



## **Traffic Estimation in Mobile Networks**

**Όνοματεπώνυμο: Βάιος Βίλλης**

**Πανεπιστήμιο Μακεδονίας  
Δ.Π.Μ.Σ. στα Πληροφοριακά Συστήματα  
Τεχνολογίες Τηλεπικοινωνιών και Δικτύων  
Υπεύθυνος Καθηγητής : Αναστάσιος Οικονομίδης**

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Σκοπός αυτής της εργασίας είναι επισκόπηση αλγορίθμων που εκτιμούνε την κίνηση σε ένα ασύρματο δίκτυο. Ο υπολογισμός του φορτίου σε ένα ασύρματο δίκτυο μπορεί να έχει πολλά οφέλη σε πολλές παραμέτρους αυτού όπως την σχεδίαση της γεωγραφικής κάλυψης, την σωστή διαχείριση των πόρων, την επίβλεψη του δικτύου για τυχόν βλάβες και γενικά στην δημιουργία ακριβέστερων μοντέλων προσομοίωσης. Στα παρακάτω κεφάλαια θα ερευνήσουμε διάφορους τέτοιους αλγόριθμους, την διαδικασία που ακολουθήθηκε για να δημιουργηθούν καθώς και η αξιοπιστία των αποτελεσμάτων που μας δίνουν.

## Abstract

The goal of this study aims to present a survey of algorithms that are currently used to estimate the traffic in wireless network. The traffic load evaluation in a wireless network can present many advantages in many parameters of network's design, such as the geographic coverage planning, better network resource allocation where needed, network supervision for breakdowns and generally a more thorough and exact development of such models. In the following chapters we will present such algorithms, the way they are implemented and how reliable are the results they give.

## ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

<b>ΠΕΡΙΛΗΨΗ – ABSTRACT.....</b>	<b>2</b>
<b>1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....</b>	<b>4</b>
<b>2. ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ .....</b>	<b>5</b>
2.1 Ακριβής εκτίμηση του φόρτου κίνησης ενός καναλιού.....	5
2.2 Αλγόριθμοι με βάση την περιοδικότητα και τις πληροφορίες ροής στο δίκτυο.....	6
2.3 Εκτίμηση κίνησης σε ένα WLAN με εναλλακτικά στατιστικά μοντέλα.....	10
2.4 Εκτίμηση μελλοντικής θέσης και κινητικότητας του χρήστη.....	12
<b>3. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....</b>	<b>16</b>
<b>4. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....</b>	<b>17</b>

## 1. Εισαγωγή

Τα τελευταία χρόνια παρατηρείται μια αύξηση της χρήσης των ασύρματων δικτύων και μια μεταφορά του φορτίου από τα ενσύρματα στα ασύρματα. Σύμφωνα με έρευνα [1], η χρήση streaming ήχου και βίντεο κατά το χρονικό διάστημα 2001-2004 αυξήθηκε κατά 405%, η μεταφορά αρχείων μεταξύ 2 υπολογιστών P2P από το 5.2% της κίνησης που είχε το 2001 σε 19.3% το 2004 και συστήματα ανάκτησης αρχείων όπως τα FTP από 5.3% σε 21.5%. Όλες αυτές οι εφαρμογές όχι μόνο δημιουργούν μεγαλύτερο φόρτο στο δίκτυο αλλά επιβάλλουν και επιπρόσθετες απαιτήσεις όσον αφορά την ποιότητα υπηρεσιών (QoS). Τα σημερινά σημεία πρόσβασης (Access Points APs) δεν εκτελούν κανένα έλεγχο πρόβλεψης ή εισόδου στο δίκτυο και έτσι συχνά οι χρήστες παρατηρούν προβλήματα στη σύνδεσή τους με ένα ασύρματο δίκτυο σε περιόδους μεγάλης κίνησης σ' αυτό. Επιπλέον οι πελάτες ασύρματων δικτύων έχουν μεγαλύτερες αδυναμίες από τους αντίστοιχους των ενσύρματων καθώς οι περιορισμοί ενέργειας που έχουν τα μηχανήματά τους, τα δυναμικά χαρακτηριστικά της σύνδεσης τους και η κινητικότητα αυτών επιβάλλουν επιπλέον περιορισμούς και η χρήση του εύρους ζώνης στα σημεία πρόσβασης μπορεί να επηρεαστεί από την απόδοσή τους σημαντικά. Κάθε σημείο πρόσβασης προβλέπει το φορτίο της κίνησης στο δίκτυο για το επόμενο διάστημα και χρησιμοποιούν αυτές τις προβλέψεις για να κάνουν καλύτερη διαχείριση στο δίκτυο και να κατευθύνουν τους πελάτες σε σημεία πρόσβασης έτσι ώστε να αξιοποιήσουν καλύτερα τους τοπικούς πόρους. Τέτοιες προβλέψεις μπορούν να χρησιμοποιηθούν ώστε να βελτιώσουν την ενεργειακές ανάγκες από πλευράς πελάτη, να αυξήσουν την χωρητικότητα του ασυρμάτου LAN και να διαχειριστούν καλύτερα το φορτίο στο δίκτυο. Ένα ακόμη στοιχείο που έχει προκύψει από την ραγδαία αύξηση της χρήσης των ασυρμάτων LAN (WLAN) πέρα από τη διαχείριση της κυκλοφορίας μέσω κατάλληλων μεθόδων και εργαλείων είναι και η προστασία του δικτύου από κακόβουλες επιθέσεις.

Έτσι για να γίνει σωστή διαχείριση ενός WLAN όπως και κάθε δικτύου πρέπει να έχουμε ένα σύστημα το οποίο να μπορεί να μας δώσει ανά πάσα στιγμή σε ζωντανό χρόνο το φόρτο του δικτύου σε κάθε access point καθώς και το ποσοστό αξιοποίησης των πόρων του δικτύου καθώς και διάφορα άλλα στατιστικά για τη χρήση του δικτύου. Επίσης εξαιτίας των λόγων που αναφέραμε παραπάνω, της αστάθειας του φορτίου στο δίκτυο είναι επιτακτική η ανάγκη παρακολούθησης του δικτύου σε κάθε δεδομένη στιγμή από τους διαχειριστές του δικτύου. Η αναπροσαρμογή λοιπόν του δικτύου αυτόματα, ανάλογα με το φόρτο που υπάρχει μια δεδομένη στιγμή είναι το ζητούμενο. Πιθανές παράμετροι, σε ένα τέτοιο πρόγραμμα μπορούν να είναι η ανάθεση καναλιού, η σύνδεση μεταξύ ασύρματων σταθμών και σημείων πρόσβασης (APs), το επίπεδο της έντασης της εκπομπής του σήματος, η γωνία της κατευθυνόμενης κεραίας καθώς και αλλά ανάλογα με το τι θέλουμε να λαμβάνει υπόψη επιπλέον ένα τέτοιο πρόγραμμα.

