα αντιπροσωπεύει τη μεμονωμένη συμπεριφορά κίνησης ενός κόμβου.

2.2.9 Μοντέλο Ροής Ρευστού (Fluid Flow Model)

Το ρευστό πρότυπο εξετάζει την κυκλοφορία στα δίκτυα θεωρώντας ότι αυτή έχει τα χαρακτηριστικά μιας ροής ρευστού. Γενικά, το ρευστό πρότυπο χρησιμοποιείται για να διαμορφώσει τη συνολική συμπεριφορά κίνησης στα μεγάλης κλίμακας περιβάλλοντα. Κατά συνέπεια, το πρότυπο κινητικότητας ροής ρευστού είναι το ιδανικό μοντέλο κίνησης για την κυκλοφορία στις εθνικές οδούς και για άλλα παρόμοια περιβάλλοντα όπου υπάρχει σταθερή ροή των κινητών χρηστών. Το πρότυπο ροής δεν είναι κατάλληλο για να αναπαραστήσει τις κινήσεις μεμονωμένων κινητών χρηστών. Υποθέτει ότι το ποσό «κυκλοφορίας» που περνά από μια περιοχή σε μια άλλη είναι ανάλογο προς τον πληθυσμό των χρηστών της περιοχής, τη μέση ταχύτητα των χρηστών και την επέκταση των ορίων της περιοχής. Το απλό πρότυπο ροής ρευστού που χρησιμοποιήθηκε στο [Tho88] βασίζεται στις εξής παραδοχές:

- Οι κινητοί χρήστες είναι ομοιόμορφα κατανεμημένοι σε μία κυψέλη.

- Οι κινήσεις των κινητών χρηστών δεν σχετίζονται μεταξύ τους, και οι κατευθύνσεις αυτών των κινήσεων είναι ομοιόμορφα καταναμημένες στο διάστημα $[0, 2\pi]$.
- Οι κινητοί χρήστες είναι ομοιόμορφα καταναμημένοι στα όρια της κυψέλης.

2.2.10 Μοντέλο Βαρύτητας (Gravity Model)

Το μοντέλο βαρύτητας ονομάστηκε έτσι επειδή έχει διατυπωθεί με παρόμοιο τρόπο με αυτόν του μοντέλου βαρύτητας Newton. Τα πρότυπα βαρύτητας έχουν χρησιμοποιηθεί εκτενώς στην έρευνα μεταφορών, για να αναπαραστήσουν τη συμπεριφορά της ανθρώπινης κίνησης. Στην απλούστερη μορφή του μοντέλου βαρύτητας, το ποσό της κυκλοφορίας T_{ij} το οποίο μεταφέρεται από την περιοχή i προς την περιοχή j υπολογίζεται από την εξίσωση:

$$T_{ij} = K_{ij} P_i P_j \quad (2.16)$$

όπου το P_i είναι ο πληθυσμός στην περιοχή i , και K_{ij} είναι παράμετροι που πρέπει να υπολογιστούν για όλα τα πιθανά ζεύγη περιοχών (i, j) . Το μοντέλο βαρύτητας περιγράφει την κυκλοφορία στο σύνολό της, όπως απεικονίζεται στην εξίσωση (2.16), αλλά επίσης μπορεί να εξετάσει τη συμπεριφορά κίνησης ενός και μόνο ατόμου. Το πλεονέκτημα του μοντέλου αυτού είναι ότι οι συχνά επισκεπτόμενες θέσεις μπορούν να μοντελοποιηθούν εύκολα, δεδομένου ότι είναι απλώς περιοχές με μεγάλη δημοτικότητα. Η κύρια δυσκολία που συνδέεται με την εφαρμογή του μοντέλου βαρύτητας είναι ότι αποτελεί αρκετά σύνθετο μοντέλο, εφόσον πρέπει να υπολογιστούν πολλές παράμετροι προκειμένου να μοντελοποιηθεί ακριβώς μια περιοχή με πολλές υπο-περιοχές.

2.2.11 Μοντέλο Κίνησης Zonoozi (Zonoozi Mobility Model) [Zon97]

Σε ένα κυψελοειδές δίκτυο η περιοχή υπηρεσιών μπορεί να θεωρηθεί μια περιοχή καλυμμένη από κυκλικές κυψέλες του ίδιου μεγέθους με ακτίνα R . Η περιοχή κάλυψης επιλέγεται με τέτοιο τρόπο ώστε να αναπαριστάνει ένα τυχαίο περιβάλλον. Επίσης, υποτίθεται ότι η κατεύθυνση των κινητών χρηστών παραμένει σταθερή κατά μήκος μιας διαδρομής. Εντούτοις, η κατεύθυνση του κινητού χρήστη από ένα σημείο αφετηρία επιλέγεται από μια ομοιόμορφη κατανομή στο διάστημα $(0, 2\pi)$. Η ταχύτητα του κινητού

χρήστη θεωρείται μια τυχαία μεταβλητή ομοιόμορφης κατανομής που παίρνει τιμές στο διάστημα $(0, V_m)$ και είναι σταθερή κατά τη διάρκεια μιας διαδρομής.

Οι κινητοί χρήστες θεωρούνται ανεξάρτητοι και κατανέμονται ομοιόμορφα σε ολόκληρη την περιοχή υπηρεσιών. Η αρχική θέση ενός κινητού χρήστη αντιπροσωπεύεται από την απόσταση ρ_0 και την κατεύθυνση θ_0 από το σταθμό βάσης ο οποίος βρίσκεται στο κέντρο της κάθε κυψέλης. Συνεπώς, η πιθανότητα να βρεθούν κινητοί χρήστες σε μια ταινία πάχους $d\rho_0$ με απόσταση ρ_0 από το κέντρο μιας κυψέλης είναι:

$$P(\rho_0) = K 2\pi\rho_0 d\rho_0 \quad (2.17)$$

όπου K είναι ένας παράγοντας ίσος με $K = \frac{1}{\pi R^2}$, αφού θα πρέπει να ισχύει:

$$\int_0^R K 2\pi\rho_0 d\rho_0 = 1 \quad (2.18)$$

Προκειμένου να ικανοποιηθούν οι όροι της ομοιόμορφης κατανομής των κινητών χρηστών σε όλη την περιοχή υπηρεσιών, η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας [probability density function (pdf)] της θέσης του κινητού σε πολικές συντεταγμένες $f_{R_0}(\rho_0)$ και $f_{\Theta_0}(\theta_0)$ δίνεται από τις ακόλουθες σχέσεις:

$$f_{R_0}(\rho_0) = \begin{cases} \frac{2\rho_0}{R^2}, & 0 \leq \rho_0 \leq R \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.19)$$

$$f_{\Theta_0}(\theta_0) = \begin{cases} \frac{1}{2\pi}, & 0 \leq \theta_0 \leq 2\pi \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.20)$$

Στα [Xie93b] και [Xie93a] αποδεικνύεται ότι οι κατανομές της ταχύτητας και της κατεύθυνσης των κινητών τερματικών στο εσωτερικό της κυψέλης είναι διαφορετικές από τις αντίστοιχες κατανομές στα όρια μετάβασης από τη μία κυψέλη στην άλλη. Με βάση τη «διαγώνια» δειγματοληψία (Biased Sampling) [Cox78], η pdf αυτών των ταχυτήτων των κινητών τερματικών $f_{V_0}^*(v_0)$ δίνεται ως εξής:

$$f_{V_0}^*(v_0) = \frac{v_0 f_{V_0}(v_0)}{E[V_0]} = \begin{cases} \frac{v_0}{V_m E[V_0]}, & 0 \leq v_0 \leq V_m \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.21)$$

όπου $f_{V_0}(v_0)$ είναι η pdf των ταχυτήτων όλων των κινητών τερματικών. Ομοίως, αν $f(\alpha_0)$ είναι η pdf της κατεύθυνσης όλων των κινητών τερματικών, η οποία είναι ομοιόμορφη στο διάστημα $(0, 2\pi)$, τότε, βασιζόμενοι στο Biased Sampling, η pdf της κατεύθυνσης των τερματικών που μεταβαίνουν από μία κυψέλη σε μια άλλη $f^*(\alpha_0)$ είναι:

$$f^*(\alpha_0) = \begin{cases} \frac{1}{2} \cos(\alpha_0), & -\frac{\pi}{2} \leq \alpha_0 \leq \frac{\pi}{2} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.22)$$

Η τελευταία κατανομή δεν είναι ομοιόμορφη, αλλά έχει μορφή παρόμοια με αυτή της κανονικής κατανομής.

Οι συντεταγμένες $(\rho_{\tau+1}, \theta_{\tau+1})$ ενός κινητού τερματικού σε μια τυχαία χρονική στιγμή $\tau+1$ καθορίζονται από τις εξισώσεις:

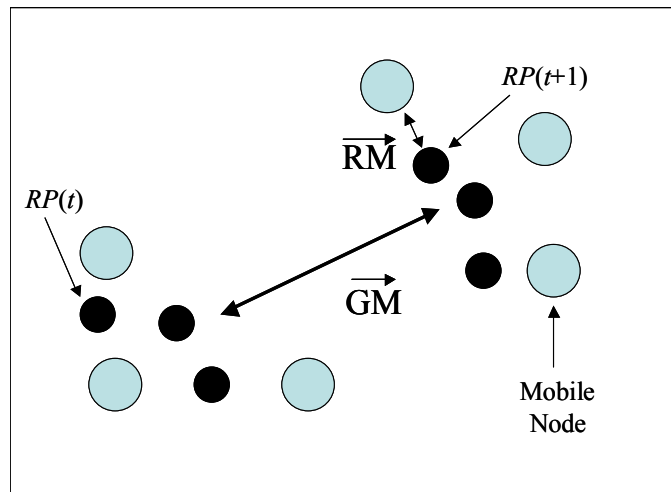
$$\begin{aligned} \rho_{\tau+1} &= \sqrt{\rho_\tau^2 + d^2 + 2\rho_\tau d \cos \gamma_\tau}, \\ \theta_{\tau+1} &= \theta_\tau \pm \eta_\tau \end{aligned} \quad (2.23)$$

όπου (ρ_τ, θ_τ) είναι οι συντεταγμένες της προηγούμενης θέσης του κινητού τερματικού, γ_τ είναι η συμπληρωματική γωνία που σχηματίζεται από την τρέχουσα κατεύθυνση του κινητού τερματικού και από την ευθεία γραμμή που ενώνει την προηγούμενη θέση του κινητού με το σταθμό βάσης της κυψέλης, η_τ είναι η απόλυτη τιμή της γωνίας που σχηματίζεται από τις ευθείες γραμμές που ενώνουν την προηγούμενη και την τωρινή θέση του τερματικού από το σταθμό βάσης· τέλος, d είναι η απόσταση που διανύθηκε σε χρόνο $\Delta\tau = t_{\tau+1} - t_\tau$ με ταχύτητα v : $d = v\Delta\tau$.

2.2.12 Μοντέλα Κινητικότητας Ομάδας (Group Mobility Models)

Μια άλλη κατηγορία μοντέλων κίνησης εξετάζει την περίπτωση όπου η κίνηση κάθε χρήστη δεν είναι ανεξάρτητη από την κίνηση των γειτόνων του. Αυτά τα μοντέλα

ερευνώνται συνήθως στο πλαίσιο των ειδικών δικτύων (ad-hoc networks). Ένας σημαντικός αντιπρόσωπος αυτής της οικογένειας μοντέλων είναι το μοντέλο κινητικότητας ομάδας σημείου αναφοράς [Reference Point Group Model (RPGM)] [Hon99]. Το RPGM συνδυάζει την τυχαία κίνηση μιας ομάδας χρηστών με την τυχαία κίνηση κάθε χρήστη που ανήκει στη συγκεκριμένη ομάδα. Ένα λογικό κέντρο καθορίζεται, προκειμένου να περιγραφεί η κίνηση της ομάδας. Οι μεμονωμένοι κινητοί χρήστες, που ανήκουν στην ομάδα, κινούνται με έναν τυχαίο τρόπο κατά τον οποίο έχουν προκαθορισμένα σημεία αναφοράς. Ένα διάνυσμα χρησιμοποιείται για να εκφράσει και την ομάδα αλλά και τη μεμονωμένη κίνηση του κάθε χρήστη. Στο Σχήμα 2 - 6 απεικονίζεται η κίνηση τριών κινητών χρηστών (μεγάλες κουκίδες) από ένα σημείο σε ένα άλλο, η οποία βασίζεται στο RPGM. Οι αντίστοιχες μικρές κουκίδες απεικονίζουν τα σημεία αναφοράς, $RP(t)$, των τριών χρηστών. Το RPGM χρησιμοποιεί ένα διάνυσμα κίνησης της ομάδας, \vec{GM} , για να υπολογίζει τα καινούργια σημεία αναφοράς του κάθε χρήστη. Ας θεωρήσουμε ότι ένας χρήστης κινείται από το $RP(t)$ στο $RP(t+1)$ με ένα διάνυσμα κίνησης της ομάδας \vec{GM} . Η καινούργια θέση του χρήστη υπολογίζεται αν στο καινούργιο σημείο αναφοράς $RP(t+1)$, «προσθέσουμε» ένα διάνυσμα \vec{RM} . Το μήκος του διανύσματος \vec{RM} δίνεται από μια ομοιόμορφη κατανομή μέσα σε μια συγκεκριμένη ακτίνα με κέντρο το σημείο $RP(t+1)$ και η κατεύθυνσή της είναι και αυτή ομοιόμορφα κατανεμημένη στο διάστημα $[0, 2\pi]$.



Σχήμα 2 - 6: Reference Point Group Model

Οι Sanchez και Manchoni [San99] προτείνουν ένα σύνολο από μοντέλα κίνησης όπου οι κινητοί χρήστες κινούνται με έναν κοινό τρόπο. Τα προτεινόμενα μοντέλα που περιλαμβάνονται στο σύνολο αυτό είναι τα εξής:

- Μοντέλο Κίνησης σε Στοιχίση (Column Mobility Model): Στο συγκεκριμένο μοντέλο οι κινητοί χρήστες απεικονίζονται στοιχισμένοι σε μια ευθεία γραμμή ενώ κινούνται ομοιόμορφα προς μια συγκεκριμένη κατεύθυνση. Ένα παράδειγμα θα ήταν η κίνηση μιας ομάδας στρατιωτών.
- Μοντέλο Κίνησης «Ακολουθείστε το» (Pursue Mobility Model): Το Pursue μοντέλο κινητικότητας απεικονίζει κινητούς χρήστες οι οποίοι προσπαθούν να συλλάβουν έναν κινητό χρήστη ο οποίος βρίσκεται μπροστά τους. Το συγκεκριμένο μοντέλο θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για την καταδίωξη στόχων. Ο χρήστης που ακολουθείται, δηλαδή ο στόχος, κινείται ελεύθερα σύμφωνα με το τυχαίο σημειακό πρότυπο.
- Νομαδικό Μοντέλο Κίνησης (Nomadic Mobility Model): Το νομαδικό μοντέλο κινητικότητας αντιπροσωπεύει σενάρια κίνησης όπου μια ομάδα χρηστών κινείται από κοινού. Ολόκληρη η ομάδα κινείται τυχαία από μια θέση προς μια άλλη.

2.2.13 Μοντέλο Boids

Πολλοί ερευνητές έχουν εφαρμόσει το μοντέλο Boids για την προσομοίωση της κίνησης μιας ομάδας αντικειμένων. Το μοντέλο αυτό αρχικά δημιουργήθηκε για να αποδώσει τη σύνθετη κίνηση δυναμικών ομάδων στη ζωολογία (σμήνη πουλιών, κοπάδια ζώων). Υποθέτοντας ότι η μετακίνηση της ομάδας είναι αποτέλεσμα της αλληλεπίδρασης των μελών της, η μετακίνηση αυτή προσομοιώνεται όπως η κίνηση των μεμονωμένων μελών ξεχωριστά. Τρία υπο-μοντέλα καθορίζουν το μοντέλο Boids:

1. Μοντέλο Αντίληψης (Perception Model) (το πεδίο επίβλεψης που έχει ένα μέλος),
2. Μοντέλο Συμπεριφοράς (Behavioral Model) (τι αποφάσεις ως προς την κίνησή του παίρνει ένα μέλος σε κάθε χρονική στιγμή),
3. Μοντέλο Μετακίνησης (Movement Model) (πώς ένα μέλος κινείται).

Οι ακόλουθες συμπεριφορές οδηγούν στην ομαδοποίηση των μελών:

1. Διατήρηση Ομάδας (Group Centring): Το κάθε μέλος προσπαθεί να μείνει κοντά στα υπόλοιπα μέλη της ομάδας.
2. Ταίριασμα Ταχύτητας (Velocity Matching): Το κάθε μέλος προσπαθεί να διατηρεί την ίδια περίπου ταχύτητα με τα πιο κοντινά του μέλη.
3. Αποφυγή Σύγκρουσης (Collision Avoidance): Το κάθε μέλος προσπαθεί να αποφύγει τις συγκρούσεις με τα κοντινά μέλη.

Ο συνδυασμός των παραπάνω τριών συμπεριφορών παράγει την ομαδική κίνηση στο σύνολό της. Αυτό το μοντέλο κινητικότητας χρησιμοποιήθηκε για την προσομοίωση κίνησης σε αίθουσες εκδηλώσεων και σε πεδία μάχης [Tan02].

2.3 Αιτιοκρατικά Μοντέλα

Στον αντίποδα των μοντέλων τυχαίας κίνησης βρίσκονται τα αιτιοκρατικά μοντέλα κίνησης τα οποία αναπαριστούν την πραγματική πορεία κίνησης χρηστών στην περιοχή της προσομοίωσης. Τέτοια μοντέλα μπορούν κάλλιστα να αναπαραστήσουν την πραγματική κίνηση, αλλά περιορίζονται σε μια συγκεκριμένη περιοχή και, επιπλέον, ο αριθμός των επαναλήψεων ομοίων προτύπων κίνησης είναι μεγάλος. Η απόκτηση όμως της πληροφορίας της κίνησης απαιτεί υπερβολικό κόπο από την πλευρά του προσομοιωτή. Για παράδειγμα, θα πρέπει να προετοιμαστούν ερωτηματολόγια θέσης, χιλιάδες αισθητήρες αναφοράς θέσης, μηχανές ιχνηλάτησης και άλλα όργανα που να προωθούν τις πληροφορίες θέσης στον προσομοιωτή.

2.3.1 Μοντέλο Κίνησης Βασισμένο σε Ενέργειες (Activity-Based Mobility Model)

Χρησιμοποιώντας τα πρότυπα κίνησης από μια βάση δεδομένων που περιείχε τα αποτελέσματα έρευνας σχετικής με μικρές διαδρομές (trips) η οποία διεξήχθη σε έναν περιφερειακό δήμο του Βατερλό οι Scourias και Kunz [Sco99] προσομοίωσαν ένα δυναμικό αλγόριθμο διαχείρισης θέσης. Αξιοποιώντας τα στοιχεία της συγκεκριμένης βάσης θεώρησαν ότι τα αποτελέσματα της εργασίας τους απεικόνιζαν επαρκώς την πραγματικότητα.

Για τη συλλογή των trips ανά ημέρα αποθηκεύτηκαν πληροφορίες προτύπων κίνησης για τα μέλη άνω των 5 ετών αντλημένες από τις οικογένειες του δήμου του Βατερλό. Οι

πληροφορίες αφορούσαν το χρόνο έναρξης και τερματισμού του trip, το σημείο εκκίνησης, τις θέσεις προορισμού και το σκοπό του trip.

Οι πληροφορίες καταγράφηκαν σε δύο πίνακες ονόματι «Διάρκεια δραστηριότητας» και «Μετάβαση δραστηριότητας». Ο πρώτος πίνακας χρησιμοποιήθηκε για την καταχώρηση πληροφοριών για τα trips, ενώ ο δεύτερος πίνακας για τις πληροφορίες σχετικά με τη μετάβαση από μια δραστηριότητα σε μια άλλη κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης.

Το πλεονέκτημα του μοντέλου είναι τα ρεαλιστικά trips. Παρ'όλα αυτά, απαιτούνται μεγάλη προετοιμασία και υψηλές δαπάνες για να διεξαχθεί η συλλογή των συγκεκριμένων προτύπων κίνησης.

2.4 Υβριδικά Μοντέλα

Στα υβριδικά πρότυπα υιοθετείται ένας συνδυασμός τυχαίας και αιτιοκρατικής κίνησης. Η υπόθεση ότι ένας κινητός χρήστης έχει ένα βαθμό κανονικότητας στην καθημερινή του μετακίνηση λαμβάνεται υπόψη. Προκειμένου να επιτευχθεί η κανονικότητα, επιβάλλονται περιορισμοί στην τυχαία κίνηση του χρήστη. Παρακάτω παραθέτουμε μερικές από τις πιο ενδιαφέρουσες εργασίες που έχουν δημοσιευτεί στη συγκεκριμένη επιστημονική περιοχή.

2.4.1 Μοντέλο Gauss-Markov [Lia03] Το Gauss-Markov μοντέλο παρουσιάζει ένα συμβιβασμό μεταξύ των τυχαίων και των αιτιοκρατικών προτύπων κίνησης. Το μοντέλο αυτό αποδίδεται από την ακόλουθη εξίσωση:

$$\mathbf{n}_t = a \cdot \mathbf{n}_{t-1} + \boldsymbol{\mu}_n \cdot (1 - a) + \mathbf{n}_{x_{t-1}} \cdot \sqrt{(1 - a^2)} \quad (2.24)$$

όπου \mathbf{n}_t είναι είτε ένα διάνυσμα ταχύτητας είτε ένα διάνυσμα απόστασης, a είναι η παράμετρος συντονισμού που χρησιμοποιήθηκε για να μεταβάλει την τυχειότητα, $\boldsymbol{\mu}_n$ είναι μια σταθερά που αντιπροσωπεύει τη μέση τιμή του \mathbf{n}_t καθώς το t τείνει στο άπειρο, και $\mathbf{n}_{x_{t-1}}$ είναι μια τυχαία Gaussian μεταβλητή. Θέτοντας $a = 0$ λαμβάνουμε στην έξοδο τυχαίες τιμές, ενώ για $a = 1$ η εξίσωση (2.24) παράγει γραμμική κίνηση. Για τις τιμές του a μεταξύ 0 και 1 λαμβάνεται μια παραλλαγή του τυχαίου. Επιτρέποντας στις

προηγούμενες ταχύτητες και κατευθύνσεις να επηρεάζουν τις μελλοντικές ταχύτητες και κατευθύνσεις, το τυχαίο μοντέλο κινητικότητας Gauss-Markov αποβάλλει τα προβλήματα του τυχαίου περιπάτου (δηλαδή μη ρεαλιστική κίνηση, όπως οι ξαφνικές στάσεις και οι απότομες στροφές). Επίσης, το μοντέλο Gauss-Markov επιτρέπει τη μελέτη μεμονωμένων κινήσεων, εξαλείφοντας ουσιαστικά τα προβλήματα που ανακύπτουν στο πρότυπο ροής ρευστού.

2.4.2 Καθολικό και Τοπικό Μοντέλο Κίνησης (Global and Local Mobility Model)

Στο [Liu98] προτείνεται ένα ιεραρχικό μοντέλο με δύο επίπεδα:

1. το καθολικό μοντέλο κινητικότητας (GMM) και
2. το τοπικό μοντέλο κινητικότητας (LMM).

Το GMM χρησιμοποιείται για τη δημιουργία των διακυψελικών κινήσεων, ενώ το LMM χρησιμοποιείται για τη μοντελοποίηση των ενδοκυψελικών κινήσεων. Η ύπαρξη του καθολικού μοντέλου οφείλεται στο γεγονός ότι οι περισσότεροι από τους κινητούς χρήστες παρουσιάζουν μια κανονικότητα στην καθημερινή τους μετακίνηση. Η κανονικότητα μπορεί να περιγραφεί από διάφορα πρότυπα κινητικότητας χρηστών (User Mobility Patterns) τα οποία καταγράφονται σε ένα προφίλ για κάθε χρήστη, ενώ παράλληλα σημειώνεται η ώρα που έλαβαν χώρα. Το LMM αντιπροσωπεύει τη μετακίνηση μέσα σε μία κυψέλη η οποία περιγράφεται από τρεις μεταβλητές: τη θέση, την ταχύτητα και την κατεύθυνση. Στο τοπικό μοντέλο κίνησης χρησιμοποιείται το γραμμικό μοντέλο κίνησης το οποίο περιγράφεται αμέσως παρακάτω.

2.4.3 Γραμμικό Μοντέλο Κίνησης (Kinetic Mobility Model)

Ένα δυναμικό μοντέλο κίνησης χρησιμοποιήθηκε στο [Zai05]. Το μοντέλο αρχικά προτάθηκε για τον εντοπισμό κινούμενων στόχων από οπτικά συστήματα [Sin70, Moo79]. Η κατάσταση της κινητής συσκευής, σε ένα δισδιάστατο καρτεσιανό περιβάλλον, στο χρόνο t ορίζεται από το διάνυσμα:

$$s(t) = [x(t), \dot{x}(t), \ddot{x}(t), y(t), \dot{y}(t), \ddot{y}(t)] \quad (2.25)$$

όπου τα $x(t)$ και $y(t)$ καθορίζουν τη θέση, τα $\dot{x}(t)$ και $\dot{y}(t)$ καθορίζουν την ταχύτητα, και τα $\ddot{x}(t)$ και $\ddot{y}(t)$ καθορίζουν την επιτάχυνση στις x και y κατευθύνσεις. Το διάνυσμα της κατάστασης του κινητού μπορεί να γραφτεί πιο συνοπτικά ως εξής:

$$s(t) = \begin{bmatrix} x(t) \\ y(t) \end{bmatrix} \quad (2.26)$$

όπου:

$$x(t) = [x(t), \dot{x}(t), \ddot{x}(t)]' \quad \text{και} \quad y(t) = [y(t), \dot{y}(t), \ddot{y}(t)]' \quad (2.27)$$

Το διάνυσμα της επιτάχυνσης $a(t) = [\ddot{x}(t), \ddot{y}(t)]$ μοντελοποιείται ως εξής:

$$a(t) = u(t) + r(t) \quad (2.28)$$

όπου το $u(t) = [u_x(t), u_y(t)]'$ είναι μια διακριτή διαδικασία εντολών και το $r(t) = [r_x(t), r_y(t)]'$ είναι μια μηδενικού-μέσου όρου Gaussian διαδικασία η οποία καλύπτει τα κενά των γειτονικών επιπέδων της διαδικασίας $u(t)$. Οι διαδικασίες $u_x(t)$ και $u_y(t)$ μοντελοποιούνται ως ανεξάρτητες ημι-Markov διαδικασίες, οι οποίες παίρνουν τιμές από ένα πεπερασμένο σύνολο επιπέδων επιτάχυνσης $L = \{l_1, l_2, \dots, l_m\}$. Συνεπώς, η διαδικασία $u(t)$ παίρνει τιμές από ένα σετ $M = L \times L$. Η συνάρτηση αυτοσυσχέτισης $r(t)$ δίνεται από την εξίσωση:

$$R_r(\tau) = E[r(t)r(t+\tau)] = \sigma_1^2 e^{-\alpha|\tau|} I_2 \quad (2.29)$$

όπου σ_1^2 είναι η κοινή διακύμανση των $r_x(t)$ και $r_y(t)$, α , σταθερά, είναι ο αντίστροφος του χρόνου επιτάχυνσης και I_k είναι ένας $k \times k$ πίνακας ταυτοτήτων για κάθε θετικό ακέραιο k .

Η διαδικασία $r(t)$ μπορεί να ενεργοποιηθεί εισάγοντας μια μηδενικού-μέσου όρου λευκού θορύβου (white) Gaussian τυχαία διαδικασία, $w(t) = [w_x(t), w_y(t)]'$ μέσα από ένα φίλτρο πόλου ως εξής:

$$\dot{r}(t) = -\alpha r(t) + w(t) \quad (2.30)$$

Η συνάρτηση αυτοσυσχέτισης $w(t)$ δίνεται από τον παρακάτω τύπο:

$$R_w(\tau) = 2\alpha\sigma_1^2\delta(\tau)I_2 \quad (2.31)$$

όπου $\delta(\tau)$ είναι η Dirac συνάρτηση δέλτα. Χρησιμοποιώντας την (2.30), το γραμμικό σύστημα που περιγράφει την εξέλιξη της κατάστασης στον x -άξονα μπορεί να εκφραστεί ως εξής:

$$\dot{x}(t) = \tilde{A}_1 x(t) + \tilde{B}_1 u_x(t) + \tilde{C}_1 w_x(t) \quad (2.32)$$

όπου:

$$\tilde{A}_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -\alpha \end{bmatrix}, \quad \tilde{B}_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \alpha \end{bmatrix} \quad \text{και} \quad \tilde{C}_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.33)$$

Ομοίως, στην y κατεύθυνση ισχύει:

$$\dot{y}(t) = \tilde{A}_1 y(t) + \tilde{B}_1 u_y(t) + \tilde{C}_1 w_y(t) \quad (2.34)$$

Συνεπώς, η συνολική εξίσωση καταστάσεων είναι:

$$\dot{s}(t) = \tilde{A}s(t) + \tilde{B}u(t) + \tilde{C}w(t) \quad (2.35)$$

όπου:

$$\tilde{A} = I_2 \otimes \tilde{A}_1, \quad \tilde{B} = I_2 \otimes \tilde{B}_1 \quad \text{και} \quad \tilde{C} = I_2 \otimes \tilde{C}_1 \quad (2.36)$$

όπου το \otimes δείχνει την πράξη πινάκων βάσει του κανόνα του Kronecker.

Με τη δειγματοληψία της κατάστασης του κινητού κάθε T φορές το σύστημα μπορεί να χαρακτηριστεί ως ένα διακριτού χρόνου διάνυσμα κατάστασης $s_n = s(nT)$. Η αντίστοιχη διακριτού χρόνου εξίσωση καταστάσεων δίνεται ως εξής:

$$s_{n+1} = A s_n + B u_n + w_n \quad (2.37)$$

όπου:

$$A = I_2 \otimes A_1(T) \quad \text{και} \quad B = I_2 \otimes B_1(T) \quad (2.38)$$

με:

$$A_1(T) = \begin{bmatrix} 1 & T & a \\ 0 & 1 & b \\ 0 & 0 & e^{-\alpha T} \end{bmatrix} \quad \text{και} \quad B_1(T) = \begin{bmatrix} c \\ \alpha a \\ \alpha b \end{bmatrix} \quad (2.39)$$

όπου:

$$\begin{aligned}
a &= (-1 + \alpha T + e^{-\alpha T}) \\
b &= (1 - e^{-\alpha T}) / \alpha \\
c &= \left(1 - \alpha T + \frac{\alpha^2}{2} T^2 - e^{-\alpha T} \right) / \alpha^2
\end{aligned} \tag{2.40}$$

2.4.4 Αυτοανάδρομο Μοντέλο Κίνησης (Autoregressive (AR-1) Mobility Model)

Στο [Zai04] παρουσιάζεται ένα μοντέλο κίνησης το οποίο βασίζεται σε ένα πρώτης τάξης αυτοανάδρομο μοντέλο και ονομάζεται AR-1. Το AR-1 είναι μια παραλλαγή του γραμμικού μοντέλου κίνησης και είναι αρκετά γενικό για να περιγράψει με ακρίβεια τα χαρακτηριστικά των ρεαλιστικών προτύπων κίνησης στα ασύρματα δίκτυα. Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό γνώρισμα του AR-1 είναι ότι οι παράμετροί του μπορούν να καθοριστούν με ένα βέλτιστο τρόπο μέσω των εξισώσεων Yule-Walker [Lim87]. Αυτό δεν συμβαίνει με το γραμμικό μοντέλο κίνησης που χρησιμοποιήθηκε στα [Yan02] [Liu98] και [Zai05].

Στο αυτοανάδρομο μοντέλο κίνησης η κατάσταση του κινητού αντικειμένου περιγράφεται από ένα διάνυσμα (στήλης) της μορφής:

$$\mathbf{s}_n = [x_n, \dot{x}_n, \ddot{x}_n, y_n, \dot{y}_n, \ddot{y}_n]^T \tag{2.41}$$

όπου τα x_n και y_n προσδιορίζουν τη θέση, τα \dot{x}_n και \dot{y}_n προσδιορίζουν την ταχύτητα και τα \ddot{x}_n και \ddot{y}_n προσδιορίζουν την επιτάχυνση του κινητού αντικειμένου στις x και y κατευθύνσεις ενός δισδιάστατου χώρου.

Το AR-1 μοντέλο κίνησης για την κατάσταση \mathbf{s}_n δίνεται ως εξής:

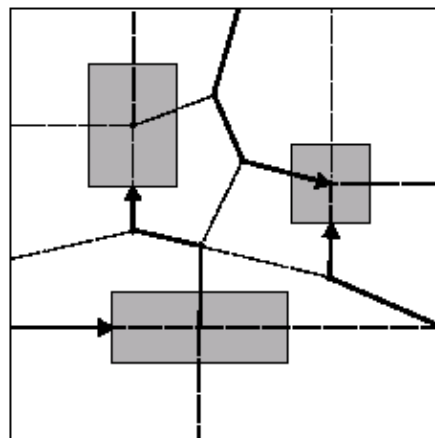
$$\mathbf{s}_{n+1} = A\mathbf{s}_n + \mathbf{w}_n \tag{2.42}$$

όπου A είναι ένας 6×6 πίνακας μετασχηματισμού, το διάνυσμα \mathbf{w}_n είναι ένας 6×1 πίνακας διακριτού χρόνου, μηδενικού μέσου όρου, λευκής Gaussian διαδικασίας με αυτοανάδρομη συνάρτηση $R_w(k) = \delta_k Q$, όπου $\delta_0=1$ και $\delta_k=0$ όταν $k \neq 0$. Ο πίνακας Q είναι ο πίνακας συμμεταβολής (covariance matrix) του \mathbf{w}_n . Οι τιμές των πινάκων A και Q υπολογίζονται βάσει στοιχείων κατάρτισης (training data) χρησιμοποιώντας τις Yule-Walker εξισώσεις, με αποτέλεσμα να περιγράφονται με μεγάλη ακρίβεια διάφορες κατηγορίες προτύπων κίνησης. Το σημείο κλειδί στο συγκεκριμένο μοντέλο είναι ότι

«συλλαμβάνει» συγχρόνως τους συσχετισμούς μεταξύ των καταστάσεων της ταχύτητας, και τους συσχετισμούς μεταξύ των καταστάσεων της επιτάχυνσης κάτι που στα μοντέλα του [Lia03] και [Hel99] γίνεται ξεχωριστά και μόνο για λόγους πρόβλεψης της κίνησης.

2.4.5 Μοντέλο Εμποδίων (Obstacle Model)

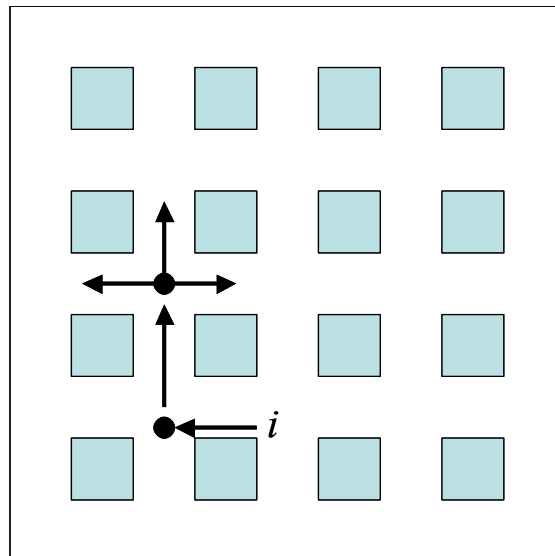
Ο Amit Jardosh και οι συνεργάτες του [Jar03] προτείνουν το μοντέλο εμποδίων το οποίο σχεδίασαν για να μοντελοποιήσουν την κίνηση των κινητών χρηστών σε ρεαλιστικά περιβάλλοντα. Το μοντέλο κίνησης αποτελείται από τρία στοιχεία: Το πρώτο είναι υπεύθυνο για τη μοντελοποίηση κτιρίων και άλλων δομών οι οποίες δημιουργούν εμπόδια τόσο στη μετακίνηση των κινητών χρηστών όσο και στη μεταξύ των χρηστών ασύρματη επικοινωνία. Το δεύτερο είναι μια κινούμενη γραφική παράσταση (διάγραμμα Voronoi) ενός συνόλου από μονοπάτια κατά μήκος των οποίων κινούνται οι χρήστες. Αυτό είναι μια επίπεδη γραφική παράσταση όπου οι πλευρές της είναι τμήματα γραμμών που απέχουν εξίσου από δύο γωνίες εμποδίων. Κατά συνέπεια, το διάγραμμα Voronoi «συλλαμβάνει» τα μονοπάτια που τείνουν να βρεθούν στη μέση του δρόμου ανάμεσα σε παρακείμενα κτίρια. Επίσης, χρησιμοποιούνται πόρτες στις πλευρές των κτιρίων ώστε να επιτρέπεται η κίνηση στο εσωτερικό τους. Το τρίτο αφορά την επιλογή των διαδρομών. Η πολιτική δρομολόγησης της πιο σύντομης πορείας (shortest path) χρησιμοποιείται για να μετακινήσει τους χρήστες μεταξύ δύο θέσεων στη γραφική παράσταση της κίνησης, δηλαδή κάθε κόμβος κινείται προς τον προορισμό του ακολουθώντας τη συντομότερη πορεία στο Voronoi διάγραμμα, όπου το κόστος κάθε τμήματος (πορείας) είναι ίσο με το μήκος του (Σχήμα 2 - 7).



Σχήμα 2 - 7:Κίνηση με Εμπόδια και Προκαθορισμένα Μονοπάτια, [Jar03]

2.4.6 Μοντέλο Manhattan

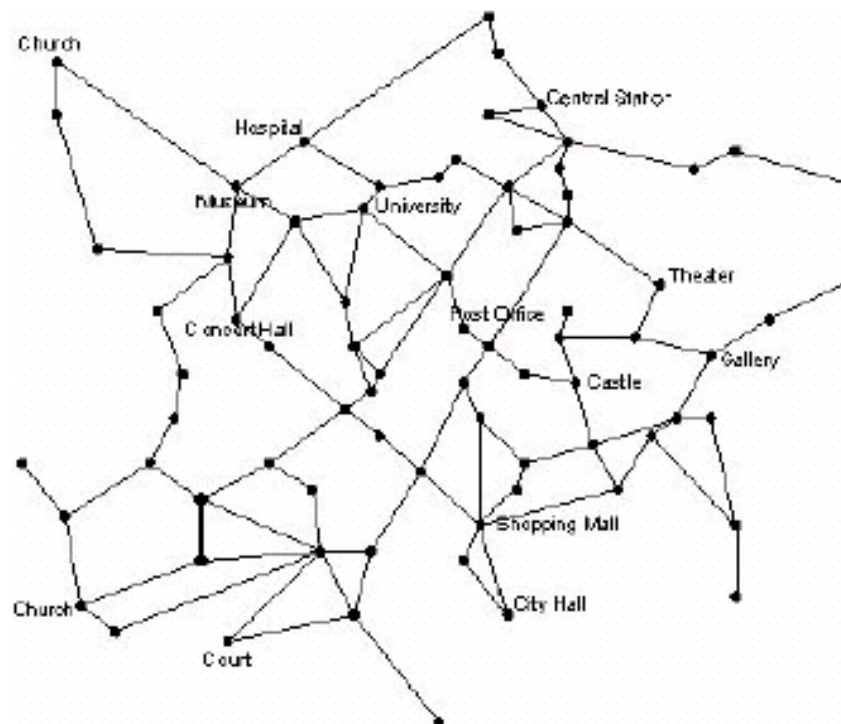
Αν και οι κινητές συσκευές μπορούν να κινηθούν σε τυχαίες κατευθύνσεις και με τυχαίες ταχύτητες, στην πραγματικότητα η κίνηση ενός κινητού περιορίζεται από το γεωγραφικό περιβάλλον. Το απλούστερο μοντέλο το οποίο χρησιμοποιεί γεωγραφικές συνθήκες στο πρότυπο κινητικότητας είναι το μοντέλο Manhattan, όπου η περιοχή προσομοίωσης διαιρείται σε οδούς και κτίρια. Τα κινητά κινούνται κατά μήκος των οδών χωρίς να εισέρχονται σε οποιοδήποτε κτίριο. Η ταχύτητα και η κατεύθυνση περιορίζονται συνεπώς από τους όρους που θέτουν οι οδοί. Το μοντέλο Manhattan παρουσιάζεται στο Σχήμα 2 - 8, στο οποίο ένα κινητό ξεκινάει από μια αρχική θέση i . Μετά από κάποια χρονική περίοδο φτάνει σε μια διασταύρωση από την οποία είναι δυνατόν να κινηθεί προς τρεις κατευθύνσεις, εκτός από την περίπτωση όπου μπορεί να κάνει μεταβολή και να ακολουθήσει αντίστροφα την προηγούμενη κατεύθυνσή του. Τα κινητά πρέπει υποχρεωτικά να ακολουθήσουν τις δυνατές υπάρχουσες πορείες, ενώ έχουν και περιορισμούς στην ταχύτητά τους. Υπάρχουν πολλές παραλλαγές αυτού του μοντέλου οι οποίες, που προκειμένου να το καταστήσουν ρεαλιστικότερο, περιλαμβάνουν: την εξέταση του ορίου ταχύτητας σε κάθε δρόμο, δρόμους μίας κατεύθυνσης, μικρές χρονικές διακοπές λόγω φαναριών και τη δημιουργία κυκλοφοριακής συμφόρησης σε δεδομένους χρόνους.



Σχήμα 2 - 8: Manhattan Περιβάλλον, [Kat05]

2.4.7 Γραφικό Μοντέλο Κίνησης (Graph-Based Mobility Model)

Ο Tian και οι συνεργάτες του [Tia02] χρησιμοποιούν μια γραφική παράσταση για να μοντελοποιήσουν τους περιορισμούς μετακίνησης που εισάγονται από το περιβάλλον. Οι «κορυφές» (vertices) της γραφικής παράστασης αντιπροσωπεύουν τις θέσεις που μπορούν να επισκεφτούν οι χρήστες, ενώ οι «άκρες» (edges) μοντελοποιούν τις συνδέσεις μεταξύ αυτών των θέσεων, όπως είναι οι δρόμοι ή οι γραμμές τρένων. Η κίνηση κάθε κινητού χρήστη ενεργοποιείται τυχαία σε κάποια κορυφή στη γραφική παράσταση, και οι προορισμοί του επιλέγονται τυχαία προς μια άλλη κορυφή. Για να φτάσει ένας χρήστης στον προορισμό του ακολουθείται η πιο κοντινή πιθανή πορεία (shortest path). Την άφιξη του χρήστη στον προορισμό του ακολουθεί μια μικρή τυχαία χρονική διακοπή μέχρι ένας καινούργιος προορισμός να επιλεγεί τυχαία για την επόμενη μετακίνησή του. Οι συγγραφείς πιστεύουν ότι, αν και υπάρχει ένας βαθμός τυχαιότητας στο μοντέλο τους, αυτό παρέχει μια ρεαλιστική ισορροπία μεταξύ ενός εντελώς αιτιοκρατικού και ενός απόλυτα τυχαίου μοντέλου κίνησης. Μια γραφική παράσταση που απεικονίζει το κέντρο μιας πόλης παρουσιάζεται στο Σχήμα 2 - 9.



