



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ
ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΛΙΚΩΝ

Τεχνικές Βελτιστοποίησης της Μεθόδου Ιχνηλάτησης Πολλαπλών Υποθέσεων - ΜΗΤ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Παντελής Ε. Μαρούδης

Επιβλέπων : Νικόλαος Ουζούνογλου
Καθηγητής Ε.Μ.Π.
Δρ. Άγγελος Αμδίτης
Ερευνητής Α΄ Ε.Μ.Π./ΕΠΙΣΕΥ

Αθήνα, Οκτώβριος 2010



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ
ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΛΙΚΩΝ

Τεχνικές Βελτιστοποίησης της Μεθόδου Ιχνηλάτησης Πολλαπλών Υποθέσεων - ΜΗΤ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Παντελής Ε. Μαρούδης

Επιβλέπων : Νικόλαος Ουζούνογλου
Καθηγητής Ε.Μ.Π.
Δρ. Άγγελος Αμδίτης
Ερευνητής Α΄ Ε.Μ.Π./ΕΠΙΣΕΥ

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 18^η Οκτωβρίου 2010.

.....
Ν. Ουζούνογλου
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Δ. Κακλαμάνη
Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

.....
Π. Φράγκος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Οκτώβριος 2010

.....
Παντελής Ε. Μαρούδης

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © Παντελής Μαρούδης, 2010

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η ανάπτυξη και σύγκριση τεχνικών βελτιστοποίησης του αλγορίθμου «ιχνηλάτησης πολλαπλών υποθέσεων» (Multiple Hypothesis Tracking – MHT), για ιχνηλάτηση οδικού περιβάλλοντος. Συγκεκριμένα, οι τεχνικές που εξετάζονται είναι η Ομαδοποίηση στόχων (Clustering) και η Συγχώνευση Υποθέσεων (Hypothesis Merging).

Στο πρώτο κεφάλαιο γίνεται μια σύντομη παρουσίαση της «ιχνηλάτησης πολλαπλών στόχων» (Multiple Target Tracking – MTT). Η συγκεκριμένη μέθοδος ιχνηλασίας αναφέρεται στην ταυτόχρονη παρακολούθηση παραπάνω του ενός στόχων ταυτόχρονα. Η δυσκολία της μεθόδου αυτής έγκειται στην σωστή συσχέτιση των ήδη υπάρχοντων στόχων με τις εισερχόμενες παρατηρήσεις.

Στο δεύτερο κεφάλαιο περιγράφεται αναλυτικά η μέθοδος «ιχνηλάτησης πολλαπλών υποθέσεων» (MHT). Συγκεκριμένα εξετάζεται η «κατευθυνόμενη από τις παρατηρήσεις» (measurement-oriented) προσέγγιση της μεθόδου αυτής. Σκοπός της συγκεκριμένης προσέγγισης είναι η αντιστοίχιση των παρατηρήσεων της τρέχουσας σάρωσης με ήδη υπάρχοντες στόχους, νέους στόχους ή ψευδείς συναγερμούς. Στη συνέχεια παρουσιάζεται ο αλγόριθμος «ιχνηλάτησης πολλαπλών υποθέσεων» του Donald B. Reid, στον οποίο βασίζεται και η υλοποίηση της συγκεκριμένης εργασίας. Παράλληλα παρουσιάζονται διαφορετικές παραλλαγές του ίδιου αλγορίθμου (μέθοδος JPDA κ.α.). Τέλος γίνεται μία σύντομη περιγραφή της δεύτερης προσέγγισης, της «κατευθυνόμενης από τους στόχους» (track-oriented).

Το τρίτο κεφάλαιο αναφέρεται διεξοδικά στην τεχνική της Ομαδοποίησης. Αρχικά δίνονται οι απαραίτητοι ορισμοί για των μεγεθών που χρησιμοποιούνται, και παρουσιάζονται οι διαφορετικές προσεγγίσεις της τεχνικής αυτής. Στη συνέχεια περιγράφεται η εφαρμογή της Ομαδοποίησης στην ιχνηλάτηση αντικειμένων, και δίνεται ένα παράδειγμα αλγορίθμου για την υλοποίησή της.

Τα δύο τελευταία κεφάλαια περιλαμβάνουν το πειραματικό μέρος της εργασίας. Συγκεκριμένα στο τέταρτο κεφάλαιο περιγράφεται αναλυτικά η υλοποίηση των δύο τεχνικών βελτιστοποίησης σε διαφορετικά προγραμματιστικά περιβάλλοντα (MATLAB, C). Στο τελευταίο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα. Αρχικά γίνεται σύγκριση, σε περιβάλλον MATLAB, της απόδοσης αλγορίθμων που χρησιμοποιούν τις τεχνικές βελτιστοποίησης σε σχέση με έναν απλό αλγόριθμο MHT. Ακολουθούν οι συγκρίσεις σε περιβάλλον C, για αλγόριθμους που χρησιμοποιούν την τεχνική της Ομαδοποίησης με ή χωρίς παράλληλη επεξεργασία των ομάδων (multithreading).

Η εργασία ολοκληρώνεται με συμπεράσματα αλλά και προτάσεις για μελλοντικές εφαρμογές του θέματος.

Λέξεις Κλειδιά

τεχνικές βελτιστοποίησης, ιχνηλάτηση οδικού περιβάλλοντος, ιχνηλάτηση πολλαπλών στόχων, ιχνηλάτηση πολλαπλών υποθέσεων, ιχνηλάτηση κατευθυνόμενη από τις παρατηρήσεις, πίνακας υποθέσεων, υπολογισμός πιθανοτήτων, ομαδοποίηση, ομάδες, παράλληλη επεξεργασία ομάδων, συγχώνευση υποθέσεων

ABSTRACT

The aim of this thesis is the development and comparison of optimization techniques for the “Multiple Hypothesis Tracking” (MHT) algorithm in road environment tracking. The discussed techniques are those of Clustering and Hypothesis Merging.

In the first chapter we briefly introduce “Multiple Target Tracking” (MTT). This tracking technique is used for simultaneous tracking of more than one target. The main difficulty of this process is in the correct association of previously known targets with the observations of the current scan.

The second chapter refers to the “Multiple Hypothesis Tracking” technique. In particular, the “measurement-oriented” approach is examined. The aim of this approach is to associate the observations of a current scan with previously known targets, new targets or false alarms. Moreover, the algorithm, by Donald B. Reid, underlying this thesis is introduced. In addition different approaches of this algorithm are presented (JPDA method etc.). Finally, a brief description of the second approach is offered: the “track-oriented” approach.

The third chapter offers a thorough description of the Clustering technique. At the beginning the necessary definitions of the ontologies used are given, and the different approaches of this technique are presented. Afterwards, the application of the Clustering technique in object tracking is described with an example.

Finally, the last two chapters include the implementation of the thesis. In particular, in the fourth chapter the algorithms for the two optimization techniques in different programming environments (MATLAB, C) are described. In the last chapter the results are presented. Initially the performance, in MATLAB, using the optimization techniques is evaluated, in contrast to a simple MHT algorithm. This is followed by comparisons, in C environment, for algorithms using the clustering technique with or without multithreading in cluster processing.

This thesis closes by presenting conclusions and suggestions for further extensions and applications.

Key Words

optimization techniques, road environment tracking, multiple target tracking, MTT, multiple hypothesis tracking, MHT, measurement oriented tracking, hypothesis matrix, probability calculation, clustering, clusters, hypothesis merging, multithreading

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Η διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στο εργαστήριο Μικροκυμάτων και Οπτικών Ινών της σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Ηλεκτρονικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου. Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή μου κ. Ν. Ουζούνογλου καθώς και τον Δρ. Α. Αμδίτη για την εμπιστοσύνη που μου έδειξαν αναθέτοντας μου την εργασία αυτή. Επίσης θέλω να ευχαριστήσω τα μέλη της ομάδας I-SENSE για την συνεργασία τους και το ευχάριστο κλίμα καθ' όλη την περίοδο εκπόνησης της εργασίας. Ιδιαίτερα ευχαριστώ τον υποψήφιο διδάκτορα Γιώργο Θωμαΐδη για την πολύτιμη συμβολή του και τον απεριόριστο χρόνο που διέθεσε για την αντιμετώπιση των δυσκολιών που πρόεκυψαν. Η ολοκλήρωση της εν λόγω εργασίας θα ήταν αδύνατη χωρίς την βοήθειά του. Τέλος ευχαριστώ τον συνάδελφο Λεωνίδα Σπίνουλα για την καθοδήγηση του στο αρχικό στάδιο της εργασίας.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΕΡΙΛΗΨΗ.....	5
ABSTRACT.....	7
ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΣΧΗΜΑΤΩΝ	14
ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ	15
1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ	17
2 Ιχνηλάτηση Πολλαπλών Στόχων (Multiple Target Tracking – MTT).....	19
2.1 Συσχετισμός Παρατηρήσεων – Ιχνών(Data association)	20
2.2 Διαχείριση Στόχων (Track Management)	22
2.3 Φιλτράρισμα και Πρόβλεψη.....	22
2.3.1 Φίλτρο Kalman.....	22
2.3.1.1 Γραμμικό φίλτρο Kalman.....	23
2.3.2 Μοντέλα Κίνησης.....	25
2.3.2.1 Μοντέλο Σταθερής Επιτάχυνσης (Constant Acceleration – CA)	25
2.3.2.2 Μοντέλο Σταθερής Ταχύτητας (Constant Velocity –CV)	27
2.3.3 Μοντέλα Μέτρησης	28
2.3.3.1 Μέτρηση θέσης x, y	29
2.3.3.2 Μέτρηση θέσης x, y και ταχύτητας u_x, u_y	30
2.3.3.3 Μέτρηση απόστασης R και αζιμούθιου n	31
2.3.4 Υπολογισμοί Πυλών	32
2.3.4.1 Ορθογώνιες πύλες.....	33
2.3.4.2 Ελλειψοειδείς πύλες.....	34
2.3.4.3 Πύλες ελιγμών	36
3 Ιχνηλάτηση Πολλαπλών Υποθέσεων(Multiple Hypothesis Tracking – MHT).....	37
3.1 Αλγόριθμοι MHT.....	38
3.2 Τεχνική δημιουργίας υποθέσεων	39
3.3 Πιθανότητα κάθε υπόθεσης	42

3.3.1	Αισθητήρες «τύπου-1»	43
3.3.2	Αισθητήρες «τύπου-2»	48
3.4	Τεχνικές μείωσης υποθέσεων	49
3.4.1	Αλγόριθμοι μηδενικής σάρωσης	49
3.4.2	Αλγόριθμοι πολλαπλής σάρωσης.....	49
3.4.3	Απλοποίηση πίνακα υποθέσεων και αρχικοποίηση επιβεβαιωμένων στόχων	50
3.4.4	Άλλες μέθοδοι απλοποίησης.....	50
3.5	Δημιουργία υποθέσεων κατευθυνόμενες από τους στόχους (Track Oriented).....	51
4	Ομαδοποίηση Στόχων (Clustering)	53
4.1	Ορισμοί	53
4.2	Τεχνικές Ομαδοποίησης.....	55
4.2.1	Ιεραρχική Ομαδοποίηση (Hierarchical Clustering).....	55
4.2.1.1	Τεχνικές «ιεραρχικής» ομαδοποίησης.....	57
4.2.1.2	Σύγκριση τεχνικών «ιεραρχικής» ομαδοποίησης	58
4.2.2	Διαμεριστική Ομαδοποίηση (Partitional Clustering)	61
4.2.2.1	Αλγόριθμος K-μέσων (K-means algorithm)	61
4.3	Εκτίμηση της ποιότητας των ομάδων (Cluster Quality)	62
4.3.1	Εντροπία (Entropy)	62
4.3.2	Συνολική Ομοιότητα (Overall Similarity)	63
4.4	Εφαρμογή της ομαδοποίησης στην ιχνηλάτηση αντικειμένων... 63	
5	Πειραματικό Μέρος.....	67
5.1	Συνοπτική περιγραφή αλγορίθμου σε περιβάλλον Matlab	67
5.1.1	Ομαδοποίηση (Clustering).....	67
5.1.1.1	Αρχικοποίηση Ομάδων (Cluster Initiation)	67
5.1.1.2	Διαχείριση Ομάδων (Cluster Management)	68
5.1.1.3	Διαχωρισμός Ομάδων (Cluster Splitting)	68
5.1.1.4	Διανομή Παρατηρήσεων (Observation Allocation)	69
5.1.1.5	Συγχώνευση Ομάδων (Clusters Merging)	69

5.1.1.6	Ενημέρωση ομάδων (Cluster Update)	70
5.1.2	Συγχώνευση Υποθέσεων (Hypothesis Merging).....	71
5.2	Συνοπτική περιγραφή αλγορίθμου σε περιβάλλον C	72
5.2.1	Ομαδοποίηση (Clustering).....	75
5.2.1.1	Αρχικοποίηση Ομάδων (Cluster Initiation)	76
5.2.1.2	Διαχωρισμός Ομάδων (Cluster Splitting)	76
5.2.1.3	Διανομή Παρατηρήσεων (Observation Allocation)	77
5.2.1.4	Συνένωση Ομάδων (Cluster Merging).....	78
5.2.1.5	Διαχείριση Ομάδων (Cluster Management)	78
5.2.2	Επεξεργασία ανά Ομάδα (Cluster Processing)	79
5.2.2.1	Πρόβλεψη ιχνών των στόχων για την επομένη σάρωση.....	80
5.2.2.2	Δημιουργία πίνακα υποθέσεων.....	80
5.2.2.3	Επέκταση Υποθέσεων.....	82
5.2.2.4	Απλοποίηση Πίνακα Υποθέσεων.....	83
5.2.2.5	Ενημέρωση Ομάδας	83
5.2.2.6	Εξαγωγή Πιθανότερης Υπόθεσης.....	84
5.2.2.7	Διαχείριση στόχων.....	86
6	Αποτελέσματα Προσομοιώσεων.....	87
6.1	Περιβάλλον Matlab	87
6.1.1	Έλεγχος αποδοτικότητας Ομαδοποίησης	87
6.1.2	Έλεγχος αποδοτικότητας Συγχώνευσης Υποθέσεων.....	93
6.2	Περιβάλλον C	94
6.2.1	Αξιολόγηση Ομαδοποίησης.....	94
6.2.2	Αξιολόγηση Multithreading	96
6.3	Συμπεράσματα – Προτάσεις για Μελλοντική Έρευνα	97
	ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ	99
	ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	103

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Σχήμα 2- 1 Τυπικό σύστημα ΜΤΤ	19
Σχήμα 2- 2 Παράδειγμα Ελέγχου μέσω πύλης.....	20
Σχήμα 3-1 Παράδειγμα προβλήματος σύνδεσης δεδομένων	37
Σχήμα 3-2 Διάγραμμα ροής αλγορίθμου ΜΗΤ του Reid.....	39
Σχήμα 3- 3 Δέντρο υποθέσεων βάσει του αλγορίθμου του Donald B. Reid.....	41
Σχήμα 4- 1 Παράδειγμα ιεραρχικής ομαδοποίησης 4 αντικειμένων	56
Σχήμα 4- 2 Ομαδοποίηση με χρήση της τεχνικής SLINK	59
Σχήμα 4- 3 Ομαδοποίηση με χρήση της τεχνικής CLINK.....	60
Σχήμα 4- 4 Ομαδοποίηση με χρήση της τεχνικής Centroid method.....	61
Σχήμα 5- 1 Παράδειγμα συνδυασμού πινάκων υποθέσεων	70
Σχήμα 5- 2 Βασική δομή του προγράμματος σε C	74
Σχήμα 5- 3 Δομή βαθμίδας ομαδοποίησης	75
Σχήμα 5- 4 Παράδειγμα διαχωρισμού ομάδων	77
Σχήμα 5- 5 Παράδειγμα συγχώνευσης ομάδων	78
Σχήμα 5- 6 Επεξεργασία Ομάδων	79
Σχήμα 5- 7 Δομή βαθμίδας επεξεργασίας ομάδων	79
Σχήμα 5- 8 Παράδειγμα σχηματισμού πίνακα υποθέσεων	81
Σχήμα 5- 9 Παράδειγμα εξαγωγής πιθανότερης υπόθεσης	85
Σχήμα 6- 1 Στιγμιότυπα ιχνηλάτησης (MATLAB).....	92
Σχήμα 6- 2 Διάγραμμα Χρόνου Εκτέλεσης - Πλάτους Χώρου Μέτρησης.....	96

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 2- 1	Πιθανότητα ικανοποίησης μίας ελλειψοειδούς πύλης για σύνολα παρατηρήσεων διαφορετικού μεγέθους.....	35
Πίνακας 3- 1	Πίνακας υποθέσεων βάσει του αλγορίθμου του Donald B. Reid.....	41
Πίνακας 4- 1	Παράδειγμα δεδομένων προς ομαδοποίηση.....	58
Πίνακας 5- 1	Παράδειγμα υποθέσεων προς Συγχώνευση	71
Πίνακας 5- 2	Παράδειγμα πίνακα σύγκρισης	76
Πίνακας 6- 1	Ανάλυση συναρτήσεων αλγορίθμου χωρίς Ομαδοποίηση (MATLAB).....	88
Πίνακας 6- 2	Ανάλυση συναρτήσεων αλγορίθμου με Ομαδοποίηση (MATLAB).....	89
Πίνακας 6- 3	Σύγκριση επιμέρους συναρτήσεων (MATLAB)	90
Πίνακας 6- 4	Ανάλυση κύριας συνάρτησης αλγορίθμου χωρίς Ομαδοποίηση (MATLAB)	91
Πίνακας 6- 5	Ανάλυση κύριας συνάρτησης αλγορίθμου με Ομαδοποίηση (MATLAB).....	91
Πίνακας 6- 6	Σύγκριση αλγορίθμων για διαφορετικό αριθμό σαρώσεων (MATLAB).....	91
Πίνακας 6- 7	Συνολικοί χρόνοι εκτέλεσης για διαφορετικό αριθμό σαρώσεων (MATLAB).....	93
Πίνακας 6- 8	Διάρκεια εκτέλεσης Συγχώνευσης Υποθέσεων (MATLAB)	93
Πίνακας 6- 9	Σύγκριση ταχύτητας εκτέλεσης αλγορίθμων με και χωρίς Ομαδοποίηση (C)	94
Πίνακας 6- 10	Χρόνοι εκτέλεσης για διαφορετικά μεγέθη περιοχής μέτρησης (C)	95
Πίνακας 6- 11	Σύγκριση Αλγορίθμων με και χωρίς Multithreading (C).....	96

1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Με τον όρο ιχνηλάτηση αναφερόμαστε στη συσχέτιση στιγμάτων που προκύπτουν από κάποιο σύστημα παρακολούθησης (ραντάρ, ραντάρ υπερύθρων κλπ.). Η ιχνηλάτηση μπορεί να αναφέρεται στην παρακολούθηση ενός ή παραπάνω αντικειμένων (στόχων) ταυτόχρονα. Έτσι μιλάμε για «ιχνηλάτηση ενός στόχου» (Single Target Tracking – STT) και «ιχνηλάτηση πολλαπλών στόχων» (Multiple Target Tracking – MTT). Στην περίπτωση της ιχνηλάτησης του οδικού περιβάλλοντος, όπου και αναφερόμαστε σε ιχνηλάτηση πολλαπλών στόχων, η διεργασία αυτή γίνεται σε δισδιάστατο χώρο και στόχο έχει την συσχέτιση των στιγμάτων που προκύπτουν από τα όργανα μέτρησης με ήδη αναγνωρισθέντα αντικείμενα (στόχοι), νέα αντικείμενα ή ψευδείς συναγερμούς. Έτσι επιτυγχάνεται μία πολύ ακριβής απεικόνιση του περιβάλλοντος χώρου.

Η ιχνηλάτηση του οδικού περιβάλλοντος μπορεί να συντελέσει σημαντικά στην αντιμετώπιση των τροχαίων ατυχημάτων. Επιπλέον, η ακριβής απεικόνιση του περιβάλλοντος αποτελεί ένα μεγάλο βήμα προς την δημιουργία οχημάτων χωρίς οδηγό.

Ο έλεγχος του οδικού περιβάλλοντος από υπολογιστή μπορεί να αποτελέσει ένα πολύ αξιόπιστο μέσο για την αντιμετώπιση συγκρούσεων ή ατυχημάτων που εμπλέκουν πεζούς. Δεδομένης της τεχνολογίας που χρησιμοποιείται (ραντάρ, υπέρυθρες) η ιχνηλάτηση γίνεται απρόσκοπτα ακόμη και σε πλήρες σκοτάδι. Η δυνατότητα που δίνει ο υπολογιστής για πρόβλεψη της τροχιάς κάθε «στόχου» μπορεί να προσφέρει έγκαιρη προειδοποίηση αν το όχημα πρόκειται να βρεθεί στην τροχιά κάποιου αντικειμένου ή ακόμα να επέμβει παρακάμπτοντας τον οδηγό. Αν μάλιστα συνυπολογιστεί ότι οι συγκρούσεις σε χαμηλές ταχύτητες αποτελούν το 75% του συνόλου των συγκρούσεων μεταξύ οχημάτων, η ιχνηλάτηση μπορεί να αποδειχθεί εξαιρετικά αποδοτική, δεδομένου ότι η ακρίβεια της αυξάνεται στις χαμηλές ταχύτητες.

Από την άλλη μεριά, η ακριβής απεικόνιση του οδικού περιβάλλοντος αποτελεί προϋπόθεση για την δημιουργία «έξυπνων αυτοκινήτων». Η προηγμένη τεχνολογία της τεχνητής νοημοσύνης (AI) μπορεί να είναι ικανή να κινήσει ένα όχημα αυτόματα όμως η γνώση του οδικού περιβάλλοντος είναι απαραίτητη για την κίνηση ανάμεσα στα εμπόδια του δρόμου και την αποφυγή συγκρούσεων. Με άλλα λόγια η ιχνηλάτηση αποτελεί τα «μάτια» του «έξυπνου οχήματος».

Σε άλλους τομείς των μεταφορών και της βιομηχανίας είναι ήδη σε χρήση αξιόπιστα αυτοματοποιημένα οχήματα. Η περίπτωση της αεροναυτιλίας είναι χαρακτηριστικό παράδειγμα. Σε αυτό τον τομέα η τεχνολογία έχει φτάσει εδώ και χρόνια σε επίπεδο τέτοιο ώστε ο «αυτόματος πιλότος» να μπορεί όχι μόνο να πλοηγεί ένα αεροπλάνο, αλλά και να αναλαμβάνει τους δύσκολους χειρισμούς της απογείωσης και της προσγείωσης. Ο λόγος ύπαρξης αυτής της διαφοράς είναι η φύση του εναέριου περιβάλλοντος. Ο χρόνος αντίδρασης για την αποφυγή ενός ατυχήματος στον ουρανό είναι πολύ μεγαλύτερος, και το περιβάλλον περισσότερο δομημένο. Ένα άλλο παράδειγμα αυτοματοποίησης είναι τα «αυτόματα οδηγούμενα οχήματα» (Automated Guided Vehicle – AGV) που

χρησιμοποιούνται κυρίως σε εργοστάσια. Στην περίπτωση αυτή όμως αφενός τα οχήματα ακολουθούν κατά κύριο λόγο προκαθορισμένες διαδρομές, αφετέρου υποβοηθούνται από σημάδια ή καλώδια στο έδαφος. Τέλος πρέπει να λάβουμε υπόψη ότι στην περίπτωση του οδικού περιβάλλοντος η πλειονότητα των οδηγών δεν είναι επαγγελματίες, κάτι που αυξάνει το απαιτούμενο επίπεδο ασφάλειας ακόμη περισσότερο.

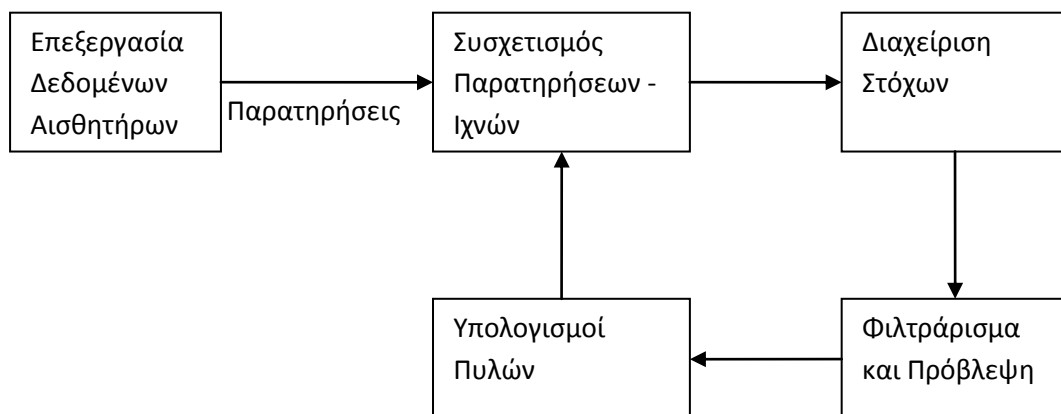
Είναι φανερό λοιπόν ότι το οδικό περιβάλλον ενέχει πολλές δυσκολίες. Όσον αφορά την ιχνηλάτηση, απαιτούνται πολύ μικροί χρόνοι επεξεργασίας, καθώς οι σαρώσεις πρέπει να είναι αρκετά συχνές, και μεγάλη ακρίβεια λόγω του μικρού μεγέθους των εμπλεκόμενων αντικειμένων και του χώρου κίνησης. Έχει πολύ μεγαλύτερη σημασία ένα μέτρο απόκλισης στους υπολογισμούς σε ένα σύστημα ιχνηλάτησης αυτοκινήτου που κινείται σε στενό δρόμο μέσα στην πόλη, σε σύγκριση με την ίδια απόκλιση στο σύστημα ιχνηλάτησης ενός αεροπλάνου. Η ανάγκη αυτή για μικρούς χρόνους επεξεργασίας οδήγησε στην αναζήτηση τεχνικών βελτιστοποίησης των ήδη υπαρχόντων μεθόδων ιχνηλάτησης. Οι τεχνικές βελτιστοποίησης σκοπό έχουν κατά κύριο λόγο τον περιορισμό των απαιτούμενων συγκρίσεων για την λήψη της απόφασης συσχέτισης.

Στην παρακάτω ανάλυση θα γίνει εκτενής αναφορά στην «ιχνηλάτηση πολλαπλών στόχων» (MTT) και συγκεκριμένα στην προσέγγιση «πολλαπλών υποθέσεων» (Multiple Hypothesis Tracking – MHT). Θα υλοποιηθούν και θα εξεταστούν τεχνικές βελτιστοποίησης της προσέγγισης αυτής, προσανατολισμένες στην ιχνηλάτηση οδικού περιβάλλοντος.

2 Ιχνηλάτηση Πολλαπλών Στόχων (Multiple Target Tracking – MTT)

Η ιχνηλάτηση πολλαπλών στόχων (Multiple Target Tracking – MTT) έχει τόσο στρατιωτικές όσο και πολιτικές εφαρμογές. Βαλλιστικοί πύραυλοι, αεράμυνα, έλεγχος του εναέριου χώρου, υποθαλάσσια παρακολούθηση ή παρακολούθηση του πεδίου μάχης είναι κάποια παραδείγματα για το που η ιχνηλάτηση πολλαπλών στόχων βρίσκει εφαρμογή. Η βασική δυσκολία αυτού του είδους της ιχνηλάτησης είναι η συσχέτιση των παρατηρήσεων με τους κατάλληλους στόχους, ιδιαίτερα όταν υπάρχουν αναφορές που λείπουν (πιθανότητα ανίχνευσης κάτω από την μονάδα), άγνωστοι στόχοι (που απαιτούν αρχικοποίηση διαδρομής), και ψευδείς αναφορές (λόγω θορύβου). Στόχος λοιπόν της τεχνικής αυτής είναι ο υπολογισμός των πιθανοτήτων διαφορετικών υποθέσεων για τον συσχετισμό των δεδομένων.

Στο Σφάλμα! Το αρχείο προέλευσης της αναφοράς δεν βρέθηκε. μπορούμε να δούμε τα βασικές βαθμίδες ενός απλού συστήματος MTT. Αξίζει να σημειωθεί ότι στην πράξη κάθε βαθμίδα δεν μπορεί να διαχωριστεί τόσο εύκολα καθώς η επικάλυψη των λειτουργιών τους είναι σημαντική. Ωστόσο για την διευκόλυνση της περεταίρω ανάλυσης του συστήματος, θεωρούμε την παρακάτω απλοποιημένη διάταξη.



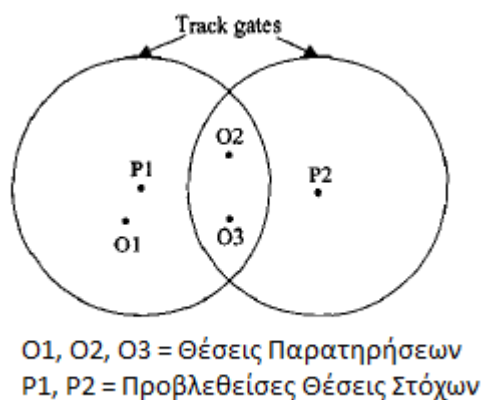
Σχήμα 2- 1 Τυπικό σύστημα MTT

Θεωρούμε ότι κάποιοι στόχοι έχουν δημιουργηθεί από προηγούμενα δεδομένα, και ότι ένα νέο σύνολο δεδομένων είναι διαθέσιμο. Συνήθως, τα δεδομένα λαμβάνονται ανά σταθερά χρονικά διαστήματα. Έτσι κάθε σετ δεδομένων (data set) αποκαλείται και σάρωση (scan). Μετά από επεξεργασία τα δεδομένα μορφοποιούνται σε παρατηρήσεις. Οι καινούριες παρατηρήσεις αξιοποιούνται για την συσχέτισή τους με υπάρχοντες στόχους, ή

για αρχικοποίηση καινούριων. Μόνο οι παρατηρήσεις που βρίσκονται μέσα στην «πύλη»(gate) ενός στόχου μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ενημέρωση του στόχου αυτού. Παρατηρήσεις που δεν έχουν συσχετιστεί, σχηματίζουν καινούριους «ανεπιβεβαίωτους»(tentative) στόχους. Η επιβεβαίωση των στόχων αυτών και η διαγραφή τυχών στόχων που έχουν, εξαφανιστεί είναι το αντικείμενο της Διαχείρισης Στόχων(Track Management). Τέλος, με τον συνυπολογισμό των πληροφοριών από τις νέες παρατηρήσεις, προβλέπονται οι θέσεις των στόχων στην επόμενη σάρωση. Γύρω από αυτές τις θέσεις δημιουργούνται πύλες και η διαδικασία επαναλαμβάνεται.

2.1 Συσχετισμός Παρατηρήσεων – Ιχνών(Data association)

Η διαδικασία συσχετισμού στόχων μπορεί να χωριστεί σε δύο επιμέρους τμήματα: τον Έλεγχο μέσω Πύλης(Gating) και την απόδοση παρατηρήσεων σε στόχους. Για την καλύτερη κατανόηση των δυο τμημάτων θα χρησιμοποιήσουμε το παράδειγμα του σχήματος 2-2. Έστω ότι έχουμε 2 ήδη επιβεβαιωμένους στόχους (1, 2) και 3 παρατηρήσεις (O1, O2, O3). Με βάση τις πύλες που έχουν δημιουργηθεί γύρω από τις προβλεφθείσες θέσεις των στόχων 1 και 2 στην προηγούμενη επανάληψη (Σχήμα 2-1, Υπολογισμοί Πυλών), βλέπουμε ότι η παρατήρηση O1 μπορεί να συσχετιστεί μόνο με τον στόχο 1 ενώ οι O2 και O3 βρίσκονται εντός των πυλών και των δύο στόχων.



Σχήμα 2- 2 Παράδειγμα Ελέγχου μέσω πύλης

Η επόμενη λειτουργία (απόδοση παρατηρήσεων σε στόχους) αφορά την επιλογή του «καλύτερου» εκ των συνδυασμών των αναθέσεων για την ανανέωση των στόχων. Η συμβατική μέθοδος συσχετισμού παρατηρήσεων με στόχους ονομάζεται προσέγγιση του «καθολικά πλησιέστερου γείτονα» (Global Nearest Neighbor – GNN). Βρίσκει τον «καλύτερο» (πιο πιθανό) συσχετισμό παρατηρήσεων και υπαρχόντων στόχων, που στο παράδειγμά του σχήματος 2-2 κατά πάσα πιθανότητα θα ήταν ο στόχος 1 με την παρατήρηση O1 και ο στόχος 2 με την παρατήρηση O2. Ο όρος καθολικός αναφέρεται στο γεγονός ότι η επιλογή γίνεται

αφού πρώτα ληφθούν υπόψη όλοι οι επιτρεπόμενοι συσχετισμοί υπό τον περιορισμό ότι μια παρατήρηση δεν μπορεί να συσχετιστεί με παραπάνω από ένα στόχο. Αυτός ο περιορισμός είναι που διαφοροποιεί την προσέγγιση αυτή από την ξεπερασμένη, μα ωστόσο ακόμα χρησιμοποιούμενη σε κάποια συστήματα, προσέγγιση του «πλησιέστερου γείτονα» (Nearest Neighbor – NN) στην οποία ένας στόχος ενημερώνεται με την πλησιέστερη σε αυτόν παρατήρηση ακόμα και αν αυτή έχει ήδη χρησιμοποιηθεί για την ενημέρωση και άλλου στόχου.

Η προσέγγιση GNN, η οποία λαμβάνει υπ' όψιν της μόνο την πιο πιθανή παρατήρηση για την μετέπειτα ενημέρωση του κάθε στόχου, αποδίδει καλά σε περιπτώσεις που οι στόχοι είναι αραιά διασκορπισμένοι στο περιβάλλον, οι μετρήσεις είναι ακριβείς και δεν εμφανίζονται πολλοί ψευδείς συναγερμοί (false alarms) εντός των πυλών. Όπως προκύπτει και από το [1], ακόμα και αν η παρατήρηση που όντως αντιστοιχεί στον στόχο είναι παρούσα, έστω και ένας μόνο ομοιόμορφα κατανεμημένος ψευδής συναγερμός σε ένα τρισδιάστατο χώρο μέτρησης ενός ραντάρ (που τυπικά μετράει 2 γωνίες και απόσταση) είναι ικανός να μειώσει την πιθανότητα σωστής ανάθεσης σε περίπου 0.85. Με άλλα λόγια, σε μία από 6 ενημερώσεις στόχων, ένας ψευδής συναγερμός θα επιλεγεί αντί της πραγματικής επιστροφής του στόχου. Έτσι, για την συνηθέστερη περίπτωση, όπου υπάρχουν στόχοι σε πυκνή διάταξη, η πιθανότητα λανθασμένης ενημέρωσης στόχου αυξάνεται ακόμα περισσότερο.

Το γεγονός ότι οι λανθασμένες συσχετίσεις προκαλούν επιπλέον λάθη στο φιλτράρισμα που ακολουθεί, οδήγησε σε αλλαγές της μεθόδου GNN. Για να βελτιωθεί η απόδοση της, στα [2] και [3] προτάθηκε να αυξηθεί η μήτρα συνδιακύμανσης για να αποτυπωθεί αυτή η επιπλέον πηγή αβεβαιότητας.

