



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ, ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ
ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Ευφυείς Αλγόριθμοι Μάθησης και Δρομολόγησης Οχημάτων βάσει Συνεργατικών Σχημάτων

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

Μιχαήλ Ν. Μασίκος

Αθήνα, Δεκέμβριος 2013



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ, ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ
ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Ευφυείς Αλγόριθμοι Μάθησης και Δρομολόγησης Οχημάτων βάσει Συνεργατικών Σχημάτων

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

Μιχαήλ Ν. Μασίκος

Συμβουλευτική Επιτροπή : Μιχαήλ Ε. Θεολόγου

Ευστάθιος Συκάς

Γεώργιος Στασινόπουλος

Εγκρίθηκε από την επταμελή εξεταστική επιτροπή την 18^η Δεκεμβρίου 2013.

.....
Μιχαήλ Θεολόγου
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Ευστάθιος Συκάς
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Γεώργιος Στασινόπουλος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Βασίλειος Λούμος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Φίλιππος Κωνσταντίνου
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Ελευθέριος Καγιάφας
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Ανδριάνα Πρέντζα
Επ. Καθηγήτρια Παν. Πειραιώς

Αθήνα, Δεκέμβριος 2013

.....
Μιχαήλ Ν. Μασίκος

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

Copyright © Μιχαήλ Ν. Μασίκος, 2013.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα διατριβή εστιάζει στην εύρεση της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής προς τον επιθυμητό προορισμό μέσω της εφαρμογής των σύγχρονων τεχνολογιών της υπολογιστικής νοημοσύνης και των επικοινωνιών. Συγκεκριμένα, εφαρμόζει τεχνικές μηχανικής μάθησης για την εκμετάλλευση της πρότερης εμπειρίας ενός οχήματος και την πραγματοποίηση αξιόπιστων εκτιμήσεων του ενεργειακού κόστους των πιθανών διαδρομών προς τον επιθυμητό προορισμό και αξιοποιεί τις διαθέσιμες τεχνολογίες V2V και V2I για την ενεργοποίηση της δυνατότητας ανταλλαγής εμπειρίας μεταξύ των οχημάτων μέσω της εδραίωσης συνεργατικών σχημάτων.

Αρχικά, η διατριβή επικεντρώνεται στην παρουσίαση της τρέχουσας κατάστασης και των αναμενόμενων εξελίξεων στον τομέα των μεταφορών και απεικονίζει τις πραγματικές διαστάσεις του ενεργειακού προβλήματος που βιώνουμε. Προκειμένου να περιοριστεί το πρόβλημα αυτό, αναπτύχθηκαν τα λεγόμενα «πράσινα» οχήματα (όπως είναι για παράδειγμα τα πλήρως ηλεκτροκινούμενα οχήματα), τα οποία είναι φιλικότερα προς το περιβάλλον σε σχέση με τα οχήματα που εξοπλίζονται με μηχανές εσωτερικής καύσης. Ωστόσο, οι τεχνολογίες που υλοποιούν θέτουν κάποιους σημαντικούς περιορισμούς (π.χ. περιορισμένη αυτονομία και χρονοβόρος διαδικασία φόρτισης) όσον αφορά στη χρήση τους. Μέσα στα πλαίσια αυτά διατυπώνεται το αντικείμενο της διατριβής που συνίσταται στην επέκταση της αυτονομίας των πλήρως ηλεκτροκινούμενων οχημάτων με τη χρησιμοποίηση τεχνολογιών, που έγκεινται σε διαφορετικά επιστημονικά πεδία, όπως είναι οι τεχνολογίες υπολογιστικής νοημοσύνης και επικοινωνιών. Η μελέτη όλων των σχετικών εργασιών που έχουν πραγματοποιηθεί αναφορικά με το αντικείμενο της παρούσας διατριβής αποδεικνύει ότι μια τέτοια προσέγγιση είναι καινοτόμος και ως εκ τούτου παρουσιάζει μεγάλο ενδιαφέρον.

Το υπόλοιπο της διατριβής, λοιπόν, κλιμακώνεται με στόχο την ανάπτυξη και επαλήθευση των προτεινόμενων ευφών αλγορίθμων εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής. Σε πρώτο στάδιο, αναλύεται και

διατυπώνεται το εξεταζόμενο πρόβλημα και τεκμηριώνονται οι επιλογές που πραγματοποιούνται για την επίλυσή του. Σημαντικά ζητήματα που καλείται να αντιμετωπίσει η συγκεκριμένη διατριβή είναι η αξιόπιστη εκτίμηση του ενεργειακού κόστους των πιθανών διαδρομών προς τον επιθυμητό προορισμό, καθώς και η ενσωμάτωση κάποιων ιδιοτεροτήτων των πλήρως ηλεκτροκινούμενων οχημάτων στους υπολογισμούς (π.χ. η δυνατότητα επανάκτησης ενέργειας μέσω της αναγεννητικής πέδησης). Για την αντιμετώπιση των ζητημάτων αυτών προτείνεται η εφαρμογή τεχνικών μηχανικής μάθησης και η εκτίμηση του ενεργειακού κόστους των διαδρομών με βάση την πρότερη εμπειρία, που συλλέγεται κατά την κίνηση του οχήματος ή μετά την ανταλλαγή εμπειρίας με άλλα οχήματα. Παράλληλα, εφαρμόζονται κατάλληλες τεχνικές μετατόπισης για την εξάλειψη της πιθανότητας εμφάνισης αρνητικού ενεργειακού κόστους κατά τον υπολογισμό μιας διαδρομής και αναπτύσσεται μία μέθοδος διαφύλαξης της ιδιωτικότητας των χρηστών κατά την ανταλλαγή εμπειρίας μεταξύ των οχημάτων.

Σε δεύτερο στάδιο, αναπτύσσεται η αρχιτεκτονική ενός ευφυούς συστήματος πλοήγησης που υλοποιεί τους προτεινόμενους αλγορίθμους εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής. Με βάση αυτήν την αρχιτεκτονική, μελετώνται οι δυνατότητες κλιμάκωσης και εφαρμογής του συστήματος πλοήγησης που σχεδιάστηκε. Αφού, λοιπόν, διαπιστώνεται ότι τα διαθέσιμα μέσα υλικού και λογισμικού μπορούν να υποστηρίξουν τη λειτουργία του συστήματος αυτού, ακολουθεί το τελικό στάδιο της ανάπτυξης της διατριβής.

Κατά το στάδιο αυτό, αναπτύσσεται ένα πρωτότυπο σύστημα σύμφωνα με την αρχιτεκτονική που σχεδιάστηκε και στη συνέχεια αυτό εγκαθίσταται σε ένα πλήρως ηλεκτροκινούμενο όχημα. Το όχημα αυτό χρησιμοποιείται για την πραγματοποίηση δοκιμών πεδίου με στόχο την αξιολόγηση των προτεινόμενων αλγορίθμων εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής τόσο σε επίπεδο αποδοτικότητας, όσο και σε επίπεδο χρηστικότητας των παραγόμενων διαδρομών για τον οδηγό του οχήματος. Με βάση, λοιπόν, τα αποτελέσματα αυτά εξάγονται τα τελικά συμπεράσματα της διατριβής.

ΛΕΞΕΙΣ ΚΛΕΙΔΙΑ: ενεργειακά αποδοτική δρομολόγηση, οικολογική δρομολόγηση, μηχανική μάθηση, πολυστρωματικά νευρωνικά δίκτυα, νευρωνικά δίκτυα γενικευμένης παλινδρόμησης, παλινδρόμηση διανυσμάτων υποστήριξης, πλήρως ηλεκτροκινούμενα οχήματα, επίγνωση του πλαισίου χρήσης, συνεργατικά σχήματα, πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης οχημάτων, επικοινωνία μεταξύ οχημάτων, επικοινωνία οχήματος με υποδομή.

ABSTRACT

The aim of the present thesis is to identify the most energy-efficient route towards the desired destination through the implementation of both computational intelligence and communications technologies. In particular, it proposes the implementation of machine learning techniques for reliably estimating the energy cost of the probable paths towards the desired destination based on the previously collected experience. Moreover, in order to further enhance the experience accumulating process, it suggests the use of the available V2V and V2I technologies and the establishment of cooperative networks enabling, thus, the exchange of experience between vehicles.

Initially, the thesis identifies the current status and the expected development in the transport field and reveals the size of the energy problem faced globally. In order to limit the expansion of this problem, car manufacturers started developing the so called “green” vehicles (e.g. the fully electric vehicles) that adopt environmentally-friendly technologies. Nevertheless, these green technologies impose some functional limitations to the vehicle’s usage (e.g. in case of fully electric vehicles such limitations are the limited range and the time consuming recharging process). In this context, the objective of the present thesis is to expand the range of fully electric vehicles through the implementation of technologies that belong to fields not related to vehicular development, i.e. the computational intelligence field and the communications field. Not to mention, reviewing the state of the art related to the scope of this thesis renders the adopted approach innovative and rather challenging.

Thus, the rest of the thesis is devoted to the development and the verification of the proposed energy-efficient routing algorithms. The development process starts with the formulation of the proposed solution and the justification of the introduced design choices. Forecasting reliably the energy costs of the probable paths towards the destination and confronting with the problems that accrue due to the specificities of the fully electric vehicles (e.g. energy recovery through regenerative braking)

constitute some of the major issues addressed by the present thesis. In particular, in order to address them successfully the thesis proposes the estimation of the route's energy cost by means of machine learning techniques and promotes the exploitation of travelling experience that is either gathered by the vehicle itself or retrieved from other vehicles through synchronization. Furthermore, the thesis applies suitable shifting techniques so as to eliminate the negative energy costs from routing calculations and develops a methodology for protecting the user's privacy during the exchange of experience between vehicles.

Secondly, the thesis develops the architecture of an intelligent navigation system implementing the introduced routing algorithms. Based on the developed architecture, it further performs a scalability and performance analysis of the designed system. According to the results of this analysis, it is verified that the commercially available hardware and software are capable of supporting the functionality of the developed architecture.

Finally, the thesis describes the development of a prototype system implementing the architecture designed previously and it presents the installation of the developed prototype in a fully electric vehicle serving as the test vehicle. This test vehicle performs a series of field trials especially planned for evaluating the efficiency of the proposed energy-efficient routing algorithms and the perceived user experience. The final conclusions of the thesis are extracted based on the generated evaluation report.

KEYWORDS: energy efficient routing, eco-routing, machine learning, multilayer perceptrons, general regression neural networks, support vector regressors, full electric vehicles, context awareness, collaborative networks, vehicular consumption forecast, vehicle-to-vehicle communication, vehicle-to-infrastructure communication.

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η παρούσα διατριβή αποτελεί προϊόν της ερευνητικής μου δραστηριότητας στο εργαστήριο Δικτύων Υπολογιστών της σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου και εκπονήθηκε υπό την επίβλεψη του Καθηγητή κ. Μιχαήλ Θεολόγου. Ολοκληρώνοντας τη διατριβή νιώθω την ανάγκη να ευχαριστήσω όλους εκείνους που άμεσα ή έμμεσα στήριξαν την προσπάθειά μου αυτή.

Καταρχήν, θα ήθελα να εκφράσω την, από καρδιάς, ευγνωμοσύνη μου στον επιβλέποντα Καθηγητή κ. Θεολόγου για την επιστημονική του καθοδήγηση, την αμέριστη συμπαράσταση και στήριξή του σε κάθε ζήτημα που εκάστοτε προέκυπτε, καθώς και για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε δίνοντας μου τη δυνατότητα να συμμετέχω στα πλέον καινοτόμα πανευρωπαϊκά ερευνητικά προγράμματα. Πέραν αυτών, νιώθω επίσης τυχερός, γιατί είχα την ευκαιρία να γνωρίσω έναν πραγματικά αξιόλογο και ιδιαίτερα ευφυή άνθρωπο, που διακρίνεται για το ήθος του και την επιστημονική του κατάρτιση.

Στη συνέχεια, θα ήθελα να ευχαριστήσω τα άλλα δύο μέλη της τριμελούς συμβουλευτικής επιτροπής της παρούσας διατριβής, δηλαδή τους Καθηγητές κ. Ευστάθιο Συκά και κ. Γεώργιο Στασινόπουλο, για την επιστημονική καθοδήγηση που μου προσέφεραν καθώς και για τις πολύτιμες συμβουλές τους. Ευχαριστώ, επίσης, τα υπόλοιπα μέλη της επταμελούς εξεταστικής επιτροπής, δηλαδή τους Καθηγητές κ. Βασίλειο Λούμο, κ. Φίλιππο Κωνσταντίνου και κ. Ελευθέριο Καγιάφα, τόσο για τις υποδείξεις τους, όσο και για τη στήριξή τους καθόλη τη διάρκεια των σπουδών μου στο Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο. Ιδιαίτερες ευχαριστίες θα ήθελα, ακόμη, να απευθύνω στην Επίκουρη Καθηγήτρια του Πανεπιστημίου Πειραιώς κ. Ανδριάνα Πρέντζα για την τιμή που μου έκανε να συμμετέχει στην επιτροπή εξέτασης της διατριβής.

Στο σημείο αυτό δεν θα μπορούσα να παραλείψω τους έμπειρους ερευνητές του εργαστηρίου Δικτύων Υπολογιστών και ταυτόχρονα φίλους και συνεργάτες, τον Δρ. Κωνσταντίνο Δεμέστιχα και την Δρ. Τζένη Αδαμοπούλου. Τους ευχαριστώ θερμά για τις συμβουλές τους, για τις ατελείωτες ώρες που περάσαμε μαζί συζητώντας θέματα της διατριβής, καθώς και για την συμπαράσταση και το κουράγιο που μου έδιναν.

Κατά τη διάρκεια της θητείας μου στο εργαστήριο Δικτύων Υπολογιστών είχα, επίσης, την τύχη και την τιμή να γνωριστώ με τους Δρ. Δ. Νικητόπουλο και Δρ. Δ. Αξιώτη, αξιόλογους επιστήμονες και συναδέλφους, τους οποίους θα ήθελα να ευχαριστήσω για τη βοήθειά τους και τις συμβουλές τους στα πρώτα βήματα της ερευνητικής μου ενασχόλησης. Θα ήθελα ακόμη να ευχαριστήσω τα νεότερα μέλη του εργαστηρίου, δηλαδή τους Ι. Λουμιώτη, Π. Κοσμίδη, Θ. Σταματιάδη, Σ. Σκεύα, Λ. Σταματάρη, Α. Κορδαλή, Α. Βουλκίδη, Β. Ασθενόπουλο και Χ. Ρεμούνδου για τις επιστημονικές συζητήσεις που κάναμε και τις ωραίες στιγμές που περάσαμε μαζί και να τους ευχηθώ καλό κουράγιο στην προσπάθειά τους.

Κλείνοντας, θα ήθελα να ευχαριστήσω τη Στέλλα πρωτίστως για τη συμπαράστασή της και την υπομονή της, αλλά και γιατί με το κέφι και τη χαρά της ομορφαίνει τη ζωή μου! Στους γονείς μου, Νίκο και Μαρία, και στον αδερφό μου, Πάρη, θα ήθελα να εκφράσω την ευγνωμοσύνη μου για την αμέριστη αγάπη τους και για τη στήριξη που μου έδειξαν και σε αυτήν την επιλογή μου. Την παρούσα διατριβή την αφιερώνω στον πατέρα μου, που αποτελεί για μένα πρότυπο εργατικότητας, υπομονής, καλοσύνης, αυτοθυσίας και αστείρευτης αντοχής σε κάθε δυσκολία.

Μιχαήλ Ν. Μασίκος
Αθήνα, Δεκέμβριος 2013

Στον πατέρα μου Νίκο.

Περιεχόμενα

ΠΕΡΙΛΗΨΗ.....	3
ABSTRACT	7
ΠΡΟΛΟΓΟΣ.....	11
ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΣΧΗΜΑΤΩΝ	19
ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ	23
1 Εισαγωγή.....	27
1.1 Η περιβαλλοντική επιβάρυνση των οχημάτων.....	27
1.1.1 Ανάπτυξη εναλλακτικών τύπων οχημάτων.....	27
1.1.2 Αξιολόγηση εναλλακτικών τύπων οχημάτων	29
1.2 Αντικείμενο της διατριβής.....	33
1.3 Σχετικές εργασίες	35
1.3.1 Οικολογική οδήγηση	35
1.3.2 Οικολογική δρομολόγηση	38
1.4 Καινοτομίες της διατριβής	42
1.5 Διάρθρωση της διατριβής.....	44
1.6 Παραπομπές	49
2 Αλγόριθμοι Εύρεσης της Ενεργειακά Βέλτιστης Διαδρομής με επίγνωση του Πλαισίου Χρήσης.....	55
2.1 Διατύπωση του Προβλήματος.....	55
2.2 Ανάλυση του Ενεργειακού Κόστους μιας Διαδρομής	57
2.3 Επιλογή των Παραμέτρων του Πλαισίου Χρήσης.....	57
2.4 Βελτιστοποίηση του Μοντέλου Πρόβλεψης του Ενεργειακού Κόστους.....	64
2.5 Ενεργοποίηση της δυνατότητας Λειτουργίας βάσει Συνεργατικών Σχημάτων	65
2.6 Ανάπτυξη αλγορίθμου για την εύρεση της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής.....	68
2.7 Παραπομπές	73
3 Σχεδιασμός και Ανάπτυξη ενός Ευφυούς Συστήματος Πλοήγησης.....	77
3.1 Εισαγωγή.....	77
3.2 Λειτουργικές Απαιτήσεις	79
3.2.1 Λειτουργικότητα εγκατεστημένη στο όχημα	80
3.2.2 Λειτουργικότητα εγκατεστημένη στην Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα..	82
3.2.3 Λειτουργικότητα επικοινωνιών	82
3.2.3.1 Στατικές πληροφορίες	83
3.2.3.2 Ιστορικές πληροφορίες.....	84
3.2.3.3 Πληροφορίες πραγματικού χρόνου	84
3.3 Πολυεπίπεδη Ανάπτυξη Αρχιτεκτονικής	85
3.3.1 Εισαγωγή.....	85

3.3.2	Επιχειρηματικό επίπεδο – Business Layer	86
3.4	Ανάλυση «Υπηρεσίας Δρομολόγησης βάσει Ενεργειακού Κόστους» – Μονάδες Εφαρμογής.....	97
3.4.1	Εισαγωγή	97
3.4.2	Μηχανισμός Βέλτιστης Ενεργειακά Δρομολόγησης	102
3.4.3	Μονάδα Αναδρομολόγησης	104
3.4.4	Μονάδα Διεπαφής Χρήστη	104
3.4.5	Μονάδα Σχηματισμού Δικτύων Μηχανικής Μάθησης.....	106
3.4.6	Μονάδα Εκπαίδευσης Δικτύων Μηχανικής Μάθησης	106
3.4.7	Μονάδα Πρόβλεψης.....	107
3.4.8	Μονάδα Κανονικοποίησης Ενεργειακού Κόστους	108
3.4.9	Μονάδα Αξιολόγησης της Ικανότητας Προσέγγισης του Προορισμού.....	109
3.4.10	Μονάδα Έκδοσης Συστάσεων Εξοικονόμησης Ενέργειας	111
3.4.11	Μονάδα Επίγνωσης Κυκλοφοριακής Κίνησης	111
3.4.12	Μονάδα Επίγνωσης Ενεργειακού Αποθέματος.....	112
3.5	Παραπομπές	114
4	Δυνατότητες Κλιμάκωσης και Εφαρμογής του Ευφυούς Συστήματος Πλοήγησης.....	119
4.1	Η ανάγκη μελέτης της κλιμακωσιμότητας.....	119
4.2	Χρονική κλιμάκωση κατά την εφαρμογή Μηχανικής Μάθησης.....	121
4.2.1	Γενικά	121
4.2.2	Κλιμακωσιμότητα της χρονικής καθυστέρησης της εκπαίδευσης.....	121
4.2.2.1	Σενάριο 1 - Επιλογή Multi-Layer Perceptrons	121
4.2.2.2	Σενάριο 2 - Επιλογή Support Vector Regressors	127
4.2.2.3	Σενάριο 3 - Επιλογή General Regression Neural Networks	131
4.2.3	Κλιμακωσιμότητα της χρονικής καθυστέρησης της πρόβλεψης	136
4.2.3.1	Σενάριο 1 - Επιλογή Multi-Layer Perceptrons	136
4.2.3.2	Σενάριο 2 - Επιλογή Support Vector Regressors	138
4.2.3.3	Σενάριο 3 - Επιλογή General Regression Neural Networks	139
4.2.4	Συμπεράσματα.....	139
4.3	Κλιμάκωση της απαιτούμενης χωρητικότητας κατά την εφαρμογή Μηχανικής Μάθησης.....	142
4.3.1	Γενικά.....	142
4.3.2	Κλιμάκωση του όγκου της Συλλεχθείσας Πληροφορίας	142
4.3.3	Κλιμάκωση του όγκου των Δικτύων Μηχανικής Μάθησης	147
4.3.3.1	Σενάριο 1 – Επιλογή Multi-layer Perceptrons.....	148
4.3.3.2	Σενάριο 2 – Επιλογή General Regression Neural Networks.....	152
4.3.4	Συμπεράσματα.....	157
4.4	Κλιμάκωση του χρόνου μετάδοσης της Διαμοιραζόμενης Πληροφορίας	159

4.4.1	Γενικά	160
4.4.2	Διαμοιρασμός μέσω V2V	160
4.4.3	Διαμοιρασμός μέσω I2V	165
4.4.4	Διαμοιρασμός μέσω V2I	171
4.4.5	Συμπεράσματα.....	175
4.5	Παραπομπές	176
5	Μοντέλα πρόβλεψης της ενεργειακής κατανάλωσης.....	181
5.1	Εισαγωγή.....	181
5.2	Μακροσκοπικά μοντέλα.....	182
5.3	Μεσοσκοπικά μοντέλα	183
5.4	Μικροσκοπικά μοντέλα.....	184
5.5	Ανάπτυξη μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης MLP	186
5.5.1	Εισαγωγή	186
5.5.2	Περιγραφή	187
5.5.3	Αξιολόγηση επίδοσης.....	193
5.6	Ανάπτυξη μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης GRNN	201
5.6.1	Εισαγωγή	201
5.6.2	Περιγραφή	201
5.6.3	Προσδιορισμός της τιμής της παραμέτρου εξομάλυνσης σ	205
5.6.4	Αξιολόγηση επίδοσης.....	211
5.7	Συμπεράσματα.....	215
5.8	Παραπομπές	219
6	Αξιολόγηση της επίδοσης των Αλγορίθμων Εύρεσης της Ενεργειακά Βέλτιστης Διαδρομής.....	225
6.1	Εισαγωγή.....	225
6.2	Ανάπτυξη Πρωτότυπου Συστήματος Δοκιμών	226
6.3	Χαρακτηριστικά του Πεδίου Δοκιμών	241
6.4	Δεδομένα εκπαίδευσης και επαλήθευσης	242
6.5	Αποτελέσματα αξιολόγησης του αλγορίθμου δρομολόγησης με εφαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης MLP	249
6.6	Αποτελέσματα αξιολόγησης του αλγορίθμου δρομολόγησης με εφαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης GRNN.....	253
6.7	Αποτελέσματα αξιολόγησης της εμπειρίας του χρήστη.....	254
6.8	Συμπεράσματα.....	257
6.9	Παραπομπές	263
7	Ανασκόπηση – Μελλοντικές Κατευθύνσεις	267
7.1	Ανασκόπηση.....	267
7.2	Μελλοντικές Κατευθύνσεις.....	272

7.3	Κατάλογος δημοσιεύσεων του συγγραφέα	273
7.3.1	Δημοσιεύσεις σε διεθνή επιστημονικά περιοδικά με κριτές	273
7.3.2	Δημοσιεύσεις σε διεθνή επιστημονικά βιβλία.....	274
7.3.3	Δημοσιεύσεις σε διεθνή επιστημονικά συνέδρια με κρίση στο πλήρες κείμενο 274	
	ΑΡΚΤΙΚΟΛΕΞΑ.....	277

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Σχήμα 1-1. Συγκριτική κατανομή της συνολικής ενεργειακής κατανάλωσης κατά την κίνηση διαφόρων τύπων οχημάτων [8]	31
Σχήμα 1-2. Συγκριτική κατανομή των συνολικών εκπομπών CO ₂ κατά την κίνηση διαφόρων τύπων οχημάτων [8]	32
Σχήμα 2-1. Ομαδοποίηση των παραμέτρων που επηρεάζουν την ενεργειακή κατανάλωση ενός οχήματος.....	61
Σχήμα 3-1. Η πολυεπίπεδη προσέγγιση της γλώσσας ArchiMate ([5])	78
Σχήμα 3-2. Συνολική λειτουργικότητα της πλατφόρμας EcoGem ([6]).....	80
Σχήμα 3-3. Αρχιτεκτονική της πλατφόρμας EcoGem – Επιχειρηματικό επίπεδο (Υπηρεσίες και Καταναλωτές)	87
Σχήμα 3-4. Αρχιτεκτονική της πλατφόρμας EcoGem – Διεργασίες και συμβάντα.....	91
Σχήμα 3-5. Αρχιτεκτονική της πλατφόρμας EcoGem – Διεργασίες και αντίστοιχα αντικείμενα.....	93
Σχήμα 3-6. Αρχιτεκτονική της πλατφόρμας EcoGem – Αντιστοίχιση Διεργασιών με Υπηρεσίες.....	94
Σχήμα 3-7. Αρχιτεκτονική της πλατφόρμας EcoGem: αναλυτική περιγραφή των διαδικασιών δρομολόγησης και πλοήγησης.....	95
Σχήμα 3-8. Αρχιτεκτονική της πλατφόρμας EcoGem: αναλυτική περιγραφή της διαδικασίας δρομολόγησης σε προγενέστερο χρόνο μέσω διαδικτύου	97
Σχήμα 3-9. Ομαδοποίηση των μονάδων εφαρμογής της «Υπηρεσίας Δρομολόγησης βάσει Ενεργειακού Κόστους» ανάλογα με τις επιτελούμενες λειτουργίες.....	99
Σχήμα 3-10. Αναλυτική παρουσίαση του στρώματος εφαρμογής της υπηρεσίας δρομολόγησης βάσει ενεργειακού κόστους	102
Σχήμα 3-11. Μηχανισμός βέλτιστης ενεργειακά δρομολόγησης – λειτουργίες και διεπαφές	103
Σχήμα 3-12. Μονάδα αναδρομολόγησης – λειτουργίες και διεπαφές	104
Σχήμα 3-13. Μονάδα διεπαφής χρήστη – λειτουργίες και διεπαφές	105
Σχήμα 3-14. Μονάδα παραγωγής δικτύων μηχανικής μάθησης – λειτουργίες και διεπαφές	106
Σχήμα 3-15. Μονάδα εκπαίδευσης δικτύων μηχανικής μάθησης – λειτουργίες και διεπαφές	107
Σχήμα 3-16. Μονάδα πρόβλεψης – λειτουργίες και διεπαφές.....	108
Σχήμα 3-17. Μονάδα κανονικοποίησης ενεργειακού κόστους – λειτουργίες και διεπαφές.....	109
Σχήμα 3-18. Μονάδα αξιολόγησης της ικανότητας προσέγγισης του προορισμού – λειτουργίες και διεπαφές	110
Σχήμα 3-19. Μονάδα έκδοσης συστάσεων εξοικονόμησης ενέργειας – λειτουργίες και διεπαφές.....	111
Σχήμα 3-20. Μονάδα επίγνωσης κυκλοφοριακής κίνησης – λειτουργίες και διεπαφές.....	112
Σχήμα 3-21. Μονάδα επίγνωσης ενεργειακού αποθέματος – λειτουργίες και διεπαφές....	113
Σχήμα 4-1. Χρονική καθυστέρηση της εκπαίδευσης για διάφορα μεγέθη του συνόλου εκπαίδευσης (MLP «12-5-1»)	123
Σχήμα 4-2. Χρονική καθυστέρηση εκπαίδευσης ανάλογα με τη διαμόρφωση του χρησιμοποιούμενου υλικού (MLP «12-5-1»).....	124
Σχήμα 4-3. Χρονική καθυστέρηση της εκπαίδευσης ανάλογα με τη δομή του δικτύου MLP και το μέγεθος του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης	125
Σχήμα 4-4. Συνολικός χρόνος εκπαίδευσης για διάφορα μεγέθη οδικών δικτύων και συνόλων εκπαίδευσης	126

Σχήμα 4-5. Συνολικός χρόνος εκπαίδευσης για διάφορα μεγέθη οδικών δικτύων και δύο διαφορετικές διαμορφώσεις υλικού	127
Σχήμα 4-6. Χρονική καθυστέρηση της εκπαίδευσης για διάφορα μεγέθη του συνόλου εκπαίδευσης.....	129
Σχήμα 4-7. Χρονική καθυστέρηση εκπαίδευσης ανάλογα με τη διαμόρφωση του χρησιμοποιούμενου υλικού	130
Σχήμα 4-8. Συνολικοί χρόνοι εκπαίδευσης για διάφορα μεγέθη οδικών δικτύων και συνόλων εκπαίδευσης	131
Σχήμα 4-9. Χρόνος εκπαίδευσης για διάφορα μεγέθη οδικών δικτύων και χρήση δύο διαφορετικών διαμορφώσεων υλικού	131
Σχήμα 4-10. Χρονική καθυστέρηση της εκπαίδευσης για διάφορα μεγέθη του συνόλου εκπαίδευσης.....	133
Σχήμα 4-11. Χρονική καθυστέρηση εκπαίδευσης ανάλογα με τη χρησιμοποιούμενη διαμόρφωση υλικού.....	134
Σχήμα 4-12. Συνολικοί χρόνοι εκπαίδευσης για διάφορα μεγέθη οδικών δικτύων και συνόλων εκπαίδευσης	135
Σχήμα 4-13. Χρόνος εκπαίδευσης για διάφορα μεγέθη οδικών δικτύων και χρήση δύο διαφορετικών διαμορφώσεων υλικού	136
Σχήμα 4-14. Χρονική καθυστέρηση πρόβλεψης για διάφορα μεγέθη οδικών δικτύων και χρήση δύο διαφορετικών διαμορφώσεων υλικού	137
Σχήμα 4-15. Χρονική καθυστέρηση πρόβλεψης για διάφορα μεγέθη οδικών δικτύων και χρήση δύο διαφορετικών δικτύων MLP.....	138
Σχήμα 4-16. Χρονική καθυστέρηση της πρόβλεψης για διάφορα μεγέθη οδικών δικτύων και χρήση δύο διαφορετικών διαμορφώσεων υλικού	139
Σχήμα 4-17. Χρονική καθυστέρηση της συνολικής διαδικασίας εκπαίδευσης και βελτιστοποίησης του δικτύου GRNN ανάλογα με το επιλεγμένο κριτήριο αφαίρεσης νευρώνων.....	141
Σχήμα 4-18. Διάγραμμα κλιμάκωσης της απαιτούμενης χωρητικότητας για την αποθήκευση της συλλεχθείσας εμπειρίας (περιορισμένη εξάπλωση του προτεινόμενου συστήματος)	146
Σχήμα 4-19. Διάγραμμα κλιμάκωσης της απαιτούμενης χωρητικότητας για την αποθήκευση της συλλεχθείσας εμπειρίας (ευρεία εξάπλωση του προτεινόμενου συστήματος).....	147
Σχήμα 4-20. Κλιμάκωση της απαιτούμενης χωρητικότητας για το δίκτυο MLP (12-5-1). 150	
Σχήμα 4-21. Κλιμάκωση της απαιτούμενης χωρητικότητας για το δίκτυο MLP (12-10-2-1)	151
Σχήμα 4-22. Η συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης.	153
Σχήμα 4-23. Κλιμάκωση της απαιτούμενης χωρητικότητας στην περίπτωση χρήσης δικτύων GRNN με 100 νευρώνες μοτίβου.....	154
Σχήμα 4-24. Κλιμάκωση της απαιτούμενης χωρητικότητας στην περίπτωση χρήσης δικτύων GRNN με 200 νευρώνες μοτίβου.....	156
Σχήμα 4-25. Κλιμάκωση της απαιτούμενης χωρητικότητας στην περίπτωση χρήσης δικτύων GRNN με 300 νευρώνες μοτίβου.....	157
Σχήμα 4-26. Κλιμάκωση της συνολικά απαιτούμενης χωρητικότητας ανά τύπο δικτύου μάθησης και ανά μέγεθος περιοχής.....	159
Σχήμα 4-27. Μεταβολή της κατανομής της απαιτούμενης χωρητικότητας ανά τύπο δικτύου μάθησης	159
Σχήμα 4-28. Μέγιστος, μέσος και ελάχιστος χρόνος μετάδοσης ανά τεχνολογία V2V	162
Σχήμα 4-29. Μέσος χρόνος μετάδοσης ανά τεχνολογία V2V	164
Σχήμα 4-30. Μέσος αριθμός αποστέλλομενων εγγραφών (μετρήσεων) ανάλογα με τη χρονική διάρκεια της συνόδου V2V	164