Σχήμα 2 - 9: Γραφικό Μοντέλο του Κέντρου μιας Πόλης, [Tia02]

2.4.8 Ρεαλιστικό Μοντέλο Κίνησης (Realistic Mobility Model)

Το προτεινόμενο στο [Tug04] μοντέλο κίνησης παράγει τις τυχαίες κινήσεις και κλήσεις σύμφωνα με έναν πραγματικό χάρτη. Το μοντέλο είναι ανεξάρτητο από τον εκάστοτε χάρτη, επομένως η κινητικότητα και οι κλήσεις για διάφορα σενάρια μπορούν να παραχθούν εύκολα. Ο χάρτης εμπεριέχει διάφορες περιοχές, για παράδειγμα σπίτια, οδούς, εθνικές οδούς και λίμνες. Το προτεινόμενο μοντέλο κινητικότητας κατανέμει τους χρήστες ανομοιόμορφα και καθορίζει τα πρότυπα κίνησης και κλήσεων για κάθε κινητό χρήστη σύμφωνα με τη δομή της περιοχής. Για κάθε τύπο δομής καθορίζονται οι παρακάτω παράμετροι:

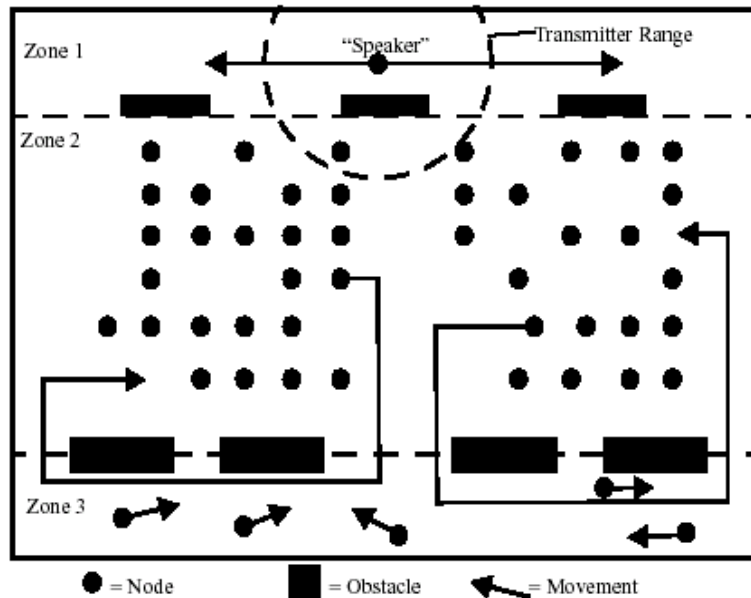
- Παράμετροι προτύπων κίνησης: κατανομή ταχύτητας, κατανομή χρόνου.
- Παράμετροι τύπων κλήσεων: κατανομή ανενεργής κατάστασης, κατανομή χρόνου κλήσεων.
- Ποσοστό συνδρομητών που ανοίγουν τα τερματικά τους σε μια περιοχή.
- Πιθανότητες μετάβασης από τον έναν τύπο περιοχής σε έναν άλλο.

Το χαρακτηριστικό γνώρισμα του μοντέλου είναι ότι η ενεργοποίηση της κινητικότητας και των κλήσεων μαζί με την κατανομή των συνδρομητών είναι βασισμένη σε πραγματικούς χάρτες. Με αυτό τον τρόπο η κατανομή των συνδρομητών είναι ρεαλιστική, και συνδρομητές που βρίσκονται στην ίδια περιοχή παρουσιάζουν παρόμοια πρότυπα κίνησης και κλήσεων. Για παράδειγμα, παρόλο που οι χρήστες είναι αυτόνομοι, όλοι οι χρήστες που βρίσκονται σε ένα δρόμο πρέπει να στρίψουν, εάν ο δρόμος έχει μια καμπύλη τροχιά.

2.4.9 Τυχαίο Σημειακό Μοντέλο Κίνησης με Εμπόδια (Random Waypoint Mobility Model with Obstacles)

Ο Johansson και οι συνεργάτες του [Joh99] χρησιμοποιούν το Random Waypoint Model σε διάφορα σενάρια (για παράδειγμα, σε ένα συνέδριο, στην κάλυψη ενός γεγονότος ή σε μια καταστροφή) όπου η ταχύτητα των χρηστών περιορίζεται ανάλογα με τους περιορισμούς του οποίους επιβάλλει το κάθε σενάριο. Επίσης, οι χρήστες έχουν τη δυνατότητα να αποφεύγουν εμπόδια ενώ κινούνται. Στο Σχήμα 2 - 10 παρουσιάζεται το σενάριο του συνεδρίου. Η περιοχή προσομοίωσης αποτελείται από τρεις μεγάλες ζώνες (zones): 1) τη ζώνη των ομιλητών όπου ο ομιλητής κινείται συνεχώς, 2) τη ζώνη του

ακροατηρίου, όπου οι θέσεις των ανθρώπων είναι σταθερές, και 3) τη ζώνη των εισόδων όπου οι άνθρωποι μπαίνουν.



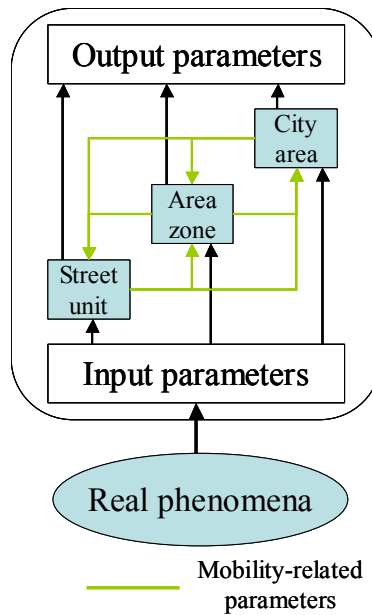
Σχήμα 2 - 10: Σενάριο Συνεδρίου, [Joh99]

2.4.10 Ολοκληρωμένο Μοντέλο Κίνησης

Ένα ολοκληρωμένο ρεαλιστικό μοντέλο κίνησης για την προσομοίωση κινητών δικτύων παρουσιάζεται στο [Mar97]. Οι συντάκτες υποστηρίζουν ότι οι σύγχρονες προσομοιώσεις κινητών δικτύων απαιτούν ρεαλιστικότερα πρότυπα κινητικότητας από αυτά της ροής ρευστών ή του τυχαίου περιπάτου. Τρία βασικά μοντέλα κινητικότητας προτείνονται:

- **Το μοντέλο περιοχής πόλεων:** Αποτελείται από ένα σύνολο ζωνών περιοχής οι οποίες συνδέονται μέσω διαδρομών μεγάλης χωρητικότητας.
- **Το μοντέλο περιοχής ζωνών:** Περιγράφει τη συμπεριφορά της κυκλοφορίας σε μια περιοχή με δρόμους και κτίρια.
- **Το μοντέλο περιγραφής οδών:** Περιγράφει τη συμπεριφορά της κινητικότητας σε δρόμους οι οποίοι ταξινομούνται ως εξής:
 - εθνικές οδοί,
 - δρόμοι υψηλής κυκλοφορίας με φανάρια (controlled flow),
 - δρόμοι με μικρή προτεραιότητα.

Προκειμένου να βελτιωθεί το πρότυπο, οι συντάκτες χρησιμοποιούν τα στοιχεία από τη θεωρία μεταφορών: χαρακτηριστικές ταχύτητες για διαφορετικά μέρη μιας πόλης, χαρακτηρισμό των κινητών χρηστών σύμφωνα με τη συμπεριφορά τους, πυκνότητα του πληθυσμού στις διάφορες περιοχές κ.λπ. Συνεπώς, προτείνεται ένα ολοκληρωμένο εργαλείο μοντελοποίησης της κίνησης (Integrated Mobility Modeling Tool) (Σχήμα 2 - 11), το οποίο αποτελείται από τα παραπάνω βασικά μοντέλα κίνησης, μεταξύ των οποίων ανταλλάσσονται διάφορες παράμετροι.



Σχήμα 2 - 11: Ολοκληρωμένο Εργαλείο Μοντελοποίησης Κίνησης, [Mar97]

Κεφάλαιο 3

ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΚΙΝΗΣΗΣ

3.1 Εισαγωγή

Η πρόβλεψη της θέσης μιας κινητής συσκευής ή ενός χρήστη είναι ένα πρόβλημα που παραμένει ανοιχτό κεντρίζοντας το ενδιαφέρον των ερευνητών. Η πρόβλεψη θέσης μελετήθηκε επίμονα κατά τη διάρκεια της προηγούμενης δεκαετίας μέσω εφαρμογών βασισμένων στη διαχείριση της θέσης, στον έλεγχο της αποδοχής κλήσης, στις «ομαλές» μεταπομπές και στη διαφύλαξη των πόρων του δικτύου ώστε να βελτιωθεί η ποιότητα των προσφερόμενων υπηρεσιών. Η αυξημένη ζήτηση στις κινητές ασύρματες τεχνολογίες και στις εφαρμογές τα τελευταία χρόνια έχει εντείνει ακόμα περισσότερο το ενδιαφέρον για τις τεχνικές πρόβλεψης θέσης. Η εμφάνιση των νέων τεχνολογιών πρόσβασης, όπως είναι τα ασύρματα συστήματα δικτύων τοπικής περιοχής (WLAN) και τα τρίτης γενιάς συστήματα (3G), οι εξαρτώμενες από τη θέση του κινητού τερματικού υπηρεσίες και τα μοντέλα διάχυτου υπολογισμού και επικοινωνιών, δείχνει ότι η πρόβλεψη θέσης θα γίνει ακόμα σημαντικότερη στο μέλλον.

Σε αυτό το κεφάλαιο γίνεται μια επισκόπηση των ερευνητικών μελετών για την πρόβλεψη θέσης στα κινητά-ασύρματα συστήματα. Σύμφωνα με το [Fur03], υπάρχουν δύο κατηγορίες εφαρμογών που μπορούν να ωφεληθούν από την ακριβή πρόβλεψη της

θέσης ενός χρήστη:

1. Εφαρμογές τελικών χρηστών, όπου επιδιώκεται να προβλεφθεί η θέση προκειμένου ένας ανθρώπινος χρήστης να μπορεί να προετοιμαστεί ή να αντιδράσει ανάλογα.
2. Εφαρμογές βελτίωσης-συστημάτων, όπου η πρόβλεψη θέσης μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να ενισχύσει την απόδοση συστημάτων, τη διαθεσιμότητα πόρων ή άλλες μετρικές.

Ενώ σε γενικές γραμμές οι ίδιες βασικές τεχνικές πρόβλεψης μπορούν να χρησιμοποιηθούν τόσο για τις εφαρμογές τελικών χρηστών όσο και για τις εφαρμογές βελτίωσης-συστημάτων, οι περιορισμοί και οι μετρικές διαφέρουν. Παραδείγματος χάριν, στις εφαρμογές τελικών χρηστών μπορεί να έχει σημασία να είναι γνωστή η γεωγραφική θέση του χρήστη, ενώ για μια εφαρμογή βελτίωσης-συστημάτων η γνώση των παραμέτρων που απαιτούνται για τη σηματοδότηση (π.χ. ταυτότητα κυψέλης ή περιοχή αναζήτησης) είναι περισσότερο σχετική. Γενικά, η θέση ενός χρήστη μπορεί να περιγραφεί σε ένα σύστημα συντεταγμένων (π.χ. το γεωγραφικό πλάτος, το γεωγραφικό μήκος) ή σε συμβολικές συντεταγμένες, (π.χ. ταυτότητα κυψέλης). Σε μερικές περιπτώσεις, και τα δύο μπορούν να είναι διαθέσιμα. Στις μελέτες που παρουσιάζονται σε αυτό το κεφάλαιο έχει τεθεί η υπόθεση ότι οι εφαρμογές βελτίωσης-συστημάτων είναι ο στόχος, ότι ο χρόνος είναι διακριτός και ότι η θέση ενός χρήστη δίνεται κυρίως με τις συμβολικές συντεταγμένες.

3.2 Τεχνικές Πρόβλεψης Επόμενης Θέσης

Στην παρούσα ενότητα παρουσιάζονται τα διάφορα αλγοριθμικά σχήματα που έχουν προταθεί στη βιβλιογραφία σχετικά με την πρόβλεψη της κίνησης ενός χρήστη στα ασύρματα δίκτυα.

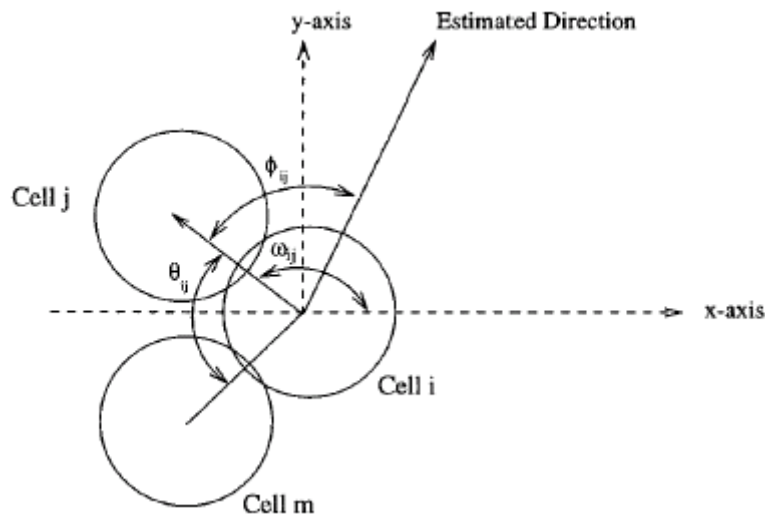
3.2.1 Μέθοδος Πρόβλεψης Κατεύθυνσης (Direction Prediction Method)

Μια πρώτης τάξης αυτοανάδρομη τεχνική φιλτραρίσματος χρησιμοποιείται από τον Aljadhaf και τους συνεργάτες του στο [Alj01] προκειμένου να προβλεφθεί η πιο πιθανή επόμενη κυψέλη την οποία θα επισκεφτεί ένας κινητός χρήστης. Η πρόβλεψη της κατεύθυνσης είναι βασισμένη στο ιστορικό της κίνησης του τερματικού. Πιο

συγκεκριμένα, ας θεωρηθεί D_0 η τρέχουσα κατεύθυνση του κινητού τερματικού όταν εγκαθίσταται κάποια επικοινωνία (π.χ. μια κλήση). Εάν η D_t αντιπροσωπεύει την παρατηρούμενη κατεύθυνση του τερματικού στο χρόνο t και η \tilde{D}_t αντιπροσωπεύει την εκτιμώμενη κατεύθυνση στο χρόνο t , η προβλεπόμενη κατεύθυνση \tilde{D}_{t+1} στο χρόνο $t+1$ λαμβάνεται ως εξής:

$$\tilde{D}_{t+1} = (1-\alpha)\tilde{D}_t + \alpha D_t \quad (3.1)$$

όπου α είναι ο παράγοντας ομαλοποίησης του φίλτρου ο οποίος υπολογίζεται βάσει των λαθών πρόβλεψης. Επίσης, λαμβάνεται υπόψη ότι ο αλγόριθμος δεν πρόκειται να επηρεαστεί από μικρές αποκλίσεις της κατεύθυνσης της κίνησης και ότι συγκλίνει γρήγορα στη νέα κατεύθυνση της κίνησης του κινητού τερματικού. Οι χειριστές δικτύων, που χρησιμοποιούν ασύρματες μετρήσεις ή τα συστήματα εντοπισμού θέσης μέσω δορυφόρου (Global Position Systems), μπορούν να καθορίσουν την τρέχουσα κατεύθυνση του τερματικού. Οποιαδήποτε χρονική στιγμή t , η πιθανότητα προς μια συγκεκριμένη κατεύθυνση για μια οποιαδήποτε κυψέλη την οποία επισκέπτεται ένα κινητό τερματικό μπορεί να παραχθεί από τους λόγους γωνιών που σχετίζονται με την τρέχουσα κυψέλη όπου βρίσκεται το κινητό τερματικό και την κατά εκτίμηση κατεύθυνση \tilde{D}_t της κινητής μονάδας στο χρόνο t .



Σχήμα 3 - 1: Παράμετροι για τον Υπολογισμό της Πιθανότητας Κατεύθυνσης, [Alj01]

Πιο συγκεκριμένα, ας θεωρηθεί ένα κινητό τερματικό που κατοικεί στην κυψέλη i και προέρχεται από την κυψέλη m , και όπου $j, j=1,2,\dots$, αντιπροσωπεύει ένα σύνολο

παρακείμενων κυψελών στην κυψέλη i . Κάθε κυψέλη j είναι τοποθετημένη σε γωνία ω_{ij} από τον οριζόντιο άξονα που περνά από το κέντρο της κυψέλης i , όπως απεικονίζεται στο Σχήμα 3 - 1. Επιπλέον, ορίζεται η *κατευθυντική πορεία* από το i στο j ως η άμεση πορεία από το κέντρο της κυψέλης i στο κέντρο της κυψέλης j .

Με βάση τώρα την *κατευθυντική πορεία*, η *κατευθυντικότητα* D_{ij} , για μια κυψέλη j ορίζεται ως εξής:

$$D_{ij} = \begin{cases} \frac{\theta_{ij}}{\phi_{ij}}, & \phi_{ij} > 0 \\ \theta_{ij}, & \phi_{ij} = 0 \end{cases} \quad (3.2)$$

όπου ϕ_{ij} είναι ένας ακέραιος αριθμός που αντιστοιχεί στη γωνία απόκλισης μεταξύ της ευθείας πορείας προς τον προορισμό και της *κατευθυντικής πορείας* από το i στο j , ενώ το θ_{ij} αντιστοιχεί στη γωνία που σχηματίζεται μεταξύ της *κατευθυντικής πορείας* από το m στο i και της *κατευθυντικής πορείας* από το i στο j . Ακολούθως, η *κατευθυντική πιθανότητα* $P_{i \rightarrow j}$ για μία κυψέλη j την οποία θα επισκεφτεί στη συνέχεια το τερματικό το οποίο βρίσκεται στην κυψέλη i ορίζεται ως εξής:

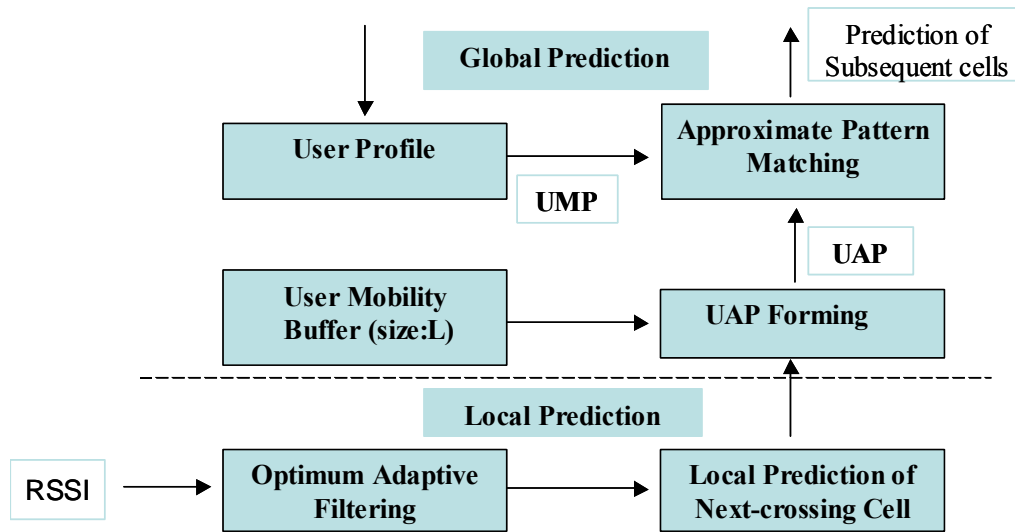
$$P_{i \rightarrow j} = \frac{D_{ij}}{\sum_k D_{ik}} \quad (3.3)$$

όπου k είναι μία κυψέλη που βρίσκεται σε απόσταση από το i ίδια με την απόσταση μεταξύ των i και j . Η βασική ιδιότητα αυτής της κατανομής πιθανότητας είναι ότι, για δεδομένη κατεύθυνση, η κυψέλη που βρίσκεται στην εκτιμώμενη κατεύθυνση από την τρέχουσα κυψέλη έχει την υψηλότερη πιθανότητα να είναι αυτή την οποία θα επισκεφτεί το κινητό τερματικό στο μέλλον.

3.2.2 Ιεραρχικό Μοντέλο Πρόβλεψης Θέσης (Hierarchical Location Prediction)

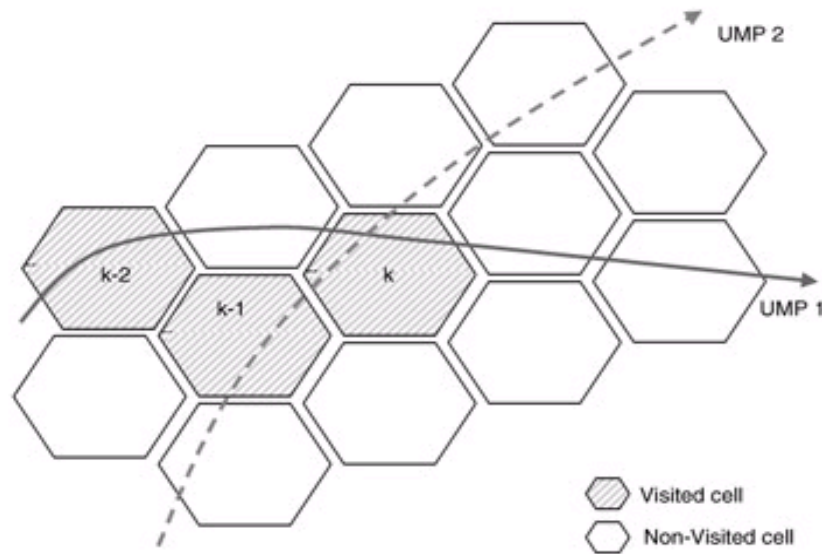
Η εργασία που παρουσιάζεται από την Liu και τους συνεργάτες της στο [Liu98] χρησιμοποιεί τεχνικές ταύτισης προτύπων κίνησης και Extended Self-Learning φίλτρα Kalman για τον υπολογισμό της μελλοντικής θέσης κινητών τερματικών, προκειμένου να ενεργοποιήσει προηγμένες τεχνικές δέσμευσης πόρων και εγκαθίδρυσης σύνδεσης κατά

μήκος της βέλτιστης διαδρομής σε υποδομές ATM. Τα πρότυπα κίνησης ενός χρήστη (User Mobility Patterns) αποθηκεύονται σε μια βάση δεδομένων και τροφοδοτούν έναν κατά προσέγγιση αλγόριθμο ταύτισης προτύπων κίνησης για να επιτρέψουν την εκτίμηση [Global Prediction (GP)] της διακυβελικής κατεύθυνσης του τερματικού, δηλαδή από ποιες κυψέλες θα περάσει ο χρήστης (αιτιοκρατικό μοντέλο). Ο εκτιμητής Kalman εξετάζει την τυχαία κίνηση του χρήστη ενδοκυβελικά [στοχαστικό μοντέλο – Local Prediction (LP)]. Τα δύο μοντέλα συνδυάζονται στην ιεραρχική πρόβλεψη θέσης (Hierarchical Location Prediction), για την παραγωγή μιας ημι-στοχαστικής τροχιάς της κίνησης (Σχήμα 3 - 2). Η προσομοίωση του αλγορίθμου έδειξε ότι επιτυγχάνεται υψηλό ποσοστό σωστών προβλέψεων όταν το φίλτρο Kalman σταθεροποιηθεί.



Σχήμα 3 - 2: Ιεραρχικό Μοντέλο Πρόβλεψης Θέσης

Ο LP αλγόριθμος χρησιμοποιεί τις διαδοχικές ασύρματες μετρήσεις ισχύος των σημάτων (Radio Signal Strength indication (RSSI)) και εφαρμόζει έναν τροποποιημένο αλγόριθμο φιλτραρίσματος (Extended Self-Learning Filter) Kalman για να υπολογίσει τη δυναμική κατάσταση ενός κινούμενου χρήστη, όπου η δυναμική κατάσταση περιγράφεται από τη θέση, την ταχύτητα και την επιτάχυνση του χρήστη. Όταν ο χρήστης είναι κοντά στα όρια μιας κυψέλης (δηλαδή μιας περιοχή που καθορίζεται μέσω της γεωμετρίας των εξαγωνικών κυψελών), η εκτιμώμενη δυναμική κατάσταση χρησιμοποιείται για να καθορίσει την πιθανότητα μετάβασης για κάθε γειτονική κυψέλη. Η κυψέλη με την υψηλότερη πιθανότητα μετάβασης προτείνεται ως η επόμενη κυψέλη. Αυτή η πρόβλεψη χρησιμοποιείται από το GP αλγόριθμο.



Σχήμα 3 - 3: Αξιοποίηση της Τοπικής Πρόβλεψης για την Επιλογή ενός Υποψήφιου UMP, [Liu98]

Ο GP αλγόριθμος βασίζεται στα διάφορα πρότυπα κινητικότητας [User Mobility Patterns (UMP)] που καταγράφονται για κάθε χρήστη. Η μέχρι τώρα κίνηση του χρήστη, μαζί με την επόμενη κυψέλη που προβλέπεται από τον LP αλγόριθμο, συγκρίνεται με τα αποθηκευμένα UMPs, και μια διορθωτική «απόσταση» παράγεται, η οποία είναι βασισμένη στο μικρότερο αριθμό εισαγωγής κυψελών, διαγραφής κυψελών, και διαδικασιών τροποποίησης ταυτότητας κυψελών οι οποίες απαιτούνται για να καταστήσουν την κίνηση του χρήστη ίδια με ένα UMP. Εάν η διορθωτική «απόσταση» είναι μικρότερη από μια τιμή κατωφλίου, το UMP με τη μικρότερη «απόσταση» εντοπίζεται με μια μέθοδο δυναμικού προγραμματισμού· αυτό το UMP υποτίθεται ότι είναι το υποψήφιο UMP και ότι δείχνει τη γενική κατεύθυνση της κίνησης του χρήστη. Οι υπόλοιπες κυψέλες του υποψήφιου UMP αποτελούν και την πρόβλεψη για τη μελλοντική πορεία του χρήστη. Η τοπική πρόβλεψη (LP) μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να βελτιώσει την πρόβλεψη κίνησης, όπως απεικονίζεται στο Σχήμα 3 - 3. Η πρόβλεψη της επόμενης κυψέλης μπορεί να βοηθήσει την επιλογή μεταξύ δύο υποψήφιων UMPs όταν η κίνηση του χρήστη (παρουσιάζεται από τις σκιασμένες κυψέλες) απέχει εξίσου σε «απόσταση» από αυτά.

3.2.3 Ευέλικτος Αλγόριθμος Διαχείρισης Κινητικότητας (Flexible Mobility Management Algorithm)

Ένας ευέλικτος αλγόριθμος προτείνεται από τον Liu και τους συνεργάτες του [Liu96b]. Ο αλγόριθμος αυτός βασίζεται σε μια βάση δεδομένων η οποία διατηρεί στο κινητό τηλέφωνο ένα αρχείο με τους αριθμούς ταυτότητας θέσης (IDs), το χρόνο παραμονής και άλλες σχετικές πληροφορίες. Επίσης, στο κινητό τηλέφωνο διατηρούνται πληροφορίες σχετικές με την τροχιά της συσκευής, οι οποίες συγκρίνονται με τα υπάρχοντα πρότυπα κινητικότητας που είναι αποθηκευμένα στη βάση δεδομένων. Κάθε φορά που επιτυγχάνεται ταύτιση της τροχιάς της συσκευής με ένα πρότυπο κίνησης, το κινητό τηλέφωνο στέλνει την πρόβλεψή του στον τρέχοντα κεντρικό εξυπηρετητή θέσης, προκειμένου να ενημερωθούν όλες οι επόμενες πιθανές τοποθεσίες για το τερματικό. Όταν το κινητό τηλέφωνο μετακινηθεί στον επόμενο σταθμό βάσης, γίνεται έλεγχος αν η πρόβλεψη του κινητού τηλεφώνου μπορεί να επιβεβαιωθεί. Σε περίπτωση επιτυχούς πρόβλεψης, το κινητό τηλέφωνο δεν χρειάζεται να πραγματοποιήσει μια συμβατική εγγραφή αλλά μόνο μερικές απαραίτητες ενημερώσεις θέσης. Στην αντίθετη περίπτωση (αποτυχίας σωστής πρόβλεψης), το κινητό τηλέφωνο έχει πάντα τη δυνατότητα να ενεργοποιήσει μια συμβατική εγγραφή (Conventional Registration). Για τη διαδικασία ελέγχου σωστής ή μη πρόβλεψης χρησιμοποιείται ένα δέντρο ταιριάσματος (Matching Tree), το οποίο ελέγχει τρία κριτήρια: τη θέση, το χρόνο παραμονής και την ώρα της ημέρας. Για περισσότερα από ένα σωστά ταιριάσματα που προκύπτουν από τα παραπάνω κριτήρια ένας σταθμισμένος αλγόριθμος (weighted matching) (π.χ. το μεγαλύτερο βάρος αποδίδεται στην πιο πρόσφατη ταιριαστή θέση) χρησιμοποιείται για τη βέλτιστη πρόβλεψη.

3.2.4 Πρόβλεψη Επόμενης Κυψέλης Βάσει Προφίλ (Profile Based Next Cell Prediction)

Ο Bharghavan και οι συνεργάτες του καταγράφουν στο [Bha97] τις μεταπομπές των κινητών τερματικών, προκειμένου να προβλέψουν την επόμενη κυψέλη σε ασύρματα περιβάλλοντα εσωτερικού χώρου. Οι πληροφορίες των μεταπομπών αποθηκεύονται σε έναν κεντρικό εξυπηρετητή (Profile Server), ο οποίος τις μετατρέπει σε προφίλ κινητικότητας. Με το πέρασμα του χρόνου τα προφίλ αυτά αντιπροσωπεύουν τα πρότυπα κίνησης του κάθε χρήστη. Σε κάθε σταθμό βάσης και για κάθε χρήστη εκτελείται ένας

τέτοιος αλγόριθμος πρόβλεψης. Ο αλγόριθμος ενημερώνει τη γειτονική κυψέλη, την οποία επιλέγει ως πιθανότερη, ώστε να ενεργοποιηθούν σε αυτή οι κατάλληλοι μηχανισμοί δέσμευσης πόρων. Αρχικά, όταν ένας χρήστης εκτελεί μια μεταπομπή από την κυψέλη c' στην κυψέλη c , το προφίλ του χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της επόμενης κυψέλης. Οι αποφάσεις του αλγορίθμου βασίζονται τώρα στις προηγούμενες μεταπομπές των χρηστών από την κυψέλη c' στην κυψέλη c'' μέσω της κυψέλης c . Στην περίπτωση που δεν υπάρχει δυνατότητα πρόβλεψης βάσει του προφίλ του χρήστη, ο αλγόριθμος εκτελείται στο σταθμό βάσης. Το προφίλ της κυψέλης, το οποίο στηρίζεται στις αποθηκευμένες πληροφορίες για τις πιο πρόσφατες μεταπομπές των χρηστών στο σύνολό τους, χρησιμοποιείται για να προβλέψει την επόμενη κυψέλη για το συγκεκριμένο χρήστη. Ο κεντρικός εξυπηρετητής ενημερώνεται περιοδικά για τις μεταπομπές που συμβαίνουν στην περιοχή την οποία εξυπηρετεί.

3.2.5 Μηχανισμός Εκτίμησης Μεταπομπών (Hand-off Estimation Functions)

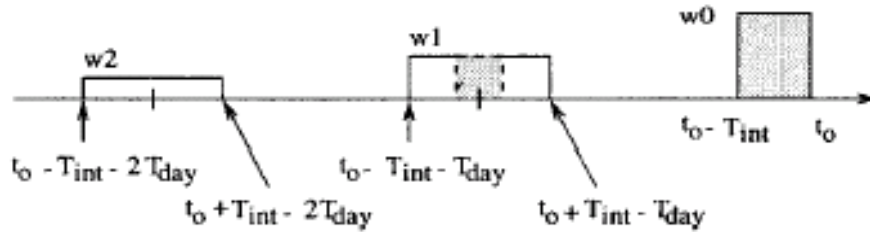
Ένα πιθανοκρατικό μοντέλο για τη συμπεριφορά προηγούμενων μεταπομπών προτείνεται στο [Cho98] από τους Choi και Shin. Το μοντέλο είναι βασισμένο στο πλήρες ιστορικό όλων των μεταπομπών που εμφανίστηκαν σε μία δεδομένη κυψέλη. Δύο στάδια προδιαγράφονται: η εκτίμηση της μεταπομπής και η προβλέψιμα-προσαρμοστική δέσμευση του εύρους ζώνης. Στο πρώτο στάδιο, που εμπίπτει στο πεδίο της παρούσας εργασίας κάθε σταθμός βάσης που συμμετέχει στις μεταπομπές αποθηκεύει τετραπλέτες της μορφής $(T_{event}, prev, next, T_{soj})$ για ένα περιπλανώμενο τερματικό. Τέτοιες καταχωρήσεις καλούνται «τετραπλέτες γεγονότων μεταπομπής». T_{event} είναι ο χρόνος από την αναχώρηση του τερματικού από την τρέχουσα κυψέλη, $prev$ είναι ο δείκτης της προηγούμενης επισκεπτόμενης κυψέλης, $next$ είναι ο δείκτης της επόμενης κυψέλης και T_{soj} είναι ο χρόνος παραμονής του τερματικού στην κυψέλη. Με τις αποθηκευμένες τετραπλέτες ο σταθμός βάσης χτίζει μια συνάρτηση εκτίμησης μεταπομπών [Handoff Estimation (HOE)], η οποία περιγράφει κατά εκτίμηση την κατανομή της επόμενης κυψέλης και του χρόνου παραμονής ενός κινητού στην κυψέλη αυτή, ανάλογα με την κυψέλη από την οποία προήλθε το τερματικό. Μια HOE, τη στιγμή t_0 , λαμβάνεται ως εξής: Για μία τετραπλέτα $(T_{event}, prev, next, T_{soj})$ έτσι ώστε:

$$T_0 - T_{int} - nT_{day} \leq T_{event} < t_0 + T_{int} - nT_{day} \quad (3.4)$$

όπου T_{int} είναι το διάστημα εκτίμησης της HOE (μια παράμετρος αρχιτεκτονικής), T_{day} είναι η διάρκεια μιας ημέρας, δηλαδή 24 ώρες, και $n (\geq 0)$ είναι ένας ακέραιος αριθμός,

$$F_{HOE}(t_0, prev, next, T_{soj}) := w_n \quad (3.5)$$

όπου $1 > w_n > w_{n+1}$, και $w_n = 0$ για όλα τα $n > N_{win_day}$. Ο παράγοντας βάρους w_n χρησιμοποιείται επειδή οι κυκλοφοριακές συνθήκες σε μία κυψέλη μπορεί να ποικίλλουν για κάποιο χρόνο. N_{win_day} είναι μια παράμετρος της αρχιτεκτονικής που χρησιμοποιείται για την αποφυγή των κατάλοιπων (έωλων) τετραπλέτων. Η τετραπλέτα που εμφανίζεται νωρίτερα από περισσότερο από $(N_{win_day} \cdot T_{day} + T_{int})$ χρόνο θεωρείται απαρχαιωμένη και δεν χρησιμοποιείται στη συνάρτηση εκτίμησης μεταπομπών. Στο Σχήμα 3 - 4 παρατηρείται ότι η συνάρτηση εκτίμησης επηρεάζεται από τα γεγονότα μεταπομπής τετραπλέτων που συμβαίνουν σε ένα παράθυρο περιόδου $2T_{int}$.



Σχήμα 3 - 4: Παράδειγμα Παραθύρου Περιόδου $2T_{int}$, [Cho98]

Επίσης, το μέγιστο μέγεθος της συνάρτησης εκτίμησης μεταπομπών N_{quad} ορίζεται ως ο μέγιστος αριθμός των γεγονότων μεταπομπής τετραπλέτων τα οποία χρησιμοποιούνται από τη συνάρτηση εκτίμησης μεταπομπών για κάθε ζεύγος ($prev, next$), ώστε να περιοριστούν η απαιτούμενη μνήμη και η υπολογιστική πολυπλοκότητα.

3.2.6 Βασικά Σχήματα Πρόβλεψης Κινητικότητας (Basic Mobility Prediction Schemes)

Ο Chan και οι συνεργάτες του [Cha99] εξέτασαν πέντε αλγορίθμους πρόβλεψης, τρεις εκ των οποίων μπορούν να εκφραστούν ως k -τάξης (order- k) εκτιμητές Markov. Ο εκτιμητής Markov k -τάξης θεωρεί ότι ο επόμενος όρος σε μια ακολουθία εξαρτάται μόνο από τους πιο πρόσφατους όρους k . Για την τεκμηρίωση των δοκιμών χρησιμοποιήθηκαν σε μια ευρεία περιοχή πρότυπα μεταπομπών αποθηκευμένα σε μια βάση δεδομένων. Κάθε δείγμα είναι μοναδικό και ορίζεται από την τρέχουσα κυψέλη και την κυψέλη προς την οποία θα μεταβεί ο κινητός χρήστης. Στο [Cha98] μια βάση δεδομένων από τα

ερευνητικά εργαστήρια της Olivetti (Olivetti Research Laboratory) χρησιμοποιήθηκε για περιβάλλοντα εσωτερικού χώρου. Ας θεωρηθεί ότι η κίνηση του χρήστη περιγράφεται σαν μια ακολουθία από σύμβολα που ανήκουν σε ένα αλφάβητο A . Οι δύο πρώτοι αλγόριθμοι πρόβλεψης βασίζονται στα κριτήρια της θέσης (Location Criterion) και της κατεύθυνσης (Direction Criterion) και είναι ισοδύναμοι με τους 1ης-τάξης και 2ης-τάξης εκτιμητές Markov, αντίστοιχα, όταν το A είναι το σύνολο όλων των κυψελών. Ο τρίτος αλγόριθμος πρόβλεψης εξαρτάται από το χρόνο (Time Criterion) και είναι 2ης-τάξης εκτιμητής Markov όταν το A είναι το σύνολο όλων των ζευγών (χρόνος, ταυτότητα κυψέλης).

Στον τέταρτο αλγόριθμο προτείνεται μια διαφορετική προσέγγιση για την πρόβλεψη θέσης: συνδυάζεται ένας εκτιμητής Markov 2ης-τάξης με τον κανόνα του Bayes. Η ιδέα είναι να προβλέπεται αρχικά η γενική κατεύθυνση της κίνησης και να προβλέπεται έπειτα η επόμενη θέση με βάση την προηγούμενη πληροφορία. Για τον εκτιμητή 2ης-τάξης χρησιμοποιούνται οι τελευταίοι δύο όροι της κίνησης του χρήστη, $K = \langle K_1, K_2 \rangle$. Κατ' αρχάς, η πιο πιθανή θέση m μακριά από την τρέχουσα θέση, δηλαδή η K_{2+m} , προβλέπεται με βάση τις προηγούμενες θέσεις του χρήστη. Κατόπιν, χρησιμοποιώντας τον κανόνα του Bayes και το σημείο αναφοράς K_{m+2} , και επιλέγοντας τη θέση B_x με την υψηλότερη πιθανότητα, προβλέπεται η επόμενη θέση K_3 ως εξής:

$$P(K_1 K_2 B_x | K_{2+m}) = \frac{P(K_{2+m} | K_1 K_2 B_x) P(K_1 K_2 B_x)}{\sum_{j=1}^n P(K_1 K_2 B_j) P(K_{2+m} | K_1 K_2 B_j)} \quad (3.6)$$

Ο Chan και οι συνεργάτες του επέκτειναν το κριτήριο κατεύθυνσης (Direction Criterion) με ένα αλγόριθμο τον οποίο ονόμασαν τμηματικό κριτήριο (Segment Criterion). Αρχικά ορίζονται οι στάσιμες κυψέλες (stationary cells) ως οι κυψέλες όπου ο χρήστης παραμένει περισσότερο από κάποιο συγκεκριμένο χρόνο. Στη συνέχεια, η κίνηση του χρήστη χωρίζεται σε τμήματα, καθένα από τα οποία είναι μια ακολουθία από κυψέλες η οποία αρχίζει με μία στάσιμη κυψέλη και τελειώνει με την ίδια ή διαφορετική στάσιμη κυψέλη. Ο αλγόριθμος πρόβλεψης δημιουργεί ένα τμήμα βάσει της κίνησης του χρήστη. Ας θεωρηθεί ότι η κίνηση του χρήστη μετά από k κινήσεις είναι $L = l_1 l_2 \dots l_k$, όπου l_1 είναι μία στάσιμη κυψέλη. Το L συγκρίνεται με τα αποθηκευμένα τμήματα του χρήστη. Μια

αντιστοιχία βρίσκεται, εάν $l_i = c_i$, $1 \leq i \leq k \leq n$, για κάποια υπονήφια αποθηκευμένα τμήματα $C=c_1c_2\dots c_n$. Σε αυτή την περίπτωση, η πρόβλεψη είναι η κυψέλη c_{k+1} . Εάν υπάρχουν περισσότερα από ένα υπονήφια τμήματα, τότε η πρόβλεψη είναι η πιο συχνά εμφανιζόμενη κυψέλη στη θέση $k+1$ μεταξύ των υπονήφια τμημάτων.

3.2.7 Αλγόριθμοι Πρόβλεψης Κινητικότητας στο Τερματικό (Autonomous Host-Centric Mobility Prediction Algorithms)

Στο [Che03] μια σειρά από αυτόνομους αλγορίθμους πρόβλεψης κίνησης προτείνονται για την πρόβλεψη των μελλοντικών θέσεων ενός κινητού χρήστη. Οι αλγόριθμοι αυτοί απαιτούν από τον ίδιο τον κινητό χρήστη να συλλέξει και να διατηρήσει στη συσκευή του τις πληροφορίες που είναι απαραίτητες για την εφαρμογή των αλγορίθμων. Ο κινητός χρήστης κινείται σε μια δισδιάστατη δομή πλέγματος (grid) η οποία αποτελείται από $m \times n$ τετράγωνα διάστασης $d \times d$. Ένας σταθμός βάσης καλύπτει κάθε τετράγωνο. Σε κάθε τετράγωνο ορίζεται μία μοναδική ταυτότητα πλέγματος Gid_k . Ο κινητός χρήστης μπορεί να κινηθεί σε οποιοδήποτε τετράγωνο μόνο με κάθετες ή οριζόντιες κινήσεις. Στα κυψελοειδή δίκτυα ο χρήστης γνωρίζει τη θέση του (Gid_k) μέσω του σταθμού βάσης. Ένα τετράγωνο ονομάζεται εδρεύον, αν ο κινητός χρήστης παραμένει σε αυτό για περισσότερο από χρόνο τ . Τα πρότυπα κίνησης του χρήστη μπορεί να είναι είτε κανονικά είτε τυχαία. Η πληροφορία της κίνησης του χρήστη αποθηκεύεται με δύο τρόπους:

- **Μνήμη Τρέχουσας Κίνησης:** Κάθε κινούμενος χρήστης διατηρεί μια μνήμη κίνησης (Movement Cache), όπου αποθηκεύει τα πιο πρόσφατα στοιχεία της κίνησής του. Η μορφή της πληροφορίας αποθηκεύεται ως εξής: (User-id, Grid-id, T_{enter} , T_{dwell} , Path-id), όπου T_{enter} είναι ο χρόνος στον οποίο ο χρήστης εισέρχεται στο Grid-id (ταυτότητα του πλέγματος), T_{dwell} είναι το χρονικό διάστημα κατά το οποίο ο χρήστης μένει στο Grid-id, και Path-id είναι ένας δείκτης που συνδέει την εγγραφή της κίνησης του χρήστη με το Grid-id από το οποίο προήλθε.
- **Μνήμη Προτύπων Κίνησης:** Σε μια άλλη μνήμη ο χρήστης διατηρεί τα πρότυπα της κίνησής του. Ένα πρότυπο κίνησης ξεκινάει και τελειώνει πάντα με ένα εδρεύον τετράγωνο. Η μορφή της πληροφορίας αποθηκεύεται ως εξής:

(User-id, Path-id, Path-sequence, Freq), όπου Path-id είναι τώρα μία μοναδική ταυτότητα προτύπου κίνησης, Path-sequence είναι η παράμετρος η οποία διευκρινίζει την ακριβή ακολουθία των Grid-ids για ένα πρότυπο κίνησης, και Freq είναι η συχνότητα εμφάνισης ενός προτύπου κίνησης.