Μια άλλη προσέγγιση του προβλήματος οδήγησε στην δημιουργία της μεθόδου «Συσχετισμού Δεδομένων Δεσμευμένης Πιθανότητας» (Joint Probabilistic Data Association - JPDA). Σε αυτήν την περίπτωση ένας στόχος μπορεί να ενημερωθεί από παραπάνω από μία παρατηρήσεις. Συγκεκριμένα χρησιμοποιείται το σύνολο των παρατηρήσεων που βρίσκονται εντός της πύλης του, πολλαπλασιασμένες με κατάλληλα βάρη η καθεμία. Για το παράδειγμα του σχήματος 2-2, και οι 3 παρατηρήσεις (O1, O2, O3) θα συνέβαλαν στην ενημέρωση του στόχου 1. Ωστόσο οι παρατηρήσεις O2 και O3 θα είχαν μειωμένα βάρη λόγω του της ταυτόχρονης παρουσίας τους και στην πύλη του στόχου 2. Όπως και στον GNN έτσι και εδώ μπορούμε να αυξήσουμε την μήτρα συνδιακύμανσης του φίλτρου για να συνυπολογιστεί η επιπλέον αβεβαιότητα συσχετισμού. Όμως, όπως βλέπουμε και στο [4], όσο αυξάνεται η μήτρα συνδιακύμανσης το πρόβλημα μεγαλώνει καθώς όλο και περισσότερες λάθος μετρήσεις εμφανίζονται εντός της πύλης κάθε στόχου. Όπως αναφέρεται και στο [5], ένα ακόμα μειονέκτημα της μεθόδου JPDA είναι ότι οι γειτονικοί στόχοι τείνουν να συγκλίνουν. Στο παράδειγμα του σχήματος 2-2 βλέπουμε πως λόγω του ότι οι παρατηρήσεις O2 και O3 θα συνεισφέρουν στην ενημέρωση και των 2 στόχων, οι στόχοι 1 και 2 θα συγκλίνουν.

Τα παραπάνω χαρακτηριστικά, και η πρόσφατη δραματική αύξηση των υπολογιστικών πόρων οδήγησε στην καθιέρωση μιας άλλης προσέγγισης. Πλέον η «Ιχνηλάτηση Πολλαπλών Υποθέσεων» (Multiple Hypothesis Tracking – MHT) είναι η προτιμώμενη μέθοδος

συσχετισμού δεδομένων για σύγχρονα συστήματα ιχνηλάτησης. Η προσέγγιση αυτή θα περιγραφεί αναλυτικά στη συνέχεια.

2.2 Διαχείριση Στόχων (Track Management)

Η Διαχείριση Στόχων αναφέρεται σε λειτουργίες αρχικοποίησης, επιβεβαίωσης και διαγραφής στόχων. Οι στόχοι που διατηρούνται είναι μόνο αυτοί που συμπεριλαμβάνονται στον «καλύτερο» συσχετισμό. Παρατηρήσεις που δεν έχουν συσχετιστεί με κανένα στόχο, στο παράδειγμά μας η O3, σχηματίζουν καινούριους στόχους. Οι διαδικασίες επιβεβαίωσης και διαγραφής στόχων συνήθως ακολουθούν κάποιους κανόνες. Συνήθης κανόνας για επιβεβαίωση στόχου είναι ότι μέσα σε N σαρώσεις πρέπει να ληφθούν M συσχετισμένες παρατηρήσεις του (ένας συνήθης συνδυασμός είναι $N=4$, $M=3$). Στόχοι που δεν έχουν συσχετιστεί με παρατηρήσεις πρέπει να διαγράφονται αν παραμένουν έτσι για κάποιο λογικό χρονικό διάστημα. Έτσι ένας στόχος διαγράφεται αν παρουσιάσει N συνεχόμενες απώλειες (συνήθεις τιμές για το N από 4 έως 7). Μια άλλη πιο πολύπλοκη μέθοδος επιβεβαίωσης στόχων περιλαμβάνει τον καθορισμό μιας συνάρτησης διαβάθμισης ίχνους (track score function) και τη σύγκρισή της με μια τιμή κατωφλίου. Αντίστοιχα, στη λειτουργία διαγραφής η ίδια συνάρτηση μπορεί να χρησιμοποιηθεί, έτσι ώστε παρατηρήσεις που τελικά συσχετίζονται με το στόχο άλλα βρίσκονται στα όρια της πύλης του να μειώνουν τη συνάρτηση διαβάθμισης.

2.3 Φιλτράρισμα και Πρόβλεψη

Στο βήμα του φιλτραρίσματος, οι ανατεθειμένες ενσωματώνονται στις εκτιμημένες παρατηρήσεις του ενημερωμένου στόχου. Για τους στόχους που δεν αντιστοιχήθηκαν με καμία παρατήρηση, οι προηγούμενες προβλεφθείσες εκτιμήσεις γίνονται οι τρέχουσες φιλτραρισμένες εκτιμήσεις. Οι προβλέψεις αυτές μετατίθενται στην χρονική στιγμή που αναμένεται η επόμενη σάρωση. Η σημασία των προβλεπόμενων ποσοτήτων έγκειται στο γεγονός ότι μετέπειτα θα χρησιμοποιηθούν σαν κέντρο για τη δημιουργία των νέων πυλών. Το μέγεθος κάθε πύλης σχετίζεται με την αβεβαιότητα που εισάγει η πρόβλεψη. Η αβεβαιότητα αυτή είναι δυνατόν να καθοριστεί όταν χρησιμοποιούνται φίλτρα Kalman.

2.3.1 Φίλτρο Kalman

Το φιλτράρισμα Kalman είναι η βασική τεχνική που χρησιμοποιούν τα σύγχρονα συστήματα ιχνηλασίας. Το φίλτρο Kalman αποτελεί βασικά μια προέκταση της επαναληπτικής μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων η οποία επιτρέπει της αποτελεσματική μοντελοποίηση της δυναμικής κατάστασης τυχαίων στόχων. Παρέχει μια γενική λύση για το πρόβλημα της εκτίμησης με την επαναληπτική μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων από την κλάση των γραμμικών εκτιμητριών. Η χρήση του φίλτρου Kalman ελαχιστοποιεί το μέσο

τετραγωνικό σφάλμα εφόσον η δυναμική κατάσταση του στόχου και ο θόρυβος μέτρησης μπορούν να μοντελοποιηθούν με ακρίβεια.

2.3.1.1 Γραμμικό φίλτρο Kalman

Θεωρείται ότι η δυναμική κατάσταση του στόχου μπορεί να μοντελοποιηθεί σαν μία Μαρκοβιανή διαδικασία διακριτού χρόνου της μορφής:

$$x(k+1) = \Phi x(k) + u(k+1|k) + w(k), \quad (2.1)$$

όπου x (διάστασης $n \times 1$) είναι το διάνυσμα κατάστασης του στόχου που περιέχει τις μεταβλητές για τις οποίες επιθυμείται να γίνει μία εκτίμηση, Φ είναι η μήτρα μετάβασης που θεωρείται γνωστή, $w(k)$ είναι ο μηδενικής μέσης τιμής λευκός θόρυβος Gauss της διαδικασίας με γνωστή μήτρα συνδιακύμανσης Q και $u(k+1|k)$ είναι η ντετερμινιστική είσοδος του συστήματος, η οποία, για παράδειγμα, μπορεί να είναι η επιτάχυνση του στόχου όταν αυτή δεν υπάρχει μέσα στο διάνυσμα κατάστασης.

Η εξίσωση (2.1) είναι μια διαφορική εξίσωση η οποία περιγράφει τη δυναμική κατάσταση του στόχου σαν μία Μαρκοβιανή διαδικασία που αναπαρίσταται από το διάνυσμα κατάστασης. Η διακριτού χρόνου Μαρκοβιανή διαδικασία μπορεί να οριστεί σαν μια διαδικασία, που η στατιστική αναπαράστασή της στο μέλλον (σάρωση $k+1$) είναι ολοκληρωτικά καθορισμένη από την παρούσα κατάσταση (σάρωση k). Οι δυναμικές εξισώσεις κατάστασης συνήθως παράγονται από συνεχούς χρόνου εξισώσεις κατάστασης και στη συνέχεια μετατρέπονται σε διακριτές της μορφής (2.1). Η εξίσωση κατάστασης οδηγείται από την ντετερμινιστική είσοδο $u(k+1|k)$, όπως επίσης και από τον τυχαίο θόρυβο $w(k)$, ο οποίος αναπαριστά την τυχαιότητα που εισάγεται στο σύστημα, όπως, για παράδειγμα, τον τυχαίο θόρυβο επιτάχυνσης του στόχου.

Οι μετρήσεις μπορεί να θεωρηθεί ότι προκύπτουν από το γραμμικό συνδυασμό κάποιων από τις μεταβλητές κατάστασης του συστήματος, οι οποίες αλλοιώνονται από ασυσχέτιστο θόρυβο. Έτσι το διάνυσμα μέτρησης y (διάστασης $m \times 1$) μοντελοποιείται ως εξής:

$$y(k) = Hx(k) + z(k), \quad (2.2)$$

όπου H είναι η μήτρα μέτρησης (διάστασης $m \times n$) και $z(k)$ είναι ο μηδενικής μέσης τιμής λευκός θόρυβος Gauss της μέτρησης με μήτρα συνδιακύμανσης R . Δεδομένης της δυναμικής κατάστασης του στόχου (2.1) και του μοντέλου μέτρησης (2.2) οι εξισώσεις για το φίλτρο Kalman είναι:

$$K(k) = \bar{P}(k|k-1)H^T[H\bar{P}(k|k-1)H^T + R]^{-1} \quad (2.3)$$

$$\hat{x}(k|k) = \bar{x}(k|k-1) + K(k)[y(k) - H\bar{x}(k|k-1)] \quad (2.4)$$

$$\hat{P}(k|k) = [I - K(k)H]\bar{P}(k|k-1) \quad (2.5)$$

$$\bar{x}(k+1|k) = \Phi\hat{x}(k|k) \quad (2.6)$$

$$\bar{P}(k+1|k) = \Phi\hat{P}(k|k)\Phi^T + Q \quad (2.7)$$

Η ενημέρωση της μήτρας συνδιακύμανσης βασίζεται στην υπόθεση ότι το κέρδος του φίλτρου Kalman έχει υπολογιστεί πρώτα από τη σχέση (2.3). Εάν, εξαιτίας υπολογιστικού λάθους, ο υπολογισμός του κέρδους δεν είναι ακριβής ή το κέρδος επιλέγεται με διαφορετικό τρόπο, η σταθεροποιημένη μορφή της εξίσωσης ενημέρωσης της μήτρας συνδιακύμανσης που πρέπει να χρησιμοποιηθεί είναι:

$$\hat{P}(k|k) = [I - K(k)H]\bar{P}(k|k-1)[I - K(k)H]^T + K(k)RK(k)^T \quad (2.8)$$

Η χρησιμοποίηση της παραπάνω σχέσης προσδίδει μεγαλύτερη ευστάθεια στο φίλτρο Kalman. Η μήτρα συνδιακύμανσης ορίζεται ως εξής:

$$P(k) = E\{[x(k) - \bar{x}(k)][x(k) - \bar{x}(k)]^T\} \quad (2.9)$$

Το διάνυσμα υπολοίπου, δηλαδή της διαφοράς μεταξύ των μετρούμενων και των εκτιμώμενων ποσοτήτων είναι:

$$\tilde{y}(k) = y(k) - H\bar{x}(k|k-1), \quad (2.10)$$

το οποίο έχει μήτρα συνδιακύμανσης:

$$S(k) = H\bar{P}(k|k-1)H^T + R \quad (2.11)$$

Επίσης, μπορεί να οριστεί μια νέα έκδοση του φίλτρου Kalman στην οποία φιλτραρισμένες ποσότητες παρακάμπτονται και χρησιμοποιείται μόνο πρόβλεψη ενός βήματος. Αυτό είναι

βολικό επειδή η λειτουργία πραγματικού χρόνου των συστημάτων ιχνηλάτησης πολλαπλών στόχων συχνά υπαγορεύει ότι μόνο οι προβλεπόμενες ποσότητες έχουν πρακτική σημασία. Οι εξισώσεις αυτού του φίλτρου είναι:

$$K_p(k) = \Phi \bar{P}(k|k-1) H^T [H \bar{P}(k|k-1) H^T + R]^{-1} \quad (2.12)$$

$$\bar{x}(k+1|k) = \Phi \bar{x}(k|k-1) + K_p(k) [y(k) - H \bar{x}(k|k-1)] \quad (2.13)$$

$$\bar{P}(k+1|k) = [\Phi - K_p(k) H] \bar{P}(k|k-1) \Phi^T + Q \quad (2.14)$$

2.3.2 Μοντέλα Κίνησης

Στην ενότητα αυτή θα περιγραφούν μοντέλα κίνησης βάση των οποίων είναι δυνατή η προσομοίωση της δυναμικής κατάστασης των αντικειμένων που ανιχνεύονται κατά την ιχνηλάτηση στόχων. Στη γενική περίπτωση, η δυναμική κατάσταση του αντικειμένου προσδιορίζεται από την παρακάτω εξίσωση (2.15):

$$x_{k+1} = \Phi x_k + Bv, \quad (2.15)$$

όπου x_{k+1} και x_k είναι τα διανύσματα κατάστασης στη σάρωση $k+1$ και k αντίστοιχα. Ο πίνακας Φ είναι ο πίνακας μετάβασης. Θεωρείται ότι η μετάβαση από την κατάσταση k στην κατάσταση $k+1$ γίνεται σε χρόνο T sec. Το διάνυσμα Bv στην εξίσωση (2.15) είναι ο θόρυβος διαδικασίας. Ο πίνακας συνδιακύμανσης για το θόρυβο διαδικασίας προκύπτει από τη σχέση:

$$Q = E\{Bv v^T B^T\} \quad (2.16)$$

2.3.2.1 Μοντέλο Σταθερής Επιτάχυνσης (Constant Acceleration – CA)

Θεωρείται ότι η κίνηση γίνεται με σταθερή επιτάχυνση τόσο στον άξονα x όσο και στον άξονα y . Το διάνυσμα κατάστασης είναι:

$$x = \begin{bmatrix} x \\ u_x \\ a_x \\ y \\ u_y \\ a_y \end{bmatrix}, \quad (2.17)$$

όπου μετράει τη θέση, την ταχύτητα και την επιτάχυνση του στόχου και για τις δύο καρτεσιανές συντεταγμένες.

Ο πίνακας μετάβασης είναι:

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.18)$$

Ο πίνακας B είναι:

$$B = \begin{bmatrix} T^2/2 & T & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & T^2/2 & T & 1 \end{bmatrix}^T \quad (2.19)$$

Το διάνυσμα v έχει την παρακάτω μορφή:

$$v = \begin{bmatrix} an_x \\ an_y \end{bmatrix}, \quad (2.20)$$

όπου οι τιμές an_x και an_y είναι τυχαίες μεταβλητές και αποτελούν το θόρυβο επιτάχυνσης στους άξονες x και y αντίστοιχα. Και οι δύο τυχαίες μεταβλητές έχουν κατανομή Gauss με μηδενική μέση τιμή και τυπικές αποκλίσεις σ_x και σ_y σε m/sec^2 .

Ο πίνακας συνδιακύμανσης για το θόρυβο διαδικασίας είναι:

$$Q = \begin{bmatrix} \frac{T^4}{4}\sigma_x^2 & \frac{T^3}{2}\sigma_x^2 & \frac{T^2}{2}\sigma_x^2 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{T^3}{2}\sigma_x^2 & T^2\sigma_x^2 & T\sigma_x^2 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{T^2}{2}\sigma_x^2 & T\sigma_x^2 & \sigma_x^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{T^4}{4}\sigma_y^2 & \frac{T^3}{2}\sigma_y^2 & \frac{T^2}{2}\sigma_y^2 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{T^3}{2}\sigma_y^2 & T^2\sigma_y^2 & T\sigma_y^2 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{T^2}{2}\sigma_y^2 & T\sigma_y^2 & \sigma_y^2 \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

2.3.2.2 Μοντέλο Σταθερής Ταχύτητας (Constant Velocity –CV)

Θεωρείται ότι η κίνηση γίνεται με σταθερή ταχύτητα και μηδενική επιτάχυνση τόσο στον άξονα x όσο και στον άξονα y . Το διάνυσμα κατάστασης είναι:

$$x = \begin{bmatrix} x \\ u_x \\ a_x \\ y \\ u_y \\ a_y \end{bmatrix}, \quad (2.22)$$

όπου μετράει τη θέση, την ταχύτητα και την επιτάχυνση του στόχου και για τις δύο καρτεσιανές συντεταγμένες.

Ο πίνακας μετάβασης είναι:

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.23)$$

Ο πίνακας B είναι:

$$B = \begin{bmatrix} T^2/2 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & T^2/2 & T & 0 \end{bmatrix}^T \quad (2.24)$$

Το διάνυσμα v έχει την παρακάτω μορφή:

$$v = \begin{bmatrix} an_x \\ an_y \end{bmatrix}, \quad (2.25)$$

όπου οι τιμές an_x και an_y είναι τυχαίες μεταβλητές και αποτελούν το θόρυβο επιτάχυνσης στους άξονες x και y αντίστοιχα. Και οι δύο τυχαίες μεταβλητές έχουν κατανομή Gauss με μηδενική μέση τιμή και τυπικές αποκλίσεις σ_x και σ_y σε m/sec^2 .

Ο πίνακας συνδιακύμανσης για το θόρυβο διαδικασίας είναι:

$$Q = \begin{bmatrix} \frac{T^4}{4} \sigma_x^2 & \frac{T^3}{2} \sigma_x^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{T^3}{2} \sigma_x^2 & T^2 \sigma_x^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{T^4}{2} \sigma_x^2 & T \sigma_x^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{T^4}{4} \sigma_y^2 & \frac{T^3}{2} \sigma_y^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{T^3}{2} \sigma_y^2 & T^2 \sigma_y^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{T^4}{2} \sigma_y^2 & T \sigma_y^2 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.26)$$

2.3.3 Μοντέλα Μέτρησης

Στη συνέχεια παρατίθενται τα διάφορα μοντέλα μέτρησης και υπολογίζονται οι χαρακτηριστικοί πίνακές τους. Το μοντέλο μέτρησης περιγράφεται από την εξίσωση:

$$\bar{y} = H\bar{x} + w, \quad (2.27)$$

όπου H είναι ο πίνακας μέτρησης. Στην περίπτωση που το διάνυσμα \bar{y} δεν είναι γραμμικό ως προς το διάνυσμα \bar{x} χρησιμοποιείται η παρακάτω σχέση για τον υπολογισμό του γραμμικοποιημένου πίνακα μέτρησης:

$$H_x(k) = \left. \frac{\partial h}{\partial x} \right|_{x=\bar{x}(k|k-1)}, \quad (2.28)$$

όπου h θεωρείται γενικά μια μη γραμμική συνάρτηση μέτρησης με:

$$y(k) = h(x(k|k-1)) \quad (2.29)$$

Το διάνυσμα w είναι ο θόρυβος μέτρησης και έχει πίνακα συνδιακύμανσης που ορίζεται από την παρακάτω σχέση:

$$R = E\{ww^T\} \quad (2.30)$$

2.3.3.1 Μέτρηση θέσης x, y

Το διάνυσμα μέτρησης είναι:

$$\bar{y} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (2.31)$$

Το διάνυσμα του θορύβου μέτρησης w έχει τη μορφή:

$$w = \begin{bmatrix} mnx \\ mny \end{bmatrix}, \quad (2.32)$$

όπου mnx και mny είναι τυχαίες μεταβλητές με κατανομή Gauss μηδενικής μέσης τιμής και τυπικής απόκλισης σ_x και σ_y αντίστοιχα σε m . Ο πίνακας συνδιακύμανσης του θορύβου μέτρησης έχει την παρακάτω μορφή:

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 \end{bmatrix} \quad (2.33)$$

Στην περίπτωση που εξετάζονται τα μοντέλα κίνησης σταθερής ταχύτητας και σταθερής επιτάχυνσης που αναλύθηκαν παραπάνω, το διάνυσμα κατάστασης είναι:

$$\bar{x} = [x \quad u_x \quad a_x \quad y \quad u_y \quad a_y]^T, \quad (2.34)$$

όπου x, y είναι η απόσταση από το κέντρο παρατήρησης (σχετική απόσταση) στους δύο καρτεσιανούς άξονες, αντίστοιχα. Επίσης u_x, u_y είναι οι αντίστοιχες ταχύτητες (σχετικές ταχύτητες) και a_x, a_y οι αντίστοιχες επιταχύνσεις (σχετικές επιταχύνσεις). Ο πίνακας μέτρησης H θα έχει τη μορφή:

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.35)$$

2.3.3.2 Μέτρηση θέσης x, y και ταχύτητας u_x, u_y

Το διάνυσμα μέτρησης είναι:

$$\bar{y} = \begin{bmatrix} x \\ u_x \\ y \\ u_y \end{bmatrix} \quad (2.36)$$

Το διάνυσμα του θορύβου μέτρησης w έχει τη μορφή:

$$w = \begin{bmatrix} mnx \\ mnu_x \\ mny \\ mnu_y \end{bmatrix}, \quad (2.37)$$

όπου mnx και mny είναι τυχαίες μεταβλητές με κατανομή Gauss μηδενικής μέσης τιμής και τυπικής απόκλισης σ_x και σ_y αντίστοιχα σε m και αντιστοιχούν στο θόρυβο μέτρησης θέσης στους δύο άξονες. Επίσης mnu_x και mnu_y είναι και αυτές τυχαίες μεταβλητές με κατανομή Gauss μηδενικής μέσης τιμής και τυπικής απόκλισης σ_{u_x} και σ_{u_y} αντίστοιχα σε m/sec και αντιστοιχούν στο θόρυβο μέτρησης ταχύτητας στους δύο άξονες. Ο πίνακας συνδιακύμανσης του θορύβου μέτρησης έχει την παρακάτω μορφή:

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{u_x}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_y^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{u_y}^2 \end{bmatrix} \quad (2.38)$$

Στην περίπτωση που εξετάζονται τα μοντέλα κίνησης σταθερής ταχύτητας και σταθερής επιτάχυνσης που αναλύθηκαν παραπάνω, το διάνυσμα κατάστασης είναι:

$$\bar{x} = [x \quad u_x \quad a_x \quad y \quad u_y \quad a_y]^T, \quad (2.39)$$

όπου x, y είναι η απόσταση από το κέντρο παρατήρησης (σχετική απόσταση) στους δύο καρτεσιανούς άξονες αντίστοιχα. Επίσης, u_x, u_y είναι οι αντίστοιχες ταχύτητες (σχετικές ταχύτητες) και α_x, α_y οι αντίστοιχες επιταχύνσεις (σχετικές επιταχύνσεις). Ο πίνακας μέτρησης H θα έχει τη μορφή:

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.40)$$

2.3.3.3 Μέτρηση απόστασης R και αζιμούθιου n

Το διάνυσμα μέτρησης είναι:

$$\bar{y} = \begin{bmatrix} R \\ n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x^2 + y^2} \\ \tan^{-1}(y/x) \end{bmatrix} \quad (2.41)$$

Το διάνυσμα του θορύβου μέτρησης w έχει τη μορφή:

$$w = \begin{bmatrix} mnR \\ mnn \end{bmatrix}, \quad (2.42)$$

όπου mnR και mnn είναι τυχαίες μεταβλητές με κατανομή Gauss μηδενικής μέσης τιμής και τυπικής απόκλισης σ_R και σ_n σε m και rad αντίστοιχα και αντιστοιχούν στο θόρυβο μέτρησης θέσης και γωνίας. Ο πίνακας συνδιακύμανσης του θορύβου μέτρησης έχει την παρακάτω μορφή:

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_R^2 & 0 \\ 0 & \sigma_n^2 \end{bmatrix} \quad (2.43)$$

Στην περίπτωση που εξετάζονται τα μοντέλα κίνησης σταθερής ταχύτητας και σταθερής επιτάχυνσης που αναλύθηκαν παραπάνω, το διάνυσμα κατάστασης είναι:

$$\bar{x} = [x \quad u_x \quad \alpha_x \quad y \quad u_y \quad \alpha_y]^T, \quad (2.44)$$

όπου x, y είναι η απόσταση από το κέντρο παρατήρησης (σχετική απόσταση) στους δύο καρτεσιανούς άξονες αντίστοιχα. Επίσης u_x, u_y είναι οι αντίστοιχες ταχύτητες (σχετικές ταχύτητες) και a_x, a_y οι αντίστοιχες επιταχύνσεις (σχετικές επιταχύνσεις). Ο πίνακας μέτρησης H , λόγω μη γραμμική εξάρτησης των \bar{y} και \bar{x} θα έχει τη μορφή:

$$H = \begin{bmatrix} f_{11} & 0 & 0 & f_{14} & 0 & 0 \\ f_{21} & 0 & 0 & f_{24} & 0 & 0 \end{bmatrix}_{x=\bar{x}}, \quad (2.45)$$

όπου:

$$f_{11} = \frac{\partial R}{\partial x} = \frac{\bar{x}}{\bar{R}} \quad (2.46)$$

$$f_{14} = \frac{\partial R}{\partial y} = \frac{\bar{y}}{\bar{R}} \quad (2.47)$$

$$f_{21} = \frac{\partial n}{\partial x} = -\frac{\bar{y}}{\bar{R}^2} \quad (2.48)$$

$$f_{24} = \frac{\partial n}{\partial y} = \frac{\bar{x}}{\bar{R}^2} \quad (2.49)$$

$$\bar{R} = \sqrt{\bar{x}^2 + \bar{y}^2} \quad (2.50)$$

2.3.4 Υπολογισμοί Πυλών

Όπως αναφέραμε και προηγουμένως, μετά την πρόβλεψη των θέσεων στόχων στην επόμενη σάρωση, δημιουργούνται πύλες γύρω από αυτές, με σκοπό την συσχέτιση των παρατηρήσεων που θα ληφθούν από τους αισθητήρες. Ο έλεγχος μέσω πύλης είναι μια τεχνική που καθορίζει τα απίθανα ζεύγη παρατηρήσεων-στόχων. Μόνο οι παρατηρήσεις που ικανοποιούν την πύλη (βρίσκονται δηλαδή μέσα σε αυτήν) λαμβάνονται υπόψη για την ενημέρωση του στόχου αυτού.

Η πραγματική διαδικασία ελέγχου μέσω πύλης είναι τυπικά μια ακολουθία λειτουργιών αυξανόμενης πολυπλοκότητας. Μια υπολογιστικά αποτελεσματική προσέγγιση της μεθόδου είναι να χρησιμοποιηθεί πρώτα μια χονδροειδής μορφή πύλης. Τότε ο χώρος των μετρήσεων χωρίζεται σε ένα πλέγμα από κελιά. Μία διαδρομή συγκρίνεται μόνο με παρατηρήσεις που ανήκουν στο ίδιο ή σε γειτονικά κελιά. Το μέγεθος του κελιού επιλέγεται βάσει της ποιότητας των μετρήσεων και των διαθέσιμων υπολογιστικών πόρων.

Ορίζεται το διάνυσμα \tilde{y} υπολοίπου ως η διαφορά μεταξύ των διανυσμάτων πραγματικού y και αναμενόμενου \hat{y} . Γενικά στη σάρωση k το διάνυσμα \tilde{y} ορίζεται ως:

$$\tilde{y} = y(k) - h(\hat{x}(k|k-1)) \quad (2.51)$$

$$y(k) = hx(k) + v(k), \quad (2.52)$$

όπου ο πίνακας μέτρησης $h(k)$ είναι μία μη γραμμική συνάρτηση της κατάστασης x του στόχου και v ο μηδενικής μέσης τιμής λευκός θόρυβος Gauss με μήτρα συνδιακύμανσης R . Στην περίπτωση γραμμικής μέτρησης ισχύει:

$$y(k) = Hx(k) + v(k) \quad (2.53)$$

Και στις δύο περιπτώσεις η μήτρα διακύμανσης υπολοίπου ορίζεται ως $S = HPH^T$, όπου P η μήτρα διακύμανσης ενός βήματος. Στη συνέχεια, ο χρονικός δείκτης k θα παραλείπεται για διευκόλυνση. Έστω ότι οι μετρήσεις είναι διάστασης M . Τότε, ορίζοντας ως d^2 τη νόρμα του διανύσματος υπολοίπου $d^2 = \tilde{y}^T S^{-1} \tilde{y}$, η M - διαστάσεων συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας Gauss για το \tilde{y} είναι:

$$f(\tilde{y}) = \frac{e^{-d^2/2}}{(2\pi)^{M/2} \sqrt{|S|}} \quad (2.54)$$

όπου $|S|$ η ορίζουσα του S .

2.3.4.1 Ορθογώνιες πύλες

Η απλούστερη μορφή πύλης είναι η ορθογώνια. Ορίζονται, δηλαδή, ορθογώνιες περιοχές και ισχύει ότι μία παρατήρηση (y , με στοιχεία y_i) ικανοποιεί τις πύλες ενός δεδομένου στόχου αν όλα τα στοιχεία \tilde{y}_i του διανύσματος υπολοίπου \tilde{y} ικανοποιούν τη σχέση:

$$|y_i - \tilde{y}_i| = |\tilde{y}_i| \leq K_{Gi} \sigma_r, \quad (2.55)$$

όπου σ_r η τυπική απόκλιση υπολοίπου, η οποία ορίζεται βάσει της διακύμανσης της μέτρησης σ_o^2 και της πρόβλεψης σ_p^2 ως:

$$\sigma_r = \sqrt{\sigma_o^2 + \sigma_p^2} \quad (2.56)$$

Μία τυπική επιλογή τιμών για τους συντελεστές ορθογώνιας πύλης είναι $K_{Gi} \geq 30$. Η μεγάλη τιμή του συντελεστή έχει στόχο την αντιστάθμιση των προσεγγίσεων που γίνονται κατά τη μοντελοποίηση της δυναμικής κατάστασης των στόχων μέσω της μήτρας συνδιακύμανσης του φίλτρου Kalman. Είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι σε κάποιες μεθόδους σύνδεσης δεδομένων, ο έλεγχος μέσω πύλης αποσκοπεί στην αποφυγή επεξεργασίας απίθανων εναλλακτικών υποθέσεων.

2.3.4.2 Ελλειψοειδείς πύλες

Επειδή προκύπτουν προβλήματα από την έκταση των ορθογώνιων πυλών, αυτές αντικαθίστανται συχνά από ελλειψοειδείς πύλες. Ορίζεται η πύλη G έτσι ώστε να επιτρέπεται ο συσχετισμός δεδομένων, αν η νόρμα d^2 του διανύσματος υπολοίπου ικανοποιεί τη σχέση:

$$d^2 = \tilde{y}S^{-1}\tilde{y} \leq G \quad (2.57)$$

Λαμβάνοντας υπόψη πόσο ισχυρότερη είναι η υπόθεση συσχετισμού παρατήρησης-διαδρομής από την υπόθεση μία παρατήρηση να προέρχεται από νέα διαδρομή είναι δυνατό να οριστεί για το G η ακόλουθη τιμή:

$$G = G_o = 2 \ln \left[\frac{P_D}{(1 - P_D)(2\pi)^{M/2} \beta \sqrt{|S|}} \right] \quad (2.58)$$

όπου η ποσότητα β είναι η πυκνότητα νέων πηγών μέτρησης, δηλαδή νέοι στόχοι ή ψευδείς συναγερμοί. Η παραπάνω τιμή του G επαρκεί για την μέθοδο του καθολικά πλησιέστερου γείτονα (GNN), αλλά για την περίπτωση ιχνηλάτησης μέσω πολλαπλών υποθέσεων (MHT) απαιτείται μεγαλύτερη πύλη, αφού η λογική της μεθόδου αυτής ελαχιστοποιεί τους απίθανους συσχετισμούς, αφού αυτοί δημιουργηθούν.

Για να είναι δυνατή μια σωστή επιλογή ζευγών παρατήρησης-στόχου θεωρείται τυπικά ότι η νόρμα d^2 ακολουθεί την χ_M^2 κατανομή. Η πιθανότητα $P_G(M)$ μιας έγκυρης παρατήρησης διάστασης M να ικανοποιεί την πύλη G δίνεται από τον ακόλουθο πίνακα:

M	$P_G(M)$
1	$2gc(\sqrt{G})$
2	$1 - \exp(-G/2)$
3	$2gc(\sqrt{G}) - \sqrt{2G/\pi} \exp(-G/2)$
4	$1 - (1 + G/2)\exp(-G/2)$
5	$2gc(\sqrt{G}) - (1 + G/3)\sqrt{2G/\pi} \exp(-G/2)$
6	$1 - 1/2(G^2/4 + G + 2)\exp(-G/2)$

Πίνακας 2- 1 Πιθανότητα ικανοποίησης μίας ελλειψοειδούς πύλης για σύνολα παρατηρήσεων διαφορετικού μεγέθους

όπου:

$$gc(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_0^x \exp(-u^2/2) du \quad (2.59)$$

είναι το ολοκλήρωμα κανονικής πιθανότητας Gauss.

Ο όγκος της ελλειψοειδούς πύλης ορίζεται από τη σχέση:

$$V_G(M) = C_M \sqrt{|S|} G^{M/2} \quad (2.60)$$

Ο όρος $C_M G^{M/2}$ είναι ο κανονικοποιημένος όγκος, όπου:

$$C_M = \frac{\pi^{M/2}}{\Gamma\left(\frac{M}{2} + 1\right)} = \begin{cases} \frac{\pi^{M/2}}{\left(\frac{M}{2}\right)!}, & M \text{ άρτιο} \\ \frac{2^{M+1} \left(\frac{M+1}{2}\right)! \pi^{\left(\frac{M-1}{2}\right)}}{(M+1)!}, & M \text{ περιττό} \end{cases} \quad (2.61)$$

Στην πράξη, όμως, λαμβάνονται υπόψη οι ακόλουθες τιμές:

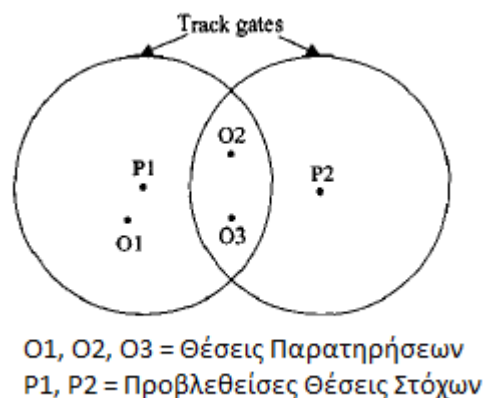
$$C_1 = 2, C_2 = \pi, C_3 = 4\pi/3, C_4 = \pi^2/2.$$

2.3.4.3 Πύλες ελιγμών

Οι ορθογώνιες και οι ελλειψοειδείς πύλες βασίζονται στη μήτρα συνδιακύμανσης του φίλτρου Kalman, η οποία αναπαριστά ένα ιδεατό μοντέλο δυναμικής κατάστασης του στόχου. Έτσι, στα πρακτικά συστήματα, συχνά λαμβάνονται υπόψη πύλες «έσχατης ανάγκης», οι οποίες, κάτω από ειδικές συνθήκες, εφαρμόζονται σε ζεύγη παρατήρησης-στόχου, τα οποία αποτυγχάνουν στους ελέγχους πύλης που βασίζονται στην μήτρα συνδιακύμανσης του φίλτρου Kalman. Οι έλεγχοι αυτοί μπορεί για παράδειγμα να εφαρμόζονται όταν δεν έχει βρεθεί κάποια παρατήρηση, η οποία να ικανοποιεί τους συνηθισμένους ελέγχους πύλης για ένα δεδομένο στόχο. Οι πύλες ελιγμών προσδιορίζονται με βάση εκείνο το μοντέλο, που προσεγγίζει τους πιο ακραίους ελιγμούς που μπορεί να πραγματοποιήσει ένας στόχος. Οι πύλες ελιγμών εφαρμόζονται στην μέθοδο φιλτραρίσματος αλληλεπιδρώντων πολλαπλών μοντέλων (IMM), καθώς δίνεται η δυνατότητα παρακολούθησης στόχων που πραγματοποιούν ακραίους ελιγμούς.