Σχήμα 4-31. Μέσος αριθμός αποστελλόμενων εγγραφών (μετρήσεων) ανά οδική ζεύξη ανάλογα με τη χρονική διάρκεια της συνόδου V2V	165
Σχήμα 4-32. Εκτιμώμενος χρόνος μετάδοσης ανά τεχνολογία I2V για τα σενάρια 1, 2, 3, 4 και 5	169
Σχήμα 4-33. Μέσος χρόνος μετάδοσης ανά τεχνολογία I2V (Κανονική πόλη/Μεγάλη Πόλη/Μητροπολιτική Περιοχή)	171
Σχήμα 4-34. Μέση ταχύτητα μετάδοσης ανά τεχνολογία V2I (Σενάρια 1, 2, 3 και 4).....	174
Σχήμα 5-1. Η δομή του πολυστρωματικού νευρωνικού δικτύου (MLP)	188
Σχήμα 5-2. Γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης	189
Σχήμα 5-3. Σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης (υπερβολική εφαπτομένη).....	189
Σχήμα 5-4. Σχετική σημαντικότητα των μεταβλητών εισόδου του δικτύου πρόβλεψης MLP	195
Σχήμα 5-5. Η μεταβολή των τιμών του ενεργειακού κόστους τριών διαφορετικών οδικών ζεύξεων κατά τη διάρκεια της ημέρας	196
Σχήμα 5-6. Ακρίβεια των εκτιμήσεων του μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης MLP	197
Σχήμα 5-7. Ακρίβεια των εκτιμήσεων του συμβατικού μοντέλου πρόβλεψης.....	198
Σχήμα 5-8. Συγκριτικό διάγραμμα μίσχου (matlab stem diagram) της ακρίβειας των εκτιμήσεων του μοντέλου πρόβλεψης MLP και του συμβατικού μοντέλου πρόβλεψης	200
Σχήμα 5-9. Η δομή του νευρωνικού δικτύου γενικευμένης παλινδρόμησης (GRNN).....	203
Σχήμα 5-10. Συνεισφορά μεμονωμένων όρων στην τελική πρόβλεψη, $\sigma=0.1$ ([32]).....	205
Σχήμα 5-11. Εμφάνιση κυμάτων σε μοντέλο πρόβλεψης GRNN για $\sigma=0.027$ και ταυτόχρονη παράθεση των μεμονωμένων όρων του μοντέλου πρόβλεψης ([32])	206
Σχήμα 5-12. Παράδειγμα αποτελεσμάτων της μεθόδου «holdout» ([32]).....	209
Σχήμα 5-13. Καμπύλες πρόβλεψης για τις τιμές του σ που προέκυψαν από το παράδειγμα εκτέλεσης της μεθόδου «holdout» ([32])	210
Σχήμα 5-14. Επιλογή της παραμέτρου εξομάλυνσης σ	211
Σχήμα 5-15. Σχετική σημαντικότητα των μεταβλητών εισόδου του δικτύου πρόβλεψης GRNN.....	212
Σχήμα 5-16. Ακρίβεια των εκτιμήσεων του μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης GRNN	213
Σχήμα 5-17. Συγκριτικό διάγραμμα μίσχου (matlab stem diagram) της ακρίβειας των εκτιμήσεων του μοντέλου πρόβλεψης GRNN και του συμβατικού μοντέλου πρόβλεψης	214
Σχήμα 5-18. Συγκριτικό διάγραμμα της ακρίβειας των εκτιμήσεων του μοντέλου πρόβλεψης MLP και του μοντέλου πρόβλεψης GRNN.....	217
Σχήμα 5-19. Συγκριτικό διάγραμμα μίσχου (matlab stem diagram) της ακρίβειας των εκτιμήσεων του μοντέλου πρόβλεψης MLP και του μοντέλου πρόβλεψης GRNN ...	218
Σχήμα 6-1. Αρχιτεκτονική του λογισμικού του πρωτοτύπου δοκιμών	227
Σχήμα 6-2. Γραφική διεπαφή του πρωτότυπου συστήματος δοκιμών.....	233
Σχήμα 6-3. Εμφάνιση ειδοποίησης ότι η στάθμη της μπαταρίας έπεσε σε κρίσιμο επίπεδο	234
Σχήμα 6-4. Καρτέλα εισαγωγής διεύθυνσης προορισμού.....	234
Σχήμα 6-5. Καρτέλα διαχείρισης αγαπημένων προορισμών	235
Σχήμα 6-6. Εισαγωγή εγγραφών στο ημερολόγιο του συστήματος και έλεγχος προγραμματισμένων στάσεων φόρτισης.....	235
Σχήμα 6-7. Αναλυτική παρουσίαση των αποτελεσμάτων εκτέλεσης του αλγορίθμου δρομολόγησης	236
Σχήμα 6-8. Επιλογή ρυθμίσεων διαμοιρασμού/συγχρονισμού ιστορικών μετρήσεων.....	236
Σχήμα 6-9. Επιλογή ενεργοποίησης συμβατικής δρομολόγησης – υπολογισμός της «ταχύτερης διαδρομής» προς τον επιλεγμένο προορισμό.....	237

Σχήμα 6-10. Επιλογή ενεργοποίησης των προτεινόμενων αλγορίθμων δρομολόγησης.....	238
Σχήμα 6-11. Γραφική αναπαράσταση της υπολογισθείσας διαδρομής.....	238
Σχήμα 6-12. Εγκατάσταση του πρωτότυπου συστήματος στο όχημα δοκιμών.....	241
Σχήμα 6-13 (α) Pininfarina Nido EV, (β) Διαδικασία φόρτισης οχήματος	241
Σχήμα 6-14. Περιοχή εκτέλεσης των δοκιμών πεδίου (Chieri, Turin, Italy)	242
Σχήμα 6-15. Χωρική κατανομή των συχνοτήτων των συλλεχθέντων δεδομένων εκπαίδευσης.....	244
Σχήμα 6-16. Κατανομές σχετικών συχνοτήτων των τιμών των παραμέτρων του πλαισίου χρήσης στα δείγματα που συλλέχθηκαν κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου (Πλαίσιο Οχήματος, Πλαίσιο Κυκλοφοριακών Συνθηκών και Προφίλ Οδηγού)	246
Σχήμα 6-17. Κατανομές σχετικών συχνοτήτων των τιμών των παραμέτρων του πλαισίου χρήσης στα δείγματα που συλλέχθηκαν κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου (Πλαίσιο Οδικής Ζεύξης και Πλαίσιο Καιρικών Συνθηκών)	247
Σχήμα 6-18. Κατανομή σχετικών συχνοτήτων των τιμών της ενεργειακής κατανάλωσης στα δείγματα που καταγράφηκαν κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου	247
Σχήμα 6-19. Κατανομή του μήκους των διαδρομών επαλήθευσης	248
Σχήμα 6-20. Διάγραμμα κατανομής συχνοτήτων για την εκτιμώμενη και τη μετρηθείσα εξοικονόμηση ενέργειας.....	250
Σχήμα 6-21. Διάγραμμα κατανομής συχνοτήτων της διαφοράς μήκους μεταξύ της «ενεργειακά βέλτιστης» και της αντίστοιχης «ταχύτερης» διαδρομής.....	251
Σχήμα 6-22. Διάγραμμα κατανομής συχνοτήτων της μετρηθείσας απώλειας χρόνου κατά την επιλογή της «ενεργειακά» βέλτιστης διαδρομής έναντι της αντίστοιχης «ταχύτερης».....	252
Σχήμα 6-23. Διάγραμμα κατανομής συχνοτήτων για την εκτιμώμενη και τη μετρηθείσα εξοικονόμηση ενέργειας.....	254
Σχήμα 6-24. Αποτελέσματα αξιολόγησης της διεπαφής του συστήματος.....	256
Σχήμα 6-25. Αποτελέσματα αξιολόγησης της αποτελεσματικότητας του συστήματος	257
Σχήμα 6-26. Συγκριτικό διάγραμμα κατανομών συχνοτήτων για τις εκτιμώμενες και τη μετρηθείσα εξοικονόμηση ενέργειας	258
Σχήμα 6-27. Παράδειγμα «ενεργειακά αποδοτικής» δρομολόγησης για συγκεκριμένο ζεύγος αφετηρίας-προορισμού και συγκεκριμένο στιγμιότυπο του πλαισίου χρήσης	260
Σχήμα 6-28. Παράδειγμα «ταχύτερης» δρομολόγησης για συγκεκριμένο ζεύγος αφετηρίας- προορισμού και συγκεκριμένο στιγμιότυπο του πλαισίου χρήσης.....	261

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1-1. Πίνακας υπολογισμού της συνολικής ενεργειακής κατανάλωσης κατά την κίνηση διαφόρων τύπων οχημάτων [8]	30
Πίνακας 1-2. Πίνακας υπολογισμού των συνολικών εκπομπών CO ₂ κατά την κίνηση διαφόρων τύπων οχημάτων [8]	31
Πίνακας 2-1. Ανάλυση των παραμέτρων του πλαισίου χρήσης	63
Πίνακας 2-2. Παράδειγμα στιγμιότυπου του πλαισίου χρήσης	64
Πίνακας 2-3. Ορολογία	66
Πίνακας 2-4. Περιγραφή του προτεινόμενου αλγορίθμου δρομολόγησης	72
Πίνακας 4-1. Ανάλυση της δομής των εγγραφών της συλλεχθείσας πληροφορίας.....	143
Πίνακας 4-2. Σενάριο υπολογισμού του μέσου αριθμού οδικών ζεύξεων ανά όχημα ανά ημέρα.....	145
Πίνακας 4-3. Αριθμός ζεύξεων ανά οδική κλάση.....	145
Πίνακας 4-4. Υπολογισμός απαιτούμενης χωρητικότητας στην περίπτωση του δικτύου MLP (12-5-1).....	149
Πίνακας 4-5. Αριθμός οδικών ζεύξεων ανά περιοχή	150
Πίνακας 4-6. Υπολογισμός απαιτούμενης χωρητικότητας στην περίπτωση του δικτύου MLP (12-10-2-1)	151
Πίνακας 4-7. Υπολογισμός απαιτούμενης χωρητικότητας στην περίπτωση ενός δικτύου GRNN με 100 νευρώνες μοτίβου.....	154
Πίνακας 4-8. Υπολογισμός απαιτούμενης χωρητικότητας στην περίπτωση ενός δικτύου GRNN με 200 νευρώνες μοτίβου.....	155
Πίνακας 4-9. Υπολογισμός απαιτούμενης χωρητικότητας στην περίπτωση ενός δικτύου GRNN με 300 νευρώνες μοτίβου.....	157
Πίνακας 4-10. Μέγιστος θεωρητικός ρυθμός μετάδοσης διαθέσιμων τεχνολογιών V2V ..	160
Πίνακας 4-11. Ελάχιστος και μέσος ρυθμός μετάδοσης διαθέσιμων τεχνολογιών V2V ...	161
Πίνακας 4-12. Χαρακτηριστικά διαμοιραζόμενης πληροφορίας κατά τη διάρκεια τυπικής συνόδου V2V	161
Πίνακας 4-13. Σενάρια για τη μελέτη της μετάδοσης διαφορετικού όγκου πληροφορίας. 163	
Πίνακας 4-14. Μέγιστος θεωρητικός ρυθμός μετάδοσης των διαθέσιμων τεχνολογιών I2V	167
Πίνακας 4-15. Ελάχιστος και μέσος ρυθμός μετάδοσης των διαθέσιμων τεχνολογιών I2V	167
Πίνακας 4-16. Σενάρια μελέτης των συνόδων I2V.....	168
Πίνακας 4-17. Σενάρια για τη μελέτη των συνόδων I2V ανάλογα με το μέγεθος της περιοχής αναφοράς.....	170
Πίνακας 4-18. Μέγιστος θεωρητικός ρυθμός μετάδοσης των τεχνολογιών V2I.....	173
Πίνακας 4-19. Ελάχιστος και μέσος ρυθμός μετάδοσης των τεχνολογιών V2I	173
Πίνακας 4-20. Σενάρια για τη μελέτη των συνόδων V2I.....	174
Πίνακας 5-1. Παράμετροι κατασκευής μοντέλου MLP.....	192
Πίνακας 5-2. Στατιστικά στοιχεία της διαδικασίας εκπαίδευσης και επικύρωσης του μοντέλου πρόβλεψης MLP.....	193
Πίνακας 5-3. Δείγματα μετρήσεων που αφορούν την οδική ζεύξη «road segment 1» (κλίση οδοστρώματος=0.4%, κλάση οδοστρώματος='τοπική οδός')	196
Πίνακας 5-4. Δείκτες επίδοσης εξεταζόμενων μοντέλων πρόβλεψης της ενεργειακής κατανάλωσης.....	215
Πίνακας 6-1. Οι λειτουργικές μονάδες του λογισμικού του πρωτοτύπου δοκιμών.....	227
Πίνακας 6-2. Πληροφορίες σχετικά με την ανάπτυξη των μονάδων του λογισμικού του πρωτότυπου συστήματος δοκιμών	231

Πίνακας 6-3. Εξοπλισμός για την εγκατάσταση του συστήματος στο όχημα δοκιμών.....	239
Πίνακας 6-4. Χαρακτηριστικά οχήματος δοκιμών	240
Πίνακας 6-5. Πληροφορίες για τον τρόπο συλλογής των μετρήσεων κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου.....	243
Πίνακας 6-6. Ερωτηματολόγιο – Μέρος 1 ^ο	255
Πίνακας 6-7. Ερωτηματολόγιο – Μέρος 2 ^ο	255
Πίνακας 6-8. Επιδόσεις μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης MLP και μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης GRNN.....	259
Πίνακας 6-9. Στιγμιότυπο του πλαισίου χρήσης για τον υπολογισμό των διαδρομών του παραδείγματος (Σχήμα 6-27 και Σχήμα 6-28).....	260
Πίνακας 6-10. Σύγκριση αποτελεσμάτων παραδείγματος δρομολόγησης (Σχήμα 6-27 και Σχήμα 6-28).....	262

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

1 Εισαγωγή

1.1 Η περιβαλλοντική επιβάρυνση των οχημάτων

Οι κυκλοφοριακές συνθήκες έχουν επιδεινωθεί ραγδαία τα τελευταία χρόνια. Σύμφωνα με μελέτη που πραγματοποιήθηκε το 2005 στις ΗΠΑ ([1]) η αύξηση της μέσης καθυστέρησης κατά την πραγματοποίηση μιας διαδρομής που σημειώθηκε στο χρονικό διάστημα 1982-2003 μετρήθηκε να είναι 528% (0.7→3.7 δις. ώρες). Αυτό έχει ως αποτέλεσμα οι οδηγοί να σπαταλούν τουλάχιστον 3 φορές περισσότερο χρόνο για τις μετακινήσεις τους (16→47ώρες). Η κατάσταση αυτή αναμένεται να επιδεινωθεί στον χρονικό ορίζοντα μέχρι το 2050 σύμφωνα με μελέτες του Διεθνούς Φόρουμ Μεταφορών (International Transport Forum [2]), που στόχο έχει την από κοινού αντιμετώπιση όλων των συγκοινωνιακών θεμάτων που προκύπτουν σε διεθνές επίπεδο και αφορούν κάθε τύπο συγκοινωνιακού δικτύου. Μάλιστα, εάν οι τιμές χρήσης των οδικών δικτύων και οι τιμές της αγοράς ενέργειας είναι ευνοϊκές στον χρονικό ορίζοντα 2000-2050, τότε η μετακίνηση επιβατών (μετρούμενη σε επιβάτες x χιλιόμετρα) με επιβατηγά αυτοκίνητα θα αυξηθεί 3-4 φορές και η διακίνηση εμπορευμάτων (μετρούμενη σε τόνους x χιλιόμετρα) θα αυξηθεί 2.5-3.5 φορές.

Η προοπτική αυτή σε συνδυασμό με το γεγονός ότι τα ενεργειακά αποθέματα, από τα οποία εξαρτώνται οι μετακινήσεις με επιβατηγά οχήματα (δηλαδή το πετρέλαιο) είναι πεπερασμένα, δημιουργεί μια έντονη ανησυχία. Η κατάσταση αυτή επιβαρύνεται ακόμη περισσότερο από το γεγονός ότι τα επιβατηγά οχήματα ευθύνονται σήμερα για το 55% περίπου των εκπομπών CO₂ στην ατμόσφαιρα (σύμφωνα με άλλη μελέτη του Διεθνούς Φόρουμ Μεταφορών [2]). Πρέπει, βέβαια, να ληφθεί υπόψιν ότι η αύξηση της χρήσης επιβατηγών οχημάτων δεν θα ακολουθηθεί από ανάλογη αύξηση των εκπομπών CO₂ και ανάλογη μείωση των αποθεμάτων πετρελαίου χάρη στην τεχνολογική εξέλιξη των οχημάτων, η οποία στοχεύει στην μείωση της κατανάλωσής τους και στον περιορισμό των εκπομπών ρύπων. Ωστόσο, η αυξητική τάση είναι δεδομένη και τα επίπεδα κατανάλωσης πετρελαίου και εκπομπών ρύπων είναι ήδη κρίσιμα.

1.1.1 Ανάπτυξη εναλλακτικών τύπων οχημάτων

Στην προσπάθεια αντιμετώπισης αυτής της προοπτικής προτάθηκε από την επιστημονική κοινότητα η ανάπτυξη οχημάτων που βασίζονται στην αξιοποίηση εναλλακτικών μορφών ενέργειας, φιλικών προς το περιβάλλον.

Μια τέτοια κατηγορία οχημάτων είναι τα οχήματα με κυψέλες καυσίμων υδρογόνου. Οι κυψέλες αυτές παράγουν ηλεκτρική ενέργεια μέσω μιας χημικής αντίδρασης μεταξύ του αποθηκευμένου υδρογόνου και του οξυγόνου που υπάρχει στην ατμόσφαιρα. Το υδρογόνο διοχετεύεται στο αρνητικό ηλεκτρόδιο της κυψέλης, όπου ένας καταλύτης αφαιρεί τα ηλεκτρόνια από τα άτομα του υδρογόνου. Τα ηλεκτρόνια αυτά περνούν στη συνέχεια από το αρνητικό στο θετικό ηλεκτρόδιο της κυψέλης, παράγοντας έτσι ηλεκτρική ενέργεια. Εν τω μεταξύ, τα άτομα του υδρογόνου που έχουν αποβάλλει τα ηλεκτρόνια τους μετατρέπονται σε ιόντα υδρογόνου και περνούν από μία ηλεκτρολυτική μεμβράνη πολυμερών για να καταλήξουν στο θετικό ηλεκτρόδιο. Εκεί, με τη βοήθεια καταλύτη, τα ηλεκτρόνια και τα ιόντα του υδρογόνου αντιδρούν με το οξυγόνο της ατμόσφαιρας και σχηματίζουν νερό, το οποίο εκλύεται ως τελικό προϊόν. Πρόκειται, δηλαδή, για οχήματα μηδενικών εκπομπών ρύπων.

Η χρήση της ηλεκτρικής ενέργειας, ωστόσο, φαίνεται να είναι η λύση στην οποία συγκλίνουν οι περισσότερες προτάσεις ([3]–[5]). Για το λόγο αυτό έχουν πραγματοποιηθεί τεχνοοικονομικές μελέτες σχετικά με την αποτελεσματικότητα της χρήσης της ηλεκτρικής ενέργειας για την τροφοδοσία της γραμμής κίνησης των οχημάτων ([6]) και μακροοικονομικές μελέτες σχετικά με τα αποτελέσματα που μπορεί να έχει η διείσδυση των ηλεκτροκινούμενων οχημάτων στην αγορά ([7]). Τα αποτελέσματα όλων αυτών των μελετών συνηγορούν υπέρ της χρήσης ηλεκτρικής ενέργειας για την κίνηση των οχημάτων.

Τα οχήματα που χρησιμοποιούν την ηλεκτρική ενέργεια στη γραμμή κίνησής τους διακρίνονται σε 2 κατηγορίες: στα υβριδικά (Hybrid Electric Vehicles, HEV) και στα πλήρως ηλεκτροκινούμενα οχήματα (Full Electric Vehicles, FEV).

Τα υβριδικά οχήματα είναι εξοπλισμένα τόσο με κινητήρα εσωτερικής καύσης, όσο και με ηλεκτρικό κινητήρα. Υπάρχουν δύο τρόποι ταξινόμησης των υβριδικών οχημάτων: α) με βάση τον τρόπο που η ισχύς μεταδίδεται στη γραμμή κίνησής τους και β) με βάση το βαθμό ολοκλήρωσης των 2 κινητήρων. Όσον αφορά στον πρώτο τρόπο ταξινόμησης, διακρίνονται οι εξής κατηγορίες υβριδικών οχημάτων: α) υβριδικά οχήματα με τους κινητήρες σε παράλληλη σύνδεση: οι δύο κινητήρες συνεισφέρουν ταυτόχρονα ισχύ για την κίνηση του οχήματος, β) υβριδικά οχήματα με τους κινητήρες σε σύνδεση «εν σειρά»: ο ηλεκτρικός κινητήρας είναι συνδεδεμένος με τη γραμμή κίνησης και ο κινητήρας εσωτερικής καύσης χρησιμοποιείται για τη φόρτιση των μπαταριών που τροφοδοτούν τον

ηλεκτρικό και γ) υβριδικά οχήματα κατανεμημένης ισχύος: συνδυάζουν τα χαρακτηριστικά των δύο προηγούμενων κατηγοριών. Όσον αφορά στο δεύτερο τρόπο ταξινόμησης των υβριδικών οχημάτων, διακρίνονται οι εξής κατηγορίες: α) πλήρως υβριδικά οχήματα: το όχημα μπορεί να κινηθεί μόνο ηλεκτρικά ή μόνο συμβατικά ή με ταυτόχρονη χρήση και των δύο κινητήρων και β) μερικώς υβριδικά οχήματα: ο ηλεκτρικός κινητήρας λειτουργεί συμπληρωματικά και δεν δύναται να κινήσει το όχημα. Με βάση τις πρόσφατες τεχνολογικές εξελίξεις, τα υβριδικά οχήματα διακρίνονται περαιτέρω σε υβριδικά οχήματα με δυνατότητα σύνδεσης σε πρίζα (Plug-in Hybrid Electric Vehicles, PHEV) και στα παραδοσιακά υβριδικά οχήματα χωρίς δυνατότητα σύνδεσης σε πρίζα.

Τα πλήρως ηλεκτροκινούμενα οχήματα, από την άλλη, διαθέτουν μόνο ηλεκτρικό κινητήρα, ο οποίος φροντίζει για την κίνησή τους, και συνδέονται σε εξωτερική παροχή ηλεκτρικής ενέργειας, προκειμένου να φορτίσουν τις μπαταρίες τους. Επίσης, είναι οχήματα που λειτουργούν αθόρυβα και έχουν μηδενικές εκπομπές ρύπων.

1.1.2 Αξιολόγηση εναλλακτικών τύπων οχημάτων

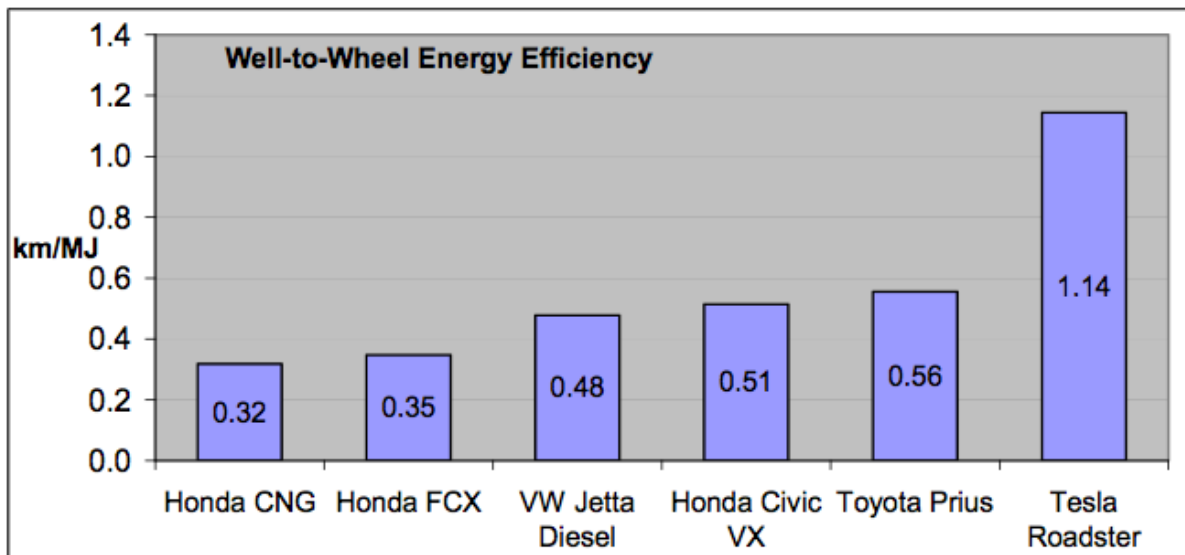
Τα πλήρως ηλεκτροκινούμενα οχήματα και τα οχήματα με κυψέλες καυσίμων υδρογόνου είναι οχήματα μηδενικών εκπομπών ρύπων. Ωστόσο, θα πρέπει να αναζητηθούν οι ποσότητες ρύπων που εκπέμπονται κατά τη διαδικασία παραγωγής των «καυσίμων» που χρησιμοποιούν, δηλαδή της ηλεκτρικής ενέργειας και του υδρογόνου. Οι Eberhard και Tarpenning ([8]) πραγματοποίησαν μία εκτενή μελέτη, προκειμένου να προσδιορίσουν τη ρύπανση που προκαλείται κατά την κίνηση ενός οχήματος, λαμβάνοντας υπόψιν όλες τις ποσότητες ρύπων που εκπέμπονται από το στάδιο παραγωγής ή εξόρυξης του «καυσίμου» κίνησης έως και το τελικό στάδιο κατανάλωσής του από το όχημα. Παράλληλα, μελέτησαν την ενεργειακή απόδοση διαφόρων τύπων καυσίμων υπολογίζοντας το ποσοστό επί της αρχικής ενέργειας του παραγόμενου ή εξορυσσόμενου καυσίμου που μετατρέπεται τελικά σε κινητική ενέργεια κατά την κατανάλωσή του στο όχημα.

Ο Πίνακας 1-1 συνοψίζει τους υπολογισμούς της συνολικής ενεργειακής κατανάλωσης διαφόρων τύπων οχημάτων (διαφορετικών ως προς το χρησιμοποιούμενο καύσιμο), ενώ το Σχήμα 1-1 απεικονίζει τα αποτελέσματα των υπολογισμών αυτών. Στην πρώτη στήλη του πίνακα αναγράφεται το είδος καυσίμου που μελετάται και στη δεύτερη αναγράφεται το ενεργειακά αποδοτικότερο όχημα ανά είδος χρησιμοποιούμενου καυσίμου. Η τρίτη στήλη περιέχει την πρώτη ύλη που χρησιμοποιείται για την παραγωγή κάθε είδους καυσίμου. Για παράδειγμα στη συγκεκριμένη μελέτη θεωρείται ότι στην περίπτωση των

ηλεκτροκινούμενων οχημάτων το ηλεκτρικό ρεύμα παράγεται με καύση φυσικού αερίου, ενώ στην περίπτωση των οχημάτων με κυψέλες καυσίμων υδρογόνου το απαιτούμενο υδρογόνου παράγεται από την αναμόρφωση του φυσικού αερίου με ατμό. Η απόδοση της διαδικασίας παραγωγής και μεταφοράς του κάθε είδους καυσίμου μέχρι το σταθμό ανεφοδιασμού περιέχεται στην τέταρτη στήλη. Εδώ παρατηρείται ότι η μικρότερη απόδοση παρατηρείται στην περίπτωση της ηλεκτρικής ενέργειας (52,5%). Αυτό οφείλεται κυρίως στην πολύ μικρή απόδοση της διαδικασίας παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας με καύση φυσικού αερίου (60%). Συγκεκριμένα, η συνολική απόδοση της διαδικασίας παραγωγής και μεταφοράς του ηλεκτρικού ρεύματος προκύπτει ως εξής: 60% (παραγωγή από φυσικό αέριο) x 92% (μεταφορά στα ηλεκτρικά δίκτυα) x 97.5% (άντληση φυσικού αερίου) x 97.5% (επεξεργασία φυσικού αερίου) = 52.5%. Ωστόσο, αυτή η πολύ μικρή τιμή απόδοσης αντισταθμίζεται από την πολύ μεγάλη απόδοση της διαδικασίας μετατροπής της ηλεκτρικής ενέργειας σε κινητική στο όχημα, όπως απεικονίζεται στην προτελευταία στήλη του πίνακα. Έτσι, το αποδοτικότερο ενεργειακά όχημα προκύπτει τελικά ότι είναι το ηλεκτροκινούμενο, το οποίο διανύει 1.145km για κάθε MJ αρχικά παραγόμενης ενέργειας.

Πίνακας 1-1. Πίνακας υπολογισμού της συνολικής ενεργειακής κατανάλωσης κατά την κίνηση διαφόρων τύπων οχημάτων [8]

Technology	Example Car	Source Fuel	Well-to-Station Efficiency	Vehicle Mileage	Vehicle Efficiency	Well-to-Wheel Efficiency
Natural Gas Engine	Honda CNG	Natural Gas	86.0%	35 mpg	0.37 km/MJ	0.318 km/MJ
Hydrogen Fuel Cell	Honda FCX	Natural Gas	61.0%	64 m/kg	0.57 km/MJ	0.348 km/MJ
Diesel Engine	VW Jetta Diesel	Crude Oil	90.1%	50 mpg	0.53 km/MJ	0.478 km/MJ
Gasoline Engine	Honda Civic VX	Crude Oil	81.7%	51 mpg	0.63 km/MJ	0.515 km/MJ
Hybrid (Gas/Electric)	Toyota Prius	Crude Oil	81.7%	55 mpg	0.68 km/MJ	0.556 km/MJ
Electric	Tesla Roadster	Natural Gas	52.5%	110 Wh/km	2.18 km/MJ	1.145 km/MJ

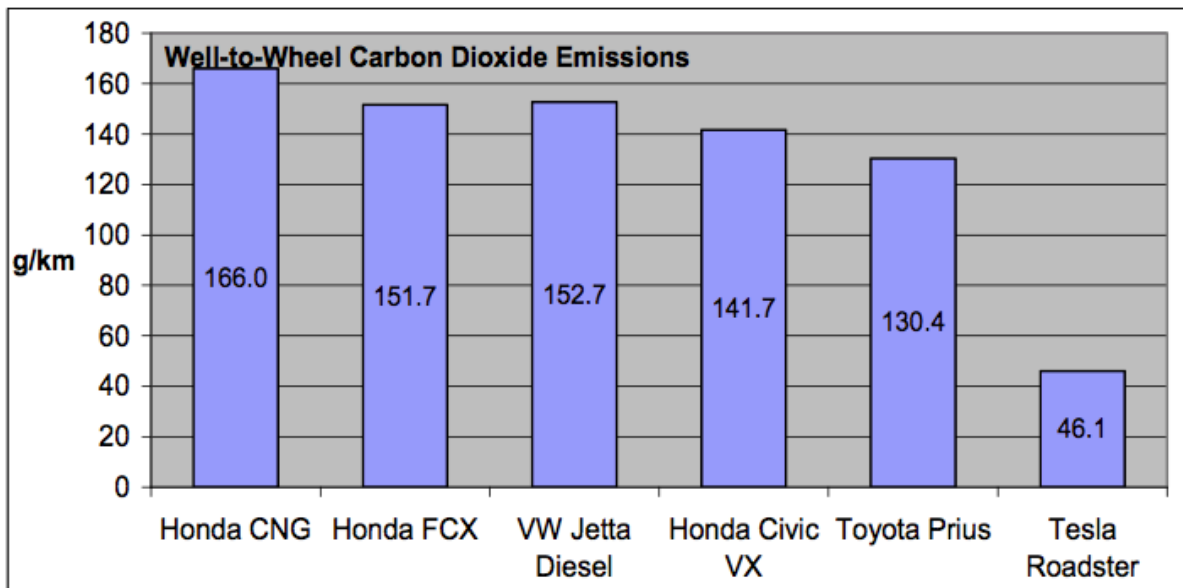


Σχήμα 1-1. Συγκριτική κατανομή της συνολικής ενεργειακής κατανάλωσης κατά την κίνηση διαφόρων τύπων οχημάτων [8]

Με βάση το βαθμό ενεργειακής απόδοσης που υπολογίστηκε παραπάνω μπορούν να υπολογιστούν και οι εκπομπές CO₂ κάθε οχήματος. Στους υπολογισμούς αυτούς θεωρείται η ποσότητα CO₂ που θα παραγόταν κατά την τέλεια καύση της πρώτης ύλης που χρησιμοποιείται σε κάθε περίπτωση (Πίνακας 1-2). Με βάση τα αποτελέσματα των υπολογισμών αυτών, τα οποία απεικονίζονται στο Σχήμα 1-2, το ηλεκτρικό όχημα υπερτερεί έναντι όλων των άλλων τύπων οχημάτων καθώς έχει τις λιγότερες εκπομπές CO₂ ανά χιλιόμετρο.

Πίνακας 1-2. Πίνακας υπολογισμού των συνολικών εκπομπών CO₂ κατά την κίνηση διαφόρων τύπων οχημάτων [8]

Technology	Example Car	Source Fuel	Well-to-Wheel		
			CO ₂ Content	Efficiency	CO ₂ Emissions
Natural Gas Engine	Honda CNG	Natural Gas	52.8 g/MJ	0.32 km/MJ	166.0 g/km
Hydrogen Fuel Cell	Honda FCX	Natural Gas	52.8 g/MJ	0.35 km/MJ	151.7 g/km
Diesel Engine	VW Jetta Diesel	Crude Oil	73.0 g/MJ	0.48 km/MJ	152.7 g/km
Gasoline Engine	Honda Civic VX	Crude Oil	73.0 g/MJ	0.52 km/MJ	141.7 g/km
Hybrid (Gas/Electric)	Toyota Prius	Crude Oil	73.0 g/MJ	0.56 km/MJ	130.4 g/km
Electric	Tesla Roadster	Natural Gas	52.8 g/MJ	1.15 km/MJ	46.1 g/km



Σχήμα 1-2. Συγκριτική κατανομή των συνολικών εκπομπών CO₂ κατά την κίνηση διαφόρων τύπων οχημάτων [8]

Παράλληλα, τα πλήρως ηλεκτροκινούμενα οχήματα υπερτερούν των υπολοίπων και όσον αφορά στις επιδόσεις τους σε ταχύτητα και ισχύ. Για παράδειγμα, σε αντίθεση με τα βενζινοκίνητα οχήματα που έχουν πολύ χαμηλή ροπή στις χαμηλές στροφές και που αποδίδουν τη μέγιστη ισχύ σε ένα στενό εύρος στροφών, τα ηλεκτροκινούμενα οχήματα έχουν υψηλή ροπή από τις 0 στροφές και αποδίδουν συνεχώς αυξανόμενη ισχύ ακόμη και μετά τις 13,500 στροφές. Επιπρόσθετα, τα ηλεκτροκινούμενα οχήματα υπερτερούν και στο γεγονός ότι η ενεργειακή τους απόδοση αυξάνεται όταν αυξάνεται η αποδιδόμενη ισχύς, ενώ στις μηχανές εσωτερικής καύσης συμβαίνει ακριβώς το αντίθετο (δηλαδή μείωση της ενεργειακής τους απόδοσης).