Οι αλγόριθμοι πρόβλεψης είναι οι εξής:

Αλγόριθμος Πρόβλεψης Βασικών Γραμμών – Baseline Prediction Algorithm

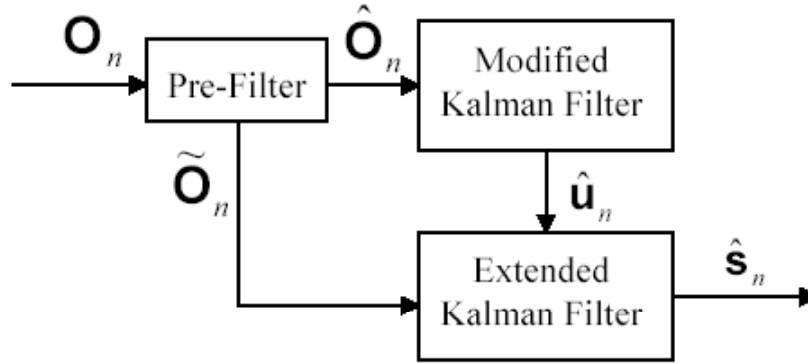
Ο αλγόριθμος πρόβλεψης βασικών γραμμών αποτελείται από δύο βήματα. Το πρώτο βήμα, το «ταίριασμα προτύπων», υπολογίζει πόσα πρότυπα κίνησης που έχουν αποθηκευτεί στη μνήμη προτύπων κίνησης θα ταιριάζουν (πλήρως ή μερικώς) με την τρέχουσα κίνηση. Γενικά, χρησιμοποιείται ένας μηχανισμός βάρους επιβράβευσης ανάλογα με τη μία προς μία αντιστοιχία των Grid-ids της τρέχουσας κίνησης με τα Grid-ids των «ταιριαστών» προτύπων κίνησης. Το δεύτερο βήμα υπολογίζει την πιθανότητα $Prob_i(j,t)$ ο κινητός χρήστης να μεταβεί από το τρέχον τετράγωνο σε ένα γειτονικό τετράγωνο j σε χρονικό διάστημα t . Το πρότυπο κίνησης που εκπληρώνει μια σειρά από περίπλοκους ελέγχους ταιριασματος προτύπου (θεώρημα του Bayes') αποτελεί και την πρόβλεψη του συγκεκριμένου αλγορίθμου.

Άπληστος Αλγόριθμος πρόβλεψης – Greedy Prediction Algorithm

Ο αλγόριθμος πρόβλεψης βασικών γραμμών αδυνατεί να προβλέψει τι γίνεται πέρα από ένα εδρεύον τετράγωνο, αν αυτό βρίσκεται στο τέλος ενός προτύπου κίνησης. Ο άπληστος αλγόριθμος επεκτείνει το μήκος του παραπάνω προτύπου ώστε να συμπεριλάβει και την επόμενη πληροφορία η οποία είναι το τετράγωνο που ακολουθεί αμέσως ο χρήστης κατά την κίνησή του (μνήμη τρέχουσας κίνησης), ανεξάρτητα από το εάν αυτό είναι εδρεύον ή όχι.

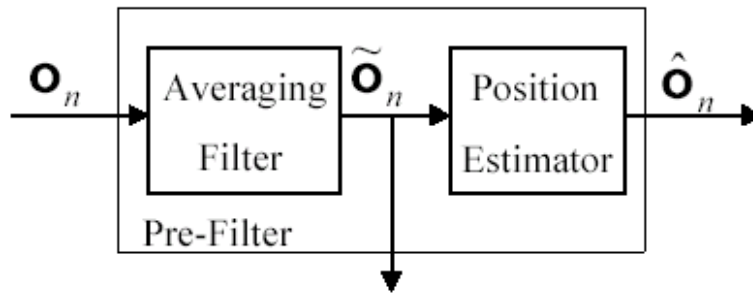
3.2.8 Αλγόριθμοι Καταγραφής της Κίνησης MT1 και MT2 (MT-1 and MT-2 Mobility Tracking Algorithms) [Zai05]

Η γενική δομή του MT-1 αλγορίθμου παρουσιάζεται στο Σχήμα 3 - 5. Ο MT-1 εκτιμητής κίνησης αποτελείται από ένα προ-φίλτρο, ένα τροποποιημένο φίλτρο (modified filter) Kalman και ένα εκτεταμένο φίλτρο (extended filter) Kalman.



Σχήμα 3 - 5: Δομή MT-1 Αλγορίθμου, [Zai05]

Το προ-φίλτρο συνίσταται από το φίλτρο μέσου όρου και από ένα χονδροειδή εκτιμητή θέσης (Σχήμα 3 - 6). Το φίλτρο μέσου όρου μειώνει αρκετά το θόρυβο σκίασης (shadowing noise), χωρίς να τροποποιεί σημαντικά την απώλεια διαδρομής (path loss). Οι κατά μέσο όρο RSSI μετρήσεις χρησιμοποιούνται στη συνέχεια για να παραγάγουν τις χονδροειδείς εκτιμήσεις των συντεταγμένων της θέσης. Η έξοδος του προ-φίλτρου είναι ένα διάνυσμα εκτιμήσεων της θέσης το οποίο δηλώνεται ως $\hat{\mathbf{O}}_n = [\hat{x}_n \hat{y}_n]'$ και χρησιμοποιείται ως στοιχείο εισόδου (παρατήρησης) για το τροποποιημένο φίλτρο Kalman.



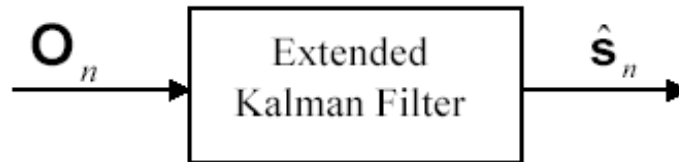
Σχήμα 3 - 6: Δομή Προ-Φίλτρου MT-1 Αλγορίθμου, [Zai05]

Το διάνυσμα παρατήρησης \mathbf{O}_n αποτελείται από την απώλεια διαδρομής (path loss) και από το συστατικό της σκίασης (shadowing component). Το φίλτρο μέσου όρου μειώνει το συστατικό της σκίασης (shadowing component) των παρατηρήσεων \mathbf{O}_n .

Στον MT-1 αλγόριθμο η είσοδος στο τροποποιημένο φίλτρο Kalman είναι το διάνυσμα των παρατηρήσεων $\hat{\mathbf{O}}_n$ που εξέρχονται από το προ-φίλτρο και όχι το διάνυσμα των παρατηρήσεων \mathbf{O}_n . Δεδομένου ότι οι χονδροειδείς εκτιμήσεις θέσης χρησιμοποιούνται ως παρατηρήσεις για το τροποποιημένο φίλτρο Kalman, το καλύτερο που μπορεί να

κάνει το φίλτρο είναι να ακολουθήσει τις χονδροειδείς συντεταγμένες θέσης. Οποιαδήποτε ανακρίβεια και οποιοδήποτε λάθος πιθανώς υπάρξουν στο προ-φίλτρο είναι δυνατόν να «αναγκάσουν» τον εκτιμητή Kalman να αποκλίνει. Το τροποποιημένο φίλτρο Kalman παρέχει τις εκτιμήσεις διακριτών εντολών $\hat{\mathbf{u}}_n$. Το εκτεταμένο φίλτρο Kalman παίρνει τις κατά μέσο όρο πειραματικές τιμές των παρατηρούμενων σημάτων $\tilde{\mathbf{O}}_n$ ως παρατηρήσεις και τις εκτιμήσεις των καταστάσεων του $\hat{\mathbf{u}}_n$ από το τροποποιημένο φίλτρο Kalman προκειμένου να παραγάγει τις εκτιμήσεις για τις καταστάσεις κίνησης $\hat{\mathbf{s}}_n$.

Εάν δεν είναι δυνατόν να συλλεχθούν τα στοιχεία παρατήρησης, τότε το προ-φίλτρο δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να παράγει αποτελεσματικά τις χονδροειδείς εκτιμήσεις θέσης. Το προ-φίλτρο που χρησιμοποιείται στον MT-1 εκτιμητή απαιτεί σχετικά υψηλή συχνότητα πειραματικών δειγμάτων από σήματα που εκπέμπονται από τον ίδιο σταθμό βάσης, προκειμένου να μειωθεί σημαντικά ο θόρυβος σκίασης. Σε ένα τέτοιο σενάριο, χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος MT-2, όπως φαίνεται στο Σχήμα 3 - 7, ο οποίος αποτελείται από ένα ενιαίο εκτεταμένο φίλτρο Kalman και στον οποίο η διαδικασία διακριτών εντολών αντιμετωπίζεται ως πρόσθετος θόρυβος.



Σχήμα 3 - 7: Δομή MT-2 Αλγορίθμου, [Zai05]

Τέλος, σύμφωνα με το γραμμικό μοντέλο κίνησης που περιγράφηκε στο κεφάλαιο 2, η γνώση των καταστάσεων κίνησης σε μία δεδομένη χρονική στιγμή t_0 επιτρέπει την πρόβλεψη της κατάστασης κίνησης σε ένα χρόνο t στο μέλλον. Η προβλεπόμενη κατάσταση $\tilde{\mathbf{s}}_t$ ενός κινητού κόμβου στο χρόνο t δίνεται ως εξής:

$$\tilde{\mathbf{s}}(t) = A(t-t_0)\hat{\mathbf{s}}(t_0) \quad (3.7)$$

όπου:

$$A(t-t_0) = I_2 \otimes A_1(t-t_0) \quad (3.8)$$

όπου:

$$A_1(T) = \begin{bmatrix} 1 & T & a \\ 0 & 1 & b \\ 0 & 0 & e^{-\alpha T} \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

όπου:

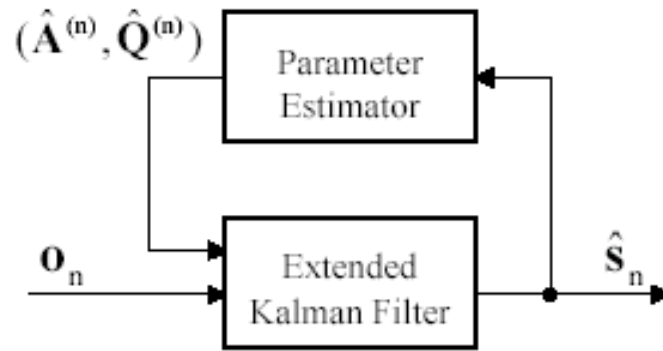
$$\begin{aligned} a &= (-1 + \alpha T + e^{-\alpha T}) \\ b &= (1 - e^{-\alpha T}) / \alpha \\ c &= \left(1 - \alpha T + \frac{\alpha^2}{2} T^2 - e^{-\alpha T} \right) / \alpha^2 \end{aligned} \quad (3.10)$$

υποθέτοντας πάντα ότι η εκτιμώμενη κατάσταση \hat{s}_{t_0} στο χρόνο t_0 είναι διαθέσιμη.

3.2.9 Αυτοανάδρομος Εκτιμητής Κίνησης (Autoregressive Position Estimator) [Zai04]

Ο AR-1 εκτιμητής κίνησης, όπως φαίνεται στο Σχήμα 3 - 8, αποτελείται από έναν εκτιμητή καταστάσεων κίνησης και έναν εκτιμητή παραμέτρου κίνησης. Ο εκτιμητής παραμέτρου κίνησης παρέχει μια εκτίμηση του πίνακα μετασχηματισμού A και του πίνακα συμμεταβολής Q όπως περιγράφηκε στο αυτοανάδρομο μοντέλο κίνησης στο κεφάλαιο 2. Η εκτίμηση της κατάστασης κίνησης πραγματοποιείται από τις χαρακτηριστικές μετρήσεις σημάτων οι οποίες είναι διαθέσιμες στα ασύρματα δίκτυα, δηλαδή είτε τους λαμβανόμενους δείκτες ισχύος σημάτων (Received Signal Strength Indicators) είτε το χρόνο άφιξης (Time of Arrival) ενός σήματος. Τρεις ανεξάρτητες μετρήσεις σημάτων από κάθε είδος μπορούν να εφαρμοστούν ως παρατηρήσεις σε ένα εκτεταμένο φίλτρο Kalman, προκειμένου να εκτιμηθεί η κατάσταση κίνησης.

Το AR-1 μοντέλο κίνησης, που δίνεται από την εξίσωση (2.35) του κεφαλαίου 2, μπορεί να παράσχει πληροφορίες πρόβλεψης. Εάν η εκτιμώμενη κατάσταση για οποιαδήποτε χρονική στιγμή t_0 είναι διαθέσιμη, είναι δυνατόν να προβλεφθεί η κατάσταση κίνησης σε οποιαδήποτε χρονική στιγμή t στο μέλλον με ακρίβεια που μειώνεται με το χρόνο καθώς η διαφορά $t-t_0$ αυξάνεται. Η προβλεπόμενη κατάσταση \tilde{s}_t ενός κινητού χρήστη στο χρόνο t δίνεται ομοίως από την εξίσωση (3.7).



Σχήμα 3 - 8: Αυτοανάδρομος Εκτιμητής Κίνησης, [Zai04]

Κεφάλαιο 4

ΓΕΝΝΗΤΡΙΑ ΡΕΑΛΙΣΤΙΚΩΝ ΠΡΟΤΥΠΩΝ ΚΙΝΗΣΗΣ

Στο παρόν κεφάλαιο εξετάζεται η ανάπτυξη μιας γεννήτριας ρεαλιστικών προτύπων κίνησης [Realistic Mobility Pattern Generator (RMPG)]. Η σχεδίαση της RMPG [Kyr03a] “...βασίζεται στο γεγονός ότι κάθε κινητός χρήστης έχει ένα βαθμό κανονικότητας στη μετακίνησή του· δηλαδή, ενώ η κίνηση των ανθρώπων συνίσταται σε δύο παράγοντες, την τυχαία κίνηση και την κανονική κίνηση, η πλειονότητα των κινητών χρηστών βασίζεται σε κανονικά καθημερινά (ανά μία ώρα, εβδομαδιαίως...) πρότυπα κινητικότητας, τα οποία ακολουθεί λίγο πολύ κάθε ημέρα...” [Liu96a]. Η πλατφόρμα RMPG μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως πλατφόρμα προσομοίωσης για τη δοκιμή μηχανισμών κίνησης όπως είναι τα πρωτόκολλα κινητικότητας, οι αρχιτεκτονικές κινητού υπολογισμού και οι εφαρμογές υπό ρεαλιστικές συνθήκες φόρτου κίνησης. Κατά τη σχεδίαση της RMPG πρόθεσή μας ήταν:

- να μπορέσουμε να παραγάγουμε ρεαλιστικά ίχνη κίνησης,
- να εισαγάγουμε τέτοια ίχνη, μέσω των καλά δομημένων διεπαφών, στους δημοφιλείς προσομοιωτές δικτύων, όπως το OPNET, και
- να αποφύγουμε το φαινόμενο της υπερδιαστασιοποίησης που εμφανίζεται στα προγενέστερα εργαλεία σχετικά με την προσομοίωση της κίνησης.

Όσον αφορά την επικύρωση των εσωτερικών μηχανισμών που υιοθετούνται από την RMPG με στόχο την παραγωγή των προτύπων κίνησης, χρησιμοποιήθηκε η πλατφόρμα προσομοίωσης για την αξιολόγηση της απόδοσης ενός μηχανισμού πρόβλεψης κινητικότητας [Kyr03b]. Ένας τέτοιος μηχανισμός προβλέπει με ένα συγκεκριμένο βαθμό ακρίβειας τη μελλοντική θέση (κυψέλη) ενός κινητού αντικειμένου σε ένα κυψελοειδές περιβάλλον και θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για τη δυναμική διαχείριση των πόρων ενός δικτύου [για παράδειγμα, πακέτα πληροφορίας, περιεχόμενο μνήμης-πληρεξούσιου (Proxy-Cache content)]. Για την αξιολόγηση περαιτέρω της ρεαλιστικότητας των RMPG ιχνοακολουθιών, ο μηχανισμός πρόβλεψης κίνησης έλαβε ως είσοδο τα ίχνη που παρήχθησαν από έναν προσομοιωτή κινητικότητας για αστικά περιβάλλοντα. Τα αποτελέσματα ήταν αρκετά παρόμοια με εκείνα από την προσομοίωση της RMPG, γεγονός που επιτρέπει την επαλήθευση της ορθής λειτουργίας της πλατφόρμας.

4.1 Εργαλεία Προσομοίωσης

Οι ερευνητές έχουν στη διάθεσή τους μια σειρά από εργαλεία προσομοίωσης και μελέτης ασύρματων και σταθερών δικτύων όπως είναι ο City Simulator της IBM AlphaWorks, το OPNET από την OPNET Technologies, Inc. και ο Network Simulator (NS). Σε αυτή την ενότητα παρουσιάζουμε εν συντομία άλλες σύγχρονες πλατφόρμες προσομοίωσης που υποστηρίζουν την παραγωγή των προτύπων κίνησης για την αξιολόγηση των μηχανισμών/πρωτοκόλλων κινητικότητας.

Ο προσομοιωτής πόλεων (City Simulator) της IBM AlphaWorks [Kau01] προσομοιώνει μια τρισδιάστατη πόλη με πληθυσμό μέχρι 10 εκατομμύρια ανθρώπους οι οποίοι κινούνται κατά μήκος των οδών, μέσα στα κτίρια και μεταξύ ορόφων. Ο προσομοιωτής παρέχει τα κατάλληλα στοιχεία για την αξιολόγηση των μηχανισμών κινητικότητας. Ενδεικτικό παράδειγμα είναι οι αλγόριθμοι βάσεων δεδομένων για τη δεικτοδότηση (indexing) και την αποθήκευση των δυναμικών στοιχείων θέσης. Ο προσομοιωτής πόλεων είναι υλοποιημένος με την αντικειμενοστραφή γλώσσα προγραμματισμού JAVA. Ο ερευνητής έχει τη δυνατότητα να προσομοιώσει διαφορετικά σχέδια πόλεων και να μελετήσει διάφορους αλγορίθμους οι οποίοι εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από τα

πρότυπα κινητικότητας των χρηστών. Μια γραφική διεπαφή (user interface) είναι διαθέσιμη για τον έλεγχο της προσομοίωσης σε πραγματικό χρόνο. Η έξοδος του προσομοιωτή παράγει ένα αρχείο κειμένου (text) το οποίο περιέχει εγγραφές της μορφής: προσωπική ταυτότητα και χρονοσφραγίδα (time stamp), καθώς επίσης τις συντεταγμένες x , y και z . Αυτά τα στοιχεία μπορούν να εισαχθούν σε οποιαδήποτε βάση δεδομένων για τη μελέτη διάφορων αλγορίθμων, όπως είναι η δεικτοδότηση στο χώρο (spatial indexing) και οι τεχνολογίες χωρικών επερωτήσεων (spatial query technologies). Τα σενάρια προσομοίωσης μπορούν να εμπλουτιστούν με κανόνες/περιορισμούς για να ρυθμίσουν τη στοχαστική συμπεριφορά των κινητών χρηστών.

Ο προσομοιωτής δικτύων NS2 (Network Simulator) είναι ένας προσομοιωτής διακριτών καταστάσεων που χρησιμοποιείται στην έρευνα των δικτύων επικοινωνιών. Ο NS2 παρέχει ουσιαστική υποστήριξη για την προσομοίωση του TCP πρωτοκόλλου, της δρομολόγησης πακέτων και των πρωτοκόλλων πολυεκπομπής (multicast protocols) σε ασύρματα και μη, τοπικά και δορυφορικά δίκτυα. Ο NS2 ενσωματώνει μια γεννήτρια προτύπων κίνησης ονόματι SetDest, η οποία μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη δημιουργία RWP κίνησης σε κινητά αντικείμενα [URL2]. Η SetDest, που αναπτύχθηκε στο πλαίσιο του CMU's προγράμματος Monash του πανεπιστημίου Carnegie Mellon, χρησιμοποιείται ως υποστηρικτική πλατφόρμα για το προτεινόμενο σύστημα RMPG. Ο τυχαίος αλγόριθμος τυχαίων διοδοσημείων εξηγείται λεπτομερέστερα στην ενότητα 4.2.

Η πλατφόρμα OPNET, που υλοποιήθηκε από τη mil3 [URL3], μπορεί να βοηθήσει το μηχανικό δικτύων στην προσομοίωση πολλαπλών δικτυακών σεναρίων παρέχοντας πολλά μοντέλα πρωτοκόλλων κινητικότητας υλοποιημένα με πολύ μεγάλη ακρίβεια. Έμφαση δίνεται στη λεπτομερή προσομοίωση και στην ακριβή περιγραφή της αποδοτικότητας των εξεταζόμενων αλγορίθμων. Η πλατφόρμα OPNET απαιτεί από τον ερευνητή να περιγράψει με κάθε λεπτομέρεια την κίνηση των κινητών αντικειμένων σε τροχιές. Η συγκεκριμένη περιγραφή γίνεται όμως με μεγάλη δυσκολία, και η προσομοίωση που προκύπτει είναι εξαιρετικά πολύπλοκη ακόμη και για ένα σχετικά απλό σενάριο (με προφανή αντίκτυπο στην επεκτασιμότητα και συντηρησιμότητα των μοντέλων). Η δυσκολία διαμόρφωσης ακόμη και της βασικής συμπεριφοράς της κίνησης

οδηγεί στη μοντελοποίηση προτύπων όπου η μετακίνηση των χρηστών δεν λαμβάνεται επαρκώς υπόψη.

4.2 Μοντέλο Τυχαίων Διοδοσημείων [Random Waypoint Model (RWP)]

Σύμφωνα με την αναφορά [Bet04] το RWP μπορεί να περιγραφεί ως μια τυχαία διαδικασία διακριτού χρόνου. Η τυχαία μεταβλητή η οποία αντιπροσωπεύει τις καρτεσιανές συντεταγμένες του διοδοσημείου όπου ένα κινητό αντικείμενο j θα βρεθεί μετά από χρόνο t δίνεται από την εξίσωση (4.1). Τα συγκεκριμένα διοδοσημεία κατανέμονται ανεξάρτητα και ομοιόμορφα χρησιμοποιώντας μια ομοιόμορφη τυχαία κατανομή στο χώρο που μελετάται η κίνηση.

$$\{\mathbf{P}_t^{(j)}\}_{t \in \mathbb{N}_0} = \mathbf{P}_0^{(j)} \mathbf{P}_1^{(j)} \mathbf{P}_2^{(j)} \mathbf{P}_3^{(j)} \dots \quad (4.1)$$

Αφού κάθε αντικείμενο κινείται ανεξάρτητα, η διαδικασία της κίνησής του εξετάζεται ξεχωριστά. Ας θεωρηθεί τώρα η περίπτωση όπου ένα αντικείμενο επιλέγει τυχαία μια ταχύτητα V_t , για να πάει από το διοδοσημείο \mathbf{P}_{t-1} στο \mathbf{P}_t και ένα χρόνο παύσης $T_{p,t}$ στο \mathbf{P}_t . Η συνολική διαδικασία κίνησης περιγράφεται από την εξίσωση (4.2).

$$\begin{aligned} \{(\mathbf{P}_t, V_t, T_{p,t})\}_{t \in \mathbb{N}} &= (\mathbf{P}_1, V_1, T_{p,1}), (\mathbf{P}_2, V_2, T_{p,2}), (\mathbf{P}_3, V_3, T_{p,3}), \dots \\ f_{T_p}(\tau_p), [0, \tau_{p,\max}] & \tau_{p,\max} < \infty \\ f_V(v), [v_{\min}, v_{\max}] & v_{\min} > 0, v_{\max} < \infty \end{aligned} \quad (4.2)$$

όπου $f_{T_p}(\tau_p)$ και $f_V(v)$ είναι οι τυχαίες κατανομές του χρόνου παύσης και της ταχύτητας, αντίστοιχα. Φυσικά, υποτίθεται ότι υπάρχει διοδοσημείο \mathbf{P}_0 για την αρχικοποίηση της κίνησης του αντικειμένου.

Το RWP συσχετίζει τη συμπεριφορά της ταχύτητας με τη συμπεριφορά της αλλαγής κατεύθυνσης. Ο χρόνος μεταξύ δύο αλλαγών κατεύθυνσης εξαρτάται από την ταχύτητα των αντικειμένων και από το σχήμα και το μέγεθος της περιοχής προσομοίωσης. Για δεδομένη περιοχή προσομοίωσης, υψηλή ταχύτητα σημαίνει υψηλή συχνότητα αλλαγής κατεύθυνσης.

Ας θεωρηθεί τώρα RWP κίνηση σε μια ορθογώνια περιοχή διαστάσεων $a \times b$, $a \geq b$. Η απόσταση μεταξύ δύο συνεχόμενων τυχαίων διοδοσημείων $P_1 = (P_{x1}, P_{y1})$ και $P_2 = (P_{x2}, P_{y2})$

είναι $L = \|P_2 - P_1\| = \sqrt{|P_{x1} - P_{x2}|^2 + |P_{y1} - P_{y2}|^2} = \sqrt{L_x^2 + L_y^2}$. Η χωρική κατανομή για ένα διόδοσημείο $P=(P_x, P_y)$ δίνεται από την εξίσωση (4.3).

$$f_{P_x P_y}(x, y) = \begin{cases} 1/(ab) & \text{for } 0 \leq x \leq a \text{ and } 0 \leq y \leq b \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (4.3)$$

Αντίστοιχα, επειδή τα L_x και L_y είναι ανεξάρτητα, η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας (pdf) για ένα μήκος L (μονοδιάστατη περίπτωση) δίνεται από την:

$$f_L(l) = \begin{cases} -\frac{2}{a^2}l + \frac{2}{a}, & 0 \leq l \leq a \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (4.4)$$

Συνεπώς, η από κοινού συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας (joint pdf) των L_x και L_y δίνεται από την εξίσωση:

$$f_{L_x L_y}(l_x, l_y) = f_L(l_x) f_L(l_y) = \frac{4}{a^2 b^2} (l_x + a)(-l_y + b) \quad (4.5)$$

Στη συνέχεια, υπολογίζουμε την αθροιστική συνάρτηση κατανομής με την εξίσωση:

$$P(L \leq l) = \iint_D f_{L_x L_y}(l_x, l_y) dl_y dl_x \quad (4.6)$$

όπου:

$$D = l_x^2 + l_y^2 \leq l^2, \begin{cases} 0 \leq l_x \leq a \\ 0 \leq l_y \leq b \end{cases} \quad (4.7)$$

είναι η περιοχή πάνω στην οποία ολοκληρώνεται η αθροιστική συνάρτηση κατανομής.

Τέλος, ακολουθώντας μια σειρά από αλγεβρικές πράξεις και τριγωνομετρικές απλοποιήσεις προκύπτει η σχέση (4.8), που είναι η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας του μήκους L .

$$f_L(l) = \frac{4l}{a^2 b^2} \cdot f_0(l), \quad (4.8)$$

όπου:

$$f_0(l) = \begin{cases} \frac{\pi}{2}ab - al - bl + \frac{1}{2}l^2 & \text{for } 0 \leq l \leq b \\ ab \arcsin \frac{b}{l} + a\sqrt{l^2 - b^2} - \frac{1}{2}b^2 - al & \text{for } b \leq l \leq a \\ ab \arcsin \frac{b}{l} + a\sqrt{l^2 - b^2} - \frac{1}{2}b^2 - & \\ -ab \arccos \frac{a}{l} + b\sqrt{l^2 - a^2} - \frac{1}{2}a^2 - \frac{1}{2}l^2 & \text{for } a \leq l \leq \sqrt{a^2 + b^2} \end{cases} \quad (4.9)$$

Βάσει των παραπάνω αποτελεσμάτων υπολογίζονται οι στοχαστικές ιδιότητες του χρόνου (μετάβασης) που χρειάζεται το αντικείμενο για να μετακινηθεί από ένα διοδοσημείο σε ένα άλλο. Γενικά ισχύει:

$$T = g(L, V) = \frac{L}{V} \quad (4.10)$$

όπου L και V είναι τυχαίες μεταβλητές. Η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας του χρόνου μετάβασης δίνεται από την εξίσωση (4.11).

$$f_T(\tau) = \begin{cases} \int_{v_{\min}}^{v_{\max}} \nu f_L(\nu\tau) f_V(\nu) d\nu & \text{for } 0 \leq \tau \leq \tau_{\max}, \tau_{\max} = l_{\max}/v_{\min} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (4.11)$$

Στην επόμενη εξίσωση, (4.12), παρουσιάζεται η χωρική κατανομή των αντικειμένων στο χώρο $a \times a$ για την περίπτωση που δεν υπάρχει χρόνος παύσης.

$$f_X(x) = f_{XY}(x, y) \approx \frac{36}{a^6} \left(x^2 - \frac{a^2}{4} \right) \left(y^2 - \frac{a^2}{4} \right), \quad (4.12)$$

$$-\frac{a}{2} \leq x \leq \frac{a}{2} \quad \text{και} \quad -\frac{a}{2} \leq y \leq \frac{a}{2}$$

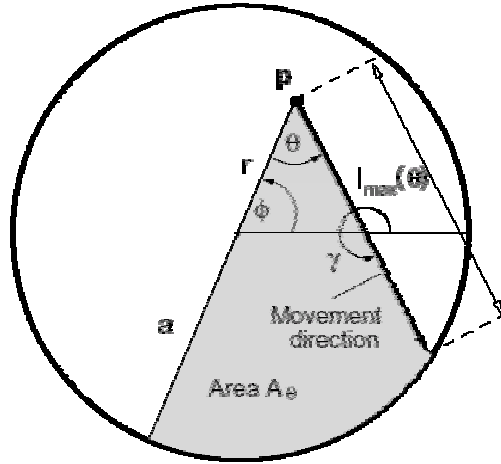
Στην περίπτωση που υπάρχει χρόνος παύσης, η χωρική κατανομή των αντικειμένων δίνεται από την ένωση δύο ξεχωριστών συστατικών: του συστατικού παύσης (*pause component*) και του συστατικού κίνησης (*mobility component*). Και τα δύο συστατικά είναι συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας οι οποίες επιδοτούνται με το βάρος της πιθανότητας p_p ένας κόμβος να σταματήσει (4.13).

$$f_X(x) = \underbrace{p_p f_{X,p}(x)}_{\text{pause component}} + \underbrace{(1 - p_p) f_{X,m}(x)}_{\text{mobility component}} \quad (4.13)$$

Στη (4.13) η $f_{X,m}(x)$ δίνεται από την (4.12) και η $f_{X,p}(x)$ δίνεται από την ακόλουθη εξίσωση:

$$f_{X,p}(x) = \begin{cases} \frac{1}{\|A\|}, & x \in A \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (4.14)$$

Τέλος, η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας για την κατεύθυνση της κίνησης σε πολικές συντεταγμένες (r, ϕ) δίνεται από την εξίσωση (4.15).



Σχήμα 4 - 1: Γωνίες Κατεύθυνσης, [Bet04]

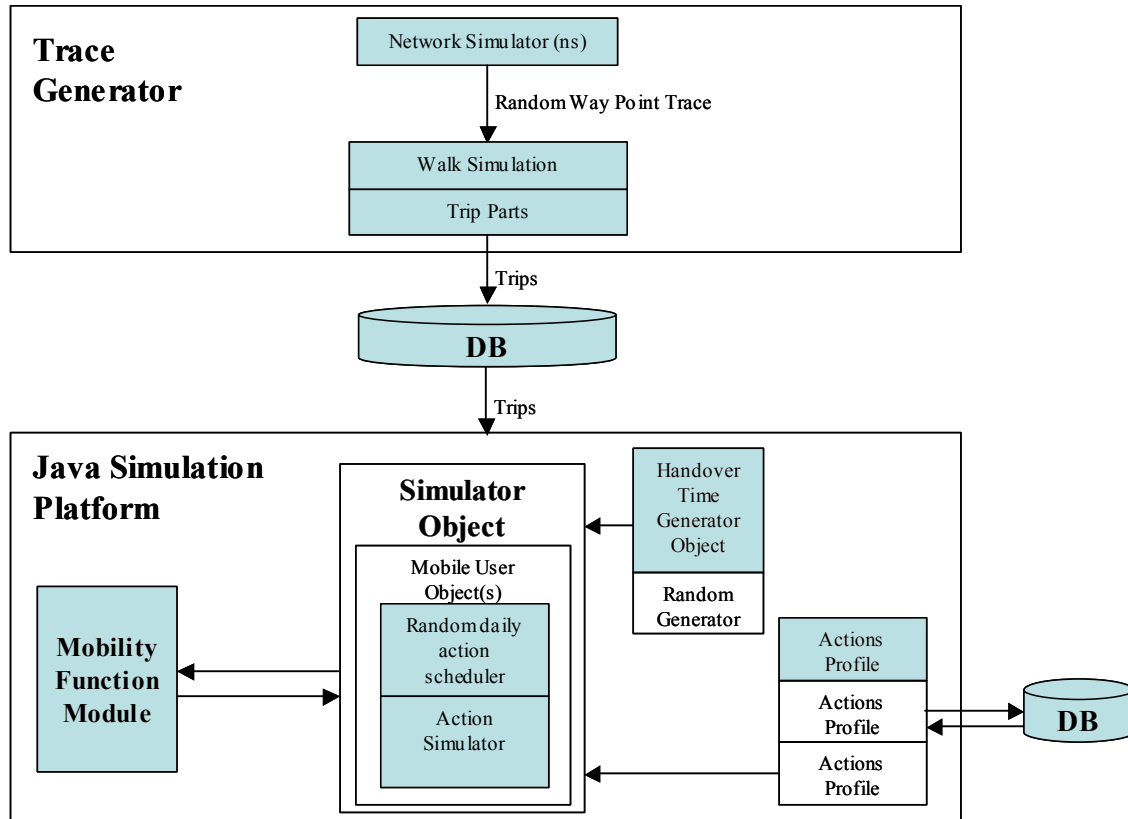
$$f_{\theta}(\theta) = \frac{1}{4\pi|\sin^3 \theta|} \left[|\sin \theta|(-2 \cos^4 \theta - 2 \cos^3 \theta |\cos \theta| + \cos^2 \theta + \cos \theta |\cos \theta| + 1) + \arcsin(|\sin \theta|)\cos \theta \right] \quad (4.15)$$

όπου: $\gamma = \theta + \phi + \pi$ (βλέπε Σχήμα 4 - 1). Η κατανομή της (4.15) δείχνει τη γωνία θ που επιλέγει ένα αντικείμενο σε ένα τυχαίο διοδοσημείο.

Η μαθηματική ανάλυση του RWP (βλέπε [Bet04]) βοηθά ώστε να κατανοηθούν οι λειτουργίες του καθώς και η συμπεριφορά του στα διάφορα μοντέλα προσομοίωσης. Ιδιαίτερα, τα αποτελέσματα του χρόνου μετάβασης και του ρυθμού αλλαγών κυψέλης (cell change rate) θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν ως μια μετρική του βαθμού κινητικότητας για ένα συγκεκριμένο σενάριο προσομοίωσης. Η χωρική κατανομή των κόμβων είναι ουσιαστική για ζητήματα αλληλεπίδρασης κόμβων και θέματα σύνδεσης. Τέλος, η κατανομή της γωνίας κατεύθυνσης εξηγεί γιατί οι κόμβοι τείνουν να κινηθούν προς το κέντρο της περιοχής της προσομοίωσης.

4.3 Αρχιτεκτονική της RMPG

Στο Σχήμα 4 - 2 παρουσιάζεται η αρχιτεκτονική της πλατφόρμας RMPG. Η λειτουργικότητα της RMPG μπορεί να χωριστεί σε δύο διακριτές φάσεις (που αντιστοιχούν στο άνω και στο κάτω τμήμα του σχήματος).



Σχήμα 4 - 2: Αρχιτεκτονική της RMPG

Κατά τη διάρκεια της πρώτης φάσης καθορίζονται τα χαρακτηριστικά της περιοχής όπου μπορούν να κινηθούν οι χρήστες. Στη συνέχεια, καταγράφεται το σύνολο των δυνατών κινήσεων στο χώρο με βάση τον αριθμό ταυτότητας κάθε κυψέλης (Cell Ids – CIDs) των σταθμών βάσης (Base Stations) από τις οποίες διέρχεται ο χρήστης. Το αποτέλεσμα είναι ένα σύνολο «ελάχιστων διαδρομών» (Trips) (σύνολο από CIDs) οι οποίες δημιουργούν ένα «χάρτη κινητικότητας» της περιοχής κίνησης. Για την αποθήκευση/ανάκτηση του όγκου των καταγεγραμμένων Trips έχει θεωρηθεί συμφέρουσα η χρήση ενός συστήματος διαχείρισης βάσης δεδομένων.

Στη δεύτερη φάση προσομοιώνεται η κίνηση των χρηστών στην περιοχή κίνησης. Καθένας από τους χρήστες μπορεί να ανήκει σε διαφορετικό προφίλ κίνησης

(επαγγελματίας, μαθητής κ.λπ) και συνεπώς να παρουσιάζει διαφορετική συμπεριφορά στην κίνησή του. Τα δεδομένα κίνησης των χρηστών τροφοδοτούν συνεχώς το αντικείμενο που υλοποιεί το μηχανισμό κινητικότητας (Mobility Function Object) επιτρέποντας με αυτό τον τρόπο κάθε είδους έλεγχο όσον αφορά τη συμπεριφορά και την απόδοση των αλγορίθμων κίνησης.

Η RMPG εκτελεί τρεις βασικές διαδικασίες:

- (α) συλλέγει και διατηρεί γενικές ιχνοακολουθίες για τη διάσχιση των κυψελών,
- (β) επιτρέπει την προδιαγραφή και την αποθήκευση των προφίλ των χρηστών, και,
- (γ) συσχετίζει τις υπάρχουσες γενικές ιχνοακολουθίες με τα προφίλ των χρηστών για την παραγωγή της καθημερινής κίνησης των τελευταίων.

Οι προαναφερθείσες διαδικασίες εξηγούνται λεπτομερέστερα παρακάτω:

(α) Όπως ήδη συζητήθηκε, οι γενικές ιχνοακολουθίες αναφέρονται στη διάσχιση των κυψελών οι οποίες αποτελούν την ασύρματη υποδομή δικτύωσης. Στις κυψέλες ορίζονται μοναδικοί δείκτες [Cell Identity (CID)]. Το CID_i δείχνει την ταυτότητα της κυψέλης i . Όλες οι πιθανές ταυτότητες διαμορφώνουν το σύνολο C :

$$C = \{CID_1, CID_2, \dots, CID_{M_c}\} \subset \mathfrak{N} \quad (4.16)$$

όπου το M_c δείχνει το μέγιστο αριθμό κυψελών στο περιβάλλον προσομοίωσης. Η σημείωση $CID_i^j(t)$ σημαίνει ότι ο χρήστης j εισήλθε στην κυψέλη i στο χρόνο t .

Προκειμένου να παραχθούν οι ιχνοακολουθίες από τη διάσχιση των κυψελών, προσομοιώνεται μια τυχαία RWP κίνηση ενός μεμονωμένου χρήστη για μια εκτενή χρονική περίοδο (T_{sim}). Συγκεκριμένα, χρησιμοποιείται το setdest εργαλείο που παρέχεται μαζί με τον προσομοιωτή δικτύων NS2 [URL1]. Ένα αντικείμενο αρχίζει να κινείται με ταχύτητα η οποία περιορίζεται από ένα άνω όριο V_{max} , μέσα σε μια προκαθορισμένη ορθογώνια περιοχή διαστάσεων: X, Y , σε ευθεία γραμμή η οποία συνδέει το τυχαία επιλεγμένο σημείο A με ένα άλλο τυχαία επιλεγμένο σημείο B. Το αντικείμενο παραμένει ανενεργό στο σημείο B για συγκεκριμένο χρόνο, ο οποίος

αποκαλείται χρόνος παύσης t_p . Στη συνέχεια, το αντικείμενο αρχίζει να κινείται πάλι σε μια ευθεία γραμμή προς ένα άλλο τυχαίο σημείο, για παράδειγμα C. Τα τμήματα AB και BC σχηματίζουν μια τυχαία γωνία, μη ομοιόμορφα κατανεμημένη στο διάστημα $[0, 2\pi)$ όπως εξηγείται στο [Bet01]. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται συνεχώς.

Η RMPG τεμαχίζει τα ίχνη της κίνησης που παράγονται από το $setdest$ με μια συγκεκριμένη περίοδο δειγματοληψίας t_s . Οι επιλεγμένες συντεταγμένες x^o, y^o για το υπό εξέταση αντικείμενο o αντιστοιχίζονται από την RMPG στα μέλη του C :

$$\langle x^o(n \cdot t_s), y^o(n \cdot t_s) \rangle \xrightarrow{S} CID^o(n \cdot t_s), n \in \mathfrak{N} \quad (4.17)$$

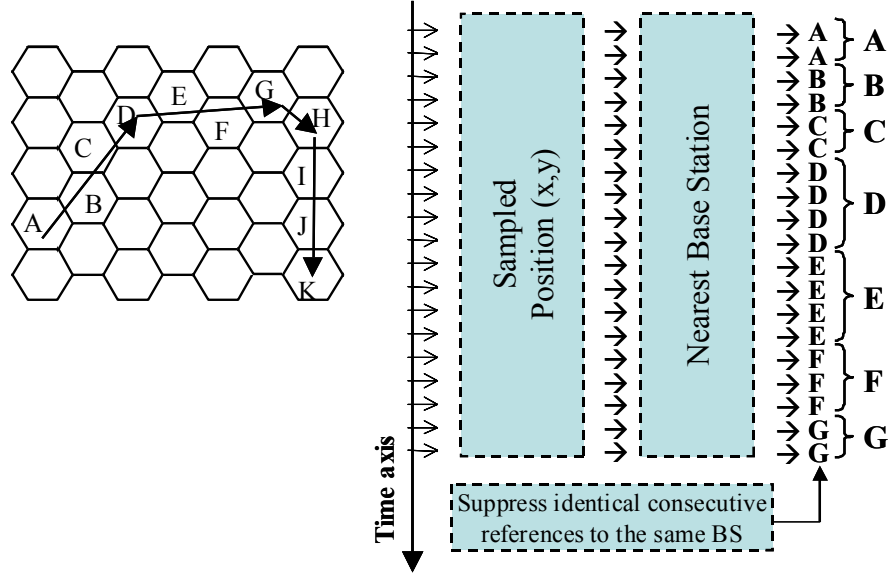
όπου $x^o(nt_s)$ και $y^o(nt_s)$ είναι τα n -οστά δείγματα συντεταγμένων που δείχνουν τη θέση του υπό εξέταση αντικειμένου o στο χρόνο $t=nt_s$. Η συνάρτηση απεικόνισης S λειτουργεί ως εξής: Σε οποιαδήποτε χρονική στιγμή συγκρίνονται μεταξύ τους οι ευκλείδειες αποστάσεις του αντικειμένου o από τους κοντινότερους σταθμούς βάσης. Η RMPG υποθέτει την τοποθέτηση των σταθμών βάσης στα κέντρα των αντίστοιχων κυψελών. Ο κοντινότερος σταθμός βάσης είναι ο σταθμός βάσης ελέγχου για το υπό εξέταση αντικείμενο που θεωρείται ότι βρίσκεται τη συγκεκριμένη χρονική περίοδο μέσα στην αντίστοιχη κυψέλη. Στο Σχήμα 4 - 3 παρουσιάζεται μια ανασκόπηση της παραπάνω διαδικασίας. Συνεπώς, κατακερματίζοντας την ακολουθία από ίχνη που παράγονται από το NS-2 και εκτελώντας την απεικόνιση S για χρονικό διάστημα, D , παράγεται η RMPG γενική ιχνοακολουθία, TRC_D :

$$TRC_D = \{CID_i, CID_j, \dots, CID_i, \dots, CID_k\} \quad (4.18)$$

Ένα συγκεκριμένο TRC_D μπορεί να περιέχει μηδενικές ή περισσότερες αναφορές σε ένα από τα μέλη του C .