## 2. Επισκόπηση αλγόριθμων

### 2.1 Ακριβής εκτίμηση του φόρτου κίνησης ενός καναλιού

Για να μπορέσουμε να διαχειριστούμε ένα WLAN αποτελεσματικά χρειάζεται να γνωρίζουμε το φορτίο σε κάθε AP ανά πάσα στιγμή. Το να αναφέρουμε την χρήση του καναλιού σε κάθε WLAN είναι χρήσιμο για τους τρεις παρακάτω λόγους. Πρώτον η χρήση του καναλιού μας δίνει ένα μέτρο κατά πόσο έχουμε συμφόρηση στους ασύρματους συνδέσμους και έτσι ο διαχειριστής του δικτύου μπορεί να προσδιορίσει αν ο φόρτος προέρχεται από την ασύρματη ή ενσύρματη πλευρά του δικτύου. Κατά δεύτερον οι μηχανισμοί εξισορρόπησης του φόρτου της κίνησης στο δίκτυο βασίζονται σε πληροφορίες που προέρχονται από την χρήση του καναλιού του δικτύου, έτσι ώστε να εξισορροπήσουν την κίνηση ανάμεσα σε διαφορετικά κανάλια, τοποθεσίες και χρονικές περιόδους. Τρίτον, μπορούμε να αναγνωρίσουμε ποσό χρησιμοποιεί κάθε ασύρματη συσκευή τους πόρους του καναλιού, και έπειτα να αναγνωρίσουμε τις συσκευές που κάνουν κατάχρηση των πόρων του καναλιού.

Μια προφανής λύση [2] για να αντιμετωπιστεί αυτό το θέμα, είναι να μετράμε τον όγκο της κίνησης σε κάθε AP χωριστά είτε ως προς το bit rate είτε ως προς το ρυθμό αποστολής και λήψης πακέτων. Αυτή όμως η υλοποίηση δεν μπορεί να μας προσφέρει το ποσοστό χρήσης του καναλιού στο WLAN για τους παρακάτω λόγους.

- Η ολική χωρητικότητα ενός WLAN δεν είναι μια σταθερή ποσότητα αλλά εξαρτάται από πολλούς παράγοντες όπως ο πραγματικός ρυθμός εκπομπής κάθε ασυρμάτου σταθμού, το μήκος του πλαισίου (frame), αν χρησιμοποιείται ή όχι RTS/CTS (Request To Send/Clear To Send) και από τον αριθμό των επανεκπομπών. Η απλή μέτρηση του αριθμού των πακέτων ή των byte από ένα AP δεν αρκούν για να καλύψουν αυτούς τους παράγοντες.
- Τα πρωτόκολλα επικεφαλίδας (protocol overheads) του IEEE 802.11 όπως η διαχείριση/έλεγχος των πλαισίων, η δημιουργία κενών ανάμεσα στα πλαίσια, και η επικεφαλίδα PHY ανά πλαίσιο μπορεί να καταναλώνει μη – τετριμμένους πόρους καναλιού, ειδικά για μικρά πακέτα και έτσι να μην μπορεί να εντοπιστεί εύκολα από μια τέτοια υλοποίηση υπολογισμού φόρτου στα σημεία εισόδου (APs).
- Επειδή τα 802.11 WLANs εκπέμπουν σε μη αδειοδοτημένες συχνότητες μπορεί πολύ συχνά να υπάρχει παρεμβολή από τοπικά APs που εκπέμπουν στον ίδιο χώρο ή από συσκευές που εκπέμπουν ραδιοκύματα όπως φούρνοι μικροκυμάτων, τα οποία μπορεί να μειώσουν το διαθέσιμο εύρος ζώνης του δικτύου. Η έκταση τέτοιων παρεμβολών δεν μπορεί να εντοπιστεί μονό από το να υπολογίζουμε τον αριθμό των πακέτων ή byte που περνάνε από ένα AP.

Γνωρίζοντας αυτά τα προβλήματα, μια μέθοδος που έχει δημιουργηθεί για να υπολογίζεται ο φόρτος του δικτύου είναι το ποσοστό της χρήσης του χρόνου καναλιού ενός σημείου εισόδου (AP) που καταναλώνεται για την μετάδοση

πλαίσιων. Χρησιμοποιεί ένα μετρητή κίνησης ο οποίος παθητικά εντοπίζει όλα τα πλαίσια που εμφανίζονται στον κανάλι, που μερικές φορές είναι και μη – έγκυρα πλαίσια, ανεξάρτητα αν σχετίζονται με το παρατηρούμενο AP. Για κάθε πλαίσιο του WLAN που εντοπίζεται, ο μετρητής μπορεί να παρέχει και φυσικές παραμέτρους όπως, όπως ο φυσικός ρυθμός μετάδοσης. Τα πλαίσια αυτά μαζί με τις παραμέτρους τους επιτρέπουν στη μέθοδο, να εκτιμήσει την χρήση του καναλιού στο δίκτυο, και έτσι και τον συνολικό φόρτο κίνησης στο συσχετιζόμενο AP.

Ορίζεται ο χρησιμοποιούμενος χρόνος καναλιού ως ο χρόνος του καναλιού που χρειάζεται για την παράδοση ενός πλαισίου αυτόν τον χρόνο περιλαμβάνεται ο χρόνος καναλιού που οφείλεται στην επιτυχημένη μετάδοση πλαισίων εγκύρων ή μη, τα κενά ανάμεσα στα πλαίσια καθώς και τις αδρανείς περιόδους καναλιού όπου οι σταθμοί είναι σε κατάσταση υποχώρησης (back – off mode). Ο χρόνος υποχώρησης συμπεριλαμβάνεται στο μοντέλο γιατί είναι μια μη – τετριμμένη ποσότητα πλεονάσματος της παράδοσης των πλαισίων. Για παράδειγμα για να παραδώσουμε 1500 bytes με έναν ρυθμό μετάδοσης 11Mbps χρειάζονται 1544μs ενώ ο χρόνος υποχώρησης είναι 310μs αν υποθέσουμε ότι το παράθυρο διαμάχης (contention window) είναι 31μs. Οπότε η αναλογία μεταξύ χρόνου υποχώρησης και χρόνου μετάδοσης είναι 1:5. Για μικρότερα πακέτα η αναλογία είναι ακόμα μεγαλύτερη. Ο χρόνος υποχώρησης όμως διαφορών αποστολών μπορεί να επικαλυφθεί, δηλαδή μπορούν πολλοί αποστολείς να είναι σε κατάσταση υποχώρησης. Ο πραγματικός χρόνος υποχώρησης εξαρτάται από το σχέδιο πρόσβασης καναλιού ανάμεσα στους σταθμούς που μεταδίδουν. Ο χρόνος υποχώρησης είναι ένας σημαντικός παράγοντας και πρέπει να λαμβάνεται υπόψη.