3 Ιχνηλάτηση Πολλαπλών Υποθέσεων(Multiple Hypothesis Tracking – MHT)

Όπως αναφέρθηκε και στο προηγούμενο κεφάλαιο, τα μειονεκτήματα προηγούμενων μεθόδων σύνδεσης δεδομένων και η πρόσφατη δραματική αύξηση των υπολογιστικών πόρων οδήγησε στην καθιέρωση της «ιχνηλάτησης πολλαπλών υποθέσεων» ως προτιμώμενη μέθοδος σύνδεσης δεδομένων. Η προσέγγιση MHT βασίζεται στην λογική αναβολής της απόφασης όταν υπάρχουν συγκρουόμενες αναθέσεις παρατηρήσεων. Αντίθετα με τις άλλες μεθόδους, αντί να επιλεγεί ο πιο πιθανός συνδυασμός, δημιουργούνται υποθέσεις αναθέσεων. Ύστερα, συνδυάζοντας τις υποθέσεις αυτές πολλαπλασιασμένες με βάρη, παρόμοια με την JPDA μέθοδο, οι υποθέσεις μεταφέρονται στο μέλλον (μέσω της διαδικασίας πρόβλεψης) με την προσδοκία ότι τα δεδομένα που ακολουθούν να απομακρύνουν την αμφιβολία. Για παράδειγμα, στην περίπτωση του σχήματος 3-1, ας θεωρήσουμε ότι οι προβλεφθείσες θέσεις P1 και P2 των στόχων 1 και 2 αποτελούν την υπόθεση H1 είχε δημιουργηθεί πριν την λήψη των παρατηρήσεων O1, O2 και O3. Από την υπόθεση H1 και τις 3 παρατηρήσεις μπορούν να παραχθούν 10 πιθανές υποθέσεις. Για παράδειγμα, οι δυο πιο πιθανές θα ήταν να συσχετιστεί ο στόχος 1 με την μέτρηση O1 και ο στόχος 2 με είτε την O2 είτε την O3. Μια άλλη υπόθεση, σχετικά χαμηλής πιθανότητας, είναι όλες οι παρατηρήσεις να θεωρηθούν νέες πηγές (καινούριοι στόχοι ή ψευδείς συναγερμοί). Σε αυτήν την περίπτωση κανένας στόχος δεν θα ενημερωνόταν, και οι 3 παρατηρήσεις θα αρχικοποιούσαν καινούριους στόχους.

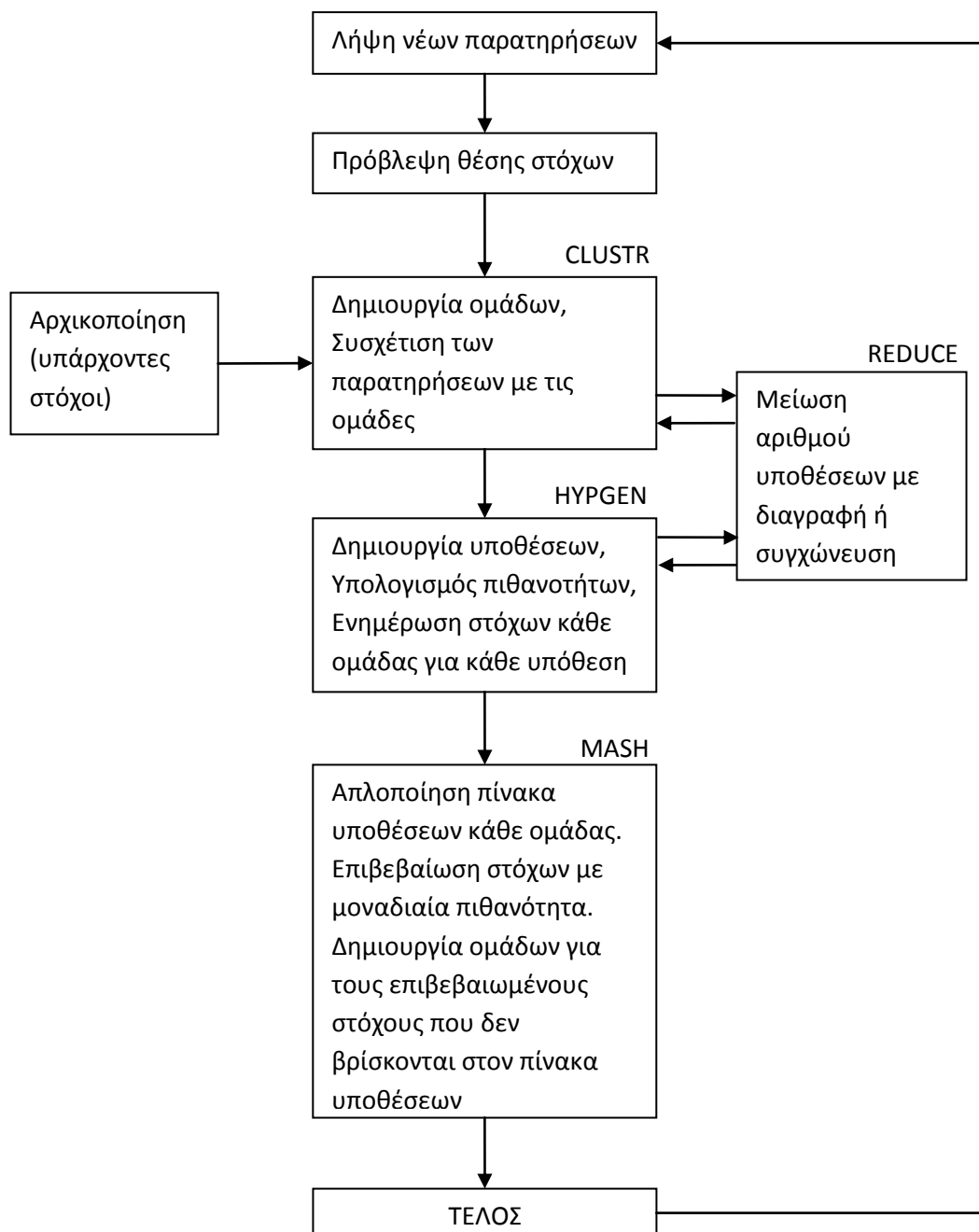


Σχήμα 3-1 Παράδειγμα προβλήματος σύνδεσης δεδομένων

3.1 Αλγόριθμοι ΜΗΤ

Αν και οι Singer, Sea και Housewright [6] είναι αυτοί που εισήγαγαν την βασική ιδέα της διατήρησης πολλαπλών υποθέσεων για ένα στόχο σε περιβάλλον με θόρυβο (clutter), ο πρώτος ολοκληρωμένος αλγόριθμος αναπτύσσεται στο [7] από τον Donald B. Reid. Ο αλγόριθμος αυτός περιλαμβάνει χρήσιμα χαρακτηριστικά, όπως συσχέτιση πολλαπλών σαρώσεων (multiple-scan correlation), αναδρομικότητα (recursiveness) και ομαδοποίηση (clustering), η οποία θα εξεταστεί αναλυτικότερα στη συνέχεια. Συσχέτιση πολλαπλής σάρωσης είναι η δυνατότητα να χρησιμοποιηθούν παρατηρήσεις επόμενων σαρώσεων για την ενίσχυση προηγούμενων συσχετισμών (σύνδεση των παρατηρήσεων με στόχους). Αυτή η δυνατότητα συνήθως παρατηρείται σε αλγορίθμους επεξεργασίας κατά «σύνολα» (batch-processing) ή διαχωρισμού διαδρομών (track-splitting). Επιπρόσθετα, είναι επιθυμητό για έναν αλγόριθμο να είναι επαναληπτικός, έτσι ώστε να μη χρειάζεται να γίνει ξανά η επεξεργασία των προηγούμενων δεδομένων κάθε φορά που λαμβάνεται ένα νέο σύνολο δεδομένων.

Στο σχήμα 3-2 δίνεται το διάγραμμα ροής του αλγορίθμου, όπου ξεχωρίζουν οι διαφορετικές υπορουτίνες του. Η υπορουτίνα CLUSTR συσχετίζει τις μετρήσεις με προηγούμενες ομάδες στόχων (clusters). Πρόκειται λοιπόν για τη διαδικασία ομαδοποίησης (clustering), η οποία θα περιγραφεί αναλυτικά σε επόμενο κεφάλαιο. Η υπορουτίνα HYPGEN δημιουργεί υποθέσεις για τις μετρήσεις που έχουν αντιστοιχηθεί σε κάθε ομάδα. Στη συνέχεια για κάθε υπόθεση υπολογίζεται η πιθανότητα της, και γίνεται ενημέρωση των στόχων σύμφωνα την εκάστοτε υπόθεση. Και οι δύο υπορουτίνες χρησιμοποιούν την υπορουτίνα REDUCE για την διαγραφή απίθανων υποθέσεων και τη συγχώνευση υποθέσεων με παρόμοιες εκτιμήσεις. Στη συνέχεια, με την υπορουτίνα MASH, παρατηρήσεις που πλέον συνδέονται με έναν μόνο στόχο αφαιρούνται από τον πίνακα υποθέσεων. Η μονοσήμαντη συσχέτιση μιας παρατήρησης με ένα στόχο οδηγεί παράλληλα και στην επιβεβαίωση του στόχου αυτού.



Σχήμα 3-2 Διάγραμμα ροής αλγορίθμου ΜΗΤ του Reid

3.2 Τεχνική δημιουργίας υποθέσεων

Η βασική τεχνική που χρησιμοποιείται είναι η δημιουργία ενός συνόλου υποθέσεων που λαμβάνει υπ' όψη όλες τις πιθανές πηγές μιας μέτρησης. Το φίλτρο δημιουργεί υποθέσεις κατευθυνόμενες από τις μετρήσεις (*measurement-oriented*). Σε αυτή την τεχνική όλες οι διαδρομές θεωρούνται υποψήφιας για την παραγωγή της τρέχουσα μέτρησης.

Συμβολίζεται με $Z(k) = \{Z_m(k), m = 1, 2, \dots, M_k\}$ το πλήθος των μετρήσεων στο σύνολο δεδομένων k και με $Z^k = \{Z(1), Z(2), \dots, Z(k)\}$ το συνδυασμένο σύνολο δεδομένων μέχρι και τη σάρωση k . Με $\Omega^k = \{\Omega_i^k, i = 1, 2, \dots, I_k\}$ συμβολίζεται το σύνολο των υποθέσεων που έχουν δημιουργηθεί κατά τη σάρωση k και συσχετίζονται το σύνολο Z^k με στόχους ή θόρυβο και με $\bar{\Omega}^m$ το σύνολο των υποθέσεων που έχει δημιουργηθεί μετά και την επεξεργασία την m -οστής μέτρησης ενός συνόλου δεδομένων. Όταν λαμβάνεται ένα νέο σύνολο δεδομένων $Z(k+1)$, δημιουργείται και ένα νέο σύνολο υποθέσεων Ω^{k+1} όπως εξηγείται παρακάτω: Το $\bar{\Omega}^0$ αρχικοποιείται θέτοντας $\bar{\Omega}^0 = \Omega^k$. Ένα νέο σύνολο υποθέσεων δημιουργείται επαναληπτικά για κάθε προηγούμενη υπόθεση $\bar{\Omega}_i^{m-1}$ και κάθε σύνολο μετρήσεων $Z_m(k+1)$. Κάθε υπόθεση στο νέο σύνολο υποθέσεων αποτελεί τη συνδυασμένη υπόθεση ότι το $\bar{\Omega}_i^{m-1}$ είναι αληθές και ότι η μέτρηση $Z_m(k+1)$ προήλθε από τον στόχο j . Οι τιμές που μπορεί να πάρει το j είναι 0 (σε περίπτωση που η μέτρηση αποτελεί ψευδή συναγεργμό), την τιμή κάποιου προηγούμενου στόχου (σε περίπτωση συσχέτισης την μέτρησης με αυτό το στόχο) ή τιμή κατά ένα μεγαλύτερη από τη μέγιστη τιμή των προηγούμενων μη-επιβεβαιωμένων στόχων (που υποδηλώνει ότι η μέτρηση προήλθε από την αρχικοποίηση ενός νέου στόχου). Αυτή η τεχνική επαναλαμβάνεται για κάθε μέτρηση του νέου συνόλου μετρήσεων μέχρι να σχηματιστεί το τελικό σύνολο υποθέσεων $\Omega^{k+1} = \bar{\Omega}^{M_{k+1}}$.

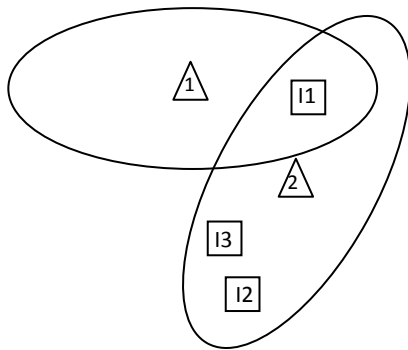
Για να δημιουργηθεί μία καινούργια υπόθεση, ο στόχος πρέπει να ικανοποιεί κάποιες προϋποθέσεις. Πρώτον, αν ο στόχος είναι ανεπιβεβαίωτος ακόμη, η παρουσία του πρέπει να υπονοείται από την προηγούμενη υπόθεση-γονέα από την οποία δημιουργείται. Δεύτερον, πραγματοποιείται έλεγχος ώστε κάθε στόχος να μη συσχετίζεται με περισσότερες από μία μετρήσεις μέσα στο τρέχον σύνολο μετρήσεων. Τελικά, ένας στόχος συσχετίζεται με μία μέτρηση μόνο όταν η μέτρηση βρίσκεται εντός της πύλης ή της περιοχής επιβεβαίωσης του στόχου. Αν τα \bar{x} και \bar{P} αποτελούν τις μέσες τιμές των μεταβλητών κατάστασης του στόχου για την προηγούμενη υπόθεση Ω_i^k , η συν-διακύμανση του διανύσματος υπολοίπου $v = Z_m - H\bar{x}$ δίνεται από τον τύπο:

$$B = H\bar{P}H^T + R, \quad (3.1)$$

και η μέτρηση Z^m βρίσκεται μέσα σε μία «η-sigma» περιοχή επιβεβαίωσης αν και μόνο αν ισχύει:

$$(Z_m - H\bar{x})^T B^{-1} (Z_m - H\bar{x}) \leq \eta^2 \quad (3.2)$$

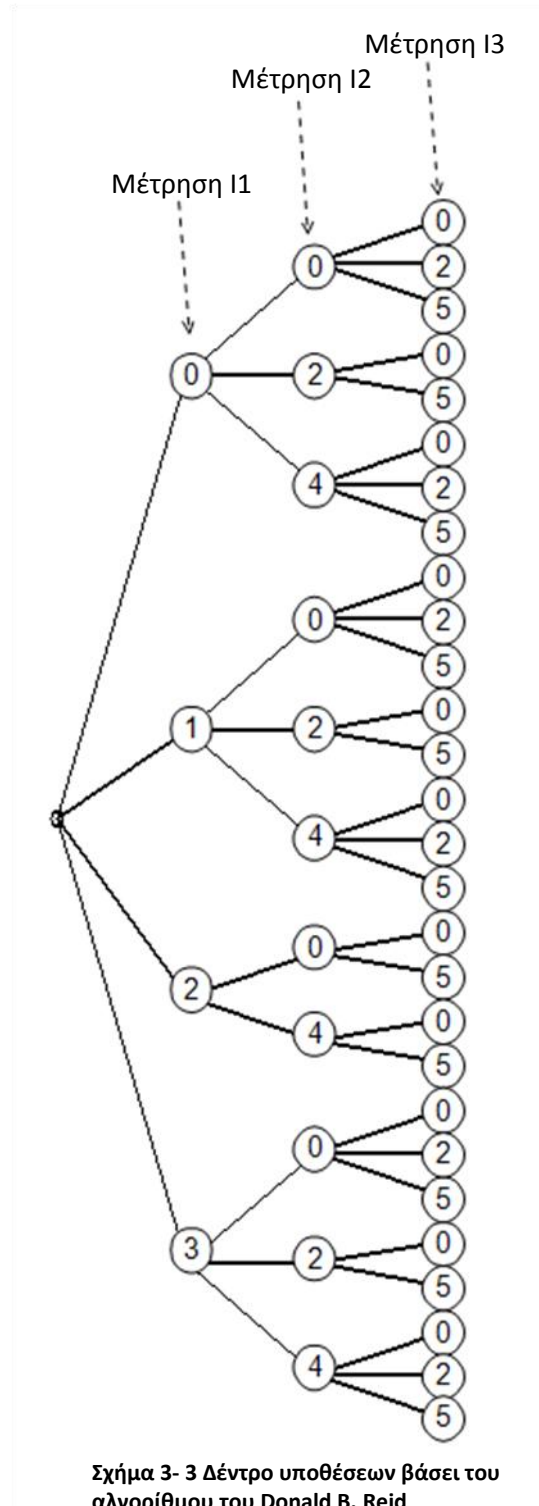
Πρέπει να σημειωθεί ότι η περιοχή επιβεβαίωσης εξαρτάται και από τις μετρήσεις αφού το R περιλαμβάνεται στην εξίσωση (3.2). Παρόλα αυτά, για λόγους απλότητας θεωρείται ότι όλες οι μετρήσεις ενός συνόλου δεδομένων έχουν την ίδια συν-διακύμανση R .



□ : Μέτρηση
 △ : Στόχος

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

Πίνακας 3- 1 Πίνακας υποθέσεων βάσει του αλγορίθμου του Donald B. Reid



Σχήμα 3- 3 Δέντρο υποθέσεων βάσει του αλγορίθμου του Donald B. Reid

Η παρουσίαση των υποθέσεων σε δέντρο και σε πίνακα, όπως αποθηκεύεται στον υπολογιστή, φαίνεται παραπάνω (Πίνακας 3-1, Σχήμα 3-3) για μία περίπτωση δύο στόχων και τριών μετρήσεων. Στο εν λόγω παράδειγμα, οι προηγούμενοι στόχοι αριθμούνται με 1 και 2 και οι μη επιβεβαιωμένοι στόχοι με 3,4 και 5. Οι τρεις μετρήσεις του συνόλου δεδομένων αριθμούνται με I1, I2 και I3. Φαίνεται, για παράδειγμα, ότι αν ο στόχος 2 έχει ήδη συσχετισθεί με μία από τις μετρήσεις I1 ή I2, δε θα δημιουργηθεί κλαδί στο δέντρο που να τον συσχετίζει με την μέτρηση I3 αφού θεωρείται ότι ένας στόχος δεν μπορεί να δημιουργήσει πάνω από μία μέτρηση σε ένα σύνολο δεδομένων. Το σύνολο των υποθέσεων αναπαρίσταται στον υπολογιστή από έναν δισδιάστατο πίνακα, τον «πίνακα υποθέσεων» που έχει μία γραμμή για κάθε υπόθεση και μία στήλη για κάθε μέτρηση. Η τιμή κάθε θέσης του πίνακα είναι κάθε φορά ο στόχος που υποτίθεται ότι παρήγαγε τη συγκεκριμένη μέτρηση στη συγκεκριμένη υπόθεση. Σε προγραμματιστικό επίπεδο, η διαδικασία αυτόματης δημιουργίας υποθέσεων πραγματοποιείται εάν η ρουτίνα δημιουργίας των υποθέσεων τοποθετηθεί μέσα στην επανάληψη του αλγορίθμου για όλες τις μετρήσεις. Σε αυτή την περίπτωση, ο πίνακας υποθέσεων για κάθε μέτρηση είναι ένα υποσύνολο του τελικού πίνακα υποθέσεων για όλες τις μετρήσεις της τρέχουσας σάρωσης, όπως φαίνεται από τις εσωτερικές γραμμές του πίνακα στο σχήμα.

Παρόλο που υπάρχουν πολλές υποθέσεις για μία ομάδα στόχων, για κάθε στόχο της ομάδας υπάρχουν πολύ λιγότερες. Για παράδειγμα, για την ομάδα στόχων που φαίνεται στο σχήμα υπάρχουν 28 υποθέσεις. Ωστόσο, ο στόχος 1 έχει μόνο 2 υποθέσεις, είτε ότι συσχετίζεται με τη μέτρηση I1 είτε ότι δεν συσχετίζεται με κάποια μέτρηση. Παρόμοια, οι στόχοι 2, 3, 4 και 5 έχουν 4, 2, 2 και 2 πιθανές συσχετίσεις αντίστοιχα. Έτσι, για κάθε στόχο δημιουργείται ένας «πίνακας συσχέτισης υποθέσεων» που δείχνει ποιές υποθέσεις του συνόλου υποθέσεων, που δημιουργήθηκαν για ολόκληρη την ομάδα στόχων, αντιστοιχούν σε κάθε στόχο. Τότε, προβλέπονται διαφορετικές εκτιμήσεις κατάστασης για κάθε υπόθεση στόχου και όχι για κάθε υπόθεση της ομάδας στόχων. Οι εκτιμήσεις κατάστασης πραγματοποιούνται με τη βοήθεια ενός φίλτρου Kalman. Η τελική εκτίμηση των μεταβλητών κατάστασης κάθε στόχου πραγματοποιείται ως εξής: χρησιμοποιούνται οι εκτιμήσεις κατάστασης όλων των υποθέσεων του στόχου πολλαπλασιασμένες με την πιθανότητα κάθε υπόθεσης.

3.3 Πιθανότητα κάθε υπόθεσης

Η εκτίμηση της πιθανότητας κάθε υπόθεσης εξαρτάται από το είδος του αισθητήρα από τον οποίο λαμβάνονται οι μετρήσεις. Οι αισθητήρες μπορεί να είναι «τύπου-1» ή «τύπου-2». Ένας αισθητήρας «τύπου-1» παρέχει πληροφορίες σχετικές με το πλήθος των στόχων, στο χώρο παρατήρησης, καθώς και σχετικές με τη θέση κάθε στόχου. Όλες οι μετρήσεις σε ένα σύνολο μετρήσεων θεωρείται ότι λαμβάνονται ταυτόχρονα. Επιπλέον, θα πρέπει κάθε φορά να γίνεται εκτίμηση της πυκνότητας στόχων για κάθε επόμενη μέτρηση για την επεξεργασία δεδομένων από αυτό το είδος αισθητήρα. Αντίθετα, ο αισθητήρας «τύπου-2»

επεξεργάζεται μόνο μία μέτρηση σε κάθε χρονική στιγμή και η πυκνότητα στόχων παραμένει σταθερή.

3.3.1 Αισθητήρες «τύπου-1»

Συμβολίζεται με P_i^k η πιθανότητα της υπόθεσης Ω_i^k , έχοντας λάβει τις μετρήσεις μέχρι και τη σάρωση k ,

$$P_i^k \triangleq P(\Omega_i^k | Z^k) \quad (3.3)$$

Μπορεί να θεωρηθεί το Ω_i^k ως η συνδυασμένη υπόθεση που δημιουργείται από το προηγούμενο σύνολο υποθέσεων Ω_g^{k-1} και την υπόθεση συσχέτισης για το τρέχων σύνολο δεδομένων ψ_h . Η υπόθεση ψ_h περιλαμβάνει την υποτιθέμενη συσχέτιση κάθε μέτρησης του συνόλου μετρήσεων $Z(k)$ με κάποιο στόχο. Μπορεί να γραφεί μία αναδρομική σχέση για τον υπολογισμό του P_i^k χρησιμοποιώντας την εξίσωση Bayes:

$$P(\Omega_g^{k-1}, \psi_h | Z(k)) = \frac{1}{c} P(Z(k) | \Omega_g^{k-1}, \psi_h) P(\psi_h | \Omega_g^{k-1}) P(\Omega_g^{k-1}) \quad (3.4)$$

Το c είναι ένας παράγοντας κανονικοποίησης που υπολογίζεται αθροίζοντας των αριθμητή ως προς τα μεγέθη g και h . Οι πρώτοι δύο όροι του δεξιού μέλους της παραπάνω εξίσωσης θα υπολογιστούν παρακάτω.

Ο πρώτος όρος είναι η πιθανότητα των μετρήσεων $Z(k)$, δεδομένης της τρέχουσας υπόθεσης συσχέτισης, και δίνεται από τον τύπο:

$$P(Z(k) | \Omega_g^{k-1}, \psi_h) = \prod_{m=1}^{M_K} f(m) \quad (3.5)$$

όπου,

$f(m) = 1/V$, αν η νέα μέτρηση προέρχεται από θόρυβο ή αποτελεί νέο στόχο

$f(m) = N(Z_m - H\bar{x}, B)$, αν η μέτρηση προέρχεται από έναν επιβεβαιωμένο στόχο η έναν μη-επιβεβαιωμένο στόχο που η ύπαρξή του υπονοείται από τις προηγούμενες υποθέσεις Ω_g^{k-1}

Με V συμβολίζεται ο όγκος (ή το εμβαδό) την περιοχής παρατήρησης του αισθητήρα και ο συμβολισμός $N(x, P)$ υποδηλώνει την κανονική κατανομή $\exp\left[-\frac{1}{2}x^T P^{-1}x\right] / \sqrt{(2\pi)^n |P|}$. Οι τιμές των x και B , σύμφωνα με την εξίσωση (3.1), είναι κάθε φορά οι κατάλληλες για την προηγούμενη υπόθεση Ω_g^{k-1} .

Ο δεύτερος όρος της (3.5) είναι η πιθανότητα της τρέχουσας υπόθεσης συσχέτισης, δεδομένων των προηγούμενων υποθέσεων Ω_g^{k-1} . Κάθε τρέχουσα υπόθεση συσχέτισης ψ_h συσχετίζει κάθε μέτρηση ενός συνόλου δεδομένων με κάποια πηγή. Έτσι, περιλαμβάνει τις ακόλουθες πληροφορίες:

Πλήθος: Πλήθος μετρήσεων που έχουν συσχετιστεί με τους προϋπάρχοντες στόχους $N_{DT}(h)$, πλήθος μετρήσεων που έχουν αναγνωριστεί ως ψευδείς συναγερμοί $N_{FT}(h)$ και πλήθος μετρήσεων που αναγνωρίστηκαν ως νέοι στόχοι $N_{NT}(h)$.

Σύνθεση: Ποιές από τις μετρήσεις έχουν συσχετιστεί με προϋπάρχοντες στόχους, ποιές με ψευδείς συναγερμούς και ποιές έχουν αναγνωριστεί ως νέοι στόχοι.

Συσχέτιση: Ποιοι συγκεκριμένοι προϋπάρχοντες στόχοι έχουν συσχετιστεί με συγκεκριμένες μετρήσεις.

Επίσης, αξίζει να αναφερθεί ότι το σύνολο προηγούμενων υποθέσεων Ω_g^{k-1} περιλαμβάνει πληροφορίες για το πλήθος των προηγούμενων στόχων $N_{TGT}(g)$ μέσα στην περιοχή κάλυψης του αισθητήρα. Το πλήθος αυτό περιλαμβάνει τόσο επιβεβαιωμένους όσο και μη επιβεβαιωμένους στόχους για το σύνολο στόχων που εξετάζεται. Παρόλα αυτά, σύμφωνα με την τρέχουσα υπόθεση συσχέτισης, μόνο N_{DT} από αυτούς τους στόχους ανιχνεύονται από τον αισθητήρα.

Θεωρείται ότι το πλήθος των προηγούμενων στόχων που ανιχνεύονται δίνεται από μία διωνυμική κατανομή και το πλήθος των ψευδών συναγερμών και των νέων στόχων ακολουθούν μία κατανομή Poisson. Με αυτές τις υποθέσεις, η πιθανότητα για τα πλήθη N_{DT}, N_{FT}, N_{NT} , δεδομένου του συνόλου υποθέσεων Ω_g^{k-1} είναι:

$$P(N_{DT}, N_{FT}, N_{NT} | \Omega_g^{k-1}) = \binom{N_{TGT}}{N_{DT}} P_D^{N_{DT}} (1 - P_D)^{(N_{TGT} - N_{DT})} \cdot F_{N_{FT}}(\beta_{FT} V) F_{N_{NT}}(\beta_{NT} V) \quad (3.6)$$

όπου,

P_D = η πιθανότητα ανίχνευσης.

β_{FT} = η πυκνότητα ψευδών συναγερμών.

β_{NT} = η πυκνότητα προηγούμενων άγνωστων στόχων, οι οποίοι ανιχνεύθηκαν τώρα (ο όρος P_D έχει ήδη συμπεριληφθεί μέσα σε αυτούς).

$F_n(\lambda)$ = η κατανομή πυκνότητας πιθανότητας Poisson για n γεγονότα όταν ο μέσος ρυθμός των γεγονότων είναι λ .

Το συνολικό πλήθος των μετρήσεων δίνεται από τον τύπο:

$$M_K = N_{DT} + N_{FT} + N_{NT} \quad (3.7)$$

Από τις M_K μετρήσεις, υπάρχουν πολλοί διαφορετικοί συνδυασμοί ή τρόποι με τους οποίους μπορούν να συσχετιστούν N_{DT} από αυτές με προηγούμενους στόχους, N_{FT} με ψευδείς συναγερμούς και N_{NT} με νέους στόχους. Το πλήθος των συνδυασμών δίνεται από τη σχέση:

$$\binom{M_K}{N_{DT}} = \binom{M_K - N_{DT}}{N_{FT}} \binom{M_K - N_{DT} - N_{FT}}{N_{NT}} \quad (3.8)$$

Αν οι τιμές των N_{DT} , N_{FT} και N_{NT} είναι γνωστές, η πιθανότητα ενός συγκεκριμένου συνδυασμού τιμών είναι:

$$P(\text{Συνδυασμού} | N_{DT}, N_{FT}, N_{NT}) = \frac{1}{\binom{M_K}{N_{DT}} \binom{M_K - N_{DT}}{N_{FT}}} \quad (3.9)$$

Για ένα συγκεκριμένο συνδυασμό υπάρχουν πολλοί τρόποι να συσχετιστούν οι N_{DT} επιλεγμένες μετρήσεις με τους N_{TGT} στόχους. Το πλήθος των πιθανών συσχετισμών είναι:

$$\frac{N_{TGT}!}{(N_{TGT} - N_{DT})!} \quad (3.10)$$

Επομένως, η πιθανότητα ενός συσχετισμού για ένα συγκεκριμένο συνδυασμό δίνεται από τον τύπο:

$$P(\text{Συσχέτισης}|\text{Συνδυασμό}) = \frac{(N_{TGT} - N_{DT})!}{N_{TGT}!} \quad (3.11)$$

Συνδυάζοντας και απλοποιώντας τις τρεις τελευταίες εξισώσεις υπολογίζεται η πιθανότητα:

$$P(\psi_h|\Omega_g^{i-1}) = \frac{N_{FT}! N_{NT}!}{M_K!} P_D^{N_{DT}} (1 - P_D)^{(N_{TGT} - N_{DT})} F_{N_{FT}}(\beta_{FT}V) F_{N_{NT}}(\beta_{NT}V) \quad (3.12)$$

Αντικαθιστώντας τις εξισώσεις (3.5) και (3.12) στην (3.4), έχουμε:

$$P_i^k = \frac{1}{c} \frac{N_{FT}! N_{NT}!}{M_K!} P_D^{N_{DT}} (1 - P_D)^{(N_{TGT} - N_{DT})} F_{N_{FT}}(\beta_{FT}V) F_{N_{NT}}(\beta_{NT}V) \times \left[\prod_{m=1}^{N_{DT}} N(Z_m - H\bar{x}, B) \right] \frac{1}{V^{(N_{FT} + N_{NT})}} P_g^{k-1}, \quad (3.13)$$

όπου για ευκολία έκφρασης της εξίσωσης, οι μετρήσεις έχουν αναδιαταχτεί ώστε οι πρώτες N_{DT} μετρήσεις να αντιστοιχούν σε μετρήσεις που προέρχονται από προϋπάρχοντες στόχους. Παράλληλα, αντικαθιστώντας και με τις διαδικασίες Poisson, η εξίσωση γίνεται ανεξάρτητη από το εμβαδό V του χώρου παρατήρησης του αισθητήρα. Απλοποιώντας και συνδυάζοντας όλες τις σταθερές τιμές μέσα στη μεταβλητή c , προκύπτει η τελική εξίσωση:

$$P_i^k = \frac{1}{c} P_D^{N_{DT}} (1 - P_D)^{(N_{TGT} - N_{DT})} \beta_{FT}^{N_{FT}} \beta_{NT}^{N_{NT}} \left[\prod_{m=1}^{N_{DT}} N(Z_m - H\bar{x}, B) \right] P_g^{k-1} \quad (3.14)$$

Η εξίσωση αυτή αποτελεί το κλειδί της μεθόδου που αναπτύχθηκε από τον Reid. Είναι παρόμοια με αυτή που αναπτύχθηκε από τους Singer, Sea και Housewright [6] με τη διαφορά του ότι έχει επεκταθεί για την περίπτωση πολλαπλών στόχων. Η βασική μικρή διαφορά είναι ότι η εξίσωση των παραπάνω αφορά μόνο σε μετρήσεις που βρίσκονται εντός της περιοχής επιβεβαίωσης των πυλών που χρησιμοποιούνται. Αντίθετα, στην παραπάνω εξίσωση περιλαμβάνονται και μετρήσεις εκτός της περιοχής επιβεβαίωσης δίνοντας τη δυνατότητα αρχικοποίησης νέων στόχων.

Η παραπάνω εξίσωση χρησιμοποιείται αναδρομικά μέσα στη ρουτίνα δημιουργίας των υποθέσεων για τον υπολογισμό της πιθανότητας κάθε υπόθεσης συσχέτισης στόχων-μετρήσεων. Παρόλο που ο υπολογισμός φαίνεται περίπλοκος, η εφαρμογή του στην πράξη είναι πολύ απλή. Αν όλες οι προηγούμενες υποθέσεις πολλαπλασιαστούν πρώτα με τον παράγοντα $(1 - P_D)^{N_{TGT}}$, τότε καθώς δημιουργείται μία διακλάδωση στο δέντρο υποθέσεων, η πιθανότητα για τη διακλάδωση αυτή υπολογίζεται πολλαπλασιάζοντας την προηγούμενη πιθανότητα της υπόθεσης με έναν από τους παράγοντες β_{FT} , β_{NT} ή $P_D N(Z_m - H\bar{x}, B)/(1 - P_D)$ ανάλογα με την υπόθεση που έχει γίνει. Όταν υπολογιστούν όλες οι πιθανότητες για κάθε υπόθεση, οι πιθανότητες αυτές κανονικοποιούνται.

Παράλληλα με τους παραπάνω υπολογισμούς, γίνεται και μία εκτίμηση της τιμής β_{NT} (της πυκνότητας νέων στόχων) κάθε φορά που λαμβάνεται ένα νέο σύνολο δεδομένων από τον αισθητήρα «τύπου-1». Η πυκνότητα νέων στόχων εξαρτάται από το πλήθος των σαρώσεων της περιοχής παρατήρησης από τον αισθητήρα καθώς και από το πλήθος μη-ανιχνευμένων στόχων μέσα και έξω από την περιοχή παρατήρησης.

