



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
Σχολή Πολιτικών Μηχανικών
Τομέας Μεταφορών και Συγκοινωνιακής Υποδομής
Εργαστήριο Κυκλοφοριακής Τεχνικής

Δυναμικός έλεγχος μικτής κυκλοφορίας με φάλαγγες
αυτόματων οχημάτων σε περιοχή πλέξης ελεύθερης
λεωφόρου με τη χρήση μεθόδων ενισχυτικής μάθησης

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ
Αναστάσιος Χ. Μπίθας

Επιβλέπουσα: Ελένη Ι. Βλαχογιάννη
Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2023



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
Σχολή Πολιτικών Μηχανικών
Τομέας Μεταφορών και Συγκοινωνιακής Υποδομής
Εργαστήριο Κυκλοφοριακής Τεχνικής

**Δυναμικός έλεγχος μικτής κυκλοφορίας με φάλαγγες
αυτόματων οχημάτων σε περιοχή πλέξης ελεύθερης
λεωφόρου με τη χρήση μεθόδων ενισχυτικής μάθησης**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ
Αναστάσιος Χ. Μπίθας

Επιβλέπουσα: Ελένη Ι. Βλαχογιάννη
Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2023



National Technical University of Athens
School of Civil Engineering
Department of Transportation Planning and Engineering
Traffic Engineering Laboratory

**Dynamic mixed traffic control with platooning in a
freeway weaving section using reinforcement
learning**

DIPLOMA THESIS
Anastasios C. Bithas

Supervisor: Eleni I. Vlahogianni
N.T.U.A. Professor

Athens, July 2023

Copyright © Αναστάσιος Χ. Μπίθας, 2023

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση σε αρχείο πληροφοριών, διανομή, αναπαραγωγή, μετάφραση ή μετάδοση της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό, υπό οποιαδήποτε μορφή και με οποιοδήποτε μέσο επικοινωνίας, ηλεκτρονικό ή μηχανικό, χωρίς την προηγούμενη έγγραφη άδεια του συγγραφέα. Επιτρέπεται η αναπαραγωγή, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν στη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.

Η έγκριση της διπλωματικής εργασίας από τη Σχολή Πολιτικών Μηχανικών του Εθνικού Μετσοβίου Πολυτεχνείου δεν υποδηλώνει αποδοχή των απόψεων του συγγραφέα (Άρθρο 202, Ν. 5343/1932,).

Copyright © Anastasios C. Bithas, 2023

All Rights Reserved

Neither the whole nor any part of this diploma thesis may be copied, stored in a retrieval system, distributed, reproduced, translated, or transmitted for commercial purposes, in any form or by any means now or hereafter known, electronic or mechanical, without the written permission from the author. Reproducing, storing and distributing this thesis for non-profitable, educational or research purposes is allowed, without prejudice to reference to its source and to inclusion of the present text. Any queries in relation to the use of the present thesis for commercial purposes must be addressed to its author.

Approval of this diploma thesis by the School of Civil Engineering of the National Technical University of Athens (NTUA) does not constitute in any way an acceptance of the views of the author contained herein by the said academic organisation (L. 5343/1932, art. 202).

Ευχαριστίες

Η ολοκλήρωση της διπλωματικής εργασίας συνοδεύεται από ένα ιδιαίτερα γλυκόπικρο συναίσθημα, αφού σηματοδοτεί την λήξη ενός δύσκολου μεν, αλλά όμορφου δε πενταετούς ταξιδιού που ονομάζεται προπτυχιακές σπουδές. Στο κεφάλαιο αυτό θα ήθελα να εκφράσω την ευγνωμοσύνη μου για τους ανθρώπους που με στήριξαν με κάθε τρόπο στην διαδρομή του ταξιδιού αυτού.

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω την Καθηγήτρια της Σχολής Πολιτικών Μηχανικών Ε.Μ.Π. κα. Ελένη Βλαχογιάννη, η οποία αφενός μέσω των μαθημάτων της με μύησε στην επιστήμη της μηχανικής μάθησης για τις μεταφορές και αφετέρου μου έδωσε την ευκαιρία να ασχοληθώ με το άκρως ενδιαφέρον θέμα της διπλωματικής εργασίας. Την ευχαριστώ για το ειλικρινές ενδιαφέρον της, την σημαντική καθοδήγηση και υποστήριξη και τις προτάσεις και συμβουλές που μου παρείχε κατά την εκπόνηση της εργασίας.

Επιπλέον, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Μάνο Καμπιτάκη, Υποψήφιο Διδάκτωρ της Σχολής Πολιτικών Μηχανικών Ε.Μ.Π. για την υποδειγματική συνεργασία και καθοδήγηση σε όλη την διάρκεια εκπόνησης της διπλωματικής εργασίας. Τον ευχαριστώ για τον πολύτιμο χρόνο που αφιέρωσε για την άμεση επίλυση όσων αποριών είχα, για το ιδιαίτερο ενδιαφέρον που επέδειξε και για τις γνώσεις και συμβουλές που μου παρείχε, οι οποίες ήταν καθοριστικές για την υλοποίηση της εργασίας.

Ακόμα, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους γονείς μου Χάρη και Γιούλα για την στήριξη που με κάθε τρόπο μου παρείχαν στα μαθητικά και φοιτητικά μου χρόνια, και την αδελφή μου Βίκυ για την ηθική της υποστήριξη σε όλη την φοιτητική μου διαδρομή.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους τους φίλους μου, συναδέλφους και μη, η συναναστροφή με τους οποίους έκανε το ταξίδι της φοιτητικής ζωής ιδιαίτερα ευχάριστο. Μου έδωσαν το κουράγιο και το κίνητρο να εμβαθύνω περισσότερο στην επιστήμη του Πολιτικού Μηχανικού και την δυνατότητα να διευρύνω τις γνώσεις μου σε άλλους τομείς.

Αθήνα, Ιούλιος 2023

Αναστάσιος Χ. Μπίθας



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
Σχολή Πολιτικών Μηχανικών
Τομέας Μεταφορών και Συγκοινωνιακής Υποδομής
Εργαστήριο Κυκλοφοριακής Τεχνικής

Δυναμικός έλεγχος μικτής κυκλοφορίας με φάλαγγες αυτόματων οχημάτων σε περιοχή πλέξης ελεύθερης λεωφόρου με τη χρήση μεθόδων ενισχυτικής μάθησης

Αναστάσιος Χ. Μπίθας

Επιβλέπουσα: Ελένη Ι. Βλαχογιάννη, Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

ΣΥΝΟΨΗ

Αντικείμενο της διπλωματικής εργασίας αποτελεί η ανάπτυξη μοντέλων βασισμένων στην ενισχυτική μάθηση, για τον δυναμικό έλεγχο μικτής κυκλοφορίας με φάλαγγες αυτόματων οχημάτων σε περιοχές πλέξης ελεύθερων λεωφόρων. Ο έλεγχος της κυκλοφορίας υλοποιείται με τη χρήση ευφών συστημάτων ελέγχου και πιο συγκεκριμένα με το συνδυασμό του συστήματος ελέγχου ράμπας εισόδου και του συστήματος μεταβλητών ορίων ταχύτητας. Καταστρώθηκε πρόβλημα ελέγχου κυκλοφορίας σε συμφορημένο τμήμα πλέξης ελεύθερης λεωφόρου, αποτελούμενο από δώδεκα κυκλοφοριακά σενάρια, με διαφορετική σύνθεση της κυκλοφορίας, βασισμένα σε πραγματική κατανομή ζήτησης από τη διεθνή βιβλιογραφία. Το πρόβλημα αποτυπώθηκε στο λογισμικό μικροσκοπικής προσομοίωσης ανοιχτού κώδικα SUMO και ο έλεγχος της προσομοίωσης πραγματοποιήθηκε με την διεπαφή προγραμματισμού (API) Libsumo και simplra για την οργάνωση των φαλαγγών. Η εκπαίδευση του μοντέλου πραγματοποιήθηκε με τον αλγόριθμο Proxy Policy Optimization (PPO), αφού ορίστηκαν οι βασικές μεταβλητές για την εκμάθηση του μοντέλου ενισχυτικής μάθησης, δηλαδή η κατάσταση, οι ενέργειες και η επιβράβευση του περιβάλλοντος. Η αξιολόγηση του εκπαιδευμένου μοντέλου πραγματοποιήθηκε συγκρίνοντας τους δείκτες απόδοσης των οχημάτων στο οδικό τμήμα που προσομοιάστηκε για κάθε ένα από τα παραπάνω κυκλοφοριακά σενάρια κατά την εφαρμογή των μεθόδων ελέγχου, σε σχέση με τους δείκτες για τα ίδια σενάρια χωρίς μεθόδους ελέγχου. Επιπλέον, αξιολογήθηκαν τρία νέα σενάρια, ώστε να εξεταστεί η γενίκευση του μοντέλου. Παρατηρήθηκε πως ανεξαρτήτως από την εφαρμογή των μεθόδων ελέγχου, η αύξηση του ποσοστού των αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας και συνεπώς των φαλαγγών οχημάτων στο δίκτυο, οδηγεί σε αύξηση της μέσης ταχύτητας και στη μείωση του συνολικού χρόνου διαδρομής (TTT), του συνολικού σπαταλημένου χρόνου (TTS) και του μέσου απολυμένου χρόνου. Η εφαρμογή των μεθόδων ελέγχου οδηγεί σε βελτιωμένους δείκτες αξιολόγησης, ενώ η βελτίωση είναι σημαντικά μεγαλύτερη για χαμηλά ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας. Το μοντέλο είναι προσαρμοστικό και μεταβάλλει τη στρατηγική ελέγχου ανάλογα με τη σύνθεση και τα επίπεδα ζήτησης της κυκλοφορίας, ώστε σε κάθε περίπτωση να υπάρχει βελτίωση στις κυκλοφοριακές συνθήκες. Τέλος, παρατηρείται πως για μειωμένα ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας, χρησιμοποιείται σε μεγαλύτερο βαθμό ο έλεγχος της ράμπας εισόδου με τον σηματοδότη, ενώ για αυξημένα ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας χρησιμοποιούνται σε μεγαλύτερο βαθμό τα μεταβλητά όρια ταχύτητας.

Λέξεις-κλειδιά: Αυτόνομα οχήματα, φάλαγγες, πλέξη, μικτή κυκλοφορία, μικροσκοπική προσομοίωση, ενισχυτική μάθηση, PPO, μηχανική μάθηση



National Technical University of Athens
School of Civil Engineering
Department of Transportation Planning and Engineering
Traffic Engineering Laboratory

Dynamic mixed traffic control with platooning in a freeway weaving section using reinforcement learning

Anastasios C. Bithas

Supervisor: Eleni I. Vlahogianni, N.T.U.A. Professor

ABSTRACT

The aim of this diploma thesis is to develop reinforcement learning models for the dynamic control of mixed traffic with platoons that consist of automatic vehicles in freeway weaving sections. The above-mentioned dynamic control is actualized with intelligent transport systems (ITS) and more specifically with the implementation of ramp-metering and variable speed limits (VSL). A traffic control problem was developed for a congested freeway weaving section, that consists of twelve traffic scenarios, which contain three different traffic demand distributions and four different automated vehicle market penetration rates (MP).

The problem was modelled in the open-source microscopic traffic simulation software SUMO and the simulation was controlled with the Libsumo application programming interface (API) and the simpla plugin for the formation and management of vehicle platoons. The training of the reinforcement learning model was carried out with the Proxy Policy Optimization (PPO) algorithm, after defining the Markov Decision Process (MDP) variables that are required for the learning environment, namely the state space, action space and reward. The evaluation of the trained model was carried out by comparing key point indicators (KPI) of the traffic within the simulated freeway section, for each of the traffic scenarios used in the training during the application of the control methods against the same KPIs for the same scenarios without the application of control methods. In addition, three new scenarios were evaluated to examine the generalisation of the model. It was observed that regardless of the application of control methods, an increase of the automated vehicle market penetration and thus an increase in the formation of platoons leads to an increase in average speed and a decrease in total travel time (TTT), total time spent (TTS) and average loss time. The application of control methods leads to improved KPIs, while the extent of improvement is significantly greater for low automatic vehicles market penetration rates. The model is adaptive and modifies the control strategy depending on the automated vehicle market penetration and the levels of traffic demand, so that always an improvement of traffic conditions is achieved. Finally, it is observed that for reduced automated vehicle market penetration rates, the ramp-metering control method is used to a greater extent, while for increased market penetration rates, the variable speed limits control method is preferred.

Keywords: Autonomous vehicles, Automatic vehicles, platoon, weaving, mixed traffic, microscopic simulation, reinforcement learning, PPO, machine learning



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
Σχολή Πολιτικών Μηχανικών
Τομέας Μεταφορών και Συγκοινωνιακής Υποδομής
Εργαστήριο Κυκλοφοριακής Τεχνικής

Δυναμικός έλεγχος μικτής κυκλοφορίας με φάλαγγες αυτόματων οχημάτων σε περιοχή πλέξης ελεύθερης λεωφόρου με τη χρήση μεθόδων ενισχυτικής μάθησης

Αναστάσιος Χ. Μπίθας

Επιβλέπουσα: Ελένη Ι. Βλαχογιάννη, Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Τα ευφυή συστήματα μεταφορών, αποτελούν σημαντικό εργαλείο διαχείρισης της κυκλοφορίας κατά τον 21ο αιώνα. Η εφαρμογή τους έχει αποδείξει στην πράξη πως τα οφέλη είναι σημαντικά, όχι μόνο για την ελάττωση της συμφόρησης, αλλά και για την εξασφάλιση ενός ασφαλούς οδικού περιβάλλοντος. Η ραγδαία εξέλιξη της τεχνολογίας, συντέλεσε στην επιτάχυνση των ερευνών και των πιλοτικών εφαρμογών αυτόματων συστημάτων οδήγησης. Τα πρώτα αυτά συστήματα ήδη εφαρμόζονται σε επιβατικά οχήματα μαζικής παραγωγής, ενώ μεγάλες αυτοκινητοβιομηχανίες ήδη σχεδιάζουν οχήματα με υψηλό επίπεδο αυτοματισμού. Τα αυτόματα οχήματα παρέχουν σημαντικές δυνατότητες οι οποίες μπορούν να αξιοποιηθούν για τη διαχείριση της κυκλοφορίας. Τα ευφυή συστήματα μεταφορών μετατρέπονται σε ευφυή συνεργατικά συστήματα μεταφορών, όπου πρωταγωνιστεί η άμεση, αμφίδρομη μετάδοση της πληροφορίας μεταξύ των χρηστών και των διαχειριστών του οδικού δικτύου. Επομένως, κρίνεται απαραίτητος ο επαναπροσδιορισμός των συστημάτων ITS υπό το πρίσμα της νέας συνδεδεμένης εποχής.

Σκοπός της διπλωματικής εργασίας, αποτελεί η ανάπτυξη μοντέλων βασισμένων στην ενισχυτική μάθηση, για τον δυναμικό έλεγχο μικτής κυκλοφορίας αποτελούμενης από συμβατικά και αυτόματα οχήματα, με φάλαγγες αυτόματων οχημάτων σε περιοχές πλέξης ελεύθερων λεωφόρων. Ο έλεγχος της κυκλοφορίας υλοποιείται με τη χρήση ευφυών συστημάτων ελέγχου και πιο συγκεκριμένα με το συνδυασμό του συστήματος ελέγχου ράμπας εισόδου και του συστήματος μεταβλητών ορίων ταχύτητας.

Αρχικά, πραγματοποιήθηκε βιβλιογραφική ανασκόπηση στην οποία αναλύθηκαν οι μέθοδοι εφαρμογής ελέγχου ράμπας εισόδου ως μέτρο διαχείρισης κυκλοφορίας και η συμβολή τους στην ελάττωση των επιπτώσεων που προκαλούν οι ελιγμοί συμβολής και πλέξης στην κυκλοφορία. Ειδική αναφορά πραγματοποιήθηκε στις σύγχρονες μεθόδους ελέγχου που βασίζονται στην ενισχυτική μάθηση και στην υπεροχή τους σε σχέση με τις κλασικές μεθόδους ανατροφοδότησης. Αναλύθηκαν σύγχρονες μέθοδοι ελέγχου της πορείας των αυτόματων οχημάτων για τη συνεργατική συμβολή τους από τη ράμπα εισόδου στον αυτοκινητόδρομο με αξιοποίηση των τεχνολογιών επικοινωνίας V2V και V2I. Περαιτέρω, διερευνήθηκε η εφαρμογή της κλασικής μεθόδου ελέγχου ράμπας εισόδου σε συνθήκες μικτής κυκλοφορίας, όπου συνυπάρχουν συμβατικά και αυτόματα οχήματα. Τέλος, αναλύθηκαν συνδυαστικοί τρόποι διαχείρισης της κυκλοφορίας στην ευρύτερη περιοχή της ράμπας εισόδου υπό κοινό ελεγκτή, με έλεγχο ράμπας εισόδου, έλεγχο αλλαγών λωρίδας και μεταβλητά όρια ταχύτητας σε συνθήκες μικτής κυκλοφορίας. Από την ανάλυση της βιβλιογραφίας, προκύπτει ότι οι έρευνες για τις μεθόδους

διαχείρισης κυκλοφορίας σε μικτή κυκλοφορία, κατά βάση εξετάζουν τις επιδράσεις των μεθόδων στην κυκλοφορία σε μακροσκοπικό επίπεδο, αγνοώντας την επίδραση των φαλαγγών αυτόματων οχημάτων, ενώ δεν εξετάζεται εκτενώς η περίπτωση συνύπαρξης ράμπας εισόδου και ράμπας εξόδου σε κοινή λωρίδα που επιφέρει ελιγμούς πλέξης. Αφενός ο σχηματισμός και η μεταβολή της σύνθεσης των φαλαγγών (προσθήκη ή αφαίρεση οχημάτων) και αφετέρου η μη συνεργατική φύση των μελών μιας φάλαγγας οχημάτων (δηλαδή η μηδαμινή προσαρμογή της ταχύτητας των μελών για πιθανή παραχώρηση προτεραιότητας σε ένα εισερχόμενο όχημα), χρήζει διερεύνησης σε μικροσκοπικό επίπεδο.

Για τον λόγο αυτό, σχεδιάζεται πρόβλημα ελέγχου της κυκλοφορίας με τις παραμέτρους που αναγράφονται στο **Διάγραμμα 0-1**.



Διάγραμμα 0-1: Παράμετροι προβλήματος ελέγχου κυκλοφορίας

Το οδικό δίκτυο που θα χρησιμοποιηθεί είναι ελεύθερη λεωφόρος τριών λωρίδων με όριο ταχύτητας $V_{ελ.λ.} = 80 \text{ km/h}$, η οποία περιλαμβάνει ράμπα εισόδου και ράμπα εξόδου με κοινή βοηθητική λωρίδα. Με τα χαρακτηριστικά αυτά, προκύπτει τμήμα πλέξης τύπου A, με μήκος 330 m , το οποίο κατά την ώρα αιχμής (για τον αναμενόμενο κυκλοφοριακό φόρτο) υπολογίζεται πως έχει στάθμη εξυπηρέτησης E. Στο περιβάλλον προσομοίωσης αναπαρίσταται τμήμα του οδικού δικτύου που απαρτίζεται από τη θεωρούμενη έκταση επιρροής του τμήματος πλέξης, ήτοι τμήμα 1400 m ανάντη της περιοχής πλέξης και τμήμα 450 m κατόντη της περιοχής πλέξης. Τέλος, οι φωρατές που θα χρησιμοποιηθούν για τον σκοπό της εργασίας είναι οι επαγωγικοί βρόγχοι (E1) και οι φωρατές τμήματος λωρίδας (E2). Επαγωγικοί βρόγχοι τοποθετούνται σε κάθε λωρίδα στις εισόδους και στις εξόδους του δικτύου και φωρατές τμήματος λωρίδας τοποθετούνται στη δεξιότερη λωρίδα του κυρίου τμήματος της ελεύθερης λεωφόρου (για το τμήμα πλέξης), στην ράμπα εισόδου και στη βοηθητική λωρίδα του τμήματος πλέξης.

Όσον αφορά τις κυκλοφοριακές συνθήκες που θα εξεταστούν, δημιουργούνται διάφορα σενάρια ζήτησης, βασισμένα στη ζήτηση κατά την ώρα αιχμής, στα οποία μεταβάλλεται ο κυκλοφοριακός φόρτος των διαφορετικών κινήσεων που συναντώνται στην περιοχή πλέξης. Επιπλέον, σχηματίζονται υποσενάρια για διαφορετικά ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας. Τα δώδεκα συνολικά σενάρια εμφανίζονται στον **Πίνακα 0-1**.

Πίνακας 0-1: Σενάρια κυκλοφοριακών συνθηκών

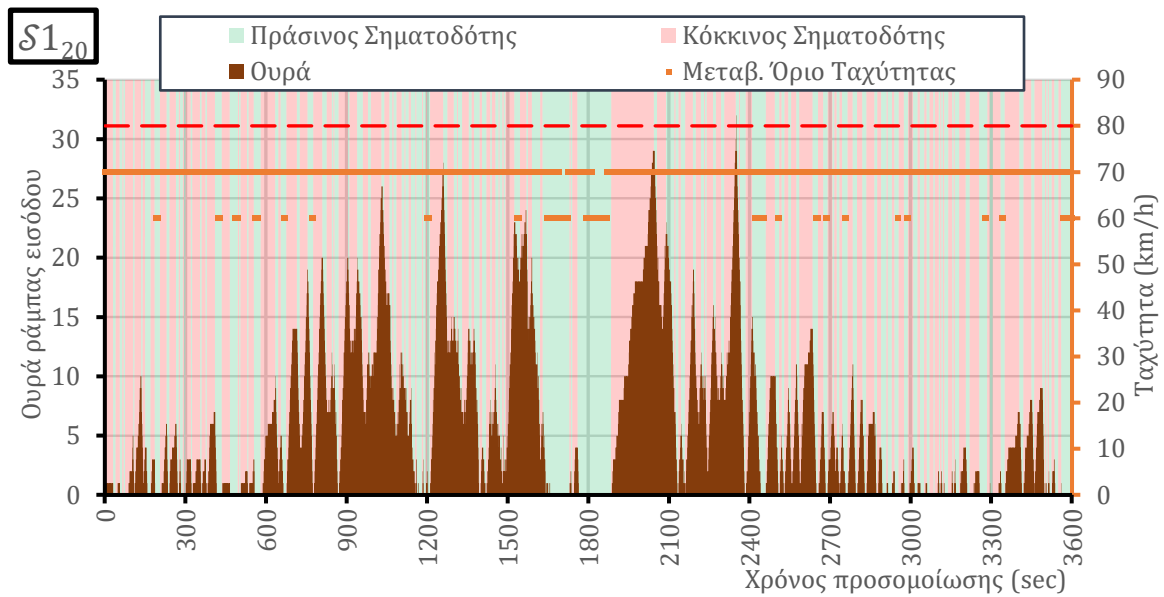
Συντ. Ζήτησης			Ποσοστό αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας			
w_1	w_2	w_3	20%	40%	60%	80%
0.9	1.2	0.9	$\mathcal{S}_{1_{20}}$	$\mathcal{S}_{1_{40}}$	$\mathcal{S}_{1_{60}}$	$\mathcal{S}_{1_{80}}$
0.9	1.2	1.2	$\mathcal{S}_{2_{20}}$	$\mathcal{S}_{2_{40}}$	$\mathcal{S}_{2_{60}}$	$\mathcal{S}_{2_{80}}$
1.0	1.0	1.0	$\mathcal{S}_{3_{20}}$	$\mathcal{S}_{3_{40}}$	$\mathcal{S}_{3_{60}}$	$\mathcal{S}_{3_{80}}$

Για την παράμετρο της προσομοίωσης, χρησιμοποιείται το λογισμικό μικροσκοπικής προσομοίωσης ανοιχτού κώδικα SUMO της DLR καθώς και τα εργαλεία και τα πρόσθετα που παρέχει. Επιλέγονται τα μοντέλα ακολουθούντων οχημάτων Krauss για τα συμβατικά οχήματα και CACC για τα αυτόματα οχήματα και το μοντέλο αλλαγής λωρίδας LC2013. Για τον έλεγχο της προσομοίωσης χρησιμοποιείται η διεπαφή προγραμματισμού (API) Libsumo (έναντι του TraCI που χρησιμοποιεί το μη αποδοτικό πρωτόκολλο ελέγχου μεταφοράς TCP), για να επιτευχθεί μειωμένος συνολικός χρόνος εκτέλεσης της διαδικασίας εκμάθησης του μοντέλου ενισχυτικής μάθησης. Το Libsumo δεν υποστηρίζει την γραφική διεπαφή χρήστη του προσομοιωτή (GUI) σε λειτουργικό σύστημα Windows, επομένως για να υπάρχει δυνατότητα οπτικής επισκόπησης της προσομοίωσης, χρησιμοποιείται το λειτουργικό σύστημα Linux (Ubuntu). Για την οργάνωση των φαλαγγών, αξιοποιείται ο αλγόριθμος simpla, ο οποίος χρησιμοποιεί το TraCI API. Ως εκ τούτου, προσαρμόζεται κατάλληλα ώστε να λειτουργεί με το Libsumo API. Τέλος, επιδιορθώνονται προβλήματα που προέκυψαν στον πηγαίο κώδικα του SUMO και του αλγορίθμου simpla.

Η εκπαίδευση του μοντέλου πραγματοποιήθηκε με τον αλγόριθμο Proxy Policy Optimization (PPO), αφού ορίστηκαν οι βασικές μεταβλητές για την εκμάθηση του μοντέλου ενισχυτικής μάθησης, δηλαδή η κατάσταση, οι ενέργειες και η επιβράβευση του περιβάλλοντος. Η κατάσταση \mathcal{S} που εισάγεται στον αλγόριθμο απαρτίζεται από 23 παρατηρήσεις και οι ενέργειες \mathcal{A} που καλείται να λάβει ο πράκτορας ενισχυτικής μάθησης είναι δύο και αφορούν τον έλεγχο της σηματοδότησης στη ράμπα εισόδου και τον έλεγχο του μεταβλητού ορίου ταχύτητας στη δεξιότερη λωρίδα της ελεύθερης λεωφόρου. Η επιβράβευση \mathcal{R} διαμορφώνεται έτσι ώστε να ανταμείβονται οι ενέργειες που βελτιώνουν την κυκλοφοριακή κατάσταση στην περιοχή ελέγχου και εξαρτάται από τον αριθμό οχημάτων σε ουρά στην ράμπα εισόδου και από την μέση ταχύτητα στην βοηθητική λωρίδα του τμήματος πλέξης και στην δεξιότερη λωρίδα της ελεύθερης λεωφόρου στο τμήμα αυτό. Η εκπαίδευση του μοντέλου διήρκησε 43 ώρες (1 ημέρα και 19 ώρες) κατά τις οποίες εκτελέστηκαν 14,686,480 βήματα ελέγχου που αντιστοιχούν σε 20,397 επεισόδια.

Για να αξιολογηθεί η απόδοση των μέτρων που εφαρμόστηκαν, χρησιμοποιήθηκαν βασικοί δείκτες απόδοσης (Key Performance Indicators, KPI) που αφορούν στην κατάσταση της κυκλοφορίας στην περιοχή πλέξης αλλά και στο σύνολο του εξεταζόμενου οδικού τμήματος. Μετά τον καθορισμό τους, δημιουργήθηκε ένα ολοκληρωμένο περιβάλλον αξιολόγησης σε Jupyter Notebook (βασίζεται στη γλώσσα προγραμματισμού Python), το οποίο κατέγραψε τους δείκτες απόδοσης του περιβάλλοντος υπό τον έλεγχο του πράκτορα, για τα παραπάνω κυκλοφοριακά σενάρια και ύστερα κατέγραψε τους δείκτες απόδοσης του περιβάλλοντος για τα ίδια σενάρια χωρίς έλεγχο. Επιπλέον, αξιολογήθηκαν τρία νέα σενάρια, ώστε να εξεταστεί η γενίκευση του μοντέλου. Τα αποτελέσματα εξήχθησαν σε κατάλληλη βάση δεδομένων και στη συνέχεια συγκρίθηκαν μετά από κατάλληλη επεξεργασία, ώστε να προκύψει η απόδοση των μέτρων υπό τον έλεγχο του εκπαιδευμένου πράκτορα.

Ενδεικτικά, παρουσιάζονται οι ενέργειες που λαμβάνει ο πράκτορας σε ένα επεισόδιο προσομοίωσης για το σενάριο $\mathcal{S}_{1_{20}}$ στο **Διάγραμμα 0-2**



Διάγραμμα 0-2: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 20% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (SI).

Αρχικά, ανεξαρτήτως από την εφαρμογή ή μη των μεθόδων ελέγχου που εξετάζονται, σε κανονικές συνθήκες ζήτησης, η αύξηση του ποσοστού των οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας και συνεπώς η αύξηση των φαλαγγών αυτόματων οχημάτων στο δίκτυο, οδηγεί σε αύξηση της μέσης ταχύτητας και στη μείωση του συνολικού χρόνου διαδρομής (TTT), του συνολικού σπαταλημένου χρόνου (TTS) και του μέσου απολυμένου χρόνου. Αυτό το συμπέρασμα είναι συμβατό με αποτελέσματα ερευνών της βιβλιογραφίας, τα οποία κάνουν λόγο για αύξηση της κυκλοφοριακής ικανότητας, λόγω των φαλαγγών αυτόματων οχημάτων.

Τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα δείχνουν πως οι μέθοδοι ελέγχου της κυκλοφορίας ελεγχόμενοι από μοντέλο ενισχυτικής μάθησης είναι αποδοτικοί, ακόμα και σε μεγάλους κυκλοφοριακούς φόρτους. Το μοντέλο φαίνεται πως είναι προσαρμοστικό και μεταβάλλει τη στρατηγική ελέγχου ανάλογα με τη μεταβολή στη σύνθεση της κυκλοφορίας και στα επίπεδα ζήτησης της κυκλοφορίας ώστε σε κάθε περίπτωση να υπάρχει βελτίωση στις κυκλοφοριακές συνθήκες. Ως προς τα σενάρια με μεγάλη ζήτηση, με την εφαρμογή των μεθόδων ελέγχου παρατηρήθηκε αύξηση στα οχήματα που μπόρεσαν να εισέλθουν στο δίκτυο, όπως είναι εμφανές στον Πίνακα 0-2.

Πίνακας 0-2: Μεταβολή λόγω ελέγχου στα οχήματα που εισήλθαν επιτυχώς στο δίκτυο

Μεταβολή λόγω ελέγχου στα οχήματα που εισήλθαν επιτυχώς στο δίκτυο (inserted)						
Συντ. Ζήτησης			Ποσοστό αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας			
w_1	w_2	w_3	20%	40%	60%	80%
0.9	1.2	0.9	–	–	–	–
0.9	1.2	1.2	0.15%	–	–	–
1.0	1.0	1.0	4.99%	2.24%	–	–
1.1	1.3	1.3	5.19%	3.93%	2.18%	0.61%

Όσον αφορά στην απόδοση των μέτρων ελέγχου σε συνάρτηση με κυκλοφοριακές μετρικές, στον Πίνακα 0-3 και Πίνακα 0-4 παρουσιάζονται οι ποσοστιαίες μεταβολές στον συνολικό χρόνο

διαδρομής και στη μέση ταχύτητα οχημάτων στο δίκτυο αντίστοιχα. Οι συνολικοί χρόνοι διαδρομής στα συμφορημένα σενάρια έχουν μικρότερη βελτίωση. Όταν η σύνθεση της κυκλοφορίας στο δίκτυο έχει περισσότερα αυτόνομα οχήματα, οι κυκλοφοριακές συνθήκες βελτιώνονται και οι μέθοδοι ελέγχου αποδίδουν καλύτερα.

Πίνακας 0-3: Μεταβολή λόγω ελέγχου στο συνολικό χρόνο διαδρομής

Μεταβολή λόγω ελέγχου στον συνολικό χρόνο διαδρομής (TTT)						
Συντ. Ζήτησης			Ποσοστό αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας			
w_1	w_2	w_3	20%	40%	60%	80%
0.9	1.2	0.9	-31.14%	-15.65%	-4.41%	-2.15%
0.9	1.2	1.2	-22.61%	-13.86%	-0.85%	-2.37%
1.0	1.0	1.0	-7.10%	-20.08%	-5.93%	-3.92%
1.1	1.3	1.3	-1.06%	-1.42%	-4.25%	-6.02%

Πίνακας 0-4: Μεταβολή λόγω ελέγχου στη μέση ταχύτητα οχημάτων

Μεταβολή λόγω ελέγχου στη μέση ταχύτητα οχημάτων						
Συντ. Ζήτησης			Ποσοστό αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας			
w_1	w_2	w_3	20%	40%	60%	80%
0.9	1.2	0.9	26.57%	10.07%	2.58%	1.43%
0.9	1.2	1.2	18.87%	9.39%	0.63%	1.59%
1.0	1.0	1.0	9.08%	19.58%	4.29%	2.31%
1.1	1.3	1.3	6.10%	6.32%	7.88%	5.25%

Η εφαρμογή των μεθόδων ελέγχου που εξετάζονται σε κανονικές συνθήκες ζήτησης, οδηγεί σε βελτιωμένες μετρικές σε σχέση με τις μετρικές που συλλέχθηκαν κατά την εκτέλεση του σεναρίου προσομοίωσης χωρίς μεθόδους ελέγχου. Η βελτίωση των μετρικών είναι σημαντικά μεγαλύτερη για χαμηλά ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας (20%, 40%), ενώ η επίδοση των μέτρων φθίνει για μεγαλύτερα ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας (60%, 80%).

Σε κάθε σενάριο που εξετάστηκε, οι συνθήκες του δικτύου με έλεγχο είναι καλύτερες από τις συνθήκες του δικτύου χωρίς έλεγχο, ή στη δυσμενέστερη περίπτωση τις πλησιάζουν.

Ακόμα, παρατηρείται πως για μειωμένα ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας χρησιμοποιείται σε μεγαλύτερο βαθμό ο έλεγχος της ράμπας εισόδου με τον σηματοδότη, ενώ για αυξημένα ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας χρησιμοποιούνται σε μεγαλύτερο βαθμό τα μεταβλητά όρια ταχύτητας. Επιπλέον, από τα 5 όρια ταχυτήτων που βρίσκονται στη διάθεση του πράκτορα ενισχυτικής μάθησης, χρησιμοποιούνται μόνο 2 (60km/h και 70 km/h). Τέλος παρατηρείται πως σε περιπτώσεις που δεν χρησιμοποιείται έλεγχος στη ράμπα εισόδου, ο ελεγκτής επιλέγει συχνότερα το χαμηλότερο δυνατό όριο ταχύτητας στη δεξιότερη λωρίδα της ελεύθερης λεωφόρου, στην περιοχή εφαρμογής των μεταβλητών ορίων ταχύτητας.

Η έρευνα που πραγματοποιήθηκε θα μπορούσε να επεκταθεί με τους παρακάτω τρόπους που ενδέχεται να βελτιώσουν τις κυκλοφοριακές συνθήκες σε περιοχές πλέξης:

- Σύγκριση με την επίδοση κλασσικών μεθόδων ελέγχου ράμπας με ανατροφοδότηση
- Ενσωμάτωση μεθόδων ελέγχου πορείας για τα υψηλότερα ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας
- Ενσωμάτωση μεθόδων συνεργατικής συμβολής οχημάτων από τη ράμπα εισόδου σε φάλαγγα αυτόματων οχημάτων
- Προσομοίωση των επικοινωνιών που πραγματοποιούνται μέσω του πρωτοκόλλου επικοινωνίας V2V για την οργάνωση και τη λειτουργία της φάλαγγας οχημάτων
- Επέκταση του μοντέλου για υποστήριξη συνθέσεων κυκλοφορίας αποτελούμενης και από βαρέα οχήματα και συνεργατικά βαρέα οχήματα (Truck Platooning)

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

1	ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	1
1.1	Γενικά.....	1
1.2	Ευφυή Συστήματα Μεταφορών.....	2
1.3	Αυτόματα Οχήματα.....	5
1.3.1	Αισθητήρες και επίπεδα αυτοματοποίησης.....	5
1.3.2	Μικτή κυκλοφορία.....	7
1.3.3	Οχήματα σε φάλαγγα – Platooning.....	7
1.4	Τεχνητή νοημοσύνη στις μεταφορές.....	8
1.5	Έλεγχος ράμπας εισόδου - Ramp Metering.....	9
1.6	Μεταβλητά όρια ταχύτητας.....	10
1.7	Στόχοι διπλωματικής εργασίας.....	11
1.8	Δομή διπλωματικής εργασίας.....	12
2	ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ.....	15
2.1	Εισαγωγή.....	15
2.2	Ενισχυτική Μάθηση.....	15
2.2.1	Συμπεριφορισμός.....	15
2.2.2	Από τον συμπεριφορισμό στη μηχανική μάθηση.....	16
2.3	Κλασικός έλεγχος ράμπας εισόδου.....	17
2.4	Έλεγχος ράμπας εισόδου για κανονική κυκλοφορία με ενισχυτική μάθηση.....	19
2.5	Έλεγχος ράμπας εισόδου για αυτόματα οχήματα.....	21
2.6	Έλεγχος ράμπας εισόδου για μικτή κυκλοφορία.....	22
2.6.1	Χρήση κλασικών μεθόδων ελέγχου ράμπας.....	22
2.6.2	Χρήση σύγχρονων μεθόδων ελέγχου ράμπας.....	23
2.7	Μεταβλητά όρια ταχυτήτων.....	24
2.8	Συνδυασμός μεθόδων ελέγχου ράμπας εισόδου και μεταβλητών ορίων ταχύτητας.....	25
2.9	Συνοχή αποτελεσμάτων ανάλυσης βιβλιογραφίας.....	26
3	ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΚΗ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ.....	29
3.1	Περιγραφή της διαδικασίας.....	29
3.2	Ορισμός του προβλήματος.....	30
3.3	Οδικό περιβάλλον.....	30
3.3.1	Θεωρητικό Υπόβαθρο.....	30
3.3.2	Διαμόρφωση οδικού τμήματος.....	34
3.4	Κυκλοφοριακές συνθήκες.....	35
3.4.1	Κυκλοφοριακή ζήτηση.....	35

3.4.2	Μικτή κυκλοφορία.....	36
3.5	Φάλαγγες αυτόματων οχημάτων.....	36
3.5.1	Θεωρητικό Υπόβαθρο.....	36
3.6	Προσομοίωση.....	38
3.6.1	Θεωρητικό Υπόβαθρο.....	38
3.6.2	Επιλογή λογισμικού προσομοίωσης.....	43
3.6.3	Οργάνωση οχημάτων σε φάλαγγες.....	45
3.7	Ενισχυτική μάθηση.....	47
3.7.1	Βασικές έννοιες.....	47
3.7.2	Αλγόριθμοι ενισχυτικής μάθησης.....	50
3.7.3	Αλγόριθμος Proximal Policy Optimization.....	52
3.7.4	Επιλογή μεθόδων και παραμέτρων ενισχυτικής μάθησης.....	53
3.7.5	Παράρτημα.....	54
3.8	Αξιολόγηση.....	54
4	ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ.....	55
4.1	Εισαγωγή.....	55
4.2	Δημιουργία οδικού περιβάλλοντος.....	55
4.3	Κυκλοφοριακά σενάρια.....	60
4.3.1	Τύποι οχημάτων.....	60
4.3.2	Κυκλοφοριακός Φόρτος.....	62
4.4	Παράμετροι προσομοίωσης.....	65
4.4.1	Γενική παραμετροποίηση.....	65
4.4.2	Παραμετροποίηση του simpla.....	67
4.5	Χαρακτηριστικά λογισμικού SUMO.....	71
4.5.1	Το TraCI API του λογισμικού SUMO.....	72
4.5.2	Το Libsumo API του λογισμικού SUMO.....	76
4.5.3	Σύγκριση και επιλογή API.....	76
4.6	Χαρακτηριστικά αλγορίθμου simpla.....	77
4.6.1	Δομή αλγορίθμου.....	77
4.6.2	Ενσωμάτωση simpla στον αλγόριθμο.....	78
4.6.3	Προσαρμογές που πραγματοποιήθηκαν.....	79
4.6.4	Εντοπισμός προβλήματος στο simpla.....	80
4.7	Επιλογές ενισχυτικής μάθησης.....	81
4.7.1	Κατάσταση του περιβάλλοντος.....	81
4.7.2	Ενέργειες του περιβάλλοντος.....	83
4.7.3	Επιβράβευση του περιβάλλοντος.....	83
4.8	Δημιουργία περιβάλλοντος ελέγχου προσομοίωσης.....	85
4.8.1	Δομή και Χαρακτηριστικά περιβάλλοντος ελέγχου.....	85
4.8.2	Συμπερίληψη κλάσης gym.....	86

4.8.3	Τρόπος λειτουργίας περιβάλλοντος.....	86
4.8.4	Παρεμβάσεις στην προσομοίωση	86
4.9	Δημιουργία περιβάλλοντος ενισχυτικής μάθησης.....	87
4.10	Υπολογιστικά συστήματα υλοποίησης	88
4.11	Εντοπισμός προβλήματος στο SUMO.....	89
5	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ	91
5.1	Επισκόπηση διαδικασίας εκπαίδευσης μοντέλου	91
5.2	Περιβάλλον αξιολόγησης	92
5.2.1	Δομή περιβάλλοντος	92
5.2.2	Προετοιμασία περιβάλλοντος προσομοίωσης και ελέγχου	93
5.2.3	Διαδικασία αξιολόγησης.....	93
5.3	Παρουσίαση αποτελεσμάτων.....	96
5.4	Σύνοψη αποτελεσμάτων	120
6	ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ – ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ	123
6.1	Εισαγωγή	123
6.2	Βασικά Συμπεράσματα.....	124
6.3	Προτάσεις για περαιτέρω έρευνα.....	125
7	ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	127

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1-1: Ευφυή Συστήματα Μεταφορών (α) Πινακίδα Μεταβλητών Μηνυμάτων (Wikimedia (Adl252), 2020) (β) Φωρατές (Wikimedia (Šjů), 2010)	2
Εικόνα 1-2: Πιλοτική υλοποίηση ITS στην Ελλάδα (α) Ενημέρωση για συμφόρηση (β) Τηλεματική Πινακίδων Μεταβλητών Πληροφοριών (Σχολή Πολιτικών Μηχανικών ΕΜΠ, 1998)	3
Εικόνα 1-3: Πινακίδες μεταβλητών ορίων ταχύτητας στις Η.Π.Α. (WSDOT)	10
Εικόνα 1-4: Μεταβλητά όρια ταχύτητας στην Ελλάδα λόγω κλειστής λωρίδας (Google Street View, 2019).....	11
Εικόνα 3-1: Περιβάλλον διεπαφής χρήστη του λογισμικού προσομοίωσης SUMO	45
Εικόνα 4-1: Το τελικό δίκτυο στο πρόγραμμα NETEDIT	58
Εικόνα 4-2: Περιβάλλον sumo-gui.....	72
Εικόνα 4-3: Κατάληψη Brutto	89

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ

Διάγραμμα 1-1: Χαμένες ώρες σε συμφόρηση ανά έτος και οδηγό στις Η.Π.Α (Schrank et al., 2021).....	2
Διάγραμμα 1-2: Διαχείριση πληροφοριών στα έξυπνα συστήματα μεταφορών	4
Διάγραμμα 1-3: Ροή πληροφοριών στα ευφυή συνεργατικά συστήματα μεταφορών	5
Διάγραμμα 1-4: Αισθητήρες αυτόματου οχήματος [προσαρμογή από (Yeong et al., 2021)]	5
Διάγραμμα 1-5: Δομή οχημάτων σε φάλαγγα - Platoon.....	8
Διάγραμμα 1-6: Ορισμός της μηχανικής μάθησης	8
Διάγραμμα 1-7: Διάταξη και ρόλος φωρατών σε σύστημα ελέγχου ράμπας εισόδου	10
Διάγραμμα 1-8: Δομή κεφαλαίων Διπλωματικής Εργασίας.....	13
Διάγραμμα 2-1: Πλαίσιο περιβάλλοντος ενισχυτικής μάθησης.....	17
Διάγραμμα 2-2: Στρατηγική τοπικού ελέγχου ALINEA	18
Διάγραμμα 2-3: Διάγραμμα φόρτου-κατάληψης [προσαρμογή από (Φραντζεσκάκης et al., 2009)]	19
Διάγραμμα 2-4: Περιοχή πλέξης με ράμπα εισόδου και ράμπα εξόδου	21
Διάγραμμα 2-5: Χρονικά μεταβαλλόμενο θεμελιώδες διάγραμμα Κατάληψης Φόρτου (Shang et al., 2023)	23
Διάγραμμα 2-6: Επίδραση μεταβλητών ορίων ταχύτητας στο θεμελιώδες διάγραμμα Πυκνότητας-Φόρτου (Vrbanić et al., 2021)	24
Διάγραμμα 3-1: Διάγραμμα ροής εργασιών	29

Διάγραμμα 3-2: Παράμετροι προβλήματος	30
Διάγραμμα 3-3: Μήκος πλέξης σε τμήμα πλέξης τύπου A	31
Διάγραμμα 3-4: Διάγραμμα πλέξης	32
Διάγραμμα 3-5: Διάγραμμα πλέξης για τον υπολογισμό της ΣτΕ.....	35
Διάγραμμα 3-6: Σχηματισμός φάλαγγας σε περιοχή πλέξης.....	38
Διάγραμμα 3-7: Αλλαγή μεταξύ ACC,CACC,Οδήγησης [προσαρμογή από (Xiao et al., 2018) ...	40
Διάγραμμα 3-8: Διάγραμμα ροής ελεγκτή CACC.....	41
Διάγραμμα 3-9: Διαδικασία λήψης απόφασης αλλαγής λωρίδας	42
Διάγραμμα 3-10: Διαγράμματα back-up για (α) συνάρτηση αξίας πολιτικής, (β) συνάρτηση αξίας-ενέργειας πολιτικής	50
Διάγραμμα 3-11: Αλγόριθμοι ενισχυτικής μάθησης (Achiam, 2018).....	52
Διάγραμμα 4-1: Σχηματική αναπαράσταση οδικού τμήματος	57
Διάγραμμα 4-2: Συμβολοσειρά ρύθμισης φάσεων	57
Διάγραμμα 4-3: Χωροθέτηση φωρατών στο δίκτυο	60
Διάγραμμα 4-4: Κενό μεταξύ δύο οχημάτων.....	61
Διάγραμμα 4-5: Κινήσεις στο τμήμα πλέξης	63
Διάγραμμα 4-6: Κατανομή της ζήτησης κατά την ώρα αιχμής στον αυτοκινητόδρομο (vfreeway)	63
Διάγραμμα 4-7: Κατανομή της ζήτησης κατά την ώρα αιχμής στη ράμπα εισόδου (von – ramp)	63
Διάγραμμα 4-8: Κατανομή της ζήτησης κατά την ώρα αιχμής στη ράμπα εξόδου (voff – ramp)	63
Διάγραμμα 4-9: Πρωτόκολλο επικοινωνίας TCP για TraCI Client/Server	73
Διάγραμμα 4-10: Δομή και ιεραρχία κλάσεων στο simpla.....	77
Διάγραμμα 4-11: Bug στο simpla.....	80
Διάγραμμα 4-12: Αλληλεπίδραση περιβάλλοντος ελέγχου με το περιβάλλον προσομοίωσης ...	85
Διάγραμμα 5-1: Μέση επεισοδιακή επιβράβευση μοντέλου	92
Διάγραμμα 5-2: Διασύνδεση περιβάλλοντος αξιολόγησης.....	92
Διάγραμμα 5-3: Αλγόριθμος αξιολόγησης μοντέλου	95
Διάγραμμα 5-4: Συνολικός χρόνος διαδρομής ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (SI).....	97
Διάγραμμα 5-5: Συνολικός χρόνος που σπαταλήθηκε ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (SI)	97
Διάγραμμα 5-6: Μέση ταχύτητα στο δίκτυο ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (SI)	98
Διάγραμμα 5-7: Μέσος χαμένος χρόνος ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (SI)	98

Διάγραμμα 5-8: Μέση ταχύτητα στη βοηθητική λωρίδα ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S1)	99
Διάγραμμα 5-9: Μέση ταχύτητα στη δεξιότερη λωρίδα ελ. λεωφ. ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων	99
Διάγραμμα 5-10: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 20% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S1)	100
Διάγραμμα 5-11: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 40% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S1).....	100
Διάγραμμα 5-12: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 60% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S1)	100
Διάγραμμα 5-13: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 80% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S1)	101
Διάγραμμα 5-14: Συγκεντρωτικό διάγραμμα ουράς στη ράμπα εισόδου για επεισόδιο προσομοίωσης και διαφορετικές συνθέσεις στην κυκλοφορία (S1).....	101
Διάγραμμα 5-15: Συνολικός χρόνος διαδρομής ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S2)	103
Διάγραμμα 5-16: Συνολικός χρόνος που σπαταλήθηκε ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S2).....	103
Διάγραμμα 5-17: Μέση ταχύτητα στο δίκτυο ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S2)	103
Διάγραμμα 5-18: Μέσος χαμένος χρόνος ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S2).104	
Διάγραμμα 5-19: Μέση ταχύτητα στη βοηθητική λωρίδα ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S2).....	104
Διάγραμμα 5-20: Μέση ταχύτητα στη δεξιότερη λωρίδα ελ. λεωφ. ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S2)	105
Διάγραμμα 5-21: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 20% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S2).....	105
Διάγραμμα 5-22: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 40% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S2)	106
Διάγραμμα 5-23: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 60% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S2).....	106
Διάγραμμα 5-24: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 80% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S2)	107
Διάγραμμα 5-25: Συγκεντρωτικό διάγραμμα ουράς στη ράμπα εισόδου για επεισόδιο προσομοίωσης και διαφορετικές συνθέσεις στην κυκλοφορία (S2)	107
Διάγραμμα 5-26: Συνολικός χρόνος διαδρομής ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S3)	109
Διάγραμμα 5-27: Συνολικός χρόνος που σπαταλήθηκε ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S3).....	109
Διάγραμμα 5-28: Μέση ταχύτητα στο δίκτυο ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S3)	109

Διάγραμμα 5-29: Μέσος χαμένος χρόνος ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S3) .	110
Διάγραμμα 5-30: Μέση ταχύτητα στη βοηθητική λωρίδα ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S3).....	110
Διάγραμμα 5-31: Μέση ταχύτητα στη δεξιότερη λωρίδα ελ. λεωφ. ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S3).....	111
Διάγραμμα 5-32: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 20% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S3).....	111
Διάγραμμα 5-33: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 40% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S3).....	112
Διάγραμμα 5-34: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 60% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S3).....	112
Διάγραμμα 5-35: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 80% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S3).....	113
Διάγραμμα 5-36: Συγκεντρωτικό διάγραμμα ουράς στη ράμπα εισόδου για επεισόδιο προσομοίωσης και διαφορετικές συνθέσεις στην κυκλοφορία (S3)	113
Διάγραμμα 5-37: Συνολικός χρόνος διαδρομής ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S4)	115
Διάγραμμα 5-38: Συνολικός χρόνος που σπαταλήθηκε ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S4).....	115
Διάγραμμα 5-39: Μέση ταχύτητα στο δίκτυο ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S4)	116
Διάγραμμα 5-40: Μέσος χαμένος χρόνος ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S4) ..	116
Διάγραμμα 5-41: Μέση ταχύτητα στη βοηθητική λωρίδα ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S4).....	117
Διάγραμμα 5-42: Μέση ταχύτητα στη δεξιότερη λωρίδα ελ. λεωφ. ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S4)	117
Διάγραμμα 5-43: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 20% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S4)	118
Διάγραμμα 5-44: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 40% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S4)	118
Διάγραμμα 5-45: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 60% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S4)	119
Διάγραμμα 5-46: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 80% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S4)	119
Διάγραμμα 5-47: Συγκεντρωτικό διάγραμμα ουράς στη ράμπα εισόδου για επεισόδιο προσομοίωσης και διαφορετικές συνθέσεις στην κυκλοφορία (S4)	119

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ

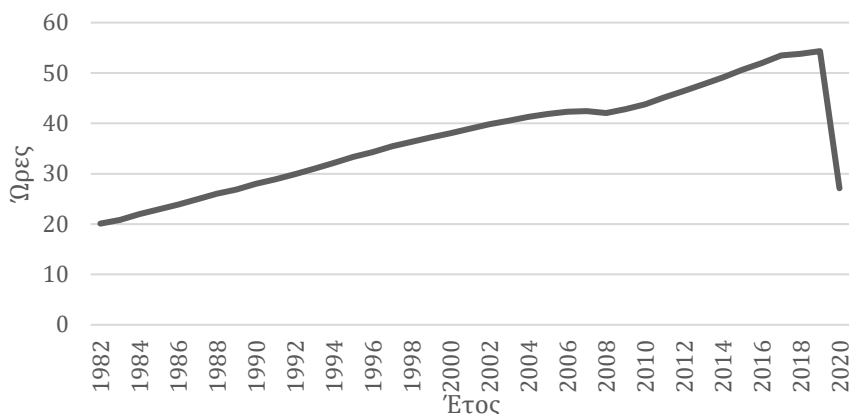
Πίνακας 1-1: Χαρακτηριστικά επιπέδων αυτόματων οχημάτων	6
Πίνακας 2-1: Συγκεντρωτικός πίνακας βιβλιογραφίας.....	27
Πίνακας 3-1: Τιμές σταθερών προσαρμογής για τον υπολογισμό του συντελεστή Wi	33
Πίνακας 3-2: Υπολογισμός $NW, Nw(max)$	34
Πίνακας 3-3: Αντιστοίχιση πυκνότητας με στάθμη εξυπηρέτησης περιοχής πλέξης	34
Πίνακας 3-4: Φόρτοι σε τμήμα πλέξης από βιβλιογραφία	35
Πίνακας 3-5: Αποτελέσματα υπολογισμού ΣτΕ για την περιοχή πλέξης.....	35
Πίνακας 4-1: Αντιστοίχιση χαρακτήρα και ένδειξη σηματοδότη.....	57
Πίνακας 4-2: Παράμετροι ευαισθησίας κινήτρων μοντέλου LC20B.....	61
Πίνακας 4-3: Παράμετροι προσομοίωσης για διάφορους τύπους οχημάτων.....	62
Πίνακας 4-4: Σενάρια κυκλοφορίας	64
Πίνακας 4-5: Αρχεία προσομοίωσης	65
Πίνακας 4-6: Γενικοί παράμετροι προσομοίωσης	65
Πίνακας 4-7: Παράμετροι <i>simpla</i>	71
Πίνακας 4-8: Τομείς συναρτήσεων TraCI.....	74
Πίνακας 4-9: Βασικές εντολές TraCI	74
Πίνακας 4-10: Βασικές συναρτήσεις διαχείρισης <i>simpla</i>	78
Πίνακας 4-11: Μετατροπή μεταβλητών συνδρομής σε συναρτήσεις TraCI/Libsumo.....	79
Πίνακας 4-12: Παράμετροι λόγω προετοιμασίας για περιβάλλον προσομοίωσης	86
Πίνακας 4-13: Παράμετροι αλγορίθμου PPO.....	88
Πίνακας 5-1: Κυκλοφοριακά σενάρια αξιολόγησης μοντέλου.....	93
Πίνακας 5-2: Σύνολο μετρικών που χρησιμοποιούνται κατά τη διαδικασία αξιολόγησης του μοντέλου	94
Πίνακας 5-3: Στατιστικά στοιχεία προσομοίωσης (S1)	96
Πίνακας 5-4: Στατιστικά στοιχεία προσομοίωσης (S2).....	102
Πίνακας 5-5: Στατιστικά στοιχεία προσομοίωσης (S3)	108
Πίνακας 5-6: Στατιστικά στοιχεία προσομοίωσης (S4).....	114
Πίνακας 5-7: Μεταβολή λόγω ελέγχου στα οχήματα που εισήλθαν επιτυχώς στο δίκτυο.....	120
Πίνακας 5-8: Μεταβολή λόγω ελέγχου στον συνολικό χρόνο διαδρομής (TTT)	120
Πίνακας 5-9: Μεταβολή λόγω ελέγχου στη μέση ταχύτητα οχημάτων	120

1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 Γενικά

Οι μεταφορές έχουν διαχρονικά πρωταγωνιστικό ρόλο στην κάλυψη βασικών αναγκών του ανθρώπου και αποτελούν καταλύτη για την εξέλιξη του. Σε γενικότερο πλαίσιο, είναι απαραίτητες για την ευημερία και την ανάπτυξη μιας κοινωνίας, την τόνωση της ανταγωνιστικότητας και της ανάπτυξής της. Οι μεταφορές ανθρώπων ή/και αγαθών μπορούν να κατηγοριοποιηθούν ανάλογα με το μέσο που διενεργούνται, σε επίγειες, θαλάσσιες και εναέριες. Σύμφωνα με την Ευρωπαϊκή Στατιστική Υπηρεσία, την τετραετία 2017-2020, το 92.8% των επιβατικών επίγειων μεταφορών στην Ε.Ε. πραγματοποιήθηκε με μηχανοκίνητα οχήματα, που αποτελούν το βασικό μέσο μετακίνησης (Eurostat et al., 2023).

Οι ανάγκες για μετακινήσεις πολλαπλασιάζονται μέρα με τη μέρα, αφού είναι άρρηκτα συνδεδεμένες με τον αυξανόμενο ρυθμό ανάπτυξης της σύγχρονης κοινωνίας. Μάλιστα, στην Ευρωπαϊκή Ένωση, τα ταξινομημένα οχήματα έχουν αυξηθεί κατά 8.6% μεταξύ των ετών 2016-2021 και πλέον αγγίζουν τα 253 εκατομμύρια (Eurostat, 2023). Αυτή η έκταση της ανάγκης για μετακινήσεις με μηχανοκίνητα μέσα, δεν είχε προβλεφθεί κατά τον σχεδιασμό των αστικών περιοχών τους περασμένους αιώνες. Ως αποτέλεσμα, σε πολλές πόλεις το οδικό δίκτυο κρίνεται ανεπαρκές για την ανάληψη της κυκλοφοριακής ζήτησης και επομένως εμφανίζονται ολοένα συχνότερα και ισχυρότερα φαινόμενα κορεσμού σε αυτό. Η αρνητική επιρροή του κορεσμού – ή της συμφόρησης – στον άνθρωπο, στο περιβάλλον και στην οικονομία είναι σημαντική. Η αύξηση του χρόνου μετακίνησης επηρεάζει τον ελεύθερο χρόνο του ανθρώπου, το κόστος μετακίνησης, την ατμοσφαιρική ρύπανση και τον θόρυβο στο αστικό περιβάλλον. Τα ιστορικά δεδομένα του ετήσιου χαμένου χρόνου σε συμφόρηση ανά οδηγό στις Η.Π.Α. μεταξύ των ετών 1982-2020, που παρουσιάζονται στο **Διάγραμμα 1-1**, αναδεικνύουν την έκταση του προβλήματος καθώς και την επιρροή της πανδημίας COVID-19 σε αυτό, κατά το έτος 2020. Σύμφωνα με έκθεση αξιολόγησης για την παγκόσμια κυκλοφορία, κατά το έτος 2022, στις Η.Π.Α. ο αθροιστικά χαμένος χρόνος σε συμφόρηση ανά έτος είναι 4.8 δις. ώρες και κοστολογείται συνολικά στα 81 δις. δολάρια (Pishue, 2023).



Διάγραμμα 1-1: Χαμένες ώρες σε συμφόρηση ανά έτος και οδηγό στις Η.Π.Α (Schrank et al., 2021)

Η ασφαλής και αποδοτική διαχείριση της κυκλοφορίας στο πλαίσιο της ολοένα αυξανόμενης ζήτησης αποτελεί πρωταρχικό μέλημα της κυκλοφοριακής τεχνικής. Όμως, η συνεχώς μεταβαλλόμενη δυναμική των μεταφορών σημαίνει πως οι πολιτικές και τα εργαλεία που σχεδιάζονται και εφαρμόζονται πρέπει να είναι ευέλικτα, ώστε να αποδίδουν βέλτιστα σε κάθε περίπτωση. Για τον λόγο αυτό, η έρευνα, η καινοτομία στον τομέα των μεταφορών και εν τέλει η εφαρμογή των αποτελεσμάτων τους υποστηρίζεται στρατηγικά σε κεντρικό επίπεδο από κράτη, ενώσεις κρατών και διεθνείς οργανισμούς (π.χ. Ευρωπαϊκή Ένωση, Η.Π.Α., Ην. Βασίλειο). Επιπλέον, η έρευνα υποστηρίζεται από τους διαχειριστές των οδικών δικτύων μέσω της διάθεσης κυκλοφοριακών δεδομένων από αυτό, τα οποία αξιοποιούνται για την αξιολόγηση και τη συνεχή βελτίωση των πολιτικών που εφαρμόζονται.

1.2 Ευφυή Συστήματα Μεταφορών

Ένας τρόπος διαχείρισης κυκλοφορίας είναι η εφαρμογή «έξυπνων» ηλεκτρονικών συστημάτων που ονομάζονται Ευφυή Συστήματα Μεταφορών (Intelligent Transportation Systems, ITS). Τα συστήματα αυτά εντάσσονται στο γενικότερο πλαίσιο των Τεχνολογιών Πληροφοριών και Επικοινωνιών (Information Communication Technologies, ICT) και σύμφωνα με την Οδηγία 2010/40/ΕΕ του Ευρωπαϊκού Κοινοβουλίου (2010), συνδυάζουν τεχνολογίες των τηλεπικοινωνιών και της πληροφορικής στις μεταφορές, με στόχο τη βελτίωση της ασφάλειας, τη διαχείριση της κυκλοφορίας και τη συλλογή κυκλοφοριακών δεδομένων.



(α)



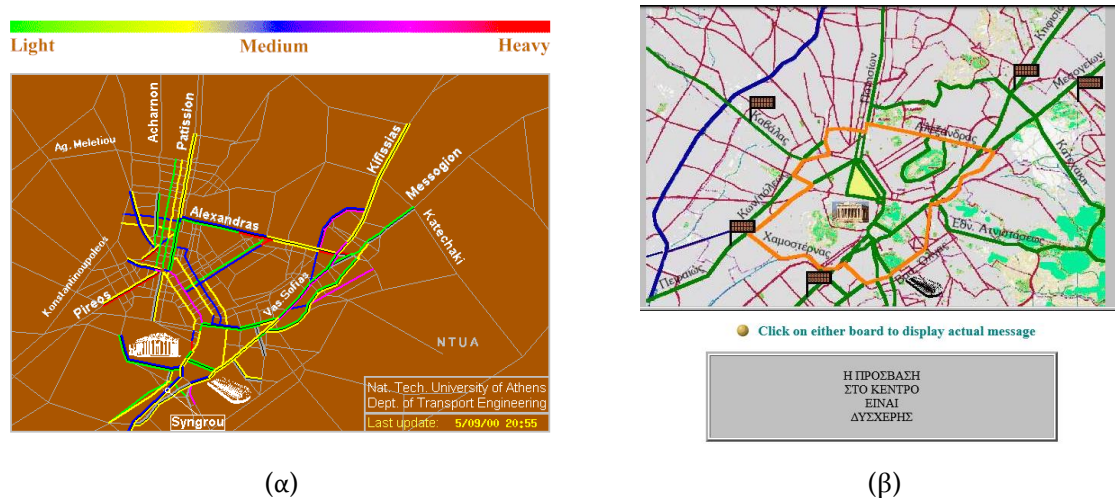
(β)

Εικόνα 1-1: Ευφυή Συστήματα Μεταφορών (α) Πινακίδα Μεταβλητών Μηνυμάτων (Wikimedia (Adl252), 2020) (β) Φωρατές (Wikimedia (Šjů), 2010)

Η έννοια των ITS δεν είναι νέα. Στις Ηνωμένες Πολιτείες της Αμερικής τα πρώτα συστήματα εφαρμόστηκαν τη δεκαετία μεταξύ 1970-1980 και πολλά από αυτά εξακολουθούν να εφαρμόζονται και σήμερα (US Department of Transport, 2021). Χαρακτηριστικό παράδειγμα

αποτελούν οι πινακίδες μεταβλητών μηνυμάτων (Variable Message Signs, VMS) για παροχή πληροφοριών και προειδοποιήσεων στους οδηγούς και οι επαγωγικοί βρόγχοι ή φωρατές (Loop Detectors) για ανίχνευση διερχόμενων οχημάτων ή/και για έλεγχο σηματοδότησης επενεργούμενης από την κυκλοφορία (Traffic Actuated).

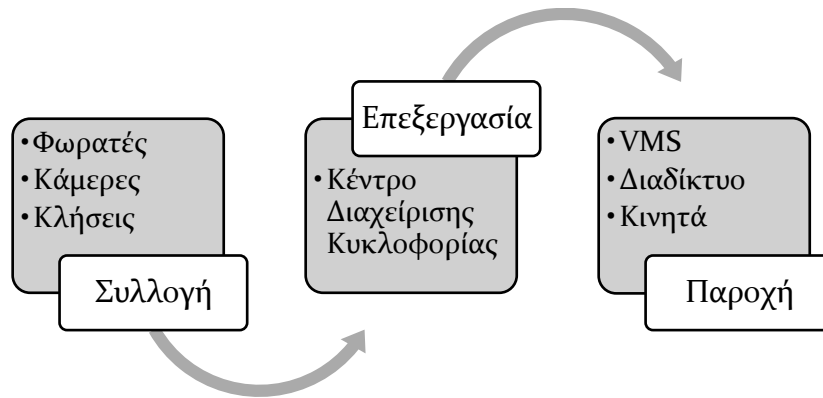
Στην Ευρώπη, η υλοποίηση των ITS ξεκίνησε περίπου μια δεκαετία αργότερα, στο πλαίσιο των έργων Dedicated Road Infrastructure for Vehicle Safety in Europe (DRIVE) και Integrated Road Transport Environment (IRTE). Η Ελλάδα συμμετείχε σε αυτά τα έργα, με την εγκατάσταση πινακίδων μεταβλητών μηνυμάτων, την εγκατάσταση φωρατών και τη δημιουργία διαδικτυακής εφαρμογής ενημέρωσης πραγματικού χρόνου για τη συμφόρηση και για τα μηνύματα στις πινακίδες μεταβλητών πληροφοριών σε κεντρικές οδούς της Αθήνας με την υποστήριξη του εργαστηρίου Σιδηροδρομικής και Μεταφορών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου από το 1996.



Εικόνα 1-2: Πιλοτική υλοποίηση ITS στην Ελλάδα (α) Ενημέρωση για συμφόρηση (β) Τηλεματική Πινακίδων Μεταβλητών Πληροφοριών (Σχολή Πολιτικών Μηχανικών ΕΜΠ, 1998)

Σήμερα, στην Ελλάδα οι αυτοκινητόδρομοι διαθέτουν Κέντρο Διαχείρισης Κυκλοφορίας (ΚΔΚ), συστήματα CCTV για εποπτεία της κυκλοφορίας (συνήθως σε συγκεκριμένα σημεία), πινακίδες μεταβλητών μηνυμάτων (Variable Message Signs, VMS), πινακίδες μεταβλητών ορίων ταχύτητας (Variable Speed Limit Signs, VSLS), πινακίδες ελέγχου λωρίδας (Lane Control Signs, LCS) και φωρατές. Ακόμα διαθέτουν σύστημα διαχείρισης συμβάντων, για τον άμεσο συντονισμό των ενεργειών και την αποτροπή ατυχημάτων ή/και κυκλοφοριακών προβλημάτων. Αντίστοιχα, από το 2004 λειτουργεί στην Αθήνα Κέντρο Διαχείρισης Κυκλοφορίας με βασικό σκοπό τη βελτιστοποίηση των κυκλοφοριακών συνθηκών και της ασφάλειας του αστικού οδικού δικτύου μέσω της γρήγορης απόκρισης στα συμβάντα, της ενημέρωσης των οδηγών για τις επικρατούσες κυκλοφοριακές συνθήκες και των παρεμβάσεων στη φωτεινή σηματοδότηση.

Γενικά, οι πληροφορίες στα έως τώρα ITS ακολουθούν μια κατευθυνόμενη διαδικασία τριών βημάτων (Συλλογή, Επεξεργασία, Παροχή) όπως φαίνεται στο **Διάγραμμα 1-2** (C-ITS Korea, n.d.).



Διάγραμμα I-2: Διαχείριση πληροφοριών στα έξυπνα συστήματα μεταφορών

Είναι φανερό πως παρά την αποδεδειγμένη χρησιμότητα των ITS στη διαχείριση της κυκλοφορίας, η διαδικασία συλλογής και παροχής πληροφοριών είναι χρονοβόρα, ενώ η δυνατότητα παροχής ενημέρωσης στους οδηγούς είναι περιορισμένη, λόγω της αραιής τοποθέτησης των Πινακίδων Μεταβλητών Μηνυμάτων. Για τον λόγο αυτό, την πρώτη δεκαετία του 21^{ου} αιώνα, η έρευνα για τα ITS στράφηκε προς τη διασύνδεση οχήματος και υποδομής, αλλά και των οχημάτων μεταξύ τους, αξιοποιώντας τη συνδεσιμότητα (connectivity), δηλαδή υποδομές που καθιστούν δυνατή τη σύνδεση στο διαδίκτυο και εντάσσονται στο πλαίσιο του Διαδικτύου των Πραγμάτων (Internet of Things). Τα εξελιγμένα συστήματα αυτά ονομάζονται Ευφυή Συνεργατικά Συστήματα Μεταφορών (Cooperative Intelligent Transportation Systems, C-ITS) και δίνουν τη δυνατότητα στους χρήστες και στους διαχειριστές ενός οδικού δικτύου να ανταλλάσσουν πληροφορίες και να συντονίζουν τις ενέργειες τους σε πραγματικό χρόνο, εκμεταλλευόμενοι τα ασύρματα δίκτυα υψηλών ταχυτήτων 5ης γενιάς (5G). Για τον λόγο αυτό, τα C-ITS αναμένεται να ενισχύσουν σημαντικά την οδική ασφάλεια, την αποδοτικότητα του οδικού δικτύου και την άνετη οδήγηση.

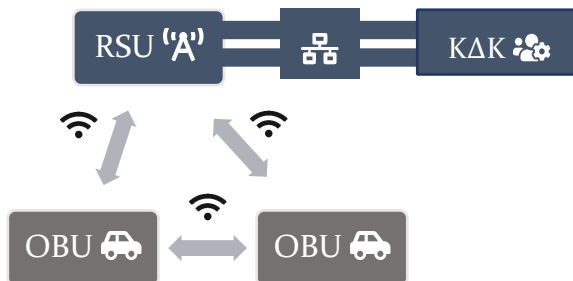
Η βασική διαφορά των ITS από τα C-ITS είναι η νοοτροπία ανάπτυξής τους. Τα ITS αποτελούν συστήματα σχεδιασμένα με βάση τη διαχείριση της κυκλοφορίας, ενώ τα C-ITS σχεδιάζονται με βάση την οδική ασφάλεια.

Η ραχοκοκαλιά των Συνεργατικών Συστημάτων Ευφυών Μεταφορών είναι η εγκατεστημένη συσκευή επικοινωνίας στο όχημα (On-Board Unit – OBU) και το συνεργατικό σύστημα επικοινωνίας που χρησιμοποιούν, το οποίο ακολουθεί ένα ή περισσότερα από τα παρακάτω πρότυπα επικοινωνίας:

1. **V2V (Vehicle-to-Vehicle, Όχημα σε Όχημα):** Απ' ευθείας ανταλλαγή δεδομένων μεταξύ δύο οχημάτων σε ακτίνα 300 m. Προορίζεται κυρίως για αποφυγή συγκρούσεων, και η Εθνική Υπηρεσία Οδικής Ασφάλειας των Αυτοκινητοδρόμων των ΗΠΑ εκτιμά πως με την πλήρη εφαρμογή του στις Η.Π.Α., μπορούν να αποτραπούν περίπου 615,000 ατυχήματα και να σωθούν περίπου 1,400 ζωές ανά έτος ([National Highway Traffic Safety Administration, 2014](#)).
2. **V2I (Vehicle-to-Infrastructure, Όχημα σε Υποδομή):** Ανταλλαγή δεδομένων μεταξύ των οχημάτων στο οδικό δίκτυο και της υποδομής με χρήση κατάλληλων συσκευών εγκατεστημένων στα πλαϊνά ερείσματα της οδού (Roadside Units – RSUs). Προορίζεται για την ενίσχυση της ασφάλειας και τη βελτίωση της διαχείρισης της κυκλοφορίας μέσω της παροχής πληροφοριών σε ζωντανό χρόνο για τις συνθήκες που επικρατούν στην υποδομή.
3. **V2P (Vehicle-to-pedestrian, Όχημα σε Πεζό):** Παροχή δεδομένων στους οδηγούς σχετικά με τους ευάλωτους χρήστες της οδού.
4. **V2X (Vehicle-to-everything, Όχημα προς τα πάντα):** Ανταλλαγή δεδομένων μεταξύ του οχήματος και οποιασδήποτε άλλης οντότητας μπορεί να επηρεάσει ή να επηρεαστεί

από το όχημα. Περιλαμβάνει όλες τις παραπάνω μεθόδους επικοινωνίας και είναι προϋπόθεση για την πλήρη λειτουργία των αυτόματων οχημάτων.

Με τη χρήση των ευφών συνεργατικών συστημάτων, η ροή της πληροφορίας είναι αμφίδρομη και η δυνατότητα αντίδρασης των διαχειριστών σε συμβάντα, άμεση, όπως φαίνεται στο **Διάγραμμα 1-3** (C-ITS Korea, n.d.).

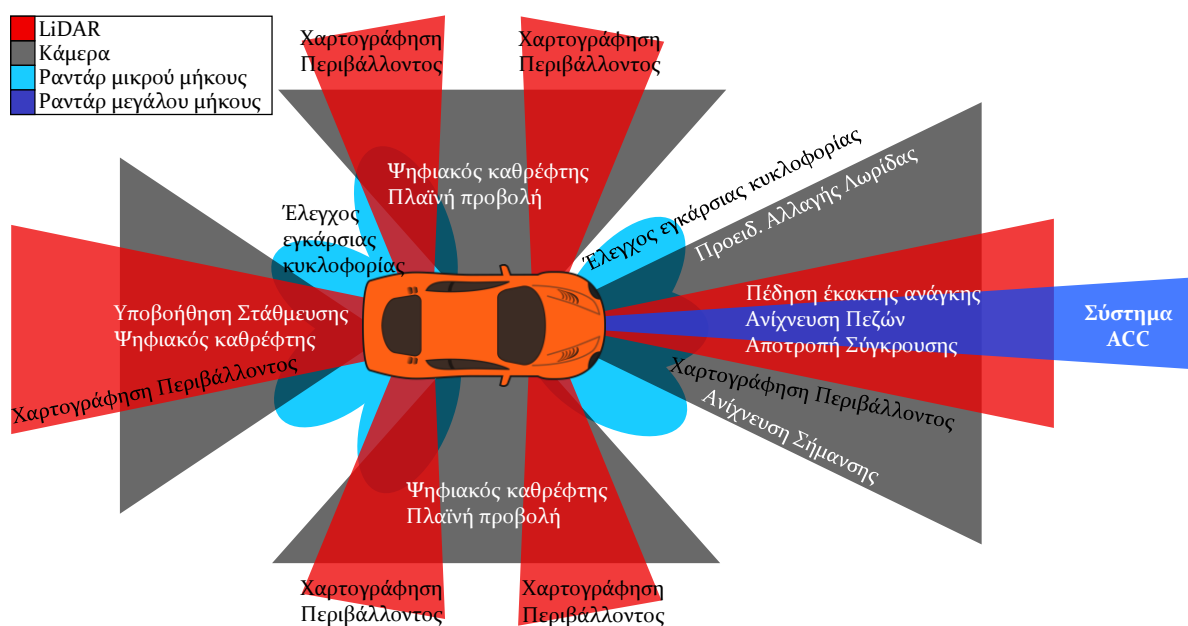


Διάγραμμα 1-3: Ροή πληροφοριών στα ευφυή συνεργατικά συστήματα μεταφορών

1.3 Αυτόματα Οχήματα

1.3.1 Αισθητήρες και επίπεδα αυτοματοποίησης

Η συνδεσιμότητα και ειδικότερα τα Ευφυή Συνεργατικά Συστήματα Μεταφορών έχουν ως απώτερο στόχο την υποστήριξη αυτόματων (ή αυτόνομων) οχημάτων, δηλαδή οχημάτων που εμπεριέχουν αυτοματοποιημένο σύστημα οδήγησης. Μέσω αισθητήρων και υπολογιστικών συστημάτων είναι ικανά να ανιχνεύουν το οδικό περιβάλλον και να πλοηγούνται σε αυτό με ασφάλεια χωρίς ανθρώπινη βοήθεια. Ο αριθμός και το είδος των αισθητήρων αυτών διαφοροποιείται ανά επίπεδο αυτοματοποίησης του οχήματος. Το πλήρως αυτοματοποιημένο όχημα περιέχει αισθητήρες GPS, LiDAR, Radar, υπερήχους και κάμερες, οι οποίοι εστιάζουν σε διαφορετικές περιοχές γύρω από το όχημα, όπως παρουσιάζεται στο **Διάγραμμα 1-4**.



Διάγραμμα 1-4: Αισθητήρες αυτόματου οχήματος [προσαρμογή από (Yeong et al., 2021)]

Τα αυτόματα οχήματα χωρίζονται σε πέντε (5) κατηγορίες (και μία επιπλέον για τα μη αυτόματα) σύμφωνα με το πρότυπο J3016 (SAE International, 2021), με βασικό κριτήριο το επίπεδο αυτοματοποίησης τους (Πίνακας 1-1):

- **Επίπεδο 0:** Δεν υπάρχει κανένα είδος αυτοματοποίησης και ο οδηγός είναι υπεύθυνος για την πλήρη λειτουργία του οχήματος. Παρόλα αυτά δύναται να υπάρχουν υποστηρικτικές λειτουργίες όπως παροχή προειδοποιήσεων και στιγμιαία καθοδήγηση.
- **Επίπεδο 1:** Ο οδηγός έχει τον έλεγχο του οχήματος. Στο όχημα υπάρχουν συστήματα υποβοήθησης της οδήγησης, είτε για διατήρηση του οχήματος στο κέντρο της λωρίδας (Lane Centering – LC) είτε για διατήρηση ασφαλούς απόστασης από το προπορευόμενο όχημα (Adaptive Cruise Control – ACC).
- **Επίπεδο 2:** Ο οδηγός έχει τον έλεγχο του οχήματος. Στο όχημα υπάρχουν συστήματα υποβοήθησης της οδήγησης, για διατήρηση του οχήματος στο κέντρο της λωρίδας (Lane Centering – LC) και ταυτόχρονα για διατήρηση ασφαλούς απόστασης από το προπορευόμενο όχημα (Adaptive Cruise Control – ACC).
- **Επίπεδο 3:** Το όχημα έχει τη δυνατότητα πλήρους αυτόματης οδήγησης, υπό ορισμένες συνθήκες (π.χ. καλές καιρικές συνθήκες) με την απαίτηση επέμβασης του οδηγού αν του ζητηθεί.
- **Επίπεδο 4:** Το όχημα έχει τη δυνατότητα πλήρους αυτόματης οδήγησης, υπό ορισμένες συνθήκες (π.χ. καλές καιρικές συνθήκες) χωρίς τη βοήθεια του οδηγού.
- **Επίπεδο 5:** Το όχημα έχει τη δυνατότητα πλήρους αυτόματης οδήγησης σε όλες τις περιπτώσεις.