## **2.2 Αλγόριθμοι με βάση την περιοδικότητα και πληροφορίες ροής στο δίκτυο**

Σε αυτή την κατηγορία αλγορίθμων θα ξεχωρίσουμε τρεις ξεχωριστές υποκατηγορίες: τους αλγορίθμους βασισμένους σε περιοδικά φαινόμενα που εμφανίζονται κατά τη μελέτη της κυκλοφορίας στο δίκτυο, τα αυτό-παλινδρομούμενα AR-based μοντέλα και τέλος κάποιους αλγορίθμους που συνδυάζουν στοιχεία από τους δυο παραπάνω αλγορίθμους.

Η πρώτη κατηγορία εκμεταλλεύεται τις περιοδικότητες που εμφανίζονται στην κίνηση στο δίκτυο (ημερήσια ή εβδομαδιαία) και που βασίζεται σε ένα ιστορικό της κίνησης για να βγάλει συμπεράσματα.

Η δεύτερη κατηγορία εκμεταλλεύεται μονό το πρόσφατο ιστορικό του δικτύου (τις τελευταίες 3 ώρες). Αυτό χρονικό διάστημα μπορεί όμως να διαμορφωθεί αντίστοιχα με την κατάσταση είτε στατικά είτε δυναμικά. Στην τελευταία αυτή περίπτωση ο αλγόριθμος ελέγχει δυναμικά την κίνηση στο δίκτυο, εντοπίζει τις πιο σημαντικές αλλαγές στην κίνηση και επιλεγεί το χρονικό διάστημα που θα χρησιμοποιηθεί και εφαρμόζει τον αλγόριθμο πρόβλεψης σε αυτό το διάστημα. Όταν ο φόρτος της κίνησης έχει έντονα

περιοδικά φαινόμενα καθώς και χρονικές εξαρτήσεις τότε επιλέγονται για καλύτερα αποτελέσματα αυτοί οι αλγόριθμοι.

Μπορούμε να διευρύνουμε των ορισμό αυτό των αλγορίθμων ανάλογα αν ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί προβλεπόμενες τιμές ή πραγματικές τιμές που προέρχονται από το ιστορικό του δικτύου. Πιο συγκεκριμένα ο αλγόριθμος πρόβλεψης θεωρείται ότι είναι ενός – βήματος αν χρησιμοποιεί πραγματικές τιμές της κίνησης και πολλών – βημάτων αν χρησιμοποιεί προβλεπόμενες τιμές. Για να βελτιώσουμε την απόδοση και αξιοπιστία του αλγορίθμου μπορούμε να συμπεριλάβουμε και πληροφορίες σχετικά με τον τύπο της κίνησης, της εφαρμογής ή του προφίλ του πελάτη. Τέλος παίζει ρολό και ο αριθμός των πηγών που έχει χρησιμοποιηθεί για να αντλήσουμε πληροφορίες και έτσι έχουμε αλγόριθμους μιας-πηγής (single-source) ή πολλαπλών πηγών (multi-source). Για παράδειγμα αν ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί δεδομένα που προέρχονται από το πρωτόκολλο SNMP(Simple Network Management Protocol) και από TCP επικεφαλίδες τότε είναι πολλαπλών πηγών.

Η μεθοδολογία που θα ακολουθηθεί συνίσταται από τα παρακάτω βήματα:

- Εξαγωγή στοιχείων με εφαρμογή χρονοσειρών
- Ανάλυση μερικών αυτοσυσχετίσεων
- Μοντελοποίηση και πρόβλεψη του φόρτου της κίνησης με μοντέλα κίνησης
- 

Εδώ θα αναλύσουμε το τρίτο βήμα

### (iii) Μοντελοποίηση για πρόβλεψη της κίνησης

#### (1) Πρόβλεψη με μοντέλα περιοδικότητας

Αρχικά θεωρούμε τις χρονοσειρές ανά ώρα κυκλοφορίας. Ορίζουμε την ωριαία μέση τιμή κυκλοφορίας (**PH**) ενός σημείου πρόσβασης (AP) σαν την τιμή της κίνησης κατά τη διάρκεια αυτής της ώρας για κάθε μέρα στο ιστορικό αυτού του AP ( $N_{\text{days}} \text{ days}$ ), δηλαδή παίρνουμε για μια συγκεκριμένη ώρα κάθε μέρα, η οποία δεν αλλάζει, και για όσες μέρες έχουμε ιστορικό και υπολογίζουμε την χρονοσειρά.

#### (2) Αλγόριθμοι βασισμένοι στο πρόσφατο ιστορικό

Εφαρμόζονται μερικοί εκτιμητές βασισμένοι στην τοπική παλινδρόμηση, οι οποίοι δεν χρειάζεται πολλά δεδομένα από το ιστορικό όπως το μοντέλο ARIMA (αυτοπαλινδρομούμενα μοντέλα πρόβλεψης χρονοσειρών) που έχουν πολύ περισσότερες παραμέτρους και απαιτούν περισσότερα δεδομένα από το ιστορικό της κίνησης. Τα γραμμικά μοντέλα είναι *κινητού μέσου* και *εκθετικού κινητού μέσου*.

Ο *κινητός μέσος (MA)* είναι ο αστάθμητος μέσος των προηγούμενων  $w$  σημείων των δεδομένων της χρονοσειράς.

$$\hat{X}(t+1) = \frac{1}{w} \sum_{k=t-w+1}^t X(k) \quad (1)$$

Ο σταθμισμένος κινητός μέσος είναι η μέση τιμή των προηγούμενων  $w$  σημείων στην χρονοσειρά. Ένα σταθμισμένος κινητός μέσος αποκρίνεται καλύτερα στις πρόσφατες αλλαγές από έναν κινητό μέσο.

Ένας εκθετικός σταθμισμένος μέσος είναι (EMA) η εκθετικά σταθμισμένη μέση τιμή των προηγούμενων σημείων.  $\hat{X}(t+1) = aX(t) + (1-a)\hat{X}(t) \quad (2)$

Η παράμετρος  $a$  ενός EMA μπορεί να εκφραστεί και ως ένα αναλογικό ποσοστό.