Στην παρούσα ανάλυση έχει γίνει αποδεκτό σιωπηρά ότι η κατανομή πιθανότητας της κατάστασης στόχου δίνεται από μία σχεδόν κανονική κατανομή μετά από κάθε μέτρηση. Αν το διάλυμα μέτρησης περιέχει όλες τις μεταβλητές κατάστασης του στόχου τότε η αρχική μεταβλητή κατάσταση και συν-διακύμανση του στόχου ορίζονται ως $x = Z_m$ και $P = R$. Παρόλο που η υπόθεση αυτή δεν είναι καθολικά σωστή μπορεί να χρησιμοποιηθεί χωρίς να προκαλείται σφάλμα στη γενικότητα του αλγορίθμου. Για παράδειγμα, αν οι μεταβλητές κατάστασης του στόχου είναι η θέση και η ταχύτητα και μία μέτρηση παρέχει μόνο πληροφορίες για τη θέση, η ταχύτητα μπορεί να εκτιμηθεί ότι παίρνει τιμές ομοιόμορφα κατανομημένες σύμφωνα με μια κανονική κατανομή μέσης τιμής 0 και τυπικής απόκλισης ίσης με το 1/3 της μέγιστης ταχύτητας του στόχου.

Αν οι μετρήσεις δεν επιτρέπουν τη χρήση της παραπάνω υπόθεσης, πρέπει να γίνουν κατάλληλες τροποποιήσεις στο κριτήριο της πύλης, στον υπολογισμό των πιθανοτήτων καθώς και στις εξισώσεις του φίλτρου Kalman. Για παράδειγμα, θεωρείται η περίπτωση όπου N στόχοι, σε μία επίπεδη επιφάνεια, παράγουν δύο παρατηρήσεις ο καθένας, κάθε μία από τις οποίες περιέχουν ακριβώς N μετρήσεις (π.χ. $P_D = 1$, $\beta_{FT} = 0$). Οι διπλές διαδρομές παρατηρήσεων διασταυρώνονται σε N^2 σημεία, που αντιστοιχούν στους N πραγματικούς στόχους και στους $N^2 - N$ «στόχους-φαντάσματα». Αφού όλοι οι στατιστικοί βαθμοί ελευθερίας απαιτούνται μόνο για τον υπολογισμό της θέσης των στόχων, δεν υπάρχουν επιπλέον βαθμοί ελευθερίας για το συσχετισμό των δύο διαδρομών μεταξύ τους.

Επομένως, σε αυτή την περίπτωση δεν υπάρχει κριτήριο πύλης για το δεύτερο σύνολο δεδομένων και κάθε ένα από τα N^2 ζευγάρια μετρήσεων είναι εξίσου πιθανά.

3.3.2 Αισθητήρες «τύπου-2»

Για τον υπολογισμό της πιθανότητας μιας μέτρησης του αισθητήρα «τύπου-2» να προέρχεται από έναν προϋπάρχον στόχο, από ένα νέο στόχο ή ότι είναι ψευδής συναγερμός, θεωρείται ότι επιλέγεται τυχαία από ένα σύνολο $N_{DT} + N_{FT} + N_{NT}$ πιθανών μετρήσεων, όπου η πιθανότητα των N_{DT} , N_{FT} και N_{NT} δίνεται από την εξίσωση (3.6). Για δεδομένες τιμές N_{DT} , N_{FT} και N_{NT} , η πιθανότητα δίνεται από την αναλογία κάθε τιμής με το άθροισμά τους. Δεδομένου ότι η μέτρηση προέρχεται από κάποιον προϋπάρχον στόχο, η πιθανότητα προέλευσής του από έναν συγκεκριμένο στόχο είναι $1/N_{TGT}$. Τελικά η πιθανότητα μίας μέτρησης j , δεδομένου του στόχου από τον οποίο προήλθε είναι $1/V$ αν η μέτρηση αποτελεί ψευδή συναγερμό ή αρχικοποιεί ένα νέο στόχο ή $N(Z_m - H\bar{x}, B_j)$ αν δημιουργήθηκε από προηγούμενο στόχο.

Συνδυάζοντας τα παραπάνω αποτελέσματα, η πιθανότητα της μέτρησης, δεδομένων των τιμών N_{DT} , N_{FT} και N_{NT} δίνεται από τον τύπο:

$$p(M1 = j | N_{DT}, N_{FT}, N_{NT}) = \begin{cases} \frac{N_{FT}}{V}, & j = 0 \\ \frac{N_{DT}}{N_{TGT}} N(Z_m - Hx_j, B_j), & 1 \leq j \leq N_{TGT} \\ \frac{N_{NT}}{V}, & j = N_{TGT} + 1 \end{cases} \quad (3.15)$$

Η απόλυτη πιθανότητα κάθε μέτρησης υπολογίζεται χρησιμοποιώντας την αναμενόμενη τιμή της εξίσωσης (3.15), δηλαδή:

$$p(M1 = j) = \begin{cases} \frac{\bar{N}_{FT}}{V} = \beta_{FT}, & j = 0 \\ \frac{\bar{N}_{DT}}{N_{TGT}} N(Z_m - Hx_j, B_j) = P_D N(Z_m - Hx_j, B_j), & 1 \leq j \leq N_{TGT} \\ \frac{\bar{N}_{NT}}{V} = \beta_{NT}, & j = N_{TGT} + 1 \end{cases} \quad (3.16)$$

Αν οι παραπάνω πιθανότητες κανονικοποιηθούν, κάθε μία δείχνει την πιθανότητα κάθε πιθανής προέλευσης μιας μέτρησης. Η διαδικασία είναι ίδια με αυτή που περιγράφεται από την εξίσωση (3.14) με τη διαφορά ότι, εδώ, γίνεται επεξεργασία μόνο μίας μέτρησης σε κάθε χρονική στιγμή, λόγω χρήσης του αισθητήρα «τύπου-2», και ότι, εδώ, δεν υπάρχουν όροι $(1 - P_D)$.

3.4 Τεχνικές μείωσης υποθέσεων

Το ιδανικό φίλτρο που παρουσιάστηκε στην παραπάνω ανάλυση προϋποθέτει την ύπαρξη ενός διαρκώς αυξανόμενου μεγέθους μνήμης και υπολογιστικής ικανότητας όσο λαμβάνονται επιπλέον δεδομένα. Για το λόγο αυτό, απαιτείται η δημιουργία τεχνικών μείωσης των υποθέσεων ώστε η παραπάνω τεχνική να είναι πρακτικά υλοποιήσιμη. Στόχος, είναι η δημιουργία ενός αλγορίθμου με τις ελάχιστες δυνατές απαιτήσεις σε μνήμη και υπολογιστική ικανότητα χωρίς μείωση της ακρίβειας που περιγράφεται από την ιδανική περίπτωση πραγματοποίησης όλων των υπολογισμών. Αν θεωρηθεί το σύνολο των υποθέσεων ως ένα δέντρο, οι τεχνικές μείωσης υποθέσεων οδηγούν είτε στο «ψαλίδισμα» κάποιων διακλαδώσεων του δέντρου ή στο συνδυασμό τους σε μια κοινή διακλάδωση.

3.4.1 Αλγόριθμοι μηδενικής σάρωσης

Ένας αλγόριθμος μηδενικής σάρωσης επιτρέπει μόνο σε μία υπόθεση να παραμείνει ενεργή στον πίνακα υποθέσεων μετά την επεξεργασία κάθε συνόλου δεδομένων. Η πιο απλή μέθοδος (και συνήθως η πιο ευρύτερα χρησιμοποιούμενη) είναι η επιλογή της πιο πιθανής υπόθεσης και η χρήση ενός φίλτρου Kalman για την εκτίμηση των μεταβλητών κατάστασης του στόχου. Η μέθοδος αυτή, ωστόσο, είναι ιδιαίτερα «αυστηρή». Μία βελτιωμένη παραλλαγή της είναι πάλι η επιλογή της πιο πιθανής υπόθεσης με την παράλληλη όμως αύξηση της συν-διακύμανσης του φίλτρου Kalman ώστε να λαμβάνεται υπόψη η πιθανότητα κάποιας λανθασμένης συσχέτισης. Μία άλλη παραλλαγή που αναφέρεται ως φίλτρο πιθανοτικής συσχέτισης δεδομένων (PDA), προτείνει το συνδυασμό όλων των υποθέσεων συμμετοχής ενός στόχου και συνδυασμό των μεταβλητών κατάστασης του στόχου από κάθε υπόθεση για τον υπολογισμό των τελικών μεταβλητών κατάστασής του. Φαίνεται, λοιπόν, ότι ο αλγόριθμος MHT μπορεί να αξιοποιήσει πολλές από τις τεχνικές συσχέτισης δεδομένων, που παρουσιάστηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο, για την υλοποίησή του. Η επιλογή της κατάλληλης μεθόδου εξαρτάται από την πολυπλοκότητα της εφαρμογής για την οποία προορίζεται ο αλγόριθμος.

3.4.2 Αλγόριθμοι πολλαπλής σάρωσης

Στους αλγορίθμους πολλαπλής σάρωσης παραμένουν πολλές υποθέσεις στον πίνακα υποθέσεων μετά την επεξεργασία κάθε συνόλου δεδομένων. Το πλεονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ότι οι επόμενες μετρήσεις συσχετίζονται με τις προηγούμενες ώστε οι αποφάσεις να είναι πιο ακριβείς. Οι υποθέσεις, των οποίων οι πιθανότητες αυξάνονται, αποτελούν υποθέσεις που οι επόμενες μετρήσεις υποδηλώνουν ότι η συγκεκριμένη συσχέτιση μετρήσεων με στόχους είναι πιο πιθανή. Η πιο απλή τεχνική είναι και πάλι ο «ψαλίδισμός» των απίθανων υποθέσεων και η διατήρηση των υποθέσεων με πιθανότητα μεγαλύτερη από ένα καθορισμένο κατώφλι. Όπως προαναφέρθηκε μάλιστα, στην αναφορά

[6], δημιουργήθηκε ένα φίλτρο N -σαρώσεων για την περίπτωση ενός στόχου, στο οποίο οι υποθέσεις που έχουν τις τελευταίες N -σαρώσεις κοινές, συνδυάζονται. Από αυτόν το πειραματισμό προέκυψε ότι με $N = 1$, επιτεύχθηκε σχεδόν βέλτιστη απόδοση.

Μία εναλλακτική μέθοδος για συνδυασμό διακλαδώσεων του δέντρου υποθέσεων είναι να συνδυάζονται οι υποθέσεις που έχουν παρόμοια αποτελέσματα. Η μέθοδος αυτή αναφέρεται κυρίως στις περιπτώσεις αλγορίθμου πολλαπλής σάρωσης. Αν οι υποθέσεις που έχουν κοινά αποτελέσματα για τις τελευταίες N -σαρώσεις συνδυαστούν, τότε οι υποθέσεις, που διαφοροποιούνται ως προς τη συσχέτιση μετρήσεων-στόχων για προηγούμενες σαρώσεις, διαγράφονται. Διάφορες μελέτες, όπως η [8], έχουν δείξει ότι είναι πιο σημαντική η διατήρηση προηγούμενων παρά καινούργιων υποθέσεων. Για το λόγο αυτό, στην παρούσα ανάλυση χρησιμοποιείται το κριτήριο συνδυασμού των υποθέσεων με παρόμοια αποτελέσματα ταυτόχρονα με το κριτήριο διαγραφής υποθέσεων σύμφωνα το όριο της πιθανότητας που αναφέρθηκε προηγουμένως.

3.4.3 Απλοποίηση πίνακα υποθέσεων και αρχικοποίηση επιβεβαιωμένων στόχων

Με την απαλοιφή υποθέσεων, η οποία παρουσιάστηκε προηγουμένως, μειώνεται το πλήθος των γραμμών του πίνακα υποθέσεων. Για την απαλοιφή, όμως, στηλών του πίνακα απαιτείται διαφορετική αντιμετώπιση. Αν όλες οι καταχωρήσεις μιας στήλης είναι ίδιες, αυτό σημαίνει ότι η συγκεκριμένη παρατήρηση έχει μοναδική προέλευση, επομένως η στήλη μπορεί να διαγραφεί. Αυτή η απλή διαδικασία είναι η μόνη που χρησιμοποιείται για την απλοποίηση του πίνακα υποθέσεων κάθε ομάδας (cluster) στόχων. Στη περίπτωση που η μοναδική αυτή προέλευση της παρατήρησης είναι ανεπιβεβαίωτος στόχος, τότε ο στόχος μεταφέρεται στην ομάδα των επιβεβαιωμένων. Με άλλα λόγια, το κριτήριο για την αρχικοποίηση ενός νέου επιβεβαιωμένου στόχου είναι ένας ανεπιβεβαίωτος να έχει μοναδικά πιθανότητα συσχέτισης με μια μέτρηση (μετά την απαλοιφή των απίθανων υποθέσεων). Όσοι από τους επιβεβαιωμένους στόχους δεν είναι παρόντες στον πίνακα υποθέσεων, μετά την απλοποίηση του, αφαιρούνται από την ομάδα και σχηματίζουν από μία νέα ομάδα. Με αυτόν τον τρόπο ανακόπτεται η περεταίρω αύξηση του μεγέθους της ομάδας. Ανεξέλεγκτη αύξηση του μεγέθους των ομάδων θα οδηγούσε σε δημιουργία και υπολογισμό συσχετίσεων που εκ προοιμίου είναι απίθανες. Κάτι τέτοιο θα αύξανε χωρίς λόγο τον υπολογιστικό χρόνο. Οι παραπάνω διαδικασίες έχουν ενσωματωθεί στην υποροϋτίνα MASH του αλγορίθμου.

3.4.4 Άλλες μέθοδοι απλοποίησης

Μια διαφορετική μέθοδος απλοποίησης του πίνακα υποθέσεων είναι ο συνδυασμός υποθέσεων με παραπλήσιες συσχετίσεις και παρουσιάζεται στο [9]. Η μέθοδος αυτή αναφέρεται κυρίως στις περιπτώσεις αλγορίθμου πολλαπλής σάρωσης. Αν οι υποθέσεις

που έχουν κοινά αποτελέσματα για τις τελευταίες N -σαρώσεις συνδυαστούν, τότε οι υποθέσεις, που διαφοροποιούνται ως προς τη συσχέτιση μετρήσεων-στόχων για προηγούμενες σαρώσεις, διαγράφονται. Διάφορες μελέτες, όπως η [8], έχουν δείξει ότι είναι πιο σημαντική η διατήρηση προηγούμενων παρά καινούργιων υποθέσεων. Για να θεωρηθούν όμοιες δύο υποθέσεις πρέπει να περιέχουν το ίδιο πλήθος ανεπιβεβαιώτων στόχων και οι μεταβλητές κατάστασης των στόχων για κάθε υπόθεση να είναι παρόμοιες, δηλαδή η μέση \bar{x} και η συν-διακύμανση \bar{P} να διαφέρουν ελάχιστα ή καθόλου. Οι τελικές μεταβλητές κατάστασης υπολογίζονται συνδυάζοντας τις μεταβλητές κατάστασης όλων των υποθέσεων που συνδυάζονται. Η προσέγγιση αυτή προτείνεται και από τον Salmond στα [10-13]. Ο αλγόριθμος του Salmond χρησιμοποιεί το ακόλουθο μέτρο ως «απόσταση» μεταξύ δύο υποθέσεων:

$$d_{ij}^2 = \frac{p_i p_j}{p_i + p_j} (\mu_i - \mu_j)^T P^{-1} (\mu_i - \mu_j), \quad (3.17)$$

όπου p_i και p_j οι πιθανότητες των υποθέσεων i και j προς συγχώνευση, μ_i και μ_j τα μέσα διανύσματα των υποθέσεων και P η συνολική συσχέτιση του Γκαουσιανού μείγματος. Ο αλγόριθμος συγχωνεύει τα ζευγάρια των υποθέσεων που η «απόστασή» τους είναι μικρότερη από μια συγκεκριμένη τιμή – κατώφλι.

3.5 Δημιουργία υποθέσεων κατευθυνόμενες από τους στόχους (Track Oriented)

Όπως ήδη αναφέρθηκε, ο παραπάνω αλγόριθμος χρησιμοποιεί φίλτρο που δημιουργεί υποθέσεις κατευθυνόμενες από τις μετρήσεις (*measurement-oriented*). Μια άλλη αντιμετώπιση είναι η δημιουργία υποθέσεων κατευθυνόμενες από τους στόχους (*track oriented*). Η προσέγγιση αυτή επαναυπολογίζει τις υποθέσεις με βάση τους μόλις ενημερωμένους στόχους μετά από κάθε παραλαβή νέων δεδομένων. Αντί να διατηρεί και να επεκτείνει τις υποθέσεις από σάρωση σε σάρωση, παραβλέπει τις υποθέσεις που δημιουργήθηκαν στην προηγούμενη σάρωση. Για τους στόχους που παραμένουν μετά την διαδικασία απλοποίησης, προβλέπεται η θέση τους στην επόμενη σάρωση. Κάθε παρατήρηση της τρέχουσας σάρωσης αρχικοποιεί νέο στόχο και σχηματίζονται οι νέες υποθέσεις. Εδώ εντοπίζεται η διαφοροποίηση από την “*track-oriented*” προσέγγιση. Μετά το σχηματισμό υποθέσεων, υπολογίζονται οι συσχετίσεις των ήδη υπάρχοντων στόχων με τους μόλις δημιουργηθέντες. Σε περίπτωση συσχετισμού ενός παλιού με ένα νέο στόχο, ο νέος «κληρονομεί» τα χαρακτηριστικά του παλαιότερου. Μετά το πέρας της διαδικασίας, όλοι οι παλιοί στόχοι διαγράφονται. Εκτός της αναγκαιότητας να διαγραφούν κάποιοι στόχοι λόγω χαμηλής πιθανότητας (δεν κληροδοτούν τα χαρακτηριστικά τους σε κάποιο νέο στόχο), δεν έχουμε απώλεια πληροφορίας.

4 Ομαδοποίηση Στόχων (Clustering)

Η ανάλυση ομάδων (cluster analysis) ή απλά ομαδοποίηση (clustering) είναι η γενικευμένη ονομασία των τεχνικών ανάλυσης πολλών μεταβλητών με σκοπό τη δημιουργία ομάδων από αντικείμενα με βάση το βαθμό αλληλοσυσχέτισής τους. Με απλά λόγια, η ομαδοποίηση κατατάσσει τα αντικείμενα σε ομάδες στηριζόμενη στις ομοιότητές τους. Για παράδειγμα, στις βάσεις δεδομένων, η ομαδοποίηση χρησιμοποιείται για την αναδιάρθρωση ήδη αποθηκευμένων πληροφοριών σύμφωνα με προκαθορισμένα κριτήρια, με στόχο την αύξηση της αποδοτικότητας των λειτουργιών ανάκτησης δεδομένων. Ο τρόπος εκτίμησης του βαθμού ομοιότητας εξαρτάται από το πεδίο εφαρμογής. Χρησιμοποιείται σε πολλούς τομείς, συμπεριλαμβανομένης της εκπαίδευσης μηχανών (machine learning), εξόρυξη δεδομένων (data mining), αναγνώριση προτύπων, ανάλυση εικόνας και της βιοπληροφορικής. [14]

4.1 Ορισμοί

Αρχικά θα παρουσιάσουμε μια αναλυτική περιγραφή των όρων που θα χρησιμοποιηθούν παρακάτω. Οι όροι αυτοί είναι η ομαδοποίηση (clustering ή cluster analysis), τα αντικείμενα (objects), οι ομάδες (clusters), η απόσταση (distance) και η ομοιότητα (similarity). [15]

Ομαδοποίηση (Clustering): Αναφέρεται στη δημιουργία συνόλων από οντότητες που ανταποκρίνονται σε συγκεκριμένα χαρακτηριστικά. Το σύνολο που αποτελεί μια ομάδα πρέπει να παρουσιάζει υψηλότερο βαθμό αλληλοσυσχέτισης μεταξύ των μελών του παρά με μέλη άλλων ομάδων. Υπό μια πιο αφηρημένη έννοια, η ομάδα μπορεί να θεωρηθεί ως ένα σύνολο «παρόμοιων» αντικειμένων. Πέρα από τον όρο clustering, στην ξένη βιβλιογραφία συναντάμε και άλλες ονομασίες για την τεχνική αυτή, όπως automatic classification, numerical taxonomy ή botryology. Η ομαδοποίηση έχει μια ιδιότητα που την κάνει να διαφέρει από άλλες μεθόδους ταξινόμησης. Πληροφορίες για την κατηγορία των συνόλων δεν είναι γνωστά πριν την επεξεργασία. Τα αντικείμενα ομαδοποιούνται σε σύνολα που ορίζονται από τα μέλη των συνόλων αυτών.

Αντικείμενα (Objects): Η λέξη αυτή χρησιμοποιείται υπό τη γενική έννοια. Τα αντικείμενα μπορούν να είναι οτιδήποτε χρειάζεται να ομαδοποιηθεί βάσει ορισμένων κριτηρίων. Μπορεί να είναι ένα χαρακτηριστικό σε μια συσχετιστική βάση δεδομένων, ή ένα σύνθετο αντικείμενο σε μια αντίστοιχη βάση δεδομένων, δεδομένου ότι μπορεί να αναπαρασταθεί σαν σημείο σε ένα χώρο μέτρησης (measurement space). Προφανώς όλα τα αντικείμενα προς επεξεργασία πρέπει να μπορούν να ορισθούν στον ίδιο χώρο μέτρησης. Σε ένα μονοδιάστατο χώρο, τα αντικείμενα αναπαριστώνται από ένα σημείο που ανήκει σε ένα σύνολο $[a,b]$.

Ομάδες(Clusters): Είναι σύνολα από αντικείμενα, που συνδέονται μεταξύ τους σύμφωνα με κάποιους κανόνες. Ο σκοπός της ομαδοποίησης είναι να ευρεθούν ομάδες που περιέχουν αντικείμενα ομογενή μεταξύ τους. Η ομογένεια αναφέρεται στις κοινές ιδιότητες των αντικειμένων προς ομαδοποίηση. Υπάρχουν δύο τρόποι να αναπαρασταθεί μια ομάδα μέσα στον χώρο μέτρησης: από ένα υποθετικό σημείο που δεν αποτελεί αντικείμενο της ομάδας ή από ένα υπάρχων αντικείμενο της ομάδας. Το σημείο αυτό ονομάζεται κέντρο μάζας (centroid) ή αντιπρόσωπος ομάδας (cluster representative).

Οι ομάδες αναπαρίστανται στον χώρο μέτρησης με τον ίδιο τρόπο που αναπαριστώνται και τα αντικείμενα. Συνεπώς για να ξεχωρίσουμε ένα αντικείμενο από μια ομάδα χρειαζόμαστε ένα επιπλέον δεδομένο: τον αριθμό των αντικειμένων της κάθε ομάδας. Με βάση αυτή την ιδέα, ένα αντικείμενο μπορεί να θεωρηθεί σαν μια ομάδα που περιέχει ακριβώς ένα αντικείμενο. Στην περίπτωση του μονοδιάστατου χώρου, οι ομάδες θα μπορούσαν να είναι {0.1}, {0.6}, {0.2, 0.3, 0.5}, κ.ο.κ.

Απόσταση(Distance) και Ομοιότητα(Similarity): Φυσικά χρειαζόμαστε ένα μέτρο συσχέτισμού μεταξύ των αντικειμένων που θέλουμε να ομαδοποιήσουμε. Για αυτό το σκοπό χρησιμοποιούμε την έννοια της απόστασης ή της ομοιότητας. Ο αριθμός των μέτρων ομοιότητας είναι μεγάλος, και η επιλογή μπορεί να επηρεάσει άμεσα τα αποτελέσματα. Σε αντικείμενα με περισσότερες από μία διαστάσεις μπορεί να χρησιμοποιηθούν σχετικά ή κανονικοποιημένα βάρη για να μετατραπεί η απόστασή τους συγκρίσιμο μέγεθος. Όταν γίνει αυτό, και τα αντικείμενα «μεταφερθούν» στον ίδιο μετρήσιμο χώρο με τα υπόλοιπα σημεία (πχ. με τα κέντρα μάζας), η διαδικασία γίνεται απλή. Όσο πιο μικρή είναι η απόσταση μεταξύ δύο αντικειμένων, τόσο πιο πολύ συσχετισμένα θεωρούμε ότι είναι. Κάποιοι τρόποι υπολογισμού της απόστασης μεταξύ των αντικειμένων είναι:

- Απόσταση Minkowski(Minkowski distance)

$$d(\hat{x}, \hat{y}) = \left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^q \right)^{1/q}, \quad q > 0 \quad (4.1)$$

- Ευκλείδεια Απόσταση(Euclidean distance)

$$d(\hat{x}, \hat{y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (4.2)$$

Ταυτίζεται με την απόσταση Minkowski για $q=2$.

- Απόσταση Manhattan(Manhattan ή City-block distance)

$$d(\hat{x}, \hat{y}) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (4.3)$$

Ταυτίζεται με την απόσταση Minkowski για $q=1$.

- Μέγιστη Απόσταση(Maximum distance)

$$d(\hat{x}, \hat{y}) = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i - y_i| \quad (4.4)$$

Ταυτίζεται με την απόσταση Minkowski για $q \rightarrow \infty$.

- Απόσταση Mahalanobis(Mahalanobis distance)

$$d(\hat{x}, \hat{y}) = \sqrt{(\hat{x} - \hat{y})^T S^{-1} (\hat{x} - \hat{y})}, \quad (4.5)$$

όπου S η μήτρα συνδιακύμανσης (covariance matrix) τους.

Ταυτίζεται με την Ευκλείδεια απόσταση για μοναδιαία μήτρα συνδιακύμανσης, ενώ για διαγώνια μήτρα συνδιακύμανσης η απόσταση ονομάζεται «κανονικοποιημένη Ευκλείδεια απόσταση» και δίνεται από τον τύπο:

$$d(\hat{x}, \hat{y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - y_i)^2}{\sigma_i^2}}, \quad (4.6)$$

όπου σ_i η τυπική απόκλιση του x_i πάνω στο δείγμα.

4.2 Τεχνικές Ομαδοποίησης

Δύο είναι οι συνήθεις τεχνικές ομαδοποίησης δεδομένων. Η «ιεραρχική» (hierarchical) και η «διαμεριστική» (partitional). [16-18]

4.2.1 Ιεραρχική Ομαδοποίηση (Hierarchical Clustering)

Με την «ιεραρχική» μέθοδο, προκύπτει μια ακολουθία διαμερίσεων, με μια ομάδα στην κορυφή που περιέχει όλα τα αντικείμενα (all-inclusive cluster) και ομάδες με ένα αντικείμενο η καθεμία (singleton clusters) στη βάση της. Κάθε ομάδα των ενδιάμεσων

επιπέδων μπορεί να προκύψει είτε ως συνδυασμός δύο ομάδων τους αμέσως επόμενου επιπέδου, είτε από διαίρεση μιας ομάδας του αμέσως προηγούμενου επιπέδου.

Υπάρχουν δυο κύριες προσεγγίσεις όσον αφορά την «ιεραρχική» ομαδοποίηση:

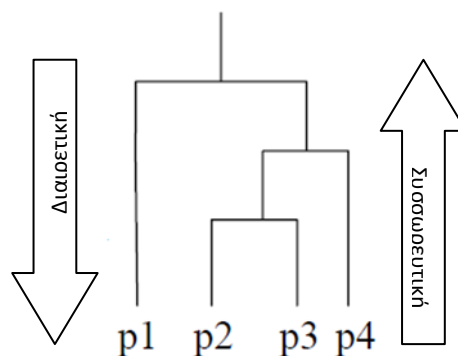
- **Διαιρετική** (Divisive ή “top-down”): Ξεκινώντας από την ομάδα που περιέχει όλα τα αντικείμενα (all-inclusive cluster), σε κάθε βήμα, διαιρείται μια ομάδα σε δύο νέες (splitting) μέχρις ότου παραμείνουν μόνο ομάδες ενός αντικειμένου (singleton clusters). Σε αυτήν την περίπτωση πρέπει σε να αποφασιστεί με ποιο κριτήριο θα διαλέγεται η ομάδα προς διαίρεση και με ποιο τρόπο θα γίνεται η διαίρεση αυτή.
- **Συσσωρευτική** (Agglomerative ή “bottom-up”): Ξεκινώντας από τη βάση, όπου βρίσκονται οι ομάδες που περιέχουν ένα αντικείμενο η καθεμία (singleton clusters), σε κάθε βήμα συνενώνεται το ζευγάρι των ομάδων που παρουσιάζει τη μεγαλύτερη ομοιότητα. Αυτή η προσέγγιση απαιτεί τον ορισμό του κριτηρίου της ομοιότητας.

Ένα παράδειγμα αλγορίθμου συσσωρευτικής «ιεραρχικής» ομαδοποίησης (Agglomerative Hierarchical Clustering) είναι το ακόλουθο:

Απλός αλγόριθμος συσσωρευτικής ομαδοποίησης.

1. Υπολογισμός της απόστασης όλων των ζευγαριών που δημιουργούνται από το σύνολο των ομάδων, δηλαδή υπολογισμός του πίνακα όπου το (i,j) στοιχείο του αντιστοιχεί στην απόσταση μεταξύ της i και j ομάδας.
2. Συνένωση των ομάδων με τη μικρότερη απόσταση.
3. Εκ νέου υπολογισμός του πίνακα αποστάσεων με βάση το νέο σύνολο ομάδων.
4. Επανάληψη των βημάτων 2 και 3 μέχρι να παραμείνει μόνο μία ομάδα.

Το αποτέλεσμα της «ιεραρχικής» ομαδοποίησης μπορεί να αποτυπωθεί γραφικά με τη βοήθεια ενός δενδρογράμματος (Σχήμα 4-1). Με το δένδρο αποτυπώνονται η διαδικασία συνένωσης (merging) ή διαχωρισμού (splitting) και οι ενδιάμεσες ομάδες (intermediate clusters). Στο παρακάτω σχήμα απεικονίζεται πως μπορούν να συνενωθούν ή να διαχωριστούν 4 αντικείμενα (p_1, p_2, p_3, p_4).



Σχήμα 4- 1 Παράδειγμα ιεραρχικής ομαδοποίησης 4 αντικειμένων

4.2.1.1 Τεχνικές «ιεραρχικής» ομαδοποίησης

- **The Single Link Method (SLINK):** Σαν απόσταση μεταξύ δύο ομάδων ορίζεται η μικρότερη από όλες τις αποστάσεις μεταξύ των αντικειμένων (x, y) , έστω $D_{x,y}$, τέτοια ώστε το x να ανήκει σε διαφορετική ομάδα από το y . Αυτή η μέθοδος είναι γνωστή και ως «μέθοδος του κοντινότερου γείτονα» (nearest neighbor method). Η απόσταση $D_{X,Y}$ δύο ομάδων υπολογίζεται από τον τύπο:

$$D_{X,Y} = \min\{D_{x,y}\}, \quad x \in X, y \in Y, \quad (4.7)$$

όπου (X, Y) είναι ομάδες και (x, y) είναι αντικείμενα στις αντίστοιχες ομάδες. Η τεχνική αυτή είναι η πιο απλή από τις τεχνικές ομαδοποίησης. Ωστόσο οδηγεί συνήθως στη δημιουργία μεγάλων και ομάδων. Η τεχνική αυτή δε θεωρείται κατάλληλη όταν τα αντικείμενα είναι συγκεντρωμένα γύρω από κάποια κέντρα του χώρου μέτρησης.

- **The Complete Link Method (CLINK):** Σε αυτή την περίπτωση, σαν απόσταση μεταξύ δύο ομάδων ορίζεται η μεγαλύτερη από όλες τις αποστάσεις μεταξύ των αντικειμένων (x, y) , $D_{x,y}$, με x και y να ανήκουν σε διαφορετικές ομάδες. Αυτή η μέθοδος ονομάζεται και «μέθοδος του πιο απομακρυσμένου γείτονα» (furthest neighbor method). Η απόσταση $D_{X,Y}$ υπολογίζεται από τον τύπο:

$$D_{X,Y} = \max\{D_{x,y}\}, \quad x \in X, y \in Y, \quad (4.8)$$

όπου (X, Y) είναι ομάδες και (x, y) είναι αντικείμενα στις αντίστοιχες ομάδες. Η μέθοδος αυτή οδηγεί στη δημιουργία μικρών και συνεκτικών ομάδων.

- **The Group Average Method:** Η μέθοδος αυτή στηρίζεται στη μέση τιμή της συσχέτισης των στοιχείων της ομάδας σε αντίθεση με την SLINK και την CLINK, που ενδιαφέρονται για τη μέγιστη και την ελάχιστη τιμή συσχέτισης. Συνεπώς, εφόσον όλα τα στοιχεία της ομάδας συνεισφέρουν στο βαθμό συσχέτισης, κάθε στοιχείο είναι κατά μέσο όρο ποιο «κοντά» με όλα τα στοιχεία της ομάδας του παρά με τα στοιχεία μιας άλλης ομάδας.
- **Centroid/median Method:** Οι ομάδες σε αυτή την τεχνική αντιπροσωπεύονται από ένα σημείο, που ονομάζεται κέντρο μάζας (centroid). Η απόσταση μεταξύ δύο ομάδων ορίζεται ως η απόσταση μεταξύ των κέντρων μάζας αυτών.

Το αποτέλεσμα της «ιεραρχικής» ομαδοποίησης μπορεί να αποτυπωθεί γραφικά με τη βοήθεια ενός δενδρογράμματος. Με το δένδρο αποτυπώνονται η διαδικασία συνένωσης (merging) και οι ενδιάμεσες ομάδες (intermediate clusters). Στο παρακάτω σχήμα απεικονίζεται πως 4 αντικείμενα (p_1, p_2, p_3, p_4) μπορούν να συνενωθούν.

4.2.1.2 Σύγκριση τεχνικών «ιεραρχικής» ομαδοποίησης

Ακολουθεί ένα παράδειγμα ομαδοποίησης με τη χρήση των τεχνικών που παρουσιάστηκαν προηγουμένως (SLINK, CLINK, Centroid method).

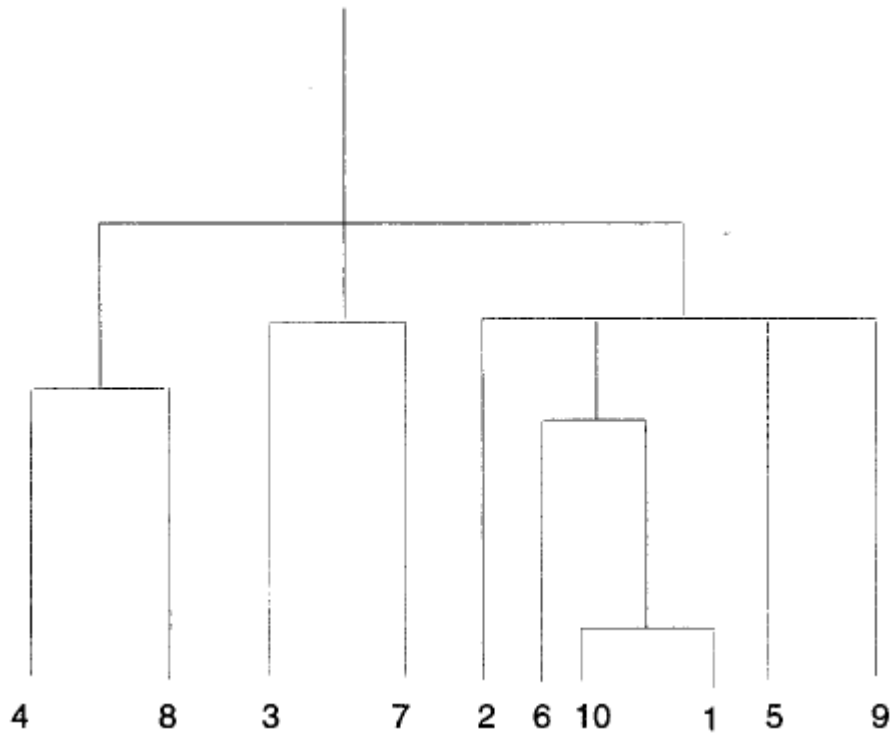
Χάριν απλότητας, θεωρούμε ότι τα αντικείμενα ανήκουν σε μονοδιάστατο χώρο μέτρησης.