Πίνακας 1-1: Χαρακτηριστικά επιπέδων αυτόματων οχημάτων

	Επίπεδο 0	Επίπεδο 1	Επίπεδο 2	Επίπεδο 3	Επίπεδο 4	Επίπεδο 5
Αρμόδιος για χειρισμό οχήματος	Άνθρωπος			Όχημα Άνθρωπος	Όχημα	
Κατηγορία Συστημάτων	Υποστηρικτικά συστήματα			Αυτοματοποιημένης οδήγησης		
Σκοπός Συστημάτων	Παροχή προειδοποιήσεων και στιγμιαίας βοήθειας	Παροχή υποστήριξης στον έλεγχο κατεύθυνσης ή ταχύτητας	Παροχή υποστήριξης στον έλεγχο κατεύθυνσης και ταχύτητας	Πλήρης αυτόνομη οδήγηση σε ορισμένες συνθήκες		Πλήρης αυτόνομη οδήγηση

Η διαδικασία ανάπτυξης των αυτόματων οχημάτων και η δημιουργία νομικών πλαισίων για τη λειτουργία τους είναι σε εξέλιξη στα ανεπτυγμένα κράτη. Πιο συγκεκριμένα, κατά τη διάρκεια συγγραφής της εργασίας:

- Υπάρχουν διαθέσιμα στην αγορά πληθώρα οχημάτων με επίπεδο αυτοματοποίησης 1 ή 2.
- Η Γερμανική αυτοκινητοβιομηχανία Mercedes-Benz διαθέτει στην αγορά το μοναδικό πιστοποιημένο σύστημα αυτόματης οδήγησης επιπέδου 3 (στη Γερμανία και στις Η.Π.Α.).
- Σε ορισμένες πολιτείες των Η.Π.Α. λειτουργούν αυτόματα ταξί (Cruise, Waymo) με επίπεδο αυτοματοποίησης 4, άλλα με περιορισμούς (Liedtke, 2023)

Τα οφέλη των αυτόνομων οχημάτων είναι σημαντικά. Σύμφωνα με την NHTSA, το ανθρώπινο λάθος αποτελεί την αιτία για το 94% των οδικών ατυχημάτων, επομένως με την αυτοματοποίηση είτε ορισμένων ή του συνόλου των λειτουργιών οδήγησης αναμένεται σημαντική μείωση των οδικών ατυχημάτων και των απωλειών ανθρωπίνων ζώων από αυτά. Επιπλέον, η χρήση των

παραπάνω συστημάτων και πρωτοκόλλων σε ένα συνδεδεμένο περιβάλλον ανοίγει νέους ορίζοντες στη διαχείριση της κυκλοφορίας, με τη δυνατότητα δυναμικής κατανομής της ζήτησης στο οδικό δίκτυο και την πρόληψη ατυχημάτων. Ακόμα, εκτιμάται πως τα αυτόνομα οχήματα θα κινούνται οικολογικά, με χαμηλή κατανάλωση καυσίμου και χαμηλές εκπομπές ρύπων στο περιβάλλον. Τέλος, ο χαμένος χρόνος από την οδήγηση και από τη συμφόρηση δύναται να μετατραπεί σε αξιοποιήσιμο χρόνο για τον οδηγό του οχήματος.

Η εξέλιξη των αυτόνομων οχημάτων σε συνδυασμό με την ένταξη τους στο πλαίσιο των ανερχόμενων συστημάτων C-ITS, αποτελεί απόδειξη πως οι μεταφορές έχουν εισέλθει στην εποχή της συνδεσιμότητας και της αυτοματοποίησης. Συνοψίζοντας, στην εποχή αυτή, οι κύριοι στόχοι των συστημάτων είναι η ενίσχυση της οδικής ασφάλειας, η αποτελεσματική διαχείριση της κυκλοφορίας και η άμβλυση των περιβαλλοντικών επιπτώσεων που προκαλεί η κίνηση των οχημάτων (Martínez-Díaz & Soriguera, 2018).

1.3.2 Μικτή κυκλοφορία

Η μετάβαση από τα συμβατικά οχήματα στα αυτόματα οχήματα δεν θα είναι μια άμεση διαδικασία και αναμένεται να διαρκέσει μεγάλο χρονικό διάστημα. Κατά το διάστημα αυτό θα υφίσταται μια μεταβατική κατάσταση, όπου στο οδικό δίκτυο θα συνυπάρχουν συμβατικά και αυτόματα οχήματα.

Για τον σκοπό αυτό έχουν διενεργηθεί πληθώρα ερευνών (Kopelias et al., 2020; Shiwakoti et al., 2020) που εξετάζουν την επιρροή των αυτόματων οχημάτων – αναλόγως με το μερίδιο αγοράς τους – στην κυκλοφορία, στην οδική ασφάλεια και στο περιβάλλον. Μάλιστα, πρώιμα αποτελέσματα δοκιμής πεδίου που διοργανώθηκε από κοινοπραξία πανεπιστημίων των Η.Π.Α., αναφέρουν πως ακόμα και με μικρό ποσοστό αυτόματων οχημάτων στο οδικό δίκτυο, μπορούν να επηρεαστούν θετικά οι κυκλοφοριακές συνθήκες, εξομαλύνοντας την κυκλοφοριακή ροή και ενισχύοντας την εξοικονόμηση καυσίμων (Manke, 2022).

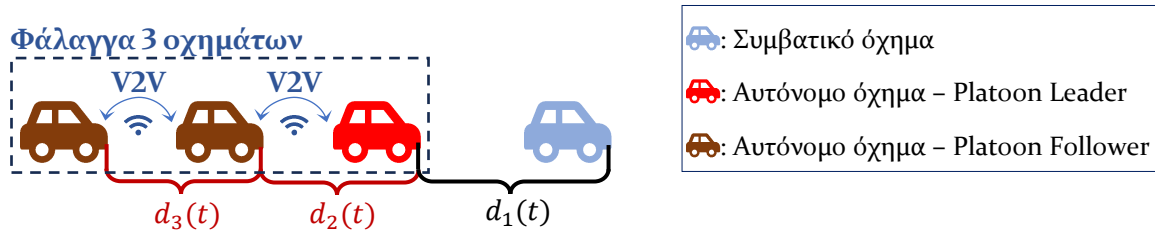
1.3.3 Οχήματα σε φάλαγγα – Platooning

Ως φάλαγγα ή Platoon, ορίζεται μια ομάδα συνδεδεμένων αυτόματων οχημάτων, τα οχήματα της οποίας ανταλλάσσουν πληροφορίες μεταξύ τους κάνοντας χρήση του πρωτοκόλλου επικοινωνίας όχημα-σε-όχημα (V2V), για να οδηγούν με συντονισμένο τρόπο. Λόγω της αδιάλειπτης επικοινωνίας, μεταξύ των οχημάτων επιτρέπεται μείωση του χωρικού και χρονικού διαχωρισμού ακόμα και σε μεγάλες ταχύτητες. Σύμφωνα με την Εξίσωση (1-1) από τη θεωρία της κυκλοφοριακής τεχνικής, ο κυκλοφοριακός φόρτος $q(x)$ ισούνται με το αντίστροφο του μέσου χρονικού διαχωρισμού $\bar{h}(x)$, επομένως είναι φανερό πως με την εφαρμογή κίνησης σε φάλαγγα η κυκλοφοριακή ικανότητα της οδού q_c αυξάνεται.

$$q(x) \approx \frac{1}{\bar{h}(x)} \quad (1-1)$$

Η κίνηση οχημάτων σε φάλαγγα, συνοδεύεται από ωφέλειες για τους οδηγούς και για τη διαχείριση της υποδομής. Η πιλοτική εφαρμογή της κίνησης σε φάλαγγας σε φορτηγά ανέδειξε την ελάττωση της κατανάλωσης καυσίμων και των εκπομπών ρύπων στο περιβάλλον, λόγω της βελτιωμένης αεροδυναμικής (Tsugawa et al., 2016). Επιπλέον, η εφαρμογή της αναμένεται να αυξήσει τη χωρητικότητα του δικτύου και να ενισχύσει τη σταθερότητα της ροής οχημάτων σε αυτό (Martínez-Díaz et al., 2021).

Η δομή μιας φάλαγγας οχημάτων αποτελείται από ένα ηγετικό όχημα (Platoon Leader) και ένα τουλάχιστον ακόλουθο όχημα (Platoon Follower). Το ηγετικό όχημα έχει τη συμπεριφορά ενός αυτόματου οχήματος, ενώ τα ακόλουθα οχήματα αποκτούν συμπεριφορά συνδεδεμένου αυτόματου οχήματος και χρησιμοποιούν δεδομένα προερχόμενα από το προπορευόμενο όχημα για τον έλεγχο των κινήσεών τους.



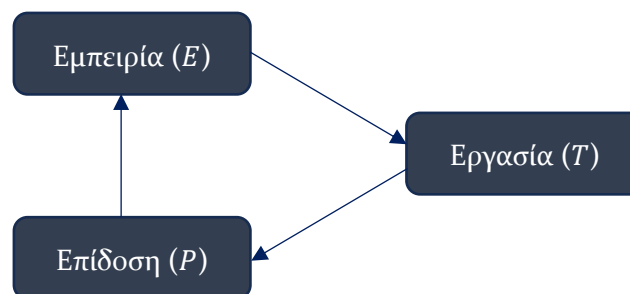
Διάγραμμα 1-5: Δομή οχημάτων σε φάλαγγα - Platoon

Η δομή των φαλαγγών αυτόματων οχημάτων παρουσιάζεται στο **Διάγραμμα 1-5**, όπου $d_i(t)$ ο χωρικός διαχωρισμός του οχήματος i στη χρονική στιγμή t και $d_1(t) > d_2(t) \approx d_3(t)$. Ο αριθμός των οχημάτων σε μια φάλαγγα θεωρητικά μπορεί να είναι απεριόριστος, ειδικά σε συνθήκες αποκλειστικής κυκλοφορίας αυτόματων οχημάτων. Όμως, σε συνθήκες μικτής κυκλοφορίας ο μέγιστος αριθμός διατηρείται μεταξύ 4-10 οχημάτων, έτσι ώστε να εξισορροπούνται τα οφέλη που επιφέρουν στην κυκλοφοριακή ικανότητα, με τις επιπτώσεις των μεγάλων φαλαγγών στη σταθερότητα της κυκλοφοριακής ροής και στη δυνατότητα αλλαγής λωρίδας (Yao et al., 2023).

1.4 Τεχνητή νοημοσύνη στις μεταφορές

Η πρόοδος της τεχνολογίας και συγκεκριμένα η δυνατότητα εκτέλεσης σύνθετων υπολογιστικών προβλημάτων (ακόμα και σε προσωπικούς ηλεκτρονικούς υπολογιστές) ήταν καταλυτική για την εξέλιξη και την πρακτική εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης. Η τεχνητή νοημοσύνη είναι η ικανότητα μιας μηχανής να αναπαράγει τις γνωστικές λειτουργίες ενός ανθρώπου, όπως είναι η μάθηση, ο σχεδιασμός και η δημιουργικότητα (Ευρωπαϊκό Κοινοβούλιο, 2020).

Σημαντικό μέρος της τεχνητής νοημοσύνης αποτελεί η μηχανική μάθηση. Η μηχανική μάθηση αναφέρεται σε αλγόριθμους που μαθαίνουν από μία εμπειρία E ως προς μια εργασία T και ένα μέτρο επίδοσης P , αν η επίδοσή του στην εργασία T , όπως αποτιμάται από το μέτρο P , βελτιώνεται με την εμπειρία E , όπως παρουσιάζεται στο **Διάγραμμα 1-6**.



Διάγραμμα 1-6: Ορισμός της μηχανικής μάθησης

Οι βασικότερες κατηγορίες μηχανικής μάθησης είναι οι εξής:

- (Ημι-)Επιβλεπόμενη μάθηση (Supervised Learning), όπου χρησιμοποιούνται παραδείγματα για τα οποία το επιθυμητό αποτέλεσμα είναι γνωστό
- Μη επιβλεπόμενη μάθηση (Unsupervised Learning), όπου το επιθυμητό αποτέλεσμα δεν είναι γνωστό ή δεν υπάρχει
- Ενισχυτική μάθηση, όπου η μάθηση πραγματοποιείται μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον και με τη λήψη ποινής (ή ανταμοιβής)

Η μηχανική μάθηση έχει συχνή εφαρμογή σε σύνθετα συγκοινωνιακά προβλήματα όπου η συσχέτιση μεταξύ των χαρακτηριστικών του εκάστοτε συγκοινωνιακού συστήματος είναι δύσκολη. Επιπλέον, η τεχνολογία αυτή σε συνδυασμό με τα Συστήματα Ευφυών Μεταφορών

επιτρέπει τον καθορισμό βέλτιστων πολιτικών, την επεξεργασία δεδομένων και τη λήψη αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο, με σημαντικά οφέλη για την κυκλοφορία και την ασφάλεια. Η μηχανική μάθηση και γενικότερα η τεχνητή νοημοσύνη ήδη χρησιμοποιείται σε όλες τις πτυχές της συγκοινωνιακής τεχνικής, από τον σχεδιασμό έως και τη λειτουργία της υποδομής, ενώ οι εφαρμογές της συνεχώς αυξάνονται (Abduljabbar et al., 2019).

1.5 Έλεγχος ράμπας εισόδου - Ramp Metering

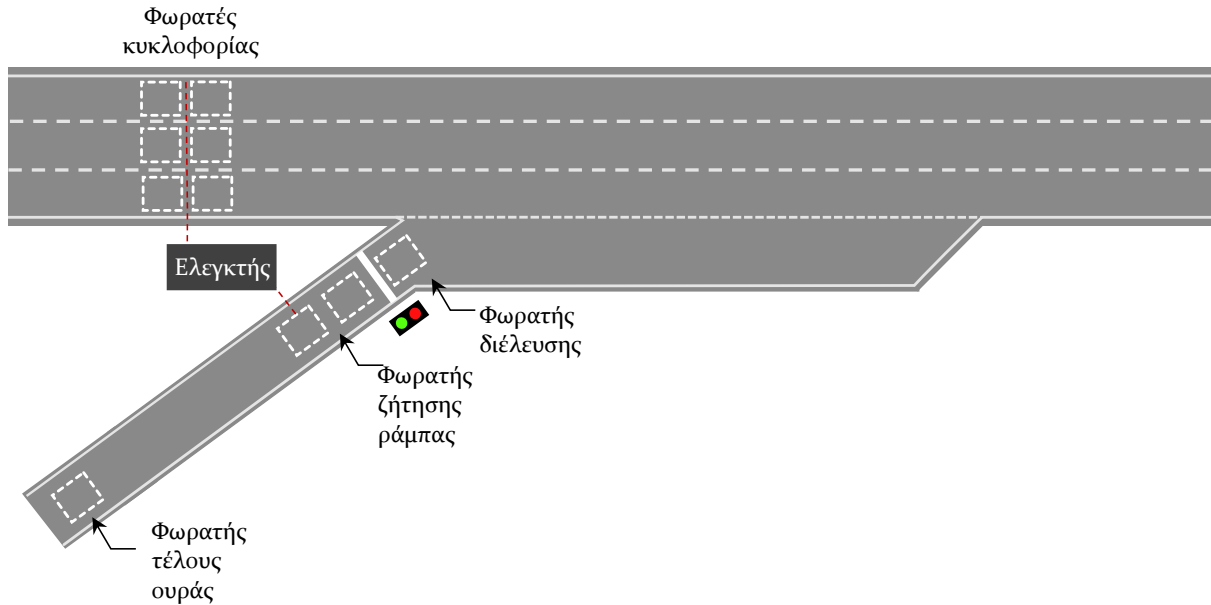
Οι αυτοκινητόδρομοι (για περιοχές εκτός σχεδίου) και οι αστικοί αυτοκινητόδρομοι (για περιοχές εντός σχεδίου) έχουν προδιαγραφές για την ανάληψη υψηλών φόρτων με την ταυτόχρονη παροχή ασφαλούς περιβάλλοντος για ανάπτυξη υψηλών ταχυτήτων. Εξυπηρετούν τον λειτουργικό χαρακτήρα της σύνδεσης κατά ΟΜΟΕ-ΛΚΟΔ, ενώ προσφέρουν μη διακοπτόμενη ροή (uninterrupted flow), καθώς η πρόσβαση των οχημάτων σε αυτές πραγματοποιείται μέσω ανισόπεδων κόμβων. Οι ανισόπεδοι κόμβοι κατά κανόνα αποτελούνται από ράμπες εισόδου (on-ramps) και ράμπες εξόδου (off-ramps), ώστε η είσοδος και η έξοδος οχημάτων στον (αστικό) αυτοκινητόδρομο να είναι ομαλή χωρίς να παρεμποδίζονται τα οχήματα που κινούνται ήδη σε αυτόν.

Αναλόγως με τη χωροθέτηση των ραμπών εισόδου και εξόδου στον ανισόπεδο κόμβο, μελετώνται οι αναμενόμενοι τύποι ελιγμών και η επιρροή τους στο δίκτυο:

- Αν η ράμπα εξόδου προηγείται της ράμπας εισόδου, τότε οι τύποι ελιγμών που συναντώνται είναι ένας μερισμός (diverge) για τα εξερχόμενα οχήματα και μια συμβολή (merge) για τα εισερχόμενα οχήματα.
- Αν η ράμπα εισόδου προηγείται της ράμπας εξόδου, με κοινή λωρίδα επιτάχυνσης και επιβράδυνσης τότε συναντάται ο ελιγμός πλέξης (weave). Ο ελιγμός πλέξης είναι σύνθετος ελιγμός, καθώς διασταυρώνονται δύο ή περισσότερα ρεύματα κυκλοφορίας κατά μήκος τμήματος της οδού χωρίς συστήματα ελέγχου της κυκλοφορίας. Είναι φανερό πως σε αυτή την περίπτωση, ο κίνδυνος πλαγιομετωπικής σύγκρουσης είναι μεγαλύτερος από τις προηγούμενες περιπτώσεις.

Όπως προαναφέρθηκε, οι ράμπες εισόδου-εξόδου πρέπει να σχεδιάζονται με γνώμονα την όσο το δυνατόν μικρότερη παρεμπόδιση της κίνησης στον αυτοκινητόδρομο. Πολλές φορές, η ροή των εισερχόμενων οχημάτων είναι μεγάλη, με αποτέλεσμα αυτά να εισέρχονται ως φάλαγγες στη λωρίδα επιτάχυνσης. Ως αποτέλεσμα, αφενός δυσχεραίνεται η συμβολή τους στον αυτοκινητόδρομο, αφετέρου επηρεάζονται οι οδηγοί της παρακείμενης λωρίδας, οι οποίοι χαμηλώνουν ταχύτητα ή ακόμα και σταματούν για να εισέλθουν τα οχήματα στο δίκτυο. Προφανώς, οι συνέπειες των ενεργειών αυτών οδηγούν στη δημιουργία ασταθούς ή εξαναγκασμένης ροής που με τη σειρά τους προκαλούν πτώση στη στάθμη εξυπηρέτησης του αυτοκινητοδρόμου (Φραντζεσκάκης et al., 2002).

Για την πρόληψη του φαινομένου αυτού, δύναται να εφαρμοστεί σηματοδότηση στη ράμπα εισόδου, η οποία έχει ως στόχο τη διάσπαση των φαλαγγών εισερχομένων οχημάτων και τον περιορισμό του ρυθμού της εισερχόμενης ροής στο δίκτυο. Το συγκεκριμένο σύστημα σηματοδότησης ανήκει στην κατηγορία των Ευφύων Συστημάτων Μεταφορών, ονομάζεται έλεγχος ράμπας εισόδου (ramp metering) και είναι συνδεδεμένο με φωρατές στον αυτοκινητόδρομο και στη ράμπα εισόδου όπως φαίνεται στο **Διάγραμμα 1-7**.



Διάγραμμα I-7: Διάταξη και ρόλος φωρατών σε σύστημα ελέγχου ράμπας εισόδου

Το σύστημα ενεργοποιείται όταν η στάθμη εξυπηρέτησης της λεωφόρου πέφτει σε επίπεδο E. Στη συνέχεια ανάλογα με τη στρατηγική (και τον αλγόριθμο) που ακολουθείται, ρυθμίζεται η ένδειξη του σηματοδότη. Ο σηματοδότης συνήθως έχει διπλή ένδειξη (πράσινη ή κόκκινη).

Ο έλεγχος της ράμπας εισόδου εφαρμόζεται από τη δεκαετία του 1960 στις Η.Π.Α. και τα οφέλη του τόσο στην απόδοση της κυκλοφορίας, όσο και στην ασφάλεια είναι σημαντικά. Στο Denver ο μέσος χρόνος διαδρομής μειώθηκε κατά περίπου 35%, ενώ οι συγκρούσεις στις ράμπες εισόδου μειώθηκαν κατά περίπου 45% (US Department of Transport, 2014).

1.6 Μεταβλητά όρια ταχύτητας

Ένα άλλο σύστημα το οποίο μπορεί να αξιοποιηθεί για διαχείριση της κυκλοφορίας, είναι τα μεταβλητά όρια ταχύτητας. Το σύστημα αυτό ανήκει στην οικογένεια των Ευφυών Συστημάτων Μεταφορών και χρησιμοποιεί ηλεκτρονικές πινακίδες που έχουν τη μορφή πινακίδων ορίων ταχύτητας, φωρατές στο κύριο τμήμα της οδού και έναν κεντρικό ελεγκτή. Όταν ο ελεγκτής ανιχνεύσει συμφόρηση σε ένα τμήμα μιας οδού μέσω των φωρατών, μειώνει το όριο ταχύτητας σε μια ή περισσότερες λωρίδες του προηγούμενου τμήματος της οδού σε πολλαπλάσια των 5 km(mi)/h κάνοντας χρήση των ηλεκτρονικών πινακίδων όπως παρουσιάζεται στην Εικόνα I-3.



Εικόνα I-3: Πινακίδες μεταβλητών ορίων ταχύτητας στις Η.Π.Α. (WSDOT)

Η επιβράδυνση της κυκλοφορίας αυξάνει τον αριθμό των οχημάτων που μπορούν να κυκλοφορήσουν στο συμφορημένο τμήμα του οδικού δικτύου, αφενός επειδή οι οδηγοί σε μικρότερες ταχύτητες διατηρούν μικρότερο χωρικό διαχωρισμό από το προπορευόμενο όχημα και αφετέρου επειδή ελαχιστοποιούνται οι απότομες επιταχύνσεις και επιβραδύνσεις που παρατηρούνται κατά τη συμφόρηση. Η εφαρμογή του συστήματος στη Γερμανία έδειξε πως ο συνολικός χρόνος διαδρομής μειώθηκε από 5% έως 15%, ενώ η χωρητικότητα αυξήθηκε κατά 5%

Πέρα από τη συμφόρηση, το σύστημα μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για άλλα συμβάντα, ως μέρος ενός ολιστικού συστήματος οδικής ασφάλειας. Πιο συγκεκριμένα, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την άμεση μείωση ορίων ταχύτητας σε ένα οδικό τμήμα λόγω ατυχημάτων, εργασιών ή κακών καιρικών συνθηκών. Σύμφωνα με την FHWA, τα οφέλη από την εφαρμογή των μεταβλητών ορίων ταχύτητας είναι σημαντικά. Κατά την ανάλυση δεδομένων ατυχημάτων από την εφαρμογή του συστήματος στις Η.Π.Α., προέκυψε πως σε αυτοκινητόδρομους, οι συνολικές συγκρούσεις μπορούν να μειωθούν έως και 34% και οι συγκρούσεις που έχουν ανθρώπινες απώλειες και τραυματίες ως και 51% (Avelar et al., 2021).

Βασική προϋπόθεση για την επιτυχία του μέτρου είναι η τήρηση των μειωμένων ορίων ταχύτητας από τους οδηγούς. Στην Ελλάδα, οι πινακίδες μεταβλητών ορίων ταχύτητας, παρόλο που έχουν εγκατασταθεί σε πληθώρα αυτοκινητοδρόμων, δεν χρησιμοποιούνται για τον σκοπό της διαχείρισης κυκλοφορίας, αλλά αποκλειστικά για λόγους ασφαλείας (π.χ. μείωση ορίων λόγω ατυχημάτων ή έργων – Εικόνα I-4)



Εικόνα I-4: Μεταβλητά όρια ταχύτητας στην Ελλάδα λόγω κλειστής λωρίδας (Google Street View, 2019)

1.7 Στόχοι διπλωματικής εργασίας

Τα ευφυή συστήματα μεταφορών, αποτελούν σημαντικό εργαλείο για τη βέλτιστη διαχείριση της κυκλοφορίας κατά τον 21^ο αιώνα. Η εφαρμογή τους έχει αποδείξει πως τα οφέλη είναι σημαντικά, όχι μόνο για την ελάττωση της συμφόρησης, αλλά και για την παροχή ενός ασφαλούς οδικού περιβάλλον στους χρήστες του.

Η ραγδαία εξέλιξη των τεχνολογιών στις επικοινωνίες και γενικότερα των υπολογιστικών συστημάτων, ιδιαίτερα μετά το 2000, συντέλεσε στην επιτάχυνση των ερευνών αλλά και των πιλοτικών εφαρμογών αυτόματων συστημάτων οδήγησης. Τα πρώτα αυτά συστήματα επιπέδου 1 και 2 εφαρμόζονται ήδη σε επιβατικά οχήματα μαζικής παραγωγής, ενώ θα είναι υποχρεωτικά από το 2024 για νέα οχήματα στην Ευρωπαϊκή Ένωση. Μάλιστα, μεγάλες αυτοκινητοβιομηχανίες ήδη παράγουν ή σχεδιάζουν οχήματα με επίπεδο αυτοματισμού 3. Στο πλαίσιο αυτό, την τελευταία δεκαετία παρατηρείται μαζική κινητοποίηση κρατών, φορέων και οργανισμών όπως τα Ηνωμένα Έθνη, για τη θέσπιση νόμων και κανονισμών σχετικών με τη λειτουργία των αυτόματων οχημάτων.

Ως εκ τούτου, υλοποιείται μεγάλη έρευνα για την αξιοποίηση των δυνατοτήτων που παρέχουν τα αυτόματα οχήματα στη διαχείριση της κυκλοφορίας. Τα ευφυή συστήματα μεταφορών μετατρέπονται σε ευφυή συνεργατικά συστήματα μεταφορών, όπου πρωταγωνιστεί η άμεση, αμφίδρομη διακίνηση της πληροφορίας μεταξύ των χρηστών του οδικού δικτύου και των διαχειριστών του. Εξαιτίας των νέων δυνατοτήτων αυτών, μεταβάλλεται η δυναμική των συστημάτων ITS και κρίνεται απαραίτητος ο επαναπροσδιορισμός τους υπό το πρίσμα της νέας συνδεδεμένης εποχής.

Σκοπός της διπλωματικής εργασίας, είναι η ανάπτυξη μοντέλων βασισμένων στην ενισχυτική μάθηση, για τον δυναμικό έλεγχο της κυκλοφορίας σε περιοχές πλέξης σε αυτοκινητοδρόμους με χρήση ευφύων συστημάτων μεταφορών. Πιο συγκεκριμένα, γίνεται η θεώρηση ότι μέρος των οχημάτων είναι διασυνδεδεμένα μεταξύ τους και με την υποδομή και εξετάζεται η απόδοση του συνδυασμού συστήματος ελέγχου ράμπας εισόδου και συστήματος μεταβλητών ορίων ταχύτητας σε συνθήκες μικτής κυκλοφορίας, αποτελούμενης από συμβατικά οχήματα, αυτόματα οχήματα καθώς και οργανωμένες φάλαγγες αυτόματων οχημάτων (Platoons). Επιπλέον, εξετάζεται η απόδοση των μοντέλων για διαφορετικά ποσοστά διείσδυσης αυτόματων οχημάτων στην αγορά.

Για την επίτευξη του σκοπού της διπλωματικής, σε πρώτο στάδιο θα αναζητηθούν στη διεθνή βιβλιογραφία εφαρμογές δυναμικού ελέγχου της κυκλοφορίας με ευφυή συστήματα μεταφορών σε ράμπες εισόδου (συμβολή) και σε ράμπες ενιαίας εισόδου-εξόδου (πλέξη). Στη συνέχεια θα εξαχθούν και θα επεξεργαστούν από αυτές οι καταλληλότερες παράμετροι, που θα αποτελέσουν βάση για την διαμόρφωση του προβλήματος ελέγχου κυκλοφορίας, την ανάπτυξη του μοντέλου και την εκπαίδευσή του σε περιβάλλον μικροσκοπικής προσομοίωσης. Το περιβάλλον αυτό θα είναι ανοιχτού κώδικα με διεπαφή προγραμματισμού (API), ώστε να είναι δυνατός ο έλεγχος της προσομοίωσης και των επιβαλλόμενων μέτρων, η εξαγωγή δεικτών επίδοσης από αυτό και εν συνεχεία η διασύνδεση του με το μοντέλο ενισχυτικής μάθησης. Τέλος, θα ακολουθήσει η αξιολόγηση του μοντέλου και θα εξαχθούν συμπεράσματα για την απόδοση των ευφύων συστημάτων μεταφορών, στο πλαίσιο του στόχου της διπλωματικής εργασίας.

1.8 Δομή διπλωματικής εργασίας

Η διπλωματική εργασία απαρτίζεται από 7 κεφάλαια, τα οποία έχουν στόχο την άρτια και ομαλή παρουσίαση της μεθοδολογίας, της υλοποίησης και των συμπερασμάτων. Ακολουθεί μια συνοπτική ανάλυση των κεφαλαίων, η οποία απεικονίζεται και σχηματικά στο **Διάγραμμα 1-8**.

- **Κεφάλαιο 1^ο:** Το πρώτο κεφάλαιο είναι εισαγωγικό και παρουσιάζονται γενικά στοιχεία για το ευρύτερο περιβάλλον που πραγματεύεται η εργασία, για τα ευφυή συστήματα μεταφορών, τα αυτόματα οχήματα και την ένταξη της τεχνητής νοημοσύνης στις μεταφορές. Επιπλέον περιγράφεται ο στόχος και η δομή της εργασίας αλλά και η μεθοδολογία που χρησιμοποιήθηκε.
- **Κεφάλαιο 2^ο:** Στο δεύτερο κεφάλαιο αναλύονται οι βασικές έννοιες της ενισχυτικής μάθησης και πραγματοποιείται βιβλιογραφική ανασκόπηση ερευνών και μεθοδολογιών, σχετικών με την εφαρμογή ευφύων συστημάτων μεταφορών ελέγχου ράμπας εισόδου και μεταβλητών ορίων ταχύτητας.
- **Κεφάλαιο 3^ο:** Στο τρίτο κεφάλαιο περιγράφεται η προετοιμασία του περιβάλλοντος, οι παράμετροι που επιλέγονται για την αρχική διαμόρφωσή του και εν συνέχεια παρουσιάζεται η ροή των ενεργειών και οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για την προσέγγιση του προβλήματος.
- **Κεφάλαιο 4^ο:** Στο τέταρτο κεφάλαιο αναλύεται η υλοποίηση του προβλήματος. Πιο συγκεκριμένα περιγράφεται ο κώδικας που αναπτύχθηκε, οι τροποποιήσεις που απαιτήθηκαν στον πηγαίο κώδικα του προγράμματος προσομοίωσης SUMO και τα μοντέλα που δημιουργήθηκαν για την εκπαίδευση του μοντέλου.

- **Κεφάλαιο 5^ο:** Στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζεται η διαδικασία δημιουργίας του περιβάλλοντος αξιολόγησης και τα αποτελέσματα από το εκπαιδευμένο μοντέλο.
- **Κεφάλαιο 6^ο:** Στο έκτο κεφάλαιο εξάγονται συμπεράσματα για την απόδοση του μοντέλου και αναφέρονται προτάσεις για περαιτέρω έρευνα στο αντικείμενο της εργασίας.
- **Κεφάλαιο 7^ο:** Στο έβδομο κεφάλαιο αναφέρεται η βιβλιογραφία και οι ηλεκτρονικές πηγές που χρησιμοποιήθηκαν κατά τη συγγραφή της εργασίας.

Κεφάλαιο 1 ^ο	Εισαγωγή
Κεφάλαιο 2 ^ο	Βιβλιογραφική ανασκόπηση
Κεφάλαιο 3 ^ο	Μεθοδολογική προσέγγιση
Κεφάλαιο 4 ^ο	Υλοποίηση
Κεφάλαιο 5 ^ο	Αποτελέσματα
Κεφάλαιο 6 ^ο	Συμπεράσματα και προτάσεις
Κεφάλαιο 7 ^ο	Βιβλιογραφία

Διάγραμμα 1-8: Δομή κεφαλαίων Διπλωματικής Εργασίας

2 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ

2.1 Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό αρχικά πραγματοποιείται αναφορά σε βασικές έννοιες της ενισχυτικής μάθησης. Στη συνέχεια, παρουσιάζεται το αποτέλεσμα της βιβλιογραφικής ανασκόπησης ερευνών από τη διεθνή βιβλιογραφία, που αφορούν τον δυναμικό έλεγχο ευφύων συστημάτων μεταφορών σε ράμπες εισόδου ή/και εξόδου με χρήση ενισχυτικής μάθησης.

2.2 Ενισχυτική Μάθηση

2.2.1 Συμπεριφορισμός

Ένα από τα κυρίαρχα ρεύματα στον κλάδο της ψυχολογίας κατά τον 20^ο αιώνα αποτέλεσε ο συμπεριφορισμός. Οι συμπεριφοριστές υποστήριζαν πως η ανθρώπινη συμπεριφορά είναι αποτέλεσμα μάθησης, δηλαδή οποιασδήποτε μακράς διάρκειας αλλαγής στη συμπεριφορά που οφείλεται στην εμπειρία. Για τον λόγο αυτό ανέπτυξαν τις λεγόμενες «θεωρίες μάθησης», σύμφωνα με τις οποίες η συμπεριφορά αποτελεί μαθημένες αντιδράσεις σε ερεθίσματα, επομένως μπορεί να ελεγχθεί και να διαμορφωθεί από περιβαλλοντικούς παράγοντες. Δύο βασικοί κλάδοι του συμπεριφορισμού είναι η κλασική εξαρτημένη μάθηση και η συντελεστική εξαρτημένη μάθηση (Akpan, 2020).

Η κλασική εξαρτημένη μάθηση παρουσιάστηκε από τον (Pavlov, 1927), ο οποίος βασίστηκε σε πειράματα που πραγματοποίησε με έναν σκύλο, για να αποδείξει πως η επανειλημμένη συνύπαρξη ουδέτερων ερεθισμάτων (π.χ. ήχος από βήματα του φύλακα που έφερνε τροφή στον σκύλο) με κάποιο σημαντικό ερέθισμα (π.χ. προσφορά τροφής στον σκύλο) οδηγεί μετά από κάποιο καιρό σε αντίδραση (π.χ. έκκριση σιέλου από τον σκύλο) στο αρχικά ουδέτερο ερέθισμα. Επομένως κατέληξε πως η μάθηση επιτυγχάνεται, όταν παρατηρείται συνεξάρτηση κάποιου ουδέτερου ερεθίσματος (ανεξάρτητο ερέθισμα) με μια αντίδραση (ανεξάρτητη απάντηση).

Η συντελεστική εξαρτημένη μάθηση παρουσιάστηκε από τον E. Thorndike και επεκτάθηκε από τον Skinner (1953). Βασίζεται στη θεώρηση ότι το επακόλουθο μιας συμπεριφοράς, δηλαδή μια «τιμωρία» ή μια «επιβράβευση», διαμορφώνει τελικά τη συμπεριφορά αυτή, είτε ενισχύοντας την (σε περίπτωση επιβράβευσης) ή αποθαρρύνοντας και εξαλείφοντας την (σε περίπτωση τιμωρίας).

Η ιδέα αυτή ονομάστηκε νόμος της επίδρασης (Law of Effect). Επομένως, μια αρχικά αυθόρμητη συμπεριφορά, μπορεί να διαμορφωθεί με βάση το επακόλουθό της. Συγκριτικά με τη κλασική εξαρτημένη μάθηση που βασίζεται στη διαμόρφωση αντανάκλαστικής συμπεριφοράς, δηλαδή σε συμπεριφορά ήδη συνδεδεμένη με κάποιο ερέθισμα, η συντελεστική εξαρτημένη μάθηση βασίζεται στη διαμόρφωση της συμπεριφοράς μέσω ρυθμιστή που εμφανίζεται μετά τη συμπεριφορά.

Ο συμπεριφορισμός χρησιμοποιείται σε μεγάλο βαθμό σε όλα τα εκπαιδευτικά συστήματα για τη θετική (επιβράβευση) ή αρνητική (τιμωρία) ενίσχυση της συμπεριφοράς των μαθητών.

2.2.2 Από τον συμπεριφορισμό στη μηχανική μάθηση

Η ενισχυτική μάθηση στην επιστήμη των υπολογιστών, προήλθε από δύο πεδία που μελετήθηκαν ανεξάρτητα μέχρι τη δεκαετία του 1980, όποτε και συνδυάστηκαν στο πεδίο της σύγχρονης ενισχυτικής μάθησης. Το πρώτο αφορά τη μάθηση μέσω δοκιμής και σφάλματος, που πηγάζει από τη συντελεστική εξαρτημένη μάθηση και το δεύτερο από το πρόβλημα βέλτιστου ελέγχου και την επίλυσή του με χρήση δυναμικού προγραμματισμού (Sutton & Barto, 1998).

Ο νόμος της Επίδρασης, περιλαμβάνει δύο θεμελιώδη χαρακτηριστικά της διαδικασίας δοκιμής και σφάλματος (trial and error), τα οποία είναι απαραίτητα για την ενισχυτική μάθηση. Το πρώτο χαρακτηριστικό είναι η **αναζήτηση**, δηλαδή η πραγματοποίηση δοκιμών με εναλλακτικές δράσεις και η τελική επιλογή μεταξύ των δράσεων ανάλογα με τις συνέπειες τους. Το δεύτερο χαρακτηριστικό είναι η **μνήμη**, δηλαδή η αντιστοίχιση των παραπάνω επιλογών με συγκεκριμένες καταστάσεις (Sutton & Barto, 1998).

Ο βέλτιστος έλεγχος, αναφέρεται στον προσδιορισμό των σημάτων εισόδου που θα εξαναγκάσουν μια διαδικασία να ικανοποιήσει φυσικούς περιορισμούς και να ελαχιστοποιήσει (ή μεγιστοποιήσει) ορισμένα κριτήρια απόδοσης. Μία από τις προσεγγίσεις του προβλήματος βέλτιστου ελέγχου αναπτύχθηκε το από τον Bellman (1954) και βασίζεται σε μια ομάδα μη γραμμικών εξισώσεων που αν λυθούν, παρέχουν σε έναν *πράκτορα* (agent) τη βέλτιστη πολιτική για την επίλυσή του προβλήματος. Μετέπειτα, ο Bellman (1957) διατύπωσε το πρόβλημα βέλτιστου ελέγχου σε ένα στοχαστικό περιβάλλον, όπου η λήψη αποφάσεων πραγματοποιείται σε καταστάσεις όπου τα αποτελέσματα είναι μερικώς τυχαία και μερικώς ελεγχόμενα από έναν πράκτορα, με τη χρήση Μαρκοβιανών Διαδικασιών Απόφασης (Markov Decision Processes, MDP). Μια Μαρκοβιανή Διαδικασία Απόφασης, παρέχει το μαθηματικό υπόβαθρο για την επιλογή μιας αλληλουχίας αποφάσεων, η οποία θα μεγιστοποιήσει τα κριτήρια απόδοσης (απολαβές) από μια διαδικασία λήψης αποφάσεων N βημάτων και αποτελεί την ουσία του δυναμικού προγραμματισμού κατά Bellman.

Το πλαίσιο των σεναρίων ενισχυτικής μάθησης βασίζεται στη Μαρκοβιανή Διαδικασία Απόφασης. Στην τεχνητή νοημοσύνη, ο **πράκτορας** (agent) είναι μια οντότητα που αντιλαμβάνεται το περιβάλλον της, λαμβάνει ενέργειες για την επίτευξη καθορισμένων στόχων και βελτιώνει την απόδοση της μέσω της διαδικασίας απόκτησης γνώσης. Πιο συγκεκριμένα, ο πράκτορας του αλγόριθμου αλληλοεπιδρά με το περιβάλλον σε διακριτά χρονικά διαστήματα, όποτε και λαμβάνει από αυτό παρατηρήσεις ως ένα σύνολο καταστάσεων \mathcal{S} και την τιμή της επιβράβευσης \mathcal{R} . Ύστερα, επιλέγει μια ενέργεια a_t από ένα σύνολο διαθέσιμων ενεργειών \mathcal{A} , η οποία αποστέλλεται στο περιβάλλον. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται, μέχρις ότου ο πράκτορας μάθει μια πολιτική, δηλαδή έναν κανόνα για τη λήψη αποφάσεων με δεδομένη την τρέχουσα κατάσταση του περιβάλλοντος, που μεγιστοποιεί τη συνολική επιβράβευση (Haykin, 2010). Η διαδικασία παρουσιάζεται σχηματικά στο **Διάγραμμα 2-1**.

Σε γενικές γραμμές υπάρχει σημαντική έρευνα για την ανάπτυξη μεθόδων μάθησης στο παραπάνω πλαίσιο, ενώ ήδη έχουν αναπτυχθεί πληθώρα αλγορίθμων για τον σκοπό αυτό.



Διάγραμμα 2-1: Πλαίσιο περιβάλλοντος ενισχυτικής μάθησης

2.3 Κλασικός έλεγχος ράμπας εισόδου

Όπως αναφέρθηκε στην εισαγωγή, ο έλεγχος ράμπας εισόδου ή ramp metering, χρησιμοποιείται για τον έλεγχο της εισερχόμενης ροής σε μια ράμπα εισόδου ενός αυτοκινητοδρόμου ή ελεύθερης λεωφόρου. Η ιστορία του ξεκινάει από το 1963 στο Σικάγο των Η.Π.Α., όπου αστυνόμοι στέκονταν στη ράμπα εισόδου και επέτρεπαν την είσοδο των οχημάτων στον αυτοκινητόδρομο Eisenhower Interstate σταδιακά. Σήμερα, ο όρος αναφέρεται σε ένα σύνολο τεχνολογικών συστημάτων, που χρησιμοποιούν ελεγκτές και αισθητήρες (Διάγραμμα 1-7) για να ρυθμίζουν τις εισόδους στους αυτοκινητοδρόμους ή στις ελεύθερες λεωφόρους, βελτιστοποιώντας τον χρόνο επιτρεπόμενης εισόδου που αποδίδεται στους χρήστες της ράμπας (Trubia et al., 2021).

Οι στρατηγικές με τις οποίες ο ελεγκτής του συστήματος ρυθμίζει την εισερχόμενη ροή εξελίχθηκαν με την πάροδο των χρόνων και μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε δύο κύριες κατηγορίες (Chu et al., 2004):

- **Σταθερού χρόνου (Fixed Time)**
Αποτελεί την απλούστερη στρατηγική ελέγχου και την ευκολότερη στην ενσωμάτωση, αφού δεν εξαρτάται από τις κυκλοφοριακές συνθήκες στο δίκτυο ή/και στη ράμπα εισόδου. Η ρύθμιση της ροής εισόδου οχημάτων και επομένως η ρύθμιση των φάσεων του σηματοδότη στη ράμπα εισόδου καθορίζεται βάσει ιστορικών κυκλοφοριακών δεδομένων.
- **Επενεργούμενη από την κυκλοφορία (Real Time ή Traffic Responsive)**
Η προσέγγιση αυτή αποτελεί εξέλιξη της προηγούμενης μεθόδου, καθώς λαμβάνει υπόψη την ένταση της κυκλοφορίας από φωρατές που εγκαθίστανται σε συγκεκριμένα σημεία στον αυτοκινητόδρομο και στη ράμπα εισόδου. Αναλόγως με τη διακύμανση στην κυκλοφοριακή ζήτηση, η στρατηγική μπορεί να προσαρμοστεί και να αλλάξει ρύθμιση σε πραγματικό χρόνο. Η κατηγορία αυτή χωρίζεται σε δύο υποκατηγορίες, αναλόγως με το επίπεδο ελέγχου:
 - **Τοπικού ελέγχου (Local Control)**
Η στρατηγική αυτή χρησιμοποιεί δεδομένα από φωρατές στην περιοχή γύρω από την περιοχή συμβολής, συνήθως σε καθορισμένα τμήματα ανάντη και κατάντη της ράμπας στον αυτοκινητόδρομο και στην ίδια τη ράμπα εισόδου.
 - **Συντονισμένου ελέγχου (Coordinated or System-Wide Control)**
Η στρατηγική αυτή χρησιμοποιεί κυκλοφοριακά δεδομένα σε μεγαλύτερη κλίμακα και επίπεδο, αξιοποιώντας δεδομένα από φωρατές στην ευρύτερη περιοχή της ελεγχόμενης ράμπας εισόδου.

Ο συνδυασμός των δύο παραπάνω κατηγοριών, επιτρέπει τη βελτιστοποίηση των συστημάτων ελέγχων των εισόδων ενός αυτοκινητοδρόμου σε κεντρικό επίπεδο από το Κέντρο Διαχείρισης Κυκλοφορίας, ενώ υπάρχει η δυνατότητα αυτόνομης λειτουργίας των επιμέρους τοπικών συστημάτων σε περίπτωση βλάβης.

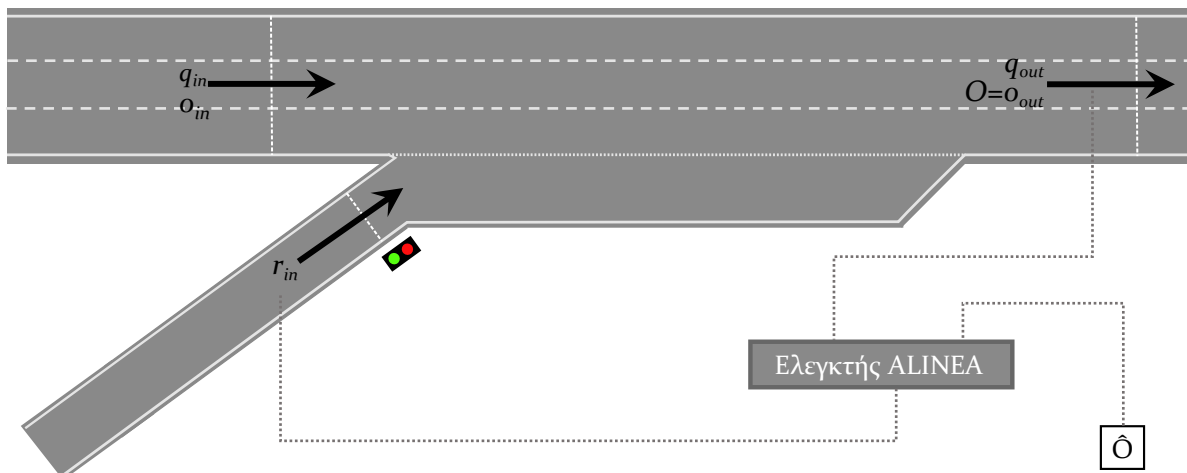
Μια ευρέως γνωστή στη βιβλιογραφία και εφαρμοσμένη στρατηγική ελέγχου αποτελεί η ALINEA (Papageorgiou et al., 1991), η οποία είναι στρατηγική ελέγχου ραμπών εισόδου με ανατροφοδότηση (feedback). Η ALINEA βασίζεται στην εξίσωση (2-1).

$$R(k) = R(k - 1) + k_R[\hat{O} - O(k - 1)] \quad (2-1)$$

όπου:

- $R(k)$ η ροή οχημάτων στη ράμπα εισόδου που θα εφαρμοστεί κατά τη χρονική περίοδο k .
- $k_R > 0$ η παράμετρος του κέρδους (συνήθως ορίζεται εμπειρικά)
- \hat{O} σταθερή τιμή για το επιθυμητό ποσοστό κατάληψης στον αυτοκινητόδρομο κατάντη της ράμπας εισόδου
- $O(k - 1)$ η κατάληψη στον αυτοκινητόδρομο κατάντη της ράμπας εισόδου κατά τη χρονική περίοδο $k - 1$

Η στρατηγική παρουσιάζεται στο **Διάγραμμα 2-2**.

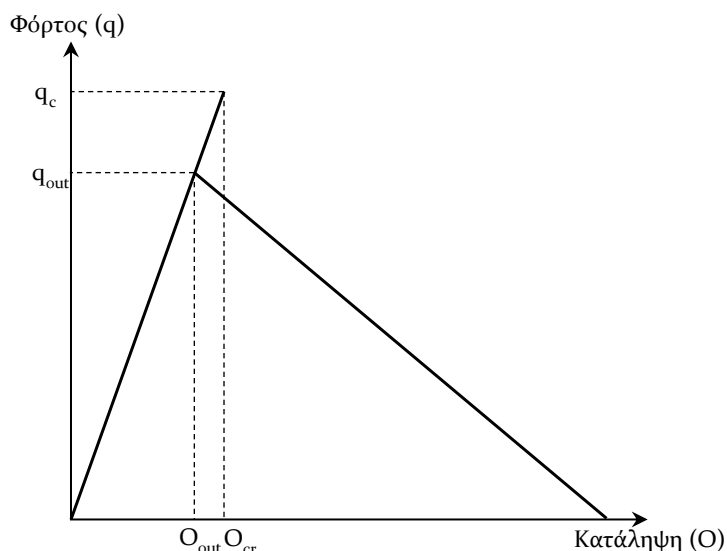


Διάγραμμα 2-2: Στρατηγική τοπικού ελέγχου ALINEA

Μετρήσεις πεδίου και πειράματα προσομοίωσης έχουν δείξει πως η στρατηγική δεν είναι ευαίσθητη σε αλλαγές της ρυθμιστικής παραμέτρου k_R , ενώ όπως είναι εμφανές από την εξίσωση (2-1), η στρατηγική δεν εξαρτάται από την τιμή της κυκλοφοριακής ροής ανάντη q_{in} . Επιπλέον, το επιθυμητό ποσοστό κατάληψης συνηθίζεται να λαμβάνεται ίσο με την κρίσιμη τιμή της κατάληψης o_{cr} , για την οποία ο αυτοκινητόδρομος λειτουργεί στην κυκλοφοριακή ικανότητά του, όπως είναι γνωστό από το θεμελιώδες διάγραμμα φόρτου - κατάληψης (**Διάγραμμα 2-3**).

Τέλος, η τιμή ροής που εξάγεται από τον αλγόριθμο ALINEA, περιορίζεται εντός του εύρους τιμών $[R_{min}, R_{max}]$, όπου R_{min} , ο ελάχιστος επιτρεπόμενος ρυθμός ροής στη ράμπα και R_{max} , η κυκλοφοριακή ικανότητα της ράμπας. Πέρα από τον βασικό αλγόριθμο ALINEA, υφίστανται και άλλες επεκτάσεις του, όπως η CS-ALINEA και η PI-ALINEA.

Άλλοι αλγόριθμοι κλασσικού ελέγχου ράμπας εισόδου που συναντώνται στη βιβλιογραφία αποτελούν οι METALINE, HERO, SWARM, SZM.



Διάγραμμα 2-3: Διάγραμμα φόρτου-κατάληψης [προσαρμογή από (Φραντζεσκάκης et al., 2009)]

2.4 Έλεγχος ράμπας εισόδου για κανονική κυκλοφορία με ενισχυτική μάθηση

Οι εξελίξεις στην τεχνητή νοημοσύνη όπως αναλύθηκαν στην εισαγωγή, μετατόπισαν την έρευνα για τα συστήματα ελέγχου ράμπας εισόδου από τους κλασικούς αλγόριθμους, σε αλγόριθμους που ενσωματώνουν μεθόδους ενισχυτικής μάθησης. Τα εκπαιδευμένα μοντέλα που προκύπτουν από την ενισχυτική μάθηση δεν απαιτούν παραμετροποίηση (model-free) όπως τα αντίστοιχα κλασικά μοντέλα, επομένως δύναται να αποδώσουν καλύτερα από αυτά.

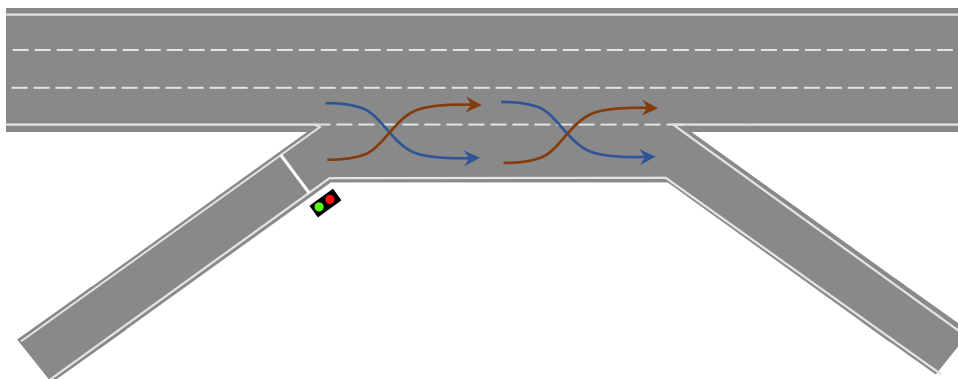
Οι [Belletti et al. \(2018\)](#) χρησιμοποίησαν ένα πολύ-πρακτορικό περιβάλλον εκμάθησης (multi-agent) σε προσομοιωτή μακροσκοπικής κυκλοφορίας, με 29 ράμπες εισόδου και με Αμοιβαία Κανονικοποίηση Βαρών μεταξύ των πρακτόρων. Ανέφεραν πως συγκριτικά με τον μη-έλεγχο της ράμπας εισόδου η μέση ταχύτητα των οχημάτων αυξάνεται, ο συνολικός αριθμός των οχημάτων στον αυτοκινητόδρομο μειώνεται, ενώ οι βελτιώσεις είναι συγκρίσιμες με αυτές από τον αλγόριθμο ALINEA. Στο πείραμα αυτό, ο πράκτορας αλληλοεπιδρά με το περιβάλλον ανά 32 δευτερόλεπτα. Οι παρατηρήσεις \mathcal{D} που λαμβάνει αφορούν την κανονικοποιημένη πυκνότητα οχημάτων ανά μονάδα χώρου, την ύπαρξη ράμπας εξόδου και τον αριθμό οχημάτων σε ουρά για κάθε τμήμα του αυτοκινητοδρόμου, όπου το κάθε τμήμα έχει έκταση 200m. Η επιβράβευση \mathcal{R} ορίζεται ως η συνολική εκροή οχημάτων κατά τα τελευταία 32 δευτερόλεπτα και οι ενέργειες \mathcal{A} του πράκτορα είναι ο επιτρεπόμενος ρυθμός ροής σε κάθε ράμπα εισόδου.

Οι [Liu et al. \(2021\)](#) ανέπτυξαν αλγόριθμο βασισμένο στη μέθοδο της βαθιάς ενισχυτικής μάθησης (Deep Q-Learning) για τοπικό έλεγχο ράμπας εισόδου. Για την εκπαίδευση του πράκτορα χρησιμοποιούν προσομοιωτή μικροσκοπικής κυκλοφορίας και αξιοποιούν ακατέργαστα δεδομένα από κάμερες κυκλοφορίας, ώστε να μην υπάρχει εξάρτηση από τυχόν περιορισμένα χειροκίνητα υπολογισμένα κυκλοφοριακά δεδομένα. Τελικά αναφέρουν πως ο αλγόριθμος τους παρουσιάζει βελτιωμένες αποδόσεις σε σχέση με τον αλγόριθμο τοπικού ελέγχου PI-ALINEA, τόσο στον συνολικό χρόνο διαδρομής, όσο και στις ουρές που συσσωρεύονται στη ράμπα εισόδου. Στο πείραμα αυτό, ο πράκτορας αλληλοεπιδρά με το περιβάλλον ανά 4 δευτερόλεπτα. Οι παρατηρήσεις \mathcal{D} αποτελούνται από την ένδειξη του σηματοδότη στη ράμπα εισόδου και από πίνακα που αντιπροσωπεύει την περιοχή της ράμπας εισόδου, για τις τρεις προηγούμενες

περιόδους. Κάθε κελί του πίνακα αντιστοιχεί σε συγκεκριμένο τμήμα της περιοχής και λαμβάνει τιμή 1 ή 0 αναλόγως με την ύπαρξη ή μη οχήματος σε αυτό. Η **επιβράβευση \mathcal{R}** υπολογίζεται αναλόγως με την ταχύτητα στην περιοχή συμβολής και με το μήκος της ουράς στη ράμπα εισόδου, ενώ οι **ενέργειες \mathcal{A}** του πράκτορα αναφέρονται στο αν κατά το επόμενο βήμα ελέγχου η ένδειξη του σηματοδότη στη ράμπα εισόδου θα είναι πράσινη ή κόκκινη.

Οι **Deng et al. (2023)** εξέτασαν την αποδοτικότητα του συνδυασμού ελέγχου ράμπας εισόδου με χρήση ενισχυτικής μάθησης και του καθορισμού των επιτρεπόμενων αλλαγών λωρίδας ανά τμήματα της βοηθητικής λωρίδας επιτάχυνσης-επιβράδυνσης, σε περιοχή πλέξης μικρού μήκους (**Διάγραμμα 2-4**). Πιο συγκεκριμένα, διαχώρισαν την βοηθητική λωρίδα σε τέσσερα τμήματα και δημιούργησαν σενάρια στα οποία για καθένα από τα δύο πρώτα τμήματα είτε επιτρέπουν μόνο τις αλλαγές λωρίδας από τον αυτοκινητόδρομο στην βοηθητική λωρίδα, ή επιτρέπουν μόνο τις αλλαγές λωρίδας από την βοηθητική λωρίδα στον αυτοκινητόδρομο, ή επιτρέπουν όλες τις αλλαγές λωρίδας. Για δύο από τα τέσσερα σενάρια, εκπαιδεύτηκε ο έλεγχος ράμπας εισόδου με χρήση του αλγορίθμου μάθησης Q-Learning σε περιβάλλον προσομοίωσης μικροσκοπικής κυκλοφορίας, αξιοποιώντας κυκλοφοριακά δεδομένα που συλλέχθηκαν από Συστήματα μη Επανδρωμένων Αεροσκαφών και εξήχθησαν με χρήση του αλγορίθμου μηχανικής όρασης YOLO. Τα αποτελέσματα έδειξαν πως σε όλα τα σενάρια παρατηρείται αύξηση ταχυτήτων σε όλες τις λωρίδες στην περιοχή πλέξης συγκριτικά με τον μη έλεγχο της ράμπας εισόδου, ενώ η μέγιστη βελτίωση παρατηρείται για τον συνδυασμό ελέγχου ράμπας εισόδου και του διαχωρισμού των επιτρεπόμενων αλλαγών λωρίδας στα δύο πρώτα τμήματα της κοινής λωρίδας. Στο πείραμα αυτό, ο πράκτορας αλληλοεπιδρά με το περιβάλλον ανά 36 δευτερόλεπτα. Οι **παρατηρήσεις \mathcal{D}** αποτελούνται από την τρέχουσα ένδειξη του σηματοδότη στη ράμπα εισόδου και τη μέση ταχύτητα των οχημάτων στο δίκτυο. Η **επιβράβευση \mathcal{R}** θεωρείται ίση με 1 αν η τρέχουσα μέση ταχύτητα των οχημάτων είναι ίση ή μεγαλύτερη από την προηγούμενη μέση ταχύτητα, ενώ οι **ενέργειες \mathcal{A}** του πράκτορα αναφέρονται στο αν κατά το επόμενο βήμα ελέγχου η ένδειξη του σηματοδότη στη ράμπα εισόδου θα είναι πράσινη ή κόκκινη.

Οι **Yang et al. (2019)** διερεύνησαν την απόδοση του τοπικού ελέγχου ράμπας εισόδου με χρήση βαθιάς ενισχυτικής μάθησης (Deep Q-Learning) σε περίπτωση πλέξης, δηλαδή για συνύπαρξη ράμπας εισόδου και ράμπας εξόδου με κοινή λωρίδα επιτάχυνσης/επιβράδυνσης (**Διάγραμμα 2-4**). Για την εκπαίδευση του πράκτορα χρησιμοποίησαν περιβάλλον προσομοίωσης μικροσκοπικής κυκλοφορίας και παρατήρησαν πως με την εφαρμογή του εκπαιδευμένου μοντέλου ελαττώνεται ο συνολικός χρόνος διαδρομής σε σύγκριση με τον αλγόριθμο ALINEA. Συνολικά πραγματοποιούνται δύο πειράματα, όπου ο πράκτορας αλληλοεπιδρά με το περιβάλλον είτε ανά 15 δευτερόλεπτα ή ανά 30 δευτερόλεπτα. Οι **παρατηρήσεις \mathcal{D}** αποτελούνται από την τρέχουσα ένδειξη του σηματοδότη στη ράμπα εισόδου και την πυκνότητα ανάντη της περιοχής πλέξης, στην περιοχή πλέξης και στη ράμπα εισόδου. Η **επιβράβευση \mathcal{R}** υπολογίζεται ως η εκροή οχημάτων από την περιοχή πλέξης, ενώ οι **ενέργειες \mathcal{A}** του πράκτορα αναφέρονται στο αν κατά το επόμενο βήμα ελέγχου η ένδειξη του σηματοδότη στη ράμπα εισόδου θα είναι πράσινη ή κόκκινη.



Διάγραμμα 2-4: Περιοχή πλέξης με ράμπα εισόδου και ράμπα εξόδου

Αντίστοιχα, οι [Chai et al. \(2020\)](#) χρησιμοποίησαν ενισχυτική μάθηση βασισμένη στον αλγόριθμο SARSA, που αποτελεί βελτίωση του Q-Learning, σε περίπτωση πλέξης για τοπικό έλεγχο ράμπας εισόδου. Μοντελοποίησαν το ευρύτερο περιβάλλον της ράμπας εισόδου και εξόδου σε προσομοιωτή μικροσκοπικής κυκλοφορίας και χρησιμοποίησαν πραγματικούς ρυθμούς ροής πέντε λεπτών για τις 2 ώρες πρωινής αιχμής. Ανέφεραν πως το εκπαιδευμένο μοντέλο μείωσε τον συνολικό χρόνο διαδρομής και αύξησε τη μέση ταχύτητα συγκριτικά με το μη-έλεγχο και τον αλγόριθμο ALINEA. Στο πείραμα αυτό, ο πράκτορας αλληλοεπιδρά με το περιβάλλον ανά μια περίοδο σηματοδότησης. Οι παρατηρήσεις \mathcal{D} αποτελούνται από την κατάληψη της περιοχής πλέξης, το μήκος της ουράς στη ράμπα εισόδου και την κυκλοφοριακή ζήτηση. Η επιβράβευση \mathcal{R} υπολογίζεται ως η διαφορά των οχημάτων που εισέρχονται στην περιοχή πλέξης από τα οχήματα που εξέρχονται της περιοχής πλέξης, ενώ οι ενέργειες \mathcal{A} του πράκτορα είναι ο επιτρεπόμενος ρυθμός ροής στη ράμπα εισόδου (ο οποίος ελέγχεται μέσω του σηματοδότη).

Τέλος, οι [Han et al. \(2022\)](#) πρότειναν μια «φυσικά πληροφορημένη» στρατηγική ενισχυτικής μάθησης για τοπικό έλεγχο ράμπας και για συντονισμένο έλεγχο ραμπών, στην οποία το πλαίσιο της ενισχυτικής μάθησης διαχωρίζεται σε δύο διαδικασίες: «εκτός σύνδεσης (εκπαίδευση)» και «εντός σύνδεσης (έλεγχος)». Η εκπαίδευση πραγματοποιείται μέσω προσομοιωτή μικροσκοπικής κυκλοφορίας χρησιμοποιώντας ιστορικά κυκλοφοριακά δεδομένα και μέσω του αλγορίθμου μάθησης Q-Learning. Το μοντέλο που δημιουργείται, χρησιμοποιείται για τον έλεγχο της ράμπας εισόδου για συγκεκριμένο χρονικό διάστημα. Κατόπιν, τα συλλεγόμενα πραγματικά δεδομένα συνδυάζονται με ιστορικά δεδομένα και χρησιμοποιούνται εκ νέου στην «εκτός σύνδεσης» διαδικασία εκπαίδευσης, η οποία βελτιώνει το υφιστάμενο μοντέλο. Στη συνέχεια το νέο μοντέλο χρησιμοποιείται για τον έλεγχο της κυκλοφορίας και η διαδικασία επαναλαμβάνεται συνεχώς. Παρά τη συνεχή επανεκπαίδευση του μοντέλου, οι συγγραφείς αναφέρουν πως τα αποτελέσματα είναι συγκρίσιμα ή καλύτερα από τους κλασικούς αλγόριθμους ανατροφοδότησης (ALINEA, HERO). Στο πείραμα αυτό, ο πράκτορας αλληλοεπιδρά με το περιβάλλον ανά 20 δευτερόλεπτα. Οι παρατηρήσεις \mathcal{D} αποτελούνται από τον μέσο ρυθμό ροής και τη μέση ταχύτητα ανάντη της περιοχής μερισμού, την κατάληψη στην περιοχή μερισμού και το μήκος της ουράς στη ράμπα εισόδου μετρούμενο σε οχήματα. Η επιβράβευση \mathcal{R} υπολογίζεται ως η συνολική εκροή των οχημάτων από το εξεταζόμενο τμήμα αυτοκινητοδρόμου κατά την τρέχουσα περίοδο, ενώ οι ενέργειες \mathcal{A} του πράκτορα είναι ο χρόνος κόκκινης ένδειξης σηματοδότη στη ράμπα εισόδου για την επόμενη περίοδο.

2.5 Έλεγχος ράμπας εισόδου για αυτόματα οχήματα

Σε ένα οδικό περιβάλλον με αποκλειστική ύπαρξη αυτόματων οχημάτων μελετώνται σύγχρονοι τρόποι αντιμετώπισης των επιπτώσεων που επιφέρουν τα εισερχόμενα οχήματα στον

αυτοκινητόδρομο, οι οποίοι αξιοποιούν την τεχνολογία και τη συνδεσιμότητα των αυτόματων οχημάτων. Σε αυτό το πλαίσιο, θεωρείται πως ο έλεγχος ράμπας εισόδου σε περιβάλλον συνδεδεμένων αυτόνομων οχημάτων δεν θα πραγματοποιείται με τη χρήση σηματοδότη (Vrbanić et al., 2021), αλλά είτε από ένα κεντρικό σύστημα ελέγχου συμβολής (merging control) το οποίο υπολογίζει σε επίπεδο δικτύου τη βέλτιστη τακτική συμβολής και τις απαιτούμενες ενέργειες για την εκτέλεση της και ακολούθως τις αποστέλλει στα αυτόματα οχήματα μέσω των RSU, είτε από καταναμημένα (σε επίπεδο οχήματος) συστήματα ελέγχου τα οποία για τη συμβολή στον αυτοκινητόδρομο χρησιμοποιούν το πρωτόκολλο επικοινωνίας V2V (Zhao et al., 2019). Μια εφαρμογή κεντρικού ελέγχου αποτελεί η δημιουργία κενών μεταξύ αυτόνομων οχημάτων που κινούνται στην κύρια οδό στα οποία συμβάλλουν οχήματα από τη ράμπα εισόδου (Zhu et al., 2022), ενώ μια εφαρμογή καταναμημένου ελέγχου αποτελεί ο συντονισμός της συμβολής οχημάτων χρησιμοποιώντας μια εικονική προβολή των οχημάτων της ράμπας εισόδου, στο κύριο τμήμα της οδού (Chen et al., 2021).

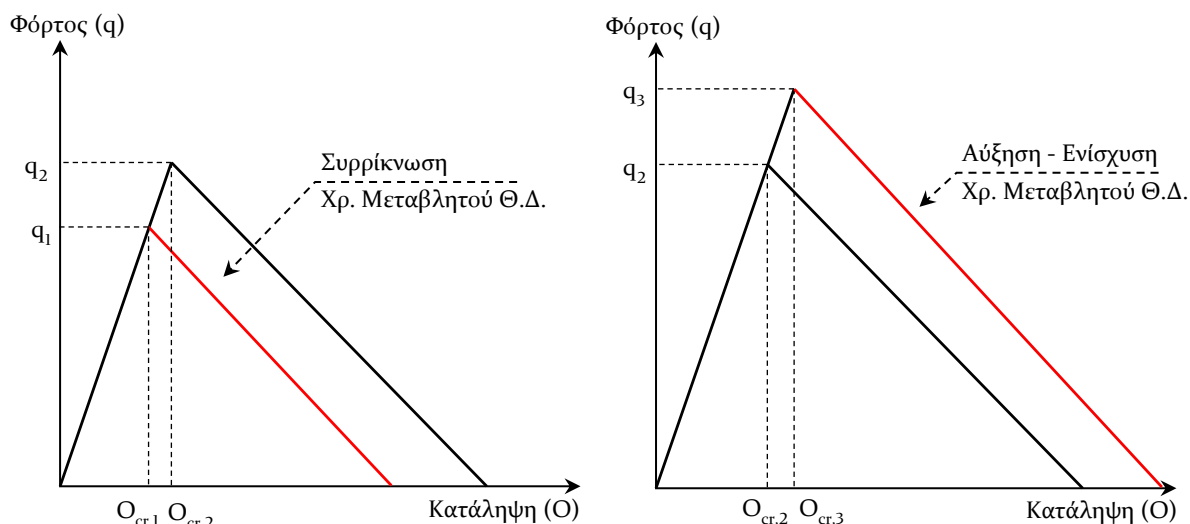
2.6 Έλεγχος ράμπας εισόδου για μικτή κυκλοφορία

Όπως αναφέρθηκε στην εισαγωγή, η μετάβαση σε ένα αποκλειστικά αυτόνομο περιβάλλον κυκλοφορίας αναμένεται πως θα είναι μια μακρά διαδικασία. Ως εκ τούτου, για ένα σημαντικό χρονικό διάστημα θα συνυπάρχουν συμβατικά και αυτόματα οχήματα, μεταβάλλοντας την έως τώρα γνωστή δυναμική των συστημάτων ελέγχου ράμπας εισόδου. Επομένως υφίσταται επιτακτική ανάγκη για την ανάπτυξη υβριδικών συστημάτων ελέγχου, τα οποία θα προσαρμόζουν τις στρατηγικές που ακολουθούν αναλόγως με τη σύνθεση της κυκλοφορίας (Zhao et al., 2019).

2.6.1 Χρήση κλασικών μεθόδων ελέγχου ράμπας

Οι Tajdari et al. (2022) ανέπτυξαν ένα γραμμικό τετραγωνικό ολοκληρωτικό εκλεκτή (LQI) βασισμένο σε γραμμικό μοντέλο ροής κυκλοφορίας πολλαπλών λωρίδων για να μεγιστοποιήσουν την απόδοση (διαφορά εκροών και εισροών) του οδικού τμήματος με ράμπα εισόδου, εφαρμόζοντας έλεγχο αλλαγών λωρίδας για τα αυτόνομα οχήματα και έλεγχο ράμπας εισόδου σε περιβάλλον μικτής κυκλοφορίας. Ο ελεγκτής απαιτεί δεδομένα πυκνότητας οχημάτων ανά λωρίδα για όλη την έκταση του εξεταζόμενου οδικού τμήματος. Στη συνέχεια αξιολόγησαν τον ελεγκτή σε περιβάλλον προσομοίωσης μακροσκοπικής κυκλοφορίας, και συμπέραναν πως ο ελεγκτής αποδίδει, ελαττώνοντας τον συνολικό χρόνο που δαπανήθηκε (Total Time Spent) συγκριτικά με την αρχική κατάσταση (χωρίς έλεγχο) και συγκριτικά με τον αλγόριθμο ALINEA, για διάφορα ποσοστά ενσωμάτωσης αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας.

Οι Shang et al. (2023) τροποποίησαν τον αλγόριθμο ALINEA, ώστε να αντλεί πληροφορίες από ένα χρονικά μεταβαλλόμενο θεμελιώδες διάγραμμα κατάληψης-φόρτου. Πιο συγκεκριμένα, αναλόγως με το ποσοστό των αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας, μειώνεται ή αυξάνεται η κρίσιμη πυκνότητα και η κυκλοφοριακή ικανότητα του οδικού τμήματος (Διάγραμμα 2-5) και για τον λόγο αυτό στον τροποποιημένο αλγόριθμο η τιμή της επιθυμητής κατάληψης $\hat{\theta}$ στην εξίσωση (2-1) μεταβάλλεται χρονικά. Ο τροποποιημένος αλγόριθμος αξιολογείται με χρήση προσομοίωσης μακροσκοπικής κυκλοφορίας και προκύπτει μείωση του συνολικού χρόνου που δαπανήθηκε (Total Time Spent) συγκριτικά με την αρχική κατάσταση (χωρίς έλεγχο) και συγκριτικά με τον αρχικό αλγόριθμο ALINEA.



Διάγραμμα 2-5: Χρονικά μεταβαλλόμενο θεμελιώδες διάγραμμα Κατάληψης Φόρτου (Shang et al., 2023)

2.6.2 Χρήση σύγχρονων μεθόδων ελέγχου ράμπας

Η αξιοποίηση των υπολογιστικών δυνατοτήτων των αυτόματων οχημάτων ώστε να βελτιστοποιηθεί η συμβολή τους από τη ράμπα εισόδου στον αυτοκινητόδρομο σε συνθήκες μικτής κυκλοφορίας έχει αποτελέσει σημαντικό πεδίο έρευνας. Σε γενικές γραμμές η έρευνα στον τομέα αυτό μπορεί να ομαδοποιηθεί στις ακόλουθες δύο κατηγορίες (Zhu et al., 2022):

- έλεγχος συμβολής για ράμπα εισόδου και αυτοκινητόδρομο 1 λωρίδας
- έλεγχος συμβολής για ράμπα εισόδου και αυτοκινητόδρομο 2 ή παραπάνω λωρίδων

Η πρώτη κατηγορία δε συναντάται συχνά στην πράξη και αγνοεί τη συμπεριφορά και την επίδραση των αλλαγών λωρίδας μεταξύ των κύριων λωρίδων του αυτοκινητοδρόμου (Zhu et al., 2022), επομένως η ανασκόπηση θα επικεντρωθεί στην πιο ρεαλιστική δεύτερη κατηγορία ερευνών.

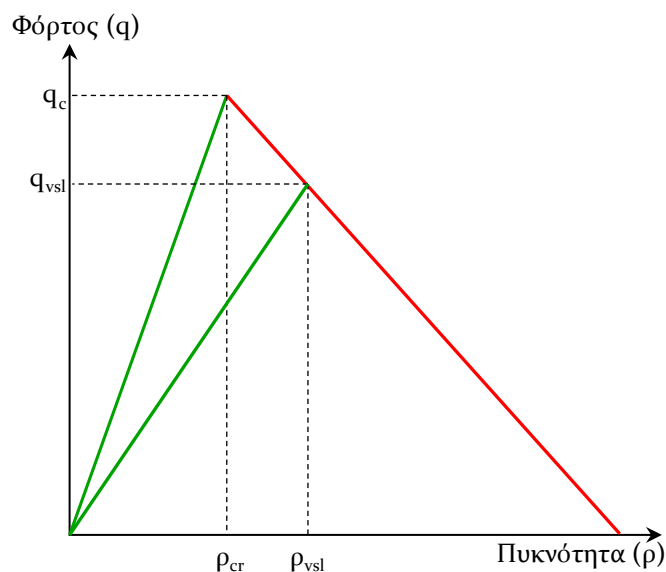
Οι Gao et al. (2022) ανέπτυξαν ένα πλαίσιο βελτιστοποίησης της πορείας των αυτόματων οχημάτων στη ράμπα εισόδου, ώστε να συμβάλλουν συνεργατικά σε φάλαγγες αυτόματων οχημάτων. Πιο συγκεκριμένα, μέσω των RSU, καλούνται συγκεκριμένα οχήματα-μέλη μιας φάλαγγας οχημάτων να δημιουργήσουν κενά στη δομή τους όποτε υπάρχει αυτόματο όχημα που εισέρχεται μέσω της ράμπας εισόδου, ώστε να καταστεί δυνατή η ένταξη του στη φάλαγγα, με τη μικρότερη δυνατή επίπτωση στην κυκλοφορία. Για την αξιολόγηση του πλαισίου χρησιμοποιείται μικροσκοπικός προσομοιωτής κυκλοφορίας και προκύπτει πως είναι αποδοτικό (με δείκτη αξιολόγησης τη μεταβολή της μέσης καθυστέρησης των οχημάτων) για ποσοστό αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας μεγαλύτερο από 30%.

Οι Guo et al. (2021) χρησιμοποίησαν την προσέγγιση της ενισχυτικής μάθησης για να ελέγξουν την πορεία των αυτόματων οχημάτων στη ράμπα εισόδου. Ο πράκτορας λαμβάνει ως όρισμα εισόδου (παρατηρήσεις \mathcal{S}) την ταχύτητα του οχήματος και τις αποστάσεις από τα γειτονικά οχήματα και επιστρέφει ως όρισμα εξόδου (ενέργειες \mathcal{A}) τις αποφάσεις για μεταβολή της ταχύτητας ή/και για αλλαγή λωρίδας. Η προσέγγιση αυτή επέφερε βελτιώσεις στην κυκλοφοριακή ικανότητα και στην πυκνότητα, οι οποίες εντεινόνταν με την αύξηση του ποσοστού αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας. Για την εκπαίδευση του πράκτορα χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος μάθησης Q-Learning, με την επιβράβευση \mathcal{R} να υπολογίζεται ως η διαφορά των ταχυτήτων ανά βήμα ελέγχου.

2.7 Μεταβλητά όρια ταχυτήτων

Είναι γνωστό από την κυκλοφοριακή τεχνική, πως η ροή χαρακτηρίζεται σταθερή ή μη συμφορημένη, όταν η πυκνότητα στο οδικό τμήμα είναι μικρότερη από την τιμή της κρίσιμης πυκνότητας ρ_c , δηλαδή της πυκνότητας που αντιστοιχεί στην κυκλοφοριακή ικανότητα του οδικού τμήματος. Σύμφωνα με τους [Carlson et al. \(2010\)](#), η μείωση των ταχυτήτων λόγω της εφαρμογής των μεταβλητών ορίων ταχυτήτων μεταβάλλει τη μορφή του θεμελιώδους διαγράμματος πυκνότητας-φόρτου, αυξάνοντας την κρίσιμη πυκνότητα ρ_c με ταυτόχρονη μείωση της κυκλοφοριακής ικανότητας q_c . Η μεταβολή αυτή παρουσιάζεται στο τριγωνικό διάγραμμα φόρτου-πυκνότητας στο **Διάγραμμα 2-6**. Στο τμήμα που η γραμμή έχει πράσινο χρώμα, η ροή θεωρείται μη συμφορημένη, ενώ στο τμήμα που η γραμμή έχει κόκκινο χρώμα η ροή θεωρείται συμφορημένη. Όπως είναι φανερό, η εφαρμογή της τακτικής αυτής έχει νόημα σε τμήματα της οδού ανάντη της περιοχής που είναι κοντά στη συμφόρηση και επιδρά μειώνοντας τη ροή των εισερχόμενων οχημάτων στην περιοχή αυτή, δυνητικά καθυστερώντας ή ακόμα και αποτρέποντας τη συμφόρηση.

