



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

Βέλτιστος χρονισμός φωτεινών σηματοδοτών με χρήση αλγορίθμων νοημοσύνης σμήνους

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Αθανάσιος Κ. Τασάκος

Επιβλέποντες: Ανδρέας-Γεώργιος Σταφυλοπάτης

Καθηγητής ΕΜΠ

Γεώργιος Σιόλας

Ε.Δ.Ι.Π

Αθήνα, Νοέμβριος 2016



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

Βέλτιστος χρονισμός φωτεινών σηματοδοτών με χρήση αλγορίθμων νοημοσύνης σμήνους

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Αθανάσιος Κ. Τασάκος

Επιβλέποντες: Ανδρέας-Γεώργιος Σταφυλοπάτης

Καθηγητής ΕΜΠ

Γεώργιος Σιόλας

Ε.Δ.Ι.Π

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 10η Νοεμβρίου 2016.

(Υπογραφή)

.....

Ανδρέας-Γεώργιος Σταφυλοπάτης

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

(Υπογραφή)

.....

Γεώργιος Στάμου

Επίκουρος Καθηγητής Ε.Μ.Π.

(Υπογραφή)

.....

Γεώργιος Σιόλας

Ε.Δ.Ι.Π

Αθήνα, Νοέμβριος 2016

(Υπογραφή)

.....

Αθανάσιος Κ. Τασάκος

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

Copyright © Αθανάσιος Τασάκος, 2016

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

Ευχαριστίες

Για την εκπόνηση της παρούσας εργασίας ευχαριστώ θερμά τον καθηγητή μου κ. Σταφυλοπάτη Ανδρέα, ο οποίος μου έδωσε την ευκαιρία να ασχοληθώ με το τόσο ενδιαφέρον θέμα του ελέγχου της οδικής κυκλοφορίας μέσω ευφυών τεχνικών και για την ενθάρρυνσή του καθ' όλη τη διάρκεια της.

Εξαιρετικής σημασίας ήταν και η βοήθεια του ερευνητή κ. Γιώργου Σιόλα, ο οποίος μου έδωσε πολύ χρήσιμες συμβολές και κατευθύνσεις καθ' όλη τη διάρκεια μέχρι την περάτωσή της.

Τέλος, ευχαριστώ την οικογένεια και τους φίλους μου για όλη την υποστήριξη που μου παρείχαν κατά τη διάρκεια των σπουδών μου. Ιδιαίτερα ευχαριστώ τον φίλο μου Ασίκη Θωμά για όλη την έμπρακτη συμπαράστασή του για την έγκαιρη υλοποίησή της.

Περίληψη

Ο ορισμός ενός βέλτιστου χρονισμού για τους φωτεινούς σηματοδότες είναι ένα πολύ σημαντικό ανοικτό ζήτημα στις σύγχρονες πόλεις, του οποίου η αντιμετώπιση προσφέρει πλεονεκτήματα όσον αφορά τη διαχείριση της κίνησης, την κατανάλωση ενέργειας, την εκπομπή ρύπων και την ασφάλεια πεζών και οδηγών.

Στην παρούσα εργασία έγινε μια εκτενής μελέτη του προβλήματος της διαχείρισης της οδικής κυκλοφορίας και παρουσιάστηκαν διάφορα υλοποιημένα συστήματα που το αντιμετωπίζουν στην πράξη. Στη συνέχεια έγινε αναζήτηση ενός βέλτιστου προγράμματος φαναριών για ένα συγκεκριμένο δίκτυο σε μορφή πλέγματος 9 διασταυρώσεων. Για το σκοπό αυτό χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων (PSO) των αλγορίθμων νοημοσύνης σμήνους και δοκιμάστηκε με διαφορετικές παραμέτρους του. Προς σύγκριση της απόδοσής του χρησιμοποιήθηκαν άλλοι 2 αλγόριθμοι, ένας random αλγόριθμος χρονισμού και ένας προσαρμοστικός. Η λύση που προτάθηκε από την εργασία αυτή παρουσίασε σημαντικές βελτιώσεις σε σχέση με τις άλλες τεχνικές, καταδεικνύοντας τη σημασία εξεύρεσης ενός βέλτιστου προγράμματος χρονισμού των φαναριών που να ανταποκρίνεται σε μια συγκεκριμένη κατανομή κίνησης για την επιτυχή αντιμετώπιση του προβλήματος ελέγχου οδικής κυκλοφορίας

Λέξεις Κλειδιά

Αλγόριθμοι Νοημοσύνης Σμήνους, Βέλτιστο πρόγραμμα φαναριών, προσομοίωση

Abstract

Defining an optimal traffic light scheduling program is an open crucial task in present day cities, whose successful confrontation yields benefits in the aspects of traffic management, energy and fuel consumption and safety of pedestrians and drivers.

In this thesis was conducted a thorough research of the issue of traffic management and a number of successfully implemented systems for its tackling were presented.

Furthermore, a search for an optimal traffic light schedule for a given road network of nine junctions was conducted. For this purpose, an algorithm of Swarm Intelligence was used, called Particle Swarm Optimization (PSO) and was tested with different parameters. In order to evaluate its performance there were implanted two other algorithms, a random scheduler and an adaptive one. The solution that was proposed in this thesis has shown substantial improvements in regard with the other two methods, highlighting the importance of an optimal traffic light schedule that will deal with a specific traffic pattern for the successful confrontation of the traffic control problem

Key words

Swarm Intelligence algorithms, Particle Swarm Optimization, traffic control, simulation

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 ^ο – ΕΙΣΑΓΩΓΗ	14
1.1 Το πρόβλημα της κυκλοφοριακής συμφόρησης	14
1.2 Τρόποι αντιμετώπισης της κυκλοφοριακής συμφόρησης	15
1.3 Η προσέγγιση της παρούσας εργασίας	16
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 ^ο - ΕΦΑΡΜΟΖΟΜΕΝΕΣ ΠΡΑΚΤΙΚΕΣ ΕΛΕΓΧΟΥ ΟΔΙΚΗΣ ΚΥΚΛΟΦΟΡΙΑΣ	17
2.1 Σύνοψη μεθόδων ελέγχου οδικής κυκλοφορίας	18
2.2 Έλεγχος σταθερού χρονισμού	19
2.3 Προσαρμοστικός έλεγχος	20
2.3.1 ACS Lite	21
2.3.2 Balance.....	21
2.3.3 InSync.....	22
2.3.4 RHODES.....	22
2.3.7 SCATS	22
2.3.8 SCOOT	22
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 ^ο - ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ ΣΜΗΝΟΥΣ	24
3.1 Βελτιστοποίηση Αποικίας Μερμηγκιών	24
3.1.1 Τα μερμήγκια στη φύση	24
3.1.2 Ο αλγόριθμος ACO.....	26
3.2 Βελτιστοποίηση Αποικίας Τεχνητών Μελισσών.....	29
3.2.1 Η συμπεριφορά των μελισσών.....	29
3.2.2 Ο αλγόριθμος ABC	30
3.3 Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων	32
3.1.1 Το σμήνος πτηνών στη φύση.....	33
3.1.2 Ο αλγόριθμος PSO	34
3.1.3 Οι εκλεπτύνσεις και επεκτάσεις του αρχικού PSO.....	37
3.1.4 Σύνοψη προτερημάτων και αδυναμιών του PSO.....	42
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 ^ο – ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ ΟΔΙΚΗΣ ΚΥΚΛΟΦΟΡΙΑΣ	43
4.1 Πακέτα προσομοίωσης.....	44
4.2 Το πρόγραμμα προσομοίωσης SUMO	45
4.2.1 Δημιουργία Δικτύου	45

4.2.2 Δημιουργία Κίνησης	45
4.2.3 Ορισμός Φαναριών στο SUMO.....	46
4.2.4 TraCI	48
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 ^ο – ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ PSO ΓΙΑ ΤΟ ΒΕΛΤΙΣΤΟ ΧΡΟΝΙΣΜΟ ΦΑΝΑΡΙΩΝ.....	50
5.1 Ο Αλγόριθμος PSO	50
5.1.1 Ορισμός του προβλήματος.....	50
5.1.2 Κωδικοποίηση της λύσης.....	50
5.1.3 Συνάρτηση Καταλληλότητας	51
5.1.4 Στρατηγική Βελτιστοποίησης.....	52
5.1.5 Εκδοχές αλγορίθμου	53
5.2 Ο αλγόριθμος RANDOM	55
5.3 Ο προσαρμοστικός αλγόριθμος ACTUATED.....	56
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6 ^ο – ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ	57
6.1 Οδικό Δίκτυο 9 διασταυρώσεων με σταθερή ροή κίνησης	57
6.1.1 PSO σε 1 static πρόγραμμα φαναριών	58
6.1.2 PSO σε n static προγράμματα φαναριών	59
6.1.3 PSO σε actuated φανάρια.....	61
6.2 Οδικό Δίκτυο 9 διασταυρώσεων με εναλλασσόμενη ροή κίνησης	63
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7 ^ο – ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ ΓΙΑ ΕΡΕΥΝΑ.....	69
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	71

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1^ο – ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 Το πρόβλημα της κυκλοφοριακής συμφόρησης

Ως κυκλοφοριακή συμφόρηση ορίζεται η κατάσταση στην οποία οδηγούνται τα οδικά δίκτυα, όταν αυξάνεται η χρησιμοποίησή τους και χαρακτηρίζεται από χαμηλότερες ταχύτητες, μεγαλύτερους χρόνους ταξιδιού και αναμονής και μεγαλύτερες ουρές αυτοκινήτων. Κυκλοφοριακή συμφόρηση συμβαίνει όταν ένας όγκος κίνησης δημιουργεί ζήτηση για χώρο μεγαλύτερο από την χωρητικότητα του συγκεκριμένου δρόμου, το σημείο αυτό λέγεται κορεσμός. Υπάρχουν διάφοροι λόγοι οι οποίοι δημιουργούν ή προσθέτουν στη συμφόρηση, οι οποίοι συνήθως μειώνουν τη χωρητικότητα του δρόμου σε ένα συγκεκριμένο σημείο. Στις ΗΠΑ περισσότερη από τη μισή κίνηση είναι επαναλαμβανόμενη και καταλογίζεται στον καθαρό όγκο κίνησης, η υπόλοιπη κίνηση καταλογίζεται σε τροχαία συμβάντα, εργασίες δρόμου ή καιρικά φαινόμενα.

Η έρευνα σχετικά με την κίνηση δεν μπορεί ακόμα να προβλέψει κάτω από ποιες συνθήκες δημιουργείται κυκλοφοριακή συμφόρηση σε αντίθεση με μια κίνηση μεγάλου όγκου, που όμως ρέει ομαλά. Για την ανάλυση της ροής της κίνησης κάποιοι μηχανικοί έχουν προτείνει ότι υπακούει στους ίδιους κανόνες με αυτούς της δυναμικής των ρευστών.

Η κυκλοφοριακή συμφόρηση έχει μια σειρά από αρνητικές συνέπειες

- Χαμένος χρόνος για τους οδηγούς και τους επιβάτες. Ως μια μη παραγωγική δραστηριότητα για τους περισσότερους ανθρώπους, η συμφόρηση μειώνει την τοπική οικονομική υγεία.
- Αδυναμία πρόβλεψης της κίνησης οδηγεί σε δέσμευση περισσότερου χρόνου για το ταξίδι (για ασφάλεια), ο οποίος αφαιρείται από άλλες παραγωγικές δραστηριότητες (κόστος ευκαιρίας)
- Αύξηση των εκπομπών ρύπων λόγω της συνεχόμενης αυξομείωσης της ταχύτητας των αυτοκινήτων, όπως και μεγαλύτερη φθορά τους.
- Δημιουργία στρες και εκνευρισμού στους οδηγούς
- Επείγουσες Καταστάσεις: μπλοκαρισμένοι δρόμοι από κίνηση δυσχεραίνουν την διέλευση αυτοκινήτων επείγουσας ανάγκης (ασθενοφόρα, πυροσβεστικά) από αυτούς

1.2 Τρόποι αντιμετώπισης της κυκλοφοριακής συμφόρησης

Με δεδομένο την υφιστάμενη υποδομή , καθώς και την δυσκολία δημιουργίας νέας λόγω χωροταξικών περιορισμών έμφαση έχει δοθεί την αντιμετώπιση του προβλήματος της κυκλοφοριακής συμφόρησης με βάση τις υπάρχουσες διαθέσιμες υποδομές. Προς τον σκοπό αυτό έμφαση έχει δοθεί στις συγκεκριμένες κατευθύνσεις διαχείρισης κίνησης: (Αλκίδης, 2014)

- a) Πρόβλεψη κίνησης: η οποία ως αποτέλεσμα έχει την καλύτερη διαχείριση αυτής, λόγω της προσαρμογής του οδικού δικτύου σε αυτήν. Ο συγκεκριμένος τομέας είναι ιδιαίτερα πρόσφορος για την ανάπτυξη ευφύων τεχνικών.
- b) Μέθοδοι ανακατεύθυνσης της κίνησης: μέσω σημάτων ενημέρωσης των οδηγών, συστημάτων πλοήγησης που ενημερώνονται αυτόματα για τα δεδομένα κίνησης κ.α. Με αυτό τον τρόπο επιτυγχάνεται μια πιο ομοιόμορφη κάλυψη του οδικού δικτύου με αυτοκίνητα επιτυγχάνοντας μια πιο ομαλή ροή αυτοκινήτων
- c) Μέθοδοι αναγνώρισης κίνησης: μέσω μετρητών αυτοκινήτων, μέσω προχωρημένων τεχνικών επεξεργασίας εικόνας και βίντεο ώστε να εξαγονται γρήγορα συμπεράσματα σχετικά με την κατάσταση του οδικού δικτύου.
- d) Ρύθμιση των φωτεινών σηματοδοτών: επιλογή του χρονισμού των φαναριών ώστε να ανταποκρίνονται στην κίνηση. Λόγω του ότι η επιλογή ενός συγκεκριμένου χρονισμού σε μια διασταύρωση μπορεί να επηρεάσει με ιδιαίτερα περίπλοκο τρόπο την κατάσταση της κίνησης σε άλλες διασταυρώσεις ενός σύνθετου οδικού δικτύου απαιτείται ιδιαίτερη προσοχή και έρευνα. Ένα επιπλέον πρόβλημα που δημιουργείται είναι ότι η κίνηση από τη φύση της είναι ένα στοχαστικό και δυναμικό φαινόμενο, συνεπώς ο χρονισμός των φαναριών πρέπει να ανταποκρίνεται και να εξυπηρετεί τις διακυμάνσεις στη ζήτηση που δημιουργούνται.

Βεβαίως προσωπική άποψη του συγγραφέα είναι ότι όλες αυτές οι μέθοδοι απαλύνουν την έκφραση του προβλήματος του κορεσμού των οδικών δικτύων στην υπάρχουσα ζήτηση. Ένας πιο αποτελεσματικός τρόπος αντιμετώπισης της κυκλοφοριακής συμφόρησης θα ήταν η μείωση της ζήτησης μέσω της πιο ευρείας χρησιμοποίησης των ΜΜΕ, την μέθοδο του car-pooling και την τιμολόγηση της χρήσης συγκεκριμένων δρόμων προς μείωση της κίνησης σε αυτούς.

1.3 Η προσέγγιση της παρούσας εργασίας

Στην εργασία αυτή θα χρησιμοποιηθεί ως τρόπος ελέγχου της οδικής κυκλοφορίας, η επιλογή ενός βέλτιστου προγράμματος χρονισμού φαναριών. Για τον σκοπό αυτό θα χρησιμοποιηθεί ο αλγόριθμος PSO της νοημοσύνης σμήνους ο οποίος θα επιχειρήσει να δώσει λύσεις με στόχο να βελτιστοποιήσει συγκεκριμένες παραμέτρους του προβλήματος, όπως ελαχιστοποίηση μέσης διάρκειας αναμονής, ελαχιστοποίηση μέσης διάρκειας ταξιδιού, μεγιστοποίηση συνόλου εξυπηρετούμενων αμαξιών σε ένα χρονικό διάστημα κ.α.

Το 2^ο Κεφάλαιο θα δώσει κάποιους ορισμούς σχετικούς με τον χώρο του προβλήματος, καθώς και θα κάνει μια σύντομη αναφορά στις εφαρμοζόμενες πρακτικές ελέγχου φωτεινών σηματοδοτών σε διάφορες πόλεις.

Το 3^ο Κεφάλαιο θα παρουσιάσει την κατηγορία των αλγορίθμων νοημοσύνης σμήνους, δίνοντας έμφαση στην Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων, η οποία και χρησιμοποιείται στην πειραματική αξιολόγηση.

Το 4^ο Κεφάλαιο θα παρουσιάσει το πρόγραμμα προσομοίωσης SUMO, το οποίο αποτελεί το πλαίσιο στο οποίο θα διεξαχθούν όλα τα πειράματα

Το 5^ο Κεφάλαιο θα περιγράψει επακριβώς τον τρόπο με τον οποίο εφαρμόστηκε ο αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων στο πρόβλημα του ελέγχου της οδικής κυκλοφορίας. Θα δοθεί αναλυτικά ο τρόπος κωδικοποίησης της λύσης, η συνάρτηση καταλληλότητας που επιλέχτηκε και οι εκδοχές του αλγορίθμου που χρησιμοποιήθηκαν.

Το 6^ο Κεφάλαιο περιλαμβάνει τα πειράματα που έγιναν και την αξιολόγησή τους. Στην αρχή δοκιμάστηκαν διαφορετικές παραμετροποιήσεις του αλγορίθμου και αξιολογήθηκε η απόδοσή τους. Στη συνέχεια οι αλγόριθμοι δοκιμάστηκαν σε ένα πιο σύνθετο σενάριο κίνησης και παρατηρήθηκε η απόδοσή τους.

Το 7^ο Κεφάλαιο περιλαμβάνει τα συμπεράσματα της παρούσας έρευνας και προτάσεις για επέκτασή της.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2^ο - ΕΦΑΡΜΟΖΟΜΕΝΕΣ ΠΡΑΚΤΙΚΕΣ ΕΛΕΓΧΟΥ ΟΔΙΚΗΣ ΚΥΚΛΟΦΟΡΙΑΣ

Παρακάτω παρουσιάζονται κάποιοι ορισμοί , οι οποίοι χρησιμοποιούνται ευρέως στα επόμενα κεφάλαια (Hebenstreit, και συν., 2014)

Actuated έλεγχος φαναριών	Μια μέθοδος ελέγχου που επιτρέπει μια μεταβλητή ακολουθία και διάρκεια φάσης των φαναριών εξαρτώμενη από τη ζήτηση κίνησης και βασίζεται σε δεδομένα παρατήρησης πραγματικού χρόνου
Προσαρμοστικός έλεγχος φαναριών	Μια μέθοδος ελέγχου που με βάση την κίνηση που αναγνωρίζει χρησιμοποιεί έναν αλγόριθμο ώστε να προβλέψει πως θα εξελιχθεί η κίνηση και να κάνει τις απαραίτητες προσαρμογές με βάση αυτές τις προβλέψεις
Σταθερού-χρονισμού έλεγχος φαναριών	Μια μέθοδος ελέγχου που επιτρέπει μια παγιωμένη ακολουθία φάσεων και διάρκεια αυτών
Χωρητικότητα	Ο υψηλότερος αναμενόμενος ρυθμός ροής αυτοκινήτων από μια διασταύρωση
Μη συγκρουόμενες ροές	Δύο ή περισσότερες ροές από μια διασταύρωση που μπορούν να συμβαίνουν ταυτόχρονα χωρίς να εμποδίζει η μία την άλλη
Κύκλος Φαναριού	Μια πλήρης ακολουθία από φάσεις για ένα φανάρι
Διάρκεια Κύκλου Φαναριού	Ο χρόνος που χρειάζεται για την ανάπτυξη μιας πλήρης ακολουθίας φάσεων για ένα φανάρι
Βαθμός κορεσμού	Το ποσοστό της εισερχόμενης ροής προς την χωρητικότητα για μια δοσμένη περίοδο
Καθυστέρηση	Ο επιπλέον χρόνος ταξιδιού που βιώνει ένας οδηγός λόγω κίνησης, φαναριών σε σχέση με την κυκλοφορία χωρίς εμπόδια
Ανιχνευτής	Συσκευή που εντοπίζει την παρουσία αυτοκινήτων ή πεζών
Χρονικό κενό	Ο χρόνος, σε δευτερόλεπτα, μεταξύ της μιας ενεργοποίησης ενός ανιχνευτή κίνησης σε σχέση με την επόμενη της
Ρυθμός κορεσμού	Ο υψηλότερος αναμενόμενος ρυθμός αναχώρησης αυτοκινήτων από μια διασταύρωση
Φάση Φαναριού	Ένα σύνολο από τις τιμές των φαναριών σε μια διασταύρωση

2.1 Σύνοψη μεθόδων ελέγχου οδικής κυκλοφορίας

Μια μέθοδος ελέγχου περιγράφει ένα πρόγραμμα φαναριού, καθώς και το είδος και την εμβέλεια και τη διεπαφή μεταξύ των μεταβλητών ελέγχου και των στοιχείου του φαναριού. Υπάρχουν μακροσκοπικές και μικροσκοπικές μέθοδοι ελέγχου

Μακροσκοπικές: Αντιδρούν σε μακροσκοπικά χαρακτηριστικά της κίνησης, όπως μέσο μήκος συμφόρησης, μέση πυκνότητα κίνησης. Εξυπηρετούν τις μακροπρόθεσμες αλλαγές στα δεδομένα κίνησης των οδικών δικτύων. Συνήθως εξαρτώμενες από το χρονοδιάγραμμα. Δεν αλλάζουν σε σύντομα χρονικά διαστήματα.

Μικροσκοπικές: Αλλάζουν ανά τακτά διαστήματα, σύμφωνα με τις αλλαγές στην ροή κυκλοφορίας. Οι αλλαγές μπορεί να παρατηρούνται σε διαστήματα ενός κύκλου φαναριών.

Όλες οι μικροσκοπικές μέθοδοι φαναριών χρησιμοποιούν προγράμματα φαναριών ή κομμάτια αυτών που έχουν υπολογιστεί όχι σε πραγματικό χρόνο.

Table 3.1: Overview of Control Methods [RILSA]

	Control methods		number	activating		Traffic dependent changeable elements of signal programs					
	Generic term	Main feature of changeability of signal programs		Time table dependent	Traffic dependent	Cycle time	Stage sequence	Number of stages	Green period	Offset time	
A: Macroscopic control level	Signal program choice	Time table dependent choice	A1	X		In combination with one control strategies of group B, changeable elements of signal program					
		Traffic dependent choice	A2		X						
	Development of the frame signal program	Traffic dependent development	A3		X						
B: Microscopic control level	Fixed time signal program		B1								
	Signal program adaption	Green period adaption	B2						X		
		Stage change	B3				X				
		Stage request	B4					X	X		
		Offset time-adaption	B5							X	
	Signal program development	Free variability	B6			X	X	X	X	X	

Εικόνα 1: Σύνοψη των μεθόδων ελέγχου οδικής κυκλοφορίας (Hebenstreit, και συν., 2014)

Στα προγράμματα σταθερού χρονισμού δεν υπάρχει αλλαγή στα στοιχεία του προγράμματος

Στα προγράμματα προσαρμογής με σταθερή διάρκεια κύκλου, τα ατομικά στοιχεία μπορούν να αλλάξουν εξαρτώμενα από την κίνηση.

Στην προσαρμογή πράσινης περιόδου, η διάρκεια του πράσινου μπορεί να προσαρμοστεί στην κατάσταση κίνησης. Δίνεται ένας σταθερός κύκλος φαναριών και μια καθυστέρηση που ορίζει την αρχή της πράσινης περιόδου .

Στην αλλαγή φάσεων η αλληλουχία των φάσεων μπορεί να αλλάξει

Στην ζήτηση φάσης, είναι δυνατόν να εισαχθεί μια ζητούμενη φάση σε μια θέση του προγράμματος φαναριών μειώνοντας παράλληλα τη διάρκεια των άλλων φάσεων.

Στα προγράμματα ανάπτυξης τα μεταβλητά στοιχεία του προγράμματος εξαρτώνται από την κίνηση.

2.2 Έλεγχος σταθερού χρονισμού

Ο παλιότερος και πιο ευρέως χρησιμοποιούμενος τρόπος ελέγχου των φαναριών είναι ο έλεγχος σταθερού χρονισμού. Σε αυτό τον τρόπο ελέγχου όλες οι παράμετροι όπως η διάρκεια του κύκλου και οι χρόνοι των πράσινων περιόδων είναι προκαθορισμένοι και μπορούν να αλλάξουν χειροκίνητα ή σε ένα συγκεκριμένο χρονικό σημείο. Ένα καλά σχεδιασμένο πρόγραμμα φαναριών σταθερού χρονισμού μπορεί να δουλέψει καλά όσο η προκαθορισμένη κατάσταση της κίνησης δεν αλλάζει.

Στα θετικά αυτής της μορφής ελέγχου καταλογίζονται η απλότητα στη σχεδίαση, η ευρωστία στην λειτουργία και τα ελάχιστα κόστη για την κατασκευή και λειτουργία ενός τέτοιου φαναριού. Στα αρνητικά του, η έλλειψη ευελιξίας μπορεί να έχει αρνητικά αποτελέσματα για την κίνηση.