Τιμή	ID
0.7764770	1
0.5529483	2
0.3294196	3
0.1058909	4
0.8823621	5
0.6588334	6
0.4353047	7
0.2117760	8
0.9882473	9
0.7647185	10

Πίνακας 4- 1 Παράδειγμα δεδομένων προς ομαδοποίηση

Παράδειγμα 1: SLINK

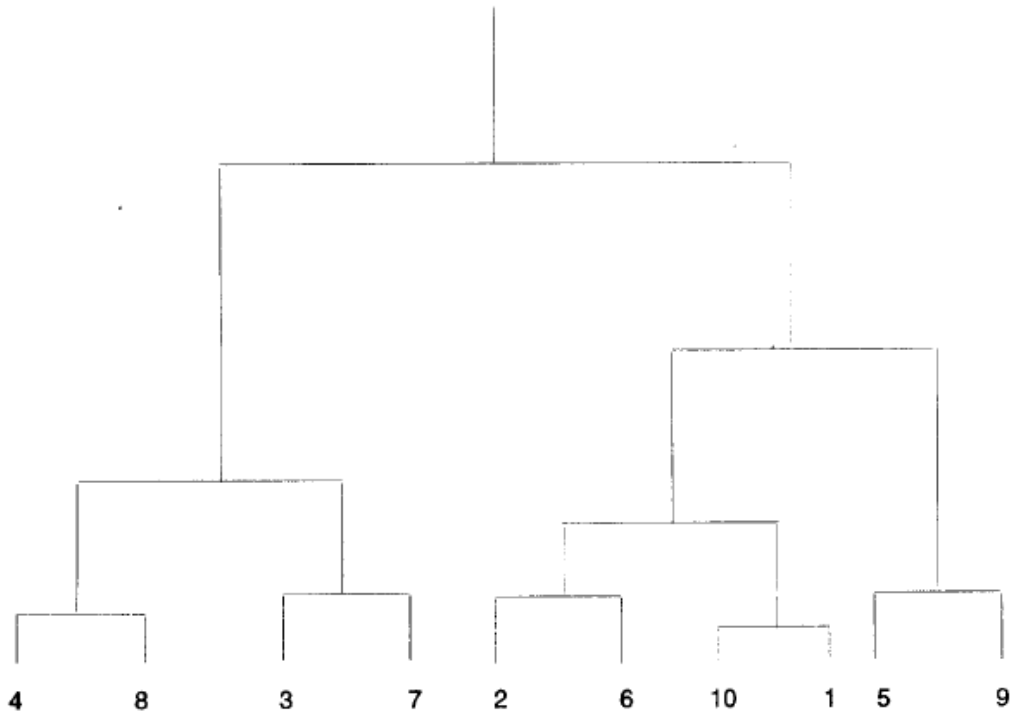
1. Συνένωσε τις ομάδες {10} και {1} με απόσταση 0.0117584.
2. Συνένωσε τις ομάδες {6} και {10,1} με απόσταση 0.105885.
3. Συνένωσε τις ομάδες {4} και {8} με απόσταση 0.105885140.
4. Συνένωσε τις ομάδες {3} και {7} σε μία ομάδα και τις ομάδες {2} {6,10,1} {5} και {9} σε άλλη ομάδα, με απόσταση 0.105885148.
5. Συνένωσε τις ομάδες {4,8} {3,7} και {2,6,10,1,5,9} σε μια ομάδα, με απόσταση 0.117643.



Σχήμα 4- 2 Ομαδοποίηση με χρήση της τεχνικής SLINK

Παράδειγμα 2: CLINK

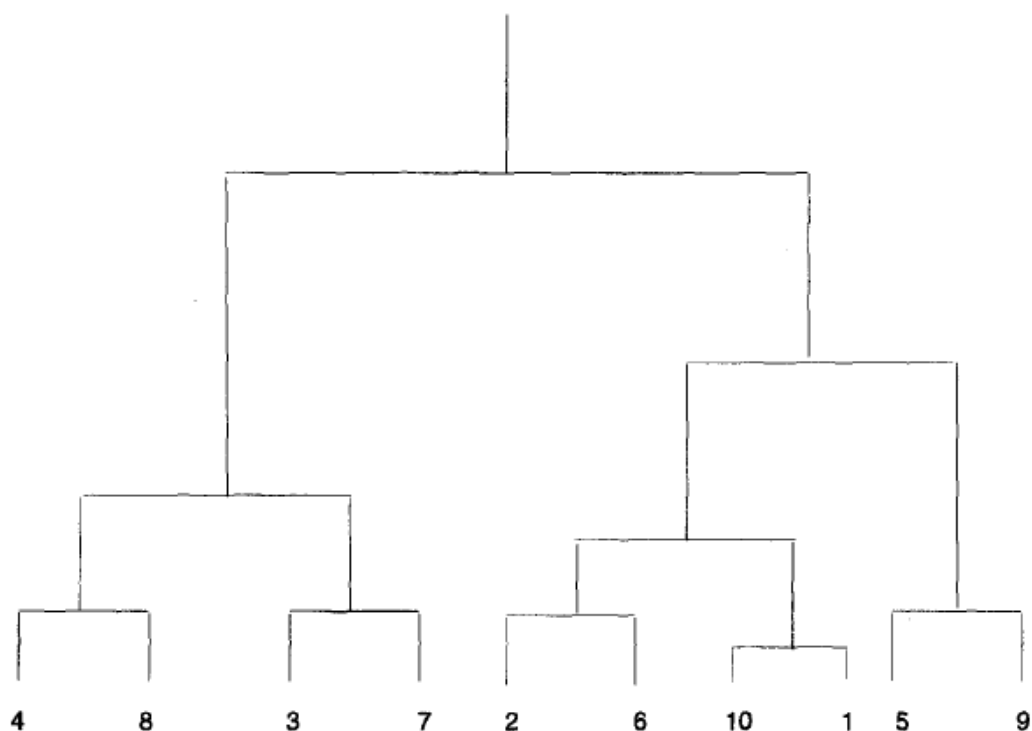
1. Συνένωσε τις ομάδες {1} και {10} με απόσταση 0.0117584.
2. Συνένωσε τις ομάδες {4} και {8} με απόσταση 0.105885140.
3. Συνένωσε τις ομάδες {3} και {7} σε μία ομάδα, τις {2} και {6} σε άλλη ομάδα και τις {5} και {9} σε άλλη ομάδα με απόσταση 0.105885148.
4. Συνένωσε τις ομάδες {2,6} και {1,10} με απόσταση 0.2235286.
5. Συνένωσε τις ομάδες {4,8} και {3,7} με απόσταση 0.3294138.
6. Συνένωσε τις ομάδες {2,6,10,1} και {5,9} με απόσταση 0.4352989.
7. Συνένωσε τις ομάδες {4,8,3,7} και {2,6,10,1,5,9} με απόσταση 0.8823563.



Σχήμα 4- 3 Ομαδοποίηση με χρήση της τεχνικής CLINK

Παράδειγμα 3: Centroid method

1. Συνένωσε τις ομάδες {1} και {10} με απόσταση 0.0117584 και δημιούργησε το κέντρο μάζας 0.77059775.
2. Συνένωσε τις ομάδες {2} και {6} σε μία ομάδα, τις {3} και {7} σε άλλη ομάδα και τις {4} και {8} σε άλλη ομάδα με απόσταση 0.105885148 και δημιούργησε τα κέντρα μάζας 0.60589085, 0.32241215 και 0.15883345 αντίστοιχα.
3. Συνένωσε τις ομάδες {5} και {9} με απόσταση 0.1058852 και δημιούργησε το κέντρο μάζας 0.93530470.
4. Συνένωσε τις ομάδες {1,10} και {2,6} με απόσταση 0.16478690 και δημιούργησε το κέντρο μάζας 0.68824430.
5. Συνένωσε τις ομάδες {3,7} και {4,8} με απόσταση 0.22357870 και δημιούργησε το κέντρο μάζας 0.27062280.
6. Συνένωσε τις ομάδες {1,10,2,6} και {5,9} με απόσταση 0.24706040 και δημιούργησε το κέντρο μάζας 0.81177450.
7. Συνένωσε τις ομάδες {1,10,2,6,5,9} και {3,7,4,8} με απόσταση 0.5315170.



Σχήμα 4- 4 Ομαδοποίηση με χρήση της τεχνικής Centroid method

4.2.2 Διαμεριστική Ομαδοποίηση (Partitional Clustering)

Σε αντίθεση με την «ιεραρχική» ομαδοποίηση, με τη «διαμεριστική» (partitional) ομαδοποίηση η διαμέριση γίνεται σε ένα επίπεδο. Αν K ο επιθυμητός αριθμός των τελικών ομάδων μετά την ομαδοποίηση, με αυτή την προσέγγιση οι K ζητούμενες ομάδες δημιουργούνται σε ένα βήμα. Αντιθέτως, η «ιεραρχική» προσέγγιση είτε διαιρεί μια ομάδα σε ακριβώς δυο νέες ομάδες (splitting), είτε συνενώνει δυο ομάδες σε μία (merging). Φυσικά είναι δυνατόν να χρησιμοποιήσουμε «ιεραρχική» ομαδοποίηση για να δημιουργήσουμε K ομάδες, και αντίστοιχα με επαναλαμβανόμενη εφαρμογή της «διαμεριστικής» ομαδοποίησης μπορούμε να προσομοιώσουμε την «ιεραρχική» ομαδοποίηση. Μια τέτοια προσέγγιση είναι και ο αλγόριθμος των K -μέσων (K -means algorithm).

4.2.2.1 Αλγόριθμος K -μέσων (K -means algorithm)

Ο αλγόριθμος των K -μέσων (K -means algorithm) βασίζεται στην ιδέα ότι ένα σημείο αντιπροσωπεύει κάθε ομάδα (cluster). Συγκεκριμένα, στον αλγόριθμο αυτό χρησιμοποιείται η έννοια του κέντρου μάζας της ομάδας (centroid). Σαν κέντρο μάζας της ομάδας χρησιμοποιείται είτε η μέση τιμή (mean) των στοιχείων της ομάδας, είτε η διάμεσος (median) αυτών. Αξίζει να σημειωθεί ότι το κέντρο μάζας σχεδόν ποτέ δεν αντιστοιχεί σε κάποιο πραγματικό στοιχείο.

Ο βασικός αλγόριθμος των K -μέσων (K -means algorithm) είναι ο εξής:

Βασικός αλγόριθμος των K -μέσων για την εύρεση K ομάδων.

1. Επιλογή K στοιχείων ως αρχικά κέντρα μάζας.
2. Ανάθεση των υπόλοιπων στοιχείων στην ομάδα με το κοντινότερο κέντρο μάζας.
3. Υπολογισμός των κέντρων μάζας των νέων ομάδων.
4. Επανάληψη των βημάτων 2 και 3 μέχρι να μην σημειωθεί αλλαγή στα κέντρα μάζας.

4.3 Εκτίμηση της ποιότητας των ομάδων (Cluster Quality)

Στην ομαδοποίηση χρησιμοποιούνται δύο κριτήρια ποιότητας. Το πρώτο ονομάζεται «εσωτερικό κριτήριο ποιότητας» (internal quality measure), και μας επιτρέπει να συγκρίνουμε δύο ομαδοποιήσεις χωρίς αναφορές σε εξωτερικές πληροφορίες. Τέτοιο είναι το κριτήριο «συνολικής ομοιότητας» (overall similarity), που βασίζεται στην ομοιότητα των αντικειμένων κάθε ομάδας. Ο άλλος τύπος κριτηρίου εκτιμά την ποιότητα της ομαδοποίησης συγκρίνοντας τις ομάδες που δημιουργήθηκαν με γνωστές κλάσεις. Αυτού του είδους το κριτήριο ονομάζεται «εξωτερικό κριτήριο ποιότητας» (external quality measure). Ένα τέτοιο κριτήριο είναι η εντροπία (entropy) από την οποία προκύπτει ένα μέτρο ποιότητας για την ομαδοποίηση που προκύπτει από την «διαμεριστική» (partitional) ομαδοποίηση ή την ομαδοποίηση σε ένα επίπεδο της «ιεραρχικής» (hierarchical) ομαδοποίησης.

4.3.1 Εντροπία (Entropy)

Έστω CS μια ομαδοποίηση. Για κάθε ομάδα υπολογίζουμε την κατανομή των αντικειμένων στις κλάσεις. Με άλλα λόγια, για την ομάδα j υπολογίζουμε την πιθανότητα p_{ij} ένα αντικείμενο της ομάδας j να ανήκει στην κλάση i . Έπειτα, υπολογίζουμε την εντροπία κάθε ομάδας με τον τύπο:

$$E_j = - \sum_i p_{ij} \cdot \log(p_{ij}), \quad (4.9)$$

με το άθροισμα να γίνεται για όλες τις κλάσεις.

Η συνολική εντροπία μιας ομαδοποίησης προκύπτει ως το άθροισμα των εντροπιών κάθε ομάδας, καθεμία πολλαπλασιασμένη με ένα βάρος ανάλογο του μεγέθους της αντίστοιχης ομάδας:

$$E_{CS} = \sum_{j=1}^m \frac{n_j \cdot E_j}{n}, \quad (4.10)$$

όπου n_j το μέγεθος της ομάδας j , m το πλήθος των ομάδων και n το πλήθος των αντικειμένων.

4.3.2 Συνολική Ομοιότητα (Overall Similarity)

Στην ενδεχόμενο έλλειψης εξωτερικών πληροφοριών, όπως είναι οι κλάσεις, η συνεκτικότητα των ομάδων μπορεί να χρησιμοποιηθεί σαν κριτήριο ποιότητας. Ένας τρόπος υπολογισμού της συνεκτικότητας των ομάδων είναι ο υπολογισμός της ενδο-ομαδικής ομοιότητας με χρήση βαρών:

$$\frac{1}{|S|^2} \sum_{\substack{d \in S \\ d' \in S}} \text{cosine}(d', d), \quad (4.11)$$

όπου S μια ομάδα, $|S|$ το πλήθος των αντικειμένων που περιέχει, d και d' δυο αντικείμενα που ανήκουν στην ομάδα S . Η συνάρτηση cosine που ορίζεται, χρησιμοποιεί το συνημίτονο της γωνίας μεταξύ των δύο διανυσμάτων - ορισμάτων της ως μέτρο ομοιότητας:

$$\text{similarity} = \cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|}, \quad (4.12)$$

όπου A, B διανύσματα που σχηματίζουν μεταξύ τους γωνία θ . [19]

4.4 Εφαρμογή της ομαδοποίησης στην ιχνηλάτηση αντικειμένων

Στην περίπτωση της ιχνηλάτησης στόχων (tracking), η ομαδοποίηση έγκειται στην διαδικασία καταμερισμού των στόχων (targets) και των μετρήσεων (observations) σε ανεξάρτητες ομάδες (clusters). Στο πρόβλημα της ιχνηλάτησης, η διαδικασία της ομαδοποίησης χρησιμοποιείται για τον περιορισμό του αριθμού των υποθέσεων που χρειάζεται να δημιουργηθούν και να εκτιμηθούν. Στη συγκεκριμένη περίπτωση, οι ομάδες αποτελούνται από ίχνη στόχων (tracks) που συνδέονται μεταξύ τους μέσω παρόμοιων μετρήσεων (observations). Με άλλα λόγια, στην ιχνηλάτηση τα αντικείμενα (objects) προς ομαδοποίηση είναι διανύσματα κατάστασης που αντιπροσωπεύουν κάποιο στόχο του περιβάλλοντος. Αυτό προφανώς σημαίνει ότι, παρόλο οι στόχοι εξετάζονται στο δισδιάστατο ή τρισδιάστατο χώρο, τα διανύσματα κατάστασης μπορεί να έχουν παραπάνω από τρεις διαστάσεις, καθώς στοιχεία όπως οι ταχύτητα ή η επιτάχυνση κατά άξονα μπορούν επιπλέον να χρησιμοποιούνται για την περιγραφή των ιχνών. Κάθε ομάδα είναι δυνατόν να περιλαμβάνει αντικείμενα που δεν συνδέονται κατευθείαν μέσω παρατηρήσεων. Για παράδειγμα, έστω ότι το ίχνος 1 μοιράζεται παρατηρήσεις με το ίχνος 2, το οποίο με τη σειρά του μοιράζεται παρατηρήσεις με το ίχνος 3, τότε και τα τρία αυτά ίχνη θα πρέπει να ανήκουν στην ίδια ομάδα.

Αυτό λοιπόν που κάνει η ομαδοποίηση είναι να διασπά ένα μεγάλο πρόβλημα σε μικρότερα. Μετά το πέρας της ομαδοποίησης, η επεξεργασία κάθε ομάδας μπορεί να γίνει

ανεξάρτητα από τις άλλες ομάδες. Συνεπώς, μπορούμε να πετύχουμε μεγαλύτερη απόδοση κατά την επεξεργασία χρησιμοποιώντας παράλληλη επεξεργασία, με την ανάθεση κάθε ομάδας σε διαφορετικό επεξεργαστή. Έτσι, για κάθε ομάδα, εκτιμώνται οι υποθέσεις, και αυτές που έχουν χαμηλή πιθανότητα, όπως και τα αντίστοιχα ίχνη διαγράφονται.

Η ιδιαιτερότητα του συγκεκριμένου προβλήματος έγκειται στο ότι μέσω της ομαδοποίησης δεν επιθυμούμε τα διάφορα αντικείμενα να συνενωθούν τελικά σε μια ομάδα, όπως κάνει η «ιεραρχική» (hierarchical) ομαδοποίηση, ούτε τη δημιουργία συγκεκριμένου αριθμού ομάδων (αλγόριθμος K-means). Το ζητούμενο είναι η δημιουργία του απαιτούμενου αριθμού ομάδων σε κάθε σάρωση, έτσι ώστε ίχνη που μοιράζονται μία μέτρηση να καταλήξουν στην ίδια ομάδα. Με αυτή τη λογική, αν κάποια μέτρηση μπορεί να αντιστοιχηθεί σε ίχνη που ανήκουν σε διαφορετικές ομάδες, τότε οι δύο αυτές ομάδες συνενώνονται και σχηματίζουν μια υπερ-ομάδα(super cluster). Επίσης, αν κάποια μέτρηση δεν μπορεί να αντιστοιχηθεί σε καμία ομάδα, τότε δημιουργείται μια καινούρια ομάδα για τη μέτρηση αυτή. Τέλος, αν κάποιο ίχνος μιας ομάδας έχει με τα πέρασμα του χρόνου απομακρυνθεί από τα υπόλοιπα ίχνη της ομάδας περά από ένα κατώφλι(threshold), τότε το ίχνος αυτό διαγράφεται από την ομάδα του και δημιουργείται μια νέα ομάδα για το ίχνος αυτό.

Ένα παράδειγμα αλγορίθμου για την διαχείριση των ομάδων παρουσιάζεται στο [20]. Θεωρούμε ότι έχει γίνει ομαδοποίηση με βάση τα νέα δεδομένα και ο σκοπός του αλγορίθμου είναι να αναγνωρίσει ποιες ομάδες μετακινήθηκαν, ποιες διασπάστηκαν και ποιες ομάδες μόλις δημιουργήθηκαν. Στο παράδειγμα αυτό χρησιμοποιείται η έννοια του κέντρου μάζας(centroid) για την περιγραφή της κάθε ομάδας, και σαν μέτρο απόστασης θεωρείται η απόσταση μεταξύ των κέντρων μάζας, υπολογισμένη με την φόρμουλα MCD (multi-path component distance). [21] Η φόρμουλα αυτή μας δίνει ένα μέτρο απόστασης συνδυάζοντας παραμέτρους που εκφράζονται σε διαφορετικές μονάδες. Θεωρώντας, με βάση τα [20] και [21] ότι οι παράμετροι που πρέπει να ληφθούν υπόψη είναι η καθυστέρηση(delay) τ , και οι γωνίες άφιξης και αναχώρησης (angle of arrival, AoA και angle of departure, AoD), η διαδικασία υπολογισμού της απόστασης περιλαμβάνει τα εξής βήματα:

- Υπολογισμός MCD για γωνίες αναχώρησης

$$MCD_{AoA,ij} = \frac{1}{2} \left| \begin{pmatrix} \sin \theta_i \cos \varphi_i \\ \sin \theta_i \sin \varphi_i \\ \cos \theta_i \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \sin \theta_j \cos \varphi_j \\ \sin \theta_j \sin \varphi_j \\ \cos \theta_j \end{pmatrix} \right| \quad (4.13)$$

- Ομοίως, υπολογισμός MCD για γωνίες άφιξης

$$MCD_{AoD,ij} = \frac{1}{2} \left| \begin{pmatrix} \sin \theta_i \cos \varphi_i \\ \sin \theta_i \sin \varphi_i \\ \cos \theta_i \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \sin \theta_j \cos \varphi_j \\ \sin \theta_j \sin \varphi_j \\ \cos \theta_j \end{pmatrix} \right| \quad (4.14)$$

- Υπολογισμός απόστασης καθυστέρησης

$$MCD_{\tau,ij} = \zeta \cdot \frac{|\tau_i - \tau_j|}{\Delta\tau_{max}} \cdot \frac{\tau_{std}}{\Delta\tau_{max}}, \quad (4.15)$$

όπου $\Delta\tau_{max} = \max_{i,j} \{|\tau_i - \tau_j|\}$, τ_{std} η τυπική απόκλιση των καθυστερήσεων και ζ κατάλληλη σταθερά καθυστέρησης για να δώσει μεγαλύτερο βάρος στην καθυστέρηση, όταν χρειάζεται. Η σταθερά αυτή έχει μεγάλη σημασία όταν ομαδοποιούνται πραγματικά δεδομένα. Αν δε υπάρχει συγκεκριμένη αναφορά, το ζ επιλέγεται ίσο με 1.

Συνεπώς η συνολική απόσταση προκύπτει από την σχέση:

$$MCD_{ij} = \sqrt{\|MCD_{AoA,ij}\|^2 + \|MCD_{AoD,ij}\|^2 + MCD_{\tau,ij}^2}, \quad (4.16)$$

το οποίο μπορεί να μεταφραστεί σαν μια υπερ-σφαίρα στο πολυδιάστατο χώρο των παραμέτρων.

Αλγόριθμος ιχνηλάτησης

1. Υπολογισμός της απόστασης μεταξύ των κέντρων μάζας κάθε παλιάς και καινούριας ομάδας, με κριτήριο απόστασης την MCD.
2. Για κάθε νέο κέντρο μάζας:
 - a. Υπολογισμός της απόστασης d_{min} από το κοντινότερο κέντρο μάζας.
 - b. Αν $d_{min} > \text{threshold}$ (κατώφλι), θεώρησε ότι το κέντρο μάζας ανήκει σε νέα ομάδα.
3. Για κάθε παλιό κέντρο μάζας:
 - a. Βρες τον αριθμό n των νέων κέντρων μάζας που είναι κάτω από το κατώφλι.
 - b. Αν $n = 1$, το παλιό κέντρο μάζας μετακινήθηκε.
 - c. Αν $n > 1$, διάσπαση ομάδας:
 - Η κοντινότερη νέα ομάδα αντιμετωπίζεται σαν μετατόπιση της παλιάς ομάδας.
 - Οι υπόλοιπες αντιμετωπίζονται σαν νέες ομάδες.

Επεξήγηση αλγορίθμου

1. Οι αποστάσεις μεταξύ των κέντρων μάζας τοποθετούνται σε ένα πίνακα D που κάθε σειρά αντιστοιχεί σε μια παλιά ομάδα και κάθε στήλη σε μια καινούρια. Κάθε στοιχείο του πίνακα υπολογίζεται ως:

$$[D]_{ij} = MCD(c_i^{(old)}, c_j^{(new)}),$$

δηλαδή η απόσταση μεταξύ των κέντρων μάζας της i νέας και j παλιάς ομάδας.

2.
 - a. Για κάθε στήλη του D , βρες τη μικρότερη τιμή. Οι δείκτες i^*, j^* της τιμής αυτής αντιστοιχούν στην κοντινότερη ομάδα.
 - b. Αν η απόσταση $[D]_{i^*j^*}$ είναι μεγαλύτερη από ένα κατώφλι ε , η ομάδα αντιμετωπίζεται σαν νέα.
3. Τώρα ελέγχουμε αν οι παλιές ομάδες μετακινήθηκαν.
 - a. Για κάθε γραμμή του D , βρες τον αριθμό των στοιχείων που είναι μικρότερα από το κατώφλι ε .
 - b. Αν μόνο μία νέα ομάδα είναι στη «γειτονιά» της παλιάς ομάδας, η παλιά ομάδα μετακινήθηκε.
 - c. Αν παραπάνω ομάδες είναι στη γειτονιά της παλιάς ομάδας, η παλιά ομάδα μετακινήθηκε προς την κοντινότερη από τις νέες αυτές ομάδες. Οι υπόλοιπες αντιμετωπίζονται σαν νέες ομάδες.

Σε κάθε ομάδα που αντιμετωπίζεται σαν «νέα», δίνεται ένα ξεχωριστός αριθμός-ταυτότητα (cluster-ID ή CLID). Στην περίπτωση μετακίνησης ομάδας, η νέα ομάδα κληρονομεί την ταυτότητα της παλιάς με την οποία έχει αντιστοιχηθεί.

5 Πειραματικό Μέρος

5.1 Συνοπτική περιγραφή αλγορίθμου σε περιβάλλον Matlab

Ο αλγόριθμος στο περιβάλλον της Matlab στηρίχθηκε στον αλγόριθμο του [23] ο οποίος τροποποιήθηκε και βελτιώθηκε, ενώ επίσης προστέθηκαν κάποιες επιπλέον λειτουργίες. Οι λειτουργίες αυτές είναι η μέθοδος Ομαδοποίησης (Clustering) και η Συγχώνευση Υποθέσεων (Hypothesis Merging). Η υλοποίηση των δύο αυτών μεθόδων θα περιγραφεί παρακάτω.

5.1.1 Ομαδοποίηση (Clustering)

5.1.1.1 Αρχικοποίηση Ομάδων (Cluster Initiation)

Κατά την εκκίνηση του αλγορίθμου, δημιουργούνται τόσες ομάδες (clusters) όσες και οι μετρήσεις του πρώτου σετ δεδομένων. Για την αντιπροσώπευση μιας ομάδας έχει δημιουργηθεί μία δομή (struct) με την ονομασία “clust_init”. Πριν παρατεθούν τα πεδία της δομής είναι χρήσιμο να αναφερθούμε στις επιμέρους δομές που περιλαμβάνει. Αυτές είναι:

- vector: Διάνυσμα – πίνακας μιας διάστασης
- array: Πίνακας 2 διαστάσεων
- cell array: Πίνακας που κάθε στοιχείο του είναι ένας πίνακας
- cell struct: Πίνακας που κάθε στοιχείο του είναι μια δομή.

Η δομή “clust_init” αποτελείται από τα κάτωθι πεδία:

- “tracks”: vector που περιέχει τις ταυτότητες(IDs) των στόχων που ανήκουν στην ομάδα.
- “xhat”: cell array που περιέχει τα ίχνη των στόχων που ανήκουν στην ομάδα.
- “P”: cell array που περιέχει τους τρέχοντες πίνακες συνδιακύμανσης για κάθε στόχο.
- “hyrm”: array που περιέχει τον πίνακα υποθέσεων της κάθε ομάδας.
- “hyr”: cell struct που περιέχει τις πληροφορίες κάθε υπόθεσης. Η κάθε δομή που αποτελεί το hyr περιλαμβάνει τα ακόλουθα πεδία:
 - “Tracks”: vector που περιέχει τις ταυτότητες(IDs) των στόχων της υπόθεσης.
 - “xhat”: cell array που περιέχει τα ίχνη των στόχων της υπόθεσης.
 - “P”: cell array που περιέχει τους τρέχοντες πίνακες συνδιακύμανσης για κάθε στόχο.
 - “Track Loss”: vector με μέγεθος ίδιο με του πεδίου “Tracks” που περιέχει το πλήθος των σαρώσεων για τις οποίες ο στόχος δεν συσχετιστικέ με κάποια παρατήρηση.

- “hyp_probability”: vector που περιέχει τις πιθανότητες κάθε υπόθεσης.
- “col_to_scan” : vector που περιέχει τον αριθμό των παρατηρήσεων που υπήρχαν στην τρέχουσα σάρωση και στις 2 προηγούμενες.
- “Ymeas”: cell array που περιέχει τις μετρήσεις που έχουν αντιστοιχηθεί στην ομάδα στην τρέχουσα σάρωση.
- “ID_Hist”: cell array με μέγεθος ίσο με τον α της σάρωσης, στο οποίο αποθηκεύονται οι ταυτότητες των επιβεβαιωμένων στόχων σε βάθος χρόνου.
- “xhat_Hist”: cell array με μέγεθος ίδιο με του “ID_Hist” στο οποίο αποθηκεύονται τα ίχνη-διανύσματα κατάστασης των επιβεβαιωμένων στόχων σε βάθος χρόνου.
- “appearances”: περιέχει το πλήθος των σαρώσεων – διάρκεια ζωής της ομάδας.
- “losses”: περιέχει το πλήθος των σαρώσεων που στην ομάδα δεν αντιστοιχήθηκε καμία μέτρηση.
- “just_created”: έχει τιμή 1 αν η ομάδα δημιουργήθηκε στην τρέχουσα μέτρηση και 0 αν η ομάδα προϋπήρχε.

Κάθε μέτρηση θεωρείται σαν νέος στόχος και αρχικοποιεί μια ομάδα. Αυτό σημαίνει ότι το πεδίο “tracks” συμπληρώνεται με το ID του νέου στόχου, που είναι κατά ένα μεγαλύτερο από το μεγαλύτερο ID των υπάρχοντων στόχων (στη συγκεκριμένη περίπτωση ξεκινάμε από το 1) . Στο πεδίο “xhat” θέτουμε το διάνυσμα κατάστασης της μέτρησης ενώ το πεδίο “P” συμπληρώνεται με ένα μοναδιαίο πίνακα συνδιακύμανσης.

5.1.1.2 Διαχείριση Ομάδων (Cluster Management)

Στη συνέχεια, και αφού εισέλθουμε στην επαναληπτική διαδικασία επεξεργασίας των δεδομένων, αρχίζει η διαδικασία διαχείρισης των ομάδων. Η διαδικασία αυτή περιλαμβάνει των διαχωρισμό (cluster splitting), την διανομή των παρατηρήσεων (observation allocation), την συγχώνευση (clusters merging) και ενημέρωση (cluster update) των ομάδων.

5.1.1.3 Διαχωρισμός Ομάδων (Cluster Splitting)

Η σημαντικότητα της διαδικασίας αυτής, όπως αναφέρθηκε και σε προηγούμενο κεφάλαιο έγκειται στο ότι απαγορεύει στις ομάδες να μεγαλώσουν ανεξέλεγκτα. Ελέγχει το επίπεδο συνοχής της ομάδας και απομακρύνει από αυτή τους στόχους που εμφανίζουν μεγάλη «απόσταση» από τους υπόλοιπους. Η διαδικασία έχει ως εξής: Έστω ότι μια ομάδα έχει N στόχους ($N > 1$). Δημιουργεί έναν πίνακα $N \times N$ όπου το στοιχείο (i, j) έχει την τιμή 1 αν η «απόσταση» μεταξύ των στόχων i και j της ομάδας είναι μεγαλύτερη μιας τιμής κατωφλίου και 0 στην αντίθετη περίπτωση. Για τον υπολογισμό της «απόστασης» αυτής χρησιμοποιείται ο τύπος:

$$d_{ij}^2 = (\hat{x}_i - \hat{x}_j)^T \left[(P_i^T + P_j^T)^T \right]^{-1} (\hat{x}_i - \hat{x}_j), \quad (5.1)$$

όπου \hat{x}_i, \hat{x}_j τα διανύσματα κατάστασης και P_i, P_j οι πίνακες συνδιακύμανσης των στόχων i και j αντίστοιχα. Στη συνέχεια ο πίνακας ελέγχεται κατά στήλη. Αν κάποια στήλη έχει

άθροισμα μεγαλύτερη του 0, τότε ο αντίστοιχος στόχος αφαιρείται από την ομάδα. Για κάθε στόχο που διαγράφεται, διαγράφονται και οι υποθέσεις στις οποίες συμμετείχε, καθώς και οι αντίστοιχες γραμμές του πίνακα υποθέσεων και του πίνακα πιθανοτήτων. Για τους στόχους αυτούς δημιουργούνται ισάριθμες νέες ομάδες με αρχικοποιημένο πίνακα συνδιακύμανσης.

5.1.1.4 Διανομή Παρατηρήσεων (Observation Allocation)

Σε αυτό το σημείο οι εισερχόμενες παρατηρήσεις διανέμονται στις υπάρχουσες ομάδες. Το κριτήριο που χρησιμοποιείται είναι η «απόσταση» της παρατήρησης από την ομάδα η οποία υπολογίζεται από τους τύπους:

$$D_j^2 = \min(d_j^2), \quad (5.2)$$

με

$$d_j^2 = (\hat{y} - \hat{x}_j)^T (\hat{y} - \hat{x}_j), \quad (5.3)$$

όπου \hat{y} το διάνυσμα κατάστασης της παρατήρησης και \hat{x}_j το διάνυσμα κατάστασης του στόχου j της ομάδας.

Για κάθε μέτρηση της τρέχουσας σάρωσης κατασκευάζεται ένας διάνυσμα μήκους N , όπου N ο αριθμός των ομάδων. Το στοιχείο j του πίνακα είναι 0 αν η «απόσταση» της μέτρησης από την ομάδα j είναι μεγαλύτερη από μια τιμή κατωφλίου και ίση με D_j^2 στην αντίθετη περίπτωση. Έστω n το άθροισμα των στοιχείων του πίνακα που είναι διάφορα του μηδενός. Τότε, αν:

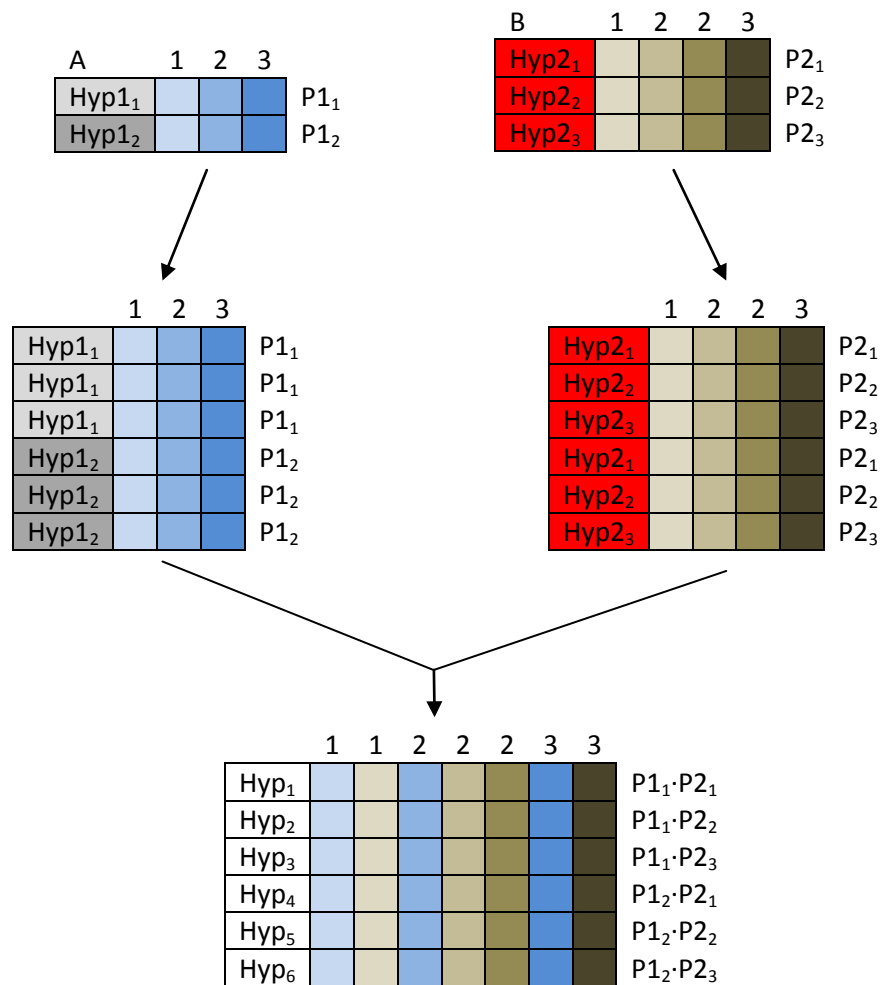
- $n = 0$, που σημαίνει ότι η παρατήρηση δεν μπορεί να συσχετιστεί με καμία ομάδα, αρχικοποιείται μία νέα ομάδα με την παρατήρηση αυτή.
- $n = 1$, που σημαίνει ότι η παρατήρηση συσχετίζεται με ακριβώς μια μέτρηση, η παρατήρηση αυτή προστίθεται στο πεδίο "Ymeas" της ομάδας.
- $n > 1$, που σημαίνει ότι η παρατήρηση συσχετίζεται με παραπάνω από μια μέτρηση, οι ομάδες συγχωνεύονται και η παρατήρηση προστίθεται στο πεδίο "Ymeas" της νέας υπερ-ομάδας(super-cluster).