Η απόδοση του μέτρου των μεταβλητών ορίων ταχύτητας προϋποθέτει την τήρηση του από τους οδηγούς, ακόμα και όταν τα επιβαλλόμενα όρια ταχύτητας είναι χαμηλά για έναν τυπικό αυτοκινητόδρομο. Ένα μεγάλο πλεονέκτημα των αυτόματων οχημάτων είναι πως τηρούν πιστά τα επιβαλλόμενα όρια ταχύτητας, επομένως εκτιμάται πως θα μεγιστοποιηθούν τα οφέλη του μέτρου ακόμα και σε συνθήκες μικτής σύνθεσης συμβατικών και αυτόματων οχημάτων στην κυκλοφορία.



Διάγραμμα 2-6: Επίδραση μεταβλητών ορίων ταχύτητας στο θεμελιώδες διάγραμμα Πυκνότητας-Φόρτου ([Vrbanić et al., 2021](#))

Πράγματι, πληθώρα ερευνών στη βιβλιογραφία έχουν αναδείξει τις βελτιώσεις που επιφέρει η εφαρμογή του συστήματος μεταβλητών ορίων ταχυτήτων σε συνθήκες μικτής κυκλοφορίας.

Οι [Feng et al. \(2023\)](#) χρησιμοποίησαν μεταβλητά όρια ταχύτητας σε τμήμα αυτοκινητοδρόμου κατάντη του οποίου παρατηρείται συμφόρηση. Θεώρησαν πως η κυκλοφορία αποτελείται αποκλειστικά από αυτόματα οχήματα, με πλήρη συμμόρφωση στα όρια ταχύτητας και πως δύναται να οριστούν διαφορετικά όρια ταχύτητας σε επίπεδο λωρίδας. Η επιλογή των επιβαλλόμενων ορίων ταχύτητας πραγματοποιείται από πράκτορα που έχει εκπαιδευτεί με ενισχυτική μάθηση, συγκεκριμένα με τον αλγόριθμο ES (Evolutionary Strategy Algorithms). Η

μέθοδος αξιολογήθηκε σε περιβάλλον προσομοίωσης μικροσκοπικής κυκλοφορίας και προέκυψε 23% ελάττωση του συνολικού χρόνου διαδρομής και 4% ελάττωση των εκπομπών ρύπων.

Οι Nie et al. (2021) ανέπτυξαν έναν αλγόριθμο για την εφαρμογή μεταβλητών ορίων ταχύτητας ανά όχημα σε ένα τμήμα αυτοκινητοδρόμου κατάντη του οποίου παρατηρείται συμφόρηση. Θεώρησαν ότι η κυκλοφορία είναι μικτή και πως οι οδηγίες μεταδίδονται στα οχήματα με το πρωτόκολλο V2I, μέσω των RSU. Επιπλέον γίνεται η υπόθεση πως τα αυτόματα οχήματα ακολουθούν πιστά τα όρια ταχύτητας, ενώ η συμμόρφωση των συμβατικών οχημάτων σε αυτά εξαρτάται από τη συμπεριφορά του οδηγού τους. Ο αλγόριθμος υπολογίζει το επιβαλλόμενο όριο ταχύτητας αριθμητικά, λαμβάνοντας υπόψη μακροσκοπικά κυκλοφοριακά δεδομένα (μέση ταχύτητα και πυκνότητα οχημάτων), αλλά και τη συμπεριφορά των οδηγών σε μικροσκοπικό επίπεδο (επιτάχυνση, επιβράδυνση, ταχύτητα). Η αξιολόγηση του πραγματοποιήθηκε σε περιβάλλον προσομοίωσης μικροσκοπικής κυκλοφορίας και έδειξε πως ελαττώνεται σημαντικά το φαινόμενο της απότομης πτώσης της κυκλοφοριακής ικανότητας (capacity drop) και πως η εκροή από το συμφορημένο τμήμα πλησιάζει την κυκλοφοριακή ικανότητα του τμήματος.

2.8 Συνδυασμός μεθόδων ελέγχου ράμπας εισόδου και μεταβλητών ορίων ταχύτητας

Από την έως τώρα βιβλιογραφική ανασκόπηση γίνεται φανερό πως ο έλεγχος του μέτρου των μεταβλητών ορίων ταχύτητας και ο έλεγχος της ράμπας εισόδου δύναται να συνδυαστούν υπό κοινό ελεγκτή ώστε να ενισχυθούν περαιτέρω τα οφέλη στη διαχείριση κυκλοφορίας και συγκεκριμένα στην ελάττωση της συμφόρησης.

Οι Di et al. (2023) εξέτασαν τη δυνατότητα συνδυασμού των μεθόδων ελέγχου ράμπας εισόδου, μεταβλητών ορίων ταχύτητας και ελέγχου αλλαγής λωρίδων για ράμπα εισόδου σε περιβάλλον μικτής κυκλοφορίας με σκοπό τη βελτίωση της απόδοσης της κυκλοφορίας. Πιο συγκεκριμένα δημιουργείται ανάντη της ράμπας εισόδου ένα τμήμα στο οποίο εφαρμόζονται μεταβλητά όρια ταχύτητας, στη συνέχεια ένα τμήμα στο οποίο εφαρμόζεται ο έλεγχος αλλαγής λωρίδας και ακολουθεί το τμήμα συμβολής των εισερχόμενων οχημάτων στον αυτοκινητόδρομο, χωρίς λωρίδα επιτάχυνσης. Ο έλεγχος αλλαγής λωρίδας πραγματοποιείται μόνο για αυτόματα οχήματα που κινούνται στην εξωτερική λωρίδα, ενώ απαγορεύονται αλλαγές λωρίδας για όλα τα οχήματα προς αυτήν. Επιπλέον, θεωρείται πως στο τμήμα συμβολής απαγορεύονται όλες οι αλλαγές λωρίδας. Η συνεργατική στρατηγική που χρησιμοποιείται προκύπτει από γενετικό αλγόριθμο (GA), στόχος του οποίου ορίζεται η μεγιστοποίηση της ροής στην περιοχή συμβολής. Ο γενετικός αλγόριθμος αλληλοεπιδρά με περιβάλλον προσομοίωσης μακροσκοπικής κυκλοφορίας βασισμένο σε εξελιγμένο μοντέλο Cellular Transmission Model (CTM), για την εύρεση της βέλτιστης στρατηγικής. Η αξιολόγηση του μοντέλου πραγματοποιείται στο ίδιο περιβάλλον προσομοίωσης και προκύπτει πως ο συνδυασμός των παραπάνω μεθόδων δύναται να αυξήσει την κυκλοφοριακή ικανότητα στην περιοχή συμβολής έως και 16.7%.

Στο ίδιο μήκος κύματος, οι Pan et al. (2021) χρησιμοποίησαν συνδυασμό των μεθόδων ελέγχου ράμπας εισόδου, μεταβλητών ορίων ταχύτητας και ελέγχου αλλαγής λωρίδων για ράμπα εισόδου σε περιβάλλον μικτής κυκλοφορίας, με σκοπό τη βελτίωση της απόδοσης της κυκλοφορίας. Ο έλεγχος εφαρμόζεται στα αυτόματα οχήματα, ενώ στα συμβατικά οχήματα δίνονται συστάσεις, η συμμόρφωση στις οποίες εξαρτάται από τη συμπεριφορά του οδηγού τους. Η συνεργατική στρατηγική που χρησιμοποιείται προκύπτει από αλγόριθμο ενισχυτικής μάθησης, κάνοντας χρήση της μεθόδου gradient-free Cross-Entropy (CEM). Ο πράκτορας αλληλοεπιδρά με περιβάλλον προσομοίωσης μακροσκοπικής κυκλοφορίας βασισμένο σε εξελιγμένο μοντέλο Cellular Transmission Model (CTM) για την εύρεση της βέλτιστης στρατηγικής. Από την αξιολόγηση του μοντέλου στο ίδιο περιβάλλον προσομοίωσης συμπεραίνεται πως μειώνεται και

ο αριθμός των οχημάτων σε ουρά στην περιοχή συμβολής και η πυκνότητα των οχημάτων στον αυτοκινητόδρομο.

2.9 Συνοχή αποτελεσμάτων ανάλυσης βιβλιογραφίας

Η βιβλιογραφική ανασκόπηση που πραγματοποιήθηκε στην ενότητα αυτή, παρουσίασε αναλυτικά τις μεθόδους εφαρμογής ελέγχου ράμπας εισόδου ως μέτρο διαχείρισης κυκλοφορίας και τη συμβολή τους στην απομείωση των επιπτώσεων που προκαλούν οι ελιγμοί συμβολής ή/και πλέξης στην κυκλοφορία. Ειδική αναφορά πραγματοποιήθηκε στις σύγχρονες μεθόδους ελέγχου που βασίζονται στην ενισχυτική μάθηση και στην υπεροχή τους σε σχέση με τις κλασικές μεθόδους ανατροφοδότησης. Στη συνέχεια αναφέρθηκαν νέες μέθοδοι ελέγχου της πορείας των αυτόματων οχημάτων για τη συνεργατική συμβολή τους από τη ράμπα εισόδου στον αυτοκινητόδρομο με αξιοποίηση των τεχνολογιών επικοινωνίας V2V και V2I. Περαιτέρω, διερευνήθηκε η εφαρμογή της κλασικής μεθόδου ελέγχου ράμπας εισόδου σε συνθήκες μικτής κυκλοφορίας, όπου συνυπάρχουν συμβατικά και αυτόματα οχήματα. Τέλος, αναλύθηκαν συνδυαστικοί τρόποι διαχείρισης της κυκλοφορίας στην ευρύτερη περιοχή της ράμπας εισόδου υπό κοινό ελεγκτή, με έλεγχο ράμπας εισόδου, έλεγχο αλλαγών λωρίδας και μεταβλητά όρια ταχύτητας σε συνθήκες μικτής κυκλοφορίας.

Η βιβλιογραφία που αναλύθηκε στην ενότητα αυτή και αναφέρεται σε μεθόδους διαχείρισης κυκλοφορίας με χρήση ελέγχου ράμπας εισόδου, μεταβλητών ορίων ταχύτητας και ελέγχου αλλαγών λωρίδας, παρουσιάζεται στον [Πίνακα 2-1](#).

Από την ανάλυση της βιβλιογραφίας, προκύπτει ότι οι έρευνες για τις συνδυαστικές μεθόδους διαχείρισης κυκλοφορίας σε μικτή κυκλοφορία επικεντρώνονται κατά βάση στην εξέταση των επιδράσεων τους στην κυκλοφορία σε μακροσκοπικό επίπεδο, αγνοώντας την επίδραση των φαλαγγών αυτόματων οχημάτων σε αυτές, ενώ δεν εξετάζεται η περίπτωση συνύπαρξης ράμπας εισόδου και ράμπας εξόδου σε κοινή λωρίδα που επιφέρει ελιγμούς πλέξης. Αφενός ο σχηματισμός και η μεταβολή της σύνθεσης των φαλαγγών (προσθήκη ή αφαίρεση οχημάτων) και αφετέρου η μη συνεργατική φύση των μελών μιας φάλαγγας οχημάτων (δηλαδή η μηδαμινή προσαρμογή της ταχύτητας των μελών για πιθανή παραχώρηση προτεραιότητας σε ένα εισερχόμενο όχημα), χρήζει διερεύνησης σε μικροσκοπικό επίπεδο.

Πίνακας 2-1: Συγκεντρωτικός πίνακας βιβλιογραφίας

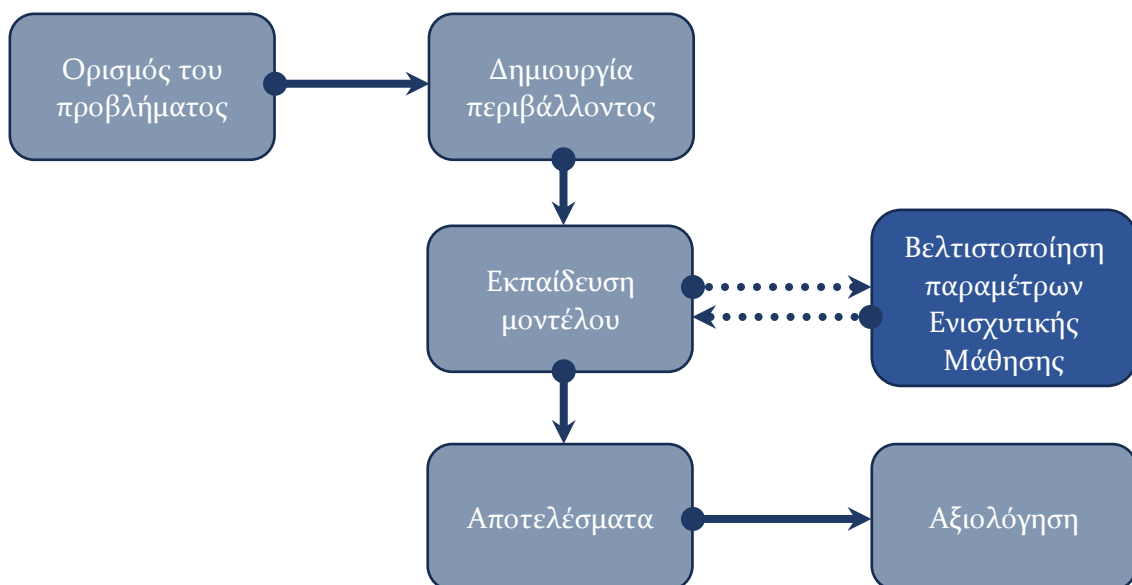
Αναφορά	Σύνθεση κυκλοφορίας	Διάταξη οδικού τμήματος	Ράμπα Εισόδου	Ράμπα Εξόδου	Μέθοδοι Ελέγχου	Μέθοδος λήψης απόφασης	Μοντέλο προσομοίωσης	RL Κατάσταση \mathcal{S}	RL Ενέργειες \mathcal{A}	RL Επιβράβευση \mathcal{R}	Αποτελέσματα
Belletti et al. (2018)	RHV	Διάφορες	✓	✓	RM	RL (Policy)	Macro	<ul style="list-style-type: none"> Πυκνότητα οχημάτων Υπαρξη ράμπας εξόδου στο κελί (cell) Αρ. οχημάτων σε ουρά 	Ρυθμός ροής σε ράμπα εισόδου	Εκροή οχημάτων	Αύξηση μέσης ταχύτητας, συγκρίσιμες βελτιώσεις με ALINEA
Liu et al. (2021)	RHV	3 λωρίδες	✓	✗	RM	DRL (DQN)	Micro	<ul style="list-style-type: none"> Πίνακας θέσης οχημάτων Ένδειξη σηματοδότη 	Επόμενη ένδειξη σηματοδότη	Μέση ταχύτητα στην περιοχή συμβολής και ουρά στη ράμπα εισόδου	Μειωμένος συνολικός χρόνος διαδρομής και μειωμένες ουρές
Deng et al. (2023)	RHV	3 λωρίδες	✓	✓	RM LC	RL (Q-L)	Micro	<ul style="list-style-type: none"> Μέση ταχύτητα οχημάτων στο δίκτυο Ένδειξη σηματοδότη 	Επόμενη ένδειξη σηματοδότη	Μέση ταχύτητα οχημάτων στο δίκτυο	Αύξηση μέσης ταχύτητας σε όλες τις λωρίδες
Yang et al. (2019)	RHV	3 λωρίδες	✓	✓	RM	DRL (DQN)	Micro	<ul style="list-style-type: none"> Πυκνότητα οχημάτων (ανάντη, περιοχή πλέξης στη ράμπα εισόδου) Ένδειξη σηματοδότη 	Επόμενη ένδειξη σηματοδότη	Εκροή οχημάτων	Μειωμένος συνολικός χρόνος διαδρομής σε σχέση με ALINEA
Chai et al. (2020)	RHV	4 λωρίδες	✓	✓	RM	RL (Q-L)	Micro	<ul style="list-style-type: none"> Κατάληψη στην περιοχή πλέξης Μήκος ουράς στη ράμπα εισόδου Κυκλ. ζήτηση 	Χρόνος κόκκινης ένδειξης	Διαφορά εκροών και εισροών οχημάτων	Αύξηση μέσης ταχύτητας και μειωμένος συνολικός χρόνος διαδρομής σε σχέση με ALINEA
Han et al. (2022)	RHV	3 λωρίδες	✓	✗	RM	RL (Q-L)	Micro	<ul style="list-style-type: none"> Μέσος ρυθμό ροής Μέση ταχύτητα ανάντη της περιοχής μερισμού Κατάληψη στην περιοχή μερισμού Μήκος ουράς ράμπας εισόδου 	Χρόνος κόκκινης ένδειξης	Εκροή οχημάτων	Μειωμένος συνολικός χρόνος διαδρομής σε σχέση με ALINEA, HERO

Αναφορά	Σύνθεση κυκλοφορίας	Διάταξη οδικού τμήματος	Ράμπα Εισόδου	Ράμπα Εξόδου	Μέθοδοι Ελέγχου	Μέθοδος λήψης απόφασης	Μοντέλο προσομοίωσης	RL Κατάσταση \mathcal{S}	RL Ενέργειες \mathcal{A}	RL Επιβράβευση \mathcal{R}	Αποτελέσματα
Tajdari et al. (2022)	CAV & RHV	2 λωρίδες	✓	✗	RM	LQI	Macro	-	-	-	Μειωμένος συνολικός χρόνος διαδρομής σε σχέση με ALINEA
Shang et al. (2023)	CAV & RHV	Διάφορες	✓	✗	RM	Τροποποιημένο ALINEA	CTM	-	-	-	Μειωμένος συνολικός χρόνος διαδρομής σε σχέση με ALINEA
Gao et al. (2022)	CAV & RHV	2 λωρίδες	✓	✗	LC	Βελτιστοποίηση	Micro	-	-	-	Μείωση της μέσης καθυστέρησης οχήματος
Guo et al. (2021)	CAV & RHV	3 λωρίδες	✓	✓	LC	RL (Q-L)	Micro	<ul style="list-style-type: none"> • Ταχύτητα οχήματος • Αποστάσεις από γειτονικά οχήματα 	Μεταβολή ταχύτητας, αλλαγή λωρίδας	Διαφορά ταχυτήτων ανά βήμα	Αύξηση κυκλοφοριακής ικανότητας, μείωση πυκνότητας
Feng et al. (2023)	CAV	5 λωρίδες	✓	✓	VSL	ES	Micro	-	-	-	Μειωμένος συνολικός χρόνος διαδρομής και εκπομπές ρύπων
Nie et al. (2021)	CAV & RHV	3 λωρίδες	✓	✗	VSL-IV	Υπολογισμός	Macro Micro	-	-	-	Ελάττωση του φαινομένου απότομης πώσης κυκλοφοριακής ικανότητας (capacity drop)
Di et al. (2023)	CAV & RHV	2 lanes	✓	✗	RM LC VSL	GA	Advanced CTM	-	-	-	Αύξηση της κυκλοφοριακής ικανότητας
Pan et al. (2021)	CAV & RHV	2 lanes	✓	✗	RM LC VSL	RL	CTM	-	-	-	Μείωση οχημάτων σε ουρά στην περιοχή συμβολής, μείωση πυκνότητας οχημάτων στον αυτοκινητόδρομο

3 ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΚΗ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ

3.1 Περιγραφή της διαδικασίας

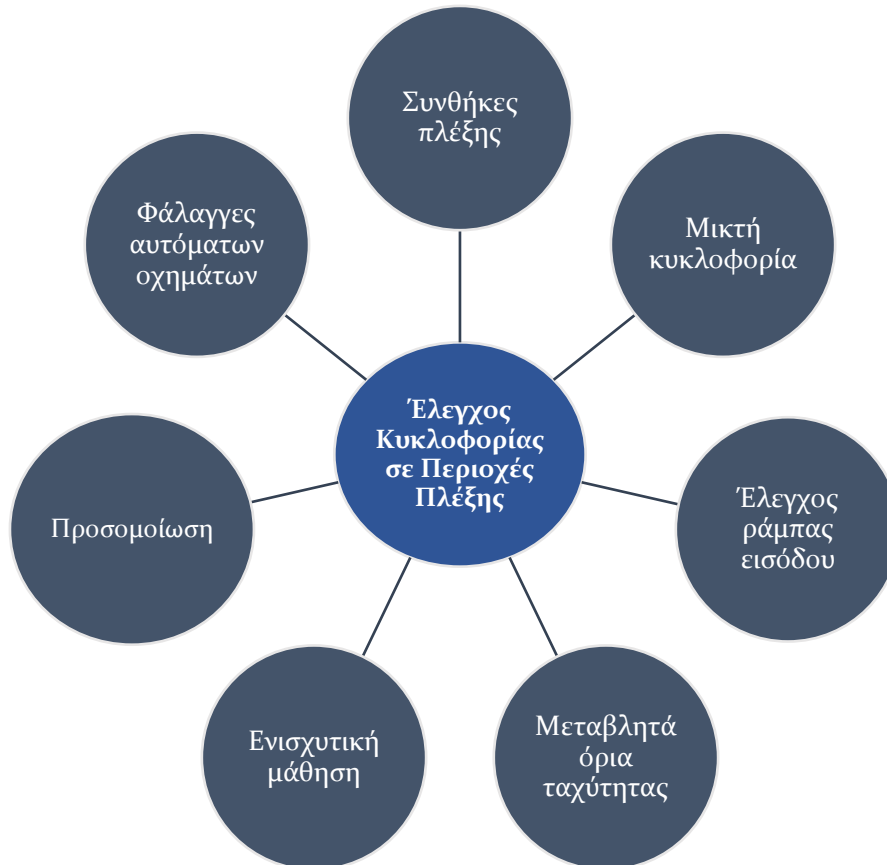
Στο κεφάλαιο αυτό, αναλύεται η μεθοδολογία με την οποία διερευνήθηκε η επίδραση των φάλαγγών αυτόματων οχημάτων σε τμήματα πλέξης, λόγω ύπαρξης ράμπας εισόδου και ράμπας εξόδου με κοινή λωρίδα επιτάχυνσης/επιβράδυνσης, καθώς και η εφαρμογή σύγχρονων μεθόδων ελέγχου της ράμπας εισόδου και των ορίων ταχύτητας, με χρήση ενισχυτικής μάθησης σε μικτή κυκλοφορία με φάλαγγες αυτόματων οχημάτων. Αρχικά θα διατυπωθεί με σαφήνεια το πρόβλημα προς επίλυση, το θεωρητικό υπόβαθρο ενισχυτικής μάθησης που θα χρησιμοποιηθεί, οι παράμετροι της ενισχυτικής μάθησης καθώς και οι δείκτες απόδοσης (KPIs). Στη συνέχεια θα οριστούν οι παράμετροι του περιβάλλοντος μικροσκοπικής προσομοίωσης κυκλοφορίας μέσω του οποίου θα εκπαιδευτεί ο πράκτορας ενισχυτικής μάθησης και θα εξαχθούν οι παραπάνω δείκτες. Τέλος, θα αξιολογηθούν οι δείκτες αυτοί και η μεθοδολογία που ακολουθείται. Η παραπάνω ροή που ακολουθείται στο υπόλοιπο του παρόντος κεφαλαίου, απεικονίζεται στο Διάγραμμα 3-1.



Διάγραμμα 3-1: Διάγραμμα ροής εργασιών

3.2 Ορισμός του προβλήματος

Το πρόβλημα που εξετάζεται στο πλαίσιο της διπλωματικής εργασίας είναι αφενός διδιάστατο (δυναμικός έλεγχος ράμπας εισόδου και διερεύνηση επιρροής αυτόματων οχημάτων και φαλαγγών αυτόματων οχημάτων στον έλεγχο αυτό) και αφετέρου πολυπαραγοντικό. Για να οριστεί λοιπόν με σαφήνεια, θα πρέπει να εξεταστεί κάθε μέλος του τμηματικά, το οποίο είναι και το αντικείμενο της ενότητας αυτής. Η δομή του προβλήματος παρουσιάζεται στο **Διάγραμμα 3-2**.



Διάγραμμα 3-2: Παράμετροι προβλήματος

3.3 Οδικό περιβάλλον

3.3.1 Θεωρητικό Υπόβαθρο

Το οδικό δίκτυο μπορεί να κατηγοριοποιηθεί, μεταξύ άλλων, ανάλογα με τα λειτουργικά χαρακτηριστικά του. Σύμφωνα με τις οδηγίες ΟΜΟΕ-ΛΚΟΔ, ο λειτουργικός χαρακτήρας μιας οδού μπορεί να είναι:

- Η σύνδεση
- Η πρόσβαση
- Η παραμονή

Η λειτουργία της σύνδεσης, αφορά οδούς που προορίζονται για τη μεταφορά ανθρώπων και αγαθών, ενώ οι απαιτήσεις για πρόσβαση σε παρόδιες χρήσεις γης και οι απαιτήσεις για παραμονή οχημάτων στον οδικό χώρο είναι ελάχιστες έως μηδενικές. Το περιβάλλον που εξετάζεται στο πλαίσιο του προβλήματος της διπλωματικής εργασίας, εξυπηρετεί τη λειτουργία της σύνδεσης

και αφορά αστική οδό ταχείας κυκλοφορίας, με διαχωρισμένη επιφάνεια κυκλοφορίας ανισόπεδους κόμβους, και επιτρεπόμενη ταχύτητα $V = 80 \text{ km/h}$. Από τα παραπάνω χαρακτηριστικά προκύπτει ότι ανήκει στην κατηγορία *B II* κατά ΟΜΟΕ-ΛΚΟΔ.

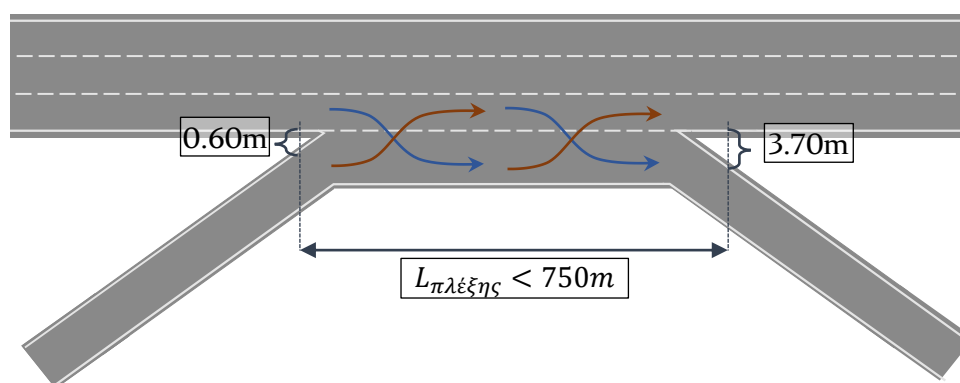
Επίσης, στο εξεταζόμενο τμήμα εμφανίζεται περιοχή πλέξης τύπου Α (ή πλέξη ραμπών), όπου μια ράμπα εισόδου μιας λωρίδας συνδέεται με μια ράμπα εξόδου μιας λωρίδας μέσω μιας συνεχούς βοηθητικής λωρίδας (Φραντζεσκάκης et al., 2009). Η λειτουργία των περιοχών πλέξης εξαρτάται από τα εξής χαρακτηριστικά:

- Ελάχιστος αριθμός ελιγμών αλλαγής λωρίδας
- Μήκος πλέξης
- Πλάτος πλέξης
- Τύπος λειτουργίας πλέξης

Ο ελάχιστος αριθμός ελιγμών αλλαγής λωρίδας, προκύπτει άμεσα από τον τύπο της περιοχής πλέξης. Στην περιοχή πλέξης τύπου Α, κάθε όχημα που συμμετέχει σε πλέξη εκτελεί μια αλλαγή λωρίδας και όλοι οι ελιγμοί αλλαγής λωρίδας τέμνουν τη γραμμή στέψης (crown line), δηλαδή τη γραμμή που βρίσκεται ανάμεσα σε δύο λωρίδες. Η περιοχή πλέξης τύπου Β συναντάται όταν τρία ή τέσσερα από τα σκέλη εισόδου και εξόδου έχουν παραπάνω από μια λωρίδα. Επομένως μια κίνηση πλέξης μπορεί να πραγματοποιηθεί χωρίς αλλαγή λωρίδας και η άλλη κίνηση πλέξης απαιτεί κατά μέγιστο μια αλλαγή λωρίδας. Τέλος, η περιοχή πλέξης τύπου Γ συναντάται όταν μια κίνηση πλέξης μπορεί να πραγματοποιηθεί χωρίς αλλαγή λωρίδας και η άλλη κίνηση πλέξης απαιτεί τουλάχιστον δύο αλλαγές λωρίδας.

Το μήκος πλέξης καθορίζει τον διαθέσιμο χρόνο και χώρο που διατίθεται στον οδηγό για να πραγματοποιήσει την αλλαγή λωρίδας. Το μήκος πλέξης, μετράται από το σημείο στην περιοχή συμβολής όπου η απόσταση μεταξύ των εσωτερικών οριογραμμών των οδοστρωμάτων που συμβάλλουν είναι 0.60m, μέχρι το σημείο στην περιοχή μερισμού όπου η απόσταση μεταξύ των εσωτερικών οριογραμμών των οδοστρωμάτων είναι 3.70m όπως φαίνεται στο Διάγραμμα 3-3. Σε τμήματα πλέξης με μήκος πάνω από 750m θεωρείται πως υφίσταται επαρκής χώρος και στην πράξη το τμήμα πλέξης συμπεριφέρεται ως δύο μεμονωμένα τμήματα συμβολής και μερισμού.

Το πλάτος πλέξης αναφέρεται στο πλήθος των λωρίδων στην περιοχή πλέξης, συμπεριλαμβανομένης της βοηθητικής λωρίδας.



Διάγραμμα 3-3: Μήκος πλέξης σε τμήμα πλέξης τύπου Α

Ο τύπος λειτουργίας πλέξης, αναφέρεται στην αναλογία χρήσης των λωρίδων μιας περιοχής πλέξης από οχήματα που συμμετέχουν σε πλέξη σε σχέση με τα υπόλοιπα. Υπό κανονικές συνθήκες, τα οχήματα που συμμετέχουν σε πλέξη και τα οχήματα που δε συμμετέχουν σε πλέξη φτάνουν σε μια κατάσταση ισορροπίας, όταν τα πρώτα καταλαμβάνουν στην πράξη N_w λωρίδες στο οδικό τμήμα, ενώ τα τελευταία τις υπόλοιπες. Στην πραγματικότητα όμως η διαρρύθμιση των λωρίδων στο δίκτυο μπορεί να περιορίσει τον αριθμό των λωρίδων που μπορούν να

χρησιμοποιηθούν από οχήματα που συμμετέχουν σε πλέξη, λόγω των αναγκαίων αλλαγών λωρίδας. Για παράδειγμα, έχει παρατηρηθεί πως τα οχήματα που συμμετέχουν σε πλέξη δεν καταλαμβάνουν μετρήσιμο τμήμα οποιασδήποτε λωρίδας από την οποία απαιτούνται τρεις ή παραπάνω αλλαγές λωρίδας για την εκτέλεση του ελιγμού πλέξης. Αυτό σημαίνει πως πολλές φορές καθορίζεται ένας μέγιστος αριθμός λωρίδων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πλέξη βάσει του γεωμετρικού σχεδιασμού της περιοχής πλέξης, που συμβολίζεται με $N_w(max)$. Αν $N_w \leq N_w(max)$ τότε θεωρούμε πως η περιοχή πλέξης λειτουργεί χωρίς περιορισμούς (unconstrained), ενώ αν $N_w > N_w(max)$, η περιοχή πλέξης λειτουργεί με περιορισμούς (constrained).

Η κυκλοφοριακή ικανότητα της περιοχής πλέξης, εξαρτάται από τα χαρακτηριστικά της λειτουργίας τους που αναφέρθηκαν προηγουμένως και από την αναλογία των ρυθμών ροής, η οποία συμβολίζεται ως VR και υπολογίζεται σύμφωνα με την εξίσωση (3-1).

$$VR = \frac{v_w}{v} \quad (3-1)$$

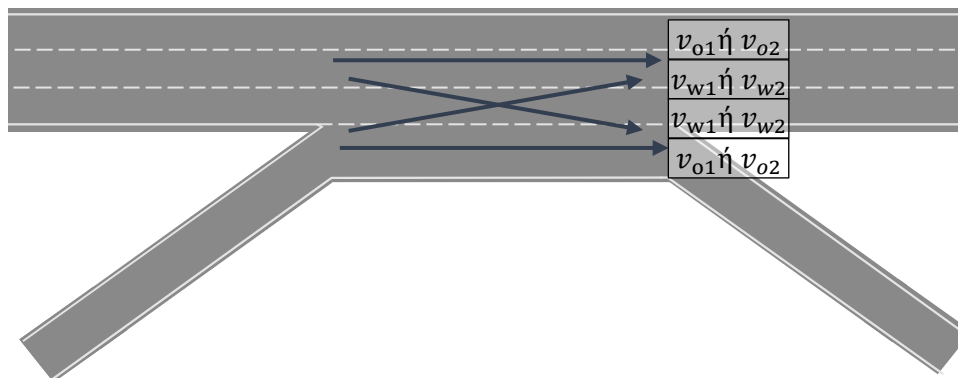
όπου:

- v_w : Συνολικός ρυθμός ροής για τη ροή που συμμετέχει στην πλέξη (ΜΕΑ/ώρα)
- v : Συνολικός ρυθμός ροής στην περιοχή πλέξης

Οι τιμές της κυκλοφοριακής ικανότητας, δίνονται σε πίνακες για διάφορες περιπτώσεις τύπων πλέξης Α, Β και Γ και σε συνάρτηση με τα χαρακτηριστικά αυτά.

Η στάθμη εξυπηρέτησης της περιοχής πλέξης, εξαρτάται από τις οριακές τιμές της πυκνότητας κυκλοφορίας. Στη συνέχεια θα αναλυθεί η μεθοδολογία για τον υπολογισμό της.

Αρχικά, σχεδιάζεται το διάγραμμα πλέξης (Διάγραμμα 3-4), στο οποίο αναγράφονται οι ρυθμοί ροής του δυσμενέστερου 15-λέπτου για κάθε κίνηση του τμήματος πλέξης που εκφράζονται σε ΜΕΑ/ώρα.



Διάγραμμα 3-4: Διάγραμμα πλέξης

Στο σχήμα, με δείκτη o εκφράζονται οι εξωτερικές ροές, ενώ με δείκτη w οι ροές που συμμετέχουν σε πλέξη. Με δείκτη 1 εκφράζεται η μεγαλύτερη από τις δύο ροές, ενώ με δείκτη 2 η μικρότερη από τις δύο.

Ο ρυθμός ροής για κάθε κίνηση είναι ο ισοδύναμος ωριαίος κυκλοφοριακός φόρτος του δυσμενέστερου 15-λέπτου και υπολογίζεται ως εξής:

$$v = \frac{V}{\Sigma \Omega A * f_{HV} * f_P} \quad (3-2)$$

όπου:

- V : Ωριαίος φόρτος (οχ./ώρα)

- $S_{\Omega A}$: Συντελεστής Ώρας Αιχμής
- f_{HV} : Συντελεστής προσαρμογής για βαρέα οχήματα
- f_P : Συντελεστής προσαρμογής για το είδος των οδηγών

Στη συνέχεια υπολογίζεται η μέση ταχύτητα S_i των οχημάτων που συμμετέχουν ($i = w$) ή δε συμμετέχουν ($i = nw$) στην πλέξη ως εξής:

$$S_i = S_{min} + \frac{S_{max} - S_{min}}{1 + W_i} \tag{3-3}$$

όπου:

- S_{min} : Ελάχιστη αναμενόμενη ταχύτητα στην περιοχή πλέξης (km/h)
- S_{max} : Μέγιστη αναμενόμενη ταχύτητα στην περιοχή πλέξης (km/h)
- f_{HV} : Συντελεστής προσαρμογής για βαρέα οχήματα
- W_i : Συντελεστής έντασης για την πρόβλεψη της ταχύτητας των οχημάτων

Η ελάχιστη ταχύτητα θεωρείται ίση με $S_{min} = 24km/h$. Η μέγιστη ταχύτητα θεωρείται ίση με τη μέση ταχύτητα των οχημάτων πριν και μετά την περιοχή πλέξης S_{FF} , προσαυξημένη κατά $8km/h$.

Ο συντελεστής έντασης W_i υπολογίζεται σύμφωνα με τη σχέση (3-4):

$$W_i = \frac{\alpha * (1 + VR)^b * \left(\frac{v}{N}\right)^c}{(3.28 * L_{\pi\lambda\epsilon\chi\eta\varsigma})^d} \tag{3-4}$$

όπου:

- a, b, c, d : Συντελεστές προσαρμογής, σύμφωνα με τον Πίνακα 3-1

Πίνακας 3-1: Τιμές σταθερών προσαρμογής για τον υπολογισμό του συντελεστή W_i

Περιορισμοί	Σταθερές για οχήματα που συμμετέχουν στην πλέξη, S_w				Σταθερές για οχήματα που δε συμμετέχουν στην πλέξη, S_{nw}			
	a	b	c	d	a	b	c	d
Πλέξη τύπου Α								
Χωρίς	0.15	2.2	0.97	0.8	0.0035	4	1.3	0.75
Με	0.35	2.2	0.97	0.8	0.002	4	1.3	0.75
Πλέξη τύπου Β								
Χωρίς	0.08	2.2	0.7	0.5	0.002	6	1	0.5
Με	0.15	2.2	0.7	0.5	0.001	6	1	0.5
Πλέξη τύπου Γ								
Χωρίς	0.08	2.3	0.8	0.6	0.002	6	1.1	0.6
Με	0.14	2.3	0.8	0.6	0.001	6	1.1	0.6

Οι τιμές N_w και $N_{w(max)}$ για τον καθορισμό του είδους λειτουργίας (με/χωρίς περιορισμούς), υπολογίζονται ανάλογα με τον τύπο πλέξης, σύμφωνα με τον Πίνακα 3-2.

Ακολούθως, υπολογίζεται η μέση ταχύτητα κίνησης όλων των οχημάτων στην περιοχή πλέξης σύμφωνα με τη σχέση (3-5):

$$S = \frac{v}{\left(\frac{v_w}{S_w}\right) + \left(\frac{v_{nw}}{S_{nw}}\right)} \tag{3-5}$$

όπου:

- S_w/S_{nw} : Μέση ταχύτητα οχημάτων που συμμετέχουν/δε συμμετέχουν στην πλέξη
 v_w/v_{nw} : Ρυθμός ροής για τη ροή που συμμετέχει/δε συμμετέχει στην πλέξη
 v : Συνολικός ρυθμός ροής στην περιοχή πλέξης

Πίνακας 3-2: Υπολογισμός $N_w, N_w(max)$

Τύπος πλέξης	Αρ. λωρίδων για λειτουργία χωρίς περιορισμούς N_w	Μέγιστος αριθμός λωρίδων για πλέξη $N_w(max)$
A	$\frac{1.21 * N * VR^{0.571} * L^{0.234}}{S_w^{0.438}}$	1.4
B	$N * [0.085 + 0.703 * VR + \frac{71.57}{L} - 0.0112 * (S_{nw} - S_w)]$	3.5
Γ	$N * [0.761 + 0.047 * VR - 0.00036 * L - 0.0031 * (S_{nw} - S_w)]$	3.0

Τέλος, υπολογίζεται η μέση πυκνότητα της κυκλοφορίας σε ΜΕΑ/km/λωρίδα στην περιοχή πλέξης ως εξής:

$$D = \frac{(v)}{S} \quad (3-6)$$

Η αντιστοίχιση της πυκνότητας με την Στάθμη Εξυπηρέτησης στην περιοχή πλέξης γίνεται μέσω του Πίνακα 3-3.

Πίνακας 3-3: Αντιστοίχιση πυκνότητας με στάθμη εξυπηρέτησης περιοχής πλέξης

Στάθμη εξυπηρέτησης	Πυκνότητα (ΜΕΑ/χλμ/λωρίδα)		
	Περιοχή Πλέξης σε..	ελεύθερες λεωφόρους	υπεραστικές/συλλεκτήριες οδούς
A		≤ 6	≤ 8
B		$> 6 - 12$	$> 8 - 15$
C		$> 12 - 17$	$> 15 - 20$
D		$> 17 - 22$	$> 20 - 23$
E		$> 22 - 27$	$> 23 - 25$
F		> 27	> 25

3.3.2 Διαμόρφωση οδικού τμήματος

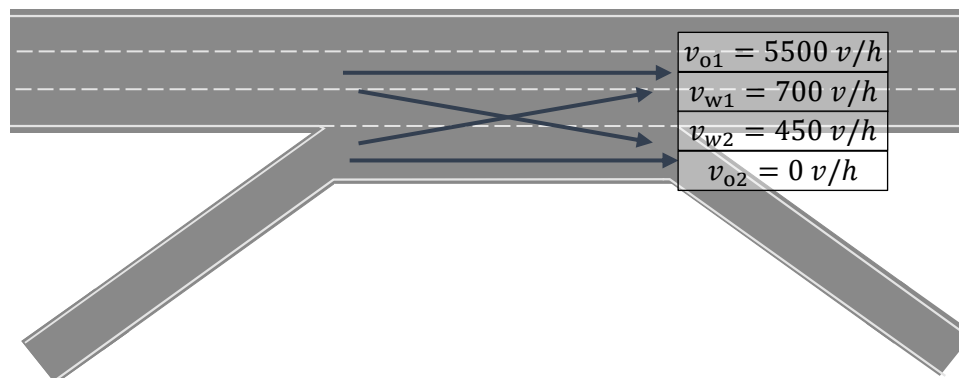
Για τη διαμόρφωση του οδικού τμήματος που θα χρησιμοποιηθεί στο πλαίσιο της εργασίας, κρίσιμη μεταβλητή αποτελεί το μήκος του τμήματος πλέξης, όπως αυτό ορίστηκε στο θεωρητικό υπόβαθρο. Η παράμετρος αυτή είναι κρίσιμη, καθώς επηρεάζει σε μεγάλο βαθμό την αρχική στάθμη εξυπηρέτησης και την κυκλοφοριακή ικανότητα του συστήματος.

Βασιζόμενοι σε πραγματικά κυκλοφοριακά δεδομένα που συναντώνται στη βιβλιογραφία, θεωρούμε – αποκλειστικά για τον σκοπό της αρχικής διαμόρφωσης του οδικού τμήματος – πως επιλέγεται ένα μήκος πλέξης 330m, ρυθμός ροής κατά το δυσμενέστερο 15-λεπτο στην ελ. λεωφόρο 5500οχ/ώρα, στη ράμπα εισόδου 700οχ/ώρα και στη ράμπα εξόδου 450οχ/ώρα και ταχύτητα 80km/h, χωρίς ύπαρξη βαρέων οχημάτων και με συνήθεις οδηγούς.

Πίνακας 3-4: Φόρτοι σε τμήμα πλέξης από βιβλιογραφία

Αναφορά	Λωρίδες κύριας οδού	Εύρος φόρτου κύριας οδού (οχ/ωρα)	Εύρος φόρτου ράμπας εισόδου (οχ/ωρα)	Εύρος φόρτου ράμπας εξόδου (οχ/ωρα)	Μήκος πλέξης (m)
Chai et al. (2020)	4	800-5600	100-700	65-450	366
Yang et al. (2019)	3	2200-3000	400-1000	Δεν καθορίζεται	250

Αρχικά σχηματίζεται το διάγραμμα πλέξης (Διάγραμμα 3-5)



Διάγραμμα 3-5: Διάγραμμα πλέξης για τον υπολογισμό της ΣτΕ

Στη συνέχεια, υπολογίζεται η στάθμη εξυπηρέτησης του τμήματος πλέξης χρησιμοποιώντας τη μέθοδο που αναλύθηκε στο θεωρητικό υπόβαθρο (Φραντζεσκάκης et al., 2009). Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον Πίνακα 3-5.

Πίνακας 3-5: Αποτελέσματα υπολογισμού ΣτΕ για την περιοχή πλέξης

v_w veh/h	v_{nw} veh/h	v veh/h	VR	W_w	W_{nw}	S_w km/h	S_{nw} km/h	N_w	Περι- ορισμοί	S km/h	D veh/km/h	LOS
1150	5500	6650	0.173	1.06	0.540	55.07	65.56	1.19	Όχι	63.47	26.19	E

Τα αποτελέσματα δείχνουν πως στο σενάριο που θεωρήθηκε το τμήμα πλέξης είναι συμφορημένο, με στάθμη εξυπηρέτησης E. Το αποτέλεσμα αυτό είναι κατάλληλο για το πρόβλημα που ερευνάται, αφού υπάρχει σημαντικά διαθέσιμος χώρος για την παρακολούθηση της επίδρασης των μέτρων που σχεδιάζεται να εφαρμοστούν στη στάθμη εξυπηρέτησης του τμήματος πλέξης.

Συνοψίζοντας, όσον αφορά το οδικό δίκτυο που θα χρησιμοποιηθεί, αυτό θα περιλαμβάνει τμήμα πλέξης τύπου A, με μήκος τμήματος πλέξης ίσο με 330m, το οποίο αναμένεται κατά την ώρα αιχμής να έχει στάθμη εξυπηρέτησης E.

3.4 Κυκλοφοριακές συνθήκες

3.4.1 Κυκλοφοριακή ζήτηση

Στις προηγούμενες ενότητες, αναλύθηκε η μεθοδολογία που θα χρησιμοποιηθεί για την προσομοίωση της κυκλοφορίας, την οργάνωση των φαλαγγών αυτόματων οχημάτων και τη διαμόρφωση του τμήματος πλέξης. Επόμενο αντικείμενο για την οργάνωση του προβλήματος

αποτελεί ο καθορισμός της κυκλοφοριακής ζήτησης που θα χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση των μέτρων που θα χρησιμοποιηθούν.

Αρχικά, με βάση τα χαρακτηριστικά του οδικού δικτύου και πραγματικά δεδομένα ζήτησης από τη βιβλιογραφία, θα επιλεγεί μια βασική κατανομή της κυκλοφοριακής ροής, η οποία θα εκφράζει τη ζήτηση στο τμήμα πλέξης κατά την ώρα αιχμής. Στη συνέχεια θα δημιουργηθούν επιμέρους σενάρια τα οποία θα μεταβάλλουν τους φόρτους σε επιμέρους τμήματα της περιοχής πλέξης (π.χ. ροή από ράμπα εισόδου, ροή προς ράμπα εξόδου, ροή στην ελεύθερη λεωφόρο).

3.4.2 Μικτή κυκλοφορία

Μια άλλη πτυχή του προβλήματος της εργασίας είναι η θεώρηση μικτής κυκλοφορίας, με συνύπαρξη συμβατικών και αυτόματων οχημάτων.

Όπως παρουσιάστηκε στη βιβλιογραφική ανασκόπηση, για περιπτώσεις αποκλειστικής κυκλοφορίας συμβατικών ή αποκλειστικής κυκλοφορίας συνδεδεμένων αυτόματων οχημάτων, έχουν αναπτυχθεί πληθώρα αποδοτικών μεθόδων ελέγχου, οι οποίες έχουν ήδη εφαρμοστεί σε πραγματικές συνθήκες για τα συμβατικά οχήματα ή χρησιμοποιούν μεθόδους ελέγχου πορείας και συνεργατικής συμβολής για τα αυτόματα οχήματα. Το μοντέλο ελέγχου που εξετάζεται στοχεύει στη διερεύνηση περιπτώσεων που δεν καλύπτουν οι παραπάνω μέθοδοι, δηλαδή για περιπτώσεις συνύπαρξης συμβατικών και αυτόματων οχημάτων.

Επομένως, για κάθε σενάριο κατανομής ζήτησης της προηγούμενης ενότητας, δημιουργούνται υποσενάρια με διαφορετικό ποσοστό αυτόνομων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας.

Συνοψίζοντας, όσον αφορά τις κυκλοφοριακές συνθήκες που θα εξεταστούν, θα δημιουργηθούν διάφορα σενάρια ζήτησης, βασισμένα στη ζήτηση κατά την ώρα αιχμής, τα οποία θα αναπαριστούν τη μεταβλητότητα της ζήτησης από τα διάφορα τμήματα της περιοχής πλέξης. Επιπλέον, σχηματίζονται υποσενάρια για διαφορετικά ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας.

3.5 Φάλαγγες αυτόματων οχημάτων

3.5.1 Θεωρητικό Υπόβαθρο

Σημαντική παράμετρος του προβλήματος, αποτελεί η ύπαρξη φαλαγγών αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας. Η διαδικασία της δημιουργίας και διαχείρισης της φάλαγγας περιλαμβάνει ένα σύνολο λειτουργιών, απαραίτητων για τη διατήρηση της απόδοσης και της ασφάλειας του συστήματος. Οι λειτουργίες ομαδοποιούνται ανάλογα με το επίπεδο εφαρμογής τους σε δύο κατηγορίες (Fakhfakh et al., 2020):

1. Λειτουργίες που εκτελούνται εντός κάθε φάλαγγας

Αφορούν συμβατικές λειτουργίες οδήγησης, συγκεκριμένα:

- α. Επιτάχυνση/Επιβράδυνση: Κάθε όχημα της φάλαγγας οχημάτων ελέγχει την επιτάχυνση ή την επιβράδυνση του ώστε να διατηρεί σταθερή απόσταση από το προπορευόμενο όχημα.
- β. Πέδηση: Η λειτουργία αυτή εκτελείται συνηθέστερα από το όχημα-ηγέτη, αλλά μπορεί να εκτελεστεί και από οχήματα-μέλη της φάλαγγας. Στην περίπτωση αυτή βασικός στόχος είναι ο συντονισμός των ενεργειών πέδησης για αποφυγή συγκρούσεων μεταξύ των οχημάτων της φάλαγγας.
- γ. Αλλαγή λωρίδας: Αν το όχημα-ηγέτης εντοπίσει διαθέσιμο κενό χώρο σε κάποια επιθυμητή λωρίδα, ενδέχεται να αλλάξει λωρίδα. Στην περίπτωση αυτή πρέπει να

αλλάξουν λωρίδα και τα οχήματα-μέλη της φάλαγγας οχημάτων. Αν αυτό δεν είναι δυνατόν τότε το όχημα-ηγέτης διαχωρίζεται από τη φάλαγγα.

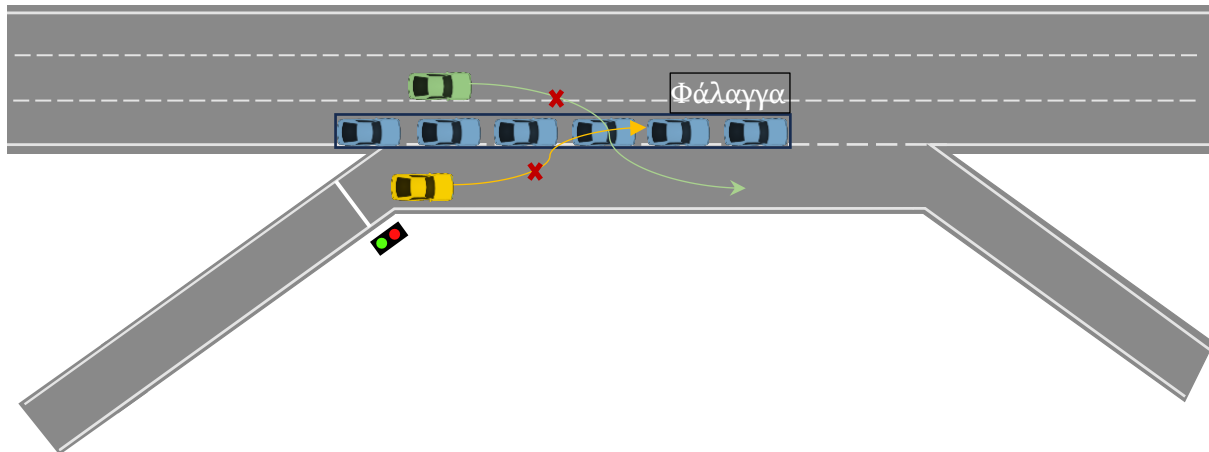
2. Λειτουργίες που πραγματοποιούν αλλαγές στη δομή της φάλαγγας

Αφορούν τις ενέργειες που σχετίζονται με μεταβολές στη δομή των φαλαγγών:

- α. Συμμετοχή σε φάλαγγα: Η λειτουργία εκτελείται όταν ένα όχημα θέλει να γίνει μέλος της φάλαγγας.
- β. Συγχώνευση φαλαγγών: Η λειτουργία εκτελείται όταν συγχωνεύονται δύο φάλαγγες οχημάτων που έχουν τον ίδιο προορισμό σε μια φάλαγγα.
- γ. Αποχώρηση από φάλαγγα: Η λειτουργία εκτελείται όταν ένα όχημα επιθυμεί να αποχωρήσει από τη φάλαγγα. Το προπορευόμενο όχημα και το ακόλουθο όχημα, μεγαλώνουν τον διαχωρισμό για να πραγματοποιηθεί η αλλαγή λωρίδας με ασφάλεια και με την ολοκλήρωσή της πλησιάζουν μεταξύ τους έως τον καθορισμένο ελάχιστο διαχωρισμό.
- δ. Διαχωρισμός φαλαγγών: Η λειτουργία εκτελείται όταν δύο ή παραπάνω οχήματα επιθυμούν να διαχωριστούν από την υφιστάμενη φάλαγγα και να δημιουργήσουν μια καινούργια μεταξύ τους.
- ε. Εισχώρηση στη φάλαγγα: Η λειτουργία εκτελείται όταν κάποιο όχημα που βρίσκεται σε παρακείμενη λωρίδα προσπαθεί να εισχωρήσει μπροστά από κάποιο όχημα-μέλος της φάλαγγας.

Πέρα από τις παραπάνω λειτουργίες, απαραίτητη προϋπόθεση για την ύπαρξη φαλαγγών είναι η υποστήριξη από τα υποψήφια οχήματα ενός τροποποιημένου πρωτοκόλλου επικοινωνίας V2V ειδικά σχεδιασμένο για την υποστήριξη φαλαγγών. Τα μηνύματα-δεδομένα μεταξύ των μελών της φάλαγγας (intra-platoon), έχουν σημαντικότερη συχνότητα και απαιτήσεις από το κλασικό πρωτόκολλο V2V και διαδίδονται πολύ γρήγορα, ώστε η αντίδραση των οχημάτων σε μία ενδεχόμενη επικίνδυνη κατάσταση να είναι άμεση. Ακόμα, προβλέπεται και πρωτόκολλο επικοινωνίας V2V για ανταλλαγή μηνυμάτων μεταξύ φαλαγγών οχημάτων (inter-platoon), μεταξύ οχημάτων-μελών της φάλαγγας και ανεξάρτητων οχημάτων. Υποστηρικτικά προς την οργάνωση των φαλαγγών οχημάτων μπορεί να χρησιμοποιηθεί και το πρωτόκολλο επικοινωνίας V2I.

Στο πλαίσιο του προβλήματος που εξετάζεται, σημαντική είναι και η κυκλοφοριακή συμπεριφορά της φάλαγγας οχημάτων. Οι μικρότεροι διαχωρισμοί μεταξύ των μελών τους, σημαίνει πως η φάλαγγα με ικανό αριθμό οχημάτων προσομοιάζει ένα «κινούμενο εμπόδιο» μεγάλου μήκους στο οδικό δίκτυο. Αυτή η συστοιχία οχημάτων, μπορεί να περιορίσει την ικανότητα εγκάρσιας κίνησης των οχημάτων του δικτύου και συνεπώς να προκαλέσει συμφόρηση. Στην περίπτωση ύπαρξης ράμπας εισόδου και ράμπας εξόδου με κοινή βοηθητική λωρίδα, η είσοδος οχημάτων στο δίκτυο και αντίστοιχα η έξοδος οχημάτων από το δίκτυο, πιθανόν δυσχεραίνεται όπως παρουσιάζεται στο **Διάγραμμα 3-6**.



Διάγραμμα 3-6: Σχηματισμός φάλαγγας σε περιοχή πλέξης

Σε έρευνά τους, οι [Jin et al. \(2020\)](#) αναφέρουν πως η αντιμετώπιση της τοπικής συμφόρησης αυτής, πραγματοποιείται με εφαρμογή μεθοδολογιών οργάνωσης φαλαγγών σε επίπεδο δικτύου. Αναφέρουν πως ο συντονισμός των φαλαγγών επιτυγχάνεται με καθορισμό της ώρας άφιξης της φάλαγγας στην περιοχή συμφόρησης, ρυθμίζοντας την ταχύτητά τους στα τμήματα ανάντη της περιοχής αυτής (headway regulation). Μια άλλη μεθοδολογία, είναι η διατήρηση του μεγέθους των φαλαγγών σε ένα συγκεκριμένο εύρος (size management), ώστε να μη σχηματίζονται αδιάτρητες συστάδες οχημάτων μεγάλου μήκους.

Σε δεύτερο επίπεδο, για λόγους σταθερότητας της ροής των φαλαγγών, ο μέγιστος αριθμός μελών (δηλαδή οχημάτων) σε αυτές διατηρείται μεταξύ 4-10 οχημάτων ([Yao et al., 2023](#)).

3.6 Προσομοίωση

3.6.1 Θεωρητικό Υπόβαθρο

Ένα περιβάλλον προσομοίωσης κυκλοφορίας, αποτελείται από μεθόδους που μιμούνται τη συμπεριφορά ενός πραγματικού συστήματος. Μέσω της προσομοίωσης, δίνεται η δυνατότητα για εκτίμηση των χαρακτηριστικών και της συμπεριφοράς του πραγματικού συστήματος υπό διάφορες συνθήκες που επιβάλλονται από τον ερευνητή. Η φύση της ενισχυτικής μάθησης απαιτεί τη χρήση προσομοίωσης, καθώς η διαδικασία μάθησης ενός πράκτορα ενισχυτικής μάθησης, βασίζεται στη δοκιμή διάφορων ενεργειών και στην αξιολόγηση των αποτελεσμάτων τους ([Βλαχογιάννη, 2022](#)).

Τα πρότυπα προσομοίωσης κατηγοριοποιούνται, αναλόγως με το επίπεδο ανάλυσης που πραγματοποιούν σε:

- **Μακροσκοπικά πρότυπα:** Αναπαριστούν με μικρότερο επίπεδο λεπτομέρειας την κυκλοφοριακή ροή, έχουν τις μικρότερες υπολογιστικές απαιτήσεις και χρησιμοποιούνται όταν η επιθυμητή έρευνα δεν επηρεάζεται από μικροσκοπικά χαρακτηριστικά, όπως η επιτάχυνση/επιβράδυνση ή/και όταν η έκταση της έρευνας είναι μεγάλη (πχ. επίπεδο δικτύου πόλης). Η προσομοίωση πραγματοποιείται τμηματικά στο δίκτυο και όχι σε επίπεδο οχήματος.
- **Μικροσκοπικά πρότυπα:** Τα πρότυπα αυτά, αποτυπώνουν σε μεγάλο επίπεδο λεπτομέρειας τη συμπεριφορά ενός οχήματος, η οποία καθορίζεται ανά όχημα αναλόγως με το είδος του οχήματος και τον τύπο του οδηγού (πχ. οικολογική/επιθετική οδήγηση). Όπως είναι φανερό, τα πρότυπα αυτά έχουν σημαντικό υπολογιστικό φόρτο και είναι

δυσχερής η προσομοίωση μεγάλων οδικών δικτύων. Αντ' αυτού χρησιμοποιούνται σε μεγάλο βαθμό για την εξέταση επιρροής μέτρων σε συγκεκριμένα οδικά τμήματα.

- **Μεσοσκοπικά πρότυπα:** Τα μεσοσκοπικά πρότυπα συνδυάζουν χαρακτηριστικά των μικροσκοπικών και των μακροσκοπικών προτύπων. Η ροή των οχημάτων εκφράζεται αθροιστικά, όπως στα μακροσκοπικά μοντέλα, ενώ η συμπεριφορά των οχημάτων καθορίζεται σε επίπεδο οχήματος, όπως στα μικροσκοπικά μοντέλα (Kessels, 2018).

Η παρούσα εργασία, διερευνά την επιρροή συγκεκριμένων κυκλοφοριακών μέτρων σε επίπεδο οδικού τμήματος με συνύπαρξη διαφορετικών τύπων οχημάτων (συμβατικά και αυτόματα). Τα μέτρα αυτά μάλιστα εφαρμόζονται σε περιοχή πλέξης, όπου οι αλληλεπιδράσεις μεταξύ των οχημάτων είναι περίπλοκες και η συμπεριφορά των οδηγών έχει σημαντική επίδραση στον τρόπο εκτέλεσης του ελιγμού πλέξης. Για τον λόγο αυτό, θα χρησιμοποιηθεί μικροσκοπικό πρότυπο προσομοίωσης κυκλοφορίας.

Τα μικροσκοπικά πρότυπα βασίζονται στη λογική πως η συμπεριφορά ενός οδηγού προσαρμόζεται αναλόγως με τη συμπεριφορά του προπορευόμενου οχήματος. Επομένως τα περισσότερα πρότυπα αυτά αποτελούνται από μαθηματικά μοντέλα τα οποία περιγράφουν την κατά-μήκος συμπεριφορά των οχημάτων και μαθηματικά μοντέλα τα οποία περιγράφουν την κατά-πλάτος συμπεριφορά των οχημάτων. Τα πρώτα ονομάζονται «Μοντέλα Ακολουθούντων Οχημάτων» (Car Following Models - CFMs), ενώ τα τελευταία «Μοντέλα Αλλαγής Λωρίδας» (Lane Changing Models - LCMs).

Ένα από τα πιο γνωστά μοντέλα ακολουθούντων οχημάτων, που χρησιμοποιείται από πολλά σύγχρονα λογισμικά μικροσκοπικής προσομοίωσης είναι αυτό του (Krauß, 1998). Το μοντέλο βασίζεται στην έννοια της ασφαλούς ταχύτητας, δηλαδή της ταχύτητας που πρέπει να αποκτήσει το όχημα στο επόμενο χρονικό βήμα Δt της προσομοίωσης ώστε να αποφευχθεί σύγκρουση με το προπορευόμενο όχημα. Η ασφαλής ταχύτητα υπολογίζεται σύμφωνα με την εξίσωση (3-7).

$$v_{safe} = v_l(t) + \frac{g(t) - g_{des}(t)}{\frac{v(t)}{b} + \tau} \quad (3-7)$$

όπου:

- $v_l(t)$: Ταχύτητα του προπορευόμενου οχήματος
- $g(t)$: Χωρικός διαχωρισμός από το προπορευόμενο όχημα
- $g_{des}(t)$: Επιθυμητός χωρικός διαχωρισμός από το προπορευόμενο όχημα ($= v_l(t) * \tau$)
- τ : Χρόνος αντίδρασης οδηγών (s)
- b : Μέγιστη επιβράδυνση οχήματος (m/s^2)

Η ασφαλής ταχύτητα όμως, μπορεί να είναι μεγαλύτερη από το όριο ταχύτητας ή την ταχύτητα στην οποία μπορεί να επιταχύνει το όχημα. Επομένως η ταχύτητα που πραγματικά αποκτά το όχημα στο επόμενο χρονικό βήμα Δt της προσομοίωσης είναι το αποτέλεσμα της εξίσωσης (3-8).

$$v' = \min[v_{max}, v + a * \Delta t, v_{safe}] - \eta \quad (3-8)$$

όπου:

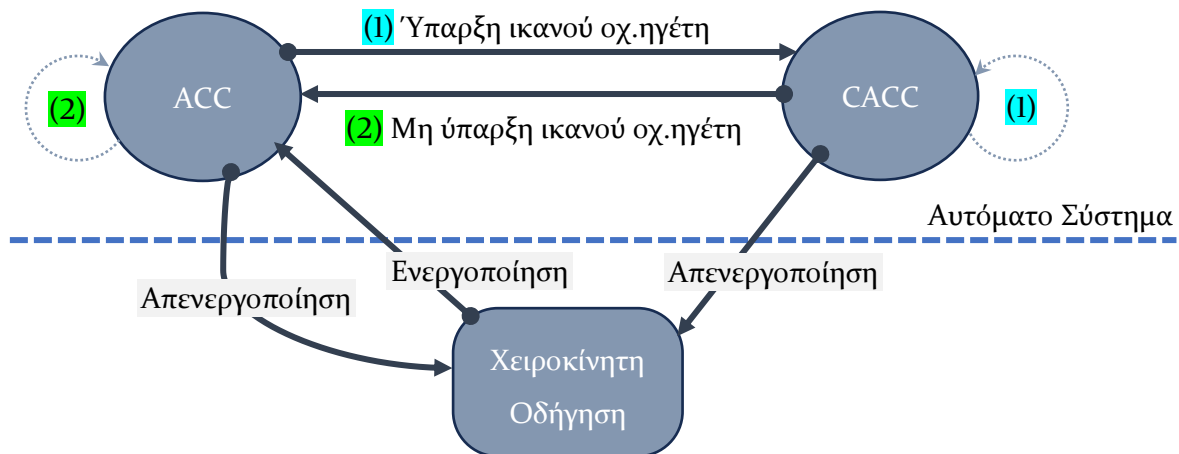
- v_{max} : Όριο ταχύτητας
- $v + a * \Delta t$: Μέγιστη δυνατή ταχύτητα επιτάχυνσης
- v_{safe} : Ασφαλής ταχύτητα
- η : Τυχαία διαταραχή

Το μοντέλο του Krauss περιγράφει ικανοποιητικά τη συμπεριφορά ενός συμβατικού οχήματος, όμως δεν μπορεί να περιγράψει τη συμπεριφορά ενός αυτόνομου ή ενός συνεργατικού αυτόματου οχήματος.

Γενικά, η συμπεριφορά των αυτόματων οχημάτων καθορίζεται από το επίπεδο αυτοματοποίησης τους και μπορεί να κατηγοριοποιηθεί σε δύο τεχνολογίες:

1. Προσαρμοστικός Έλεγχος Πορείας (Adaptive Cruise Control, ACC)
Η τεχνολογία ACC αποτελεί εξέλιξη των κλασικών μεθόδων ελέγχου πορείας (διατήρηση ταχύτητας καθορισμένης από τον οδηγό) και χρησιμοποιεί αισθητήρες για να ανιχνεύσει το προπορευόμενο όχημα και να αυξομειώσει την ταχύτητα του ελεγχόμενου οχήματος, ώστε να διατηρήσει ασφαλές χωρικό (και χρονικό) διαχωρισμό από αυτό.
2. Συνεργατικός Προσαρμοστικός Έλεγχος Πορείας (Cooperative Adaptive Cruise Control, CACC)
Η τεχνολογία CACC, χρησιμοποιεί το πρωτόκολλο επικοινωνίας V2V και λαμβάνει δεδομένα από ένα ή παραπάνω προπορευόμενα οχήματα με ελάχιστη καθυστέρηση ώστε να προσαρμόσει την ταχύτητα του ελεγχόμενου οχήματος και να διατηρηθεί ασφαλής διαχωρισμός. Επιπλέον, λόγω της λιγοστής καθυστέρησης μετάδοσης μηνυμάτων, δίνεται η δυνατότητα ελάττωσης του διαχωρισμού με το προπορευόμενο όχημα και επομένως η δυνατότητα σχηματισμού φάλαγγας οχημάτων.

Η μετάβαση από τη χρήση ACC στη χρήση CACC και αντίθετα, μπορεί να γίνει αυτόματα χωρίς να απαιτείται ενέργεια από τον οδηγό, υπό τις προϋποθέσεις που θα αναφερθούν παρακάτω.



Διάγραμμα 3-7: Αλλαγή μεταξύ ACC,CACC,Οδήγησης [προσαρμογή από (Xiao et al., 2018)]

Οι Milanés & Shladover (2014) και Xiao et al.(2018), στο πλαίσιο πειραμάτων πεδίου με αυτόματα οχήματα και συνεργατικά αυτόματα οχήματα που χρησιμοποιούσαν τις τεχνολογίες ACC και CACC αντίστοιχα, συγκέντρωσαν δεδομένα και προτυποποίησαν τη συμπεριφορά τους με μοντέλα ακολουθούντων οχημάτων. Τα μοντέλα αυτά προσαρμόζουν την επιτάχυνση του οχήματος αναλόγως με τη θέση του σε σχέση με το προπορευόμενο όχημα. Η σχέση μεταξύ θέσης και επιτάχυνσης καθορίζεται από τη λειτουργία στην οποία βρίσκεται το όχημα, η οποία καθορίζεται από τα μοντέλα και είναι μια από τις εξής:

1. Λειτουργία ελέγχου ταχύτητας (Speed Control Mode ή Cruising Mode)
Η επιτάχυνση ορίζεται έτσι ώστε να μειωθεί η διαφορά μεταξύ τρέχουσας και επιθυμητής ταχύτητας στο όχημα.
2. Λειτουργία ελέγχου κενού μεταξύ οχημάτων (Gap Control Mode)
Η επιτάχυνση ορίζεται έτσι ώστε να διατηρηθεί ασφαλής διαχωρισμός από το προπορευόμενο όχημα.
3. Λειτουργία ελάττωσης κενού μεταξύ οχημάτων (Gap-closing Control Mode)
Η επιτάχυνση ορίζεται έτσι ώστε να μειωθεί με ασφαλές τρόπο ο διαχωρισμός μεταξύ των οχημάτων, και το ελεγχόμενο όχημα να προσεγγίσει το προπορευόμενο.

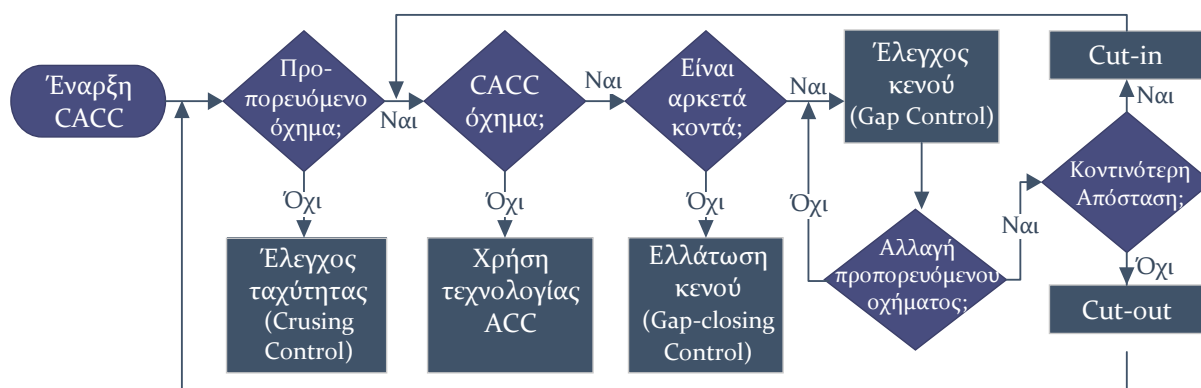
Αναλόγως με τις επικρατούσες συνθήκες, ο ελεγκτής επιλέγει και εφαρμόζει την κατάλληλη λειτουργία και όταν απαιτείται αλλαγή, μεταβαίνει ομαλά στη νέα λειτουργία. Συνοπτικά, η λειτουργία ελέγχου ταχύτητας είναι κοινή για τις τεχνολογίες ACC και CACC και εφαρμόζεται όταν δεν ανιχνεύεται προπορευόμενο όχημα εντός του εύρους των αισθητήρων (περίπου 120m) (ACC) ή αν ανιχνεύεται, ο χρονικός διαχωρισμός των οχημάτων είναι μεγαλύτερος από 2s (CACC). Όταν ανιχνευθεί όχημα εντός καθορισμένης απόστασης (π.χ. 100m) (ACC) ή ο χρονικός διαχωρισμός είναι μικρότερος από μια επιλεγμένη τιμή (π.χ. 1.5s) (CACC), ενεργοποιείται η λειτουργία ελάττωσης κενού μεταξύ οχημάτων μέχρις ότου η απόκλιση του κενού [Εξίσωση (3-9)] γίνει μικρότερη από 0.2 m και η απόκλιση των ταχυτήτων γίνει μικρότερη από 0.1m/s, όποτε και το σύστημα μεταβαίνει στη λειτουργία ελέγχου κενού.

$$e_{i,k} = x_{i-1,k-1} - x_{i,k-1} - d_0 - t_d * v_{i,k-1} \tag{3-9}$$

όπου:

- $e_{i,k}$: Απόκλιση κενού ελεγχόμενου οχήματος
- $x_{i-1,k-1}$: Θέση προπορευόμενου οχήματος στο χρονικό βήμα $k - 1$
- $x_{i,k-1}$: Θέση ελεγχόμενου οχήματος στο χρονικό βήμα $k - 1$
- d_0 : Μήκος οχήματος
- t_d : Επιθυμητός χρονικός διαχωρισμός
- $v_{i,k-1}$: Ταχύτητα ελεγχόμενου οχήματος στο χρονικό βήμα $k - 1$

Τα οχήματα με τεχνολογία CACC, ενσωματώνουν και την τεχνολογία ACC, την οποία χρησιμοποιούν όταν το προπορευόμενο όχημα δεν υποστηρίζει το πρωτόκολλο επικοινωνίας V2V, ή γενικότερα δεν είναι συνδεδεμένο αυτόματο όχημα. Το διάγραμμα ροής της τεχνολογίας CACC εμφανίζεται στο **Διάγραμμα 3-8**.



Διάγραμμα 3-8: Διάγραμμα ροής ελεγκτή CACC

Έως τώρα αναφέρθηκε το γενικό πλαίσιο των μοντέλων ακολουθούντων οχημάτων (CFMs) για συμβατικά και για αυτόματα οχήματα. Εξίσου σημαντικό ρόλο στη μικροσκοπική προσομοίωση έχουν τα μοντέλα αλλαγής λωρίδας (LCMs), που περιγράφουν την εγκάρσια κίνηση των οχημάτων με μαθηματικές σχέσεις. Τα μοντέλα αυτά είναι πιο σύνθετα από τα μοντέλα ακολουθούντων οχημάτων, τα οποία βασίζονται στα χαρακτηριστικά του προπορευόμενου οχήματος, καθώς η απόφαση για αλλαγή λωρίδας εξαρτάται από σειρά παραγόντων σχετιζόμενων είτε με τις κυκλοφοριακές συνθήκες είτε με τις επιθυμίες του οδηγού.

Τα περισσότερα μοντέλα αλλαγής λωρίδας, ομαδοποιούν τις αλλαγές λωρίδων με βάση τον λόγο που πραγματοποιούνται, σε δύο κατηγορίες:

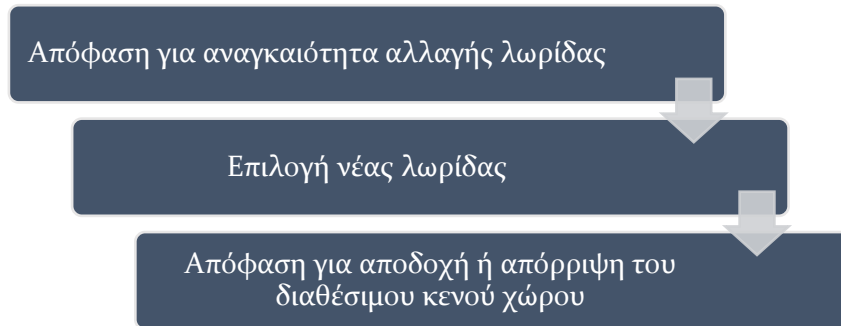
1. Υποχρεωτικές Αλλαγές Λωρίδας (Mandatory Lane Change, MLC)
 Συμβαίνουν όταν ένας οδηγός αλλάζει λωρίδα λόγω της διαδρομής που ακολουθεί (π.χ. αλλαγή λωρίδας από τη λωρίδα επιτάχυνσης της ράμπας εισόδου ενός αυτοκινητοδρόμου

στο κύριο τμήμα του αυτοκινητόδρομου, επειδή η λωρίδα επιτάχυνσης μετά από κάποιο διάστημα τελειώνει).

2. Προαιρετικές Αλλαγές Λωρίδας (Discretionary Lane Change, DLC)

Αφορούν τις αλλαγές λωρίδες που πραγματοποιούνται, λόγω της θεώρησης από τους οδηγούς πως κάποια λωρίδα, διαφορετική από αυτή που βρίσκονται, προσφέρει καλύτερες κυκλοφοριακές συνθήκες, όπως μεγαλύτερες ταχύτητες, λιγότερα βαρέα οχήματα, λιγότερα λεωφορεία κλπ.

Ακόμα, η πλειοψηφία των μοντέλων αλλαγής λωρίδας περιγράφουν τη λήψη απόφασης αλλαγής λωρίδας ως μια διαδικασία τριών διακριτών βημάτων, όπως φαίνεται στο **Διάγραμμα 3-9**.



Διάγραμμα 3-9: Διαδικασία λήψης απόφασης αλλαγής λωρίδας

Η λήψη απόφασης σχετικά με τον διαθέσιμο κενό χώρο εξαρτάται αφενός από τη θέση των οχημάτων στην επιθυμητή λωρίδα, αφετέρου από τα χαρακτηριστικά τους όπως η ταχύτητα και η επιτάχυνση/επιβράδυνση τους.

Αναλόγως με τη μεθοδολογία προσέγγισης της παραπάνω διαδικασίας λήψης απόφασης, τα μοντέλα αλλαγής λωρίδας χωρίζονται σε τέσσερις κατηγορίες (Rahman et al., 2013):

1. Μοντέλα βασισμένα σε κανόνες (Rule-based models)

Η λήψη απόφασης για πραγματοποίηση αλλαγής λωρίδας πραγματοποιείται μέσω ενός δέντρου απόφασης, δηλαδή μιας σειράς ερωτημάτων η οποία προσαρμόζεται αναλόγως με την απάντηση που δίνεται σε κάθε ερώτηση. Τα μοντέλα αυτά είναι απλά, χωρίς ιδιαίτερο υπολογιστικό κόστος και απαιτούν μικρό αριθμό μεταβλητών. Όμως, η βαθμονόμηση των σταθερών παραμέτρων του μοντέλου είναι δύσκολη. Ένα γνωστό παράδειγμα μοντέλου αλλαγής λωρίδας βασισμένο σε κανόνες είναι αυτό του (Gipps, 1986).

2. Μοντέλα διακριτής επιλογής (Discrete Choice-based models)

Στην περίπτωση αυτή, η απόφαση για αλλαγή λωρίδας ή για παραμονή στη λωρίδα λαμβάνεται από το αποτέλεσμα ενός μαθηματικού μοντέλου διακριτής επιλογής τύπου logit ή probit. Τα μοντέλα αυτά, δίνουν πιθανολογικές αποφάσεις αντί για δυαδικές (ναι/όχι), έχοντας όμως μεγαλύτερες υπολογιστικές απαιτήσεις από τα μοντέλα βασισμένα σε κανόνες. Ένα μοντέλο διακριτής επιλογής αλλαγής λωρίδας είναι αυτό του (Ahmed, 1999).

3. Μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης (Artificial Intelligence models)

Οι (Hunt & Lyons, 1994) ανέπτυξαν μοντέλο που χρησιμοποιεί τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks, ANNs) για να αφομοιώσει ανθρώπινες συμπεριφορές που συνδέονται με αλλαγές λωρίδας μέσω της διαδικασίας επιβλεπόμενης μάθησης. Ως εκ τούτου, τα μοντέλα αυτά λαμβάνουν υπόψη τις τυχόν ανακριβείς θεωρήσεις των οδηγών για την κυκλοφοριακή κατάσταση, αλλά απαιτούν μεγάλο όγκο αριθμητικών δεδομένων και χρειάζονται βαθμονόμηση.

4. Μοντέλα βασισμένα στο κίνητρο (Incentive-based models)

Τα μοντέλα αυτά, επιχειρούν να ποσοτικοποιήσουν την επιθυμία ενός οδηγού να αλλάξει λωρίδα και να τη συσχετίσουν με την απόφαση αλλαγής λωρίδας. Θεωρούν πως η συνολική επιθυμία εξαρτάται από επιμέρους κίνητρα, όπως για παράδειγμα το κίνητρο απόκτησης μεγαλύτερης ταχύτητας ή το κίνητρο για τήρηση της διαδρομής που ακολουθείται. Ένα τέτοιο μοντέλο είναι το LMRS (Schakel et al., 2012), το οποίο υπολογίζει την επιθυμία αλλαγής λωρίδας από τη λωρίδα i στη λωρίδα j σύμφωνα με την εξίσωση (3-10).

$$d^{ij} = d_r^{ij} + \theta_v^{ij} * (d_s^{ij} + d_b^{ij}) \quad (3-10)$$

όπου:

- d^{ij} : Επιθυμία αλλαγής λωρίδας από τη λωρίδα i στη λωρίδα j
- d_r^{ij} : Επιθυμία λόγω διαδρομής
- d_s^{ij} : Επιθυμία για απόκτηση ταχύτητας
- d_b^{ij} : Επιθυμία για διατήρηση δεξιάς λωρίδας
- θ_v^{ij} : Μειωτικός συντελεστής για προαιρετικά κίνητρα (οδηγούν σε DLC)

Η συνολική επιθυμία έχει αριθμητικό εύρος $[-1,1]$. Οι αρνητικές τιμές δείχνουν πως δεν υπάρχει επιθυμία για αλλαγή λωρίδας, ενώ οι θετικές τιμές δείχνουν πως υπάρχει επιθυμία για αλλαγή λωρίδας. Αναλόγως με την τιμή επιθυμίας καθορίζεται και η συμπεριφορά του οδηγού για την αλλαγή λωρίδας:

- $0 < d^{ij} < d_{free}$: Δεν πραγματοποιείται αλλαγή λωρίδας, αφού η επιθυμία είναι ελάχιστη.
- $d_{free} < d^{ij} < d_{sync}$: Ελεύθερη αλλαγή λωρίδας, αν είναι δυνατή, χωρίς προετοιμασία από τον οδηγό.
- $d_{sync} < d^{ij} < d_{coop}$: Συγχρονισμένη αλλαγή λωρίδας, όπου ο οδηγός συγχρονίζει την ταχύτητά του με την ταχύτητα των οχημάτων στην επιθυμητή λωρίδα.
- $d_{coop} < d^{ij} < 1$: Συνεργατική αλλαγή λωρίδας, όπου αφενός ο οδηγός συγχρονίζει την ταχύτητά του με την ταχύτητα των οχημάτων στην επιθυμητή λωρίδα, αφετέρου οι οδηγοί οχημάτων στην επιθυμητή λωρίδα ανιχνεύουν το όχημα που προετοιμάζεται για αλλαγή λωρίδας (μέσω των φλας, ή της εγκάρσιας θέσης του οχήματος) και ελαττώνουν ταχύτητα για να δημιουργήσουν (ή να μεγαλώσουν το) κενό και να του παραχωρήσουν προτεραιότητα.

Όσον αφορά τα αυτόματα οχήματα, οι τεχνολογίες ACC και CACC που έχουν αναλυθεί, δεν έχουν τη δυνατότητα ελέγχου της εγκάρσιας κίνησης των οχημάτων και επομένως η αλλαγή πραγματοποιείται από τον οδηγό, είτε από επιλογή του, είτε λόγω προτροπής από τον ελεγκτή που ενσωματώνει την τεχνολογία CACC. Όπως αναφέρθηκε στη βιβλιογραφική ανασκόπηση, ήδη έχουν πραγματοποιηθεί μελέτες για στρατηγικές αυτόνομου ελέγχου της εγκάρσιας θέσης των οχημάτων σε επίπεδο οχήματος, αλλά και σε επίπεδο φάλαγγας οχημάτων, κυρίως σε περιβάλλον προσομοίωσης. Για τον σκοπό της διπλωματικής εργασίας, θεωρείται πως η αλλαγή λωρίδας πραγματοποιείται χειροκίνητα από τον οδηγό, επομένως τα συμβατικά και τα αυτόματα οχήματα ακολουθούν το ίδιο μοντέλο αλλαγής λωρίδας.

3.6.2 Επιλογή λογισμικού προσομοίωσης

Κατά τον χρόνο συγγραφής της εργασίας, έχουν αναπτυχθεί και είναι διαθέσιμα στην αγορά πληθώρα λογισμικών μικροσκοπικής προσομοίωσης κυκλοφορίας. Τα πιο γνωστά είναι τα PTV Vissim, SUMO, Aimsun, TSIS-CORSIM και TransModeler. Για την επιλογή του λογισμικού προσομοίωσης που θα χρησιμοποιηθεί, αξιολογούνται οι προδιαγραφές και οι δυνατότητες τους σε σχέση με τις απαιτήσεις του προβλήματος προς επίλυση.

Πιο συγκεκριμένα ο μικροσκοπικός προσομοιωτής πρέπει να:

- υποστηρίζει σύγχρονα λειτουργικά συστήματα MS Windows και Linux (Ubuntu-based)
- είναι ανοιχτού-κώδικα (open-source)
- είναι σύγχρονος με ενεργή ανάπτυξη και κοινότητα (state-of-the-art)
- παρέχει μοντέλα ακολουθούντων οχημάτων για συμβατικά οχήματα και για αυτόματα οχήματα με ελεγκτή ACC/CACC
- παρέχει μοντέλα αλλαγής λωρίδας
- παρέχει ελεγκτή οργάνωσης φαλαγγών αυτόματων οχημάτων
- υποστηρίζει τη μοντελοποίηση ολοκληρωμένου κυκλοφοριακού περιβάλλοντος σε επίπεδο οδικού δικτύου, εξοπλισμού (επαγωγικοί βρόγχοι, σηματοδότες κλπ.), οχημάτων και συμπεριφορών οδηγών
- παρέχει Γραφική Διεπαφή Χρήστη (GUI) για οπτικοποίηση της προσομοίωσης
- παρέχει ευρεία Διεπαφή Προγραμματισμού Εφαρμογών (API) σε γλώσσα προγραμματισμού Python 3 για έλεγχο της προσομοίωσης

Οι απαιτήσεις του προβλήματος καλύπτονται πλήρως από το λογισμικό προσομοίωσης ανοιχτού κώδικα SUMO του Γερμανικού Κέντρου Αεροδιαστημικής DLR ([Lopez et al., 2018](#)), το οποίο και θα χρησιμοποιηθεί στο πλαίσιο της εργασίας. Το SUMO κυκλοφορεί από το 2001 και δίνει τη δυνατότητα μοντελοποίησης διατροπικών συστημάτων κυκλοφορίας, με οχήματα, μέσα μαζικής μεταφοράς και πεζούς. Μαζί με τον προσομοιωτή SUMO, περιλαμβάνονται υποστηρικτικά εργαλεία που αυτοματοποιούν βασικές λειτουργίες σχετικές με τη δημιουργία, την εκτέλεση και την αξιολόγηση προσομοιώσεων κυκλοφορίας. Τέλος, το SUMO παρέχει διάφορες διεπαφές προγραμματισμού εφαρμογών (API) για τον έλεγχο και την παρακολούθηση της προσομοίωσης.

Στο λογισμικό SUMO, έχει ενσωματωθεί μεταξύ άλλων, το μοντέλο ακολουθούντων οχημάτων (CFM) του Krauss, με ορισμένες τροποποιήσεις. Πιο συγκεκριμένα, υποστηρίζεται η ύπαρξη διαφοροποιήσεων στη δυνατότητα επιβράδυνσης των οχημάτων χωρίς να παραβιάζεται η ασφάλεια και τροποποιείται η σχέση υπολογισμού της ασφαλούς ταχύτητας κατά Krauss, ώστε να διατηρείται η ασφάλεια κατά τη χρήση της βαλλιστικής (ballistic position update) μεθόδου ολοκλήρωσης. Η μέθοδος αυτή, θεωρεί την επιτάχυνση του οχήματος σταθερή κατά το χρονικό βήμα προσομοίωσης, σε σχέση με τη μέθοδο ολοκλήρωσης του Euler που θεωρεί την ταχύτητα του οχήματος σταθερή κατά το χρονικό βήμα προσομοίωσης. Επιπλέον, έχουν ενσωματωθεί τα μοντέλα ακολουθούντων οχημάτων ACC και CACC, βασιζόμενα στην έρευνα των [Milanés & Shladover \(2014\)](#), με προσθήκη μιας επιπλέον λειτουργίας, που ονομάζεται λειτουργία ελέγχου αποφυγής σύγκρουσης (Collision avoidance control mode) και στοχεύει στην αποτροπή συγκρούσεων σε κρίσιμες για την ασφάλεια συνθήκες.

Το βασικό πρότυπο αλλαγής λωρίδας του SUMO ονομάζεται LC2013 και ανήκει στην κατηγορία των μοντέλων αλλαγής λωρίδας βασισμένων στο κίνητρο (incentive-based models). Η απόφαση για αλλαγή λωρίδας εξαρτάται από τέσσερα κίνητρα:

1. Στρατηγική αλλαγή λωρίδας (Strategic change)
Αναγκαία αλλαγή λωρίδας η οποία απαιτείται από τη διαδρομή προς τον προορισμό του οχήματος.
2. Συνεργατική αλλαγή λωρίδας (Cooperative change)
Αναφέρεται στην προαιρετική αλλαγή λωρίδας που εκτελεί ένας οδηγός, με στόχο τη διευκόλυνση της επιθυμίας αλλαγής λωρίδας ενός δεύτερου οχήματος προς αυτή του οδηγού. Αν η αλλαγή λωρίδας δεν είναι δυνατή, ο οδηγός θα επιβραδύνει για να αυξηθούν οι πιθανότητες επιτυχούς αλλαγής λωρίδας του δεύτερου οχήματος σε επόμενο βήμα προσομοίωσης.
3. Τακτική αλλαγή λωρίδας (Tactical change)

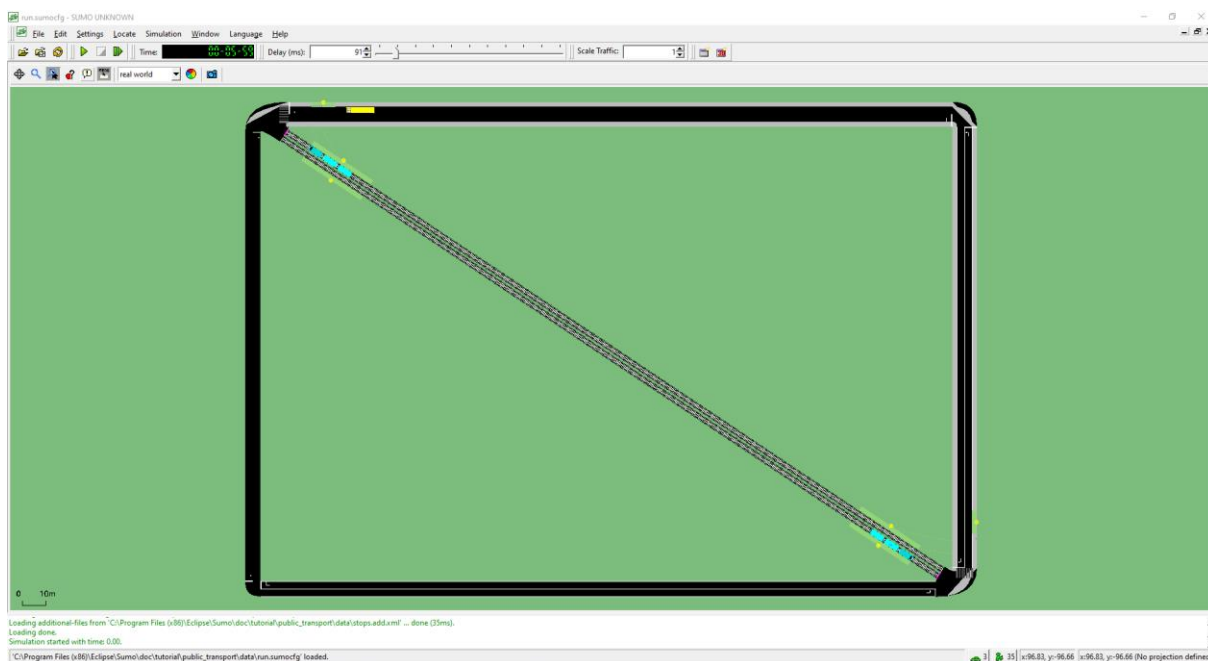
Οι τακτικές αλλαγές λωρίδας συναντώνται όταν το όχημα επιθυμεί να αποφύγει ένα αργό προπορευόμενο όχημα.

4. Κανονιστική αλλαγή λωρίδας (Regulatory change)

Οι αλλαγές αυτές πραγματοποιούνται λόγω του κανονιστικού πλαισίου που ορίζει τις αριστερές λωρίδες ως λωρίδες προσπέρασης. Όταν ένα όχημα χρησιμοποιήσει κάποια αριστερή λωρίδα για να προσπεράσει κάποιο άλλο όχημα και την ολοκληρώσει, πρέπει να επανέλθει στη δεξιά λωρίδα.

Η ευαισθησία των κινήτρων μπορεί να οριστεί από τον χρήστη με την τροποποίηση καθορισμένων μεταβλητών.

Τέλος, το λογισμικό SUMO, παρέχει βιβλιοθήκη μεθόδων για την οργάνωση φαλαγγών αυτόματων οχημάτων, η οποία θα αναλυθεί εκτενώς στην επόμενη ενότητα.



Εικόνα 3-1: Περιβάλλον διεπαφής χρήστη του λογισμικού προσομοίωσης SUMO

Συνοψίζοντας, για το πρόβλημα προς επίλυση θα χρησιμοποιηθεί το λογισμικό προσομοίωσης SUMO, με τα επιπλέον εργαλεία που παρέχονται, τα μοντέλα ακολουθούντων οχημάτων Krauss για τα συμβατικά οχήματα και ACC/CACC για τα αυτόματα οχήματα και το μοντέλο αλλαγής λωρίδας LC2013.

3.6.3 Οργάνωση οχημάτων σε φάλαγγες

Στον μικροσκοπικό προσομοιωτή SUMO που επιλέχθηκε, περιλαμβάνεται το πρόσθετο simpla, το οποίο διαχειρίζεται τη διαδικασία αυθόρμητου σχεδιασμού και εν συνεχεία την οργάνωση φαλαγγών οχημάτων στο περιβάλλον προσομοίωσης. Το πρόσθετο, παρέχει τη δυνατότητα εκτενούς παραμετροποίησης της διαδικασίας δημιουργίας και οργάνωσης μιας φάλαγγας και της συμπεριφοράς των οχημάτων-μελών της. Η συμπεριφορά των οχημάτων, μεταβάλλεται δυναμικά αναλόγως με τη λειτουργική κατάσταση στην οποία βρίσκονται. Ο αλγόριθμος θεωρεί πως ένα όχημα ικανό για συμμετοχή σε φάλαγγα, κάθε στιγμή βρίσκεται σε μια από πέντε λειτουργικές καταστάσεις:

1. *Ηγέτης φάλαγγας*: Το όχημα είναι στην πρώτη θέση της φάλαγγας
2. *Μέλος (ή Ακόλουθος) φάλαγγας*: Το όχημα ακολουθεί κάποιο άλλο όχημα της φάλαγγας

3. *Λειτουργία catch-up*: Το όχημα ανιχνεύει μια φάλαγγα ανάντη στην οποία θα επιθυμούσε να συμμετέχει
4. *Ακόλουθος φάλαγγας catch-up*: Το όχημα είναι μέλος μιας φάλαγγας, της οποίας ο ηγέτης είναι σε λειτουργική κατάσταση catch-up
5. *Κανονική λειτουργία*: Το όχημα δεν είναι μέλος, ούτε επιχειρεί να γίνει μέλος φάλαγγας

Για παράδειγμα, όταν μεταβαίνει ένα όχημα από την κατάσταση «Ηγέτης φάλαγγας» στην κατάσταση «Λειτουργία catch-up», η επιθυμητή μέση ταχύτητά του θα αυξηθεί για να προσεγγίσει την προπορευόμενη φάλαγγα στην οποία επιθυμεί να συμμετέχει.

Ο αλγόριθμος δημιουργίας και οργάνωσης μιας φάλαγγας που χρησιμοποιεί το *simpla*, βασίζεται σε έναν κεντρικό ελεγκτή ο οποίος διαχειρίζεται καθολικά τις φάλαγγες στο δίκτυο, ανά συγκεκριμένο χρονικό διάστημα που διαμορφώνεται από τον χρήστη (ρυθμός ελέγχου). Όταν κατά το χρονικό βήμα t πραγματοποιείται έλεγχος των φαλαγγών (βήμα ελέγχου), η διαχείριση τους αποτελείται από τις ακόλουθες ενέργειες:

1. Ο ελεγκτής θέτει υπό τη διαχείριση του τα συνδεδεμένα οχήματα, ικανά για συμμετοχή σε φάλαγγα, που εισήλθαν στο δίκτυο κατά τα βήματα προσομοίωσης μετά το τελευταίο βήμα ελέγχου. Αντίστοιχα, αποδεσμεύει τα οχήματα που εξήλθαν από το δίκτυο κατά τα βήματα προσομοίωσης μετά το τελευταίο βήμα ελέγχου.
2. Ο ελεγκτής ενημερώνει τα δεδομένα των διαχειριζόμενων οχημάτων, ήτοι την ταχύτητα τους, τη θέση και τη λωρίδα που βρίσκονται και ελέγχει για τυχόν συνδεδεμένα οχήματα ανάντη τους, τα οποία έχουν κοινή διαδρομή και είναι υποψήφια για δημιουργία φάλαγγας. Επιπλέον ενημερώνει τη λειτουργική κατάσταση των μελών κάθε φάλαγγας.
3. Ο ελεγκτής εξετάζει κάθε όχημα-μέλος των φαλαγγών και ελέγχει αν σε κάποια θέση πρέπει να διαχωριστεί η φάλαγγα λόγω έλλειψης συνοχής (π.χ. μεγάλα κενά μεταξύ των οχημάτων ή εισχώρηση οχήματος εκτός φάλαγγας).
4. Ο ελεγκτής εξετάζει κάθε φάλαγγα και ελέγχει αν η σειρά των οχημάτων είναι ορθή, ενώ σε αντίθετη περίπτωση τη διορθώνει.
5. Για κάθε όχημα-ηγέτη φάλαγγας, ο ελεγκτής:
 - α. Εξετάζει αν η φάλαγγα του μπορεί να συγχωνευτεί με την προπορευόμενη φάλαγγα (αν υπάρχει), επειδή βρίσκονται σε αρκετά μικρή απόσταση.
 - β. Αποτρέπει τη συγχώνευση δύο φαλαγγών, αν το άθροισμα των μελών τους υπερβαίνει το μέγιστο επιτρεπτό αριθμό μελών σε φάλαγγα.
 - γ. Αν υπάρχει προπορευόμενη φάλαγγα και το άθροισμα του αριθμού των μελών των δύο φαλαγγών δεν υπερβαίνει το μέγιστο επιτρεπτό αριθμό μελών σε φάλαγγα, δίνει εντολή στο όχημα-ηγέτη να χρησιμοποιήσει τη λειτουργία catch-up και να επιταχύνει προς την προπορευόμενη φάλαγγα.
6. Αν κάποιο όχημα-ηγέτης έχει αλλάξει λωρίδα σε σχέση με την υπόλοιπη φάλαγγα, ο ελεγκτής δίνει εντολή στα οχήματα-μέλη της φάλαγγας να μεταβούν στη λωρίδα που βρίσκεται το όχημα-ηγέτης. Αν αυτό δεν καταστεί δυνατό, τότε αποχωρεί το όχημα-ηγέτης από τη φάλαγγα.

Το *simpla*, σε συνδυασμό με τα μοντέλα ακολουθούντων οχημάτων αυτόματων οχημάτων καλύπτουν το σύνολο των λειτουργιών που απαιτούνται για την προσομοίωση του σχηματισμού φαλαγγών αυτόματων οχημάτων στο πλαίσιο της εργασίας. Ο αλγόριθμος θεωρεί πως τα οχήματα έχουν αδιάλειπτη επικοινωνία μέσω του πρωτοκόλλου V2V και πως η μετάδοση των μηνυμάτων μεταξύ των οχημάτων είναι άμεση, επομένως δεν πραγματοποιείται προσομοίωση των ad-hoc δικτύων οχημάτων (Vehicular ad-hoc network, VANET), των πακέτων (network packets) που ανταλλάσσουν τα οχήματα και τυχόν διαταραχές του δικτύου που οδηγούν σε απώλεια πακέτων (packet loss). Οι διαταραχές αυτές παρατηρούνται κυρίως σε φάλαγγες μεγάλου μήκους οι οποίες δεν εξετάζονται στην εργασία αυτή. Παρά τον περιορισμό αυτό, ο

αλγόριθμος `simprla` έχει την σημαντική δυνατότητα για αυθόρμητο σχεδιασμό φαλαγγών, επομένως λαμβάνονται υπόψη οι κυκλοφοριακές επιπτώσεις των ενεργειών που εκτελούνται για τον σχηματισμό τους (π.χ. επιταχύνσεις και επιβραδύνσεις). Τέλος, πολλοί από τις παραμέτρους του `simprla` ορίζονται από τον χρήστη, μέσω κατάλληλου αρχείου διαμόρφωσης τύπου XML, ή μέσω της διεπαφής προγραμματισμού (API), επομένως υπάρχει δυνατότητα εκτενούς παραμετροποίησης της συμπεριφοράς του αλγορίθμου.

Συνοψίζοντας, για την οργάνωση των φαλαγγών στο πρόβλημα προς επίλυση, θα χρησιμοποιηθεί ο αλγόριθμος `simprla` που παρέχεται με το λογισμικό προσομοίωσης SUMO. Για την αποφυγή τυχόν διαταραχών στο VANET, ο μέγιστος αριθμός οχημάτων σε φάλαγγα επιλέγεται μεταξύ τεσσάρων και δέκα οχημάτων.

3.7 Ενισχυτική μάθηση

3.7.1 Βασικές έννοιες

Στην ενότητα της βιβλιογραφικής ανασκόπησης, πραγματοποιήθηκε αναφορά στην εξέλιξη και στη βασική λογική της ενισχυτικής μάθησης. Στην ενότητα αυτή θα παρουσιαστούν εκτενέστερα οι βασικές έννοιες της και οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται για τη διαδικασία μάθησης (Achiam, 2018).

Μια **κατάσταση** $s \in \mathcal{S}$ αποτελεί μια ολοκληρωμένη περιγραφή της κατάστασης του περιβάλλοντος μάθησης. Μια **παρατήρηση** $o \in \mathcal{O}$ αποτελεί μερική περιγραφή της κατάστασης του περιβάλλοντος, δηλαδή παραλείπονται κάποιες πληροφορίες της κατάστασης. Όταν ο πράκτορας έχει πρόσβαση σε ολόκληρη την κατάσταση του περιβάλλοντος, το περιβάλλον θεωρείται **πλήρως παρατηρήσιμο** (fully observed), ενώ αν έχει πρόσβαση σε ορισμένες παρατηρήσεις του περιβάλλοντος, το περιβάλλον θεωρείται **μερικώς παρατηρήσιμο** (partially observed).

Χώρος ενεργειών (action space) \mathcal{A} ονομάζεται το σύνολο των έγκυρων ενεργειών a σε ένα δεδομένο περιβάλλον. Οι χώροι ενεργειών διακρίνονται σε:

- **Συνεχείς** χώρους ενεργειών (continuous action space), όπου οι ενέργειες είναι πραγματικοί αριθμοί
- **Διακριτούς** χώρους ενεργειών (discrete action space), όπου οι ενέργειες είναι συγκεκριμένες (διακριτές), δηλαδή $\mathcal{A} = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$

Μια **πολιτική** περιλαμβάνει κανόνες που χρησιμοποιούνται από έναν πράκτορα για να αποφασίσει τι ενέργειες θα επιλέξει. Η πολιτική μπορεί να είναι:

- **Ντετερμινιστική**, όπου συμβολίζεται με το γράμμα μ : $a_t = \mu(s_t)$. Στην περίπτωση αυτή, κάθε κατάσταση s_t αντιστοιχίζεται από τον πράκτορα σε μόνο μια ενέργεια.
- **Στοχαστική**, όπου συμβολίζεται με το γράμμα π : $a_t \sim \pi(\cdot | s_t)$. Στην περίπτωση αυτή, κάθε κατάσταση s_t αντιστοιχίζεται σε παραπάνω από μια ενέργειες. Η ενέργεια που θα επιλεγεί βασίζεται σε πιθανότητες και στην τυχαιότητα. Δύο τύποι στοχαστικών πολιτικών είναι οι *κατηγορικές* για διακριτούς χώρους ενεργειών και οι *gaussian* για συνεχείς χώρους ενεργειών.

Τροχιά (ή **Επεισόδιο**) τ , ονομάζεται μια ακολουθία από τις καταστάσεις του περιβάλλοντος και τις ενέργειες του πράκτορα, δηλαδή:

$$\tau = (s_0, a_0, s_1, a_1, \dots, s_n, a_n) \quad (3-11)$$

όπου:

- s_0 : Η πρώτη κατάσταση του περιβάλλοντος, η οποία επιλέγεται τυχαία από την κατανομή **κατάστασης αρχής** ρ_0 : $s_0 \sim \rho_0(\cdot)$
 $\alpha_0, \dots, \alpha_n$: Οι ενέργειες του πράκτορα, αναλόγως με την πολιτική του

Η μετάβαση από τη μια κατάσταση s_t για το χρονικό βήμα t στην επόμενη κατάσταση s_{t+1} για το χρονικό βήμα $t + 1$, εξαρτάται από το περιβάλλον και οφείλεται μόνο στην τελευταία ενέργεια του πράκτορα a_t . Μπορεί να είναι:

- **Ντετερμινιστική μετάβαση**: $s_{t+1} = f(s_t, a_t)$
- **Στοχαστική μετάβαση**: $s_{t+1} \sim P(\cdot | s_t, a_t)$

Στόχος ενός πράκτορα είναι να μεγιστοποιήσει τη σωρευτική επιβράβευση σε μια τροχιά $\mathcal{R}(\tau)$. Η **επιβράβευση** r υπολογίζεται από μια συνάρτηση \mathcal{R} και εξαρτάται:

- είτε από την κατάσταση του περιβάλλοντος, την ενέργεια που ελήφθη και την επόμενη κατάσταση του περιβάλλοντος: $r_t = \mathcal{R}(s_t, a_t, s_{t+1})$
- είτε από την κατάσταση του περιβάλλοντος και την ενέργεια που ελήφθη, $r_t = \mathcal{R}(s_t, a_t)$
- ή από την κατάσταση του περιβάλλοντος $r_t = \mathcal{R}(s_t)$

Οι συναρτήσεις υπολογισμού επιβράβευσης διακρίνονται σε δύο κατηγορίες:

1. Συνάρτηση μη απομειούμενης επιβράβευσης σε πεπερασμένο ορίζοντα
2. Συνάρτηση απομειούμενης επιβράβευσης σε απεριόριστο ορίζοντα

Η **μη απομειούμενη επιβράβευση σε πεπερασμένο ορίζοντα** (finite-horizon undiscounted return) είναι το άθροισμα των επιβραβεύσεων του πράκτορα που έχουν συλλεχθεί σε συγκεκριμένο αριθμό χρονικών βημάτων T :

$$\mathcal{R}(\tau) = \sum_{t=0}^T r_t \quad (3-12)$$

Η **απομειούμενη επιβράβευση σε απεριόριστο ορίζοντα** (infinite-horizon discounted return) είναι το άθροισμα όλων των επιβραβεύσεων του πράκτορα που έχουν συλλεχθεί, αλλά απομειούμενων αναλόγως με το πόσα χρονικά βήματα προηγουμένως συλλέχθηκαν. Για τον λόγο αυτό, η συνάρτηση περιλαμβάνει έναν μειωτικό συντελεστή $\gamma \in (0,1)$:

$$\mathcal{R}(\tau) = \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t * r_t \quad (3-13)$$

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, στόχος ενός αλγορίθμου ενισχυτικής μάθησης είναι να επιλέξει μια πολιτική, η οποία όταν εφαρμόζεται, μεγιστοποιείται η αναμενόμενη επιβράβευση. Η πολιτική αυτή ονομάζεται **βέλτιστη πολιτική**, συμβολίζεται ως π^* και μπορεί να εκφραστεί ως ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης:

$$\pi^* = \arg \max_{\pi} J(\pi) \quad (3-14)$$

όπου:

$J(\pi)$: Η αναμενόμενη επιβράβευση

Η αναμενόμενη επιβράβευση υπολογίζεται απευθείας για τις ντετερμινιστικές πολιτικές, ενώ για τις στοχαστικές πολιτικές υπολογίζεται ως εξής:

$$J(\pi) = \int_{\tau} P(\tau|\pi) * \mathcal{R}(\tau) = E_{\tau \sim \pi} [\mathcal{R}(\tau)] \quad (3-15)$$

$$P(\tau|\pi) = \rho_o(s_0) * \prod_{t=0}^{T-1} P(s_{t+1}|s_t, a_t) * \pi(a_t|s_t) \quad (3-16)$$

όπου:

- $P(\tau|\pi)$: Η πιθανότητα να εμφανιστεί μια τροχιά τ , ακολουθώντας την πολιτική π
 T : Ο αριθμός βημάτων της τροχιάς τ

Η **αξία** (value) μιας κατάστασης ή ενός συνδυασμού κατάστασης-ενέργειας, είναι η αναμενόμενη επιβράβευση που θα ληφθεί αν το περιβάλλον ξεκινήσει από την κατάσταση αυτή (ή τον συνδυασμό αυτό) και δράσει χρησιμοποιώντας συγκεκριμένη πολιτική, ενώ υπολογίζεται από τις **συναρτήσεις αξίας**. Διακρίνονται τέσσερις κατηγορίες συναρτήσεων αξίας:

1. **Συνάρτηση αξίας πολιτικής** (on-policy value function), η οποία υπολογίζει την αναμενόμενη επιβράβευση αν το περιβάλλον ξεκινήσει από την κατάσταση s και ενεργεί σύμφωνα με την πολιτική π :

$$V^\pi(s) = E_{\tau \sim \pi} [\mathcal{R}(\tau)|s_0 = s] \quad (3-17)$$

2. **Συνάρτηση αξίας-ενέργειας πολιτικής** (on-policy action-value function), η οποία υπολογίζει την αναμενόμενη επιβράβευση αν το περιβάλλον ξεκινήσει από την κατάσταση s , λάβει αρχικά μια αυθαίρετη ενέργεια a και ύστερα ενεργήσει σύμφωνα με την πολιτική π :

$$Q^\pi(s, a) = E_{\tau \sim \pi} [\mathcal{R}(\tau)|s_0 = s, a_0 = a] \quad (3-18)$$

3. **Βέλτιστη συνάρτηση αξίας** (optimal value function), η οποία είναι η συνάρτηση αξίας πολιτικής που χρησιμοποιεί τη βέλτιστη πολιτική π^* :

$$V^*(s) = \max_{\pi} E_{\tau \sim \pi} [\mathcal{R}(\tau)|s_0 = s] \quad (3-19)$$

4. **Βέλτιστη συνάρτηση αξίας-ενέργειας** (optimal action-value function), η οποία είναι συνάρτηση αξίας-ενέργειας πολιτικής που χρησιμοποιεί τη βέλτιστη πολιτική π^* :

$$Q^*(s, a) = \max_{\pi} E_{\tau \sim \pi} [\mathcal{R}(\tau)|s_0 = s, a_0 = a] \quad (3-20)$$

Στην ενισχυτική μάθηση, πολλές φορές είναι περισσότερο χρήσιμη η διαφορά της απόδοσης μιας ενέργειας σε σχέση με άλλες ενέργειες, παρά η απόλυτη τιμή της ίδιας της απόδοσης. Για τον λόγο αυτό χρησιμοποιείται η **συνάρτηση πλεονεκτηματος A** , η οποία εκφράζει πόσο καλύτερο είναι να ληφθεί μια ενέργεια a σε μια κατάσταση s από την τυχαία επιλογή μιας ενέργειας για μια κατάσταση s σύμφωνα με την πολιτική $\pi(\cdot|s)$:

$$A^\pi(s, a) = Q^\pi(s, a) - V^\pi(s) \quad (3-21)$$

Οι συναρτήσεις αξίας μπορούν να απλοποιηθούν, ώστε η συνάρτηση αξίας να υπολογίζεται επαναληπτικά, από την άμεση ανταμοιβή r_t και από την απομειούμενη τιμή της συνάρτησης αξίας για την κατάσταση του περιβάλλοντος κατά το επόμενο χρονικό βήμα. Οι συναρτήσεις αυτές ονομάζονται **εξισώσεις Bellman** και είναι οι ακόλουθες:

1. Συνάρτηση αξίας πολιτικής

$$V^\pi(s) = E_{\substack{\tau \sim \pi \\ s' \sim P}} [r(s, a) + \gamma * V^\pi(s')] \quad (3-22)$$

2. Συνάρτηση αξίας-ενέργειας πολιτικής

$$Q^\pi(s, a) = \mathop{E}_{s' \sim P} \left[r(s, a) + \gamma * \mathop{E}_{a' \sim \pi} [Q^\pi(s', a')] \right] \quad (3-23)$$

3. Βέλτιστη συνάρτηση αξίας

$$V^*(s) = \max_a \mathop{E}_{s' \sim P} [r(s, a) + \gamma * V^*(s')] \quad (3-24)$$

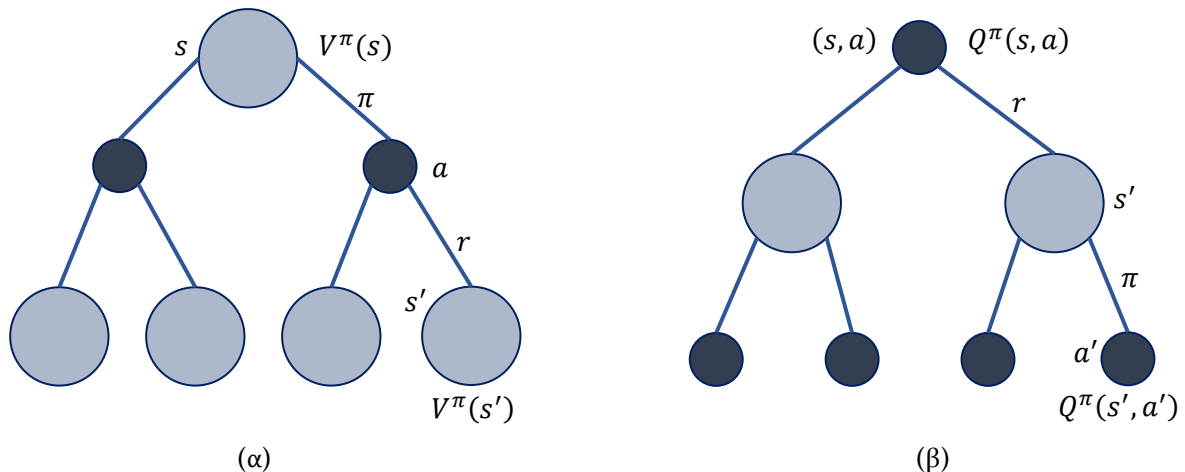
4. Βέλτιστη συνάρτηση αξίας-ενέργειας

$$Q^*(s, a) = \mathop{E}_{s' \sim P} \left[r(s, a) + \gamma * \max_{a'} Q^*(s', a') \right] \quad (3-25)$$

Στις παραπάνω εξισώσεις:

- $s' \sim P$: $s' \sim P \rightarrow s' \sim P(\cdot | s, a)$, δηλαδή η επόμενη κατάσταση επιλέγεται ανάλογα με τις κατανομές μετάβασης κατάστασης του περιβάλλοντος
- $a \sim \pi$: $a \sim \pi \rightarrow a \sim \pi(\cdot | s)$, η ενέργεια για την κατάσταση s επιλέγεται τυχαία σύμφωνα με την πολιτική π
- $a' \sim \pi$: $a' \sim \pi \rightarrow a' \sim \pi(\cdot | s')$, η ενέργεια για την κατάσταση s' επιλέγεται τυχαία σύμφωνα με την πολιτική π

Τα σχήματα στο **Διάγραμμα 3-10** ονομάζονται *διαγράμματα back-up* και αναπαριστούν τις σχέσεις μεταξύ των καταστάσεων, των ενεργειών που λαμβάνονται από τις καταστάσεις αυτές καθώς και των νέων καταστάσεων που προκύπτουν από τις ενέργειες αυτές. Ονομάζονται *back-up* καθώς μεταφέρουν πληροφορίες πίσω στην κατάσταση (α) ή στον συνδυασμό κατάστασης-ενέργειας (β) από τις ακόλουθες καταστάσεις ή συνδυασμούς κατάστασης-ενέργειας αντίστοιχα.



Διάγραμμα 3-10: Διαγράμματα back-up για (α) συνάρτηση αξίας πολιτικής, (β) συνάρτηση αξίας-ενέργειας πολιτικής

3.7.2 Αλγόριθμοι ενισχυτικής μάθησης

Οι αλγόριθμοι ενισχυτικής μάθησης διακρίνονται σε δύο βασικές κατηγορίες:

1. Αλγόριθμοι ενισχυτικής μάθησης χωρίς μοντέλο (model-free)
2. Αλγόριθμοι ενισχυτικής μάθησης βασισμένοι σε μοντέλο (model-based)

Στους **αλγορίθμους βασισμένους σε μοντέλο**, ο πράκτορας έχει πρόσβαση στο (ή μπορεί να μάθει το) μοντέλο του περιβάλλοντος, δηλαδή μια συνάρτηση που προβλέπει τις εναλλαγές στην κατάσταση \mathcal{S} και τις επιβραβεύσεις \mathcal{R} . Στην περίπτωση αυτή, ο πράκτορας έχει τη δυνατότητα να σχεδιάζει τις ενέργειες του, εξετάζοντας τι θα συμβεί μελλοντικά για ένα εύρος δυνατών επιλογών και εν τέλει επιλέγει την καταλληλότερη από αυτές. Στη συνέχεια, οι πράκτορες μπορούν να

εξάγουν τα αποτελέσματα της διερεύνησης αυτής σε μια πολιτική. Η μέθοδος αυτή έχει χρησιμοποιηθεί στο πείραμα AlphaZero, όπου πράκτορας ενισχυτικής μάθησης εκπαιδεύτηκε στο σκάκι από αλγόριθμο ενισχυτικής μάθησης βασισμένο σε μοντέλο, γνωρίζοντας μόνο τους κανόνες του παιχνιδιού και εντός 24 ωρών έφτασε σε υπεράνθρωπο επίπεδο παιχνιδιού.

Στους **αλγορίθμους χωρίς μοντέλο**, ο πράκτορας πρέπει να μάθει το μοντέλο του περιβάλλοντος αποκλειστικά από την εμπειρία που αποκτά κατά την εκπαίδευσή του. Η μεγαλύτερη πρόκληση στην περίπτωση αυτή είναι πως ο πράκτορας μπορεί να εκμεταλλευτεί κάποια πιθανή προκατάληψη (bias) στο μοντέλο και να αποδίδει ικανοποιητικά στο περιβάλλον αυτό αλλά λιγότερο ικανοποιητικά – ακόμα και καθόλου ικανοποιητικά – στο πραγματικό περιβάλλον.

Επιπλέον, οι αλγόριθμοι διακρίνονται σε αλγορίθμους **εντός πολιτικής** (on-policy) και αλγορίθμους **εκτός πολιτικής** (off-policy). Οι αλγόριθμοι on-policy χρησιμοποιούν στη διαδικασία της μάθησης την αξία της πολιτικής που εφαρμόζει ο πράκτορας, ενώ η διαδικασία μάθησης των αλγορίθμων off-policy είναι ανεξάρτητη από τις ενέργειες που επιλέγει ο πράκτορας.

Οι αλγόριθμοι χωρίς μοντέλο έχουν δύο βασικές προσεγγίσεις:

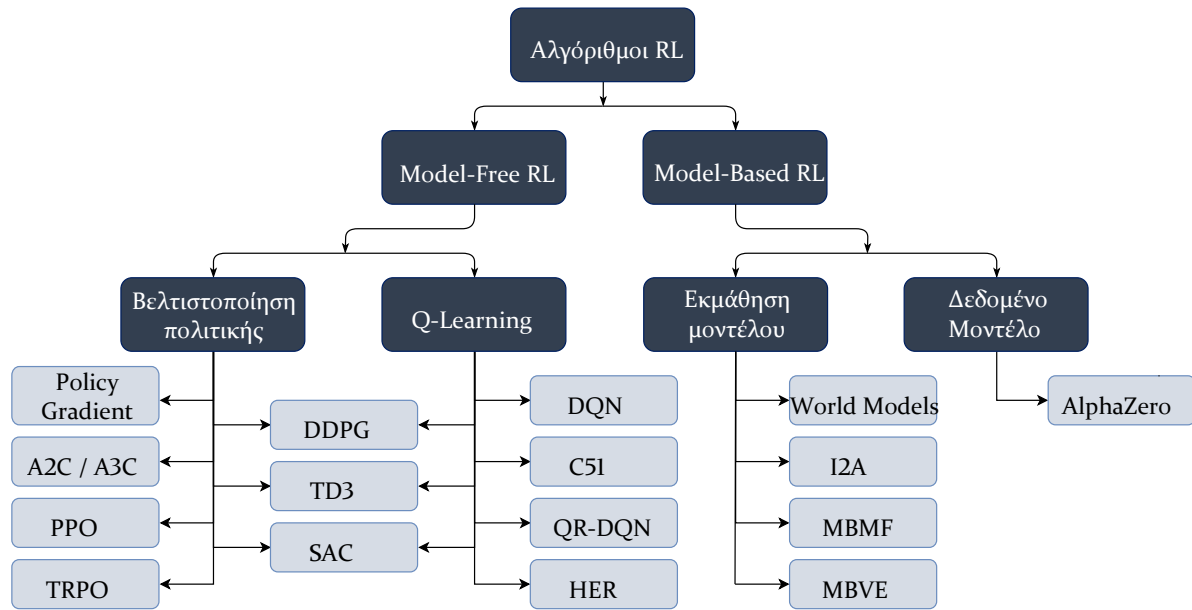
1. Βελτιστοποίηση πολιτικής
2. Q-Learning

Οι αλγόριθμοι **βελτιστοποίησης πολιτικής** (policy optimization), εκφράζουν ρητώς μια πολιτική ως $\pi_\theta(a|s)$, όπου θ οι παράμετροι της που βελτιστοποιούνται. Οι μέθοδοι αυτοί, είτε βελτιστοποιούν απευθείας τις παραμέτρους με τη μαθηματική μέθοδο ανόδου κλίσης (gradient ascent) για τη μεγιστοποίηση της αναμενόμενης επιβράβευσης $J(\pi_\theta)$, είτε μεγιστοποιούν τοπικές εκτιμήσεις της αναμενόμενης επιβράβευσης $J(\pi_\theta)$. Η βελτιστοποίηση πολιτικής ως επί το πλείστον γίνεται εντός πολιτικής.

Οι αλγόριθμοι **Q-Learning**, χρησιμοποιούν μια προσεγγιστική συνάρτηση $Q_\theta(s, a)$, μέσω της οποίας μαθαίνουν τη βέλτιστη συνάρτηση αξίας-ενέργειας $Q^*(s, a)$. Η βελτιστοποίηση ως επί το πλείστον γίνεται εκτός πολιτικής.

Το κύριο πλεονέκτημα των αλγορίθμων βελτιστοποίησης πολιτικής, είναι πως η βελτιστοποίηση πραγματοποιείται απευθείας στο ζητούμενο, δηλαδή στην αναμενόμενη επιβράβευση. Για τον λόγο αυτό χαρακτηρίζονται ως σταθεροί και αξιόπιστοι. Οι αλγόριθμοι Q-Learning βελτιστοποιούν έμμεσα την επίδοση του πράκτορα, προσπαθώντας να προσεγγίσουν τη βέλτιστη συνάρτηση αξίας-ενέργειας $Q^*(s, a)$ και έχει παρατηρηθεί πως μπορεί να αποτύχουν με πολλές μορφές. Για τον λόγο αυτό χαρακτηρίζονται λιγότερο σταθεροί από τους αλγορίθμους βελτιστοποίησης πολιτικής. Όμως, οι αλγόριθμοι Q-Learning, όταν λειτουργούν, είναι αρκετά πιο αποδοτικοί, καθώς μπορούν να επαναχρησιμοποιήσουν δεδομένα σε μεγαλύτερο βαθμό από τους αλγορίθμους βελτιστοποίησης πολιτικής.

Οι πιο γνωστοί αλγόριθμοι και μέθοδοι των δύο παραπάνω κατηγοριών εμφανίζονται στο **Διάγραμμα 3-II**.



Διάγραμμα 3-II: Αλγόριθμοι ενισχυτικής μάθησης (Achiam, 2018)

Από το σύνολο των αλγορίθμων, θα αναλυθεί μόνο ο αλγόριθμος Proximal Policy Optimization (PPO) και ειδικότερα η παραλλαγή του, PPO-Clip.

3.7.3 Αλγόριθμος Proximal Policy Optimization

Στόχος του αλγορίθμου Proximal Policy Optimization (PPO) είναι να λάβει το μεγαλύτερο βήμα βελτίωσης μιας πολιτικής, χρησιμοποιώντας τα δεδομένα που υπάρχουν τη συγκεκριμένη στιγμή, χωρίς αυτό να έχει τέτοια έκταση που μπορεί να προκαλέσει κατάρρευση της απόδοσης της πολιτικής. Ο αλγόριθμος έχει ίδιο σκοπό με τον αλγόριθμο Trust Region Policy Optimization (TRPO), αλλά είναι απλούστερος στην υλοποίηση, με παρόμοια επίπεδα απόδοσης.

Υφίστανται δύο παραλλαγές του αλγορίθμου PPO, οι PPO-Penalty και PPO-Clip.

Ο αλγόριθμος **PPO-Penalty**, χρησιμοποιεί την απόκλιση Kullback-Leibler (KL) για να περιορίσει την απόσταση μεταξύ της παλιάς και νέας πολιτικής (όπως ο αλγόριθμος TRPO) επιβάλλοντας μέσω της αντικειμενικής του συνάρτησης μια ποινή ανάλογη της απόστασης. Ο συντελεστής επίδρασης της ποινής μεταβάλλεται κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης του μοντέλου.

Ο αλγόριθμος **PPO-Clip**, δεν χρησιμοποιεί την απόκλιση KL στην αντικειμενική συνάρτηση. Αντ' αυτού τροποποιεί την αντικειμενική συνάρτηση ώστε να αποτραπεί μεγάλη απόκλιση της νέας πολιτικής από την παλιά πολιτική.

Οι μέθοδοι βελτιστοποίησης πολιτικής, λειτουργούν βελτιστοποιώντας τις παραμέτρους θ μιας πολιτικής $\pi_{\theta}(a|s)$. Η ανανέωση των παραμέτρων πραγματοποιείται μέσω της εξίσωσης (3-26).

$$\theta_{k+1} = \arg \max_{\theta} E_{s,a \sim \pi_{\theta_k}} [L(s, a, \theta_k, \theta)] \quad (3-26)$$

$$L(s, a, \theta_k, \theta) = \min\left(\frac{\pi_{\theta}(a|s)}{\pi_{\theta_k}(a|s)} * A^{\pi_{\theta_k}}(s, a), \text{clip}\left(\frac{\pi_{\theta}(a|s)}{\pi_{\theta_k}(a|s)}, 1 - \epsilon, 1 + \epsilon\right) * A^{\pi_{\theta_k}}(s, a)\right) \quad (3-27)$$

όπου:

- ϵ : Υπερπαραμέτρος που καθορίζει πόσο μπορεί να απομακρυνθεί η νέα πολιτική από την παλιά πολιτική

$\text{clip}(x_1, x_2, x_3)$: Συνάρτηση η οποία επιστρέφει την τιμή x_1 αν $x_1 \in [x_2, x_3]$, ενώ σε αντίθετη περίπτωση επιστρέφει την πλησιέστερη σε αυτό ακραία τιμή x_2 ή x_3

$A^{\pi_{\theta_k}}(s, a)$: Η συνάρτηση πλεονεκτήματος για την πολιτική π_{θ_k}

Η μεθοδολογία με την οποία εφαρμόζεται η μεθοδολογία PPO-clip, παρουσιάζεται στον Αλγόριθμο 1.

3.7.4 Επιλογή μεθόδων και παραμέτρων ενισχυτικής μάθησης

Από την ανάλυση που προηγήθηκε, εξετάστηκαν τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα κάθε αλγορίθμου ενισχυτικής μάθησης καθώς και περιπτώσεις εφαρμογής τους σε συγκοινωνιακά προβλήματα. Τελικά, για το εξεταζόμενο πρόβλημα, κρίνεται κατάλληλος ο αλγόριθμος PPO, ο οποίος θεωρείται καινοτόμος, σταθερός και αξιόπιστος.

Για να οριστεί ένα πρόβλημα ενισχυτικής μάθησης, απαιτείται να οριστούν οι βασικοί παράμετροι της μαρκοβιανής διαδικασίας απόφασης.

Για την κατάσταση ή παρατηρήσεις του περιβάλλοντος, θα επιλεγθούν κατάλληλα κυκλοφοριακά μεγέθη, τα οποία μπορούν να μετρηθούν σε ένα πραγματικό περιβάλλον χρησιμοποιώντας φωρατές ή κάμερες κυκλοφορίας.

Οι διαθέσιμες ενέργειες του πράκτορα, θα είναι διακριτού χαρακτήρα και θα αφορούν τον έλεγχο της ράμπας εισόδου και τον έλεγχο των μεταβλητών ορίων ταχύτητας.

Η επιβράβευση του πράκτορα θα εξαρτάται από επιλεγμένα κυκλοφοριακά μεγέθη τα οποία υποδηλώνουν βελτίωση στα κυκλοφοριακά μεγέθη.

Βάσει των παραμέτρων αυτών, δημιουργείται ένα περιβάλλον μικροσκοπικής προσομοίωσης με το οποίο θα αλληλοεπιδρά ο πράκτορας ενισχυτικής μάθησης. Η αρχική επιλογή των παραμέτρων, βελτιστοποιείται κατά τα πρώιμα στάδια της υλοποίησης του πειράματος, όταν και προκύπτουν τα πρώτα αποτελέσματα της προσομοίωσης. Μετά την τελική επιλογή των παραμέτρων εκκινεί η διαδικασία μάθησης, από την οποία προκύπτει το ζητούμενο εκπαιδευμένο μοντέλο ενισχυτικής μάθησης.

3.7.5 Παράρτημα

Αλγόριθμος 1: PPO-Clip

- 1: Είσοδος: αρχικοί παράμετροι πολιτικής θ_0 , αρχική τιμή παραμέτρων συνάρτησης αξίας φ_0
- 2: **for** $k = 0, 1, 2, \dots$ **do**
- 3: Σύλλεξε το σύνολο των τροχιών $\mathcal{D}_k = \{\tau_i\}$ εκτελώντας την πολιτική $\pi_k = \pi(\theta_k)$ στο περιβάλλον
- 4: Υπολόγισε το σύνολο επιβραβεύσεων reward-to-go \hat{R}_t
- 5: Υπολόγισε τις εκτιμήσεις πλεονεκτήματος \hat{A}_t (με οποιαδήποτε μέθοδο) με βάση την τρέχουσα συνάρτηση αξίας V_{φ_k}
- 6: Ανανέωσε την πολιτική μεγιστοποιώντας την αντικειμενική συνάρτηση του PPO-Clip:

$$\theta_{k+1} = \arg \max_{\theta} \frac{1}{|\mathcal{D}_k| * T} \sum_{\tau \in \mathcal{D}_k} \sum_{t=0}^T \min \left(\frac{\pi_{\theta}(\alpha_t | s_t)}{\pi_{\theta_k}(\alpha_t | s_t)} * A^{\pi_{\theta_k}(s_t, a_t)}, g(\epsilon, A^{\pi_{\theta_k}(s_t, a_t)}) \right)$$

όπου $g(\epsilon, A) = \begin{cases} (1 + \epsilon) * A, & A \geq 0 \\ (1 - \epsilon) * A, & A < 0 \end{cases}$, συνήθως χρησιμοποιώντας στοχαστική μέθοδο ανόδου κλίσης με τον αλγόριθμο Adam

- 7: Προσάρμοσε τη συνάρτηση αξίας μέσω παρεμβολής στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα:

$$\varphi_{k+1} = \arg \min_{\varphi} \frac{1}{|\mathcal{D}_k| * T} \sum_{\tau \in \mathcal{D}_k} \sum_{t=0}^T (V_{\varphi}(s_t) - \hat{R}_t)^2$$

συνήθως χρησιμοποιώντας αλγόριθμο καθόδου κλίσης (gradient descent)

- 8: **end for**

3.8 Αξιολόγηση

Για να αξιολογηθεί η απόδοση των μέτρων που εφαρμόστηκαν, θα χρησιμοποιηθούν βασικοί δείκτες απόδοσης (Key Performance Indicators, KPI) που αφορούν στην κατάσταση της κυκλοφορίας στην περιοχή πλέξης αλλά και στο σύνολο του εξεταζόμενου οδικού τμήματος. Μετά τον καθορισμό τους, θα δημιουργηθεί ειδικό δοκιμαστικό περιβάλλον, το οποίο θα καταγράψει τους δείκτες απόδοσης του περιβάλλοντος υπό τον έλεγχο του πράκτορα, για διάφορα κυκλοφοριακά σενάρια και ύστερα θα καταγράψει τους δείκτες απόδοσης του περιβάλλοντος για τα ίδια σενάρια χωρίς έλεγχο. Τα αποτελέσματα θα εξαχθούν σε κατάλληλη βάση δεδομένων και στη συνέχεια με κατάλληλη επεξεργασία θα συγκριθούν, ώστε να προκύψει η απόδοση των μέτρων υπό τον έλεγχο του εκπαιδευμένου πράκτορα.

4 ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ

4.1 Εισαγωγή

Αντικείμενο του κεφαλαίου της υλοποίησης, είναι η εκτενής παρουσίαση της εφαρμογής της μεθοδολογίας που αναπτύχθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο. Ειδικότερα, θα καθοριστούν οι ακριβείς παράμετροι που επιλέχθηκαν για κάθε στάδιο της μεθοδολογίας και θα αναλυθεί η διαδικασία δημιουργίας του περιβάλλοντος προσομοίωσης μικροσκοπικής κυκλοφορίας και του περιβάλλοντος εκπαίδευσης του μοντέλου ενισχυτικής μάθησης.

Στη συνέχεια, θα παρουσιαστεί η εξίσου σημαντική τεχνική πλευρά της υλοποίησης. Η βασικότερη πτυχή της είναι ο κώδικας που αναπτύχθηκε για την οργάνωση της αλληλεπίδρασης του περιβάλλοντος της προσομοίωσης και του περιβάλλοντος εκπαίδευσης του μοντέλου ενισχυτικής μάθησης, αλλά και για τον έλεγχο των εξεταζόμενων κυκλοφοριακών μέτρων. Επιπλέον, θα αναφερθούν τα τεχνικά προβλήματα που προέκυψαν στη διαδικασία αυτή και οι τροποποιήσεις που πραγματοποιήθηκαν στον πηγαίο κώδικα του προγράμματος προσομοίωσης για την επίλυσή τους. Τέλος, θα πραγματοποιηθεί αναφορά στο περιβάλλον που πραγματοποιήθηκε η εκπαίδευση του μοντέλου και στους τρόπους που αξιοποιήθηκαν για την επιτάχυνσή της.

4.2 Δημιουργία οδικού περιβάλλοντος

Το πρώτο στάδιο της υλοποίησης είναι η μοντελοποίηση του περιβάλλοντος, δηλαδή του οδικού τμήματος που εξετάζεται, στον προσομοιωτή μικροσκοπικής κυκλοφορίας SUMO. Για τη δημιουργία του περιβάλλοντος χρησιμοποιείται το πρόγραμμα γραφικού περιβάλλοντος NETEDIT, το οποίο περιλαμβάνεται στο βασικό πακέτο του προσομοιωτή. Η αναπαράσταση του οδικού τμήματος στο SUMO (και επομένως και στο NETEDIT), σε γενικότερο πλαίσιο πραγματοποιείται με τη χρήση δύο βασικών δομικών στοιχείων, τα οποία ταυτίζονται με τα στοιχεία ενός κατευθυνόμενου γράφου από τη θεωρία γράφων:

- **Nodes** ή **Junctions** στο SUMO (Κόμβοι): Εκφράζουν τις διασταυρώσεις ενός οδικού τμήματος
- **Edges** (Ακμές): Εκφράζουν τις οδούς που συνδέουν δύο κόμβους (ή διασταυρώσεις). Οι ακμές θεωρούνται κατευθυνόμενες.

Σε ειδικότερο επίπεδο η αναπαράσταση του οδικού τμήματος στο SUMO ορίζεται ως ένα **δίκτυο**, το οποίο περιλαμβάνει τα ακόλουθα στοιχεία:

- Ακμές, οι οποίες περιλαμβάνουν μία η παραπάνω λωρίδες καθώς και τα οδικά χαρακτηριστικά της κάθε λωρίδας
- Φάσεις και ρυθμίσεις της σηματοδότησης στις διασταυρώσεις (όπου χρησιμοποιείται)
- Διασταυρώσεις και τη προτεραιότητα των οχημάτων σε αυτές
- Συνδέσεις μεταξύ των λωρίδων στις διασταυρώσεις
- Κυκλικές διασταυρώσεις (αν υπάρχουν)

Στη μεθοδολογική προσέγγιση, υπολογίστηκε πως για το εξεταζόμενο πρόβλημα απαιτείται μήκος πλέξης ίσο με 330 *m*. Η λογική και οι θεωρήσεις που έγιναν για τη διαστασιολόγηση των υπόλοιπων στοιχείων του αναπαριστώμενου οδικού τμήματος είναι οι εξής:

Ανάντη της περιοχής πλέξης, στο περιβάλλον προσομοίωσης αναπαρίσταται τμήμα της ελεύθερης λεωφόρου με μήκος 1400 *m*, ενώ κατάντη της περιοχής πλέξης αναπαρίσταται τμήμα της ελεύθερης λεωφόρου με μήκος 450 *m*. Τα τμήματα αυτά οριοθετούν την έκταση επιρροής της περιοχής πλέξης. Είναι εμφανές πως το τμήμα ανάντη είναι αρκετά μεγαλύτερο σε σχέση με το τμήμα κατάντη. Η μεγάλη διαφορά στο μήκος των δύο τμημάτων είναι σκόπιμη:

- Αρχικά, τα οχήματα εισέρχονται στην αρχή του πρώτου τμήματος ακολουθώντας κάποια προκαθορισμένα κυκλοφοριακά χαρακτηριστικά τα οποία δεν είναι αντιπροσωπευτικά. Επομένως τους δίνεται χώρος ώστε να αλληλοεπιδράσουν με άλλα οχήματα του περιβάλλοντος, να χρησιμοποιήσουν τα μοντέλα ακολουθούντων οχημάτων και αλλαγής λωρίδας και να αποκτήσουν ρεαλιστικά χαρακτηριστικά.
- Ειδικά στο πρόβλημα που εξετάζεται, ο πρόσθετος χώρος είναι απαραίτητος για την αυθόρμητη δημιουργία όσο δυνατόν περισσότερων φαλαγγών αυτόματων οχημάτων. Έτσι, όταν τα οχήματα φτάσουν στο τμήμα πλέξης, οι φάλαγγες θα έχουν ήδη σχηματιστεί και θα είναι δυνατή η αξιολόγηση της επιρροής τους στα μέτρα που επιβάλλονται.
- Μέρος του ανάντη τμήματος θα αξιοποιηθεί για την εφαρμογή του μέτρου των μεταβλητών ορίων ταχύτητας.
- Τα μέτρα που εφαρμόζονται μπορούν να επηρεάσουν άμεσα τα κυκλοφοριακά χαρακτηριστικά του ανάντη τμήματος.

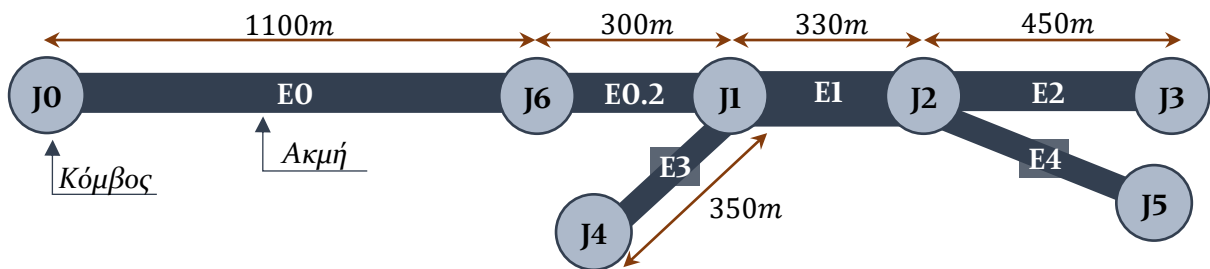
Όσον αφορά τη ράμπα εισόδου, το μήκος της θεωρείται ίσο με 350 *m*. Με το μήκος αυτό, η ράμπα εισόδου μπορεί να συγκρατήσει το πολύ 55 οχήματα στάσιμα σε ουρά, ενώ για περισσότερα από αυτά εμφανίζεται το φαινόμενο υπερχειλίσσης της ουράς (*queue spillover*), το οποίο έχει επιπτώσεις στο τοπικό οδικό δίκτυο. Το μήκος της ράμπας εξόδου δεν επηρεάζει το περιβάλλον της προσομοίωσης καθώς θεωρείται ότι όλα τα οχήματα που εξέρχονται από αυτή μπορούν να αναληφθούν από το τοπικό οδικό δίκτυο.

Επιπλέον, αναπαρίσταται μόνο η μια κατεύθυνση κυκλοφορίας της ελεύθερης λεωφόρου. Η διάταξη των λωρίδων της ελεύθερης λεωφόρου είναι η ακόλουθη:

- Στο βασικό μέρος της, 3 λωρίδες
- Στην περιοχή πλέξης, 3 βασικές λωρίδες και 1 βοηθητική λωρίδα
- Οι ράμπες εισόδου και εξόδου αποτελούνται από 1 λωρίδα εκάστη, η οποία συνδέεται με τη βοηθητική λωρίδα της περιοχής πλέξης

Το όριο ταχύτητας για το κύριο τμήμα της ελεύθερης λεωφόρου ορίζεται στα $V_{ελ.λ.} = 80 \text{ km/h}$, ενώ για τις ράμπες εισόδου και εξόδου στα $V = 50 \text{ km/h}$.

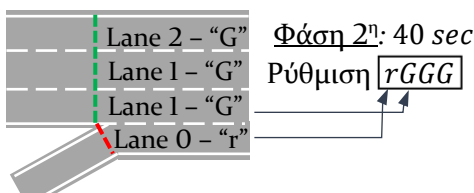
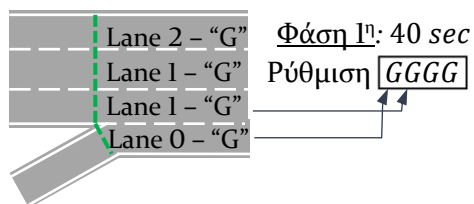
Για την εισαγωγή του παραπάνω οδικού περιβάλλοντος ως δίκτυο στο προσομοιωτή SUMO, δημιουργούνται στο πρόγραμμα NETEDIT 7 Junctions (κόμβοι ή διασταυρώσεις) και 6 Edges (οδικά τμήματα) – Διάγραμμα 4-1.



Διάγραμμα 4-1: Σχηματική αναπαράσταση οδικού τμήματος

Το ανάντη, σε σχέση με την περιοχή πλέξης, βασικό μέρος της ελεύθερης λεωφόρου, μεταξύ των κόμβων J0 και J1, χωρίζεται σε δύο ακμές, τις E0 μήκους 1100 m και E0.2 μήκους 300 m με την προσθήκη του ενδιάμεσου κόμβου J6. Η ακμή E0.2 είναι το τμήμα στο οποίο θα εφαρμοστεί ο έλεγχος των μεταβλητών ορίων ταχύτητας.

Στον κόμβο J1, για την κυκλοφορία από την ακμή E3, τοποθετείται φωτεινός σηματοδότης για την εφαρμογή του μέτρου ελέγχου της ράμπας εισόδου. Στο NETEDIT, όταν δηλώνεται ένας κόμβος ως σηματοδοτούμενος, προστίθεται ξεχωριστός φωτεινός σηματοδότης για κάθε εισερχόμενη ροή στον κόμβο αυτό. Επιπλέον δημιουργείται αυτόματα ένα αρχικό πρόγραμμα σηματοδότησης. Οι φάσεις σηματοδότησης στο πρόγραμμα αυτό περιλαμβάνουν δύο παραμέτρους. Η πρώτη είναι η διάρκεια της φάσης σε δευτερόλεπτα και η δεύτερη είναι η ένδειξη όλων των ελεγχόμενων σηματοδοτών στον κόμβο αυτό, η οποία αναπαρίσταται με χρήση συμβολοσειράς (string). Ο πρώτος χαρακτήρας της συμβολοσειράς αντιστοιχεί στην πρώτη εισερχόμενη ροή στον κόμβο, ο δεύτερος χαρακτήρας της συμβολοσειράς στη δεύτερη εισερχόμενη ροή κ.ο.κ. Οι χαρακτήρες που μπορούν να χρησιμοποιηθούν παρουσιάζονται στον Πίνακα 4-1. Στην περίπτωση του προβλήματος που εξετάζεται, δημιουργούνται δύο φάσεις, διάρκειας 40 δευτερολέπτων η κάθε μια. Στην πρώτη φάση όλοι οι σηματοδότες έχουν πράσινη ένδειξη (συμβολίζεται με τον χαρακτήρα G), ενώ στη δεύτερη φάση ο σηματοδότης της ράμπας εισόδου έχει κόκκινη ένδειξη (συμβολίζεται με τον χαρακτήρα r) και όλοι οι υπόλοιποι σηματοδότες έχουν πράσινη ένδειξη. Επομένως, η συμβολοσειρά ρύθμισης ενδείξεων της πρώτης φάσης είναι $[GGGG]$ και της δεύτερης φάσης είναι $[rGGG]$.



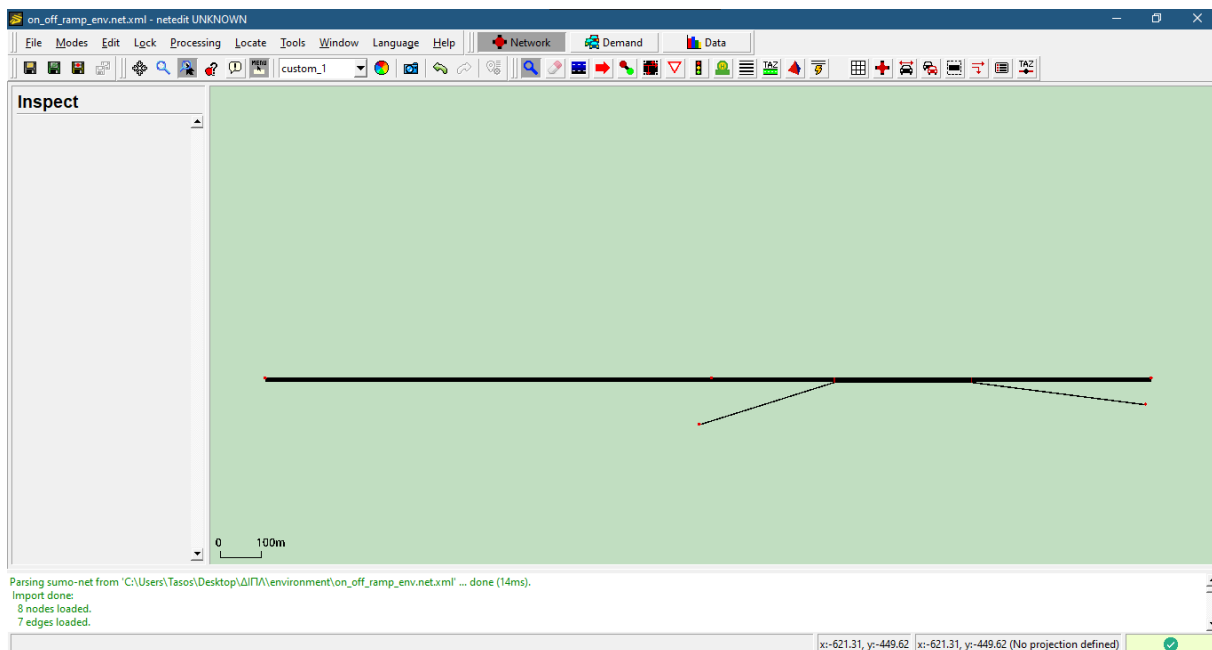
Διάγραμμα 4-2: Συμβολοσειρά ρύθμισης φάσεων

Πίνακας 4-1: Αντιστοίχιση χαρακτήρα και ένδειξη σηματοδότη

Χαρακτήρας	Ένδειξη και περιγραφή
r	Ερυθρή (κόκκινη) ένδειξη
y	Κίτρινη ένδειξη
g	Πράσινη ένδειξη χωρίς προτεραιότητα
G	Πράσινη ένδειξη με προτεραιότητα
s	Πράσινη ένδειξη για δεξιά στροφή που απαιτεί στάση πριν τη στροφή
u	Ταυτόχρονη ερυθρή και κίτρινη ένδειξη
o	Μόνιμη παλλόμενη κίτρινη ένδειξη (παραχώρηση προτεραιότητας)
0	Σηματοδότης εκτός λειτουργίας, καμία ένδειξη

Σημειώνεται, ότι η διάρκεια των φάσεων που δημιουργήθηκαν (και κατ' επέκταση η περίοδος σηματοδότησης), δεν θα εφαρμοστεί στην προσομοίωση, αφού οι φάσεις θα ελέγχονται μέσω του API. Η δημιουργία τους αφορά αποκλειστικά την αντιστοίχιση των δύο φάσεων (πράσινη ένδειξη σηματοδότη στη ράμπα εισόδου, κόκκινη ένδειξη σηματοδότη στη ράμπα εισόδου), με έναν κωδικό ID για κάθε φάση. Ο κωδικός αυτός είναι παράμετρος εισόδου για τη μέθοδο αλλαγής της φάσης του API.

Αφού σχεδιαστεί το δίκτυο στο γραφικό περιβάλλον του NETEDIT χρησιμοποιείται η επιλογή «Compute Junctions», η οποία μετατρέπει τους κόμβους από σημεία (όπως στο **Διάγραμμα 4-1**) σε 2D διασταυρώσεις. Μετά τον έλεγχο των διασταυρώσεων που δημιουργούνται, εισάγονται τα χαρακτηριστικά του δικτύου με τις αντίστοιχες μεθόδους του προγράμματος (Inspect Mode, Connection Mode, Traffic Light Mode). Τέλος, το δίκτυο αποθηκεύεται σε αρχείο με κατάληξη «.net.xml», δηλαδή σε ένα αρχείο XML (eXtensible Markup Language), το οποίο θα χρησιμοποιηθεί στην προσομοίωση. Η τελική μορφή του δικτύου στο πρόγραμμα NETEDIT εμφανίζεται στην **Εικόνα 4-1**.



Εικόνα 4-1: Το τελικό δίκτυο στο πρόγραμμα NETEDIT

Ένα ακόμα σημαντικό μέρος του οδικού περιβάλλοντος είναι οι φωρατές, οι οποίοι προσομοιώνουν όχι μόνο τις αντίστοιχες συσκευές που χρησιμοποιούνται στο πραγματικό οδικό περιβάλλον αλλά και τα δεδομένα που αυτές παρέχουν. Τα δεδομένα αυτά είναι η πρώτη ύλη που θα χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση του μοντέλου στη φάση της ανάπτυξης και για την μετέπειτα εφαρμογή των μέτρων κυκλοφορίας στη λειτουργική φάση.

Στο sumo, προσομοιώνονται 4 είδη φωρατών:

- Επαγωγικοί βρόγχοι
- Επαγωγικοί βρόγχοι με στιγμιαία (άμεση) παροχή δεδομένων
- Φωρατής τμήματος λωρίδας
- Φωρατής εισόδων-εξόδων
- Ανιχνευτής διαδρομής

Ο **επαγωγικός βρόγχος** (Induction Loop Detector), είναι ο συνηθέστερος τύπος φωρατή και χρησιμοποιείται για την ανίχνευση οχημάτων που διέρχονται από ένα σημείο. Αποτελείται από ένα μονωμένο καλώδιο με αγωγό στο κέντρο του, το οποίο τοποθετείται σε κατάλληλες εγκοπές

στο οδόστρωμα που έχουν μορφή βρόγχου (συνήθως ορθογώνιου σχήματος). Το καλώδιο αυτό επικαλύπτεται (τυλίγεται) στην εγκοπή αυτή 3-5 φορές για να δημιουργήσει ένα πηνίο. Στη συνέχεια συνδέεται ένας ελεγκτής με τον βρόχο και του μεταδίδει ενέργεια σε συχνότητες 10 – 200kHz. Όταν ένα όχημα διέρχεται από τον βρόχο (ή σταματάει πάνω σε αυτό), ο ελεγκτής αντιλαμβάνεται μείωση στη συχνότητα και καταγράφει το γεγονός ως διέλευση ή στάση οχήματος. Για τον συγκεκριμένο τύπο βρόγχου στο sumo, εισάγονται ως βασικά ορίσματα εισόδου ο κωδικός του φωρατή, η λωρίδα στην οποία βρίσκεται, η θέση του σε σχέση με την αρχή της λωρίδας, η περίοδος καταγραφής (δηλαδή ανά πόσα δευτερόλεπτα θα παρέχει συγκεντρωτικά αποτελέσματα ο φωρατής) και το αρχείο καταγραφής σε μορφή XML. Το αρχείο καταγραφής περιέχει το χρονικό πλαίσιο καταγραφής, τον κωδικό του φωρατή, τον αριθμό των οχημάτων που πέρασαν από τον φωρατή, τη ροή των οχημάτων, την κατάληψη του φωρατή, τη μέση ταχύτητα των διερχόμενων οχημάτων, το μέσο μήκος των διερχόμενων οχημάτων και τον αριθμό των οχημάτων που έχουν εισέλθει στον βρόχο αλλά δεν έχουν εξέλθει πλήρως από αυτόν.

Ο **επαγωγικός βρόγχος με στιγμιαία (άμεση) παροχή δεδομένων**, ακολουθεί ακριβώς την ίδια λογική με τον κλασσικό επαγωγικό βρόχο, με όμοια ορίσματα εισόδου. Το αρχείο καταγραφής ενημερώνεται άμεσα με κάθε γεγονός που ανιχνεύει ο φωρατής (είσοδος οχήματος, στάση οχήματος, έξοδος οχήματος) και με τον κωδικό, ταχύτητα, μήκος και τύπο του οχήματος. Σε περίπτωση εισόδου οχήματος, αναγράφεται και ο χρονικός διαχωρισμός από το προπορευόμενο όχημα που πέρασε τον βρόχο και σε περίπτωση εξόδου, ο συνολικός χρόνος κατάληψης του βρόγχου από το όχημα.

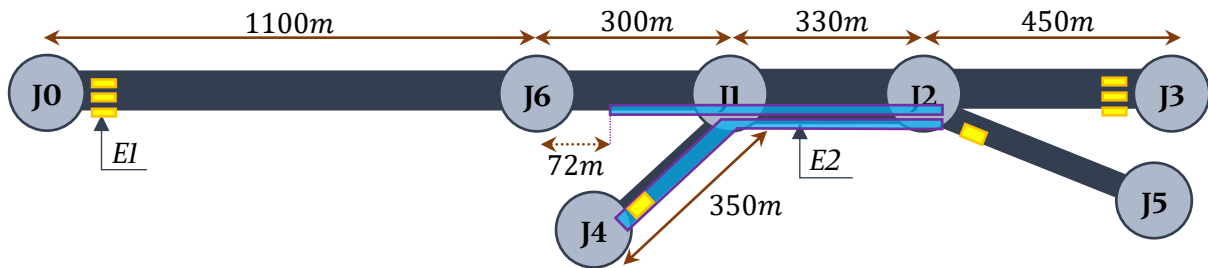
Ο **φωρατής τμήματος λωρίδας**, στην πράξη προσομοιώνει την άντληση κυκλοφοριακών δεδομένων μέσω συστήματος παρακολούθησης οχημάτων βασισμένο σε κάμερες διαχείρισης κυκλοφορίας. Πρακτικά, ο φωρατής του συγκεκριμένου τύπου καλύπτει ένα συγκεκριμένο τμήμα μιας λωρίδας (μπορεί να εκτείνεται σε πάνω από μια ακμές) και με την επεξεργασία δεδομένων ανά συγκεκριμένο χρονικό διάστημα (περίοδο) από υπολογιστή, παρέχει συγκεντρωτικά κυκλοφοριακά δεδομένα για το τμήμα αυτό μέσω αρχείου καταγραφής. Τα στοιχεία στο αρχείο καταγραφής αφορούν τα οχήματα εντός του τμήματος, την κατάληψη στο τμήμα, τη μέση ταχύτητα και τα χαρακτηριστικά της συμφόρησης (αν υπάρχει). Θεωρείται επίσης πως ο φωρατής του τύπου αυτού μπορεί να ανιχνεύσει τις θέσεις των οχημάτων.

Οι **φωρατές εισόδων και εξόδων**, προσομοιάζουν το σύστημα κυκλοφοριακών μετρήσεων με χρήση καμερών και αναγνώριση πινακίδων κυκλοφορίας που τοποθετείται στις εισόδους και στις εξόδους του εξεταζόμενου τμήματος. Τα δεδομένα από το σύστημα συνδυάζονται ώστε να προκύψουν αποτελέσματα σχετικά με τη μέση ταχύτητα, τη μέση διάρκεια της διαδρομής και τον αριθμό των οχημάτων εντός του δικτύου.

Οι **ανιχνευτές διαδρομής** αφορούν τον καθορισμό της διαδρομής που έχει ακολουθήσει ένα όχημα το οποίο διέρχεται από μια συγκεκριμένη ακμή.