Μια μεγάλη τιμή του χρόνου προσομοίωσης επέτρεψε την κάλυψη του μεγαλύτερου μέρους της περιοχής κίνησης. Εάν C_V είναι οι επισκεπτόμενες κυψέλες στο χρόνο T_{sim} , ισχύει η ακόλουθη εξίσωση:

$$\lim_{T_{sim} \rightarrow \infty} \frac{C_V}{C} = 1 \quad (4.19)$$



Σχήμα 4 - 3: Αντιστοίχιση των Συντεταγμένων (x, y) σε Σταθμούς Βάσης (Cell IDs)

Η ακολουθία από CID που δημιουργείται διαιρείται έπειτα σε τμήματα σταθερού μήκους που αναφέρονται ως $TRIPs$. Ένα $TRIP$ από την κυψέλη k στην κυψέλη l (TRP_{k-l}) ορίζεται ως ένα σύνολο από $CIDs$:

$$TRP_{k-l} = \{CID_k, \dots, CID_l\}, k \in C, l \in C \quad (4.20)$$

Ο αριθμός των στοιχείων ενός TRP ισούται με μια σταθερά W :

$$|TRP_{k-l}| = W, k \in C, l \in C \quad (4.21)$$

Η υιοθέτηση της έννοιας του $TRIP$ επηρεάζεται από την κανονικότητα της νομαδικής μετακίνησης των χρηστών. Τα $TRIPs$ δείχνουν ότι μια συγκεκριμένη περιήγηση εκτελείται πάντα με τον ίδιο τρόπο (για παράδειγμα, προκειμένου να φτάσει ο χρήστης στο γραφείο από την περιοχή στάθμευσης του αυτοκινήτου, πρέπει να περάσει από δύο διαδρόμους). Επίσης, τα $TRIPs$ είναι ένας τρόπος να εκφραστούν τα εμπόδια της κίνησης στην περιοχή προσομοίωσης (για παράδειγμα, μερικές περιηγήσεις αποκλείονται επειδή ένας τοίχος εμποδίζει τη μετακίνηση). Η έννοια του $TRIP$ αποτρέπει μια τυχαία επιλογή της επόμενης επισκεπτόμενης κυψέλης, οπότε αποφεύγεται έτσι ένα ιδιαίτερα στοχαστικό πρότυπο μετακίνησης.

Η ιχνοακολουθία TRC_D χρησιμοποιείται για τη δημιουργία του συνόλου L των $TRPs$.

$$TRC_D \rightarrow L = \{TRP_{a-b}, TRP_{b-c}, \dots, TRP_{u-z}\} \quad (4.22)$$

Το σύνολο L αποθηκεύεται και διατηρείται στη βάση δεδομένων της RMPG.

(β) Μετά από την κατασκευή του χάρτη κινητικότητας που χρησιμοποιεί *CIDs*, η κίνηση των χρηστών προσομοιώνεται στη δεδομένη περιοχή. Προκειμένου να επιτευχθούν ρεαλιστικά αποτελέσματα, κάθε περίπτωση χρήστη πρέπει να έχει συμπεριφορά κίνησης πραγματικού ανθρώπου. Αυτή η απαίτηση υπονοεί ότι ο χρήστης δεν έχει μόνο τυχαία κίνηση, αλλά πραγματοποιεί και συγκεκριμένες ενέργειες. Δεδομένου ότι όλοι οι άνθρωποι δεν συμπεριφέρονται με τον ίδιο τρόπο, προκύπτει η ανάγκη για ένα ξεχωριστό προφίλ ανά κατηγορία χρηστών. Μέσω ενός μηχανισμού προφίλ παρέχεται η δυνατότητα να μελετηθεί το αντικείμενο μηχανισμός κινητικότητας για διαφορετικές κατηγορίες χρηστών.

Ο χρόνος προσομοίωσης ανά ημέρα στην RMPG χωρίζεται σε χρονοθυρίδες [Time Slots (TS)] είναι αριθμημένες ως εξής:

$$TS \in \{1, 2, \dots, M_{TS}\} \subset \mathbb{N}_+ \quad (4.23)$$

Ο συμβολισμός t_{TS} σημαίνει τον αρχικό χρόνο της χρονοθυρίδας TS . ΔTS είναι η διάρκεια μιας χρονοθυρίδας, δηλαδή

$$\Delta TS = t_{TS_i} - t_{TS_{i-1}}, \quad 1 \leq i \leq M_{TS} \quad (4.24)$$

Όπως αναφέρθηκε, η συμπεριφορά ενός χρήστη στην RMPG καθορίζεται μέσω ενός προφίλ ενεργειών: συνεπώς, κάθε αντικείμενο χρήστη πραγματοποιεί συγκεκριμένες ενέργειες που αποθηκεύονται στη βάση δεδομένων του συστήματος. Διαφορετικά προφίλ ενεργειών μπορούν να καθοριστούν για διαφορετικές ομάδες χρηστών (για παράδειγμα καθηγητές, σπουδαστές και διευθυντές). Οι RMPG ενέργειες A είναι ζεύγη με την ακόλουθη δομή:

$$A_i = \langle tp, trgCell \rangle, \quad i = 1, 2, \dots, tp = 1 \dots M_A, trgCell \in C \quad (4.25)$$

όπου:

- tp υποδηλώνει τον τύπο της ενέργειας (όπως εξηγείται στις επόμενες παραγράφους, στην RMPG υποστηρίζονται διαφορετικοί τύποι ενεργειών),
- M_A είναι ο συνολικός αριθμός των διαφορετικών τύπων ενεργειών (για παράδειγμα τυχαίος περίπατος) οι οποίες προδιαγράφονται στην πλατφόρμα,
- και το $trgCell$ αντιπροσωπεύει την κυψέλη στόχο που είναι η κυψέλη ολοκλήρωσης για την ενέργεια A_i .

Η σημείωση A_i^{TS} σημαίνει ενεργοποίηση της ενέργεια A_i στη χρονοθυρίδα TS . Ένα προφίλ UP_j για το χρήστη j είναι ένα σύνολο ενεργειών που ενεργοποιούνται σε συγκεκριμένες χρονοθυρίδες:

$$\begin{aligned} UP_j &= \{A_k^{TS_1}, A_l^{TS_2}, \dots, A_u^{TS_n}\}, \quad TS_n \leq M_{TS} \\ |UP_j| &\leq M_{TS} \end{aligned} \quad (4.26)$$

Στο UP_j το i -th στοιχείο (ενέργεια) ξεκινά από την κυψέλη στόχο (ολοκλήρωση) της $(i-1)$ ενέργειας.

(γ) Οι καθημερινές ενέργειες κάθε χρήστη καθορίζονται σύμφωνα με το προφίλ ενεργειών του, την ημέρα της εβδομάδας και τα τυχαία γεγονότα. Παραδείγματος χάριν, εάν είναι Δευτέρα, υπάρχει αυξημένη πιθανότητα ένας χρήστης να πάει για εργασία. Εάν βρέχει, μπορεί να επιλέξει μια εναλλακτική πορεία για να πάει στην εργασία του. Εάν πηγαίνει να εργαστεί, πρέπει να είναι στο γραφείο του στις 9:00 π.μ. \pm 30 λεπτά και να φύγει 8 ώρες αργότερα. Κατά τη διάρκεια αυτών των 8 ωρών μπορεί να επιλέξει, σε συγκεκριμένο χρόνο, να επισκεφτεί μερικές τοποθεσίες, όπως ένα εστιατόριο ή μια αίθουσα συνεδριάσεων, ή ακόμα και να ξεκινήσει έναν τυχαίο περίπατο για να χαλαρώσει, και στη συνέχεια να επιστρέψει στην εργασία του. Κατά τη διάρκεια του απογεύματος μπορεί να επιλέξει να πάει σε έναν κινηματογράφο ή να εκτελέσει έναν τυχαίο περίπατο. Υποτίθεται ότι ο χρήστης αρχίζει την ημέρα του από μια δεδομένη θέση (για παράδειγμα, το σπίτι του). Μια τελευταία ενέργεια προστίθεται πάντα στο τέλος της ημέρας, αναγκάζοντας το χρήστη να επιστρέψει στο σπίτι τη νύχτα πριν από κάποια συγκεκριμένη ώρα (μεσάνυχτα).

4.3.1 Παραγωγή Ιχνοακολουθιών ενός Χρήστη

Προκειμένου να παραχθούν τα καθημερινά ίχνη μετακίνησης για το χρήστη j , η RMPG εκτελεί μια λειτουργία που ονομάζεται «ημερήσια αναπαραγωγή» (Daily Instantiation). Για να προδιαγραφεί η λειτουργία αυτή, χρησιμοποιείται το σύμβολο \otimes . Το σύνολο DT_j αντιπροσωπεύει την ημερήσια ιχνοακολουθία του χρήστη j . Τα στοιχεία DT_j εμφανίζονται υπό τη μορφή $CID_i^j(t)$:

$$DT_j = TRC_D \otimes UP_j = \{CID_i^j(t_1), CID_k^j(t_2), \dots\}, i \in C, k \in C \quad (4.27)$$

Τα DT_j είναι στοιχεία προϋπάρχοντα του TRC_D τα οποία συμμορφώνονται βάσει των προδιαγεγραμμένων ενεργειών που διαμορφώνουν το UP_j . Προκειμένου να διαμορφωθούν οι καθημερινές ιχνοακολουθίες των χρηστών, τα στοιχεία που περιλαμβάνονται στο TRC_D αξιοποιούνται κατάλληλα βάσει των περιορισμών που επιβάλλονται από το UP_j . Η παραγωγή του DT_j επαναλαμβάνεται σε καθημερινή βάση (πάντα χρησιμοποιούνται τα ίδια συμβάλλοντα σύνολα, δηλαδή τα TRC_D και UP_j).

Όπως αναφέρθηκε, μια RMPG ενέργεια καθορίζεται από τον τύπο της και την κυψέλη στόχο της. Η αρχική κυψέλη της ενέργειας είναι η κυψέλη στόχος της προηγούμενης ενέργειας που έχει πραγματοποιηθεί. Στην εφαρμογή μας, το tr παίρνει τις τιμές 1 έως 3 (δηλαδή $M_A=3$):

- Όταν $tr=1$, πρόκειται για ενέργεια τυχαίου περιπάτου (τύπος δράσης: Δ1). Στην προκειμένη περίπτωση, όταν το σύστημα εκτελεί τη λειτουργία \otimes , δύο τυχαία Trips επιλέγονται από το TRC_D με μόνη απαίτηση το πρώτο CID στο πρώτο Trip να ταυτίζεται με το τελικό CID της προηγούμενης ενέργειας, και το τελευταίο CID του πρώτου Trip να είναι ίσο με το πρώτο CID του δεύτερου Trip.
- Όταν $tr=2$, πρόκειται για κίνηση στην πιο σύντομη διαδρομή (τύπος δράσης: Δ2). Στην περίπτωση αυτή, όταν το σύστημα εκτελεί τη λειτουργία \otimes , ο ελάχιστος απαραίτητος αριθμός Trips επιλέγεται από το TRC_D προκειμένου να εξακριβωθεί η μικρότερη δυνατή πορεία μεταξύ του τελικού CID της προηγούμενης ενέργειας και του στόχου CID της τρέχουσας ενέργειας. Τα Trips συνδέονται προκειμένου να καταγραφεί η απαιτούμενη διαδρομή.
- Όταν $tr=3$, πρόκειται για μια εναλλακτική κίνηση στην πιο σύντομη διαδρομή (τύπος δράσης: Δ3). Στην προκειμένη περίπτωση, το σύστημα προσδιορίζει την πιο σύντομη διαδρομή (όμοια με τον τύπο δράσης Δ2) αλλά και τις επόμενες τρεις πιο σύντομες διαδρομές από το τελικό CID της προηγούμενης ενέργειας στο στόχο CID της τρέχουσας ενέργειας. Μία από τις καταγεγραμμένες διαδρομές επιλέγεται τυχαία.

Το σύνολο UP_j είναι η ένωση των δύο μη επικαλυπτόμενων συνόλων R_j και O_j :

$$UP_j = R_j \cup O_j \quad (4.28)$$

όπου R_j είναι ο αριθμός ενεργειών τυχαίων περιπάτων οι οποίες εκτελούνται από το χρήστη j :

$$R_j = \{A_j \in UP_j : A_j = \langle tp, \text{trgCell} \rangle, tp = 1\} \quad (4.29)$$

4.3.2 Χρόνοι Παραμονής ενός Χρήστη στην Κυψέλη

Μία ενέργεια εκτελείται βάσει συγκεκριμένου χρονοδιαγράμματος. Όσο μια ενέργεια εκκρεμεί, το κινητό τερματικό ακολουθεί την πορεία που έχει προδιαγραφεί από την ενέργεια αυτή. Ο χρόνος (cell residence time) που απαιτείται για να διασχίσει ο χρήστης κάθε κυψέλη δίνεται από το αντικείμενο παραγωγής χρόνου μεταπομπής (Handover Time Generator Object) το οποίο και υλοποιεί τη γενικευμένη κατανομή Γάμα [Generalized Gamma Distribution (GGD)]. Στο [Zon97], η GGD θεωρείται η καταλληλότερη προσέγγιση για την προσομοίωση του χρόνου παραμονής σε μία κυψέλη. Συνεπώς, ακόμη και στην περίπτωση κατά την οποία έχουμε την ίδια διαδρομή, η πληροφορία που φτάνει στο μηχανισμό κινητικότητας είναι στοχαστική. Η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας της GGD δίνεται από την εξίσωση (4.30):

$$f(t; a, b, c) = \frac{c}{b^{ac} \Gamma(a)} t^{ac-1} e^{-\left(\frac{t}{b}\right)^c} \quad t, a, b, c > 0 \quad (4.30)$$

$$\Gamma(z) = \int_0^{\infty} e^{-x} x^{z-1} dx, \text{ για κάθε θετικό, πραγματικό αριθμό } z \quad (4.31)$$

Η εξίσωση (4.31) παρουσιάζει τον ορισμό της Γάμα συνάρτησης που χρησιμοποιείται στον παρονομαστή της εξίσωσης (4.30). Οι σταθερές της εξίσωσης (4.30) ορίζονται ως εξής: $a=2.31$, $b=1.22R$, όπου R είναι η ισοδύναμη ακτίνα κυψέλης και $c=1.72$. Η ισοδύναμη ακτίνα κυψέλης ορίζεται ως εξής:

$$R = R_c \frac{m'}{m} \quad (4.32)$$

όπου R_c , m' και m είναι η ακτίνα της κυψέλης, η ταχύτητα αναφοράς και η ταχύτητα του χρήστη, αντίστοιχα. Στις προσομοιώσεις χρησιμοποιήθηκαν οι ακόλουθες τιμές:

$$R_c = 0.1km, m' = 50km/h, m = 6km/h$$

Στις προσομοιώσεις η ακτίνα κυψέλης είχε την ίδια τιμή για όλες τις κυψέλες¹. Σε πιο σύνθετα σενάρια μια τέτοια υπόθεση θα μπορούσε να εγκαταλειφθεί, προκειμένου να απεικονιστεί ρεαλιστικότερα η γεωμετρία των κυψελών. Η ισοδύναμη ακτίνα κυψέλης

¹ Η ίδια τιμή υιοθετήθηκε για την παραγωγή ιχνοακολουθιών (Trace Generator).

ένα σχήμα που επινοήθηκε στο [Zon97], λαμβάνει υψηλές τιμές όταν, ανεξάρτητα από την πραγματική ακτίνα της κυψέλης, αυξάνεται ο χρόνος παραμονής του χρήστη (λόγω της μικρής ταχύτητας) στην αντίστοιχη κυψέλη. Ως εκ τούτου, αν και η πραγματική ακτίνα είναι της τάξης των 100m, η ισοδύναμη ακτίνα για μια χαρακτηριστική ταχύτητα περιπάτου (δηλαδή 6km/h) είναι 5/6km. Η ταχύτητα αναφοράς είναι μια μέση ταχύτητα που χρησιμοποιείται στο [Zon97] για να υπολογίσει τα a , b και c στην εξίσωση (4.30). Όπως αναφέρεται στο ίδιο κείμενο, ο ίδιος τύπος [δηλαδή η εξίσωση (4.30)] μπορεί να «χειριστεί» όλες τις διαβαθμίσεις της ταχύτητας.

Σύμφωνα με την ίδια μελέτη ([Zon97]), ανάλογα με τη δομή των δρόμων, ένα κινητό τερματικό μπορεί να κινείται σε διάφορα μονοπάτια και να έχει διάφορες ταχύτητες. Οι αλλαγές στην κατεύθυνση και στην ταχύτητα είναι οι δύο παράμετροι που καθορίζουν την κίνηση του κινητού τερματικού. Μεταβολή της κατεύθυνσης ή/και της ταχύτητας του τερματικού μπορεί να εκληφθεί και ως μεταβολή στη μέση απόσταση την οποία διανύει ή στο χρόνο κατά τον οποίο το τερματικό παραμένει στην κυψέλη πριν εξέλθει από αυτήν. Συνεπώς, κάθε μεταβολή στην κατεύθυνση μπορεί να προσομοιωθεί με αύξηση της δεδομένης ακτίνας της κυψέλης, ενώ κάθε αύξηση στην ταχύτητα του χρήστη μπορεί να προσομοιωθεί με μείωση του χρόνου παραμονής στην κυψέλη και συνεπώς με μείωση της ακτίνας της κυψέλης. Επομένως, κυψέλες οι οποίες εξυπηρετούν χρήστες με διαφορετικές παραμέτρους κίνησης μπορούν να προσομοιωθούν μέσω της χρήσης κυψελών με κατάλληλη ακτίνα.

Κάθε φορά που ο χρήστης μετακινείται από μία κυψέλη σε μια άλλη, το αντικείμενο που υλοποιεί το μηχανισμό κινητικότητας ειδοποιείται για τη μεταπομπή και λαμβάνει όλες τις απαραίτητες για τη λειτουργία του πληροφορίες, στις οποίες περιλαμβάνονται ο τρέχον χρόνος προσομοίωσης, το ιστορικό των προηγούμενων *CIDs*, το τρέχον *CID* και το *CID* στο οποίο μεταβαίνει ο χρήστης.

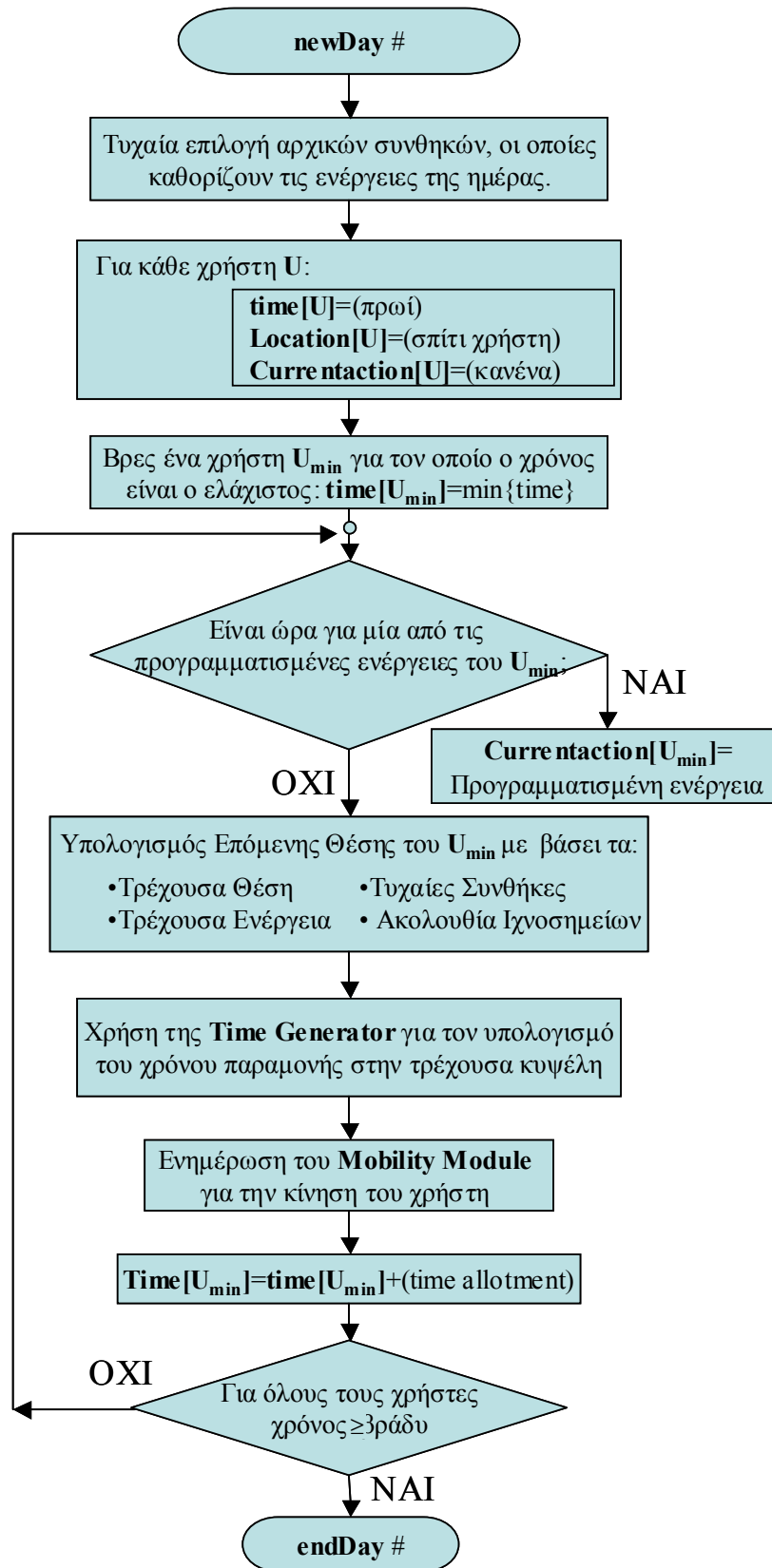
4.3.3 Διάγραμμα Ροής της Προσομοίωσης των RMPG Χρηστών

Για την υλοποίηση της πλατφόρμας επιλέχθηκε η γλώσσα προγραμματισμού JAVA [Hor00]. Χρησιμοποιήθηκε αντικειμενοστραφής σχεδίαση (ένα αντικείμενο τύπου User

αναπαριστά κάθε χρήστη), και η τεχνική με την οποία γίνεται η προσομοίωση καθοδηγείται από τα συμβάντα σε γεγονότα (event-driven) [Law91]. Μερικές από τις κλάσεις της πλατφόρμας και η λειτουργία τους παρουσιάζονται στο Σχήμα 4 - 4. Κάθε αντικείμενο τύπου User είναι υπεύθυνο να λάβει τις δικές του αποφάσεις σχετικά με την κίνησή του. Όπως αναφέρθηκε σε προηγούμενες παραγράφους, κάθε χρήστης ακολουθεί ένα συγκεκριμένο πρότυπο ενεργειών σύμφωνα με το προφίλ του. Οι ενέργειες αυτές «φορτώνονται» από μια βάση δεδομένων στην αρχή της προσομοίωσης.

Προσομοιώνοντας κάθε ημέρα ξεχωριστά, η RMPG ξεκινά καθορίζοντας ποιες ενέργειες θα εκτελέσει κάθε χρήστης (δηλαδή το πρόγραμμά του για την ημέρα). Οι ενέργειες που θα εκτελεστούν, ο ακριβής χρόνος και η διάρκεια εκτέλεσής τους επιλέγονται με τυχαίο τρόπο και ανάλογα με το προφίλ του χρήστη. Η διαδρομή την οποία ορίζει η κάθε ενέργεια εξαρτάται όχι μόνο από την ίδια την ενέργεια αλλά και από τυχαίους παράγοντες, καθώς επίσης από την κυψέλη όπου η ενέργεια θα αρχίσει να εκτελείται (δηλαδή η συγκεκριμένη κυψέλη μπορεί να διαφέρει λόγω μιας προηγούμενης ενέργειας).

Συνεπώς, ακόμη και αν οι ενέργειες που ένας χρήστης θα προγραμματίσει για δύο ημέρες είναι ίδιες, δεν μπορεί κανείς να γνωρίζει εκ των προτέρων αν ο χρήστης θα ακολουθήσει την ίδια πορεία, πόσο μάλλον το χρόνο στον οποίο θα σημειωθούν οι φυσικές μεταπομπές. Στη συνέχεια, προσομοιώνεται η εκτέλεση των προγραμματισμένων ενεργειών για τη συγκεκριμένη ημέρα, και κάθε ενέργεια εκτελείται στον προκαθορισμένο από το πρόγραμμα χρόνο. Κάθε φορά που μια ενέργεια εκτελείται, ο χρήστης κινείται στο μονοπάτι που ορίζεται από την αντίστοιχη ενέργεια.



Σχήμα 4 - 4: Διάγραμμα Ροής της Προσομοίωσης των RMPC Χρηστών

4.4 Μετρικές Τυχειότητας της Προσομοίωσης

Η μελέτη της απόδοσης της κινητικότητας γεννά ένα βασικό ερώτημα: Ποιος είναι ο βαθμός στοχαστικότητας της κίνησης ενός χρήστη; Για την περιγραφή του βαθμού στοχαστικότητας των κινήσεων των χρηστών ορίζονται δύο μετρικές, οι οποίες καθορίζουν την τυχειότητα των διαδρομών που παράγονται από τις προσομοιώσεις. Στην RMPG πλατφόρμα κάθε διαδρομή παράγεται προσομοιώνοντας την κίνηση ενός χρήστη με συγκεκριμένο προφίλ σε μια δεδομένη περιοχή. Οι δύο βασικοί παράγοντες που καθορίζουν την τυχειότητα της κάθε κίνησης είναι:

- το γενικό σχεδιάγραμμα της περιοχής όπου πραγματοποιείται η κίνηση, και
- το προφίλ κίνησης του χρήστη.

Η μορφή της περιοχής όπου πραγματοποιείται η κίνηση μπορεί επίσης να καθορίσει το ανώτερο όριο της τυχειότητας για οποιοδήποτε προφίλ χρήστη που προσομοιώνεται. Ως περισσότερο στοχαστική διαδρομή θεωρείται αυτή της τελείως τυχαίας κίνησης στην υπό εξέταση περιοχή. Όμως, σε μια περιοχή γεμάτη εμπόδια, ακόμη και ένας τελείως τυχαίος περίπατος μπορεί να μην είναι τόσο τυχαίος όσο θα περίμενε κανείς. Για παράδειγμα, στην ακραία περίπτωση όπου η περιοχή αποτελείται από έναν ενιαίο διάδρομο στον οποίο οι χρήστες μπορούν να κινηθούν μόνο μπροστά ή πίσω, η υποτιθέμενη πλήρως στοχαστική κίνηση εκφυλίζεται σε κίνηση με πιθανότητα $p=0.5$ ανά κατεύθυνση. Από την άλλη πλευρά, σε μια περιοχή χωρίς καθόλου εμπόδια, για ένα ιδεατό εξάγωνο κυψελοειδές δίκτυο θα ήταν $p=1/6$, δεδομένου ότι ο χρήστης θα μπορούσε να επισκεφτεί οποιαδήποτε από τις 6 παρακείμενες κυψέλες της τρέχουσας κυψέλης του. Προκειμένου να υπολογιστεί η τυχειότητα της περιοχής προσομοίωσης της κίνησης, ορίζεται το υποσύνολο Ng του C , το οποίο δηλώνει τη γειτνίαση μίας κυψέλης i . Έχουμε λοιπόν: $0 < |Ng(i)| \leq G$, όπου G είναι μια γεωμετρική σταθερά η οποία επηρεάζεται από την κυψελοειδή αρχιτεκτονική που χρησιμοποιείται. Επιπλέον, ορίζεται το σύνολο F_i , το οποίο είναι υποσύνολο του $Ng(i)$, των γειτόνων της κυψέλης i όπου μπορούν να πραγματοποιηθούν μεταβάσεις («εφικτοί» γείτονες) ως εξής:

$$F_i = \{k \in Ng(i) : \exists TRP \in L, TRP = \{\dots, i, k, \dots\}\} \quad (4.33)$$

Η τυχειότητα του χώρου ρ_{space} ορίζεται ως εξής:

$$\rho_{space} = \frac{\sum_{i \in C} |F_i|}{G \cdot |C|}, \frac{1}{G} \leq \rho_{space} \leq 1 \quad (4.34)$$

Στην εξίσωση (4.34) το $|C|$ δηλώνει τον αριθμό των στοιχείων του συνόλου C , δηλαδή όλα τα πιθανά $CIDs$ στην περιοχή της προσομοίωσης, και το G δηλώνει τη γεωμετρική δομή της κυψέλης (δηλαδή $G=6$ για μια ιδεατή εξαγωνική κυψέλη). Το $|F_i|$ δηλώνει τον αριθμό των εφικτών μεταβάσεων από την κυψέλη i στις παρακείμενες κυψέλες ($G \geq |F_i| \geq 1$). Οι εφικτές μεταβάσεις επηρεάζονται από τη δομή των εμποδίων που απεικονίζονται στα διαθέσιμα $Trips$. Για έναν ελεύθερο από εμπόδια χώρο ο αριθμός των εφικτών μεταβάσεων στις παρακείμενες κυψέλες από την τρέχουσα κυψέλη είναι G ($|F_i|=G$ για οποιαδήποτε κυψέλη i) και, ως εκ τούτου, το ρ_{space} λαμβάνει την τιμή 1.

Φυσικά, το προφίλ του χρήστη είναι επίσης πολύ σημαντικό στο πόσο στοχαστική θα είναι η παραγόμενη κίνηση του τελευταίου. Στην ακραία περίπτωση όπου το προφίλ αυτό καθορίζει μια τελείως προδιαγεγραμμένη διαδρομή για το χρήστη, η κίνηση είναι πλήρως ντετερμινιστική· αντίθετα, εάν ο ίδιος χρήστης πραγματοποιήσει τυχαίο περίπατο, στην παραχθείσα κίνησή του παρατηρείται ο μέγιστος βαθμός τυχειότητας. Η μετρική τυχειότητας προφίλ $\rho_{profile}$ για ένα χρήστη j ορίζεται ως εξής:

$$\rho_{profile}^j = \frac{|R_j|}{|UP_j|}, 0 \leq \rho_{profile} \leq 1 \quad (4.35)$$

όπου $|UP_j|$ είναι ο αριθμός των ενεργειών οποιουδήποτε τύπου ο οποίος θα μπορούσε να εκτελεστεί με βάση το προφίλ του χρήστη, ενώ $|R_j|$ είναι ο αριθμός των ενεργειών τυχαίων περιπάτων που περιλαμβάνονται στο προφίλ του χρήστη j . Όταν ο χρήστης εκτελεί κυρίως τυχαίους περιπάτους (δηλαδή $|R_j|/|UP_j| \sim 1$), η μετρική $\rho_{profile}$ λαμβάνει τιμή κοντά στο 1. Αντίθετα, στην περίπτωση χαμηλής συχνότητας τυχαίων μετακινήσεων, έτσι ώστε $|R_j|/|UP_j| \sim 0$, η μετρική $\rho_{profile}$ παίρνει τιμή κοντά στο 0.

4.5 Μετρήσεις Προσομοίωσης

Η RMPG πλατφόρμα χρησιμοποιήθηκε κατά κύριο λόγο για την αξιολόγηση αλγορίθμων πρόβλεψης θέσης. Ας σημειωθεί ότι ο αλγόριθμος πρόβλεψης θέσης είναι ένα παράδειγμα του τι μπορεί να περιέχει ο μηχανισμός κινητικότητας. Άλλοι τύποι

μηχανισμών κινητικότητας θα μπορούσε να είναι πρωτόκολλα διαχείρισης κινητικότητας (για παράδειγμα, Mobile IP, Cellular IP), αλγόριθμοι αναζήτησης θέσης, τεχνικές εύρεσης θέσης κ.λπ.

4.5.1 Λειτουργικές Παράμετροι

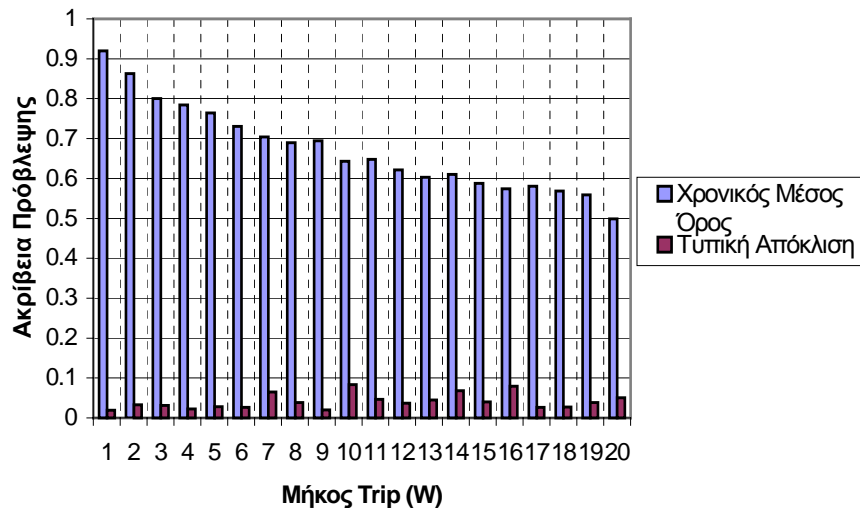
Οι τιμές οι οποίες χρησιμοποιήθηκαν στις παραμέτρους της RMPG παρατίθενται στον Πίνακα I

| Λειτουργικές Παράμετροι | Τιμές στην Παρούσα Υλοποίηση |
|-------------------------|---|
| M_c | ~ 30000 |
| W | 4 |
| M_{TS} | 96 (αριθμός των χρονοθυρίδων σε μια μέρα) |
| M_A | 3 |
| t_p | 2sec |
| V_{max} | 3m/sec |
| $X \times Y$ | 4000x4000m ² |
| T_{sim} | 5,5hours |
| G | 6 |

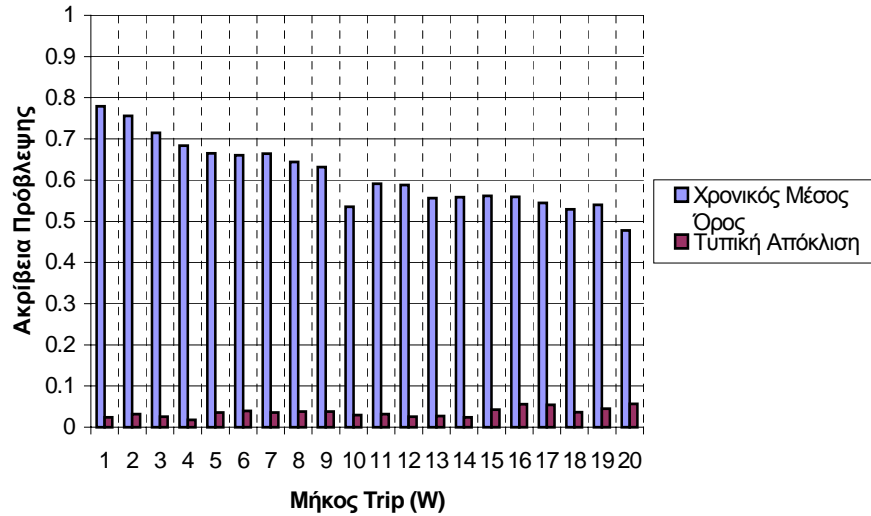
Πίνακας I: Λειτουργικές Παράμετροι της Πλατφόρμας RMPG

4.5.2 Διαστασιοποίηση Παραμέτρων της Πλατφόρμας RMPG

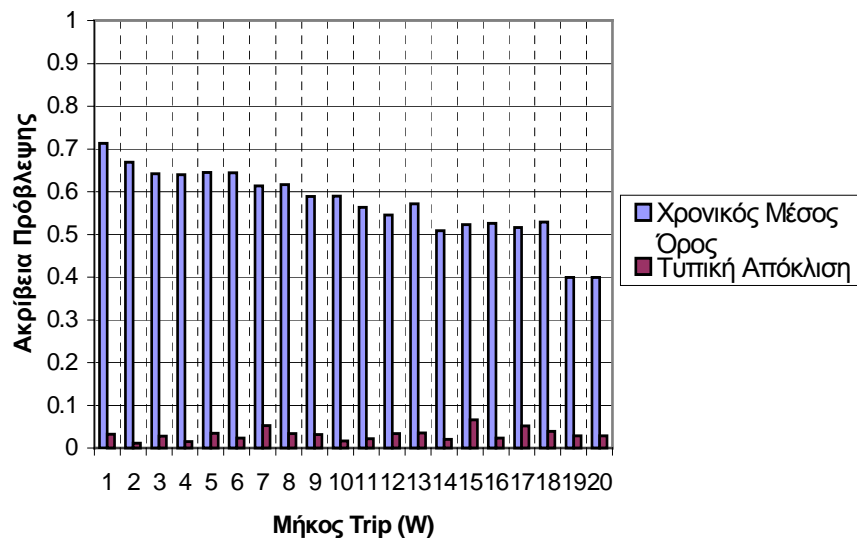
Για την προσομοίωση μέσω της RMPG, αρχικά πρέπει να καθοριστούν δύο παράμετροι. Η πρώτη παράμετρος είναι το μήκος των Trips. Η δεύτερη παράμετρος είναι η παράμετρος r , η οποία δηλώνει τον αριθμό των Trips που εκτελούνται στις τυχαίες ενέργειες κάθε χρήστη.



Σχήμα 4 - 5: Διαστασιοποίηση Trip ($r=1$)



Σχήμα 4 - 6: Διαστασιοποίηση Trip (r=2)

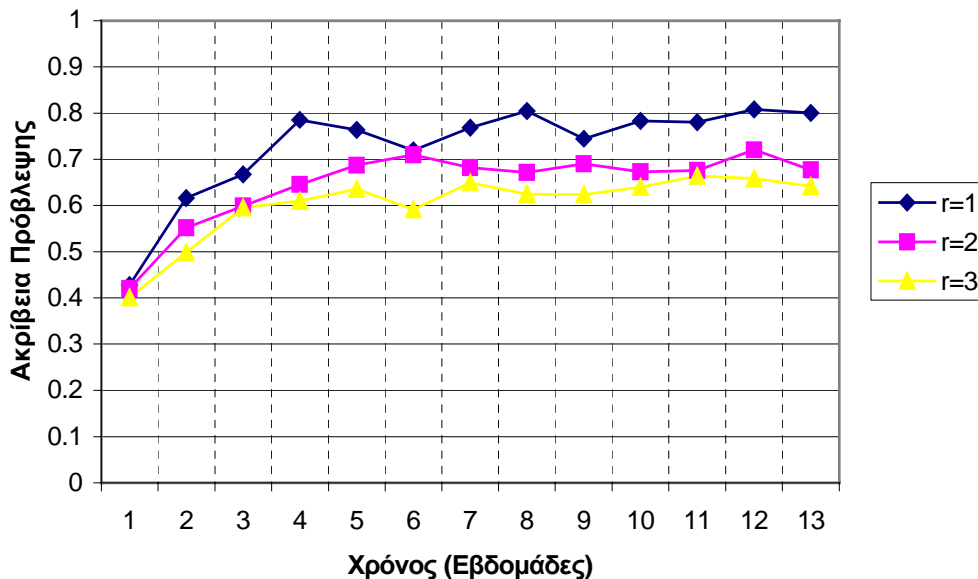


Σχήμα 4 - 7: Διαστασιοποίηση Trip (r=3)

Τα ιστογράμματα στα σχήματα 4 - 5, 4 - 6 και 4 - 7 παρουσιάζουν τα αποτελέσματα του χρονικού μέσου όρου των τελευταίων έξι εβδομάδων της ακρίβειας πρόβλεψης (δηλαδή το τερματικό κινήθηκε πραγματικά στην κυψέλη που πρόβλεψε το Σταθμισμένο Μαθησιακό Αυτόματο – αλγόριθμος πρόβλεψης κίνησης ο οποίος αναλύεται στο κεφάλαιο 5) του Σταθμισμένου Μαθησιακού Αυτόματου για ένα χρήστη με προφίλ Α και για τιμές του μήκους ενός Trip από 1 έως 20 (διαβάσεις κυψελών). Στο Σχήμα 4 - 5 ισχύει $r=1$ Trip, στο Σχήμα 4 - 6 ισχύει $r=2$ Trips και στο Σχήμα 4 - 7 ισχύει $r=3$ Trips. Τα συνολικά στατιστικά αναφέρονται στην καλύτερη πρόβλεψη. Όπως μπορεί να φανεί από

τα προαναφερθέντα σχήματα, μια καλή τιμή για το μήκος του Trip είναι η $W=4$ η οποία και υιοθετήθηκε στις προσομοιώσεις. Μικρές τιμές του W διευκολύνουν τη λειτουργία της πλατφόρμας RMPG, αλλά δεν θεωρούνται ρεαλιστικές, ενώ μεγάλες τιμές υπονομεύουν τη λειτουργία της. Επίσης, ο αριθμός των Trips που αρχίζουν από μια συγκεκριμένη κυψέλη είναι αντιστρόφως ανάλογος της ακρίβειας πρόβλεψης του αυτομάτου.

Το Σχήμα 4 - 8 παρουσιάζει την αλληλεξάρτηση της ακρίβειας πρόβλεψης και της παραμέτρου r .



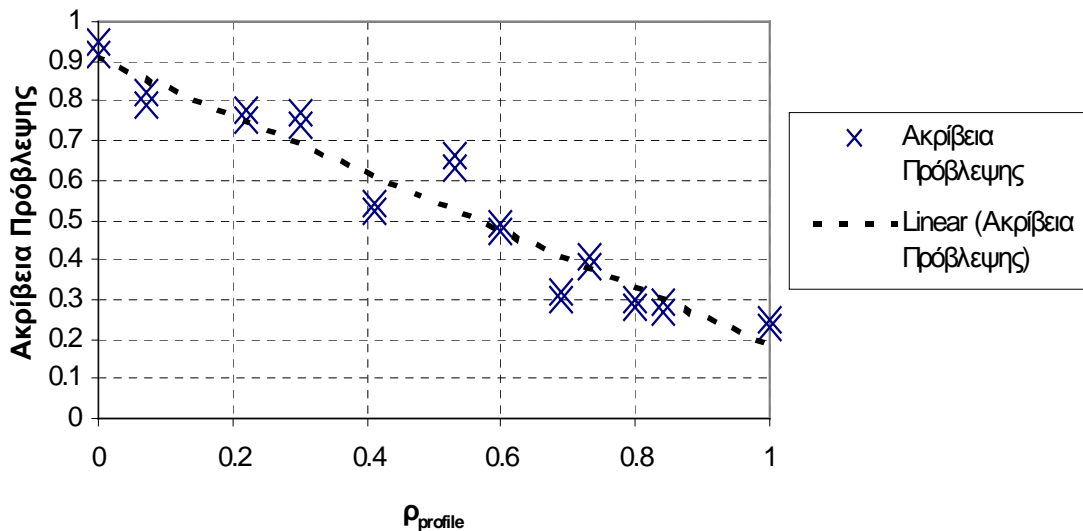
Σχήμα 4 - 8: Ακρίβεια πρόβλεψης με $W=4$ για Τρεις Διαφορετικές Τιμές του r

4.5.3 Επικύρωση των Μηχανισμών της RMPG και των Παραγόμενων Ιχνοακολουθιών

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, ένας αλγόριθμος πρόβλεψης κίνησης επιλέχθηκε προκειμένου να εξεταστούν και να επιβεβαιωθούν/ελεγχθούν οι εσωτερικοί μηχανισμοί της RMPG πλατφόρμας, και να ελεγχθεί η δυνατότητα εφαρμογής της προτεινόμενης πλατφόρμας προσομοίωσης.