Ενδιαφέρον παρουσιάζουν, επίσης, τα αποτελέσματα της εργασίας των M. Granovskii et al. ([9]), η οποία αξιολογεί τους οικονομικούς και περιβαλλοντικούς δείκτες τεσσάρων τύπων οχημάτων (συμβατικό, υβριδικό, ηλεκτροκινούμενο και όχημα με κυψέλες καυσίμων υδρογόνου). Οι δείκτες αυτοί αφορούν στο στάδιο παραγωγής ενός οχήματος, στο στάδιο χρήσης του καθώς και στη διαδικασία παραγωγής της απαιτούμενης ενέργειας για την κίνησή του. Τα αποτελέσματα της μελέτης έδειξαν ότι τα υβριδικά και τα ηλεκτροκινούμενα οχήματα υπερτερούν σε σχέση με τα υπόλοιπα τόσο σε οικονομικό επίπεδο, όσο και σε επίπεδο εκπομπών ρύπων. Ωστόσο, ο επικρατέστερος κάθε φορά τύπος οχήματος καθορίζεται με βάση την πηγή προέλευσης της ηλεκτρικής ενέργειας. Η εργασία αυτή θεωρεί τρία σενάρια όσον αφορά την παραγωγή της ηλεκτρικής ενέργειας: α) παραγωγή από ανανεώσιμες πηγές σε ποσοστό 100%, β) παραγωγή από ανανεώσιμες πηγές σε ποσοστό 50% και παραγωγή από φυσικό αέριο σε ποσοστό 50%, γ) παραγωγή από

φυσικό αέριο σε ποσοστό 100%. Ύστερα από πραγματοποίηση των υπολογισμών για τα τρία αυτά σενάρια, προκύπτει ότι στο πρώτο επικρατεί το ηλεκτροκινούμενο όχημα, ενώ στο τρίτο επικρατεί το υβριδικό όχημα. Οι ερευνητές, όμως, υποστηρίζουν ότι ακόμη και στο τρίτο σενάριο θα μπορούσε να κυριαρχεί το ηλεκτροκινούμενο όχημα, εάν η ηλεκτρική ενέργεια παραγόταν τοπικά στο όχημα από φυσικό αέριο με τη βοήθεια κάποιου αποδοτικού αεροστροβίλου.

1.2 Αντικείμενο της διατριβής

Με βάση τα αποτελέσματα των εργασιών που αναφέρθηκαν παραπάνω φαίνεται ότι τα ηλεκτροκινούμενα οχήματα αποτελούν τη σωστή επιλογή μεταξύ των οχημάτων που αξιοποιούν εναλλακτικές και φιλικές προς το περιβάλλον μορφές ενέργειας. Επίσης, όπως αναλύθηκε, τα οχήματα αυτά έχουν καλύτερες επιδόσεις ταχύτητας και ισχύος σε σχέση με τα συμβατικά οχήματα, ενώ λιγότερες είναι και οι απαιτήσεις τους όσον αφορά τη μηχανική τους συντήρηση.

Ωστόσο, υπάρχει κάποιο που θέμα που θέτει περιορισμούς στην ευρεία διάδοση των ηλεκτροκινούμενων οχημάτων. Τα ηλεκτροκινούμενα οχήματα κινούνται με χρήση ηλεκτρικών κινητήρων αποκλειστικά, οι οποίοι τροφοδοτούνται με ηλεκτρική ενέργεια που είναι αποθηκευμένη στις μπαταρίες που φέρουν τα οχήματα αυτά. Αυτές οι μπαταρίες είναι που θέτουν περιορισμούς στη χρήση των ηλεκτροκινούμενων οχημάτων, καθώς δεν έχουν σημειωθεί σημαντικά βήματα εξέλιξης της τεχνολογίας τους. Συγκεκριμένα, προκειμένου να επεκταθεί η αυτονομία του οχήματος, θα πρέπει να αποθηκεύει τοπικά μεγαλύτερη ποσότητα ηλεκτρικής ενέργειας, το οποίο μπορεί να επιτευχθεί με τη χρήση μπαταριών μεγαλύτερου μεγέθους. Αύξηση, όμως, του μεγέθους της μπαταρίας συνεπάγεται τόσο αύξηση του βάρους του οχήματος, όσο και αύξηση της χρονικής διάρκειας φόρτισης. Προκειμένου να επιτευχθεί μια ισορροπία ανάμεσα στους παράγοντες καθορισμού του μεγέθους της μπαταρίας και να βρεθεί μια βέλτιστη λύση σύμφωνα με την υπάρχουσα τεχνολογία, η πλειονότητα των ηλεκτροκινούμενων οχημάτων εφοδιάζεται με μπαταρίες χωρητικότητας 20-30KWh, οι οποίες φορτίζουν πλήρως σε 6-12 ώρες και επιτρέπουν στο όχημα να διανύσει μια απόσταση 100-150km χωρίς την ανάγκη φόρτισης.

Φυσικά, αυτά τα προβλήματα και οι αντίστοιχες προκλήσεις δεν υπάρχουν στην περίπτωση των ηλεκτροκινούμενων οχημάτων, τα οποία τροφοδοτούνται μέσω ειδικών κεραιών (π.χ. τρόλεϋ) από ένα εναέριο δίκτυο καλωδίων ηλεκτρικής ενέργειας. Το δίκτυο, όμως, αυτό συνήθως εγκαθίσταται μόνο επάνω από κεντρικούς δρόμους του οδικού

δικτύου, καθώς η επέκτασή του σε όλο το μήκος του οδικού δικτύου είναι τεχνοοικονομικά αδύνατη.

Αφού, λοιπόν, η απαλλαγή από τα παραπάνω προβλήματα και προκλήσεις είναι ανέφικτη, η παρούσα διατριβή εστιάζεται στο να καταστήσει τα ηλεκτροκινούμενα οχήματα ικανά να φτάσουν στον επιθυμητό προορισμό μέσω της διαδρομής με τη λιγότερη ενεργειακή κατανάλωση. Στόχος της, δηλαδή, είναι να επεκτείνει την αυτονομία των ηλεκτροκινούμενων οχημάτων μέσω της χρήσης Ευφυών Αλγορίθμων Μάθησης και Δρομολόγησης και άρα μέσω των ενεργειακά αποδοτικότερων διαδρομών. Θεωρώντας ως δεδομένο το επίπεδο εξέλιξης της τεχνολογίας των ηλεκτροκινητήρων και της τεχνολογίας των μπαταριών, η παρούσα διατριβή προτείνει την αξιοποίηση των σύγχρονων τεχνολογιών της υπολογιστικής νοημοσύνης και των τηλεπικοινωνιών προκειμένου να βελτιωθούν οι επιδόσεις των ηλεκτροκινούμενων οχημάτων και να ξεπεραστούν οι περιορισμοί που εμποδίζουν την ευρεία εξάπλωσή τους.

Για να πετύχει το στόχο της η παρούσα διατριβή:

- Προτείνει τη χρήση σύγχρονων αισθητήρων στο όχημα προκειμένου αυτό να μετρά και να καταγράφει την εμπειρία του (η οποία συνίσταται σε στιγμιότυπα του πλαισίου χρήσης και τις αντίστοιχες καταναλώσεις).
- Προτείνει τη δημιουργία συνεργατικού δικτύου μεταξύ των οχημάτων.
- Αξιοποιεί τις τεχνολογίες V2I/V2V προκειμένου τα οχήματα να ανταλλάσσουν μεταξύ τους την πρότερη εμπειρία τους και να ενημερώνονται άμεσα για έκτακτα κυκλοφοριακά συμβάντα.
- Εντοπίζει και επιλέγει όλες τις παραμέτρους του πλαισίου χρήσης που επηρεάζουν την ενεργειακή κατανάλωση ενός ηλεκτροκινούμενου οχήματος.
- Ανιχνεύει και μοντελοποιεί όλες τις μη γραμμικές εξαρτήσεις και διασυνδέσεις μεταξύ των παραμέτρων του πλαισίου χρήσης.
- Προτείνει τη χρήση αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης για την αξιοποίηση της πρότερης εμπειρίας και την εκτίμηση της ενεργειακής κατανάλωσης κατά μήκος μιας οδικής ζεύξης.
- Εφαρμόζει αλγορίθμους Μηχανικής Μάθησης για την εύρεση της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής προς τον επιθυμητό προορισμό.
- Προτείνει ένα μηχανισμό διαρκούς εποπτείας και αξιολόγησης της τρέχουσας διαδρομής αλλά και άμεσου επανυπολογισμού της στην περίπτωση εμφάνισης έκτακτων κυκλοφοριακών συμβάντων.

- Συγκρίνει τα αποτελέσματα που προκύπτουν από την εφαρμογή διαφόρων αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης στο συγκεκριμένο πρόβλημα και εξάγει χρήσιμα συμπεράσματα.
- Συγκρίνει τα αποτελέσματα του προτεινόμενου μηχανισμού δρομολόγησης με τα αντίστοιχα αποτελέσματα συμβατικών συστημάτων πλοήγησης και αξιολογεί τις επιδόσεις του.
- Αναπτύσσει κατάλληλη αρχιτεκτονική για την υλοποίηση και εφαρμογή όλων των παραπάνω.

1.3 Σχετικές εργασίες

Η εξέλιξη των σύγχρονων Ευφυών Συστημάτων Μεταφορών (Intelligent Transportation Systems, ITS), που επιτυγχάνεται μέσω της εφαρμογής των νέων τεχνολογιών της πληροφορικής και της ηλεκτρονικής (σύγχρονοι αισθητήρες) στα οχήματα, αναμένεται να συμβάλλει στην ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου και των εκπομπών ρύπων των οχημάτων. Οι λύσεις που έχουν αναπτυχθεί για την εξοικονόμηση καυσίμου και την ελαχιστοποίηση των εκπομπών ρύπων ταξινομούνται σε δύο βασικές κατηγορίες: τις λύσεις «οικολογικής οδήγησης» (eco-driving) και τις λύσεις «οικολογικής δρομολόγησης» (eco-routing). Ο όρος «οικολογική οδήγηση» αναφέρεται στους μηχανισμούς παροχής ανάδρασης στον οδηγό, ώστε να βελτιώσει την οδηγική του συμπεριφορά και να πετύχει μειωμένη κατανάλωση καυσίμων και μειωμένες εκπομπές ρύπων. Ο όρος «οικολογική δρομολόγηση», από την άλλη, αναφέρεται στην επιλογή της διαδρομής εκείνης που ελαχιστοποιεί την κατανάλωση καυσίμων και τις εκπομπές ρύπων.

1.3.1 Οικολογική οδήγηση

Το προφίλ οδήγησης επηρεάζει σημαντικά τις εκπομπές ρύπων του οχήματος και την ενεργειακή του κατανάλωση ([10]). Γενικά, σημαντική οικονομία καυσίμου επιτυγχάνεται, όταν αποφεύγονται οι άσκοπες επιταχύνσεις και τα άσκοπα φρεναρίσματα. Έτσι, το να υιοθετείς ένα ενεργειακά αποδοτικό προφίλ οδήγησης σημαίνει να προβλέπεις τι θα συμβεί στη συνέχεια ώστε να αποφεύγεις τις άσκοπες επιταχύνσεις και φρεναρίσματα, να ταξιδεύεις με τη βέλτιστη ταχύτητα και να σταματάς ομαλά όταν επιβάλλεται. Ένας οδηγός μπορεί να χειριστεί εύκολα το όχημα του στην περίπτωση απρόσμενων και περίπλοκων κυκλοφοριακών συμβάντων με βάση την αντίληψη που έχει για το περιβάλλον. Για να πετύχει, όμως, το βέλτιστο χειρισμό του οχήματός του θα πρέπει να λάβει υπόψιν του και

τη δυναμική του οχήματός του, πράγμα ανέφικτο για τους περισσότερους οδηγούς. Με την αξιοποίηση των σύγχρονων τεχνολογικών μέσων μπορεί να επιτευχθεί η αποτελεσματική υποστήριξη του οδηγού προκειμένου να οδηγήσει οικολογικά το όχημά του.

Στα σύγχρονα οχήματα υπάρχουν κάποια πρωτογενή συστήματα για την ενίσχυση της οικολογικής οδήγησης. Αρκετά οχήματα για παράδειγμα επιβεβαιώνουν την αποδοτική τους χρήση μέσω μιας πράσινης ένδειξης «eco» που ανάβει στο ταμπλό των οργάνων. Συνήθως, η ένδειξη αυτή ανάβει όταν ο οδηγός διατηρεί σταθερή ταχύτητα ή φρενάρει. Άλλα συστήματα, όπως αυτό που προτείνει η Nissan ([11]), λειτουργούν σε δευτερεύοντα χρόνο και παρέχουν στο οδηγό μια πιο αναλυτική ενημέρωση για το στυλ οδήγησής τους. Συγκεκριμένα, μέσω ενός συστήματος τηλεμετρίας, τα δεδομένα οδήγησης του χρήστη συγκεντρώνονται σε μια κεντρική πλατφόρμα προκειμένου να αναλυθούν. Τα αποτελέσματα της ανάλυσης αυτής αποστέλλονται πίσω στο όχημα και προβάλλονται στον οδηγό μέσω ενός τοπικού υπολογιστικού συστήματος.

Ευφυέστερες λύσεις «eco-driving» έχουν προταθεί τόσο στα πλαίσια μεμονωμένων ερευνητικών εργασιών, όσο και στα πλαίσια ερευνητικών προγραμμάτων επιδοτούμενων από την Ευρωπαϊκή Κοινότητα. Η διόρθωση της ανεπαρκούς οδηγικής συμπεριφοράς είναι ένας από τους 3 βασικούς στόχους του έργου FP7-ICT eCoMove ([12]). Για τη βελτίωση της οδηγικής συμπεριφοράς του χρήστη έχουν προταθεί η συνεχής ενημέρωσή του μέσω του συστήματος πλοήγησης για τα όρια ταχύτητας και την κατάσταση των επικείμενων φωτεινών σηματοδοτών ώστε να προσαρμόζει κατάλληλα την ταχύτητα κίνησης και να περιορίζεται η περιττή κατανάλωση ενέργειας. Επιπρόσθετα, ο οδηγός προτρέπει να υιοθετήσει την κατάλληλη ταχύτητα κίνησης και μέσω της άσκησης κατάλληλης πίεσης στο πεντάλ του γκαζιού (π.χ. το πεντάλ σκληραίνει στην περίπτωση που ο οδηγός δεν χρειάζεται να επιταχύνει). Οι άλλοι 2 βασικοί στόχοι του έργου eCoMove είναι η επιλογή της βέλτιστης διαδρομής προς τον προορισμό και η ανάπτυξη συστήματος για την κεντρική διαχείριση της κυκλοφορίας

Με την αξιολόγηση της οδηγικής συμπεριφοράς και την προσπάθεια βελτίωσής της ασχολείται και το ερευνητικό πρόγραμμα FP7-ICT smartCEM ([13]). Απώτερος στόχος, ωστόσο, του προγράμματος αυτού είναι να ενισχύσει την εμπιστοσύνη των οδηγών προς τα ηλεκτροκινούμενα οχήματα και να συμβάλει στον υπερκερασμό των περιορισμών που θέτει η τεχνολογία υλοποίησής τους. Προκειμένου να πετύχει το στόχο του το πρόγραμμα ασχολείται με την ανάπτυξη τεσσάρων επιπλέον υπηρεσιών, εκτός από την υπηρεσία «αποδοτικής οδήγησης» και συγκεκριμένα: την υπηρεσία πλοήγησης, την υπηρεσία υπολογισμού συνδυαστικής δρομολόγησης, την υπηρεσία διαχείρισης σταθμών φόρτισης

και την υπηρεσία «κοινής χρήσης» οχημάτων (car sharing). Η υπηρεσία «αποδοτικής οδήγησης» είναι υπεύθυνη για τη συνεχή καταγραφή του τρόπου οδήγησης και της χρήσης του οχήματος. Ο μηχανισμός που αναπτύχθηκε στα πλαίσια του έργου επεξεργάζεται τα δεδομένα αυτά και προτείνει κάποιες διορθωτικές κινήσεις στον οδηγό, προκειμένου ο τρόπος οδήγησής του να αποκτήσει οικολογικό χαρακτήρα.

Στην εργασία [14] αναπτύσσεται ένα σύστημα αυτοελέγχου του οχήματος όσον αφορά την ενεργειακά αποδοτική οδήγηση. Το μοντέλο βελτιστοποίησης, που υλοποιεί το σύστημα αυτό, υπολογίζει την οικολογικότερη οδηγική συμπεριφορά με βάση την ταχύτητα κίνησης, την επιλεγμένη ταχύτητα στο κιβώτιο μετάδοσης και το βάρος του οχήματος. Μια ρεαλιστικότερη προσέγγιση του προβλήματος παρουσιάζεται στην εργασία [15]. Το προτεινόμενο σύστημα συμβουλεύει τον οδηγό για κάποιες απαραίτητες διορθωτικές κινήσεις (για παράδειγμα «συνέχισε την πορεία σου» ή «ελάττωσε ταχύτητα»), οι οποίες υπολογίζονται με βάση την κατάσταση του επικείμενου φωτεινού σηματοδότη, το βαθμό κυκλοφοριακής συμφόρησης, την κλίση του οδοστρώματος και την απόσταση από το προπορευόμενο όχημα. Ένα ολοκληρωμένο σύστημα υποβοήθησης του οδηγού για οικολογική οδήγηση (Ecological Driver-Assistance System, EDAS) παρουσιάζεται στην εργασία [16]. Το σύστημα αυτό προβλέπει τις μελλοντικές καταστάσεις του οχήματος με βάση το μοντέλο δυναμικότητάς του (dynamic model) και τις τρέχουσες κυκλοφοριακές συνθήκες. Στη συνέχεια, με βάση τις καταστάσεις αυτές και το μοντέλο κατανάλωσης του οχήματος υπολογίζει τη βέλτιστη είσοδο για τη μονάδα ελέγχου του οχήματος, ώστε να επιτευχθεί η οικολογική κίνησή του. Η αξιολόγηση του προτεινόμενου EDAS έδειξε ότι λειτουργεί ιδιαίτερα αποδοτικά κατά την κίνηση σε επίπεδα αστικά περιβάλλοντα. Η βελτίωσή του, ώστε να λειτουργεί εξίσου αποδοτικά και σε περιβάλλοντα με μεταβαλλόμενα υψόμετρα (ανηφόρες-κατηφόρες), περιγράφεται στην εργασία [17]. Συγκεκριμένα, στην εργασία αυτή προτείνεται ένας μηχανισμός ενσωμάτωσης των τιμών κλίσεως του οδοστρώματος στον αλγόριθμο εύρεσης της βέλτιστης εισόδου για τη μονάδα ελέγχου του οχήματος. Το υψόμετρο του οδοστρώματος ανακτάται από τα μετα-δεδομένα του ψηφιακού χάρτη και μετατρέπεται στην αντίστοιχη τιμή της γωνίας κλίσης που συναντά το όχημα κατά την κίνησή του. Τα αποτελέσματα που παρήχθησαν κατά την εφαρμογή του προτεινόμενου μηχανισμού σε προσομοιώσεις κίνησης σε πραγματικά οδικά δίκτυα αποδεικνύουν ότι είναι αρκετά γρήγορος για λειτουργία σε πραγματικό χρόνο και ότι συντελεί σε οικονομία καυσίμου της τάξης του 5%.

Ένα βασικό μειονέκτημα των συστημάτων «eco-driving» που προαναφέρθηκαν είναι ότι αγνοούν την κατάσταση των υπόλοιπων οχημάτων που τα περιβάλλουν και τις συνθήκες

του δρόμου, στον οποίο κινούνται. Για το λόγο αυτό στην εργασία [18] προτάθηκε η αξιοποίηση των καναλιών V2x για την απόκτηση όλης αυτής της πληροφορίας και την ενσωμάτωσή της στο τελικό αποτέλεσμα του αλγορίθμου που τρέχει στη μονάδα ελέγχου του οχήματος. Πρέπει, επίσης, να σημειωθεί ότι σε σχέση με τα υπόλοιπα συστήματα «eco-driving» που αναφέρθηκαν, το συγκεκριμένο ξεχωρίζει, γιατί εστιάζει όχι μόνο στην επίτευξη οικονομίας καυσίμου, αλλά και στη βελτίωση της οδηγικής ασφάλειας και της οδηγικής άνεσης. Η αποτελεσματικότητα του προτεινόμενου συστήματος στους τρεις αυτούς τομείς επιβεβαιώνεται μέσω προσομοιώσεων.

Στα πλαίσια της τεχνικής και κοινωνικοοικονομικής αξιολόγησης των ευφών συστημάτων μεταφοράς για οχήματα προτάθηκε και εγκρίθηκε το πρόγραμμα FP7-ICT euroFOT ([19]). Το πρόγραμμα αυτό ασχολείται με την αξιολόγηση των ωφελειών από τη χρήση των ευφών αυτών συστημάτων στον τομέα της ασφάλειας, του περιβάλλοντος και της οικολογικής οδήγησης. Συγκεκριμένα, οι διεπαφές των συστημάτων που αξιολογούνται στα πλαίσια του προγράμματος είναι: προειδοποίηση επικείμενης πρόσκρουσης, προσαρμοζόμενος ρυθμιστής ταχύτητας (επιβεβαιώθηκε μείωση της μέσης κατανάλωσης καυσίμου κατά 2%), σύστημα περιορισμού ταχύτητας, σύστημα πληροφόρησης για τυφλές γωνίες, σύστημα προειδοποίησης αλλαγής λωρίδας, σύστημα προειδοποίησης ταχύτητας πριν από στροφές, σύμβουλος κατανάλωσης καυσίμου. Τα αποτελέσματα αυτής της αξιολόγησης είναι ιδιαίτερα σημαντικά, γιατί αποτελούν βασικό κριτήριο για την περαιτέρω ή όχι εξέλιξη των εξεταζόμενων διεπαφών.

Συνοψίζοντας, διαπιστώνεται ότι οι τεχνικές «eco-driving» δρουν κατασταλτικά προκειμένου να επιτευχθεί μείωση της κατανάλωσης καυσίμου και εκπομπής ρύπων. Ο χρήστης επιλέγει για παράδειγμα να ακολουθήσει μια διαδρομή με αυξημένη κυκλοφορία ή μια διαδρομή που διέρχεται μέσω ενός αστικού κέντρου και το σύστημα «eco-driving» αναλαμβάνει να ρυθμίσει τη συμπεριφορά του, ώστε να επιτευχθεί η βέλτιστη λειτουργία του οχήματος υπό τις παρούσες συνθήκες. Μια διαφορετική προσέγγιση για την επίτευξη χαμηλότερης κατανάλωσης και οικολογικότερης λειτουργίας ακολουθήθηκε μέσω της ανάπτυξης των συστημάτων «eco-routing» που παρουσιάζονται στη συνέχεια.

1.3.2 Οικολογική δρομολόγηση

Οι λύσεις «eco-routing» είναι πιο σύγχρονες σε σχέση με τις λύσεις «eco-driving» και αναφέρονται στην εύρεση της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής από μια δεδομένη αφετηρία προς ένα καθορισμένο προορισμό με βάση τα χαρακτηριστικά της διαδρομής, για

παράδειγμα τα φανάρια ρύθμισης της κυκλοφορίας, τον κυκλοφοριακό φόρτο, την κλίση του οδοστρώματος κτλ. Δηλαδή τα συστήματα οικολογικής δρομολόγησης δρουν προληπτικά, αφού επιλέγεται εκ των προτέρων η βέλτιστη διαδρομή που πρέπει να ακολουθήσει το όχημα, ώστε να επιτευχθεί εξοικονόμηση καυσίμων και μείωση της εκπομπής ρύπων.

Η επίδραση της επιλογής κατάλληλης διαδρομής στη μείωση της κατανάλωσης καυσίμων και στον περιορισμό των εκπομπών καυσαερίων αποτελεί αντικείμενο μελέτης πολλών ερευνητών. Ο ερευνητής Minett και οι συνεργάτες του ([20]) πρότειναν την εκμετάλλευση των μετα-δεδομένων των σύγχρονων ψηφιακών χαρτών προκειμένου να υπολογιστεί η βέλτιστη ενεργειακά διαδρομή. Συγκεκριμένα, ανέπτυξαν ένα ερευνητικό εργαλείο υπολογισμού του προφίλ ταχύτητας κάθε οδικής ζεύξης με βάση αντίστοιχες ιστορικές μετρήσεις. Το υπολογιζόμενο προφίλ ταχυτήτων χρησιμοποιείται στη συνέχεια για την εκτίμηση του ενεργειακού κόστους κάθε οδικής ζεύξης. Τα αποτελέσματα της εργασίας τους έδειξαν ότι αυτός ο έμμεσος τρόπος εκτίμησης του ενεργειακού κόστους κάθε οδικής ζεύξης είναι αρκετά αξιόπιστος.

Στις εργασίες [21] και [22] προτείνονται ανάλογοι μηχανισμοί εύρεσης της οικολογικότερης διαδρομής προς τον επιθυμητό προορισμό. Οι μηχανισμοί αυτοί διαφέρουν σε σχέση με τον προηγούμενο στο ότι υιοθετούν άμεσους τρόπους εκτίμησης της κατανάλωσης καυσίμου. Τα μοντέλα κατανάλωσης που αναπτύχθηκαν στις δύο αυτές εργασίες αξιολογήθηκαν με πραγματικές μετρήσεις που καταγράφηκαν σε διάφορες γεωγραφικές περιοχές και για διάφορες κυκλοφοριακές συνθήκες. Η επίδραση της μορφολογίας του εδάφους στην κατανάλωση καυσίμου σε συνδυασμό με τις επικρατούσες κυκλοφοριακές συνθήκες μελετήθηκαν και στην εργασία [23]. Συγκεκριμένα, η επίδραση της μορφολογίας του εδάφους εξετάστηκε μέσω της εκτίμησης της απαιτούμενης ισχύος για τη διάσχιση κάθε οδικής ζεύξης, ενώ η επίδραση των κυκλοφοριακών συνθηκών εξετάστηκε μέσω της ταχύτητας κίνησης κατά μήκος κάθε οδικής ζεύξης και μέσω του λόγου του κυκλοφοριακού φόρτου προς τη χωρητικότητα της ζεύξης. Το σύνολο αυτών των παραγόντων διαμόρφωσης της κατανάλωσης καυσίμου εμπλουτίστηκε περισσότερο στην εργασία [24], όπου οι ερευνητές έλαβαν υπόψιν τους και την επίδραση των χαρακτηριστικών του οχήματος και το προφίλ του οδηγού. Ωστόσο, σύμφωνα με τα συμπεράσματα της εργασίας τους υπάρχει ένα άνω όριο στην ακρίβεια των εκτιμήσεων του προτεινόμενου μοντέλου, εξαιτίας του σφάλματος που συσσωρεύεται κατά το σχηματισμό του. Συγκεκριμένα, σημαντικό ποσοστό του σφάλματος αυτού οφείλεται στην

προτεινόμενη διαδικασία συγχώνευσης ιστορικών δεδομένων και δεδομένων πραγματικού χρόνου, γιατί αγνοεί τη διασπορά αυτών των δεδομένων.

Η χρήση αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης, συγκεκριμένα νευρωνικών δικτύων, για την εκτίμηση της κατανάλωσης καυσίμου ενός οχήματος προτείνεται στις εργασίες [25] και [26]. Στην πρώτη ([25]) χρησιμοποιείται ένα νευρωνικό δίκτυο οπίσθιας διάδοσης σφάλματος (back-propagation neural network), που προβλέπει τον ρυθμό κατανάλωσης καυσίμου χρησιμοποιώντας πέντε μεταβλητές εισόδου: τη μάρκα και το μοντέλο του οχήματος, τον τύπο της μηχανής, το βάρος του οχήματος, τον τύπο του οχήματος και τον τύπο μετάδοσης που χρησιμοποιείται. Για την αξιολόγηση της επίδοσης του προτεινόμενου μοντέλου πρόβλεψης χρησιμοποιήθηκαν πραγματικά δεδομένα, ενώ η επιτευχθείσα ακρίβεια όσον αφορά την πρόβλεψη του ρυθμού κατανάλωσης σε αστικό, υπεραστικό και μικτό κύκλο είναι περίπου 95%. Στη δεύτερη εργασία ([26]) το μοντέλο πρόβλεψης χρησιμοποιεί τις ίδιες μεταβλητές εισόδου με την πρώτη, αλλά υλοποιεί ένα διαφορετικό τύπο νευρωνικού δικτύου και συγκεκριμένα ένα δίκτυο συνάρτησης ακτινικής βάσης (Radial Basis Function, RBF). Τα αποτελέσματα των δοκιμών που πραγματοποιήθηκαν έδειξαν ότι η ακρίβεια των προβλέψεων του δικτύου RBF είναι συγκρίσιμη με την ακρίβεια των αντίστοιχων προβλέψεων του νευρωνικού δικτύου της πρώτης εργασίας. Ωστόσο, ο χρόνος εκπαίδευσης του δικτύου RBF μετρήθηκε να είναι αρκετά μικρότερος σε σχέση με το χρόνο εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου οπίσθιας διάδοσης σφάλματος (back-propagation). Το πόρισμα αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό στην περίπτωση εφαρμογής σε πραγματικό χρόνο των προτεινόμενων μοντέλων εκτίμησης του ρυθμού κατανάλωσης ενέργειας.

Μια πιο θεωρητική προσέγγιση του «eco-routing» περιγράφεται στις εργασίες [27] και [28], οι οποίες προτείνουν τη χρήση τεχνικών δυναμικού προγραμματισμού. Οι τεχνικές αυτές χρησιμοποιούνται για την εύρεση του βέλτιστου προφίλ ταχύτητας ενός ηλεκτροκινούμενου οχήματος, το οποίο ελαχιστοποιεί την κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας υπό δεδομένη αφετηρία, προορισμό, χρονική στιγμή εκκίνησης και συνθήκες οδοστρώματος ([27]), ή για την εύρεση του βέλτιστου κύκλου οδήγησης, κατά τον οποίο ένα όχημα καλύπτει την ίδια απόσταση στον ίδιο χρόνο πραγματοποιώντας τις ίδιες στάσεις, αλλά καταναλώνοντας λιγότερα καύσιμα ([28]).

Μία ταχύτερη αλλά λιγότερο αξιόπιστη τεχνική εκτίμησης των ρύπων που εκπέμπονται κατά τη διάσχιση μιας οδικής ζεύξης περιγράφεται στο [29]. Αρχικά, ορίζονται έξι προφίλ οδήγησης διαφορετικά ως προς την ταχύτητα κίνησης, την επιτάχυνση και το «ζόρισμα» της μηχανής μέσω της επεξεργασίας ενός μεγάλου συνόλου πραγματικών δεδομένων που

καταγράφηκαν κατά την οδήγηση οχημάτων σε συγκεκριμένες οδικές ζεύξεις. Στη συνέχεια, δημιουργείται ένας μηχανισμός αντιστοίχισης του καταλληλότερου προφίλ οδήγησης σε κάθε οδική ζεύξη με βάση κάποια χαρακτηριστικά της, όπως για παράδειγμα ο βαθμός κυκλοφοριακής συμφόρησης. Έτσι, με βάση τα παραπάνω η λειτουργία της προτεινόμενης τεχνικής αναλύεται στις εξής επιμέρους διεργασίες: α) αναγνωρίζονται τα χαρακτηριστικά της ζητούμενης ζεύξης, β) χρησιμοποιώντας το μηχανισμό αντιστοίχισης προσδιορίζεται το καταλληλότερο προφίλ οδήγησης της ζεύξης, γ) με βάση τα χαρακτηριστικά του προφίλ οδήγησης εκτιμώνται οι εκπομπές ρύπων.

Στις εργασίες [30] και [31] αναπτύχθηκαν μαθηματικά μοντέλα για την κατανομή της κυκλοφορίας σε ένα εικονικό οδικό δίκτυο με στόχο τη βελτιστοποίηση της ποιότητας του αέρα. Ένα βασικό συμπέρασμα στο οποίο κατέληξαν αυτές οι εργασίες είναι ότι η ελαχιστοποίηση των εκπομπών ρύπων και του χρόνου άφιξης στον προορισμό δεν επιτυγχάνεται όταν όλοι οι οδηγοί επιλέξουν τη γρηγορότερη διαδρομή, αλλά όταν ακολουθήσουν τις μακρύτερες διαδρομές και κινηθούν με χαμηλές ταχύτητες.

Στις εργασίες ([32]), ([33]–[36]) και ([37]–[39]) μελετώνται τα αποτελέσματα της εφαρμογής μακροσκοπικών, μικροσκοπικών και μεσοσκοπικών μοντέλων εκτίμησης των εκπεμπόμενων ρύπων και της ενεργειακής κατανάλωσης, αντίστοιχα, πάνω σε μετρήσεις που συλλέχθηκαν κατά τη διάρκεια δοκιμών πεδίου.

Συνοψίζοντας, η πλειονότητα των εργασιών που αναφέρονται παραπάνω συγκλίνουν στο συμπέρασμα ότι η επιλογή της διαδρομής είναι καθοριστική τόσο για την ποσότητα των εκπεμπόμενων ρύπων, όσο και για την ενεργειακή κατανάλωση. Ωστόσο, οι εργασίες αυτές παρουσιάζουν διαφορές ως προς τα μοντέλα που εφαρμόζουν για την εκτίμηση των εκπεμπόμενων ρύπων και της ενεργειακής κατανάλωσης και ως προς τα χαρακτηριστικά της προτεινόμενης διαδρομής. Για παράδειγμα, οι εργασίες [22], [33] και [37] υποστηρίζουν ότι η γρηγορότερη διαδρομή ελαχιστοποιεί την ενεργειακή κατανάλωση και τις εκπομπές ρύπων, ενώ οι εργασίες [20], [34], [35] και [36] υποστηρίζουν ότι η γρηγορότερη διαδρομή δεν αποτελεί τη φιλικότερη προς το περιβάλλον διαδρομή.

Η παρούσα διατριβή λαμβάνει υπόψη τις όλες τις σχετικές εργασίες που αναφέρθηκαν παραπάνω και τα συμπεράσματα στα οποία κατέληξαν. Μετά από επιμελή αξιολόγηση των συμπερασμάτων αυτών, υιοθετεί τα θετικά τους χαρακτηριστικά και απορρίπτει τις τεχνικές που δεν αποδείχθηκαν ιδιαίτερα αποδοτικές. Χρησιμοποιώντας, λοιπόν, ως εφιαλτήριο την πρότερη έρευνα προχωρά στην ανάπτυξη και εφαρμογή καινοτόμων λύσεων στο πρόβλημα της εύρεσης της ενεργειακά αποδοτικότερης διαδρομής.