### (3) Πρόβλεψη βασισμένη σε μοντέλα προσαρμοσμένου κινητού μέσου

Εξαιτίας των απότομων αλλαγών στην κίνηση σε ένα WLAN χρειαζόμαστε ένα μοντέλο που να ανταποκρίνεται όσο το δυνατόν καλύτερα και πιο αξιόπιστα. Ο αλγόριθμος του προσαρμοσμένου κινητού μέσου εντοπίζει δυναμικά τις προεξέχουσες αλλαγές της κίνησης στο δίκτυο και δημιουργεί ένα ανανεωμένο παράθυρο προσφάτου ιστορικού της κίνησης και μετά εφαρμόζει τον αλγόριθμο κινητού μέσου σε αυτό το παράθυρο. Όπως λαμβάνεται και στέλνεται η κίνηση σε ένα AP σε ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα (έστω το  $k$ -οστό διάστημα) σχηματίζεται και το  $\mathbf{X}(k)$ . Ο αλγόριθμος υλοποιεί ένα κινητό παράθυρο το οποίο κινείται κατά μήκος του  $X(j), j=k, k-1, \dots$  και εντοπίζει τις αλλαγές στην κίνηση. Ένα παράθυρο προσφάτου ιστορικού έχει ένα ελάχιστο και ένα μέγιστο μέγεθος ( $w_{\min}$  και  $w_{\max}$  αντίστοιχα.)

Αν υποθέσουμε ότι το τρέχων παράθυρο είναι  $L_m$  και αρχίζει και τελειώνει στη αρχή του  $k_m$ -οστού και  $k_{m+1}$ -οστού διάστημα αντίστοιχα ( $W_{\min} \leq (k_{m+1} - k_m) \leq W_{\max}$ ). Η κίνηση που καταμετράται σε αυτό το παράθυρο  $L_m$  είναι το σύνολο όλων των τιμών στα  $X(k_m), \dots, X(k_{m+1})$ . Κάθε τιμή κίνησης  $X(k_m)$  αντιστοιχεί στη συνολική κίνηση που καταμετρήθηκε στο AP κατά το  $k_m$ -οστό χρονικό διάστημα. Ανάλογα με την χρονική κλίμακα που έχουμε το  $k_m$ -οστό διάστημα μπορεί να είναι από 1 ώρα έως πέντε λεπτά. Ο αλγόριθμος «ερευνά προς τα πίσω» την χρονοσειρά, καθώς το AP συνεχίζει να συλλέγει δεδομένα, αρχίζοντας από το τέλος του τρέχοντος διαστήματος  $k_j$  ( $k_j \geq k_{m+1}$ ) και εντοπίζει μεταβολές στην κίνηση που καταχωρηθήκαν κατά τη διάρκεια αυτών των χρονικών διαστημάτων.

Χρησιμοποιούνται έπειτα κάποιες σημαίες (flags) για να ενημερωθεί η αλλαγή στην κίνηση του δικτύου, οι οποίες ενεργοποιούνται αν μια από τις παρακάτω

$$\begin{aligned} & X(k_j) > X(k_l) \forall k_l \in L_m \\ & X(k_j) < X(k_l) \forall k_l \in L_m \end{aligned} \quad (3)$$

συνθήκες γίνει αληθής:

Αν καμιά από τις παραπάνω συνθήκες δεν είναι αληθής το τρέχων παράθυρο  $L_m$  επεκτείνεται για να συμπεριλάβει και τα τρέχοντα χρονικά διαστήματα μέχρι και το  $k_j$ -οστό και ο αλγόριθμος συνεχίζει με το διάστημα  $k_{j+1}$ . Όταν το τρέχων παράθυρο υπερβεί το ανώτατο επιτρεπόμενο μέγεθος ο



αλγόριθμος κρατάει σαν τρέχων παράθυρο τις πιο πρόσφατες τιμές στο  $w_{\max}$ . Όταν μια από τις παραπάνω συνθήκες ικανοποιηθεί, ένα καινούριο παράθυρο ιστορικού, το  $L_j$ , που αντιστοιχεί στο υποσύνολο  $\{X(k_j), \dots, X(k_{j+3})\}$ , δημιουργείται. Μια μεταβολή στην κίνηση εντοπίζεται εάν τα διαστήματα εμπιστοσύνης της κίνησης που καταμετρήθηκε κατά τα  $L_m$  και  $L_j$  είναι μη – επικαλυπτόμενα. Στην περίπτωση μια καινούριας μεταβολής στην κίνηση το τρέχων παράθυρο γίνεται το  $L_j$  και ο αλγόριθμος συνεχίζει από το  $k_{j+1}$  διάστημα.

#### (4) Πρόβλεψη με υβριδικούς αλγόριθμους

Οι υβριδικοί αλγόριθμοι συμπεριλαμβάνουν στο μοντέλο πρόβλεψης τους και το πρόσφατο ιστορικό της κίνησης στο δίκτυο αλλά και τις περιοδικότητες αυτής. Για να γίνει αυτό το μοντέλο που θα δημιουργηθεί θα περιέχει την μέση τιμή κινητού μέσου αλλά και ιστορικού. Για κάθε σημείο πρόσβασης AP θεωρούμε το υβριδικό μοντέλο (**P-MA**), τον σταθμισμένο κινητό μέσο του περιοδικού μοντέλου ωριαίας μέσης τιμής ιστορικού κυκλοφορίας που αναπτύχθηκε παραπάνω και το μοντέλου κινητού μέσου (**MA**) και έχουμε:

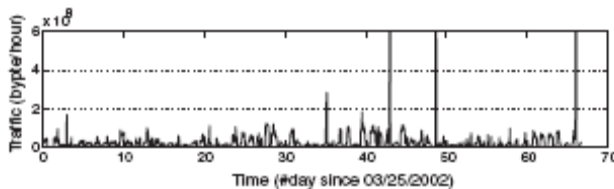
$$(P-MA)\hat{X}_i(h, d) = a \times (1/w) \sum_{k=t-w}^{t-1} X(k) + b \times \mu_i(h, d) + c \times \mu_i(h) \quad (4)$$