Παρακάτω παρουσιάζονται οι εξισώσεις που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό της διάρκειας του κύκλου και της διάρκειας πράσινης περιόδου για μια ροή κίνησης σε μια διασταύρωση για μια απλή διασταύρωση.

$$t_{cycle} = \frac{1.3 * T_{IG} + 4}{1 - \left(\frac{q_1}{qs_1} + \frac{q_2}{qs_2} \right)} \quad t_{GREENi} = \frac{\frac{q_i}{qs_i}}{\frac{q_1}{qs_1} + \frac{q_2}{qs_2}} * (t_{cycle} - T_{IG})$$

Όπου

T_{IG} : άθροισμα του χρόνου των ενδιάμεσων φάσεων για κάθε κατεύθυνση

q_1, q_2 : ο όγκος κίνησης (αυτοκίνητα/ώρα) για τη συγκεκριμένη κατεύθυνση

qs_1, qs_2 : η ροή κορεσμού (αυτοκίνητα/ώρα) για την συγκεκριμένη διασταύρωση.

2.3 Προσαρμοστικός έλεγχος

Στο παρόν κεφάλαιο περιγράφονται τα κυριότερα υπάρχοντα συστήματα οδικής κυκλοφορίας που εφαρμόζουν προσαρμοστικό έλεγχο φαναριών, ο τρόπος λειτουργίας τους καθώς και η αποτελεσματικότητά τους.

Τα συστήματα που βασίζονται στην τεχνική του προσαρμοστικού ελέγχου κυκλοφορίας χρησιμοποιούνται σε απλές διασταυρώσεις, οδικές αρτηρίες και σε μεμονωμένα μέρη ενός οδικού δικτύου. Η απαίτηση για τη χρήση προσαρμοστικών τεχνικών ελέγχου φαναριών είναι η ακριβής γνώση των πραγματικών συνθηκών κυκλοφορίας, η οποία προκύπτει με τη βοήθεια ανιχνευτικών συσκευών/αισθητήρων. Έτσι, οι Τεχνολογίες Προσαρμοστικού Ελέγχου Φαναριών (Adaptive Signal Control Technologies) συνήθως χρησιμοποιούν πληροφορίες για την κίνηση σε πραγματικό χρόνο για τη μείωση της κυκλοφοριακής συμφόρησης, καθορίζοντας ποια φανάρια θα πρέπει να είναι κόκκινα και ποια πράσινα για μια δεδομένη χρονική στιγμή. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται σε τακτά χρονικά διαστήματα ώστε το σύστημα να δύναται να αντιδράσει σε αλλαγές στις συνθήκες κυκλοφορίας.

Τα συστήματα Προσαρμοστικού Ελέγχου Φαναριών θεωρούνται αρκετά πολύπλοκα και απαιτούν εκτεταμένη επιτήρηση και συντήρηση τόσο των αισθητήρων αλλά και των συστημάτων επικοινωνίας και παρέμβασης στο σύστημα, γεγονός που τα καθιστά ιδιαίτερα κοστοβόρα. Παρόλα αυτά, η χρήση τους οδηγεί σε μικρότερες καθυστερήσεις, λιγότερες στάσεις, καλύτερες εκτιμήσεις στους χρόνους μετακινήσεων, ασφαλέστερες μετακινήσεις, καθώς και μειωμένη κατανάλωση καυσίμων με μικρότερο ποσοστό ρύπανσης του περιβάλλοντος. Επιπλέον, επιλύουν αρκετά προβλήματα για τους χειριστές φαναριών αφού μειώνονται τα παράπονα των πολιτών και αντιμετωπίζονται αποτελεσματικά τα ζητήματα που δημιουργούνται από τη μεταβλητότητα και τις απότομες αλλαγές στην κίνηση.

Έχουν αναπτυχθεί πάνω από 25 συστήματα Προσαρμοστικού Ελέγχου Φαναριών τα τελευταία 30 χρόνια και στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής, θα αναλυθούν τα πιο διαδεδομένα από αυτά, τα οποία έχουν χρησιμοποιηθεί στον πραγματικό κόσμο και έχουν εφαρμογές σε διάφορους τομείς. Συγκεκριμένα τα συστήματα στα οποία θα αναφερθούμε είναι τα παρακάτω:

- ACS Lite - FHWA/Siemens ITS
- BALANCE - Πανεπιστήμιο του Ανοβερου/Gevas Software, Γερμανία
- InSync - Rhythm Engineering
- MOTION -Τεχνικό Πανεπιστήμιο Μονάχου/Siemens, Γερμανία
- OPAC - University of Massachusetts, Lowell/PB Farradyne
- RHODES - Πανεπιστήμιο της Αριζόνα, Tucson/Siemens ITS
- SCATS - Road Transit Authority, Sydney, NSW, Αυστραλία/TransCore
- SCOOT - Transport Research Laboratory, UK/Siemens UK
- UTOPIA/Imflow - MIZAR Automazione, Ιταλία/McCain

Τα πιο διαδεδομένα συστήματα είναι το SCATS και το SCOOT, τα οποία αν και αναπτύχθηκαν πριν από 30 χρόνια, διατηρούν μεγάλο ποσοστό της αγοράς ενώ αποτέλεσαν και πρωτοπόρους στο συγκεκριμένο τομέα και στην ανάπτυξη περαιτέρω

συστημάτων. Η ευρεία χρήση των δύο αυτών συστημάτων Προσαρμοστικού Ελέγχου Φαναριών, οφείλεται τόσο στις βελτιστοποιήσεις που έχουν γίνει λόγω της πολυετής ύπαρξής τους, αλλά και στις ιδιαίτερα ανεπτυγμένες υπηρεσίες υποστήριξης που παρέχουν το τεχνικό προσωπικό και οι σύμβουλοι τους, γεγονός που καταδεικνύει και την ιδιαίτερη σημασία που κατέχει ο ανθρώπινος παράγοντας με τη σωστή εξειδίκευση για τη σωστή λειτουργία των συστημάτων αυτών.

2.3.1 ACS Lite

Το ACS Lite δημιουργήθηκε κατά τη χρονική περίοδο 2002-2007 με τη συμβολή αρκετών εταιρειών όπως η Siemens, Eagle, McCain και Peak. Χρησιμοποιείται ως στοχευμένο εργαλείο για προσαρμοστικό έλεγχο κυκλοφορίας και έχει σχεδιαστεί με σκοπό να παρέχει μια χαμηλού ρίσκου εναλλακτική, παρέχοντας ευκολία στη διαχείριση και χαμηλότερο κόστος συγκριτικά με παρόμοια συστήματα. Το συγκεκριμένο σύστημα σχεδιάστηκε με στόχο την απλότητα και τη χρήση του σε συνδυασμό με τις υπάρχουσες δομές ελέγχου κυκλοφορίας, ώστε να αποτελέσει μια γενικευμένη λύση που να μπορεί να επικρατήσει στην αγορά.

Το ACS Lite δουλεύει ρυθμίζοντας το χρόνο των φαναριών με σκοπό τη μείωση καθυστερήσεων και την ομαλοποίηση της ροής κυκλοφορίας, ενώ αντιδρά σε μεταβαλλόμενες και απότομες αλλαγές στη ζήτηση.

Η εγκατάσταση και ρύθμιση του συστήματος γίνονται με ορισμένα απλά βήματα και γίνεται χρήση της υπάρχουσας υποδομής με κατάλληλη αναβάθμιση του firmware, πραγματοποιούνται οι κατάλληλες ρυθμίσεις στον επεξεργαστή του συστήματος και η δημιουργία της βάσης δεδομένων και στη συνέχεια ο χρήστης μπορεί να αρχίσει να χρησιμοποιεί το σύστημα. Το 75% των απαιτούμενων δεδομένων εισάγονται στο σύστημα αυτοματοποιημένα από τους τοπικούς ελεγκτές όταν τεθεί σε λειτουργία, ενώ η καταχώριση των υπολοίπων δεδομένων από τους διαχειριστές του συστήματος γίνεται μέσω μιας browser-based διεπαφής χρήστη.

Καθώς το σύστημα βρίσκεται σε λειτουργία, οι σελίδες του φυλλομετρητή (browser) ανανεώνονται σε κάθε κύκλο λειτουργίας για κάθε τοποθεσία ενώ καταχωρούνται και οι αλλαγές στις παραμέτρους για μελλοντική ανάλυση τους. Η πρόσβαση στο σύστημα είναι δυνατή και μέσω του διαδικτύου.

Το σύστημα αυτό έχει χρησιμοποιηθεί σε αρκετές πολιτείες της Αμερικής και σε όλες τις περιπτώσεις παρουσιάστηκε βελτίωση της ροής κυκλοφορίας.

2.3.2 Balance

Το Balance (Balancing Adaptive Network Control Method) είναι ένα από τα νεότερα συστήματα ελέγχου φαναριών. Έχει μια ιεραρχία δύο επιπέδων που του επιτρέπει να αντιδρά γρήγορα και ευέλικτα στις αλλαγές στον όγκο της κίνησης και να παρέχει μια κατανοητή εικόνα της κατάστασης κίνησης σε όλο το δίκτυο χωρίς να περιορίζει τις τοπικές επιλογές ελέγχου.

Στο **στρατηγικό επίπεδο**, ορίζονται οι πολιτικές μεταφορών και η συνάρτηση στόχος του συστήματος, καθώς και υλοποιούνται μεσοπρόθεσμες προβλέψεις της κίνησης. Στο

τοπικό επίπεδο εξετάζονται οι βραχυπρόθεσμες εναλλαγές της κίνησης. Σε αντίθεση με το SCOOT, τα μήκη ουρών και οι χρόνοι καθυστέρησης δεν βασίζονται σε μετρήσεις αλλά σε μοντελοποίηση, γεγονός που επιτρέπει την βελτιστοποίηση του συντονισμού του συστήματος ακόμα και σε περίπτωση αποτυχίας των τοπικών του μερών.

2.3.3 InSync

Το Insync χρησιμοποιεί καινοτόμα τεχνολογία αισθητήρων, επεξεργασία εικόνας και τεχνητή νοημοσύνη, ούτως ώστε να βελτιστοποιήσει και να συντονίσει αυτόματα τα φανάρια σύμφωνα με την ζήτηση πραγματικού χρόνου.

Υπάρχουν δύο είδη βελτιστοποίησης που αντιμετωπίζουν τον αλληλοσυγκρουόμενο στόχο της παροχής πράσινης περιόδου για πληθυσμούς αυτοκινήτων και την εξυπηρέτηση οχημάτων που βρίσκονται σε δευτερεύοντες δρόμους.

2.3.4 RHODES

Το RHODES χρησιμοποιεί μια ιεραρχία 3 επιπέδων για να χαρακτηρίσει και να διαχειριστεί την κίνηση. Προβλέπει την κίνηση σε αυτά τα επίπεδα χρησιμοποιώντας πληροφορίες από ανιχνευτές, συνεπώς χρειάζεται δεδομένα κίνησης από τις λωρίδες, επικοινωνίας πραγματικού χρόνου από και προς τους επεξεργαστές και υπολογιστική ικανότητα. Στοχεύει στην βελτιστοποίηση πραγματικού χρόνου ενός διαδρόμου ή δικτύου από διασταυρώσεις. Για να το πετύχει αυτό χρησιμοποιώντας τα δεδομένα που λαμβάνει προβλέπει την μελλοντική κίνηση και επιστρέφει τις βέλτιστες ρυθμίσεις για αυτές τις προβλέψεις.

Η βασική ιδέα πίσω από το σύστημα είναι να ορίσει μια ακολουθία φάσεων που αντιδρά προληπτικά στις στοχαστικές εναλλαγές της κίνησης. Αυτό απαιτεί την ταυτοποίηση διαφόρων δεδομένων κίνησης σε διαφορετικά επίπεδα άθροισης, όπως μεμονωμένα αυτοκίνητα, συστοιχίες αυτοκινήτων και συνολική ροή κίνησης ως αυτοκίνητα/λεπτό.

2.3.7 SCATS

Το SCATS είναι ένα καινοτόμο υπολογιστικό σύστημα κίνησης, το οποίο αρχικά αναπτύχθηκε για να εφαρμοστεί στο Σίδνεϋ. Λειτουργεί με Windows και ελέγχει τη διάρκεια κύκλου φαναριού, τις εναλλαγές πρασίνου και το offset για τον αποτελεσματικό συντονισμό γειτονικών φαναριών.

2.3.8 SCOOT

Το SCOOT (Split, Cycle and Offset Optimization Technique) ανήκει επίσης στα πιο

διαδεδομένα και ευρέως χρησιμοποιούμενα συστήματα on-line διαχείρισης της οδικής κυκλοφορίας καθώς έχει χρησιμοποιηθεί σε πάνω από 200 πόλεις σε 14 χώρες παράγοντας σημαντικά αποτελέσματα μειωμένης κυκλοφοριακής συμφόρησης και καθυστέρησης των οχημάτων. Η βασική του λειτουργία συνοψίζεται στην πραγματικού-χρόνου λήψη δεδομένων για την είσοδο οχημάτων σε κάθε ρεύμα μιας διασταύρωσης, μετατροπή των δεδομένων αυτών σε εκτιμώμενες ροές σε μελλοντική χρονική στιγμή που τα οχήματα αυτά θα πλησιάζουν τις ήδη υπάρχουσες ουρές και χρήση τριών συστημάτων βελτιστοποίησης του χρόνου πρασίνου, της καθυστέρησης αλλά και του συνολικού κύκλου (cycle time) των φαναριών της εν λόγω διασταύρωσης. Η μέθοδος για αυτές τις βελτιστοποιήσεις είναι παρόμοια με αυτή που χρησιμοποιείται στο TRANSYT με την διαφορά ότι χρησιμοποιούνται δεδομένα πραγματικού χρόνου αντί ιστορικά δεδομένα. Τα αποτελέσματα εφαρμογής του συστήματος SCOOT έχουν υπάρξει πολύ σημαντικά με σημαντικές βελτιώσεις σε διάφορες κυκλοφοριακές παραμέτρους.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3^ο - ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ ΣΜΗΝΟΥΣ

Ένα σμήνος είναι ένας μεγάλος αριθμός από ομογενείς, απλούς πράκτορες, οι οποίοι αλληλεπιδρούν τοπικά μεταξύ τους και με το περιβάλλον, χωρίς κεντρικό έλεγχο ο οποίος να ελέγχει τη συμπεριφορά τους. Οι αλγόριθμοι νοημοσύνης σμήνους είναι μια οικογένεια αλγορίθμων εμπνευσμένων από τη φύση, βασισμένων σε πληθυσμούς λύσεων, οι οποίοι είναι ικανοί να παράγουν γρήγορες και εύρωστες λύσεις χαμηλού κόστους σε πολλά σύνθετα προβλήματα. Συνεπώς η Νοημοσύνη Σμήνους είναι ένας τομέας της Τεχνητής Νοημοσύνης, ο οποίος μοντελοποιεί την συλλογική συμπεριφορά πολλών κοινωνικών σμηνών στη φύση, όπως αποικίες μερμηγκιών, μέλισσες και κοπάδια πτηνών. Παρόλο που ο κάθε πράκτορας χωριστά είναι σχετικά απλός με περιορισμένες δυνατότητες, αλληλεπιδρά με τους υπόλοιπους υπό συγκεκριμένα μοτίβα συμπεριφοράς, ώστε συλλογικά να πραγματοποιούνται εργασίες για την επιβίωση τους. Η κοινωνική διεπαφή μεταξύ των πρακτόρων μπορεί να είναι άμεση ή έμμεση. Παράδειγμα άμεσης διεπαφής είναι μέσω οπτικών ή ακουστικών ερεθισμάτων, όπως η οργάνωση του κοπαδιού των πτηνών όπως πετούν ή το χορός των μελισσών. Παράδειγμα έμμεσης διεπαφής είναι όταν το άτομο αλλάζει το περιβάλλον του και τα άλλα άτομα αντιδρούν στο νέο περιβάλλον, όπως συμβαίνει με τα μονοπάτια φερομόνης που αφήνουν τα μερμήγκια σε αναζήτηση τροφής. Προς πληρότητα της παρουσίασης των αλγορίθμων νοημοσύνης σμήνους στις επόμενες ενότητες παρουσιάζονται συνοπτικά οι κύριοι αλγόριθμοι που ανήκουν σε αυτή την κατηγορία, ενώ εμβάθυνση γίνεται στον αλγόριθμο της Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων, ο οποίος είναι και αυτός που χρησιμοποιείται στα πειράματα που ακολουθούν.

3.1 Βελτιστοποίηση Αποικίας Μερμηγκιών

Ο αλγόριθμος της Αποικίας Μερμηγκιών (Ant Colony Optimization, ACO) είναι ο πρώτος χρονολογικά αλγόριθμος νοημοσύνης σμήνους, ο οποίος προτάθηκε το 1980 από τους M. Dorigo κ.α και στην αρχή χρησιμοποιήθηκε για να λύσει διακριτά προβλήματα βελτιστοποίησης. Ο ACO εμπνεύστηκε από την κοινωνική συμπεριφορά των αποικιών μερμηγκιών. Έχει παρατηρηθεί ότι μια ομάδα “σχεδόν τυφλών” μερμηγκιών μπορεί συλλογικά να βρει το συντομότερο μονοπάτι μεταξύ της φωλιάς τους και του φαγητού τους χωρίς καθόλου οπτικές πληροφορίες. Η επόμενη ενότητα περιγράφει το πώς τα μερμήγκια στη φύση συνεργάζονται για την επίτευξη λειτουργιών απαραίτητων για την επιβίωσή τους.

3.1.1 Τα μερμήγκια στη φύση

Τα μερμήγκια έχουν καταφέρει να επιβιώσουν για εκατομμύρια χρόνια, σε διαφορετικά περιβάλλοντα. Το μυστικό αυτής τους της προσαρμοστικότητας μπορεί να

περιγραφεί με μια λέξη, κοινωνικότητα. Τα μερμήγκια επιδεικνύουν εντυπωσιακή κοινωνική οργάνωση, που τα βοηθά να βρίσκουν τον δρόμο τους, να χτίζουν τις φωλιές τους και να εντοπίζουν πηγές τροφής.

Ο τρόπος που το πετυχαίνουν αυτό είναι με την έκλυση μιας χημικής ουσίας, που ονομάζεται φερομόνη και την οποία εντοπίζουν με τις κεραίες τους. Υπάρχουν διάφορα είδη φερομόνης τα οποία χρησιμοποιούνται από αυτά τα κοινωνικά έντομα. Ένα παράδειγμα είναι η φερομόνη κινδύνου την οποία παράγουν τα συντετριμμένα μερμήγκια που ειδοποιεί τα γειτονικά μερμήγκια προς αποφυγή των κινδύνων. Ένα άλλο σημαντικό είδος φερομόνης είναι η φερομόνη φαγητού. Την συγκεκριμένη φερομόνη την αφήνουν τα μερμήγκια σε μονοπάτια, τα οποία ακολουθούν άλλα μερμήγκια. Τα μερμήγκια που τυχαίνει να βρουν την πιο σύντομη διαδρομή για την τροφή, θα είναι τα πρώτα που θα γυρίσουν στην φωλιά και θα ενισχύσουν το μονοπάτι που ακολούθησαν στο δρόμο της επιστροφής. Η συγκεκριμένη διαδρομή σταδιακά θα προσελκύσει και άλλα μερμήγκια. Αυτή η διαδικασία θετικής ανατροφοδότησης είναι ένα παράδειγμα μιας αυτό-οργανούμενης συμπεριφοράς σύμφωνα με την οποία η πιθανότητα ενός μερμηγκιού να διαλέξει μια διαδρομή μεγαλώνει με τον αριθμό των μερμηγκιών που έχουν ήδη χρησιμοποιήσει αυτή την διαδρομή.

Όταν εξαντληθεί η πηγή τροφής, δεν σημαδεύονται τα υπάρχοντα μονοπάτια με φερομόνη, η οποία ως πτητική εξατμίζεται αργά. Αυτή η συμπεριφορά αρνητικής ανατροφοδότησης βοηθά τα μερμήγκια να ανταπεξέρχονται σε αλλαγές του περιβάλλοντός τους. Αυτή η διαδικασία ορισμού ενός ίχνους, και συμμόρφωση προς αυτό ονομάζεται στιγμεργία και θεωρείται ένας έμμεσος τρόπος επικοινωνίας σύμφωνα με τον οποίο τα μερμήγκια αλλάζουν το περιβάλλον τους και τα υπόλοιπα μερμήγκια εντοπίζουν και αντιδρούν στο νέο περιβάλλον. Η στιγμεργία προσφέρει έναν γενικό μηχανισμό ο οποίος συσχετίζει τον ατομική (τοπική) και συλλογική (καθολική) συμπεριφορά: η συμπεριφορά των ατόμων επηρεάζει το περιβάλλον (ορισμός μονοπατιών), το οποίο στη συνέχεια επηρεάζει τη συμπεριφορά των άλλων ατόμων (συμμόρφωση με το μονοπάτι).

Εμπνευσμένος από τα πραγματικά μερμήγκια, ο αλγόριθμος του ACO δημιουργεί τα δικά του τεχνητά μερμήγκια, τα οποία όμως έχουν καίριες διαφορές σε σχέση με το φυσικό φαινόμενο από το οποίο εμπνεύστηκαν και οι οποίες συνοψίζονται στον παρακάτω πίνακα.

Κριτήρια	Πραγματικά Μερμήγκια	Τεχνητά Μερμήγκια
Συμπεριφορά Εναπόθεσης Φερομόνης	Η φερομόνη εναποτίθεται και στις δύο κατευθύνσεις της διαδρομής.	Η φερομόνη τοποθετείται μόνο στον δρόμο της επιστροφής, αφού έχει δημιουργηθεί και αξιολογηθεί μια υποψήφια λύση.

Συμπεριφορά Ενημέρωσης Φερομόνης	Σε κάποια είδη μερμηγκιών το ποσό της φερομόνης που εναποτίθεται εξαρτάται από την ποσότητα και ποιότητα του φαγητού	Μόλις το μερμήγκι έχει κατασκευάσει μια λύση, η φερομόνη στο μονοπάτι της ενημερώνεται στο δρόμο της επιστροφής με ένα ποσό αντιστρόφως ανάλογο του μήκους του μονοπατιού
Δυνατότητες Μνήμης	Δεν έχουν δυνατότητες μνήμης	Αποθηκεύουν τα μονοπάτια στα οποία ταξιδεύουν στη μνήμη τους και τα χρησιμοποιούν για να επιστρέψουν καθώς και να αξιολογήσουν την ποσότητα φερομόνης που πρέπει να τοποθετήσουν στην επιστροφή
Μηχανισμός Μονοπατιού Επιστροφής	Χρησιμοποιούν την φερομόνη που αφήνουν στο πήγαινε, ώστε να ξαναβρούν τη διαδρομή της επιστροφής	Χρησιμοποιούν τα αποθηκευμένα μονοπάτια για την επιστροφή τους
Συμπεριφορά Εξάτμισης Φερομόνης	Η φερομόνη εξατμίζεται σχετικά αργά, γεγονός που την κάνει μικρής σημασίας για την σύγκλιση	Η φερομόνη εξατμίζεται εκθετικά, γεγονός που έχει μεγάλη σημασία για την σύγκλιση
Οικολογικοί Περιορισμοί	Υπάρχουν, όπως θηρευτές και ανταγωνισμοί με άλλες αποικίες	Δεν υπάρχουν στον τεχνητό κόσμο

3.1.2 Ο αλγόριθμος ACO

Ο αλγόριθμος της βελτιστοποίησης αποικίας μερμηγκιών (ACO) βασίζεται στην συμπεριφορά της τοποθέτησης και καθοδήγησης από φερομόνη των πραγματικών μερμηγκιών, που τα βοηθά στο να βρουν τη συντομότερη απόσταση μεταξύ της τροφής τους και της φωλιάς τους. Η κύρια ιδέα του αλγορίθμου είναι να αναπαρασταθεί το πρόβλημα που είναι προς λύση, ως ένας γράφος με βάρη, ο οποίος λέγεται γράφος κατασκευής, και να χρησιμοποιηθούν τεχνητά μερμήγκια για την αναζήτηση βέλτιστων μονοπατιών σε αυτόν. Ο γράφος κατασκευής είναι ο γράφος στον οποίο τα τεχνητά μερμήγκια εναποθέτουν φερομόνη επαναλαμβανόμενα, η οποία τα βοηθά να διαλέξουν κόμβους από καλά μονοπάτια, τα οποία αντιστοιχούν σε κομμάτια της λύσης. Η συμπεριφορά των τεχνητών προσομοιώνει αυτή των πραγματικών με διάφορους τρόπους: (i) τα τεχνητά μερμήγκια εναποθέτουν ίχνη φερομόνης στους

κόμβους ποιοτικών μονοπατιών έτσι ώστε να ενισχύσουν τα πιο υποσχόμενα στοιχεία της λύσης του γράφου κατασκευής, (ii) τα τεχνητά μερμήγκια δημιουργούν λύσεις μετακινούμενα στο γράφο και διαλέγουν το μονοπάτι τους σύμφωνα με πιθανότητες, οι οποίες εξαρτώνται από τα ίχνη των φερομονών που είναι πρότερα τοποθετημένα, (iii) τα ίχνη τεχνητής φερομόνης μειώνονται επαρκώς γρήγορα σε κάθε επανάληψη ώστε να προσομοιώνουν το φαινόμενο σταδιακής εξάτμισης της φερομόνης. Ένα σημαντικό σημείο κάθε αλγορίθμου ACO είναι ο προσδιορισμός μιας συνάρτησης καταλληλότητας σύμφωνα με την οποία τα στοιχεία του γράφου θα αμείβονται με σημαντικά ίχνη φερομόνης, και η απόφαση του πως τα μερμήγκια θα εκμεταλλεύονται τα υποσχόμενα στοιχεία όταν κατασκευάζουν νέες λύσεις. Τις περισσότερες φορές η συνάρτηση καταλληλότητας του ACO υλοποιείται ως μια συνάρτηση ελαχιστοποίησης κόστους των στοιχείων της λύσης.