1.4 Καινοτομίες της διατριβής

Το ερευνητικό πεδίο στο οποίο εστιάζει η παρούσα διατριβή άρχισε να αναπτύσσεται και να προσελκύει το ενδιαφέρον της επιστημονικής κοινότητας τα τελευταία χρόνια. Στη στροφή των επιστημόνων προς την ανάπτυξη πράσινων τεχνολογιών συνέβαλλε η ανάγκη εξοικονόμησης φυσικών πόρων λόγω σημαντικής μείωσης των αποθεμάτων τους, καθώς και η ανάγκη για την προστασία του περιβάλλοντος. Παράλληλα, η μείωση των αποθεμάτων σε συνδυασμό με την αύξηση της ζήτησης οδήγησαν σε σημαντική άνοδο των τιμών της ενέργειας, στρέφοντας το ενδιαφέρον της αγοράς προς την ζήτηση οχημάτων χαμηλής κατανάλωσης και τη χρήση τεχνολογιών εξοικονόμησης ενέργειας. Μέσα σε αυτό το κοινωνικο-οικονομικό πλαίσιο, αναπτύχθηκε η παρούσα διατριβή, η οποία διακρίνεται για την εισαγωγή των ακόλουθων καινοτομιών:

- Αναπτύσσει αλγορίθμους εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής προς τον επιθυμητό προορισμό κατάλληλα προσαρμοσμένους για εφαρμογή σε πλήρως ηλεκτροκινούμενα οχήματα ([40], [41]). Τα συγκεκριμένα οχήματα διαφέρουν από εκείνα που χρησιμοποιούν μηχανές εσωτερικής καύσης τόσο λόγω των περιορισμών που επιβάλλει η διαδικασία ανεφοδιασμού τους, όσο και λόγω της ικανότητάς τους να επανακτούν ενέργεια μέσω της αναγεννητικής πέδησης. Μάλιστα, εξαιτίας της επανάκτησης ενέργειας μπορεί κάποια κατηγορικά τμήματα μιας διαδρομής να εμφανίζουν αρνητικό ενεργειακό κόστος, δηλαδή κατά την κίνηση στα τμήματα αυτά να σημειώνεται παραγωγή (αναπλήρωση) και όχι κατανάλωση ενέργειας.
- Εφαρμόζει τεχνικές μηχανικής μάθησης για την ανάπτυξη των μοντέλων πρόβλεψης της ενεργειακής κατανάλωσης κατά μήκος μιας οδικής ζεύξης, αξιοποιώντας την πρότερη «ταξιδιωτική» εμπειρία του οχήματος (ή άλλων οχημάτων) ([42], [43]). Με τον τρόπο αυτό, επιχειρεί να αναγνωρίσει και να συλλάβει όλες τις αλληλεξαρτήσεις και τις μη γραμμικότητες που διέπουν τις σχέσεις των παραγόντων διαμόρφωσης της τιμής του ενεργειακού κόστους κατά μήκος μιας οδικής ζεύξης.
- Αναπτύσσει μοντέλα πρόβλεψης της ενεργειακής κατανάλωσης κατά μήκος μιας οδικής ζεύξης, που διακρίνονται για την αξιοπιστία και την ευρωστία τους ([42], [43]). Η αξιοπιστία των προτεινόμενων μοντέλων επιβεβαιώνεται από τις εξαιρετικές επιδόσεις που επέδειξαν κατά την πειραματική τους επαλήθευση, ενώ η ευρωστία τους επικυρώνεται από το σημαντικό βαθμό βελτίωσης που επιτυγχάνεται στις τιμές των δεικτών σφάλματος (π.χ. στο Μέσο Ποσοστιαίο Σφάλμα και στο Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα) σε σχέση με το εξεταζόμενο συμβατικό μοντέλο αναφοράς. Η

εμφάνιση των δύο αυτών προτερημάτων, δηλαδή της αξιοπιστίας και της ευρωστίας, αποδίδεται στην ανάπτυξη και εφαρμογή τεχνικών μηχανικής μάθησης και επίγνωσης πλαισίου χρήσης. Οι τεχνικές αυτές καθιστούν το μοντέλο ικανό να ενσωματώνει τις επιδράσεις όλων των σχετικών παραγόντων στη διαμόρφωση της τιμής του ενεργειακού κόστους μιας οδικής ζεύξης και να πραγματοποιεί αξιόπιστες εκτιμήσεις και ταυτόχρονα του επιτρέπουν να αντιλαμβάνεται πιθανές αλλαγές στο πλαίσιο χρήσης (π.χ. διαφορετικές κυκλοφοριακές ή καιρικές συνθήκες) και να προσαρμόζει κατάλληλα τις εκτιμήσεις του επιδεικνύοντας ευρωστία.

- Ενεργοποιεί τη λειτουργία ανταλλαγής εμπειρίας μεταξύ των οχημάτων μέσω της εφαρμογής μιας μεθόδου διασφάλισης της ιδιωτικότητας των χρηστών ([40]). Η ανταλλαγή εμπειρίας μεταξύ των οχημάτων είναι πολύ σημαντική, καθώς εξασφαλίζει τον ταχύτερο εμπλουτισμό της εμπειρίας που διαθέτει κάθε όχημα και συμβάλλει στη βελτίωση των επιδόσεων των προτεινόμενων αλγορίθμων μάθησης. Επιπρόσθετα, ο διαμοιρασμός της συλλεχθείσας εμπειρίας διασφαλίζει την άμεση ανάκτηση εμπειρίας για περιοχές τις οποίες επισκέπτεται το όχημα για πρώτη φορά, καθιστώντας τους αλγορίθμους μάθησης λειτουργικούς ακόμη και σε αυτήν την περίπτωση.
- Υλοποιεί τους προτεινόμενους αλγορίθμους και αναπτύσσει ένα πρωτότυπο σύστημα δοκιμών ([40], [41]). Με τον τρόπο αυτό αποδεικνύεται ότι είναι εφικτή η εφαρμογή της έρευνας που πραγματοποιήθηκε στα πλαίσια της παρούσας διατριβής χρησιμοποιώντας τα διαθέσιμα εργαλεία ανάπτυξης και τα σύγχρονα υπολογιστικά συστήματα οχημάτων. Παράλληλα, καθίσταται σαφές ότι η ενσωμάτωση των προτεινόμενων αλγορίθμων στα υπάρχοντα συστήματα πλοήγησης και η εγκατάστασή τους στα οχήματα παραγωγής μπορεί να γίνει εύκολα και χωρίς να αυξάνει σημαντικά το κόστος παραγωγής.
- Επαληθεύει τα προτεινόμενα μοντέλα εκτίμησης της ενεργειακής κατανάλωσης, χρησιμοποιώντας πραγματικές μετρήσεις που συλλέχθηκαν κατά τη διάρκεια δοκιμών πεδίου ([42], [43]). Η χρήση πραγματικών μετρήσεων υπερτερεί έναντι της χρήσης δεδομένων προσομοιώσεων, γιατί εδραιώνει την αξιοπιστία των αποτελεσμάτων αξιολόγησης.
- Πραγματοποιεί πειραματική επαλήθευση των προτεινόμενων αλγορίθμων δρομολόγησης ([40], [41]). Συγκεκριμένα, το όχημα δοκιμών διασχίζει εκτεταμένο τμήμα ενός οδικού δικτύου στο οποίο επικρατούν πραγματικές συνθήκες κυκλοφορίας. Μάλιστα, σε αντίθεση με τις προηγούμενες ερευνητικές εργασίες, που εστιάζουν την προσοχή τους σε συγκεκριμένες κάθε φορά διαδρομές (π.χ. σύγκριση μιας διαδρομής

που περιλαμβάνει κύριες οδικές αρτηρίες με την αντίστοιχη διαδρομή που ακολουθεί δευτερεύουσες οδούς), η παρούσα διατριβή μελετά τα αποτελέσματα πολλαπλών διαδρομών που επιλέχθηκαν κατά τυχαίο και ισόνομο τρόπο και διασχίζουν μια ευρεία περιοχή, ώστε να καταστεί δυνατή μια καθολική εκτίμηση της αξιοπιστίας των προτεινόμενων αλγορίθμων.

- Εξετάζει την εμπειρία που απολαμβάνει ο χρήστης (user experience) κατά τη χρησιμοποίηση ενός συστήματος πλοήγησης, το οποίο ενσωματώνει τους προτεινόμενους ευφυείς αλγορίθμους εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής ([40]). Δηλαδή, πέρα από την ανάπτυξη, υλοποίηση και επαλήθευση των αλγορίθμων αυτών, η παρούσα διατριβή προσπαθεί να ανιχνεύσει, επίσης, τη χρηστικότητα και την αποδοχή από τον τελικό χρήστη των λύσεων που προτείνει.

Συνοψίζοντας, η παρούσα διατριβή εστιάζει σε ένα πεδίο που πρόσφατα άρχισε να προσελκύει το έντονο ενδιαφέρον της επιστημονικής κοινότητας. Ως εκ τούτου, οι καινοτομίες που εισάγονται όχι μόνο επιλύουν ένα σημαντικό αριθμό ζητημάτων, αλλά επιπλέον, αποκαλύπτουν τις δυνατότητες που υπάρχουν για περαιτέρω εξέλιξη και ανάπτυξη. Στη συνέχεια του κειμένου αναπτύσσονται διεξοδικά και επαληθεύονται οι καινοτομίες που παρουσιάστηκαν επιγραμματικά στην ενότητα αυτή.

1.5 Διάρθρωση της διατριβής

Το υπόλοιπο της παρούσας διατριβής οργανώνεται ως εξής:

Στο δεύτερο κεφάλαιο αναλύεται το πρόβλημα που καλείται να αντιμετωπίσει η διατριβή και οι παράμετροί του. Η ανάλυση αυτή περιλαμβάνει την μαθηματική μοντελοποίηση του προβλήματος, ώστε να βρεθεί η κατάλληλη λύση. Ιδιαίτερα σημαντική για την επίλυση του προβλήματος προκύπτει ότι είναι η εκτίμηση του ενεργειακού κόστους της δρομολόγησης. Για το λόγο αυτό προτείνεται μία καινοτόμος προσέγγιση προσδιορισμού του κόστους αυτού, που εφαρμόζει τεχνικές μηχανικής μάθησης και εκμεταλλεύεται την εμπειρία που δύνανται να συλλέγουν τα οχήματα. Καταρχήν, εντοπίζονται όλοι οι παράγοντες του πλαισίου χρήσης, οι οποίοι επηρεάζουν την ενεργειακή κατανάλωση ενός οχήματος κατά την κίνησή του, και στη συνέχεια επιλέγονται οι κατάλληλες παράμετροι για την κατασκευή του μοντέλου εκτίμησης του ενεργειακού κόστους. Οι επιλεγθείσες παράμετροι πρέπει να περιγράφουν πλήρως το πλαίσιο χρήσης και να μπορούν να ανακτηθούν από ένα σύστημα ADAS, ένα σύστημα δηλαδή που εγκαθίσταται τοπικά στο όχημα. Στη συνέχεια,

προκειμένου να επιτραπεί η ανταλλαγή εμπειρίας μεταξύ των οχημάτων και να ξεπεραστούν τα προβλήματα ιδιωτικότητας (privacy), προτείνεται η υιοθέτηση μιας καινοτόμου μεθόδου κανονικοποίησης του ενεργειακού κόστους που χαρακτηρίζει μια οδική ζεύξη. Με τη βοήθεια της μεθόδου αυτής επιτυγχάνεται ταυτόχρονα και βελτιστοποίηση του προτεινόμενου μοντέλου εκτίμησης του ενεργειακού κόστους δρομολόγησης. Το κεφάλαιο αυτό ολοκληρώνεται με την ανάπτυξη του αλγορίθμου εύρεσης της βέλτιστης ενεργειακά διαδρομής στην περίπτωση ενός πλήρως ηλεκτροκινούμενου οχήματος. Καθοριστικές για την ανάπτυξη αυτού του αλγορίθμου είναι οι ιδιαιτερότητες των πλήρως ηλεκτροκινούμενων οχημάτων και η προσπάθεια περιορισμού της πολυπλοκότητάς του.

Στο τρίτο κεφάλαιο σχεδιάζεται η αρχιτεκτονική υλοποίησης ενός ευφυούς συστήματος πλοήγησης, το οποίο δύναται να εφαρμόσει τους προτεινόμενους αλγορίθμους δρομολόγησης. Πρέπει να σημειωθεί ότι η αρχιτεκτονική αυτή σχεδιάστηκε στα πλαίσια του ερευνητικού προγράμματος EcoGem ([44]) και αποτελεί τμήμα της ολοκληρωμένης πλατφόρμας EcoGem. Έτσι, για λόγους πληρότητας και κατανόησης, το τρίτο κεφάλαιο περιγράφει συνοπτικά τη διαδικασία ανάπτυξης της αρχιτεκτονικής ολόκληρης της πλατφόρμας EcoGem, δίνοντας όμως ιδιαίτερη βαρύτητα στο τμήμα αυτής που αφορά στους προτεινόμενους αλγορίθμους δρομολόγησης και την υλοποίησή τους. Ακολουθώντας αυτήν την προσέγγιση, το τρίτο κεφάλαιο ξεκινά με την περιγραφή των λειτουργικών απαιτήσεων της πλατφόρμας EcoGem και την ομαδοποίηση αυτών σε τρεις κατηγορίες (λειτουργίες οχήματος, λειτουργίες Κεντρικής Διαχειριστικής Πλατφόρμας, λειτουργίες επικοινωνιών). Με βάση αυτήν την κατανομή και με τη βοήθεια της γλώσσας Archimate (γλώσσα περιγραφής προδιαγραφών συστημάτων) αναπτύσσεται η αρχιτεκτονική της πλατφόρμας EcoGem. Η ανάπτυξη ξεκινά με το επιχειρηματικό επίπεδο (business layer) της αρχιτεκτονικής, το οποίο παρουσιάζεται συνοπτικά και κυρίως σχηματικά. Στη συνέχεια, από την ανάπτυξη του επιπέδου εφαρμογής (application layer) της αρχιτεκτονικής που ακολουθεί παρατίθεται μόνο η ανάλυση των μονάδων εφαρμογής που αφορούν στην παρούσα διατριβή, δηλαδή οι μονάδες εφαρμογής που φροντίζουν για την παροχή της «Υπηρεσίας Δρομολόγησης βάσει Ενεργειακού Κόστους». Πρόκειται για τις μονάδες εκτέλεσης της λειτουργικότητας των προτεινόμενων αλγορίθμων δρομολόγησης, οι οποίες υλοποιήθηκαν σύμφωνα με τις αναφερόμενες προδιαγραφές στα πλαίσια ανάπτυξης του πρωτοτύπου δοκιμών. Τέλος, σχετικά με το πρόγραμμα EcoGem πρέπει να αναφερθεί ότι στόχος του είναι να συμβάλλει στον υπερκερασμό των περιορισμών που τίθενται στην εξάπλωση των ηλεκτροκινούμενων οχημάτων εφαρμόζοντας σύγχρονες τεχνολογίες της

πληροφορικής και των επικοινωνιών, ενώ για την επίτευξη αυτού του στόχου προτείνει: 1) την ανάπτυξη αλγορίθμων δρομολόγησης για την εύρεση της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής προς τον επιθυμητό προορισμό, και 2) την ανάπτυξη ενός μηχανισμού διαχείρισης και κατάστρωσης του βέλτιστου πλάνου φόρτισης του οχήματος χωρίς να επηρεάζεται η καθημερινότητα του χρήστη (οδηγού).

Στο τέταρτο κεφάλαιο παρατίθενται τα αποτελέσματα των δοκιμών που πραγματοποιήθηκαν για την επαλήθευση της εφαρμοσιμότητας της προτεινόμενης λύσης στο πρόβλημα της ενεργειακά αποδοτικής δρομολόγησης ενός ηλεκτροκινούμενου οχήματος με βάση τις δυνατότητες που παρέχουν τα σύγχρονα υπολογιστικά συστήματα που προορίζονται για οχήματα (on-board systems). Καταρχήν, δικαιολογείται η ανάγκη πραγματοποίησης των δοκιμών αυτών και παρουσιάζεται το λογισμικό και το υλικό που χρησιμοποιήθηκαν. Στη συνέχεια, περιγράφονται οι δοκιμές που πραγματοποιήθηκαν για τη μελέτη της χρονικής κλιμάκωσης κατά την εφαρμογή μηχανικής μάθησης και παρουσιάζονται τα σχετικά αποτελέσματα. Με βάση τα αποτελέσματα αυτά αξιολογείται η καθυστέρηση που εισάγεται στη διαδικασία δρομολόγησης από την εφαρμογή διαφορετικών αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, ώστε να διαπιστωθεί εάν επηρεάζεται η εμπειρία που απολαμβάνει ο χρήστης (user experience). Κατόπιν, μελετώνται οι απαιτήσεις που γεννώνται σε αποθηκευτικό χώρο κατά την εφαρμογή μηχανικής μάθησης και εξετάζεται κατά πόσον τα σύγχρονα αποθηκευτικά μέσα μπορούν να τις εξυπηρετήσουν. Οι απαιτήσεις αυτές αφορούν τόσο στην αποθήκευση της πρότερης εμπειρίας που απαιτείται για την εκπαίδευση των δικτύων μηχανικής μάθησης, όσο και στην αποθήκευση της δομής των εκπαιδευμένων δικτύων μάθησης. Τέλος, το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με τη μελέτη της κλιμάκωσης του χρόνου που απαιτείται για την αποστολή της πρότερης εμπειρίας είτε με τεχνολογίες V2V, είτε με τεχνολογίες V2I/I2V, προκειμένου να διαπιστωθεί εάν είναι εφικτή η ανταλλαγή εμπειρίας είτε απευθείας μεταξύ των οχημάτων, είτε μέσω κάποιου τρίτου (κεντρικής πλατφόρμας). Τα αποτελέσματα όλων αυτών των δοκιμών παρουσιάζονται με τη μορφή διαγραμμάτων και εξάγονται πολύτιμα συμπεράσματα για την εφαρμογή μηχανικής μάθησης στο πρόβλημα της ενεργειακά αποδοτικής δρομολόγησης.

Το πέμπτο κεφάλαιο εστιάζει στην ανάπτυξη των μοντέλων πρόβλεψης της ποσότητας ενέργειας που καταναλώνεται κατά τη διάσχιση μιας οδικής ζεύξης. Αρχικά, πραγματοποιείται μια επισκόπηση όλων των σχετικών εργασιών στο πεδίο αυτό, οι οποίες ταξινομούνται ανάλογα με τον τρόπο προσέγγισης του προβλήματος. Μέσα από την μελέτη των εργασιών αυτών εντοπίζεται ο καταλληλότερος τρόπος αντιμετώπισης του υπό μελέτη προβλήματος και αναπτύσσονται δύο ξεχωριστά μεσοσκοπικά μοντέλα πρόβλεψης. Το

πρώτο μοντέλο εφαρμόζει ένα δίκτυο μάθησης MLP (Multi-Layer Perceptron), ενώ το δεύτερο μοντέλο εφαρμόζει ένα δίκτυο μάθησης GRNN (General Regression Neural Network). Οι δύο αυτοί τύποι δικτύων επιλέχθηκαν με βάση τα αποτελέσματα των μελετών κλιμακωσιμότητας που παρουσιάζονται στο τέταρτο κεφάλαιο. Μετά την εκτενή περιγραφή κάθε μοντέλου ακολουθεί και μία ενότητα με τα αποτελέσματα αξιολόγησής του. Τα αποτελέσματα αυτά αναφέρονται τόσο στην αξιολόγηση των επιδόσεων του ίδιου του μοντέλου, όσο και στη σύγκριση αυτών με τις αντίστοιχες επιδόσεις ενός μοντέλου αναφοράς. Το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με την τεκμηρίωση της αξιοπιστίας και της ευρωστίας των δύο προτεινόμενων μοντέλων και με κάποια συμπεράσματα όσον αφορά στην μεταξύ τους σύγκριση.

Στο έκτο κεφάλαιο περιγράφεται η διαδικασία αξιολόγησης της επίδοσης των αλγορίθμων εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής που προτείνονται στην παρούσα διατριβή. Η διαδικασία αυτή περιλαμβάνει, καταρχήν, μια σύντομη περιγραφή του πρωτοτύπου δοκιμών που αναπτύχθηκε. Στη συνέχεια, παρατίθενται τα χαρακτηριστικά της περιοχής που πραγματοποιήθηκαν οι δοκιμές πεδίου με χρήση του πρωτοτύπου που αναπτύχθηκε. Στόχος των δοκιμών πεδίου ήταν να συλλεχθούν τα απαραίτητα δεδομένα τόσο για την εκπαίδευση των μοντέλων μάθησης, όσο και για την αξιολόγηση των επιδόσεων αυτών και των αλγορίθμων δρομολόγησης. Επίσης, στο κεφάλαιο αυτό περιγράφεται ο τρόπος ανάκτησης των δεδομένων αυτών, οι κατανομές των σχετικών συχνοτήτων των τιμών τους καθώς και τα χαρακτηριστικά κάποιων διαδρομών που επιλέχθηκαν για την επαλήθευση των προτεινόμενων αλγορίθμων δρομολόγησης. Μετά την παρουσίαση όλων αυτών των στοιχείων, ακολουθεί η παράθεση των αποτελεσμάτων αξιολόγησης των προτεινόμενων αλγορίθμων δρομολόγησης. Ως αναφορά σύγκρισης των επιτευχθέντων επιδόσεων χρησιμοποιούνται τα χαρακτηριστικά των αντίστοιχων «ταχύτερων» διαδρομών που υπολογίζονται από ένα συμβατικό σύστημα πλοήγησης. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζουν τα αποτελέσματα της αξιολόγησης της εμπειρίας που απολαμβάνουν οι οδηγοί (user experience) από τη χρήση του προτεινόμενου ευφυούς συστήματος πλοήγησης. Η αξιολόγηση αυτή πραγματοποιήθηκε μέσω της συμπλήρωσης σχετικών ερωτηματολογίων από ένα επιλεγμένο δείγμα οδηγών, στους οποίους επιτράπηκε η δοκιμαστική χρήση του προτεινόμενου συστήματος. Το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με τη σύγκριση των επιδόσεων των προτεινόμενων ευφύων αλγορίθμων δρομολόγησης και την περαιτέρω τεκμηρίωση της λειτουργίας τους μέσω της ανάλυσης ενός συγκεκριμένου πειράματος που εκτελέστηκε στα πλαίσια εκτέλεσης των δοκιμών πεδίου.

Το τελευταίο κεφάλαιο συνοψίζει το αντικείμενο της διατριβής και τις καινοτομίες που αυτή εισάγει. Παράλληλα, εκθέτει τις δυνατότητες που υπάρχουν στο συγκεκριμένο ερευνητικό πεδίο για εντριβή και παρουσιάζει κάποια θέματα που χρήζουν ιδιαίτερης προσοχής. Το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με την παράθεση ενός καταλόγου δημοσιεύσεων του συγγραφέα που αφορούν τόσο στην παρούσα διατριβή, όσο και στην υπόλοιπη ερευνητική του εργασία κατά τη διάρκεια της παρουσίας του στο εργαστήριο Δικτύων Υπολογιστών. Ειδικότερα, ο κατάλογος αυτός περιλαμβάνει τις ερευνητικές δημοσιεύσεις που επιτεύχθηκαν σε έγκριτα διεθνή επιστημονικά περιοδικά, συνέδρια και βιβλία καθώς και αυτές που έχουν υποβληθεί προς αξιολόγηση.

1.6 Παραπομπές

- [1] D. Schrank and T. Lomax, “The 2005 Urban Mobility Report,” 2005.
- [2] “International Transport Forum.” [Online]. Available: <http://www.internationaltransportforum.org/>.
- [3] “European Green Cars Initiative.” [Online]. Available: <http://www.green-cars-initiative.eu/public/>.
- [4] S. G. Wirasingha, N. Schofield, and A. Emadi, “Plug-in hybrid electric vehicle developments in the US: Trends, barriers, and economic feasibility,” *Vehicle Power and Propulsion Conference, 2008. VPPC '08. IEEE*. pp. 1–8, 2008.
- [5] F. R. Salmasi, “Control Strategies for Hybrid Electric Vehicles: Evolution, Classification, Comparison, and Future Trends,” *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, vol. 56, no. 5. pp. 2393–2404, 2007.
- [6] S. M. Lukic and A. Emadi, “Effects of drivetrain hybridization on fuel economy and dynamic performance of parallel hybrid electric vehicles,” *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, vol. 53, no. 2. pp. 385–389, 2004.
- [7] D. S. Meade, “The Impact of the Electric Car on the US Economy: 1998–2005,” *Econ. Syst. Res.*, vol. 7, no. 4, pp. 413–438, Jan. 1995.
- [8] M. Eberhard and M. Tarpenning, “The 21st Century Electric Car,” 2007.
- [9] M. Granovskii, I. Dincer, and M. A. Rosen, “Economic and environmental comparison of conventional, hybrid, electric and hydrogen fuel cell vehicles,” *J. Power Sources*, vol. 159, no. 2, pp. 1186–1193, Sep. 2006.
- [10] J. Van Mierlo, G. Maggetto, E. van de Burgwal, and R. Gense, “Driving style and traffic measures - influence on vehicle emissions and fuel consumption,” *Proc. Inst. Mech. Eng. Part D-Journal Automob. Eng.*, vol. 218, no. D1, pp. 43–50, 2004.
- [11] “NISSAN ECO Drive Support Service.” [Online]. Available: <http://www.nissan-global.com/EN/TECHNOLOGY/OVERVIEW/ems.html>.
- [12] “eCoMove.” [Online]. Available: <http://ecomove-project.eu/>.
- [13] “smartCEM.” [Online]. Available: <http://www.smartcem-project.eu/>.
- [14] Y. Saboohi and H. Farzaneh, “Model for developing an eco-driving strategy of a passenger vehicle based on the least fuel consumption,” *Appl. Energy*, vol. 86, no. 10, pp. 1925–1932, Oct. 2009.
- [15] T. Ichihara, S. Kumano, D. Yamaguchi, Y. Sato, and Y. Suda, “Driver assistance system for eco-driving,” in *16th Intelligent Transport Systems World Congress, 2009*, p. 8.

- [16] M. A. S. Kamal, M. Mukai, J. Murata, and T. Kawabe, "Ecological driver assistance system using model-based anticipation of vehicle-road-traffic information," *Intelligent Transport Systems, IET*, vol. 4, no. 4, pp. 244–251, 2010.
- [17] M. A. S. Kamal, M. Mukai, J. Murata, and T. Kawabe, "Ecological Vehicle Control on Roads With Up-Down Slopes," *Intell. Transp. Syst. IEEE Trans.*, vol. 12, no. 3, pp. 783–794, 2011.
- [18] Y. Chen, D. Zhang, and K. Li, "Enhanced eco-driving system based on V2X communication," *Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2012 15th International IEEE Conference on*, pp. 200–205, 2012.
- [19] "euroFOT-European Field Operational Test on Active Safety Systems." [Online]. Available: <http://www.eurofot-ip.eu/>.
- [20] C. F. Minett, A. M. Salomons, W. Daamen, B. Van Arem, and S. Kuijpers, "Eco-routing: Comparing the fuel consumption of different routes between an origin and destination using field test speed profiles and synthetic speed profiles," in *Integrated and Sustainable Transportation System (FISTS), 2011 IEEE Forum on*, 2011, pp. 32–39.
- [21] T. Kono, T. Fushiki, K. Asada, and K. Nakano, "Fuel Consumption Analysis and Prediction Model for 'Eco' Route Search," in *15th World Congress on Intelligent Transport Systems and ITS America's 2008 Annual Meeting*, 2008.
- [22] M. Barth, K. Boriboonsomsin, and A. Vu, "Environmentally-Friendly Navigation," *Intell. Transp. Syst. Conf. 2007. ITSC 2007. IEEE*, pp. 684–689, 2007.
- [23] K. Kraschl-Hirschmann and M. Fellendorf, "Estimating energy consumption for routing algorithms," *Intell. Veh. Symp. (IV), 2012 IEEE*, pp. 258–263, 2012.
- [24] K. Boriboonsomsin, M. J. Barth, W. Zhu, and A. Vu, "Eco-Routing Navigation System Based on Multisource Historical and Real-Time Traffic Information," *Intell. Transp. Syst. IEEE Trans.*, vol. 13, no. 4, pp. 1694–1704, 2012.
- [25] J.-D. Wu and J.-C. Liu, "Development of a predictive system for car fuel consumption using an artificial neural network," *Expert Syst. Appl.*, vol. 38, no. 5, pp. 4967–4971, May 2011.
- [26] J.-D. Wu and J.-C. Liu, "A forecasting system for car fuel consumption using a radial basis function neural network," *Expert Syst. Appl.*, vol. 39, no. 2, pp. 1883–1888, Feb. 2012.
- [27] M. Kuriyama, S. Yamamoto, and M. Miyatake, "Theoretical study on Eco-Driving Technique for an Electric Vehicle with Dynamic Programming," *Electrical Machines and Systems (ICEMS), 2010 International Conference on*, pp. 2026–2030, 2010.
- [28] F. Mensing, R. Trigui, and E. Bideaux, "Vehicle trajectory optimization for application in ECO-driving," *Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), 2011 IEEE*, pp. 1–6, 2011.

- [29] J. Kang, T. Ma, F. Ma, and J. Huang, "Link-based emission model for eco routing," in *ITS Telecommunications (ITST), 2011 11th International Conference on*, 2011, pp. 207–212.
- [30] E. M. Ferguson, "Minimizing vehicle emissions through transportation road network design incorporating demand uncertainty," Oct. 2010.
- [31] H. M. Abdul Aziz and S. V Ukkusuri, "Environmental Objectives Within a Dynamic Traffic Assignment Framework: A Step Toward Green Transportation," in *Transportation Research Board 90th Annual Meeting*, 2011.
- [32] E. Ericsson, H. Larsson, and K. Brundell-Freij, "Optimizing route choice for lowest fuel consumption – Potential effects of a new driver support tool," *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.*, vol. 14, no. 6, pp. 369–383, Dec. 2006.
- [33] J. Bandeira, T. G. Almeida, A. J. Khattak, N. M. Rouphail, and M. C. Coelho, "Generating Emissions Information for Route Selection: Experimental Monitoring and Routes Characterization," *J. Intell. Transp. Syst.*, vol. 17, no. 1, pp. 3–17, Oct. 2012.
- [34] H. C. Frey, K. Zhang, and N. M. Rouphail, "Fuel Use and Emissions Comparisons for Alternative Routes, Time of Day, Road Grade, and Vehicles Based on In-Use Measurements," *Environ. Sci. Technol.*, vol. 42, no. 7, pp. 2483–2489, Feb. 2008.
- [35] K. Ahn and H. Rakha, "The effects of route choice decisions on vehicle energy consumption and emissions," *Transp. Res. Part D Transp. Environ.*, vol. 13, no. 3, pp. 151–167, May 2008.
- [36] L. R. Rilett and C. M. Benedek, "TRAFFIC ASSIGNMENT UNDER ENVIRONMENTAL AND EQUITY OBJECTIVES," *Transp. Res. Rec.*, no. 1443, 1994.
- [37] I. De Vlieger, D. De Keukeleere, and J. G. Kretzschmar, "Environmental effects of driving behaviour and congestion related to passenger cars," *Atmos. Environ.*, vol. 34, no. 27, pp. 4649–4655, 2000.
- [38] J. Bandeira, D. O. Carvalho, A. J. Khattak, N. M. Rouphail, and M. C. Coelho, "A Comparative Empirical Analysis of Eco-friendly Routes during Peak and Off-peak Hours," in *Transportation Research Board 91st Annual Meeting*, 2012.
- [39] I. Ben Dhaou, "Fuel estimation model for ECO-driving and ECO-routing," in *Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2011 IEEE*, 2011, pp. 37–42.
- [40] M. Masikos, K. Demestichas, E. Adamopoulou, and M. Theologou, "Machine-learning methodology for energy efficient routing," *Inst. Eng. Technol.*, p. 11.
- [41] M. Masikos, K. Demestichas, E. Adamopoulou, and M. Theologou, "Energy-efficient routing based on vehicular consumption predictions of a mesoscopic learning model," *Submitt. Elsevier Appl. Soft Comput.*

- [42] M. Masikos, K. Demestichas, E. Adamopoulou, and M. Theologou, “Reliable Vehicular Consumption Prediction based on Machine Learning,” *Submitt. Neural Netw. World*.
- [43] M. Masikos, K. Demestichas, E. Adamopoulou, and M. Theologou, “Mesoscopic forecasting of vehicular consumption using neural networks,” *Submitt. Springer Soft Comput*.
- [44] “Ιστοσελίδα του Ευρωπαϊκού Ερευνητικού Προγράμματος EcoGem.” [Online]. Available: www.ecogem.eu.

Κεφάλαιο 2

*Αλγόριθμοι Εύρεσης της Ενεργειακά
Βέλτιστης Διαδρομής με επίγνωση του
Πλαισίου Χρήσης*

2 Αλγόριθμοι Εύρεσης της Ενεργειακά Βέλτιστης Διαδρομής με επίγνωση του Πλαισίου Χρήσης

2.1 Διατύπωση του Προβλήματος

Το αντικείμενο της παρούσας διατριβής είναι η εύρεση της ενεργειακά αποδοτικότερης διαδρομής στην περίπτωση των Πλήρως Ηλεκτροκινούμενων Οχημάτων. Έστω, λοιπόν, ότι ο οδηγός θέλει να ταξιδέψει από την αφετηρία O (*Origin*) στον προορισμό D (*Destination*). Συμβολίζουμε με $r^{OD} \in R^{OD}$ μία από τις πιθανές διαδρομές, οι οποίες συνδέουν το O με το D . Το ποσό ενέργειας που απαιτείται για να διατρέξει το όχημα την πιθανή διαδρομή r^{OD} υπολογίζεται από τη συνάρτηση $en(r)$. Στόχος της διατριβής είναι η εύρεση της βέλτιστης διαδρομής r_{OPT}^{OD} όσον αφορά την ελαχιστοποίηση της απαιτούμενης ενέργειας για τη μετακίνηση από το O στο D :

$$en(r) = \min\{en(r_{OPT}^{OD}) | r_{OPT}^{OD} \in R^{OD}\} \quad (2-1)$$

Το οδικό δίκτυο μπορεί να αναπαρασταθεί από ένα κατευθυνόμενο γράφημα $G = \{V, S, w\}$ όπου το σύνολο των κορυφών V του γράφου G αντιστοιχούν στις συνδέσεις μεταξύ των διαδοχικών ζεύξεων του οδικού δικτύου και το σύνολο των ακμών του S αντιστοιχούν στις ζεύξεις του οδικού δικτύου. Ο πίνακας των βαρών του γραφήματος w αντιστοιχεί στα ενεργειακά κόστη των ζεύξεων του οδικού δικτύου, ενώ θεωρείται ότι δεν υπάρχει ωφέλεια ή κόστος που να σχετίζεται με τους κόμβους του οδικού δικτύου. Με βάση την παραπάνω αντιστοίχιση το ενεργειακό κόστος μιας διαδρομής r^{OD} μπορεί να αναλυθεί στο άθροισμα των ενεργειακών καταναλώσεων που πραγματοποιούνται κατά τη διάσχιση κάθε τμήματος (ζεύξης) $s_i(r^{OD})$ της διαδρομής r^{OD} :

$$en(r^{OD}) = en\left(\sum_{i=1}^{N(r^{OD})} s_i(r^{OD})\right) = \sum_{i=1}^{N(r^{OD})} en(s_i(r^{OD})) \quad (2-2)$$

όπου $N(r^{OD})$ είναι το σύνολο των οδικών ζεύξεων που απαρτίζουν τη συγκεκριμένη διαδρομή r^{OD} .