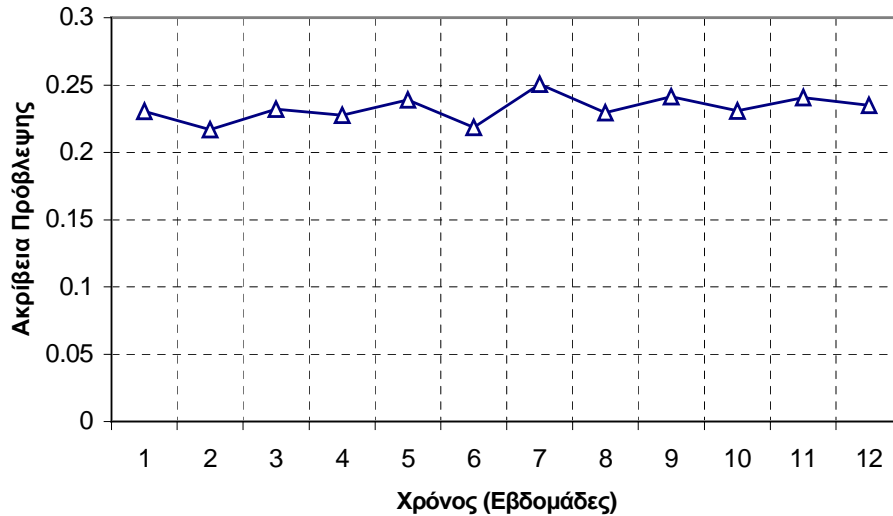
Στο Σχήμα 4 - 9 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της προσομοίωσης του αλγορίθμου πρόβλεψης κίνησης στην πλατφόρμα RMPG. Εκεί φαίνεται, όπως είναι αναμενόμενο, ότι

για αυξανόμενες τιμές ρ_{profile} η ακρίβεια του αλγορίθμου πρόβλεψης θέσης (σταθμισμένο αυτόματο) μειώνεται. Για $\rho_{\text{profile}}=1$ η ακρίβεια πρόβλεψης επηρεάζεται μόνο από τη μετρική τυχαιότητας του χώρου. Αντίθετα, οι χαμηλές τιμές ρ_{profile} προκαλούν προβλέψεις υψηλής ακρίβειας σε ποσοστό που φτάνει στο 70%-80% (που εμφανίζεται να είναι το ανώτατο όριο στην απόδοση που επιτυγχάνεται από τον αλγόριθμο πρόβλεψης). Πρέπει να τονιστεί ότι στις προσομοιώσεις η χωρική τυχαιότητα έχει ποσοστό λίγο πάνω από το 90%, ενώ η πληθυσμικότητα του Trip (αριθμός *CIDs* που περιλαμβάνονται στα Trips) είναι ίση με 4. Τα στατιστικά αποτελέσματα αναφέρονται στην ακρίβεια που επιτυγχάνεται από τον αλγόριθμο πρόβλεψης στο τέλος της 12ης εβδομάδας λειτουργίας/εκπαίδευσής του. Η διακεκομμένη γραμμή στο Σχήμα 4 - 9 αντιπροσωπεύει την πρωτοβάθμια πολυωνυμική προσέγγιση. Λαμβάνοντας υπόψη τη φύση του μηχανισμού κινητικότητας (δηλαδή τον αλγόριθμο πρόβλεψης θέσης), οι ανωτέρω προσομοιώσεις δείχνουν ότι η πλατφόρμα αποδίδει με υψηλή ακρίβεια.



Σχήμα 4 - 9: Ακρίβεια Πρόβλεψης Βάσει Τυχαιότητα Προφίλ

Το Σχήμα 4 - 10 παρουσιάζει τα αποτελέσματα του σταθμισμένου αυτόματου για μια καθαρά στοχαστική κίνηση (δηλαδή $\rho_{\text{profile}}=1$). Το γεγονός ότι $\rho_{\text{space}} \sim 0.9$ δικαιολογεί την απόκλιση της επίδοσης του αυτόματου από την αναμενόμενη επίδοση για πλήρως στοχαστικές συνθήκες κατά 10%.



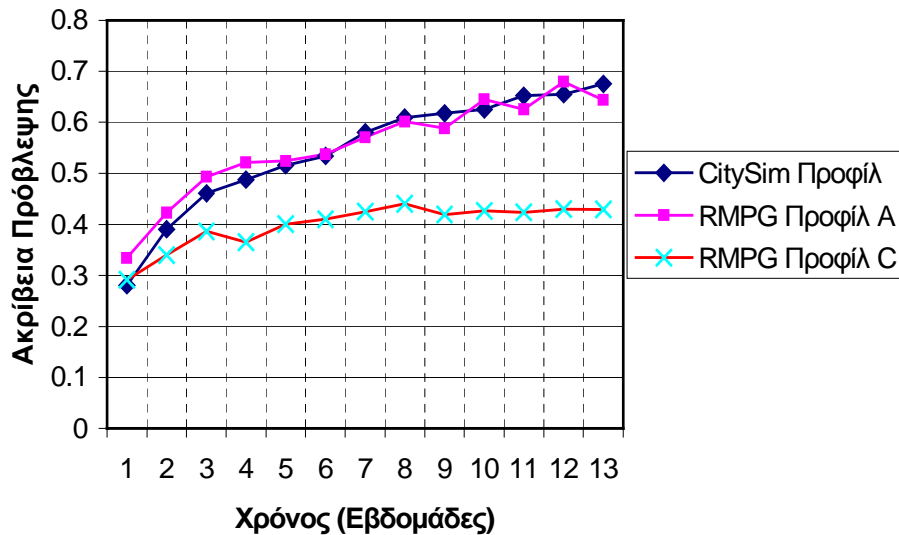
Σχήμα 4 - 10: Πλήρως Στοχαστική Κίνηση

Για την περαιτέρω εξέταση της ρεαλιστικότητας των αποτελεσμάτων όσον αφορά τις RMPG ιχνοακολουθίες γίνεται σύγκριση των εφαρμογών της RMPG και του City Simulator παραχθέντων ιχνοακολουθιών στον αλγόριθμο πρόβλεψης κίνησης (αυτόματο). Ο στόχος είναι να διευκρινιστεί αν η λειτουργία της RMPG εγγυάται τη χωροχρονική κανονικότητα που παρουσιάζουν οι χρήστες διαφορετικών τύπων κινητών τηλεπικοινωνιακών εξοπλισμών. Εξετάζονται τα εξής:

1. Οι περιορισμοί που επιβάλλονται μέσω του μηχανισμού των προφίλ εγγυώνται τη χρονική κανονικότητα στις ιχνοακολουθίες που παράγονται από την RMPG (δηλαδή το υπό εξέταση κινούμενο αντικείμενο πρέπει να είναι στην ταυτότητα-κουφέλης 1372 - σπίτι - στις 21:00 καθημερινά).
2. Η χρονική κανονικότητα στις RMPG ιχνοακολουθίες θα μπορούσε επίσης να επαληθευτεί μέσω της αντικατάστασής τους από τις ιχνοακολουθίες που παρήχθησαν από τον City Simulator.
3. Η χωρική κανονικότητα επαληθεύεται με την αντικατάσταση των δεδομένων εισόδου της RMPG στο αυτόματο εκμάθησης από τις ιχνοακολουθίες που παράγονται από τον City Simulator. Ο City Simulator επιβάλλει ισχυρούς περιορισμούς στην κίνηση των υπό εξέταση αντικειμένων. Η προσομοίωση εκτελείται σε ένα χάρτη πόλης όπου τα αντικείμενα μπορούν να διασχίσουν δρόμους και να εισέλθουν σε κτίρια, αλλά δεν μπορούν να κινηθούν μέσω τοίχων ή να μείνουν στη μέση του δρόμου για εξαιρετικά μεγάλο χρόνο. Ο

προσομοιωτής πόλης επιτρέπει μια περιορισμένη ρύθμιση των παραμέτρων που διέπουν τη συμπεριφορά των υπό εξέταση αντικειμένων (όπως είναι η πιθανότητα εισόδου σε ένα κτίριο, η πιθανότητα στροφής και η πιθανότητα εξόδου από ένα κτήριο).

Το Σχήμα 4 - 11 παρουσιάζει την ακρίβεια πρόβλεψης που επιτυγχάνεται τροφοδοτώντας την έξοδο του City Simulator και της RMPG (Trace Generator) στον αλγόριθμο πρόβλεψης θέσης. Στην περίπτωση της RMPG, δύο διαφορετικοί τύποι προφίλ αξιολογήθηκαν: προφίλ A με $\rho_{\text{profile}}=0.22$ και προφίλ B με $\rho_{\text{profile}}=0.67$. Στο Σχήμα 4 - 11 παρατηρείται ότι το προφίλ A της RMPG παρουσιάζει αρκετά παρόμοια συμπεριφορά με τις ιχνοακολουθίες που παράγονται από το City Simulator. Το πλάνο κυψελών που χρησιμοποιήθηκε και στα δύο προγράμματα ήταν ίδιο.



Σχήμα 4 - 11: Ακρίβεια Πρόβλεψης: City Simulator και RMPG Ιχνοακολουθίες

Σύμφωνα με:

- τις συζητήσεις στο [Fer83] για την «αντιπροσωπευτικότητα» ενός μοντέλου φόρτου εργασίας,
- τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται στο Σχήμα 4 - 11 (για την «ακρίβεια πρόβλεψης» μετρική) και
- τις συζητήσεις σχετικά με τις εγγυήσεις για τη χρονική και χωρική κανονικότητα,

οι ιχνοακολουθίες που παράγονται από την RMPG μπορούν να θεωρηθούν μια πολύ καλή προσέγγιση των πραγματικών προτύπων κίνησης.

Κεφάλαιο 5

ΣΤΑΘΜΙΣΜΕΝΟ ΜΑΘΗΣΙΑΚΟ ΑΥΤΟΜΑΤΟ

5.1 Πρόβλεψη Διαδρομών με Χρήση Μαθησιακού Αυτομάτου

Τα μαθησιακά αυτόματα είναι προσαρμοστικά συστήματα πεπερασμένων καταστάσεων τα οποία αλληλεπιδρούν συνεχώς με το περιβάλλον. Μέσω μιας πιθανοκρατικής διαδικασίας δοκιμών μαθαίνουν να επιλέγουν ή να προσαρμόζονται σε μια συμπεριφορά που παράγει την καλύτερη απάντηση. Στην πρώτη φάση της διαδικασίας εκμάθησης, μια είσοδος δεδομένων παρέχεται στο αυτόματο από το περιβάλλον. Η είσοδος δεδομένων προκαλεί την επιλογή μίας εκ των υποψήφιων απαντήσεων από το αυτόματο. Το περιβάλλον λαμβάνει και αξιολογεί την απάντηση, και έπειτα παρέχει την ανατροφοδότηση στο μαθησιακό αυτόματο. Η ανατροφοδότηση χρησιμοποιείται από το μαθησιακό αυτόματο για να αλλάξει τη χαρτογράφηση της δομής του και για να βελτιώσει τη συμπεριφορά του.

Γενικά, τα αυτόματα εκμάθησης θεωρούνται εύρωτοι αλλά όχι πολύ αποδοτικοί «μαθητές». Επίσης, είναι σχετικά εύκολο να εφαρμοστούν. Στο παρόν κεφάλαιο θα παρουσιάσουμε έναν αλγόριθμο πρόβλεψης του οποίου η τεχνική βασίζεται σε ένα μαθησιακό αυτόματο [Learning Automaton (LA)]. Γενικά, η λειτουργία του LA είναι βασισμένη σε μια μήτρα μετάβασης καταστάσεων η οποία περιέχει τις πιθανότητες

μετάβασης P_{ij} , ενός βήματος (one-step), από την επικρατούσα κατάσταση i στην επόμενη κατάσταση j . Διαφορετικές προσεγγίσεις έχουν προταθεί για την ενημέρωση της μήτρας μετάβασης μεταξύ καταστάσεων μετά από την αλληλεπίδραση με το περιβάλλον. Στην προκειμένη περίπτωση, υιοθετείται ένα γραμμικό σχήμα επιβράβευσης-τιμωρίας [Linear Reward-Penalty (L_{R-P})]. Όταν το αυτόματο επιλέγει τη σωστή απάντηση, η θετική ανατροφοδότηση που λαμβάνεται από το περιβάλλον αναγκάζει την αντίστοιχη μετάβαση να ανταμειφθεί (δηλαδή η πιθανότητά της αυξάνεται), ενώ οι πιθανότητες των καταστάσεων μετάβασης που δεν επιλέχθηκαν (υπόλοιπες μεταβάσεις από την ίδια κατάσταση) τιμωρούνται (δηλαδή η πιθανότητά τους μειώνεται) ομοιόμορφα για να διατηρήσουν το συνολικό ποσό των πιθανοτήτων σταθερό. Εάν η προτεινόμενη απάντηση δεν είναι κατάλληλη (δηλαδή μια αρνητική ανατροφοδότηση λαμβάνεται από το περιβάλλον), ακολουθείται μια αντίστροφη προσέγγιση: η πιθανότητα της επιλεγμένης μετάβασης «τιμωρείται», ενώ οι υπόλοιπες μεταβάσεις ανταμείβονται ομοιόμορφα για να ισορροπήσουν τη μείωση. Αυτή η συμπεριφορά παρουσιάζεται στην εξίσωση (5.1):

$$\begin{aligned} \text{Μετάβαση (i} \rightarrow \text{j) θετική ανατροφοδότηση: } & \begin{cases} P_{ij} := P_{ij} + w(1 - P_{ij}) \\ P_{ik} := P_{ik}(1 - w), k \neq j \end{cases} \\ \text{Μετάβαση (i} \rightarrow \text{j) αρνητική ανατροφοδότηση: } & \begin{cases} P_{ij} := P_{ij} - w'(1 - P_{ij}) \\ P_{ik} := P_{ik}(1 + w'), k \neq j \end{cases} \end{aligned} \quad (5.1)$$

Στην (5.1) το w αντιπροσωπεύει το ποσό επιβράβευσης, ενώ το w' δείχνει το ποσό τιμωρίας. Οι παραπάνω τιμές μπορούν να είναι ίσες (μια επιτυχής απόφαση είναι εξίσου σημαντική με μια ανεπιτυχή απόφαση) ή διαφορετικές (για παράδειγμα, η επιτυχία είναι σημαντικότερη). Στην προσομοίωση τα w και w' έχουν θεωρηθεί διαφορετικά, αλλά με σταθερές τιμές. Γενικά, οι μικρές τιμές βημάτων για την επιβράβευση-τιμωρία διευκολύνουν τη σύγκλιση αυτομάτων στις σωστές ενέργειες ([Tha83], [Nar89]). Η σχέση μεταξύ των w και w' δίνεται από την εξίσωση (5.2):

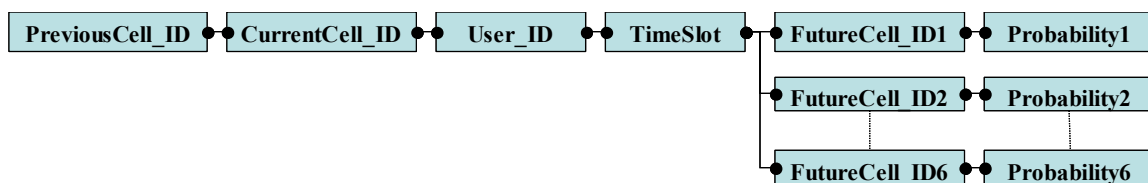
$$w = w' \cdot n, \quad n = 1, 2, \dots, 5 \quad (5.2)$$

Η τιμή του w εξαρτάται από τον αριθμό των δυνατών μεταβάσεων από μια κυψέλη προς τις γειτονικές της (για παράδειγμα, $n=5$ στην περίπτωση όπου όλες οι υπόλοιπες μεταβάσεις, εκτός από αυτή για την οποία υπάρχει πρόβλεψη είναι δυνατές). Επίσης, στην περίπτωση που κάποια πιθανότητα μετάβασης P_{ik} έχει τιμή μικρότερη από 0.02,

τότε δεν λαμβάνεται υπόψη στο μοντέλο του αυτομάτου για τη διαδικασία της θετικής επιβράβευσης της P_{ij} . Η λογική της εξίσωσης (5.2) δείχνει όχι μόνο πως διατηρείται η αναλογία των βαρών w και w' (δηλαδή όσο επιβραβεύουμε τόσο επιβαρύνουμε) κατά απόλυτες τιμές, αλλά επιπλέον πως αφήνουμε πάντα ανοιχτό το ενδεχόμενο η τιμή μιας πιθανότητας να ανακάμψει. Στους Responsive Learning Automaton (RLA) αλγόριθμους [Fri96] εμποδίζεται η μείωση των πιθανοτήτων καταστάσεων μετάβασης κάτω από μια συγκεκριμένη τιμή.

Σε κάθε επίκληση το αυτόματο επιλέγει ως μελλοντική υποψήφια κατάσταση την κατάσταση με την υψηλότερη πιθανότητα. Μετά από διαδοχικές αλληλεπιδράσεις με το περιβάλλον, μερικές καταστάσεις μετάβασης θα έχουν πιθανότητες κοντά στην τιμή 1 (που θα παραμείνει σταθερό), ενώ άλλες θα έχουν μηδενίσει τις τιμές τους (σύγκλιση αυτομάτου).

Η δομή της αρχικά προτεινόμενης βάσης δεδομένων για τη λειτουργία του αυτομάτου παρουσιάζεται στο Σχήμα 5 - 1. Αυτή η δομή περιέχει το πεδίο User_ID προκειμένου να φιλοξενήσει στην ίδια βάση δεδομένων καταχωρήσεις για περισσότερους από ένα χρήστες. Τα πεδία PreviousCell_ID, CurrentCell_ID και FutureCell_ID προσδιορίζουν την προηγούμενη, την τρέχουσα και την πιθανή μελλοντική κυψέλη διέλευσης του κινητού τερματικού, αντίστοιχα. Το πεδίο Probability# δείχνει την πιθανότητα το τερματικό (που βρισκόταν προηγουμένως στο PreviousCell_ID) να μεταναστεύει μέσα σε συγκεκριμένο χρόνο (που δείχνεται από το πεδίο TimeSlot) από το CurrentCell_ID στο FutureCell_ID.



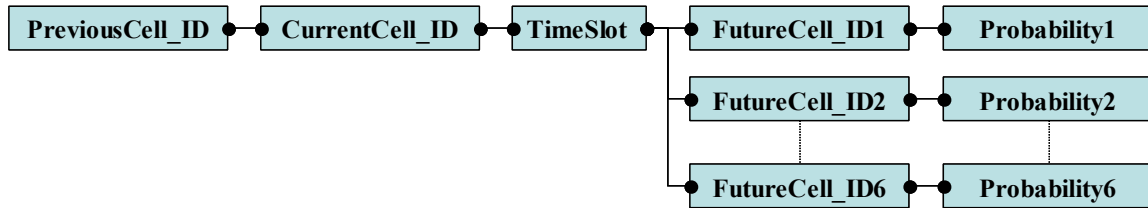
Σχήμα 5 - 1: Σχεδιάγραμμα της Βάσης Δεδομένων για το Προσωπικό Αυτόματο

Στο πρότυπο μοντέλο του [Kyr03a] ο χρόνος διαιρείται σε χρονοθυρίδες των 15 λεπτών (για παράδειγμα, μπορεί να βρεθούν τιμές μόνο όπως οι 10:00, 10:15, 10:30 10:45). Κάθε φορά που ένα αίτημα πρόβλεψης φτάνει στο οικείο περιβάλλον (Home Registry)

του κινητού τερματικού, η καταχώρηση που βρίσκεται πιο κοντά σε σχέση με το χρόνο (τιμή του πεδίου TimeSlot) λαμβάνεται υπόψη, υπό τον όρο ότι η απόσταση της τιμής αυτής δεν υπερβαίνει το όριο της μίας (1) ώρας (δηλαδή 4 time slots). Στην περίπτωση που καμιά κατάλληλη καταχώρηση δεν βρίσκεται, μια νέα καταχώρηση τροφοδοτεί τη βάση δεδομένων. Η έξοδος του αυτομάτου (απόφαση) είναι η ταυτότητα της μελλοντικής κυψέλης με την υψηλότερη τιμή πιθανότητας. Μαζί με την ταυτότητα της πιθανότερης μελλοντικής κυψέλης, οι ταυτότητες των γειτονικών κυψελών αποθηκεύονται σε ένα διάνυσμα που ταξινομείται σύμφωνα με τις πιθανότητες που ορίζονται από το αυτόματο. Εάν η απόφαση του αυτομάτου είναι σωστή (θετική ανατροφοδότηση), το πεδίο που συνέβαλε στην παρούσα απόφαση ανταμείβεται, ενώ οι τιμές πιθανότητας των υπόλοιπων πεδίων μειώνονται (τιμωρούνται), όπως προαναφέρθηκε.

Όταν το κινητό τερματικό ενεργοποιείται σε μία νέα κυψέλη (που επισκέπτεται για πρώτη φορά το τερματικό αυτό), μια σειρά καταχωρήσεων εισάγεται αυτόματα στη βάση δεδομένων. Τέτοια αρχεία περιέχουν πεδία με ίσες τιμές πιθανότητας (δηλαδή 1/6 για τις υποτιθέμενες εξαγωνικές ως προς τη μορφή κυψέλες) και την ταυτότητα της τρέχουσας κυψέλης (CurrentCell_ID). Οι αριθμοί αναγνώρισης των μελλοντικών (FutureCell_ID) και των παρελθόντων κυψελών (PreviousCell_ID) απεικονίζουν όλες τις γειτονικές κυψέλες.

Η παραλλαγή του αλγορίθμου που προτάθηκε στο [Kyr03b] λειτουργεί ως εξής: Δύο αυτόματα εκμάθησης, το Καθολικό Αυτόματο [Global Automaton (GA)] και το Προσωπικό Αυτόματο [Per User Automaton (PUA)] λειτουργούν ταυτόχρονα πάνω από δύο βάσεις δεδομένων, τις οποίες παρουσιάζουν τα σχεδιαγράμματα στο Σχήμα 5 - 2 και στο Σχήμα 5 - 1, αντίστοιχα, για κάποιο συγκεκριμένο χρήστη. Το σύνολο καταχωρήσεων στο Σχήμα 5 - 2 παρουσιάζει τις πιθανότητες για συγκεκριμένες διασταυρώσεις κυψελών (προηγούμενη κυψέλη, τρέχουσα κυψέλη, μελλοντική κυψέλη) σε μια δεδομένη χρονική στιγμή, για όλους τους χρήστες που ελέγχονται από το σύστημα. Οι διαδικασίες επιβράβευσης-τιμωρίας στη συγκεκριμένη βάση δεδομένων εφαρμόζονται στις κατάλληλες καταχωρήσεις ανεξάρτητα από την ταυτότητα του εκάστοτε χρήστη.



Σχήμα 5 - 2: Σχεδιάγραμμα της Βάσης Δεδομένων για το Καθολικό Αυτόματο

Στο [Kyr03b] υιοθετήθηκε ένα σχέδιο που συνδυάζει τις εκβάσεις και των δύο αυτομάτων (PUA και GA), το οποίο ονομάστηκε από τους συγγραφείς Σταθμισμένο Αυτόματο [Weighted Automaton (WA)]. Όταν ζητείται μια πρόβλεψη για ένα συγκεκριμένο χρήστη, ερωτώνται και το PUA και το GA. Το WA συνδυάζει τις πιθανότητες ανά κυψέλη (για όλες τις μελλοντικές κυψέλες) που δίνονται ως απάντηση από τα δύο αυτόματα χρησιμοποιώντας προκαθορισμένα βάρη, όπως καθορίζονται στην ακόλουθη εξίσωση:

$$P_{WA}(pc, cc, fc, ts, uid) = \beta \cdot P_{GA}(pc, cc, fc, ts) + (1 - \beta) \cdot P_{PUA}(pc, cc, fc, ts, uid), \quad 0 \leq \beta \leq 1 \quad (5.3)$$

όπου $P_{WA}(pc, cc, fc, ts, uid)$ και $P_{PUA}(pc, cc, fc, ts, uid)$ δείχνουν την πιθανότητα μετάβασης από την τρέχουσα κυψέλη (cc) στη μελλοντική κυψέλη (fc) [ενώ το τερματικό προέρχεται από την προηγούμενη κυψέλη (pc)] για δεδομένο χρήστη uid και time-slot (TS), για το WA και το PUA αντίστοιχα. $P_{GA}(pc, cc, fc, ts)$ δείχνει την πιθανότητα μετάβασης από (προηγούμενη κυψέλη (pc), τρέχουσα κυψέλη (cc)) στη μελλοντική κυψέλη fc για μία δεδομένη χρονοθυρίδα TS. Η διαδικασία επιβράβευσης-τιμωρίας ορίζεται πάντα από την (5.1) και εφαρμόζεται ξεχωριστά στο PUA και ξεχωριστά στο GA.

5.2 Αποτελέσματα Προσομοίωσης

Για τον αλγόριθμο πρόβλεψης κίνησης του Σταθμισμένου Αυτόματου χρησιμοποιήθηκε η γλώσσα προγραμματισμού JAVA, προκειμένου η υλοποίηση να είναι άμεσα συμβατή με τους μηχανισμούς της πλατφόρμας RMPG. Η συμπεριφορά του αλγορίθμου καταγράφηκε για περίοδο 13ων εβδομάδων. Στο βάρος επιβράβευσης w , στην εξίσωση (5.1), δόθηκε η τιμή 0.1, ενώ στο βάρος τιμωρίας w' , δόθηκε η τιμή 0.02. Οι καταστάσεις πιθανοτήτων μετάβασης, για ένα βήμα μετακίνησης (δηλαδή από μία κυψέλη προς τις γειτονικές της), είναι αρχικά ισοπίθανες με τιμή ίση με $1/6$. Το w' δεν πρέπει να παίρνει τιμές μεγαλύτερες από 0.1, καθώς κάτι τέτοιο θα σήμαινε εξαιρετικά απότομες

διακυμάνσεις στις τιμές των πιθανοτήτων μετάβασης. Για παράδειγμα, για $w'=0.04$ στην (5.2) θα είναι $w=0.2$ (στην περίπτωση όπου $n=5$). Συνεπώς, μια επιτυχής πρόβλεψη είναι αρκετή για να υπερδιπλασιάσει την τιμή της αντίστοιχης πιθανότητας μετάβασης, ενώ οι τιμές των υπόλοιπων πέντε πιθανοτήτων μετάβασης θα μειωθούν με μικρό ρυθμό. Στη συγκεκριμένη περίπτωση ισχυροποιείται μία εκ των έξι πιθανοτήτων μετάβασης, αλλά ταυτόχρονα διατηρείται η δυνατότητα να ανακάμψει μια άλλη πιθανότητα, όπως επίσης και να προκύψει ισχυρή πρόβλεψη (συνεπώς το αυτόματο να συγκλίνει) μετά από αρκετές κλήσεις του αυτομάτου στη συγκεκριμένη κυψέλη. Για μικρές τιμές του w' δίνεται αρκετά σταθερή συμπεριφορά του αυτομάτου χωρίς έντονες διακυμάνσεις των τιμών των πιθανοτήτων μετάβασης. Στην περίπτωση τώρα που το $w'=0.7$ και συνεπώς $w=3.5$, το αυτόματο θα συγκλίνει, μετά από δύο διαδοχικές επιτυχείς προβλέψεις, χωρίς να υπάρχει βεβαιότητα για το αν ένα τέτοιο αποτέλεσμα δεν συνέβη τυχαία. Συνεπώς, τα αποτελέσματα του αυτομάτου είναι πολύ ασταθή (γρήγορες μεταβολές) για μεγάλες τιμές του w' .

Αν και σε ολόκληρη την προσομοίωση ένας μεγάλος αριθμός γεγονότων μεταπομπής επετεύχθη, η εκπαίδευση του αυτομάτου απαιτεί ένα σχετικά εκτεταμένο χρονικό διάστημα, δεδομένου ότι οι αναπροσαρμογές των βάσεων δεδομένων των αυτομάτων εκτελούνται σε ημερήσια βάση, και όχι βάσει του αριθμού των μεταπομπών, για να εντοπίσουν τα καθημερινά πρότυπα μετακίνησης των χρηστών.

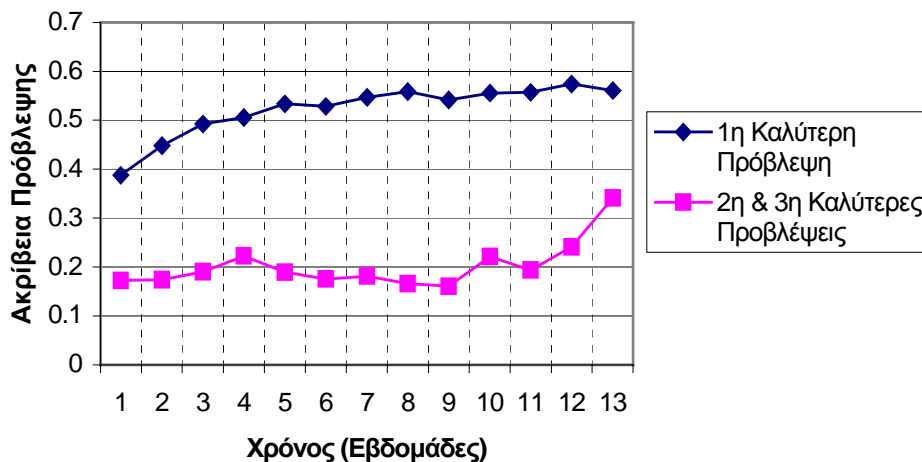
Ο αλγόριθμος εφαρμόστηκε για την κίνηση 10 χρηστών μέσα σε μια προκαθορισμένη ορθογώνια περιοχή. Οι χρήστες κινούνται βάσει των Trips, με μέγεθος Trip (αριθμός διαδοχικών CIDs που περιλαμβάνεται στα Trips) ίσο με 4 ([Fra02]).

Στην RMPG η τυχαιότητα της μετακίνησης των χρηστών χαρακτηρίζεται από δύο μετρικές: τη χωρική τυχαιότητα ρ_{space} και την τυχαιότητα προφίλ ρ_{profile} . Μια μετακίνηση έγκειται στους τυχαίους περιπάτους και τις προκαθορισμένες αιτιοκρατικές ενέργειες που διαμορφώνουν τα τακτικά καθημερινά πρότυπα μετακίνησης του χρήστη.

| Προφίλ | ρ_{profile} | Αριθμός Χρηστών |
|--------|-------------------------|-----------------|
| A | 0.22 | 3 |
| B | 0.27 | 3 |
| C | 0.63 | 4 |

Πίνακας II: Προφίλ Χρηστών

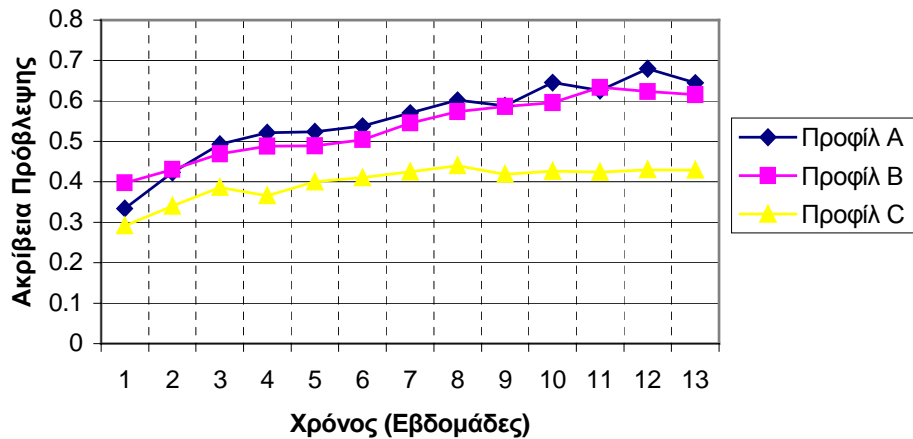
Στα αποτελέσματα που παρουσιάζονται παρακάτω, για τη χωρική τυχαιότητα υποτίθεται τιμή $\rho_{\text{space}} \sim 0.90$. Για την τυχαιότητα του προφίλ χρήστη εξετάζονται τρία διαφορετικά προφίλ (ονόματι A, B και C), όπως τα παρουσιάζει ο Πίνακας II. Όπως αναμενόταν, οι προσομοιώσεις δείχνουν ότι για μια αυξανόμενη τιμή του ρ_{profile} η ακρίβεια του αυτομάτου μειώνεται. Αντίθετα, χαμηλές τιμές του ρ_{profile} συνεπάγονται ιδιαίτερα ακριβείς προβλέψεις. Συγκεκριμένα τα αποτελέσματα της προσομοίωσης δείχνουν ότι η ακρίβεια πρόβλεψης μπορεί να αναρριχηθεί σε ποσοστά από 70% έως 80%.



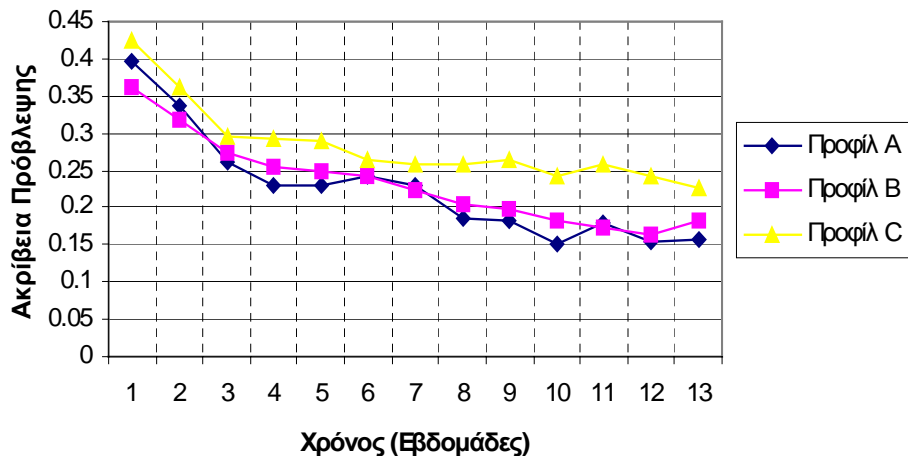
Σχήμα 5 - 3: Καθολικό Αυτόματο – Αποτελέσματα Προσομοίωσης

Στο Σχήμα 5 - 3 παρουσιάζεται η απόδοση που επιτυγχάνεται από το καθολικό αυτόματο. Η κυνέλη με την υψηλότερη πιθανότητα αποτελεί και την καλύτερη πρόβλεψη του αυτομάτου (αναφέρεται ως η 1η καλύτερη πρόβλεψη). Συνεπώς, η 2η και η 3η καλύτερη πρόβλεψη αντιστοιχούν στη δεύτερη και τρίτη υψηλότερη τιμή πιθανότητας. Η ακρίβεια πρόβλεψης του αυτομάτου για την 1^η καλύτερη πρόβλεψη κυνέλης ορίζεται ως η συχνότητα με την οποία ο χρήστης κινείται πραγματικά στη συγκεκριμένη κυνέλη. Στο Σχήμα 5 - 3, εκτός από την 1η καλύτερη πρόβλεψη, παρουσιάζεται η αθροιστική ακρίβεια πρόβλεψης της 2ης και της 3ης καλύτερης πρόβλεψης (οι οποίες αναφέρονται ως 2η και 3η καλύτερες προβλέψεις).

Όπως φαίνεται στο εν λόγω σχήμα, οι καλύτερες προβλέψεις προσεγγίζουν το 60%. Τα αποτελέσματα προσομοίωσης για το Προσωπικό Αυτόματο αναφέρονται παρακάτω. Στο Σχήμα 5 - 4 και στο Σχήμα 5 - 5 δίνεται ο μέσος όρος, για όλους τους χρήστες, της 1ης, της 2ης και της 3ης καλύτερης πρόβλεψης για κάθε τύπο προφίλ προσομοίωσης. Παρατηρείται ότι, έναντι των αποτελεσμάτων του Καθολικού Αυτομάτου, τα αποτελέσματα του Προσωπικού Αυτομάτου είναι υποδεέστερα στην αρχή, αλλά βελτιώνονται κατά την περίοδο ολοκλήρωσης της προσομοίωσης.



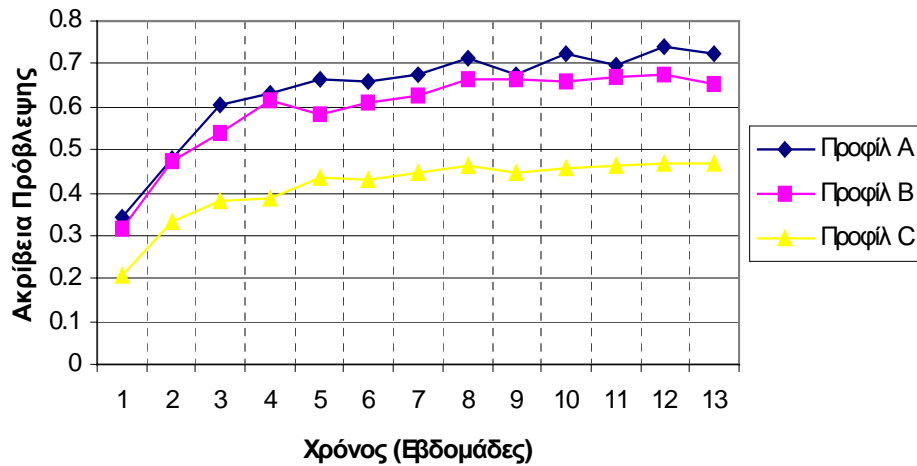
Σχήμα 5 - 4: Προσωπικό Αυτόματο – 1^η Καλύτερη Πρόβλεψη



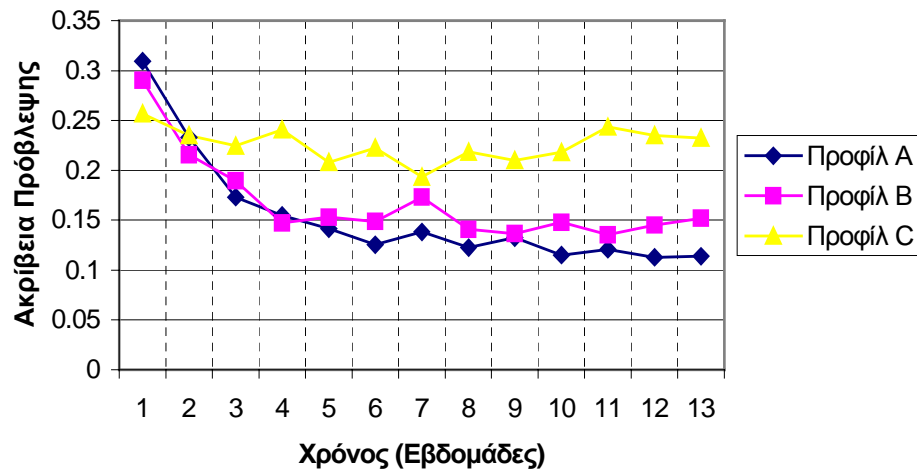
Σχήμα 5 - 5: Προσωπικό Αυτόματο – 2^η & 3^η Καλύτερες Προβλέψεις

Στο Σχήμα 5 - 6 και στο Σχήμα 5 - 7 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της προσομοίωσης για το Σταθμισμένο Αυτόματο επίσης ως προς το μέσο όρο (για όλους τους χρήστες) των 1ης, 2ης και 3ης καλύτερων προβλέψεων για κάθε προφίλ προσομοίωσης. Παρατηρείται ότι η ακρίβεια που επιτυγχάνεται από το Σταθμισμένο Αυτόματο ξεπερνά την απόδοση και του Καθολικού Αυτομάτου και του Προσωπικού

Αυτομάτου. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι ήδη από τις αρχικές εβδομάδες το Σταθμισμένο Αυτόματο επιτυγχάνει καλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης από ότι το Προσωπικό Αυτόματο. Η συμπεριφορά αυτή διατηρείται καθ' όλη τη διάρκεια της προσομοίωσης. Η ακρίβεια πρόβλεψης για τη 2η και 3η καλύτερη πρόβλεψη καταγράφεται επειδή είναι χρήσιμη μετρική για το σχεδιασμό αξιόπιστων μηχανισμών διαχείρισης των πόρων ενός δικτύου, όπως συζητείται στα [Had02] και [Had03].



Σχήμα 5 - 6: Σταθμισμένο Αυτόματο – 1^η Καλύτερη Πρόβλεψη



Σχήμα 5 - 7: Σταθμισμένο Αυτόματο – 2^η & 3^η Καλύτερες Προβλέψεις

5.3 Παραλλαγές – Βελτιστοποιήσεις: Σταθμισμένο Αυτόματο

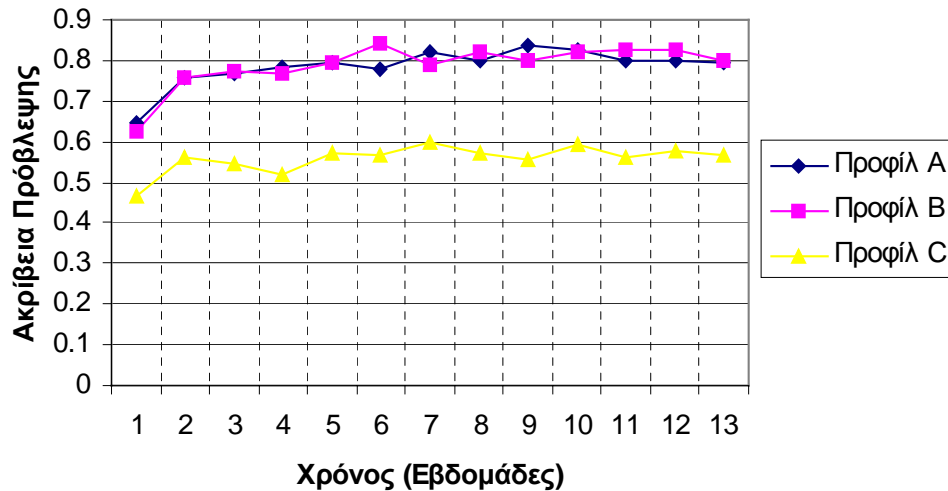
Στο παρόν κεφάλαιο προτείνονται δύο επεκτάσεις του Σταθμισμένου Αυτομάτου προκειμένου να βελτιωθεί η συμπεριφορά του ([Κγρ05]). Τα αποτελέσματα που παρατίθενται στις επόμενες ενότητες παρουσιάζουν ιδιαίτερο ενδιαφέρον.

5.3.1 Συνυπολογισμός 2ης και 3ης Καλύτερης Πρόβλεψης

Στον αρχικό αλγόριθμο, εκτός από την πρώτη επιλογή-απάντηση του WA, γίνεται καταγραφή και μέτρηση των ποσοστών επιτυχίας της 2ης και της 3ης καλύτερης πρόβλεψης (πιο πιθανής επόμενης θέσης). Πιο συγκεκριμένα, η 2η και η 3η καλύτερη πρόβλεψη αξιοποιούνται σε περίπτωση που η 1η καλύτερη πρόβλεψη δεν είναι ορθή. Αν η πρώτη επιλογή είναι λανθασμένη, δεν λειτουργεί ο αλγόριθμος επιβράβευσης-τιμωρίας και εξετάζεται η 2η καλύτερη πρόβλεψη. Σε περίπτωση ορθής πρόβλεψης ο μηχανισμός επιβράβευσης-τιμωρίας ενεργοποιείται με τον ίδιο ακριβώς τρόπο όπως και για την πρώτη επιλογή. Στην περίπτωση που ούτε η 2η καλύτερη πρόβλεψη είναι επιτυχής, εξετάζεται και η 3η καλύτερη επιλογή. Σε περίπτωση ορθής πρόβλεψης ο μηχανισμός επιβράβευσης-τιμωρίας ενεργοποιείται με τον ίδιο ακριβώς τρόπο όπως και για την πρώτη ή δεύτερη επιλογή. Στην περίπτωση που και η 3η καλύτερη πρόβλεψη είναι λανθασμένη, οι πιθανότητες που αντιστοιχούν στις 1η, 2η και 3η καλύτερες προβλέψεις τιμωρούνται με βάση το μηχανισμό του αυτομάτου. Η εφαρμογή των παραπάνω ελέγχων βελτιώνει σημαντικά τη συνολική συμπεριφορά του αυτομάτου, αφού λαμβάνει υπόψη τουλάχιστον το 50% των δυνατών μεταβάσεων από μια κυψέλη.