Αλγόριθμος 1: Βασική ροή του ACO

1. Αναπαράστησε τη λύση ως ένα γράφο κατασκευής
 2. Όρισε τις παραμέτρους του ACO και αρχικοποίησε τα ίχνη φερομόνης
 3. Κατασκεύασε νέες λύσεις από την πορεία των μερμηγκιών στο γράφο κατασκευής
 4. Ενημέρωσε τις εντάσεις της φερομόνης
 5. Πήγαινε στο βήμα 3, και επανάλαβε μέχρι ικανοποίησης κριτηρίων σύγκλισης ή τερματισμού
-

Όπως φαίνεται στη ροή του αλγορίθμου στόχος του 3^{ου} βήματος του ACO είναι η κατασκευή λύσεων μερμηγκιών με την στοχαστική εξερεύνηση γειτονικών κόμβων του γράφου. Τα μερμήγκια οδηγούνται από έναν πιθανοτικό κανόνα και διαλέγουν σειριακά τα στοιχεία της λύσης χρησιμοποιώντας τις εντάσεις των ιχνών φερομόνης και ευρετικές πληροφορίες. Η λύση ενός μερμηγκιού δημιουργείται όταν όλα τα συστατικά της λύσης έχουν επιλεγεί από το συγκεκριμένο μερμήγκι (όταν το μερμήγκι έχει κάνει μια πλήρη περιοδεία στον γράφο κατασκευής). Μόλις το μερμήγκι κατασκευάσει μια λύση, ή όσο η λύση κατασκευάζεται, αξιολογεί την ολόκληρη, ή μερική, λύση η οποία χρησιμοποιείται στο επόμενο βήμα του αλγορίθμου (την ενημέρωση της φερομόνης) ώστε να αποφασίσει πόση φερομόνη θα αποθηκεύσει. Ο πιθανοτικός κανόνας ονομάζεται κανόνας Τυχαίας-ποσοστιαίας επιλογής δράσης (ή κανόνας Μετάβασης Κατάστασης). Οδηγεί τις κινήσεις των μερμηγκιών μέσω μιας στοχαστικής τοπικής πολιτικής αποφάσεων, η οποία βασίζεται τόσο στις πληροφορίες φερομόνης όσο και στις ευρετικές πληροφορίες σύμφωνα με την εξίσωση

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^a \cdot [n_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in N_i^k} [\tau_{il}(t)]^a \cdot [n_{il}]^\beta} & j \in N_i^k \\ 0 & j \notin N_i^k \end{cases} \quad (1)$$

Όπου:

- $P_{ij}^k(t)$, είναι η πιθανότητα του k μερμηγκιού να μετακινηθεί από τον κόμβο i στον κόμβο j στην t επανάληψη
- N_i^k , είναι ένα σύνολο από κόμβους στη γειτονιά του k μερμηγκιού στον κόμβο i
- $P_{ij}^k(t) = 0, \forall j \notin N_i^k$ σημαίνει ότι τα μερμήγκια δεν επιτρέπεται να κινηθούν σε κόμβο εκτός της γειτονιάς τους. Ο ορισμός της γειτονιάς είναι χαρακτηριστικός του προβλήματος.
- $[\tau_{ij}(t)]^a$ είναι η ποσότητα της φερομόνης μεταξύ του δρόμου που ενώνει τον κόμβο i με τον κόμβο j , υψωμένη σε ένα βάρος a (μια σταθερά του προβλήματος). $\tau(t)$ είναι η πληροφορία φερομόνης, ή η τιμή της έντασης του ίχνους, που κωδικοποιεί μια μνήμη μακράς-διάρκειας για όλη την διαδικασία αναζήτησης των μερμηγκιών. Ενημερώνεται από όλα τα μερμήγκια μετά από κάθε επανάληψη.
- $[n_{ij}]^\beta$ είναι η ευριστική τιμή του δρόμου που συνδέει τον κόμβο i με τον κόμβο j , υψωμένη σε ένα βάρος β (μια σταθερά του προβλήματος). n είναι η ευριστική πληροφορία, η οποία αναπαριστά την πρότερη γνώση για το στιγμιότυπο του προβλήματος
- α και β είναι παράμετροι βάρους, οι οποίες ελέγχουν τη σχετική σημασία των πληροφοριών φερομόνης σε σχέση με τις ευριστικές.
 - Μια μεγάλη τιμή του α σημαίνει ότι οι πληροφορία φερομόνης είναι πολύ σημαντική, συνεπώς τα μερμήγκια είναι προκατειλημμένα στο να διαλέγουν κόμβους, οι οποίοι έχουν διαλεχθεί προηγουμένως. Αυτό μπορεί δυνητικά να οδηγήσει σε μια κατάσταση κορεσμού κατά την οποία όλα τα μερμήγκια ακολουθούν το ίδιο μονοπάτι (συνήθως υποβέλτιστο)
 - Μια μικρή τιμή του α , κάνει τον αλγόριθμο να ομοιάζει με έναν στοχαστικό άπληστο αλγόριθμο με m σημεία εκκίνησης
 - Όταν το $\alpha = 0$, ο ACO εκτελεί μια τυπική στοχαστική άπληστη αναζήτηση, κατά την οποία ο επόμενος κόμβος επιλέγεται με βάση την απόστασή του (κόστος) από τον τωρινό κόμβο. Συνεπώς ο κόμβος με το μικρότερο κόστος θα προτιμάται ανεξάρτητα από τον αριθμό των μερμηγκιών που τον έχουν επισκεφτεί.
 - Όταν $\beta = 0$, χρησιμοποιείται μόνο η πληροφορία φερομόνης για την καθοδήγηση των μερμηγκιών στο χώρο αναζήτησης.

Στόχος του 4^{ου} βήματος του ACO είναι η ενημέρωση των ίχνων φερομόνης. Στην αρχή του αλγορίθμου, τα ίχνη φερομόνης σε όλες τις διαδρομές του γράφου κατασκευής αρχικοποιούνται σε μια μικρή σταθερή τιμή (τ). Μετά την ολοκλήρωση μιας περιόδου τα ίχνη φερομόνης ενημερώνονται με δύο τρόπους όπως φαίνεται στις εξισώσεις. Πρώτον, τα ίχνη φερομόνης σε όλες τις διαδρομές μειώνονται σύμφωνα με έναν ρυθμό εξάτμισης (ρ), ο οποίος επιτρέπει στα μερμήγκια να ξεχνούν τα υποβέλτιστα

μονοπάτια στα οποία έχουν προηγουμένως συγκλίνει. Ο ρυθμός εξάτμισης της φερομόνης ορίζεται ώστε να είναι αρκούντως γρήγορος, ούτως ώστε να προωθεί την εξερεύνηση νέων περιοχών και να αποτρέπει την πρόωρη σύγκλιση του αλγορίθμου σε τοπικά ελάχιστα. Δεύτερον, τα ίχνη φερομόνης των διαδρομών, που έχουν επισκεφθεί τα μερμήγκια, αυξάνονται με εντάσεις αντιστρόφως ανάλογες του κόστους του ταξιδιού τους. Η διαδικασία εναπόθεσης φερομόνης υλοποιεί μια χρήσιμη μορφή εκμετάλλευσης των ποιοτικών διαδρομών με το αυξάνουν την πιθανότητά τους να επιλεγθούν από μελλοντικά μερμήγκια.

$$\tau_{ij}(t+1) \leftarrow (1-\rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t), \quad \forall i, j \in A, 0 \leq \rho < 1 \quad (2)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{C^k(t)}, & arc(i, j) \in T^k(t) \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (3)$$

Όπου, Q είναι μια σταθερά του προβλήματος, m είναι ο αριθμός των μερμηγκιών, A αναπαριστά όλες τις ακμές στο γράφο κατασκευής, $C^k(t)$ είναι η συνολική συνάρτηση κόστους της περιοδείας $T^k(t)$, η οποία δημιουργήθηκε από το k μερμήγκι στην i επανάληψη.

3.2 Βελτιστοποίηση Αποικίας Τεχνητών Μελισσών

Ο αλγόριθμος της Βελτιστοποίησης αποικίας τεχνητών μελισσών (Artificial Bee Colony Optimization, ABC) είναι ένας αλγόριθμος νοημοσύνης σμήνους, ο οποίος προτάθηκε το 2005 από τον Karaboga και βασίζεται στην έξυπνη συλλογική συμπεριφορά που επιδεικνύουν οι μέλισσες κατά την περισυλλογή τροφής (Karaboga, Gorkemli, Ozturk, & Karaboga, 2012).

3.2.1 Η συμπεριφορά των μελισσών

Το ελάχιστο μοντέλο που οδηγεί στην ανάδειξη μια συλλογικής νοημοσύνης από ένα σμήνος μελισσών αποτελείται από τρία ουσιαστικά στοιχεία: πηγές τροφής, εργαζόμενους περισυλλέκτες τροφής και άνεργους περισυλλέκτες, και ορίζει 2 διαφορετικούς τρόπους συμπεριφοράς: την στρατολόγηση μελισσών για μια πλούσια πηγή τροφής και την εγκατάλειψη μιας φτωχής πηγής τροφής.

- (i) Πηγές τροφής: Η αξία της πηγής εξαρτάται από πολλούς παράγοντες όπως την εγγύτητα στην φωλιά, την περιεκτικότητά της σε ενέργεια και την ευκολία στην περισυλλογή αυτής.

- (ii) Εργαζόμενοι περισυλλέκτες: Είναι συσχετισμένοι με μια συγκεκριμένη πηγή τροφής, την οποία εκμεταλλεύονται τη δεδομένη στιγμή. Κουβαλούν πληροφορίες σχετικά με την συγκεκριμένη πηγή στο μελίσσι, οι οποίες είναι η απόσταση και η κατεύθυνση της από το μελίσσι, η κερδοφορία της πηγής και μοιράζονται τις πληροφορίες αυτές με βάση κάποια πιθανότητα.
- (iii) Άνεργοι περισυλλέκτες: Βρίσκονται συνέχεια σε αναζήτηση τροφής. Υπάρχουν δύο ειδών άνεργων περισυλλεκτών: ανιχνευτές, οι οποίοι αναζητούν το περιβάλλον γύρω από τη φωλιά για νέες πηγές τροφής και θεατές οι οποίοι περιμένουν στη φωλιά και πιστοποιούν την ύπαρξη μιας πηγής τροφής μέσω των πληροφοριών των εργαζόμενων περισυλλεκτών. Ο μέσος αριθμός ανιχνευτών είναι συνήθως 5-10 % του συνόλου των μελισσών.

Η ανταλλαγή πληροφορίας μεταξύ μελισσών είναι το πιο σημαντικό συμβάν στον σχηματισμό της συλλογικής γνώσης. Αν παρατηρήσει κάποιος ένα μελίσσι μπορεί να διακρίνει κάποια κομμάτια του τα οποία είναι κοινά σε όλα τα μελίσσια. Το πιο σημαντικό κομμάτι για ένα μελίσσι σχετικό με την ανταλλαγή πληροφορίας είναι η χορευτική περιοχή του. Η ανταλλαγή πληροφοριών σχετικά με την ποιότητα των πηγών τροφής συμβαίνει εκεί μέσω ενός ειδικού χορού (“waggle dance”). Με αυτό τον τρόπο οι μέλισσες-θεατές ενημερώνονται παρακολουθώντας πολλούς διαφορετικούς χορούς και επιλέγουν την πιο κερδοφόρα πηγή. Υπάρχει μεγαλύτερη πιθανότητα για τους θεατές να επιλέξουν όντως τις πιο κερδοφόρες πηγές αφού περισσότερη πληροφορία αθροίζεται σχετικά με αυτές.

Συνεπώς η συμπεριφορά των μελισσών επιδεικνύει στοιχεία αυτο-οργάνωση αφού έχει:

- (i) Θετική ανατροφοδότηση: Όσο η ποσότητα μιας πηγής τροφής αυξάνεται, τόσο αυξάνεται ο αριθμός των μελισσών-θεατών που την επισκέπτονται
- (ii) Αρνητική ανατροφοδότηση: Η εκμετάλλευση πηγών με λίγη τροφή σταματά από τις μέλισσες
- (iii) Διακυμάνσεις: Οι μέλισσες-ανιχνευτές ψάχνουν τυχαία για την ανακάλυψη νέων πηγών τροφής
- (iv) Πολλαπλές διεπαφές: Οι εργαζόμενες μέλισσες μοιράζονται τις πληροφορίες τους σχετικά με τις πηγές τροφής με τις μέλισσες-θεατές που περιμένουν στη φωλιά.

3.2.2 Ο αλγόριθμος ABC

Όπως και στο ελάχιστο μοντέλο που περιεγράφηκε παραπάνω για τις πραγματικές μέλισσες, μια αποικία τεχνητών μελισσών αποτελείται από τρεις ομάδες μελισσών: εργαζόμενες μέλισσες συσχετισμένες με συγκεκριμένες πηγές τροφής, μέλισσες-θεατές οι οποίες παρακολουθούν το χορό των εργαζόμενων μελισσών στη φωλιά για να

επιλέξουν πηγή τροφής και μέλισσες-ανιχνευτές οι οποίες ψάχνουν για νέες πηγές τροφής τυχαία. Οι μέλισσες-θεατές και οι μέλισσες-ανιχνευτές ονομάζονται άνεργες μέλισσες. Αρχικά, όλες οι πηγές τροφής ανακαλύπτονται από τις μέλισσες-ανιχνευτές. Στη συνέχεια, το νέκταρ των πηγών τροφής εκμεταλλεύεται από τις εργαζόμενες μέλισσες και τις μέλισσες-θεατές και αυτή η συνεχόμενη εκμετάλλευση οδηγεί τις πηγές στην εξάντληση. Τότε, οι εργαζόμενες μέλισσες οι οποίες εκμεταλλεύονταν την εξαντλημένη πηγή γίνονται μέλισσες ανιχνευτές. Στον ABC, η θέση μια πηγής τροφής αντιπροσωπεύει μια λύση στο πρόβλημα και η ποσότητα νέκταρ που αυτή περιέχει αντιστοιχεί στην καταλληλότητα (ποιότητα) της συγκεκριμένης λύσης. Στη βασική του μορφή, ο αριθμός των εργαζόμενων μελισσών είναι ίσος με τον αριθμό των πηγών τροφής (λύσεων) αφού κάθε εργαζόμενη μέλισσα είναι συσχετισμένη με μια και μόνο μία πηγή τροφής.

Αλγόριθμος 2: Βασική Ροή ABC

Φάση αρχικοποίησης

Επανάλαβε

 Φάση Εργαζόμενων Μελισσών

 Φάση Μελισσών-Θεατών

 Φάση Μελισσών-Ανιχνευτών

 Αποθήκευση της καλύτερης λύσης μέχρι στιγμής

Μέχρι (Μέγιστος Αριθμός Επαναλήψεων ή αλλά κριτήρια έχουν ικανοποιηθεί)

Στην φάση αρχικοποίησης, ο πληθυσμός των πηγών τροφής (λύσεων) αρχικοποιείται από τις μέλισσες-ανιχνευτές και ορίζονται οι παράμετροι ελέγχου

Στη φάση των εργαζόμενων μελισσών, οι τεχνητές μέλισσες ψάχνουν για νέες πηγές τροφής με περισσότερο νέκταρ στη γειτονιά την πηγής τροφής που έχουν στη μνήμη τους. Βρίσκουν μια γειτονική πηγή και αποτιμούν την καταλληλότητά της. Μετά την αποτίμηση της καταλληλότητας γίνεται μια άπληστη επιλογή μεταξύ αυτής και της γονικής της. Μετά από αυτό οι εργαζόμενες μέλισσες μοιράζονται την πληροφορία τους με τις μέλισσες-θεατές που περιμένουν στην φωλιά.

Στη φάση των μελισσών-θεατών, οι μέλισσες-θεατές διαλέγουν πιθανοτικά την πηγή τροφής τους με βάση τις πληροφορίες από τις εργαζόμενες μέλισσες. Για αυτό το σκοπό, μια τεχνική επιλογής με βάση την καταλληλότητα μπορεί να χρησιμοποιηθεί, όπως για παράδειγμα η μέθοδος επιλογής της ρουλέτας. Αφού η πηγή τροφής έχει πιθανοτικά επιλεγεί, μια γειτονική πηγή επιλέγεται και η καταλληλότητά της υπολογίζεται. Όπως στην φάση των εργαζόμενων μελισσών γίνεται μια άπληστη επιλογή μεταξύ των δύο.

Στη φάση των μελισσών-ανιχνευτών, οι εργαζόμενες μέλισσες των οποίων οι λύσεις δεν μπορούν να βελτιωθούν μετά από ένα αριθμό επαναλήψεων, το οποίο λέγεται

“όριο”, γίνονται ανιχνευτές και οι λύσεις τους εγκαταλείπονται. Στη συνέχεια, οι ανιχνευτές ξεκινούν να ψάχνουν για νέες λύσεις τυχαία. Συνεπώς, οι πηγές εκείνες οι οποίες ήταν αρχικά φτωχές ή έγιναν φτωχές μέσω της εκμετάλλευσης εγκαταλείπονται και εισάγεται αρνητική ανατροφοδότηση για να ισορροπήσει τη θετική τροφοδότηση.

Τυπικά ο αλγόριθμος περιγράφεται ως εξής

Το πρώτο μισό του σμήνους είναι οι εργαζόμενες μέλισσες και το δεύτερο μισό είναι οι μέλισσες θεατές. Ο αριθμός των εργαζόμενων μελισσών είναι ίσος με τον αριθμό των λύσεων στο σμήνος. Έστω ότι $X_i = \{x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n}\}$, αναπαριστά την i λύση στο σμήνος, όπου n το μέγεθος των διαστάσεων του προβλήματος. Κάθε εργαζόμενη μέλισσα X_i δημιουργεί μια νέα υποψήφια λύση V_i στη γειτονιά της τωρινής της θέσης σύμφωνα με την εξίσωση

$$V_{ik} = X_{ik} + \Phi_{ik} \times (X_{ik} - X_{jk}) \quad (4)$$

Όπου X_j είναι μια τυχαία επιλεγμένη υποψήφια λύση ($i \neq j$), k είναι μια τυχαία διάσταση του προβλήματος και Φ_{ik} είναι ένας τυχαίος αριθμός μεταξύ $[-1,1]$. Μόλις δημιουργηθεί η νέα υποψήφια λύση, μια άπληστη επιλογή χρησιμοποιείται. Όταν όλες οι εργαζόμενες μέλισσες έχουν ολοκληρώσει τη διαδικασία αναζήτησης μοιράζονται τις πληροφορίες με τις μέλισσες-θεατές. Μια μέλισσα-θεατής υπολογίζει τις πληροφορίες για το νέκταρ από όλες τις εργαζόμενες μέλισσες και διαλέγει πιθανοτικά μια πηγή σύμφωνα με την εξίσωση

$$P_i = \frac{fit_i}{\sum_j fit_j} \quad (5)$$

Όπου fit_i , είναι η καταλληλότητα της i λύσης στο σμήνος. Όπως φαίνεται, όσο καλύτερη η λύση, τόσο υψηλότερη η πιθανότητα να επιλεγθεί η συγκεκριμένη πηγή. Αν μια λύση δεν μπορεί να βελτιωθεί ύστερα από έναν αριθμό επαναλήψεων εγκαταλείπεται. Έστω ότι η εγκαταλελειμμένη πηγή είναι η X_i , τότε η μέλισσα-ανιχνευτής ανακαλύπτει μια νέα πηγή σύμφωνα με την εξίσωση

$$X_{ik} = lb_j + rand(0,1) \times (ub_j - lb_j) \quad (6)$$

Όπου, $rand(0,1)$ ένας τυχαίος αριθμός στο $[0,1]$ και lb , ub είναι τα όρια ελαχίστου και μεγίστου στην διάσταση j .

3.3 Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων

Ο αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization, PSO) ανήκει στην κατηγορία των αλγορίθμων νοημοσύνης σμήνους. Παρουσιάστηκε για

πρώτη φορά από τους Russel Eberhart, ηλεκτρολόγο μηχανικό, και James Kennedy, κοινωνικό ψυχολόγο, το 1995. Ο PSO αρχικά χρησιμοποιήθηκε για να λύσει συνεχή, μη-γραμμικά προβλήματα βελτιστοποίησης, αλλά στη συνέχεια δοκιμάστηκε με επιτυχία σε πολλές πρακτικές εφαρμογές. Ο PSO έχει εμπνευστεί από την κοινωνική συμπεριφορά που επιδεικνύουν τα σμήνη πτηνών, που πετούν σε σχηματισμό. Έχει παρατηρηθεί ότι μπορούν να πετούν σε μεγάλα σμήνη χωρίς προστριβές για μεγάλες αποστάσεις, καταβάλλοντας μόνο προσπάθεια για να διατηρούν μια βέλτιστη απόσταση από τους γείτονές τους στο σμήνος. Στις επόμενες ενότητες θα παρουσιαστούν το φυσικό φαινόμενο, καθώς και η μοντελοποίησή του ως αλγορίθμου.

3.1.1 Το σμήνος πτηνών στη φύση

Η όραση θεωρείται ως η πιο σημαντική αίσθηση για την οργάνωση του σμήνους. Τα μάτια των περισσότερων πτηνών βρίσκονται στις πλευρές του κεφαλιού των περισσότερων πτηνών, επιτρέποντας τους να έχουν πανοραμική όραση. Οργανωμένα σε σμήνη επιτυγχάνουν αποτελεσματικές κοινωνικές διεπαφές που τους επιτρέπουν να πετούν χωρίς συγκρούσεις αλλάζοντας κατευθύνσεις συχνά, να σκορπίζουν και να σχηματίζουν ομάδα ξανά αντιδρώντας σε εξωτερικές απειλές και να αποφεύγουν θηρευτές.



Εικόνα 2: Σχηματισμός σμήνους πουλιών

Στον πυρήνα της όλης διαδικασίας, που σαν αποτέλεσμα έχει τη συλλογική κατεύθυνση κίνησης που αναδύεται στο σμήνος, βρίσκονται οι τοπικές διεπαφές μεταξύ των πτηνών (particles). Αυτές βασίζονται στην “αρχή του κοντινότερου γείτονα”, σύμφωνα με την οποία τα άτομα προσαρμόζουν την κίνηση τους (θέση και ταχύτητα), βασισμένα στη συμπεριφορά των κοντινότερων γειτόνων τους χωρίς κεντρικό συντονισμό. Το

1986, η συμπεριφορά αυτή προσομοιώθηκε στον υπολογιστή από τον Craig Reynolds. Στην πρωτότυπη του εργασία πρότεινε 3 κανόνες που ακολουθεί το προσομοιωμένο σμήνος πτηνών : 1) *κεντράρισμα σμήνους* (τα μέλη του σμήνους προσπαθούν να μένουν κοντά στα γειτονικά τους, πετώντας στη κατεύθυνση που τους κρατά κοντά στο κέντρο βάρους των γειτόνων τους, 2) *αποφυγή σύγκρουσης* (τα μέλη αποφεύγουν συγκρούσεις v =βασιζόμενα στη σχετική τους θέση στο σμήνος) και 3) *ταίριασμα ταχύτητας* (τα μέλη προσπαθούν να έχουν παρόμοια ταχύτητα με τα γειτονικά τους).

Παρόλο που οι προαναφερθέντες κανόνες μπορούν να θεωρηθούν απλοί, το σμήνος που δημιουργείται είναι οπτικά σύνθετο. Θα πρέπει να αναφερθεί ότι ο κανόνας της *αποφυγής σύγκρουσης* χρησιμοποιείται για να ορίσει την ελάχιστη απόσταση διαχωρισμού, ενώ ο κανόνας του *ταιριάσματος της ταχύτητας* βοηθά στο να διατηρηθεί αυτή η απόσταση, συνεπώς οι 2 κανόνες αυτοί είναι συμπληρωματικοί. Αυτοί οι κανόνες του Reynolds είναι γενικότερα γνωστοί ως κανόνες *της συνοχής, του διαχωρισμού και της ευθυγράμμισης* στη βιβλιογραφία. Για παράδειγμα, σύμφωνα με την έρευνα στην συμπεριφορά των ζώων, παρατηρείται συχνά στη φύση τα άτομα να έλκονται προς άλλα άτομα του ίδιου γένους για να αποφεύγουν να είναι απομονωμένα και να ευθυγραμμίζονται με αυτά. Οι κανόνες του Reynolds είναι επίσης συμβατοί με τις αρχές της *αποτίμησης, σύγκρισης και μίμησης* του Προσαρμοστικού Πολιτισμικού Μοντέλου της Γνωστικής Κοινωνικής Θεωρίας.