Με βάση την ανάλυση αυτή ([1]) το πρόβλημα εύρεσης της ενεργειακά αποδοτικότερης διαδρομής διατυπώνεται ως ένα πρόβλημα εύρεσης του συντομότερου μονοπατιού ([2]). Πολλοί αποδοτικοί αλγόριθμοι έχουν προταθεί για την επίλυση αυτού του προβλήματος (για παράδειγμα Dijkstra, Bellman-Ford [3]) και για το λόγο αυτό στόχος της παρούσας διατριβής δεν είναι να προτείνει άλλον ένα αλγόριθμο επίλυσης του προβλήματος εύρεσης του συντομότερου μονοπατιού. Αντίθετα, η εν λόγω διατριβή επικεντρώνεται στο πρόβλημα της εκτίμησης του ενεργειακού κόστους των διαφόρων οδικών ζεύξεων της εξεταζόμενης περιοχής, ώστε να μπορέσουν να εφαρμοστούν επιτυχώς οι υπάρχοντες αλγόριθμοι εύρεσης του συντομότερου μονοπατιού. Στόχος δηλαδή της συγκεκριμένης διατριβής είναι να προσδιορίσει μια συνάρτηση υπολογισμού του ενεργειακού κόστους μιας οδικής ζεύξης ($en(r)$), η οποία θα κάνει πιο ακριβείς και αξιόπιστες προβλέψεις σε σχέση με τις εναλλακτικές τεχνικές εκτίμησης που έχουν αναπτυχθεί έως σήμερα (π.χ. [4]–[6]).

Οι πιο απλές από τις υπάρχουσες τεχνικές εκτίμησης βασίζονται στους υπολογισμούς τους στις μέσες τιμές κατανάλωσης ενέργειας ή καυσίμου που προδιαγράφει ο κατασκευαστής. Οι κατασκευαστές υπολογίζουν τις τιμές αυτές σύμφωνα με διεθνή πρότυπα και κανονισμούς ώστε να θεωρούνται αξιόπιστες και συγκρίσιμες μεταξύ διαφορετικών οχημάτων ([7]). Συγκεκριμένα, οι κατασκευαστές, ακολουθώντας συγκεκριμένο πρωτόκολλο υπολογισμών, προδιαγράφουν τρεις τιμές κατανάλωσης ενός οχήματος: τη μέση κατανάλωση σε αστικό κύκλο, τη μέση κατανάλωση σε υπεραστικό κύκλο και τη μέση κατανάλωση σε μικτό κύκλο. Ανάλογα, λοιπόν, με την κλάση της οδικής ζεύξης (αστική ή υπεραστική), στην οποία κινείται το όχημα, επιλέγεται η αντίστοιχη τιμή κατανάλωσης ανά χιλιόμετρο και στη συνέχεια πολλαπλασιάζεται με το μήκος της ζεύξης προκειμένου να εκτιμηθεί το ενεργειακό κόστος.

Εκτός από την παραπάνω «απλοϊκή» τεχνική εκτίμησης της κατανάλωσης ενός οχήματος, έχουν αναπτυχθεί και πολυπλοκότερες τεχνικές. Για παράδειγμα, έχουν προταθεί διάφορες συναρτήσεις εκτίμησης της κατανάλωσης με βάση τους νόμους της φυσικής ([8]). Μεγέθη, όπως η κλίση του οδοστρώματος, η μάζα του οχήματος, ο συντελεστής αεροδυναμικότητάς του, η ταχύτητα κίνησής του και η απόδοση του κινητήρα του, συμπεριλαμβάνονται σε αυτές τις συναρτήσεις εκτίμησης της κατανάλωσης αυξάνοντας σημαντικά την πολυπλοκότητά τους. Αρκετά από τα σύγχρονα λογισμικά προσομοίωσης της κυκλοφορίας σε οδικά δίκτυα χρησιμοποιούν αυτές τις συναρτήσεις για την εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων (π.χ. SUMO [9], Aimsun [10]).

2.2 Ανάλυση του Ενεργειακού Κόστους μιας Διαδρομής

Η παρούσα διατριβή ακολουθεί μια διαφορετική προσέγγιση του προβλήματος προσδιορισμού του ενεργειακού κόστους μιας διαδρομής ([1], [11]). Καταρχήν, θεωρεί ότι η κατανάλωση ενέργειας ενός οχήματος κατά μήκος μιας οδικής ζεύξης μπορεί να αναλυθεί σε δύο συνιστώσες. Η πρώτη συνιστώσα συμβολίζεται με (en_T) και αντιστοιχεί στο ποσό της ενεργειακής κατανάλωσης που εξηγείται με βάση την πρότερη εμπειρία και που μπορεί να προβλεφθεί με αρκετά μεγάλη ακρίβεια. Πρόκειται δηλαδή για το ποσό της ενεργειακής κατανάλωσης που εξηγείται με βάση διάφορα περιοδικά φαινόμενα (π.χ. ενεργειακή κατανάλωση λόγω αναμενόμενων κυκλοφοριακών συνθηκών) και τη διαμόρφωση του τρέχοντος πλαισίου χρήσης (current contextual instance – c_0). Η δεύτερη συνιστώσα συμβολίζεται με (en_R) και αντιστοιχεί στο μη αναμενόμενο ποσό της ενεργειακής κατανάλωσης που μπορεί να προκύψει λόγω αστάθμητων παραγόντων, όπως για παράδειγμα έκτακτων κυκλοφοριακών συμβάντων κατά τη χρονική στιγμή t_0 . Με βάση, λοιπόν, την θεώρηση αυτή, η εξίσωση (2-2) γράφεται:

$$en(r^{OD}) = \sum_{i=1}^{N(r^{OD})} (en_T(s_i(r^{OD}), c_0) + en_R(s_i(r^{OD}), t_0)) \quad (2-3)$$

Σύμφωνα με την προτεινόμενη αρχιτεκτονική του συστήματος (Κεφ. 3), στο οποίο θα εφαρμοστεί το προτεινόμενο μοντέλο εκτίμησης της ενεργειακής κατανάλωσης, οι πληροφορίες που αφορούν στα έκτακτα κυκλοφοριακά συμβάντα προέρχονται είτε από άλλα οχήματα που φέρουν το προτεινόμενο σύστημα, είτε από εξωτερικούς παρόχους κυκλοφοριακής ενημέρωσης. Σε κάθε περίπτωση, οι εκτιμήσεις αυτές θεωρούνται αρκετά αξιόπιστες και για το λόγο αυτό δεν μελετώνται περαιτέρω. Ως εκ τούτου, η παρακάτω ανάλυση επικεντρώνεται στην ανάπτυξη ενός μοντέλου εκτίμησης της συνιστώσας en_T της ενεργειακής κατανάλωσης (εξίσωση (2-3)), κατάλληλου για εγκατάσταση σε πληροφοριακά συστήματα οχημάτων.

2.3 Επιλογή των Παραμέτρων του Πλαισίου Χρήσης

Στην περίπτωση που ένα όχημα ταξιδεύει από ένα σημείο O σε ένα σημείο D μέσα σε ένα απομονωμένο και πλήρως ελεγχόμενο περιβάλλον, τότε ο υπολογισμός της ενεργειακής

κατανάλωσης κατά μήκος της διαδρομής είναι εύκολος. Πράγματι, η ενεργειακή κατανάλωση είναι ίση με την ενέργεια που απαιτείται για τη μετακίνηση ενός αντικειμένου ίσης μάζας από το σημείο O στο σημείο D , πρόβλημα το οποίο επιλύεται εύκολα με βάση τους νόμους της Φυσικής. Στην πράξη, όμως, η προσέγγιση αυτή είναι αναποτελεσματική, γιατί η κίνηση των οχημάτων πραγματοποιείται κατά μήκος διαδρομών που ανήκουν σε σύγχρονα οδικά δίκτυα με αποτέλεσμα να επηρεάζεται από τις γενικότερες συνθήκες που επικρατούν στα δίκτυα αυτά. Επιπλέον, τα σύγχρονα οχήματα εξοπλίζονται με πολλαπλά ηλεκτρικά υποσυστήματα (π.χ. κλιματισμός, υαλοκαθαριστήρες), τα οποία μπορεί να συντελούν στην οδική ασφάλεια και να εξασφαλίζουν την οδηγική άνεση, αλλά ταυτόχρονα αυξάνουν την ενεργειακή κατανάλωση. Ταυτόχρονα, ένα τμήμα της ενεργειακής κατανάλωσης, που είναι δύσκολο να προσδιοριστεί, οφείλεται σε απώλειες λόγω φθοράς του συστήματος κίνησης. Συγκεκριμένα, στα πλήρως ηλεκτροκινούμενα οχήματα οι έμμεσες αυτές απώλειες αφορούν στην φθίνουσα απόδοση της μπαταρίας, τόσο κατά τη διάρκεια ενός κύκλου φόρτισης, όσο και κατά τη διάρκεια της ζωής της. Όλοι αυτοί οι περιορισμοί που σχετίζονται με το όχημα συνιστούν το Πλαίσιο του Οχήματος και πρέπει να λαμβάνονται υπόψη κατά τον υπολογισμό της ενεργειακής του κατανάλωσης.

Η ενεργειακή κατανάλωση ενός οχήματος επηρεάζεται όμως και από μια σειρά εξωτερικών παραγόντων, οι οποίοι εντοπίζονται στο περιβάλλον κίνησης του οχήματος. Για παράδειγμα, η ενεργειακή κατανάλωση μεταβάλλεται ανάλογα με την κλίση του οδοστρώματος (συγκεκριμένα αυξάνεται σε ανηφορικά τμήματα μιας διαδρομής και μειώνεται στα κατηφορικά). Τα χαρακτηριστικά του οδοστρώματος μαζί με τους περιορισμούς και τους κανόνες χρήσης που επιβάλλονται σε όλους τους χρήστες ενός οδικού δικτύου (π.χ. όρια ταχύτητας) συνιστούν το Πλαίσιο Οδικής Ζεύξης. Αλλά και η παρουσία άλλων οχημάτων στο οδικό δίκτυο επηρεάζει, επίσης, την ενεργειακή κατανάλωση ενός οχήματος. Αυτό συμβαίνει ακόμη και στην περίπτωση των πλήρως ηλεκτροκινούμενων οχημάτων, των οποίων οι κινητήρες δεν καταναλώνουν ενέργεια όταν βρίσκονται σε στάση. Καταναλώνουν, όμως, σημαντικά ποσά ενέργειας κάθε φορά που το όχημα ξεκινά να κινείται ύστερα από στάση. Παράλληλα, η κυκλοφοριακή συμφόρηση αυξάνει την χρονική διάρκεια της μετακίνησης και κατά συνέπεια και το χρόνο χρήσης όλων των ηλεκτρικών βοηθητικών υποσυστημάτων (π.χ. κλιματισμός). Ορίζεται, λοιπόν, το Πλαίσιο Κυκλοφοριακών Συνθηκών, το οποίο περιγράφει τις κυκλοφοριακές συνθήκες που επικρατούν στο εξεταζόμενο τμήμα του οδικού δικτύου. Εξωτερικός παράγοντας θεωρείται και ο οδηγός, η οδηγική συμπεριφορά του οποίου (π.χ. επιθετική ή οικονομική οδήγηση) επηρεάζει σημαντικά την ενεργειακή κατανάλωση του οχήματος.

Όλοι οι παραπάνω εξωτερικοί παράγοντες μπορεί να θεωρηθούν σε κάποια πλαίσια ελεγχόμενοι. Αυτό δεν ισχύει, όμως, στην περίπτωση των καιρικών συνθηκών στις οποίες εκτίθεται το όχημα κατά την κίνησή του (π.χ. βροχή, ομίχλη κτλ.). Οι συνθήκες αυτές περιγράφονται από το Πλαίσιο των Καιρικών Συνθηκών και συμβάλλουν έμμεσα στην αύξηση της ενεργειακής κατανάλωσης (π.χ. η πυκνή ομίχλη επιβάλλει τη χρήση των σχετικών προβολέων).

Το Σχήμα 2-1 παρουσιάζει τις 5 κατηγορίες στις οποίες διακρίνονται οι παράμετροι που επηρεάζουν την ενεργειακή κατανάλωση του οχήματος ([12]). Στη συνέχεια, επιλέγονται οι κατάλληλες παράμετροι κάθε κατηγορίας, δηλαδή οι παράμετροι εκείνες οι οποίες μπορούν να ανακτηθούν από υπολογιστικά συστήματα που εγκαθίστανται στο όχημα (on-board availability) και οι οποίες περιγράφουν επαρκώς το πλαίσιο χρήσης:

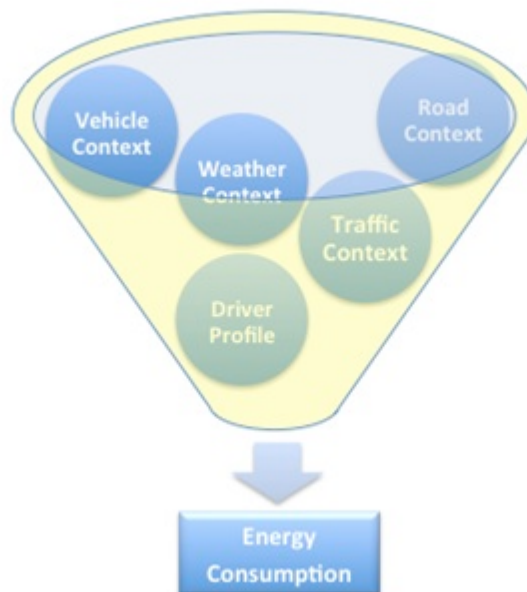
- Πλαίσιο Οχήματος (*Vehicle Context, c^V*). Το Πλαίσιο Οχήματος περιλαμβάνει όλες τις παραμέτρους του ηλεκτροκινούμενου οχήματος που επηρεάζουν την ενεργειακή του κατανάλωση. Οι παράμετροι αυτές ομαδοποιούνται στις παρακάτω υπο-κατηγορίες:
 - Κατάσταση Μπαταρίας (*Battery State, c^{bs}*): περιλαμβάνει τις παραμέτρους που αφορούν στα μεταβαλλόμενα χαρακτηριστικά της μπαταρίας, δηλαδή στην Κατάσταση της Υγείας της (*State of Health, SoH*) και στο Επίπεδο Φόρτισής της (*State of Charge, SoC*). Οι τιμές των δύο αυτών παραμέτρων παρέχονται από το Σύστημα Διαχείρισης της Μπαταρίας (*Battery Management System, BMS*), το οποίο είναι υπεύθυνο για την εποπτεία και τον έλεγχο της λειτουργίας των μπαταριών του οχήματος.
 - Τύπος Μπαταρίας (*Battery Type, c^{bt}*): περιλαμβάνει τις παραμέτρους που αφορούν τα αμετάβλητα χαρακτηριστικά της μπαταρίας, δηλαδή το υλικό κατασκευής της (π.χ. Li-ion) και την χωρητικότητά της. Οι τιμές των παραμέτρων αυτών μπορούν να καταχωρηθούν στις ρυθμίσεις του συστήματος.
 - Ηλεκτρικά Βοηθητικά Συστήματα (*Electric Auxiliaries, c^{aux}*): αναφέρονται στην κατάσταση των συστημάτων υποβοήθησης του οδηγού που καταναλώνουν ηλεκτρική ενέργεια, όπως είναι οι υαλοκαθαριστήρες, το ραδιόφωνο, τα φώτα, η θέρμανση και ο κλιματισμός. Η κατάσταση των συστημάτων αυτών μπορεί να ανακτηθεί μέσω του διαύλου CAN-bus. Ο δίαυλος αυτός εξασφαλίζει την επικοινωνία με τους εγκεφάλους του οχήματος, οι οποίοι ελέγχουν τη λειτουργία των ηλεκτρικών συστημάτων του.
 - Τύπος Οχήματος (*Vehicle Type, c^v*): περιλαμβάνει τις παραμέτρους που αναφέρονται σε χαρακτηριστικά που σχετίζονται με τις προδιαγραφές του

οχήματος και συγκεκριμένα την ισχύ του κινητήρα και το βάρος του οχήματος. Παρόλο που το βάρος ενός οχήματος μπορεί να προσδιοριστεί με κατάλληλους αισθητήρες, ο εξοπλισμός των οχημάτων με τέτοιους αισθητήρες δεν είναι πολύ διαδεδομένος. Για το λόγο αυτό η εκτιμώμενη τιμή του βάρους, όπως και η τιμή της ισχύος του κινητήρα καταχωρούνται στις ρυθμίσεις του συστήματος.

- Πλαίσιο Καιρικών Συνθηκών (*Weather Context, c^W*). Το πλαίσιο αυτό περιλαμβάνει δύο παραμέτρους, την υγρασία και τη θερμοκρασία, οι οποίες επιβαρύνουν ποικιλοτρόπως και εμμέσως την ενεργειακή κατανάλωση του οχήματος (π.χ. η αύξηση της θερμοκρασίας επηρεάζει αρνητικά την απόδοση της μπαταρίας, η ισχυρή βροχόπτωση επιβάλλει τη χρήση υαλοκαθαριστήρων κτλ.). Η μέτρηση των τιμών των παραμέτρων αυτών πραγματοποιείται από κατάλληλους αισθητήρες που εξοπλίζουν τα σύγχρονα οχήματα.
- Πλαίσιο Κυκλοφοριακών Συνθηκών (*Traffic Context, c^T*). Το πλαίσιο κυκλοφοριακών συνθηκών περιγράφει τις κυκλοφοριακές συνθήκες που επικρατούν σε μια οδική ζεύξη μια δεδομένη χρονική στιγμή και που οφείλονται σε φαινόμενα περιοδικότητας. Η επιλογή αντιπροσωπευτικών παραμέτρων στην περίπτωση αυτή είναι δυσκολότερη σε σχέση με τα υπόλοιπα τμήματα του πλαισίου χρήσης που αναφέρθηκαν παραπάνω. Για τη μέτρηση των κυκλοφοριακών συνθηκών έχουν προταθεί διάφορες τεχνικές, όπως η επεξεργασία εικόνων που προέρχονται από κάμερες παρακολούθησης της κυκλοφορίας ([13], [14]) και η πραγματοποίηση μετρήσεων μέσω της εγκατάστασης βρόχων στο οδόστρωμα ([15]). Οι τεχνικές αυτές, όμως, δεν μπορούν να διαχωρίσουν την κυκλοφοριακή συμφόρηση που οφείλεται σε έκτακτα συμβάντα (ατύχημα, κλειστή οδός κτλ.) από αυτήν που οφείλεται σε φαινόμενα περιοδικότητας (για παράδειγμα αυξημένη κίνηση σε κάποια λεωφόρο κατά της πρωινές ώρες των εργάσιμων ημερών). Δεδομένου ότι ο διαχωρισμός αυτός είναι κρίσιμος στο προτεινόμενο μοντέλο, οι διαθέσιμες αυτές τεχνικές δεν μπορούν να αξιοποιηθούν. Προκειμένου, λοιπόν, να απομονωθεί το ποσοστό της κυκλοφοριακής συμφόρησης που οφείλεται σε φαινόμενα περιοδικότητας και να ανιχνευθεί η περιοδικότητα των κυκλοφοριακών συνθηκών ανά ημέρα, ανά μήνα και ανά ώρα, ορίζονται τα κατάλληλα χρονικά παράθυρα (time window) (Δευτέρα-Παρασκευή, 00-24h, Ιανουάριος-Δεκέμβριος).
- Πλαίσιο Οδικής Ζεύξης (*Road Segment Context, c^S*). Το πλαίσιο αυτό περιλαμβάνει τα χαρακτηριστικά της οδικής ζεύξης που επηρεάζουν άμεσα (κλίση του οδοστρώματος, φανάρια ρύθμισης της κυκλοφορίας) ή έμμεσα (όριο ταχύτητας, αριθμός λωρίδων) την

ενεργειακή κατανάλωση του οχήματος. Όλα αυτά τα χαρακτηριστικά περιλαμβάνονται συνήθως ως μεταδεδομένα στους σύγχρονους ψηφιακούς χάρτες.

- Προφίλ Οδηγού (Driver Profile, c^{Dr}). Το προφίλ του οδηγού περιγράφει την οδηγική συμπεριφορά του χρήστη, δηλαδή το πόσο συντηρητικά ή επιθετικά οδηγεί και το πώς αντιμετωπίζει την τρέχουσα διαμόρφωση του πλαισίου χρήσης (π.χ. πώς οδηγεί στην περίπτωση βρεγμένου οδοστρώματος). Είναι προφανές ότι το προφίλ του οδηγού δεν είναι σταθερό, αλλά μπορεί να μεταβάλλεται τόσο μακροπρόθεσμα (με βάση τις εμπειρίες του οδηγού και την εξοικείωσή του με το όχημα), όσο και βραχυπρόθεσμα (ανάλογα με τη διάθεση του οδηγού). Λαμβάνοντας υπόψιν όλα αυτά η κατάλληλη παράμετρος που φαίνεται να ενσωματώνει αυτές τις μεταβολές είναι η τρέχουσα τιμή της μέσης κατανάλωσης του οχήματος, όπως αυτή υπολογίζεται από τον υπολογιστή ταξιδιού. Μάλιστα, μια πρόχειρη εκτίμηση για το προφίλ του οδηγού μπορεί να προκύψει από μια απλή σύγκριση αυτού του μεγέθους με την τιμή της μέσης κατανάλωσης που αναγράφεται από τον κατασκευαστή στις προδιαγραφές του οχήματος.



Σχήμα 2-1. Ομαδοποίηση των παραμέτρων που επηρεάζουν την ενεργειακή κατανάλωση ενός οχήματος

Μεταξύ αυτών των πέντε ομάδων παραμέτρων του πλαισίου χρήσης επικρατούν πολλαπλές και δυσεπίλυτες εξαρτήσεις και συσχετισμοί. Για παράδειγμα, έστω ότι προσπαθούμε να εξάγουμε κάποιο συμπέρασμα όσον αφορά την ενεργειακή κατανάλωση του οχήματος υπό δεδομένες καιρικές συνθήκες. Θεωρούμε ότι επικρατεί βροχόπτωση και ότι η τιμή της παραμέτρου «υγρασία» του πλαισίου των καιρικών συνθηκών είναι υψηλή,

ενώ η θερμοκρασία περιβάλλοντος είναι χαμηλή. Αυτό το πλαίσιο των καιρικών συνθηκών επηρεάζει το οδηγικό προφίλ του χρήστη, ο οποίος για λόγους ασφαλείας κινείται με χαμηλότερη ταχύτητα και επομένως καταναλώνει λιγότερη ενέργεια. Αυτό το συμπέρασμα, όμως, αλλοιώνεται εάν αναλογιστεί κανείς ότι οι δεδομένες καιρικές συνθήκες επιβάλλουν τη χρήση ενεργοβόρων ηλεκτρικών βοηθητικών συστημάτων, όπως είναι οι υαλοκαθαριστήρες, η θέρμανση και η λειτουργία ξεθαμπώματος των τζαμιών. Παράλληλα, η κίνηση με χαμηλές ταχύτητες επιβαρύνει τις κυκλοφοριακές συνθήκες (κυρίως σε αστικά περιβάλλοντα) και αυξάνει την πιθανότητα κυκλοφοριακής συμφόρησης και πρόκλησης επιπλέον ενεργειακής επιβάρυνσης. Το παράδειγμα αυτό αποδεικνύει με εμφανή τρόπο την πολυπλοκότητα των αλληλεξαρτήσεων μεταξύ των παραμέτρων του πλαισίου χρήσης (Σχήμα 2-1) και την απροσδιόριστη συμβολή αυτών στη διαμόρφωση του τελικού ποσού ενέργειας που καταναλώνεται.

Η αποτύπωση όλων αυτών των αλληλεξαρτήσεων σε μια μαθηματική φόρμουλα υπολογισμού της ενεργειακής κατανάλωσης είναι αδύνατη. Η λύση που προτείνει η παρούσα διατριβή είναι η υιοθέτηση αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης (Machine Learning, ML), προκειμένου να βρεθεί η βέλτιστη συνάρτηση προσέγγισης της διεργασίας που αποτυπώνει όλες αυτές τις αλληλεξαρτήσεις και εμπεριέχεται στην πρότερη εμπειρία. Οι αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης διακρίνονται λόγω της ικανότητάς τους να εξορύσσουν γνώσεις από βάσεις δεδομένων και να προσαρμόζονται άμεσα σε ένα διαρκώς μεταβαλλόμενο περιβάλλον (όπως είναι το περιβάλλον κίνησης των οχημάτων) μέσω της διαδικασίας μάθησης.

Η λειτουργικότητα της Μηχανικής Μάθησης εφαρμόζεται μέσω της χρήσης των δικτύων μηχανικής μάθησης (Machine Learning Engines, MLEs). Πρόκειται για ειδικά σχεδιασμένους αλγορίθμους, οι οποίοι λειτουργούν σε δύο φάσεις: τη φάση εκπαίδευσης ή μάθησης και τη φάση πρόβλεψης. Κατά την πρώτη φάση, το δίκτυο εκπαιδεύεται πάνω σε ένα σύνολο ιστορικών δεδομένων, ενώ κατά τη δεύτερη φάση πραγματοποιεί εκτιμήσεις με βάση την τρέχουσα διαμόρφωση των παραμέτρων πρόβλεψης και την αποκτηθείσα γνώση. Σύμφωνα με την παραπάνω ανάλυση, η συνάρτηση υπολογισμού της συνιστώσας en_T της ενεργειακής κατανάλωσης (εξίσωση (2-3)) μπορεί να υλοποιηθεί από ένα δίκτυο μηχανικής μάθησης και να εκφραστεί ως

$$E_T = en_T(s_i, \mathbf{c}_0) = en_T(s_i, \mathbf{c}_0^V, \mathbf{c}_0^W, \mathbf{c}_0^{Tr}, \mathbf{c}_0^{Dr}) \quad (2-4)$$

Οι παράμετροι που αφορούν στο πλαίσιο Οδικής Ζεύξης δεν συμπεριλαμβάνονται στην εξίσωση (2-4) που περιγράφει τη συνάρτηση υπολογισμού της συνιστώσας en_T της ενεργειακής κατανάλωσης κατά μήκος της οδικής ζεύξης s_i . Ωστόσο, οι παράμετροι αυτοί συμπεριλαμβάνονται στους υπολογισμούς εμμέσως, καθώς στις παραμέτρους εισόδου συμπεριλαμβάνεται το αναγνωριστικό s_i της οδικής ζεύξης (σε όλους τους σύγχρονους ψηφιακούς χάρτες κάθε οδική ζεύξη προσδιορίζεται με ένα μοναδικό αναγνωριστικό).

Ο Πίνακας 2-1 αναλύει τις παραμέτρους του πλαισίου χρήσης που περιέχονται στα διανύσματα μεταβλητών της εξίσωσης (2-4), ενώ ο Πίνακας 2-2 παραθέτει ένα δείγμα από τις μετρήσεις του πλαισίου χρήσης που καταγράφηκαν κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου.

Πίνακας 2-1. Ανάλυση των παραμέτρων του πλαισίου χρήσης

<i>Διάνυσμα</i>	<i>Παράμετρος</i>	<i>Συντόμηση</i>	<i>Τύπος μεταβλητής</i>	<i>Εύρος τιμών</i>
c^S	Αναγνωριστικό οδικής ζεύξης	LinkId (s_i)	Unsigned integer	>0
c^V	Κατάσταση της υγείας της μπαταρίας	SoH	Integer	0...100%
	Επίπεδο φόρτισης της μπαταρίας	SoC	Integer	0...100%
	Χωρητικότητα της μπαταρίας	Capacity	Integer	>0Wh
	Τεχνολογία μπαταρίας	Technology	String	e.g. Li-Ion
	Φώτα	Lights	String	off-position-driving-high beam
	Σύστημα θέρμανσης	Heat.	String	off-low-mid-high
	Κλιματισμός	Airc.	String	off-low-mid-high
	Ηχοσύστημα	Radio	String	on-off
	Υαλοκαθαριστήρες	Wipers	String	off-low-mid-high
	Μέγιστη ισχύς κινητήρα	maxPowerOutput	Integer	>0kW
c^W	Μικτό βάρος οχήματος	Weight	Integer	>0kgr
	Θερμοκρασία περιβάλλοντος	Temperature	Integer	-30...50°C
c^{Tr}	Υγρασία	Humidity	Integer	0...100%
	Ημέρα της εβδομάδας	Weekday	String	Mo...Su
	Χρονική ζώνη	Time Band	String	(00:00-01:59) ... (22:00-23:59)
c^{Dr}	Μήνας	Month	String	Jan...Dec
	Μέση κατανάλωση οδηγού (όπως καταγράφεται από τον υπολογιστή ταξιδιού)	Avg. Consumption	Numerical	>0Wh/km
	Ενεργειακό κόστος οδικής ζεύξης	Recorded Consumption	Numerical	(Wh)

Πίνακας 2-2. Παράδειγμα στιγματότυπου του πλαισίου χρήσης

Μεταβλητές εισόδου										
LinkId	SoH	SoC	Capaci-ty	Techno-logy	Lights	Heat.	Airc.	Radio	Wipers	maxPower-Output
565534258	95	98	21500	Li-Ion	off	off	off	off	off	60
539099812	95	98	21500	Li-Ion	off	low	off	off	off	60
...										

							Μεταβλητή στόχος
Weight	Tempe-rature	Humi-dity	WeekDay	Time Band	Month	Avg. Consumption	Recorded Consumption
1070	3	65	Mo	08:00-10:00	Dec	150	57.278
1070	3	65	Mo	08:00-10:00	Dec	158	12.754
...							

2.4 Βελτιστοποίηση του Μοντέλου Πρόβλεψης του Ενεργειακού Κόστους

Σύμφωνα με την εξίσωση (2-4) για την εκπαίδευση του δικτύου μηχανικής μάθησης απαιτείται ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης της μορφής $(s_i, c^V, c^W, c^T, c^{Dr}, E_T)$. Μέσω της εκπαίδευσης θα προσδιοριστεί η συνάρτηση $en_T()$, ώστε να χρησιμοποιηθεί για την πραγματοποίηση εκτιμήσεων της ενεργειακής κατανάλωσης. Δεδομένου ότι το συγκεκριμένο μοντέλο προβλέψεων θα εγκατασταθεί σε υπολογιστικά συστήματα που προορίζονται για οχήματα και λόγω των περιορισμένων πόρων αυτών των συστημάτων σε υπολογιστική ισχύ και μνήμη χρειάζεται να εξαντληθούν τα περιθώρια βελτιστοποίησής του.

Ένα σημαντικό βήμα προς την κατεύθυνση αυτή είναι η μείωση των μεταβλητών εισόδου του δικτύου μηχανικής μάθησης. Με τον τρόπο αυτό επιτυγχάνεται μείωση της πολυπλοκότητας της δομής του δικτύου και κατά συνέπεια μείωση των χρόνων μάθησης και πρόβλεψης καθώς και μείωση των απαιτήσεων σε υπολογιστικούς πόρους και μνήμη. Ωστόσο, η μείωση των παραμέτρων εισόδου δεν πρέπει να συνοδεύεται από απόρριψη πολύτιμης γνώσης μάθησης, γιατί τότε υποβαθμίζεται η ακρίβεια και η αξιοπιστία του μοντέλου πρόβλεψης.

Με βάση την προηγούμενη ανάλυση των μεταβλητών εισόδου της εξίσωσης (2-4) φαίνεται ότι στην συγκεκριμένη περίπτωση δεν είναι δυνατή η μείωση του αριθμού τους χωρίς σημαντική απώλεια πολύτιμης γνώσης μάθησης. Για το λόγο αυτό προτείνεται ένας εναλλακτικός τρόπος βελτιστοποίησης του μοντέλου πρόβλεψης της ενεργειακής κατανάλωσης χωρίς να επηρεάζεται η ακρίβεια των εκτιμήσεών του. Συγκεκριμένα, προτείνεται η χρησιμοποίηση ενός δικτύου μηχανικής μάθησης ανά οδική ζεύξη, αντί για

την υιοθέτηση ενός δικτύου για το σύνολο των οδικών ζεύξεων (για ολόκληρο δηλαδή το οδικό δίκτυο) ([1]). Υιοθετώντας την προσέγγιση αυτή επιτυγχάνεται, καταρχήν, μείωση της πολυπλοκότητας των χρησιμοποιούμενων δικτύων μηχανικής μάθησης με αποτέλεσμα τη βελτίωση των χρόνων πρόβλεψης και μάθησης και την αύξηση της ακρίβειας των εκτιμήσεων. Παράλληλα, μειώνεται σημαντικά το μέγεθος του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης, καθώς όχι μόνο δεν απαιτούνται δεδομένα περιγραφής του Πλαισίου Οδικής Ζεύξης, αλλά επιπλέον το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης δεν χρειάζεται να περιλαμβάνει δεδομένα που να αφορούν όλο το οδικό δίκτυο παρά μόνο την περιοχή ενδιαφέροντος. Από την άλλη, η ύπαρξη πολλαπλών δικτύων μηχανικής μάθησης συνεπάγεται αυξημένες αποθηκευτικές ανάγκες για τη διατήρηση της δομής τους. Ωστόσο, οι αποθηκευτικές δυνατότητες των σημερινών υπολογιστικών συστημάτων καθιστούν τις αυξημένες αποθηκευτικές ανάγκες που προκύπτουν αμελητέες (Κεφ. 4). Σύμφωνα, λοιπόν, με την προτεινόμενη προσέγγιση βελτιστοποίησης η εξίσωση (2-4) μπορεί να τροποποιηθεί ως εξής:

$$E_T = en_{T,s_i}(c_0^V, c_0^W, c_0^{Tr}, c_0^{Dr}) \quad (2-5)$$

2.5 Ενεργοποίηση της δυνατότητας Λειτουργίας βάσει Συνεργατικών Σχημάτων

Καθώς οι προτεινόμενοι αλγόριθμοι δρομολόγησης εκτελούνται τοπικά στο όχημα, επιβάλλεται να πραγματοποιείται τοπικά στο όχημα και η εκπαίδευση των δικτύων μηχανικής μάθησης. Με τον τρόπο αυτό διασφαλίζεται μια σχετική αυτονομία του οχήματος σε περίπτωση που δεν υπάρχουν διαθέσιμα κανάλια για την άμεση επικοινωνία του με κάποιο κεντρικό σύστημα. Το απαιτούμενο για την εκπαίδευση σύνολο δεδομένων μπορεί να περιλαμβάνει δεδομένα που:

- Συλλέγονται κατά την κίνηση του οχήματος από το σύστημα ADAS που διαθέτει.
- Συλλέγονται από άλλα οχήματα και ανακτώνται μέσω V2V καναλιών επικοινωνίας.
- Συγκεντρώνονται σε κάποια κεντρική πλατφόρμα και ανακτώνται μέσω V2I καναλιών επικοινωνίας.