Πειραματιζόμαστε με διαφορές μεγέθη παραθύρων και βαρών για να εντοπίσουμε πιο έχει κάθε φορά την μεγαλύτερη επίπτωση στο μοντέλο, οι περιοδικότητες ή το πρόσφατο ιστορικό της κίνησης. Το μοντέλο P-MA Με τιμές (a,b,c) ίσες με (1,0,0) και παράθυρο ιστορικού ίσο με w μας δίνει το μοντέλο MA με παράθυρο w και έχει τη μορφή αυτοπαλινδρομούμενου μοντέλου τάξης w, AR(w). Σε αυτή την περίπτωση το μοντέλο λαμβάνει υπόψη μονό το πρόσφατο ιστορικό και έχει τις περιοδικότητες της κίνησης. Οι συντελεστές του P-MA μπορούν να εκτιμηθούν χρησιμοποιώντας μεθόδους της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης, δείχνοντας μας έτσι ποιος από τους εκτιμητές έχει την μεγαλύτερη επίπτωση στο μοντέλο. Δηλαδή την ωριαία μέση τιμή ιστορικού κίνησης και πληροφορίες από το πρόσφατο ιστορικό. Το γραμμικό μοντέλο παίρνει την μορφή  $y = \mathbf{Xb} + \mathbf{e}$ , όπου y είναι το διάνυσμα των παρατηρήσεων, X είναι ένας πίνακας ανεξάρτητων μεταβλητών (εκτιμητών) και e είναι ένα διάνυσμα τυχαίων διαταραχών. Το μοντέλο P-MA που τα βάρη του εκτιμώνται μέσω πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης ονομάζεται **P-MA-RG**.

### 2.3 Εκτίμηση κίνησης σε ένα WLAN με εναλλακτικά στατιστικά μοντέλα

Στόχος είναι να αναπτυχθεί μια αξιόπιστη μέθοδος με την οποία να μπορούμε να εκτιμήσουμε τη συνολική κίνηση σε ένα συγκεκριμένο σημείο πρόσβασης (AP) βασιζόμενοι στο ιστορικό της κίνησης σε αυτό το σημείο [3] καθώς επίσης να αναπτύξουμε ένα εναλλακτικό στατιστικό μοντέλο από αυτά που αναφερθήκαν στην ενότητα 2 για να ικανοποιεί τις απαιτήσεις που θα θέσουμε.

Για να αναπτυχθεί αυτό το μοντέλο συλλέχθηκαν στοιχεία από το ασύρματο LAN του Dartmouth College την άνοιξη του 2002 [4]. Αναλύοντας το SNMP(Simple Network Management Protocol) log από διάφορα APs του δικτύου, μπορούμε να βγάλουμε συμπεράσματα σχετικά με την συμπεριφορά της κίνησης. Επιλέγοντας ένα AP παίρνουμε τη χρονοσειρά που φαίνεται παρακάτω.

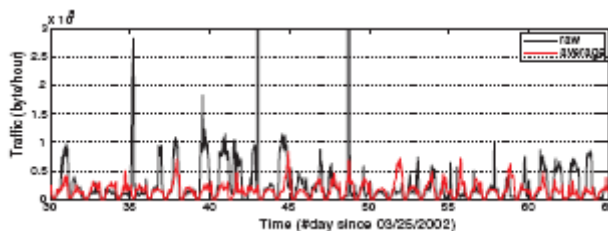


Εικ.1 Εισερχόμενη κίνηση στο επιλεγμένο AP

Το πρώτο βήμα είναι να εντοπίσουμε και να διαγράψουμε τα ημερήσια και εβδομαδιαία επαναλαμβανόμενα μοτίβα που εμφανίζονται στην χρονοσειρά. Έστω  $x(t)$  η αρχική χρονοσειρά που πήραμε. Υπολογίζουμε το κινητό μέσο αυτής της χρονοσειράς βασιζόμενοι στην χρονική στιγμή της ημέρας:

$$X(t) = \sum_{i=1}^W x(t - 24 \times i) / W . \text{ Όπου } W \text{ το μέγεθος του κινητού παραθύρου. Για να}$$

εξομαλύνουμε τις περιοχές όπου έχουμε ακραίες τιμές στην χρονοσειρά φιλτράρουμε αυτές τις τιμές κατά την παραπάνω διαδικασία. Η εικόνα 2 μας δείχνει την χρονοσειρά όπως στην εικόνα. 1 επικαλυπτόμενη από την αντίστοιχη κινητού μέσου με βάρος 5 και για το διάστημα [30,65].



Εικ. 2 Αρχικά δεδομένα με την σειρά κινητού μέσου

Αφού εξαλείψουμε το περιοδικό φαινόμενο από τα αρχικά δεδομένα παίρνουμε την προσαρμοσμένη χρονοσειρά η οποία εκφράζεται ως:

$z(t) = x(t) - \tilde{x}(t)$ . Αυτό το μοντέλο συμπεριλαμβάνει βραχυπρόθεσμες (μερικών ωρών) συσχετίσεις κίνησης. Εκφράζουμε την προσαρμοσμένη χρονοσειρά με μια αυτοπαλινδρομούμενη διαδικασία που φαίνεται παρακάτω.

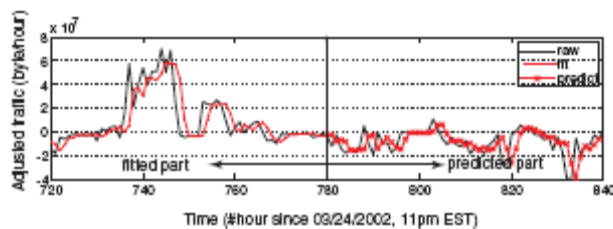
$$z(t) = \beta_1 z(t-1) + \beta_2 z(t-2) + \dots + \beta_K z(t-K) + \varepsilon \quad (5)$$

Οπού  $K$  είναι η τάξη μεγέθους της διαδικασίας. Για να εφαρμόσουμε αυτό το μοντέλο θα πρέπει να εκτιμήσουμε τις παραμέτρους αυτής της διαδικασίας. Αυτό θα γίνει με τη μέθοδο των ελάχιστων τετραγώνων. Δεδομένου των παρατηρήσεων  $z_1, z_2, \dots, z_N$  για ένα δείγμα μεγέθους  $N$ , οι παράμετροι  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N$  εκτιμώνται ελαχιστοποιώντας την παρακάτω παράσταση:

$$\sum_{t=K+1}^N [z(t) - \beta_1 z(t-1) - \beta_2 z(t-2) - \dots - \beta_K z(t-K)]^2 \quad (6)$$

Βασισμένοι στην εκτίμηση αυτών των παραμέτρων λαμβάνουμε την προσαρμοσμένη πρόγνωση κίνησης,  $\hat{z}(t)$  σαν  $\hat{z}(t) = \beta_1 z(t-1) + \beta_2 z(t-2) + \dots + \beta_K z(t-K)$  (7).