3.1.2 Ο αλγόριθμος PSO

Το PSO ως αλγόριθμος είναι μια στρατηγική αναζήτησης λύσεων, βασιζόμενη σε πληθυσμούς λύσεων, η οποία βρίσκει βέλτιστες λύσεις χρησιμοποιώντας σύνολα ιπτάμενων σωματιδίων με ταχύτητες οι οποίες προσαρμόζονται δυναμικά με βάση το προσωπικό ιστορικό της απόδοσής τους καθώς και με αυτό των γειτόνων τους στο χώρο αναζήτησης λύσεων. Ενώ το ACO μπορεί να λύσει προβλήματα στα οποία ο χώρος αναζήτησης λύσεων μπορεί να παρασταθεί ως ένας κατασκευαστικός γράφος με βάρη, το PSO λύνει προβλήματα των οποίων η λύση μπορεί να αναπαρασταθεί ως ένα σύνολο σημείων σε έναν n -διάσταση χώρο λύσεων. Ο όρος “particles” αναφέρεται στα μέλη του πληθυσμού, τα οποία περιγράφονται ως οι θέσεις του σμήνους στον n -διάστατο χώρο. Κάθε “particle” κινείται στο χώρο σύμφωνα με ένα διάνυσμα ταχύτητας, το οποίο αναπαριστά την ταχύτητα του “particle” σε κάθε διάσταση. Κάθε “particle” έχει μνήμη στην οποία κρατά την ιστορικά καλύτερη του λύση(την καλύτερη θέση στην οποία έχει βρεθεί στο χώρο αναζήτησης μέχρι στιγμής, η οποία ονομάζεται επίσης εμπειρία).

Η επιτυχία του PSO βασίζεται στην ανταλλαγή εμπειρίας που συμβαίνει λόγω του ότι το κάθε “particle” επικοινωνεί με μέρος ή ολόκληρο το σμήνος, οδηγώντας τη συνολική κατεύθυνση κίνησης του σμήνους προς τις υποσχόμενες περιοχές οι οποίες έχουν εντοπιστεί μέχρι στιγμής. Τα κινούμενα σωματίδια, σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου, αξιολογούν την θέση στην οποία βρίσκονται σύμφωνα με μια συνάρτηση

καταλληλότητας του προβλήματος βελτιστοποίησης, και συγκρίνουν την τωρινή τους καταλληλότητα με την ιστορικά καλύτερη τόσο τη δικιά τους όσο και αυτή των γειτόνων τους(είτε τοπικά σε μια γειτονιά στην τοπική έκδοση του αλγορίθμου, είτε σε όλο το σμήνος στην καθολική έκδοσή του). Μετά, κάθε σωματίδιο ενημερώνει την εμπειρία του(αν η τωρινή θέση είναι καλύτερη από τις προηγούμενες) και προσαρμόζει την ταχύτητά του και κινείται προς την κατεύθυνση του καθολικού (ή τοπικού) καλύτερου σωματιδίου. Πριν το τέλος κάθε επανάληψης του PSO, αν προκύψει θέση καλύτερη από αυτήν του ολικού (ή τοπικού) καλύτερου σωματιδίου, το σωματίδιο σε εκείνη τη θέση ενημερώνεται ως το καλύτερο σωματίδιο.

Το PSO, σε αντίθεση με το ACO, αρχικά είχε σχεδιαστεί για να βελτιστοποιεί συνεχή προβλήματα με τιμές στον άξονα των πραγματικών. Υπάρχουν όμως εκδόσεις του που αντιμετωπίζουν δυαδικά ή διακριτά προβλήματα. Όλη η λειτουργικότητα του αλγορίθμου περιγράφεται από τις παρακάτω 2 απλές εξισώσεις “θέσης” και “ταχύτητας” του αλγορίθμου.

$$v_{id}(t + 1) = v_{id}(t) + c_1 R_1(p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 R_2(p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (7)$$

$$x_{id}(t + 1) = x_{id}(t) + v_{id}(t + 1) \quad (8)$$

Όπου:

- Το v_{id} αντιπροσωπεύει τον ρυθμό αλλαγής θέσης(ταχύτητα) του i σωματιδίου στην διάσταση d και το t είναι ο μετρητής των επαναλήψεων.
- Το x_{id} αναπαριστά την θέση του σωματιδίου στην διάσταση d . Το x_i είναι ένα διάνυσμα των θέσεων του σωματιδίου σε όλες τις διαστάσεις του προβλήματος. Ο n -διάστατος χώρος έχει αριθμό διαστάσεων, που ισούται με τον αριθμό των μεταβλητών της συνάρτησης καταλληλότητας που ζητάται να βελτιστοποιηθεί.
- Το p_{id} αναπαριστά την ιστορικά καλύτερη θέση που έχει βρεθεί το σωματίδιο στην διάσταση d .
- Το p_{gd} αναπαριστά την καλύτερη θέση που έχει βρεθεί σωματίδιο του σμήνους στην διάσταση d .
- Τα R_1 και R_2 είναι 2 διανύσματα n -διαστάσεων με τυχαίους αριθμούς στο διάστημα $[0.0, 1.0]$, που εισάγουν χρήσιμη τυχαιότητα στη στρατηγική αναζήτησης. Τονίζεται ότι κάθε διάσταση έχει το δικό της τυχαίο αριθμό, r , αφού ο PSO δρα σε κάθε διάσταση χωριστά.
- Τα c_1 και c_2 είναι 2 θετικές παράμετροι βάρους, οι οποίες ονομάζονται γνωστική και κοινωνική παράμετρος αντίστοιχα, και οι οποίες δείχνουν τη σχετική σημαντικότητα που έχει η ιδιωτική εμπειρία κάθε σωματιδίου σε σχέση με τη συλλογική κοινωνική εμπειρία του σμήνους. Αξίζει να τονιστεί ότι στην αρχική

έκδοση του PSO χρησιμοποιούταν μια παράμετρος βάρους, c , η οποία ονομαζόταν επιτάχυνση ή παράγοντας μάθησης. Αλλά για να ελέγχουν καλύτερα την ικανότητα αναζήτησης οι σύγχρονες εκδόσεις του PSO χρησιμοποιούν διαφορετικές παραμέτρους βάρους, οι οποίες βρίσκονται συνήθως στο διάστημα $[0,4]$. Οι τιμές των μπορούν να επηρεάσουν σημαντικά την ικανότητα αναζήτησης του PSO με το να προκαταβάλουν τη νέα θέση του προς τη κατεύθυνση της ιστορικά καλύτερης του θέσης ή προς την κατεύθυνση της συλλογικά καλύτερης θέσης.

- Υψηλές τιμές c_1 και c_2 μπορούν να παράγουν λύσεις σε σχετικά μακρινές περιοχές του χώρου αναζήτησης, το οποίο συχνά οδηγεί σε καλύτερη καθολική εξερεύνηση, αλλά μπορεί να οδηγήσει στην απόκλιση των σωματιδίων.
- Χαμηλές τιμές c_1 και c_2 περιορίζουν την κίνηση των σωματιδίων, το οποίο γενικά οδηγεί σε μια πιο προσεκτική τοπική αναζήτηση στις καλύτερες θέσεις που έχουν επιτευχθεί μέχρι στιγμής.
- Όταν $c_1 > c_2$, η αναζήτηση θα είναι προτιμά την ατομική εμπειρία έναντι της συλλογικής και προφανώς αντίστροφα για $c_1 < c_2$.

Η εξίσωση ενημέρωσης ταχύτητας (1) αποτελείται από 3 κύριους όρους:

- (i) Ο πρώτος όρος, v_i , μερικές φορές αναφέρεται ως “αδράνεια”, “ορμή” ή “συνήθεια”. Διασφαλίζει ότι η ταχύτητα κάθε σωματιδίου δεν θα αλλάξει απότομα με το να ληφθεί υπόψη και η προηγούμενη ταχύτητα. Για αυτό το λόγο και τα σωματίδια τείνουν να συνεχίζουν στην ίδια κατεύθυνση στην οποία “πετάνε”, εκτός και αν υπάρξει μια πραγματικά μεγάλη διαφορά μεταξύ της ιστορικά καλύτερης θέσης του σωματιδίου και της τωρινής του θέσης από τη μια πλευρά, ή της ιστορικά καλύτερης θέσης του σμήνους και της τωρινής θέσης του σωματιδίου από την άλλη πλευρά (γεγονός που σημαίνει ότι το σωματίδιο πετά προς τη λάθος κατεύθυνση). Αυτός ο όρος είναι ιδιαίτερα σημαντικός και για το καλύτερο σωματίδιο του σμήνους, x_g . Αυτό συμβαίνει, γιατί αν ένα σωματίδιο x_i ανακαλύψει μια νέα θέση με καλύτερη τιμή καταλληλότητας από αυτήν του μέχρι στιγμής καλύτερου σωματιδίου, τότε γίνεται αυτό το καλύτερο του σμήνους ($g \leftarrow i$). Σε αυτή την περίπτωση, η ιστορικά καλύτερη θέση του σωματιδίου θα είναι ίδια τόσο με την συλλογικά καλύτερη θέση, όσο και με τη θέση του σωματιδίου στην επόμενη επανάληψη. Συνεπώς, οι 2 τελευταίοι όροι της εξίσωσης (1) θα μηδενίζονται αφού $v_i = 0$. Αυτό θα εμποδίζει το καλύτερο σωματίδιο του σμήνους να αλλάξει την ταχύτητα, και κατ’ επέκταση τη θέση του, και έτσι θα παραμένει στη θέση του, για έναν αριθμό επαναλήψεων, όσο δεν ανακαλύπτεται νέα καλύτερη θέση από άλλο σωματίδιο. Εναλλακτικά, όταν συμπεριλαμβάνεται ο προηγούμενος όρος ταχύτητας στην εξίσωση, το καλύτερο σωματίδιο θα συνεχίζει την εξερεύνηση του χώρου χρησιμοποιώντας την αδράνεια της προηγούμενης ταχύτητάς του.

- (ii) Ο δεύτερος όρος, , αποτελεί το “γνωστικό” κομμάτι της εξίσωσης, το οποίο υλοποιεί μια γραμμική έλξη προς την ιστορικά καλύτερη θέση του κάθε σωματιδίου. Ο όρος αυτός αναπαριστά την ιδιωτική σκέψη ή την αυτοδιδασκαλία από την εμπειρία που έχει αποκτήσει κάθε σωματίδιο, και συχνά αναφέρεται ως “τοπική μνήμη”, “αυτογνωσία”, “νοσταλγία” ή “ενθύμηση”
- (iii) Ο τρίτος όρος, , είναι το “κοινωνικό” κομμάτι της εξίσωσης, το οποίο υλοποιεί μια γραμμική έλξη προς την καλύτερη θέση που έχει βρεθεί ποτέ από το σμήνος. Αυτός ο όρος αναπαριστά την διάδοση των εμπειριών ή την ομαδική μάθηση από τη συνολική εμπειρία του σμήνους, και συχνά αναφέρεται ως “συνεργασία”, “κοινωνική γνώση”, “ομαδική γνώση” ή “κοινή πληροφόρηση”.

Σύμφωνα με τις προαναφερθείσες εξισώσεις (1) και (2), τα βήματα του αλγορίθμου PSO μπορούν να περιγραφούν όπως φαίνεται παρακάτω.

Αλγόριθμος 3 : Βασική ροή του PSO

- 1) Αρχικοποίησε το σμήνος αναθέτοντας τυχαίες αρχικές ταχύτητες και θέσεις σε κάθε σωματίδιο σε κάθε διάσταση του προβλήματος.
 - 2) Υπολόγισε τη ζητούμενη συνάρτηση καταλληλότητας, η οποία είναι να βελτιστοποιηθεί, για τη θέση του κάθε σωματιδίου
 - 3) Για κάθε σωματίδιο ενημέρωσε την ιστορικά καλύτερη του θέση, P_i , αν η τωρινή του θέση είναι καλύτερη από την ιστορικά καλύτερη.
 - 4) Εντόπισε/Ενημέρωσε το βέλτιστο σωματίδιο του σμήνους, που έχει την καλύτερη τιμή καταλληλότητας και θέση/ επανάφερε το δείκτη του ως g και τη θέση του ως P_g .
 - 5) Ανανέωσε τις ταχύτητες όλων των σωματιδίων χρησιμοποιώντας την εξίσωση (1)
 - 6) Μετακίνησε κάθε σωματίδιο στη νέα του θέση χρησιμοποιώντας την εξίσωση (2)
 - 7) Επανάλαβε τα βήματα (2)-(6) μέχρι να επιτευχθεί σύγκλιση ή να επαληθευθεί ένα κριτήριο τερματισμού (για παράδειγμα, ολοκληρώθηκε ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων, μια αρκετά καλή τιμή καταλληλότητας έχει επιτευχθεί ή ο αλγόριθμος δεν έχει βελτιώσει την απόδοσή του για έναν αριθμός συνεχόμενων επαναλήψεων).
-

3.1.3 Οι εκλεπτύνσεις και επεκτάσεις του αρχικού PSO

Ο αρχικός PSO είχε αρκετά καλή απόδοση στα πρώτα απλά προβλήματα βελτιστοποίησης στα οποία χρησιμοποιήθηκε, αλλά όταν εφαρμόστηκε σε δυσκολότερα προβλήματα βελτιστοποίησης με μεγάλους χώρους αναζήτησης και πολλαπλά τοπικά μέγιστα η απόδοσή του έπεσε. Σαν αποτέλεσμα, ένας αριθμός από βελτιστοποιήσεις παραμέτρων και μεθοδολογιών προτάθηκε στις επόμενες εκδόσεις του PSO έτσι ώστε να προληφθεί αυτό που είναι γνωστό ως “swarm explosion” με

το να περιοριστεί η μέγιστη ταχύτητα, (ii) να διευκολυνθεί η σύγκλιση σε δυσκολότερα προβλήματα βελτιστοποίησης με το να εισαχθεί μια παράμετρος αδράνειας, και (iii) να αντιμετωπιστούν δυσκολότερα προβλήματα με πολλαπλά τοπικά βέλτιστα με τον ορισμό μια τοπολογίας γειτονιάς για την τοπική έκδοση του PSO.

(i) Περιορισμός της μέγιστης ταχύτητας

Στην εξίσωση της ταχύτητας (1), όταν το $p_{id}(t) \gg x_{id}(t)$ και το $p_{gd}(t) \gg x_{id}(t)$, η νέα ταχύτητα $v_{id}(t + 1)$ θα έχει μια πολύ μεγάλη θετική τιμή, και ο αλγόριθμος θα αναγκάσει το i^{th} σωματίδιο να προσαρμόσει σημαντικά τη θέση του προς τα μπροστά προς την κατεύθυνση της ιστορικά καλύτερης ατομικής του θέσης και αυτή του σμήνους. Από την μεριά, όταν $p_{id}(t) \ll x_{id}(t)$ και $p_{gd}(t) \ll x_{id}(t)$, η νέα ταχύτητα $v_{id}(t + 1)$ θα έχει μια πολύ μεγάλη αρνητική τιμή, και ο αλγόριθμος θα αναγκάσει το i^{th} σωματίδιο να προσαρμόσει σημαντικά τη θέση του προς τα πίσω προς την κατεύθυνση της ιστορικά καλύτερης ατομικής του θέσης και αυτή του σμήνους. Έχει παρατηρηθεί, όμως, ότι πολύ μεγάλες αυξήσεις ή μειώσεις στις ταχύτητες των σωματιδίων συχνά οδηγεί στο φαινόμενο του “swarm explosion”, στις πρώτες εκδόσεις του PSO. Ο όρος αυτός αναφέρεται στην μη ελεγχόμενη αύξηση του μέτρου της ταχύτητας των σωματιδίων, η οποία οδηγεί στην απόκλιση του σμήνους(ειδικά στις περιπτώσεις που ο χώρος αναζήτησης είναι μεγάλος). Το πρόβλημα αντιμετωπίζεται με τον ορισμό μιας μέγιστης ταχύτητας, η οποία εξαρτάται από το πρόβλημα έτσι ώστε να αποφεύγεται η μεγάλη απόκλιση των σωματιδίων από την θέση που έχουν κάθε στιγμή όπως περιγράφεται παρακάτω:

$$v_{id}(t + 1) = \begin{cases} v_{max}, & v_{id}(t + 1) > v_{max} \\ -v_{max}, & v_{id}(t + 1) < -v_{max} \end{cases} \quad (9)$$

Η τιμή της παραμέτρου v_{max} είναι σημαντική γιατί επηρεάζει σημαντικά την συμπεριφορά του αλγορίθμου. Για παράδειγμα, αν η v_{max} είναι αρκετά μεγάλη, τα σωματίδια “πετούν” πιο μακριά από την περιοχή-στόχο και μπορεί να ανακαλύψουν ακόμα καλύτερες θέσεις από αυτές που είχαν εκκινήσει να βρουν. Αυτό βελτιώνει την καθολική ικανότητα αναζήτησης του αλγορίθμου, αφού τα σωματίδια είναι ικανά να εκτελούν αρκετά μεγάλα βήματα ώστε να αποφεύγουν τοπικά βέλτιστα. Από την άλλη μεριά, μικρή τιμή του v_{max} μπορεί να προκαλέσει τα σωματίδια να παγιδευτούν σε τοπικά βέλτιστα και να τα εμποδίσει από το να ανακαλύψουν καλύτερες περιοχές λύσεων. Αν χρειάζεται, η τιμή της μέγιστης ταχύτητας μπορεί να εξαρτάται όχι μόνο από το πρόβλημα αλλά και από τη διάσταση σύμφωνα με τις διαστάσεις του προβλήματος. Παρ’ όλα αυτά, ο Abido, για να διασφαλίσει ομοιόμορφη ταχύτητα σε όλες τις διαστάσεις, πρότεινε την παρακάτω εξίσωση για την μέγιστη ταχύτητα:

$$v_{max} = \frac{x_d^{max} - x_d^{min}}{K} \quad (10)$$

Όπου: x_d^{max} και x_d^{min} είναι οι τιμές της μέγιστης και της ελάχιστης θέσης, που έχουν βρεθεί μέχρι στιγμής από τα σωματίδια στην d-διάσταση, και το K είναι μια παράμετρος ορισμένη από το χρήστη, η οποία ελέγχει τα διαστήματα αλλαγής ταχυτήτων (ή αλλιώς τα βήματα των σωματιδίων σε κάθε διάσταση του χώρου αναζήτησης)

(ii) Εισαγωγή μιας παραμέτρου αδράνειας

Η παράμετρος αδράνεια εισάγεται για να ελέγξει την ικανότητα καθολικής αναζήτησης του PSO, και προσφέρει μια ισορροπία μεταξύ ικανοτήτων αναζήτησης καθολικά και τοπικά. Έχει παρατηρηθεί ότι ο PSO παράγει καλύτερα αποτελέσματα, όταν η ικανότητα καθολικής αναζήτησης προτιμάται στα αρχικά στάδια βελτιστοποίησης, ούτως ώστε να επιτραπεί η αναζήτηση όσο το δυνατό περισσότερων υποσχόμενων περιοχών. Προς το τέλος της διαδικασίας βελτιστοποίησης, η ικανότητα τοπικής εκμετάλλευσης του αλγορίθμου πρέπει να προωθείται, ώστε να επιτυγχάνεται μια πιο εκλεπτυσμένη αναζήτηση στις καλύτερες περιοχές που έχουν προηγουμένως εντοπιστεί. Αυτό επιτυγχάνεται με τον περιορισμό της ταχύτητας των σωματιδίων στα μεταγενέστερα στάδια αναζήτησης. Αυτό σημαίνει ότι το αποτέλεσμα του όρου της προηγούμενης ταχύτητας $v_{id}(t)$ της εξίσωσης (1) θα εξαφανίζεται σταδιακά με τον αριθμό των επαναλήψεων για κάθε σωματίδιο. Συνεπώς, ένα γραμμικά μειούμενο βάρος αδράνειας, ω , το οποίο θα πολλαπλασιάζεται με τον όρο $v_{id}(t)$ εισάχθηκε από τους Shi και Eberhart, όπως φαίνεται στην τροποποιημένη εξίσωση (5). Διαισθητικά, αυτό το βάρος αρχικοποιούταν σε μεγάλη τιμή (μεταξύ 0,9 και 1,2) έτσι ώστε να επιτρέπει στα σωματίδια να κινούνται ελεύθερα. Στα μεταγενέστερα στάδια, όταν οι βέλτιστες περιοχές έχουν περίπου εντοπιστεί, το βάρος μειωνόταν σε μια μικρή τιμή (μεταξύ 0.1 και 0,4) έτσι ώστε να εκλεπτύνει την αναζήτηση, και να μεταφέρει την διαδικασία βελτιστοποίησης από τη λειτουργία της αναζήτησης στη λειτουργία της εκμετάλλευσης.

$$v_{id}(t + 1) = \omega v_{id}(t) + c_1 R_1 (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 R_2 (p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (11)$$

$$x_{id}(t + 1) = x_{id}(t) + v_{id}(t + 1) \quad (12)$$

Οι υπόλοιπες παράμετροι των εξισώσεων (5) και (6) παραμένουν οι ίδιες με τις αρχικές εξισώσεις. Μιας και το βάρος αδράνειας επιλέγεται έτσι ώστε το αποτέλεσμα της $v_{id}(t)$ σταδιακά να εξασθενίζει κατά τη διάρκεια του αλγορίθμου, μια γραμμική εξασθένιση του βάρους συχνά χρησιμοποιείται. Ένας πιθανός ορισμός της εξίσωσης μείωσης του βάρους αδράνειας δίνεται παρακάτω:

$$\omega(t) = \omega_{hi} - (\omega_{hi} - \omega_{low}) \frac{t}{T_{max}} \quad (13)$$

Όπου:

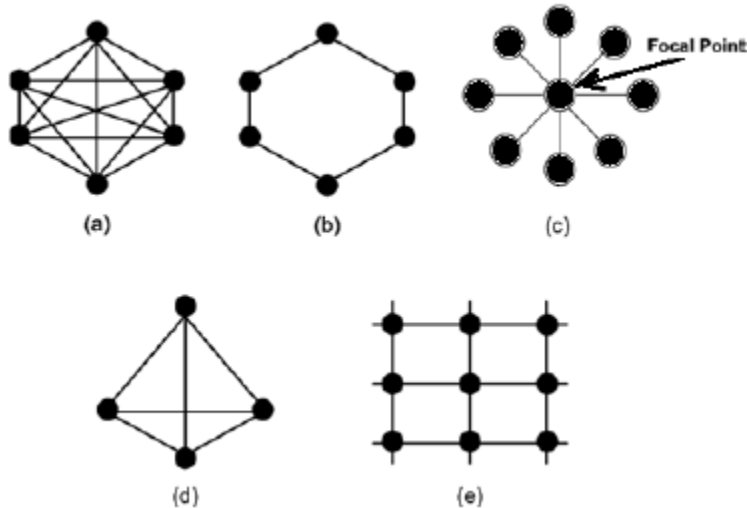
t είναι ο μετρητής επαναλήψεων, ω_{hi} και ω_{low} είναι τα επιθυμητά μέγιστα και ελάχιστα όρια του βάρους αδράνειας, T_{max} είναι ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων του αλγορίθμου. Αξίζει να σημειωθεί ότι η ιδέα της γραμμικής εξασθένισης του βάρους αδράνειας μπορεί να θεωρηθεί ανάλογη της έννοιας της προσομοίωσης απόπτωσης (simulated annealing) που συχνά χρησιμοποιείται σε καθολικά προβλήματα βελτιστοποίησης.

(iii) Ο ορισμός μιας τοπολογίας γειτονιάς

Παρά τα προαναφερθέντα πλεονεκτήματα, η εισαγωγή ενός γραμμικά εξασθενούντος βάρους αδράνειας έχει ένα μειονέκτημα, όταν το βάρος αδράνειας εξασθενίσει, η δυνατότητα αναζήτησης του σμήνους έχει σχεδόν χαθεί και δεν μπορεί να ανακτηθεί. Αυτό σημαίνει ότι τα σωματίδια μπορούν να κάνουν μόνο τοπική αναζήτηση γύρω από το σημείο σύγκλισής τους, το οποίο βρίσκεται με μεγάλη πιθανότητα κοντά στην καλύτερη θέση του σμήνους. Ο άμεσος διαμοιρασμός της πληροφορίας που συμβαίνει στο σμήνος μπορεί να κατηγορηθεί για αυτό το μειονέκτημα, αφού εξαιτίας του κάθε σωματίδιο γνωρίζει κάθε χρονική στιγμή την καθολικά καλύτερη θέση. Αν όμως αυτή η πληροφορία, δεν μοιραζόταν ακαριαία, αλλά μεταδιδόταν αργά μέσα από αρκετές τοπικές γειτονιές πριν γίνει γνωστή σε όλο το σμήνος, η δυνατότητα εξερεύνησης των σωματιδίων θα διατηρούταν περισσότερο και έτσι θα μπορούσαν να εξερευνήσουν περισσότερες περιοχές στο χώρο αναζήτησης, μειώνοντας έτσι την πιθανότητα της πρόωρης σύγκλισης. Η κύρια ιδέα της έννοιας της τοπικής γειτονιάς έχει ως εξής: η πληροφορία της βέλτιστης θέσης σωματιδίου στο σμήνος αρχικά διαμοιράζεται μόνο στη γειτονιά του και στη συνέχεια στο υπόλοιπο σώμα του σμήνους μέσω των γειτόνων αυτών, επιτρέποντας στη σοφία να αναδυθεί σταδιακά μέσα στο σμήνος, αντί να επιβάλλεται από την αρχή. Αξίζει να σημειωθεί, όμως, ότι το προαναφερθέν μειονέκτημα, που οδήγησε στην υιοθέτηση της τοπικής γειτονιάς, δεν εμφανίζεται σε απλά προβλήματα βελτιστοποίησης, αλλά αντίθετα είναι συχνό σε σύνθετα προβλήματα πολλών διαστάσεων με πολύτροπες συναρτήσεις καταλληλότητας.