5.1.1.5 Συγχώνευση Ομάδων (Clusters Merging)

Η διαδικασία κατά την οποία 2 ή παραπάνω ομάδες συγχωνεύονται. Η διαδικασία συγχώνευσης πραγματοποιείται ανά δύο ομάδες και έγκειται στη συνένωση των πεδίων αντίστοιχων "tracks", "xhat", "P" και "Ymeas", και στο συνδυασμό των πεδίων "hyprn", "hyprn_probability", "hyprn", "col_to_scan", "ID_Hist" και "xhat_Hist".

Η διαδικασία συνδυασμού των πινάκων υποθέσεων φαίνεται στο Σχήμα 5-1. Για διευκόλυνση του σχεδιασμού θεωρούμε ότι θέλουμε να συγχωνεύσουμε του πίνακες A και B όπου ο πίνακας A έχει διαστάσεις 2x3 και ο B έχει διαστάσεις 3x4. Οι αριθμοί πάνω από

τις στήλες υποδηλώνουν τον αριθμό της σάρωσης στην οποία έγινε η αντίστοιχη παρατήρηση. Η διαδικασία συνδυασμού των πιθανοτήτων έγκειται στον πολλαπλασιασμό των επιμέρους πιθανοτήτων όπως πραγματοποιείται στο Σχήμα 5-1. Ο συνδυασμός των πεδίων “hyp” στηρίζεται σε παρόμοια λογική. Ο συνδυασμός των πεδίων “col_to_scan” γίνεται με συνένωση των 2 διανυσμάτων και ταξινόμηση τους σε αύξουσα σειρά. Τέλος, ο συνδυασμός των πεδίων “ID_Hist” και “xhat_Hist” γίνεται με συνένωση των επιμέρους στοιχείων τους.



Σχήμα 5- 1 Παράδειγμα συνδυασμού πινάκων υποθέσεων

5.1.1.6 Ενημέρωση ομάδων (Cluster Update)

Η διαδικασία αυτή περιλαμβάνει 2 βήματα. Αρχικά αυξάνει κατά 1 το πεδίο “losses” των ομάδων οι οποίες δεν συσχετίστηκαν με καμία παρατήρηση, υπό την προϋπόθεση ότι δεν δημιουργήθηκαν στην τρέχουσα σάρωση (δηλαδή το πεδίο “just_created” είναι διάφορο του μηδενός). Στη συνέχεια ελέγχει τα πεδία “losses” όλων των ομάδων και διαγράφει αυτές ομάδες που η τιμή του ξεπερνά ένα προεπιλεγμένο αριθμό (στην περίπτωσή μας το 3).

5.1.2 Συγχώνευση Υποθέσεων (Hypothesis Merging)

Όπως αναφέρθηκε και σε προηγούμενο κεφάλαιο, η Συγχώνευση Υποθέσεων είναι ένας ακόμη τρόπος αντιμετώπισης της αύξησης του πίνακα υποθέσεων. Η Συγχώνευση Υποθέσεων εφαρμόζεται μετά την απλοποίηση του πίνακα υποθέσεων. Στόχος της διαδικασίας αυτής είναι η εύρεση υποθέσεων με παρόμοιες αναθέσεις και η συγχώνευση των υποθέσεων αυτών.

Βασικό κριτήριο για να μπορούν να συγκριθούν 2 υποθέσεις είναι να έχουν τον ίδιο αριθμό αναθέσεων σε στόχους (και όχι σε ψευδείς συναγερμούς). Για παράδειγμα, στον Πίνακα 5-1, οι υποθέσεις 1 και 2 είναι συμβατές μεταξύ τους αλλά όχι με την 3 (το 0 υποδηλώνει χαρακτηρισμό της παρατήρησης ως ψευδή συναγερμό).

Υπόθεση 1	1	1	2	3
Υπόθεση 2	1	4	2	6
Υπόθεση 3	1	4	2	0

Πίνακας 5- 1 Παράδειγμα υποθέσεων προς Συγχώνευση

Για κάθε ζευγάρι συμβατών υποθέσεων κατασκευάζεται πίνακας $N \times N$, όπου N το πλήθος των στόχων των 2 υποθέσεων. Το στοιχείο (i, j) του πίνακα περιέχει την «απόσταση» του στόχου i της μίας υπόθεσης από τον στόχο j της δεύτερης. Σαν «απόσταση», ή κριτήριο ομοιότητας υπολογίζεται το μέγεθος:

$$d_{ij}^2 = K - (\hat{x}_i - \hat{x}_j)^T [(P_i^T + P_j^T)^T]^{-1} (\hat{x}_i - \hat{x}_j), \quad (5.4)$$

όπου \hat{x}_i το διάνυσμα κατάστασης και P_i ο πίνακας συνδιακύμανσης του στόχου i της μίας υπόθεσης, και \hat{x}_j το διάνυσμα κατάστασης και P_j ο πίνακας συνδιακύμανσης του στόχου j της άλλης υπόθεσης. Το K είναι μια σταθερά που στη περίπτωση μας έχει επιλεγεί ίση με 20. Αν το μέγεθος αυτό προκύψει αρνητικό, τότε αντικαθίσταται με το 0. Στη συνέχεια εφαρμόζουμε στον πίνακα τον αλγόριθμο του πλειστηριασμού (auction algorithm) ([22]). Σε περίπτωση που βρεθεί αντιστοιχία για όλους τους στόχους, θεωρούμε ότι οι δύο υποθέσεις μπορούν να συγχωνευθούν. Δημιουργούμε έναν πίνακα M σειρών, όπου M το πλήθος των υποθέσεων, όπου στη γραμμή i υπάρχουν οι υποθέσεις που πρέπει να συγχωνευθούν με την υπόθεση i .

Για την συγχώνευση των συμβατών υποθέσεων ακολουθούμε την εξής διαδικασία: Ξεκινώντας από το τέλος του πίνακα, εφόσον μια υπόθεση συγχωνευθεί, διαγράφουμε οποιαδήποτε άλλη αναφορά υπάρχει στον πίνακα για αυτή την υπόθεση, βασιζόμενοι στη λογική ότι αν η υπόθεση A είναι συμβατή με την B , και η υπόθεση B είναι συμβατή με την Γ , τότε και η υπόθεση A θα είναι συμβατή με την Γ .

5.2 Συνοπτική περιγραφή αλγορίθμου σε περιβάλλον C

Στο προγραμματιστικό περιβάλλον C για διευκόλυνση της υλοποίησης χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη CML. Συγκεκριμένα χρησιμοποιήθηκαν από την βιβλιοθήκη οι εξής δομές με τις αντίστοιχες λειτουργίες τους.

- Vector: Διάνυσμα.
- Matrix: Πίνακας δύο διαστάσεων.
- MatrixCell: Διάνυσμα-λίστα που το κάθε στοιχείο του είναι μια δομή Matrix.
- VectorCell: Διάνυσμα-λίστα που το κάθε στοιχείο του είναι μια δομή Vector.

Επιπλέον ορίστηκαν οι δομές “hypothesis_t” και “cluster_t” για την αντιπροσώπευση των υποθέσεων και των ομάδων αντίστοιχα.

Η δομή “hypothesis_t” αποτελείται από τα πεδία:

- “nTracks”: unsigned long, ο αριθμός των στόχων της υπόθεσης.
- “probability”: double, η πιθανότητα της υπόθεσης.
- “tracks”: Vector, μέγεθος ίσο με το πεδίο “nTracks”, οι ταυτότητες(IDs) των στόχων της υπόθεσης.
- “assign”: Vector, χρησιμοποιείται κατά την επέκταση των υποθέσεων για να αποθηκεύονται οι αντιστοιχίσεις στόχων παρατηρήσεων.
- “outTracks”: Vector, χρησιμοποιείται κατά την επέκταση των υποθέσεων για να αποθηκεύονται οι νέοι στόχοι.
- “trackLoss”: Vector, μέγεθος ίσο με του “tracks”, το πλήθος των σαρώσεων που κάθε στόχος δεν αντιστοιχίστηκε με κάποια παρατήρηση.
- “xHat”: VectorCell, μέγεθος ίσο με του “tracks”, τα διανύσματα κατάστασης των στόχων της υπόθεσης.
- “covMtrx”: MatrixCell, μέγεθος ίσο με του “tracks”, οι πίνακες συνδιακύμανσης των στόχων της υπόθεσης.

Για την διαχείριση των υποθέσεων χρησιμοποιούμε μια λίστα από αντικείμενα “hypothesis_t”.

Η δομή “cluster_t” αποτελείται από τα πεδία:

- “Clust_tracks”: Vector, οι στόχοι που ανήκουν στην ομάδα.
- “Clust_xhat”: VectorCell, μήκος ίσο με του “Clust_tracks”, τα διανύσματα κατάστασης των στόχων.
- “Clust_covMtrx”: MatrixCell, μήκος ίσο με του “Clust_tracks”, οι πίνακες συνδιακύμανσης των στόχων.
- “Clust_HypMat”: Matrix, ο πίνακας υποθέσεων της ομάδας.
- “Clust_IsHypMatrixEmpty”: boolean, δείκτης για το αν ο “Clust_HypMat” είναι άδειος.

- “Clust_hyp”: list, η λίστα των υποθέσεων της ομάδας.
- “Clust_col_to_scan”: Vector, ο αριθμός των παρατηρήσεων που υπήρχαν στην τρέχουσα σάρωση και στις 2 προηγούμενες.
- “Clust_meas”: VectorCell, οι παρατηρήσεις που έχουν συσχετιστεί με την ομάδα στην τρέχουσα σάρωση.
- “Clust_ID_Hist”: VectorCell, με σταθερό μέγεθος N, που αποθηκεύονται οι ταυτότητες των επιβεβαιωμένων στόχων των τελευταίων N σαρώσεων.
- “Clust_xHat_Hist”: MatrixCell, με σταθερό μέγεθος N, που αποθηκεύονται τα ίχνη - διανύσματα κατάστασης των επιβεβαιωμένων στόχων των τελευταίων N σαρώσεων.
- “appearances”: unsigned integer, η «ηλικία» σε αριθμό σαρώσεων της ομάδας.
- “losses”: unsigned integer, το πλήθος των σαρώσεων που στην ομάδα δεν αντιστοιγήθηκε καμία μέτρηση.
- “justCreated”: boolean, δείκτης για το αν η ομάδα δημιουργήθηκε στην τρέχουσα σάρωση.

Τα βασικά χαρακτηριστικά – παραδοχές για την υλοποίηση του αλγορίθμου είναι τα παρακάτω:

- Θεωρούμε ότι τα δεδομένα των σαρώσεων εισάγονται σειριακά. Συγκεκριμένα οι παρατηρήσεις κάθε σάρωσης εμπεριέχονται σε ξεχωριστό αρχείο τύπου .txt.
- Για την πρόβλεψη και ενημέρωση στόχων χρησιμοποιείται φίλτρο Kalman.
- Το μοντέλο κίνησης που χρησιμοποιείται για την περιγραφή κάθε στόχου χρησιμοποιεί 4 πεδία. Το διάνυσμα κατάστασης του στόχου είναι της μορφής

$$\hat{x} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ u_x \\ u_y \end{bmatrix}, \quad (5.5)$$

όπου x, y η θέση και u_x, u_y η ταχύτητα του στόχου σε καρτεσιανό επίπεδο.

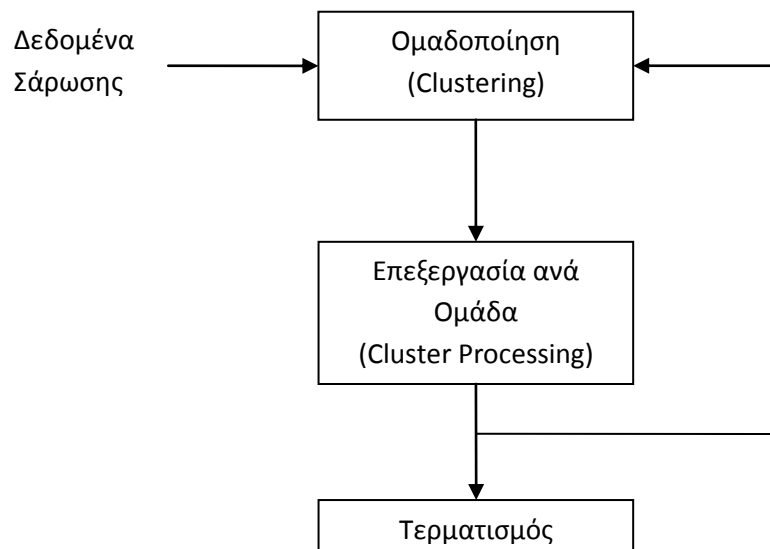
- Υποστηρίζει το μοντέλο μέτρησης θέσης και ταχύτητας. Αυτό σημαίνει ότι το διάνυσμα κατάστασης κάθε παρατήρησης είναι και αυτό της μορφής

$$\hat{y} = \begin{bmatrix} x \\ u_x \\ y \\ u_y \end{bmatrix} \quad (5.6)$$

- Επιτρέπει την αρχικοποίηση και διαγραφή στόχων.

- Χρησιμοποιεί την τεχνική πολλαπλών σαρώσεων (N-scan) για τη δημιουργία υποθέσεων. Το μέγεθος του παραθύρου μπορεί να μεταβληθεί. Στη συγκεκριμένη υλοποίηση έχει επιλεγθεί ίσο με 2. Αυτό σημαίνει ότι ο πίνακας υποθέσεων περιλαμβάνει τις συσχετίσεις της τρέχουσας και των αμέσως 2 προηγούμενων σαρώσεων.
- Κατά την εξαγωγή υποθέσεων χρησιμοποιεί την μέθοδο JPDA όταν ένας στόχος υπάρχει σε παραπάνω από μια υποθέσεις.

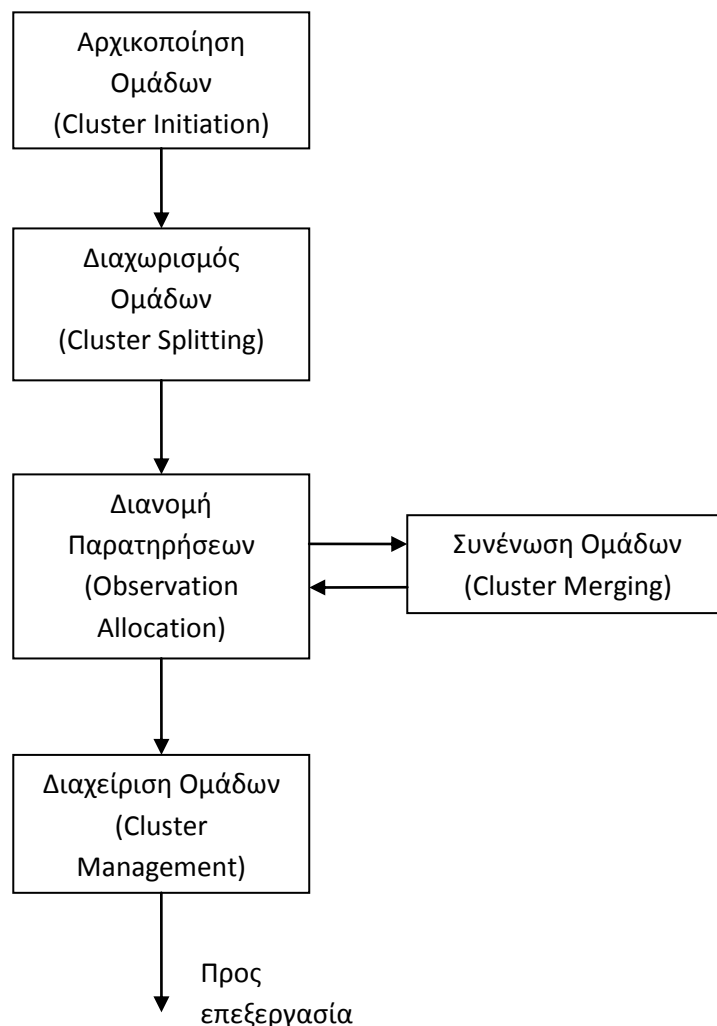
Η βασική δομή του προγράμματος με τις 2 βασικές του βαθμίδες παρουσιάζεται στο Σχήμα 5-2.



Σχήμα 5- 2 Βασική δομή του προγράμματος σε C

5.2.1 Ομαδοποίηση (Clustering)

Η λογική της βαθμίδας αυτής είναι παρόμοια με τη λογική σύμφωνα με την οποία αναπτύχθηκε και το πρόγραμμα στο περιβάλλον Matlab. Η διαχείριση ομάδων αποτελείται από τις υπορουτίνες αρχικοποίησης ομάδων(cluster initiation), διαχωρισμού ομάδων(cluster splitting), συνένωσης ομάδων(cluster merging), διανομής παρατηρήσεων(observation allocation), και διαχείρισης ομάδων(cluster management), όπως φαίνεται και στο Σχήμα 5-3.



Σχήμα 5-3 Δομή βαθμίδας ομαδοποίησης

5.2.1.1 Αρχικοποίηση Ομάδων (Cluster Initiation)

Σε περίπτωση που η λίστα υποθέσεων είναι άδεια, το σετ των παρατηρήσεων που λαμβάνεται χρησιμοποιείται για την αρχικοποίηση ομάδων. Οι ομάδες που δημιουργούνται είναι ισάριθμες με τις παρατηρήσεις που λαμβάνονται.

5.2.1.2 Διαχωρισμός Ομάδων (Cluster Splitting)

Η διαδικασία που ακολουθείται είναι παρόμοια με αυτή που εφαρμόστηκε και στο περιβάλλον Matlab και περιγράφεται στην παράγραφο (5.1.1.3). Σαν κριτήριο απόστασης για την δημιουργία του πίνακα συγκρίσεως των αποστάσεων μεταξύ των στόχων χρησιμοποιείται το ίδιο εργαλείο που χρησιμοποιούμε και για τον συσχετισμό μετρήσεων - στόχων. Η διαδικασία επιλογής της σειράς διαχωρισμού των στόχων από την ομάδα υλοποιήθηκε με 2 τρόπους. Για την καλύτερη περιγραφή των 2 προσεγγίσεων θα χρησιμοποιήσουμε το εξής παράδειγμα: Έστω ότι ο Πίνακας 5-2 αποτελεί τον πίνακα σύγκρισης στην περίπτωση που μια ομάδα έχει 3 στόχους. Η τιμή 1 στη θέση (i, j) σημαίνει ότι οι στόχοι i και j είναι «αρκετά» μακριά μεταξύ τους ώστε να πρέπει να τοποθετηθούν σε διαφορετικές ομάδες. Η τιμή 0 σημαίνει το αντίθετο.

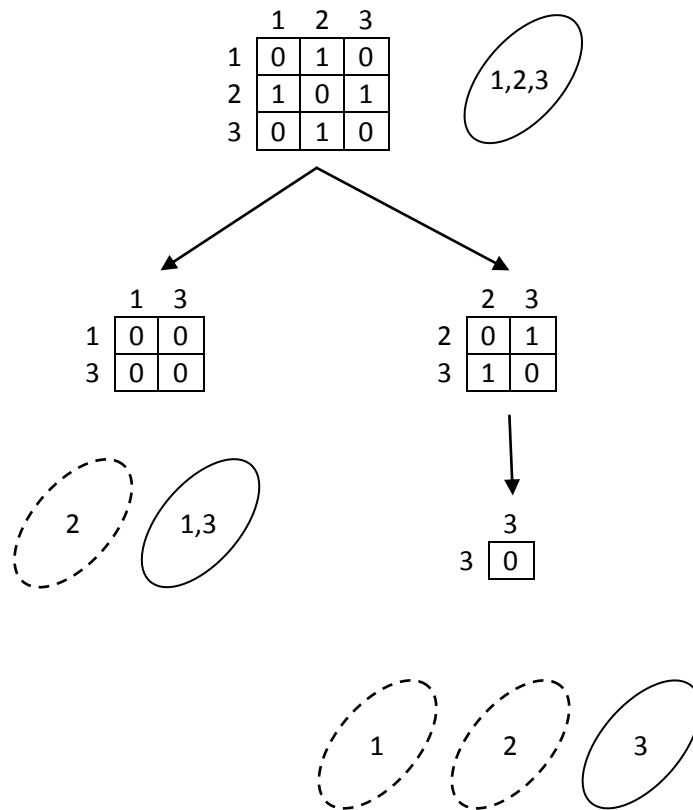
	1	2	3
1	0	1	0
2	1	0	1
3	0	1	0

Πίνακας 5- 2 Παράδειγμα πίνακα σύγκρισης

Με την πρώτη υλοποίηση ξεκινάμε διαχωρίζοντας τον στόχο του οποίου η αντίστοιχη στήλη έχει το μεγαλύτερο άθροισμα. Αρχικοποιούμε μια νέα ομάδα με αυτό το στόχο, τον αφαιρούμε από την αρχική ομάδα και συνεχίζουμε την διαδικασία αφού πρώτα σχηματίσουμε τον νέο πίνακα συγκρίσεως, αφαιρώντας την γραμμή και στήλη που αντιστοιχούσε στον στόχο αυτό.

Στη δεύτερη υλοποίηση ξεκινάμε από την πρώτη στήλη του πίνακα συγκρίσεως και για όποια στήλη έχει άθροισμα μεγαλύτερο του μηδέν, αρχικοποιούμε μια νέα ομάδα με τον αντίστοιχο στόχο και τον αφαιρούμε από την αρχική ομάδα. Στη συνέχεια αφαιρούμε την γραμμή και στήλη που αντιστοιχούσε στον στόχο και συνεχίζουμε

Το αποτέλεσμα των 2 μεθόδων αποτυπώνεται στο Σχήμα 5-4.



Σχήμα 5-4 Παράδειγμα διαχωρισμού ομάδων

Από το Σχήμα 5-4 φαίνεται ότι η πρώτη υλοποίηση είναι αποδοτικότερη καθώς διαχωρίζει τους στόχους ορθότερα (αφήνει τους στόχους 1 και 3 στην ίδια ομάδα, όπως ορίζει ο πίνακας συγκρίσεως. Ωστόσο, στην πράξη, συντελεί στο σχηματισμό μεγαλύτερων πινάκων υποθέσεων, κάτι που αυξάνει τον υπολογιστικό χρόνο. Αντίθετα, με τη δεύτερη υλοποίηση, ο χρόνος εκτέλεσης είναι αισθητά μικρότερος χωρίς να έχουμε αλλοίωση των αποτελεσμάτων, ειδικά σε περίπτωση που η διάταξη των στόχων είναι πιο αραιή.

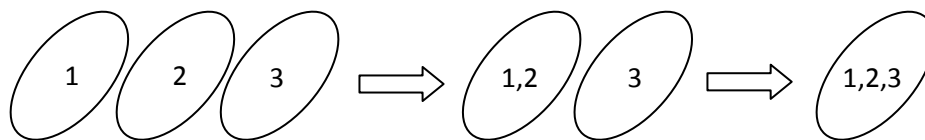
5.2.1.3 Διανομή Παρατηρήσεων (Observation Allocation)

Η υλοποίηση, και εδώ, είναι παρόμοια με την υλοποίηση που έγινε στο περιβάλλον Matlab. Αν μια παρατήρηση μπορεί να συσχετιστεί με ένα στόχο μιας ομάδας, τότε σχετίζεται με την ομάδα αυτή. Για τον υπολογισμό του πίνακα συσχέτισης ομάδων – παρατηρήσεων, κατασκευάζουμε το πίνακα συσχέτισης στόχων – παρατηρήσεων κάθε ομάδας, και αν κάποια στήλη του πίνακα αυτού (οι στήλες αντιπροσωπεύουν τις μετρήσεις) έχει έστω και ένα μη μηδενικό στοιχείο, τότε θέτουμε την τιμή 1 στο αντίστοιχο ζευγάρι του πίνακα συσχέτισης ομάδων – παρατηρήσεων. Στη συνέχεια, βασιζόμενοι σε αυτόν τον πίνακα προχωρούμε στην διανομή των παρατηρήσεων. Για κάθε στήλη του πίνακα συσχέτισης ομάδων – παρατηρήσεων (κάθε στήλη αντιπροσωπεύει μια παρατήρηση) υπολογίζουμε το άθροισμά της S . Αν:

- $S = 0$, αρχικοποιούμε μια νέα ομάδα με την παρατήρηση αυτή.
- $S = 1$, προσθέτουμε την παρατήρηση στο πεδίο “Clust_meas” της ομάδας.
- $S > 1$, συγχωνεύουμε τις ομάδες με τις οποίες μπορεί να συσχετιστεί η παρατήρηση, και την προσθέτουμε στο πεδίο “Clust_meas” της νέας υπερ-ομάδας (super-cluster).

5.2.1.4 Συνένωση Ομάδων (Cluster Merging)

Σε περίπτωση που κάποια παρατήρηση συσχετίζεται με παραπάνω από μια παρατηρήσεις, καλείται η υπορουτίνα συνένωσης ομάδων. Η συγχώνευση γίνεται ανά ζευγάρι ομάδων (Σχήμα 5-5).



Σχήμα 5- 5 Παράδειγμα συγχώνευσης ομάδων

Η συγχώνευση δύο ομάδων έγκειται στη συνένωση των πεδίων “Clust_tracks”, “Clust_xHat”, “Clust_covMtrx” και “Clust_meas” και στο συνδυασμό των πεδίων “Clust_HypMat”, “Clust_hyp”, “Clust_col_to_scan”, “Clust_xHat_Hist” και “Clust_ID_Hist”.

Ο συνδυασμός των πινάκων υποθέσεων είναι παρόμοιος με αυτός που παρουσιάζεται στο Σχήμα 5-1. Για τον συνδυασμό των υποθέσεων δημιουργείται μια λίστα μήκους ίσο με το γινόμενο των μηκών των 2 λιστών προς συνένωση. Τα στοιχεία της λίστας αυτής είναι όλοι οι πιθανοί συνδυασμοί των στοιχείων των αρχικών λιστών. Για την δημιουργία των συνδυασμών αυτών πραγματοποιούμε συνένωση των πεδίων “tracks”, “xHat”, “covMtrx”, “trackLoss”. Για τα πεδία “probability” υπολογίζουμε το γινόμενο τους και για τα πεδία “nTracks” το άθροισμά τους.

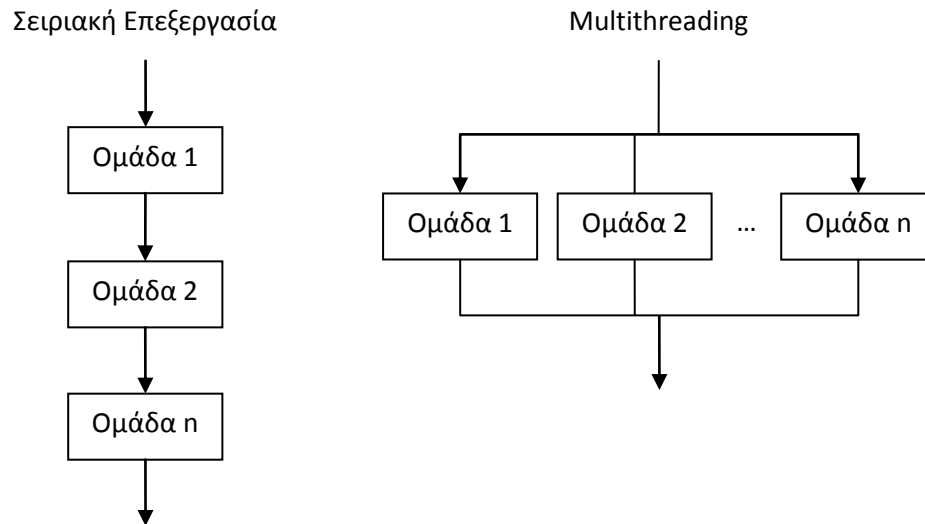
Για τον συνδυασμό των πεδίων “Clus_col_to_scan” πραγματοποιούμε συνένωση των διανυσμάτων και ταξινόμηση κατά αύξουσα σειρά. Τέλος για τον συνδυασμό των “Clust_xHat_Hist” και “Clust_ID_Hist” εφαρμόζουμε συνένωση των επιμέρους στοιχείων.

5.2.1.5 Διαχείριση Ομάδων (Cluster Management)

Με την υπορουτίνα αυτή, αρχικά ανανεώνεται το πεδίο “appearances” και το πεδίο “losses” αν χρειάζεται. Στη συνέχεια, ελέγχεται το πεδίο “losses” κάθε ομάδας, και αν αυτό υπερβαίνει μία ορισμένη τιμή (στην υλοποίηση μας το 3), η ομάδα διαγράφεται.

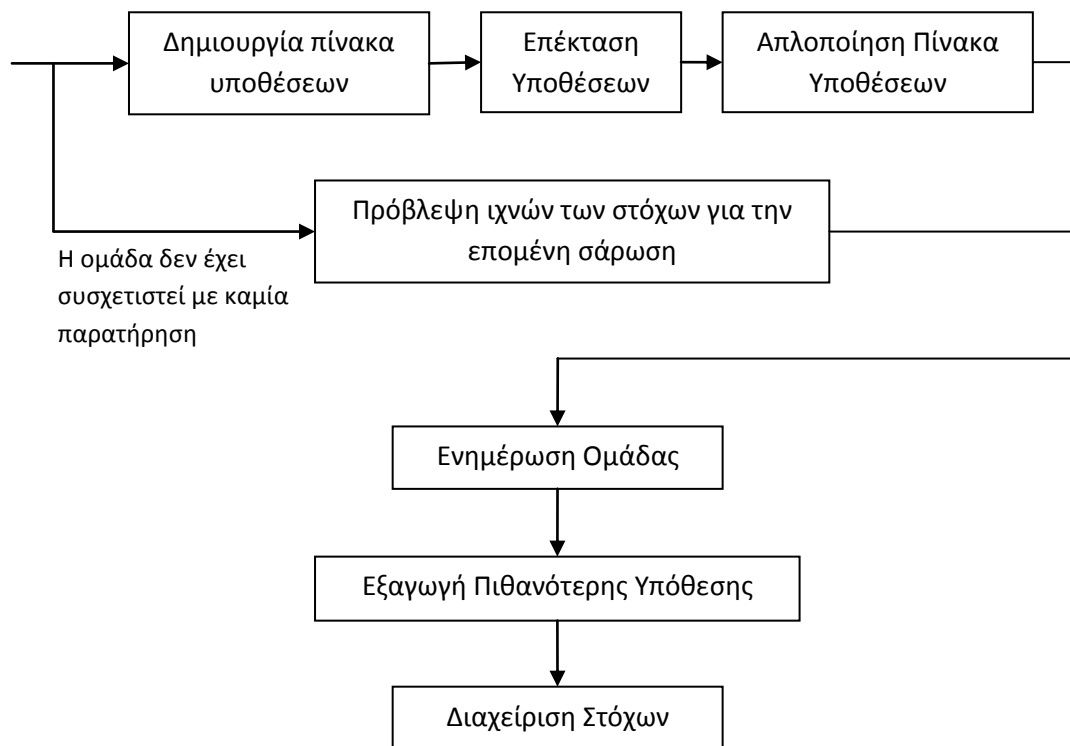
5.2.2 Επεξεργασία ανά Ομάδα (Cluster Processing)

Εφόσον ολοκληρωθεί η διαδικασία της Ομαδοποίησης, κάθε ομάδα επεξεργάζεται ξεχωριστά για να εξαχθούν τα επιθυμητά δεδομένα. Η επεξεργασία των ομάδων μπορεί να γίνει είτε σειριακά είτε με χρήση multithreading.



Σχήμα 5- 6 Επεξεργασία Ομάδων

Οι υπορουτίνες που αποτελούν την βαθμίδα αυτή φαίνονται στο Σχήμα 5-7.



Σχήμα 5- 7 Δομή βαθμίδας επεξεργασίας ομάδων

5.2.2.1 Πρόβλεψη ιχνών των στόχων για την επομένη σάρωση

Στην περίπτωση που η ομάδα προς επεξεργασία δεν έχει συσχετιστεί με καμία παρατήρηση, δηλαδή το πεδίο “Clust_meas” είναι κενό, γίνεται απλή πρόβλεψη των ιχνών των στόχων για την επόμενη σάρωση.

Σε αντίθετη περίπτωση εκτελούνται οι υπορουτίνες δημιουργίας πίνακα υποθέσεων, επέκτασης των υποθέσεων και απλοποίησης του πίνακα υποθέσεων.