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, τα δεδομένα αυτά είναι της μορφής $(s_b, c^V, c^W, c^T, c^{Dr}, E_T)$. Ανάμεσα στις παραμέτρους αυτές διακρίνονται αυτές που αναφέρονται στο Προφίλ του Οδηγού και κάποιες που ανήκουν στο Πλαίσιο του Οχήματος, ως παράμετροι που αναφέρονται σε ευαίσθητα προσωπικά δεδομένα. Το γεγονός αυτό δημιουργεί προβλήματα

στο διαμοιρασμό της εμπειρίας μεταξύ των οχημάτων, καθώς εγείρει θέματα ιδιωτικότητας και προσωπικών δεδομένων. Προκειμένου, λοιπόν, να ξεπεραστούν τα προβλήματα αυτά και να επιτραπεί ο διαμοιρασμός της συλλεχθείσας εμπειρίας μεταξύ των οχημάτων προτείνεται στα πλαίσια της παρούσας διατριβής μία μέθοδος διασφάλισης της ιδιωτικότητας ([1], [12]), η οποία βασίζεται επίσης στη Μηχανική Μάθηση.

Σύμφωνα με την προτεινόμενη μέθοδο, η ποσότητα ενέργειας που καταναλώνεται κατά την κίνηση του οχήματος κατά μήκος μιας οδικής ζεύξης (E_T) μετατρέπεται με τη βοήθεια ενός δικτύου μηχανικής μάθησης, που καλείται Δίκτυο Κανονικοποίησης, στην αντίστοιχη κανονικοποιημένη τιμή της ($E_{T,N}$). Η κανονικοποιημένη αυτή τιμή σχηματίζει μαζί με τις υπόλοιπες παραμέτρους (εκτός από αυτές που αφορούν ευαίσθητα προσωπικά δεδομένα) του καταγεγραμμένου στιγμιότυπου του πλαισίου χρήσης μια εγγραφή του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης. Έτσι, τα εκπαιδευμένα δίκτυα μηχανικής μάθησης παράγουν πλέον εκτιμήσεις του κανονικοποιημένου ενεργειακού κόστους μιας οδικής ζεύξης ($\hat{E}_{T,N}$). Αυτές οι εκτιμήσεις μετατρέπονται στη συνέχεια, με τη βοήθεια του Δικτύου Κανονικοποίησης, στις αντίστοιχες εκτιμώμενες τιμές του πραγματικού ενεργειακού κόστους (\hat{E}_T).

Πίνακας 2-3. Ορολογία

Σύμβολο	Εξήγηση
$E_{T,N}$	<i>Κανονικοποιημένο Ενεργειακό Κόστος</i> είναι το κανονικοποιημένο μέγεθος που αντιστοιχεί στην ενεργειακή κατανάλωση που λαμβάνει χώρα κατά τη διάσχιση μιας οδικής ζεύξης και μπορεί να χρησιμοποιηθεί άμεσα από άλλα οχήματα με διαφορετικά χαρακτηριστικά (π.χ. τύπο μηχανής, βάρος κτλ.)
$\widehat{E}_{T,N}$	<i>Εκτιμώμενο Κανονικοποιημένο Ενεργειακό Κόστος</i>
E_T	<i>Πραγματικό Ενεργειακό Κόστος</i> είναι η ενεργειακή κατανάλωση που λαμβάνει χώρα κατά τη διάσχιση μιας οδικής ζεύξης και μετράται σε Wh
\widehat{E}_T	<i>Εκτιμώμενο Πραγματικό Ενεργειακό Κόστος</i>
λ	Ο <i>παράγοντας κανονικοποίησης</i> λ εκφράζει τη σχέση μεταξύ της καταγεγραμμένης ενεργειακής κατανάλωσης ενός οχήματος που λαμβάνει χώρα κατά τη διάσχιση μιας οδικής ζεύξης προς την αντίστοιχη ενεργειακή κατανάλωση ενός πρότυπου οχήματος (όχημα αναφοράς) που οδηγείται από έναν οδηγό με «ουδέτερη» οδηγική συμπεριφορά (δηλαδή το αντίστοιχο <i>Κανονικοποιημένο Ενεργειακό Κόστος</i>). Ως «ουδέτερη» οδηγική συμπεριφορά ορίζεται η οδήγηση σύμφωνα με ένα μοτίβο ορίων ταχύτητας που περιγράφεται από το ευρωπαϊκό πρότυπο «New European Driving Cycle (NEDC)». Το πρότυπο αυτό περιέχει ένα μοτίβο για αστικές περιοχές που καλείται ECE και ένα αντίστοιχο για υπεραστικές περιοχές που καλείται EUDC (Extra-Urban Driving Cycle) ([16]).
MLE	<i>Δίκτυο Μηχανικής Μάθησης</i> (για παράδειγμα ένα νευρωνικό δίκτυο ή κάποιος άλλος τύπος δικτύου)

Οι διαδικασίες κανονικοποίησης/αποκανονικοποίησης βασίζονται στη χρήση του παράγοντα κανονικοποίησης (λ), ο οποίος ορίζεται παραπάνω (Πίνακας 2-3). Ο παράγοντας κανονικοποίησης λ σχηματίζει μαζί με τις παραμέτρους του πλαισίου χρήσης που αντιστοιχούν στα «ευαίσθητα προσωπικά» δεδομένα ($\lambda, c_0^{Dr}, c_0^{vt}, c_0^{bt}$) το σύνολο των

δεδομένων εκπαίδευσης του Δικτύου Κανονικοποίησης. Το δίκτυο αυτό είναι κοινό για όλα τα οχήματα και μπορεί να διαμοιράζεται σε αυτά μέσω μιας κεντρικής πλατφόρμας. Με την εφαρμογή της μεθόδου αυτής ο διαμοιρασμός των «ευαίσθητων» δεδομένων του πλαισίου χρήσης μεταξύ των οχημάτων δεν είναι πλέον απαραίτητος, καθώς η πληροφορία των δεδομένων αυτών ενσωματώνεται στην κανονικοποιημένη τιμή της ενεργειακής κατανάλωσης. Μετά την ενσωμάτωση της προτεινόμενης μεθόδου η εξίσωση (2-5) αντικαθίσταται από το παρακάτω σύνολο εξισώσεων:

$$E_{T,N} = en_{T,s_i}(c_0^W, c_0^{Tr}, c_0^{aux}, c_0^{bs}) \quad (2-6)$$

$$\lambda = norm(c_0^{Dr}, c_0^{vt}, c_0^{bt}) \quad (2-7)$$

$$\lambda = \frac{E_T}{E_{T,N}} \quad (2-8)$$

όπου με $norm(.)$ συμβολίζεται το δίκτυο κανονικοποίησης.

Η εξίσωση (2-6) προκύπτει από την εξίσωση (2-5) μετά την «αφαίρεση» των παραμέτρων που ανήκουν στο Προφίλ του Οδηγού (c_0^{Dr}), των παραμέτρων που ανήκουν στο πλαίσιο του Τύπου Οχήματος (c_0^{vt}) και αυτών που ανήκουν στον Τύπο Μπαταρίας (c_0^{bt}). Οι παράμετροι αυτοί που εμπεριέχουν ευαίσθητα προσωπικά δεδομένα δεν απορρίπτονται, αλλά συμμετέχουν στους υπολογισμούς μέσω της ενσωμάτωσής τους στον παράγοντα κανονικοποίησης λ (εξίσωση (2-7)).

Πολλαπλά οφέλη προκύπτουν από την υιοθέτηση της προτεινόμενης μεθόδου κανονικοποίησης. Καταρχήν, διασφαλίζεται η ιδιωτικότητα των χρηστών χωρίς να γίνεται κανένας συμβιβασμός όσον αφορά την αξιοπιστία και την ακρίβεια των εκτιμήσεων του συστήματος. Τα «ευαίσθητα» δεδομένα του πλαισίου χρήσης δεν απορρίπτονται αλλά ενσωματώνονται μέσα στην κανονικοποιημένη τιμή του ενεργειακού κόστους. Δεύτερον, επιτυγχάνεται σημαντική μείωση του όγκου των διαμοιραζόμενων πληροφοριών, καθώς όλη η πληροφορία που αφορά στα «ευαίσθητα» δεδομένα και εμπεριέχεται στην κανονικοποιημένη τιμή της ενεργειακής κατανάλωσης δεν χρειάζεται πλέον να διαμοιραστεί. Ανάλογη μείωση προκύπτει και όσον αφορά στο μέγεθος του αποθηκευτικού χώρου που απαιτείται για τη διατήρηση της συλλεχθείσας εμπειρίας στο όχημα. Τρίτον, η κατάτμηση της αρχικής διαδικασίας (εξίσωση (2-5)) σε δύο διαδοχικά στάδια μειώνει την απαίτηση του συστήματος για υπολογιστικούς πόρους και επιταχύνει τις διαδικασίες

εκπαίδευσης και πρόβλεψης. Οι μεταβλητές εισόδου του δικτύου πρόβλεψης (εξίσωση (2-5)) μειώνονται σημαντικά με αποτέλεσμα να μειώνεται η πολυπλοκότητα του δικτύου και κατά συνέπεια οι χρόνοι εκπαίδευσης και πρόβλεψης, ενώ παράλληλα η προσθήκη ενός δεύτερου σταδίου (του σταδίου κανονικοποίησης) δεν προκαλεί ιδιαίτερη επιβάρυνση στην απόδοση του συστήματος. Το Δίκτυο Κανονικοποίησης θα μπορούσε να εκπαιδευτεί σε μια κεντρική πλατφόρμα, ενώ κατά τη διαδικασία πρόβλεψης χρησιμοποιείται μόνο μία φορά, πριν την εκκίνηση κάθε διαδρομής για τον υπολογισμό του λ . Είναι προφανές ότι οι μεταβλητές εισόδου του Δικτύου Κανονικοποίησης δεν μεταβάλλονται κατά την πραγματοποίηση μιας διαδρομής, οπότε δεν είναι απαραίτητος ο επανυπολογισμός του παράγοντα κανονικοποίησης λ .

2.6 Ανάπτυξη αλγορίθμου για την εύρεση της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής

Σύμφωνα με την παραπάνω ανάλυση, η λειτουργία του προτεινόμενου αλγορίθμου εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής στηρίζεται στις εκτιμήσεις του ενεργειακού κόστους των εναλλακτικών διαδρομών, που πραγματοποιούνται από ένα καινοτόμο μοντέλο μάθησης (learning model) με βάση την τρέχουσα διαμόρφωση του πλαισίου χρήσης. Η διαμόρφωση του μοντέλου αυτού επιτρέπει την ενσωμάτωσή του σε όλους τους ευρέως διαδεδομένους αλγορίθμους δρομολόγησης (π.χ. Dijkstra [17], A* [18], Bellman-Ford [19], [20]). Στη συνέχεια, παρατίθεται η περιγραφή της ενσωμάτωσης του μοντέλου μάθησης σε ένα αλγόριθμο δρομολόγησης, ο οποίος είναι κατάλληλα προσαρμοσμένος για τη δρομολόγηση των πλήρως ηλεκτροκινούμενων οχημάτων. Στόχος του προτεινόμενου αλγορίθμου δρομολόγησης είναι η εύρεση της βέλτιστης διαδρομής, η οποία απαιτεί την ελάχιστη ποσότητα ενέργειας για τη μετάβαση από την αφετηρία στο ζητούμενο προορισμό.

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, το εξεταζόμενο πρόβλημα δρομολόγησης μπορεί να μετασχηματιστεί στο ευρέως διαδεδομένο πρόβλημα εύρεσης του συντομότερου μονοπατιού υιοθετώντας τις παρακάτω παραδοχές ([21]):

- Το οδικό δίκτυο αναπαρίσταται από ένα κατευθυνόμενο γράφο G με βάρη ($G = (V, E, w)$). Το σύνολο των κορυφών του γράφου $V = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ αναπαριστά τους κόμβους του οδικού δικτύου, το σύνολο των κατευθυνόμενων ακμών του γράφου $E \subseteq V \times V$ αναπαριστά τις οδικές ζεύξεις και η συνάρτηση υπολογισμού του κόστους των ακμών $w (E \rightarrow \mathbb{R})$ αναπαριστά τη συνάρτηση υπολογισμού του κόστους που

θεωρείται για τη διάσχιση κάθε οδικής ζεύξης (π.χ. χρόνος διάσχισης, μήκος ζεύξης, ρύποι οχήματος, κατανάλωση οχήματος κτλ.).

- Ο πίνακας βαρών του γράφου συμπληρώνεται με τα ενεργειακά κόστη που εκτιμώνται από το προτεινόμενο μοντέλο μάθησης ($f: C \rightarrow \mathbb{R}$).
- Τα ενεργειακά κόστη που εκτιμώνται για κάθε οδική ζεύξη θεωρούνται σταθερά για το υπό μελέτη χρονικό παράθυρο. Έτσι, το εξεταζόμενο δυναμικό πρόβλημα εύρεσης του συντομότερου μονοπατιού διακριτοποιείται σε πολλά διαδοχικά στατικά στιγμιότυπα, τα οποία μπορούν να επιλυθούν με τη βοήθεια των κλασικών αλγορίθμων εύρεσης του συντομότερου μονοπατιού σε στατικούς γράφους (π.χ. Dijkstra, A*).
- Τα σημεία αφετηρίας O και προορισμού D του οχήματος αντικαθίστανται από τις αντίστοιχες ακμές του γράφου (u_O και u_D αντίστοιχα).

Υιοθετώντας τις παραδοχές αυτές, ο στόχος της εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής από το O στο D μετασχηματίζεται στο πρόβλημα:

$$c_{OD} = \min\{w(p') | p' \in P_{OD}\} \quad (2-9)$$

όπου c_{OD} είναι το ελάχιστο ενεργειακό κόστος για τη μετακίνηση από το O στο D , P_{OD} είναι το σύνολο όλων των πιθανών μονοπατιών από το O στο D , p' είναι η ζητούμενη βέλτιστη διαδρομή και $w(p)$ είναι η συνάρτηση υπολογισμού του κόστους μονοπατιού. Στην περίπτωση ενός στατικού γράφου, το κόστος ενός μονοπατιού p είναι:

$$w(p) = \sum_{i=1}^k w(u_{i-1}, u_i) \quad (2-10)$$

όπου k είναι το μήκος του μονοπατιού και $w(u_{i-1}, u_i)$ είναι το κόστος της i -οστής ακμής του μονοπατιού.

Ο πιο δημοφιλής αλγόριθμος επίλυσης του προβλήματος του συντομότερου μονοπατιού για ένα γράφο με μη-αρνητικά κόστη ακμών είναι ο αλγόριθμος του Dijkstra ([17]). Εάν θεωρηθεί ότι η ενεργειακή κατανάλωση που λαμβάνει χώρα κατά τη διάσχιση μιας οδικής ζεύξης είναι μη-αρνητική, τότε ο αλγόριθμος του Dijkstra είναι εφαρμόσιμος στο πρόβλημα εύρεσης του συντομότερου μονοπατιού μονής αφετηρίας/μονού προορισμού που περιγράφουν οι εξισώσεις (2-9) - (2-10). Η παραδοχή αυτή, ωστόσο, δεν ισχύει στην περίπτωση των πλήρως ηλεκτροκινούμενων οχημάτων, τα οποία δύνανται να ανακτούν ενέργεια μέσω της αναγεννητικής πέδησης (π.χ. κατά την κίνηση σε μία κατηφορική οδική

ζεύξη μεγάλου μήκους η συνολική κατανάλωση του οχήματος μπορεί να είναι αρνητική). Στην περίπτωση που ο γράφος περιέχει ακμές αρνητικού κόστους, κατάλληλος αλγόριθμος για την εύρεση του συντομότερου μονοπατιού είναι ο αλγόριθμος των Floyd-Warshall ([22], [23]). Ο αλγόριθμος αυτός υπολογίζει τα κόστη των συντομότερων μονοπατιών μεταξύ όλων των δυνατών ζευγών αφετηρίας-προορισμού του γράφου, ενώ με μια μικρή μετατροπή δύναται να εξάγει και τη δομή των μονοπατιών αυτών. Ωστόσο, η κυβική χρονική του πολυπλοκότητα ($O(|V|^3)$) οδηγεί στην αναζήτηση άλλων εναλλακτικών αλγορίθμων. Ο αλγόριθμος Bellman-Ford είναι, επίσης, κατάλληλος για την εύρεση του συντομότερου μονοπατιού από το O στο D στην περίπτωση ύπαρξης ακμών με αρνητικό κόστος, ενώ η χρονική του πολυπλοκότητα είναι καλύτερη ($O(|V| \cdot |E|)$). Η πολυπλοκότητα αυτή, όμως, καταλήγει να είναι κυβική ($O(|V|^3)$) στην περίπτωση πυκνών γράφων ($|E| \rightarrow |V|^2$). Ωστόσο, το γεγονός αυτό δεν αποτελεί πρόβλημα στην περίπτωση των οδικών δικτύων, γιατί τα δίκτυα αυτά αναπαρίστανται από αραιούς γράφους. Συνοψίζοντας, στην περίπτωση εφαρμογής σε οδικά δίκτυα ο αλγόριθμος Bellman-Ford είναι ταχύτερος από τον αλγόριθμο Floyd-Warshall, αλλά βραδύτερος σε σχέση με τον αλγόριθμο του Dijkstra.

Το γεγονός ότι στην παρούσα εφαρμογή ο αλγόριθμος εύρεσης του συντομότερου μονοπατιού μπορεί να χρειαστεί να τρέξει πολλαπλές διαδοχικές φορές καθιστά την υιοθέτηση ενός γρήγορου αλγορίθμου πιο ελκυστική. Προκειμένου, λοιπόν, να ξεπεραστούν οι περιορισμοί που τίθενται από την πιθανή ύπαρξη ακμών με αρνητικά κόστη, προτείνεται να εφαρμοστεί στα βάρη των ακμών η τεχνική μετατόπισης (shifting technique) του Johnson ([21], [24]). Οι προϋποθέσεις για την εφαρμογή της τεχνικής αυτής σε ένα γράφο είναι να είναι ο γράφος στατικός (σταθερά κόστη ακμών) και να μην περιέχει κύκλους με αρνητικό βάρος. Στην περίπτωση που μελετάται (δρομολόγηση πλήρως ηλεκτροκινούμενων οχημάτων), η πρώτη απαίτηση εξασφαλίζεται μέσω της διακριτοποίησης του εξεταζόμενου δυναμικού προβλήματος σε διαδοχικά στατικά στιγμιότυπα, ενώ η δεύτερη ισχύει εξ' ορισμού. Πράγματι, η ύπαρξη ενός κύκλου με αρνητικό βάρος θα σήμαινε ότι υπάρχει κυκλική διαδρομή κατά την οποία παρουσιάζεται αύξηση της στάθμης φόρτισης της μπαταρίας μετά την επιστροφή του ηλεκτροκινούμενου οχήματος στην αφετηρία.

Σύμφωνα, λοιπόν, με τον Johnson, εάν ισχύουν οι παραπάνω προϋποθέσεις, τότε υπάρχει κατάλληλη συνάρτηση $h: V \rightarrow \mathbb{R}$ που ικανοποιεί την παρακάτω συνθήκη για όλους τους κόμβους u και v :

$$w'(u, v) = w(u, v) + h(u) - h(v) \geq 0 \quad (2-11)$$

όπου $w(u, v)$ είναι το αρχικό βάρος της ακμής και $w'(u, v)$ είναι το μετατοπισμένο κατά Johnson βάρος. Είναι προφανές ότι η εφαρμοζόμενη μετατόπιση στα κόστη των ακμών δεν επηρεάζει τη δομή των συντομότερων μονοπατιών, καθώς οι τιμές μετατόπισης των ενδιάμεσων κόμβων των μονοπατιών αλληλοανααιρούνται κατά τον υπολογισμό του συνολικού κόστους του μονοπατιού (εξίσωση (2-10)). Μία πιθανή μορφή της συνάρτησης $h(\cdot)$ θα μπορούσε να είναι η ακόλουθη:

$$h(u) := d_x(u) \quad (2-12)$$

όπου η συνάρτηση $d_x(u)$ αναπαριστά την απόσταση του συντομότερου μονοπατιού από ένα τυχαίο κόμβο x προς ένα άλλο κόμβο u , όπως υπολογίζεται από τον αλγόριθμο Bellman-Ford.

Μετά τον υπολογισμό των νέων μετατοπισμένων βαρών του γράφου και την «εξάλειψη» των βαρών με αρνητικές τιμές είναι δυνατή η εφαρμογή οποιουδήποτε αλγόριθμου εύρεσης του συντομότερου μονοπατιού. Έτσι, επιλέγεται η εφαρμογή της παραλλαγής του αλγορίθμου Dijkstra που υλοποιεί ουρά προτεραιότητας με χρήση του σωρού Fibonacci, καθώς είναι κατάλληλη για αραιούς γράφους και αρκετά γρήγορη ($O(|E| + |V| * \log|V|)$). Η συνολική χρονική πολυπλοκότητα από τη διαδοχική εφαρμογή της τεχνικής του Johnson και της παραλλαγής του αλγορίθμου Dijkstra ανέρχεται σε $O(|V| * |E| + |V| * \log|V|)$. Η πολυπλοκότητα αυτή μπορεί να είναι χειρότερη σε σχέση με την πολυπλοκότητα του αλγορίθμου Bellman-Ford ($O(|V| * |E|)$), αλλά πρέπει να ληφθεί υπόψιν ότι σε περίπτωση διαδοχικών εκτελέσεων του αλγορίθμου εύρεσης του συντομότερου μονοπατιού το πρώτο στάδιο του υπολογισμού της συνάρτησης $h(u)$ εκτελείται μόνο μια φορά.

Ο αλγόριθμος δρομολόγησης με εφαρμογή της τεχνικής του Johnson περιγράφεται στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 2-4) ([21]).

Πίνακας 2-4. Περιγραφή του προτεινόμενου αλγορίθμου δρομολόγησης

```

Initialize
  c0 := current context ;
  for each edge e ∈ E:
    we :=  $\hat{f}_{0,e}(c_0)$  ; //  $\hat{f}_{0,e}$  represents the energy consumption learning model of the e edge
    // we = w(u,v), each node is determined by a start node u and an end node v
  end for
  G' := G(V,E) ∪ ξ ; // connect a ξ vertex through a zero distance edge with the graph G
  dξ(v) := BellmanFord(G', ξ) ; // calculate the distance of the vertex ξ to the rest of vertices

```

```

Routing
  if c0 != current context :
    Initialize();
  end if

  for each vertex v ∈ V:
    shift[v] := dξ(v) ; //populate the shifting values array
    dist[v] := infinity ;
    predecessor[v] = undefined ;
    FibHeap.insertNode(infinity) ; // FibHeap is the implemented Fibonacci Heap
  end for
  FibHeap.changeNodeValue(startNode,0);

  while FibHeap.getNumberOfNodes() != 0 :
    currentValue = FibHeap.getMinimumNodeValue() ;
    currentNode = FibHeap.extractMinimumNode() ;
    dist[currentNode] = currentValue ;

    for each adjacentNode of currentNode :
      if dist[adjacentNode] > dist[currentNode] + w(currentNode, adjacentNode) :
        dist[adjacentNode] := dist[currentNode] + w(currentNode, adjacentNode) ;
        predecessor[adjacentNode] := currentNode ;
        FibHeap.changeNodeValue(adjacentNode,dist[currentNode]+w(currentNode,
adjacentNode)) ;
      end if
    end for
  end while

  // the predecessor[] contains the shortest paths
  // the dist[] contains the energy costs of the shortest paths

```

2.7 Παραπομπές

- [1] M. Masikos, K. Demestichas, E. Adamopoulou, and M. Theologou, “Machine-learning methodology for energy efficient routing,” *Inst. Eng. Technol.*, p. 11.
- [2] B. Cherkassky, A. Goldberg, and T. Radzik, “Shortest paths algorithms: Theory and experimental evaluation,” *Math. Program.*, vol. 73, no. 2, pp. 129–174, 1996.
- [3] F. B. Zhan and C. E. Noon, “Shortest Path Algorithms: An Evaluation Using Real Road Networks,” *Transp. Sci.*, vol. 32, no. 1, pp. 65–73, Jan. 1998.
- [4] C. M. Silva, T. L. Farias, H. C. Frey, and N. M. Roupail, “Evaluation of numerical models for simulation of real-world hot-stabilized fuel consumption and emissions of gasoline light-duty vehicles,” *Transp. Res. Part D Transp. Environ.*, vol. 11, no. 5, pp. 377–385, Sep. 2006.
- [5] C. F. Minett, A. M. Salomons, W. Daamen, B. Van Arem, and S. Kuijpers, “Eco-routing: Comparing the fuel consumption of different routes between an origin and destination using field test speed profiles and synthetic speed profiles,” in *Integrated and Sustainable Transportation System (FISTS), 2011 IEEE Forum on*, 2011, pp. 32–39.
- [6] I. Ben Dhaou, “Fuel estimation model for ECO-driving and ECO-routing,” in *Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2011 IEEE*, 2011, pp. 37–42.
- [7] SAE, “Electric Vehicle Energy Consumption and Range Test Procedure.” SAE International - Light Duty Vehicle Performance And Economy Measure Committee, 2012.
- [8] T. Kono, T. Fushiki, K. Asada, and K. Nakano, “Fuel Consumption Analysis and Prediction Model for ‘Eco’ Route Search,” in *15th World Congress on Intelligent Transport Systems and ITS America’s 2008 Annual Meeting*, 2008.
- [9] “SUMO: Simulation of Urban MObility.” [Online]. Available: <http://sumo.sourceforge.net/>.
- [10] “Aimsun: travel demand modelling.” [Online]. Available: <http://www.aimsun.com/>.
- [11] E. Adamopoulou, M. Masikos, K. Demestichas, and M. Gorini, “Energy-driven Routing and Navigation for Advanced Driver Assistance Systems,” in *19th World Congress on Intelligent Transport Systems*.
- [12] E. Adamopoulou, M. Masikos, and K. Demestichas, “A Machine Learning Approach for Energy-driven Routing and Navigation,” in *19th World Congress on Intelligent Transport Systems*.
- [13] H. Jianming, M. Qiang, W. Qi, Z. Jiajie, and Z. Yi, “Traffic congestion identification based on image processing,” *Intell. Transp. Syst. IET*, vol. 6, no. 2, pp. 153–160, 2012.

- [14] T. M. Deng and B. Li, “A Detection Method of Traffic Parameters Based on EPI,” *Procedia Eng.*, vol. 29, no. 0, pp. 3054–3059, 2012.
- [15] Y.-K. Ki, “Speed-measurement model utilising embedded triple-loop sensors,” *Intell. Transp. Syst. IET*, vol. 5, no. 1, pp. 32–37, 2011.
- [16] “OICA Definition Test Procedure WLTP-DTP-02-04 V.: 28.05.2010.” The International Organization of Motor Vehicle Manufacturers, Paris, 2010.
- [17] E. W. Dijkstra, “A note on two problems in connexion with graphs,” *Numer. Math.*, vol. 1, no. 1, pp. 269–271, 1959.
- [18] P. E. Hart, N. J. Nilsson, and B. Raphael, “A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths,” *Syst. Sci. Cybern. IEEE Trans.*, vol. 4, no. 2, pp. 100–107, 1968.
- [19] R. Bellman, “On a Routing Problem,” *Q. Appl. Math.*, vol. 16, pp. 87–90, 1958.
- [20] L. R. Ford, “Network Flow Theory,” Santa Monica, CA, 1956.
- [21] M. Masikos, K. Demestichas, E. Adamopoulou, and M. Theologou, “Energy-efficient routing based on vehicular consumption predictions of a mesoscopic learning model,” *Submitt. Elsevier Appl. Soft Comput.*
- [22] R. W. Floyd, “Algorithm 97: Shortest path,” *Commun. ACM*, vol. 5, no. 6, p. 345–, 1962.
- [23] S. Warshall, “A Theorem on Boolean Matrices,” *J. ACM*, vol. 9, no. 1, pp. 11–12, 1962.
- [24] D. B. Johnson, “Efficient Algorithms for Shortest Paths in Sparse Networks,” *J. ACM*, vol. 24, no. 1, pp. 1–13, 1977.

Κεφάλαιο 3

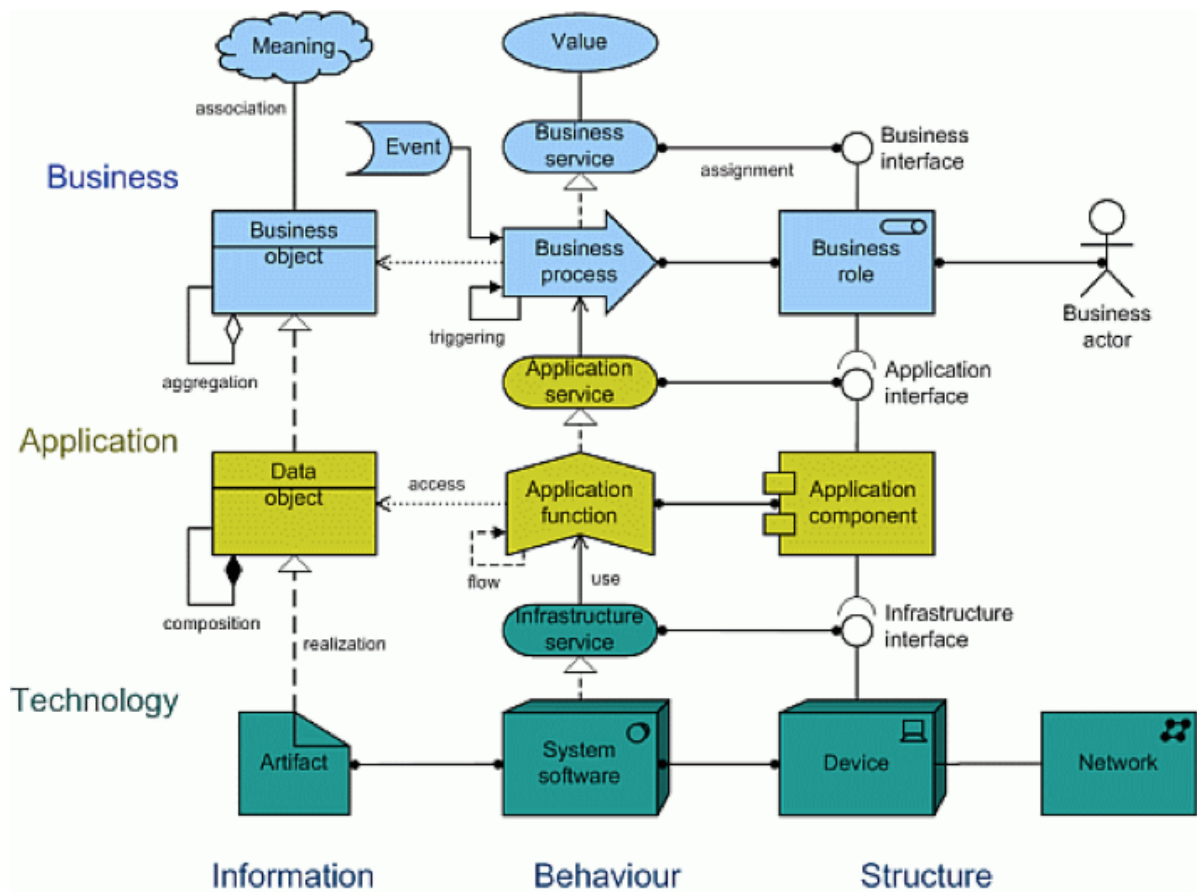
*Σχεδιασμός και Ανάπτυξη ενός Ευφυούς
Συστήματος Πλοήγησης*

3 Σχεδιασμός και Ανάπτυξη ενός Ευφυούς Συστήματος Πλοήγησης

3.1 Εισαγωγή

Στο παρόν κεφάλαιο αναπτύσσεται η αρχιτεκτονική ενός ευφυούς συστήματος πλοήγησης, το οποίο εφαρμόζει τους προτεινόμενους αλγορίθμους δρομολόγησης. Το σύστημα αυτό αποτελεί τμήμα μιας ολοκληρωμένης πλατφόρμας, η οποία αναπτύχθηκε στα πλαίσια του Ευρωπαϊκού Ερευνητικού Προγράμματος EcoGem ([1]). Το πρόγραμμα αυτό χρηματοδοτήθηκε στα πλαίσια της Ευρωπαϊκής Πρωτοβουλίας για Πράσινα Οχήματα και στόχος του είναι να καταστήσει τα Ηλεκτροκινούμενα Οχήματα ικανά να φτάσουν στον προορισμό τους μέσω της αύξησης της αυτονομίας τους και της αποδοτικής διαχείρισης της διαδικασίας φόρτισής τους ([2]). Προκειμένου, λοιπόν, να καταστεί πλήρης η περιγραφή της αρχιτεκτονικής του συστήματος πλοήγησης και να γίνουν κατανοητές οι επιλογές που πραγματοποιήθηκαν κατά τη σχεδίασή της παρατίθενται, επιπλέον, στο παρόν κεφάλαιο σχεδιάγραμματα και συνοπτικές περιγραφές της αρχιτεκτονικής ολόκληρης της πλατφόρμας EcoGem. Με τον τρόπο αυτό αποσαφηνίζονται όλοι οι περιορισμοί που τίθενται κατά την ανάπτυξη του ευφυούς συστήματος πλοήγησης και διευκολύνεται η κατανόηση της αρχιτεκτονικής του.