Οι γειτονιές δημιουργούνται είτε με την τυχαία ανάθεση δεικτών στα σωματίδια, είτε με τις πραγματικές αποστάσεις των σωματιδίων στο χώρο αναζήτησης είτε με μια συγκεκριμένη προαποφασισμένη δομή γειτονιάς. Ο αρχική καθολική έκδοση του PSO μπορεί να θεωρηθεί ως μια ειδική περίπτωση του τοπικού PSO, όπου η γειτονιά του είναι όλο το σμήνος. Η γειτονιά της καθολικής έκδοσης του PSO μπορεί επομένως να υλοποιηθεί ως ένας πλήρης γράφος, όπου κάθε σωματίδιο έχει άμεση πρόσβαση στις πληροφορίες όλων των άλλων σωματιδίων. Οι δύο πιο κοινές τοπολογίες γειτονιάς είναι το δακτυλίδι και το αστέρι. Στην τοπολογία δακτυλιδίου, τα σωματίδια είναι οργανωμένα σε μια δομή, σύμφωνα με την οποία το κάθε σωματίδιο είναι συνδεδεμένο με τους 2 άμεσους γείτονές του, έναν στα δεξιά και έναν στα αριστερά.

Αντίθετα στην τοπολογία αστεριού, τα σωματίδια δεν είναι άμεσα συνδεδεμένα το ένα με το άλλο, αλλά αντίθετα είναι όλα συνδεδεμένα με ένα συγκεκριμένο, το οποίο ονομάζεται επίκεντρο και στο οποίο μοιράζεται όλη η πληροφορία του σμήνους. Υπάρχουν επίσης πολλές άλλες προκαθορισμένες τοπολογίες γειτονιάς, όπως η τοπολογία πυραμίδας και η τοπολογία von Neumann. Όπως μαρτυρά το όνομα στην τοπολογία πυραμίδας, τα σωματίδια οργανώνονται σε μια δομή πυραμίδας, στην οποία το κάθε σωματίδιο είναι άμεσα συνδεδεμένο με τρεις άμεσους γείτονες. Αντίθετα, στην τοπολογία von Neumann, τα σωματίδια είναι οργανωμένα σε μια δομή πλέγματος κατά την οποία το κάθε σωματίδιο είναι συνδεδεμένο με το πολύ 4 από τους γείτονές του.



Εικόνα 3: Κοινές τοπολογίες γειτονιάς : (α) η ολικά συνδεδεμένη γειτονιά (καθολική έκδοση του PSO), (β) η τοπολογία δακτυλιδίου, (γ) η τοπολογία αστεριού, (δ) η τοπολογία πυραμίδας, και (ε) η τοπολογία von Neumann

Η επιλογή της τοπολογίας γειτονιάς επηρεάζει σημαντικά τη μετάδοση της καλύτερης λύσης η οποία έχει βρεθεί από το σμήνος. Για παράδειγμα στην καθολική έκδοση του PSO, η μετάδοση της καλύτερης λύσης είναι πολύ γρήγορη, μιας και η πληροφορία μοιράζεται ακαριαία σε όλα τα particles. Αντίθετα, στις τοπολογίες δακτυλιδίου και von Neumann η πληροφορία μεταδίδεται αργά, περνώντας από διάφορες τοπικές γειτονιές. Ο Kennedy αποφάνθηκε ότι η καθολική έκδοση του αλγορίθμου συγκλίνει γρήγορα, αλλά μπορεί να παγιδευτεί σε τοπικά βέλτιστα, ενώ αντίθετα η τοπική έκδοση προσφέρει μεγαλύτερη ποικιλομορφία και αυξάνει τις πιθανότητες να βρεθεί η καθολικά βέλτιστη λύση, αλλά με αργότερη ταχύτητα σύγκλισης.

Επιπρόσθετα με τις προαναφερθείσες τρεις εκλεπτύνσεις του αρχικού αλγορίθμου PSO, έχουν προταθεί διάφορες άλλες παραλλαγές και επεκτάσεις στη βιβλιογραφία, όπως Canonical PSO, Dissipative PSO, Stretching PSO, Gaussian PSO, PSO με μετάλλαξη, Πλήρως πληροφορημένος PSO, PSO με είδη, Αυτοοργανούμενος PSO, Συνεργατικός PSO και PSO ολοκληρωμένης εκμάθησης.

3.1.4 Σύνοψη προτερημάτων και αδυναμιών του PSO

- Δυνατότητες του PSO:
 - Ο PSO χρησιμοποιεί μνήμη για να αποθηκεύσει την καλύτερη θέση του σωματιδίου και ολόκληρου του σμήνους, το οποίο βοηθά όχι μόνο το κάθε σωματίδιο να θυμάται την προσωπική του εμπειρία, αλλά και το καλύτερο σωματίδιο να μεταδίδει την κοινωνική του εμπειρία στα άλλα. Αυτό γενικά οδηγεί στην σύγκλιση στις πιο υποσχόμενες περιοχές του χώρου αναζήτησης και επιταχύνει την διαδικασία βελτιστοποίησης προς την βέλτιστη λύση.
 - Ο PSO δεν χαρακτηρίζεται από την συμπεριφορά γρήγορης σύγκλισης, αλλά και από την απλότητά του. Οι βασικές μαθηματικές εξισώσεις του PSO (ονομαστικά ενημέρωση ταχύτητας, ενημέρωση θέσης και ενημέρωση μνήμης) είναι εύκολα υπολογίσιμες. Συνεπώς η υλοποίηση του PSO είναι απλή και γενικά χρειάζεται λίγες γραμμές κώδικα.
 - Ο PSO έχει μια εκ γενετής ικανότητα να προσαρμόζεται σε μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα, η οποία μπορεί να διευρύνει την ικανότητά του να εντοπίζει βέλτιστα τόσο σε στατικά περιβάλλοντα όσο και σε δυναμικά.
- Περιορισμοί του PSO:
 - Ένα τυπικό πρόβλημα που λύνεται με PSO είναι αυτό που οι λύσεις του αναπαρίστανται ως ένα σύνολο σημείων σε έναν n -διάστατο χώρο, αφού είναι εύκολο σε τέτοια προβλήματα να αποφανθεί σχετικά με την προηγούμενη και την επόμενη θέση κάθε σωματιδίου. Αντίθετα, ο PSO αποτυγχάνει σε περίπτωση που η αναπαράσταση του προβλήματος δεν προσφέρει έναν ξεκάθαρο τρόπο να εντοπιστεί μοναδικά ποια είναι η προηγούμενη και η επόμενη θέση του σωματιδίου στο χώρο λύσεων
 - Ο αρχικός αλγόριθμος PSO αποτυγχάνει να εντοπίσει πολλαπλά βέλτιστα μιας και η ιδέα του βασίζεται στο να προσαρμόσει την κατεύθυνση του σμήνους προς την θέση της βέλτιστης θέσης του σμήνους, ούτως ώστε να υπάρξει σύγκλιση σε ένα μοναδικό βέλτιστο. Παρ' όλα αυτά, στη βιβλιογραφία έχουν προταθεί διάφορες παραλλαγές του αλγορίθμου που αντιμετωπίζουν αυτόν τον περιορισμό. Για παράδειγμα, ο Li πρότεινε έναν PSO βασιζόμενο σε είδη (SPSO) , που χωρίζει το σμήνος σε διαφορετικά είδη (ομάδες από σωματίδια με κοινά χαρακτηριστικά) και τους επιτρέπει να ψάχνουν παράλληλα για πολλαπλά βέλτιστα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4^ο – ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ ΟΔΙΚΗΣ ΚΥΚΛΟΦΟΡΙΑΣ

Ως προσομοίωση οδικής κυκλοφορίας ορίζεται η μαθηματική μοντελοποίηση της κυκλοφορίας με χρήση προγραμμάτων υπολογιστών έτσι ώστε να βελτιωθεί ο σχεδιασμός και η λειτουργία οδικών δικτύων. Το πεδίο της προσομοίωσης οδικής κυκλοφορίας έχει ξεκινήσει εδώ και 40 χρόνια και είναι απαραίτητο στοιχείο της μηχανικής κίνησης και του σχεδιασμού μετακινήσεων σήμερα.

Η προσομοίωση είναι σημαντική γιατί μπορεί να μελετήσει μοντέλα που είναι υπερβολικά περίπλοκα για αναλυτική ή αριθμητική ανάλυση, μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε πειραματικές μελέτες, μπορεί να εξετάσει λεπτομερείς σχέσεις που μπορεί να χαθούν με αναλυτική ή αριθμητική μελέτη και να παράγει οπτικές αναπαραστάσεις τωρινών ή μελλοντικών σεναρίων.

Σημαντικό στοιχείο της προσομοίωσης είναι η έννοια της κατάστασης του συστήματος, η οποία είναι ένα σύνολο από μεταβλητές οι οποίες περιγράφουν την εξέλιξη του συστήματος στο χρόνο. Οι καταστάσεις μπορεί να είναι διακριτές ή συνεχείς. Τα μοντέλα προσομοίωσης κατατάσσονται ανάλογα με το αν είναι συνεχή ή διακριτά στον χρόνο, την κατάσταση και τον χώρο

Types Of Simulation In Transportation

Time	State	Space		
		Continuous	Discrete	N/A
Continuous	Disc.	<u>Real Transportation Systems</u> * Traffic flow, pedestrians Dynamic traffic assignment		<u>Discrete Event Systems</u> * queueing inventory manufacturing
	Cont.	<u>PDE</u> Traffic flow models Pedestrian models		<u>ODE</u> vehicle motion car suspension queueing (fluid approx)
Discrete	Disc.		<u>Cellular Automata</u> * Traffic, pedestrians Land use Urban sprawl Random Number Generation	<u>Discrete Event Simulation</u> * queueing inventory manufacturing
	Cont.	<u>Car-following models</u> * <u>Microscopic traffic flow models</u> *	<u>Numerical PDE methods</u> Godunov, Variational	<u>Numerical ODE methods</u> Euler, Runge-Kutta <u>time-series</u> * ARIMA
N/A	Disc. or Cont.	<u>Monte Carlo method</u> * : use of pseudo-random number Simulation of static probabilistic problems Integration, Optimization		<u>Econometric models</u> trip generation, distribution, modal split <u>Optimization</u> static traffic assignment

Εικόνα 4:Είδη προσομοίωσης οδικής κίνησης

4.1 Πακέτα προσομοίωσης

Το προγράμματα συγκοινωνιακής προσομοίωσης χωρίζονται σε τρεις βασικές κατηγορίες αναφορικά με το επίπεδο λεπτομέρειας της μοντελοποίησης (μακροσκοπική, μεσοσκοπική, και μικροσκοπική) καθώς και σε διακριτού ή συνεχούς χρόνου και χώρου. Η πιο λεπτομερής προσέγγιση, η μικροσκοπική, προβλέπει σε κάθε βήμα της προσομοίωσης την κατάσταση κάθε στοιχείου της (όχημα, πεζός, οδική κατάσταση, φανάρια κλπ.) με ιδιαίτερη έμφαση στις επιμέρους ταχύτητες και θέσεις των οχημάτων. Στην αντίθετη άκρη του φάσματος βρίσκεται η μακροσκοπική προσέγγιση η οποία συναθροίζει πληροφορίες και επεξεργάζεται τιμές όπως οι ροές και η πυκνότητα οχημάτων. Το μεσοσκοπικό μοντέλο δανείζεται στοιχεία και από τις δύο προηγούμενες προσεγγίσεις και προσπαθεί να καλύψει το κενό ανάμεσά τους περιγράφοντας τις οντότητες της προσομοίωσης σε μεγάλη λεπτομέρεια, ενώ την συμπεριφορά τους και τις αλληλεπιδράσεις τους τις περιγράφει σε χαμηλότερο επίπεδο λεπτομέρειας (Ratrou, 2009). Ένα πιο πρόσφατο μοντέλο που επιχειρεί να αναλύσει σε ακόμα μεγαλύτερη λεπτομέρεια τις συνιστώσες του συστήματος είναι το νανοσκοπικό (Ni, 2003). Σε αυτό, μοντελοποιείται σε μεγάλο βαθμό και ο οδηγός και η συμπεριφορά του και τα οχήματα. Έτσι οι οδηγοί θεωρούνται συστήματα που δέχονται ερεθίσματα και παράγουν εντολές οδήγησης ενώ τα οχήματα δέχονται τις εντολές αυτές και συμπεριφέρονται αναλόγως. Πολλές φορές διαφορετικές προσεγγίσεις συνυπάρχουν σε μία προσομοίωση, ώστε να αξιοποιηθούν τα πλεονεκτήματά τους στον έπακρο βαθμό.

Στην παρούσα εργασία έγινε χρήση προσομοιωτή μικροσκοπικής προσέγγισης και ως εκ τούτου θα αναφερθούν κάποια από τα πιο γνωστά εργαλεία σε αυτήν την κατηγορία προγραμμάτων. Το πρόγραμμα προσομοίωσης SUMO στο οποίο υλοποιήθηκε το σύστημα ελέγχου θα αναλυθεί στο επόμενο κεφάλαιο και συνεπώς παραλείπεται.

Ο αριθμός των διαθέσιμων προγραμμάτων για προσομοίωση της οδικής κυκλοφορίας είναι πολύ ψηλός και διαρκώς αυξάνεται.

Τα περισσότερα από τα μικροσκοπικά προγράμματα προσομοίωσης παρέχουν ένα σύνολο δυνατοτήτων που μεταξύ άλλων περιλαμβάνει:

- Πολυτροπική (multimodal) προσομοίωση που περιλαμβάνει ταυτόχρονα στο ίδιο σύστημα μοντελοποίηση διαφόρων τύπων οχημάτων (αυτοκίνητα, λεωφορεία, μοτοσυκλέτες κλπ) αλλά και πεζούς.
- Υποστήριξη μεγάλων δικτύων ή και προσομοίωση ολόκληρων πόλεων με μόνο περιορισμό τους πόρους του υπολογιστή στον οποίο διεξάγεται.
- Γραφικό περιβάλλον που συνεισφέρει στην οπτικοποίηση της πληροφορίας και στην γρήγορη αξιολόγηση της επίδοσης του συστήματος
- Σχεδίαση οδικών δικτύων ή εισαγωγή τους από άλλες εφαρμογές ή χάρτες
- Μεταβαλλόμενη ταχύτητα προσομοίωσης
- Υπολογισμός στατιστικών των οχημάτων όπως μέση ταχύτητα και αριθμός στάσεων αλλά και προσεγγιστικός υπολογισμός της κατανάλωσης καυσίμου και των εκπομπών ρύπων. (Αλκίδης, 2014)

4.2 Το πρόγραμμα προσομοίωσης SUMO

Το SUMO ανήκει στα μικροσκοπικά προγράμματα προσομοίωσης. Ξεκίνησε να υλοποιείται το 2001 και η πρώτη έκδοσή του ήταν το 2002, ως λογισμικό ανοιχτού κώδικα. Ήρθε για να καλύψει ένα κενό που υπήρχε στην επιστημονική κοινότητα σχετικά με ένα πλήρως υποστηριζόμενο πρόγραμμα οδικής προσομοίωσης.

Το SUMO δεν είναι απλά μια προσομοίωση, αλλά μια σουίτα από εφαρμογές που βοηθούν στο να δημιουργηθεί ένα σενάριο οδικής κυκλοφορίας. Σαν πρόγραμμα προσομοίωσης το SUMO χρειάζεται μια αναπαράσταση ενός οδικού δικτύου, καθώς και τη ζήτηση της κίνησης. Τα συγκεκριμένα δύο προαπαιτούμενα μπορούν να εισαχθούν ή να δημιουργηθούν από πολλές διαφορετικές προελεύσεις. Παρακάτω περιγράφονται συνοπτικά οι τρόποι δημιουργίας δικτύου και κίνησης και παρουσιάζεται η δομή των φαναριών του SUMO και το TraCI, ο μηχανισμός με τον οποίο μπορεί ο χρήστης να παρέμβει δυναμικά στην προσομοίωση. Για πιο λεπτομερή περιγραφή των απαραίτητων δομών που υλοποιούνται στο SUMO ο αναγνώστης παραπέμπεται στο (Αλκίδης, 2014)

4.2.1 Δημιουργία Δικτύου

Τα οδικά δίκτυα του SUMO μπορούν να δημιουργηθούν είτε χρησιμοποιώντας μια εφαρμογή που ονομάζεται “netgenerate”, που επιτρέπει τη δημιουργία διαφορετικών μορφολογιών δικτύου, είτε με το πρόγραμμα “netconvert”, το οποίο επιτρέπει την εισαγωγή δικτύων από άλλα προγράμματα προσομοίωσης, καθώς και από χάρτες OpenStreetMap. Υπάρχει η δυνατότητα χειροκίνητης δημιουργίας δικτύων μέσω ορισμού συνδέσεων κόμβων και ακμών, αλλά γενικότερα σαν τρόπος εισαγωγής είναι πολύ πιο επίπονος. Αξίζει να αναφερθεί το πρόγραμμα “NetEdit” το οποίο παρέχει ένα γραφικό περιβάλλον για τη δημιουργία δικτύων επιτρέποντας να οριστούν και άλλοι παράμετροι αυτού πέρα από την μορφολογία, όπως η ύπαρξη ή μη φαναριών, τα επιτρεπόμενα όρια ταχύτητας και ο αριθμός των λωρίδων σε κάθε ακμή του δικτύου. Τέλος, ένα ενδιαφέρον πρόγραμμα που παρέχεται σαν επέκταση του SUMO είναι το SUMOPy, το οποίο έχει αντίστοιχα ένα γραφικό περιβάλλον, που πέρα από το δίκτυο, επιτρέπει να οριστεί και η κίνηση στο δίκτυο, διευκολύνοντας έτσι τη διεξαγωγή σεναρίων κυκλοφορίας.

4.2.2 Δημιουργία Κίνησης

Αφού δημιουργηθεί ένα οδικό δίκτυο πρέπει να φορτωθούν σε αυτό αυτοκίνητα. Συνεπώς πρέπει να δημιουργηθεί μια ζήτηση κίνησης. Το SUMO ορίζει ως **trip**, μια μετακίνηση από ένα σημείο του δικτύου σε ένα άλλο, με δεδομένα μόνο την αρχική θέση, την τελική θέση και την ώρα αναχώρησης, ενώ ως **route** την περιγραφή και της ενδιάμεσης πορείας του αυτοκινήτου. Το SUMO χρειάζεται αρχεία με routes, για την περιγραφή των κινήσεων των οχημάτων. Υπάρχουν διάφοροι τρόποι για τη δημιουργία τέτοιων αρχείων όπως:

- Χρησιμοποιώντας ορισμούς trip
- Χρησιμοποιώντας ορισμούς ροών
- Χρησιμοποιώντας τυχαιότητα
- Χρησιμοποιώντας πίνακες Προέλευσης-Προορισμού
- Χρησιμοποιώντας στατιστικά πληθυσμού
- Χειροκίνητα

Το SUMO περιλαμβάνει τέσσερις εφαρμογές για την δημιουργία διαδρομών. Το πρόγραμμα Duarouter είναι υπεύθυνο για την εισαγωγή διαδρομών ή των ορισμών αυτών από άλλα πακέτα προσομοίωσης και για τον υπολογισμό διαδρομών χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο συντομότερου μονοπατιού του Dijkstra. Το πρόγραμμα Jtrrouter μπορεί να χρησιμοποιηθεί για στατικές αναπαραστάσεις της κίνησης, χρησιμοποιώντας ροές και ποσοστά στροφών σε διασταυρώσεις. Το πρόγραμμα OD2Trips μετατρέπει τους πίνακες Προέλευσης-Προορισμού σε διαδρομές που μπορεί να χρησιμοποιήσει το SUMO. Τέλος, το DFRouter υπολογίζει διαδρομές από δεδομένα παρατηρήσεων.

4.2.3 Ορισμός Φαναριών στο SUMO

Συνήθως, τα προγράμματα δημιουργίας δικτύου netconvert και netgenerate δημιουργούν φανάρια και προγράμματα για αυτά κατά τον υπολογισμό των δικτύων. Παρ' όλα αυτά τα συγκεκριμένα προγράμματα διαφέρουν πολύ συχνά από αυτά που χρησιμοποιούνται στην πράξη. Είναι δυνατό να δώσουμε στην προσομοίωσή μας πραγματικά φανάρια μέσω επιπρόσθετων ορισμών του SUMO. Επίσης είναι δυνατό στο SUMO να οριστεί και ένας αυτοματισμός, ο οποίος να επιτρέπει την αλλαγή από ένα πρόγραμμα φαναριών σε ένα άλλο.

```
<additional>
  <tlLogic id="0" programID="my_program" offset="0" type="static">
    <phase duration="31" state="GGgrrrrGGgrrrr"/>
    <phase duration="5" state="yygrrrryygrrrr"/>
    <phase duration="6" state="rrGGrrrrrGGrrrr"/>
    <phase duration="5" state="rryyrrrrryyrrrr"/>
    <phase duration="31" state="rrrrGGgrrrrGGgg"/>
    <phase duration="5" state="rrrryygrrrryygg"/>
    <phase duration="6" state="rrrrrrGGrrrrrGG"/>
    <phase duration="5" state="rrrrryyrrrrryy"/>
  </tlLogic>
</additional>
```

Εικόνα 5: Περιγραφή ενός φαναριού στο SUMO

Λογική Φαναριού

Τα φανάρια του SUMO έχουν τα εξής χαρακτηριστικά

Id : Το αναγνωριστικό του φαναριού. Πρέπει να είναι ένα υπάρχον αναγνωριστικό ορισμένο στο αρχείο δικτύου net.xml

Type: Ο τύπος του φαναριού (σταθερό με συγκεκριμένη διάρκεια φάσεων ή actuated με μεταβλητή διάρκεια φάσεων)

programID: Το αναγνωριστικό του προγράμματος φαναριών που θα υλοποιεί το συγκεκριμένο φανάρι.

Offset: Το αρχικό διάστημα στον χρόνο μέχρι την ενεργοποίηση του προγράμματος

Φάση Φαναριού

Κάθε φανάρι ορίζει κάποιες φάσεις, οι οποίες είναι ένα στιγμιότυπο των τιμών που μπορεί να πάρει κατά τη διάρκεια της λειτουργίας του. Αυτές έχουν τα εξής χαρακτηριστικά

Duration: Η διάρκεια της φάσης

State: Η κατάσταση της φάσης, μια συμβολοσειρά με τις τιμές των φαναριών στην διασταύρωση

minDur: Η ελάχιστη διάρκεια της φάσης, όταν χρησιμοποιούνται actuated φανάρια

maxDur: Η μέγιστη διάρκεια της φάσης, όταν χρησιμοποιούνται actuated φανάρια

Κατάσταση Φαναριού

Η κατάσταση μιας φάσης περιγράφεται από μια συμβολοσειρά από γράμματα τα οποία έχουν την εξής ερμηνεία

r: κόκκινο φανάρι, τα οχήματα πρέπει να σταματήσουν

y: κίτρινο φανάρι, τα οχήματα ξεκινάνε να επιβραδύνουν αν βρίσκονται μακριά από το φανάρι, αλλιώς το περνάνε.

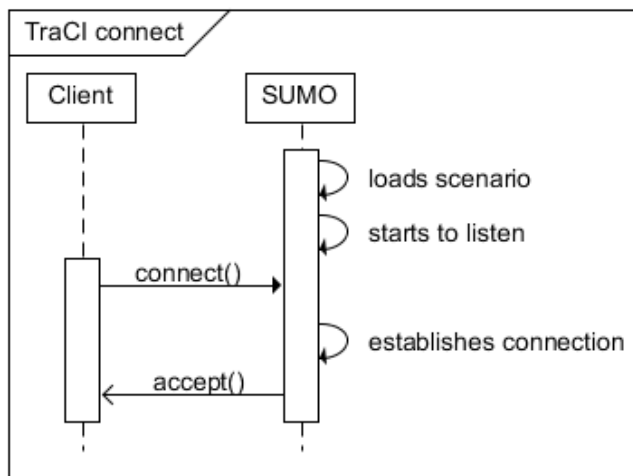
g: πράσινο φανάρι χωρίς προτεραιότητα, τα αυτοκίνητα μπορούν να περάσουν την διασταύρωση αν δεν υπάρχουν οχήματα με μεγαλύτερη προτεραιότητα που την χρησιμοποιούν.

G: πράσινο φανάρι με προτεραιότητα, τα αυτοκίνητα μπορούν να περάσουν την διασταύρωση.

4.2.4 TraCI

TraCI είναι η σύντομη ονομασία του **Traffic Control Interface**. Είναι μια διεπαφή προγραμματισμού εφαρμογών η οποία δίνει πρόσβαση σε μια προσομοίωση κίνησης που βρίσκεται σε εξέλιξη επιτρέποντάς της να ανακτήσει τιμές των προσομοιωμένων αντικειμένων και να χειριστεί τη συμπεριφορά τους σε πραγματικό χρόνο.

Το TraCI χρησιμοποιεί μια αρχιτεκτονική client/server τύπου TCP για να παρέχει πρόσβαση στο SUMO. Στη συγκεκριμένη περίπτωση το SUMO λειτουργεί ως server με επιπρόσθετες επιλογές: `--remote-port <INT>` όπου `<INT>` είναι η θύρα στην οποία ακούει το SUMO για εισερχόμενες συνδέσεις. Όταν τρέχει με αυτές τις επιλογές το SUMO απλά ετοιμάζει την προσομοίωση και περιμένει για μια εξωτερική εφαρμογή(client), η οποία θα πάρει τον έλεγχο της προσομοίωσης. Ο client είναι υπεύθυνος για την εκκίνηση της προσομοίωσης και το κλείσιμο της σύνδεσης.