Η ενεργοποίηση και παραμετροποίηση των φωρατών, πραγματοποιείται στο πρόγραμμα NETEDIT και στη συνέχεια αποθηκεύεται σε αρχείο με κατάληξη «.add.xml», που αντιπροσωπεύει ένα πρόσθετο αρχείο μορφής XML.

Οι φωρατές που θα χρησιμοποιηθούν για τον σκοπό της εργασίας είναι οι **επαγωγικοί βρόγχοι (E1)** και οι **φωρατές τμήματος λωρίδας (E2)**. Επαγωγικοί βρόγχοι τοποθετούνται σε κάθε λωρίδα στις εισόδους και στις εξόδους του δικτύου, ήτοι στον κόμβο J0 και J3 και στις ράμπες εισόδου και εξόδου (ακμές E3 και E4). Φωρατής τμήματος λωρίδας τοποθετείται στη δεξιά λωρίδα του κυρίου τμήματος της ελεύθερης λεωφόρου και εκτείνεται από το σημείο που απέχει 72 m κατάντη του κόμβου J6 έως το μέσο του τμήματος πλέξης (ακμή E1). Επιπλέον θεωρείται πως υπάρχουν φωρατές τμήματος λωρίδας σε όλο το μήκος της ράμπας εισόδου, στη βοηθητική λωρίδα του τμήματος πλέξης και στην παρακαείμενη σε αυτή λωρίδα (**Διάγραμμα 4-3**).



Διάγραμμα 4-3: Χωροθέτηση φωρατών στο δίκτυο

4.3 Κυκλοφοριακά σενάρια

Το επόμενο βασικό βήμα για την προετοιμασία του περιβάλλοντος προσομοίωσης είναι η δημιουργία των κυκλοφοριακών σεναρίων. Κάθε σενάριο περιλαμβάνει τους τύπους οχημάτων που χρησιμοποιούνται στη σύνθεση της κυκλοφορίας, καθώς και την κατανομή του κυκλοφοριακού φόρτου για τη διάρκεια της προσομοίωσης, ανά τύπο οχήματος και ανά διαδρομή.

4.3.1 Τύποι οχημάτων

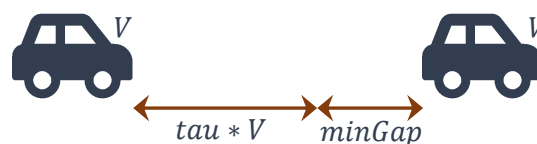
Τα είδη οχημάτων που θα χρησιμοποιηθούν στην προσομοίωση είναι δύο: συμβατικά οχήματα και αυτόματα συνδεδεμένα οχήματα. Η συμπεριφορά κάθε είδους οχήματος εξαρτάται από συγκεκριμένες παραμέτρους, οι οποίες αφορούν τόσο τα χαρακτηριστικά και τις δυνατότητες του οχήματος όσο και τη συμπεριφορά του οδηγού (ή του αυτοματοποιημένου συστήματος οδήγησης) στην κατά μήκος κίνηση και στην εγκάρσια κίνηση (αλλαγή λωρίδας).

Τα συμβατικά οχήματα θεωρείται πως χρησιμοποιούν το μοντέλο ακολουθούντων οχημάτων Krauss και τα αυτόματα οχήματα θεωρείται πως είναι συνδεδεμένα και χρησιμοποιούν το μοντέλο ακολουθούντων οχημάτων CACC, όπως αυτά αναλύθηκαν στο 3^ο κεφάλαιο. Υπενθυμίζεται πως οι λειτουργίες ελέγχου κενού και ελάττωσης κενού του μοντέλου CACC, ενεργοποιούνται μόνο αν το προπορευόμενο όχημα είναι συνδεδεμένο, αυτόματο και υποστηρίζει το πρωτόκολλο επικοινωνίας V2V, ενώ σε αντίθετη περίπτωση ενεργοποιείται η λειτουργία ACC. Ο αρχικός χρονικός και χωρικός διαχωρισμός που θα χρησιμοποιηθεί στα συνδεδεμένα αυτόματα οχήματα, τα διατηρεί σε λειτουργία ACC. Ο έλεγχος για τη δυνατότητα ενεργοποίησης των δυνατοτήτων CACC γίνεται από τον αλγόριθμο *simpla*. Η ενεργοποίηση πραγματοποιείται μέσω της μεταβολής του ελάχιστου επιτρεπόμενου χρονικού και χωρικού διαχωρισμού των οχημάτων. Η παράμετρος που ορίζει το μοντέλο ακολουθούντων οχημάτων ανά τύπο οχήματος, ονομάζεται *carFollowModel*, και ισούνται με τη συμβολοσειρά του μοντέλου που χρησιμοποιείται (Krauss ή CACC).

Στη συνέχεια, ρυθμίζονται άλλοι παράμετροι που αφορούν τη συμπεριφορά του οδηγού (ή του αυτοματοποιημένου συστήματος οδήγησης). Αρχικά, η επιθυμητή ταχύτητα οδήγησης διαφέρει ανά οδηγό και υπολογίζεται ως το γινόμενο του ορίου ταχύτητας της οδού με έναν συντελεστή. Τα αυτόματα οχήματα ακολουθούν με ακρίβεια τα όρια ταχύτητας που επιβάλλονται, επομένως στα οχήματα αυτά ο συντελεστής λαμβάνεται ίσος με 1.0. Για τα συμβατικά οχήματα, ο συντελεστής θεωρείται πως ακολουθεί την κανονική κατανομή με μέση τιμή $\mu = 1.0$ και διακύμανση $\sigma^2 = 0.1$, ενώ η τιμή του περιορίζεται μεταξύ των τιμών $[0.8, 1.2]$. Η παράμετρος με την οποία ορίζεται ο συντελεστής ανά τύπο οχήματος, ονομάζεται *speedFactor* και για τα συμβατικά οχήματα ισούνται με $\text{normc}(\mu, \sigma^2, \text{val}_{\min}, \text{val}_{\max}) = \text{normc}(1.0, 0.1, 0.8, 1.2)$.

Το ελάχιστο επιτρεπόμενο κενό μεταξύ δύο οχημάτων ορίζεται σε 2.0 m , μέσω της μεταβλητής $minGap$. Σε περίπτωση που το όχημα είναι μέλος φάλαγγας και το προπορευόμενο όχημα είναι επίσης μέλος της φάλαγγας ή ηγέτης της, το ελάχιστο κενό ορίζεται σε 0.5 m . Εκτός από το ελάχιστο κενό, ορίζεται ο επιθυμητός ελάχιστος χρονικός διαχωρισμός τ μεταξύ του πίσω προφυλακτήρα του προπορευόμενου οχήματος και του εμπρόσθιου προφυλακτήρα του ελεγχόμενου οχήματος, ο οποίος θεωρείται ίσος με 1.0 sec . Για τα αυτόματα οχήματα που ανήκουν σε φάλαγγα και δεν είναι οχήματα ηγέτες ο χρονικός διαχωρισμός θεωρείται ίσος με 0.25 sec , αφού όπως αναλύθηκε στη μεθοδολογική προσέγγιση η μετάδοση πληροφοριών μεταξύ των μελών και η αντίδραση σε αυτές πραγματοποιείται σχεδόν στιγμιαία. Η μεταβλητή αυτή ονομάζεται τ .

Το συνολικό κενό που διατηρούν δύο όμοια οχήματα με όμοιες ταχύτητες κατά Krauss, ισούνται με το άθροισμα του ελάχιστου κενού και του γινομένου του χρονικού διαχωρισμού με την ταχύτητα των οχημάτων (Διάγραμμα 4-4).



Διάγραμμα 4-4: Κενό μεταξύ δύο οχημάτων

Το μοντέλο αλλαγής λωρίδας που χρησιμοποιείται και για τους δύο τύπους οχημάτων είναι το LC2013, το οποίο βασίζεται σε τέσσερις άξονες κινήτρων για τη λήψη απόφαση αλλαγής λωρίδας. Η ευαισθησία των κινήτρων αυτών συνολικά, αλλά και η ευαισθησία των επιμέρους παραγόντων που επηρεάζουν ένα κίνητρο, μπορεί να προσαρμοστεί ανά τύπο οχήματος μεταβάλλοντας την τιμή της αντίστοιχης παραμέτρου. Οι βασικότερες παράμετροι παρουσιάζονται στον Πίνακα 4-2. Τα αυτόματα οχήματα που είναι μέλη ή ηγέτες μιας φάλαγγας έχουν μεγαλύτερη επιθυμία να διατηρήσουν τη συμπαγή μορφή της φάλαγγας τους από το να αλλάξουν λωρίδα ή να μειώσουν ταχύτητα ώστε να διευκολύνουν ένα όχημα της παρακείμενης λωρίδας να πραγματοποιήσει την αλλαγή λωρίδας που επιθυμεί. Επιπλέον, η τεχνολογία ACC δε δύναται να ανιχνεύσει όχημα σε παρακείμενη λωρίδα ώστε να εκτελέσει συνεργατική αλλαγή λωρίδας ή να του παραχωρήσει προτεραιότητα. Ως εκ τούτου, δυσχεραίνονται οι πιθανότητες επιτυχούς αλλαγής λωρίδας των οχημάτων στην ράμπα εισόδου, πράγμα το οποίο πρέπει να εξεταστεί στην προσομοίωση. Για τον λόγο αυτό σε όλα τα αυτόματα οχήματα απενεργοποιείται το κίνητρο της συνεργατικής αλλαγής λωρίδας, ρυθμίζοντας την αντίστοιχη παράμετρο $lcCooperative = -1$.

Πίνακας 4-2: Παράμετροι ευαισθησίας κινήτρων μοντέλου LC2013

Παράμετρος	Περιγραφή	Αρχική Τιμή	Εύρος Τιμών
lcStrategic	Επιθυμία για εκτέλεση στρατηγικής αλλαγής λωρίδας. Μεγαλύτερη τιμή σημαίνει αλλαγή λωρίδας για στρατηγικούς λόγους νωρίτερα. (Τιμή -1 : απενεργοποίηση)	1.0	$-1, [0, \text{inf})$
lcCooperative	Επιθυμία για εκτέλεση συνεργατικής αλλαγής λωρίδας. Χαμηλότερη τιμή σημαίνει ελαττωμένη συνεργασία μεταξύ των οχημάτων. (Τιμή -1 : απενεργοποίηση)	1.0	$-1, [0, 1]$
lcSpeedGain	Επιθυμία για τακτική αλλαγή λωρίδας, δηλαδή για απόκτηση μεγαλύτερης ταχύτητας. Μεγαλύτερη τιμή σημαίνει αυξημένες αλλαγές λωρίδας.	1.0	$[0, \text{inf})$
lcKeepRight	Επιθυμία για τήρηση του κανονισμού χρήσης της δεξιάς λωρίδας όταν δεν εκτελείται ελιγμός προσπέρασης. Μεγαλύτερη τιμή σημαίνει πιο άμεση επαναφορά στη δεξιά λωρίδα μετά από προσπέραση.	1.0	$[0, \text{inf})$
lcAssertive	Επιθυμία για αποδοχή μικρότερων κενών από το προπορευόμενο και το ακόλουθο όχημα στην παρακείμενη λωρίδα που προσπαθεί να μεταβεί το ελεγχόμενο όχημα. Το απαιτούμενο κενό διαιρείται με την τιμή του lcAssertive.	1.0	$(0, \text{inf})$

Επιπλέον, τα οχήματα που προέρχονται από τη ράμπα εισόδου και κινούνται επιταχυνόμενα στη βοηθητική λωρίδα ώστε να εισέλθουν στο κύριο τμήμα της ελεύθερης λεωφόρου, θεωρείται ότι έχουν επιθετική συμπεριφορά οδήγησης, λόγω του περιορισμένου μήκους που μπορεί να αξιοποιηθεί για αλλαγή λωρίδας και του επικείμενου τέλους της λωρίδας αυτής. Για τον λόγο αυτό η επιθυμία των οδηγών αυτών για αποδοχή μικρότερων κενών μεταξύ του προπορευόμενου και του ακόλουθου οχήματος τους στην παρακείμενη λωρίδα (που επιθυμούν να μεταβούν) είναι σημαντικά αυξημένη και ο αντίστοιχος συντελεστής προσαρμόζεται σε $lcAssertive = 2.0$.

Για τη διευκόλυνση της συλλογής και της επεξεργασίας των δεδομένων στην αξιολόγηση των μέτρων και για την οπτικοποίηση των διαφορετικών τύπων οχημάτων στο περιβάλλον προσομοίωσης, δημιουργείται ξεχωριστός τύπος οχήματος για κάθε ροή οχήματος και ξεχωριστός τύπος οχήματος για κάθε λειτουργία που υποστηρίζει ο αλγόριθμος *simpra*, με διαφορετικά χρώματα (παράμετρος *color*). Επιπλέον, δημιουργούνται διπλότυποι τύποι οχημάτων με ακριβώς ίδια χαρακτηριστικά αλλά διαφορετικό κωδικό ID για τα οχήματα που κινούνται κατά τη φάση της προθέρμανσης του περιβάλλοντος και δε λαμβάνονται υπόψη στα αποτελέσματα.

Κάθε τύπος οχήματος προστίθεται στο αρχείο διαδρομής τύπου XML (*routefile*, *.rou.xml) κάθε σεναρίου ως αντικείμενο (*element*), με ετικέτα (*tag*) *vType*. Ακολουθεί ενδεικτικό αντικείμενο για αυτόματο όχημα με βάση τις ανωτέρω θεωρήσεις. Όποια παράμετρος δεν αναφέρεται, λαμβάνει την προκαθορισμένη τιμή του προσομοιωτή.

```
<vType id="cacc_veh" carFollowModel="CACC" color="orange" tau="1.0"
minGap="2.0" speedFactor="1" lcCooperative="-1"/>
```

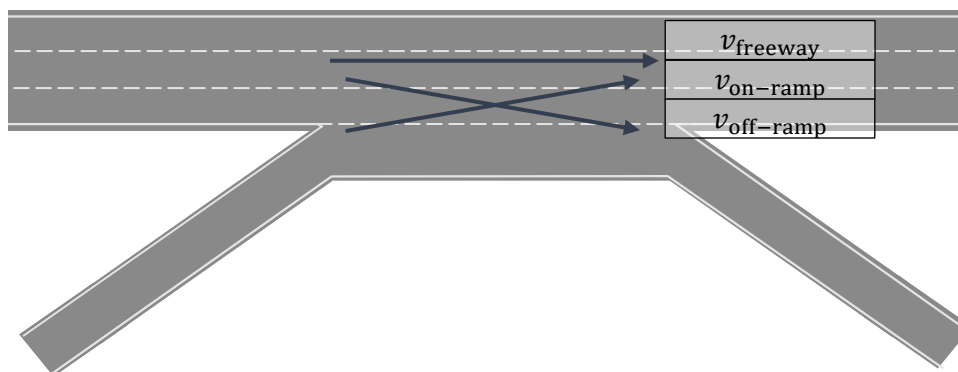
Οι παράμετροι που επιλέγονται ανά ευρύτερο τύπο οχήματος παρουσιάζονται στον Πίνακα 4-3.

Πίνακας 4-3: Παράμετροι προσομοίωσης για διάφορους τύπους οχημάτων

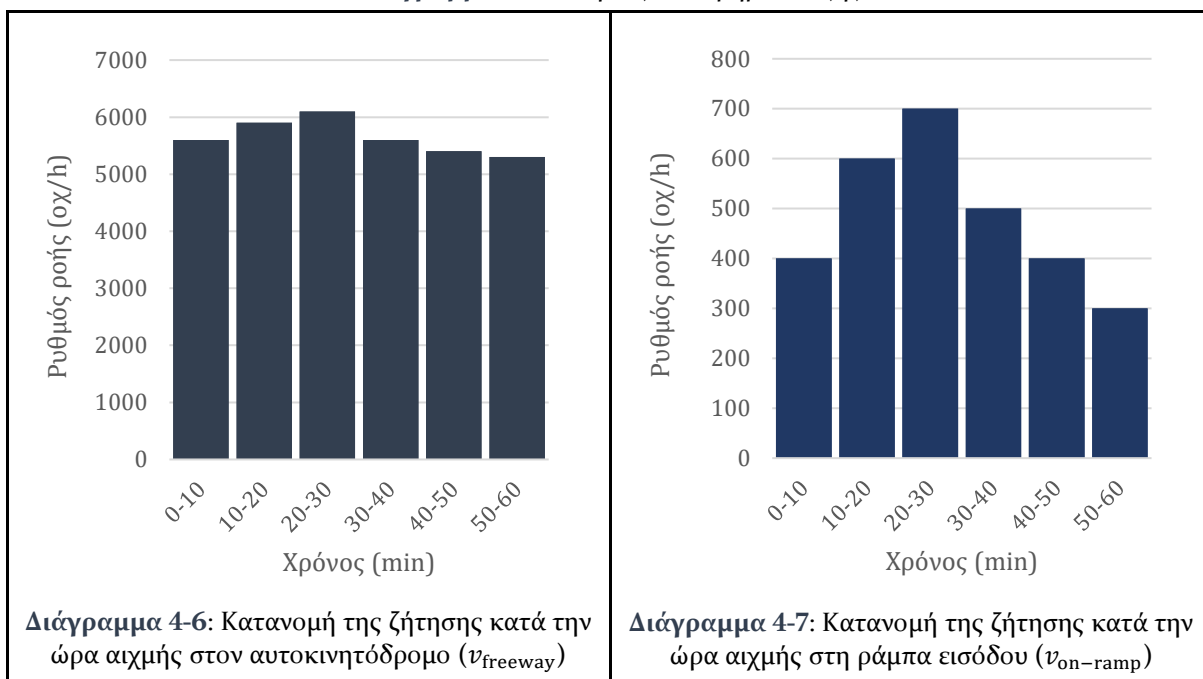
Παράμετρος	Συμβατικό Όχημα	Αυτόματο Όχημα	Αυτόματο Όχημα σε φάλαγγα
carFollowModel	Krauss	CACC	CACC
speedFactor	normc(1.0,0.1,0.8,1.2)	1.0	1.0
minGap	2.0	2.0	0.50
tau	1.0	1.0	0.25
lcCooperative	1.0	-1.0	-1.0
lcAssertive	1.0 (2.0 for onramp)	1.0 (2.0 for onramp)	1.0 (2.0 for onramp)

4.3.2 Κυκλοφοριακός Φόρτος

Τα διαφορετικά κυκλοφοριακά σενάρια που θα δημιουργηθούν προκύπτουν από μια βασική κατανομή του φόρτου κατά την ώρα αιχμής, η οποία βασίζεται σε πραγματικές μετρήσεις ζήτησης στον αυτοκινητόδρομο Nanjing Kazimen, στην Κίνα (Chai et al., 2020) για τον αυτοκινητόδρομο, για τη ράμπα εισόδου και για τη ράμπα εξόδου. Ο αυτοκινητόδρομος αυτός έχει τέσσερις λωρίδες στο κύριο τμήμα του, έναντι των τριών λωρίδων που εξετάζονται. Παρόλα αυτά θεωρείται πως ο φόρτος παραμένει ίδιος λόγω των συνθηκών μικτής κυκλοφορίας, οι οποίες αναμένεται πως θα αυξήσουν την κυκλοφοριακή ικανότητα του δικτύου. Η ώρα αιχμής χωρίζεται σε 6 τμήματα των 10 λεπτών, όπου ο ρυθμός ροής ακολουθεί αρχικά αύξουσα πορεία, κορυφώνεται κατά το 3^ο τμήμα και μετά ακολουθεί φθίνουσα πορεία. Οι ρυθμοί ροής κατά την ώρα αιχμής για κάθε κίνηση στο τμήμα πλέξης (Διάγραμμα 4-5) εμφανίζονται στα Διαγράμματα 4-6, 4-7 και 4-8.

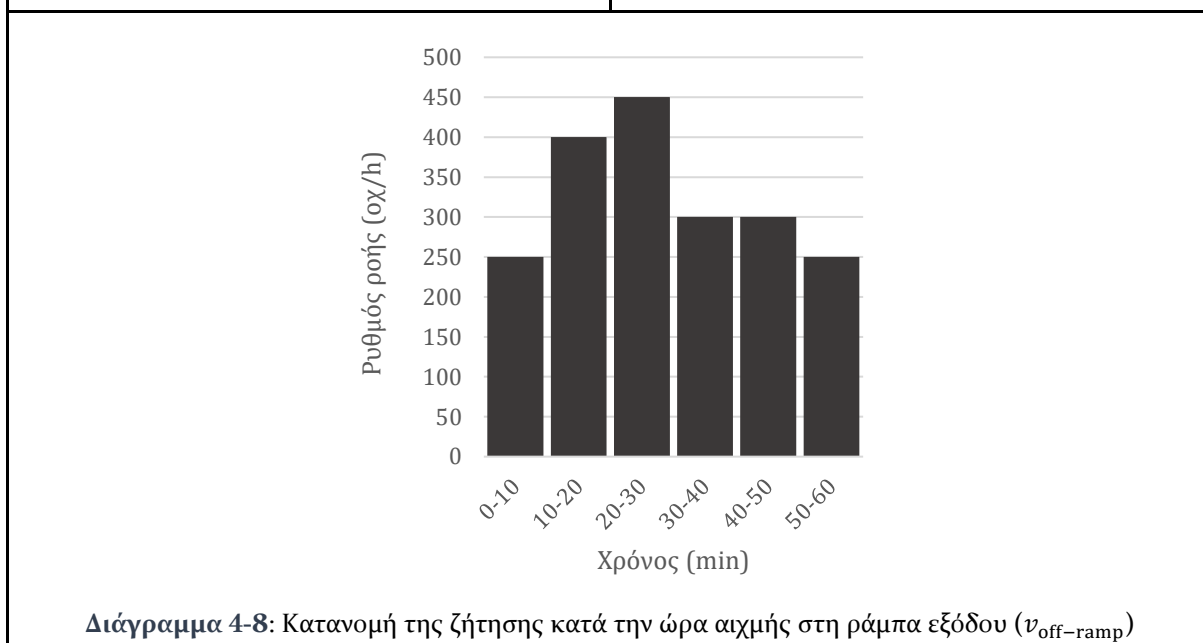


Διάγραμμα 4-5: Κινήσεις στο τμήμα πλέξης



Διάγραμμα 4-6: Κατανομή της ζήτησης κατά την ώρα αιχμής στον αυτοκινητόδρομο (v_{freeway})

Διάγραμμα 4-7: Κατανομή της ζήτησης κατά την ώρα αιχμής στη ράμπα εισόδου ($v_{\text{on-ramp}}$)



Διάγραμμα 4-8: Κατανομή της ζήτησης κατά την ώρα αιχμής στη ράμπα εξόδου ($v_{\text{off-ramp}}$)

Συνολικά καταστρώνονται τρία σενάρια ζήτησης. Η διαφοροποίηση των σεναρίων γίνεται πολλαπλασιάζοντας την ανωτέρω κατανομή της κάθε ζήτησης με έναν συντελεστή w_i , διαφορετικό για κάθε κίνηση ($w_1 * v_{\text{freeway}}, w_2 * v_{\text{on-ramp}}, w_3 * v_{\text{off-ramp}}$). Στη συνέχεια, για κάθε σενάριο καθορίζεται η σύνθεση της κυκλοφορίας, δηλαδή το ποσοστό των συμβατικών οχημάτων και το ποσοστό των συνδεδεμένων αυτόματων οχημάτων σε αυτή. Σκοπός της εργασίας είναι να διερευνηθεί η απόδοση των μέτρων για διαφορετικές συνθέσεις κυκλοφορίας, επομένως δημιουργούνται τέσσερα σενάρια με διαφορετική σύνθεση στο καθένα. Συνολικά, προκύπτουν δώδεκα σενάρια κυκλοφορίας, τα οποία παρουσιάζονται στον Πίνακα 4-4.

Πίνακας 4-4: Σενάρια κυκλοφορίας

Συντ. Ζήτησης			Ποσοστό αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας			
w_1	w_2	w_3	20%	40%	60%	80%
0.9	1.2	0.9	$S1_{20}$	$S1_{40}$	$S1_{60}$	$S1_{80}$
0.9	1.2	1.2	$S2_{20}$	$S2_{40}$	$S2_{60}$	$S2_{80}$
1.0	1.0	1.0	$S3_{20}$	$S3_{40}$	$S3_{60}$	$S3_{80}$

Στη συνέχεια, δημιουργούνται οι διαδρομές που θα χρησιμοποιήσουν τα οχήματα του σεναρίου, οι οποίες είναι τρεις και παρουσιάζονται στο **Διάγραμμα 4-5**. Ο καθορισμός της διαδρομής γίνεται με την αναγραφή της ακολουθίας των ακμών του δικτύου από τις οποίες διέρχεται το όχημα. Κάθε διαδρομή προστίθεται στο αρχείο διαδρομής τύπου XML (routefile, *.rou.xml) κάθε σεναρίου ως αντικείμενο (element), με ετικέτα (tag) *route*. Ακολουθεί ενδεικτικό αντικείμενο για όχημα που εισέρχεται στο δίκτυο μέσω της ράμπας εισόδου.

```
<route id="on_ramp_route" edges="E3 E1 E2"/>
```

Επόμενο βήμα είναι η ανάλυση των σεναρίων σε ροές κυκλοφορίας. Μια ροή αφορά ένα τύπο οχήματος, μια συγκεκριμένη διαδρομή, ένα σταθερό ρυθμό ροής και καθορισμένο χρονικό διάστημα εφαρμογής. Επομένως για κάθε σενάριο απαιτούνται 36 ροές κυκλοφορίας ($6 \frac{\text{ρυθμοί ροής}}{\text{κατανομή}} * 3 \text{ διαδρομές} * 2 \text{ τύποι οχημάτων} = 36$). Στην προσομοίωση προβλέπεται και ένα χρονικό διάστημα προθέρμανσης του περιβάλλοντος, όπου ο ρυθμός ροής θεωρείται ίσος με το 90% του πρώτου ρυθμού ροής κάθε κατανομής, επομένως απαιτούνται 6 επιπλέον ροές κυκλοφορίας.

Ο ρυθμός ροής καθορίζεται έμμεσα μέσω της παραμέτρου $period = \exp(X)$, ώστε τα οχήματα να εισάγονται στην προσομοίωση με εκθετικά κατανομημένους χρονικούς διαχωρισμούς. Η εισαγωγή των οχημάτων στο δίκτυο αποτελεί διαδικασία poisson με αναμενόμενη τιμή X εισαχθέντων οχημάτων ανά δευτερόλεπτο. Η χρονική περίοδος που εφαρμόζεται η ροή καθορίζεται μέσω των παραμέτρων *begin* και *end*, ενώ η διαδρομή καθορίζεται με βάση το ID της (π.χ. *on_ramp_route* από τη παραπάνω ενδεικτική διαδρομή). Η ταχύτητα αναχώρησης ορίζεται ως η μέση ταχύτητα της λωρίδας αναχώρησης με την παράμετρο $departSpeed = "avg"$ και η λωρίδα αναχώρησης ορίζεται ως η λωρίδα που θα επιφέρει τις λιγότερες στρατηγικές αλλαγές λωρίδας στην πορεία της προσομοίωσης, με την παράμετρο $departLane = "best"$. Κάθε ροή κυκλοφορίας προστίθεται στο αρχείο διαδρομής τύπου XML (routefile, *.rou.xml) κάθε σεναρίου ως αντικείμενο (element), με ετικέτα (tag) *flow*. Ακολουθεί ενδεικτικό αντικείμενο ροής για αυτόματο όχημα, σε σενάριο με ποσοστό 20% αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας που κινείται στο κύριο τμήμα της ελεύθερης λεωφόρου, κατά την προθέρμανση του περιβάλλοντος, με ρυθμό ροής $5600 \text{ οχ/hr} * 20\% * 90\% = 1008 \text{ οχ/hr} = 0.28 \text{ οχ/sec}$.

```
<flow id="cacc_flow_freeway_warm_up" begin="0" end="900" period="exp(0.28)"
route="freeway_route" departSpeed="avg" departLane="best" type="cacc_veh"/>
```

4.4 Παράμετροι προσομοίωσης

4.4.1 Γενική παραμετροποίηση

Με την υλοποίηση των βημάτων που αναλύθηκαν στις παραπάνω ενότητες, έχουν δημιουργηθεί αρχεία που καθορίζουν το οδικό δίκτυο και τα κυκλοφοριακά σενάρια προς χρήση από την προσομοίωση. Τα αρχεία αυτά συγκεντρωτικά είναι τα κάτωθι:

Πίνακας 4-5: Αρχεία προσομοίωσης

Αρχείο	Αριθμός αρχείων	Περιγραφή
on_off_ramp.env.xml	1	Αρχείο στο οποίο ορίζεται το δίκτυο της προσομοίωσης
detectors_on_off.add.xml	1	Αρχείο στο οποίο ορίζονται οι φωρατές που χρησιμοποιούνται στην προσομοίωση
demand_on_off.rou.xml	12	Κάθε αρχείο αντιστοιχεί σε ένα σενάριο, το οποίο περιλαμβάνει τα χαρακτηριστικά των οχημάτων, τις διαδρομές και τις ροές οχημάτων στην προσομοίωση

Οι παράμετροι της προσομοίωσης μπορούν να εισαχθούν στο SUMO είτε μέσω κατάλληλου αρχείου τύπου XML, είτε απευθείας στη γραμμή εντολών πριν την εκτέλεση του προγράμματος. Στην περίπτωση της γραμμής εντολών που θα χρησιμοποιηθεί για την εργασία αυτή, μετά από την αναγραφή της διαδρομής του εκτελέσιμου αρχείου παρατίθενται οι παράμετροι, αναγράφοντας αρχικά τον κωδικό τους και στη συνέχεια την τιμή τους. Για το πρόβλημα που εξετάζεται, οι κωδικοί των παραμέτρων που θα χρησιμοποιηθούν, η τιμή τους και η περιγραφή τους αναγράφονται στον Πίνακα 4-6.

Πίνακας 4-6: Γενικοί παράμετροι προσομοίωσης

Παράμετρος	Τιμή	Περιγραφή
-S	True	Άμεση εκκίνηση της προσομοίωσης μετά τη φόρτωση
-Q	True	Έξοδος από το GUI μετά τη λήξη της προσομοίωσης
-n	on_off_ramp_env.net.xml	Αρχείο με το δίκτυο της προσομοίωσης
-a	detectors_on_off.add.xml	Αρχείο με επιπλέον στοιχεία του δικτύου
--step-length	0.10	Χρονικό βήμα προσομοίωσης
--step-method.ballistic	True	Βαλλιστική ενημέρωση θέσης οχημάτων
--lanechange.overtake-right	True	Ελευθερία προσπέρασης από τα δεξιά
-b	0	Χρόνος εκκίνησης προσομοίωσης
-e	4200	Χρόνος λήξης προσομοίωσης
--time-to-teleport	-1	Απενεργοποίηση της τηλεμεταφοράς οχημάτων
--no-warnings	True	Απενεργοποίηση προειδοποιήσεων
-collision.action	none	Συμπεριφορά σε συγκρούσεις

--seed	<int>	Αριθμός για αρχικοποίηση τυχαίας γεννήτριας αριθμών
--random		Συντόμευση για --seed με τιμή τη χρονοσήμανση του συστήματος
-r	demand_on_off.rou.xml	Αρχείο κυκλοφοριακού σεναρίου
--tripinfo-output (Για λειτουργία αξιολόγησης)	tripinfo_<seed>.xml	Εξαγωγή δεδομένων διαδρομής οχημάτων από την προσομοίωση σε αρχείο με ονομασία ίδια με την τιμή της παραμέτρου
--tripinfo-output. write-unfinished (Για λειτουργία αξιολόγησης)	True	Εξαγωγή δεδομένων διαδρομής οχημάτων και για οχήματα που δεν έχουν φτάσει στον προορισμό τους στο τέλος της προσομοίωσης
--tripinfo-output. write-undeparted (Για λειτουργία αξιολόγησης)	True	Εξαγωγή δεδομένων διαδρομής οχημάτων και για οχήματα που δεν έχουν αναχωρήσει λόγω καθυστέρησης στο τέλος της προσομοίωσης
--statistic-output (Για λειτουργία αξιολόγησης)	statistic_<seed>.xml	Εξαγωγή στατιστικών δεδομένων της προσομοίωσης για όλα τα οχήματα σε αρχείο με ονομασία ίδια με την τιμή της παραμέτρου
--scale	1	Συντελεστής κλιμάκωσης της ζήτησης

Η εξήγηση των περισσότερων παραμέτρων συνάγεται από την περιγραφή τους. Κάποιοι παράμετροι όμως αξίζει να αναλυθούν εις βάθος καθώς επηρεάζουν σημαντικά την προσομοίωση:

- **Χρονικό βήμα προσομοίωσης (step-length)**

Το χρονικό βήμα προσομοίωσης αναφέρεται στη συχνότητα με την οποία ανανεώνεται η κατάσταση των οχημάτων στην προσομοίωση. Το βήμα αυτό χρησιμοποιείται στα μοντέλα ακολουθούντων οχημάτων, για να προκύψουν τα χαρακτηριστικά κάθε οχήματος κατά το επόμενο χρονικό διάστημα. Το βήμα προσομοίωσης πρέπει να είναι ίσο ή μικρότερο από τον χρόνο αντίδρασης των οδηγών (ρυθμίζεται στον ορισμό των τύπων οχημάτων), καθώς σε αντίθετη περίπτωση ο χωρικός διαχωρισμός των οχημάτων είναι μικρότερος λόγω του μειωμένου χρόνου αντίδρασης. Στην περίπτωση αυτή, οι ενέργειες του οδηγού σε τυχόν απότομη επιβράδυνση του προπορευόμενου οχήματος δεν υπολογίζονται έγκαιρα, με αποτέλεσμα να αυξάνεται η πιθανότητα για σύγκρουση. Τυπικά η τιμή του βήματος προσομοίωσης λαμβάνεται ίση με 1.0 sec, που αντιστοιχεί και σε ένα ελαφρά απαισιόδοξο χρόνο αντίδρασης (ο κώδικας οδικής κυκλοφορίας ορίζει τον μέσο χρόνο αντίδρασης ως 0.7 sec). Τα αυτόματα οχήματα όμως και ειδικότερα τα αυτόματα οχήματα σε φάλαγγα, απαιτούν να πραγματοποιούν υπολογισμούς και να προσαρμόζουν την ταχύτητα του οχήματος πολλαπλές φορές το δευτερόλεπτο, λόγω του μικρού χρόνου αντίδρασης των αυτόματων οδηγικών συστημάτων και των ελάχιστων χωρικών διαχωρισμών στις φάλαγγες. Για τον λόγο αυτό το χρονικό βήμα προσομοίωσης θεωρείται ίσο με 0.1 sec. Η αρνητική συνέπεια της ρύθμισης αυτής είναι πως απαιτούνται δεκαπλάσιοι υπολογισμοί από τον προσομοιωτή σε σχέση με την αρχική τιμή, αυξάνοντας τον συνολικό χρόνο που απαιτεί η προσομοίωση για να ολοκληρωθεί.

- **Βαλλιστική ενημέρωση θέσης οχημάτων (step-method.ballistic)**

Το μικρό χρονικό βήμα προσομοίωσης που θα χρησιμοποιηθεί, πέρα από τα αυτόματα οχήματα επηρεάζει και τα συμβατικά, των οποίων το μοντέλο ακολουθούντων οχημάτων ή/και το μοντέλο θα έχει τη δυνατότητα να τροποποιήσει την ταχύτητά τους πάνω από 10

φορές το δευτερόλεπτο. Η συχνότητα αυτή δεν είναι ρεαλιστική για τα συμβατικά οχήματα, αφού οι οδηγοί, λόγω του χρόνου αντίδρασης, λαμβάνουν αποφάσεις για την προσαρμογή της ταχύτητας ή για αλλαγή λωρίδας με μικρότερη συχνότητα. Για τον λόγο αυτό, στους τύπους οχημάτων των συμβατικών οχημάτων στα σενάρια που ορίστηκαν στην προηγούμενη ενότητα, προστίθεται η παράμετρος «actionStepLength» με τιμή 1.0 που υποδηλώνει ότι η συχνότητα λήψης απόφασης από τους οδηγούς των συγκεκριμένων τύπων οχήματος είναι 1 sec. Η χρήση της παραμέτρου αυτής επιβάλλει τη χρήση της βαλλιστικής ενημέρωσης θέσης, η οποία όπως αναφέρθηκε στη μεθοδολογική προσέγγιση, θεωρεί την επιτάχυνση του οχήματος σταθερή κατά το χρονικό βήμα προσομοίωσης σε σχέση με τη χρήση της μεθόδου ολοκλήρωσης του Euler, που θεωρεί την ταχύτητα του οχήματος σταθερή κατά το χρονικό βήμα προσομοίωσης.

- **Χρόνος λήξης προσομοίωσης (παράμετρος -e)**

Ο χρόνος λήξης της προσομοίωσης ορίζεται ως το άθροισμα του χρόνου για την προθέρμανση του περιβάλλοντος, δηλαδή για τη δημιουργία ρεαλιστικών κυκλοφοριακών συνθηκών στο δίκτυο και του συνολικού απαιτούμενου χρόνου εκτέλεσης ενός σεναρίου. Ο χρόνος προθέρμανσης θεωρείται $15min = 900sec$ και ο χρόνος εκτέλεσης ενός σεναρίου είναι $60min = 3600sec$. Άρα $3600 + 900 = 4500 sec$.

- **Ελευθερία προσπέρασης από τα δεξιά (lanechange.overtake-right)**

Τα οχήματα στο SUMO τηρούν τον κανονισμό περί απαγόρευσης της προσπέρασης από τα δεξιά. Σε περιβάλλον μικτής κυκλοφορίας με φάλαγγες αυτόματων οχημάτων ο κανονισμός αυτός δεν τηρείται, αφού δεν προβλέπεται σχετική δυνατότητα στην τεχνολογία CACC. Επιπλέον, κατά την εφαρμογή του κανονισμού αυτού, παρατηρήθηκε διατάραξη στη συμπεριφορά και στη δομή των φαλαγγών αυτόματων οχημάτων. Για τον λόγο αυτό γίνεται η θεώρηση πως επιτρέπονται οι προσπεράσεις οχημάτων από τα δεξιά.

- **Τυχαιότητα στο SUMO (seed)**

Για την αναπαράσταση ενός ρεαλιστικού σεναρίου προσομοίωσης, είναι απαραίτητη η ύπαρξη στοχαστικότητας σε αυτό. Κατά την προετοιμασία των σεναρίων προσομοίωσης ήδη χρησιμοποιήθηκε ένα στοχαστικό στοιχείο στις ροές οχημάτων, με τη χρήση της εκθετικής κατανομής στον υπολογισμό των χρονικών διαχωρισμών μεταξύ των οχημάτων. Σε γενικότερο πλαίσιο, το SUMO χρησιμοποιεί τη γεννήτρια τυχαίων αριθμών Mersenne Twister για να προσδώσει στοχαστικότητα σε διάφορες πτυχές της προσομοίωσης. Η γεννήτρια αυτή αρχικοποιείται με μια τιμή (που ονομάζεται φύτρα ή seed). Για μια συγκεκριμένη φύτρα, η ακολουθία των αριθμών που παράγει η γεννήτρια παραμένει ίδια. Η φύτρα έχει αρχική τιμή 23423 και μπορεί να ρυθμιστεί σε συγκεκριμένη τιμή με την παράμετρο «--seed» ή να λάβει τυχαία τιμή με την παράμετρο «--random»

- **Αρχεία εξόδου (tripinfo-output και statistic-output)**

Τα αρχεία εξόδου χρησιμοποιούνται για την καταγραφή δεδομένων για το σύνολο της κυκλοφορίας σε επίπεδο οχήματος (μέσω του tripinfo) ή σε καθολικό επίπεδο (μέσω του statistic). Τα δεδομένα αυτά αποθηκεύονται για κάθε σενάριο ξεχωριστά και αξιοποιούνται κατά τη φάση της αξιολόγησης των επιβαλλόμενων μέτρων.

4.4.2 Παραμετροποίηση του simpla

Το πρόσθετο simpla για την οργάνωση φαλαγγών αυτόματων οχημάτων παραμετροποιείται μέσω αρχείου τύπου XML. Το simpla μπορεί να χρησιμοποιηθεί μόνο μέσω του API που παρέχει το SUMO (θα αναλυθεί στην επόμενη ενότητα), στο οποίο και εισάγεται το παραπάνω αρχείο. Για το πρόβλημα που εξετάζεται, οι κωδικοί των παραμέτρων που θα χρησιμοποιηθούν, η τιμή τους και η περιγραφή τους είναι οι κάτωθι:

- **vehicleSelectors:**
Ο αλγόριθμος `simplela` ελέγχει όσους τύπους οχημάτων περιλαμβάνουν στον κωδικό (ID) τους τη συμβολοσειρά της παραμέτρου `vehicleSelectors`. Επιλέγεται η τιμή «`cacc`» δηλαδή όλοι οι τύποι οχημάτων που αφορούν αυτόματα οχήματα.
- **vTypeMap:**
Με την παράμετρο αυτή καθορίζονται οι κωδικοί των τύπων οχημάτων που αντιστοιχούν σε κάθε μια από τις τέσσερις λειτουργικές καταστάσεις φάλαγγας.
- **controlRate:**
Με την παράμετρο αυτή καθορίζεται ο αριθμός των ενημερώσεων (ανά δευτερόλεπτο) για τον αλγόριθμο διαχείρισης και οργάνωσης των φάλαγγών.
- **maxPlatoonGap:**
Αφορά το μέγιστο κενό διάστημα που μπορούν να έχουν δύο οχήματα ώστε να θεωρούνται φάλαγγα οχημάτων.
- **catchupDist:**
Ένα όχημα μπορεί να μεταβεί σε λειτουργική κατάσταση `catchup`, αν υπάρχει προπορευόμενο αυτόματο συνδεδεμένο όχημα εντός της απόστασης αυτής.
- **useHeadway:**
Αφορά τη χρήση χωρικών ή χρονικών διαχωρισμών.
- **switchImpatienceFactor:**
Αφορά την ένταση που έχει ο αυξημένος χρόνος αναμονής για αλλαγή λειτουργικής κατάστασης στον συντελεστή της ταχύτητας του οχήματος. Υπολογίζεται ως εξής:

$$activeSpeedFactor = \frac{modeSpeedFactor}{1 + switchImpatienceFactor * waitingTime} \quad (4-1)$$
- **platoonSplitTime:**
Όταν ένα όχημα-μέλος μιας φάλαγγας έχει απόσταση από το προπορευόμενο όχημα-μέλος της φάλαγγας μεγαλύτερη από την τιμή της παραμέτρου `maxPlatoonGap` για χρονικό διάστημα πάνω από την τιμή `platoonSplitTime`, τότε αποχωρεί από τη φάλαγγα.
- **maxVehicles:**
Ο μέγιστος επιτρεπόμενος αριθμός οχημάτων σε φάλαγγα.
- **lcMode:**
Όπως έχει αναφερθεί προηγουμένως, η λήψη απόφασης για αλλαγή λωρίδας λαμβάνεται από το μοντέλο αλλαγής λωρίδας, το οποίο υπολογίζει την επιθυμία των οδηγών να προβούν σε μια αλλαγή και τα επιμέρους κίνητρα από τα οποία απαρτίζεται η επιθυμία αυτή. Σε κάθε βήμα προσομοίωσης λοιπόν, το μοντέλο αλλαγής λωρίδας υπολογίζει ένα **εσωτερικό** αίτημα για αλλαγή λωρίδας ή για παραμονή στην υφιστάμενη λωρίδα. Πέρα από το μοντέλο αυτό, αίτημα για αλλαγή λωρίδας μπορεί να δοθεί και μέσω του API που παρέχει το SUMO. Το αίτημα αυτό ονομάζεται **εξωτερικό**. Αν τα δύο αιτήματα, σε κάθε βήμα προσομοίωσης είναι διαφορετικά, η λήψη απόφασης για την αλλαγή λωρίδας λαμβάνεται μέσω ενός κανόνα που ονομάζεται `lane change mode`. Ο κανόνας αυτός εκφράζεται από μια ακολουθία 12 δυαδικών ψηφίων (bit) η οποία ονομάζεται `bitset` ή δυαδικός αριθμός (binary number) και η μορφή του είναι η εξής:

`0 0 1 0 0 1 0 1 0 0 1 0`

Το bit που βρίσκεται στη δεξιότερη θέση όπως αναγράφεται ο αριθμός, ορίζεται ως το «λιγότερο σημαντικό bit» (Least Significant bit, LSB) και το bit που βρίσκεται στην αριστερότερη θέση ορίζεται ως το «πιο σημαντικό bit» (Most Significant bit, MSB). Η αρίθμηση των bit σε ένα δυαδικό αριθμό γίνεται με διάφορους τρόπους, η συνηθέστερη εκ των οποίων είναι η `LSb 0`, δηλαδή η αρίθμηση ξεκινάει από το λιγότερο σημαντικό bit και συμβολίζεται ως b_0 και καταλήγει στο πιο σημαντικό bit το οποίο συμβολίζεται ως

b_{N-1} , όπου N το πλήθος των bits. Ο δυαδικός αριθμός μετατρέπεται σε δεκαδικό σύστημα αρίθμησης (decimal number) σύμφωνα με την εξίσωση (4-2).

$$decimal = \sum_{i=0}^{N-1} b_i * 2^i \quad (4-2)$$

Τα bits που απαρτίζουν τον δυαδικό αριθμό καθορίζουν τον κανόνα επίλυσης των διαφορών για την απόφαση αλλαγή λωρίδας ως εξής:

- Τα bits στη θέση 0 και 1 αφορούν τις στρατηγικές αλλαγές λωρίδας:

b_{11}	b_{10}	b_9	b_8	b_7	b_6	b_5	b_4	b_3	b_2	b_1	b_0
0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0

Για $b_1, b_0 = \boxed{0 \ 0}$: Δεν πραγματοποιείται καμία στρατηγική αλλαγή λωρίδας.

Για $b_1, b_0 = \boxed{0 \ 1}$: Πραγματοποιούνται στρατηγικές αλλαγές λωρίδας αν δεν υπάρχει εξωτερικό αίτημα αλλαγής λωρίδας (διαφορετικά ικανοποιείται το εξωτερικό αίτημα).

Για $b_1, b_0 = \boxed{1 \ 0}$: Πραγματοποιούνται στρατηγικές αλλαγές λωρίδας ακόμα και αν υπάρχει εξωτερικό αίτημα αλλαγής λωρίδας (ικανοποιείται το εσωτερικό αίτημα).

- Τα bits στη θέση 2 και 3 αφορούν τις συνεργατικές αλλαγές λωρίδας:

b_{11}	b_{10}	b_9	b_8	b_7	b_6	b_5	b_4	b_3	b_2	b_1	b_0
0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0

Για $b_3, b_2 = \boxed{0 \ 0}$: Δεν πραγματοποιείται καμία συνεργατική αλλαγή λωρίδας.

Για $b_3, b_2 = \boxed{0 \ 1}$: Πραγματοποιούνται συνεργατικές αλλαγές λωρίδας αν δεν υπάρχει εξωτερικό αίτημα αλλαγής λωρίδας (διαφορετικά ικανοποιείται το εξωτερικό αίτημα).

Για $b_3, b_2 = \boxed{1 \ 0}$: Πραγματοποιούνται συνεργατικές αλλαγές λωρίδας ακόμα και αν υπάρχει εξωτερικό αίτημα αλλαγής λωρίδας (ικανοποιείται το εσωτερικό αίτημα).

- Τα bits στη θέση 4 και 5 αφορούν τις αλλαγές λωρίδας για απόκτηση ταχύτητας:

b_{11}	b_{10}	b_9	b_8	b_7	b_6	b_5	b_4	b_3	b_2	b_1	b_0
0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0

Για $b_5, b_4 = \boxed{0 \ 0}$: Δεν πραγματοποιείται καμία αλλαγή λωρίδας για απόκτηση ταχύτητας.

Για $b_5, b_4 = \boxed{0 \ 1}$: Πραγματοποιούνται αλλαγές λωρίδας για απόκτηση ταχύτητας αν δεν υπάρχει εξωτερικό αίτημα αλλαγής λωρίδας (διαφορετικά ικανοποιείται το εξωτερικό αίτημα).

Για $b_5, b_4 = \boxed{1 \ 0}$: Πραγματοποιούνται αλλαγές λωρίδας για απόκτηση ταχύτητας ακόμα και αν υπάρχει εξωτερικό αίτημα αλλαγής λωρίδας (ικανοποιείται το εσωτερικό αίτημα).

- Τα bits στη θέση 6 και 7 αφορούν τις αλλαγές λωρίδας για τήρηση του κανονισμού περί οδήγησης στα δεξιά:

b_{11}	b_{10}	b_9	b_8	b_7	b_6	b_5	b_4	b_3	b_2	b_1	b_0
0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0

Για $b_7, b_6 = \boxed{0 \ 0}$: Δεν πραγματοποιείται καμία αλλαγή λωρίδας για τήρηση του κανονισμού περί οδήγησης στα δεξιά.

Για $b_7, b_6 = \boxed{0 \ 1}$: Πραγματοποιούνται αλλαγές λωρίδας για τήρηση του κανονισμού περί οδήγησης στα δεξιά (διαφορετικά ικανοποιείται το εξωτερικό αίτημα).

Για $b_7, b_6 = \boxed{1\ 0}$: Πραγματοποιούνται αλλαγές λωρίδας για τήρηση του κανονισμού περί οδήγησης στα δεξιά, ακόμα και αν υπάρχει εξωτερικό αίτημα αλλαγής λωρίδας (ικανοποιείται το εσωτερικό αίτημα).

- Τα bits στη θέση 8 και 9 αφορούν τη συμπεριφορά του οδηγού κατά την αλλαγή λωρίδας σε σχέση με τους οδηγούς των γειτονικών οχημάτων:

b_{11}	b_{10}	b_9	b_8	b_7	b_6	b_5	b_4	b_3	b_2	b_1	b_0
0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0

Για $b_9, b_8 = \boxed{0\ 0}$: Ο οδηγός δε σέβεται άλλους οδηγούς όταν ακολουθεί εξωτερικά αιτήματα αλλαγής λωρίδας και προσαρμόζει την ταχύτητά του για να εκτελέσει το αίτημα.

Για $b_9, b_8 = \boxed{0\ 1}$: Ο οδηγός αποφεύγει τις συγκρούσεις όταν ακολουθεί εξωτερικά αιτήματα αλλαγής λωρίδας και προσαρμόζει την ταχύτητά του για να εκτελέσει το αίτημα.

Για $b_9, b_8 = \boxed{1\ 0}$: Ο οδηγός σέβεται τους απαιτούμενους διαχωρισμούς από τους άλλους οδηγούς όταν αλλάζει λωρίδα και προσαρμόζει την ταχύτητά του για να εκτελέσει το αίτημα.

Για $b_9, b_8 = \boxed{1\ 1}$: Ο οδηγός σέβεται τους απαιτούμενους διαχωρισμούς από τους άλλους οδηγούς όταν αλλάζει λωρίδα αλλά δεν προσαρμόζει την ταχύτητά του για να εκτελέσει το αίτημα.

- Τα bits στη θέση 10 και 11 αφορούν τις αλλαγές λωρίδας κατά τη χρήση του μοντέλου υπό-λωρίδων (sub-lanes), το οποίο δεν χρησιμοποιείται και για τον λόγο αυτό απενεργοποιείται, χρησιμοποιώντας τα bits $b_{11}, b_{10} = \boxed{0\ 0}$:

b_{11}	b_{10}	b_9	b_8	b_7	b_6	b_5	b_4	b_3	b_2	b_1	b_0
0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0

Τέλος, ο δυαδικός αριθμός μετατρέπεται στο δεκαδικό σύστημα αρίθμησης, το οποίο χρησιμοποιείται στην παραμετροποίηση του κανόνα επίλυσης των διαφορών για την απόφαση αλλαγή λωρίδας. Για το παραπάνω παράδειγμα το αποτέλεσμα της μετατροπής είναι:

$$\boxed{0b001001010010} = 594$$

Στο πρόβλημα που ερευνάται, τα **οχήματα-ηγέτες** μιας φάλαγγας θεωρείται ότι έχουν lane change mode $\boxed{0b001001010010} = 594$, δηλαδή δεν πραγματοποιούν συνεργατικές αλλαγές λωρίδας, οι στρατηγικές αλλαγές λωρίδας ικανοποιούνται ακόμα και αν υπάρχει διαφορετικό εξωτερικό αίτημα. Στις υπόλοιπες αλλαγές λωρίδας, σε περίπτωση διαφορετικού εσωτερικού και εξωτερικού αιτήματος υπερισχύει το εξωτερικό αίτημα και ο οδηγός σέβεται τους απαιτούμενους διαχωρισμούς από τους άλλους οδηγούς, όταν αλλάζει λωρίδα και προσαρμόζει την ταχύτητά του για να εκτελέσει το αίτημα. Για τα οχήματα-μέλη μιας φάλαγγας χρησιμοποιείται lane change mode $\boxed{0b001000000010} = 514$, δηλαδή δεν πραγματοποιείται κανένα είδος αλλαγής λωρίδας εκτός από στρατηγικές αλλαγές λωρίδας που ικανοποιούνται ακόμα και αν υπάρχει διαφορετικό εξωτερικό αίτημα. Ο οδηγός σέβεται τους απαιτούμενους διαχωρισμούς από τους άλλους οδηγούς όταν αλλάζει λωρίδα και προσαρμόζει την ταχύτητά του για να εκτελέσει το αίτημα.

- **speedFactor:**

Η επιθυμητή ταχύτητα του οχήματος καθορίζεται από το γινόμενο του συντελεστή επιθυμητής ταχύτητας με το όριο ταχύτητας της οδού. Για κάθε λειτουργική κατάσταση της φάλαγγας, καθορίζεται διαφορετικός συντελεστής επιθυμητής ταχύτητας. Προφανώς οι συντελεστές των ακολουθούντων οχημάτων και των οχημάτων catchup είναι μεγαλύτεροι από αυτούς του οχήματος-ηγέτη, έτσι ώστε όταν απαιτείται να είναι δυνατή η ελάττωση των χωρικών διαχωρισμών.

Οι παραπάνω παράμετροι εισάγονται σε αρχείο XML με κατάληξη *.cfg. κάθε σεναρίου εντός του αντικειμένου με όνομα *configuration*. Κάθε παράμετρος αντιστοιχεί σε ένα αντικείμενο (element), με ετικέτα (tag) το όνομα της. Αν η τιμή της παραμέτρου είναι μοναδική, αυτή εισάγεται εντός του αντικειμένου ως ιδιότητα (attribute), με όνομα *value*. Αν η παράμετρος αφορά δύο ή παραπάνω περιπτώσεις με διαφορετικές τιμές, αυτές εισάγονται ως ιδιότητες (attributes) με το όνομα που αντιστοιχεί σε κάθε περίπτωση.

Οι τιμές των παραμέτρων που χρησιμοποιήθηκαν παρατίθενται στον Πίνακα 4-7.

Πίνακας 4-7: Παράμετροι simpla

Παράμετρος	Ιδιότητα	Τιμή
vehicleSelectors	value	cacc
vTypeMap	original	cacc_veh
	leader	cacc_leader
	follower	cacc_follower
	catchup	cacc_catchup
	catchupFollower	cacc_catchupFollower
controlRate	value	5
maxPlatoonGap	value	15
catchupDist	value	80
useHeadway	value	false
switchImpatienceFactor	value	0.8
platoonSplitTime	value	3
maxVehicles	value	5
lcMode	original	594
	leader	514
	follower	514
	catchup	514
	catchupFollower	514
lcMode	original	1.0
	leader	1.0
	follower	1.1
	catchup	1.3
	catchupFollower	1.4

4.5 Χαρακτηριστικά λογισμικού SUMO

Το λογισμικό προσομοίωσης SUMO περιλαμβάνει δύο εκτελέσιμα αρχεία:

- Εκτελέσιμο αρχείο **sumo.exe (Windows)** ή **sumo (Linux)** το οποίο εκτελεί την προσομοίωση μέσω της γραμμής εντολών, χωρίς γραφική διεπαφή χρήστη
- Εκτελέσιμο αρχείο **sumo-gui.exe (Windows)** ή **sumo-gui (Linux)** το οποίο εκτελεί την προσομοίωση σε γραφικό περιβάλλον, με οπτικοποίηση της σε ζωντανό χρόνο μέσω γραφικής διεπαφής χρήστη (GUI)

Οι παράμετροι της προσομοίωσης και για τα δύο εκτελέσιμα αρχεία μπορούν να δοθούν απευθείας μέσω της γραμμής εντολών, με τον τρόπο που αναλύθηκε στην προηγούμενη ενότητα. Στο εκτελέσιμο αρχείο sumo-gui, δίνεται η δυνατότητα άντλησης των παραμέτρων της προσομοίωσης από αρχείο XML, μέσω σχετικής επιλογής στο μενού της γραφικής διεπαφής (GUI). Επίσης, υφίσταται δυνατότητα επισκόπησης κυκλοφοριακών χαρακτηριστικών για μεμονωμένα οχήματα ή/και καθολικά σε ζωντανό χρόνο, καθώς και της εξέλιξης τους μέσω δυναμικών γραφημάτων. Ακόμα, ο χρήστης έχει τη δυνατότητα να σταματήσει και να ξεκινήσει την προσομοίωση, να επιβραδύνει την προσομοίωση για σαφέστερη οπτικοποίηση της ροής των οχημάτων και να μεταβάλλει την κλίμακα της ζήτησης οχημάτων για το σενάριο που εκτελείται.

Τέλος, υπάρχει δυνατότητα τροποποίησης ορισμένων χαρακτηριστικών του οδικού δικτύου, (π.χ. σηματοδότηση) αλλά και κυκλοφοριακών χαρακτηριστικών (π.χ. αφαίρεση οχημάτων). Στην **Εικόνα 4-2** παρουσιάζεται το γραφικό περιβάλλον της εφαρμογής sumo-gui κατά τη διάρκεια εκτέλεσης ενός σεναρίου προσομοίωσης.



Εικόνα 4-2: Περιβάλλον sumo-gui

4.5.1 Το TraCI API του λογισμικού SUMO

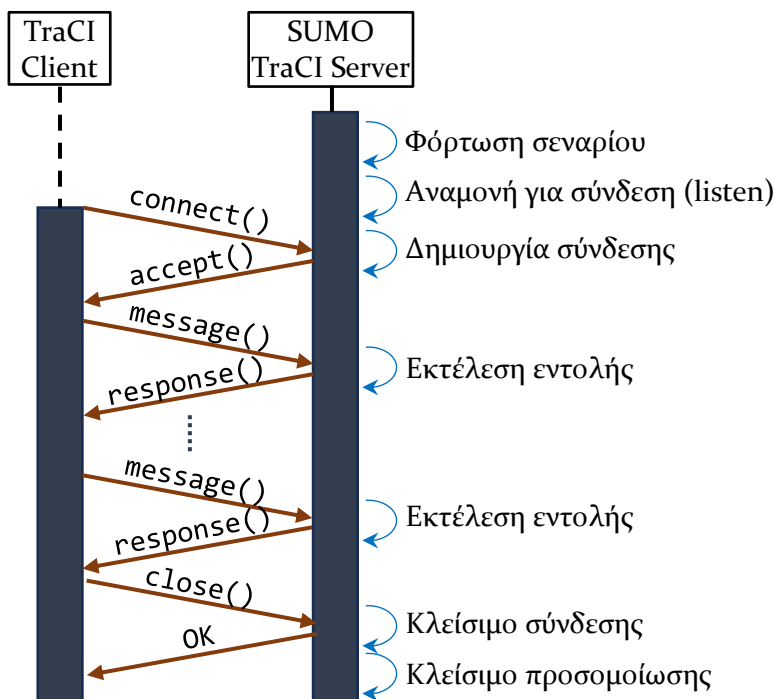
Το TraCI είναι συντομογραφία της φράσης Traffic Control Interface (Διεπαφή ελέγχου κυκλοφορίας) και αποτελεί ένα από τα σημαντικότερα εργαλεία που διαθέτει το λογισμικό SUMO. Δίνει στον χρήστη τη δυνατότητα άμεσης πρόσβασης στο περιβάλλον προσομοίωσης κατά την εκτέλεση της, για την άντληση μετρήσεων και πληροφοριών από αντικείμενα που προσομοιώνονται και για τη μεταβολή των χαρακτηριστικών και της συμπεριφοράς τους σε πραγματικό χρόνο.

Το TraCI χρησιμοποιεί το μοντέλο αρχιτεκτονικής πελάτη-διακομιστή (client-server) βασισμένο στο πρωτόκολλο ελέγχου μεταφοράς (Transmission Control Protocol, TCP), για τη διασύνδεση με το SUMO. Το λογισμικό προσομοίωσης SUMO λαμβάνει τον ρόλο του διακομιστή, αν κατά την εκκίνηση του λογισμικού δοθεί η παράμετρος `--remote-port` με τιμή τη θύρα δικτύου που θα παρακολουθεί το SUMO για εισερχόμενες συνδέσεις. Όταν εισάγεται η παράμετρος αυτή, το SUMO προετοιμάζει την προσομοίωση και αναμένει την εξωτερική σύνδεση μέσω του TraCI. Όταν συνδεθεί το πρόγραμμα - πελάτης (client), αυτό αναλαμβάνει τον πλήρη έλεγχο της προσομοίωσης και αποστέλλει στον διακομιστή το μήνυμα με την ενέργεια που πρέπει να πράξει (π.χ. μετάβαση σε επόμενο χρονικό βήμα), όπως αυτή προκύπτει από την αντίστοιχη μέθοδο του

TraCI. Ο client είναι υπεύθυνος για τερματισμό της σύνδεσης όταν ολοκληρωθεί η προσομοίωση με την αποστολή του μηνύματος λήξης στον διακομιστή. Το μήνυμα που μεταφέρεται αποτελείται από μια κεφαλίδα που αφορά το συνολικό μέγεθος του μηνύματος και από μια ή παραπάνω εντολές οι οποίες περιλαμβάνουν:

- το μέγεθος της εντολής
- το αναγνωριστικό της εντολής
- το μήνυμα της εντολής

Η αρχιτεκτονική και το πρωτόκολλο που χρησιμοποιεί το TraCI αναπαρίσταται στο **Διάγραμμα 4-9**.



Διάγραμμα 4-9: Πρωτόκολλο επικοινωνίας TCP για TraCI Client/Server

Ο όρος πρόγραμμα-πελάτης (client) αναφέρεται σε πρόγραμμα ή αλγόριθμο που περιλαμβάνει τις συναρτήσεις διεπαφής με τον διακομιστή και τις χρησιμοποιεί για να ελέγξει την προσομοίωση. Έχουν δημιουργηθεί συναρτήσεις διεπαφής του TraCI στις γλώσσες προγραμματισμού Python, C++, Java από τους εκδότες του SUMO και στις γλώσσες .NET και MATLAB από την κοινότητα ανοιχτού κώδικα. Θα αναλυθούν οι συναρτήσεις διεπαφής στη γλώσσα προγραμματισμού Python, η οποία και θα χρησιμοποιηθεί στην υλοποίηση της εργασίας.

Οι εντολές που παρέχει το TraCI χωρίζονται σε 25 τομείς, οι βασικότεροι εκ των οποίων αναφέρονται στον Πίνακα 4-8 με το πεδίο που αφορούν.

Εκτός από τις συναρτήσεις που συγκαταλέγονται σε κάποιον από τους παραπάνω τομείς, υφίστανται και κάποιες εντολές που υπάγονται απευθείας στο TraCI και αφορούν βασικές λειτουργίες της προσομοίωσης. Αυτές αναφέρονται στον Πίνακα 4-9.

Πίνακας 4-8: Τομείς συναρτήσεων TraCI

Τομέας	Πεδίο που αφορούν
edge	Ακμές του δικτύου
gui	Γραφικό περιβάλλον προσομοίωσης
lane	Λωρίδες κυκλοφορίας του δικτύου
simulation	Περιβάλλον προσομοίωσης
vehicle	Οχήματα του δικτύου
traffilight	Σηματοδότες
inductionloop	Επαγωγικοί βρόγχοι (E1)
lanearea	Φωρατές τμήματος λωρίδας (E2)

Πίνακας 4-9: Βασικές εντολές TraCI

Εντολή	Παράμετροι	Περιγραφή
traci.start	sumoCmd και άλλοι προαιρετικοί	Ξεκινάει τον προσομοιωτή με τις παραμέτρους sumoCmd και προσθέτει σε αυτές την παράμετρο -remote-prot. Στη συνέχεια πραγματοποιεί αίτημα σύνδεσης στον διακομιστή μέχρι να γίνει αποδεκτό (μέγιστο 60 προσπάθειες)
traci.close	N/A	Κλείνει τη σύνδεση και την προσομοίωση
traci.simulationStep	step=0	Για step=0, εκτελεί ακριβώς ένα βήμα προσομοίωσης

Στη συνέχεια θα αναφερθούν οι κυριότερες συναρτήσεις που χρησιμοποιήθηκαν κατά την υλοποίηση της εργασίας και μια σύντομη εξήγηση τους. Κάθε συνάρτηση μετατρέπει το αίτημα σε μορφή μηνύματος TCP, το αποστέλλει στον διακομιστή και όταν λάβει απάντηση εξάγει το αποτέλεσμα και το επιστρέφει.

Συναρτήσεις για άντληση δεδομένων

- `traci.simulation.getDepartedIDList()`: Επιστρέφει λίστα με τους κωδικούς των οχημάτων (IDs) τα οποία εισήλθαν στο περιβάλλον την προσομοίωσης κατά το περασμένο χρονικό βήμα.
- `traci.simulation.getTime()`: Επιστρέφει τον χρόνο της προσομοίωσης σε *sec*.
- `traci.lane.getLastStepVehicleIDs(lane_id)`: Επιστρέφει λίστα με τους κωδικούς των οχημάτων (IDs) που κατά το περασμένο χρονικό βήμα βρίσκονταν στη λωρίδα *lane_id*.
- `traci.lane.getLastStepVehicleNumber(lane_id)`: Επιστρέφει τον αριθμό των οχημάτων στη λωρίδα με κωδικό *lane_id* κατά το τελευταίο χρονικό βήμα.
- `traci.lane.getLastStepHaltingNumber(lane_id)`: Επιστρέφει τον αριθμό των οχημάτων που βρίσκονταν στη λωρίδα *lane_id* κατά το τελευταίο χρονικό βήμα και έχουν ταχύτητα χαμηλότερη από 0.1 m/s.
- `traci.vehicle.getLanePosition(veh_id)`: Επιστρέφει τη θέση του οχήματος με κωδικό *veh_id* σε *m* μετρούμενη από την αρχή της λωρίδας στην οποία βρίσκεται.
- `traci.vehicle.getLaneChangeState(veh_id, direction)`: Επιστρέφει την κατάσταση αλλαγής λωρίδας προς την κατεύθυνση *direction* = {-1:right, 1:left} όπως υπολογίστηκε από το μοντέλο αλλαγής λωρίδας και την κατάσταση αλλαγής λωρίδας μετά τον συνυπολογισμό των εξωτερικών εντολών αλλαγής λωρίδας για το όχημα *veh_id*. Η κατάσταση αλλαγής λωρίδας είναι σε δεκαδική μορφή αρίθμησης και για να ερμηνευτεί πρέπει να μετατραπεί σε bitset 16 ψηφίων.

- `traci.vehicle.getWaitingTime(veh_id)`: Επιστρέφει τον χρόνο που το όχημα *veh_id* έχει ταχύτητα μικρότερη από 0.1 m/s από την τελευταία φορά που το όχημα είχε ταχύτητα μεγαλύτερη από 0.1 m/s.
- `traci.trafficlight.getPhase(tls_id)`: Επιστρέφει το κωδικό της τρέχουσας φάσης σηματοδότησης, για τον σηματοδότη με κωδικό *tls_id*.
- `traci.lanearea.getLastStepOccupancy(mld_id)`: Επιστρέφει την κατάληψη οχημάτων κατά το τελευταίο χρονικό βήμα για τον φωρατή πολλαπλών λωρίδων με κωδικό *mld_id*.
- `traci.lanearea.getLastStepMeanSpeed(mld_id)`: Επιστρέφει τη μέση ταχύτητα οχημάτων κατά το τελευταίο χρονικό βήμα για τον φωρατή πολλαπλών λωρίδων με κωδικό *mld_id*.
- `traci.vehicletype.getLength(veh_type_id)`: Επιστρέφει το μήκος των οχημάτων που ανήκουν στον τύπο οχήματος με κωδικό *veh_type_id*.
- `traci.inductionloop.getLastStepVehicleIDs(loop_id)`: Επιστρέφει λίστα με τους κωδικούς των οχημάτων που διέσχισαν τον φωρατή *loop_id* κατά το τελευταίο χρονικό βήμα.

Συναρτήσεις για τροποποίηση χαρακτηριστικών της προσομοίωσης

- `traci.vehicle.setRoute(veh_id, [edges])`: Αλλάζει τη διαδρομή του οχήματος με κωδικό *veh_id* από τη θέση στην οποία βρίσκεται σε αυτή που ορίζεται από τις ακμές στη λίστα *[edges]*.
- `traci.vehicle.setType(veh_id, veh_type)`: Αλλάζει τον τύπο οχήματος του οχήματος με κωδικό *veh_id* σε *veh_type*.
- `traci.vehicle.setVehicleClass(veh_id, veh_class)`: Αλλάζει την κατηγορία του οχήματος με κωδικό *veh_id* σε *veh_class*.
- `traci.lane.setMaxSpeed(lane_id, ms_speed)`: Αλλάζει το όριο ταχύτητας της λωρίδας με κωδικό *lane_id* σε *ms_speed* (Η μεταβλητή *ms_speed* είναι σε μονάδες μέτρησης m/s).
- `traci.lane.setChangePermissions(lane_id, [allowed_veh_types], direction)`: Για τη λωρίδα με κωδικό *lane_id*, οι αλλαγές λωρίδας προς την κατεύθυνση *direction = {-1:right, 1:left}* επιτρέπονται μόνο για τύπους οχημάτων εντός της λίστας *[allowed_veh_types]*.
- `traci.trafficlight.setPhase(tls_id, next_phase)`: Ορίζει τη φάση του σηματοδότη με κωδικό *tls_id* στη φάση με κωδικό *next_phase*.

Ακόμα, το TraCI περιλαμβάνει τη δυνατότητα **συνδρομής (subscription)** σε ένα αντικείμενο, η οποία μπορεί να θεωρηθεί ως μια λειτουργία μαζικής ανάκτησης μεταβλητών για το αντικείμενο αυτό, ανά βήμα προσομοίωσης με ένα μόνο μήνυμα TCP, συγκριτικά με τα πολλαπλά μηνύματα που θα απαιτούνταν αν γινόταν χρήση των παραπάνω συναρτήσεων. Η εγγραφή στο αντικείμενο (π.χ. για ένα όχημα) γίνεται με τη συνάρτηση `traci.vehicle.subscribe(veh_id, vars)`, όπου *veh_id* ο κωδικός του οχήματος και (*vars*) μια πλειάδα (*Tuple*) με τους κωδικούς των ζητούμενων μεταβλητών σε δεκαεξαδικό σύστημα αρίθμησης (*hex*). Οι κωδικοί των ζητούμενων μεταβλητών έχουν αντιστοιχιστεί με τις μεταβλητές που αφορούν σε αρχείο Python. Το αρχείο αυτό μπορεί να εισαχθεί στο πρόγραμμα-πελάτης, ώστε να χρησιμοποιούνται οι μεταβλητές απευθείας χωρίς να απαιτείται αναζήτηση του κωδικού τους. Για παράδειγμα η μεταβλητή `VAR_LANE_ID` αφορά το αναγνωριστικό κωδικό της λωρίδας που βρίσκεται το αντικείμενο και αντιστοιχίζεται στην τιμή `hex 0x51`. Τα ζητούμενα δεδομένα ανά αντικείμενο μπορούν να εξαχθούν μέσω της συνάρτησης `traci.vehicle.getSubscriptionResults(veh_id)` (για το παραπάνω παράδειγμα) και η απεγγραφή από το αντικείμενο γίνεται με τη συνάρτηση `traci.vehicle.unsubscribe(veh_id)`. Η

δυνατότητα συνδρομής μπορεί να χρησιμοποιηθεί και σε ευρύτερο πλαίσιο αντικειμένων (context subscriptions), σε συνδυασμό με φίλτρα για τον καθορισμό των περιορισμών που πρέπει να ικανοποιούν (π.χ. να βρίσκονται σε συγκεκριμένη λωρίδα).

Μια άλλη λειτουργία του TraCI είναι η κλάση (class) **StepListener**, η οποία επεκτείνει μια κλάση του προγράμματος-πελάτη και εκτελεί τη συνάρτηση `step()` της κλάσης αυτής μετά από κάθε εκτέλεση της συνάρτησης `traci.simulationStep()`. Η καταχώρηση μιας κλάσης *class* που έχει **StepListener** στο TraCI, γίνεται μέσω της συνάρτησης `traci.addStepListener(class)`, ενώ η διαγραφή της γίνεται μέσω της συνάρτησης `traci.removeStepListener(class)`.

Η χρήση του TraCI επιβραδύνει την ταχύτητα με την οποία πραγματοποιείται η προσομοίωση. Η έκταση της επιβράδυνσης αυτής εξαρτάται από τον αριθμό των συναρτήσεων του TraCI που εκτελούνται ανά χρονικό βήμα, τα είδη των συναρτήσεων αυτών, τις υπολογιστικές απαιτήσεις της συνάρτησης στο πρόγραμμα-πελάτη και τη γλώσσα προγραμματισμού του προγράμματος αυτού.

4.5.2 Το Libsumo API του λογισμικού SUMO

Το πρωτόκολλο TCP που χρησιμοποιεί το TraCI για την επικοινωνία πελάτη/διακομιστή είναι ευρέως γνωστό και ευέλικτο, αφού μπορεί να λειτουργήσει σε όλα τα λειτουργικά συστήματα και μπορεί να χρησιμοποιηθεί από τις περισσότερες γλώσσες προγραμματισμού. Το πλεονέκτημα αυτό όμως αποτελεί ταυτόχρονα και το μεγαλύτερο μειονέκτημά του TraCI. Η επικοινωνία πελάτη/διακομιστή μέσω δικτύου και συγκεκριμένα μέσω του πρωτοκόλλου TCP, δεν είναι αποδοτική, με αποτέλεσμα να προκαλούνται σημαντικές καθυστερήσεις στην προσομοίωση.

Για την αντιμετώπιση του προβλήματος αυτού, η ομάδα ανάπτυξης του SUMO δημιούργησε το Libsumo API, το οποίο παρέχει το Traci API ως βιβλιοθήκη βασισμένη σε γλώσσα προγραμματισμού C++ με τις παρακάτω ιδιότητες:

- Διεπαφή σε γλώσσα προγραμματισμού C++ βασισμένη σε στατικές συναρτήσεις και με κλάσεις τύπου wrapper που μπορούν να συνδεθούν απευθείας με το πρόγραμμα-πελάτη
- Χρήση ορισμάτων εισόδου και εξόδου όμοιων με των συναρτήσεων του TraCI
- Παροχή μεθόδων διασύνδεσης της βιβλιοθήκης αυτής με μεθόδους για τις γλώσσες Java και Python (language binding)

Το Libsumo έχει υλοποιηθεί σε μεγάλο βαθμό, αλλά μέχρι την ημερομηνία συγγραφής της διπλωματικής εργασίας υφίστανται οι κάτωθι περιορισμοί:

- Η εκτέλεση του γραφικού περιβάλλοντος του SUMO (sumo-gui) δεν είναι δυνατή όταν χρησιμοποιείται το Libsumo στο λειτουργικό σύστημα MS Windows, ενώ στις υπόλοιπες πλατφόρμες λειτουργεί πειραματικά
- Δεν υποστηρίζονται συνδρομές (subscriptions) που απαιτούν επιπλέον ορίσματα εισόδου
- Ο έλεγχος των τύπων μεταβλητής για τα ορίσματα εισόδου είναι πιο αυστηρός από το TraCI
- Δεν μπορούν να συνδεθούν πολλά προγράμματα-πελάτη στην ίδια προσομοίωση
- Για την εκτέλεση παράλληλων προσομοιώσεων απαιτείται η χρήση της βιβλιοθήκης multiprocessing της Python

4.5.3 Σύγκριση και επιλογή API

Για τη διαδικασία εκμάθησης του μοντέλου ενισχυτικής μάθησης απαιτείται η εκτέλεση χιλιάδων προσομοιώσεων, επομένως η μείωση του χρόνου εκτέλεσης κάθε σεναρίου προσομοίωσης, έχει μεγάλη σημασία για την ελάττωση της χρονικής διάρκειας εκμάθησης του μοντέλου. Όπως αναφέρθηκε στη μεθοδολογική προσέγγιση, σημαντικό στάδιο της διαδικασίας εκτέλεσης του

πειράματος είναι η βελτιστοποίηση των παραμέτρων της ενισχυτικής μάθησης. Η διαδικασία αυτή είναι επαναληπτική και περιλαμβάνει τη χρονοβόρα εκμάθηση του μοντέλου. Με μειωμένη συνολική χρονική διάρκεια εκμάθησης, παρέχεται το χρονικό περιθώριο για περαιτέρω βελτιστοποίηση των παραμέτρων ώστε να προκύψει ακόμα καλύτερο μοντέλο.

Σημαντικός παράγοντας για την επιλογή API αποτελεί και η παροχή γραφικής διεπαφής χρήστη (sumo-gui) για τον έλεγχο των μέτρων και τον εντολών που δίνονται στο περιβάλλον από το API, αλλά και για την οπτική επισκόπηση των μέτρων που χρησιμοποιεί το εκπαιδευμένο μοντέλο.

Ακόμα ένας παράγοντας είναι η χρήση της βιβλιοθήκης simpla, η οποία χρησιμοποιεί το TraCI για την επικοινωνία με το περιβάλλον και για τον έλεγχο και οργάνωση των φαλαγγών αυτόματων οχημάτων. Επιπλέον χρησιμοποιεί συνδρομές (subscriptions) και κλάσεις με stepListener, δύο λειτουργίες του TraCI που έχουν περιορισμένη υποστήριξη στο Libsumo.