Για την περιγραφή της αρχιτεκτονικής χρησιμοποιείται μία ανοιχτή γλώσσα περιγραφής των προδιαγραφών συστημάτων, η οποία αναπτύχθηκε στα πλαίσια του προγράμματος ArchiMate ([3]). Η γλώσσα ArchiMate μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως ένα εργαλείο περιγραφής διαφορετικών δομών ενός οργανισμού (για παράδειγμα τις επιχειρησιακές διεργασίες, το οργανόγραμμα, τα συστήματα πληροφορικής κτλ.), για την περιγραφή των οποίων απαιτούνται συνήθως διαφορετικές γλώσσες. Η συγκεκριμένη γλώσσα ορίζεται ως ένα σύνολο σχημάτων και κανόνων ([4]), τα οποία χρησιμοποιούνται τόσο για την παρουσίαση μιας δομής, όσο και για την περιγραφή των αλληλεξαρτήσεων μεταξύ των μονάδων της. Για την παρουσίαση μιας δομής χρησιμοποιούνται δύο βασικές έννοιες: η υπηρεσία και το στρώμα. Η υπηρεσία αναφέρεται σε μια συγκεκριμένη λειτουργικότητα που παρέχεται από μία οντότητα, ενώ το στρώμα είναι ένα σύνολο από υπηρεσίες και οντότητες. Σε μια πολυστρωματική απεικόνιση οι οντότητες των υψηλότερων στρωμάτων χρησιμοποιούν τις υπηρεσίες των υποκείμενων στρωμάτων. Γενικά, η αρχιτεκτονική μιας πλατφόρμας περιγράφεται συνήθως σε τρία επίπεδα (Σχήμα 3-1): το *επιχειρηματικό (business)*, το *επίπεδο εφαρμογής (application)* και το *τεχνολογικό (technology)*.



Σχήμα 3-1. Η πολυεπίπεδη προσέγγιση της γλώσσας ArchiMate ([5])

Η χρήση της γλώσσας ArchiMate για την περιγραφή της προτεινόμενης αρχιτεκτονικής επιβάλλει την ανάπτυξη της αρχιτεκτονικής με βάση τις παρακάτω παραδοχές:

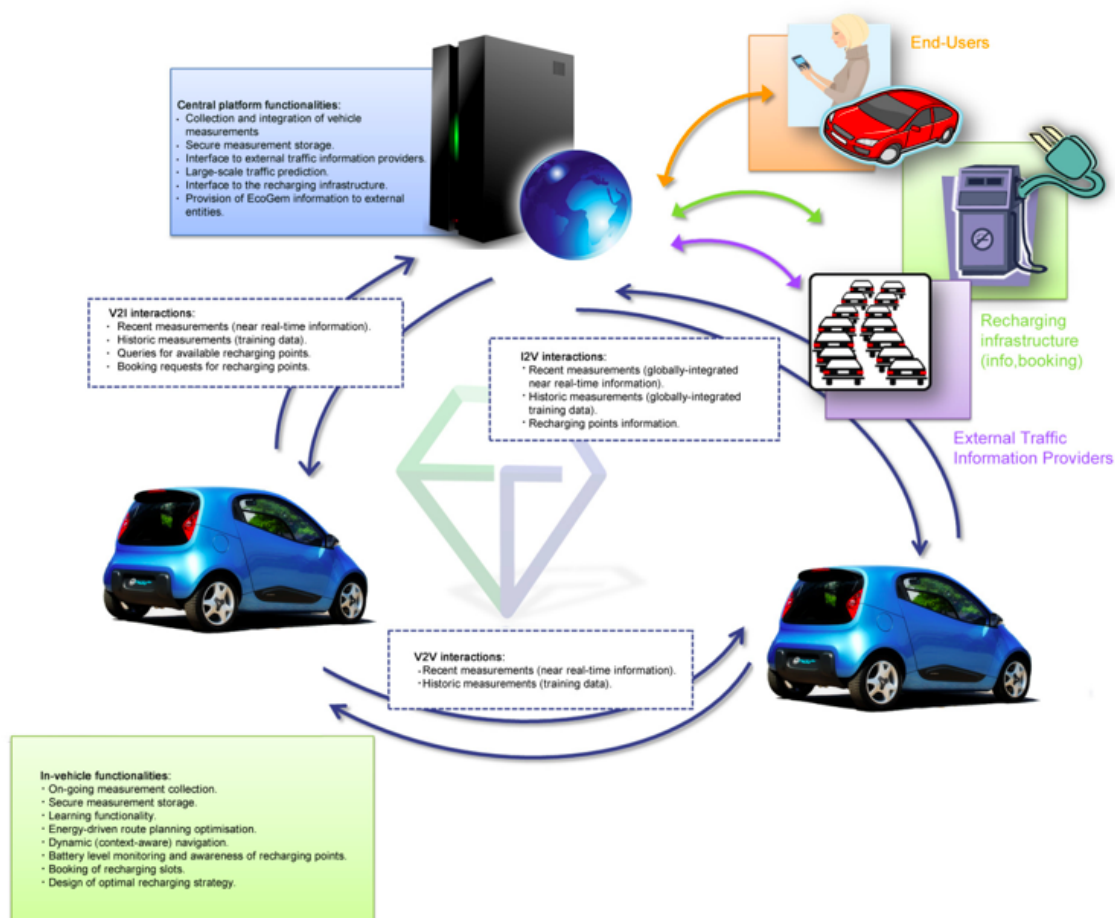
1. Το *επιχειρηματικό επίπεδο* παρέχει υπηρεσίες σε εξωτερικούς χρήστες. Εξωτερικοί χρήστες όσον αφορά την πλατφόρμα EcoGem είναι οι οδηγοί και οι χειριστές των συστημάτων κυκλοφοριακών ενημερώσεων και των συστημάτων διαχείρισης της κυκλοφορίας.
2. Το *επίπεδο εφαρμογής* παρέχει υπηρεσίες στο *επιχειρηματικό επίπεδο*. Οι υπηρεσίες αυτές υλοποιούνται από εφαρμογές λογισμικού, οι οποίες παρέχουν μεθόδους για την επεξεργασία των δεδομένων.
3. Το *τεχνολογικό επίπεδο* παρέχει υπηρεσίες στο *επίπεδο εφαρμογής*. Στο επίπεδο αυτό τοποθετούνται όλα τα στοιχεία υλικού (υπολογιστές, μονάδες αποθήκευσης, δικτυακές υποδομές) και λογισμικού (λειτουργικά συστήματα, βάσεις δεδομένων κτλ.) που υποστηρίζουν τη λειτουργία και την επικοινωνία των εφαρμογών του ανωτέρου επιπέδου.

Οι παραδοχές αυτές θέτουν το πλαίσιο ανάπτυξης της αρχιτεκτονικής και δεν υπάρχουν περιθώρια παραβίασής τους. Το υπόλοιπο του κεφαλαίου οργανώνεται ως εξής: Καταρχήν, απαριθμούνται οι βασικές λειτουργίες της πλατφόρμας EcoGem και ταξινομούνται σε τρεις κατηγορίες, ώστε να προδιαγραφούν οι λειτουργικές απαιτήσεις της. Στη συνέχεια, με βάση τις απαιτήσεις αυτές περιγράφεται συνοπτικά η ανάπτυξη της πλατφόρμας με τη χρήση της γλώσσας Archimate. Προηγείται, δηλαδή, η ανάπτυξη του επιχειρηματικού επιπέδου της πλατφόρμας και ακολουθεί η ανάπτυξη του επιπέδου εφαρμογής. Όσον αφορά στο τελευταίο, περιγράφονται εκτενώς μόνο οι μονάδες εφαρμογής της «Υπηρεσίας Δρομολόγησης βάσει Ενεργειακού Κόστους», οι οποίες υλοποιούν όλες τις λειτουργίες που είναι απαραίτητες για την εκτέλεση των προτεινόμενων αλγορίθμων δρομολόγησης.

3.2 Λειτουργικές Απαιτήσεις

Στο Σχήμα 3-2 παρουσιάζεται η λειτουργικότητα της πλατφόρμας EcoGem, η οποία μπορεί να διαχωριστεί στις εξής κατηγορίες:

- Λειτουργικότητα εγκατεστημένη στο όχημα
- Λειτουργικότητα εγκατεστημένη στην Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα
- Λειτουργικότητα επικοινωνιών
 - Όχημα με όχημα (Vehicle-to-Vehicle, V2V) διασύνδεση
 - Όχημα με υποδομή (Vehicle-to-Infrastructure, V2I) διασύνδεση



Σχήμα 3-2. Συνολική λειτουργικότητα της πλατφόρμας EcoGem ([6])

Η λειτουργικότητα που ανατίθεται σε κάθε κατηγορία αναλύεται στις παραγράφους που ακολουθούν.

3.2.1 Λειτουργικότητα εγκατεστημένη στο όχημα

Στην κατηγορία αυτή περιλαμβάνονται όλες οι λειτουργίες που εκτελούνται τοπικά στο όχημα και συγκεκριμένα η πλοήγηση του οχήματος προς τον προορισμό του μέσω των ενεργειακά αποδοτικότερων διαδρομών, η διαρκής παρακολούθηση του ενεργειακού του αποθέματος και η βέλτιστη διαμόρφωση του προγράμματος επαναφόρτισής του.

Η εγκατεστημένη στο όχημα λειτουργικότητα παρέχεται μέσω ενός προηγμένου συστήματος υποβοήθησης της οδήγησης (Advanced Driver Assistance System, ADAS) και περιλαμβάνει ([6], [7]):

- Τη συλλογή και καταγραφή μετρήσεων. Μέσω της λειτουργίας αυτής πραγματοποιείται διαρκής καταγραφή όλων των παραμέτρων του πλαισίου χρήσης (κυκλοφοριακές

συνθήκες, καιρικές συνθήκες, κατάσταση των ηλεκτρικών συστημάτων υποβοήθησης του οδηγού, κτλ) και των διαφόρων τιμών κόστους των οδικών ζεύξεων (όπως χρόνος ταξιδιού, κατανάλωση ενέργειας). Τα δεδομένα αυτά ανταλλάσσονται στη συνέχεια με τα δεδομένα άλλων οχημάτων που φέρουν, επίσης, το ίδιο σύστημα ADAS.

- Την ασφαλή αποθήκευση των μετρήσεων. Τα συλλεχθέντα δεδομένα αποθηκεύονται σε αξιόπιστες και ασφαλείς δομές που παρέχουν προστασία από κακόβουλες ενέργειες. Συγκεκριμένα, πραγματοποιείται αποπροσωποποίηση και κρυπτογράφηση των καταγεγραμμένων πληροφοριών ώστε να διασφαλιστεί η ιδιωτικότητα (privacy) του χρήστη.
- Την εύρεση της βέλτιστης ενεργειακά διαδρομής προς τον επιλεγμένο προορισμό. Η λειτουργία αυτή πραγματοποιείται από μία εξελιγμένη μονάδα που βασίζει τους υπολογισμούς της τόσο στην στατική πληροφορία των σύγχρονων ψηφιακών χαρτών, όσο και στην πρότερη εμπειρία που έχει συλλεχθεί από το σύστημα ADAS.
- Τη δυναμική πλοήγηση. Η λειτουργία αυτή δύναται να αναπροσαρμόσει την τρέχουσα διαδρομή ύστερα από τη λήψη ενημερώσεων για έκτακτα συμβάντα.
- Την επιτήρηση των ενεργειακών αποθεμάτων και αναγκών του οχήματος και την άμεση ενημέρωση σχετικά με τη διαθεσιμότητα των σταθμών φόρτισης. Το σύστημα ADAS συγκρίνει τις ενεργειακές ανάγκες με τα ενεργειακά αποθέματα του οχήματος και ενημερώνει τον οδηγό για την ικανότητα προσέγγισης του προορισμού. Παράλληλα, το σύστημα ADAS λαμβάνοντας υπόψιν την ατζέντα του χρήστη και την ανακτηθείσα διαθεσιμότητα των σταθμών φόρτισης καταστρώνει τη βέλτιστη στρατηγική φόρτισης και προβαίνει σε άμεση κράτηση της θέσης φόρτισης.
- Τον υπολογισμό του βέλτιστου πλάνου φόρτισης. Για τον υπολογισμό αυτό λαμβάνεται υπόψιν τόσο το ημερολόγιο του χρήστη, όσο και οι προηγούμενες τακτικές φόρτισης.
- Τη διαδικασία κράτησης θέσεων φόρτισης. Σε περίπτωση αποδοχής του υπολογιζόμενου βέλτιστου πλάνου φόρτισης από τον οδηγό, το σύστημα ADAS αναλαμβάνει να δεσμεύσει τις κατάλληλες χρονοσχιμές φόρτισης (recharging slots) και να προωθήσει, μέσω της Κεντρικής Διαχειριστικής Πλατφόρμας, τα αιτήματα κράτησης των θέσεων φόρτισης στους επιλεγμένους σταθμούς.
- Το σχηματισμό και την υποστήριξη ενός συνεργατικού δικτύου ανταλλαγής της συλλεχθείσας εμπειρίας με τα άλλα οχήματα και την Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα.

3.2.2 Λειτουργικότητα εγκατεστημένη στην Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα

Η Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα αποτελεί τον κεντρικό κόμβο του συστήματος, όπου συγκεντρώνονται τόσο οι εμπειρίες των οχημάτων που είναι εφοδιασμένα με το σύστημα EcoGem ADAS, όσο και οι ενημερώσεις κυκλοφοριακών συνθηκών που παρέχονται από εξωτερικά συστήματα τρίτων. Όλες αυτές οι πληροφορίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πραγματοποίηση προβλέψεων ευρείας κλίμακας σχετικά με την κατανομή της κυκλοφορίας σε ένα οδικό δίκτυο. Οι βασικές λειτουργίες της Κεντρικής Διαχειριστικής Πλατφόρμας είναι ([6], [7]):

- Ανάκτηση και διαχείριση της εμπειρίας των οχημάτων. Η Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα αποτελεί το κοινό σημείο αναφοράς όλων των οχημάτων που είναι εξοπλισμένα με το σύστημα EcoGem ADAS.
- Ασφαλής αποθήκευση των μετρήσεων. Η ιδιωτικότητα των χρηστών διασφαλίζεται μέσω της αποπροσωποποίησης και της κρυπτογράφησης των δεδομένων.
- Διεπαφή προς τους παρόχους κυκλοφοριακών ενημερώσεων. Η Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα αξιολογεί και εκμεταλλεύεται κάθε ενημέρωση κυκλοφοριακών συμβάντων που προέρχεται από εξωτερικές πηγές.
- Ευρείας κλίμακας πρόβλεψη κυκλοφοριακής κίνησης σε οδικά δίκτυα. Η πρόβλεψη αυτή βασίζεται τόσο στη χρήση της συλλεχθείσας εμπειρίας από τα οχήματα, όσο και στις ενημερώσεις κυκλοφοριακών συμβάντων που προέρχονται από εξωτερικές πηγές.
- Διεπαφή προς τα συστήματα διαχείρισης των σταθμών φόρτισης. Μέσω της διεπαφής αυτής ανακτάται η διαθεσιμότητα των σταθμών φόρτισης και πραγματοποιείται η κράτηση θέσεων φόρτισης.
- Διεπαφή για τη διάθεση των εξαγόμενων συμπερασμάτων της πλατφόρμας EcoGem σε τρίτους. Διαχειριστές οδικών αξόνων, τελικοί χρήστες, τοπικές αρχές και διαχειριστές δικτύων ηλεκτρικής ενέργειας είναι φορείς για τους οποίους τα συμπεράσματα αυτά αποτελούν πολύτιμη πληροφόρηση.

3.2.3 Λειτουργικότητα επικοινωνιών

Η επίτευξη συνεργατικότητας στο σύστημα EcoGem επιτυγχάνεται με τη διασύνδεση των οχημάτων τόσο μεταξύ τους (V2V), όσο και με την Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα (V2I) μέσω κατάλληλα ανεπτυγμένων διεπαφών και πρωτοκόλλων ([8]).

Οι διεργασίες που εκτελούνται χάρη στη V2V διασύνδεση των οχημάτων είναι ([6]):

- Ενημέρωση για έκτακτα κυκλοφοριακά συμβάντα που επηρεάζουν την τρέχουσα δρομολόγηση.
- Διαμοιρασμός της συλλεχθείσας εμπειρίας που είναι αποθηκευμένη τοπικά στα οχήματα.

Από την άλλη, οι διεργασίες που εκτελούνται χάρη στη διασύνδεση των οχημάτων με την Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα (V2I/ I2V) είναι ([6]):

- Ενημέρωση σε πραγματικό χρόνο για έκτακτα κυκλοφοριακά συμβάντα.
- Συγκέντρωση των μετρήσεων κάθε οχήματος στην Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα και διαμοιρασμός τους προς τα υπόλοιπα οχήματα.
- Ανταλλαγή πληροφοριών με τα συστήματα των σταθμών φόρτισης σχετικά με τη διαθεσιμότητα και τις κρατήσεις των θέσεων φόρτισης.

Γενικότερα, μέσω της λειτουργικότητας επικοινωνιών διακινούνται μέσα στην πλατφόρμα EcoGem οι παρακάτω τύποι πληροφορίας:

- Στατικές πληροφορίες
- Ιστορικές πληροφορίες
- Πληροφορίες πραγματικού χρόνου

Τα βασικά χαρακτηριστικά κάθε τύπου πληροφορίας, όπως ο όγκος της προς μετάδοση πληροφορίας και η κρισιμότητα αυτής, είναι αυτά που καθορίζουν την επιλογή των κατάλληλων καναλιών για την μετάδοσή τους. Για παράδειγμα, για τη μετάδοση ενός μεγάλου όγκου ιστορικών μετρήσεων δεν χρησιμοποιείται μια ακριβή σύνδεση δεδομένων ενός δικτύου κινητών επικοινωνιών, αλλά μια φτηνότερη και μεγαλύτερου εύρους σύνδεση WiFi. Αντίθετα, στην περίπτωση των ενημερώσεων κυκλοφοριακών συμβάντων, οι οποίες έχουν πολύ μικρό όγκο και πρέπει να μεταδοθούν άμεσα (καθώς αναφέρονται σε διαρκώς μεταβαλλόμενες συνθήκες), προτιμώνται οι ταχύτερες συνδέσεις ανεξαρτήτως κόστους χρήσης.

Στη συνέχεια, αναφέρονται τα δεδομένα που περιλαμβάνει κάθε τύπος πληροφορίας και τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά αυτών.

3.2.3.1 Στατικές πληροφορίες

Οι στατικές πληροφορίες περιλαμβάνουν τις πληροφορίες που είναι αποθηκευμένες στα αρχεία των σύγχρονων ψηφιακών χαρτών, όπως γεωμετρικά χαρακτηριστικά των δρόμων, κλίση του οδοστρώματος, κλάσεις των δρόμων, επιτρεπόμενες και μη επιτρεπόμενες στροφές, όρια ταχύτητας, μέσες ταχύτητες κίνησης, σημεία ενδιαφέροντος κτλ. Σχετικά με τη διαχείριση αυτών των πληροφοριών πρέπει να σημειωθεί ότι:

- Τα δεδομένα αυτά δεν μπορούν να αλλοιωθούν από καμία μονάδα της πλατφόρμας, καθώς συνήθως ανήκουν σε κάποιον εμπορικό προμηθευτή χαρτών.
- Δεν επιτρέπεται η διακίνηση ή ανταλλαγή αυτών των δεδομένων μέσα στο σύστημα.
- Η ενημέρωση αυτών των δεδομένων πραγματοποιείται σύμφωνα με τους όρους χρήσης του εκάστοτε προμηθευτή χαρτών και χωρίς παρέμβαση κάποιας λειτουργικής μονάδας της πλατφόρμας.

3.2.3.2 Ιστορικές πληροφορίες

Οι ιστορικές πληροφορίες περιλαμβάνουν δεδομένα χρονικά μεταβαλλόμενων μεγεθών, και συγκεκριμένα τις μετρήσεις των παραμέτρων του πλαισίου χρήσης που συλλέγονται καθώς το όχημα ταξιδεύει προς τον προορισμό του (π.χ. καταναλωθείσα ενέργεια, χρονική διάρκεια του ταξιδιού, κατάσταση του οχήματος, καιρικές συνθήκες, κτλ.). Κάθε φορά, λοιπόν, που το όχημα εισέρχεται σε μια νέα οδική ζεύξη, αποθηκεύει όλα τα δεδομένα που καταγράφηκαν για την προηγούμενη ζεύξη υπό μορφή ιστορικών πληροφοριών βάζοντας την κατάλληλη χρονική και γεωγραφική σφραγίδα (αναγνωριστικό οδικής ζεύξης).

3.2.3.3 Πληροφορίες πραγματικού χρόνου

Πρόκειται για ενημερώσεις που αφορούν έκτακτα κυκλοφοριακά συμβάντα και περιλαμβάνουν:

- Αναφορές κυκλοφοριακών συμβάντων, οι οποίες παράγονται τοπικά στο όχημα και μεταδίδονται στην Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα μέσω V2I για περαιτέρω επεξεργασία. Η ανίχνευση των συμβάντων αυτών πραγματοποιείται μέσω της σύγκρισης της μετρούμενης τιμής κάποιων παραμέτρων (όπως ο χρόνος που απαιτείται για τη διάσχιση ενός δρόμου ή η μέση ταχύτητα κίνησης σε αυτόν) με αυτήν που θεωρείται ως αναμενόμενη. Εφόσον ανιχνευθεί ικανή απόκλιση από την αναμενόμενη τιμή, δημιουργείται μία αναφορά, η οποία αποστέλλεται στην Κεντρική Διαχειριστική

Πλατφόρμα. Εκεί συσχετίζονται οι πολλαπλές αναφορές που φτάνουν από διάφορα οχήματα και υπολογίζεται μια μέση τιμή απόκλισης της παραμέτρου, η οποία μεταδίδεται, στη συνέχεια, προς όλα τα οχήματα που κινούνται στην περιοχή ενδιαφέροντος. Έτσι, επιτυγχάνεται η παρακολούθηση σε πραγματικό χρόνο των κυκλοφοριακών συνθηκών μέσω ενός κατακευκμένου συστήματος ανίχνευσης συμβάντων.

- Εξωτερικές ενημέρωσεις κυκλοφοριακών συμβάντων προερχόμενες από παρόχους πληροφοριών κυκλοφοριακής κίνησης μέσω διεπαφών Business-to-Business (B2B). Οι διεπαφές αυτές συνήθως υιοθετούν κάποιο γνωστό πρωτόκολλο ανταλλαγής μηνυμάτων κυκλοφοριακής ενημέρωσης (όπως το TPEG [9] ή το DATEX II [10]), ενώ σπανιότερα χρησιμοποιούν κάποιο δικό τους πρωτόκολλο.
- Ενημερώσεις για κυκλοφοριακά συμβάντα που εισάγονται στο σύστημα από τον διαχειριστή της Κεντρικής Διαχειριστικής Πλατφόρμας μέσω μιας κατάλληλα διαμορφωμένης γραφικής διεπαφής (GUI). Η λειτουργικότητα αυτή είναι ιδιαίτερα χρήσιμη, γιατί επιτρέπει την εισαγωγή των πληροφοριών κυκλοφοριακών συμβάντων στο σύστημα (για παράδειγμα προγραμματισμένες εργασίες συντήρησης οδοστρώματος ή αθλητικά γεγονότα), για τα οποία η ενημέρωση πραγματοποιείται μέσω παραδοσιακών καναλιών επικοινωνίας (για παράδειγμα τηλεφωνήματα, φαξ ή αλληλογραφία).

Οι ενημερώσεις αυτές απαιτούν ιδιαίτερο χειρισμό, γιατί ισχύουν για περιορισμένη χρονική διάρκεια. Συνεπώς, δεν έχει νόημα να αποθηκευτούν σε δομές που χρησιμοποιούνται για αποθήκευση μακράς διάρκειας, αλλά πρέπει να μεταδοθούν άμεσα και προτού καταστούν παρωχημένες. Επίσης, προκειμένου να υπάρχει συμβατότητα με τα υπάρχοντα συστήματα ενημερώσεων κυκλοφοριακών συμβάντων, οι παραγόμενες ενημερώσεις μορφοποιούνται σύμφωνα με το πρωτόκολλο TPEG ([9]).

3.3 Πολυεπίπεδη Ανάπτυξη Αρχιτεκτονικής

3.3.1 Εισαγωγή

Η υιοθέτηση της πολυεπίπεδης προσέγγισης κατά Archimate για την ανάπτυξη της αρχιτεκτονικής μιας πλατφόρμας επιβάλλει την ανάπτυξη της αρχιτεκτονικής σε τρία στάδια (επιχειρηματικό επίπεδο → επίπεδο εφαρμογής → τεχνολογικό επίπεδο).

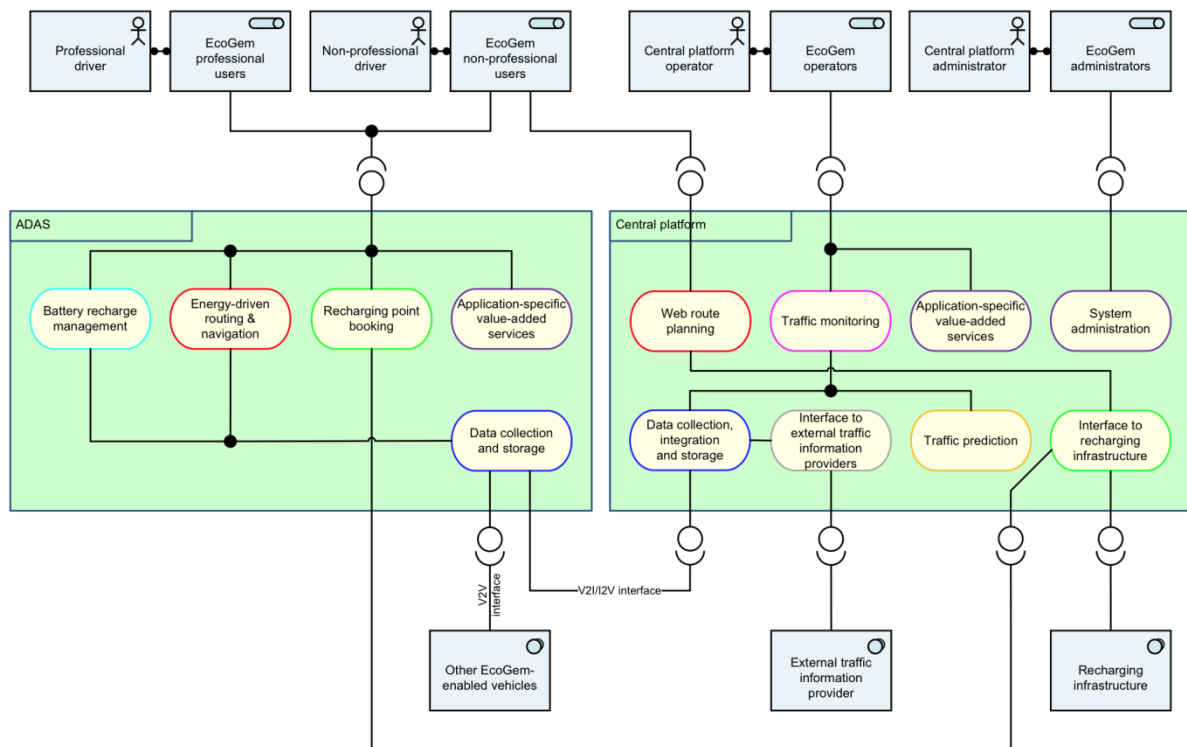
Παρακάτω, περιγράφονται τα βήματα που ακολουθήθηκαν για την ανάπτυξη του επιχειρηματικού επιπέδου. Όσον αφορά το επίπεδο εφαρμογής αναλύονται μόνο οι μονάδες εφαρμογής της «Υπηρεσίας Δρομολόγησης βάσει Ενεργειακού Κόστους», καθώς αυτές υλοποιούν τους προτεινόμενους αλγορίθμους. Για το τρίτο επίπεδο (τεχνολογικό), που αφορά στην υλοποίηση της πλατφόρμας, δεν παρατίθενται λεπτομέρειες εδώ, καθώς η ανάπτυξη του πρωτοτύπου δοκιμών περιγράφεται αναλυτικά στο Κεφ. 6.

3.3.2 Επιχειρηματικό επίπεδο – Business Layer

Η πλατφόρμα EcoGem περιλαμβάνει δύο κύρια συστήματα:

1. Το κατάλληλα προσαρμοσμένο προηγμένο σύστημα υποβοήθησης οδήγησης (Advanced Driver Assistance System, ADAS), το οποίο παρέχει τις υπηρεσίες της πλατφόρμας στους βασικούς χρήστες της, δηλαδή στους οδηγούς, και εγκαθίσταται μέσα στο όχημα ([11]).
2. Την Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα (Central Platform), η οποία υλοποιεί όλες τις υποστηρικτικές υπηρεσίες καθώς και τις υπηρεσίες διαχείρισης.

Ο φυσικός αυτός διαχωρισμός δεν θέτει όρια όσον αφορά στην υλοποίηση των υπηρεσιών που παρέχονται στους χρήστες του συστήματος. Έτσι, η παροχή αρκετών υπηρεσιών του συστήματος ADAS βασίζεται στη συνεργασία εφαρμογών λογισμικού που είναι εγκατεστημένες τόσο στο ADAS, όσο και στην Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα.



Σχήμα 3-3. Αρχιτεκτονική της πλατφόρμας EcoGem – Επιχειρηματικό επίπεδο (Υπηρεσίες και Καταναλωτές)

Το επιχειρηματικό επίπεδο της αρχιτεκτονικής της πλατφόρμας EcoGem απεικονίζεται στο Σχήμα 3-3 ([12]). Οι συνεργασίες μεταξύ των εφαρμογών λογισμικού που είναι εγκατεστημένες στο ADAS και αυτών που είναι εγκατεστημένες στην Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα απεικονίζονται στο Σχήμα 3-3 με τη χρησιμοποίηση ίδιου χρώματος στο πλαίσιο των συνεργαζόμενων υπηρεσιών. Οι διεπαφές που απεικονίζονται στο επάνω τμήμα του σχήματος χρησιμοποιούνται από τους χρήστες του συστήματος (man-machine-interface), ενώ αυτές που απεικονίζονται στο κάτω τμήμα αυτού χρησιμοποιούνται από άλλες υπηρεσίες (machine-machine-interface), εσωτερικές ή εξωτερικές.

Οι χρήστες της πλατφόρμας είναι:

- Οδηγοί που χρησιμοποιούν το όχημα για τις προσωπικές τους μετακινήσεις.
- Επαγγελματίες οδηγοί, για παράδειγμα οδηγοί ηλεκτροκινούμενων λεωφορείων ή οχημάτων διανομών.
- Χειριστές της Κεντρικής Διαχειριστικής Πλατφόρμας. Οι χρήστες αυτοί επιβλέπουν την καλή λειτουργία του συστήματος και παράλληλα εκτελούν μη αυτοματοποιημένες διαδικασίες, όπως για παράδειγμα η μη αυτοματοποιημένη εισαγωγή κάποιων ενημερώσεων κυκλοφοριακών συμβάντων.
- Ο διαχειριστής της Κεντρικής Διαχειριστικής Πλατφόρμας. Ο χρήστης αυτός προϊστάται των χειριστών και έχει αυξημένα δικαιώματα χρήσης και πρόσβασης στο

σύστημα. Είναι υπεύθυνος για τη ρύθμιση των παραμέτρων του συστήματος και επιβλέπει τις διαδικασίες συντήρησης και αναβάθμισής του.

- Οχήματα που φέρουν το σύστημα EcoGem ADAS. Όταν δύο οχήματα EcoGem ανακαλύψουν ότι βρίσκονται σε απόσταση που επιτρέπει την μεταξύ τους επικοινωνία, πραγματοποιούν συγχρονισμό των βάσεων τους που περιέχουν τα ιστορικά τους δεδομένα και τις ενημερώσεις κυκλοφοριακών συμβάντων.
- Εξωτερικοί πάροχοι ενημερώσεων κυκλοφοριακών συμβάντων. Πρόκειται για πληροφοριακά συστήματα τρίτων, τα οποία συγκεντρώνουν πληροφορίες που αφορούν την κυκλοφορία στο οδικό δίκτυο από πολλαπλές πηγές (επαγωγικοί βρόχοι, κάμερες), τις επεξεργάζονται και κατόπιν τις πωλούν μέσω ειδικών διεπαφών σε άλλους.
- Συστήματα υποδομών φόρτισης. Πρόκειται για πληροφοριακά συστήματα που αποτελούν τη διεπαφή προς τους σταθμούς φόρτισης.

Οι υπηρεσίες που παρέχονται μέσω της πλατφόρμας EcoGem ([13]) και απεικονίζονται στο Σχήμα 3-3 είναι:

ADAS:

- Συλλογή και αποθήκευση μετρήσεων τοπικά στο όχημα (*Data collection and storage*). Η υπηρεσία αυτή συλλέγει και επεξεργάζεται μια πληθώρα πληροφοριών που αφορούν το πλαίσιο χρήσης και συγκεκριμένα τις παραμέτρους αυτές που επηρεάζουν την ενεργειακή κατανάλωση του οχήματος. Στη συνέχεια, η συσσωρευμένη αυτή εμπειρία διαχέεται σε ολόκληρη την κοινότητα EcoGem (οχήματα και Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα) μέσω των διεπαφών V2V και V2I.
- Ενεργειακά αποδοτική δρομολόγηση (*Energy-driven routing & navigation*). Η υπηρεσία αυτή παρέχεται τοπικά στο όχημα και είναι υπεύθυνη για την εύρεση της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής προς ένα προορισμό και την εν συνεχεία πλοήγηση του χρήστη κατά μήκος αυτής. Κατά τη διάρκεια της πλοήγησης η εν λόγω υπηρεσία παρακολουθεί τις κυκλοφοριακές συνθήκες στην περιοχή και στην περίπτωση που αυτές επιβαρυνθούν σημαντικά υπολογίζει εναλλακτικές διαδρομές. Παράλληλα, παρακολουθεί τα ενεργειακά αποθέματα του οχήματος, ώστε να προτείνει αναδρομολόγηση προς τον πλησιέστερο σταθμό φόρτισης σε περίπτωση που αυτό κριθεί αναγκαίο.
- Κατάστρωση πλάνου φόρτισης της μπαταρίας (*Battery recharge management*). Η υπηρεσία αυτή παρέχεται τοπικά στο όχημα και είναι υπεύθυνη για την εύρεση της βέλτιστης στρατηγικής φόρτισης με βάση την παρούσα στάθμη φόρτισης της μπαταρίας, τις ενεργειακές ανάγκες για την ολοκλήρωση της προγραμματισμένης

διαδρομής και τις συνήθειες του οδηγού (προτιμώμενοι σταθμοί φόρτισης, προσωπικό ημερολόγιο κτλ.).