Εικόνα 6: Διεπαφή client-server μεταξύ του προγράμματος και του SUMO

Οι εντολές που παρέχει το TraCI χωρίζονται σε κάποιες συγκεκριμένες κατηγορίες ως εξής

- **Εντολές σχετικά με τον έλεγχο της προσομοίωσης:** είναι υπεύθυνες για την εκκίνηση και το σταμάτημα της προσομοίωσης από τον client, καθώς και την διεξαγωγή ενός βήματος προσομοίωσης.
- **Εντολές σχετικές με την ανάκτηση τιμών:** περιλαμβάνουν όλες τις μεθόδους για την ανάκτηση τιμών από τις επιμέρους δομές της προσομοίωσης, όπως πληροφορίες για τα αυτοκίνητα, για τα φανάρια, για τους δρόμους του οδικού δικτύου κ.λπ.
- **Εντολές αλλαγής καταστάσεων προσομοίωσης:** περιλαμβάνουν όλες τις μεθόδους που επιτρέπουν την παρέμβαση του client στην προσομοίωση, όπως ορισμός νέου προγράμματος φαναριών, αλλαγή ταχύτητας αμαξιού κ.λπ.

- **Εντολές συνδρομών:** ουσιαστικά αποτελούν μια batch έκδοση των εντολών ανάκτησης τιμών.

Οι δομές που ορίζονται στο TraCI παρουσιάζονται παρακάτω για λόγους καλύτερης εποπτείας

- Areal
- Edge
- Gui
- Junction
- TrafficLights
- Lane
- Vehicle
- Simulation
- Route

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5^ο – ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ PSO ΓΙΑ ΤΟ ΒΕΛΤΙΣΤΟ ΧΡΟΝΙΣΜΟ ΦΑΝΑΡΙΩΝ

5.1 Ο Αλγόριθμος PSO

Αυτή η ενότητα περιγράφει τον προτεινόμενο αλγόριθμο βελτιστοποίησης για το πρόβλημα του βέλτιστου κύκλου φαναριών. Περιγράφει το πρόβλημα, την κωδικοποίηση της λύσης, τη συνάρτηση καταλληλότητας και τη συνολική διαδικασία βελτιστοποίησης

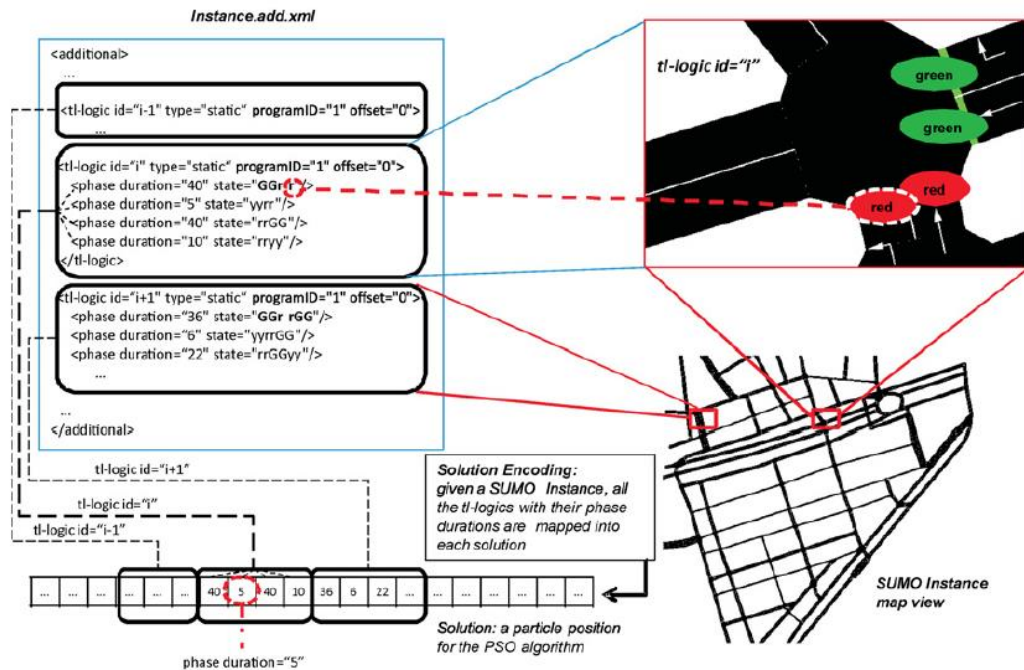
5.1.1 Ορισμός του προβλήματος

Το πρόβλημα που καλείται να επιλύσει ο αλγόριθμός μας, είναι αυτό της εξεύρεσης ενός συνόλου χρονισμών για τις φάσεις όλων των φαναριών σε ένα οδικό δίκτυο.

Μελετάμε ένα οδικό δίκτυο με 9 διασταυρώσεις με δύο διαφορετικά σενάρια κίνησης. Στην πρώτη περίπτωση δημιουργούμε μια σταθερή κίνηση στις κατευθύνσεις Βορρά-Νότου και Ανατολής-Δύσης με χαρακτηριστικό ότι η κίνηση σε Βορρά-Νότο είναι μεγαλύτερη από αυτή μεταξύ Ανατολής-Δύσης. Στην δεύτερη περίπτωση, εξετάζουμε σε έναν μεγαλύτερο χρονικό ορίζοντα την εναλλαγή μεταξύ υψηλής και χαμηλής κίνησης και στις δύο κατευθύνσεις.

5.1.2 Κωδικοποίηση της λύσης

Ακολουθώντας τη δομή φαναριών του SUMO που περιγράφονται από το id της φάσης, ένα string που κωδικοποιεί το χρώμα κάθε φαναριού στη διασταύρωση και ενός ακεραίου που περιγράφει τη διάρκεια κάθε φάσης, η κωδικοποίηση της λύσης μας αποτελείται από ένα διάνυσμα χρονισμών, της μορφής που περιγράφεται στην Εικόνα 1. Η επιλογή της συγκεκριμένης αναπαράστασης, εκτός του ότι επιβάλλεται από την εσωτερική αναπαράσταση της λογικής των φαναριών στο πρόγραμμα προσομοίωσης, αντικατοπτρίζει και τον τρόπο αναπαράστασής των προγραμμάτων των φυσικών φαναριών.



Εικόνα 7: Κωδικοποίηση της λύσης

Παρ' όλη την απλότητά της η συγκεκριμένη κωδικοποίηση επιτρέπει στον αλγόριθμό μας να λάβει υπόψη του την αλληλοεξάρτηση των μεταβλητών, όχι μόνο μεταξύ των φάσεων σε μια διασταύρωση, αλλά και μεταξύ των φαναριών διαδοχικών διασταυρώσεων. Έτσι ο αλγόριθμός μας μπορεί να προάγει λύσεις, στις οποίες υπάρχει συντονισμός μεταξύ των κοντινών διασταυρώσεων.

Τονίζεται ότι στην απόφαση για τον χρονισμό των διασταυρώσεων λήφθηκαν υπόψη μόνο οι διάρκειες πράσινου σε κάθε ρεύμα. Οι χρονισμοί της φάσης του κίτρινου, κρατήθηκαν σταθεροί, και ίσοι με 4secs, ούτως ώστε να πληρούνται κάποια κριτήρια ασφάλειας στις εναλλαγές μεταξύ αλληλοσυγκρουόμενων ροών κίνησης.

5.1.3 Συνάρτηση Καταλληλότητας

Κάθε διάνυσμα λύσης (S), που αναπαριστά τον χρονισμό των φάσεων των φαναριών όλων των διασταυρώσεων αξιολογείται με δεδομένα που λαμβάνονται από την προσομοίωση με βάση την παρακάτω συνάρτηση καταλληλότητας

$$F(S) = \frac{TT(S) + WT(S) + C(S) \cdot 200}{V^2(S)} \quad (14)$$

Όπου:

$F(S)$, είναι η τιμή καταλληλότητας της λύσης S , που βρήκε ο αλγόριθμός μας

$TT(S)$, είναι η συνολική διάρκεια ταξιδιού των αυτοκινήτων που έφτασαν στον προορισμό τους στο χρονικό διάστημα που πραγματοποιήθηκε η προσομοίωση

$WT(S)$, είναι η συνολική διάρκεια που τα αυτοκίνητα που ολοκλήρωσαν τις διαδρομές τους έμειναν σταματημένα

$V(S)$, είναι το σύνολο των αυτοκινήτων που ολοκλήρωσαν την διαδρομή τους

$C(S)$, είναι το σύνολο των αυτοκινήτων που τη στιγμή που ολοκληρώθηκε η προσομοίωση παρέμεναν στο δίκτυο.

Η επιλογή της συγκεκριμένης συνάρτησης καταλληλότητας έγινε με 3 απώτερους στόχους. Ο πρώτος στόχος ήταν η ελαχιστοποίηση της συνολικής διάρκειας ταξιδιού για ένα αυτοκίνητο στο δίκτυο, γεγονός που αποτυπώνεται στον όρο $TT(S)$. Ο συγκεκριμένος στόχος είναι ένας διαισθητικός στόχος που αναμένουμε να ελαχιστοποιείται από ένα καλά ρυθμισμένο δίκτυο.

Ένας δεύτερος στόχος είναι η ελαχιστοποίηση του συνολικού χρόνου αναμονής των αυτοκινήτων στο δίκτυο, γεγονός που επηρεάζει σημαντικά και την ψυχολογία των χρηστών του οδικού δικτύου. Η συγκεκριμένη παράμετρος καταμετρείται από τον όρο $WT(S)$.

Ένας τρίτος στόχος μας ήταν η όσο το δυνατόν μεγαλύτερη εξυπηρέτηση αυτοκινήτων, γεγονός που αντικατοπτρίζεται στη συνάρτηση καταλληλότητας μέσω του τρίτου όρου, $C(S) \cdot 200$, ο οποίος επιβαρύνει την καταλληλότητα της λύσης που προτείνεται με όλο τον χρόνο προσομοίωσης (200s) για τα αυτοκίνητα που παραμένουν στην προσομοίωση. Ο συγκεκριμένος στόχος ενθαρρύνεται και από την επιλογή του τετραγώνου στην τιμή των αυτοκινήτων που έχουν ολοκληρώσει τις διαδρομές τους στον παρονομαστή της συνάρτησης καταλληλότητας

5.1.4 Στρατηγική Βελτιστοποίησης

Η στρατηγική βελτιστοποίησης μας αποτελείται από 2 κύρια κομμάτια : 1) τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης και 2) τη διαδικασία προσομοίωσης. Η διαδικασία βελτιστοποίησης πραγματοποιείται με μεθόδους της βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων και η οποία λειτουργεί ως εξής.

- 1) Το αρχικό σμήνος σχηματίζεται από έναν αριθμό σωματιδίων (λύσεων) αρχικοποιημένων τυχαία στο διάστημα [5,60] και αναπαριστούν το εύρος τιμών που μπορεί να κρατήσει ένα φανάρι τη διάρκεια μιας φάσης του (πράσινη ή κόκκινη, η κίτρινη φάση κρατείται σταθερή)
- 2) Ο PSO είναι αλγόριθμος που επιστρέφει πραγματικές τιμές, αλλά εμείς κρατούμε μόνο τα τρία πρώτα δεκαδικά ψηφία των λύσεων που μας επιστρέφει καθώς το πρόγραμμα προσομοίωσης δέχεται χρονισμούς σε μορφή millisecond.

Η διαδικασία προσομοίωσης είναι ο τρόπος με τον οποίο εκχωρούμε μια μετρήσιμη τιμή καταλληλότητας στις λύσεις που προκύπτουν από την αναζήτηση που κάνει ο αλγόριθμός μας. Αυτό γίνεται με την ανάθεση τιμών στα φανάρια σύμφωνα με το διάλυμα λύσης του αλγορίθμου και στο τρέξιμο της προσομοίωσης για τον υπολογισμό των απαραίτητων τιμών της εξίσωσης (1). Επειδή το SUMO δημιουργεί ντετερμινιστικά τις πορείες των οχημάτων χρειάζεται μόνο μια προσομοίωση για την αξιολόγηση της λύσης, το οποίο είναι μεγάλο υπολογιστικό κέρδος.

Στο σημείο αυτό πρέπει να τονιστεί ότι ο αλγόριθμός μας δημιουργεί στατικά προγράμματα φαναριών με συγκεκριμένες διάρκειες φάσεων. Αυτό έρχεται σε αντίθεση με τις δυναμικές λύσεις που προέρχονται από αλγορίθμους πρακτόρων και οι οποίοι δημιουργούν δυναμικά προγράμματα φαναριών. Συνεπώς στόχος του αλγορίθμου είναι βρει τη βέλτιστο κύκλο φαναριών για ένα δεδομένο σενάριο και χρονική περίοδο. Αυτό έρχεται και σε πλήρη αντιστοιχία με το γεγονός ότι και τα προγράμματα χρονοπρογραμματισμού ζητάνε προγράμματα σταθερού κύκλου για συγκεκριμένες περιοχές και προκαθορισμένες χρονικές περιόδους (ώρες αιχμής, νυκτερινές περιόδους κλπ).

5.1.5 Εκδοχές αλγορίθμου

Ο αλγόριθμος PSO δοκιμάστηκε σε δύο εκδοχές του:

A) Global PSO

Η πρώτη εκδοχή είναι ένας κλασικός PSO, ο οποίος κρατά τη βέλτιστη θέση που έχει βρει και ενημερώνει για την τιμή της ολόκληρο το σμήνος. Η συγκεκριμένη συμπεριφορά αναμένεται να έχει ταχεία σύγκλιση γιατί η πληροφορία του βέλτιστου μεταδίδεται ακαριαία και συνεπώς επηρεάζει άμεσα τις κινήσεις των σωματιδίων.

B) Local PSO με έννοιες από γενετικούς αλγορίθμους

Στη δεύτερη εκδοχή του αλγορίθμου χρησιμοποιήσαμε την τοπική εκδοχή του, όπου τα σωματίδια είναι οργανωμένα σε τοπικές γειτονιές με τη μορφή δακτυλιδιού και μέγεθος γειτονιάς πέντε σωματίδια, και η πληροφορία του ολικού βέλτιστου μεταδίδεται από γειτονιά σε γειτονιά μέχρι να γίνει γνωστή σε όλα τα σωματίδια. Συνεπώς η πληροφορία της βέλτιστης θέσης δεν επιβάλλεται στο σμήνος από την αρχή, αλλά αναδύεται μέσα από τις κοινωνικές διεπαφές των σωματιδίων σε κοντινές γειτονιές. Η συγκεκριμένη εκδοχή περιμένουμε να έχει μια πιο αργή σύγκλιση σε σχέση με την καθολική εκδοχή του αλγορίθμου, αλλά λόγω της μεγαλύτερης δυνατότητας εξερεύνησης στο χώρο των λύσεων που προσφέρει υπάρχει η πιθανότητα να επιστρέψει μια πιο ποιοτική λύση.

Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος που χρησιμοποιήσαμε εμπεριέχει ακόμα μια παραλλαγή που αφορά τον τρόπο που ενημερώνεται η θέση των σωματιδίων. Στον πυρήνα αυτής της παραλλαγής βρίσκονται έννοιες των γενετικών αλγορίθμων, για αυτό πρέπει να

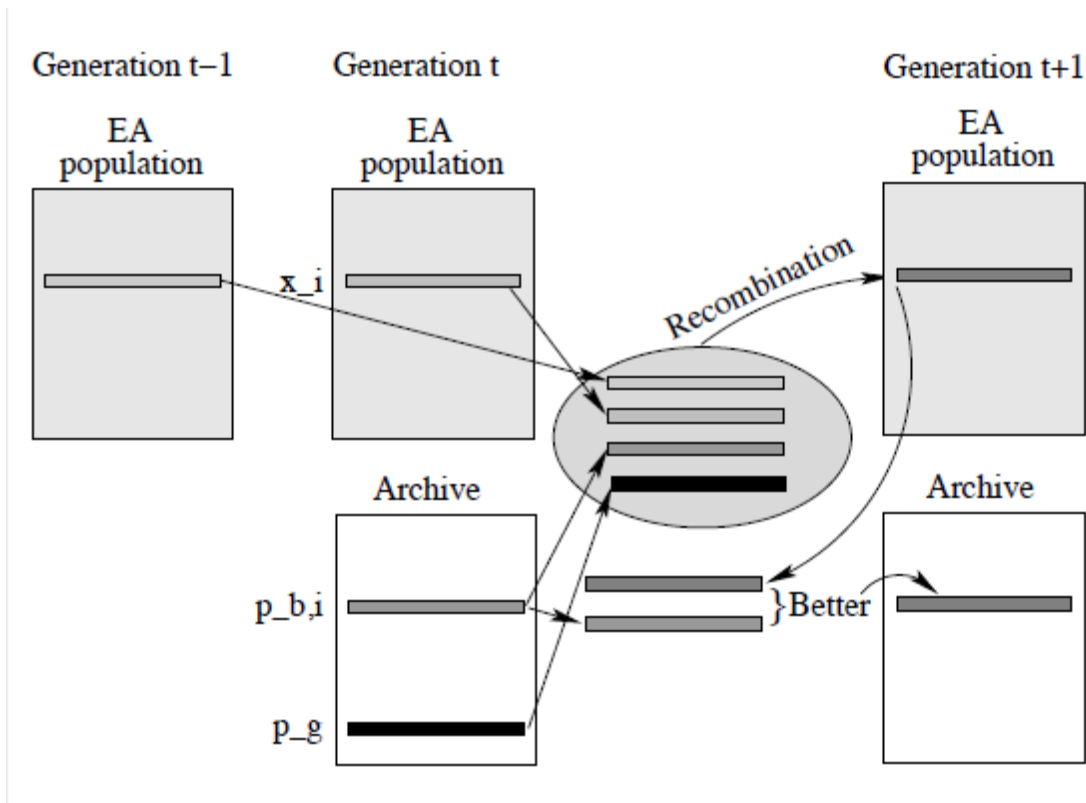
αναλυθούν τα διακριτά χαρακτηριστικά αυτών, ώστε να κατανοηθεί με ποιο τρόπο μπορούν να χρησιμοποιηθούν στον αλγόριθμό μας. Ένας γενετικός αλγόριθμος δουλεύει με έναν πληθυσμό από άτομα. Υπάρχει ένα συγκεκριμένος τελεστής επιλογής, ο οποίος επιλέγει λίγες από τις λύσεις μέσα σε αυτό τον πληθυσμό, βασιζόμενος στις τιμές των αντικειμενικών τους συναρτήσεων. Επίσης, τωρινές ή παλιότερες καλές λύσεις χρησιμοποιούνται για να δημιουργήσουν νέες λύσεις χρησιμοποιώντας κατά κύριο λόγο δύο είδη τελεστών: ανασυνδυασμό και μετάλλαξη. Παρόλο που οι έννοιες των τελεστών είναι παρμένες από τη γενετική, έχουν συγκεκριμένο ρόλο σε έναν γενετικό αλγόριθμο, που μπορεί να διαφέρει από τον τρόπο που λειτουργούν στη φύση.

Τελεστής ανασυνδυασμού: Κάθε συμβάν ανασυνδυασμού αφορά περισσότερα από ένα εξελισσόμενα μέλη (γονείς) τα οποία δημιουργούν μια νέα λύση (παιδί). Μια εξελισσόμενη λύση δεν είναι σταθερή κατά τη διάρκεια εκτέλεσης του προγράμματος, αλλά ενημερώνεται άμεσα ή έμμεσα με τος πέρασ των γενεών.

Τελεστής μετάλλαξης: Κάθε συμβάν μετάλλαξης αφορά την εξέλιξη ενός μόνου μέλους του πληθυσμού για την δημιουργία μιας νέας λύσης. Έτσι, αν μια ενημέρωση ενός μέλους του πληθυσμού περιλαμβάνει έναν σταθερό πίνακα μεταβλητών (για παράδειγμα, την καλύτερη λύση στον πληθυσμό μέχρι στιγμής), αυτό ορίζει μια διαδικασία μετάλλαξης.

Βασιζόμενοι σε αυτές τις αρχές στο (Ahmed & Glasgow, 2012) , προτάθηκε η εξής εκδοχή του PSO. Επιπρόσθετα με τον συνήθη πληθυσμό P^t μεγέθους N στη γενιά t , δημιουργείται και κρατείται ένα αρχείο πληθυσμού A^t ίδιου μεγέθους N . Στην αρχή του αλγορίθμου το αρχείο πληθυσμού είναι ακριβώς το ίδιο με τον πληθυσμό που εξελίσσεται, δηλαδή ισχύει για κάθε i – μέλος του αρχείου $A_i^0 = P_i^0$. Με το πέρασ των γενεών κρατείται στο αρχείο η βέλτιστη θέση για κάθε μέλος $p_{b,i}^t$. Το βέλτιστο μέλος του αρχείου στη γενιά t ορίζεται ως η καθολικά βέλτιστη λύση (p_g^t). Κάθε i λύση-μέλος του πληθυσμού ενημερώνεται με βάση τέσσερις (γονικές) λύσεις: (1) το μέλος του πληθυσμού, x_i^t , (2) το μέλος του πληθυσμού την προηγούμενη γενιά, x_i^{t-1} , (3) το αντίστοιχο μέλος του στο αρχείο, $p_{b,i}^t$, και (4) το βέλτιστο μέλος του αρχείου, p_g^t , έτσι ώστε να φτιαχτεί μια νέα λύση (παιδί) χρησιμοποιώντας την παρακάτω εξίσωση

$$x_i^{t+1} = x_i^t + w(x_i^t - x_i^{t-1}) + c_1 r_1 (p_{b,i}^t - x_i^t) + c_2 r_2 (p_g^t - x_i^t) \quad (15)$$



Εικόνα 8: Περιγραφή του αλγορίθμου που δημιουργεί μια νέα λύση με έναν τελεστή ανασυνδυασμού που συνδυάζει τέσσερις εξελισσόμενες λύσεις (Ahmed & Glasgow, 2012)

Η νέα λύση που δημιουργείται συγκρίνεται τώρα με το αντίστοιχο της μέλος στο αρχείο $p_{b,i}^t$ και αν είναι καλύτερη το αντικαθιστά. Η Εικόνα 1 δείχνει τη διαδικασία που ακολουθείται παραστατικά.

5.2 Ο αλγόριθμος RANDOM

Ο Random αλγόριθμος, ουσιαστικά δημιουργεί μια τυχαία λύση χρονισμού των φαναριών και αξιολογεί την απόδοσή της. Κρατάει την λύση αυτή που έδωσε την καλύτερη απόδοση ύστερα από το πέρας του μέγιστου αριθμού επαναλήψεων. Ο αλγόριθμος σε μορφή ψευδοκώδικα παρουσιάζεται παρακάτω

Αλγόριθμος 4: Ψευδοκώδικας του RANDOM

1. αρχικοποίηση_λύσης(x)
 2. $i \leftarrow 0$
 3. όσο $i < \text{ΜέγιστοςΑριθμόςΕπαναλήψεων}$ επανάλαβε
 4. δημιούργησε_λύση(x_i)
 5. Αν $f(x) \geq f(x_i)$ τότε
-

-
6. $x \leftarrow x_i$
 7. Τέλος_αν
 8. $i \leftarrow i + 1$
 9. Τέλος_όσο
-

5.3 Ο προσαρμοστικός αλγόριθμος ACTUATED

Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος ουσιαστικά ορίζει ένα είδος φαναριών των οποίων η διάρκεια κάθε φάσης δεν είναι σταθερή, αλλά μεταβάλλεται ανάλογα με τα δεδομένα της κίνησης. Τα συγκεκριμένα φανάρια, τα οποία είναι υλοποιημένα στο SUMO με το keyword `type = "actuated"` δέχονται σαν όρισμα 3 είδη διάρκειας : την αναμενόμενη διάρκεια που θα έχουν, μια ελάχιστη και μια μέγιστη. Στους δρόμους με τα "actuated" φανάρια, υλοποιούνται αισθητήρες σε μια απόσταση πριν από αυτά, οι οποίοι παρατείνουν τη διάρκεια της πράσινης φάσης του φαναριού σε περίπτωση που ανιχνεύσουν ροή κίνησης στην κατεύθυνση αυτή. Όταν ανιχνεύσουν επαρκές χρονικό κενό αλλάζουν στην επόμενη φάση. Οι συγκεκριμένοι αισθητήρες υλοποιούνται σε όλους τους δρόμους που καταλήγουν στη διασταύρωση και επιτρέπουν μια καλύτερη κατανομή της πράσινης φάσης σε όλες τις κατευθύνσεις. Ο ορισμός τους στο SUMO παρουσιάζεται παρακάτω

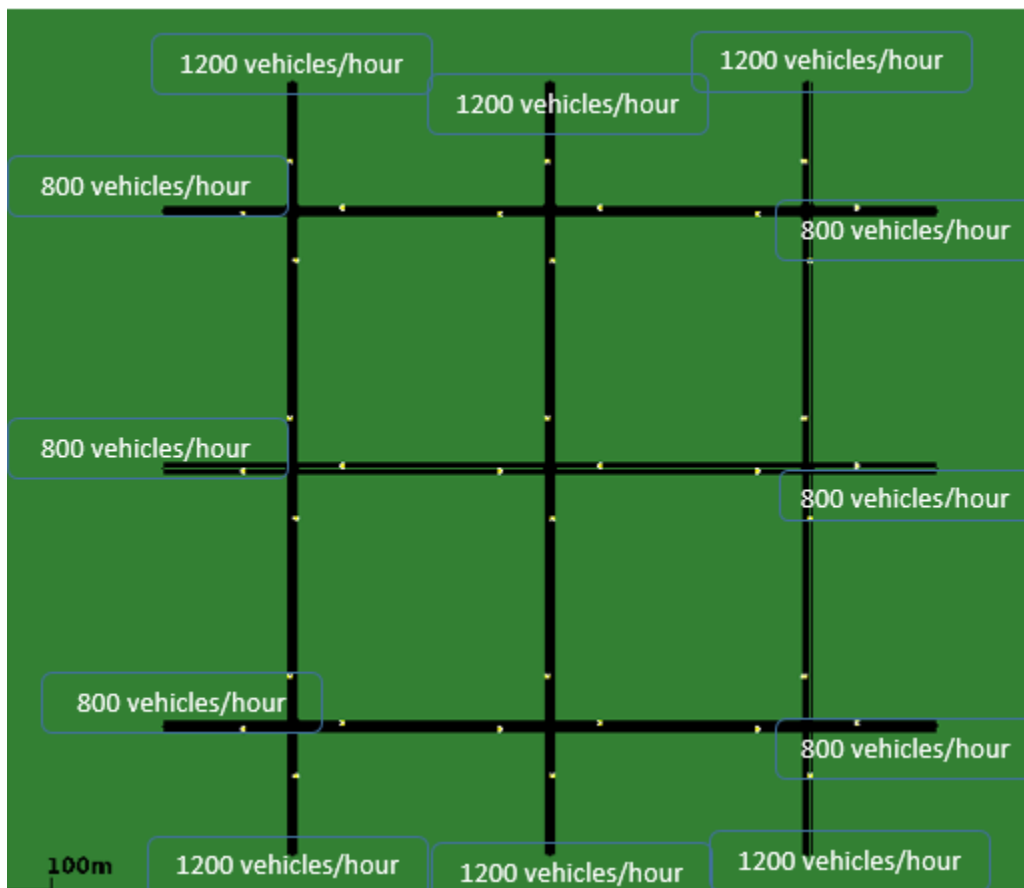
```
<tlLogic id="A0" type="actuated" programID="1" offset="0">
  <phase duration="40" minDur="15" maxDur="80" state="GGrrGGrr"/>
  <phase duration="5" state="yyrryyrr"/>
  <phase duration="40" minDur="15" maxDur="80" state="rrGGrrGG"/>
  <phase duration="5" state="rryyrryy"/>
</tlLogic>
```


ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6^ο – ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ

Ο αλγόριθμος PSO που περιεγράφηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο εφαρμόστηκε και στις δύο εκδοχές του σε έναν αριθμό πειραμάτων και παρατηρήθηκε η απόδοσή του. Για την αξιολόγησή του έγινε σύγκριση με τον αλγόριθμο RANDOM και τον αλγόριθμο ACTUATED.