Η εικόνα 3 μας δείχνει την προσαρμοσμένη χρονοσειρά που πήραμε μετά την εκτίμηση των παραμέτρων για το διάστημα [780,840], όπου  $K=2, \beta_1=0.531$  και  $\beta_2=0.469$ . Στο διάστημα [720,779] έχουμε την χρονοσειρά των κανονικών δεδομένων που πήραμε σε σύγκριση με τα εκτιμώμενα δεδομένα για να δούμε οπτικά πόσο καλή προσαρμογή έχει γίνει, και στο [780,840] έχουμε την μελλοντική πρόβλεψη.

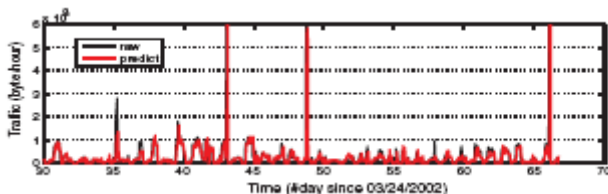


Εικ.3 Προσαρμοσμένη κίνηση και η πρόβλεψη της.

Τα σφάλματα  $\varepsilon_x(t) = x(t) - \hat{x}(t)$  ακολουθούν κανονική κατανομή με μέση τιμή που πλησιάζει στο μηδέν πράγμα που μας δείχνει ότι η ανάλυση είναι έγκυρη.

Τελικά ορίζουμε την πρόβλεψη της κίνησης ως εξής:

$\hat{x}(t) = [\bar{x} - \hat{z}(t)]^+$  όπου  $x^+ = \max\{0, x\}$ . Η εικόνα 4 μας δείχνει την χρονοσειρά των αρχικών δεδομένων που πήραμε από το AP μαζί με την πρόβλεψη.



Εικ. 4 Δεδομένα και πρόβλεψη

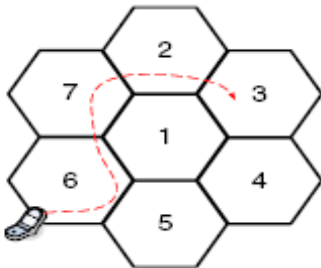
Παρατηρούμε ότι η χρονοσειρά πρόβλεψης που υπολογίσαμε προσομοιάζει αρκετά καλά τα πραγματικά δεδομένα. Το σφάλμα επίσης ακολουθεί κανονική κατανομή γύρω από το μηδέν. Έτσι μπορούμε να θεωρήσουμε την εκτιμώμενη κίνηση στο δίκτυο μια χρονική στιγμή  $t$  σαν την τυχαία μεταβλητή

$X(t)$  που ακολουθεί κανονική κατανομή με μέση τιμή  $\hat{x}(t)$  και διακύμανση  $\varepsilon_x(t)$ .

## 2.4 Εκτίμηση μελλοντικής θέσης και κινητικότητας του χρηστή

Σε αυτή την παράγραφο αναπτύσσουμε αλγορίθμους που ασχολούνται με την πρόβλεψη της τροχιάς ενός χρηστή σε ένα ασύρματο WLAN, και την «κράτηση» των πόρων του δικτύου εκ των προτέρων στις θέσεις στις οποίες θα βρεθεί μελλοντικά ο χρήστης. Αυτό βοηθά στο να γίνει αποδοτικότερη κατανομή των πόρων του δικτύου, καθώς και να κρατηθεί ένα ικανοποιητικό επίπεδο ποιότητας υπηρεσιών(QoS). Το μοντέλο [5] πρόβλεψης κινητικότητας που θα αναπτυχθεί εδώ θα υλοποιηθεί βάσει των διαδικασιών ανανέωσης Markov (Markov renewal processes) για τον υπολογισμό της πιθανότητας μετάβασης του επομένου κελιού, όπως και την πρόβλεψη της διάρκειας μεταξύ των μεταβάσεων για έναν τυχαίο χρηστή στο δίκτυο. Με το ίδιο μοντέλο μπορούμε επίσης να υπολογίσουμε και τον εκτιμώμενο φόρτο της κίνησης και δραστηριότητας σε κάποια θέση της περιοχής κάλυψης του δικτύου.

Ολόκληρη η πύλη κάλυψης ενός δικτύου χωρίζεται σε ζώνες (ή κελιά) (εικ. 5) και κάθε ζώνη έχει μια συγκεκριμένη ταυτότητα, που χρησιμοποιείται για να χαρακτηρίζει σε ποια περιοχή βρίσκεται ο χρηστής, όπως γίνεται για παράδειγμα στα δίκτυα κινητής τηλεφωνίας. Κάθε ζώνη μπορεί να χωριστεί περαιτέρω σε τομείς με κάθε τομέας να έχει κι αυτός ξεχωριστή ταυτότητα (ID).



Εικ. 5 Περιοχή δικτύου χωρισμένη σε κελιά

Το ιστορικό της κινητικότητας του χρηστή μπορεί να καταγράφεται περιοδικά, χρησιμοποιώντας την αναπαράσταση κελιών που ορίστηκε παραπάνω. Για κάθε κελί που συλλέγει πληροφορίες για την κινητικότητα του, οι «πάσες» (πληροφορία που δίνεται στη μονάδα του χρόνου) που δίνονται σε γειτονικά κελιά, καθώς κι ο χρόνος που ξοδεύεται σε ένα κελί πριν γίνει η μετάβαση μπορούν να καταγραφούν. Έτσι αυτή η υλοποίηση επιτρέπει να υπολογιστούν οι πιθανότητες μετάβασης από κελί σε κελί,  $P_{ij}$  και η μέση τιμή του χρόνου που αφιερώνεται σε μία συγκεκριμένη τοποθεσία του κελιού,  $\tau_{ij}$  πριν κάνει την μετάβαση σε ένα γειτονικό κελί  $j$ . Εναλλακτικά η κατανομή των προσωρινών χρόνων παραμονής σε ένα κελί μπορεί να εξαχθεί από το σύνολο των ήδη καταγεγραμμένων τέτοιων χρόνων. Αυτοί οι καταγεγραμμένοι χρόνοι μπορούν να εγγράφονται είτε ανά χρήστη ατομικά, είτε συνολικά για όλους τους

χρήστες, για την συγκεκριμένη περιοχή του κελιού. Η τελευταία μέθοδος χρησιμοποιείται σε περιπτώσεις στις οποίες όλοι οι χρήστες παρουσιάζουν παρόμοια συμπεριφορά σε ένα συγκεκριμένο AP και δεν επηρεάζεται το σύνολο από τυχόν ακραίες τιμές ενός χρήστη. Όπως έχει αποδειχθεί στο [6], η ακρίβεια της πρόβλεψης για την μετάβαση σε επόμενη τοποθεσία μπορεί να βελτιωθεί, περιλαμβάνοντας στο μοντέλο και την αμέσως προηγούμενη τοποθεσία του χρήστη. Έτσι για αυτή την περίπτωση οι πιθανότητες μετάβασης παίρνουν την μορφή  $P_{h,i,j}$  όπου  $h$  είναι η θέση που ήταν ο χρήστης πριν το κελί  $i$ , που είναι μια Μαρκοβιανή αλυσίδα δεύτερης τάξης.