5.2.2.2 Δημιουργία πίνακα υποθέσεων

Η διαδικασία που ακολουθείται για τον σχηματισμό του πίνακα υποθέσεων είναι παρόμοια με αυτή που παρουσιάζεται από τον Reid στο [7]. Αρχικά κατασκευάζουμε τον πίνακα συσχετίσεων (association matrix). Το στοιχείο (i, j) του πίνακα αυτού έχει την τιμή 1 όταν ο στόχος i μπορεί να συσχετιστεί με την παρατήρηση j , και 0 στην αντίθετη περίπτωση. Στη συνέχεια κατασκευάζουμε το βοηθητικό πίνακα VectorCell “map” το οποίο έχει μήκος ίσο με τον αριθμό των παρατηρήσεων. Κάθε διάνυσμά του περιέχει τις πιθανές τιμές – ID στόχων με τις οποίες μπορεί συσχετιστεί η αντίστοιχη μέτρηση. Το μήκος κάθε διανύσματος είναι ίσο με το άθροισμα της αντίστοιχης στήλης του πίνακα συσχετίσεων συν 2 ακόμα τιμές, το 0 για συσχέτιση με ψευδή συναγερό και μία ακόμη για συσχέτιση με νέο στόχο. Χρησιμοποιώντας αυτή τη δομή, δημιουργούμε όλους τους πιθανούς συνδυασμούς. Συνεπώς, ο πίνακας που θα προκύψει θα έχει μέγεθος $N \times M$, όπου M ο αριθμός των παρατηρήσεων. Ο αριθμός N προκύπτει από τον τύπο:

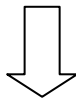
$$N = \prod_{i=1}^M \text{map}_i, \quad (5.7)$$

όπου map_i το μέγεθος του διανύσματος i του VectorCell “map”. Τέλος για να καταλήξουμε στον πίνακα υποθέσεων διαγράφουμε από τον προηγούμενο πίνακα τους ασύμβατους συνδυασμούς. Ένας συνδυασμός θεωρείται ασύμβατος όταν μία ένας στόχος έχει συσχετιστεί με παραπάνω από μια παρατηρήσεις. Στο Σχήμα 5-7 απεικονίζεται η διαδικασία σχηματισμού του πίνακα υποθέσεων μιας περίπτωσης με 2 στόχους και 4 παρατηρήσεις. Το παράδειγμα αυτό θεωρείται αρκετά αντιπροσωπευτικό καθώς περιέχει όλες τις δυνατές περιπτώσεις συσχέτισης μιας παρατήρησης (συσχέτιση με έναν, παραπάνω ή και κανέναν από τους ήδη γνωστούς στόχους). Στο παράδειγμα του σχήματος 5-7, οι ασύμβατοι συνδυασμοί έχουν γραμμοσκιαστεί.

Ο τελικός πίνακας που προκύπτει περιλαμβάνει τις υποθέσεις που δημιουργούνται με βάση τα δεδομένα της τρέχουσας σάρωσης. Αυτός πρέπει να συνδυαστεί με τον ήδη υπάρχοντα πίνακα υποθέσεων (με τις υποθέσεις για τις 2 προηγούμενες σαρώσεις) για να σχηματιστεί ο συνολικός πίνακας υποθέσεων. Αυτό σημαίνει ότι αν είναι $N_{old} \times M_{old}$ μεγέθους ο ήδη υπάρχον πίνακας και $N_{new} \times M_{new}$ αυτός που προέκυψε, ο τελικός πίνακας υποθέσεων θα είναι μεγέθους $(N_{old} \cdot N_{new}) \times (M_{old} + M_{new})$.

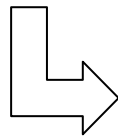
	O1	O2	O3	O4
1	1	0	0	1
2	0	1	0	1

Πίνακας Συσχετίσεων
(Association Matrix)



O1	0	1	3
O2	0	2	4
O3	0	5	
O4	0	1	2

Δομή "map"



0	0	0	0
1	0	0	0
3	0	0	0
0	2	0	0
1	2	0	0
3	2	0	0
0	4	0	0
1	4	0	0
3	4	0	0
0	0	5	0
1	0	5	0
3	0	5	0
0	2	5	0
1	2	5	0
3	2	5	0
0	4	5	0
1	4	5	0
3	4	5	0
0	0	0	1
1	0	0	1
3	0	0	1
0	2	0	1
1	2	0	1
3	2	0	1
0	4	0	1
1	4	0	1
3	4	0	1
0	0	5	1
1	0	5	1
3	0	5	1
0	2	5	1
1	2	5	1
3	2	5	1
0	4	5	1
1	4	5	1
3	4	5	1
0	0	0	2
1	0	0	2
3	0	0	2
0	2	0	2
1	2	0	2
3	2	0	2
0	4	0	2
1	4	0	2
3	4	0	2
0	0	5	2
1	0	5	2
3	0	5	2
0	2	5	2
1	2	5	2
3	2	5	2
0	4	5	2
1	4	5	2
3	4	5	2
0	0	0	6
1	0	0	6
3	0	0	6
0	2	0	6
1	2	0	6
3	2	0	6
0	4	0	6
1	4	0	6
3	4	0	6
0	0	5	6
1	0	5	6
3	0	5	6
0	2	5	6
1	2	5	6
3	2	5	6
0	4	5	6
1	4	5	6
3	4	5	6

0	0	0	0
1	0	0	0
3	0	0	0
0	2	0	0
1	2	0	0
3	2	0	0
0	4	0	0
1	4	0	0
3	4	0	0
0	0	5	0
1	0	5	0
3	0	5	0
0	2	5	0
1	2	5	0
3	2	5	0
0	4	5	0
1	4	5	0
3	4	5	0
0	0	0	1
1	0	0	1
3	0	0	1
0	2	0	1
1	2	0	1
3	2	0	1
0	4	0	1
1	4	0	1
3	4	0	1
0	0	5	1
1	0	5	1
3	0	5	1
0	2	5	1
1	2	5	1
3	2	5	1
0	4	5	1
1	4	5	1
3	4	5	1
0	0	0	2
1	0	0	2
3	0	0	2
0	2	0	2
1	2	0	2
3	2	0	2
0	4	0	2
1	4	0	2
3	4	0	2
0	0	5	2
1	0	5	2
3	0	5	2
0	2	5	2
1	2	5	2
3	2	5	2
0	4	5	2
1	4	5	2
3	4	5	2
0	0	0	6
1	0	0	6
3	0	0	6
0	2	0	6
1	2	0	6
3	2	0	6
0	4	0	6
1	4	0	6
3	4	0	6
0	0	5	6
1	0	5	6
3	0	5	6
0	2	5	6
1	2	5	6
3	2	5	6
0	4	5	6
1	4	5	6
3	4	5	6

Πίνακας
Υποθέσεων
Σάρωσης

Σχήμα 5- 8 Παράδειγμα σχηματισμού πίνακα υποθέσεων

5.2.2.3 Επέκταση Υποθέσεων

Κατά την υπορουτίνα επέκτασης υποθέσεων, από κάθε υπάρχουσα, αποθηκευμένη στη λίστα "Clust_hyp", υπόθεση τόσες υποθέσεις όσες είναι οι γραμμές του πίνακα υποθέσεων της σάρωσης. Κάθε νέα υπόθεση «κληρονομεί» τους στόχους της υπόθεσης-γονέα. Στη συνέχεια, με βάση το πεδίο "assign" στο οποίο εκχωρείται η μία γραμμή του πίνακα υποθέσεων της σάρωσης κάθε φορά, γίνεται η ενημέρωση των στόχων. Για τους στόχους που έχουν αντιστοιχηθεί με κάποια παρατήρηση, γίνεται ενημέρωσή τους με την παρατήρηση αυτή. Για τους στόχους που δεν έχουν συσχετιστεί με καμία παρατήρηση γίνεται απλή πρόβλεψη. Τέλος προστίθενται στην λίστα των στόχων της υπόθεσης οι νέοι στόχοι, αν υπάρχουν. Το τελευταίο βήμα είναι ο υπολογισμός της πιθανότητας της υπόθεσης.

Και πάλι η διαδικασία που ακολουθείται είναι παρόμοια με αυτή που υπάρχει στο [7]. Οι βασικές μεταβλητές που χρησιμοποιούνται είναι:

P_D = Πιθανότητα ανίχνευσης (Probability of Detection) σ

β_{FT} = Συντελεστής ψευδών συναγερμών(false targets)

β_{NT} = Συντελεστής νέων στόχων(new targets)

$$N(x, P) = \exp \left[-\frac{1}{2} x^T P^{-1} x \right] / \sqrt{(2\pi)^n |P|}$$

$$f(x|\mu, \sigma) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp \frac{-(x - \mu)^2}{2\sigma^2}$$

Η συνολική πιθανότητα κάθε υπόθεσης προκύπτει σαν γινόμενο:

$$P = P_{prev} \cdot P_{new} , \quad (5.8)$$

όπου P_{prev} η πιθανότητα της υπόθεσης-γονέα και P_{new} η ποσότητα που υπολογίζεται ως εξής:

Για κάθε παρατήρηση που συσχετίζεται με ψευδή συναγερμό, πολλαπλασιάζουμε με τον συντελεστή ψευδών συναγερμών:

$$\beta_{FT} = \begin{cases} f(a|G, 1), & a < G/2 \\ 1 - f(a|G, 1), & a > G/2 \end{cases} \quad (5.9)$$

Για κάθε παρατήρηση που συσχετίζεται με νέο στόχο, πολλαπλασιάζουμε με τον συντελεστή νέων στόχων:

$$\beta_{NT} = \begin{cases} f(a|G, 5), & a < G/2 \\ 1 - f(a|G, 5), & a > G/2 \end{cases} \quad (5.10)$$

Τέλος, για κάθε παρατήρηση που συσχετίζεται με ήδη υπάρχον στόχο, πολλαπλασιάζουμε με

$$P_D N(Z_m - H\bar{x}, B)/(1 - P_D) \quad (5.11)$$

Στις παραπάνω εξισώσεις, a είναι η διαβάθμιση (score) της συσχέτισης και G είναι η οριακή τιμή για τη δημιουργία πύλης. Συνεπώς, οι παράγοντες για ψευδείς συναγερμούς και νέους στόχους εξαρτώνται από το πόσο καλή συσχέτιση πραγματοποιείται μεταξύ των παρατηρήσεων και των διαδρομών των στόχων. Στον παράγοντα νέων στόχων β_{NT} ανατίθεται τυπική απόκλιση μεγαλύτερη από αυτή που ανατίθεται στον παράγοντα ψευδών συναγερμών, αφού συνήθως η πυκνότητα ψευδών συναγερμών είναι μικρότερη. Αν η συσχετισμένη μέτρηση έχει μικρή διαβάθμιση, οι τιμές των παραγόντων β_{FT} και β_{NT} μειώνονται αναλογικά ώστε να μην είναι εύκολο να ξεπεράσουν την τιμή του παράγοντα για συσχέτιση με προϋπάρχον στόχο, που είναι η πιο κοινή περίπτωση. Αντίθετα, αν η τρέχουσα μέτρηση δεν έχει συσχετιστεί με κανένα στόχο, στους παράγοντες αυτούς ανατίθενται σχετικά χαμηλές σταθερές τιμές.

Ο σχετικά μικρός παράγοντας που ανατίθεται σε περίπτωση αρχικοποίησης νέου στόχου δεν αποτελεί τροχοπέδη στην ανίχνευσή του, αφού, αν ο στόχος είναι πραγματικός, οι επόμενες σαρώσεις θα επιλύσουν την αβεβαιότητα συσχετίζοντάς τον με τις επόμενες μετρήσεις χρησιμοποιώντας τον τρίτο πολλαπλασιαστικό παράγοντα και αυξάνοντας σημαντικά την πιθανότητα της υπόθεσης.

Αξίζει επίσης να σημειωθεί ότι, σε περιπτώσεις πολύ χαμηλού σφάλματος μέτρησης και θορύβου διαδικασίας, πρέπει να παραληφθεί το B από τον τρίτο πολλαπλασιαστικό παράγοντα αφού οδηγεί σε πολύ χαμηλές τιμές και αποτρέπει το σωστό υπολογισμό των πιθανοτήτων. Δεν είναι τυχαίο, ότι η πειραματική μελέτη του Reid, στην οποία βασίστηκε ο συγκεκριμένος αλγόριθμος εξετάστηκε με εναέριους στόχους για τους οποίους τα μοντέλα κίνησης και μέτρησης που χρησιμοποιούνται διαθέτουν πολύ υψηλότερες τιμές θορύβου μέτρησης και διαδικασίας σε σχέση με μία εφαρμογή οχημάτων.

5.2.2.4 Απλοποίηση Πίνακα Υποθέσεων

Το επόμενο βήμα είναι η εύρεση της υπόθεσης με την μεγαλύτερη πιθανότητα. Αυτό επιτυγχάνεται με σειριακή αναζήτηση στη λίστα υποθέσεων. Στη συνέχεια οι πιθανότητες κανονικοποιούνται με βάση την μέγιστη πιθανότητα. Έπειτα ακολουθεί η διαγραφή των απίθανων υποθέσεων. Αυτό γίνεται κρατώντας τις υποθέσεις που έχουν κανονικοποιημένη πιθανότητα μεγαλύτερη από κάποια τιμή κατωφλίου. Η τιμή αυτή επιλέγεται στην αρχή του προγράμματος και μένει σταθερή καθ' όλη την διάρκεια εκτέλεσής του. Η τιμή κατωφλίου επιλέγεται αρκετά υψηλή.

5.2.2.5 Ενημέρωση Ομάδας

Για την ενημέρωση των ομάδων χρησιμοποιούμε την πιθανότερη από τις υποθέσεις που επιβίωσαν της διαδικασίας απλοποίησης του πίνακα υποθέσεων. Συγκεκριμένα τα πεδία

Clust_tracks, Clust_xhat και Clust_covMtrx ενημερώνονται με από τα πεδία tracks, xHat και covMtrx της πιθανότερης υπόθεσης, αντίστοιχα.

5.2.2.6 Εξαγωγή Πιθανότερης Υπόθεσης

Μετά την απλοποίηση του πίνακα έχουν «επιβιώσει» μόνο οι υποθέσεις που είναι άξιες να συνυπολογιστούν για την διαμόρφωση του τελικού αποτελέσματος. Η διαδικασία εξαγωγής αρχίζει με τη αποκοπή των στηλών του πίνακα υποθέσεων που ανήκουν στις 2 τελευταίες σαρώσεις. Αυτές οι στήλες αποτελούν τον πίνακα υποθέσεων για την επόμενη σάρωση. Από τις υπόλοιπες στήλες θα προκύψουν τα δεδομένα εξόδου. Διακρίνουμε 2 περιπτώσεις:

- Ο πίνακας μετά την απλοποίηση περιλαμβάνει μόνο μία υπόθεση.

Αυτό το ενδεχόμενο είναι και το πιο πιθανό καθώς στο οδικό περιβάλλον οι στόχοι δεν είναι τόσο πυκνά κατανομημένοι. Σε αυτήν την περίπτωση η διαδικασία είναι απλή. Ελέγχουμε κάθε στοιχείο του πίνακα υποθέσεων (που σε αυτήν την περίπτωση αποτελείται από μόνο μια γραμμή και:

- Αν το στοιχείο αντιστοιχεί σε κάποιο στόχο, τότε στο πεδίο “Clust_ID_Hist” για την αντίστοιχη σάρωση προτίθεται η ταυτότητα του στόχου. Στο αντίστοιχο πεδίο “Clust_xHat_Hist” προστίθεται το ίχνος του στόχου, το οποίο βρίσκεται στο VectorCell “xHat” της υπόθεσης.
- Αν το στοιχείο είναι 0, δηλαδή η παρατήρηση έχει χαρακτηριστεί ως ψευδής συναγεμμός, τότε στο πεδίο “Clust_ID_Hist” προστίθεται το 0. Στο αντίστοιχο πεδίο “Clust_xHat_Hist” προσθέτουμε ένα μηδενικό διάνυσμα κατάστασης.

Σε περίπτωση που ο η σάρωση N-2 δεν «έδωσε» παρατηρήσεις, που σημαίνει ότι ο απλοποιημένος πίνακας αποτελεί και τον πίνακα υποθέσεων για την επόμενη σάρωση χωρίς αποκοπή στηλών, χρησιμοποιούμε την τιμή (-2) στο πεδίο “Clust_ID_Hist”, για την τρέχουσα σάρωση, ώστε να υποδηλώσουμε αυτή την έλλειψη παρατηρήσεων. Αντίστοιχα στο πεδίο “Clust_xHat_Hist” χρησιμοποιούμε ένα μηδενικό διάνυσμα κατάστασης.

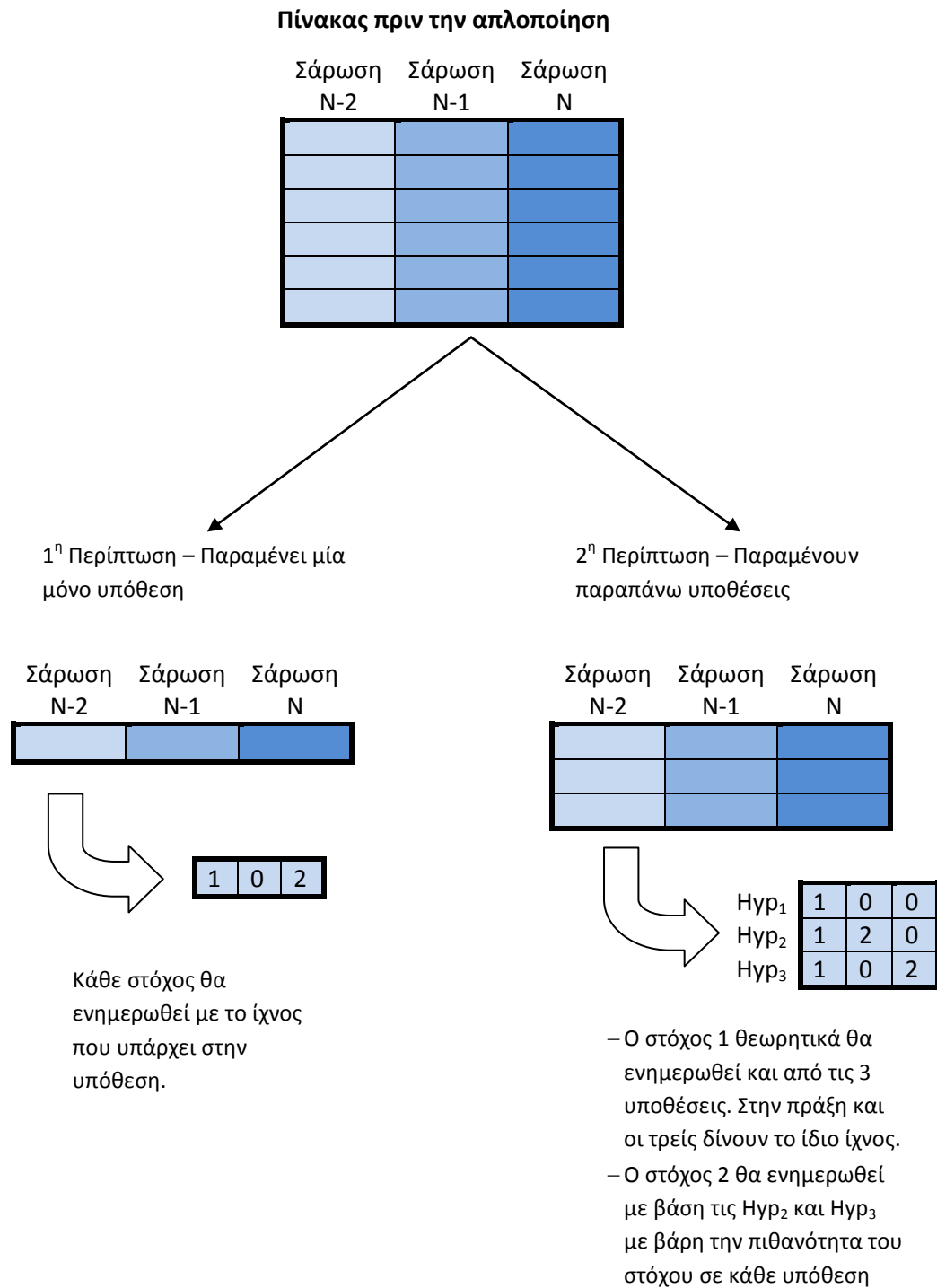
- Ο πίνακας μετά την απλοποίηση περιλαμβάνει παραπάνω από μία υποθέσεις.

Στην περίπτωση αυτή εφαρμόζουμε την μέθοδο JPDA (2.1) για την ενημέρωση των δεδομένων εξόδου. Συγκεκριμένα για κάθε στόχο, στο πεδίο “Clust_ID_Hist” για την αντίστοιχη σάρωση προτίθεται η ταυτότητα του στόχου, αλλά το διάνυσμα κατάστασης που προστίθεται στο αντίστοιχο πεδίο “Clust_xHat_Hist” προκύπτει από τα ίχνη του στόχου σε όλες τις υποθέσεις που εμφανίζεται. Το διάνυσμα κατάστασης αυτό υπολογίζεται από τον τύπο:

$$\hat{x} = \frac{\sum \hat{x}_i \cdot P_i}{\sum P_i}, \quad (5.12)$$

όπου \hat{x}_i το ίχνος του στόχου στην υπόθεση i και P_i η πιθανότητα του στόχου στην υπόθεση αυτή.

Η διαδικασία περιγράφεται σχηματικά στο Σχήμα 5-9.



Σχήμα 5-9 Παράδειγμα εξαγωγής πιθανότερης υπόθεσης

5.2.2.7 Διαχείριση στόχων

Σε περίπτωση που κάποιος δεν συσχετιστεί με καμία παρατήρηση, το αντίστοιχο πεδίο “trackLoss” του στόχου αυξάνεται κατά 1. Σε αντίθετη περίπτωση το πεδίο “trackLoss” μηδενίζεται. Αν το “trackLoss” κάποιου στόχου περάσει μια τιμή-κατώφλι, ο στόχος διαγράφεται. Με άλλα λόγια, ο στόχος διαγράφεται αν δεν συσχετιστεί με παρατήρηση για κάποιο αριθμό διαδοχικών σαρώσεων.

6 Αποτελέσματα Προσομοιώσεων

6.1 Περιβάλλον Matlab

Για την εξακρίβωση της αποδοτικότητας των τεχνικών βελτιστοποίησης στον αλγόριθμο ΜΗΤ, εξετάζουμε την ταχύτητα του αλγορίθμου της [23] σε σχέση με τον αλγόριθμο που συνθέσαμε, ο οποίος περιλαμβάνει τις 2 επιπλέον λειτουργίες: την Ομαδοποίηση και τη Συγχώνευση Υποθέσεων.

6.1.1 Έλεγχος αποδοτικότητας Ομαδοποίησης

Για την σύγκριση των δυο αλγορίθμων εκτελούμε προσομοιώσεις με ίδια δεδομένα εισόδου. Αρχικά τρέχουμε τους αλγορίθμους για ένα σετ 400 σαρώσεων.

Στην περίπτωση του αλγορίθμου του [23], τα αποτελέσματα από τον profiler του περιβάλλοντος Matlab είναι τα ακόλουθα:

Συνάρτηση	Κλήσεις	Συνολικός Χρόνος Εκτέλεσης	Ίδιος Χρόνος Εκτέλεσης
track_script	1	22.027 s	18.466 s
axis	464	1.146 s	0.055 s
hypothesis_matrix_whole_function1	372	1.041 s	0.159 s
axis>LocSetLimits	464	1.034 s	0.978 s
association_matrices_last	1	0.436 s	0.041 s
initialization	1	0.395 s	0.382 s
hyp_extend	403	0.349 s	0.146 s
newplot	817	0.307 s	0.071 s
lineseries	817	0.286 s	0.280 s
kalman	1949	0.265 s	0.265 s
hyp_prob	403	0.265 s	0.153 s
hold	817	0.242 s	0.141 s
gca	2098	0.156 s	0.111 s
newplot>ObserveAxesNextPlot	817	0.122 s	0.068 s
hypothesis_matrix1	403	0.112 s	0.112 s
gcf	2098	0.077 s	0.077 s
mvnpdf	1074	0.063 s	0.063 s
ishold	464	0.056 s	0.056 s
cla	1	0.054 s	0.003 s
graphics\private\clo	1	0.051 s	0.010 s
normpdf	1721	0.049 s	0.049 s
hyp_extract	370	0.049 s	0.049 s
repmat	402	0.042 s	0.042 s
newplot>ObserveFigureNextPlot	817	0.040 s	0.040 s
setdiff	2	0.040 s	0.028 s
gating	403	0.037 s	0.037 s

axescheck	817	0.037 s	0.037 s
hyp_loss	370	0.024 s	0.024 s
num2str	4	0.021 s	0.018 s
hyp_simplify	370	0.015 s	0.015 s
ismember	1	0.012 s	0.012 s
sortrows	1	0.007 s	0.007 s
figureToolBarCreateFcn	2	0.007 s	0.005 s
axis>allAxes	464	0.007 s	0.007 s
close	1	0.006 s	0.004 s
figureToolBarCreateFcn>localAddInfoBar	1	0.004 s	0.000 s
findall	2	0.004 s	0.004 s
int2str	4	0.003 s	0.003 s
close>safegetchildren	1	0.002 s	0.002 s
graph2d\private\lineseriesmex	817	0.002 s	0.002 s
col_number	370	0.002 s	0.002 s
usejava	2	0.001 s	0.001 s
opaque.char	2	0.001 s	0.001 s
figureToolBarCreateFcn>getJavaFrame	1	0.001 s	0.001 s
close>checkfigs	1	0 s	0.000 s
close>request_close	1	0 s	0.000 s
sortrowsc	1	0 s	0.000 s
initprintexporttemplate	2	0 s	0.000 s
graphics\private\clo>find_kids	1	0 s	0.000 s

Πίνακας 6- 1 Ανάλυση συναρτήσεων αλγορίθμου χωρίς Ομαδοποίηση (MATLAB)

Τα αντίστοιχα αποτελέσματα για τον αλγόριθμο στον οποίο εφαρμόζουμε Ομαδοποίηση:

Συνάρτηση	Κλήσεις	Συνολικός Χρόνος Εκτέλεσης	Ίδιος Χρόνος Εκτέλεσης
track_script_clusters	1	26.827 s	23.136 s
axis	433	1.087 s	0.065 s
axis>LocSetLimits	433	0.970 s	0.905 s
...thesis_matrix_whole_function_clusters	565	0.931 s	0.171 s
association_matrices_last	1	0.434 s	0.042 s
initialization	1	0.392 s	0.379 s
newplot	836	0.350 s	0.087 s
hyp_extend	440	0.306 s	0.115 s
kalman	1865	0.294 s	0.294 s
lineseries	836	0.279 s	0.269 s
hold	836	0.243 s	0.141 s
hyp_prob	440	0.193 s	0.121 s
gca	2105	0.147 s	0.090 s
observations_allocation	372	0.145 s	0.145 s
newplot>ObserveAxesNextPlot	836	0.137 s	0.078 s
gcf	2105	0.103 s	0.103 s
hypothesis_matrix1	440	0.086 s	0.086 s
repmat	985	0.085 s	0.085 s
hyp_extract	468	0.068 s	0.068 s
ishold	433	0.065 s	0.065 s
cla	1	0.059 s	0.005 s
mvnpdf	874	0.058 s	0.058 s
graphics\private\clo	1	0.054 s	0.014 s
split_clusters	372	0.047 s	0.047 s

newplot>ObserveFigureNextPlot	836	0.041 s	0.041 s
setdiff	2	0.040 s	0.027 s
axescheck	836	0.033 s	0.033 s
hyp_loss_clusters	468	0.028 s	0.028 s
gating	440	0.019 s	0.019 s
hyp_simplify	424	0.019 s	0.019 s
num2str	18	0.016 s	0.013 s
normpdf	924	0.014 s	0.014 s
ismember	1	0.013 s	0.013 s
axis>allAxes	433	0.013 s	0.013 s
cluster_initiation	1	0.008 s	0.005 s
sortrows	1	0.007 s	0.006 s
figureToolbarCreateFcn	2	0.007 s	0.005 s
close	1	0.006 s	0.004 s
figureToolbarCreateFcn>localAddInfoBar	1	0.005 s	0.001 s
graph2d\private\lineseriesmex	836	0.005 s	0.005 s
findall	2	0.003 s	0.003 s
int2str	18	0.003 s	0.003 s
close>safegetchildren	1	0.001 s	0.001 s
close>checkfigs	1	0.001 s	0.001 s
sortrowsc	1	0.001 s	0.001 s
usejava	2	0.001 s	0.001 s
opaque.char	2	0.001 s	0.001 s
figureToolbarCreateFcn>getJavaFrame	1	0.001 s	0.001 s
close>request_close	1	0 s	0.000 s
initprintexporttemplate	2	0 s	0.000 s
graphics\private\clo>find_kids	1	0 s	0.000 s

Πίνακας 6- 2 Ανάλυση συναρτήσεων αλγορίθμου με Ομαδοποίηση (MATLAB)

Η στήλη «ίδιος χρόνος εκτέλεσης» αναφέρεται στον χρόνο εκτέλεσης μιας συνάρτησης αφού αφαιρεθεί ο χρόνος εκτέλεσης των παιδιών – συναρτήσεων της, δηλαδή των συναρτήσεων που καλούνται από αυτή.

Οι συναρτήσεις `track_script` του πρώτου και `track_script_clusters` του δεύτερου αλγορίθμου αποτελούν τον κορμό κάθε προγράμματος. Κάθε άλλη συνάρτηση καλείται μέσα από αυτές.

Αν συγκρίνουμε τον «Συνολικό χρόνο εκτέλεσης» των δυο αυτών συναρτήσεων, παρατηρούμε ότι ο αρχικός αλγόριθμος είναι κατά 4.8 δευτερόλεπτα, ή 21.8%, γρηγορότερος από τον αλγόριθμο με Ομαδοποίηση. Παρ' όλα αυτά παρατηρούμε ότι σημαντικές υπορουτίνες, ενώ καλούνται περισσότερες φορές στην 2^η περίπτωση, έχουν συνολικό χρόνο εκτέλεσης αρκετά μικρότερο. Στον παρακάτω πίνακα συγκρίνονται ορισμένες τέτοιες συναρτήσεις:

	Αλγόριθμος χωρίς Ομαδοποίηση	Αλγόριθμος με Ομαδοποίηση
Συνάρτηση	hypothesis_matrix_whole_function1	hypothesis_matrix_whole_function_clusters
Κλήσεις	372	565
Συνολικός χρόνος εκτέλεσης	1.041 s	0.931 s
Μέσος χρόνος εκτέλεσης	2.80 ms	1.648 ms
Διαφορά	41.2%	

Συνάρτηση	hypothesis_matrix1	hypothesis_matrix1
Κλήσεις	403	440
Συνολικός χρόνος εκτέλεσης	0.112 s	0.086 s
Μέσος χρόνος εκτέλεσης	0.278 ms	0.1955 ms
Διαφορά	29.7%	

Συνάρτηση	hyp_prob	hyp_prob
Κλήσεις	403	440
Συνολικός χρόνος εκτέλεσης	0.265 s	0.193 s
Μέσος χρόνος εκτέλεσης	0.5676 ms	0.4386 ms
Διαφορά	22.7%	

Συνάρτηση	hyp_extend	hyp_extend
Κλήσεις	403	440
Συνολικός χρόνος εκτέλεσης	0.349 s	0.306 s
Μέσος χρόνος εκτέλεσης	0.866 ms	0.6955 ms
Διαφορά	19.7%	

Πίνακας 6- 3 Σύγκριση επιμέρους συναρτήσεων (MATLAB)

Συνεπώς παρατηρούμε ότι στις επιμέρους υπορουτίνες ο αλγόριθμος με Ομαδοποίηση είναι σημαντικά πιο γρήγορος. Ωστόσο ο συνολικός χρόνος εκτέλεσής του είναι μεγαλύτερος. Ο λόγος για τον οποίο συμβαίνει αυτό φαίνεται στην ανάλυση των βασικών υπορουτινών κάθε αλγορίθμου. Αν συγκρίνουμε τον ίδιο χρόνο εκτέλεσης των υπορουτινών βλέπουμε ότι έχουν διαφορά 4.67 δευτερόλεπτα, ή 25.3%, ποσοστό μεγαλύτερο από την διαφορά του συνολικού χρόνου εκτέλεσης. Αυτό σημαίνει ότι η

καθυστέρηση οφείλεται στην εκτέλεση των γραμμών της βασικής υπορουτίνας του αλγορίθμου με Ομαδοποίηση.

Για την υπορουτίνα `track_script` του αλγορίθμου του [23] οι γραμμές του κώδικα στις οποίες «ξοδεύεται» ο περισσότερος χρόνος είναι:

# Γραμμής	Κλήσεις	Συνολικός Χρόνος	% Χρόνος
172	372	15.646 s	71.0%
83	464	3.399 s	15.4%
41	372	1.070 s	4.9%
106	357	0.849 s	3.9%
1	1	0.437 s	2.0%
Υπόλοιπες		0.626 s	2.8%
Σύνολο		22.027 s	100%

Πίνακας 6- 4 Ανάλυση κύριας συνάρτησης αλγορίθμου χωρίς Ομαδοποίηση (MATLAB)

Ο αντίστοιχος πίνακας για την υπορουτίνα `track_script_clusters` του αλγορίθμου με Ομαδοποίηση είναι:

# Γραμμής	Κλήσεις	Συνολικός Χρόνος	% Χρόνος
235	565	19.980 s	74.5%
126	433	3.396 s	12.7%
166	403	0.987 s	3.7%
78	565	0.987 s	3.7%
1	1	0.435 s	1.6%
Υπόλοιπες		1.042 s	3.9%
Σύνολο		26.827 s	100%

Πίνακας 6- 5 Ανάλυση κύριας συνάρτησης αλγορίθμου με Ομαδοποίηση (MATLAB)

Παρατηρούμε λοιπόν ότι και οι δυο αλγόριθμοι εμφανίζουν μεγάλη καθυστέρηση στις γραμμές 172 και 235 αντίστοιχα. Και στις 2 αυτές γραμμές βρίσκεται η εντολή `pause(0.001)` που προσθέτει μια καθυστέρηση 1 msec κάθε φορά που εκτελείται. Η καθυστέρηση αυτή προστίθεται για πρακτικούς λόγους, και δεν χρειάζεται στην εκτέλεση των αλγορίθμων.

Υπολογίζοντας εκ νέου τους χρόνους εκτέλεσης των 2 αλγορίθμων, αφού αφαιρέσουμε την καθυστέρηση που εισάγουν οι εντολές `pause(0,001)`, βρίσκουμε ότι ο καθαρός χρόνος εκτέλεσης του αλγορίθμου του [23] είναι 6.381 sec ενώ του αλγορίθμου με Ομαδοποίηση 6.847 sec. Αυτό σημαίνει ότι στην πραγματικότητα, ο αλγόριθμος με Ομαδοποίηση είναι μόνο 0.466 sec, ή 7.3%, πιο αργός.