6.1 Οδικό Δίκτυο 9 διασταυρώσεων με σταθερή ροή κίνησης

Το οδικό δίκτυο του συγκεκριμένου πειράματος είναι ένα πλέγμα 9 διασταυρώσεων. Στο συγκεκριμένο δίκτυο δημιουργείται κίνηση στο διάστημα 0 έως 200 secs, η οποία είναι 2 ειδών. Στην κατεύθυνση Βορρά-Νότου και αντίστροφα έχουμε σταθερή κίνηση 1200 vehicles/hour, ενώ στην κατεύθυνση Ανατολής- Δύσης έχουμε χαμηλότερη κίνηση, στα 2/3 της προηγούμενης, 800 vehicles/hour. Το δίκτυο που χρησιμοποιήθηκε παρουσιάζεται παρακάτω.



Αυτό το δίκτυο χρησιμοποιήθηκε ως benchmark για να αξιολογηθούν οι επιδόσεις των διάφορων αλγορίθμων που έχουν προταθεί. Θελήσαμε να δούμε πως επηρεάζει την

εσωτερική συμπεριφορά του αλγορίθμου η επιλογή διαφορετικού μεγέθους πληθυσμού σμήνους και τι αντίκτυπο έχει ο αριθμός των επαναλήψεων στη σύγκλιση.

6.1.1 PSO σε 1 static πρόγραμμα φαναριών

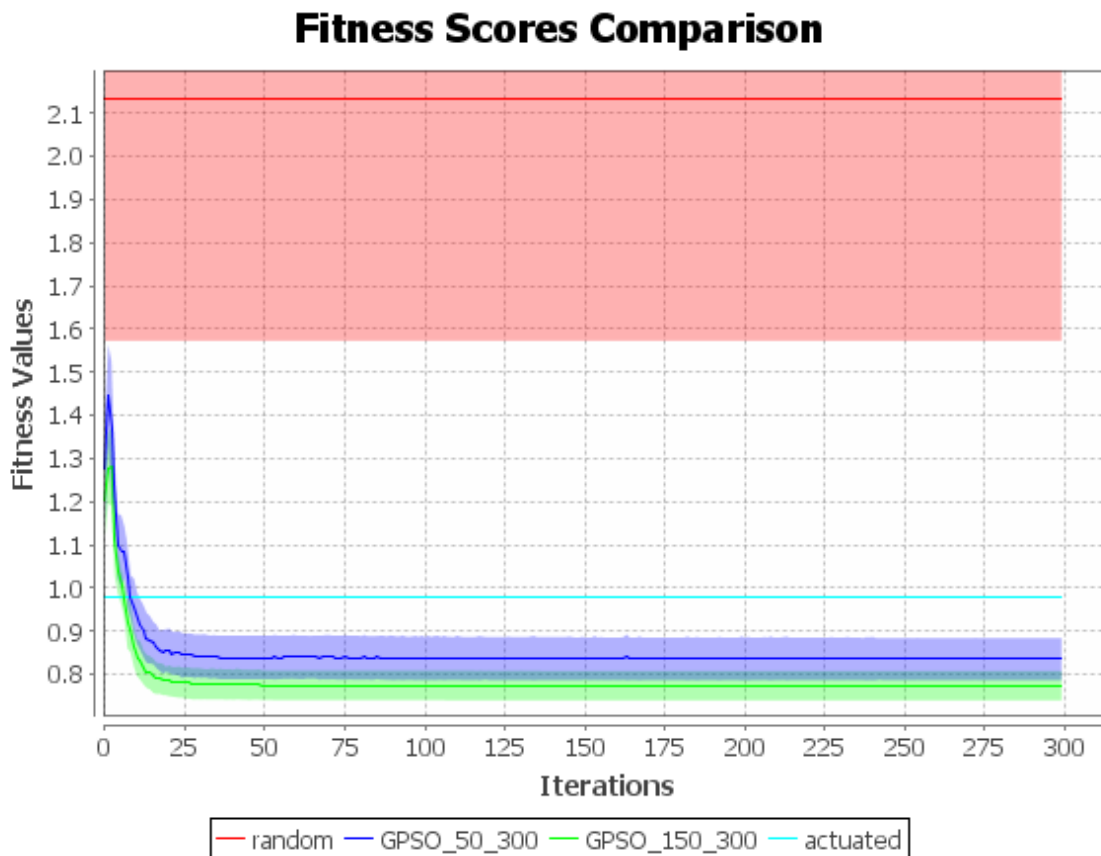
Τα γραφήματα που ακολουθούν δείχνουν τις γραφικές παραστάσεις της καλύτερης τιμής καταλληλότητας (μέσος όρος 10 ανεξάρτητων εκτελέσεων) του PSO για το συγκεκριμένο στιγμιότυπο του προβλήματος, όπου έχουμε δίκτυο με 9 διασταυρώσεις (άρα 18 ανεξάρτητες μεταβλητές) και μια είσοδο 660 αυτοκινήτων.

Οι συγκεκριμένες γραφικές παραστάσεις αντιστοιχούν σε διαφορετικές διαμορφώσεις των 2 αλγορίθμων μας, Global και Local PSO) για μεταβλητό μέγεθος σμήνους και διαφορετικό αριθμό επαναλήψεων. Για λόγους σύγκρισης υλοποιήθηκαν 10 ανεξάρτητες υλοποιήσεις του αλγορίθμου Random και μια του Actuated(τα αποτελέσματά του είναι σταθερά για σταθερά δεδομένα κίνησης) και σχεδιάστηκαν στο ίδιο διάγραμμα.

Στα διαγράμματα που παρουσιάζονται ακολουθούμε την εξής σύμβαση στις ονομασίες αλγορίθμων:

Είδος Αλγορίθμου_Μέγεθος Σμήνους_Αριθμός Επαναλήψεων

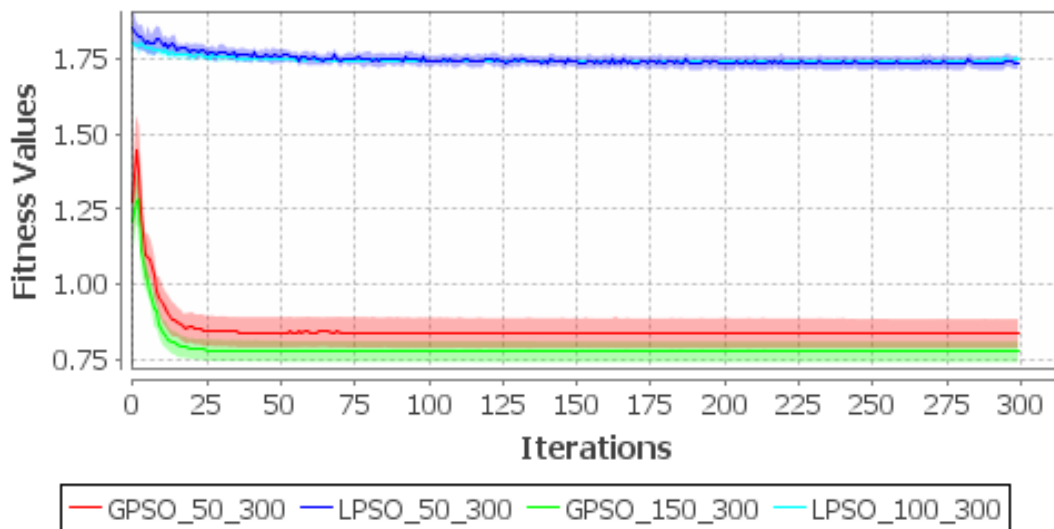
Στο πρώτο διάγραμμα φαίνεται η απόδοση του GPSO συγκρινόμενος με τον Random και τον actuated



Παρατηρούμε τη σαφή ανωτερότητα της ευφυούς τεχνικής από την random λύση. Επίσης ο αλγόριθμος GPSO βρίσκει χρονισμούς φαναριών που επιστρέφουν καλύτερα αποτελέσματα και από την actuated λύση. Φαίνεται επίσης στο διάγραμμα την βελτίωση που επιφέρει στην απόδοση του αλγορίθμου η επιλογή μεγαλύτερου μεγέθους σμήνους, γεγονός που οφείλεται στην καλύτερη εξερεύνηση του χώρου λύσεων.

Στη συνέχεια, κάναμε μια σύγκριση της “απλής” έκδοσης του GPSO με την πιο εκλεπτυσμένη έκδοση του LPSO, ο οποίος είχε μια διαφορετική συνάρτηση υπολογισμού νέων λύσεων, η οποία περιεγράφηκε εκτενώς σε προηγούμενο κεφάλαιο και εισήγαγε και την έννοια της γειτονιάς για τα σωματίδια.

LPSO_static-GPSO_static Comparison



Παρατηρούμε ότι η πιο σύνθετη εκδοχή του αλγορίθμου, αποτυγχάνει να βρει μια ικανοποιητική λύση για τη συγκεκριμένη συνάρτηση καταλληλότητας. Και στο συγκεκριμένο διάγραμμα διαφαίνεται η σημασία του μεγέθους σμήνους για την πιο ταχεία σύγκλιση και την εξεύρεση καλύτερης λύσης.

Η αποτυχία του LPSO μας οδήγησε στο να δοκιμάσουμε διαφορετικές κωδικοποιήσεις της λύσης για να έχουμε καλύτερα αποτελέσματα. Μια δυνατότητα που θα μπορούσαμε να έχουμε είναι η δημιουργία πολλών διαφορετικών προγραμμάτων φαναριών που θα μπορούν να χειριστούν καλύτερα το πρόβλημα της κίνησης λόγω του μεγαλύτερου αριθμού παραμέτρων που θα μπορούν να κάνουν fine-tune το πρόβλημά μας

6.1.2 PSO σε n static προγράμματα φαναριών

Για να μπορέσουμε να έχουμε διαφορετικά προγράμματα φαναριών πρέπει να αλλάξουμε την κωδικοποίηση της λύσης μας. Για 1 στατικό πρόγραμμα για κάθε διασταύρωση η λύση μας κωδικοποιούνταν με 18 μεταβλητές. Επειδή όμως η ελάχιστη διάρκεια κάθε φάσης είναι 5 sec και η μέγιστη 60 για φάσεις που έχουν πράσινο προς

κάποια διέλευση και 4 sec για φάσεις που έχουν κίτρινα και κόκκινα φανάρια προκύπτει ότι ένα πρόγραμμα για μια διασταύρωση μπορεί να έχει

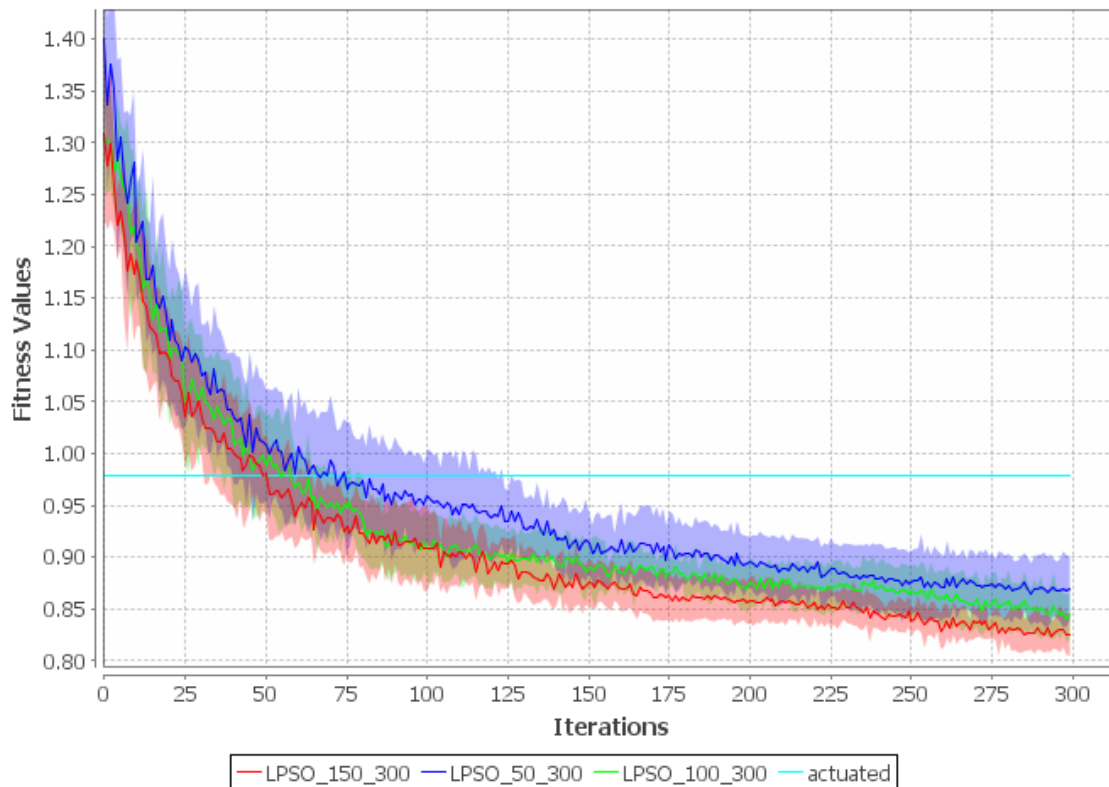
Ελάχιστη διάρκεια: $5+4+5+4 = 18 \text{ sec}$ (4 φάσεις κάθε φανάρι, 2 από αυτές ελέγχει ο PSO και οι άλλες 2 είναι σταθερές, χρονισμοί κίτρινων φάσεων)

Μέγιστη διάρκεια: $60+4+60+4 = 128 \text{ sec}$

Συνεπώς για ένα σενάριο 200 sec το οποίο υλοποιούμε στην εργασία μας, χρειαζόμαστε $200/18 = 11$ διαφορετικά προγράμματα για όλα τα φανάρια. Κάθε λύση μας κωδικοποιείται με 18 μεταβλητές, άρα χρειαζόμαστε $11 \times 18 = 198$ μεταβλητές για να δώσουμε τη δυνατότητα στον αλγόριθμο να εξετάσει κάθε πιθανή λύση. Σημειώνεται ότι πιθανότατα ο αλγόριθμος δε θα χρησιμοποιήσει όλο το εύρος μεταβλητών που του δίνουμε.

Εξετάσαμε τον LPSO για διαφορετικά μεγέθη σμήνους για την συγκεκριμένη περίπτωση και τα αποτελέσματα έχουν ως εξής:

LPSO_n-static programs Comparison



Παρατηρούμε, ότι ο LPSO πολλών προγραμμάτων πετυχαίνει πολύ καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τον actuated. Επίσης, απ' ότι διακρίνουμε ο αλγόριθμος μας δεν έχει συγκλίνει ακόμα για αυτόν τον αριθμό επαναλήψεων συνεπώς η απόδοσή του αναμένεται να βελτιώνεται και άλλο. Το αποτέλεσμα είναι διαισθητικά λογικό αφού

δίνουμε τη δυνατότητα στα φανάρια να είναι πιο ευέλικτα με τις διάρκειες των φάσεων. Επίσης πρέπει να σχολιαστεί, ότι η επιλογή μεγαλύτερου μεγέθους σμήνους πέρα από την ταχύτερη σύγκλιση σε καλύτερες λύσεις που παρουσιάζει, οι λύσεις τείνουν να μην έχουν μεγάλη διασπορά.

Βεβαίως ακριβώς αυτή η αναζήτηση λύσης σε πολύ περισσότερες διαστάσεις καθυστερεί πολύ τον υπολογισμό βέλτιστης λύσης και απαιτεί έναν πολύ μεγάλο αριθμό επαναλήψεων μέχρι την σύγκλιση, καθιστώντας τη συγκεκριμένη αναζήτηση βέλτιστου χρονισμού φαναριών μη εφαρμόσιμη σε μεγαλύτερα χρονικά διαστήματα ή σε μεγαλύτερα δίκτυα.

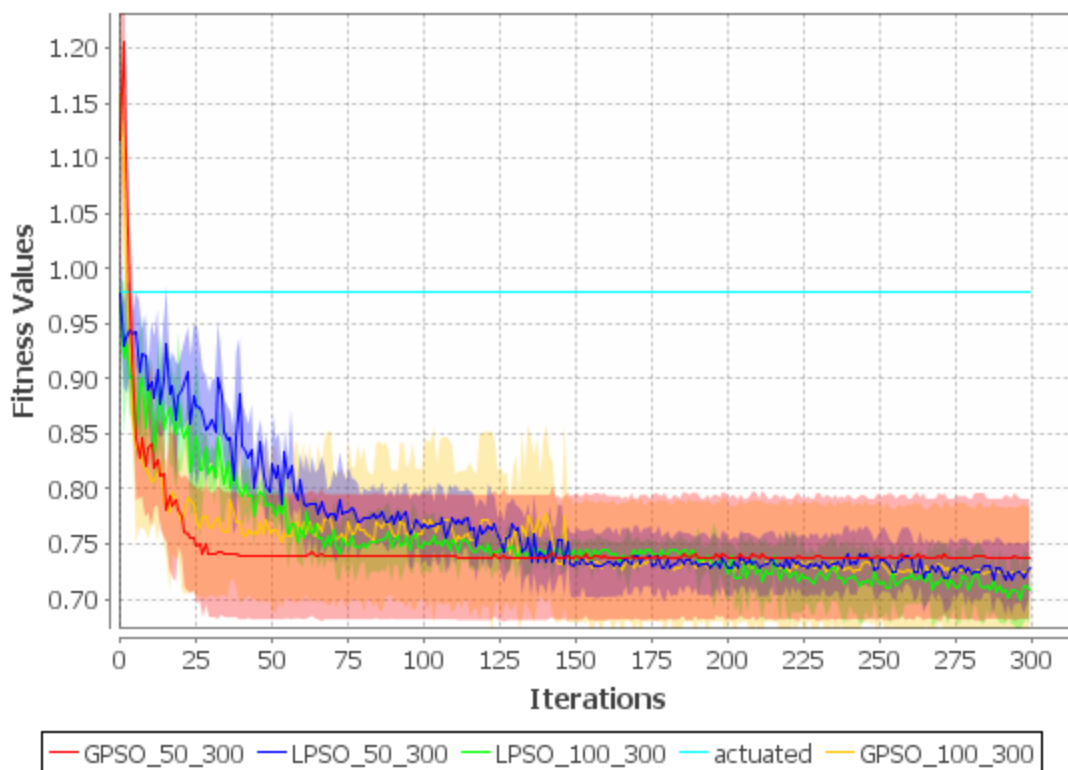
Ένας άλλος τρόπος αναζήτησης λύσης για το πρόβλημα που εξετάζουμε που δεν πάσχει από το πρόβλημα της επεκτασιμότητας είναι να βρούμε ένα βέλτιστο χρονισμό για τα φανάρια τύπου actuated του SUMO, ο οποίος αλγόριθμος περιγράφεται στην επόμενη ενότητα.

6.1.3 PSO σε actuated φανάρια

Εφαρμόζουμε τον αλγόριθμο PSO στα φανάρια τύπου actuated του SUMO. Συνεπώς τώρα η λύση μας κωδικοποιείται αντί με 18 μεταβλητές με 54 μεταβλητές, αφού περιλαμβάνουμε τόσο την ελάχιστη διάρκεια φάσης όσο και τη μέγιστη διάρκεια φάσης, εκτός από τις αναμενόμενες διάρκειες φάσεων.

Υλοποιήσαμε και τις δυο εκδοχές του PSO για μέγεθος σμήνους 50 και 100 και παρακάτω παρουσιάζονται τα αποτελέσματα.

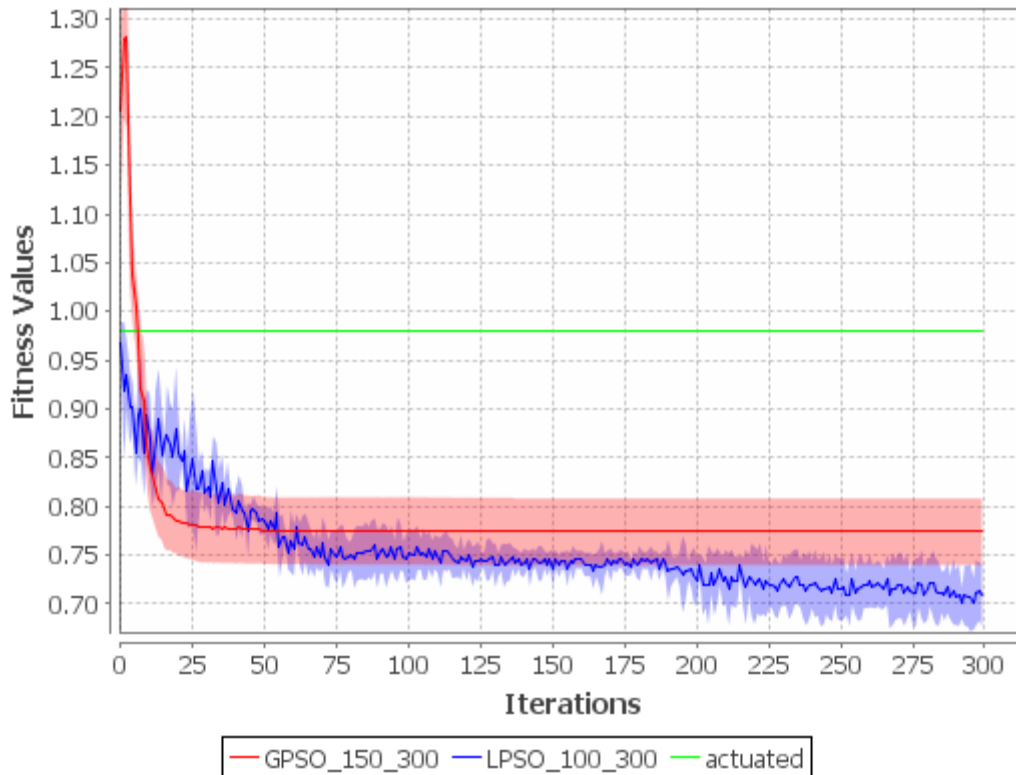
LPSO-GPSO actuated Comparison



Παρατηρούμε ότι και οι δυο εκδοχές του PSO πετυχαίνουν καλύτερα αποτελέσματα. Αξίζει να τονιστεί ότι το συγκεκριμένο διάγραμμα απεικονίζει και την ουσιαστική διαφορά στις εκδοχές των αλγορίθμων καθώς φαίνεται ότι ο GPSO, στον οποίο η βέλτιστη λύση κάθε επανάληψης γίνεται ακαριαία γνωστή στο σμήνος συγκλίνει πιο γρήγορα σε μια λύση, ακολουθώντας την πληροφορία της βέλτιστης θέσης. Αντίθετα ο LPSO, ο οποίος έχει γειτονίες από σωματίδια και η πληροφορία διαδίδεται από γειτονιά σε γειτονιά και συνεπώς αναδύεται σταδιακά στο σμήνος έχει πιο αργή σύγκλιση, αλλά πετυχαίνει καλύτερη εξερεύνηση γεγονός που τον οδηγεί σε πιο ποιοτικές λύσεις. Επίσης αντίστοιχα και δω φαίνεται ότι περισσότερες επαναλήψεις θα οδηγήσουν σε καλύτερα αποτελέσματα, αφού οι αλγόριθμοι δεν έχουν συγκλίνει ακόμα.