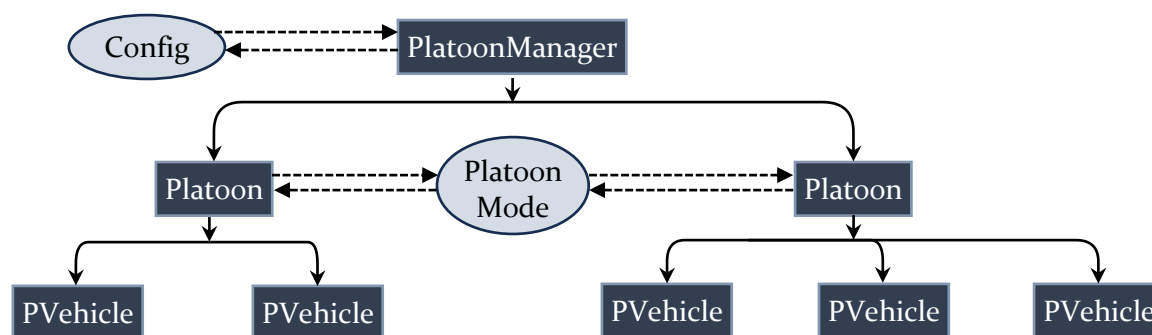
Λαμβάνοντας υπόψη τους ανωτέρω παράγοντες, **επιλέγεται η χρήση του Libsumo** έναντι του TraCI για να επιτευχθεί μειωμένος συνολικός χρόνος εκτέλεσης της διαδικασίας εκμάθησης του μοντέλου ενισχυτικής μάθησης. Επίσης, για να υπάρχει δυνατότητα οπτικής επισκόπησης της προσομοίωσης, το λειτουργικό σύστημα του υπολογιστή που θα χρησιμοποιηθεί θα είναι Linux. Τέλος, η βιβλιοθήκη simpla θα προσαρμοστεί ώστε να καταστεί δυνατή η χρήση της με το Libsumo. Πιο συγκεκριμένα θα απαλειφθούν οι συνδρομές και οι κλάσεις με stepListener από τον κώδικα της βιβλιοθήκης, και οι όποιες αναφορές στο TraCI θα μετατραπούν σε Libsumo.

4.6 Χαρακτηριστικά αλγορίθμου simpla

Ο σκοπός και ο τρόπος λειτουργίας του αλγορίθμου simpla αναλύθηκαν στο κεφάλαιο 3.6.3. Στην ενότητα αυτή θα γίνει αναφορά αφενός στη δομή και στην υλοποίηση του αλγόριθμου, αφετέρου στις τροποποιήσεις που πραγματοποιήθηκαν για να επιτευχθεί συμβατότητα με το Libsumo.

4.6.1 Δομή αλγορίθμου

Ο αλγόριθμος simpla χρησιμοποιεί τη γλώσσα προγραμματισμού Python και το TraCI API για να επικοινωνήσει με το περιβάλλον προσομοίωσης και να δημιουργήσει/οργανώσει φάλαγγες οχημάτων. Ο αλγόριθμος είναι αντικειμενοστραφής (object-oriented), καθώς χρησιμοποιεί κλάσεις και αντικείμενα για να περιγράψει και να ελέγξει τα στοιχεία που απαρτίζουν μια φάλαγγα. Η δομή και η ιεραρχία των κλάσεων παρουσιάζεται με ορθογώνια στο **Διάγραμμα 4-10**, ενώ βοηθητικά αρχεία παρουσιάζονται με έλλειψη.



Διάγραμμα 4-10: Δομή και ιεραρχία κλάσεων στο simpla

Οι κλάσεις περιγράφονται ως εξής:

- **PlatoonManager:** Το αντικείμενο της κλάσης αυτής συντονίζει τη δημιουργία φαλαγγών οχημάτων και διαχειρίζεται τα οχήματα που την αποτελούν με τον τρόπο που αναλύθηκε

στο κεφάλαιο 3.6.3. Δημιουργείται μόνο ένα τέτοιο αντικείμενο κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης.

- **Platoon:** Το αντικείμενο της κλάσης αυτής εκφράζει μια φάλαγγα οχημάτων, η οποία απαρτίζεται από ένα ή περισσότερα οχήματα ή ακριβέστερα από αντικείμενα οχημάτων της κλάσης `pVehicle`. Παρέχει συναρτήσεις για συλλογή δεδομένων σχετικών με τη φάλαγγα και συναρτήσεις για τον έλεγχο της όπως:
 - Καθορισμός της λειτουργικής κατάστασης της φάλαγγας
 - Ενημέρωση των μελών της φάλαγγας για τη λειτουργική κατάσταση της φάλαγγας
 - Διαχωρισμός της φάλαγγας
 - Συγχώνευση με άλλης φάλαγγα
- **PVehicle:** Το αντικείμενο της κλάσης αυτής εκφράζει ένα όχημα-μέλος μιας φάλαγγας (αντικείμενο `Platoon`). Παρέχει συναρτήσεις για συλλογή δεδομένων σχετικών με τη φάλαγγα και συναρτήσεις για τον έλεγχο της όπως:
 - Ρύθμιση του τύπου οχήματος (`vType`) αναλόγως με τη λειτουργική κατάσταση της φάλαγγας
 - Ρύθμιση του συντελεστή ταχύτητας (`speedfactor`) αναλόγως με τη λειτουργική κατάσταση της φάλαγγας
 - Έλεγχος αναγκαιότητας για διαχωρισμό του οχήματος από τη φάλαγγα

4.6.2 Ενσωμάτωση `simpla` στον αλγόριθμο

Το `simpla` παρέχει μια σειρά συναρτήσεων τύπου `wrapper` οι οποίες αλληλεπιδρούν με την κλάση `PlatoonManager` και χρησιμοποιούνται στον αλγόριθμο που διαχειρίζεται την προσομοίωση. Οι συναρτήσεις αυτές και μια σύντομη περιγραφή τους παρουσιάζονται στον Πίνακα 4-10.

Πίνακας 4-10: Βασικές συναρτήσεις διαχείρισης `simpla`

Εντολή	Παράμετροι	Περιγραφή
<code>simpla.load</code>	<code>config</code>	Δημιουργεί το αντικείμενο από την κλάση <code>SimplaManager</code> με την παραμετροποίηση από το αρχείο <code>config</code> , και προσθέτει την κλάση αυτή στο <code>traci</code> ως <code>StepListener</code>
<code>simpla.update</code>	-	Εντολή που ενημερώνει το <code>simpla</code> μετά από κάθε χρονικό βήμα προσομοίωσης. Χρησιμοποιείται όταν δε λειτουργεί το <code>StepListener</code>
<code>simpla.stop</code>	-	Διακόπτει τη διαχείριση οχημάτων από το <code>simpla</code> , επαναφέρει τις αρχικές τους ρυθμίσεις και αφαιρεί το <code>StepListener</code>
<code>simpla.openGap</code>	<code>veh_ID</code> <code>desiredGap</code> <code>desiredSpeedDiff</code> <code>maximumDecel</code> <code>duration</code>	Αποτελεί μια βοηθητική συνάρτηση, η οποία δημιουργεί κενό μήκους <code>desiredGap</code> μπροστά από το όχημα με κωδικό <code>veh_ID</code> , με μείωση ταχύτητας κατά <code>desiredSpeedDiff</code> , χρησιμοποιώντας μέγιστη επιβράδυνση <code>maximumDecel</code> για διάρκεια <code>duration</code>

Επιπλέον παρέχονται συναρτήσεις για άντληση δεδομένων σχετικών με τις φάλαγγες οχημάτων στην προσομοίωση:

- `simpla.getAveragePlatoonLength()`: Επιστρέφει το μέσο μήκος φάλαγγας οχημάτων για όλες τις εγγεγραμμένες φάλαγγες οχημάτων.

- `simpla.getAveragePlatoonSpeed()`: Επιστρέφει τη μέση ταχύτητα των οχημάτων που είναι μέλη σε φάλαγγα οχημάτων.
- `simpla.getPlatoonLeaderIDList()`: Επιστρέφει λίστα με τους κωδικούς των οχημάτων που ηγούνται των φαλαγγών στο δίκτυο.
- `simpla.getPlatoonIDList(edgeID)`: Επιστρέφει λίστα με τους κωδικούς των φαλαγγών οχημάτων που βρίσκονται στην ακμή του δικτύου με κωδικό *edgeID*.
- `simpla.getPlatoonInfo(platoonID)`: Επιστρέφει λεξικό (dictionary) με κλειδιά (keys) «laneID» και «members» και τιμές (values) τον κωδικό της λωρίδας που βρίσκεται το όχημα-ηγέτης της φάλαγγας με κωδικό *platoonID* και λίστα με τα μέλη των οχημάτων της φάλαγγας με κωδικό *platoonID* αντίστοιχα.
- `simpla.getPlatoonInfo(vehID)`: Επιστρέφει τον κωδικό της φάλαγγας του οχήματος με κωδικό *vehID*, ή τιμή -1 αν δεν ανήκει σε φάλαγγα.

Σημειώνεται πως σε όλες τις παραπάνω συναρτήσεις, ο αλγόριθμος θεωρεί ακόμα και μεμονωμένα αυτόματα οχήματα που είναι εγγεγραμμένα στο *simpla*, ως φάλαγγες. Η συμπεριφορά αυτή τροποποιείται ώστε οι φάλαγγες να αποτελούνται από δυο τουλάχιστον οχήματα.

4.6.3 Προσαρμογές που πραγματοποιήθηκαν

Η βασικότερη αλλαγή που πραγματοποιήθηκε στον κώδικα του *simpla* είναι η προσαρμογή του ώστε να υποστηρίζει το *Libsumo*. Η διεπαφή του *Libsumo* στη γλώσσα προγραμματισμού Python είναι όμοια με αυτή του *TraCI*. Επομένως, αντί να τροποποιηθούν όλες οι συναρτήσεις από τη μορφή *traci.domain.function()* σε *libsumo.domain.function()*, εισάγεται η βιβλιοθήκη *libsumo* με την ονομασία *traci*, τροποποιώντας σε όλα τα αρχεία κώδικα του *simpla* την εντολή `import traci` σε `import libsumo as traci`.

Στη συνέχεια πρέπει να αφαιρεθούν οι κλάσεις που χρησιμοποιούν *StepListener* και οι συναρτήσεις που χρησιμοποιούν συνδρομές (subscriptions). Η κλάση *PlatoonManager* περιλαμβάνει (extends) την κλάση *traci.StepListener*, όπως φαίνεται από τον ορισμό της: `class PlatoonManager(traci.StepListener)`. Η αναφορά στη κλάση *traci.StepListener* διαγράφεται και η εκτέλεση της μεθόδου *step()* θα πραγματοποιείται χειροκίνητα μέσω της εντολής *simpla.update()* (Πίνακας 4-10), μετά από κάθε χρονικό βήμα. Συνδρομές χρησιμοποιούνται στη συνάρτηση *_updateVehicleStates* της κλάσης *PlatoonManager*, σε επίπεδο οχήματος, για τέσσερις μεταβλητές. Οι συναρτήσεις που αφορούν εγγραφή σε συνδρομές ή άντληση δεδομένων από αυτές διαγράφονται και τα δεδομένα που παρείχαν λαμβάνονται από τις αντίστοιχες συναρτήσεις του *Libsumo*, όπως παρουσιάζεται στον Πίνακα 4-11.

Πίνακας 4-11: Μετατροπή μεταβλητών συνδρομής σε συναρτήσεις TraCI/Libsumo

Όνομα	Μεταβλητή	Αντίστοιχη συνάρτηση TraCI/Libsumo
Ταχύτητα οχήματος	VAR_SPEED	<code>traci.vehicle.getSpeed(veh_id)</code>
Κωδικός ακμής στην οποία βρίσκεται το όχημα	VAR_ROAD_ID	<code>traci.vehicle.getRoadID(veh_id)</code>
Κωδικός λωρίδας στην οποία βρίσκεται το όχημα	VAR_LANE_ID	<code>traci.vehicle.getLaneID(veh_id)</code>
Αρίθμηση λωρίδας στην οποία βρίσκεται το όχημα	VAR_LANE_INDEX	<code>traci.vehicle.getLaneIndex(veh_id)</code>

Σημειώνεται ότι παρόλο που στον πίνακα οι συναρτήσεις φαίνεται πως χρησιμοποιούν το TraCI API, στην πραγματικότητα χρησιμοποιούν το Libsumo λόγω της εντολής:

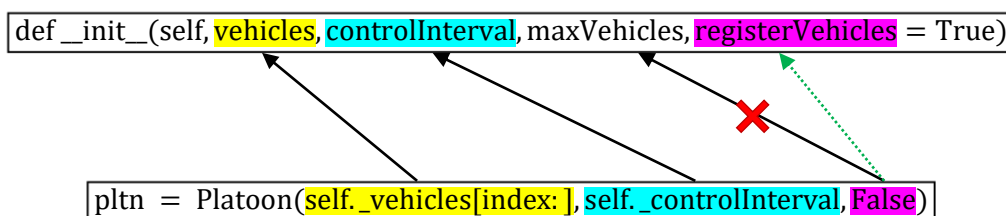
```
import libsumo as traci
```

Μια ακόμα αλλαγή που πραγματοποιήθηκε, είναι η μετατροπή της σταθερής τιμής του μέγιστου αριθμού οχημάτων η οποία προέκυπτε από το αρχείο XML, κατά τη φόρτωση του `simpla` σε δυναμική τιμή με δυνατότητα τροποποίησης από τον κεντρικό αλγόριθμο. Στη συνάρτηση αρχικοποίησης `_init_()` της κλάσης `PlatoonManager`, εισάγεται η μεταβλητή `_maxVehicles` η οποία έχει αρχική τιμή αυτή που προκύπτει από το αρχείο XML και στην ίδια κλάση αντικαθίστανται οι αναφορές στην τιμή του αρχείου XML `cfg.MAX_VEHICLES` με τη δυναμική τιμή `self._maxVehicles` (το `self` σημαίνει πως αναφέρεται στο ίδιο αντικείμενο της κλάσης). Αντίστοιχα, στην κλάση αρχικοποίησης ενός οχήματος φάλαγγας (`PVehicle`) προστίθεται στη συνάρτηση αρχικοποίησης της το όρισμα εισόδου `maxVehicles` και στην ίδια συνάρτηση αντικαθίσταται η αναφορά στην τιμή του αρχείου XML με την τιμή του ορίσματος εισόδου. Με τις αλλαγές αυτές, ο μέγιστος αριθμός οχημάτων σε φάλαγγα μπορεί να τροποποιηθεί δυναμικά από το αντικείμενο της κλάσης `PlatoonManager`. Οι ήδη σχηματισμένες φάλαγγες διατηρούν τον μέγιστο αριθμό οχημάτων που ήταν σε ισχύ κατά τη δημιουργία τους. Αυτό μπορεί να αλλάξει αν σε κάθε αντικείμενο της κλάσης `Platoon` τροποποιηθεί η τιμή `Platoon._maxVehicles` στη νέα τιμή.

Η τελευταία τροποποίηση αφορά την προσθήκη δυνατότητας αφαίρεσης οχημάτων από τον έλεγχο του `simpla` στην κλάση `PlatoonManager`, σε αναλογία της δυνατότητας προσθήκης οχημάτων που ήδη υφίσταται στο `simpla`.

4.6.4 Εντοπισμός προβλήματος στο `simpla`

Επιπλέον, κατά τη διάρκεια πρώιμων δοκιμών με το `simpla`, παρατηρήθηκαν σφάλματα που προκαλούσαν τον απότομο τερματισμό της προσομοίωσης. Μετά από ενδελεχή έρευνα, βρέθηκε πως αυτό συνέβαινε εξαιτίας μιας συνάρτησης στην κλάση `Platoon`, υπεύθυνης για τον διαχωρισμό μιας φάλαγγας οχημάτων, στον πηγαίο κώδικα του `simpla`. Η συνάρτηση αυτή προσπαθούσε να αρχικοποιήσει τη δεύτερη φάλαγγα που διασπάστηκε, με νέο αντικείμενο βασισμένο στην κλάση `Platoon`, αλλά παρέλειπε να δώσει ένα από τα υποχρεωτικά όρισμα εισόδου. Το επόμενο όρισμα εισόδου ήταν προαιρετικό, αλλά η συνάρτηση το καθορίζει, με αποτέλεσμα αυτό να αντιστοιχίζεται από την Python με το υποχρεωτικό όρισμα που είχε παραληφθεί, όπως φαίνεται στο Διάγραμμα 4-II. Επομένως η μεταβλητή `maxVehicles` που αφορά τον μέγιστο αριθμό οχημάτων σε φάλαγγα λάμβανε την τιμή `False`, η οποία προφανώς είναι λανθασμένη.



Διάγραμμα 4-II: Bug στο `simpla`

Το πρόβλημα διορθώθηκε με την προσθήκη του υποχρεωτικού ορίσματος για το μέγιστο αριθμό οχημάτων στη φάλαγγα, δηλαδή `self._maxVehicles` μετά την εφαρμογή των παραπάνω τροποποιήσεων. Το πρόβλημα και η επίλυση του αναφέρθηκε στην υποστήριξη του SUMO και έκτοτε έχει διορθωθεί.

4.7 Επιλογές ενισχυτικής μάθησης

4.7.1 Κατάσταση του περιβάλλοντος

Η κατάσταση \mathcal{S} που εισάγεται στον αλγόριθμο ενισχυτικής μάθησης απαρτίζεται από 23 παρατηρήσεις, οι οποίες κατηγοριοποιούνται ως εξής:

Σε σχέση με τη σηματοδότηση της ράμπας εισόδου

1. `previous_phase`: Αναφέρεται στον κωδικό της προηγούμενης φάσης του σηματοδότη ράμπας εισόδου (Τιμή 0 ή 1)
2. `current_phase`: Αναφέρεται στον κωδικό της τρέχουσας φάσης του σηματοδότη ράμπας εισόδου (Τιμή 0 ή 1)

Σε σχέση με την κυκλοφοριακή κατάσταση της ράμπας εισόδου

Η κατάσταση της ράμπας εισόδου εκφράζεται από τρεις μεταβλητές:

3. `ramp_queue`: Αριθμός οχημάτων σε ουρά στη ράμπα εισόδου
4. `ramp_average_wait`: Μέσος χρόνος αναμονής οχημάτων σε ουρά στη ράμπα εισόδου
5. `ramp_num_vehicles`: Αριθμός οχημάτων στη ράμπα εισόδου

Ο αριθμός των οχημάτων στη ράμπα εισόδου προκύπτει άμεσα από την αντίστοιχη συνάρτηση του TraCI. Οι άλλες μεταβλητές εξαρτώνται από τον χρόνο αναμονής κάθε οχήματος στη ράμπα εισόδου. Για τον υπολογισμό τους δημιουργείται ένα λεξικό, το οποίο ανανεώνεται σε κάθε χρονικό βήμα ως εξής:

- Στην τιμή των υφιστάμενων οχημάτων του λεξικού προστίθεται ο χρόνος που αντιστοιχεί σε ένα χρονικό βήμα.
- Προστίθενται στο λεξικό οι κωδικοί των οχημάτων που έχουν μείνει στάσιμα εντός του προηγούμενου χρονικού βήματος ως κλειδιά (keys), με τιμές (values) τα χρονικά διαστήματα που είναι στάσιμα από την αντίστοιχη συνάρτηση του TraCI.
- Αφαιρούνται από το λεξικό όσα οχήματα αποχώρησαν από τη ράμπα εισόδου.

Ο αριθμός των οχημάτων σε ουρά ισούνται με τον αριθμό των κλειδιών στο λεξικό, ενώ ο μέσος χρόνος αναμονής, αντιστοιχεί στο άθροισμα των τιμών του λεξικού διαιρεμένο με τον αριθμό οχημάτων σε ουρά. Στη συνέχεια οι τιμές κανονικοποιούνται, διαιρώντας τον αριθμό οχημάτων σε ουρά και τον αριθμό οχημάτων στη ράμπα εισόδου με τη χωρητικότητα της ράμπας εισόδου, δηλαδή 51 οχήματα και τον μέσο χρόνο αναμονής οχημάτων σε ουρά, με την τιμή 100sec.

Σε σχέση με την κατάληψη της περιοχής πλέξης

6. `merge_occ_L0`: Ποσοστό κατάληψης στη βοηθητική λωρίδα του τμήματος πλέξης
7. `merge_occ_L1`: Ποσοστό κατάληψης της δεξιότερης λωρίδας της ελεύθερης λεωφόρου στο τμήμα πλέξης

Σε σχέση με δεδομένα από τον φωρατή τμήματος λωρίδας

Τα στοιχεία αυτά αφορούν τον φωρατή στη δεξιότερη λωρίδα του κυρίου τμήματος της ελεύθερης λεωφόρου, ο οποίος εκτείνεται από το σημείο που απέχει 72 m κατάντη του κόμβου J6 έως το μέσο του τμήματος πλέξης (ακμή E1).

8. έως 17. `max_gaps_and_pos` ($2 * 5 = 10$ τιμές): Τα πέντε μεγαλύτερα διαθέσιμα κενά στον φωρατή τμήματος λωρίδας και η θέση τους
18. `merge_occ_DET`: Ποσοστό κατάληψης στον φωρατή τμήματος λωρίδας

19. $\boxed{det_num_exit_veh}$: Αριθμός οχημάτων στον φωρατή που εξέρχονται από τη ράμπα εξόδου

Ο υπολογισμός των πέντε μεγαλύτερων διαθέσιμων κενών στον φωρατή τμήματος λωρίδας και η θέση τους πραγματοποιείται ως εξής:

- Λαμβάνεται από τον φωρατή η λίστα με τους κωδικούς των οχημάτων στο τμήμα λωρίδας που ελέγχεται καθώς και η θέση τους.
- Δημιουργείται λεξικό με κλειδί τον μέσο όρο της θέσης κάθε οχήματος και της θέσης του προπορευόμενου οχήματος και με τιμή το κενό μεταξύ τους, το οποίο υπολογίζεται ως εξής:

$$gap = pos_{veh_{i+1}} - pos_{veh_i} - (veh_length + min_gap) \quad (4-3)$$

όπου:

$pos_{veh_{i+1}}$:	Θέση του οχήματος $i + 1$
pos_{veh_i} :	Θέση του οχήματος i
veh_length :	Το μήκος των οχημάτων
min_gap :	Το ελάχιστο κενό μεταξύ των οχημάτων

- Το λεξικό ταξινομείται σε φθίνουσα σειρά, αναλόγως με τις τιμές του.
- Διατηρούνται μόνο οι πρώτοι 5 συνδυασμοί κλειδιού/τιμής του λεξικού, που αντιστοιχούν στα μεγαλύτερα κενά.
- Για κάθε ζεύγος κλειδιού/τιμής του λεξικού ελέγχεται αν το κενό είναι μεγαλύτερο από 15 m. Σε αντίθετη περίπτωση το ζεύγος διαγράφεται.
- Δημιουργείται μια κενή λίστα.
- Για κάθε ζεύγος κλειδιού/τιμής του λεξικού υπολογίζεται η απόσταση του μέσου σημείου κάθε κενού (η θέση αυτή είναι αποθηκευμένη στο κλειδί) από το τέλος του φωρατή τμήματος λωρίδας σε μέτρα. Η απόσταση αυτή και το μήκος του κενού (τιμή) διαιρούνται με το μήκος του φωρατή τμήματος λωρίδας (για κανονικοποίηση) και προστίθενται στο τέλος της λίστας.
- Η λίστα συμπληρώνεται με μηδενικές τιμές μέχρι να έχει 10 στοιχεία.

Ο αριθμός των οχημάτων που βρίσκονται στον φωρατή και σκοπεύουν να εξέλθουν από τη ράμπα εξόδου εκτιμάται από την ένδειξη φλας των οχημάτων.

Σε σχέση με την ταχύτητα στην περιοχή πλέξης

20. $\boxed{merge_mean_speed_L0}$: Η μέση ταχύτητα των οχημάτων στη βοηθητική λωρίδα στο τμήμα πλέξης διαιρεμένη με το όριο ταχύτητας της ελεύθερης λεωφόρου (22.22 m/s = 80km/h)
21. $\boxed{merge_mean_speed_L1}$: Η μέση ταχύτητα των οχημάτων στη δεξιότερη λωρίδα της ελεύθερης λεωφόρου στο τμήμα πλέξης διαιρεμένη με το όριο ταχύτητας της ελεύθερης λεωφόρου (22.22 m/s = 80km/h)

Σε σχέση με την ουρά στην περιοχή πλέξης

22. $\boxed{merge_L0_queue}$: Ο αριθμός οχημάτων που είναι σε στάση στη βοηθητική λωρίδα της περιοχής πλέξης διαιρεμένος με τη χωρητικότητα της βοηθητικής λωρίδας (59 οχήματα)

Σε σχέση με τα μεταβλητά όρια ταχύτητας

23. $\boxed{prev_vsl_speed}$: Το επιβαλλόμενο όριο ταχύτητας στην ακμή (edge) E0.2 κατά το τελευταίο βήμα διαιρεμένο με το όριο ταχύτητας της ελεύθερης λεωφόρου (22.22 m/s = 80km/h)

4.7.2 Ενέργειες του περιβάλλοντος

Οι ενέργειες \mathcal{A} που καλείται να λάβει ο πράκτορας ενισχυτικής μάθησης είναι δύο. Η πρώτη ενέργεια αφορά τον έλεγχο της σηματοδότησης στη ράμπα εισόδου ενώ η δεύτερη αφορά τον έλεγχο του μεταβλητού ορίου ταχύτητας στη δεξιότερη λωρίδα του οδικού τμήματος με κωδικό E0.2. Οι ενέργειες αυτές αφορούν το επόμενο βήμα του αλγορίθμου ενισχυτικής μάθησης.

Σε σχέση με την ενέργεια για τον έλεγχο του σηματοδότη

Ο πράκτορας ενισχυτικής μάθησης μπορεί να επιλέξει δύο τιμές:

- Τιμή $\boxed{0}$: Κατά το επόμενο βήμα του αλγορίθμου θα ενεργοποιηθεί η φάση στην οποία η ένδειξη του σηματοδότη της ράμπας εισόδου έχει κόκκινη ένδειξη
- Τιμή $\boxed{1}$: Κατά το επόμενο βήμα του αλγορίθμου θα ενεργοποιηθεί η φάση στην οποία η ένδειξη του σηματοδότη της ράμπας εισόδου έχει πράσινη ένδειξη

Σε σχέση με την ενέργεια για τον έλεγχο των μεταβλητών ορίων ταχύτητας

Αναλόγως με την τιμή της ενέργειας που λαμβάνει ο πράκτορας ενισχυτικής μάθησης, μεταβάλλεται και το όριο ταχύτητας στη δεξιότερη λωρίδα του οδικού τμήματος με κωδικό E0.2 κατά το επόμενο βήμα του αλγορίθμου. Επιλέγεται να ελεγχθεί μόνο το όριο ταχύτητας της δεξιότερης λωρίδας καθώς η κυκλοφορία της λωρίδας αυτής επηρεάζεται περισσότερο από τα οχήματα που εισέρχονται από τη ράμπα εισόδου και περιλαμβάνει την πλειοψηφία των οχημάτων που επιθυμούν να εξέλθουν από την ελεύθερη λεωφόρο μέσω της ράμπας εξόδου. Τα μεταβλητά όρια ταχύτητας κυμαίνονται εντός ενός εύρους αλλά είναι διακριτά, καθώς πρέπει να είναι δυνατή η τήρησή τους από τους οδηγούς των συμβατικών οχημάτων. Για τον λόγο αυτό, τα όρια που επιβάλλονται θεωρείται ότι πρέπει να είναι πολλαπλάσια των 5 km/h . Το εύρος των ορίων ταχύτητας που διατίθενται στον πράκτορα ενισχυτικής μάθησης είναι:

$$V \in [60 \text{ km/h}, 80 \text{ km/h}] \quad (4-4)$$

Με τη διακριτοποίηση που αναφέρθηκε, οι δυνατές τιμές που προκύπτουν είναι:

- Τιμή $\boxed{0}$ $\rightarrow 60 \text{ km/h}$
- Τιμή $\boxed{1}$ $\rightarrow 65 \text{ km/h}$
- Τιμή $\boxed{2}$ $\rightarrow 70 \text{ km/h}$
- Τιμή $\boxed{3}$ $\rightarrow 75 \text{ km/h}$
- Τιμή $\boxed{4}$ $\rightarrow 80 \text{ km/h}$

4.7.3 Επιβράβευση του περιβάλλοντος

Η επιβράβευση \mathcal{R} που παρέχεται στον πράκτορα ενισχυτικής μάθησης, πρέπει να διαμορφώνεται έτσι ώστε να ανταμείβονται οι ενέργειες που βελτιώνουν την κυκλοφοριακή κατάσταση στην περιοχή ελέγχου και που διατηρούν μια ισορροπία μεταξύ των επιλογών τους. Η μοντελοποίηση της επιβράβευσης είναι μια απαιτητική και επαναληπτική διαδικασία η οποία απαιτεί:

- Την εύρεση των κατάλληλων δεικτών που αντιπροσωπεύουν τη γενική κυκλοφοριακή κατάσταση αλλά και την κυκλοφοριακή κατάσταση για κάθε κίνηση
- Την κανονικοποίηση των μετρικών ώστε να έχουν παρόμοιες τάξεις μεγέθους
- Την προσθήκη συντελεστών στις μετρικές για τη διασφάλιση της ισορροπίας μεταξύ των επιλογών

Σε αρχικό στάδιο δοκιμών για την παρούσα εργασία, οι μετρικές και συντελεστές που είχαν χρησιμοποιηθεί οδήγησαν το μοντέλο ενισχυτικής μάθησης σε μια τοπικά βέλτιστη λύση όπου ο πράκτορας διατηρούσε τον σηματοδότη μόνιμα στη φάση που αντιστοιχεί σε κόκκινη ένδειξη, με αποτέλεσμα να βελτιώνονται οι κυκλοφοριακές συνθήκες στην περιοχή πλέξης, αλλά να υπάρχει

σοβαρό πρόβλημα στη ράμπα εισόδου με εξωπραγματικούς χρόνους αναμονής και υπερχειλίση της ουράς στο τοπικό οδικό δίκτυο.

Η τελική μορφή της εξίσωσης επιβράβευσης όπως προέκυψε μετά από τη διαδικασία που αναφέρθηκε χρησιμοποιεί δύο αντίρροπες μεταβλητές:

$$\mathcal{R} = -\alpha * queue_penalty + \beta * merge_speed \quad (4-5)$$

όπου:

α, β : Συντελεστές βαρύτητας, ($\alpha = 1, \beta = 1$) για την εξίσωση αυτή

Μεταβλητή «queue_penalty»

Η μεταβλητή queue_penalty χρησιμοποιείται για να προσδώσει ποινή στον πράκτορα αν η ουρά στη ράμπα εισόδου πλησιάζει τη χωρητικότητα της και είναι πιθανός ο κίνδυνος spillover. Θεωρείται ότι η μεταβλητή αυτή λαμβάνει την τιμή 0.50 αν ο αριθμός των οχημάτων στη ράμπα εισόδου σε ουρά $\boxed{ramp_queue}$ διαιρεμένος με τη χωρητικότητα της ράμπας εισόδου (51 οχήματα) ξεπεράσει το 78%. Επομένως:

$$queue_penalty = \begin{cases} 0.50, & \text{άν } ramp_queue / 51 > 0.78 \\ 0, & \text{άν } ramp_queue / 51 \leq 0.78 \end{cases} \quad (4-6)$$

Μεταβλητή «merge_speed»

Η μεταβλητή merge_speed χρησιμοποιείται για να επιβραβεύσει τον πράκτορα όταν παρατηρείται αύξηση των ταχυτήτων στην περιοχή πλέξης. Η τιμή εξαρτάται από τη μέση ταχύτητα των οχημάτων στη δεξιότερη λωρίδα της ελεύθερης λεωφόρου στην περιοχή πλέξης και από τη μέση ταχύτητα των οχημάτων στη βοηθητική λωρίδα της περιοχής πλέξης.

Όταν τα οχήματα που προέρχονται από τη ράμπα εισόδου εισέρχονται στη βοηθητική λωρίδα μετά από κόκκινη ένδειξη σηματοδότη, χρειάζονται μια απόσταση για να αναπτύξουν την επιθυμητή ταχύτητα. Οι αρχικά χαμηλές ταχύτητες αυτές, δεν οφείλονται στη συμφόρηση και αλλοιώνουν τον σκοπό της μεταβλητής. Για τον λόγο αυτό, από τον υπολογισμό της μέσης ταχύτητας των οχημάτων της βοηθητικής λωρίδας παραλείπονται τα οχήματα στα πρώτα 100 m.

Επιπλέον, εξαιτίας των μεγάλων φόρτων της ελεύθερης λεωφόρου και της μεγαλύτερης επιρροής της στην κυκλοφοριακή κατάσταση, δίνεται μεγαλύτερη βαρύτητα στη μέση ταχύτητα της δεξιότερης λωρίδας σε σχέση με τη μέση ταχύτητα της βοηθητικής λωρίδας.

$$merge_speed = 0.40 * custom_speed_L0 + 0.60 * \boxed{merge_mean_speed_L1} \quad (4-7)$$

όπου

$custom_speed_L0$: Μέση ταχύτητα των οχημάτων στη βοηθητική λωρίδα του τμήματος πλέξης που έχουν διανύσει τουλάχιστον 100m στη λωρίδα αυτή

Τέλος, η τιμή που προκύπτει από την εξ. (4-7) διαιρείται με το όριο ταχύτητας της ελεύθερης λεωφόρου (22.22 m/s = 80km/h) ώστε να κανονικοποιηθεί.

Όπως είναι φανερό, η πρώτη μεταβλητή της εξίσωσης επιβράβευσης (4-5) έχει σύνολο τιμών $[-0.5, 0]$, ενώ η δεύτερη μεταβλητή έχει σύνολο τιμών $[0, 1]$. Οι μεταβολές στην επιβράβευση της ταχύτητας είναι ομαλότερες σε σχέση με την άμεση μεταβολή (από 0 σε -0.5) της ποινής για τον κίνδυνο υπερχειλίσης της ουράς στη ράμπα εισόδου, επομένως εκτιμάται πως το μοντέλο θα προσαρμοστεί ώστε να αυτός ο κίνδυνος να αποτραπεί.

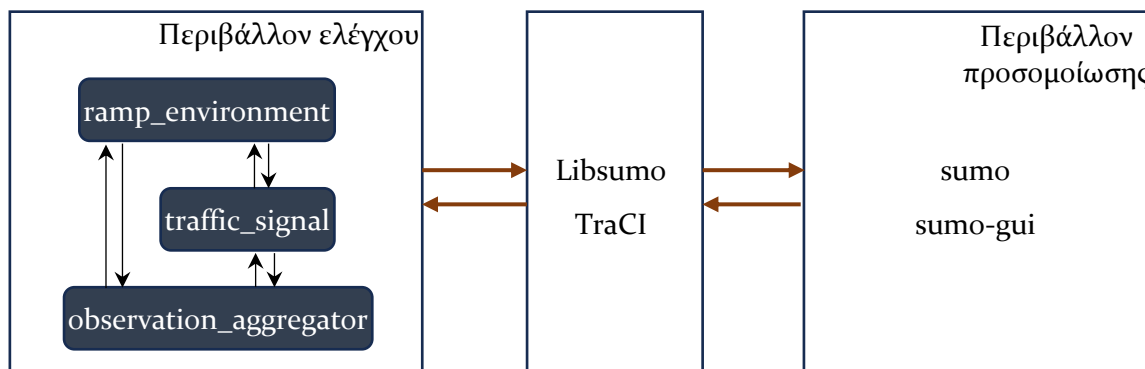
4.8 Δημιουργία περιβάλλοντος ελέγχου προσομοίωσης

Έως αυτό το σημείο πραγματοποιήθηκε εκτενής ανάλυση στα διαφορετικά στοιχεία της υλοποίησης τα οποία είναι αναγκαία για την επίλυση του προβλήματος. Στο στάδιο αυτό, θα συνδυαστούν όλα τα στοιχεία αυτά σε ένα κεντρικό περιβάλλον ελέγχου, το οποίο θα αποτελέσει τον βασικό συνδετικό κρίκο μεταξύ του περιβάλλοντος προσομοίωσης και του περιβάλλοντος εκπαίδευσης του μοντέλου ενισχυτικής μάθησης, ενώ σε επόμενο στάδιο θα χρησιμοποιηθεί για τη διασύνδεση του περιβάλλοντος προσομοίωσης με τον αλγόριθμο αξιολόγησης των μοντέλων.

4.8.1 Δομή και Χαρακτηριστικά περιβάλλοντος ελέγχου

Το περιβάλλον ελέγχου πρακτικά αποτελείται από ένα σύνολο κλάσεων, οι οποίες αλληλοεπιδρούν μεταξύ τους και με το περιβάλλον προσομοίωσης. Η συγγραφή του περιβάλλοντος έγινε στη γλώσσα προγραμματισμού Python 3.10 με χρήση αντικειμενοστραφούς προγραμματισμού. Λαμβάνεται ειδική μέριμνα ώστε το περιβάλλον να είναι λειτουργικό και σε πλατφόρμες με λειτουργικό σύστημα Windows και με λειτουργικό σύστημα Linux. Η δομή του περιβάλλοντος αναλύεται παρακάτω και εμφανίζεται σχηματικά στο **Διάγραμμα 4-12**.

1. Κύριο αρχείο περιβάλλοντος (environment.py)
Περιέχει την κλάση `ramp_environment`, η οποία αναλαμβάνει τον βασικότερο όγκο αρμοδιοτήτων του περιβάλλοντος. Επίσης η κλάση αυτή περιλαμβάνει (extends) την κλάση `gym.Env`, η οποία αφορά το περιβάλλον εκπαίδευσης του μοντέλου ενισχυτικής μάθησης. Πιο συγκεκριμένα:
 - Προετοιμάζει τις παραμέτρους για την εκτέλεση του προσομοιωτή
 - Εκτελεί τον προσομοιωτή με χρήση API
 - Διαχειρίζεται την εκτέλεση των βημάτων της προσομοίωσης
 - Παρέχει μεθόδους για διασύνδεση με περιβάλλον εκπαίδευσης
 - Επεξεργάζεται τις ενέργειες και τις αποστέλλει στο περιβάλλον προσομοίωσης
 - Αντλεί ζητούμενα στοιχεία
2. Αρχείο διαχείρισης σηματοδότησης και φωρατών (traffic_signal.py)
Περιέχει την κλάση `traffic_light`, η οποία αφενός χειρίζεται τη σηματοδότηση της ράμπας εισόδου αναλόγως με τη φάση που προκύπτει από τις ενέργειες του πράκτορα, αφετέρου αντλεί δεδομένα από τους φωρατές και παρέχει βοηθητικές συναρτήσεις για άντληση των παρατηρήσεων και των επιβραβεύσεων που την αφορούν.
3. Αρχείο συγκέντρωσης δεδομένων περιοχής πλέξης (observation_aggregator.py)
Περιέχει την κλάση `observation_aggregator`, η οποία συγκεντρώνει κυκλοφοριακά στοιχεία για την περιοχή πλέξης και τη ράμπα εξόδου από φωρατές και παρέχει βοηθητικές συναρτήσεις για άντληση των παρατηρήσεων και των επιβραβεύσεων που την αφορούν.



Διάγραμμα 4-12: Αλληλεπίδραση περιβάλλοντος ελέγχου με το περιβάλλον προσομοίωσης

4.8.2 Συμπερίληψη κλάσης gym

Το περιβάλλον ελέγχου που δημιουργήθηκε, πρέπει να ακολουθεί συγκεκριμένη δομή και κάποιες συμβάσεις ώστε πέρα από περιβάλλον ελέγχου να αποτελέσει ταυτόχρονα και περιβάλλον ενισχυτικής μάθησης. Το περιβάλλον αυτό βασίζεται στην δομή που αναμένει η βιβλιοθήκη μεθόδων gym. Για τον λόγο αυτόν, το περιβάλλον περιλαμβάνει τις συναρτήσεις του Πίνακα 4-12.

Πίνακας 4-12: Παράμετροι λόγω προετοιμασίας για περιβάλλον προσομοίωσης

Όνομα	Περιγραφή
reset	Η μέθοδος καλείται για να ξεκινήσει ένα νέο επεισόδιο προσομοίωσης
step(action)	Η μέθοδος Step λαμβάνει τις ενέργειες ως όρισμα εισόδου, εκτελεί ένα βήμα ελέγχου και επιστρέφει την κατάσταση του περιβάλλοντος, την επιβράβευση, αν έχει ολοκληρωθεί η προσομοίωση (bool) και άλλες πληροφορίες
render	Η μέθοδος χρησιμοποιείται για οπτικοποίηση ορισμένων αλγορίθμων, αλλά δεν θα χρησιμοποιηθεί στην εργασία αυτή
close	Η μέθοδος κλείνει όποιους πόρους χρησιμοποιήθηκαν από το περιβάλλον

4.8.3 Τρόπος λειτουργίας περιβάλλοντος

Το περιβάλλον ελέγχου αρχικά δημιουργεί τους χώρους για τις παρατηρήσεις και για τις ενέργειες με τα χαρακτηριστικά που ορίστηκαν στην προηγούμενη ενότητα. Στη συνέχεια αρχικοποιεί την κλάση της σηματοδότησης και της συγκέντρωσης δεδομένων. Το περιβάλλον ελέγχου στη φάση αυτή είναι έτοιμο για να εκτελέσει ένα επεισόδιο:

- Καλείται η συνάρτηση reset, κλείνουν τυχόν ολοκληρωμένες προσομοιώσεις, δημιουργείται η παραμετροποίηση της προσομοίωσης, επιλέγεται ο μέγιστος αριθμός οχημάτων σε φάλαγγα τυχαία μεταξύ του καθορισμένου εύρους και η προσομοίωση εκτελείται για το χρονικό διάστημα της προθέρμανσης που έχει προβλεφθεί. Όταν ολοκληρωθεί η εκτέλεση, η συνάρτηση επιστρέφει μια λίστα με την κατάσταση του περιβάλλοντος.
- Στη συνέχεια καλείται η συνάρτηση step, με όρισμα εισόδου τις ενέργειες που καθορίζει ο αλγόριθμος ενισχυτικής μάθησης. Στη συνέχεια εφαρμόζονται οι ενέργειες στο περιβάλλον προσομοίωσης και η προσομοίωση εκτελείται για συγκεκριμένο χρονικό διάστημα, το οποίο ονομάζεται **βήμα ελέγχου** και κατά τη διάρκειά του εκτελούνται ένα ή περισσότερα **βήματα προσομοίωσης**. Μετά την εκτέλεση, λαμβάνεται η κατάσταση του περιβάλλοντος προσομοίωσης, υπολογίζεται η επιβράβευση και γίνεται έλεγχος αν ολοκληρώθηκε ο χρόνος λήξης του επεισοδίου.
- Αν το επεισόδιο δεν έχει λήξει, ο αλγόριθμος ενισχυτικής μάθησης υπολογίζει τις ενέργειες για το επόμενο βήμα ελέγχου και επαναλαμβάνεται η εκτέλεση της συνάρτησης step.

4.8.4 Παρεμβάσεις στην προσομοίωση

Μια θεώρηση που πραγματοποιήθηκε στο εξεταζόμενο πρόβλημα, είναι πως στη ράμπα εισόδου και στη βοηθητική λωρίδα δεν επιτρέπεται η ύπαρξη οργανωμένων φαλαγγών αυτόματων οχημάτων, λόγω του περιορισμένου μήκους και της αδυναμίας αυτόματης αλλαγής λωρίδων με την τεχνολογία CACC. Το simpla, όπως αναλύθηκε στην παραμετροποίηση του, διαχειρίζεται όλα τα οχήματα που περιέχουν τη συμβολοσειρά “cacc” στο κωδικό ID του τύπου οχήματος τους. Για τον λόγο αυτό, τα οχήματα από τη ράμπα εισόδου εισέρχονται με τύπο οχήματος που στο κωδικό ID τους περιέχεται η συμβολοσειρά “preacc” αντί για “cacc”, ώστε να μην ελέγχονται αυτόματα

από το `simpla`. Έχει δημιουργηθεί συνάρτηση στην κλάση `ramp_environment` με όνομα `convert_vType_to_Platooning`, η οποία όταν ανιχνεύσει πως τα οχήματα αυτά βρεθούν στην ελεύθερη λεωφόρο, ο τύπος οχήματος τους επαναφέρεται στο προβλεπόμενο “`cacc_veh`”, εγγράφονται στο `simpla` και μπορούν πλέον να δημιουργήσουν ή να συμμετέχουν σε φάλαγγα. Αντίστοιχα, αυτόματα οχήματα που είναι εγγεγραμμένα στο `simpla` με προέλευση από την ελεύθερη λεωφόρο και προορισμό τη ράμπα εξόδου, απεγγράφονται από το `simpla` μόλις βρεθούν στη βοηθητική λωρίδα, μέσω της συνάρτησης `remove_from_simpla_off_ramp_vehs` στην κλάση `ramp_environment`.

Επιπλέον, παρατηρήθηκε ότι ορισμένα αυτόματα οχήματα επέλεγαν να αξιοποιήσουν τη βοηθητική λωρίδα για να προσπεράσουν εκ δεξιών άλλα οχήματα. Θεωρείται ότι τα αυτόματα οχήματα που δεν εξέρχονται από τη ράμπα εξόδου δεν μπορούν να χρησιμοποιήσουν τη βοηθητική λωρίδα για προσπέραση και αυτό ρυθμίζεται μέσω των δικαιωμάτων αλλαγών λωρίδας αναλόγως με την κατηγορία οχημάτων.

Ακόμα, ορισμένα οχήματα από τη ράμπα εισόδου, τα οποία είχαν εξαντλήσει το μήκος της βοηθητικής λωρίδας χωρίς να καταφέρουν να εισέλθουν στην κύρια οδό, παρέμεναν στάσιμα στο τέλος της βοηθητικής λωρίδας και προσπαθούσαν διαρκώς να εισέλθουν στην οδό. Μετά από ένα διάστημα, σταματούσαν τις προσπάθειες για αλλαγή λωρίδας και παρέμεναν στο τέλος της βοηθητικής λωρίδας, εμποδίζοντας άλλα εισερχόμενα ή/και εξερχόμενα οχήματα. Για την περίπτωση αυτή, δημιουργήθηκε συνάρτηση που ελέγχει τη θέση και την κατάσταση αλλαγής λωρίδας του οχήματος και αν αυτή ταυτίζεται με την παραπάνω περίπτωση, δίνει εντολή για την εκ νέου απόπειρα αλλαγή λωρίδας.

Τέλος, σε παρόμοιο πλαίσιο, παρατηρήθηκε πως ορισμένα οχήματα που επιθυμούσαν να εξέλθουν από το δίκτυο μέσω της ράμπας εξόδου βρίσκονταν σε λάθος λωρίδα και παρέμεναν στάσιμα στον κόμβο μεταξύ των ακμών E1 και E2, διαταράσσοντας σημαντικά την κυκλοφορία. Για τον λόγο αυτό δημιουργήθηκε συνάρτηση η οποία ελέγχει αν τα οχήματα ταυτίζονται με την παραπάνω περίπτωση και αν αυτό συμβαίνει, δίνει εντολή για αλλαγή διαδρομής προς το τέλος του τμήματος ελεύθερης λεωφόρου (Edge E2).

4.9 Δημιουργία περιβάλλοντος ενισχυτικής μάθησης

Στην προηγούμενη ενότητα δημιουργήθηκε το περιβάλλον ελέγχου της προσομοίωσης, όπως και προετοιμασία για τη διασύνδεσή του με το περιβάλλον ενισχυτικής μάθησης. Το περιβάλλον αυτό έχει στόχο την εκπαίδευση ενός μοντέλου ενισχυτικής μάθησης μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον ελέγχου (και τελικά το περιβάλλον προσομοίωσης), χρησιμοποιώντας το επιθυμητό μοντέλο ενισχυτικής μάθησης.

Για το περιβάλλον ενισχυτικής μάθησης, θα χρησιμοποιηθεί η βιβλιοθήκη μεθόδων `Stable Baselines 3 (SB3)`, η οποία περιλαμβάνει αξιόπιστες υλοποιήσεις αλγορίθμων ενισχυτικής μάθησης στο `PyTorch`. Όπως καθορίστηκε στη μεθοδολογική προσέγγιση, ο αλγόριθμος που θα χρησιμοποιηθεί είναι ο `Proxy Policy Optimization (PPO)`. Το `SB3` παρέχει δυνατότητα εκτέλεσης πολλαπλών προσομοιώσεων παράλληλα, ώστε να επιταχυνθεί η διαδικασία εκπαίδευσης του μοντέλου, αναλόγως βέβαια και των υπολογιστικών δυνατοτήτων του συστήματος.

Η διαδικασία εκτέλεσης του περιβάλλοντος ενισχυτικής μάθησης είναι οι εξής:

1. Καθορισμός φακέλων στους οποίους θα αποθηκεύονται τα παραγόμενα μοντέλα και οι αναφορές (logs)
2. Χρήση διανυσματικού περιβάλλοντος (vectorized environment), για τη δημιουργία ενός ενιαίου περιβάλλοντος στο οποίο στοιβάζονται πολλά ανεξάρτητα περιβάλλοντα.

3. Ορισμός του αλγορίθμου ενισχυτικής μάθησης που θα χρησιμοποιηθεί και καθορισμός των παραμέτρων του
4. Ρύθμιση συχνότητας και ονομασίας αποθήκευσης μοντέλων
5. Έναρξη διαδικασίας μάθησης με καθορισμό των συνολικών βημάτων ελέγχου για τα οποία θα εκτελεστεί

Οι παράμετροι του αλγορίθμου PPO που απαιτούνται και σύντομη περιγραφή τους παρουσιάζεται στον Πίνακα 4-13.

Πίνακας 4-13: Παράμετροι αλγορίθμου PPO

Όνομα	Τιμή	Περιγραφή
<i>policy</i>	MlpPolicy	Η πολιτική MlpPolicy χρησιμοποιείται όταν στο μοντέλο παρέχονται διανύσματα με την κατάσταση του περιβάλλοντος προσομοίωσης. Η πολιτική CnnPolicy χρησιμοποιείται όταν στο μοντέλο δίνεται η κατάσταση ως φωτογραφία
<i>env</i>	vec_env	Το διανυσματικό περιβάλλον όπως ορίστηκε παραπάνω
<i>n_steps</i>	10	Αριθμός βημάτων που εκτελούνται για κάθε περιβάλλον για κάθε ενημέρωση
<i>gamma</i>	0.99	Ο εκπτώτικός συντελεστής γ (discount factor)
<i>batch_size</i>	80	Μέγεθος Minibatch
<i>verbose</i>	1	Παροχή πληροφοριακών μηνυμάτων
<i>tensorboard_log</i>	logdir	Η περιοχή καταγραφής στοιχείων για το tensorboard

4.10 Υπολογιστικά συστήματα υλοποίησης

Κατά τη διαδικασία υλοποίησης της εργασίας, χρησιμοποιήθηκαν διάφορα είδη υπολογιστικών συστημάτων, με διαφορετικές προδιαγραφές και χαρακτηριστικά. Σε γενικές γραμμές από τις διάφορες δοκιμές που πραγματοποιήθηκαν προέκυψε πως το περιβάλλον προσομοίωσης εκτελείται αποδοτικότερα στο λειτουργικό σύστημα Linux σε σχέση με το λειτουργικό σύστημα Windows, ακόμα και με τη χρήση Libsumo.

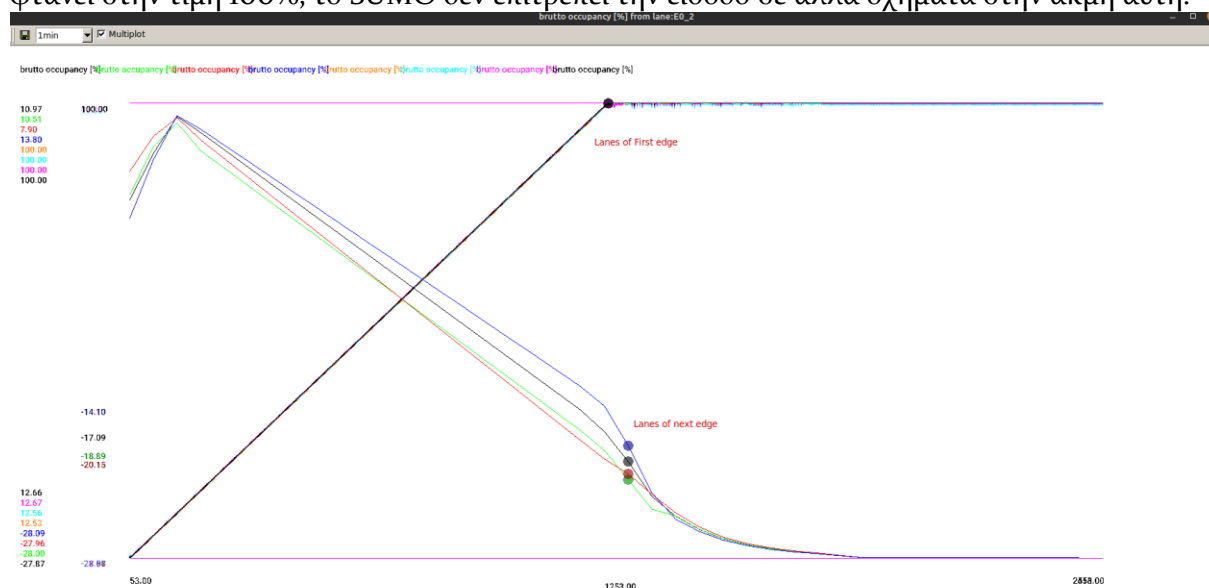
Κατά τη διαδικασία της πρώιμης υλοποίησης της εργασίας, χρησιμοποιήθηκε Laptop με επεξεργαστή INTEL i5-3600 και 6GB RAM DDR3 και Desktop με επεξεργαστή INTEL i5-4600 και 8GB RAM DDR3. Στο Laptop και στο Desktop υπήρχε δυνατότητα εκτέλεσης 2 και 3 παράλληλων περιβαλλόντων αντίστοιχα. Και τα δύο συστήματα είχαν λειτουργικά συστήματα Windows 10 και Linux Mint 21.1 (Ubuntu-based) με Dual Boot.

Στο στάδιο της εύρεσης και βελτιστοποίησης των μετρικών της συνάρτησης επιβράβευσης χρησιμοποιήθηκαν CPU Optimized Εικονικές Μηχανές (Virtual Machines) στο Cloud, με λειτουργικό σύστημα Ubuntu 22.04, 4 επεξεργαστές Intel και 8GB RAM. Αρχικά, δημιουργήθηκε μια εικονική μηχανή ενώ στη συνέχεια δημιουργήθηκε μια δεύτερη, ως κλώνος της πρώτης για εκτέλεση διαφορετικών σεναρίων. Στις εικονικές μηχανές υπήρχε δυνατότητα εκτέλεσης 4 παράλληλων περιβαλλόντων.

Για την εκμάθηση του μοντέλου, χρησιμοποιήθηκε υπολογιστής του Εργαστηρίου Κυκλοφοριακής Τεχνικής της Σχολής Πολιτικών Μηχανικών Ε.Μ.Π., με λειτουργικό σύστημα Ubuntu 22.04, επεξεργαστή INTEL i9-11900 και μνήμη 128GB RAM DDR4. Στον υπολογιστή αυτό υπήρχε δυνατότητα εκτέλεσης 8 παράλληλων περιβαλλόντων.

4.11 Εντοπισμός προβλήματος στο SUMO

Κατά την εκτέλεση των πρώτων ολοκληρωμένων προσομοιώσεων, διάρκειας πάνω από 1 ώρα, με χρήση του αλγορίθμου simplra για οργάνωση των φαλαγγών, παρατηρήθηκε πως μετά από ένα χρονικό διάστημα το SUMO δεν πρόσθετε νέα οχήματα στο δίκτυο και τα άφηνε εκτός της προσομοίωσης, χωρίς κανέναν προφανή λόγο. Με την εκτέλεση της προσομοίωσης μέσω του sumo-gui έγινε φανερό πως μετά από ορισμένο χρονικό διάστημα, η κατάληψη των λωρίδων της πρώτης ακμής (συγκεκριμένα η τιμή brutto occupancy, δηλαδή η κατάληψη που περιλαμβάνει το μήκος του οχήματος και το ελάχιστο κενό μεταξύ των οχημάτων) είχε ένδειξη 100%, παρά το γεγονός πως η λωρίδα αυτή ήταν άδεια. Μάλιστα, το διάγραμμα της εξέλιξης της τιμής της brutto κατάληψης σε σχέση με τον χρόνο φαίνεται πως αυξάνεται γραμμικά (Εικόνα 4-3), ενώ όταν φτάνει στην τιμή 100%, το SUMO δεν επιτρέπει την είσοδο σε άλλα οχήματα στην ακμή αυτή.



Εικόνα 4-3: Κατάληψη Brutto

Το πρόβλημα εντοπίστηκε στον πηγαίο κώδικα του SUMO, στο αρχείο MSLane.cpp, το οποίο αντιπροσωπεύει μια λωρίδα στη μικροσκοπική προσομοίωση. Ο υπολογισμός της κατάληψης brutto γίνεται με τον ακόλουθο τρόπο:

- Όταν εισέρχεται ένα όχημα στη λωρίδα, προστίθεται στην τιμή «myBruttoVehicleLengthSum» το άθροισμα του μήκος του οχήματος και του ελάχιστου κενού του οχήματος σύμφωνα με τον τύπο του οχήματος
- Αντίστοιχα, όταν εξέρχεται ένα όχημα στη λωρίδα, αφαιρείται από την τιμή «myBruttoVehicleLengthSum» το άθροισμα του μήκος του οχήματος και του ελάχιστου κενού του οχήματος σύμφωνα με τον τύπο του οχήματος
- Η κατάληψη brutto υπολογίζεται βάσει της τιμής myBruttoVehicleLengthSum

Ο παραπάνω αλγόριθμος υπολογισμού της κατάληψης brutto είναι μεν απλός και χωρίς ιδιαίτερο υπολογιστικό κόστος, αλλά δε λαμβάνει υπόψη την πιθανότητα μεταβολής της παραμέτρου του ελάχιστου κενού του οχήματος όσο αυτό κινείται στην εν λόγω λωρίδα. Αυτό ακριβώς συνέβη και στην περίπτωση αυτή. Αν ένα αυτόματο όχημα κατά την είσοδο του στην προσομοίωση είχε $min\text{gap} = 2.50\text{ m}$ και κατά τη διάρκεια κίνησης του στη λωρίδα γινόταν μέλος μιας φάλαγγας, αυτό άλλαζε τύπο οχήματος και το ελάχιστο κενό μειωνόταν σε $min\text{gap} = 0.50\text{ m}$. Ως εκ τούτου, στην τιμή «myBruttoVehicleLengthSum» για το παραπάνω όχημα, παραμένει μια λανθασμένη τιμή κατάληψης $2.50 - 0.50 = 2\text{ m}$. Μετά από κάποιο χρόνο οι λανθασμένες τιμές συσσωρεύονται και καλύπτουν όλο το μήκος της λωρίδας, με αποτέλεσμα η κατάληψη της λωρίδας να φαίνεται πως είναι 100%.

Για τη γρήγορη αντιμετώπιση του προβλήματος, τροποποιήθηκε ο πηγαίος κώδικας ώστε να υπολογίζει την κατάληψη με βάση τα χαρακτηριστικά των οχημάτων τη στιγμή του υπολογισμού. Στη συνέχεια, έγινε μεταγλώττιση (compile) του πηγαίου κώδικα ώστε να προκύψει εκτελέσιμο αρχείο, το οποίο και χρησιμοποιήθηκε για την εργασία αυτή.

Τέλος, πραγματοποιήθηκε αναφορά του προβλήματος στο κεντρικό αποθετήριο κώδικα του SUMO, για να διορθωθεί καθολικά.

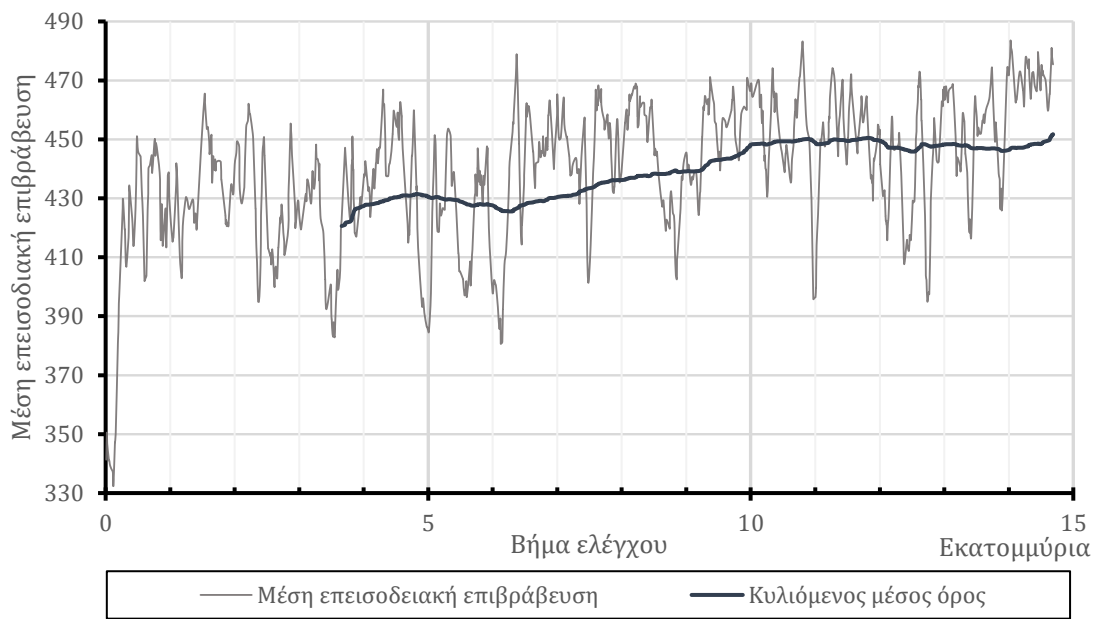
5 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

5.1 Επισκόπηση διαδικασίας εκπαίδευσης μοντέλου

Για την παρακολούθηση της διαδικασίας εκπαίδευσης του μοντέλου ενισχυτικής μάθησης χρησιμοποιήθηκε το πρόγραμμα Tensorboard, το οποίο σε ζωντανό χρόνο αντλούσε από τα αρχεία καταγραφής της διαδικασίας διάφορες μετρικές και τις αναπαριστούσε σε μορφή διαγράμματος. Το πρόγραμμα αυτό εγκαθίσταται ως βιβλιοθήκη μεθόδων της Python και εκτελείται είτε μέσω ενός περιβάλλοντος επεξεργαστή κώδικα (IDE π.χ. Visual Studio Code), είτε από τη γραμμή εντολών. Το Tensorboard στη συνέχεια δημιουργεί έναν τοπικό εξυπηρετητή ιστού, που παρέχει πρόσβαση στο περιβάλλον οπτικοποίησης των παραπάνω δεδομένων. Το περιβάλλον είναι γραμμένο σε μορφή ιστοσελίδας (HTML, JavaScript) και είναι προσβάσιμο μέσω φυλλομετρητή στην τοπική θύρα 6006 (αν δεν έχει οριστεί διαφορετική): <http://localhost:6006>.

Η εκπαίδευση του μοντέλου στο υπολογιστικό σύστημα που αναλύθηκε στην ενότητα της υλοποίησης διήρκεσε **43 ώρες** (1 ημέρα και 19 ώρες) κατά τις οποίες εκτελέστηκαν 14,686,480 βήματα ελέγχου. Κάθε επεισόδιο περιλαμβάνει $\frac{3600sec}{5sec} = 720$ βήματα ελέγχου, άρα συνολικά ολοκληρώθηκαν 20,397 επεισόδια. Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, υπήρξε τακτική παρακολούθηση της μεταβολής της μέσης επεισοδιακής επιβράβευσης ανά 100 επεισόδια, όπου με τον όρο «επεισοδιακή επιβράβευση» εννοείται το άθροισμα των επιβραβεύσεων όλων των βημάτων ελέγχου ενός επεισοδίου. Το διάγραμμα της μέσης επεισοδιακής επιβράβευσης ανά 100 επεισόδια σε συνάρτηση με τα βήματα ελέγχου που έχουν πραγματοποιηθεί παρουσιάζεται στο **Διάγραμμα 5-1**.

Για να γίνει εμφανής η τάση της επιβράβευσης, σχηματίζεται και η γραμμή κυλιόμενου μέσου όρου για 255 τιμές. Επιπλέον, στο ίδιο σχήμα παρουσιάζεται η εξέλιξη της μέσης τιμής της επιβράβευσης. Ο κυλιόμενος μέσος όρος καταδεικνύει πως η μέση επιβράβευση έχει ανοδική τάση, η οποία και έχει σταθεροποιηθεί κατά τα τελευταία 5 εκατομμύρια βήματα ελέγχου. Για τον λόγο αυτό θεωρείται πως η εκπαίδευση του μοντέλου έχει ολοκληρωθεί και το τελικό μοντέλο που προέκυψε στα 14,686,480 βήματα ελέγχου χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση των μέτρων που λαμβάνει.

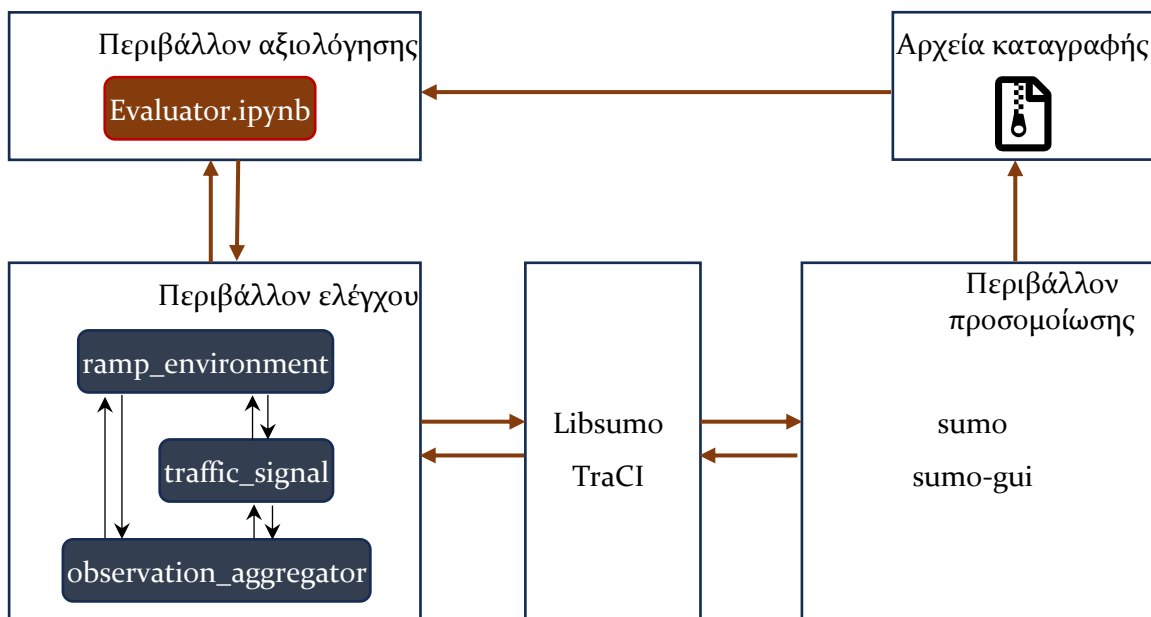


Διάγραμμα 5-1: Μέση επεισοδιακή επιβράβευση μοντέλου

5.2 Περιβάλλον αξιολόγησης

5.2.1 Δομή περιβάλλοντος

Για την αξιολόγηση του τελικού μοντέλου δημιουργείται ένα ολοκληρωμένο περιβάλλον αξιολόγησης σε Jupyter Notebook, το οποίο βασίζεται στη γλώσσα προγραμματισμού Python. Το Notebook αυτό αλληλοεπιδρά με το περιβάλλον ελέγχου και το περιβάλλον προσομοίωσης για να εκτελέσει τις προσομοιώσεις και να αντλήσει στοιχεία που χρησιμοποιούνται για τη σύγκριση των μοντέλων, όπως φαίνεται στο **Διάγραμμα 5-2**.



Διάγραμμα 5-2: Διασύνδεση περιβάλλοντος αξιολόγησης

5.2.2 Προετοιμασία περιβάλλοντος προσομοίωσης και ελέγχου

Για την άντληση των μετρικών αξιολόγησης, πέρα από τη χρήση του TraCI/Libsumo, θα χρησιμοποιηθούν και αρχεία καταγραφής του περιβάλλοντος προσομοίωσης τα οποία αφορούν πληροφορίες για τις διαδρομές (trips) που ολοκληρώθηκαν κατά το επεισόδιο προσομοίωσης, καθώς και στατιστικές πληροφορίες για το επεισόδιο προσομοίωσης. Τα δύο αρχεία αυτά ονομάζονται *TripInfo* και *Statistics* αντίστοιχα και έχουν δομή XML. Για να δημιουργηθούν τα αρχεία αυτά πρέπει να προστεθούν στην εντολή εκκίνησης της προσομοίωσης οι παράμετροι που αναγράφονται με την ένδειξη «(Για λειτουργία προσομοίωσης)» στον Πίνακα 4-6, οι οποίοι καθορίζουν την ονομασία των αρχείων και ορίζουν ότι στο αρχείο *TripInfo* πρέπει να συμπεριληφθούν και τα οχήματα που είτε δεν έχουν αναχωρήσει από την ακμή εισόδου τους λόγω καθυστερήσεων, είτε δεν έχουν φτάσει στο τέλος του δικτύου.

Επιπλέον, δημιουργούνται βοηθητικές συναρτήσεις στο περιβάλλον ελέγχου για την προετοιμασία των μετρικών και για την άντλησή τους από το περιβάλλον αξιολόγησης. Τέλος, αξίζει να σημειωθεί πως η δημιουργία των παραπάνω αρχείων έχει υπολογιστικό κόστος στην προσομοίωση. Για τον λόγο αυτό, οι παράμετροι με την ένδειξη «(Για λειτουργία προσομοίωσης)» χρησιμοποιούνται μόνο όταν είναι ενεργό το περιβάλλον αξιολόγησης.

5.2.3 Διαδικασία αξιολόγησης

Η αξιολόγηση του τελικού μοντέλου ενισχυτικής μάθησης, πραγματοποιείται συγκρίνοντας τα κυκλοφοριακά δεδομένα της περιοχής πλέξης αλλά και του γενικότερου οδικού τμήματος που προσομοιώνεται, για κάθε ένα από τα κυκλοφοριακά σενάρια που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του μοντέλου. Επιπλέον, αξιολογούνται τρία ακόμα σενάρια που δεν πήραν μέρος στη διαδικασία της εκπαίδευσης, ώστε να εξεταστεί η γενίκευση (generalization) του μοντέλου, δηλαδή η ικανότητα προσαρμογής του σε νέα δεδομένα που δεν έχουν παρατηρηθεί κατά τη δημιουργία του μοντέλου. Το σύνολο των σεναρίων παρουσιάζεται στον Πίνακα 5-1, με τα σενάρια που χρησιμοποιούνται για την εξέταση της γενίκευσης να σημειώνονται με έντονο τόνο.

Πίνακας 5-1: Κυκλοφοριακά σενάρια αξιολόγησης μοντέλου

Συντ. Ζήτησης			Ποσοστό αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας			
w_1	w_2	w_3	20%	40%	60%	80%
0.9	1.2	0.9	$S_{1_{20}}$	$S_{1_{40}}$	$S_{1_{60}}$	$S_{1_{80}}$
0.9	1.2	1.2	$S_{2_{20}}$	$S_{2_{40}}$	$S_{2_{60}}$	$S_{2_{80}}$
1.0	1.0	1.0	$S_{3_{20}}$	$S_{3_{40}}$	$S_{3_{60}}$	$S_{3_{80}}$
1.1	1.3	1.3	$S_{4_{20}}$	$S_{4_{40}}$	$S_{4_{60}}$	$S_{4_{80}}$

Στο σημείο αυτό καθορίζονται και οι μετρικές που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση του μοντέλου. Στον Πίνακα 5-2, αναφέρονται οι μετρικές, η περιγραφή τους και η προέλευσή τους.

Στη συνέχεια, για κάθε σενάριο καθορίζεται ο μέγιστος επιτρεπόμενος αριθμός οχημάτων σε φάλαγγα που θα χρησιμοποιηθεί. Ο αριθμός αυτός επιλέγεται τυχαία από το εύρος [4,10], για τους λόγους που αναλύθηκαν στην ενότητα 3.5.

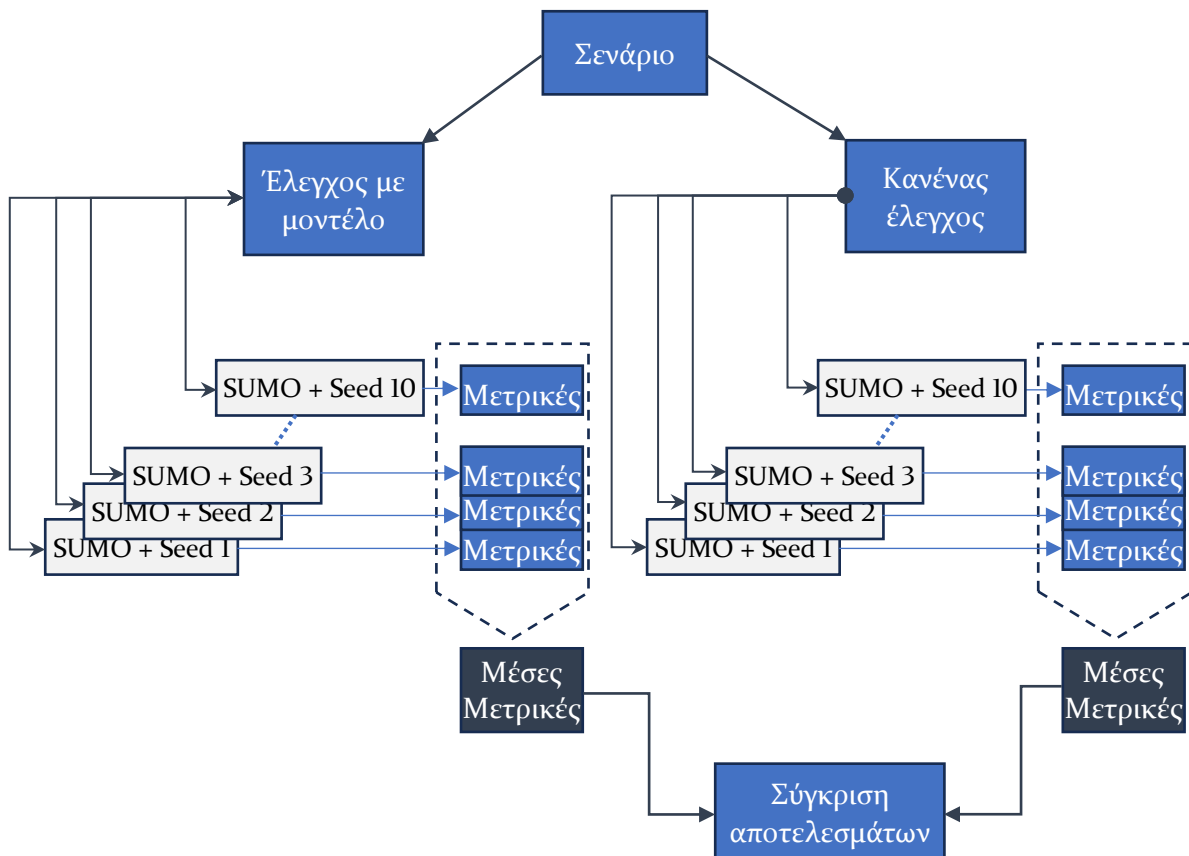
Πίνακας 5-2: Σύνολο μετρικών που χρησιμοποιούνται κατά τη διαδικασία αξιολόγησης του μοντέλου

Όνομα	Προέλευση	Περιγραφή
<i>TTT</i>	TripInfo	Η συντομογραφία TTT σημαίνει Total Travel Time και ισούνται με το άθροισμα του χρόνου διαδρομής όλων των οχημάτων που αναχώρησαν μετά τη φάση προθέρμανσης της προσομοίωσης
<i>TTS</i>	Tripinfo	Η συντομογραφία TTS σημαίνει Total Time Spent και ισούνται με το άθροισμα του TTT και του χρόνου αναμονής λόγω καθυστέρησης στην αναχώρηση των οχημάτων αυτών
<i>meanspeed</i>	Tripinfo	Η μέση ταχύτητα των οχημάτων που κινήθηκαν στο οδικό δίκτυο μετά τη φάση προθέρμανσης της προσομοίωσης
<i>timeloss</i>	Tripinfo	Αφορά τον μέσο χαμένο χρόνο ανά όχημα επειδή δεν οδηγούσε με τη βέλτιστη δυνατή ταχύτητα
<i>depdelay</i>	Tripinfo	Αφορά τον μέσο χρόνο καθυστέρησης της αναχώρησης λόγω συμφόρησης ανά όχημα
<i>loaded</i>	Statistics	Αριθμός οχημάτων που φορτώθηκαν στην προσομοίωση
<i>inserted</i>	Statistics	Αριθμός οχημάτων που έχουν εισαχθεί στο οδικό περιβάλλον της προσομοίωσης
<i>running</i>	Statistics	Αριθμός οχημάτων που κινούνται στο οδικό περιβάλλον της προσομοίωσης κατά τη λήξη του επεισοδίου
<i>waiting</i>	Statistics	Αριθμός οχημάτων που αναμένουν για την αναχώρησή τους λόγω συμφόρησης κατά τη λήξη του επεισοδίου
<i>arrived</i>	Calculation	Συνολικός αριθμός οχημάτων που έχουν φτάσει στον προορισμό τους κατά τη λήξη του επεισοδίου
<i>action_TL</i>	Control Environment	Ακολουθία των τιμών των ενεργειών που έχουν ληφθεί από τον πράκτορα ενισχυτικής μάθησης όσον αφορά τη σηματοδότηση της ράμπας εισόδου
<i>action_VSL</i>	Control Environment	Ακολουθία των τιμών των ενεργειών που έχουν ληφθεί από τον πράκτορα ενισχυτικής μάθησης όσον αφορά τα επιβαλλόμενα όρια ταχύτητας στη δεξιότερη λωρίδα της ακμής E0_2
<i>queue_nr</i>	Control Environment	Ακολουθία που περιέχει τις τιμές των οχημάτων που βρίσκονται σε ουρά στη ράμπα εισόδου ανά βήμα ελέγχου για όλη τη διάρκεια του επεισοδίου
<i>meanV_LO</i>	Control Environment	Μέση ταχύτητα οχημάτων στη βοηθητική λωρίδα του τμήματος πλέξης για όλη τη διάρκεια του επεισοδίου
<i>meanV_LI</i>	Control Environment	Μέση ταχύτητα οχημάτων στη δεξιότερη λωρίδα της ελεύθερης λεωφόρου στο τμήμα πλέξης για όλη τη διάρκεια του επεισοδίου
<i>meanV_DET</i>	Control Environment	Μέση ταχύτητα οχημάτων στον φωρατή τμήματος λωρίδας για όλη τη διάρκεια του επεισοδίου
<i>queue_OnR</i>	Control Environment	Μέση τιμή οχημάτων που βρίσκονται σε ουρά στη ράμπα εισόδου
<i>avg_plt_len</i>	Control Environment	Μέσος αριθμός οχημάτων σε φάλαγγα αυτόματων οχημάτων

Για τη διασφάλιση της αξιοπιστίας των μετρικών που αντλούνται από το περιβάλλον της προσομοίωσης, οι τελικές τιμές των μετρικών για κάθε σενάριο θα προκύψουν ως μέσες τιμές των μετρικών 10 επεισοδίων προσομοίωσης, με διαφορετικές φύτες (seeds). Για τον λόγο αυτό, δημιουργείται κατά τη διαδικασία προετοιμασίας της αξιολόγησης για κάθε σενάριο, λίστα με 10 τυχαίους φυσικούς αριθμούς οι οποίοι θα αποτελέσουν φύτες για το περιβάλλον προσομοίωσης.