Η ανάθεση ενός διανύσματος πιθανοτήτων (πιθανότερη επιλογή, 2η και 3η καλύτερη επιλογή κ.λπ) μας επιτρέπει να διαστασιοποιήσουμε την ενδεχόμενη προδραστική συμπεριφορά που θα εφαρμόζαμε σε δικτυακούς πόρους βάσει των πιθανοτήτων αυτών. Έτσι, ακόμα και στην περίπτωση αστοχίας του αλγορίθμου, οι κυψέλες με τις αμέσως υψηλότερες πιθανότητες μπορούν να εξυπηρετήσουν το χρήστη.

Στο Σχήμα 5 - 8 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα που προκύπτουν από το συνυπολογισμό της 2ης και της 3ης καλύτερης πρόβλεψης για το Σταθμισμένο Αυτόματο (προφίλ A, B και C). Ο συνυπολογισμός της 2ης και της 3ης καλύτερης πρόβλεψης στο Σταθμισμένο Αυτόματο δίνει υψηλότερα ποσοστά επιτυχών προβλέψεων από ότι παρουσιάστηκε στα αποτελέσματα της προηγούμενης ενότητας, καθ' όλη τη διάρκεια της προσομοίωσης. Επιπλέον, παρατηρούνται λιγότερο έντονες διακυμάνσεις από εβδομάδα σε εβδομάδα.



Σχήμα 5 - 8: WA-Προφίλ A, B, C – Συνυπολογισμός 2^{ης} & 3^{ης} Καλύτερης Πρόβλεψης

5.3.2 Μηχανισμός Αυτορύθμισης

Ανάλογα με τη συμπεριφορά του κάθε χρήστη, η απόδοση του Σταθμισμένου Αυτομάτου μπορεί να είναι καλύτερη ή χειρότερη από αυτή του Καθολικού Αυτομάτου. Γενικά, ισχύουν τα εξής:

1. Για τους χρήστες με υψηλή ακρίβεια πρόβλεψης η συμβολή του GA πρέπει να είναι μικρότερη από τη συμβολή του PUA ($0 < \beta < 0.5$).
2. Για τους χρήστες με χαμηλή ακρίβεια πρόβλεψης η συμβολή του GA πρέπει να είναι μεγαλύτερη από τη συμβολή του PUA ($0.5 < \beta < 1$).

Επομένως, θα πρέπει το Σταθμισμένο Αυτόματο να μεταβάλλει δυναμικά το β για τον εκάστοτε χρήστη, ανάλογα με τα ποσοστά πρόβλεψης όχι μόνο του συγκεκριμένου κάθε φορά χρήστη αλλά και όλων των υπόλοιπων. Με αφετηρία την παραπάνω ιδέα υλοποιήθηκε μια δυναμική συμπεριφορά του Σταθμισμένου Αυτομάτου, η οποία συνίσταται στο εξής: Ο συντελεστής β αυτοπροσαρμόζεται για κάθε χρήστη.

Καθώς δεν μπορεί κανείς να γνωρίζει εκ των προτέρων το χαρακτήρα του εκάστοτε χρήστη, θα πρέπει η προσαρμογή να γίνεται δυναμικά, κατά την εκτέλεση του προγράμματος. Αρχικά, αποθηκεύονται τα ποσοστά επιτυχίας των αυτομάτων PUA, GA και WA σε μια βάση δεδομένων. Στη συνέχεια, από την 5η εβδομάδα και στο τέλος κάθε επόμενης εβδομάδας συγκρίνονται τα ποσοστά επιτυχίας που έχουν επιτευχθεί για το

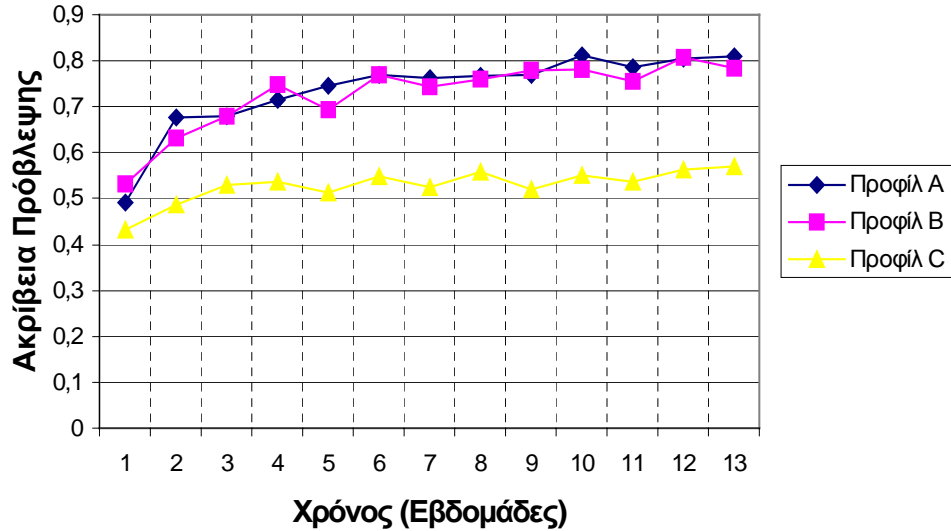
συγκεκριμένο χρήστη από το PUA και με τα αντίστοιχα ποσοστά επιτυχίας του GA. (Από την 5η περίπου εβδομάδα και μετά τα αυτόματα πετυχαίνουν το 80% περίπου της μέγιστης απόδοσής τους.) Ο μηχανισμός μεταβολής του β έχει ως εξής:

$$\beta_{new} = \begin{cases} \beta_{old} + \text{sign}(D) \cdot a, & |D| > 10\% \\ \beta_{old} & , |D| < 10\% \end{cases}, a = \frac{\beta_{max} - \beta_{min}}{2^i}, i = 1, 2, \dots \quad (5.4)$$

$$D = AP_{GA} - AP_{PUA} \quad (5.5)$$

όπου AP_{GA} δηλώνει το ποσοστό επιτυχίας του Καθολικού Αυτόματου, AP_{PUA} δηλώνει το ποσοστό επιτυχίας του Προσωπικού Αυτόματου και a είναι μια σταθερά (όσο αυξάνεται η τιμή του i ο έλεγχος γίνεται πιο λεπτομερής). Ανάλογα με το πρόσημο της διαφοράς, D , η τιμή του β μεταβάλλεται στο διάστημα $[\beta_{min}, \beta_{max}]$.

Στο Σχήμα 5 - 9 φαίνεται η απόδοση εφαρμογής του αυτορυθμιζόμενου μηχανισμού στα αποτελέσματα της 1ης καλύτερης πρόβλεψης στο Σταθμισμένο Αυτόματο για τα προφίλ A, B και C, αντίστοιχα. Στην προσομοίωση, το β πήρε τιμές στο διάστημα $[1/3, 2/3]$ και στο i δόθηκε η τιμή 3.

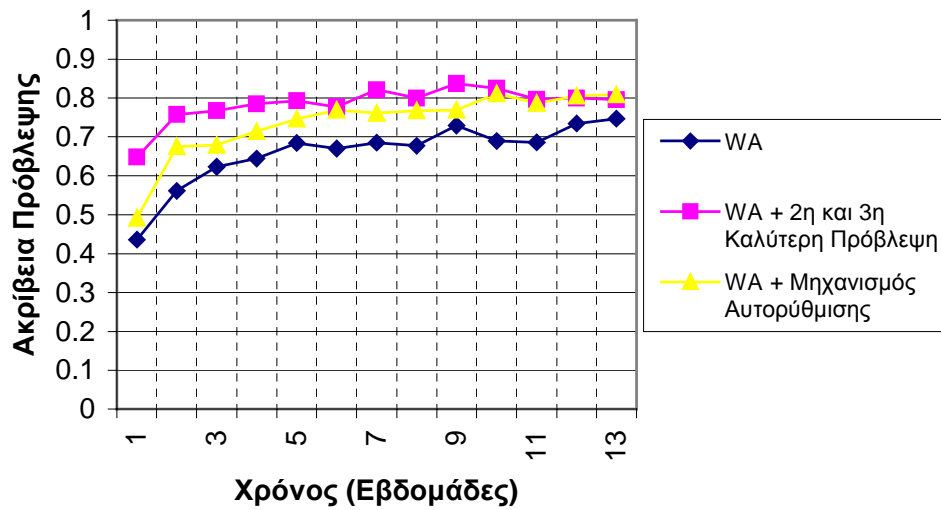


Σχήμα 5 - 9: Προφίλ A, B και C- Μηχανισμός Αυτορύθμισης

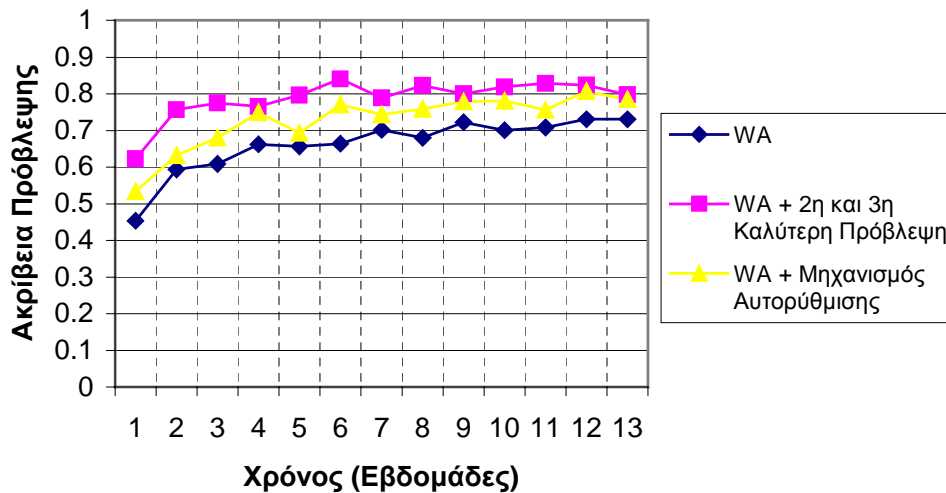
5.3.3 Συμπεράσματα

Στα Σχήματα 5 - 10, 5 - 11 και 5 - 12 παρατίθενται τα συγκριτικά αποτελέσματα του WA, του WA με το συνυπολογισμό της 2ης και της 3ης καλύτερης πρόβλεψης και του WA όπου λειτουργεί ο μηχανισμός της αυτορύθμισης για τα τρία προφίλ χρηστών A,B

και C, αντίστοιχα. Παρατηρούμε ότι οι μέθοδοι βελτίωσης του WA που παρουσιάστηκαν στις υπό ενότητες 5.3.1 και 5.3.2 δίνουν βελτίωση της τάξης του 10%.



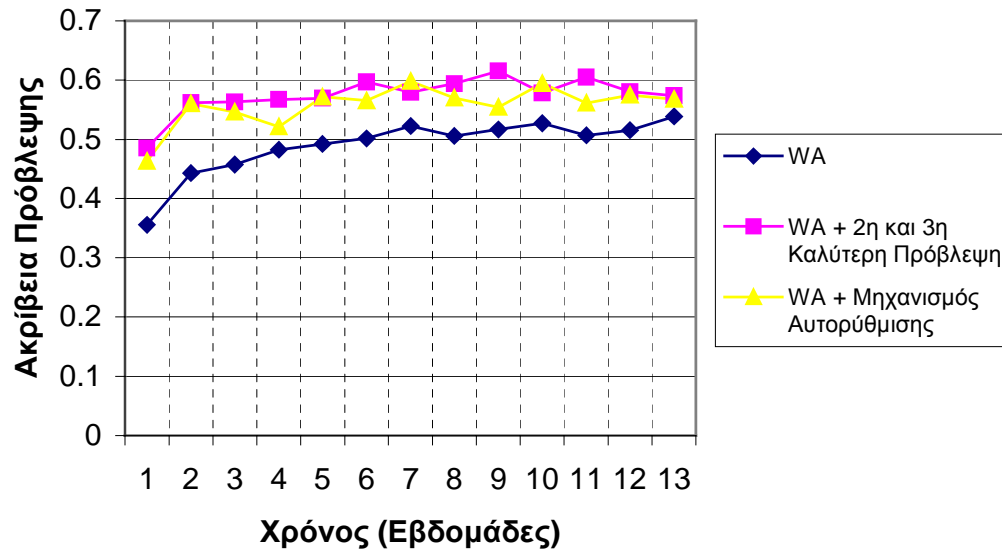
Σχήμα 5 - 10: Profile A – Σύγκριση



Σχήμα 5 - 11: Profile B – Σύγκριση

Μια άλλη σημαντική γενική παρατήρηση που προέκυψε είναι ότι οι δύο εκδοχές του WA που παρουσιάστηκαν στις ενότητες 5.3.2 και 5.3.3 έχουν όχι μόνο καλύτερη απόδοση από αυτόν, αλλά και σταθερά υψηλότερες αποδόσεις. Πιο συγκεκριμένα, δοκιμάστηκε ένας συνδυασμός τιμών των w' και β (420 συνδυασμοί για τον WA, 200 συνδυασμοί για το συνυπολογισμό 2ης και 3ης καλύτερης πρόβλεψης και 41 συνδυασμοί για το μηχανισμό αυτορύθμισης). Για ποσοστό επιτυχίας 64%, ο WA έδωσε 9 συνδυασμούς

(2%), ο συνυπολογισμός 2ης και 3ης καλύτερης πρόβλεψης έδωσε 163 συνδυασμούς (81.5%) και ο μηχανισμός αυτορύθμισης έδωσε 34 συνδυασμούς (83%).



Σχήμα 5 - 12: Profile C – Σύγκριση

Κεφάλαιο 6

ΣΥΓΡΙΣΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

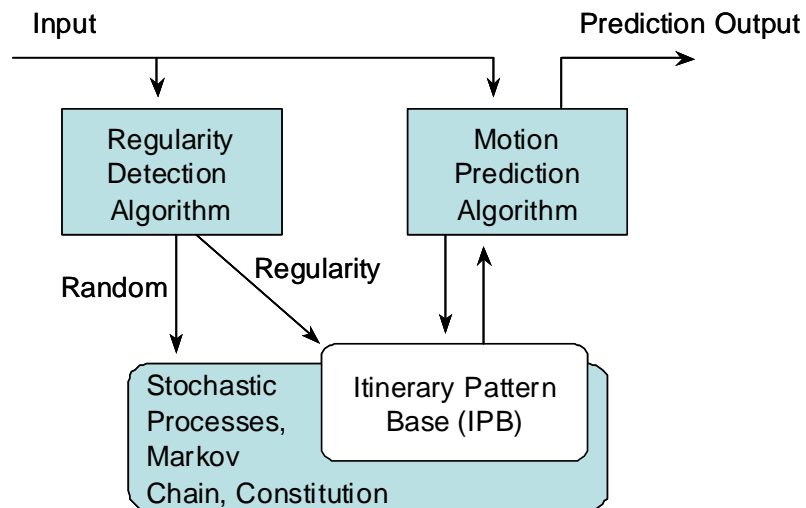
ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΚΙΝΗΣΗΣ ΣΤΗΝ RMPG

6.1 Αλγόριθμος Πρόβλεψης Κίνησης Liu και Maguire

Στο πρώτο μέρος του παρόντος κεφαλαίου θα περιγράψουμε τα βασικά χαρακτηριστικά του αλγορίθμου πρόβλεψης κίνησης που προτάθηκε από τους Liu και Maguire [Liu96a]. Στην πρότασή τους αναφέρεται ένα σχήμα διαχείρισης κινητικότητας το οποίο αποκαλείται Πρόβλεψη Διαχείρισης Κινητικότητας [Prediction Mobility Management (PMM)]. Στο προτεινόμενο σχήμα της PMM χρησιμοποιούνται, σε συνδυασμό, διάφορα μοντέλα αλγορίθμων προκειμένου να επιτευχθεί η πρόβλεψη της κίνησης ενός χρήστη. Οι αλγόριθμοι αυτοί ονομάζονται Κινητοί Αλγόριθμοι Πρόβλεψης Κίνησης [Mobile Motion Prediction Algorithms (MMPA)] και χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της μελλοντικής θέσης ενός κινητού χρήστη σύμφωνα με το ιστορικό της μετακίνησής του. Στην περίπτωση που ένας κινητός χρήστης έχει ενεργοποιήσει μία σύνοδο, τα δεδομένα ή οι υπηρεσίες προσυνδέονται και προκαθορίζονται στη νέα θέση πριν από τη μετάβαση του χρήστη σε αυτήν. Κατά συνέπεια, ο χρήστης μπορεί αμέσως να λάβει τα δεδομένα ή τις υπηρεσίες του με την ίδια ουσιαστικά αποδοτικότητα όπως στην προηγούμενη θέση.

Οι MMPA αλγόριθμοι αποτελούνται από τους αλγορίθμους ανίχνευσης προτύπων κίνησης [Regularity Pattern Detection Algorithms (RPDA)] και τον αλγόριθμο

πρόβλεψης κίνησης [Motion Prediction Algorithm (MPA)]. Οι RPDA χρησιμοποιούνται για να ανιχνεύσουν τα κανονικά μονοπάτια [Itinerary Patterns (IPs)] της κίνησης ενός χρήστη [τα κανονικά μονοπάτια περιγράφονται με το όρο Movement Track (MT) ή Movement Circle (MC)], τα οποία αποθηκεύονται σε μια βάση δεδομένων [Itinerary Pattern Base (IPB)]. Ο MPA χρησιμοποιεί τις πληροφορίες που είναι αποθηκευμένες στην IPB, δηλαδή τις συγκεκριμένες πληροφορίες και τις τυχαίες πληροφορίες πιθανότητας, για να προβλέψει την επόμενη θέση ενός κινητού τερματικού. Το Σχήμα 6 - 1 παρουσιάζει τη γενική μορφή του μοντέλου PMM.



Σχήμα 6 - 1: Μοντέλο Διαχείρισης Κίνησης (PMM), [Liu96a]

6.1.1 Υλοποίηση του Αλγορίθμου Πρόβλεψης Κίνησης των Liu και Maguire

Ο στόχος της υλοποίησης ήταν να επιτευχθεί η καλύτερη δυνατή προσέγγιση με βάση τον αλγόριθμο που παρουσιάστηκε στο [Liu96a]. Στις επόμενες παραγράφους παρουσιάζεται η υλοποίηση όπως αυτή πραγματοποιήθηκε και οι όποιες παραδοχές/διαφορές χρησιμοποιήθηκαν. Όπως αναφέρθηκε στο κεφάλαιο 1, η προσομοίωση της κίνησης έγινε στην πλατφόρμα RMPG. Στη συγκεκριμένη πλατφόρμα όμως χρησιμοποιείται διαφορετικό μοντέλο κίνησης από αυτό που χρησιμοποιείται στο [Liu96a]. Προκειμένου να εξεταστεί ο MMPA, υλοποιήθηκε το μοντέλο κίνησης που χρησιμοποίησαν οι Liu και Maguire όσον αφορά τις κανονικές κινήσεις. Στη συνέχεια, ο MPA τροφοδοτήθηκε με την ιχνοακολουθία που παρήχθη από τον προσομοιωτή RMPG. Η υλοποίηση χωρίζεται σε δύο κύρια τμήματα: στο μοντέλο κίνησης και στον αλγόριθμο

πρόβλεψης κίνησης. Επιπλέον, για την ολοκλήρωση της υλοποίησης κατασκευάστηκε μια βάση δεδομένων, σε αντιστοιχία με την IPB, για την αποθήκευση των συγκεκριμένων τμημάτων κίνησης. Προτού περιγραφούν με περισσότερες λεπτομέρειες οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν, θα πρέπει να αναφερθούν ορισμένες από τις βασικές έννοιες και συντομεύσεις που καθορίστηκαν από τους Liu και Maguire.

Ταυτότητα Περιοχής [Identity Area (IA)]: Είναι η ταυτότητα μιας περιοχής ή μιας κυψέλης η οποία εκπέμπεται ραδιοφωνικά στην περιοχή κάλυψής της.

Κατάσταση [State (S)]: Είναι η προσδιορισμένη περιοχή ή κυψέλη στο μοντέλο κίνησης. Η μεταβλητή της κατάστασης ορίζεται ως $S_{k,t}$, όπου $k \leq K$ και $t \in T$. K είναι ο συνολικός αριθμός των καταστάσεων στο χώρο όπου λαμβάνει χώρα η κίνηση των χρηστών, και T είναι ένα σύνολο δεικτών. Ο χώρος περιλαμβάνει όλες τις δυνατές καταστάσεις και συμβολίζεται με I .

Στάσιμη Κατάσταση [Stationary State (SS)]: Μια κατάσταση ονομάζεται στάσιμη, αν ο χρήστης έχει μείνει στην κυψέλη το λιγότερο για ένα χρονικό διάστημα t τέτοιο ώστε $S_{k,t} = S_{k,t+\tau}$ για κάθε $\tau \leq \tau_b$. Το χρονικό αυτό διάστημα θεωρείται μεγαλύτερο ή ίσο των πέντε λεπτών: $\tau_b \geq 5\text{min}$.

Μεταβατική Κατάσταση [Transitional State (TS)]: Μια κατάσταση ονομάζεται μεταβατική, αν ένα κινητό έχει μείνει στην κυψέλη λιγότερο από ένα χρονικό διάστημα t .

Διχαλωτή Κατάσταση [Forked State (FS)]: Μια κατάσταση ονομάζεται διχαλωτή, εάν οι καταστάσεις που την ακολουθούν ανήκουν σε διακριτούς κύκλους κίνησης.

Οριακή Κατάσταση [Boundary State (BS)]: Μια κατάσταση ονομάζεται οριακή, όταν βρίσκεται στα όρια ενός προκαθορισμένου επιπέδου κυψελών. Για τη συγκεκριμένη υλοποίηση δίνονται δύο επιλογές:

- 1) Αν δεν έχουν ληφθεί σήματα ταυτότητας περιοχής (IA) για χρονικό διάστημα $\tau_b \geq 5 \text{ min}$, τότε η κατάσταση $S_{k,t-\tau_b}$ είναι οριακή κατάσταση, ή
- 2) αν δεν έχουν ληφθεί σήματα ταυτότητας περιοχής (IA) για χρονικό διάστημα $\tau_b \geq 5 \text{ min}$ και ληφθεί ένα καινούργιο σήμα ταυτότητας περιοχής ($S_{k+1,t}$), τότε η κατάσταση $S_{k+1,t}$ είναι οριακή κατάσταση.

Κατάσταση Δείκτη [Pointer State (PS)]: Μια κατάσταση ονομάζεται κατάσταση δείκτη, όταν βρίσκεται σε μια ουρά καταστάσεων (state-queue), η οποία περιέχει δείκτη σε μία αποθηκευμένη MC ή MT στην IPB.

Βάση Μονοπατιών Κίνησης [Itinerary Pattern Base (IPB)]: Πρόκειται για μια βάση πληροφοριών η οποία διατηρεί ένα μέγιστο πλήθος (M) από μονοπάτια κίνησης.

6.1.2 Μοντέλο Κίνησης

Το μοντέλο κίνησης σχετίζεται με τις διάφορες μορφές καταστάσεων που αναφέρθηκαν στην προηγούμενη ενότητα καθώς και με τις διαδρομές που διαγράφει ένας χρήστης. Οι Liu και Maguire χρησιμοποίησαν δύο από τις καταστάσεις για τη λειτουργία του MMPA, την οριακή και τη στάσιμη κατάσταση οι οποίες υιοθετήθηκαν και στην υλοποίηση.

6.1.2.1 Κριτήρια SS και BS

Στην RMPG τα κριτήρια για αυτές τις καταστάσεις υλοποιήθηκαν ως εξής:

(SS): Θεωρήθηκε ότι επαρκής χρόνος μια κυψέλη να είναι SS είναι η μία ώρα. Ο χρόνος μετριέται σε time slots (TS). Ένα TS αντιστοιχεί σε 15 λεπτά της ώρας. Έτσι, για παράδειγμα, μια κατάσταση χαρακτηρίζεται στάσιμη αν ο χρήστης παραμείνει σε αυτή για χρόνο $t > 4TS$. Για τιμές του χρόνου $t < 4TS$ οι MT που δημιουργήθηκαν και αποθηκεύτηκαν στην βάση αποτελούνται από δύο μόνο κυψέλες μειώνοντας σε μεγάλο βαθμό την αποτελεσματικότητα (τυχαία πρόβλεψη) του αλγορίθμου.

(BS): Για το χαρακτηρισμό μιας κατάστασης ως οριακής, ορίζεται αυθαίρετα ένα σύνολο από κυψέλες ως οριακές καταστάσεις οι οποίες βρίσκονται στα όρια του πεδίου κίνησης

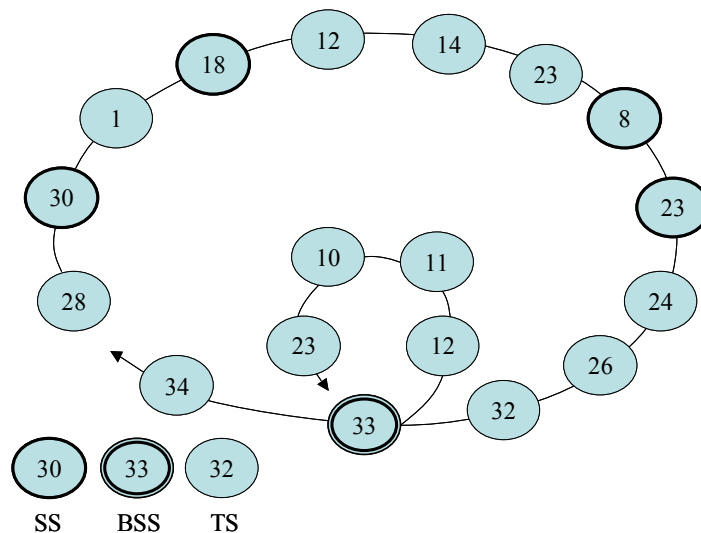
των χρηστών στην RMPG. Κάθε φορά που ένας χρήστης διασχίζει μια κυψέλη, γίνεται έλεγχος προκειμένου να διαπιστωθεί αν η συγκεκριμένη κυψέλη ανήκει σε μία εκ των κυψελών που είναι οριακές καταστάσεις.

6.1.2.2 Πρότυπα Κίνησης

Στο [Liu96a] η μοντελοποίηση της καθημερινή κίνησης ενός κινητού χρήστη χωρίστηκε σε δύο τμήματα: την κανονική κίνηση και την τυχαία κίνηση. Για τη μοντελοποίηση των κανονικών τμημάτων της κίνησης ορίζονται παρακάτω, βάσει του [Liu96a], τα μοντέλα κίνησης MC και MT. Αντίστοιχα, στοχαστικές διαδικασίες και αλυσίδες Markov χρησιμοποιήθηκαν από τους Liu και Maguire για τη μοντελοποίηση των τυχαίων κινήσεων οι οποίες όμως δεν χρησιμοποιήθηκαν στην υλοποίηση που έγινε στην RMPG.

6.1.2.2.1 Κίνηση σε κύκλο [Movement Circle (MC)]

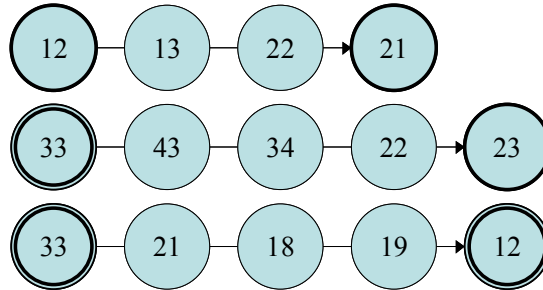
Η MC είναι κύκλος ο οποίος αποτελείται από $n(n > 1)$ διαδοχικές καταστάσεις με τουλάχιστον μία στάσιμη κατάσταση. Η MC καλείται οριακός κύκλος μετακίνησης (BMC), εάν μία ή περισσότερες καταστάσεις της είναι οριακές καταστάσεις. Η BMC έχει υψηλότερη προτεραιότητα από μια MC με παράγοντα προτεραιότητας ορίου $\beta(\beta > 1)$. Στο Σχήμα 6 - 2 απεικονίζονται τέτοια παραδείγματα. Οι καταστάσεις αναπαριστώνται από τους μικρούς κύκλους και προσδιορίζονται από τους αριθμούς στο εσωτερικό τους που υποδεικνύουν τις ταυτότητές τους (IA).



Σχήμα 6 - 2: Παραδείγματα Μοντέλου MC

6.1.2.2.2 Κίνηση σε Μονοπάτι [Movement Track (MT)]

Η MT είναι μια διαδρομή που αρχίζει και τελειώνει με μία στάσιμη ή οριακή κατάσταση. Η MT καλείται οριακή διαδρομή μετακίνησης (BMT) εάν μία ή περισσότερες καταστάσεις της είναι οριακές καταστάσεις. Η BMT έχει υψηλότερη προτεραιότητα από μια MT με έναν παράγοντα προτεραιότητας ορίου β ($\beta > 1$). Στο Σχήμα 6 - 3 απεικονίζονται τέτοια παραδείγματα. Η MC μπορεί να αποτελείται από δύο ή περισσότερες MTs.



Σχήμα 6 - 3: Παραδείγματα Μοντέλου MT

6.1.3 Βάση Μονοπατιών Κίνησης (IPB)

Για την ορθή λειτουργία του μοντέλου κίνησης χρησιμοποιήθηκε μια βάση δεδομένων, η οποία ονομάστηκε βάση μονοπατιών κίνησης (IPB), στην οποία καταχωρήθηκαν όλες οι MTs και MCs που ανιχνεύονταν για τον εκάστοτε χρήστη. Στην IPB υλοποιήθηκαν δύο διαφορετικοί πίνακες, έναν για τις MTs και έναν για τις MCs. Η IPB υλοποιήθηκε σε γλώσσα προγραμματισμού SQL στο πρόγραμμα Microsoft Access του MSOffice.

Πίνακας MT

Στο συγκεκριμένο πίνακα, εκτός από τις ταυτότητες των κυψελών που περιλαμβάνονται στο κάθε MT, καταγράφηκαν και ορισμένες παράμετροι οι οποίες χρησιμοποιήθηκαν στον MMPA. Στο Σχήμα 6 - 4 μπορούμε να δούμε τη μορφή του πίνακα MT.



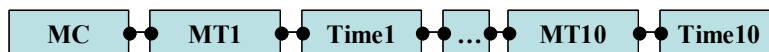
Σχήμα 6 - 4: Πίνακας MT

Στον εν λόγω πίνακα, MT είναι ένας μετρητής των μονοπατιών MTs, ρ είναι η παράμετρος προτεραιότητας μιας MT (δηλαδή πόσες φορές έχει εμφανιστεί κάθε MT), F είναι η παράμετρος συχνότητας η οποία υποδεικνύει τη συχνότητα μιας ακολουθίας καταστάσεων, β είναι η οριακή παράμετρος (πόσα BS περιέχει η MT), Cell ID1 είναι το

πρώτο Cell ID που αποτελεί την ακολουθία των καταστάσεων, Time1 είναι ο χρόνος που παρέμεινε ο χρήστης στο αντίστοιχο Cell ID (ομοίως για τα υπόλοιπα Cell IDs και Time από 2...20), T Final είναι ο χρόνος που πρωτοεμφανίστηκε η συγκεκριμένη ακολουθία καταστάσεων και T Total είναι ο συνολικός χρόνος που έχει περάσει πριν ο χρήστης κάνει την επόμενη κίνηση.

Πίνακας MC

Ο πίνακας MC μας δείχνει από ποια MTs αποτελείται κάθε MC. Τα πεδία του πίνακα MC φαίνονται στο Σχήμα 6 - 5.



Σχήμα 6 - 5: Πίνακας MC

Το πεδίο MC είναι ένας μετρητής των μονοπατιών MCs, MT1 είναι η πρώτη MT που αποτελεί μια MC και Time1 είναι ο χρόνος που χρειάστηκε για να διανύσει ο χρήστης το μονοπάτι MT1. Τέλος, στα υπόλοιπα πεδία περιέχονται οι υπόλοιπες MTs από τις οποίες αποτελείται μία MC με τους αντίστοιχους καταγεγραμμένους χρόνους τους.

6.1.4 Κινητοί Αλγόριθμοι Πρόβλεψης Κίνησης – MMPA

Ο MMPA αποτελείται από τους αλγορίθμους ανίχνευσης μονοπατιών (RDA) τύπου MC και MT και από έναν αλγόριθμο πρόβλεψης κίνησης (MPA).

6.1.4.1 Αλγόριθμος Ανίχνευσης Μονοπατιών (RDA)

Ο αλγόριθμος εντοπισμού ενεργοποιείται κατά τη διάρκεια της κίνησης του χρήστη και ανιχνεύει τις κυψέλες τις οποίες χρησιμοποιεί αυτός. Στη συνέχεια, κατηγοριοποιεί τις κινήσεις του χρήστη σε μονοπάτια και κύκλους και τις αποθηκεύει στους πίνακες MT και MC που βρίσκονται στην IPB. Γενικά, κάθε MC και MT έχει μια LRU παράμετρο ρ η οποία υποδεικνύει την προτεραιότητα της MT στην IPB. Δηλαδή, η MC/MT με τη μεγαλύτερη τιμή ρ έχει και τις περισσότερες εμφανίσεις κατά τη διάρκεια της κίνησης του χρήστη – όπως θα δούμε, η τιμή του ρ αυξάνεται σε κάθε επανεμφάνιση μιας MT. Αν μία ή περισσότερες καταστάσεις σε μια MT/MC είναι οριακές, η MT/MC ονομάζεται οριακή MT/MC με οριακή παράμετρο προτεραιότητας β . (Το β είναι ίσο με τον αριθμό των BS μέσα στην MT/MC.)

Για τον εντοπισμό και την αποθήκευση μιας MT στην IPB ακολουθούνται τα παρακάτω βήματα. Έστω $S_{k,t}$ η κατάσταση k τη χρονική στιγμή t :

1. Αρχικά, ελέγχεται αν η εισερχόμενη κατάσταση $S_{k,t}$ είναι SS ή BS. Αν ικανοποιεί το κριτήριο SS ή BS, τότε για κάθε προηγούμενη κατάσταση $S_{i,t}$ όπου $i = k - L$, $L = 2,3,4,\dots$, το ελάχιστο μήκος (αριθμός καταστάσεων) μιας MT, ελέγχουμε αν και αυτή είναι SS ή BS. Αν η $S_{i,t}$ είναι SS ή BS τότε το τμήμα καταστάσεων $(S_{i,t-t_1} S_{i+1,t-t_2} \dots S_{k,t})$ επιλέγεται ως μια νέα MT. Αυτό γίνεται αποθηκεύοντας την MT στον πίνακα MT.
2. Αν στην MT που εντοπίστηκε υπάρχει οριακή κατάσταση, η μεταβλητή οριακής προτεραιότητας β αυξάνεται κατά 1, δηλαδή $\beta = \beta + 1$.
3. Στη συνέχεια, συγκρίνεται η νέα MT που βρήκαμε με όλες όσα έχουν αποθηκευτεί στην βάση. Αρχικά ελέγχουμε αν κάποια από τις αποθηκευμένες MTs έχει τον ίδιο αριθμό καταστάσεων με τη νέα MT. Σε περίπτωση που κάποια έχει ίδιο μήκος με αυτή την τελευταία, τότε ελέγχουμε αν ικανοποιείται η συνθήκη $\mu \geq \alpha_1$ (βλέπε ορισμό του μ στην επόμενη ενότητα), όπου α_1 είναι ένας παράγοντας βεβαιότητας που τίθεται σύμφωνα με τις απαιτήσεις ακρίβειας που επιθυμούμε ή με το επιθυμητό επίπεδο βεβαιότητας (συνήθως επιλέγεται να είναι 0.95, 0.975, 0.995...). Στην περιπτώσή μας έχουμε θέσει $\alpha_1 = 0.995$. Αν ικανοποιείται η συνθήκη, τότε η MT που εντοπίστηκε έχει αποθηκευτεί ήδη στη βάση και ο παράγοντας ρ , παράμετρος επανεμφάνισης, της αποθηκευμένης MT αυξάνεται κατά 1.
4. Στη συνέχεια, υπολογίζεται ο παράγοντας F . Για τον υπολογισμό του παράγοντα F χρησιμοποιούμε τον T Final και τον T Total που βρίσκονται στον πίνακα MT. Διακρίνουμε δύο περιπτώσεις:

- a) Μία MT που έχει εμφανιστεί παραπάνω από μία φορά. Τότε παίρνουμε τον

$$\text{τύπο: } F = \frac{n}{(T_{Total} - T_{Final})}, \text{ όπου } n = \rho + 1$$

- b) Μία MT που εμφανίστηκε για πρώτη φορά. Τότε $F = \frac{1}{T_k}$, όπου T_k είναι η συνολική διάρκεια παραμονής ενός χρήστη στην MT.

5. Αν δεν ικανοποιείται η συνθήκη $\mu \geq \alpha_1$, τότε η MT που εντοπίστηκε δεν υπάρχει στην IPB, οπότε αποθηκεύονται οι κυψέλες από τις οποίες αποτελείται και οι αντίστοιχοι χρόνοι παραμονής σε καθεμιά από αυτές. Επίσης, τα ρ και F αρχικοποιούνται με τιμή 0 για αυτή την MT.

Για τον εντοπισμό και την αποθήκευση μιας MC στην IPB γίνονται τα εξής:

1. Αρχικά, ελέγχεται αν η κατάσταση $S_{k,t}$ είναι SS ή BS. Αν ικανοποιεί το κριτήριο SS ή BS, τότε για κάθε προηγούμενη κατάσταση $S_{i,t}$ όπου $i = k - L$, $L = 2,3,4,\dots$, το ελάχιστο μήκος (αριθμός καταστάσεων) μιας MC, ελέγχεται αν και αυτή είναι SS ή BS. Αν η $S_{i,t}$ είναι SS ή BS και $S_{i,t-t_1} = S_{k,t}$ τότε το τμήμα καταστάσεων $(S_{i,t-t_1} S_{i+1,t-t_2} \dots S_{k,t})$ επιλέγεται ως μία νέα MC.
2. Στη νέα MC βρίσκουμε τις MTs που περιέχει και τις συγκρίνουμε με αυτές της βάσης στον πίνακα MT, ώστε να γίνει αντιστοίχιση. Στη συνέχεια, συγκρίνουμε τη νέα MC με κάθε MC που υπάρχει αποθηκευμένο στη βάση στον πίνακα MC και ελέγχεται αν κάποια από τις αποθηκευμένες MCs έχει ίδιο μήκος με τη νέα MC. Στην περίπτωση που βρεθεί κάποια MC με το ίδιο μήκος με τη νέα MC, ελέγχεται αν ικανοποιείται η συνθήκη $\mu \geq \alpha_1$, όπου α_1 είναι ένας παράγοντας βεβαιότητας. Στην περιπτώσή μας έχουμε θέσει $\alpha_1 = 1$ (απόλυτη ομοιότητα). Αν δεν ικανοποιείται η συνθήκη, τότε η MC που εντοπίστηκε δεν υπάρχει στη βάση οπότε αποθηκεύεται μαζί με τις MTs από τις οποίες αποτελείται.

Παρατήρηση:

Στην περίπτωση που εντοπιστεί μια MT/MC με αριθμό κυψελών ή αριθμό MTs μεγαλύτερο από το μέγιστο που μπορεί να αποθηκευτεί αντίστοιχα στους πίνακες MT (αριθμός κυψελών=20) και MC (αριθμός MT=10), τότε η νέα MT/MC που θα αποθηκευτεί θα είναι περιορισμένη στις μέγιστες τιμές των πινάκων MT και MC αντίστοιχα. Η συγκεκριμένη περίπτωση παρουσιάζει το εξής πρόβλημα: Αν κατά τη διάρκεια της κίνησης του χρήστη εντοπιστεί ξανά η ίδια MT/MC, τότε θα θεωρηθεί ως μία νέα MT/MC, γιατί κατά την σύγκρισή της με τις ήδη αποθηκευμένες στη βάση MTs/MCs δεν θα βρεθεί κάποια ταυτόσημη. Για την περίπτωση του πίνακα MT

παρατηρήσαμε ότι είναι ελάχιστα τα μονοπάτια με συνολικό αριθμό καταστάσεων μεγαλύτερο από 20. Αντίθετα, στην περίπτωση του πίνακα MC υπάρχουν πολλές περιπτώσεις κυκλικών κινήσεων με συνολικό αριθμό MTs μεγαλύτερο από 10. Θεωρούμε όμως ότι μπορούμε να καλύψουμε περιπτώσεις πρόβλεψης μέχρι και 199 μελλοντικών καταστάσεων (Πίνακας MC: 10 MT x 20 Cell ID).

6.1.4.2 Αλγόριθμος Πρόβλεψης Κίνησης (MPA)

Ο MPA προβλέπει τις επόμενες καταστάσεις της κίνησης χρησιμοποιώντας τα μονοπάτια των MCs/MTs που βρίσκονται στην IPB. Γενικά, η έξοδος του αλγορίθμου MPA (*PDout* ή *Count*) είναι μια μελλοντική κατάσταση ή μια ακολουθία μελλοντικών καταστάσεων.

Η λειτουργία του MPA περιλαμβάνει μεθόδους για να συγκρίνει τις εισερχόμενες καταστάσεις που τροφοδοτούν τον MPA με τις προβλεπόμενες καταστάσεις που παράγονται από τον MPA, καθώς επίσης μεθόδους για να ταιριάζει εισερχόμενες καταστάσεις με αυτές που βρίσκονται στην IPB, για την παραγωγή προβλέψεων.

Για τον MPA υλοποιήθηκε το δέντρο αναζήτησης (matching-tree) που προτάθηκε στο [Liu96a]. Ο αλγόριθμος αρχικοποιείται από τη στιγμή που βρίσκει την πρώτη SS ή BS και εκτελείται μέχρι να βρεθεί η επόμενη BS ή SS στην ακολουθία των καταστάσεων. Η διαδικασία σύγκρισης χρησιμοποιεί ρητά τρεις κατηγορίες ομοιότητας (class-matching) για να επιλέξει την MC ή την MT με την υψηλότερη πιθανότητα να επαναχρησιμοποιηθεί. Για κάθε νέα εισερχόμενη κατάσταση $S_{k,t}$, συγκρίνεται η ακολουθία $(S_{k-n,t-t_n} S_{k-n+1,t-t_n+1} \dots S_{k,t})$ με κάθε MC και MT που βρίσκεται στην IPB ($S_{k-n,t-t_n}$ είναι η πιο πρόσφατη SS ή BS). Οι τρεις κατηγορίες ομοιότητας εφαρμόζονται με την παρακάτω σειρά:

1. Ομοιότητα Καταστάσεων (State-matching) – μ -matching

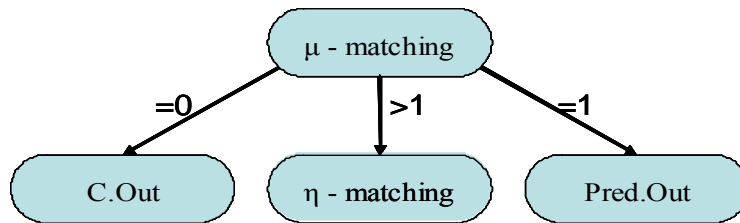
Η πρώτη κατηγορία ομοιότητας (με παράγοντα ομοιότητας μ) ονομάζεται ομοιότητα καταστάσεων και δείχνει το βαθμό στον οποίο μια σειρά από καταστάσεις ταιριάζει με

μια άλλη σειρά από καταστάσεις με το ίδιο μήκος, δηλαδή με τον ίδιο αριθμό καταστάσεων:

$$\mu = \frac{m_s}{N_s} \quad (6.1)$$

όπου m_s είναι ο αριθμός των καταστάσεων των δύο ακολουθιών που ταιριάζουν και N_s είναι ο ολικός αριθμός των καταστάσεων των δύο ακολουθιών (ίδιος και για τις δύο ακολουθίες). Αξίζει δε να σημειωθεί ότι όσο μεγαλύτερος είναι ο παράγοντας μ , τόσο μεγαλύτερη είναι η ομοιότητα ανάμεσα στις δύο ακολουθίες. Για $\mu = 1$ οι δύο ακολουθίες είναι όμοιες.