Η διαδικασία ανανέωσης Markov (Markov renewal Process, MRP) είναι μια ημι-διαδικασία Markov όπου οι διαδοχικές καταλήψεις κατάστασης ελέγχονται από τις πιθανότητες μετάβασης  $P_{i,j}$  μιας Μαρκοβιανής διαδικασίας, και ο προσωρινός χρόνος σε μια οποιαδήποτε κατάσταση εξαρτάται τόσο από την τρέχουσα κατάσταση όσο και από την κατάσταση στην οποία θα βρεθεί στο επόμενο βήμα. Ο πυρήνας μιας τέτοιας Markov, ομογενούς χρονικά, διαδικασίας δίνεται από την  $Q_{i,j}(t)$ , όπου

$$Q_{i,j}(t) = \Pr\{X_{n+1} = j, T_{n+1} - T_n \leq t \mid X_n = i\} \quad (8)$$

Το  $Q_{i,j}(t)$  υποδηλώνει την πιθανότητα αμέσως μόλις συμβεί μια μετάβαση σε μια κατάσταση  $i$ , η διαδικασία εκτελεί μια μετάβαση στην κατάσταση  $j$ , σε χρόνο μικρότερο ή ίσο από  $t$ . Με  $Q_{i,j}(t) = P_{i,j}(t)G_{i,j}(t)$  και  $P_{i,j}(t) = \lim_{t \rightarrow \infty} Q_{i,j}(t)$

(9).

Το  $G_{i,j}(t)$  δίνεται από τον τύπο

$$G_{i,j}(t) = \Pr\{T_{n+1} - T_n \leq t \mid X_{n+1} = j, X_n = i\} \quad (10)$$

και εκφράζει τη δεσμευμένη πιθανότητα η μετάβαση να γίνει εντός χρόνου  $t$ , δεδομένου ότι η διαδικασία έχει μπει στην κατάσταση  $i$  και θα περάσει στην επόμενη μετάβαση στην κατάσταση  $j$ . Οι προσωρινοί χρόνοι σε μια τέτοια διαδικασία θεωρούνται ότι ακολουθούν μια γενική κατανομή. Ορίζεται η τυχαία μεταβλητή  $\omega_i$  σαν τον χρόνο παραμονής στην κατάσταση  $i$  μέχρι να γίνει η επόμενη μετάβαση, και η πιθανότητα αθροιστικού χρόνου παραμονής δίνεται από τον τύπο :

$$W_i(\leq t) = \Pr(\omega_i \leq t) = \sum_j P_{i,j}(t)G_{i,j}(t), \forall i \quad (11).$$

Το μοντέλο πρόβλεψης κινητικότητας του χρηστή που αναφέρθηκε παραπάνω χρησιμοποιείται όπως αναφέρθηκε για να εκτιμήσει τις πιθανότητες ενός τυχαίου χρήστη να κάνει μια μετάβαση από την τρέχουσα θέση του εντός χρονικού ορίου  $t$ . Το μοντέλο θεωρεί ότι οι πιθανότητες μετάβασης καθώς και οι δεσμευμένες, είναι διαθέσιμες χρησιμοποιώντας το ιστορικό της αθροιστικής κινητικότητας κάθε κελιού του δικτύου. Η πιθανότητα  $Q_{i,j}(t)$  όπως ορίστηκε στις (8),(9),(10),(11) μπορεί να χρησιμοποιηθεί για υπολογίζει την πιθανότητα μετάβασης ενός τυχαίου χρηστή σε ένα γειτονικό κελί και εξαρτάται από το ποσό χρόνο παρέμεινε ο χρήστης στο τρέχων κελί.

Η πλειονότητα των μοντέλων κινητικότητας βασίζεται σε όσους χρήστες έχουν ενεργή σύνοδο. Ωστόσο ένα μοντέλο που θα λάμβανε πιο πολλές παραμέτρους υπόψη θα πρέπει να ξεχωρίζει τους κινητούς χρήστες σε αυτούς που έχουν ενεργή σύνοδο από αυτούς που έχουν αδρανή καθώς και οι αλλαγές στην κατάσταση μιας συνόδου (από ενεργή σε αδρανή και αντίστροφα) θα μπορεί να συμπεριλαμβάνεται κι αυτή. Το μοντέλο που παρουσιάστηκε εδώ βασίζεται στην υπόθεση ότι η ακολουθία των καταστάσεων και το πώς αλλάζει κατάσταση η σύνοδος ενός χρήστη εξαρτάται από την τοποθεσία του στο δίκτυο και τον τρόπο με τον οποίο θα κινηθεί σε αυτό. Επιπροσθέτως η παρουσία χρηστών με αδρανείς συνόδους μπορεί να επηρεάσει την πυκνότητα και την συμπεριφορά χρηστών με ενεργείς συνόδους και αντίστροφα.

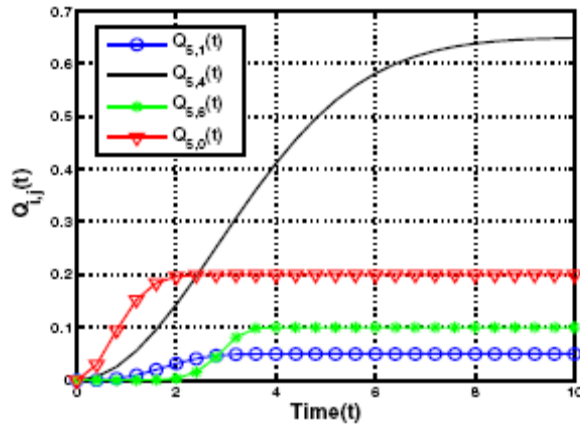
Οι πιθανότητες μετάβασης μπορούν να επεκταθούν ως:

- $P_{i,j}$ , Η πιθανότητα μια ενεργή σύνοδος ενός χρηστή μεταφέρεται από ένα κελί  $i$  σε ένα κελί  $j$
- $P_{-i,i}$ , Η πιθανότητα η ενεργή σύνοδος ενός χρηστή να τερματιστεί στο κελί  $i$ .
- $P_{-i,i}$ , Η πιθανότητα η αδρανής σύνδεση ενός χρηστή να τερματιστεί στο κελί  $i$
- $P_{-i,-j}$ , Η πιθανότητα η αδρανής σύνδεση ενός χρηστή να μεταφερθεί από το κελί  $i$  στο κελί  $j$ .