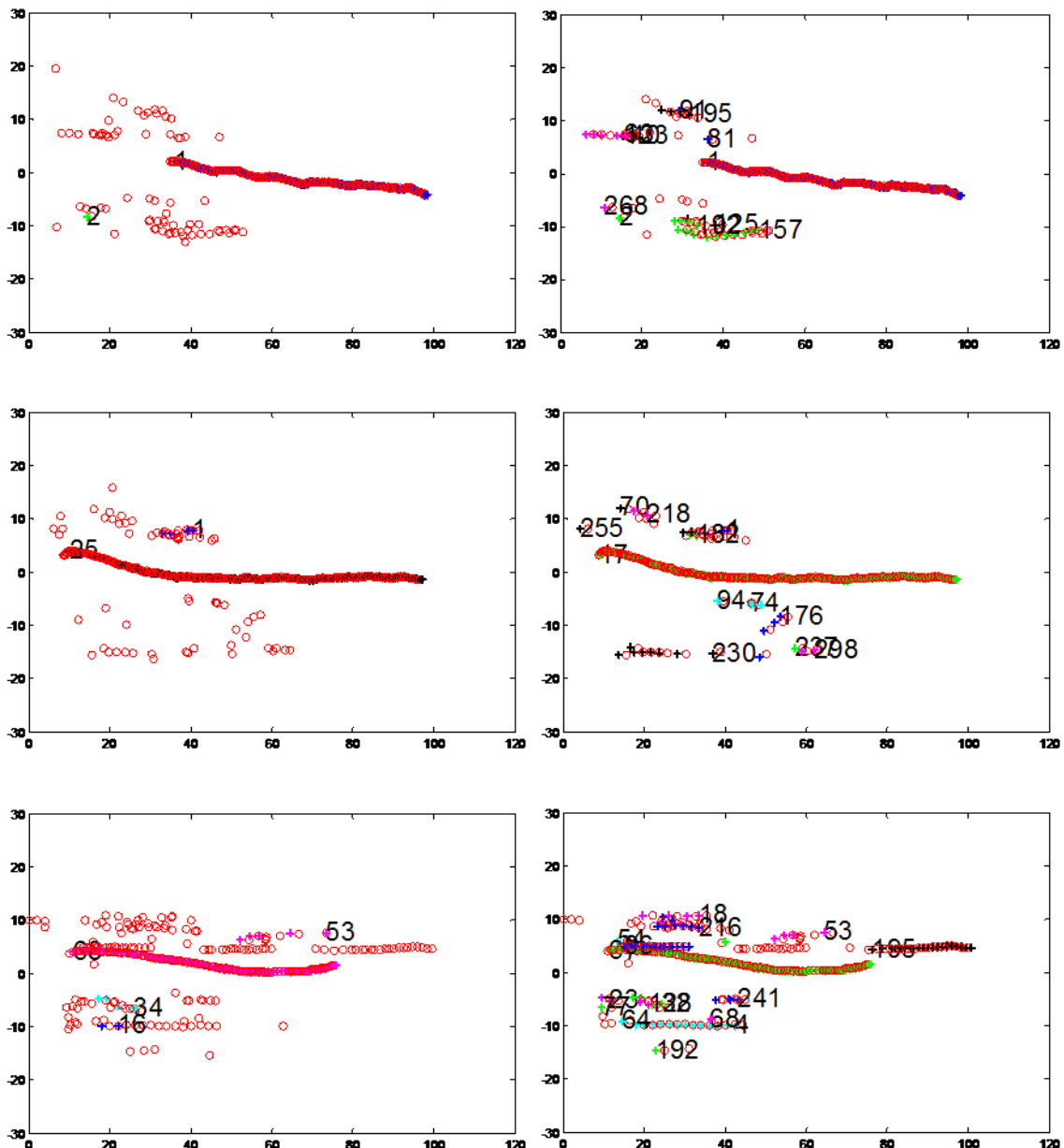
Για την επιβεβαίωση των αποτελεσμάτων θα συγκρίνουμε την ταχύτητα εκτέλεσης των 2 αλγορίθμων για διαφορετικό αριθμό σαρώσεων:

Σαρώσεις	Αλγόριθμος χωρίς Ομαδοποίηση (sec)	Αλγόριθμος με Ομαδοποίηση (sec)	Διαφορά	Διαφορά %
200	3.69	3.91	-0.220	-6.0%
400	6.381	6.847	-0.466	-7.3%
600	10.612	11.125	-0.513	-4.8%
1000	17.628	18.381	-0.753	-4.3%
1500	33.192	37.052	-3.860	-11.6%
2500	72.993	85.631	-12.638	-17.3%
ΜΕΣΟΣ ΟΡΟΣ				-8.6%

Πίνακας 6- 6 Σύγκριση αλγορίθμων για διαφορετικό αριθμό σαρώσεων (MATLAB)

Αυτό που παρατηρούμε στον πίνακα 6-6 είναι ότι στην πραγματικότητα ο χρόνος εκτέλεσης των 2 αλγορίθμων είναι αρκετά κοντά. Αυτό σημαίνει ότι εάν εφαρμοστεί παράλληλη επεξεργασία των ομάδων από πολλαπλούς επεξεργαστές ή από multithreading οι υπολογιστικοί χρόνοι του αλγορίθμου με Ομαδοποίηση αναμένεται να πέσουν κατακόρυφα.

Ακολουθούν στιγμιότυπα της ιχνηλάτησης από τους 2 αλγορίθμους. Στην αριστερή στήλη βρίσκονται τα στιγμιότυπα του αλγορίθμου χωρίς Ομαδοποίηση, και στη δεξιά τα αντίστοιχα στιγμιότυπα του αλγορίθμου που χρησιμοποιεί την τεχνική της Ομαδοποίησης.



Σχήμα 6- 1 Στιγμιότυπα ιχνηλάτησης (MATLAB)

Από το σχήμα 6-1 προκύπτει ότι υπάρχει μεγάλη διαφορά στον αριθμό των στόχων που αρχικοποιεί κάθε υλοποίηση. Αυτό σημαίνει ότι ο αλγόριθμος με Ομαδοποίηση έχει να επεξεργαστεί περισσότερους στόχους σε κάθε σάρωση, κάτι που είναι αναμενόμενο να προσθέσει μια επιπλέον καθυστέρηση. Ωστόσο αυτή η πιο συχνή αρχικοποίηση που παρουσιάζεται στον 2^ο αλγόριθμο είναι επιθυμητή, καθώς, αν και αυξάνει τον υπολογιστικό φόρτο, μειώνει την πιθανότητα απώλειας κάποιου πραγματικού στόχου. Τροποποιώντας κατάλληλα την διαδικασία υπολογισμού των πιθανοτήτων των υποθέσεων, μπορούμε να εξαλείψουμε αυτή τη διαφορά και ίσως να καταστήσει τον αλγόριθμο με Ομαδοποίηση ταχύτερο.

6.1.2 Έλεγχος αποδοτικότητας Συγχώνευσης Υποθέσεων

Παρόμοια μέθοδο ακολουθούμε και για τον έλεγχο της αποδοτικότητας της Συγχώνευσης Υποθέσεων. Συγκρίνουμε τον αρχικό αλγόριθμο του [23] με τον τροποποιημένο αλγόριθμο, έχοντας ενεργοποιήσει μόνο τη λειτουργία της Συγχώνευσης Υποθέσεων. Οι συνολικοί χρόνοι εκτέλεσης για διαφορετικό αριθμό σαρώσεων φαίνεται στον πίνακα 6-7.

Σαρώσεις	Αλγόριθμος χωρίς Συγχώνευση (sec)	Αλγόριθμος με Συγχώνευση (sec)	Διαφορά	Διαφορά %
200	3.69	6.264	-2.574	-69.76%
400	6.381	9.348	-2.967	-46.50%
600	10.612	13.487	-2.875	-27.09%
1000	17.628	20.682	-3.054	-17.32%
1500	33.192	41.908	-8.716	-26.26%
ΜΕΣΟΣ ΟΡΟΣ				-37.39%

Πίνακας 6- 7 Συνολικοί χρόνοι εκτέλεσης για διαφορετικό αριθμό σαρώσεων (MATLAB)

Συγκεκριμένα για τις σαρώσεις αυτές, οι διάρκειες εκτέλεσης της συνάρτησης που εκτελεί την Συγχώνευση Υποθέσεων ήταν:

Σαρώσεις	Χρόνος εκτέλεσης συνάρτησης hyp_merging (sec)
200	2.375
400	2.547
600	2.947
1000	3.754
1500	9.055

Πίνακας 6- 8 Διάρκεια εκτέλεσης Συγχώνευσης Υποθέσεων (MATLAB)

Από τον πίνακα 6-8 φαίνεται ότι η εκτέλεση της συνάρτησης αυτής είναι που προκαλεί την καθυστέρηση, χωρίς ουσιαστικά να συντελεί στη μείωση του χρόνου εκτέλεσης του υπόλοιπου προγράμματος. Συνεπώς καταλήγουμε ότι η τεχνική Συγχώνευσης Υποθέσεων δεν επιταχύνει την εκτέλεση του αλγορίθμου.

Από τα παραπάνω δεδομένα για τις δυο υλοποιήσεις, καταλήγουμε ότι η τεχνική της Ομαδοποίησης μπορεί να μειώσει αρκετά τον χρόνο εκτέλεσης αν εφαρμοστεί σε συνδυασμό με παράλληλη επεξεργασία των ομάδων. Αντίθετα η Συγχώνευση Υποθέσεων δεν μοιάζει αποδοτική. Για αυτό το λόγο στην ανάπτυξη του αλγορίθμου ιχνηλάτησης σε περιβάλλον C, υλοποιούμε μόνο την τεχνική της Ομαδοποίησης.

6.2 Περιβάλλον C

Εκμεταλλεούμενοι τις δυνατότητες που μας δίνει το προγραμματιστικό περιβάλλον, θα συγκρίνουμε 3 διαφορετικές προσεγγίσεις του αλγορίθμου. Η πρώτη προσέγγιση εκτελεί ιχνηλασία εφαρμόζοντας απλά την «ιχνηλάτηση πολλαπλών υποθέσεων». Η δεύτερη προσέγγιση εκμεταλλεύεται την τεχνική της Ομαδοποίησης αλλά η επεξεργασία των ομάδων γίνεται σειριακά, ενώ η τρίτη προσέγγιση διαφοροποιείται από τη δεύτερη στο ότι η επεξεργασία των ομάδων γίνεται παράλληλα (multithreading). Για την απεικόνιση των αποτελεσμάτων χρησιμοποιείται μία πλατφόρμα της εταιρείας VOLVO, την οποία έχουμε αρχικά ρυθμίσει να επεξεργάζεται μόνο τις παρατηρήσεις που βρίσκονται έως 4.5m εκατέρωθεν του διαμήκους άξονα του οχήματος.

6.2.1 Αξιολόγηση Ομαδοποίησης

Αρχικά συγκρίνονται οι αλγόριθμοι με και χωρίς Ομαδοποίηση. Για την σύγκριση χρησιμοποιούμε 5 διαφορετικά σενάρια. Τα σενάρια αυτά είναι πραγματικά. Συγκριμένα, εξετάζουμε την υπορουτίνα Run που είναι υπεύθυνη για το κομμάτι της επεξεργασίας των μετρήσεων. Στον πίνακα 6-9 παρουσιάζεται ο συνολικός, ο μέσος και ο μέγιστος χρόνος εκτέλεσης της υπορουτίνας Run.

Σενάριο	#	Αλγόριθμος χωρίς Ομαδοποίηση (msec)			Αλγόριθμος με Ομαδοποίηση (msec)			Διαφορά		
		Συνολικός Χρόνος	Μέσος Χρόνος	Μέγιστος Χρόνος	Συνολικός Χρόνος	Μέσος Χρόνος	Μέγιστος Χρόνος	Συνολικός Χρόνος	Μέσος Χρόνος	Μέγιστος Χρόνος
1872	1	5264.01	2.81	195.68	1568.55	0.84	4.97	71.08%	71.03%	95.46%
	2	5370.05	2.87	201.52	1603.97	0.86	14.11			
	3	5676.36	3.03	200.16	1545.11	0.83	8.04			
	M.O.	5436.81	2.90	199.12	1572.54	0.84	9.04			
1000	1	19627.76	19.65	444.40	1561.01	1.56	4.83	92.04%	91.98%	98.42%
	2	20675.95	20.70	442.30	1633.51	1.64	6.23			
	3	20629.60	20.29	455.71	1658.26	1.66	10.16			
	M.O.	20311.10	20.21	447.47	1617.59	1.62	7.07			
994	1	53405.97	53.78	23278.28	18941.49	19.08	4717.98	65.86%	65.86%	80.29%
	2	50296.90	50.65	23466.91	15003	15.11	2827.23			
	3	49597.17	49.95	16637.26	18395.42	18.53	4947.73			
	M.O.	51100.01	51.46	21127.48	17446.64	17.57	4164.31			
4418	1	126569.38	28.65	43317.71	24263.40	5.49	12368.89	81.29%	81.28%	48.78%
	2	131195.62	29.70	11025.98	24342.35	5.51	12340.41			
	3	132374.29	29.96	18234.63	24392.81	5.52	12465.87			
	M.O.	130046.43	29.44	24192.77	24332.85	5.51	12391.72			
1687	1	81407.52	48.28	39466.90	25600.30	15.18	13760.77	68.64%	69.62%	64.76%
	2	82072.84	45.13	35223.99	25666.09	13.19	12558.88			
	3	78284.71	48.12	36720.61	24452.46	15.86	14679.15			
	M.O.	81740.18	46.71	37345.45	25633.20	14.19	13159.83			

Πίνακας 6- 9 Συγκριση ταχύτητας εκτέλεσης αλγορίθμων με και χωρίς Ομαδοποίηση (C)

Τα δεδομένα του πίνακα 6-9 καταδεικνύουν ότι η μέθοδος της Ομαδοποίησης είναι εξαιρετικά αποτελεσματική. Βλέπουμε ότι μπορεί επιταχύνει της ιχνηλάτηση από 66% έως και 92%. Το ποσοστό εξαρτάται από την πολυπλοκότητα του σεναρίου. Βλέπουμε ότι σε απλά σενάρια, όπως το Σενάριο 1, η διαφορά κυμαίνεται σε συγκριτικά χαμηλά επίπεδα, καθώς οι στόχοι είναι αραιά διατεταγμένοι ή ο αριθμός των μετρήσεων προς επεξεργασία είναι μικρός (1-3 μετρήσεις ανά σάρωση).

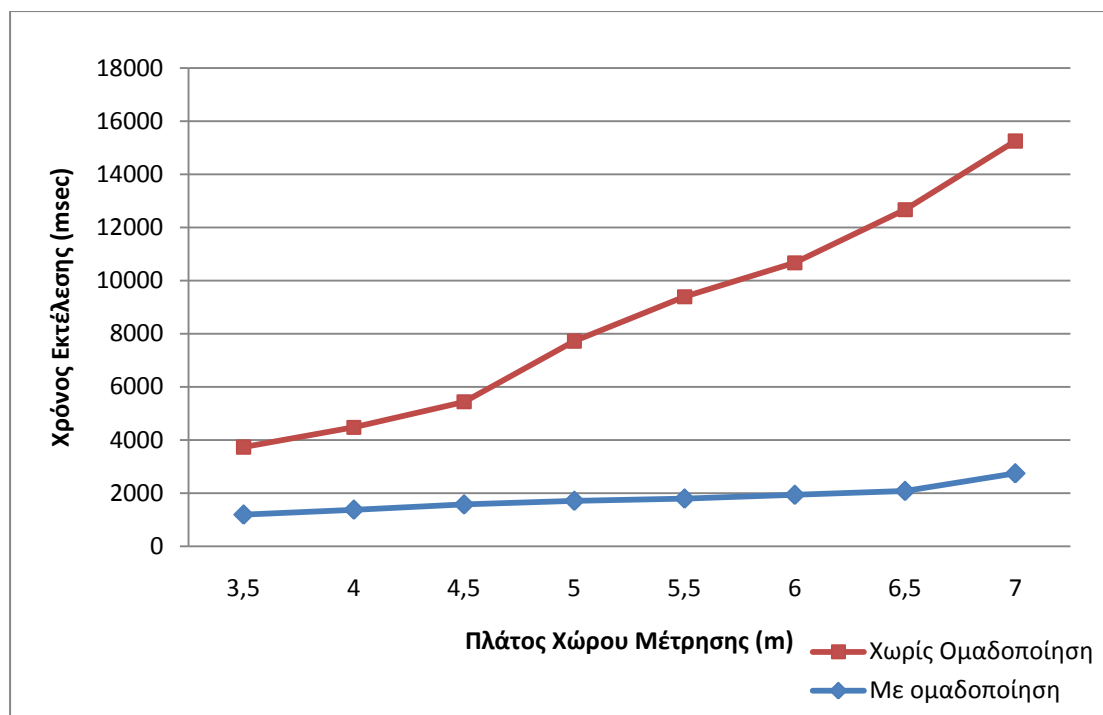
Αντίθετα, σε πιο πολύπλοκα σενάρια, είτε ο συνολικός χρόνος εμφανίζει τεράστια διαφορά (Σενάριο 2), είτε έχουμε μεγάλες διαφορές στο μέγιστο χρόνο (Σενάριο 3). Το δεύτερο σημαίνει ότι σε κάποια συγκεκριμένη σάρωση, λόγω του υπολογιστικού φόρτου, ο αλγόριθμος αντιμετώπισε σοβαρό πρόβλημα το οποίο θα μπορούσε να προκαλέσει δυσλειτουργία στην ιχνηλάτηση, εάν αυτή γινόταν σε πραγματικό χρόνο.

Αξίζει να σημειωθεί ότι και στα 5 υπό δοκιμή σενάρια, οι αλλαγές του trackID των στόχων που βρίσκονταν στο προσκήνιο για μεγάλο χρονικό διάστημα δεν είχαν διαφορά ανάμεσα στους δυο αλγόριθμους. Αυτό δείχνει ότι η εφαρμογή της τεχνικής της Ομαδοποίησης δεν αφαιρεί καθόλου από την σταθερότητα του αλγορίθμου στην παρακολούθηση στόχων.

Στη συνέχεια εξετάζουμε το Σενάριο 1, όπου εμφανίζεται μία από τις χαμηλότερες διαφορές μεταξύ των αλγορίθμων. Συγκεκριμένα θα συγκρίνουμε την απόδοση τους αλλάζοντας το πλάτος της περιοχής μέτρησης. Η διεύρυνση της περιοχής μέτρησης σημαίνει αυτόματα και την αύξηση των προς επεξεργασία παρατηρήσεων ανά σάρωση. Το πλάτος είχε αρχικά ρυθμιστεί στα 4,5m εκατέρωθεν του διαμήκους άξονα του οχήματος.

Πλάτος (m) (εκατέρωθεν)	Αλγόριθμος χωρίς Ομαδοποίηση (msec)		Αλγόριθμος με Ομαδοποίηση (msec)		Διαφορά	
	Συνολικός Χρόνος	Μέσος Χρόνος	Συνολικός Χρόνος	Μέσος Χρόνος	Συνολικός Χρόνος	Μέσος Χρόνος
3.5	3729.89	1.99	1190.06	0.64	68.09%	67.84%
4.0	4473.60	2.39	1375.36	0.73	69.26%	69.46%
4.5	5436.81	2.90	1572.54	0.84	71,08%	71,03%
5.0	7717.16	4.12	1710.47	0.91	77.84%	77.91%
5.5	9390.53	5.02	1794.45	0.96	80.89%	80.88%
6.0	10667.20	5.70	1935.58	1.03	81.85%	81.93%
6.5	12666.68	6.77	2082.55	1.11	83.56%	83.6%
7.0	15252.51	8.15	2747.56	1.47	81.99%	81.96%

Πίνακας 6- 10 Χρόνοι εκτέλεσης για διαφορετικά μεγέθη περιοχής μέτρησης (C)



Σχήμα 6- 2 Διάγραμμα Χρόνου Εκτέλεσης - Πλάτους Χώρου Μέτρησης

Το διάγραμμα οδηγεί σε δυο συμπεράσματα. Αφενός ότι η αποτελεσματικότητα της Ομαδοποίησης αυξάνεται όσο πληθαίνουν οι παρατηρήσεις ανά σάρωση, και αφετέρου ότι η απόδοση του αλγορίθμου με Ομαδοποίηση μένει σχετικά σταθερή με την αύξηση των παρατηρήσεων ανά σάρωση. Κάτι τέτοιο μας παρέχει την ασφάλεια ότι δε θα δημιουργηθούν έντονα προβλήματα στην διαδικασία, σε περίπτωση αύξησης της πυκνότητας των παρατηρήσεων κατά την διάρκεια της ιχνηλάτησης.

6.2.2 Αξιολόγηση Multithreading

Η ταχύτητα εκτέλεσης του αλγορίθμου με παράλληλη επεξεργασία των ομάδων παρουσιάζεται στον παρακάτω πίνακα.

Σενάριο	Σειριακή Επεξεργασία (msec)			Multithreading (msec)			Διαφορά (%)		
	Συνολικός Χρόνος	Μέσος Χρόνος	Μέγιστος Χρόνος	Συνολικός Χρόνος	Μέσος Χρόνος	Μέγιστος Χρόνος	Συνολικός Χρόνος	Μέσος Χρόνος	Μέγιστος Χρόνος
1	1572,54	0,84	9,04	1324,71	0,71	7,34	15,76	15,40	18,80
2	1617,59	1,62	7,07	1373,33	1,31	5,54	15,10	19,02	21,67
3	17446,64	17,57	4164,31	13529,87	13,48	3289,80	22,45	23,26	21,00
4	24332,85	5,51	12391,72	19604,98	4,27	9648,19	19,43	22,44	22,14
5	25633,20	14,19	13159,83	20580,90	11,91	9969,89	19,71	16,10	24,24

Πίνακας 6- 11 Σύγκριση Αλγορίθμων με και χωρίς Multithreading (C)

Ο πίνακας 6-11 δείχνει ότι το multithreading μειώνει σχεδόν κατά 1/5 την διάρκεια επεξεργασίας των ομάδων. Οι μεγαλύτερες διαφορές εντοπίζονται στην στο μέγιστο χρόνο εκτέλεσης. Αυτό είναι αναμενόμενο, καθώς η διαδικασία της παράλληλης επεξεργασίας υπερτερεί στις σαρώσεις με μεγάλο αριθμό ομάδων. Ωστόσο η διαφορά είναι μικρότερη από ότι αναμενόταν. Αυτό μπορεί να οφείλεται στον χρόνο που απαιτείται για τη δημιουργία των πολλαπλών threads.

6.3 Συμπεράσματα – Προτάσεις για Μελλοντική Έρευνα

Από τις παραπάνω δοκιμές γίνεται φανερό ότι ο αλγόριθμος με Ομαδοποίηση υπερτερεί κατά πολύ σε υπολογιστικό περιβάλλον C. Ειδικά σε περιπτώσεις που εμφανίζονται πολλές μετρήσεις ανά σάρωση (Σενάριο 2), η αποφυγή δημιουργίας μεγάλων πινάκων υποθέσεων μειώνει την ταχύτητα εκτέλεσης μέχρι και στο 1/10. Σε γενικές γραμμές η τεχνική της Ομαδοποίησης μπορεί να επιταχύνει την διαδικασία της ιχνηλάτησης από 66 έως 92% σε σχέση με έναν απλό αλγόριθμο ΜΗΤ. Το ποσοστό αυτό εξαρτάται από την πολυπλοκότητα του υπό εξέταση σεναρίου.

Ο συνδυασμός της τεχνικής της Ομαδοποίησης με την παράλληλη επεξεργασία των ομάδων οδηγεί σε μια επιπλέον μείωση του συνολικού χρόνου εκτέλεσης. Συγκεκριμένα σε περιπτώσεις που το πλήθος των προς επεξεργασία ομάδων είναι σημαντικό (4 ή παραπάνω), ο αλγόριθμος μπορεί επιπλέον να επιταχυνθεί μέχρι και κατά 25%.

Η χρήση της Ομαδοποίησης ως τεχνική βελτιστοποίησης του αλγορίθμου ιχνηλάτησης «πολλαπλών υποθέσεων» κρίνεται αποτελεσματική. Αντίθετα, η μέθοδος της Συγχώνευσης Υποθέσεων δεν απεδείχθη ικανή να επιταχύνει τον αλγόριθμο. Αξίζει να σημειωθεί ότι η παράλληλη επεξεργασία των ομάδων από πολλαπλούς επεξεργαστές μπορεί να δώσει ακόμα πιο ενθαρρυντικά αποτελέσματα απ' ό,τι η παράλληλη επεξεργασία με multithreading.

Η συγκεκριμένη εργασία ασχολήθηκε αποκλειστικά με τις τεχνικές βελτιστοποίησης που μπορούν να εφαρμοστούν σε ένα observation-oriented αλγόριθμο ΜΗΤ. Εκτός της εφαρμογής της παράλληλης επεξεργασίας των ομάδων από διαφορετικούς επεξεργαστές (multiprocessing), άλλες προτάσεις για μελλοντική έρευνα είναι οι ακόλουθες:

- Δοκιμή του αλγορίθμου σε real-time ιχνηλάτηση οδικού περιβάλλοντος.
- Υλοποίηση της «κατευθυνόμενης από τους στόχους» (track-oriented) προσέγγισης, και σύγκριση της με την τρέχουσα υλοποίηση.
- Χρήση διαφορετικών μοντέλων κίνησης και μέτρησης για ιχνηλάτηση στόχων που πραγματοποιούν απότομες manούβρες.

- Συνδυασμός του αλγορίθμου ΜΗΤ με το φίλτρο IMM, δηλαδή με φίλτρο εναλλαγής μοντέλων κίνησης για διαφορετική συμπεριφορά ανάλογα με την κίνηση των στόχων.
- Χρήση της τεχνικής ΜΗΤ για χαρτογράφηση δρόμων.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

ΕΠΕΞΗΓΗΣΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΩΝ ΥΛΟΠΟΙΗΣΗΣ ΣΕ C

Για την υλοποίηση του αλγόριθμου ΜΗΤ με Ομαδοποίηση στο περιβάλλον C χρησιμοποιήθηκε μια σειρά συναρτήσεων. Ακολουθεί σύντομη επεξήγηση της λειτουργίας κάθε συνάρτησης.

- `void Initialize(void);`
Αρχικοποίηση παραμέτρων πριν την εκτέλεση του κυρίως προγράμματος.
- `void clusterInitiaton(...);`
Αρχικοποίηση ομάδων. Αν δεν υπάρχουν ομάδες, δημιουργεί μια ομάδα για κάθε παρατήρηση της τρέχουσας σάρωσης.
- `void clusterSplit(...);`
Διαχωρισμός ομάδων που οι στόχοι τους έχουν απομακρυνθεί πάνω από κάποιο όριο.
- `void Fix_a(...);`
Βοηθητική συνάρτηση. Καλείται από την “ clusterSplit”.
- `void measAllocation(...);`
Διανομή των παρατηρήσεων στις ομάδες.
- `void FixClust_MeasAssocioationMat(...);`
Βοηθητική συνάρτηση. Καλείται από την “ measAllocation”.
- `MHTDEF::cluster_t CreateNewCluster(...);`
Δημιουργία και αρχικοποίηση νέας ομάδας. Καλείται είτε από την “clusterInitiaton”, είτε από την “measAllocation” όταν μία παρατήρηση δε μπορεί να συσχετιστεί με καμία από τις υπάρχουσες ομάδες.
- `MHTDEF::cluster_t mergeClusters(...);`
Συγχώνευση ομάδων που μοιράζονται μια παρατήρηση. Καλείται από την “measAllocation” όταν μια παρατήρηση μπορεί να συσχετιστεί με παραπάνω από μία ομάδα.
- `CML::Matrix CombineHypMats(...);`
Εκτελεί τον συδυασμό των πινάκων υποθέσεων δυο ομάδων. Καλείται από την “mergeClusters”.
- `list <MHTDEF::hypothesis_t> CombineHyps(...);`
Εκτελεί τον συδυασμό των λιστών υποθέσεων δυο ομάδων. Καλείται από την “mergeClusters”.
- `CML::VectorCell Combine_ID_Hist(...);`
Εκτελεί τον συδυασμό των πεδίου “Clust_ID_Hist” δυο ομάδων. Καλείται από την “mergeClusters”.
- `CML::MatrixCell Combine_xHat_Hist(...);`
Εκτελεί τον συδυασμό του πεδίου “Clust_xHat_Hist” δυο ομάδων. Καλείται από την “mergeClusters”.

- `void manageClusters(...);`
Διαχείριση των ομάδων. Διαγραφή των ομάδων που πληρουν τα κριτήρια διαγραφής.
- `void Main(...);`
Η βασική συνάρτηση επεξεργασίας των παρατηρήσεων κάθε ομάδας κάθε ομάδας.
- `CML::Matrix CreateHypMatrix(...);`
Δημιουργία πίνακα υποθέσεων για τις παρατηρήσεις τις τρέχουσας σάρωσης.
- `CML::Matrix CreateComb(...);`
Με βάση τη δομή “map” (κεφ. 5.2.2.2) δημιουργεί όλους τους δυνατούς συνδυασμούς συσχετίσεων. Καλείται από την “CreateHypMatrix”.
- `void CorrectHypMatrix(...);`
Διαγραφή των συνδυασμών με ασύμβατους συσχετισμούς.
- `void ExpandHypMatrix(...);`
Δημιουργεί τον τελικό πίνακα υποθέσεων, που περιλαμβάνει και τις N τελευταίες σαρώσεις συνενώνοντας τον πίνακα υποθέσεων που προκύπτει από την “CreateHypMatrix” και τον ήδη υπάρχοντα πίνακα υποθέσεων, αν υπάρχει.
- `list <MHTDEF::hypothesis_t> ExpandHypothesis(...);`
Βασιζόμενη στον πίνακα υποθέσεων, δημιουργεί την λίστα υποθέσεων.
- `double HypProb(...);`
Υπολογισμός της πιθανότητας μιας υπόθεσης. Καλείται από την “ExpandHypothesis” για κάθε νέα υπόθεση.
- `void MakeEmpty(...);`
Αδειάζει τη δομή μιας υπόθεσης. Χρησιμοποιείται για λόγους αρχικοποίησης.
- `void HypSimplify(...);`
Διαγραφή υποθέσεων με πιθανότητα μικρότερη από μία τιμή κατωφλίου.
- `void HypMatrixSimplify(...);`
Διαγραφή των αντίστοιχων γραμμών του πίνακα υποθέσεων.
- `void Update_col_to_scan(...);`
Ενημέρωση του διανύσματος “col_to_scan” με τον αριθμό παρατηρήσεων της τρέχουσας σάρωσης.
- `void HypExtract(...);`
Εξαγωγή πιθανότερης υπόθεσης.
- `void HypLoss(...);`
Διαχείριση στόχων. Διαγραφή στόχων που πληρουν τα κριτήρια διαγραφής.
- `long double normpdf(...);`
Υπολογίζει την συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας κανονικής κατανομής μίας μεταβλητής.
- `long double mvnpdf(...);`
Υπολογίζει την συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας μιας πολυμεταβλητής κανονικής κατανομής.
- `int FindInVector(...);`
Εκτελεί αναζήτησης ενός στοιχείου σε ένα διάνυσμα. Αν το στοιχείο βρεθεί, επιστρέφει τη θέση του στο διάνυσμα, διαφορετικά την τιμή (-1).

- `void AddToEndOfVector (...);`
Προσθέτει ένα στοιχείο στο τέλος ενός διανύσματος.
- `void RemoveVectorElement (...);`
Αφαιρεί ένα στοιχείο από ένα διάνυσμα.
- `CML::Vector JoinVectors (...);`
Συνενώνει δύο διανύσματα.
- `CML::VectorCell JoinVectorCells (...);`
Συνενώνει δύο δομές `VectorCell`, με ίδιο μήκος, συνενώνοντας τα επιμέρους διανύσματά τους. Η δομή που προκύπτει έχει μήκος ίδιο με των αρχικών.
- `CML::MatrixCell JoinMatrixCells (...);`
Συνενώνει δύο δομές `MatrixCell`, με ίδιο μήκος, συνενώνοντας τους επιμέρους πίνακές τους. Η δομή που προκύπτει έχει μήκος ίδιο με των αρχικών.
- `CML::Matrix JoinMatsVert (...);`
Συνενώνει δύο πίνακες με ίδιο αριθμό στηλών. Ο νέος πίνακας έχει τόσες γραμμές όσο το άθροισμα των γραμμών των δύο αρχικών πινάκων.
- `void SortVector (...);`
Ταξινομεί τα στοιχεία ενός διανύσματος σε αύξουσα σειρά.

BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] **S. Blackman, and R. Popoli.** "Design and Analysis of Modern Tracking Systems." *s.l. : Norwood, MA: Artech House.* 1999.
- [2] **N. Nahi.** "Optimal Recursive estimation with uncertain observation." *IEEE Trans. on Information Theory, vol. IT-15, 4, pp. 457-462.* 1969.
- [3] **R.A. Singer, and J. J. Stein.** "An optimal tracking filter for processing sensor data of imprecisely determined origin in surveillance systems." *Proceedings of 1971 IEEE Conference on Decision and Control, Miami Beach, FL, pp. 171-175.* 1971.
- [4] **W. Fleskes, and G. van Keuk.** "On single target tracking in dense clutter environment-quantitative results." *Proceedings of 1987 International Radar Conference, pp. 130-134.* 1987.
- [5] **R. J. Fitzgerald.** "Track biases and coalescence with probabilistic data association." *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 21, 6, pp 822-825.* 1985.
- [6] **R. A. Singer, R. G. Sea, and K. B. Housewright.** "Derivation and evaluation of improved tracking filters for use in dense multi-target environments." *IEEE Trans. Infor. Theory, vol. IT-20, pp. 423-432.* 1974.
- [7] **D. B. Reid.** "An Algorithm for Tracking Multiple Targets." *IEEE Transactions on Automatic Control, vol. AC-24, NO. 6.* 1979.
- [8] **D. B. Reid.** "A multiple hypothesis filter for tracking multiple targets in a cluttered environment." *LMSC Rep. D-560254.* 1977.
- [9] **J. L. Williams and P. S. Maybeck.** "Cost-function-based Gaussian mixture reduction for target tracking." *Proc. Sixth International Conference of Information Fusion, International Society of Information Fusion, pp. 1047-1054.* July 2003.
- [10] **D.J. Salmond.** "Mixture reduction algorithms for uncertain tracking." *Tech. Rep. 88004, Royal Aerospace Establishment, Farnborough, UK, DTIC Number ADA197641.* January 1988.
- [11] **D.J. Salmond.** "Tracking in uncertain environments." *Technical Memorandum AW 121, Royal Aerospace Establishment, Farnborough, UK, DTIC Number ADA215866, Taken from a D Phil Thesis of the University of Sussex.* September 1989.
- [12] **D.J. Salmond.** "Mixture reduction algorithms for target tracking." *IEE Colloquium on State Estimation in Aerospace and Tracking Applications, IEE Publishing, London, UK, pp. 7/1-7/4.* 1989.
- [13] **D.J. Salmond.** "Mixture reduction algorithms for target tracking in clutter." *SPIE Signal and Data Processing of Small Targets 1305, pp. 434-445.* 1990.
- [14] **Wikipedia contributors.** "Cluster analysis." *Wikipedia, The Free Encyclopedia.* Wikipedia, The Free Encyclopedia, 7 Sep. 2010. Web. 21 Sep. 2010.

- [15] **A. Bouguettaya, and Q. Le-Viet** . "Data Clustering Analysis in a Multidimensional Space." *Information Sciences, An International Journal, Vol 112 [1-4], pages 267-295.* 1998.
- [16] **M. Steinbach, G. Kapyris, and V. Kumar**. "A comparison of Document Clustering Techniques." *Proc. KDD-2000 Workshop TextMining.* Aug. 2000.
- [17] **R. Ali, U. Ghani, and A. Saeed**. "Different Techniques of Data Clustering." *Aasim Saeed*, Nov. 1998. Web. 20 Sep 2010.
- [18] **P. Andritsos**. "Data Clustering Techniques." *University of Toronto website. University of Toronto, Department of Computer Science*, 11 March 2002. Web. 20 Sep 2010.
- [19] **Wikipedia contributors**. "Cosine similarity." *Wikipedia, The Free Encyclopedia.* Wikipedia, The Free Encyclopedia, 6 Sep. 2010. Web. 21 Sep. 2010.
- [20] **N. Czink, G. Del Galdo, and C. Mecklenbräuker**. "A novel automatic cluster tracking algorithm." *IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC), Helsinki, Finland.* 11.09.2006 - 14.09.2006.
- [21] **N. Czink, P. Cera, J. Salo, E. Bonek, J.P. Nuutinen, and J. Ylitalo**. "Improving clustering performance using multipath component distance." *Electronics Letters, Vol. 42, No. 1; p. 33 - 35.* 2006.
- [22] **D. P. Bertsekas**. "Auction Algorithms". *Encyclopedia of Optimization, Kluwer.* 2001.
- [23] **Λ. Σπίνουλας**. "Ιχνηλάτηση Αντικειμένων Οδικού Περιβάλλοντος με τη Μέθοδο Πολλαπλών Υποθέσεων - ΜΗΤ." *Διπλωματική εργασία, ΕΜΠ, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών, <artemis.ntua.ece/DT2010-0027>.* Feb. 2010.