Μετά τον καθορισμό των παραμέτρων (λίστα με αριθμούς-φύτες και μέγιστος αριθμός οχημάτων σε φάλαγγα), εκτελούνται τα επεισόδια προσομοίωσης για κάθε αριθμό-φύτρα στη σχετική λίστα χωρίς κανένα μέτρο ελέγχου κυκλοφορίας. Όταν ολοκληρωθούν, υπολογίζονται οι μέσες μετρικές και αποθηκεύονται σε λεξικό. Στη συνέχεια εκτελούνται εκ νέου τα επεισόδια προσομοίωσης για κάθε αριθμό-φύτρα στη σχετική λίστα εφαρμόζοντας αυτή τη φορά μέτρα ελέγχου της κυκλοφορίας, τα οποία καθορίζονται από το εκπαιδευμένο ενισχυτικής μάθησης που αξιολογείται. Ακολούθως, υπολογίζονται οι μέσες μετρικές και αποθηκεύονται σε λεξικό. Τέλος, ο αλγόριθμος συγκρίνει τα δύο λεξικά μεταξύ τους και επιστρέφει πίνακα που περιέχει τις τιμές των μετρικών για την περίπτωση ελέγχου και μη-ελέγχου και την ποσοστιαία μεταβολή τους.

Η διαδικασία αξιολόγησης που αναλύθηκε παραπάνω παρουσιάζεται στο **Διάγραμμα 5-3**.



Διάγραμμα 5-3: Αλγόριθμος αξιολόγησης μοντέλου

Στην επόμενη ενότητα, θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα της αξιολόγησης κάθε μοντέλου, ομαδοποιώντας τα με βάση τους συντελεστές ζήτησης τους. Με τον τρόπο αυτό, θα παρουσιαστεί η μεταβολή των μετρικών σε συνάρτηση με τη μεταβολή της σύνθεσης της κυκλοφορίας για τα σενάρια συντελεστών ζήτησης $\delta 1, \delta 2, \delta 3, \delta 4$ μαζί με σχολιασμό των αποτελεσμάτων.

5.3 Παρουσίαση αποτελεσμάτων

Αποτελέσματα αξιολόγησης σεναρίου S1

Τα στατιστικά στοιχεία της προσομοίωσης που αφορούν το σενάριο S1 παρατίθενται στον Πίνακα 5-3.

Πίνακας 5-3: Στατιστικά στοιχεία προσομοίωσης (S1)

Μεταβλητή	S1 ₂₀			S1 ₄₀		
Έλεγχος	ΜΕ	ΧΩΡΙΣ	ΜΕΤΑΒΟΛΗ	ΜΕ	ΧΩΡΙΣ	ΜΕΤΑΒΟΛΗ
<i>loaded</i>	7315.70	7315.70	0.00%	7289.80	7289.80	0.00%
<i>inserted</i>	7315.20	7243.40	0.99%	7288.90	7288.60	0.00%
<i>running</i>	164.40	362.90	-54.70%	159.50	199.50	-20.05%
<i>waiting</i>	0.50	72.30	-99.31%	0.90	1.20	-25.00%
<i>arrived</i>	7150.30	6808.20	5.02%	7128.50	7087.90	0.57%
<i>avg_plt_len</i>	2.28	2.28	0.00%	2.73	2.72	0.32%
Μεταβλητή	S1 ₆₀			S1 ₈₀		
Έλεγχος	ΜΕ	ΧΩΡΙΣ	ΜΕΤΑΒΟΛΗ	ΜΕ	ΧΩΡΙΣ	ΜΕΤΑΒΟΛΗ
<i>loaded</i>	7296.10	7296.10	0.00%	7294.50	7294.50	0.00%
<i>inserted</i>	7294.90	7294.90	0.00%	7294.10	7294.10	0.00%
<i>running</i>	162.20	166.70	-2.70%	144.70	147.50	-1.90%
<i>waiting</i>	1.20	1.20	0.00%	0.40	0.40	0.00%
<i>arrived</i>	7131.50	7127.00	0.06%	7149.00	7146.20	0.04%
<i>avg_plt_len</i>	3.37	3.36	0.28%	4.03	4.00	0.55%

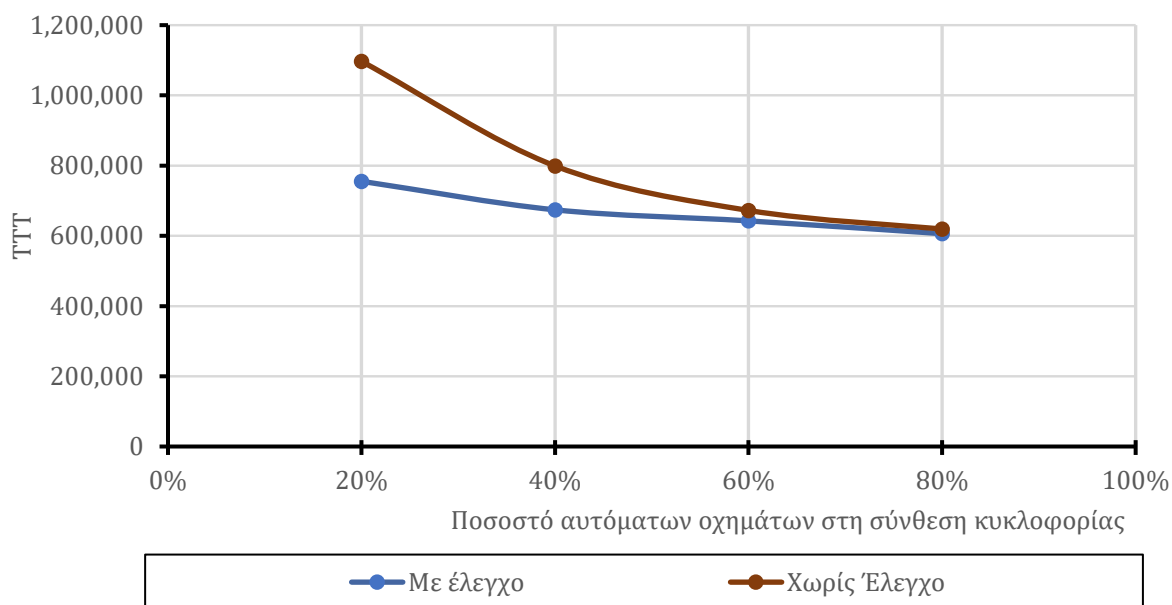
Από τα στοιχεία αυτά παρατηρείται πως με την εφαρμογή των μεθόδων ελέγχου υπήρξε μείωση στα οχήματα που κατά το τέλος της προσομοίωσης κινούνταν (έως -54.7%) ή περίμεναν να αναχωρήσουν από την ακμή που προέρχονται (έως -99.3%). Η διαφορά αυτή είναι η πρώτη ένδειξη πως η μέθοδος ελέγχου είναι αποδοτική, καθώς περισσότερα οχήματα φτάνουν στον προορισμό τους έως τη λήξη της προσομοίωσης, δηλαδή η γενικότερη ικανότητα εξυπηρέτησης του συστήματος βελτιώνεται.

Για να επιβεβαιωθεί αυτό και να αποτυπωθεί η επιρροή των αυτόματων οχημάτων σε διάφορες μετρικές που αναλύθηκαν παραπάνω, δημιουργούνται διαγράμματα τα οποία αποτυπώνουν τη μεταβολή των μετρικών αυτών σε σχέση με τη μεταβολή του ποσοστού των αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας.

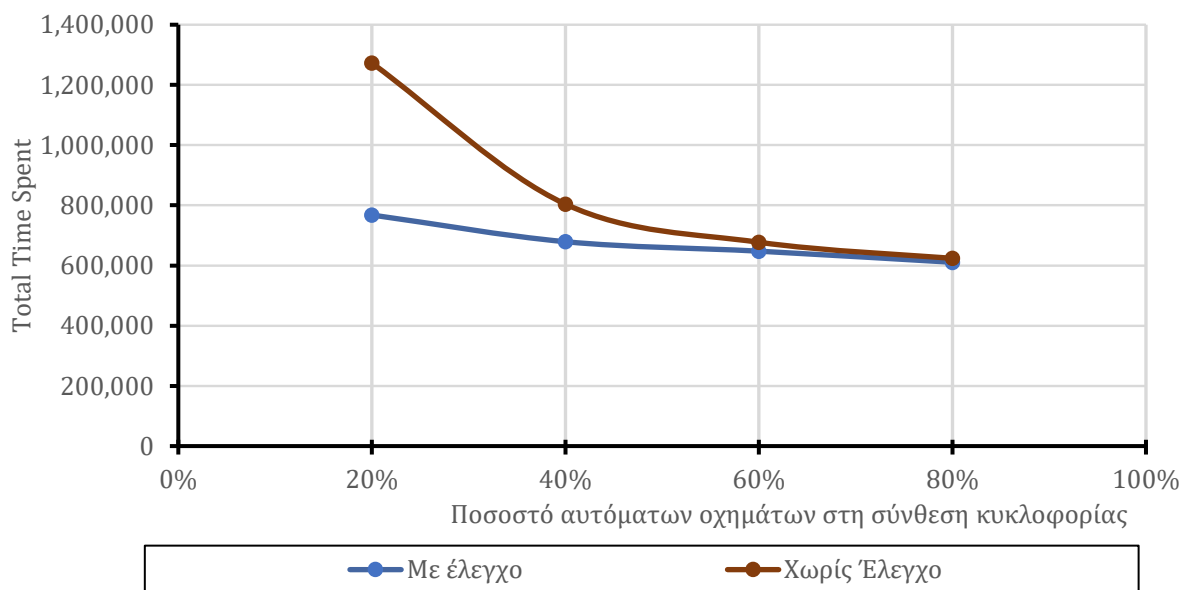
Από τα διαγράμματα 5-4 έως 5-7 παρατηρείται πως ανεξαρτήτως από την εφαρμογή ή μη των μεθόδων ελέγχου που εξετάζονται, η αύξηση του ποσοστού των οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας και συνεπώς η αύξηση των φαλαγγών αυτόματων οχημάτων στο δίκτυο οδηγεί σε αύξηση της μέσης ταχύτητας και στη μείωση του συνολικού χρόνου διαδρομής (TTT), του συνολικού σπαταλημένου χρόνου (TTS) και του μέσου χαμένου χρόνου. Αυτό το συμπέρασμα είναι συμβατό με αποτελέσματα ερευνών της βιβλιογραφίας τα οποία κάνουν λόγο για αύξηση της κυκλοφοριακής ικανότητας, λόγω των φαλαγγών αυτόματων οχημάτων.

Επιπλέον, παρατηρείται πως η εφαρμογή των μεθόδων ελέγχου που εξετάζονται οδηγεί σε βελτιωμένες μετρικές σε σχέση με τις μετρικές που συλλέχθηκαν κατά την εκτέλεση του σεναρίου προσομοίωσης χωρίς μεθόδους ελέγχου. Η βελτίωση των μετρικών είναι σημαντικά μεγαλύτερη

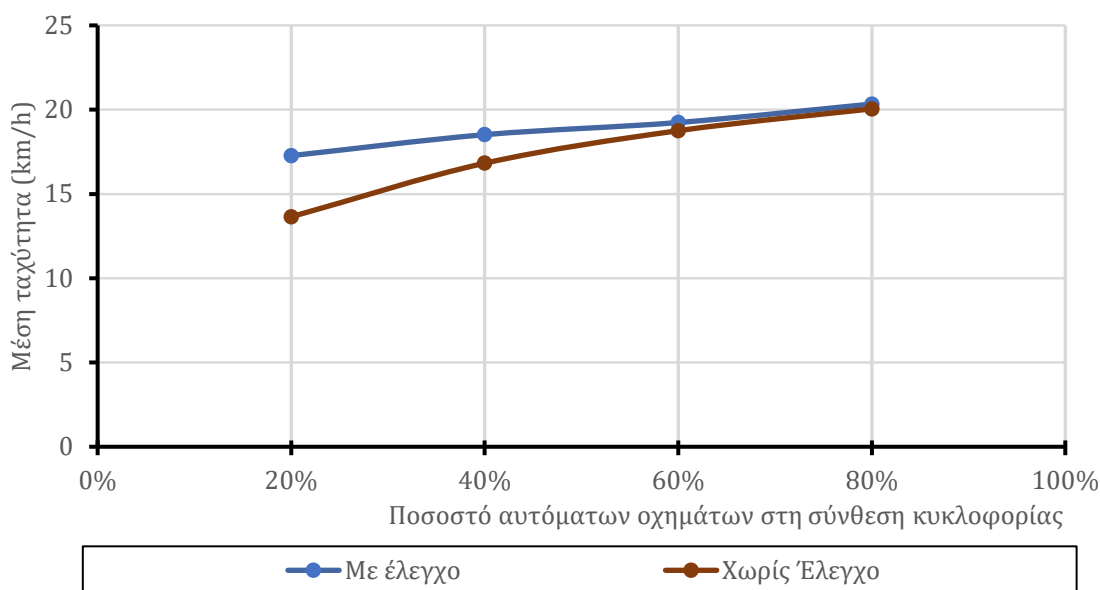
για χαμηλά ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας (20%, 40%) ενώ η επίδοση των μέτρων φθίνει για μεγαλύτερα ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας (60%, 80%). Παρά τη φθίνουσα απόδοση, οι συνθήκες του δικτύου με έλεγχο είναι καλύτερες ή προσεγγίζουν τις συνθήκες του δικτύου χωρίς έλεγχο.



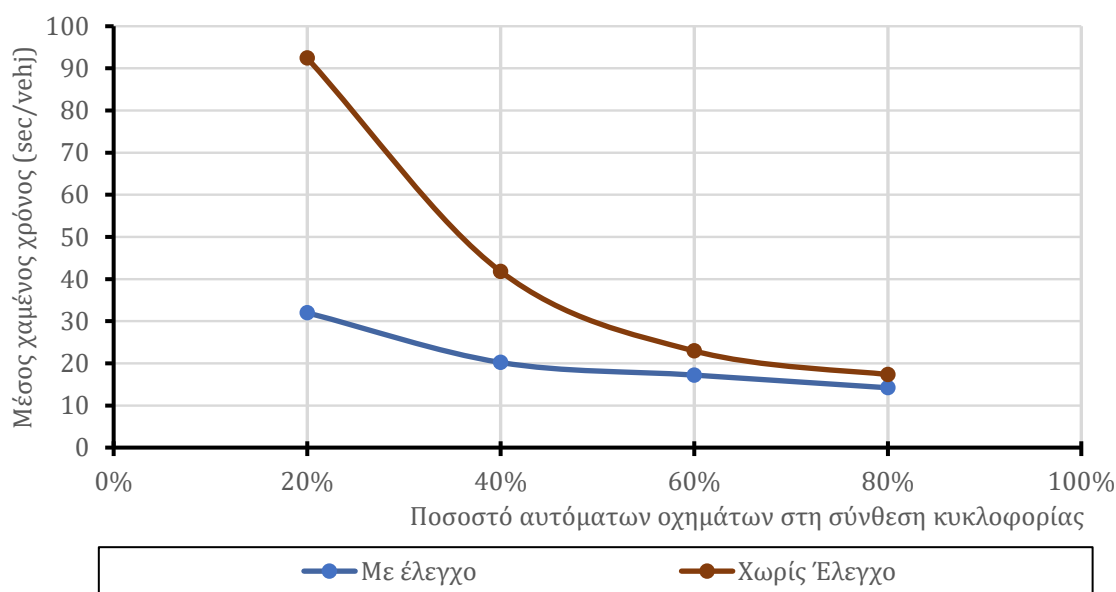
Διάγραμμα 5-4: Συνολικός χρόνος διαδρομής ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (SI)



Διάγραμμα 5-5: Συνολικός χρόνος που σπαταλήθηκε ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (SI)

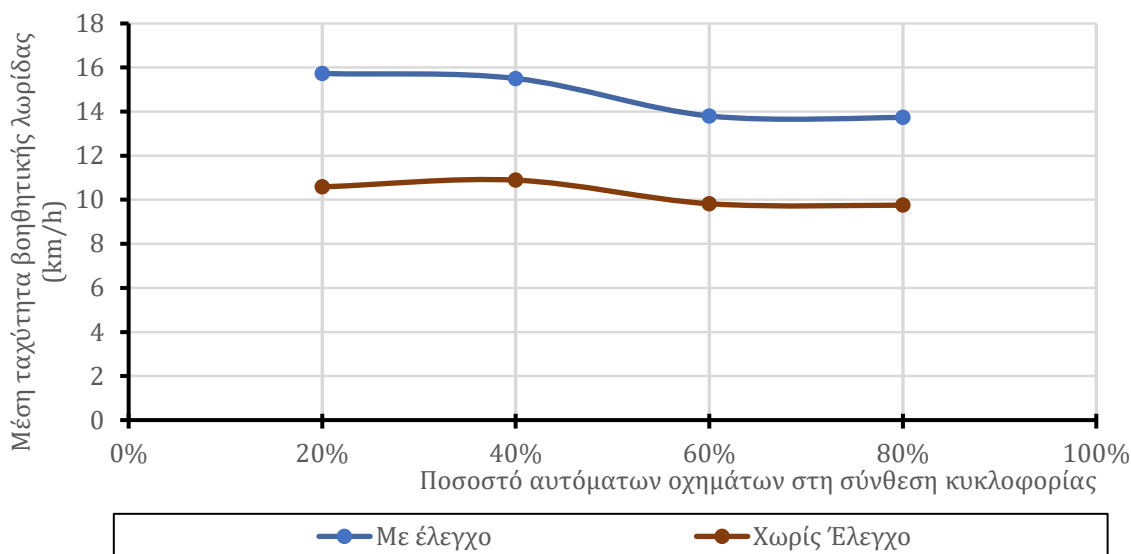


Διάγραμμα 5-6: Μέση ταχύτητα στο δίκτυο ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (SI)

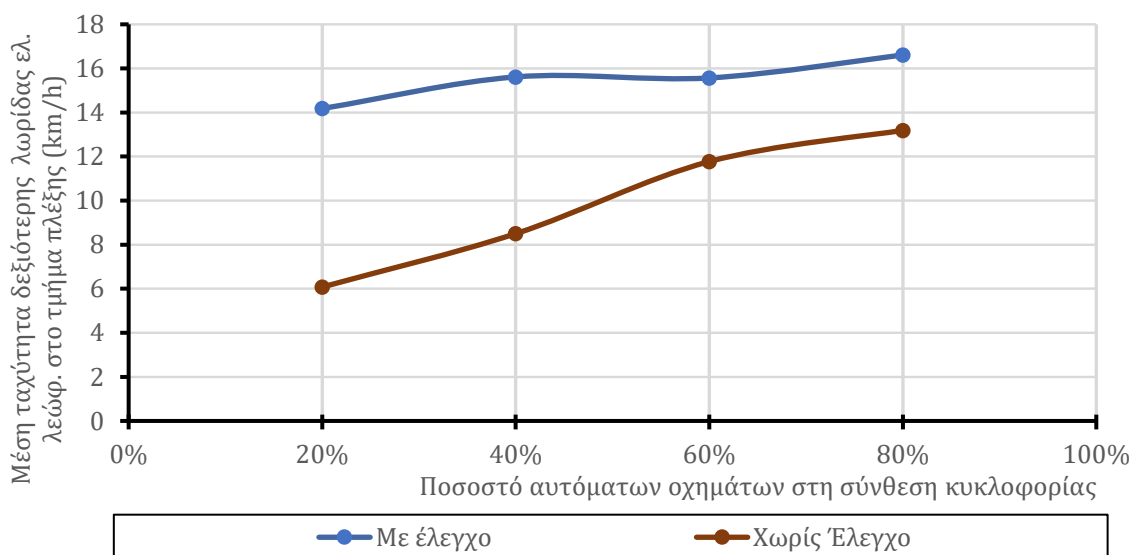


Διάγραμμα 5-7: Μέσος χαμένος χρόνος ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (SI)

Στα διαγράμματα 5-8 και 5-9 διαφαίνεται η αύξηση των ταχυτήτων λόγω της εφαρμογής των μέτρων ελέγχου στην περιοχή πλέξης και για τα τέσσερα σενάρια σύνθεσης της κυκλοφορίας που εξετάζονται. Η μείωση στη μέση ταχύτητα της βοηθητικής λωρίδας που παρατηρείται, ενδέχεται να οφείλεται στη λιγότερο επιθετική οδική συμπεριφορά των αυτόματων οχημάτων και στη δυνατότητα πρώιμης αλλαγής λωρίδας από τη βοηθητική λωρίδα προς την ελεύθερη λεωφόρο λόγω των μεγαλύτερων κενών που δημιουργούνται από τον σχηματισμό φαλαγγών.

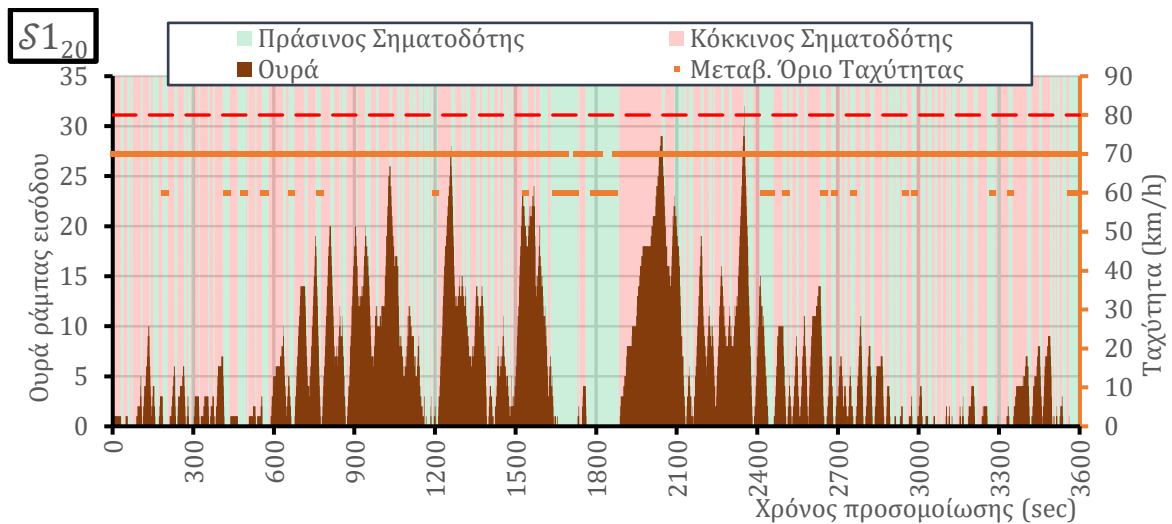


Διάγραμμα 5-8: Μέση ταχύτητα στη βοηθητική λωρίδα ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (SI)

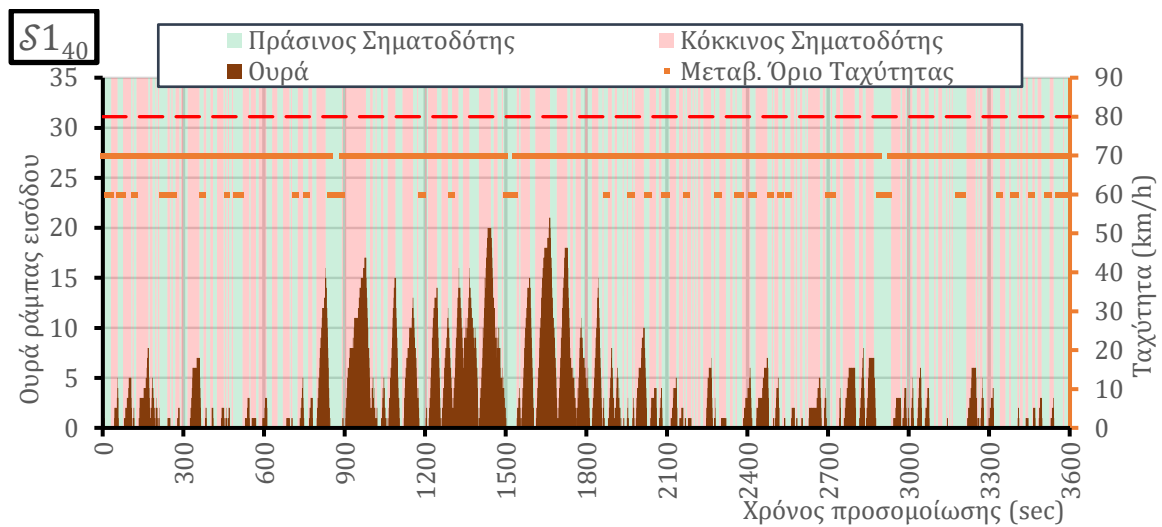


Διάγραμμα 5-9: Μέση ταχύτητα στη δεξιότερη λωρίδα ελ. λεωφ. ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων

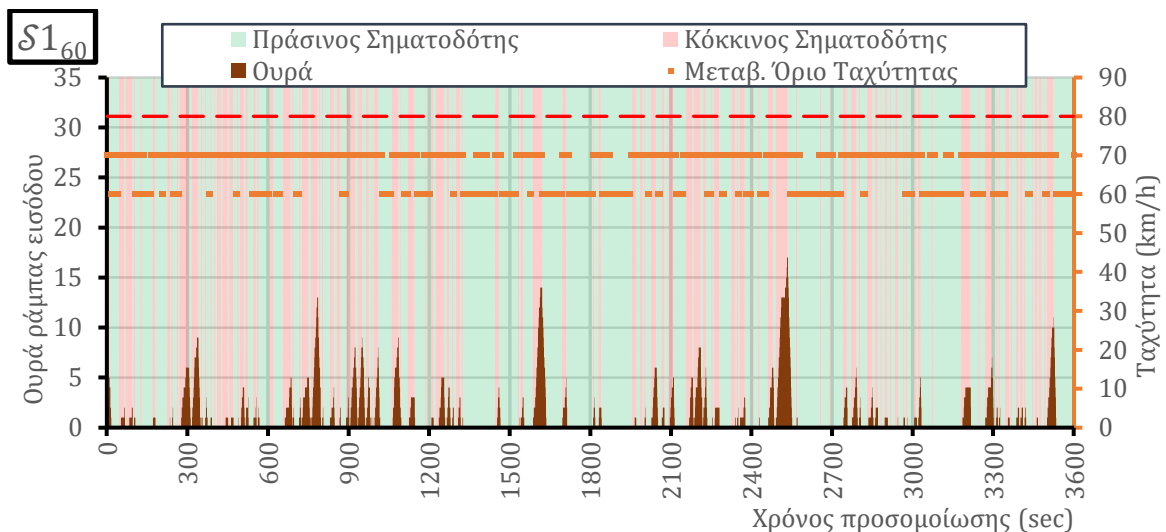
Στα διαγράμματα 5-10-5-13 παρουσιάζονται γραφικά οι ενέργειες που λαμβάνει ο πράκτορας ενισχυτικής μάθησης για τη σηματοδότηση και για τα μεταβλητά όρια ταχύτητας, σε συνάρτηση με τον αριθμό οχημάτων σε ουρά στη ράμπα εισόδου. Δημιουργείται ένα διάγραμμα ανά εξεταζόμενο ποσοστό αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση κυκλοφορίας. Οι τιμές του διαγράμματος αφορούν ένα τυχαίο επεισόδιο από όσα εκτελέστηκαν σε κάθε σενάριο (10 με διαφορετικές φύτρες). Παρατηρείται πως για μειωμένα ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας χρησιμοποιείται σε μεγαλύτερο βαθμό ο έλεγχος της ράμπας εισόδου με τον σηματοδότη, ενώ για αυξημένα ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας χρησιμοποιούνται σε μεγαλύτερο βαθμό τα μεταβλητά όρια ταχύτητας. Επιπλέον, από τα 5 όρια ταχυτήτων που βρίσκονται στη διάθεση του πράκτορα ενισχυτικής μάθησης, χρησιμοποιούνται μόνο 2 (60km/h και 70 km/h).



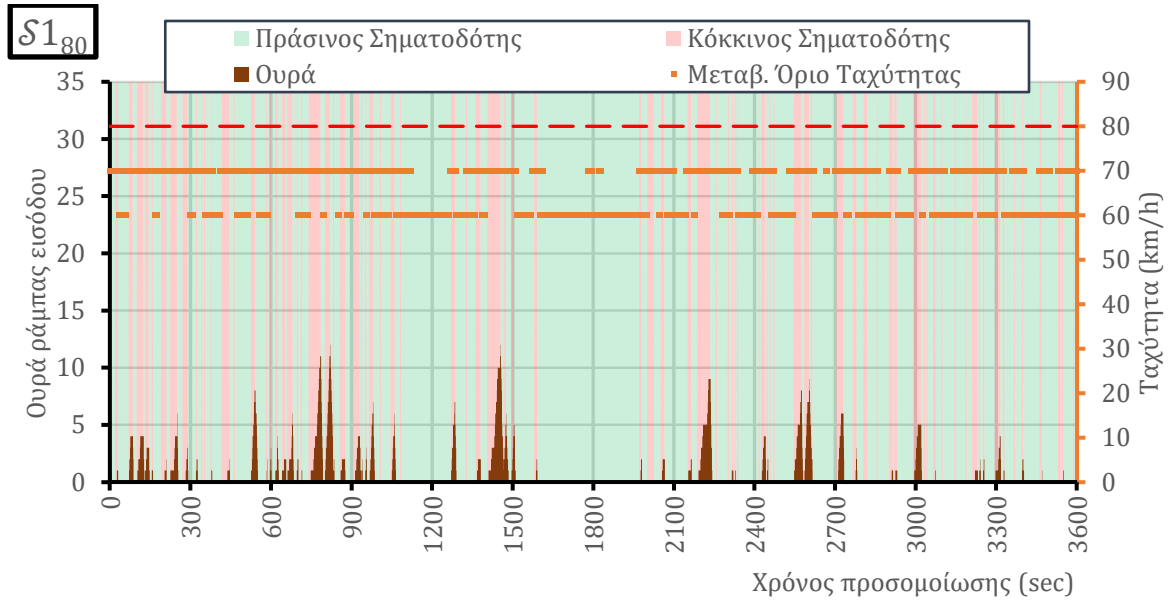
Διάγραμμα 5-I: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 20% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (SI)



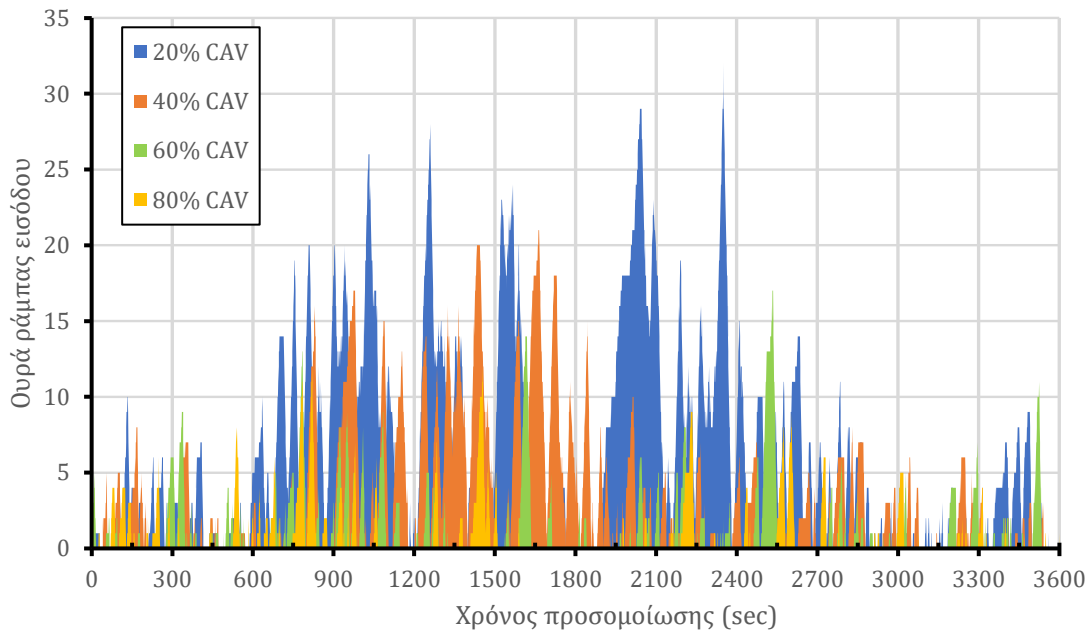
Διάγραμμα 5-II: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 40% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (SI)



Διάγραμμα 5-III: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 60% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (SI)



Διάγραμμα 5-13: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 80% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (SI)



Διάγραμμα 5-14: Συγκεντρικό διάγραμμα ουράς στη ράμπα εισόδου για επεισόδιο προσομοίωσης και διαφορετικές συνθέσεις στην κυκλοφορία (SI)

Αποτελέσματα αξιολόγησης σεναρίου S2

Τα στατιστικά στοιχεία της προσομοίωσης που αφορούν το σενάριο S2 παρατίθενται στον Πίνακα 5-4.

Πίνακας 5-4: Στατιστικά στοιχεία προσομοίωσης (S2)

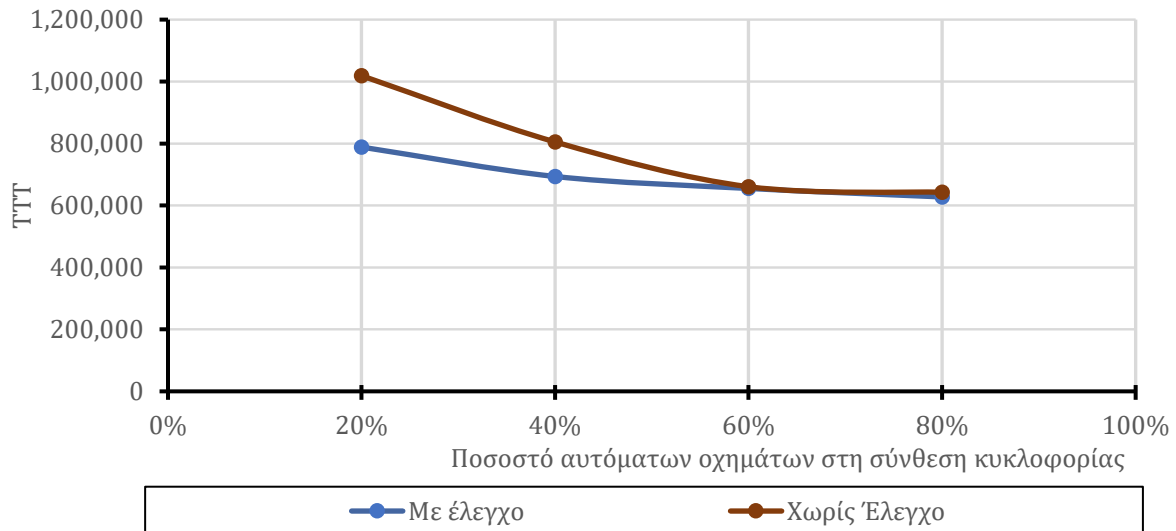
Μεταβλητή	S2 ₂₀			S2 ₄₀		
	ME	ΧΩΡΙΣ	ΜΕΤΑΒΟΛΗ	ME	ΧΩΡΙΣ	ΜΕΤΑΒΟΛΗ
<i>loaded</i>	7410.30	7410.30	0.00%	7395.60	7395.60	0.00%
<i>inserted</i>	7396.90	7386.10	0.15%	7394.60	7394.60	0.00%
<i>running</i>	185.00	313.20	-40.93%	161.20	193.90	-16.86%
<i>waiting</i>	13.40	24.20	-44.63%	1.00	1.00	0.00%
<i>arrived</i>	7198.50	7048.70	2.13%	7232.40	7199.70	0.45%
<i>avg_plt_len</i>	2.27	2.27	0.00%	2.75	2.75	-0.07%
Μεταβλητή	S2 ₆₀			S2 ₈₀		
	ME	ΧΩΡΙΣ	ΜΕΤΑΒΟΛΗ	ME	ΧΩΡΙΣ	ΜΕΤΑΒΟΛΗ
<i>loaded</i>	7398.80	7398.80	0.00%	7448.00	7448.00	0.00%
<i>inserted</i>	7398.00	7398.00	0.00%	7446.20	7446.50	0.00%
<i>running</i>	163.00	167.50	-2.69%	150.20	151.90	-1.12%
<i>waiting</i>	0.80	0.80	0.00%	1.80	1.50	20.00%
<i>arrived</i>	7234.20	7229.70	0.06%	7294.20	7293.10	0.02%
<i>avg_plt_len</i>	3.34	3.32	0.13%	4.07	4.04	0.76%

Ομοίως με το πρώτο σενάριο, παρατηρείται πως με την εφαρμογή των μεθόδων ελέγχου υπήρξε μείωση στα οχήματα που κατά το τέλος της προσομοίωσης κινούνταν (έως -40.93%) ή περίμεναν να αναχωρήσουν από την ακμή που προέρχονται (έως -44.63%). Επομένως και στο σενάριο αυτό, υπάρχει ένδειξη πως η μέθοδος ελέγχου είναι αποδοτική και η γενικότερη ικανότητα εξυπηρέτησης του συστήματος βελτιώνεται.

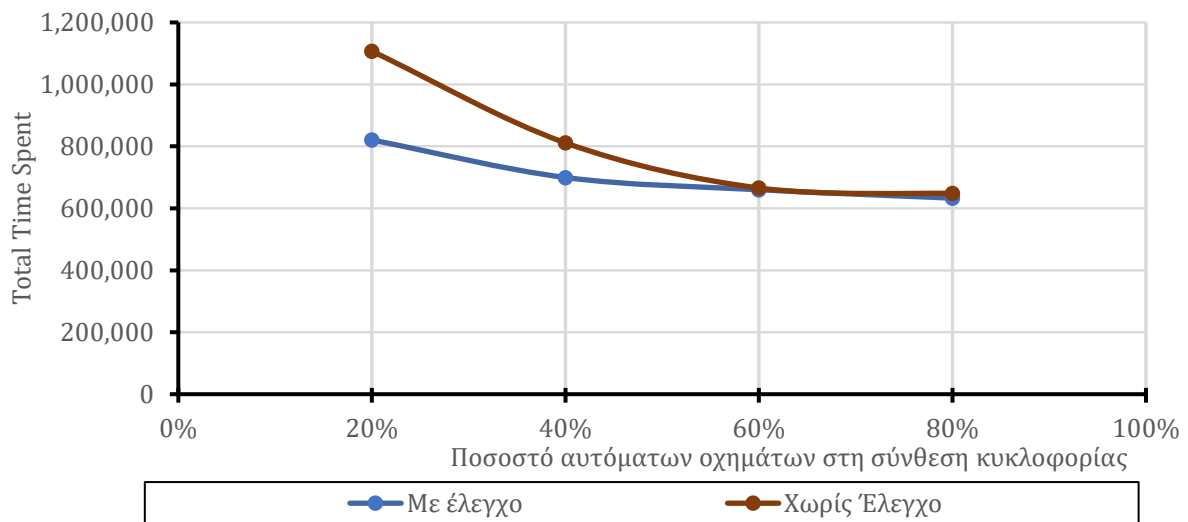
Για να επιβεβαιωθεί αυτό και να αποτυπωθεί η επιρροή των αυτόματων οχημάτων σε διάφορες μετρικές που αναλύθηκαν παραπάνω, όπως και προηγουμένως, δημιουργούνται διαγράμματα τα οποία αποτυπώνουν τη μεταβολή των μετρικών αυτών σε σχέση με τη μεταβολή του ποσοστού των αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας.

Από τα διαγράμματα 5-15 έως 5-18 παρατηρείται πως ανεξαρτήτως από την εφαρμογή ή μη των μεθόδων ελέγχου που εξετάζονται, η αύξηση του ποσοστού των οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας και συνεπώς η αύξηση των φαλαγγών αυτόματων οχημάτων στο δίκτυο οδηγεί σε αύξηση της μέσης ταχύτητας και στη μείωση του συνολικού χρόνου διαδρομής (TTT), του συνολικού σπαταλημένου χρόνου (TTS) και του μέσου χαμένου χρόνου, όπως και στο προηγούμενο σενάριο.

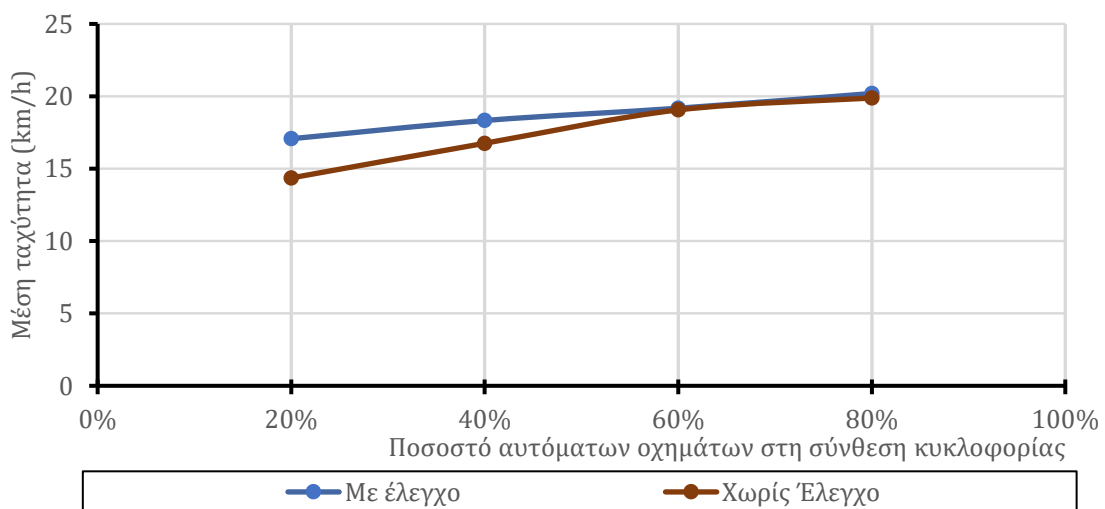
Επιπλέον, παρατηρείται πως η εφαρμογή των μεθόδων ελέγχου που εξετάζονται οδηγεί σε βελτιωμένες μετρικές σε σχέση με τις μετρικές που συλλέχθηκαν κατά την εκτέλεση του σεναρίου προσομοίωσης χωρίς μεθόδους ελέγχου. Η βελτίωση των μετρικών είναι σημαντικά μεγαλύτερη για χαμηλά ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας (20%, 40%) ενώ η επίδοση των μέτρων φθίνει για μεγαλύτερα ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας (60%, 80%), όπως και στο προηγούμενο σενάριο. Παρά τη φθίνουσα απόδοση, οι συνθήκες του δικτύου με έλεγχο είναι καλύτερες ή προσεγγίζουν τις συνθήκες του δικτύου χωρίς έλεγχο.



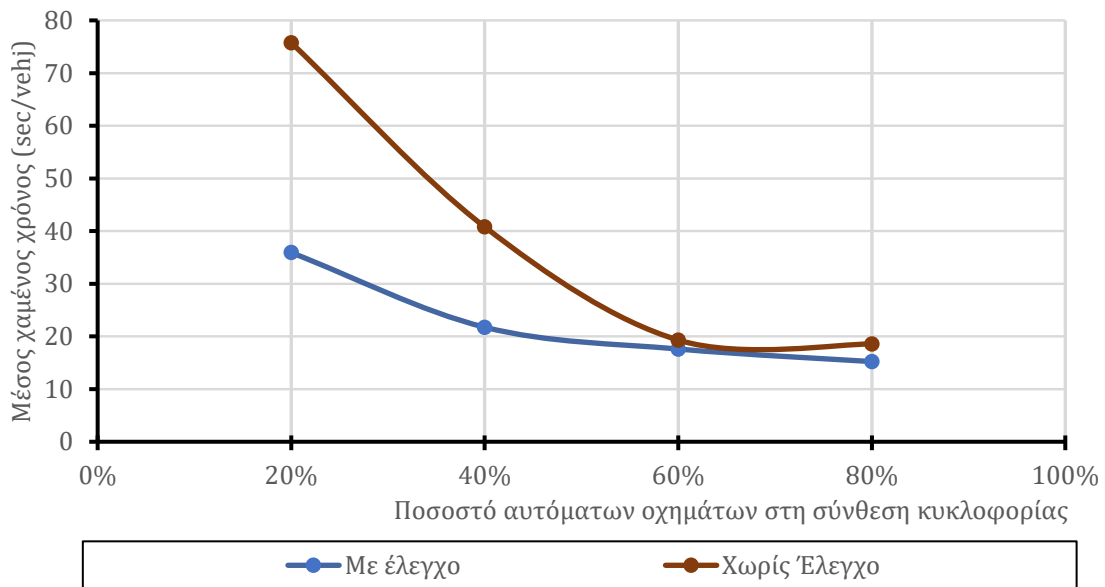
Διάγραμμα 5-15: Συνολικός χρόνος διαδρομής ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S2)



Διάγραμμα 5-16: Συνολικός χρόνος που σπαταλήθηκε ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S2)

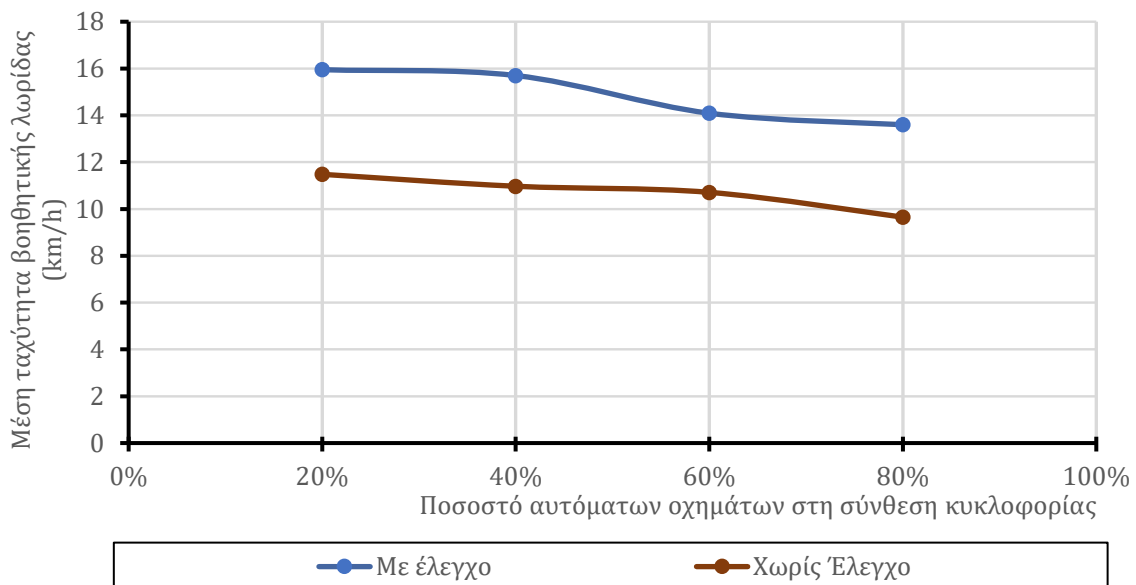


Διάγραμμα 5-17: Μέση ταχύτητα στο δίκτυο ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S2)

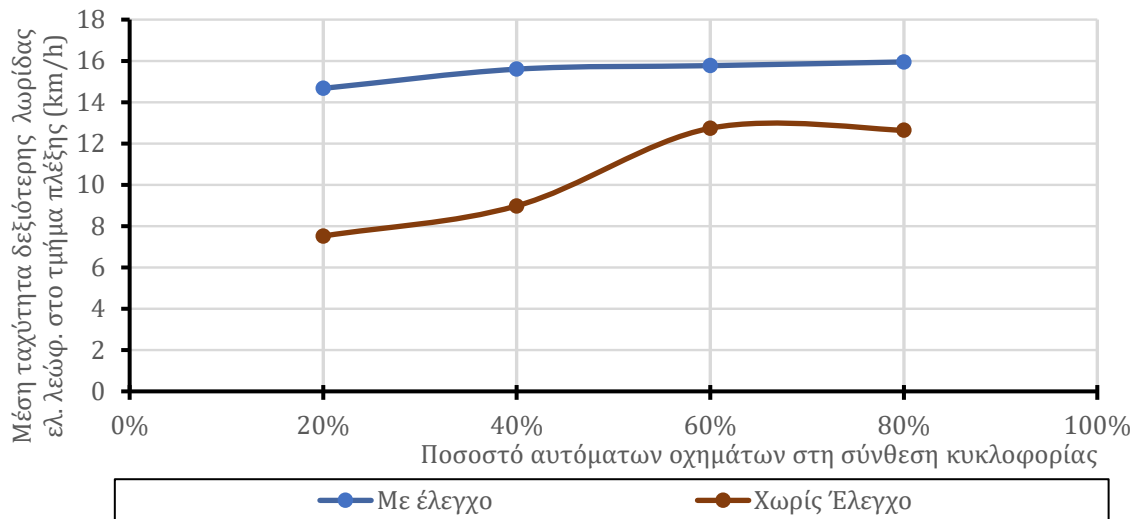


Διάγραμμα 5-18: Μέσος χαμένος χρόνος ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S2)

Στα διαγράμματα 5-19 και 5-20 διαφαίνεται η αύξηση των ταχυτήτων λόγω της εφαρμογής των μέτρων ελέγχου στην περιοχή πλέξης και για τα τέσσερα σενάρια σύνθεσης της κυκλοφορίας που εξετάζονται.

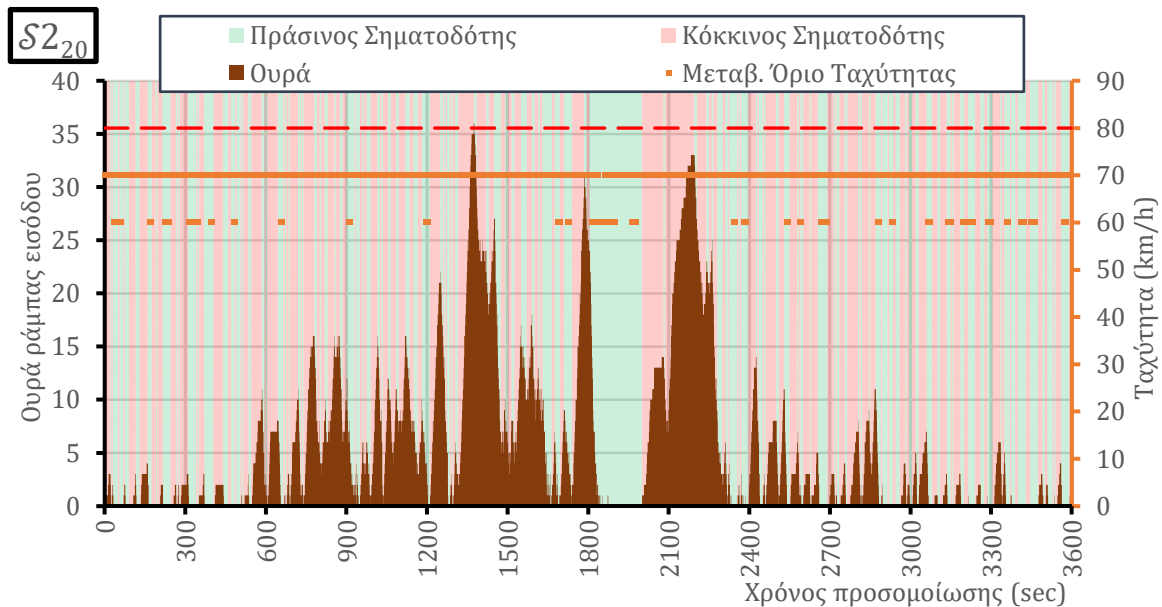


Διάγραμμα 5-19: Μέση ταχύτητα στη βοηθητική λωρίδα ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S2)

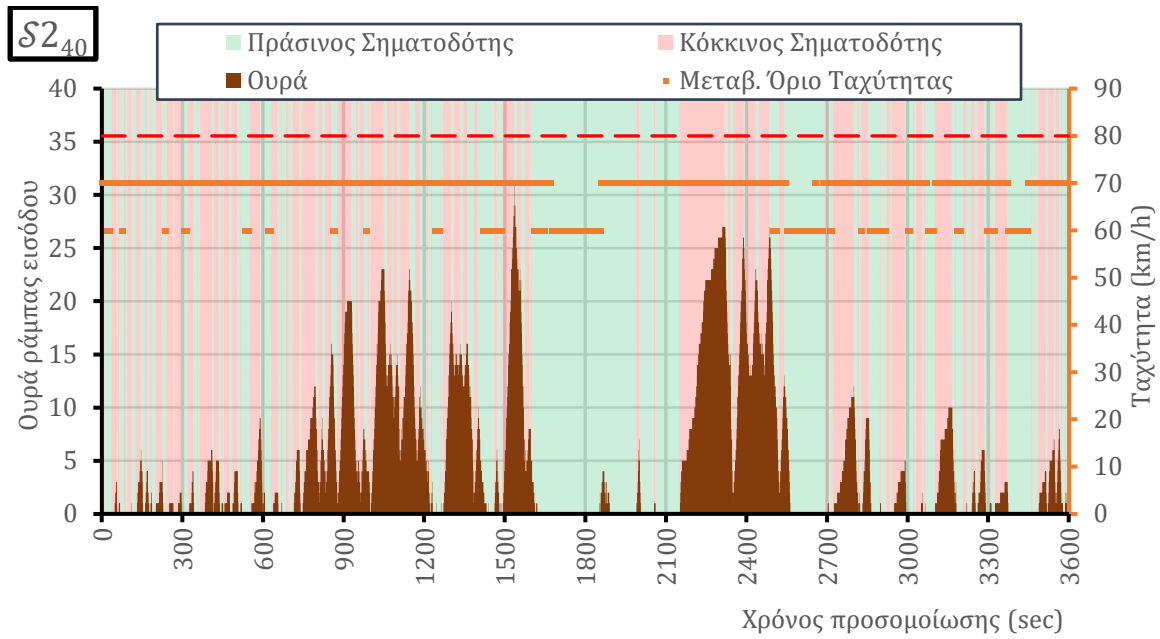


Διάγραμμα 5-20: Μέση ταχύτητα στη δεξιότερη λωρίδα ελ. λεωφ. ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S2)

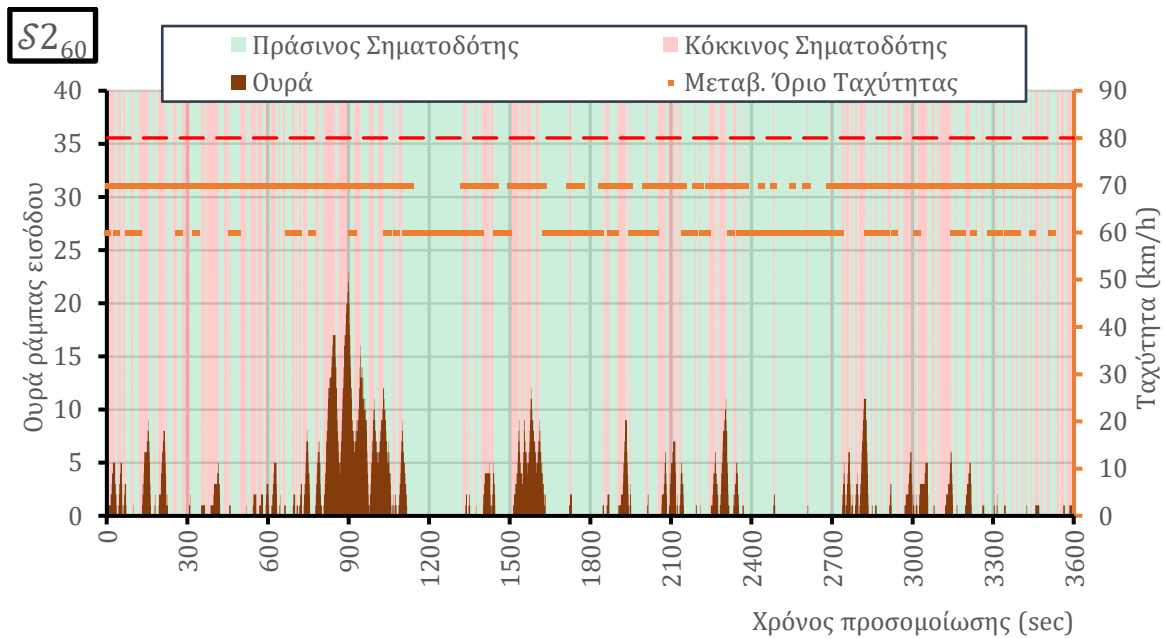
Στα διαγράμματα 5-21-5-24 παρουσιάζονται γραφικά οι ενέργειες που λαμβάνει ο πράκτορας ενισχυτικής μάθησης για τη σηματοδότηση και για τα μεταβλητά όρια ταχύτητας, σε συνάρτηση με τον αριθμό οχημάτων σε ουρά στη ράμπα εισόδου. Δημιουργείται ένα διάγραμμα ανά εξεταζόμενο ποσοστό αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση κυκλοφορίας. Οι τιμές του διαγράμματος αφορούν ένα τυχαίο επεισόδιο από όσα εκτελέστηκαν σε κάθε σενάριο (10 με διαφορετικές φύτες). Παρατηρείται, όπως και στο προηγούμενο σενάριο, πως για μειωμένα ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας χρησιμοποιείται σε μεγαλύτερο βαθμό ο έλεγχος της ράμπας εισόδου με τον σηματοδότη, ενώ για αυξημένα ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας χρησιμοποιούνται σε μεγαλύτερο βαθμό τα μεταβλητά όρια ταχύτητας. Επιπλέον, από τα 5 όρια ταχυτήτων που βρίσκονται στη διάθεση του πράκτορα ενισχυτικής μάθησης, χρησιμοποιούνται μόνο 2 (60km/h και 70 km/h).



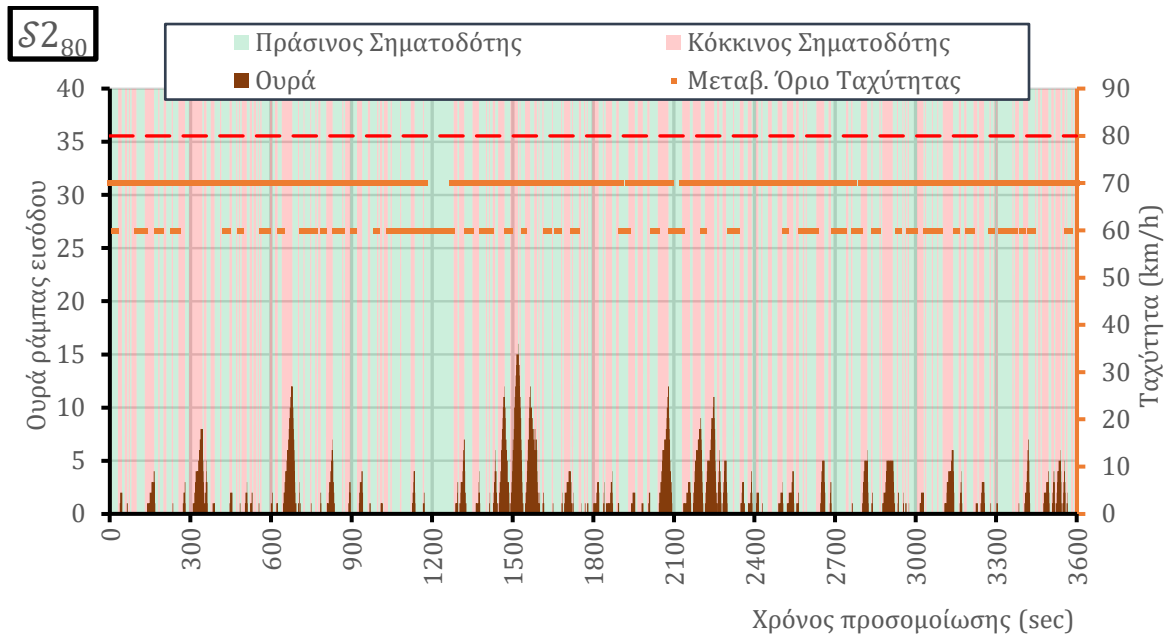
Διάγραμμα 5-21: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 20% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S2)



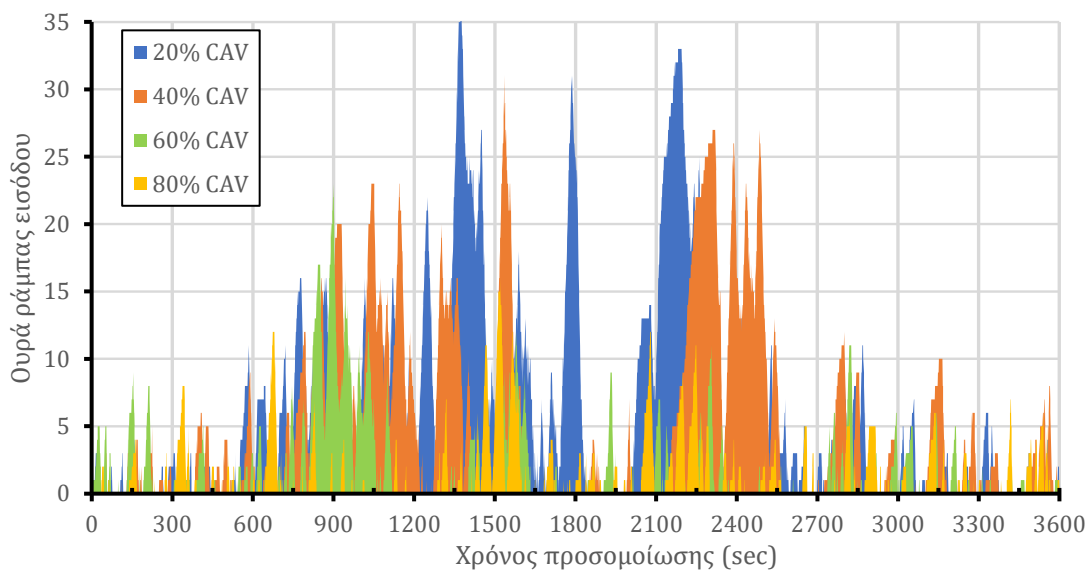
Διάγραμμα 5-22: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 40% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S2)



Διάγραμμα 5-23: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 60% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S2)



Διάγραμμα 5-24: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 80% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S2)



Διάγραμμα 5-25: Συγκεντρωτικό διάγραμμα ουράς στη ράμπα εισόδου για επεισόδιο προσομοίωσης και διαφορετικές συνθέσεις στην κυκλοφορία (S2)

Αποτελέσματα αξιολόγησης σεναρίου S3

Τα στατιστικά στοιχεία της προσομοίωσης που αφορούν το σενάριο S3 παρατίθενται στον Πίνακα 5-5. Με την εφαρμογή των μεθόδων ελέγχου υπήρξε αύξηση στα εισαχθέντα οχήματα στο δίκτυο (έως 4.99%), μείωση στα οχήματα που κατά το τέλος της προσομοίωσης κινούνταν (έως -37.08%) ή περίμεναν να αναχωρήσουν από την ακμή που προέρχονται (έως -97.80%). Επομένως και στο σενάριο αυτό, υπάρχει ένδειξη πως η μέθοδος ελέγχου είναι αποδοτική και η γενικότερη ικανότητα εξυπηρέτησης του συστήματος βελτιώνεται.

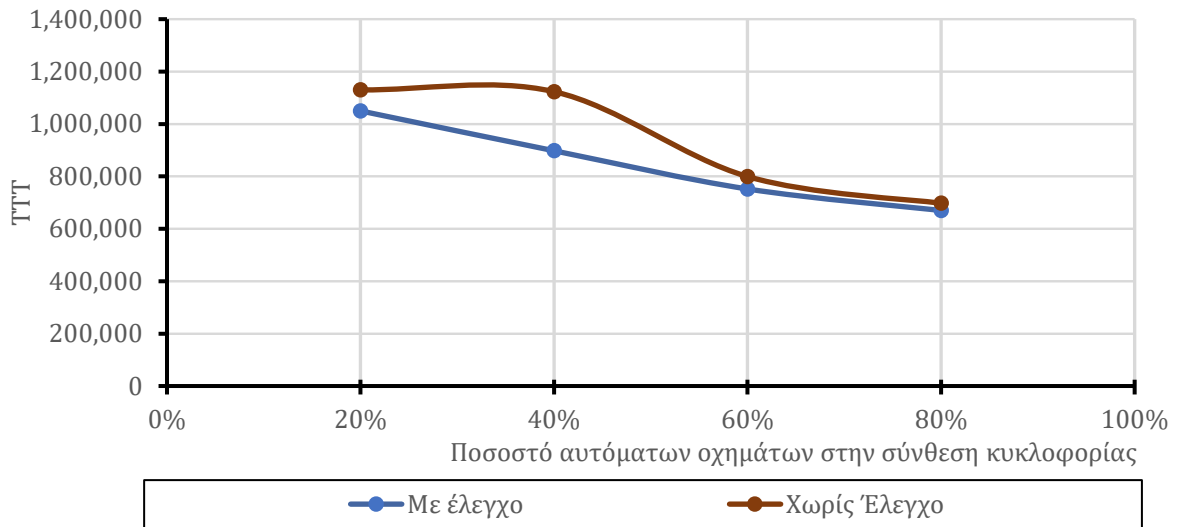
Πίνακας 5-5: Στατιστικά στοιχεία προσομοίωσης (S3)

Μεταβλητή	S3 ₂₀			S3 ₄₀		
	ME	ΧΩΡΙΣ	ΜΕΤΑΒΟΛΗ	ME	ΧΩΡΙΣ	ΜΕΤΑΒΟΛΗ
<i>loaded</i>	7903.00	7903.00	0.00%	7907.60	7907.60	0.00%
<i>inserted</i>	7864.00	7490.10	4.99%	7903.70	7730.50	2.24%
<i>running</i>	296.60	355.70	-16.62%	227.00	360.80	-37.08%
<i>waiting</i>	39.00	412.90	-90.55%	3.90	177.10	-97.80%
<i>arrived</i>	7528.40	6721.50	12.00%	7672.80	7192.60	6.68%
<i>avg_plt_len</i>	2.28	2.30	-1.24%	2.71	2.72	-0.36%
Μεταβλητή	S3 ₆₀			S3 ₈₀		
	ME	ΧΩΡΙΣ	ΜΕΤΑΒΟΛΗ	ME	ΧΩΡΙΣ	ΜΕΤΑΒΟΛΗ
<i>loaded</i>	7933.80	7933.80	0.00%	7899.00	7899.00	0.00%
<i>inserted</i>	7932.10	7931.70	0.01%	7898.00	7898.10	0.00%
<i>running</i>	177.40	179.40	-1.11%	165.40	168.00	-1.55%
<i>waiting</i>	1.70	2.10	-19.05%	1.00	0.90	11.11%
<i>arrived</i>	7753.00	7750.20	0.04%	7731.60	7729.20	0.03%
<i>avg_plt_len</i>	3.45	3.44	0.34%	4.21	4.21	-0.01%

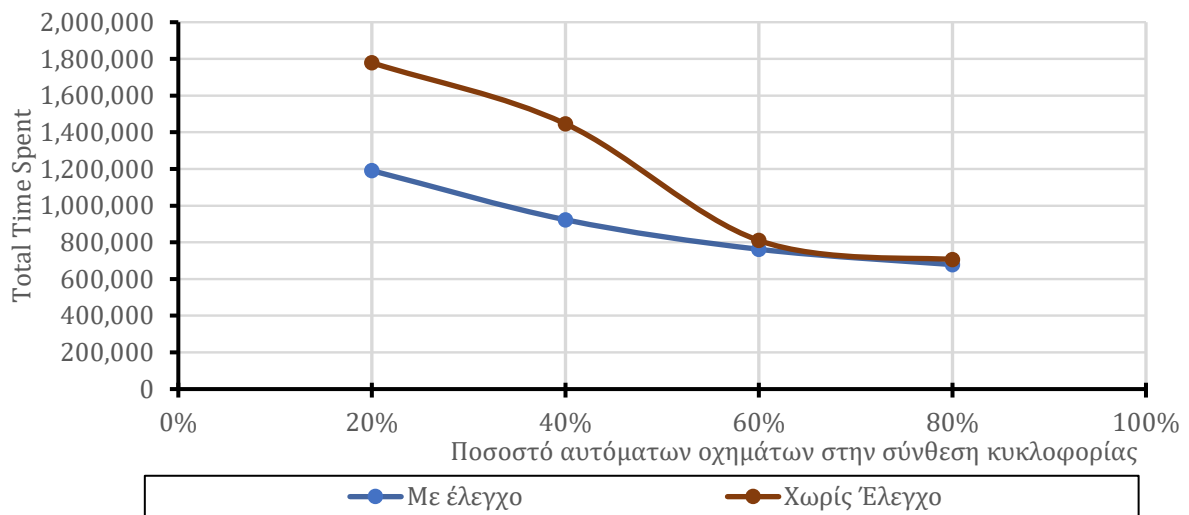
Όπως και προηγουμένως, για να διερευνηθεί η επιρροή των αυτόματων οχημάτων σε διάφορες μετρικές που αναλύθηκαν παραπάνω, δημιουργούνται διαγράμματα τα οποία αποτυπώνουν τη μεταβολή των μετρικών αυτών σε σχέση με τη μεταβολή του ποσοστού των αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας.

Από τα διαγράμματα 5-26 έως 5-29 παρατηρείται όμοια συμπεριφορά με τα προηγούμενα σενάρια, δηλαδή ανεξαρτήτως από την εφαρμογή ή μη των μεθόδων ελέγχου που εξετάζονται, η αύξηση του ποσοστού των οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας και συνεπώς η αύξηση των φαλαγγών αυτόματων οχημάτων στο δίκτυο οδηγεί σε αύξηση της μέσης ταχύτητας και στη μείωση του συνολικού χρόνου διαδρομής (TTT), του συνολικού σπαταλημένου χρόνου (TTS) και του μέσου χαμένου χρόνου.

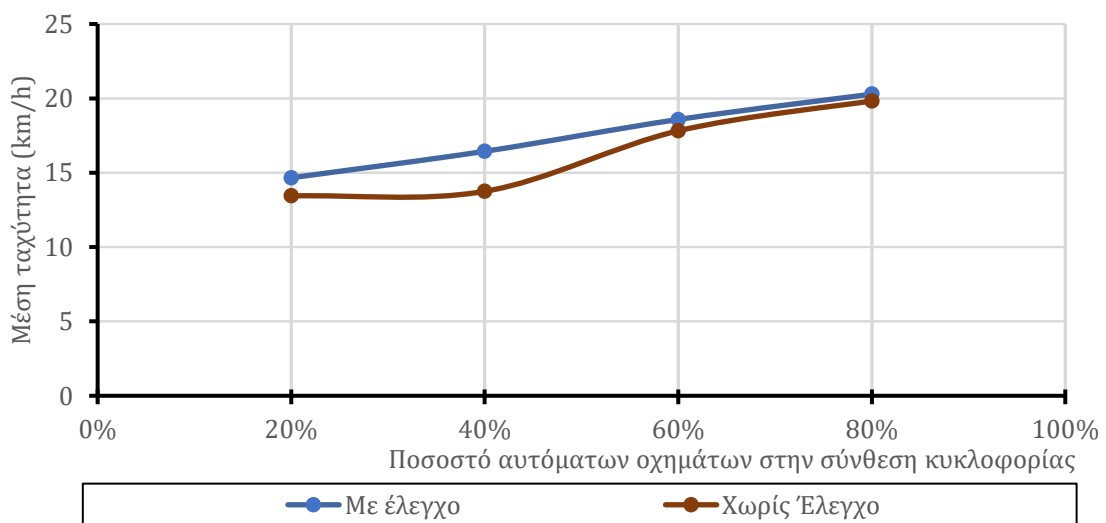
Στο σενάριο αυτό, οι μετρικές έχουν βελτίωση με την εφαρμογή των μέτρων ελέγχου της κυκλοφορίας, αλλά φαίνεται πως είναι μικρότερης έντασης σε σχέση με τα προηγούμενα σενάρια. Πρέπει να λαμβάνεται όμως υπόψη πως στο σενάριο αυτό εξυπηρετείται μεγαλύτερος κυκλοφοριακός φόρτος (4.99% αύξηση στη μεταβλητή “inserted” που αντιστοιχεί στα εισαχθέντα οχήματα στο δίκτυο) σε σχέση με το σενάριο χωρίς έλεγχο, ενώ στα προηγούμενα σενάρια, η αύξηση στα οχήματα που εισήχθησαν στο δίκτυο με την εφαρμογή ελέγχου ήταν αρκετά μικρότερη. Η βελτίωση πάντως είναι εμφανής στο διάγραμμα του συνολικού σπαταλημένου χρόνου.



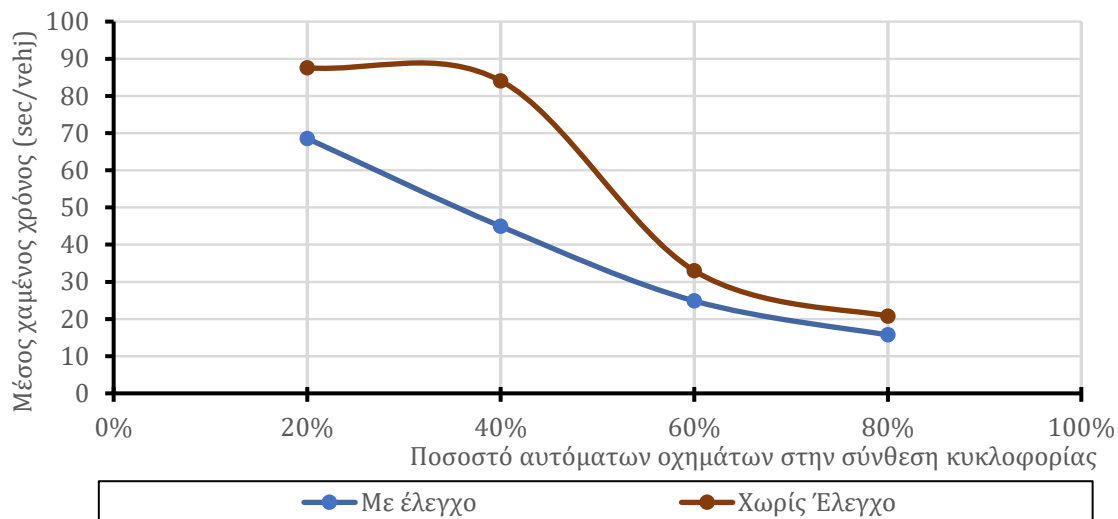
Διάγραμμα 5-26: Συνολικός χρόνος διαδρομής ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S3)



Διάγραμμα 5-27: Συνολικός χρόνος που σπαταλήθηκε ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S3)

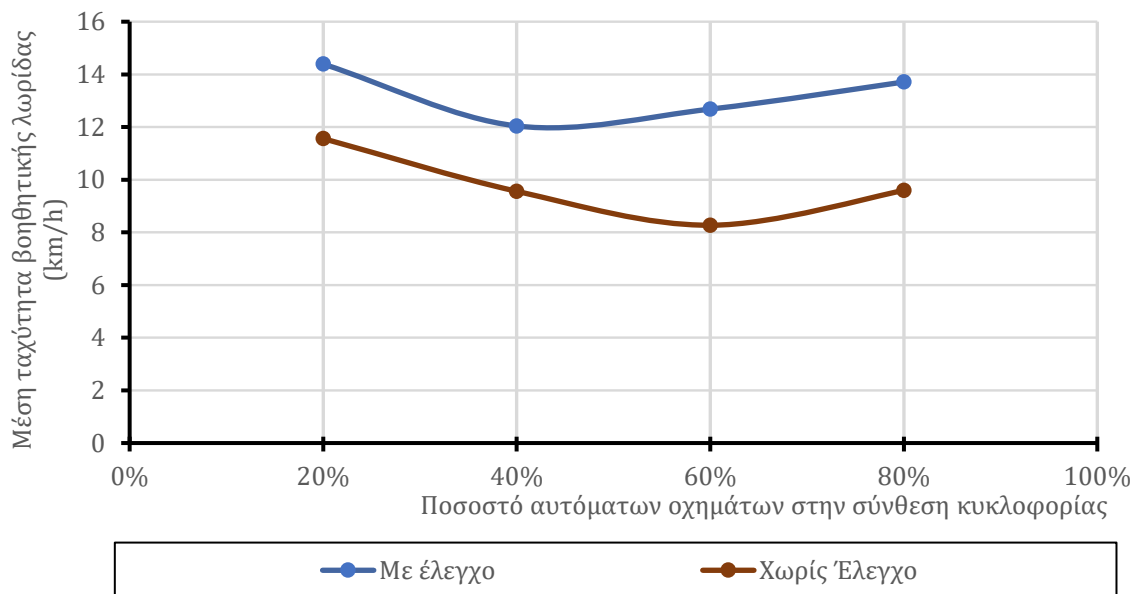


Διάγραμμα 5-28: Μέση ταχύτητα στο δίκτυο ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S3)

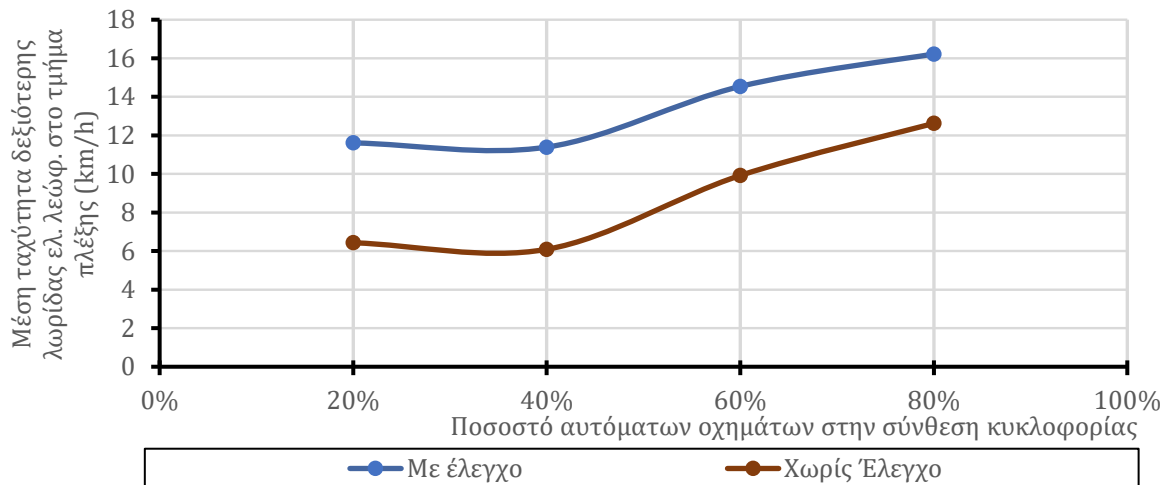


Διάγραμμα 5-29: Μέσος χαμμένος χρόνος ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S3)

Στα διαγράμματα 5-30 και 5-31 διαφαίνεται η αύξηση των ταχυτήτων λόγω της εφαρμογής των μέτρων ελέγχου στην περιοχή πλέξης και για τα τέσσερα σενάρια σύνθεσης της κυκλοφορίας που εξετάζονται.