Ας υποθέσουμε ότι ο χρήστης έχει περάσει από μία SS ή BS. Έστω ότι ο κινητός χρήστης έχει διαγράψει έναν αριθμό από κάποιες καταστάσεις (states) από τη στιγμή που πέρασε από την προηγούμενη SS ή BS. Γνωρίζοντας τις καταστάσεις, δηλαδή τα CIDs, και τη σειρά με την οποία τα διέγραψε ο χρήστης, εντοπίζουμε στη βάση τις MTs που ξεκινούν με τα ίδια CIDs. Κατόπιν, ελέγχεται πόσες είναι οι MTs που βρέθηκαν. Σύμφωνα με το δέντρο του αλγορίθμου, διακρίνονται οι εξής περιπτώσεις (Σχήμα 6 - 6):



Σχήμα 6 - 6: μ -matching

- $MT = 0$: Σημαίνει ότι δεν βρέθηκε κάποια MT, συνεπώς η έξοδος πρόβλεψης είναι μία τυχαία (C.Out) κυψέλη. Η επιλογή της κυψέλης γίνεται διαλέγοντας τυχαία μία από τις έξι κυψέλες (εξαγωνικό κυψελοειδές περιβάλλον κάλυψης) που γειτονεύουν με την κυψέλη στην οποία βρίσκεται ο χρήστης. Η πιθανότητα να κινηθεί ο χρήστης σε οποιαδήποτε από τις έξι κυψέλες είναι ίδια και ίση με $1/6$.
- $MT = 1$: Σημαίνει ότι βρέθηκε ακριβώς μία MT, συνεπώς η έξοδος πρόβλεψης είναι η MT που βρέθηκε στην IPB.
- $MT > 1$: Σημαίνει ότι βρέθηκαν περισσότερες από μία MTs και συνεπώς ο αλγόριθμος προχωρά στο επόμενο βήμα που είναι η υλοποίηση του η -matching.

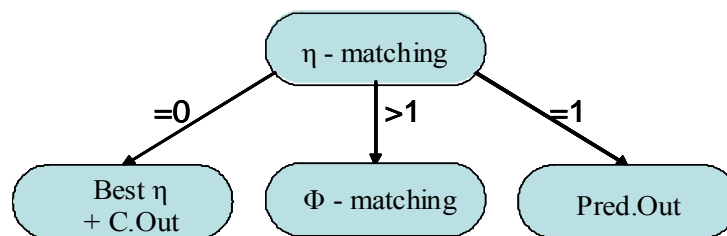
2. Ομοιότητα Χρόνου ή Ταχύτητας (Time or Velocity-matching) – η-matching

Η δεύτερη κατηγορία ονομάζεται ομοιότητα χρόνου ή ταχύτητας (με παράγοντα ομοιότητας η) και δείχνει το βαθμό στον οποίο ο χρόνος μιας ακολουθίας καταστάσεων ταιριάζει με το χρόνο μιας άλλης ακολουθίας καταστάσεων του ίδιου μήκους. Ο βαθμός ομοιότητας υπολογίζεται σύμφωνα με τον τύπο:

$$\eta = \frac{\sum_{i=1}^{N_i-1} |(t_{i+1} - t_i)_2 - (t_{i+1} - t_i)_1|}{\sum_{i=1}^{N_i-1} |(t_{i+1} - t_i)_2 + (t_{i+1} - t_i)_1|} \quad (6.2)$$

όπου: $(t_{i+1} - t_i)_1$ είναι ο χρόνος που μεσολαβεί μεταξύ της κατάστασης i και της $i+1$ στην πρώτη ακολουθία, $(t_{i+1} - t_i)_2$ είναι ο χρόνος που μεσολαβεί μεταξύ της κατάστασης i και της $i+1$ στη δεύτερη ακολουθία. Αξίζει δε να σημειωθεί ότι όσο μικρότερος είναι ο παράγοντας η , τόσο μεγαλύτερη είναι η ομοιότητα ανάμεσα στις δύο ακολουθίες. Για $\eta = 0$ οι δύο ακολουθίες είναι όμοιες.

Για καθεμιά από τις MTs που προέκυψαν από το προηγούμενο στάδιο της λειτουργίας του αλγορίθμου, υπολογίζουμε τον παράγοντα η σύμφωνα με την εξίσωση (6.2). Κατόπιν, όλοι οι παράγοντες που έχουν υπολογιστεί ελέγχονται σύμφωνα με τη συνθήκη $\eta > \alpha_3$. Η τιμή που δίνεται στο α_3 ορίζει το βαθμό της χρονικής ομοιότητας που απαιτείται ανάμεσα σε δύο MTs ώστε να θεωρηθούν «χρονικά όμοια». Η τιμή που δόθηκε είναι $\alpha_3 = 0.9$. Στη συνέχεια αποθηκεύονται οι MTs που εκπληρώνουν τη συνθήκη $\eta > \alpha_3$. Σύμφωνα με το δέντρο του αλγορίθμου διακρίνονται οι εξής περιπτώσεις (Σχήμα 6 - 7):



Σχήμα 6 - 7: η-matching

- $MT = 0$: Σημαίνει ότι δεν βρέθηκε κάποια MT, συνεπώς έχουμε ως έξοδο την MT εκείνη με το μέγιστο παράγοντα η (από όσα MTs έχουν προκύψει κατά το μ -matching). Αν παραπάνω από μία MT έχουν τον ίδιο μέγιστο παράγοντα η , τότε γίνεται τυχαία επιλογή μιας εξ αυτών (*C.Out*).
- $MT = 1$: Σημαίνει ότι βρέθηκε ακριβώς μία MT, συνεπώς έχουμε ως έξοδο πρόβλεψης την MT που βρέθηκε να ικανοποιεί τη συνθήκη $\eta > \alpha_3$.
- $MT > 1$: σημαίνει ότι βρέθηκαν περισσότερες από μία MTs με $\eta > \alpha_3$, συνεπώς ο αλγόριθμος προχωρά στο επόμενο βήμα, που είναι η υλοποίηση του Φ -matching.

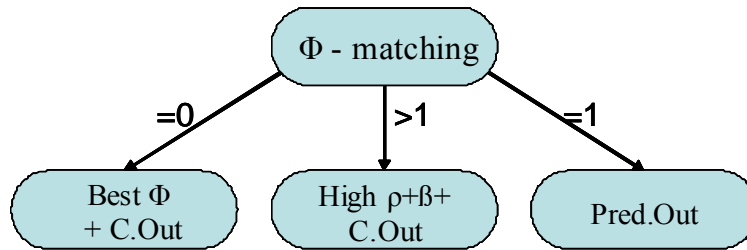
3. Ομοιότητα Συχνότητας (frequency-matching) – Φ -matching

Η τρίτη κατηγορία ομοιότητας καλείται ομοιότητα συχνότητας (με παράγοντα ομοιότητας Φ) και δείχνει το βαθμό στον οποίο η συχνότητα καταστάσεων της πρώτης ακολουθίας ταιριάζει με τη συχνότητα καταστάσεων μιας δεύτερης ακολουθίας με το ίδιο μήκος:

$$\Phi = \left| \frac{F_1}{F_2} - 1 \right| \quad (6.3)$$

όπου F_1 και F_2 είναι οι συχνότητες της πρώτης και της δεύτερης ακολουθίας αντίστοιχα. Σε αντίθεση με τους άλλους δύο παράγοντες ομοιότητας, όσο μικρότερος είναι ο παράγοντας Φ , τόσο μεγαλύτερη είναι η ομοιότητα ανάμεσα στις δύο ακολουθίες. Για $\Phi = 0$ προκύπτει ακριβές ταίριασμα των δύο ακολουθιών.

Για καθεμιά από τις MTs που προέκυψαν κατά το προηγούμενο στάδιο λειτουργίας του αλγορίθμου υπολογίζουμε τον παράγοντα Φ σύμφωνα με την εξίσωση (6.3). Κατόπιν, όλοι οι παράγοντες Φ που έχουν υπολογιστεί ελέγχονται σύμφωνα με τη συνθήκη $\Phi < \alpha_4$. Η τιμή του α_4 δείχνει το βαθμό της ομοιότητας ως προς τη συχνότητα εμφάνισης ο οποίος απαιτείται ανάμεσα σε δύο MTs ώστε να θεωρηθούν όμοια. Η τιμή που δώσαμε στο α_4 είναι $\alpha_4 = 0.3$. (Για $\alpha_4 = 0$, δηλαδή για $\Phi = 0$, έχουμε απόλυτο ταίριασμα των δύο MTs.) Σύμφωνα με το δέντρο του αλγορίθμου διακρίνονται οι εξής περιπτώσεις (Σχήμα 6 - 8):



Σχήμα 6 - 8: Φ -matching

- $MT = 0$: Σημαίνει ότι δεν βρέθηκε κάποια MT, συνεπώς ως έξοδος προκύπτει η MT με τον ελάχιστο παράγοντα Φ (από τις MTs εκείνες που έχουν προκύψει από το μ -matching και το η -matching). Αν παραπάνω από μία MTs έχουν τον ίδιο ελάχιστο παράγοντα Φ , τότε γίνεται τυχαία επιλογή μιας εξ αυτών (*C.Out*).
- $MT = 1$: Σημαίνει ότι βρέθηκε ακριβώς μία MT που ικανοποιεί τη συνθήκη $\Phi < \alpha_4$ και συνεπώς η έξοδος πρόβλεψης είναι η ίδια η MT.
- $MT > 1$: Σημαίνει ότι βρέθηκαν περισσότερες από μία MTs με $\Phi < \alpha_4$ και συνεπώς ο αλγόριθμος ψάχνει να βρει από τις υπάρχουσες MTs στην IPB εκείνη που έχει το μέγιστο άθροισμα $\rho + \beta$. Αν το μέγιστο άθροισμα $\rho + \beta$ το έχει μόνο μία από τις MTs τότε έχουμε ως έξοδο πρόβλεψης την MT που ικανοποίησε τη συνθήκη. Αντίθετα, αν παραπάνω από μία MTs έχουν το ίδιο $\rho + \beta$ τότε γίνεται τυχαία επιλογή μιας εξ αυτών.

Μετά την πρόβλεψη μιας MT, ο αλγόριθμος προβλέπει την πιο πιθανή MC στην οποία κινείται ο χρήστης (αν φυσικά υπάρχει κάποια). Αυτό υλοποιείται ως εξής: Εφόσον έχει προβλεφθεί μια MT, ο αλγόριθμος ψάχνει στον πίνακα MC να δει ποια MC ξεκινάει με το συγκεκριμένο MT.

- Αν δεν βρεθεί κάποια MC τότε δεν υπάρχει πρόβλεψη.
- Αν βρεθεί μόνο μία MC τότε αυτή η MC αποτελεί και την πρόβλεψη του αλγορίθμου.
- Τέλος, αν περισσότερες από μία MCs βρεθούν, τότε επιλέγεται τυχαία μία από αυτές.

Στα πειραματικά μας αποτελέσματα δεν συμπεριλήφθηκε η πρόβλεψη που προέκυψε από τις MC διότι η συνεισφορά τους δεν βελτίωνε την αποδοτικότητα του αλγορίθμου.

6.2 LeZi-update Αλγόριθμος

Στο δεύτερο μέρος του κεφαλαίου περιγράφεται η υλοποίηση του αλγορίθμου LeZi-update που προτάθηκε στο [Das99].

6.2.1 Εισαγωγή

Οι δύο πιο σημαντικές κατηγορίες προσαρμοστικών κωδικοποιητών είναι οι κωδικοποιητές λεξικών Lempel-Ziv (LZ) και οι τεχνικές πρόβλεψης. Η οικογένεια LZ κωδικοποιητών λειτουργεί με την αντικατάσταση των συμβολοσειρών ενός κειμένου από τους δείκτες που υπάρχουν στα προηγούμενα περιστατικά της ίδιας συμβολοσειράς. Διάφορες παραλλαγές έχουν αναπτυχθεί σε αυτή τη λογική, συμπεριλαμβανομένου του LZW [Wel84] ο οποίος είναι η βάση του δημοφιλούς *gzip* λογισμικού συμπίεσης. Αυτού του τύπου οι συμπίεστες είναι γενικά γρηγορότεροι από τους κωδικοποιητές πρόβλεψης όπως ο Partial Predictive Matching (PPM) [Cle84], αλλά δεν παράγουν την ίδια μείωση μεγέθους μετά τη συμπίεση.

Στην εργασία του [Bha02], εξετάστηκε το πρόβλημα διαχείρισης της θέσης και η πολυπλοκότητά του με βάση τη γνώση συγκεκριμένης πληροφορίας. Αυτό είχε ως αποτέλεσμα το σχεδιασμό ενός δυναμικά προσαρμοστικού αλγορίθμου για τον εντοπισμό της θέσης κινητών, ο οποίος είναι βέλτιστος σε σχέση με τις τεχνικές ενημέρωσης και την αναζήτησης θέσης. Το αντικείμενο του μηχανισμού ενημέρωσης θέσης που προτάθηκε ήταν η εκμάθηση της κίνησης των χρηστών κινητών τερματικών με βέλτιστη ανταλλαγή μηνυμάτων. Ο στόχος ήταν η γνώση της κίνησης ενός χρήστη να τροφοδοτεί το μηχανισμό αναζήτησης θέσης με μια πρόβλεψη θέσης η οποία θα μειώνει το μέσο κόστος του paging.

Στις επόμενες παραγράφους παρουσιάζουμε το σκεπτικό που ακολούθησαν οι Bhattacharya και Das προκειμένου να καταλήξουν στην πρόταση του LeZi-update, μια τεχνική πρόβλεψης η οποία βασίζεται στο κλασικό μοντέλο LZ78 [Ziv78]. Σύμφωνα με το [Bha02] καθορίστηκαν τα εξής:

Ιστορικό Κίνησης – Ορισμός : Το ιστορικό της κίνησης ενός χρήστη είναι μια σειρά από « $v_1 v_2 v_3 \dots$ » σύμβολα τα οποία ανήκουν σε ένα αλφάβητο \mathcal{V} , όπου \mathcal{V} είναι ένα σύνολο από ζώνες που καλύπτουν την περιοχή εξυπηρέτησης της υπηρεσίας και το v_i δείχνει την ταυτότητα της ζώνης όπως αυτή αναφέρεται από την ιοστή-ενημέρωση (i^{th} update).

Μοντέλο Κίνησης – Ορισμός: Το μοντέλο κίνησης ενός χρήστη είναι μια στάσιμη τυχαία διαδικασία $V = \{V_i\}$, τέτοια ώστε η V_i θεωρεί ότι η τιμή $v_i \in \mathcal{V}$, στην ιοστή-ενημέρωση, αναφέρει το χρήστη στη ζώνη i . Η από κοινού κατανομή οποιασδήποτε υποακολουθίας V_i s παραμένει αμετάβλητη όσον αφορά τις χρονικές μετατοπίσεις στον άξονα του χρόνου, για παράδειγμα,

$$\Pr[V_1 = v_1, V_2 = v_2, \dots, V_n = v_n] = \Pr[V_{1+l} = v_1, V_{2+l} = v_2, \dots, V_{n+l} = v_n] \quad (6.5)$$

για κάθε μετατόπιση l και για όλα τα $v_i \in \mathcal{V}$. Το ιστορικό κίνησης είναι μια τροχιά ή μια πορεία δειγμάτων του V .

Στόχος του αλγορίθμου LeZi-update σύμφωνα με το [Bha02] δεν είναι να αντικαταστήσει τους ήδη υπάρχοντες μηχανισμούς ενημέρωσης (update mechanisms). Αντίθετα, δουλεύει επιπρόσθετα προκειμένου να μειώσει το κόστος των ενημερώσεων. Η ευθύνη της παραγωγής και γνώσης του ιστορικού της κίνησης « v_1, v_2, v_3, \dots » συνεχίζει να εξαρτάται από τον αρχικό μηχανισμό της ενημέρωσης θέσης, όπως πριν. Η διαδικασία της απόκτησης δεδομένων ενημέρωσης ορίζεται ως δειγματοληψία (sampling). Εντούτοις, δεν παράγεται ένα πραγματικό μήνυμα ενημέρωσης για κάθε δείγμα-σύμβολο. Ο αλγόριθμος LeZi-update συλλαμβάνει το δείγμα-μήνυμα και δοκιμάζει να το επεξεργαστεί χωρίζοντάς το σε μικρότερα κομμάτια. Φυσικά, με αυτό τον τρόπο καθυστερεί την ενημέρωση για μερικά δείγματα-σύμβολα. Όταν τελικά επεξεργάζεται μια πραγματική ενημέρωση, εκθέτει σε κωδικοποιημένη μορφή ολόκληρη την ακολουθία των δειγμάτων-συμβόλων που παρακρατήθηκαν μέχρι την τελευταία ενημέρωση. Το αποτέλεσμα είναι ότι το ιστορικό κίνησης « v_1, v_2, v_3, \dots » φτάνει στο σύστημα ως ακολουθία « $C(w_1)C(w_2)C(w_3)\dots$ », όπου w_i s είναι μη επικαλυπτόμενα τμήματα της

σειράς « v_1, v_2, v_3, \dots » και $C(w)$ είναι η κωδικοποίηση για το τμήμα w . Η βασική απαίτηση για τον LeZi-update είναι τα τμήματα w_i s να είναι διακριτά. Ο LeZi-update έχει ως βάση τον αλγόριθμο LZ78.

6.2.2 Αλγόριθμος LZ78 και LeZi-update

Ο αλγόριθμος LZ78 αναλύει την εισαγωγή μιας ακολουθίας ευδιάκριτων τμημάτων « v_1, v_2, \dots, v_n », όπου v ανήκει στο \mathcal{V} (λεξικό), σε $c(n)$ ξεχωριστά υποτμήματα « $w_1, w_2, \dots, w_{c(n)}$ » έτσι ώστε για όλα τα $j \geq 1$ το πρόθεμα των υποτμημάτων w_j είναι ίσο με κάποιο w_i για $1 \leq i < j$. Λόγω αυτού του προθέματος τα παραπάνω υποτμήματα μπορούν να απεικονιστούν αποτελεσματικά με ένα δέντρο [Lan83]. Η τεχνική του προθέματος-ταιριάσματος (prefix-matching) αποτελεί τη βάση του αλγορίθμου συμπίεσης LZ78, ο οποίος κωδικοποιεί μεταβλητού μήκους σειριακά τμήματα ταυτοτήτων κυψελών χρησιμοποιώντας σταθερού μήκους καταχωρήσεις του λεξικού, ενώ ταυτόχρονα το λεξικό συνεχώς ενημερώνεται με τις νέες φράσεις που εμφανίζονται.

Αρχικά το λεξικό είναι άδειο := null

Θεωρούμε μία συμβολοσειρά w η οποία είναι αρχικά κενή := null

Κάνε σε ένα loop τα παρακάτω:

 Περίμενε για το επόμενο σύμβολο v

 Εάν η συμβολοσειρά $w.v$ είναι ήδη μέσα στο λεξικό

 Θέσε $w := w.v$

 Αλλιώς

 Κάνε κωδικοποίηση της συμβολοσειράς ($w.v$)

 Πρόσθεσε την $w.v$ στο λεξικό.

 Θέσε $w := null$

Τέλος του loop.

Σχήμα 6 - 9: Κωδικοποιητής στο Κινητό Τερματικό

Αρχικά το λεξικό είναι άδειο :=null.

Κάνε σε ένα loop τα παρακάτω:

 Περίμενε για την νέα κωδική λέξη $\langle i, s \rangle$

 Αποκωδικοποίησε την κωδική λέξη

 Βάλε την παραγόμενη συμβολοσειρά στο λεξικό

 Αύξησε την πιθανότητα εμφάνισης για κάθε πρόθεμα της συμβολοσειράς

Τέλος του loop

Σχήμα 6 - 10: Αποκωδικοποιητής στο Σύστημα

Στο Σχήμα 6 - 9 και στο Σχήμα 6 - 10, περιγράφεται η τεχνική ανάλυσης συμβολοσειρών ενός κλασικού LZ78. Το κινητό τερματικό λειτουργεί ως κωδικοποιητής, ενώ το σύστημα έχει το ρόλο του αποκωδικοποιητή. Με μια απλή τροποποίηση του αποκωδικοποιητή (LeZi-update) η απόδοση βελτιώνεται, όπως φαίνεται στο Σχήμα 6 - 11, αφού τώρα το λεξικό αυξάνεται από τις καταλήξεις των αποκωδικοποιημένων λέξεων.

Αρχικά το λεξικό είναι άδειο :=null.

Κάνε σε ένα loop τα παρακάτω:

Περίμενε για την νέα κωδική λέξη <i ,s>.

Αποκωδικοποίησε την κωδική λέξη.

Βάλε την παραγόμενη συμβολοσειρά στο λεξικό.

Αύξησε την πιθανότητα εμφάνισης για κάθε πρόθεμα της κάθε κατάληξης της συμβολοσειράς.

Τέλος του loop.

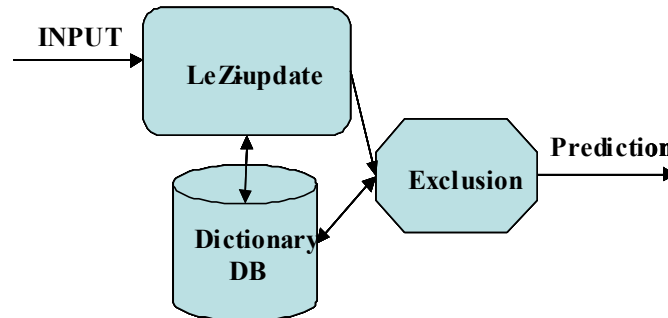
Σχήμα 6 - 11: Βελτιωμένος Αποκωδικοποιητής στο Σύστημα

Στη συνέχεια εφαρμόζεται η τεχνική «Exclusions» για την πρόβλεψη της επόμενης θέσης ενός κινητού χρήστη.

6.2.3 Πρόβλεψη Επόμενης Θέσης– Τεχνική «Exclusions»

Για την πρόβλεψη της επόμενης θέσης ενός κινητού χρήστη οι Das και Bhattacharya βασίστηκαν στις αρχές που χρησιμοποιούνται στην πρόβλεψη με ταίριασμα ανά τμήμα (prediction by partial match – PPM) στην οικογένεια αλγορίθμων συμπίεσης κειμένου. Η βασική ιδέα του PPM είναι να χρησιμοποιήσει τους τελευταίους χαρακτήρες από το σύνολο της ακολουθίας χαρακτήρων που έχουν εισαχθεί σε αυτό προκειμένου να προβλέψει τον επόμενο χαρακτήρα. Στην περίπτωση του LeZi-update (Σχήμα 6 - 12) η τεχνική ονομάζεται «exclusions» και χαρακτηρίζεται από τους Das και Bhattacharya ως μια στρατηγική «ανακατέματος». Σύμφωνα με την τεχνική «exclusions», οι χαρακτήρες οι οποίοι εμφανίζονται σε μεγαλύτερες τάξεις μεγέθους εξαιρούνται από τον υπολογισμό της πιθανότητας πρόβλεψης του επόμενου χαρακτήρα. Ένα παράδειγμα εφαρμογής της παραπάνω τεχνικής προσφέρει η υλοποίηση του σχεδίου που αναφέρεται ως ManHome (Managing an Adaptive Versatile Home-[Das02]). Ο σκοπός αυτού του σχεδίου είναι να δημιουργήσει ένα σπίτι που συμπεριφέρεται σαν «λογικός πράκτορας» (rational agent). Ο «πράκτορας» αναζητά να μεγιστοποιήσει την άνεση των κατοίκων και να

ελαχιστοποιήσει το κόστος λειτουργίας του σπιτιού. Η επιτυχία του «πράκτορα» έγκειται στο κατά πόσο μπορεί να προβλέψει τις κινήσεις των κατοίκων.



Σχήμα 6 - 12: LeZi-update Σχήμα Πρόβλεψης

6.2.4 Υλοποίηση Αλγορίθμου LeZi-update στην Πλατφόρμα RMPG

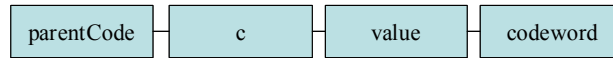
Ο στόχος της υλοποίησης του LeZi-update αλγορίθμου στην RMPG ήταν να επιτευχθεί η καλύτερη δυνατή προσέγγιση με τον αλγόριθμο που παρουσιάστηκε από τους Bhattacharya και Das [Das02], και παράλληλα να εκτιμηθεί ο LeZi-update αλγόριθμος στο περιβάλλον προσομοίωσης της πλατφόρμας RMPG.

Στην παρούσα μελέτη οι συμβολοσειρές αντικαθίστανται από ταυτότητες κυψελών (CIDs) οι οποίες αποτελούν την έξοδο του αντικειμένου Simulator της πλατφόρμας RMPG. Η ακολουθία των CIDs αποτελεί το ιστορικό κίνησης ενός χρήστη. Ο αλγόριθμος διαβάζει την είσοδο και σχηματίζει κωδικές λέξεις οι οποίες αποθηκεύονται σε μια βάση δεδομένων. Η πληροφορία που αποθηκεύεται στη βάση δεδομένων χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη των μελλοντικών CIDs. Για την πρόβλεψη της επόμενης πιο πιθανής κυψέλης χρησιμοποιείται η τεχνική exclusions η οποία αναφέρθηκε ήδη. Στις παραγράφους που ακολουθούν παρουσιάζεται με σαφήνεια η υλοποίηση του LeZi-update στην πλατφόρμα RMPG.

6.2.4.1 LeZi-update – Βάση Δεδομένων

Για την ορθή λειτουργία του αλγορίθμου χρησιμοποιήθηκε μια βάση δεδομένων με τρεις πίνακες, η οποία υλοποιήθηκε στο πρόγραμμα MS Access 2000.

Στο Σχήμα 6 - 13 παρουσιάζεται ο Πίνακας 1 που χρησιμοποιείται για την αποθήκευση των κωδικών λέξεων οι οποίες δημιουργούνται από την επεξεργασία των δεδομένων εισόδου.



Σχήμα 6 - 13: LeZi-update – Πίνακας 1

Το πεδίο «parentCode» δείχνει τη θέση μέσα στον Πίνακα 1 που βρίσκεται η κωδική λέξη. Το «parentCode» έχει την τιμή «UNUSED» όταν η θέση είναι άδεια. Στο πεδίο «c» αντιστοιχεί η κατάληξη της κωδικής λέξης. Τέλος, στα πεδία «value» και «codeword» αποθηκεύονται η ακολουθία των CIDs από τα οποία αποτελείται η κωδική λέξη και η κωδική λέξη αντίστοιχα.

Έστω, μια τυχαία χρονική στιγμή κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης για ένα χρήστη ο οποίος κινείται. Η βάση δεδομένων περιέχει έναν αριθμό κωδικών λέξεων για το συγκεκριμένο χρήστη. Ο χρήστης βρίσκεται σε μία κυψέλη η οποία είτε έχει καταχωρηθεί στη βάση ως κωδική λέξη είτε αποτελεί την κατάληξη μιας ακολουθίας από CIDs. Αναλύεται το πρόθεμα μιας ακολουθίας από ταυτότητες κυψελών, με πρώτο πρόθεμα το κενό. Αν το πρόθεμα και η ταυτότητα κυψέλης που το ακολουθεί υπάρχουν στο λεξικό, τότε το πρόθεμα επεκτείνεται με αυτή την ταυτότητα κυψέλης. Η επέκταση του προθέματος συνεχίζεται μέχρι να σχηματιστεί κωδική λέξη που δεν υπάρχει ήδη στο λεξικό. Η κωδική λέξη έχει τη μορφή: <δείκτης, κατάληξη>, όπου ο δείκτης φανερώνει τη θέση του προθέματος μέσα στο λεξικό και η κατάληξη είναι η τελευταία ταυτότητα κυψέλης της ακολουθίας. Στην περίπτωση που το πρόθεμα είναι το κενό, ο δείκτης παίρνει την τιμή 0. Ο αλγόριθμος LeZi-update συνεχίζει την κωδικοποίηση με τις επόμενες ακολουθίες κυψελών που δέχεται ως είσοδο προκειμένου να δημιουργήσει τις επόμενες κωδικές λέξεις.

Έστω η ακολουθία ABBCBCABA. Η κωδικοποίηση βάσει LeZi-update δημιουργεί τις καταχωρήσεις στη βάση δεδομένων (Πίνακας 1) με τη σειρά που τις παρουσιάζει ο Πίνακας III.

| parentcode | c | value | codeword |
|------------|---|-------|----------|
| 1 | A | A | <0,A> |

| parentcode | c | value | codeword |
|------------|---|-------|----------|
| 1 | A | A | <0,A> |
| 2 | B | B | <0,B> |

| parentcode | c | value | codeword |
|------------|---|-------|----------|
| 1 | A | A | <0,A> |
| 2 | B | B | <0,B> |
| 3 | C | BC | <2,C> |

| parentcode | c | value | codeword |
|------------|---|-------|----------|
| 1 | A | A | <0,A> |
| 2 | B | B | <0,B> |
| 3 | C | BC | <2,C> |
| 4 | A | BCA | <3,A> |

| parentcode | c | value | codeword |
|------------|---|-------|----------|
| 1 | A | A | <0,A> |
| 2 | B | B | <0,B> |
| 3 | C | BC | <2,C> |
| 4 | A | BCA | <3,A> |
| 5 | A | BA | <2,A> |

Πίνακας III: Στιγμιότυπα Εισαγωγής Δεδομένων στη Βάση – Πίνακας 1

Ο Πίνακας 2 (βλέπε Σχήμα 6 - 14), ο οποίος περιέχει την πληροφορία που χρειάζεται για να πραγματοποιηθεί η διαδικασία της πρόβλεψης, αποτελείται από δύο πεδία : το πεδίο «number» και το πεδίο «possibility». Στο πεδίο «number» αποθηκεύονται οι ακολουθίες CIDs του πεδίου «value» και όλα τα επιμέρους τμήματά τους. Το πεδίο «possibility» περιέχει τις πιθανότητες εμφάνισης των παραπάνω ακολουθιών από CIDs.



Σχήμα 6 - 14: LeZi-update – Πίνακας 2

| |
|--------------------------|
| 1002 2002 3002 2003 2002 |
| 2002 3002 2003 2002 |
| 3002 2003 2002 |
| 2003 2002 |
| 2002 |
| 1002 2002 3002 2003 |
| 1002 2002 3002 |
| 1002 2002 |
| 1002 |
| 2002 3002 2003 |
| 2002 3002 |
| 3002 2003 |
| 3002 |
| 2003 |

Πίνακας IV: Κατακερματισμός Ακολουθίας CIDs– 1002 2002 3002 2003 2002

Για παράδειγμα, ας θεωρηθεί ότι στον Πίνακα 1 καταχωρείται στο πεδίο «value» η ακολουθία: 1002 2002 3002 2003 2002. Στο πεδίο «number» θα πρέπει να υπάρχουν όλες οι καταχωρήσεις που παρουσιάζει ο Πίνακας IV.

Στον Πίνακα 3 (βλέπε Σχήμα 6 - 15) αποθηκεύονται τα ποσοστά επί τις εκατό στο πεδίο «percentage», των επιτυχημένων προβλέψεων ανά εβδομάδα.

percentage

Σχήμα 6 - 15: LeZi-update – Πίνακας 3

6.2.4.2 Παραδοχές και Διαφοροποιήσεις Υλοποίησης LeZi-update στην RMPG

Η παρούσα εργασία δεν είχε ως στόχο μια στείρα υλοποίηση του LeZi-update, αλλά την όσο το δυνατόν καλύτερη εκμετάλλευση των πλεονεκτημάτων που παρέχουν η εύκολη υλοποίησή του και η αποτελεσματικότητά του στη συμπίεση πληροφορίας χωρίς απώλειες. Στο Σχήμα 6 - 16 παρουσιάζεται ο ψευδοκώδικας του αλγορίθμου LeZi-update ο οποίος χρησιμοποιήθηκε στην υλοποίηση του συγκεκριμένου αλγορίθμου στην παρούσα εργασία. Αμέσως παρακάτω αναλύονται οι παραδοχές που ήταν αναγκαίο να γίνουν ως προς τον αλγόριθμο LeZi-update, έτσι όπως παρουσιάστηκε στο [Das02], στο πλαίσιο της υλοποίησής του.

1. Ο LeZi-update προϋποθέτει την ύπαρξη ενός συστήματος αλληλεπίδρασης δύο οντοτήτων, η μία εκ των οποίων διαδραματίζει το ρόλο του κωδικοποιητή και η άλλη το ρόλο του αποκωδικοποιητή. Στην παρούσα εργασία υπάρχει μόνο η μία οντότητα, η οποία ακολουθεί ακριβώς τα βήματα του κωδικοποιητή και επιπλέον χρησιμοποιεί το τελευταίο βήμα του βελτιωμένου αποκωδικοποιητή (βλέπε Σχήμα 6 - 11).
2. Ύστερα από μια σειρά πειραμάτων, παρατηρήθηκαν μεγαλύτερα ποσοστά ακρίβειας πρόβλεψης του αλγορίθμου όταν περιορίσαμε σημαντικά το μέγιστο μήκος των λέξεων από CIDs στο πεδίο «value» του Πίνακα 1 της βάσης δεδομένων. Το αποτέλεσμα ήταν, για λέξεις με μέγιστο αριθμό CIDs=12 να επιτυγχάνονται υψηλότερα ποσοστά ακρίβειας πρόβλεψης από τα αντίστοιχα με απεριόριστο αριθμό CIDs.

Αρχικά το λεξικό είναι άδειο := null
 Θεωρούμε μία συμβολοσειρά w η οποία είναι και αυτή αρχικά κενή := null
 Κάνε σε ένα loop τα παρακάτω:
 Περίμενε για το επόμενο σύμβολο v .
 Εάν $v=2$
 Αύξησε τον μετρητή των ημερών κατά μία μονάδα.
 Εάν η συμβολοσειρά $w.v$ έχει λιγότερες από 11 κυψέλες στη σειρά
 Εάν η συμβολοσειρά $w.v$ είναι ήδη μέσα στο λεξικό
 Θέσε $w := w.v$.
 Κάνε πρόβλεψη επόμενης κυψέλης για το w .
 Αλλιώς
 Κάνε κωδικοποίηση της συμβολοσειράς $w.v$.
 Πρόσθεσε την συμβολοσειρά $w.v$ στο λεξικό
 Αύξησε την πιθανότητα εμφάνισης για κάθε πρόθεμα της κάθε κατάληξης της συμβολοσειράς.
 Κάνε πρόβλεψη επόμενης κυψέλης για το $w.v$
 Θέσε $w := null$.
 Αλλιώς
 Θέσε $w := v$.
 Εάν ο μετρητής των ημερών είναι ίσος με 7
 Κάλεσε την αρμόδια συνάρτηση για να υπολογίσει το ποσοστό της επιτυχούς πρόβλεψης για αυτή την εβδομάδα.
 Τέλος του loop όταν συναντήσουμε το τέλος του αρχείου εισόδου.

Σχήμα 6 - 16: Ψευδοκώδικας του Προγράμματος

6.2.4.3 Πρόβλεψη – «Exclusions»

Για την πρόβλεψη της επόμενης θέσης ενός κινητού χρήστη χρησιμοποιείται η πληροφορία που είναι αποθηκευμένη στη βάση δεδομένων (Πίνακας 2). Για κάθε ακολουθία από CIDs για την οποία επίκειται πρόβλεψη, σχηματίζονται οι τάξεις (orders) Markov και βρίσκονται όλες οι πιθανές επόμενες κυψέλες. Αν δεν είναι δυνατή η πρόβλεψη συγκεκριμένου CID, τότε επιλέγεται το CID μίας εκ των γειτονικών κυψελών του τελευταίου CID της ακολουθίας. Έπειτα, ελέγχεται η ορθότητα της πρόβλεψης. Τα ποσοστά επιτυχίας των προβλέψεων υπολογίζονται σε εβδομαδιαία βάση.

Παράδειγμα Πρόβλεψης:

Έστω ότι η παρακάτω ακολουθία κυψελών εισάγεται στο πρόγραμμα:

«4002 3002 3003 4002 4001 3003 4007 3002 3003 2002 3002 2003 ...»

Κατά τη διαδικασία της κωδικοποίησης προκύπτουν οι παρακάτω κωδικές λέξεις:

<0, 4002>, <0, 3002>, <0, 3003>, <1, 4001>, <3, 4007>, <2, 3003>, <0, 2002>, <2, 2003>. Οι κωδικές αυτές λέξεις εισάγονται στη βάση όπως τις παρουσιάζει ο Πίνακας V:

| parentcode | c | value | codeword |
|------------|------|-----------|----------|
| 1 | 4002 | 4002 | <0,4002> |
| 2 | 3002 | 3002 | <0,3002> |
| 3 | 3003 | 3003 | <0,3003> |
| 4 | 4001 | 4002 4001 | <1,4001> |
| 5 | 4007 | 3003 4007 | <3,4007> |
| 6 | 3003 | 3002 3003 | <2,3003> |
| 7 | 2002 | 2002 | <0,2002> |
| 8 | 2003 | 3002 2003 | <2,2003> |

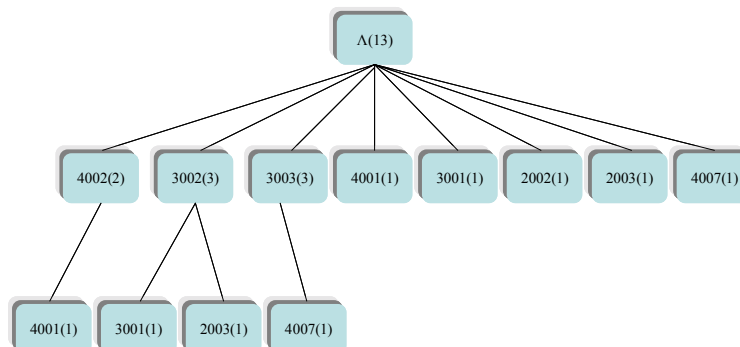
Πίνακας V: Ο Πίνακας 1 της Βάσης Δεδομένων.

Παράλληλα, η πληροφορία της πιθανότητας εμφάνισης όλων των δυνατών τμημάτων των κωδικών λέξεων αποθηκεύονται στη βάση (Πίνακας VI).

| Number | Possibility |
|-----------|-------------|
| 4002 | 2 |
| 3002 | 3 |
| 3003 | 3 |
| 4002 4001 | 1 |
| 4001 | 1 |
| 3003 4007 | 1 |
| 4007 | 1 |
| 3002 3003 | 1 |
| 2002 | 1 |
| 3002 3003 | 1 |
| 2003 | 1 |

Πίνακας VI: Ο Πίνακας 2 της Βάσης Δεδομένων.

Το δέντρο που αντιστοιχεί στον παραπάνω πίνακα παρουσιάζεται στο Σχήμα 6 - 17.



Σχήμα 6 - 17: Δέντρο του Πίνακα 2.

Για κάθε κωδική λέξη ακολουθείται η παρακάτω διαδικασία:

Για την κωδική λέξη <0, 4002> υπολογίζεται ως πιθανή επόμενη κυψέλη μια τυχαία από τις έξι (6) γειτονικές της, με πιθανότητα 1/6. Αυτό συμβαίνει κάθε φορά που η κωδική λέξη είναι μόνο μία κυψέλη και όχι μια ακολουθία κυψελών. Συνεπώς, το ίδιο θα συμβεί και στις περιπτώσεις των κωδικών λέξεων <0,3002>, <0,3003>, <0, 2002>. Για την ακολουθία 4002 4001, αφαιρείται το πρόθεμα 4002 και ελέγχεται η 4001 μέσα στον Πίνακα 1. Η 4001 υπάρχει μόνο μία φορά και μόνο ως κωδική λέξη. Επομένως γίνεται πρόβλεψη για κάποια γειτονική κυψέλη της 4001. Στην περίπτωση της ακολουθίας 3003 4007, ακολουθείται η ίδια διαδικασία για τη 4007. Η 4007 δεν υπάρχει ως καταχώρηση στον Πίνακα 1, οπότε γίνεται τυχαία πρόβλεψη μίας εκ των γειτονικών της κυψελών.

Η ακολουθία 3002 3003 παρουσιάζει ιδιαίτερο ενδιαφέρον. Η 3003 εμφανίζεται στον Πίνακα 1 μία φορά μόνη της και μία ως τμήμα της ακολουθίας 3003 4007. Επειδή λοιπόν υπάρχει κυψέλη που ακολουθεί τη 3003 (συγκεκριμένα πρόκειται για τη 4007), υπολογίζεται η πιθανότητα σύμφωνα με την τεχνική *exclusions*. Η πιθανότητα να ακολουθεί την κυψέλη 3003 η κυψέλη 4007 είναι: $1/2 + (1/2)(1/13)=0,538$ (Πίνακας VII). Αντίστοιχα, η πιθανότητα να την ακολουθεί κάποιο γειτονικό της 3003 είναι $1/6=0,1667$. Συνεπώς, ως επόμενη κυψέλη προβλέπεται η 4007.

| | |
|-----------------------|--------------------|
| 3003 (order-1) | Λ (order-0) |
| 4007 3003(1) | 4007(1) |
| Λ 3003(1) | |

Πίνακας VII: Οι Τάξεις (Orders) Markov για την Ακολουθία 3002 3003.

Τέλος, στην ακολουθία 3002 2003 η 2003 δεν υπάρχει ως καταχώρηση στον Πίνακα 1 και συνεπώς γίνεται τυχαία πρόβλεψη μιας εκ των γειτονικών της κυψελών.

Διαφοροποιήσεις-παραδοχές: Διαδικασίας πρόβλεψης – Τεχνική «exclusions»

Η τεχνική «*exclusions*» χρησιμοποιήθηκε με ορισμένες παραδοχές και διαφοροποιήσεις για την προσαρμογή της στις ανάγκες της παρούσας εργασίας σε σχέση με την παρουσίαση της εφαρμογής των «*exclusions*» που έγινε στο [Das02].

1. Έγινε μια προέκταση για τις περιπτώσεις όπου δεν είναι δυνατόν να προβλεφθεί επόμενη κυψέλη από τις καταχωρήσεις του λεξικού-βάσης δεδομένων. Στην

- προκειμένη περίπτωση προβλέπεται μία από τις γειτονικές κυψέλες του τελευταίου CID της ακολουθίας η οποία εξετάζεται. Σε κάθε μία από τις γειτονικές κυψέλες του παραπάνω CID αντιστοιχεί πιθανότητα $1/6$, γεγονός που κάνει την πρόβλεψή μας στοχαστική.
2. Αξίζει να τονιστεί ότι το αποτέλεσμα της διαδικασίας πρόβλεψης είναι μόνο μία ταυτότητα κυψέλης. Στην περίπτωση που το αποτέλεσμα της πρόβλεψης μπορεί να είναι και μια ακολουθία από CIDs, επιστρέφεται μόνο το πρώτο CID αυτής της ακολουθίας.