Για εποπτικούς λόγους παρουσιάζεται και μια σύγκριση του GPSO ενός στατικού φαναριού με έναν LPSO actuated φαναριού ώστε να παρατηρηθεί ποιος αλγόριθμος οδηγεί σε καλύτερα αποτελέσματα

GPSO static-LPSO actuated Comparison

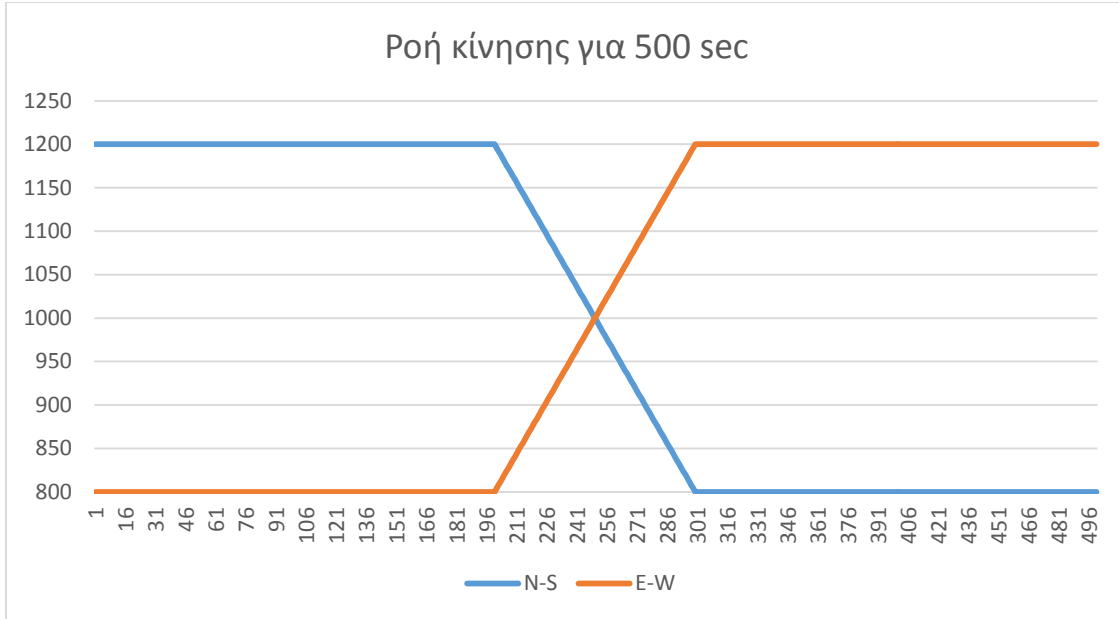


Παρατηρούμε ότι ο actuated LPSO πετυχαίνει καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τον static GPSO, γεγονός που υποδεικνύει την υπεροχή αυτού του είδους φαναριών για την βελτίωση της οδικής κυκλοφορίας. Επίσης ο GPSO έχει συγκλίνει σε αντίθεση με τον LPSO, ο οποίος δείχνει να έχει περιθώρια βελτίωσης, γεγονός που επιβεβαιώνει τον παραπάνω ισχυρισμό.

6.2 Οδικό Δίκτυο 9 διασταυρώσεων με εναλλασσόμενη ροή κίνησης

Στο οδικό δίκτυο του προηγούμενου παραδείγματος θεωρήσαμε μια μεγαλύτερη χρονική περίοδο των 500 secs. Στα πρώτα 200 secs ακολουθείται το μοτίβο κίνησης που έχει περιγραφεί στο προηγούμενο πείραμα. Στη συνέχεια, στο χρονικό διάστημα 200-300 secs έχουμε γραμμική μείωση της ροής στην κατεύθυνση Βορρά-Νότου από τα

1200 vehicles/hour στα 800 vehicles/hour, ενώ αντίθετα γραμμική αύξηση από τα 800 στα 1200 vehicles/hour στην κατεύθυνση Ανατολής-Δύσης. Στο συγκεκριμένο οδικό δίκτυο στο χρονικό διάστημα της μελέτης μας εισάγονται συνολικά 1700 αυτοκίνητα. Το διάγραμμα ροής της κίνησης παρουσιάζεται παρακάτω.

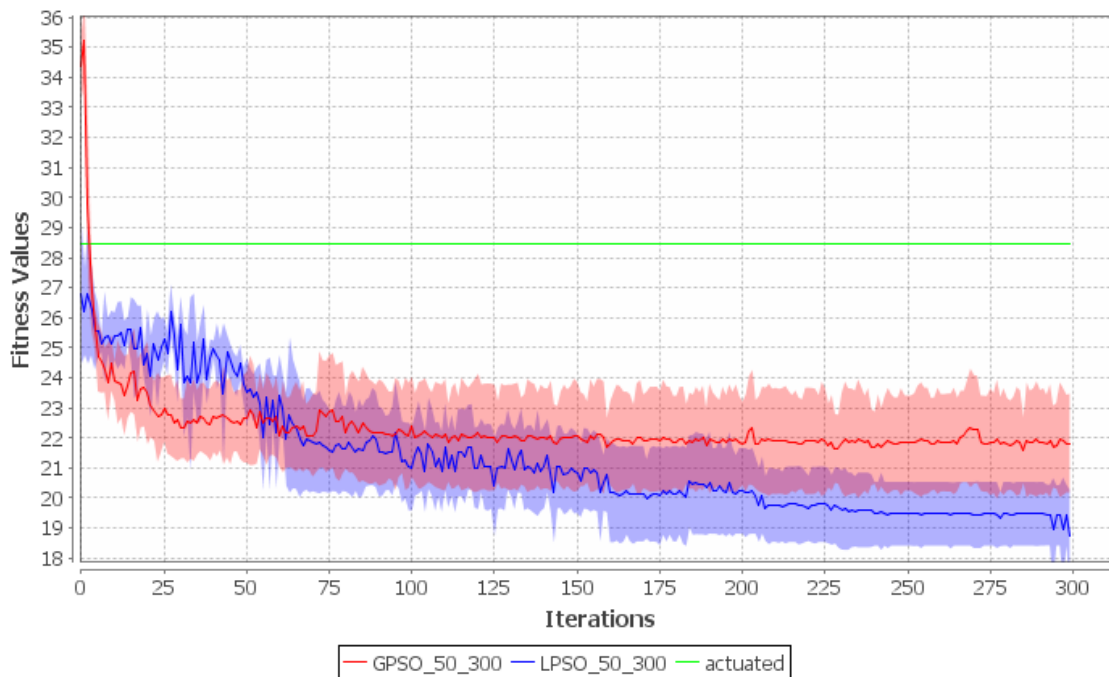


Για την εξεύρεση βέλτιστου χρονισμού για τα φανάρια του συστήματος χρησιμοποιήσαμε τον προηγούμενο GPSO (Global PSO) και τον LPSO(Local PSO) για actuated φανάρια.

Οι υλοποιήσεις μας συγκρίθηκαν με τον απλό actuated και τα αποτελέσματα παρουσιάζονται παρακάτω.

Σαν συνάρτηση καταλληλότητας στην συγκεκριμένη περίπτωση χρησιμοποιήσαμε την μέση διάρκεια αναμονής όλων των αυτοκινήτων

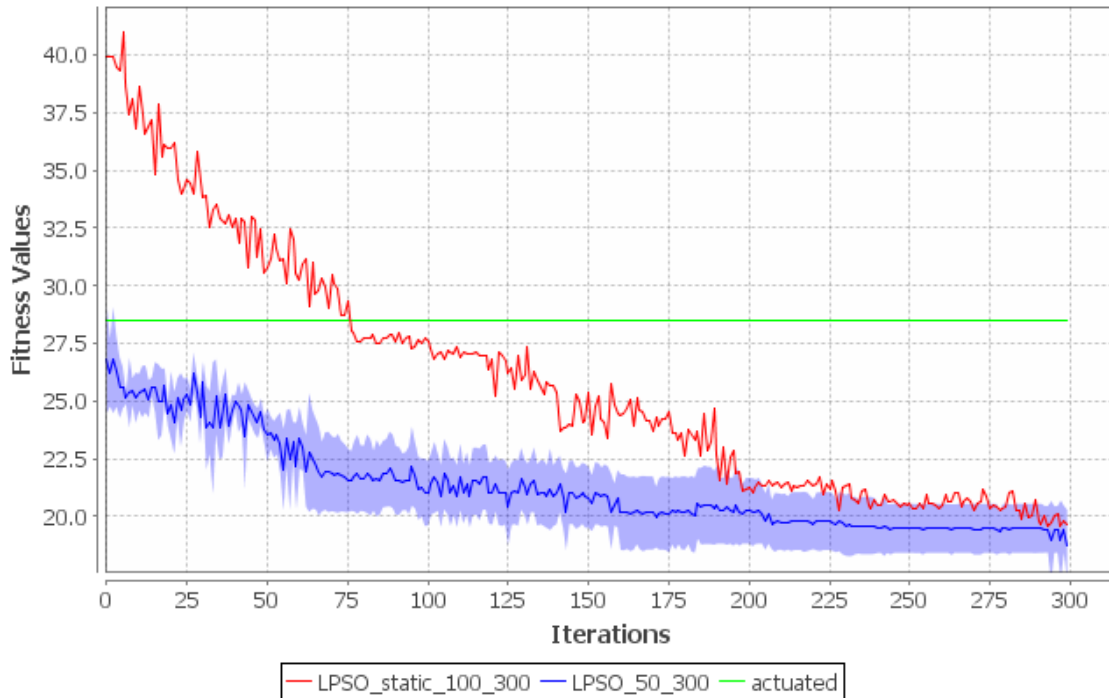
GPSO-LPSO Comparison



Παρατηρούμε τη βελτίωση σε σχέση με τον απλό actuated που επιτυγχάνεται με την υλοποίηση του PSO στο πρόβλημα, καθώς και κάποιες από τις διαφορές στις 2 υλοποιήσεις που έχουν επισημανθεί και στο προηγούμενο κεφάλαιο.

Στη συνέχεια υλοποιήσαμε και έναν LPSO για 1 στατικό πρόγραμμα φαναριών και το αποτέλεσμα του συγκρίνεται με αυτό του LPSO για actuated.

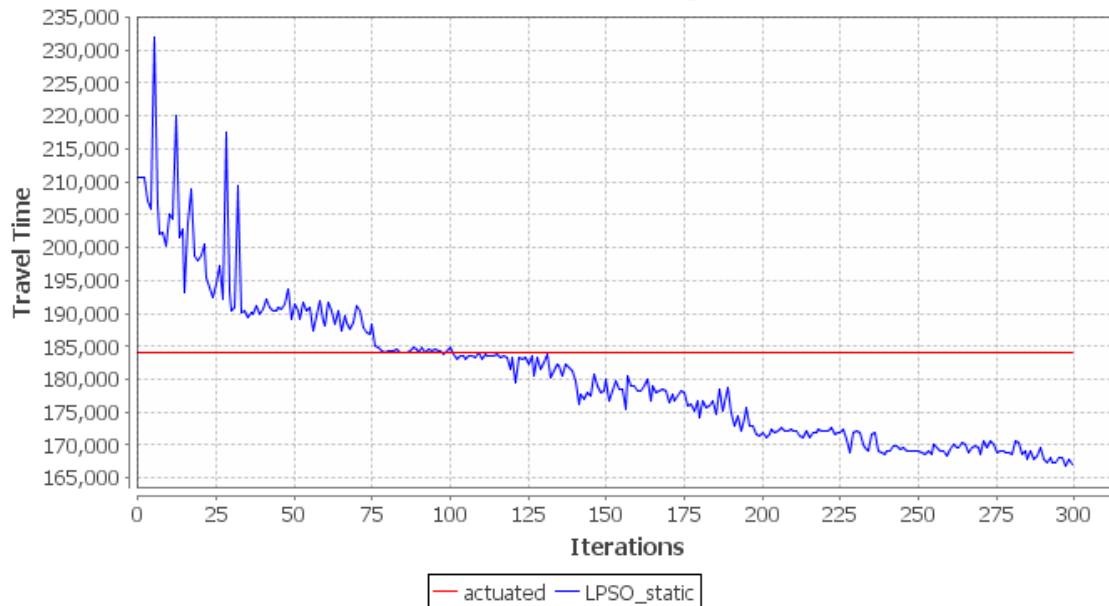
Static-Actuated LPSO Comparison



Παρατηρούμε ότι τα στατικά φανάρια με τη συγκεκριμένη συνάρτηση καταλληλότητας παρόλο που ξεκινούν με “χειρότερα” αποτελέσματα κατορθώνουν να βελτιώσουν τις λύσεις που επιστρέφουν και να επιτύχουν αποτελέσματα συγκρίσιμα με τα φανάρια actuated.

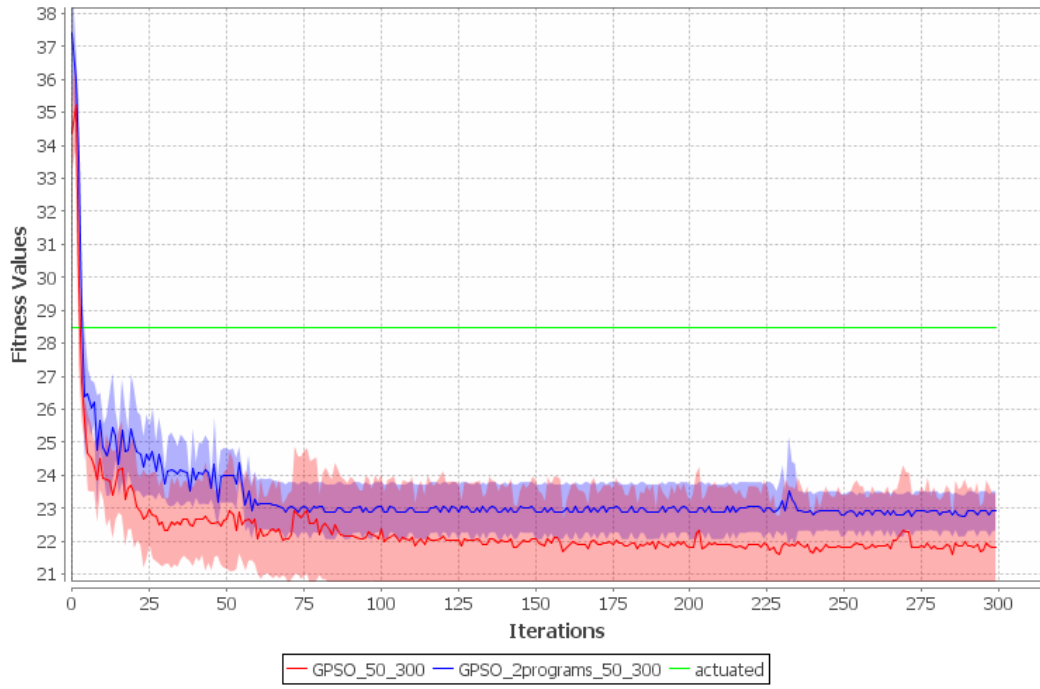
Στο επόμενο διάγραμμα παρουσιάζεται η εξέλιξη της συνολικής διάρκειας ταξιδιού για τα αυτοκίνητα για την περίπτωση του actuated αλγορίθμου και την περίπτωση του στατικού χρονισμού φαναριών με LPSO. Το συγκεκριμένο διάγραμμα δείχνει πως επηρεάζει η βελτιστοποίηση μιας μετρικής του συστήματος, συγκεκριμένα της μέσης διάρκειας αναμονής, τα αποτελέσματα μιας άλλης μετρικής του συστήματος

Total Travel Time Comparison



Τέλος, δοκιμάσαμε την υλοποίηση 2 διαφορετικών προγραμμάτων για actuated φανάρια. Το ένα καλύπτει το διάστημα $[0,250]$ και το άλλο το διάστημα $[250,500]$. Η επιλογή αυτή γίνεται γιατί εξαιτίας της διαφορετικής κατανομής της κίνησης αναμένουμε να έχουμε καλύτερα αποτελέσματα αν έχουμε ένα πρόγραμμα να αντιμετωπίζει το σενάριο με την πολύ κίνηση σε Βορρά-Νότο και ένα δεύτερο πρόγραμμα να αντιμετωπίζει την περίπτωση της κίνησης στην κατεύθυνση Ανατολής-Δύσης. Τα αποτελέσματα όμως έδειξαν την υπεροχή του ενός προγράμματος έναντι των δύο, τουλάχιστον για τον περιορισμένο αριθμό επαναλήψεων που τρέξαμε τον αλγόριθμό μας.

GPSO_1program-GPSO_2program Comparison



ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7^ο – ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ ΓΙΑ ΕΡΕΥΝΑ

Στην παρούσα εργασία πραγματοποιήθηκε μια εκτενής μελέτη του προβλήματος της οδικής κυκλοφορίας και των συστημάτων που χρησιμοποιούνται για την αντιμετώπισή του. Χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος PSO σε δύο εκδοχές του (GPSO και LPSO) για την εξεύρεση ενός βέλτιστου προγράμματος φαναριών για ένα δίκτυο 9 διασταυρώσεων υπό 2 διαφορετικά σενάρια κίνησης. Χρησιμοποιήθηκαν διάφορες κωδικοποιήσεις λύσεων και εξετάστηκε η απόδοση καθεμίας στο εκάστοτε σενάριο. Συνολικά φάνηκε η υπεροχή του αλγορίθμου βελτιστοποίησης έναντι λύσεων που δεν χρησιμοποιούν ευφυείς τεχνικές και αποδείχτηκε η δυνατότητα που έχει ο PSO να δώσει λύσεις που βελτιώνουν τα δεδομένα της κίνησης για μια δοσμένη κατανομή κίνησης.

Μια φυσική εξέλιξη της θα ήταν η εκτενής μελέτη και εφαρμογή και άλλων εκδοχών PSO, όπως multiple species PSO και Distributed PSO στο πρόβλημα της οδικής κυκλοφορίας καθώς η εφαρμογή άλλων αλγορίθμων νοημοσύνης σμήνους, όπως ο αλγόριθμος ABC και η αξιολόγηση των επιδόσεων τους.

Ένα φυσικό επόμενο βήμα θα ήταν η εξέταση μεγαλύτερων σεναρίων μεγαλύτερων οδικών δικτύων και η αποτύπωση της επίδοσης του αλγορίθμου PSO και των παραλλαγών του. Η επιλογή διαφορετικής συνάρτησης καταλληλότητας καθώς και η εκτέλεση περισσότερων επαναλήψεων, που στην συγκεκριμένη πτυχιακή δεν δοκιμάστηκαν λόγω περιορισμένων υπολογιστικών δυνατοτήτων είναι ένας τομέας που θα πρέπει να ερευνηθεί για την αξιολόγηση των λύσεων και της ποιότητας αυτών που επιστρέφει ο αλγόριθμος. Ιδιαίτερα όσον αφορά τη συνάρτηση καταλληλότητας θα μπορούσε να δοκιμαστεί να συμπεριλάβει και άλλες παραμέτρους απαραίτητες σε ένα πραγματικό δίκτυο, όπως χρόνος ταξιδιού Μέσων Μαζικής Μεταφοράς, επίπεδα θορύβου και ρύπων. Χρειάζεται επίσης να εκτελεστεί ένας μεγαλύτερος αριθμός επαναλήψεων του αλγορίθμου ώστε τα αποτελέσματα που προκύπτουν να έχουν στατιστική σημαντικότητα

Σε περίπτωση που τα αποτελέσματα είναι θετικά θα μπορούσε ο αλγόριθμος να αποτελέσει κομμάτι ενός συστήματος ελέγχου οδικής κυκλοφορίας, το οποίο ανά κάποια χρονικά διαστήματα (για παράδειγμα ενός μήνα) θα μετρά τα μακροσκοπικά δεδομένα κίνησης και θα δημιουργεί στατικά προγράμματα φαναριών που να τα εξυπηρετούν.

Επίσης, τα προγράμματα φαναριών που επιστρέφει θα μπορούσαν ίσως να χρησιμοποιηθούν ως κομμάτια ενός προσαρμοστικού αλγορίθμου ελέγχου, αφού κάποια κομμάτια του υπολογίζονται off-line. Ο αλγόριθμος αυτός θα αποτελείται από μεθόδους αναγνώρισης κίνησης, όπως μετρητές αυτοκινήτων και προχωρημένες τεχνικές επεξεργασίας εικόνας και βίντεο καθώς και χρήση μηχανικής μάθησης για την κατηγοριοποίηση των καταστάσεων του δικτύου. Στη συνέχεια μέσω PSO θα μπορούσαν να βρεθούν εκείνα τα προγράμματα τα οποία ανταποκρίνονται καλύτερα

σε συγκεκριμένες κατανομές κίνησης και σε συγκεκριμένες καταστάσεις του οδικού δικτύου. Επίσης θα μπορούσαν να υλοποιηθούν μέθοδοι πρόβλεψης κίνησης, όπως νευρωνικά δίκτυα σε συνεργασία με τεχνικές βελτιστοποίησης όπως ο PSO. Θα μπορούσε ακόμα να χρησιμοποιηθεί ένα νευρωνικό δίκτυο που ανάλογα με τα αποτελέσματα που παρατηρεί και αυτά που ανέμενε όταν χρησιμοποιούσε το βέλτιστο πρόγραμμα φαναριών που προκύπτει από τον PSO, να προσαρμόζει το πρόγραμμα φαναριών που έχει επιστρέψει ο PSO ώστε να ανταποκρίνεται στα πραγματικά δεδομένα.

Ένας άλλος ενδιαφέρων τομέας ενασχόλησης θα ήταν η εξέταση των αυτοκινήτων ως ατόμων σε σμήνος, για παράδειγμα ως στοιχεία μια αποικίας μερμηγκιών. Τα αυτοκίνητα που είναι σταματημένα σε διασταυρώσεις εκλύουν φερομόνη, η οποία αθροίζεται όσο περισσότερα υπάρχουν. Με την κίνησή τους, αυτή εξατμίζεται οδηγώντας σε μια εκτίμηση της κατάστασης μπροστά σε κάθε διασταύρωση. Αντίστοιχα με βάση τα επίπεδα της φερομόνης τα φανάρια θα μπορούσαν να έχουν διάφορα βέλτιστα προγράμματα μέσω PSO που να ικανοποιούν την κάθε κατάσταση ενός δικτύου. Επίσης τα αυτοκίνητα θα μπορούσαν να εκτιμούν το κόστος της διαδρομής τους με βάση τα ισχύοντα δεδομένα και να επιλέγουν εναλλακτικές διαδρομές, υλοποιώντας traffic re-routing, που είναι επίσης ένας πολύ ενδιαφέρων τομέας για την αντιμετώπιση του κυκλοφοριακού ζητήματος.

BIBΛIOΓΡΑΦΙΑ

- Wegener, A., Piorkowski, M., & Raya, M. (2008). *TraCI: A Framework for Coupling Road Traffic and Network Simulators*. .
- Ahmed, H., & Glasgow, J. (2012). *Swarm Intelligence: Concepts, Models and Applications*.
- Blackwell, T. (2007). *Particle Swarm Optimization in Dynamic Enviroments*.
- Blokpoel, R., Krajzewicz, D., & Nippold, R. (kein Datum). *Unambiguous metrics for evaluation of traffic networks*.
- Chen , J., & Lihong, X. (2006). *Road-Junction Traffic Signal Timing Optimization by an adaptive Particle Swarm Algorithm*.
- Clerc , M., & Kennedy , J. (2002). *The Particle Swarm - Explosion, Stability and Convergence in a Multidimensional Complex space*.
- Corne, D., Reynolds, A., & Bonabeau, E. (kein Datum). *Swarm Intelligence*.
- Cui, X., & Potok, T. (2007). *Distributed Adaptive Particle Swarm Optimizer in Dynamic Enviroments*.
- Dell'Orco, M., Baskan, O., & Marinelli, M. (2012). *Artificial Bee Colony-based algorithm for optimising traffic signal timings*.
- Garcia-Nieto, J., Alba, E., & Olivera, A. (2011). *Swarm intelligence for traffic light scheduling: Application to real urban areas*.
- Garcia-Nieto, J., Olivera, A., & Alba, E. (2013). *Optimal Cycle Program of Traffic Lights With Particle Swarm Optimization*.
- Hebenstreit, C., Fellendorf, M., Belletti, R., Bonfietti, A., Blokpoel, R., Milano, M., . . . Krajzewicz, D. (2014). *Deliverable 2.2 - Policy Definition and Dynamic Policy Selection Algorithms*.
- Iwamatsu, M. (2004). *Multi-Species Particle Swarm Optimizer for Multimodal Function Optimization*.
- Kalyanmoy , D., & Nikhil, P. (2010). *Development of Efficient Particle Swarm Optimizers by Using Concepts from Evolutionary Algorithms*.
- Karaboga, D., Gorkemli, B., Ozturk, C., & Karaboga, N. (2012). *A comprehensive survey: arificial bee colony (ABC) algorithm and applications*.
- Kennedy , J., & Eberhart, R. (1995). *Particle Swarm Optimization*.
- Kennedy , J., Eberhart, R., & Shi, Y. (2001). *Swarm Intelligence*.

Parsopoulos, K., & Vrahatis, M. (2010). *Particle Swarm Optimization and Intelligence: Advances and Applications*.

Αλκίδης, Η. (2014). Έλεγχος της οδικής κυκλοφορίας με χρήση αλγορίθμων ενισχυτικής μάθησης(*Reinorecement Learning*).