Οι δείκτες  $i$  και  $-i$  δηλώνουν τη θέση ενός χρήστη στο δίκτυο με ενεργή και αδρανή συνοδό αντίστοιχα. Επίσης θεωρείται ότι  $P_{i,i} = 0$  και  $P_{-i,-i} = 0$  καθώς αυτό το μοντέλο περιγράφει μια διαδικασία «ανανέωσης» για προβλέψει τις μελλοντικές μεταβάσεις. Επίσης θεωρείται ότι δεν μπορεί σε μια μετάβαση να έχουμε ταυτόχρονα αλλαγή σε θέση και σε κατάσταση συνόδου του χρηστή. Για καθεμιά από τις πιθανότητες που ορίστηκαν παραπάνω μπορούμε να θεωρήσουμε την αθροιστική συνάρτηση κατανομής που δίνεται από την σχέση (11) και κατόπιν να υπολογίσουμε τον πυρήνα Markov  $Q_{i,j}(t)$ . Η διαδικασία ανανέωσης Markov για την πρόβλεψη της κινητικότητας του χρήστη μπορεί να επεκταθεί και για την περίπτωση όπου είναι γνωστή η προηγούμενη θέση του χρήστη και έτσι το  $Q_{i,j}(t)$  να γίνει

$$Q_{h,i,j}(t) = \Pr\{X_{n+1} = j, T_{n+1} - T_n \leq t \mid X_n = i, X_{n-1} = h\} \quad (12).$$

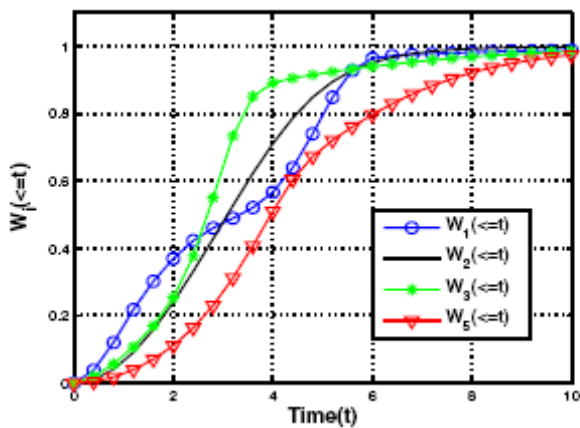
Παρακάτω παρουσιάζονται κάποια παραδείγματα [5].



Εικ. 6 Γραφική παράσταση των πιθανοτήτων  $Q_{i,j}(t)$  συναρτήσει του χρόνου

Η εικόνα 6 μας δείχνει τις πιθανότητες ο χρήστης στο κελί 5 να μεταβεί σε κάποιο γειτονικό κελί (1,4,6 και 0 επιτρέπονται ,αναφορά σε εικ.1). Αρχικά βλέπουμε ότι ο χρήστης είναι πιο πιθανό να παραμείνει στο κελί που είναι (2 χρονικές μονάδες),όσο περνά ο χρόνος η πιθανότητα να πάει στο κελί 4 είναι η μεγαλύτερη.

Στην εικόνα 7 έχουμε τις πιθανότητες αθροιστικού χρόνου παραμονής για το κελί 1 προς το 3 και 5 του δικτύου. Μας δείχνει πόσο χρόνο είναι πιθανό να παραμείνει ο χρήστης σε ένα κελί πριν μεταβεί σε κάποιο γειτονικό. Τέτοια πληροφορία μας βοηθά να «κρατούμε» εκ των προτέρων τους πόρους στο κελί στο οποίο πρόκειται να βρεθεί ο χρήστης.



Εικ. 7 Πιθανότητες αθροιστικού χρόνου παραμονής

### 3. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Οι αλγόριθμοι που αναφερθήκαν στις προηγούμενες ενότητες αποτελούν μερικές από τις διαδικασίες που ακολουθούνται για τον προσδιορισμό και την εκτίμηση σε ένα ασύρματο δίκτυο. Παρατηρήσαμε ότι οι στατιστικές μέθοδοι της ενότητας 2.2 και 2.3 που αφορούν ανάλυση με στατιστικά μοντέλα χρονοσειρών αποτελούν μια αξιόπιστη λύση για να μπορέσουμε να προβλέψουμε την κίνηση σε ένα δίκτυο ,και έτσι να κάνουμε ορθότερη κατανομή των πόρων αυτού, αρκεί βέβαια να έχουμε ένα ιστορικό σχετικά με την κίνηση στο άμεσο παρελθόν. Στο μέλλον είναι σίγουρο ότι αυτές οι ήδη υπάρχουσες μέθοδοι θα εξελιχθούν κι άλλο παρέχοντάς μας ακόμη πιο αξιόπιστη πρόβλεψη και διαχείριση της κίνησης ενός ασύρματου δικτύου.



#### 4. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1]: Maria Papadopouli, Elias Raftopoulos, Haipeng Shen, 2004 “Evaluation of short-term traffic forecasting algorithms in wireless networks”, IEEE
- [2]: Gang Wu Fanglu Guo Tzi-cker Chiueh ,2007  
“Transparent and Accurate Traffic Load Estimation for Enterprise Wireless LAN”, IEEE 2007 Symposium
- [3]: Liang Dai, Yuan Xue, Bin Chang, Yanchuan Cao, Yi Cui, 2008 “Integrating Traffic Estimation and Routing Optimization for Multi-Radio Multi-Channel Wireless Mesh Networks”, IEEE 2008 Infocom
- [4]: “A community resource for archiving wireless data at dartmouth,”  
<http://crawdad.cs.dartmouth.edu/>.
- [5]: Haitham Abu-Ghazaleh and Attahiru Sule Alfa, 2008, “Mobility Prediction and Spatial-Temporal Traffic Estimation in Wireless Networks”, IEEE
- [6] J. Chan and A. Seneviratne, October 1999 “A practical user mobility prediction algorithm for supporting adaptive QoS in wireless networks.” In *Proceedings IEEE International Conference on Networks*.