6.3 Πειραματικά Αποτελέσματα

Οι αλγόριθμοι MMP και LeZi-update, που παρουσιάστηκαν στις προηγούμενες ενότητες, υλοποιήθηκαν σε γλώσσα προγραμματισμού JAVA, προκειμένου να υπάρχει συμβατότητα με τις λειτουργίες της RMPG πλατφόρμας. Η απόδοση των αλγορίθμων εξετάστηκε για τρία προφίλ χρηστών [βλέπε Κεφάλαιο 5 (Πίνακας II)] και για περίοδο δεκατριών εβδομάδων, έτσι ώστε να υπάρχει πλήρη αντιστοιχία με τα αποτελέσματα του Σταθμισμένου Μαθησιακού Αυτομάτου (Κεφάλαιο 5). Η τυχαιότητα του χώρου είναι κοινή για όλους τους αλγορίθμους και ίση με $\rho_{space} \sim 0.90$.

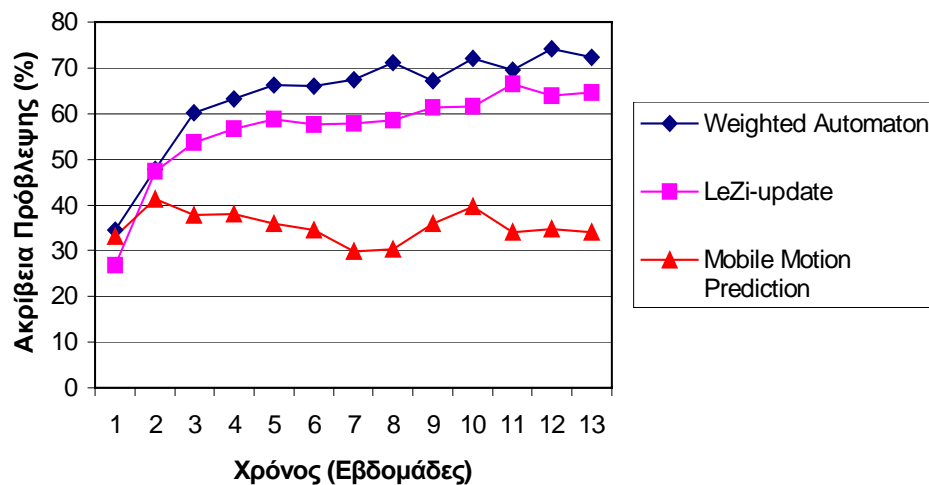
Οι αλγόριθμοι που παρουσιάστηκαν στα κεφάλαια 5 και 6 υλοποιήθηκαν βάσει των πρωτότυπων παρουσιάσεών τους στα άρθρα [Kyr03b], [Liu96a] και [Bha02], αντίστοιχα. Η επιλογή των προαναφερθέντων αλγορίθμων πρόβλεψης κίνησης έγινε με σκοπό την αποτίμησή τους και τη σύγκρισή τους μέσω της πλατφόρμας RMPG ([Kyr05]). Παρόλα αυτά, μικρές διαφοροποιήσεις έγιναν από προγραμματιστικής άποψης προκειμένου να ενσωματωθούν στο μηχανισμό κινητικότητας της πλατφόρμας του RMPG. Οι παράμετροι, οι οποίες διατηρήθηκαν κοινές για την εκτέλεση των παραπάνω αλγορίθμων αφορούν:

1. τα δεδομένα εισόδου από την αλληλεπίδραση με το αντικείμενο του προσομοιωτή,
2. η έξοδος των αλγορίθμων,
3. ο χρόνος που παράγεται από την κατανομή Γάμμα,
4. ο χώρος όπου πραγματοποιείται η κίνηση και

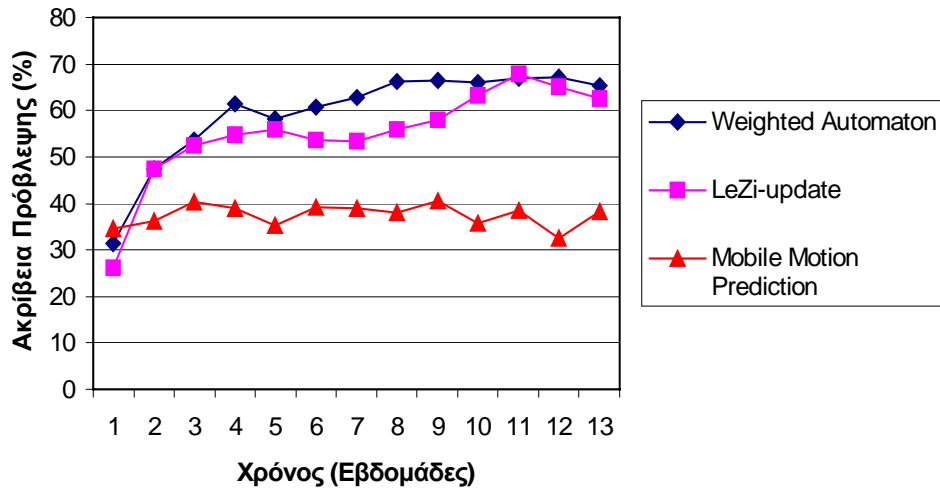
5. τα προφίλ χρηστών που χρησιμοποιήθηκαν στις προσομοιώσεις.

Οι αλγόριθμοι που εξετάστηκαν βασίζονται στην πρόβλεψή τους σε δείγματα διαδρομών. Τα δείγματα αυτά είναι αποθηκευμένα σε κατάλληλα διαμορφωμένες βάσεις δεδομένων, προκειμένου οι αλγόριθμοι πρόβλεψης κίνησης να έχουν άμεση πρόσβαση σε αυτά. Για τους αλγόριθμους που παρουσιάστηκαν στα [Liu96b] και [Bha02] απαιτήθηκε περαιτέρω ανάλυση, λαμβάνοντας υπόψη την αρχική τους μορφή. Για παράδειγμα, ένα θέμα που έπρεπε να αντιμετωπιστεί ήταν η συμπεριφορά των αλγορίθμων όταν υπήρχε έλλειψη πληροφορίας της κίνησης, προκειμένου να υπάρξει πρόβλεψη για αυτή. Συνήθως, η περίπτωση αυτή συνέβαινε όταν ένας χρήστης κινείται τυχαία από μία κυψέλη προς μία άλλη για πρώτη φορά. Στο [Bha02] αυτό δεν είχε σχετική αντιμετώπιση, ενώ στο [Liu96b] χρησιμοποιήθηκαν στοχαστικές διαδικασίες Markov. Για την υλοποίηση των αλγορίθμων στην RMPG, δόθηκε η δυνατότητα της τυχαίας επιλογής μιας εκ των γειτονικών κυψελών της τρέχουσας κυψέλης του χρήστη, για την προαναφερθείσα περίπτωση.

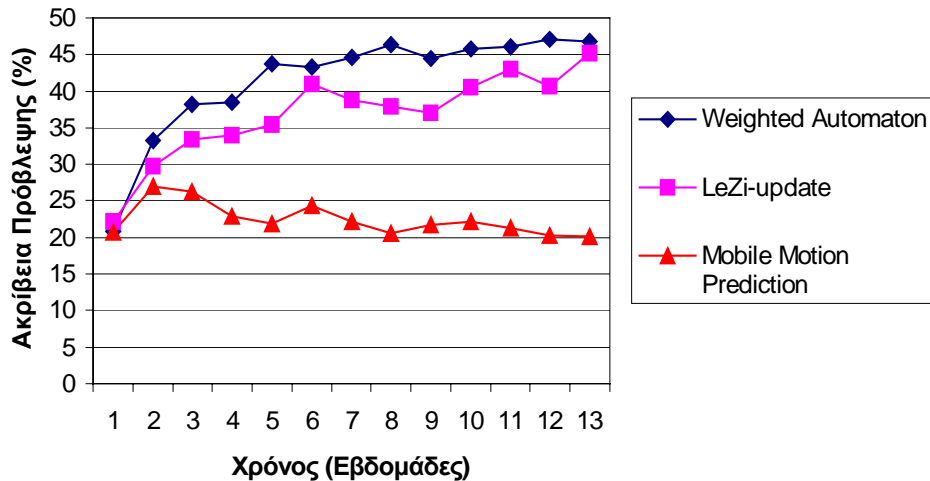
Όπως αναμενόταν, η προσομοίωση έδειξε ότι για αυξημένες τιμές του ρ_{profile} η ακρίβεια πρόβλεψης των αλγορίθμων μειώνεται. Αντίθετα, χαμηλές τιμές του ρ_{profile} προκαλούν αύξηση στα ποσοστά της ακρίβειας πρόβλεψης.



Σχήμα 6 - 18: Προφίλ Α – Σύγκριση Αλγορίθμων Πρόβλεψης Κίνησης



Σχήμα 6 - 19: Προφίλ Β – Σύγκριση Αλγορίθμων Πρόβλεψης Κίνησης



Σχήμα 6 - 20: Προφίλ Β – Σύγκριση Αλγορίθμων Πρόβλεψης Κίνησης

Η πρώτη παρατήρηση με βάση τα αποτελέσματα της προσομοίωσης (βλέπε σχήματα 6 - 25, 6 - 26 και 6 - 27) είναι ότι οι αλγόριθμοι με την καλύτερη συμπεριφορά πρόβλεψης είναι το Σταθμισμένο Αυτόματο και ο LeZi-update. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η ακρίβεια πρόβλεψης με το Σταθμισμένο Αυτόματο ανέρχεται σε ~70% για το προφίλ A και σε ~65% για το προφίλ B, ενώ για το προφίλ C αγγίζει το 45%. Παραπλήσια αποτελέσματα (~67% για το προφίλ A, ~65% για το προφίλ B και ~40% για το προφίλ C) πετυχαίνει ο αλγόριθμος LeZi-update, ο οποίος και φαίνεται πως μπορεί να συναγωνιστεί το Σταθμισμένο Αυτόματο. Οι αλγόριθμοι του Σταθμισμένου Αυτομάτου και του LeZi-update φαίνεται πως υπερτερούν του MMPA των Liu και Maguire. Ο MMPA πετυχαίνει ακρίβεια πρόβλεψης μόλις ~40% για τα προφίλ A και B, ενώ για το

προφίλ C πετυχαίνει ποσοστό ακρίβειας πρόβλεψης σχεδόν ίσο με αυτό που πετυχαίνει το Σταθμισμένο Αυτόματο στην περίπτωση ενός πλήρους στοχαστικού χρήστη ($\rho_{\text{profile}}=1$).

Μια επιπλέον παρατήρηση είναι ότι όλοι οι αλγόριθμοι επιτυγχάνουν παρόμοια αποτελέσματα στο τέλος της πρώτης εβδομάδας. Όμως, από τη δεύτερη εβδομάδα και μετά τα αποτελέσματα αλλάζουν εντυπωσιακά για τους αλγορίθμους του Σταθμισμένου Αυτόματου και του LeZi-update. Αντίθετα, στην περίπτωση του MMP οι μεταβολές στην ακρίβεια πρόβλεψης διατηρούνται σε χαμηλά επίπεδα από εβδομάδα σε εβδομάδα καθ' όλη τη διάρκεια της προσομοίωσης. Για τον MMPA θα μπορούσε ίσως κάποιος να πει ότι όσο μεγαλώνει το μέγεθος των MTs και MCs, τόσο μειώνεται η δυνατότητα υψηλότερης ακρίβειας πρόβλεψης της επόμενης θέσης ενός χρήστη.

Κεφάλαιο 7

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ – ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΚΑΤΕΥΘΥΝΣΕΙΣ

7.1 Συμπεράσματα

Η παρούσα διατριβή θα μπορούσε να συνοψιστεί με την επισήμανση των σημαντικότερων πτυχών της σε δύο θεματικές ενότητες: την παραγωγή ρεαλιστικών προτύπων κίνησης (Γεννήτρια Ρεαλιστικών Προτύπων Κίνησης) και τους μηχανισμούς πρόβλεψης κινητικότητας (Σταθμισμένο Μαθησιακό Αυτόματο).

Στην πρώτη θεματική ενότητα συζητήθηκε ο σχεδιασμός και η υλοποίηση μιας πλατφόρμας προσομοίωσης η οποία ονομάζεται Γεννήτρια Ρεαλιστικών Προτύπων Κίνησης και λαμβάνει υπόψη τη χωροχρονική κανονικότητα στις μετακινήσεις των νομαδικών χρηστών. Η διαδικασία προσομοίωσης είναι δομημένη σε δύο διακριτά στάδια: στην παραγωγή ρεαλιστικών ιχνοακολουθιών και την επανεκτέλεσή τους. Ο σχεδιασμός της πλατφόρμας είναι αντικειμενοστραφής και το σχετικό λογισμικό υλοποιήθηκε σε γλώσσα JAVA. Η πλατφόρμα της RMPG επικεντρώνεται στους προβληματισμούς που εισάγει η κινητικότητα των χρηστών στα ασύρματα δίκτυα, μια πτυχή που έχει παραμεληθεί από άλλα εργαλεία προσομοίωσης. Ενδεικτικά παραδείγματα τέτοιων προσομοιωτών είναι τα καθιερωμένα NS και το OPNET. Το OPNET απαιτεί τεράστια προσπάθεια για να διαμορφώσει πρότυπα κινητικότητας, ενώ

το NS υποστηρίζει μόνο το απλό και ιδιαίτερα στοχαστικό Random Waypoint μοντέλο.

Η RMPG πλατφόρμα συνδέεται με έναν αριθμό από διαφορετικούς μηχανισμούς κινητικότητας με σκοπό την προσομοίωσή τους και την αξιολόγηση της απόδοσης και των ικανοτήτων τους. Τα αποτελέσματα προσομοίωσης τριών διαδεδομένων αλγορίθμων πρόβλεψης κινητικότητας παρουσιάστηκαν. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης επέτρεψαν την επικύρωση των εσωτερικών μηχανισμών της RMPG. Για να ενισχυθεί περαιτέρω η αξιολόγηση-επικύρωση των μηχανισμών της RMPG, η εφαρμογή των RMPG ιχνοακολουθιών συγκρίθηκε με τις ιχνοακολουθίες που παράγονται από μια άλλη γεννήτρια προτύπων κινητικότητας ονόματι City Simulator.

Βάσει των παραπάνω, τα βασικά πλεονεκτήματα της πλατφόρμας RMPG θα μπορούσαν να συνοψιστούν στα εξής:

- Παράγει ρεαλιστικά πρότυπα κινητικότητας όσον αφορά τη χωροχρονική κανονικότητα.
- Διαθέτει ευελιξία προσομοίωσης μέσω της υιοθέτησης του μηχανισμού του προφίλ ενεργειών (ελεγχόμενη τυχαιότητα).
- Απαιτεί μειωμένη προσπάθεια προγραμματισμού για την προδιαγραφή των μετακινήσεων των χρηστών.
- Συνιστά γενική πλατφόρμα ικανή να αξιολογήσει διαφορετικούς μηχανισμούς κινητικότητας.

Αυτή την περίοδο οι σχετικές προσπάθειες επικεντρώνονται στη διασύνδεση της RMPG πλατφόρμας με τα δημοφιλή περιβάλλοντα προσομοίωσης δικτύων, όπως το OPNET, για την πλήρη εκμετάλλευση των δυνατοτήτων της προτεινόμενης γεννήτριας προτύπων κινητικότητας.

Στη δεύτερη θεματική ενότητα της παρούσας εργασίας συζητήθηκε η σχεδίαση και η απόδοση ενός σχήματος πρόβλεψης κίνησης βασισμένου σε έναν αλγόριθμο μαθησιακού αυτομάτου. Παρουσιάστηκε ένα ενισχυμένο αλγοριθμικό σχήμα (Σταθμισμένο Αυτόματο) που λαμβάνει υπόψη όχι μόνο την προηγούμενη συμπεριφορά ενός συγκεκριμένου χρήστη (Προσωπικό Αυτόματο) αλλά και την αθροιστική συμπεριφορά

όλων των υπολοίπων χρηστών (Καθολικό Αυτόματο) που ελέγχονται από το ίδιο σύστημα. Ο αλγόριθμος προσομοιώνεται μέσω της γεννήτριας ρεαλιστικών προτύπων κινητικότητας. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης δείχνουν ότι το σύστημα επιτυγχάνει υψηλή ακρίβεια πρόβλεψης όταν υιοθετείται το συνδυασμένο μοντέλο απόφασης. Επιπλέον, ένα δυναμικό σχήμα αυτορύθμισης του βάρους συνδυασμού του Προσωπικού αυτομάτου με το Καθολικό αυτόματο προτείνεται και εφαρμόζεται για τη βελτίωση της ακρίβειας πρόβλεψης του αλγορίθμου.

Η ακρίβεια πρόβλεψης σε ποσοστό 70% έως 80% φαίνεται πολύ ελπιδοφόρα για τις λύσεις και αρχιτεκτονικές του κινητού υπολογισμού. Ο αλγόριθμος εξετάζει δύο σημαντικές ως προς την ποιότητα υπηρεσίας πτυχές στο πλαίσιο του κινητού υπολογισμού. Συγκεκριμένα:

- Αποτρέπει ή ελαχιστοποιεί την υποβάθμιση (degradation) της απόδοσης των υπηρεσιών (όπως είναι η επιβράδυνση της λειτουργίας του TCP) κατά τη διάρκεια των μεταπομπών.
- Ελαχιστοποιεί την πιθανότητα κατάρρευσης μιας υπηρεσίας μετά την πραγματοποίηση μεταπομπής.

Τέτοιες βελτιώσεις έχουν ελεγχθεί με την εφαρμογή του σχήματος πρόβλεψης στις ασύρματες υποδομές για διαφορετικούς τύπους δικτυακών πόρων [δηλαδή TCP αυτοδύναμα πακέτα (datagrams), περιεχόμενο των κρυφών μνημών του παγκόσμιου Ιστού (contents of Web caches)]. Οι αναφορές [Had02] και [Had03] συζητούν για εφαρμογές του αλγορίθμου πρόβλεψης κίνησης (ο οποίος βασίζεται στο αυτόματο εκμάθησης που παρουσιάστηκε στο Κεφάλαιο 5) για τη διαχείριση των πόρων του παγκόσμιου Ιστού και για τις συνδέσεις TCP αντίστοιχα.

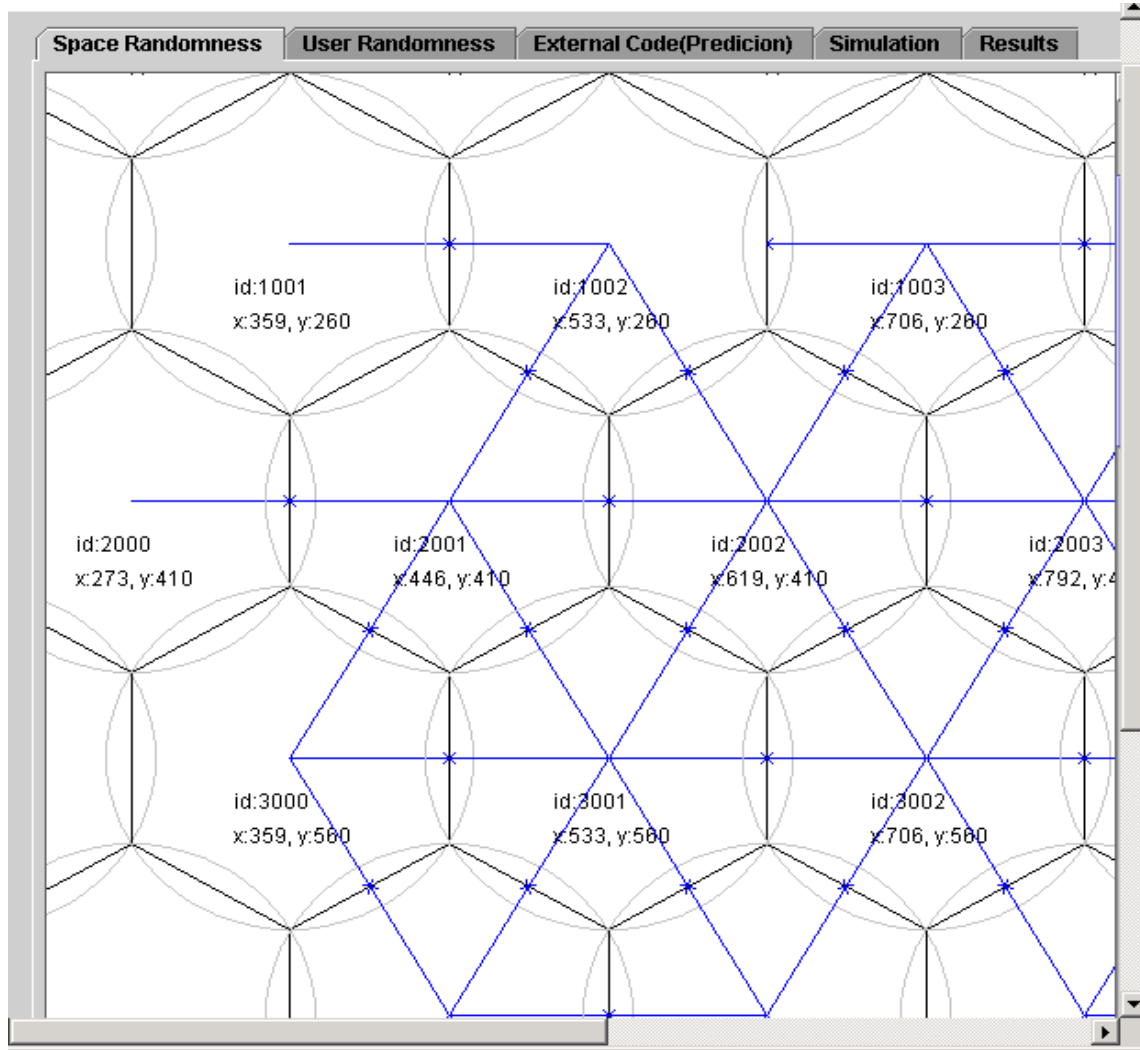
Τέλος, δύο διαδεδομένοι μηχανισμοί κινητικότητας υλοποιούνται και συγκρίνονται με τον προτεινόμενο αλγόριθμο. α) Ο αλγόριθμος πρόβλεψης LeZi-update, ο οποίος βασίστηκε στον κλασικό αλγόριθμο συμπίεσης LZ78, προτάθηκε από τους Lempel και Ziv το 1978. Για τον υπολογισμό της πιθανότερης επόμενης θέσης ενός κινούμενου χρήστη χρησιμοποιήθηκε η τεχνική των «exclusions». Ο αλγόριθμος θα μπορούσε να χαρακτηριστεί μέτριος ως προς την πολυπλοκότητα και ικανοποιητικός ως προς την

απόδοση. β) Ο αλγόριθμος πρόβλεψης MMP (Mobile Motion Prediction) χρησιμοποιεί ένα σύνολο αλγορίθμων ανίχνευσης των προτύπων κίνησης ενός χρήστη και στη συνέχεια ένα δέντρο ταύτισης (Matching Tree) χρησιμοποιεί τα πρότυπα αυτά προκειμένου να προβλέψει την επόμενη θέση του χρήστη. Ο MMP αλγόριθμος χαρακτηρίζεται από υψηλή πολυπλοκότητα, αλλά δεν καταφέρνει να συναγωνιστεί σε ακρίβεια πρόβλεψης τους αλγορίθμους του Σταθμισμένου Αυτομάτου και του LeZi-Update.

7.2 Μελλοντικές Ερευνητικές Κατευθύνσεις

Μελλοντικές κατευθύνσεις της έρευνας, ορισμένες από τις οποίες υλοποιούνται ήδη (π.χ. μέσω διπλωματικών εργασιών), μπορούν να αποτελέσουν δύο βασικά πεδία: α) η πρόβλεψη της κίνησης νομαδικών χρηστών σε δίκτυα κινητών επικοινωνιών και β) η βελτιστοποίηση της πλατφόρμας προσομοίωσης της κινητικότητας. Στο πεδίο της πρόβλεψης κίνησης επιδιώκεται η ανάπτυξη υβριδικών αλγορίθμων που βασίζονται σε απλοποιημένα σχήματα, όπως το μαθησιακό αυτόματο, αλλά λαμβάνουν επίσης υπόψη δυναμική πληροφορία προερχόμενη από τη ραδιοεπαφή (π.χ. μετρήσεις ισχύος από γειτονικούς, προσβάσιμους σταθμούς βάσης). Επίσης, εξετάζονται σχήματα που βασίζονται σε ελεγκτές ασαφούς λογικής (fuzzy controllers) καθώς και σε εκτιμήτριες Kalman. Στο πλαίσιο της εφαρμογής του μαθησιακού αυτομάτου, μελετώνται ακόμη οι βέλτιστες παράμετροι λειτουργίας του, όπως το βήμα επιβράβευσης – τιμωρίας. Όσον αφορά τη βελτίωση της πλατφόρμας RMPG, αναπτύσσεται ήδη γραφική διεπαφή στην οποία παρουσιάζεται το πεδίο προσομοίωσης, τα όρια των κυψελών καθώς και η προσομοιωμένη κίνηση των νομαδικών χρηστών (βλέπε Σχήμα 7 - 1). Επίσης, έμφαση δίνεται στην δυνατότητα πλήρους παραμετροποίησης της λειτουργίας της πλατφόρμας, καθώς και στο δυναμικό ορισμό των παραμέτρων λειτουργίας. Άλλα σημεία βελτίωσης είναι η δυνατότητα ορισμού μεταβλητών διαστάσεων κυψέλης, ο καθορισμός της συμπεριφοράς στα όρια της περιοχής προσομοίωσης (π.χ. toγus αναδίπλωση, αναπήδηση). Τέλος, βασικό σημείο βελτίωσης της πλατφόρμας είναι η δυνατότητα χρήσης χαρτών πόλης (διανυσματικών, bitmap) η οποία θα επιτρέψει τον ακριβέστερο προσδιορισμό εμποδίων και προφίλ χρηστών. Για τη σύγκριση της στοχαστικότητας των παραγόμενων ιχνοακολουθιών (traces) με άλλες πλατφόρμες προσομοίωσης

κινητικότητας πρόκειται να χρησιμοποιηθούν εργαλεία στατιστικής ανάλυσης και επεξεργασίας σήματος.



Σχήμα 7 - 1: Γραφική Διεπαφή Πλατφόρμας RMPG

BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

A

[Alj01] Aljadhari, A. and Znati, T.F., “Predictive Mobility Support for QoS Provisioning in Mobile Wireless Environments”, *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 19, No. 10, October 2001.

B

[Bai04] Bai, F. and A. Helmy, “A Survey of Mobility Modeling and Analysis in Wireless Adhoc Networks”, Book Chapter in the book *Wireless Ad Hoc and Sensor Networks*, Kluwer Academic Publishers, June 2004.

[Bar95] Bar-Noy A., and Kessler I., Sidi M., “Mobile Users: To Update or not to Update?”, *Wireless Networks journal*, vol. 1, pp. 175-186, 1995.

[Bet01a] Christian Bettstetter, “Smooth is Better than Sharp: A Random Mobility Model for Simulation of Wireless Networks”, in *Proceedings of 4th ACM International Workshop on Modeling, Analysis and Simulation of Wireless and Mobile Systems (WSWiM'01)*, Rome, Italy, July 2001.

[Bet01b] Christian Bettstetter, “Mobility Modeling in Wireless Networks: Categorization, Smooth Movement and Border Effects”, *ACM Mobile Computing and Communications Review*, vol. 5, no. 3, July 2001.

[Bet04] Christian Bettstetter, Hannes Hartenstein, and Xavier Perez-Costa, “Stochastic Properties of the Random Waypoint Mobility Model”, *ACM/Kluwer Wireless Networks*, Special Issue on Modeling and Analysis of Mobile Networks, vol. 10, no. 5, pp. 555-567, September 2004.

[Bha97] Bharghavan, V. and M. Jayanth, “Profile-based Next-cell Prediction in Indoor Wireless LAN,” in *Proceeding of IEEE SICON’97*, Apr. 1997.

[Bha02] Amiya Bhattacharya and Sajal K. Das, “LeZi-Update: An Information-theoretic framework for personal mobility tracking in PCS networks”, *ACM/Kluwer Wireless Networks Journal*, vol. 8, no. 2-3, pp. 121-135, March-May 2002.

C

[Cam02] Camp, T., J. Boleng, and V. Davies, “A Survey of Mobility Models for Ad Hoc Network Research”, in *Wireless Communication and Mobile Computing (WCMC): Special issue on Mobile Ad Hoc Networking: Research, Trends and Applications*, vol. 2, no. 5, pp. 483-502, 2002.

[Cha98] Chan, J., S.Zhou, and A.Seneviratne, “A QoS Adaptive Mobility Prediction Scheme for Wireless Networks”, in *Proceedings of IEEE GLOBECOM’98*, November 1998.

[Cha99] Chan, J. and A.Seneviratne “A Practical User Mobility Prediction Algorithm for Supporting Adaptive QoS in Wireless Networks” in *Proceedings of ICON’99*, Brisbane, 1999.

[Che03] Chen, Ing-Ray and Naresh Verma “Simulation Study of a Class of Autonomous Host-Centric Mobility Prediction Algorithms for Wireless Cellular and Ad Hoc Networks”, *Annual Simulation Symposium*, pp. 65-72, 2003.

[Cho98] Choi, S. and K.G. Shin, “Predictive and Adaptive Bandwidth Reservation for Handoffs in QoS-Sensitive Cellular Networks”, in *Proceedings of ACM SIGCOMM’ 98*, Vancouver, British Columbia, September 1998.

[Cle84] Cleary, J.G. and I.H. Witten, “Data compression using adaptive coding and partial string matching”, *IEEE Transactions on Communications*, vol. 32, issue 4, 396-402, 1984.

[Cox78] Cox, D.R. and P.A.W. Lewis, *The statistical analysis of series of events*. Chapman and Hall, London, 1978.

D

[Dav00] Vanessa Ann Davies “Evaluating Mobility Models within an Ad Hoc Network”, Master Thesis, Colorado School of Mines, Department of Mathematical And Computer Sciences, 2000.

[Das02] Das, Sajal K., Diane J. Cook, Amiya Bhattacharya, Edwin Heierman and Tze-Yun Lin, “The role of prediction algorithms in the MavHome smart home architecture”, *IEEE Wireless Communications*, vol. 9, no. 6, pp. 77-84, December 2002.

E

[Ebe01] Eberspächer, Jörg, Hans-Jörg Vögel and Christian Bettstetter, *GSM - Switching, Services and Protocols*. John Wiley & Sons, 2nd edition, March 2001.

F

[Fer83] Ferrari, D., G. Serazzi and A. Zeigner, *Measurement and Tuning of Computer Systems*. Prentice Hall, 1983.

[Fra02] Frangiadakis, N., M. Kyriakakos, S. Hadjiefthymiades, and L. Merakos “Realistic Mobility Pattern Generator: Design and Application in Path Prediction Algorithm Evaluation”, in *Proceedings of IEEE PIMRC*, Lisbon, Portugal, 2002.

[Fri96] Friedman, E. and S. Shenker, *Synchronous and asynchronous learning by responsive learning automata*. MIMEO, 1996.

[Fur03] Furth, Borko and Mohammad Ilyas, *Wireless Internet Handbook: Technologies, Standards, and Applications*. Auerbach Publications, 2003.

H

[Had99] Hadjiefthymiades, S. and L. Merakos, “ESW4: Enhanced Scheme for WWW computing in Wireless communication environments”, *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, vol.29, no.5, 1999.

[Had02] Hadjiefthymiades, S., S. Papayiannis and L. Merakos, “Using Path Prediction to Improve TCP Performance in Wireless/Mobile Communications”, *IEEE Communications Magazine*, vol. 40, no. 8, August 2002.

[Had03] Hadjiefthymiades, S. and L. Merakos, “Proxies + Path Prediction: Improving Web Service Provision in Wireless Mobile Communication”, *ACM/Kluwer MONET*, vol. 8, issue 4, August 2003.

[Hel99] Hellebrandt, M. and R. Mathar “Location tracking of mobiles in cellular radio networks”, *IEEE Transaction on Vehicular Technology*, vol. 48, no. 5, pp. 1558-1562, September 1999.

[Hon99] Hong, X., M. Gerla, G. Pei and Ch.-Ch. Chiang, “A group mobility model for ad hoc wireless networks”, in *Proceedings of the 2nd ACM international*

workshop on Modeling, analysis and simulation of wireless and mobile systems, United States, Seattle, Washington, 1999.

[Hon01] Hong, X., T. Kwon, M. Gerla, D. Gu and G. Pei, “A Mobility Framework for Ad Hoc Wireless Networks”, in *Proceedings of ACM Second International Conference on Mobile Data Management (MDM '2001)*, Hong Kong, January, 2001.

[Hor00] C.S. Horstmann and Gary Cornell, *Core Java 2*, Volume I and II. Sun Microsystems Press, Prentice Hall, 2000.

J

[Jar03] Jardosh, Amit, Elizabeth M. Belding-Royer, Kevin C. Almeroth and Subhash Suri, “Towards realistic mobility models for mobile ad hoc networks”, in *Proceedings of the 9th annual international conference on Mobile computing and networking*, San Diego, CA, USA, September 14-19, 2003.

[Joh99] Johanson, P., T. Larsson, N. Hedman, B. Mielczarek and M. Degermark, “Scenario-based Performance Analysis of Routing Protocols for Mobile Ad-hoc Networks”, in *Proceedings of ACM/IEEE MOBICOM'99*, Seattle, WA, pp. 195-206, August 1999.

K

[Kat05] Dimitrios Katsaros, Alexandros Nanopoulos and Yannis Manolopoulos, *Wireless Information Highways*. IRM Press, Idea Group Inc., USA, 2005.

[Kau01] Kaufman, J., J. Myllymaki and J. Jackson, “City Simulator V 2.0”, *IBM alphaWorks*, December 2001.

[Kob00] Kobayashi, H., S. Z. Yu and B. L. Mark, “An integrated mobility and traffic model for resource allocation in wireless networks”, in *Proceedings of 3rd ACM International Workshop on Wireless Mobile Multimedia*, Boston, pp. 39-47, August 2000.

[Kyr03a] Kyriakakos, M., N. Frangiadakis, S. Hadjiefthymiades and L. Merakos, “A Realistic Mobility Pattern Generator for the Performance Evaluation of Mobile Computing Mechanisms”, in *International Journal of Communication Systems*, Wiley InterScience, vol. 16, issue 10, pp. 935–950, December 2003.

[Kyr03b] Kyriakakos, M., S. Hadjiefthymiades, N. Frangiadakis and L. Merakos, “Enhanced Path Prediction for Network Resource Management in Wireless LANs”, in *IEEE Wireless Communications Magazine*, Special issue on The Evolution of Wireless LANs and PANs, vol. 10, no. 6, pp. 62–69, December, 2003.

[Kyr03c] Kyriakakos, M., S. Hadjiefthymiades, N. Frangiadakis and L. Merakos, “Multi-user Driven Path Prediction Algorithm for Mobile Computing”, in *Proceedings of 14th Workshop on Network-Based Information Systems (Nbis), Database and Expert Systems Applications (DEXA)*, Prague, Czech Republic, pp.191–195, September, 2003.

[Kyr04] Kyriakakos, M., N. Frangiadakis, S. Hadjiefthymiades and L. Merakos, “RMPEG: A Realistic Mobility Pattern Generator for the Performance Assessment of Mobility Functions”, in *Journal of Simulation Modeling Practice and Theory (SIMPAT)*, Elsevier Science, vol. 21, issue 1, pp. 1–13, 2004.

[Kyr05] Kyriakakos, M., C. Liagos, S. Hadjiefthymiades, N. Frangiadakis and L. Merakos, “Comparative Performance Assessment of Prediction Algorithms for Wireless Networks”, submitted in *Journal Computer Networks*, Elsevier Science, 2005.

L

[Lam99] Lam, D., D. C. Cox and J. Widom, “Teletraffic modeling for personal communication services”, in *IEEE Communications Magazine*, vol. 35, no. 2, pp. 79-87, October, 1999.

[Lan83] G. G. Langdon, “A note on Ziv-Lempel model for compressing individual sequences”, *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 29, no. 2, pp. 284-287, March, 1983.

[Law91] Law, A.M. and W.D. Kelton, *Simulation modeling and analysis*. McGraw Hill, Inc. 1991

[Lia03] Liang, B. and Z. J. Haas, “Predictive Distance-Based Mobility Management for Multi-Dimensional PCS Networks,” *IEEE/ACM Transactions on Networking*, vol. 11, no 5, pp. 718-732, October, 2003.

[Lim87] Lim, J. S. and A. V. Oppenheim, *Advanced Topics in Signal Processing*. Englewood Cliffs, NJ 07632: Prentice Hall, 1987.

[Lin97a] Y. B. Lin, “Reducing location update cost in a PCS network”, *IEEE/ACM Transactions on Networking*, vol. 5, issue 1, pp. 25-33, February 1997.

[Lin97b] Y.-B. Lin, “Performance modeling for mobile telephone networks”, *IEEE Network*, pp. 63-67, November 1997.

[Liu98] Liu, T. and P. Bahl, “Mobility Modeling, Location Tracking, and Trajectory Prediction in Wireless ATM Networks”, in *IEEE Journal on Special Areas in Communications*, Special Issue on Wireless Access Broadband Networks, vol. 16, no. 6, pp. 922-936, August 1998.

[Liu95] Liu, G.Y. and G.Q. Maguire, “A Predictive Mobility Management Scheme for Supporting Wireless Mobile Computing”, in *Proceedings of IEEE International Conference on Universal Personal Communications (ICUPC'95)*, Tokyo, Japan, November 6-9, 1995.

[Liu96a] Liu, G.Y. and G.Q. Maguire “A Class of Mobile Motion Prediction Algorithms for Wireless Mobile Computing and Communications”, *MONET*, vol. 1, pp. 113-121, 1996.

[Liu96b] Liu, L.Q., A.T. Munro, and M.H. Barton, “Efficient Mobility Management: A New Flexible Design Algorithm”, in *Proceedings of ICUPC '96*, Cambridge, MA, USA, September 1996.

M

[Mar97] Markoulidakis, J.G., G.L. Lyberopoulos, D.F. Tsirkas and E.D. Sykas, “Mobility Modeling in Third-Generation Mobile Telecommunications Systems”, *IEEE Personal Communications*, pp. 41-56, August 1997.

[Moo79] Moose, R. L., H. F. Vanlandingham and D. H. McCabe, “Modeling and estimation for tracking maneuvering targets”, *IEEE Transactions Aerospace. Electronic Systems*, vol. 15, no. 3, pp. 448-456, May 1979.

N

[Nar89] Narendra, K. and M. A. L. Thathachar, *Learning Automata: An Introduction*. Prentice Hall, 1989.

R

[Ros97] Rose C. and R. Yates “Location Uncertainty in Mobile Networks: a theoretical framework”, *IEEE Communications Magazine*, vol. 35, no. 2, pp. 94–101, February 1997.

[Ros95a] Rose C. and R. Yates, “Minimizing the Average Cost of Paging Under Delay Constraints,” *ACM Wireless Networks*, vol. 1, no. 2, pp. 211–19, 1995.

S

[San99] Sanchez, M. and P. Manzoni, “A Java-Based Ad Hoc Networks Simulator”, in *Proceedings of the SCS Western Multiconference Web-based Simulation Track*, January 1999.

[Sat01] M. Satyanarayanan, “Pervasive Computing, Vision and Challenges”, *IEEE Personal Communications*, vol. 8, no.4, August 2001.

[Sco99] John Scourias and Thomas Kunz. “An activity-based mobility model and location management simulation framework”, in *Proceedings of the Second ACM International Workshop on Modeling and Simulation of Wireless and Mobile Systems (MSWiM'99)*, Seattle, USA, pp. 61-68, August 1999.

[Sin70] R. A. Singer, “Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets”, *IEEE Transaction Aerospace Electronic. Systems*, vol. 6, no. 4, pp. 473-483, July 1970.

[Ste02] Illya Stepanov “Integrating Realistic Mobility Models In Mobile Ad Hoc Network Simulation”, University Stuttgart, Institut für Parallele und Verteilte Systeme (IPVS), Diplomarbeit, 2002.

T

[Tan02] Tan, D.S., Zhou, S., Ho, J.M., Mehta, J.S. and Tanabe, H., “Design and evaluation of an individually simulated mobility model in wireless ad hoc networks”, *Communication Networks and Distributed Systems Modeling and Simulation Conference 2002*, San Antonio, Texas, 2002.

[Tha83] M.A.L. Thathachar, “Learning automata Processing Ergodicity of the Mean: The Two-Action Case”, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Nov./Dec. 1983.

[Tho88] Thomas, R., H. Gilbert and G. Mazziotto, “Influence of the Moving of the Mobile Stations on the Performance of a Radio Mobile Cellular Network”, in *Proceedings of the Third Nordic Seminar on Digital Land Mobile Radio Communications*, pp. 1-9, September 1988.

[Tia02] Tian, J., J. Hahner, C. Becker, I. Stepanov and K. Rothermel, “Graph-based Mobility Model for Mobile Ad Hoc Network Simulation”, in *Proceedings of 35th Annual Simulation Symposium*, in cooperation with the IEEE Computer Society and ACM. San Diego, California, April 2002.

[Tsa99] Tsai, I-Fei and Rong-Hong Jan, “The lookahead strategy for distance-based location tracking in wireless cellular networks”, *ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review*, vol. 3, no. 4, October 1999.

[Tua03] Tuan Chiu-Ching and Chen-Chau Yang “A Compact Normal Walk Model for PCS Networks”, *ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review*, vol. 7, issue 4, October 2003.

[Tug04] Tugcu, T. and C. Ersoy, “How a New Realistic Mobility Model can Effect the Relative Performance of a Mobile Networking Scheme”, *Wireless Networks and Mobile Communications Journal*, vol. 4, no. 4, pp. 383-394, June 2004.

W

[Wel84] Terry Welch, “A Technique for High-Performance Data Compression”, *IEEE Computer*, vol. 17, no. 6, June 1984

X

[Xie93a] Xie, H. and S. Kuek, “Priority handoff analysis”, *43rd IEEE Vehicular Technology Conference (VTC'93)*, New Jersey, May, pp. 855-858, 1993.

[Xie93b] Xie, H. and D. J. Goodman “Mobility Models and Biased Sampling Problem”, in *Proceedings of IEEE ICUPC'93*, pp. 803-807, Ottawa, October 1993.

Y

[Yan02] Yang, Z. and X. Wang, “Joint mobility tracking and hard handoff in cellular networks via sequential Monte Carlo filtering”, in *Proceedings of IEEE INFOCOM '02*, vol. 2, pp. 968-975, June 2002.

Z

[Zai05] Zaidi, Z. R. and B. L. Mark, “Real-time Mobility Tracking Algorithms for Cellular Networks Based on Kalman Filtering”, accepted for publication in *IEEE Transaction on Mobile Computing*, 2005

[Zai04] Zaidi, Z. R. and B. L. Mark, “Mobility Estimation for Wireless Networks Based on an Autoregressive Model” in *Proceedings of IEEE Globecom 2004*, Dallas, Texas, December 2004.

[Ziv78] Ziv, J. and A. Lempel, “Compression of individual sequences via variable-rate coding,” *IEEE Transactions on Information Theory*, 24(5): 530-536, September 1978.

[Zon97] Zonoozi, M.M. and Dassanayake P., “User mobility modeling and characterization of mobility patterns”, *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 15, no.7, pp. 1239-1252, 1997.

URLs

URL1: <http://www.opnet.com>

URL2: <http://www.isi.edu/nsnam/ns/>

URL3: <http://www.mil3.com>