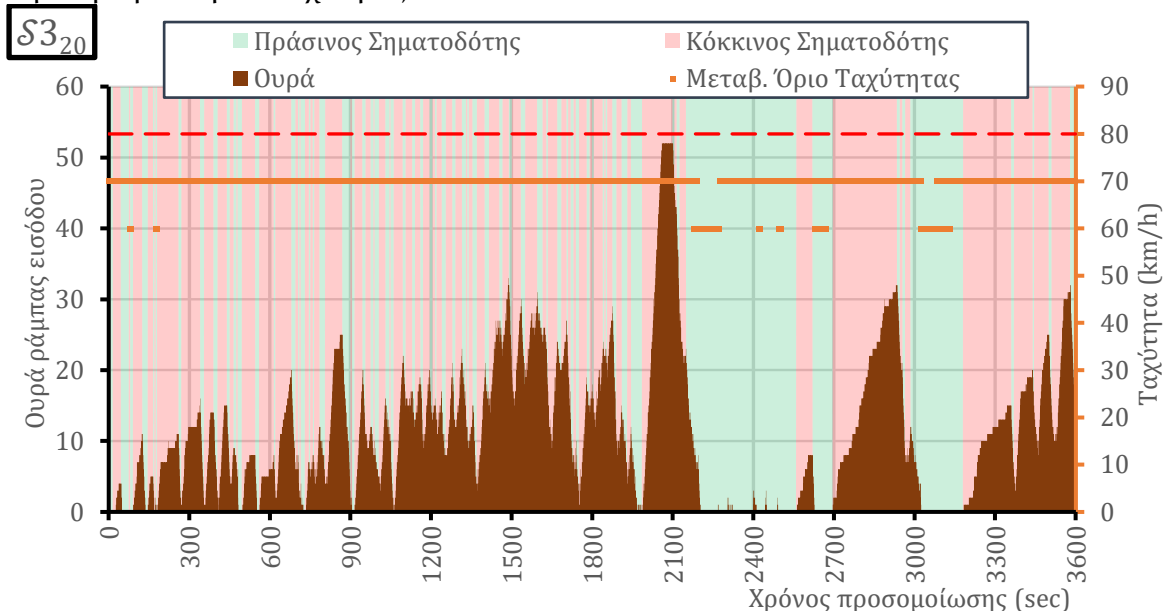


Διάγραμμα 5-30: Μέση ταχύτητα στη βοηθητική λωρίδα ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S3)

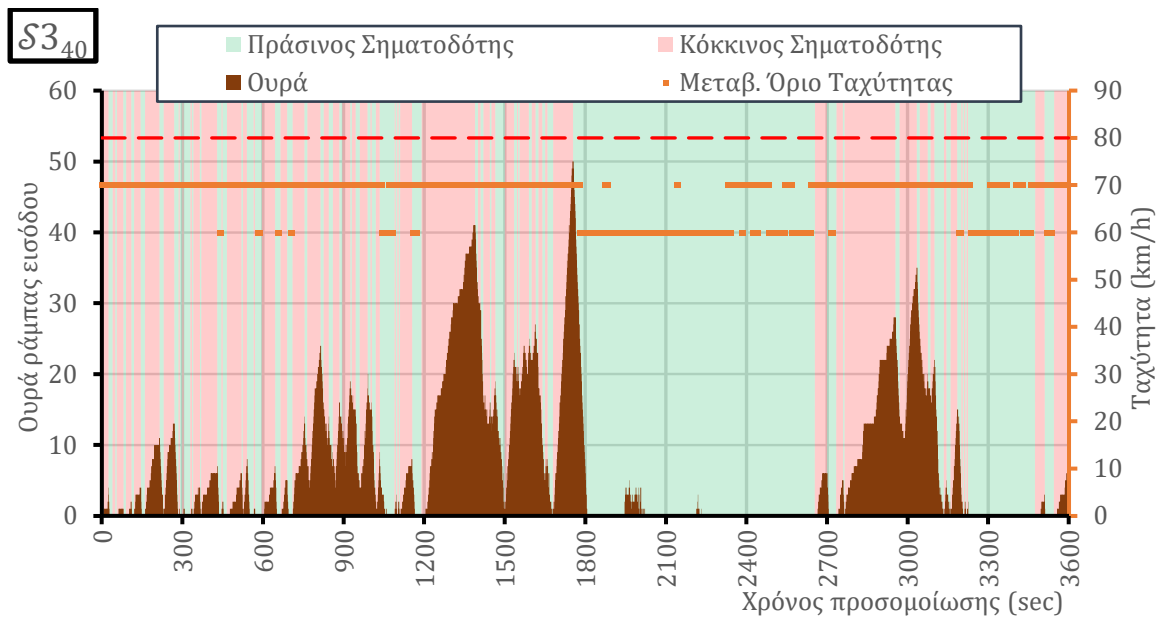


Διάγραμμα 5-31: Μέση ταχύτητα στη δεξιότερη λωρίδα ελ. λεωφ. ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S3)

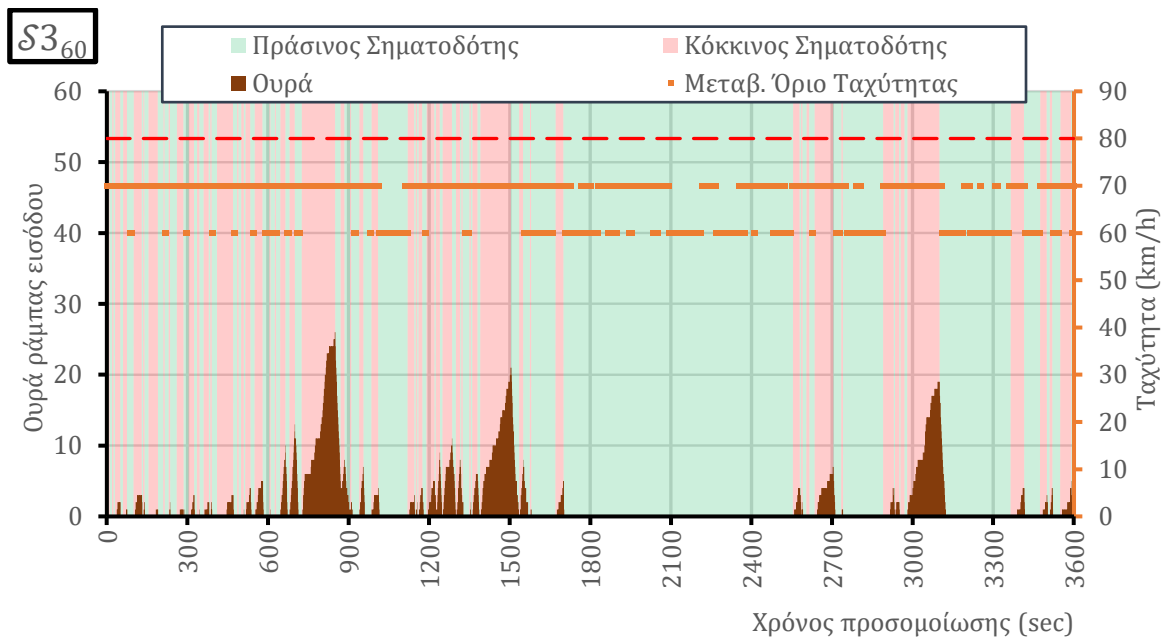
Στα διαγράμματα 5-32-5-35 παρουσιάζονται γραφικά οι ενέργειες που λαμβάνει ο πράκτορας ενισχυτικής μάθησης για τη σηματοδότηση και για τα μεταβλητά όρια ταχύτητας, σε συνάρτηση με τον αριθμό οχημάτων σε ουρά στη ράμπα εισόδου με τις γνωστές θεωρήσεις. Παρατηρείται, όπως και στο προηγούμενο σενάριο, πως για μειωμένα ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας χρησιμοποιείται σε μεγαλύτερο βαθμό ο έλεγχος της ράμπα εισόδου με τον σηματοδότη, ενώ για αυξημένα ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας χρησιμοποιούνται σε μεγαλύτερο βαθμό τα μεταβλητά όρια ταχύτητας. Επιπλέον, από τα 5 όρια ταχυτήτων που βρίσκονται στη διάθεση του πράκτορα ενισχυτικής μάθησης, χρησιμοποιούνται μόνο 2 (60km/h και 70 km/h). Τέλος παρατηρείται πως σε περιπτώσεις που δεν χρησιμοποιείται έλεγχος στη ράμπα εισόδου, ο ελεγκτής επιλέγει συχνότερα το χαμηλότερο δυνατό όριο ταχύτητας στη δεξιότερη λωρίδα της ελεύθερης λεωφόρου, στην περιοχή εφαρμογής των μεταβλητών ορίων ταχύτητας.



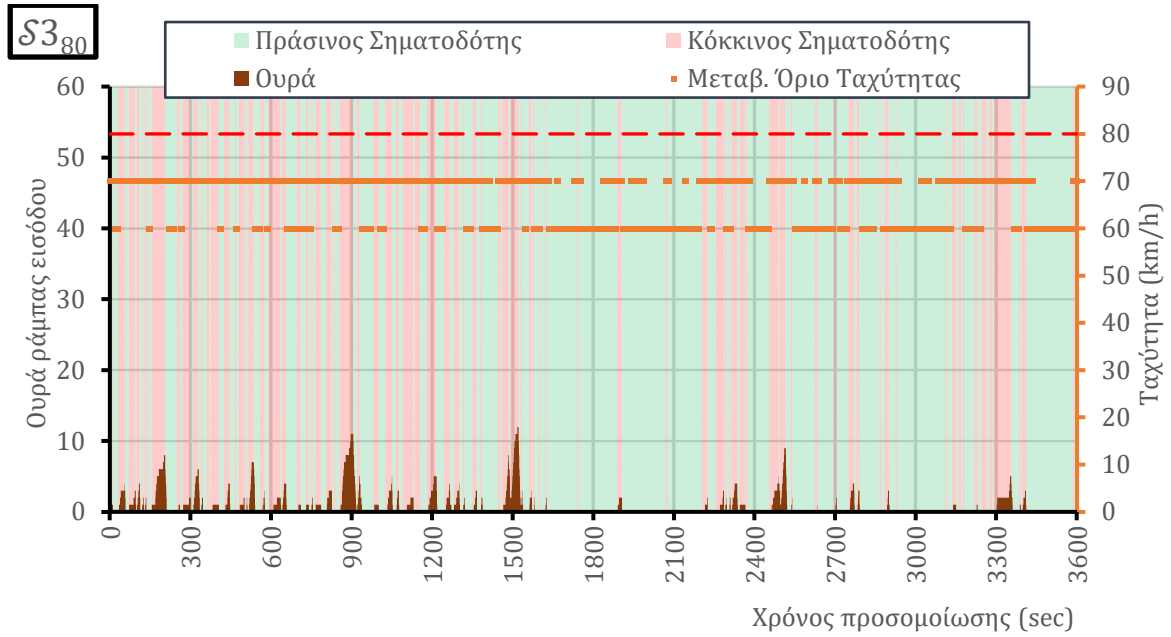
Διάγραμμα 5-32: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 20% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S3)



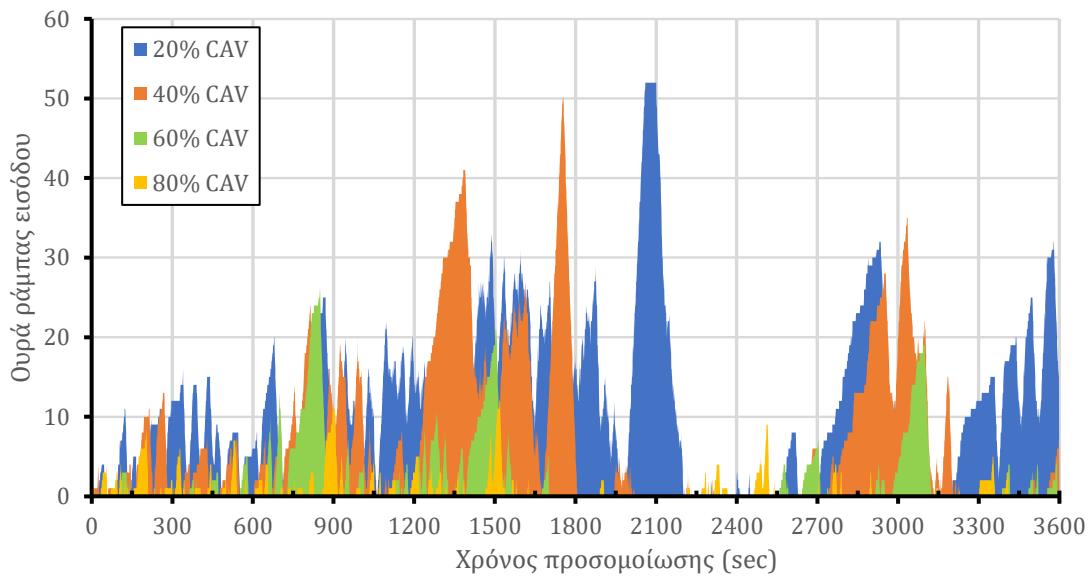
Διάγραμμα 5-33: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 40% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S3)



Διάγραμμα 5-34: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 60% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S3)



Διάγραμμα 5-35: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 80% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S3)



Διάγραμμα 5-36: Συγκεντρωτικό διάγραμμα ουράς στη ράμπα εισόδου για επεισόδιο προσομοίωσης και διαφορετικές συνθέσεις στην κυκλοφορία (S3)

Αποτελέσματα αξιολόγησης σεναρίου S4

Τα στατιστικά στοιχεία της προσομοίωσης που αφορούν το σενάριο S4, το οποίο δεν έχει χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση του μοντέλου, παρατίθενται στον Πίνακα 5-6. Όπως και στα προηγούμενα σενάρια, με την εφαρμογή των μεθόδων ελέγχου υπήρξε αύξηση στα εισαχθέντα οχήματα στο δίκτυο (έως 5.19%) και μείωση στα οχήματα τα οποία περίμεναν να αναχωρήσουν από την ακμή που προέρχονται (έως -54.14%). Επομένως για ακόμα μια φορά, υπάρχει ένδειξη πως η μέθοδος ελέγχου είναι αποδοτική και η γενικότερη ικανότητα εξυπηρέτησης του συστήματος βελτιώνεται.

Πίνακας 5-6: Στατιστικά στοιχεία προσομοίωσης (S4)

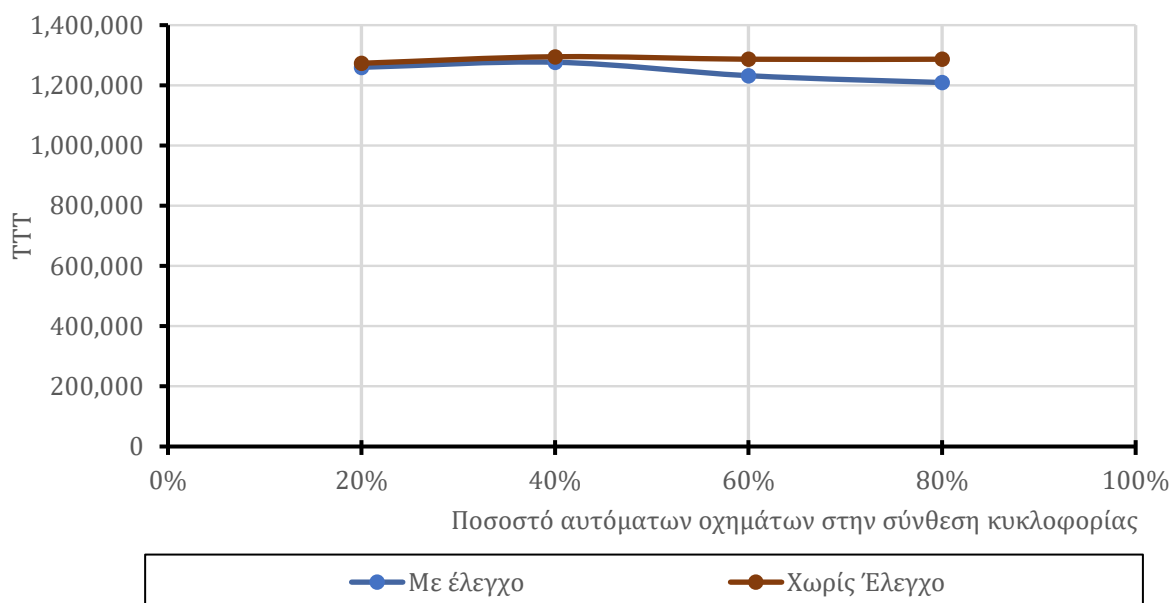
Μεταβλητή	S4 ₂₀			S4 ₄₀		
Έλεγχος	ME	ΧΩΡΙΣ	ΜΕΤΑΒΟΛΗ	ME	ΧΩΡΙΣ	ΜΕΤΑΒΟΛΗ
<i>loaded</i>	8884.50	8884.50	0.00%	8910.00	8910.00	0.00%
<i>inserted</i>	8016.50	7621.10	5.19%	8161.00	7852.30	3.93%
<i>running</i>	384.10	353.00	8.81%	366.10	371.20	-1.37%
<i>waiting</i>	868.00	1263.40	-31.30%	749.00	1057.70	-29.19%
<i>arrived</i>	6764.40	6004.70	12.65%	7045.90	6423.40	9.69%
<i>avg_plt_len</i>	2.29	2.29	0.14%	2.71	2.72	-0.53%
Μεταβλητή	S4 ₆₀			S4 ₈₀		
Έλεγχος	ME	ΧΩΡΙΣ	ΜΕΤΑΒΟΛΗ	ME	ΧΩΡΙΣ	ΜΕΤΑΒΟΛΗ
<i>loaded</i>	8869.20	8869.20	0.00%	8865.40	8865.40	0.00%
<i>inserted</i>	8619.30	8435.40	2.18%	8821.00	8767.40	0.61%
<i>running</i>	361.90	350.60	3.22%	372.60	398.10	-6.41%
<i>waiting</i>	249.90	433.80	-42.39%	44.40	98.00	-54.69%
<i>arrived</i>	8007.50	7651.00	4.66%	8404.00	8271.30	1.60%
<i>avg_plt_len</i>	3.42	3.40	0.55%	4.39	4.39	-0.10%

Ακολουθώντας την έως τώρα μεθοδολογία αξιολόγησης, δημιουργούνται διαγράμματα για να διερευνηθεί η επιρροή των αυτόματων οχημάτων στις επιλεχθείσες μετρικές, τα οποία αποτυπώνουν τη μεταβολή των μετρικών αυτών σε σχέση με τη μεταβολή του ποσοστού των αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας.

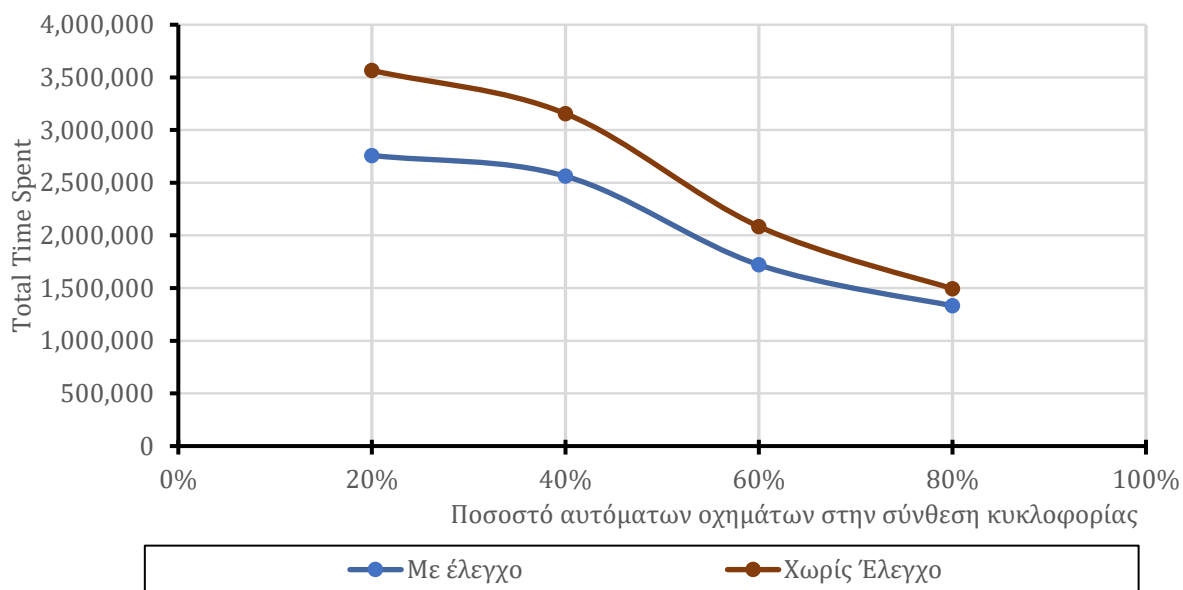
Από τα διαγράμματα 5-37 έως 5-40 παρατηρείται πως ανεξαρτήτως από την εφαρμογή ή μη των μεθόδων ελέγχου που εξετάζονται, με την αύξηση του ποσοστού αυτόματων οχημάτων ο συνολικός χρόνος διαδρομής (TTT) παραμένει σχεδόν σταθερός, γεγονός που ενδεχόμενα οφείλεται στην έντονη συμφόρηση στο δίκτυο και στη μικρή μέση ταχύτητα στο δίκτυο. Τα οχήματα έτσι και αλλιώς, λόγω της χαμηλής ταχύτητας, κινούνται με μικρούς χωρικούς διαχωρισμούς, επομένως πρακτικά δεν έχει την ίδια απόδοση η φάλαγγα αυτόματων οχημάτων, αφού οι ήδη μικροί χωρικοί διαχωρισμοί δεν μπορούν να μειωθούν σημαντικά. Παρόλα αυτά, με την αύξηση του ποσοστού αυτόματων οχημάτων οι συνθήκες βελτιώνονται, καθώς εξυπηρετείται μεγαλύτερο ποσοστό της ζήτησης ($= \frac{inserted}{loaded} (\%)$) και επομένως παρατηρείται μείωση στο συνολικό σπαταλημένο χρόνο (TTS), στο μέσο χαμένο χρόνο και αύξηση στη μέση ταχύτητα, όπως και στα προηγούμενα σενάρια.

Στο σενάριο αυτό, οι μετρικές έχουν βελτίωση με την εφαρμογή των μέτρων ελέγχου, αλλά μικρότερης έντασης σε σχέση με τα προηγούμενα σενάρια. Πρέπει να λαμβάνεται όμως υπόψη

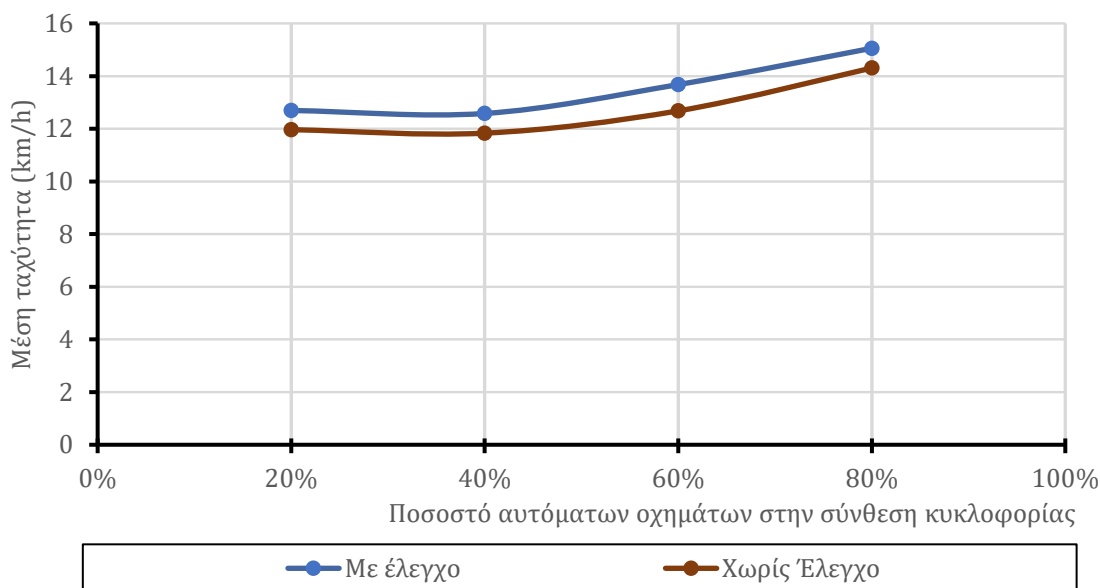
πως στο σενάριο αυτό εξυπηρετείται μεγαλύτερος κυκλοφοριακός φόρτος (μεταβλητή “inserted”) σε σχέση με το σενάριο χωρίς έλεγχο. Στα προηγούμενα σενάρια επίσης, τα οχήματα που εισήχθησαν στο δίκτυο ήταν τα ίδια για την περίπτωση του ελέγχου και μη ελέγχου. Η βελτίωση πάντως είναι εμφανής στο διάγραμμα του συνολικού σπαταλημένου χρόνου.



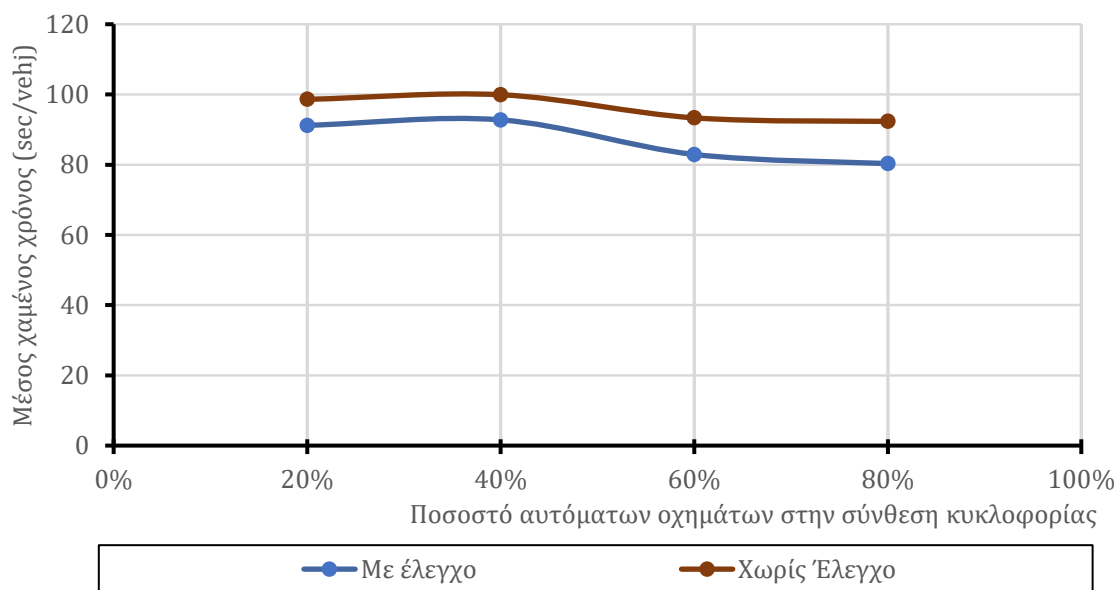
Διάγραμμα 5-37: Συνολικός χρόνος διαδρομής ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S4)



Διάγραμμα 5-38: Συνολικός χρόνος που σπαταλήθηκε ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S4)

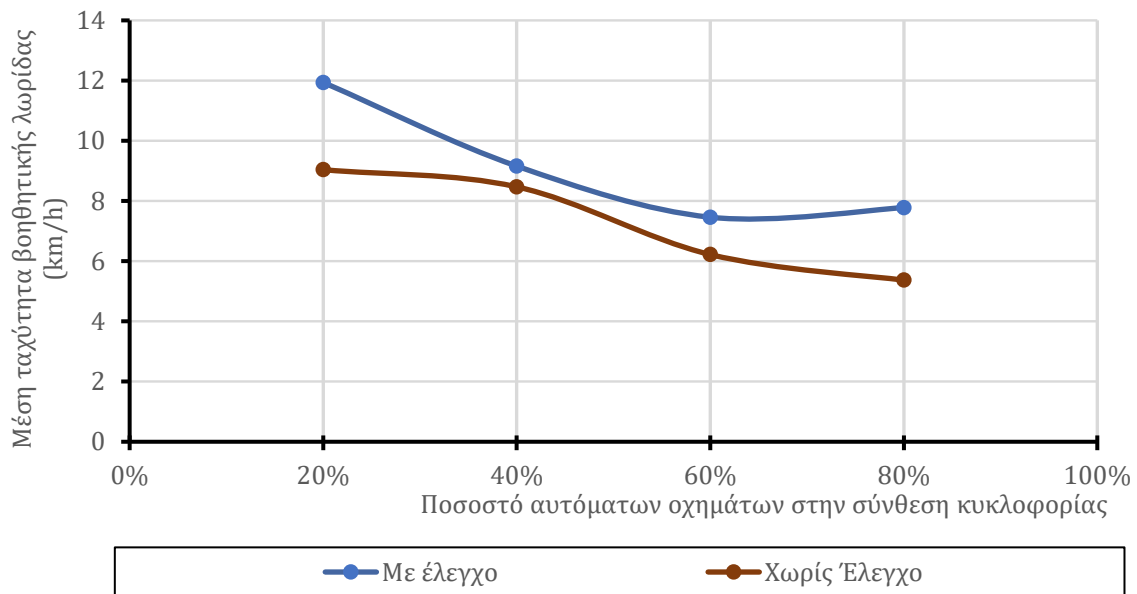


Διάγραμμα 5-39: Μέση ταχύτητα στο δίκτυο ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S4)

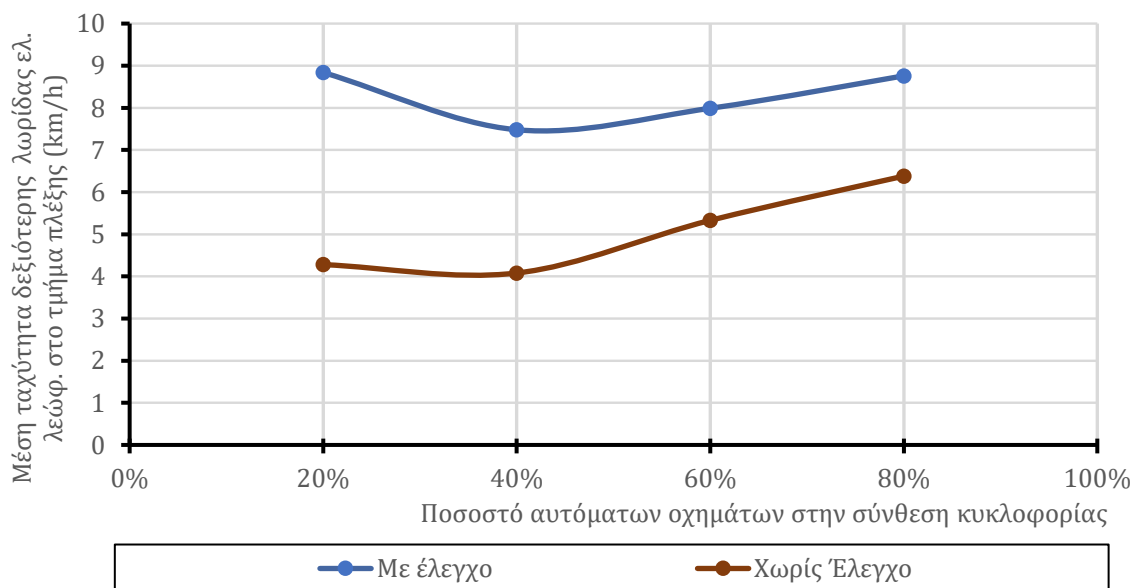


Διάγραμμα 5-40: Μέσος χαμμένος χρόνος ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S4)

Στα διαγράμματα 5-41 και 5-42 διαφαίνεται η αύξηση των ταχυτήτων λόγω της εφαρμογής των μέτρων ελέγχου στην περιοχή πλέξης και για τα τέσσερα σενάρια σύνθεσης της κυκλοφορίας που εξετάζονται.

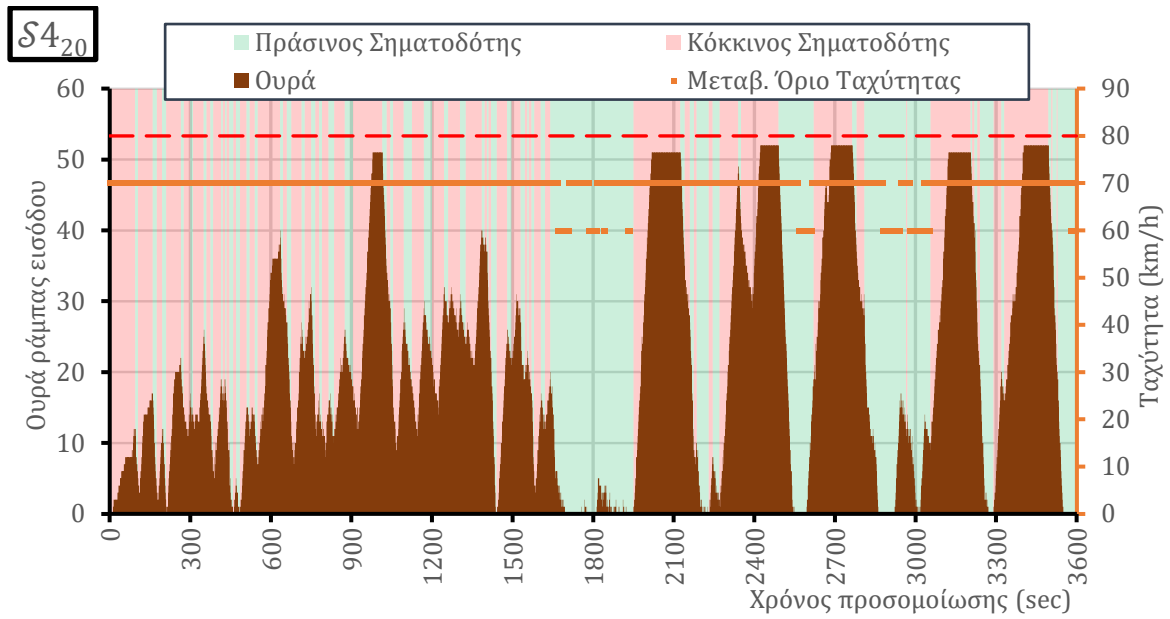


Διάγραμμα 5-41: Μέση ταχύτητα στη βοηθητική λωρίδα ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S4)

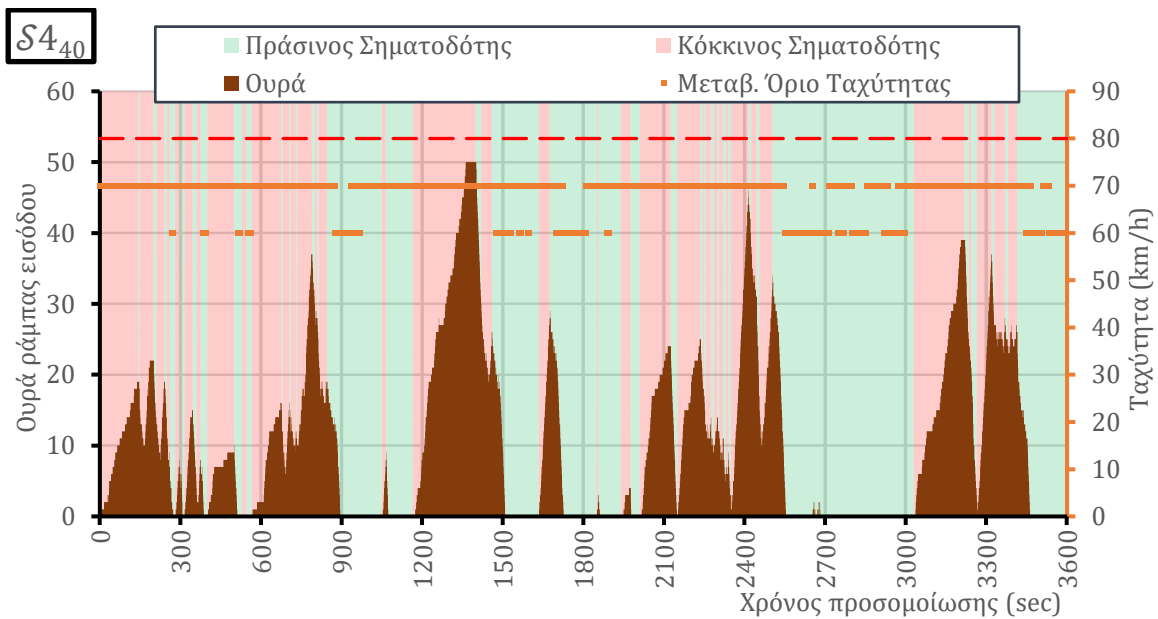


Διάγραμμα 5-42: Μέση ταχύτητα στη δεξιότερη λωρίδα ελ. λεωφ. ανάλογα με το ποσοστό αυτόματων οχημάτων (S4)

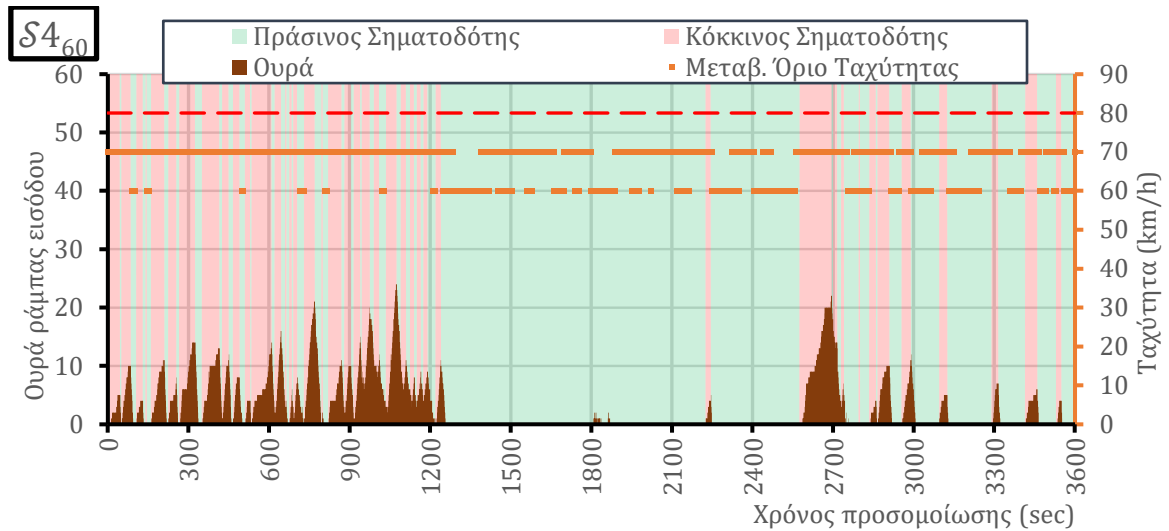
Στα διαγράμματα 5-43-5-46 παρουσιάζονται γραφικά οι ενέργειες που λαμβάνει ο πράκτορας ενισχυτικής μάθησης για τη σηματοδότηση και για τα μεταβλητά όρια ταχύτητας, σε συνάρτηση με τον αριθμό οχημάτων σε ουρά στη ράμπα εισόδου με τις γνωστές θεωρήσεις. Παρατηρείται, πως λόγω του μεγάλου κυκλοφοριακού φόρτου, στο σενάριο αυτό χρησιμοποιείται σε μεγαλύτερο βαθμό και πιο έντονα ο έλεγχος της ράμπας εισόδου με τον σηματοδότη. Για αυξημένα ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας χρησιμοποιούνται σε μεγαλύτερο βαθμό τα μεταβλητά όρια ταχύτητας. Επιπλέον, παρατηρείται πως κατά τις χρονικές περιόδους στις οποίες δεν χρησιμοποιείται ο έλεγχος εισόδου της ράμπας εισόδου, ορίζεται με μεγαλύτερη συχνότητα το χαμηλότερο δυνατό όριο ταχύτητας (60 km/h) στη δεξιότερη λωρίδα της ελεύθερης λεωφόρου, στο τμήμα εφαρμογής των μεταβλητών ορίων ταχύτητας.



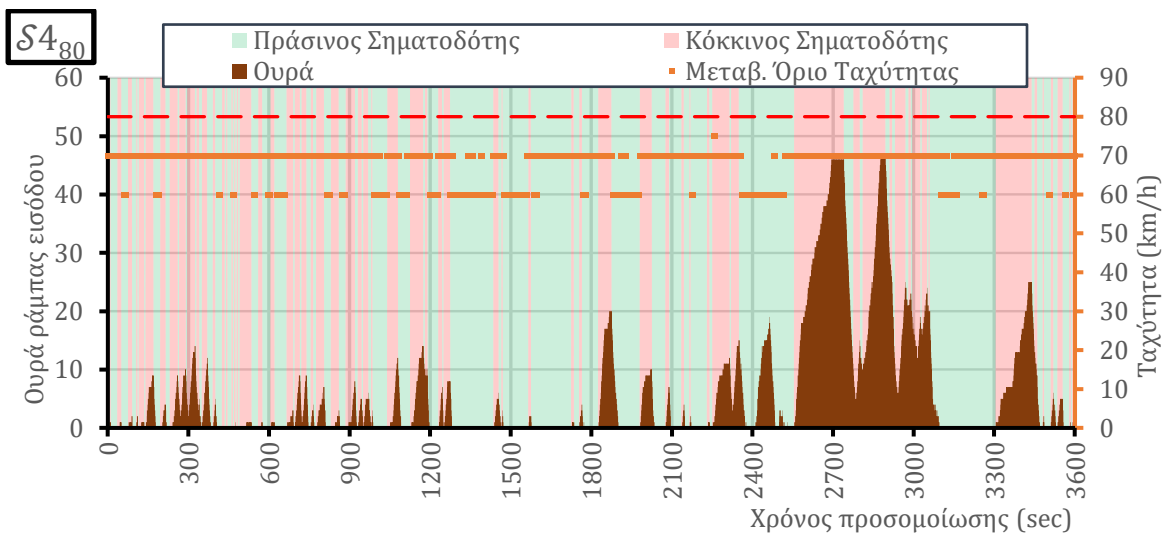
Διάγραμμα 5-43: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 20% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S4)



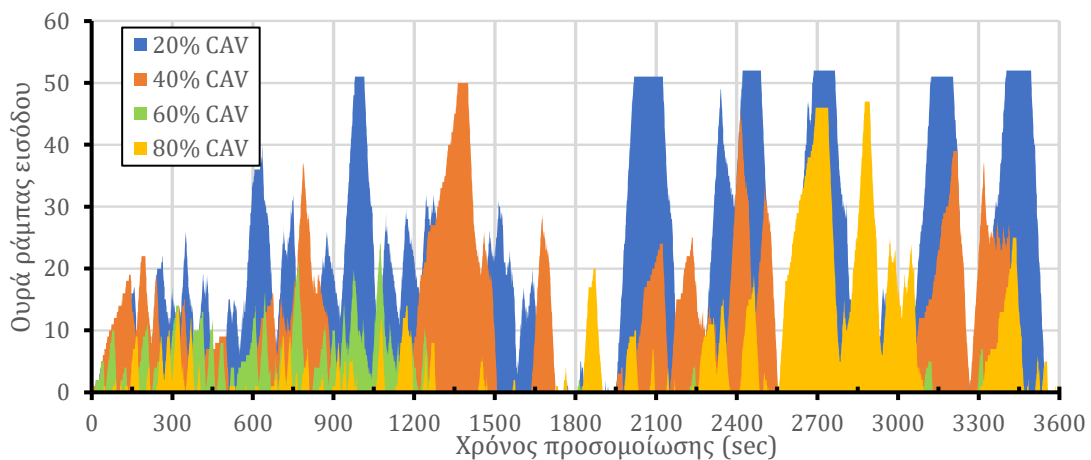
Διάγραμμα 5-44: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 40% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S4)



Διάγραμμα 5-45: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 60% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S4)



Διάγραμμα 5-46: Ουρές στη ράμπα εισόδου και ενέργειες του μοντέλου για ένα επεισόδιο με 80% αυτόματα οχήματα στη σύνθεση της κυκλοφορίας (S4)



Διάγραμμα 5-47: Συγκεντρωτικό διάγραμμα ουράς στη ράμπα εισόδου για επεισόδιο προσομοίωσης και διαφορετικές συνθέσεις στην κυκλοφορία (S4)

5.4 Σύνοψη αποτελεσμάτων

Από τα αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν, είναι σαφές πως οι μέθοδοι ελέγχου της κυκλοφορίας ελεγχόμενοι από μοντέλο ενισχυτικής μάθησης είναι αποδοτικοί, ακόμα και σε μεγάλους κυκλοφοριακούς φόρτους. Το μοντέλο φαίνεται πως είναι προσαρμοστικό και μεταβάλλει τη στρατηγική ελέγχου ανάλογα με τη μεταβολή στη σύνθεση της κυκλοφορίας και τα επίπεδα ζήτησης της κυκλοφορίας ώστε σε κάθε περίπτωση να υπάρχει βελτίωση στις κυκλοφοριακές συνθήκες. Ως προς τα σενάρια με μεγάλη ζήτηση, με την εφαρμογή των μεθόδων ελέγχου παρατηρήθηκε αύξηση στα οχήματα που μπόρεσαν να εισέλθουν στο δίκτυο, όπως είναι εμφανές στον Πίνακα 5-7.

Πίνακας 5-7: Μεταβολή λόγω ελέγχου στα οχήματα που εισήλθαν επιτυχώς στο δίκτυο

Μεταβολή λόγω ελέγχου στα οχήματα που εισήλθαν επιτυχώς στο δίκτυο (inserted)						
Συντ. Ζήτησης			Ποσοστό αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας			
w_1	w_2	w_3	20%	40%	60%	80%
0.9	1.2	0.9	–	–	–	–
0.9	1.2	1.2	0.15%	–	–	–
1.0	1.0	1.0	4.99%	2.24%	–	–
1.1	1.3	1.3	5.19%	3.93%	2.18%	0.61%

Όσον αφορά στην απόδοση των μέτρων ελέγχου σε συνάρτηση με κυκλοφοριακές μετρικές, στον Πίνακα 5-8 και Πίνακα 5-9 παρουσιάζονται οι ποσοστιαίες μεταβολές στον συνολικό χρόνο διαδρομής και στη μέση ταχύτητα οχημάτων στο δίκτυο αντίστοιχα.

Πίνακας 5-8: Μεταβολή λόγω ελέγχου στον συνολικό χρόνο διαδρομής (TTT)

Μεταβολή λόγω ελέγχου στον συνολικό χρόνο διαδρομής (TTT)						
Συντ. Ζήτησης			Ποσοστό αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας			
w_1	w_2	w_3	20%	40%	60%	80%
0.9	1.2	0.9	–31.14%	–15.65%	–4.41%	–2.15%
0.9	1.2	1.2	–22.61%	–13.86%	–0.85%	–2.37%
1.0	1.0	1.0	–7.10%	–20.08%	–5.93%	–3.92%
1.1	1.3	1.3	–1.06%	–1.42%	–4.25%	–6.02%

Πίνακας 5-9: Μεταβολή λόγω ελέγχου στη μέση ταχύτητα οχημάτων

Μεταβολή λόγω ελέγχου στη μέση ταχύτητα οχημάτων						
Συντ. Ζήτησης			Ποσοστό αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας			
w_1	w_2	w_3	20%	40%	60%	80%
0.9	1.2	0.9	26.57%	10.07%	2.58%	1.43%
0.9	1.2	1.2	18.87%	9.39%	0.63%	1.59%
1.0	1.0	1.0	9.08%	19.58%	4.29%	2.31%
1.1	1.3	1.3	6.10%	6.32%	7.88%	5.25%

Σε συνέχεια του σχολιασμού των αποτελεσμάτων του συνολικού χρόνου διαδρομής στο Σενάριο 4, οι συνολικοί χρόνοι διαδρομής στα συμφορημένα σενάρια έχουν μικρότερη βελτίωση. Όταν η σύνθεση της κυκλοφορίας στο δίκτυο έχει περισσότερα αυτόνομα οχήματα, οι κυκλοφοριακές συνθήκες βελτιώνονται και οι μέθοδοι ελέγχου αποδίδουν καλύτερα.

6 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ – ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ

6.1 Εισαγωγή

Αντικείμενο της διπλωματικής εργασίας αποτελεί η ανάπτυξη μοντέλων βασισμένων στην ενισχυτική μάθηση, για τον δυναμικό έλεγχο της κυκλοφορίας σε περιοχές πλέξης σε ελεύθερες λεωφόρους με χρήση ευφυών συστημάτων μεταφορών. Εξετάζεται η απόδοση του συνδυασμού συστήματος ελέγχου ράμπας εισόδου και συστήματος μεταβλητών ορίων ταχύτητας σε συνθήκες μικτής κυκλοφορίας, αποτελούμενης από συμβατικά οχήματα και αυτόματα οχήματα, τα οποία θεωρείται ότι είναι διασυνδεδεμένα μεταξύ τους, καθώς και οργανωμένες φάλαγγες αυτόματων οχημάτων (Platoons). Επιπλέον, εξετάζεται η απόδοση των μοντέλων για διαφορετικά ποσοστά διείσδυσης αυτόματων οχημάτων στην αγορά.

Για την επίτευξη του σκοπού της διπλωματικής, καταστρώθηκε πρόβλημα ελέγχου κυκλοφορίας σε τμήμα ελεύθερης λεωφόρου με τμήμα πλέξης με στάθμη εξυπηρέτησης E , για πραγματική κατανομή ζήτησης κάθε κίνησης στο τμήμα από τη διεθνή βιβλιογραφία. Στη συνέχεια δημιουργήθηκαν δώδεκα κυκλοφοριακά σενάρια, πολλαπλασιάζοντας την παραπάνω κατανομή με συντελεστές, διαφορετικούς για κάθε κίνηση (w_1, w_2, w_3) και με διαφορετική σύνθεση της κυκλοφορίας, δηλαδή διαφορετικό ποσοστό αυτόματων – συνδεδεμένων οχημάτων σε αυτή. Το οδικό τμήμα που δημιουργήθηκε και τα σενάρια που επιλέχθηκαν, αποτυπώθηκαν σε περιβάλλον μικροσκοπικής προσομοίωσης ανοιχτού κώδικα με διεπαφή προγραμματισμού (API). Το λογισμικό προσομοίωσης που επιλέχθηκε είναι το SUMO της DLR και το API που χρησιμοποιήθηκε είναι το Libsumo, το οποίο παρέχει καλύτερες επιδόσεις από το γνωστό TraCI API του SUMO. Για την οργάνωση των φαλαγγών στο πρόβλημα προς επίλυση, χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος `simpla` που παρέχεται με το λογισμικό SUMO. Για τον συντονισμό της ανάπτυξης του μοντέλου και της εκπαίδευσής του με τα σενάρια που ορίστηκαν, δημιουργήθηκε περιβάλλον ελέγχου σε γλώσσα προγραμματισμού Python 3.10 με χρήση αντικειμενοστραφούς προγραμματισμού, το οποίο αλληλοεπιδρά με το περιβάλλον προσομοίωσης και το περιβάλλον εκπαίδευσης του μοντέλου. Στο περιβάλλον αυτό χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη μεθόδων Stable Baselines 3 (SB3), με τον αλγόριθμο Proxy Policy Optimization (PPO). Στη συνέχεια ορίστηκαν οι βασικές μεταβλητές για την εκμάθηση του μοντέλου ενισχυτικής μάθησης, δηλαδή η κατάσταση, οι ενέργειες και η επιβράβευση. Συνολικά η κατάσταση περιγράφεται από 23

παρατηρήσεις, οι ενέργειες είναι 2 και αφορούν τον έλεγχο της σηματοδότησης στη ράμπα εισόδου και τον έλεγχο των μεταβλητών ορίων ταχύτητας στη δεξιότερη λωρίδα και στην περιοχή εφαρμογής των μεταβλητών ορίων ταχύτητας. Τέλος, η επιβράβευση είναι συνάρτηση του αριθμού οχημάτων σε ουρά στη ράμπα εισόδου και της μέσης ταχύτητας στη βοηθητική λωρίδα της περιοχής πλέξης και στην παρακείμενη σε αυτή λωρίδα της ελεύθερης λεωφόρου. Η εκπαίδευση του μοντέλου διήρκησε 43 ώρες (1 ημέρα και 19 ώρες) κατά τις οποίες εκτελέστηκαν 14,686,480 βήματα ελέγχου. Για την αξιολόγηση του τελικού μοντέλου δημιουργήθηκε ένα ολοκληρωμένο περιβάλλον αξιολόγησης σε Jupyter Notebook (Python). Το Notebook αυτό αλληλοεπιδρά με το περιβάλλον ελέγχου και το περιβάλλον προσομοίωσης για να εκτελέσει τις προσομοιώσεις και να αντλήσει στοιχεία που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση των μοντέλων. Η αξιολόγηση του εκπαιδευμένου μοντέλου ενισχυτικής μάθησης πραγματοποιήθηκε συγκρίνοντας τα κυκλοφοριακά δεδομένα της περιοχής πλέξης αλλά και του γενικότερου οδικού τμήματος που προσομοιώθηκε, για κάθε ένα από τα κυκλοφοριακά σενάρια που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του μοντέλου. Επιπλέον, αξιολογήθηκαν τρία ακόμα σενάρια που δεν πήραν μέρος στη διαδικασία της εκπαίδευσης, ώστε να εξεταστεί η γενίκευση του μοντέλου.

6.2 Βασικά Συμπεράσματα

Από την επεξεργασία των αποτελεσμάτων προέκυψαν τα κάτωθι συμπεράσματα:

Αρχικά παρατηρείται πως ανεξαρτήτως από την εφαρμογή ή μη των μεθόδων ελέγχου που εξετάζονται, σε κανονικές συνθήκες ζήτησης, η αύξηση του ποσοστού των οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας και συνεπώς η αύξηση των φαλαγγών αυτόματων οχημάτων στο δίκτυο οδηγεί σε αύξηση της μέσης ταχύτητας και στη μείωση του συνολικού χρόνου διαδρομής (TTT), του συνολικού σπαταλημένου χρόνου (TTS) και του μέσου χαμένου χρόνου. Αυτό το συμπέρασμα είναι συμβατό με αποτελέσματα ερευνών της βιβλιογραφίας, τα οποία κάνουν λόγο για αύξηση της κυκλοφοριακής ικανότητας, λόγω των φαλαγγών αυτόματων οχημάτων.

Η εφαρμογή των μεθόδων ελέγχου που εξετάζονται σε κανονικές συνθήκες ζήτησης, οδηγεί σε βελτιωμένες μετρικές σε σχέση με τις μετρικές που συλλέχθηκαν κατά την εκτέλεση του σεναρίου προσομοίωσης χωρίς μεθόδους ελέγχου. Η βελτίωση των μετρικών είναι σημαντικά μεγαλύτερη για χαμηλά ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας (20%, 40%), ενώ η επίδοση των μέτρων φθίνει για μεγαλύτερα ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας (60%, 80%).

Το μοντέλο είναι προσαρμοστικό και μεταβάλλει τη στρατηγική ελέγχου ανάλογα με τη μεταβολή στη σύνθεση της κυκλοφορίας και τα επίπεδα ζήτησης της κυκλοφορίας, ώστε σε κάθε περίπτωση να υπάρχει βελτίωση στις κυκλοφοριακές συνθήκες. Ως προς τα σενάρια με μεγάλη ζήτηση, με την εφαρμογή των μεθόδων ελέγχου παρατηρήθηκε αύξηση στα οχήματα που μπόρεσαν να εισέλθουν στο δίκτυο, ενώ και στα σενάρια με κανονική ζήτηση παρατηρήθηκε βελτίωση των μετρικών που εκφράζουν τις κυκλοφοριακές συνθήκες, όπως ο συνολικός σπαταλημένος χρόνος, ο μέσος χαμένος χρόνος και η μέση ταχύτητα των οχημάτων.

Σε κάθε σενάριο που εξετάστηκε, οι συνθήκες του δικτύου με έλεγχο είναι καλύτερες από τις συνθήκες του δικτύου χωρίς έλεγχο, ή στη δυσμενέστερη περίπτωση τις πλησιάζουν.

Ακόμα, παρατηρείται πως για μειωμένα ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας χρησιμοποιείται σε μεγαλύτερο βαθμό ο έλεγχος της ράμπας εισόδου με τον σηματοδότη, ενώ για αυξημένα ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας χρησιμοποιούνται σε μεγαλύτερο βαθμό τα μεταβλητά όρια ταχύτητας. Επιπλέον, από τα 5 όρια ταχυτήτων που βρίσκονται στη διάθεση του πράκτορα ενισχυτικής μάθησης, χρησιμοποιούνται

μόνο 2 (60km/h και 70 km/h). Τέλος παρατηρείται πως σε περιπτώσεις που δεν χρησιμοποιείται έλεγχος στη ράμπα εισόδου, ο ελεγκτής επιλέγει συχνότερα το χαμηλότερο δυνατό όριο ταχύτητας στη δεξιότερη λωρίδα της ελεύθερης λεωφόρου, στην περιοχή εφαρμογής των μεταβλητών ορίων ταχύτητας.

6.3 Προτάσεις για περαιτέρω έρευνα

Η σημαντική απόδοση των μεθόδων ελέγχου με ενισχυτική μάθηση που εξετάστηκαν σε περιβάλλον συνύπαρξης συμβατικών οχημάτων και αυτόματων οχημάτων δημιουργεί νέες ευκαιρίες στην ευρύτερη ερευνητική περιοχή των μεθόδων ελέγχου τμημάτων πλέξης σε μικτή κυκλοφορία. Η έρευνα που πραγματοποιήθηκε θα μπορούσε να επεκταθεί με τους παρακάτω τρόπους που ενδέχεται να βελτιώσουν τις κυκλοφοριακές συνθήκες σε περιοχές πλέξης στο πλαίσιο της γενικότερης προετοιμασίας για την έλευση των αυτόματων οχημάτων και των αυτοματοποιημένων συστημάτων οδήγησης στα οδικά δίκτυα:

- **Σύγκριση με την επίδοση κλασικών μεθόδων ελέγχου ράμπας με ανατροφοδότηση**
Η έρευνα που υλοποιήθηκε, έδειξε πως ο έλεγχος κυκλοφορίας σε περιοχές πλέξης στις νέες συνθήκες μικτής κυκλοφορίας με συνδυασμό συμβατικών οχημάτων, αυτόματων οχημάτων και φαλαγγών αυτόματων οχημάτων, πρέπει να είναι δυναμικός και προσαρμόσιμος ανάλογα με τη σύνθεση της κυκλοφορίας. Η σύγκριση του μοντέλου ενισχυτικής μάθησης που υλοποιήθηκε με τον κλασικό αλγόριθμο ελέγχου ράμπας με ανατροφοδότηση ALINEA, που λειτουργεί με χρήση δεδομένων κατάληψης από φωρατές όπως αναλύθηκε στη βιβλιογραφική ανασκόπηση και χρησιμοποιείται σε πολλούς αυτοκινητόδρομους έχει σημαντικό ενδιαφέρον.

- **Ενσωμάτωση μεθόδων ελέγχου πορείας για τα υψηλότερα ποσοστά αυτόματων οχημάτων στη σύνθεση της κυκλοφορίας**

Στο πείραμα που πραγματοποιήθηκε εφαρμόστηκε το μοντέλο ακολουθούντων οχημάτων CACC για τα αυτόματα οχήματα και τις φάλαγγες αυτόματων οχημάτων. Έγινε η υπόθεση πως δεν υπάρχει δυνατότητα αυτόματου ελέγχου της πορείας (trajectory control) των αυτόματων οχημάτων για αλλαγή λωρίδας. Επομένως, στο πλαίσιο της συνδεδεμένης υποδομής και του πρωτοκόλλου επικοινωνίας V2I, μπορεί να εξεταστεί η ενσωμάτωση της μεθόδου ελέγχου πορείας των αυτόματων οχημάτων στο περιβάλλον ελέγχου και στο περιβάλλον της ενισχυτικής μάθησης που υλοποιήθηκε.

- **Ενσωμάτωση μεθόδων συνεργατικής συμβολής οχημάτων από τη ράμπα εισόδου σε φάλαγγα αυτόματων οχημάτων**

Ερευνητικό ενδιαφέρον θα είχε η προσθήκη μιας ακόμα μεθόδου ελέγχου, που θα αφορούσε τη συνεργατική συμβολή αυτόματων οχημάτων σε υφιστάμενη φάλαγγα αυτόματων οχημάτων η οποία κινείται στη δεξιότερη λωρίδα της ελεύθερης λεωφόρου. Στην περίπτωση αυτή, το όχημα στη ράμπα εισόδου αποστέλλει αίτημα σε γειτονική φάλαγγα, η οποία μεριμνά για τη δημιουργία κενού χώρου στο εσωτερικό της που προορίζεται για τη συμβολή του αιτούντος οχήματος.

- **Προσομοίωση των επικοινωνιών που πραγματοποιούνται μέσω του πρωτοκόλλου επικοινωνίας V2V για την οργάνωση και τη λειτουργία της φάλαγγας οχημάτων**

Κατά την υλοποίηση δεν πραγματοποιήθηκε προσομοίωση των επικοινωνιών μεταξύ των οχημάτων σε φάλαγγα, μεταξύ των φαλαγγών και μεταξύ των αυτόματων οχημάτων, αλλά διατηρήθηκε ο μέγιστος αριθμός οχημάτων σε φάλαγγα σε χαμηλές τιμές, στις οποίες σύμφωνα με τη βιβλιογραφία δεν εμφανίζονται διαταραχές στο δίκτυο VANET που οδηγούν σε απώλεια πακέτων (packet loss) και πιθανά ατυχήματα. Η αναλυτικότερη προσομοίωση του δικτύου VANET θα έδινε μεγαλύτερη ευελιξία στην προσαρμογή του μέγιστου αριθμού οχημάτων σε φάλαγγα και μετρικές για τυχόν διαταραχές στο δίκτυο.

- **Επέκταση του μοντέλου για υποστήριξη συνθέσεων κυκλοφορίας αποτελούμενης και από βαρέα οχήματα και συνεργατικά βαρέα οχήματα**

Στο πείραμα που υλοποιήθηκε έγινε η υπόθεση πως η κυκλοφορία αποτελείται αποκλειστικά από οχήματα, χωρίς την ύπαρξη βαρέων οχημάτων, όπως λεωφορείων και φορτηγών, που επηρεάζουν τη συμπεριφορά των οδηγών, ειδικά στις ράμπες εισόδου. Η εκπαίδευση του αλγορίθμου σε σενάρια που περιέχουν βαρέα οχήματα, και συνεργατικά βαρέα οχήματα (τα οποία σχηματίζουν φάλαγγες βαρέων οχημάτων - Truck Platooning) και η αξιολόγησή του παρουσιάζει ερευνητικό ενδιαφέρον.

7 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Abduljabbar, R., Dia, H., Liyanage, S., & Bagloee, S. A. (2019). Applications of Artificial Intelligence in Transport: An Overview. *Sustainability*, 11(1), 189. <https://doi.org/10.3390/su11010189>
- Achiam, J. (2018). *OpenAI Spinning Up*. <https://spinningup.openai.com/>
- Ahmed, K. I. (1999). *Modeling drivers' acceleration and lane changing behavior*.
- Akpan, B. (2020). Science Education in Theory and Practice, An Introductory Guide to Learning Theory. In ["Akpan, Ben and Kennedy, & Teresa J."] (Eds.), *Science Education in Theory and Practice: An Introductory Guide to Learning Theory* (pp. 71–84). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-43620-9_6
- Avelar, R., Park, E. S., Ashraf, S., Dixon, K., Li, M., & Dadashova, B. (2021). *Developing Crash Modification Factors for Variable Speed Limits. FHWA-HRT-21-053*. <https://www.fhwa.dot.gov/publications/research/safety/21053/21053.pdf>
- Belletti, F., Haziza, D., Gomes, G., & Bayen, A. M. (2018). Expert Level Control of Ramp Metering Based on Multi-Task Deep Reinforcement Learning. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 19(4), 1198–1207. <https://doi.org/10.1109/tits.2017.2725912>
- Bellman, R. (1954). The theory of dynamic programming. *Bulletin of the American Mathematical Society*, 60(6), 503–515. <https://doi.org/10.1090/s0002-9904-1954-09848-8>
- Bellman, R. (1957). A Markovian Decision Process. *Indiana University Mathematics Journal*, 6(4), 679–684. <https://doi.org/10.1512/iumj.1957.6.56038>
- Carlson, R. C., Papamichail, I., Papageorgiou, M., & Messmer, A. (2010). Optimal mainstream traffic flow control of large-scale motorway networks. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 18(2), 193–212. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2009.05.014>
- Chai, G., Cao, J., & Xu, S. (2020). An optimized on-ramp metering method for urban expressway based on reinforcement learning. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 38(3), 2703–2715. <https://doi.org/10.3233/jifs-179556>

- Chen, T., Wang, M., Gong, S., Zhou, Y., & Ran, B. (2021). Connected and automated vehicle distributed control for on-ramp merging scenario: A virtual rotation approach. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 133, 103451. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2021.103451>
- Chu, L., Liu, H. X., Recker, W., & Zhang, H. M. (2004). Performance Evaluation of Adaptive Ramp-Metering Algorithms Using Microscopic Traffic Simulation Model. *Journal of Transportation Engineering*, 130(3), 330–338. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)0733-947x\(2004\)130:3\(330\)](https://doi.org/10.1061/(asce)0733-947x(2004)130:3(330))
- C-ITS Korea. (n.d.). Retrieved June 15, 2023, from <https://www.c-its.kr/english/introduction.do>
- Deng, D., Yu, B., Xu, D., Chen, Y., & Kong, Y. (2023). Automated Traffic State Optimization in the Weaving Area of Urban Expressways by a Reinforcement Learning-Based Cooperative Method of Channelization and Ramp Metering. *Journal of Advanced Transportation*, 2023, 1–13. <https://doi.org/10.1155/2023/4771946>
- Di, Y., Zhang, W., Ding, H., Zheng, X., & Bai, H. (2023). Integrated Control for Mixed CAV and CV Traffic Flow in Expressway Merge Zones Combined with Variable Speed Limit, Ramp Metering, and Lane Changing. *Journal of Transportation Engineering, Part A: Systems*, 149(2), 04022140. <https://doi.org/10.1061/jtepbs.teeng-7444>
- Eurostat. (2023). *Passenger cars in the EU*. https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Passenger_cars_in_the_EU
- Eurostat, Jere, N., Corselli-Nordblad, L., Ford-Alexandraki, E., & Xenellis, G. (2023). *Key figures on European transport : 2022 edition*. Publications Office of the European Union. <https://doi.org/10.2785/322262>
- Fakhfakh, F., Tounsi, M., & Mosbah, M. (2020). Vehicle Platooning Systems: Review, Classification and Validation Strategies. *International Journal of Networked and Distributed Computing*, 8(4), 203–213. <https://doi.org/10.2991/ijndc.k.200829.001>
- Feng, J., Shi, T., Wu, Y., Xie, X., He, H., & Tan, H. (2023). Multi-Lane Differential Variable Speed Limit Control via Deep Neural Networks Optimized by an Adaptive Evolutionary Strategy. *Sensors*, 23(10), 4659. <https://doi.org/10.3390/s23104659>
- Gao, Z., Wu, Z., Hao, W., Long, K., Byon, Y.-J., & Long, K. (2022). Optimal Trajectory Planning of Connected and Automated Vehicles at On-Ramp Merging Area. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(8), 12675–12687. <https://doi.org/10.1109/tits.2021.3116666>
- Gipps, P. G. (1986). A model for the structure of lane-changing decisions. *Transportation Research Part B: Methodological*, 20(5), 403–414. [https://doi.org/10.1016/0191-2615\(86\)90012-3](https://doi.org/10.1016/0191-2615(86)90012-3)
- Guo, J., Cheng, S., & Liu, Y. (2021). Merging and Diverging Impact on Mixed Traffic of Regular and Autonomous Vehicles. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 22(3), 1639–1649. <https://doi.org/10.1109/tits.2020.2974291>
- Han, Y., Wang, M., Li, L., Roncoli, C., Gao, J., & Liu, P. (2022). A physics-informed reinforcement learning-based strategy for local and coordinated ramp metering. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 137, 103584. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2022.103584>
- Haykin, S. (2010). *Νευρωνικά Δίκτυα και Μηχανική Μάθηση* (Μτφ, Γ. Ελένη; 3η έκδοση). Παπασωτηρίου.
- Hunt, J. G., & Lyons, G. D. (1994). Modelling dual carriageway lane changing using neural networks. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2(4), 231–245. [https://doi.org/10.1016/0968-090x\(94\)90012-4](https://doi.org/10.1016/0968-090x(94)90012-4)

- Jin, L., ii, M., Johansson, K. H., & Amin, S. (2020). Analysis and Design of Vehicle Platooning Operations on Mixed-Traffic Highways. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 66(10), 4715–4730. <https://doi.org/10.1109/tac.2020.3034871>
- Kessels, F. (2018). Traffic Flow Modelling, Introduction to Traffic Flow Theory Through a Genealogy of Models. *EURO Advanced Tutorials on Operational Research*, 99–106. https://doi.org/10.1007/978-3-319-78695-7_6
- Kopelias, P., Demiridi, E., Vogiatzis, K., Skabardonis, A., & Zafiropoulou, V. (2020). Connected & autonomous vehicles – Environmental impacts – A review. *Science of The Total Environment*, 712, 135237. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.135237>
- Krauß, S. (1998). *Microscopic Modeling of Traffic Flow: Investigation of Collision Free Vehicle Dynamics*. <https://sumo.dlr.de/pdf/KraussDiss.pdf>
- Liedtke, M. (2023). *No driver? No problem. Robotaxis eye San Francisco expansion*. <https://apnews.com/article/driverless-cars-robotaxis-waymo-cruise-tesla-684556379bb57425c8fdf35268e8046d>
- Liu, B., Tang, Y., Ji, Y., Shen, Y., & Du, Y. (2021). A Deep Reinforcement Learning Approach for Ramp Metering Based on Traffic Video Data. *Journal of Advanced Transportation*, 2021, 1–13. <https://doi.org/10.1155/2021/6669028>
- Lopez, P. A., Behrisch, M., Bieker-Walz, L., Erdmann, J., Flötteröd, Y.-P., Hilbrich, R., Lücken, L., Rummel, J., Wagner, P., & Wießner, E. (2018). Microscopic Traffic Simulation using SUMO. *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 00, 2575–2582. <https://doi.org/10.1109/itsc.2018.8569938>
- Manke, K. (2022). *Massive traffic experiment pits machine learning against ‘phantom’ jams*. <https://news.berkeley.edu/2022/11/22/massive-traffic-experiment-pits-machine-learning-against-phantom-jams/>
- Martínez-Díaz, M., Al-Haddad, C., Soriguera, F., & Antoniou, C. (2021). Platooning of connected automated vehicles on freeways: a bird’s eye view. *Transportation Research Procedia*, 58, 479–486. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2021.11.064>
- Martínez-Díaz, M., & Soriguera, F. (2018). Autonomous vehicles: theoretical and practical challenges. *Transportation Research Procedia*, 33, 275–282. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2018.10.103>
- Milanés, V., & Shladover, S. E. (2014). Modeling cooperative and autonomous adaptive cruise control dynamic responses using experimental data. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 48, 285–300. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2014.09.001>
- National Highway Traffic Safety Administration. (2014). *Fact Sheet: Improving Safety and Mobility Through Vehicle-to-Vehicle Communication Technology*. NHTSA. https://www.nhtsa.gov/sites/nhtsa.gov/files/documents/v2v_fact_sheet_101414_v2a.pdf
- Nie, W., You, Y., Lee, V. C. S., & Duan, Y. (2021). Variable Speed Limit Control for Individual Vehicles on Freeway Bottlenecks with Mixed Human and Automated Traffic Flows. *2021 IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, 00, 2492–2498. <https://doi.org/10.1109/itsc48978.2021.9564889>
- Pan, T., Guo, R., Lam, W. H. K., Zhong, R., Wang, W., & He, B. (2021). Integrated optimal control strategies for freeway traffic mixed with connected automated vehicles: A model-based reinforcement learning approach. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 123, 102987. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2021.102987>

- Papageorgiou, M., Hadj-Salem, H., & Blosseville, J.-M. (1991). ALINEA: A local feedback control law for on-ramp metering. *Transportation Research Record*, 1320(1), 58–67.
- Pavlov, P. I. (1927). Conditioned reflexes: An investigation of the physiological activity of the cerebral cortex. *Annals of Neurosciences* (2010), 17(3), 136–141. <https://doi.org/10.5214/ans.0972-7531.1017309>
- Pishue, B. (2023). *INRIX 2022 Global Traffic Scorecard*. <https://inrix.com/scorecard/>
- Rahman, M., Chowdhury, M., Xie, Y., & He, Y. (2013). Review of Microscopic Lane-Changing Models and Future Research Opportunities. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 14(4), 1942–1956. <https://doi.org/10.1109/tits.2013.2272074>
- SAE International. (2021). *Taxonomy and Definitions for Terms Related to Driving Automation Systems for On-Road Motor Vehicles*. https://doi.org/10.4271/j3016_202104
- Schakel, W. J., Knoop, V. L., & Arem, B. van. (2012). Integrated Lane Change Model with Relaxation and Synchronization. *Transportation Research Record*, 2316(1), 47–57. <https://doi.org/10.3141/2316-06>
- Schrank, D., Albert, L., Eisele, B., & Lomax, T. (2021). *2021 URBAN MOBILITY REPORT*. <https://static.tti.tamu.edu/tti.tamu.edu/documents/mobility-report-2021.pdf>
- Shang, M., Wang, S., & Stern, R. E. (2023). Extending ramp metering control to mixed autonomy traffic flow with varying degrees of automation. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 151, 104119. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2023.104119>
- Shiwakoti, N., Stasinopoulos, P., & Fedele, F. (2020). Investigating the state of connected and autonomous vehicles: a literature Review. *Transportation Research Procedia*, 48, 870–882. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2020.08.101>
- Skinner, B. F. (1953). *Science and human behavior*. Macmillan.
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (1998). *Reinforcement learning: an introduction*. MIT Press.
- Tajdari, F., Roncoli, C., & Papageorgiou, M. (2022). Feedback-Based Ramp Metering and Lane-Changing Control With Connected and Automated Vehicles. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(2), 939–951. <https://doi.org/10.1109/tits.2020.3018873>
- Trubia, S., Curto, S., Barberi, S., Severino, A., Arena, F., & Pau, G. (2021). Analysis and Evaluation of Ramp Metering: From Historical Evolution to the Application of New Algorithms and Engineering Principles. *Sustainability*, 13(2), 850. <https://doi.org/10.3390/su13020850>
- Tsugawa, S., Jeschke, S., & Shladover, S. E. (2016). A Review of Truck Platooning Projects for Energy Savings. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 1(1), 68–77. <https://doi.org/10.1109/tiv.2016.2577499>
- US Department of Transport. (2014). *Ramp Metering: A Proven, Cost-Effective Operational Strategy*. <https://ops.fhwa.dot.gov/publications/fhwahop14020/fhwahop14020.pdf>
- US Department of Transport. (2021). *History of Intelligent Transportation Systems* (2021 Update). US Department of Transport.
- Vrbanić, F., Ivanjko, E., Kušić, K., & Čakija, D. (2021). Variable Speed Limit and Ramp Metering for Mixed Traffic Flows: A Review and Open Questions. *Applied Sciences*, 11(6), 2574. <https://doi.org/10.3390/app11062574>

- Wikimedia (Adl252). (2020). *Dynamische Wegweiser mit integrierten Stauinformationen (dWiSta)*. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:BAB_67_Darmstadt_2020-06-19_02.jpg
- Wikimedia (Nayu Kim). (2011). *Highway 401 westbound from near the Highway 404/Don Valley Parkway interchanges*. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Highway_401_by_401-DVP.jpg
- Wikimedia (ŠJů). (2010). *New section of Prague Beltway. Loop detectors*. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Cholupice,_Pra%C5%BEsk%C3%BD_okruh,_induk%C4%8Dn%C3%AD_smy%C4%8Dky.jpg
- Xiao, L., Wang, M., Schakel, W., & Arem, B. van. (2018). Unravelling effects of cooperative adaptive cruise control deactivation on traffic flow characteristics at merging bottlenecks. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 96, 380–397. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2018.10.008>
- Yang, M., Li, Z., Ke, Z., & Li, M. (2019, January 13). *A Deep Reinforcement Learning-based Ramp Metering Control Framework for Improving Traffic Operation at Freeway Weaving Sections*. Transportation Research Board 98th Annual Meeting.
- Yao, Z., Wu, Y., Wang, Y., Zhao, B., & Jiang, Y. (2023). Analysis of the impact of maximum platoon size of CAVs on mixed traffic flow: An analytical and simulation method. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 147, 103989. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2022.103989>
- Yeong, D. J., Velasco-Hernandez, G., Barry, J., & Walsh, J. (2021). Sensor and Sensor Fusion Technology in Autonomous Vehicles: A Review. *Sensors*, 21(6), 2140. <https://doi.org/10.3390/s21062140>
- Zhao, Z., Wang, Z., Wu, G., Ye, F., & Barth, M. J. (2019). The State-of-the-Art of Coordinated Ramp Control with Mixed Traffic Conditions. *2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, 00, 1741–1748. <https://doi.org/10.1109/itsc.2019.8917067>
- Zhu, J., Easa, S., & Gao, K. (2022). Merging control strategies of connected and autonomous vehicles at freeway on-ramps: A comprehensive review. *Journal of Intelligent and Connected Vehicles*, 5(2), 99–111. <https://doi.org/10.1108/jicv-02-2022-0005>
- Zhu, J., Tasic, I., & Qu, X. (2022). Flow-level coordination of connected and autonomous vehicles in multilane freeway ramp merging areas. *Multimodal Transportation*, 1(1), 100005. <https://doi.org/10.1016/j.multra.2022.100005>
- Βλαχογιάννη, Ε. (2022). *Προσομοίωση Κυκλοφορίας*. <https://helios.ntua.gr>
- Ευρωπαϊκό Κοινοβούλιο. (2020). *Τι είναι η τεχνητή νοημοσύνη και πώς χρησιμοποιείται;* <https://www.europarl.europa.eu/news/el/headlines/society/20200827STO85804/ti-einai-i-techniti-noimosuni-kai-pos-chrisimopoeitai>
- Οδηγία 2010/40/ΕΕ του Ευρωπαϊκού Κοινοβουλίου. (2010). <http://data.europa.eu/eli/dir/2010/40/2018-01-09/ell>
- Σχολή Πολιτικών Μηχανικών ΕΜΠ. (1998, December 2). *Athens Real-Time Traffic Congestion Map-Central View*. <https://web.archive.org/web/19981202071825/http://frida.transport.civil.ntua.gr/map/>
- Φραντζεσκάκης, Ι., Γκόλιας, Ι., & Πιτσιάβα-Λατινοπούλου, Μ. (2009). *Κυκλοφοριακή Τεχνική*. Παπασωτηρίου.
- Φραντζεσκάκης, Ι., Πιτσιάβα-Λατινοπούλου, Μ., & Τσαμπούλας, Δ. (2002). *Διαχείριση Κυκλοφορίας*. Παπασωτηρίου.