- Κράτηση θέσης φόρτισης (*Recharging point booking*). Η υπηρεσία αυτή παρέχεται τοπικά στο όχημα και φροντίζει για την άμεση ενημέρωση σχετικά με τη διαθεσιμότητα των σταθμών φόρτισης και για την απευθείας διενέργεια κρατήσεων.

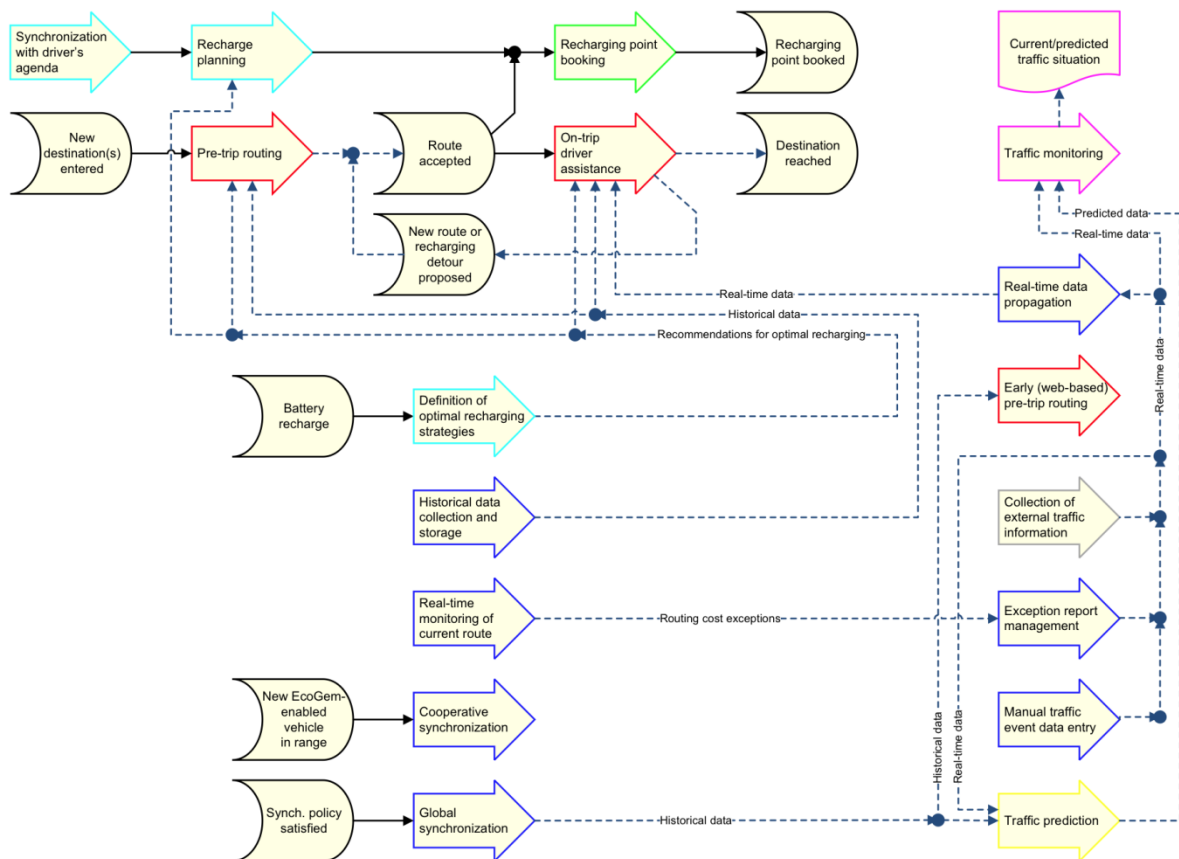
Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα

- Διεπαφή προς εξωτερικούς παρόχους ενημερώσεων κυκλοφοριακών συμβάντων (*Interface to external traffic information providers*). Η υπηρεσία αυτή συλλέγει ενημερώσεις για κυκλοφοριακά συμβάντα από πληροφοριακά συστήματα τρίτων υλοποιώντας συνήθως κάποιο γνωστό πρωτόκολλο (π.χ. TPEG, Datex II).
- Συγκέντρωση και αποθήκευση μετρήσεων στην Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα (*Data collection, integration and storage*). Η Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα διαθέτει μία βάση δεδομένων για τις ιστορικές μετρήσεις και μία για τις ενημερώσεις κυκλοφοριακών συμβάντων. Η συγκεκριμένη υπηρεσία φροντίζει τόσο για την ενημέρωση αυτών των βάσεων, όσο και για τη διάχυση των δεδομένων τους στα οχήματα που φέρουν το σύστημα EcoGem ADAS.
- Παρακολούθηση των κυκλοφοριακών συνθηκών (*Traffic monitoring*). Η υπηρεσία αυτή παρέχεται από την Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα και είναι υπεύθυνη για την επεξεργασία των ενημερώσεων κυκλοφοριακών συμβάντων που συγκεντρώνονται από διάφορες πηγές και για τον υπολογισμό και απεικόνιση της συνολικής κυκλοφοριακής κατάστασης στο οδικό δίκτυο μέσω της κατάλληλης γραφικής διεπαφής.
- Πρόβλεψη των κυκλοφοριακών συνθηκών (*Traffic prediction*). Η υπηρεσία αυτή παρέχεται από την Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα και είναι υπεύθυνη για την παραγωγή βραχυπρόθεσμων κυκλοφοριακών προβλέψεων με βάση το τρέχον πλαίσιο χρήσης, τα ιστορικά δεδομένα και τις διαθέσιμες κυκλοφοριακές ενημερώσεις.
- Διεπαφή της Κεντρικής Διαχειριστικής Πλατφόρμας προς τις υποδομές φόρτισης (*Interface to recharging infrastructure*). Η υπηρεσία αυτή υλοποιεί τη διεπαφή προς τα πληροφοριακά συστήματα που διαχειρίζονται τις υποδομές φόρτισης. Συγκεκριμένα, ανακτά τη διαθεσιμότητα των σταθμών φόρτισης και την προωθεί προς τα οχήματα, ενώ παράλληλα προωθεί τα αιτήματα των τελευταίων για κράτηση των διαθέσιμων θέσεων φόρτισης.
- Διαδικτυακός σχεδιασμός διαδρομής (*Web route planning*). Η υπηρεσία αυτή παρέχεται προς τους εγγεγραμμένους χρήστες του συστήματος EcoGem προκειμένου να μπορούν

να σχεδιάζουν εκ των προτέρων τις μετακινήσεις τους. Συγκεκριμένα, οι εγγεγραμμένοι χρήστες μπορούν μέσω οποιουδήποτε τερματικού (υπολογιστής, έξυπνο τηλέφωνο ή ταμπλέτα) να συνδεθούν στη διαδικτυακή εφαρμογή EcoGem, να σχεδιάσουν τις μελλοντικές διαδρομές τους και να προγραμματίσουν όλες τις απαιτούμενες στάσεις για επαναφόρτιση του οχήματός τους.

- Διαχείριση συστήματος (*System administration*). Μέσω της υπηρεσίας αυτής πραγματοποιούνται όλες οι λειτουργίες διαχείρισης του συστήματος, όπως η διάγνωση σφαλμάτων, η δημιουργία αντιγράφων ασφαλείας και οι εργασίες αναβάθμισης.
- Υπηρεσίες προστιθέμενης αξίας που εξυπηρετούν συγκεκριμένες εφαρμογές (*Application-specific value-added services*). Η πλατφόρμα EcoGem παρέχει τη δυνατότητα ενσωμάτωσης έξτρα υπηρεσιών, προκειμένου να ικανοποιηθούν οι επιπρόσθετες λειτουργικές απαιτήσεις συγκεκριμένων σεναρίων χρήσης. Για παράδειγμα, στην περίπτωση χρήσης του συστήματος EcoGem από μια εταιρεία ταξί ή από μια εταιρεία οχημάτων διανομής, μια έξτρα υπηρεσία διαχείρισης στόλου μπορεί να ενσωματωθεί εύκολα στην προτεινόμενη πλατφόρμα.

Προκειμένου να αναπτυχθεί περαιτέρω η αρχιτεκτονική της πλατφόρμας EcoGem, οι υπηρεσίες αυτές αναλύονται σε μια αλληλουχία διεργασιών (βέλη) και συμβάντων (ημικυλινδρικά σχήματα), η οποία απεικονίζεται στο Σχήμα 3-4. Οι διεργασίες και τα συμβάντα που λαμβάνουν χώρα στο σύστημα ADAS απεικονίζονται στο αριστερό τμήμα του σχήματος, ενώ αυτά που λαμβάνουν χώρα στην Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα απεικονίζονται στο δεξιό τμήμα αυτού.



Σχήμα 3-4. Αρχιτεκτονική της πλατφόρμας EcoGem – Διαργασίες και συμβάντα

Οι δύο βασικές διεργασίες του συστήματος ADAS, που ενεργοποιούνται μετά την αλληλεπίδραση με το χρήστη, σημειώνονται με κόκκινο πλαίσιο και είναι: η δρομολόγηση πριν την εκκίνηση της διαδρομής (*Pre-trip Routing*) και η υποβοήθηση του οδηγού κατά τη διάρκεια αυτής (*On-trip driver assistance*). Η διεργασία δρομολόγησης ενεργοποιείται με την εισαγωγή ενός νέου προορισμού, υπολογίζει τη βέλτιστη διαδρομή ανάλογα με το επιλεγμένο κριτήριο βελτιστοποίησης (ενεργειακά αποδοτική διαδρομή ή σύντομη διαδρομή ή ταχύτερη διαδρομή) και την προτείνει στον οδηγό. Με την αποδοχή της προτεινόμενης διαδρομής από τον οδηγό ενεργοποιείται η δεύτερη διεργασία (*On-trip driver assistance*), η οποία εκτελεί την πλοήγηση του οδηγού προς τον επιθυμητό προορισμό εφαρμόζοντας τόσο παραδοσιακές συναρτήσεις πλοήγησης (φωνητική καθοδήγηση κτλ.), όσο και νέες συναρτήσεις για τη διαρκή παρακολούθηση των κυκλοφοριακών συνθηκών και τη συνεχή αξιολόγηση της ικανότητας προσέγγισης του προορισμού.

Τα τρία βασικά συμβάντα που λαμβάνουν χώρα στο σύστημα ADAS και απεικονίζονται στο Σχήμα 3-4 είναι:

- Η ανάγκη φόρτισης της μπαταρίας (*battery recharge*). Το συμβάν αυτό ενεργοποιεί τη διεργασία κατάστρωσης του βέλτιστου πλάνου φόρτισης του οχήματος.
- Η ανίχνευση ενός οχήματος, επίσης, εξοπλισμένου με το σύστημα ADAS (*New EcoGem enabled vehicle in range*), η οποία εκκινεί τη διαδικασία συγχρονισμού μεταξύ των συστημάτων των δύο οχημάτων.
- Η ικανοποίηση των συνθηκών εκκίνησης συγχρονισμού (*Synch. Policy satisfied*) με την Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα. Οι συνθήκες αυτές μπορεί να είναι είτε η εκπνοή της χρονικής διάρκειας που έχει οριστεί ως η περίοδος συγχρονισμού, είτε η ανίχνευση κάποιου δικτύου ευρείας ζώνης με χαμηλό κόστος χρήσης (π.χ. WiFi).

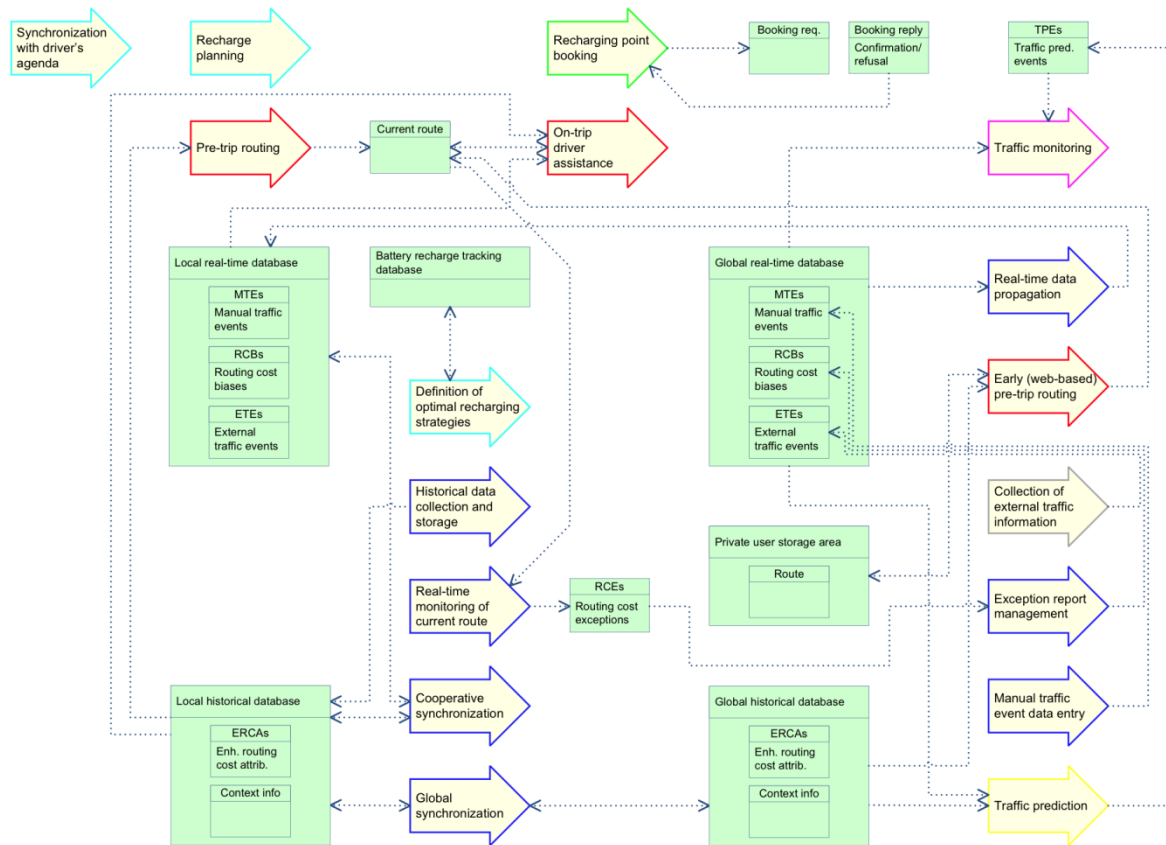
Τέλος, στην πλευρά του συστήματος ADAS απεικονίζονται και δύο επιπλέον διεργασίες (Σχήμα 3-4), οι οποίες δεν ενεργοποιούνται από κανένα συμβάν. Πρόκειται για τη διαδικασία συλλογής και αποθήκευσης ιστορικών δεδομένων (*Historical data collection and storage*) και για τη διαδικασία καταγραφής της τρέχουσας διαδρομής (*Real-time monitoring of current route*), οι οποίες τρέχουν στο παρασκήνιο καθ' όλη τη διάρκεια λειτουργίας του οχήματος.

Όσον αφορά την Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα, η βασικότερη διεργασία είναι η παρακολούθηση της κυκλοφορίας (*Traffic Monitoring*), η οποία απεικονίζει μέσω κατάλληλης διεπαφής τις τρέχουσες κυκλοφοριακές συνθήκες και την βραχυπρόθεσμη πρόβλεψή τους. Η απεικονιζόμενη πληροφορία προκύπτει ύστερα από την επεξεργασία των ενημερώσεων κυκλοφοριακών συμβάντων που φτάνουν τόσο από οχήματα εξοπλισμένα με το σύστημα ADAS, όσο και από εξωτερικούς παρόχους τέτοιων ενημερώσεων.

Η επεξεργασία αυτή πραγματοποιείται από τρεις διεργασίες που τρέχουν στο παρασκήνιο: τη διεργασία διαχείρισης έκτακτων αναφορών κυκλοφοριακών συμβάντων (*Exception Report Management*), τη διεργασία συλλογής ενημερώσεων για τις κυκλοφοριακές συνθήκες από τρίτους (*Collection of external traffic information*) και τη διεργασία μη αυτοματοποιημένης εισαγωγής ενημερώσεων στο σύστημα (*Manual traffic event data entry*). Τα παραγόμενα δεδομένα απεικόνισης της κυκλοφοριακής κατάστασης μεταδίδονται στη συνέχεια προς τα οχήματα μέσω της αντίστοιχης διεργασίας (*Real-time data propagation*). Παράλληλα, τα δεδομένα αυτά χρησιμοποιούνται μαζί με τα ιστορικά δεδομένα από τη διεργασία πρόβλεψης των κυκλοφοριακών συνθηκών (*Traffic prediction*), προκειμένου να γίνουν βραχυπρόθεσμες προβλέψεις της κυκλοφοριακής κατάστασης.

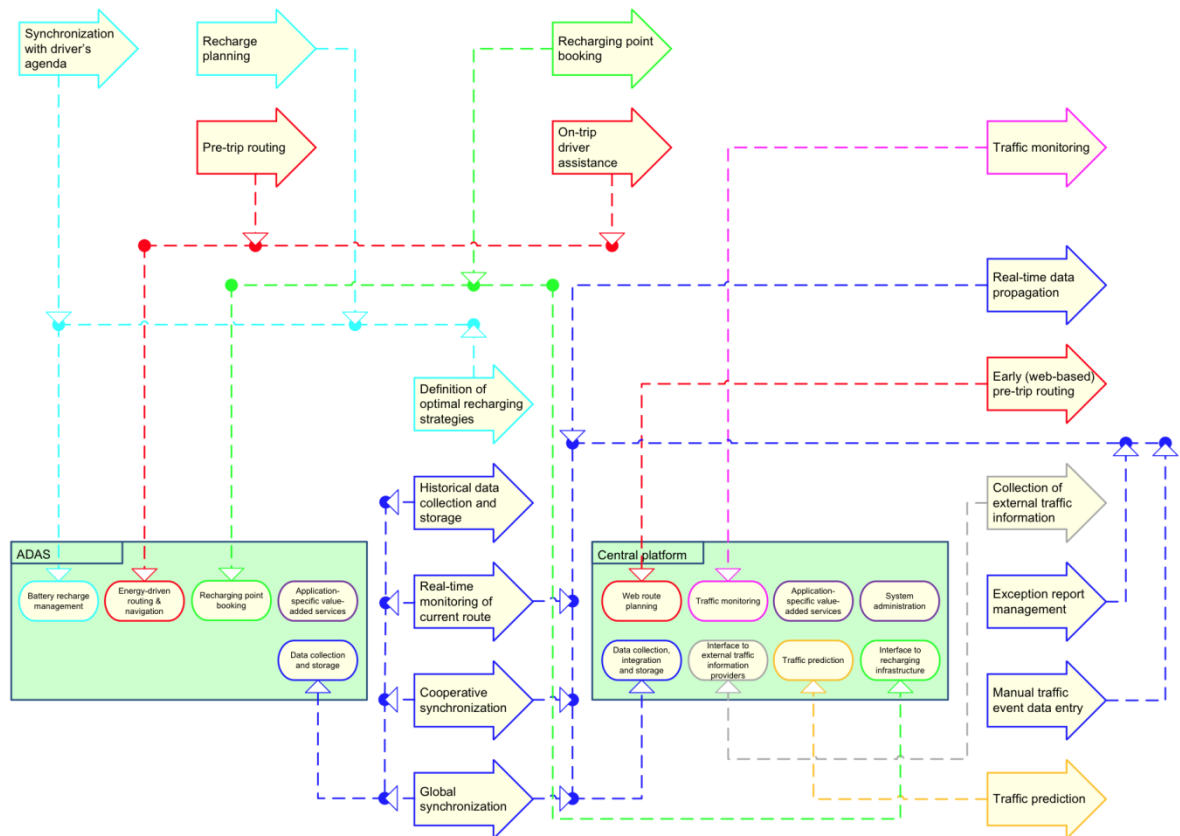
Στο διάγραμμα που απεικονίζεται στο Σχήμα 3-5 παρουσιάζονται τα βασικά αντικείμενα της αρχιτεκτονικής (δομές δεδομένων και αποθηκευτικές δομές) καθώς και η σχέση τους με τις διεργασίες του συστήματος. Για παράδειγμα, οι ενημερώσεις έκτακτων κυκλοφοριακών

συμβάντων χρησιμοποιούνται από τη διεργασία «*On-trip driver assistance*», αλλά όχι από τη διεργασία που υπολογίζει αρχικά τη βέλτιστη διαδρομή (*Pre-trip routing*). Αντίθετα, τα ιστορικά δεδομένα είναι διαθέσιμα και στις δύο αυτές διεργασίες.



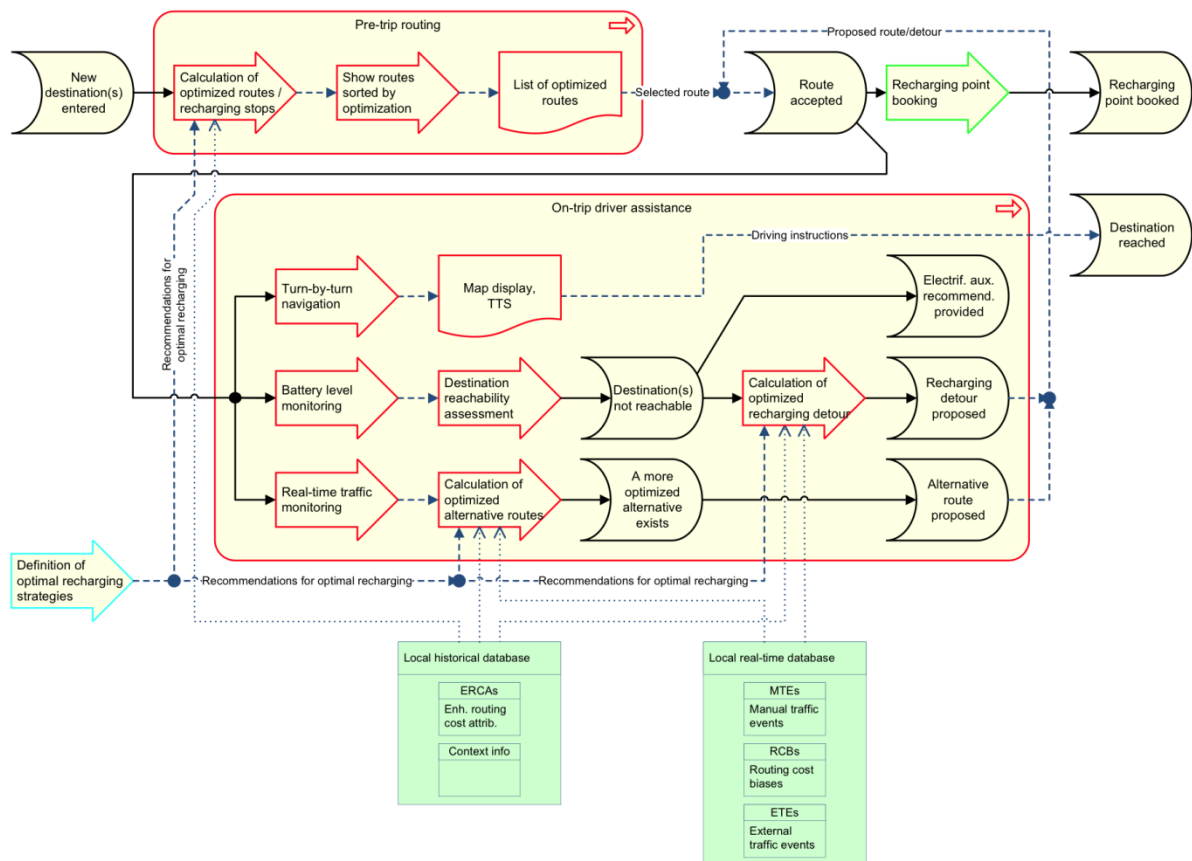
Σχήμα 3-5. Αρχιτεκτονική της πλατφόρμας EcoGem – Διεργασίες και αντίστοιχα αντικείμενα

Το Σχήμα 3-6 δείχνει τον τρόπο με τον οποίο οι διεργασίες που απεικονίζονται στο Σχήμα 3-4 υλοποιούν τις υπηρεσίες που περιγράφονται στο Σχήμα 3-3.



Σχήμα 3-6. Αρχιτεκτονική της πλατφόρμας EcoGem – Αντιστοίχιση Διεργασιών με Υπηρεσίες

Όλα τα προηγούμενα διαγράμματα απεικονίζουν τις βασικές οντότητες της αρχιτεκτονικής και τις μεταξύ τους αλληλεπιδράσεις. Στη συνέχεια, αναπτύσσονται λεπτομερώς οι δύο βασικές διεργασίες του συστήματος ADAS, δηλαδή η διεργασία *Pre-trip routing* και η διεργασία *On-trip driver assistance* (Σχήμα 3-7).



Σχήμα 3-7. Αρχιτεκτονική της πλατφόρμας EcoGem: αναλυτική περιγραφή των διαδικασιών δρομολόγησης και πλοήγησης

Η διεργασία «Pre-trip» routing είναι υπεύθυνη για τη δρομολόγηση του οχήματος. Με βάση την πρότερη εμπειρία και τις τρέχουσες κυκλοφοριακές συνθήκες η διεργασία αυτή υπολογίζει τη βέλτιστη (ως προς την κατανάλωση, το χρόνο ή την απόσταση) διαδρομή από την τρέχουσα θέση προς τον επιλεγμένο προορισμό. Στη συνέχεια, η βέλτιστη (ενεργειακά αποδοτικότερη, ταχύτερη ή συντομότερη) διαδρομή προβάλλεται στον οδηγό, ο οποίος καλείται να την επιλέξει ή να την απορρίψει.

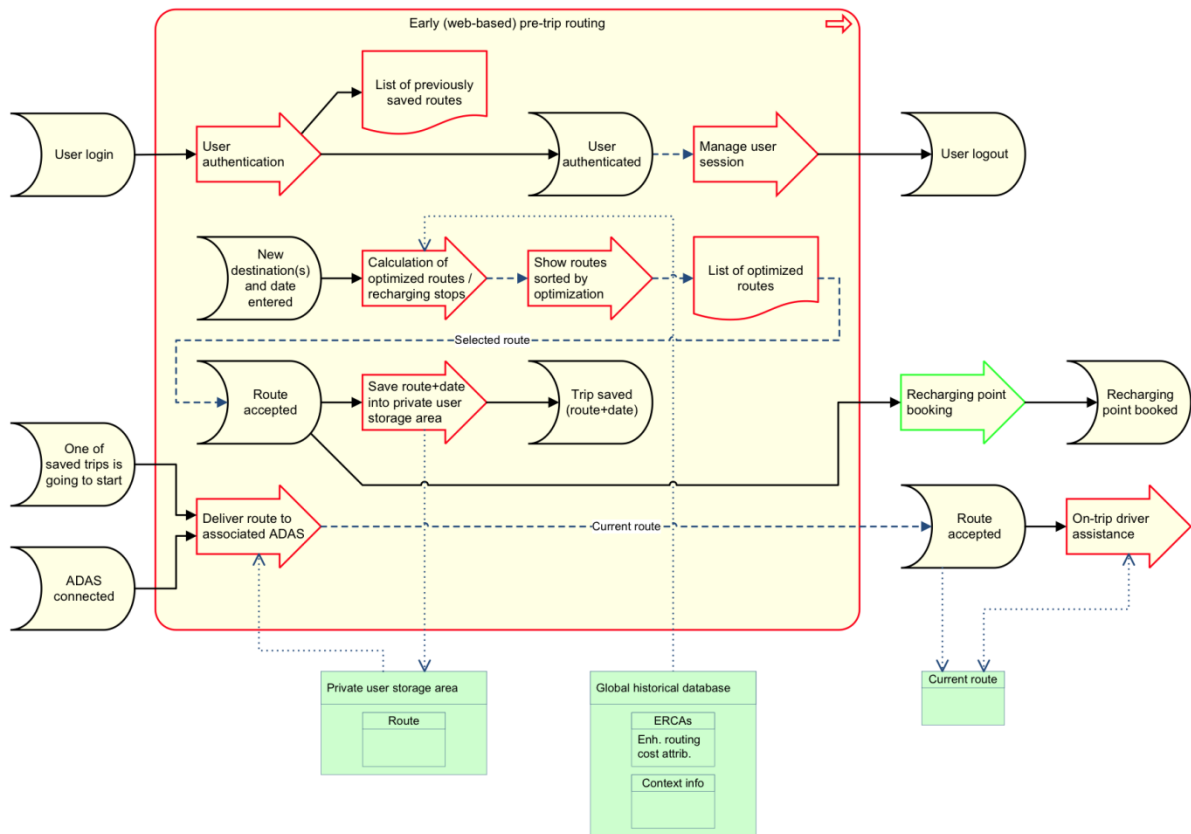
Η διεργασία On-trip driver assistance, από την άλλη, συνίσταται στις παρακάτω επιμέρους διεργασίες:

- Πλοήγηση (Turn-by-turn navigation): η διεργασία αυτή είναι υπεύθυνη για την πλοήγηση του οδηγού προς τον επιθυμητό προορισμό με τη βοήθεια οπτικών (τρέχουσα θέση στο χάρτη, 2D/3D απεικόνιση, σύμβολο επόμενης ενέργειας, επιλογή λωρίδας, σημεία ενδιαφέροντος κτλ.) και φωνητικών ενδείξεων.
- Εποπτεία της στάθμης της μπαταρίας (Battery level monitoring), αξιολόγηση της ικανότητας προσέγγισης του προορισμού (Destination reachability assessment), υπολογισμός του βέλτιστου πλάνου φόρτισης (Calculation of optimized recharging detour). Πρόκειται για μια ακολουθία διεργασιών, οι οποίες ανάλογα με το αποτέλεσμα

των υπολογισμών τους μπορούν να ενεργοποιήσουν ή όχι την επόμενη διεργασία. Έτσι, η ανάκτηση της τρέχουσας στάθμης της μπαταρίας από την πρώτη διεργασία ενεργοποιεί τη δεύτερη, η οποία ελέγχει εάν ο επιλεγμένος προορισμός είναι προσεγγίσιμος με βάση τα τρέχοντα ενεργειακά αποθέματα και την επιλεγμένη διαδρομή. Σε περίπτωση που ο προορισμός δεν είναι προσεγγίσιμος, ενεργοποιείται η διεργασία υπολογισμού του βέλτιστου πλάνου φόρτισης. Παράλληλα, διεγείρεται και μία άλλη δευτερεύουσα διεργασία (*Electrified Auxiliaries Recommendations*), η οποία συστήνει στον οδηγό τον περιορισμό της ενεργειακής κατανάλωσης μέσω της κατάλληλης χρήσης των ηλεκτρικών υποσυστημάτων του οχήματος (για παράδειγμα φώτα, θέρμανση, κλιματισμός, ραδιόφωνο).

- Εποπτεία της κυκλοφοριακής κατάστασης σε πραγματικό χρόνο (*Real-time traffic monitoring*), υπολογισμός βέλτιστων εναλλακτικών διαδρομών (*Calculation of optimized alternative routes*). Σε περίπτωση που η πρώτη από αυτές τις δύο διεργασίες διαπιστώσει ότι κάποιο κυκλοφοριακό συμβάν επηρεάζει σημαντικά κάποιο τμήμα της υπολειπόμενης διαδρομής μέχρι τον προορισμό, ενεργοποιεί τη δεύτερη. Η δεύτερη διεργασία υπολογίζει κάποιες εναλλακτικές διαδρομές και συγκρίνει τα κόστη τους σε σχέση με το κόστος της αρχικής διαδρομής. Εάν, λοιπόν, προκύψει ότι κάποια από τις εναλλακτικές διαδρομές έχει μικρότερο κόστος σε σχέση με την τρέχουσα, τότε το σύστημα προτείνει στον οδηγό να επιλέξει την εναλλακτική διαδρομή.

Όσον αφορά την Κεντρική Διαχειριστική Πλατφόρμα, η βασικότερη διεργασία είναι η διεργασία πραγματοποίησης δρομολόγησης σε προγενέστερο χρόνο μέσω διαδικτύου (*Early (web-based) pre-trip routing*). Η διαδικασία αυτή περιγράφεται στο Σχήμα 3-8.



Σχήμα 3-8. Αρχιτεκτονική της πλατφόρμας EcoGem: αναλυτική περιγραφή της διαδικασίας δρομολόγησης σε προγενέστερο χρόνο μέσω διαδικτύου

Οι υπολογισμοί που εκτελούνται από τη διεργασία αυτή είναι παρόμοιοι με αυτούς που περιγράφονται στο Σχήμα 3-7. Η μόνη διαφορά παρατηρείται στο σημείο που ο χρήστης καλείται να αποδεχτεί την προτεινόμενη διαδρομή. Συγκεκριμένα, στην περίπτωση αυτή η επιλεγείσα διαδρομή δεν εκτελείται άμεσα, αλλά αποθηκεύεται προσωρινά στο λογαριασμό του χρήστη στο σύστημα μαζί με την αναμενόμενη ώρα πραγματοποίησής της. Μια άλλη διεργασία του συστήματος ελέγχει περιοδικά αυτές τις αποθηκευμένες διαδρομές και αποστέλλει αυτόματα στο σύστημα ADAS, στο οποίο έχει εισέλθει ο χρήστης (logged-in), τη διαδρομή που είχε υπολογίσει διαδικτυακά.

3.4 Ανάλυση «Υπηρεσίας Δρομολόγησης βάσει Ενεργειακού Κόστους» – Μονάδες Εφαρμογής

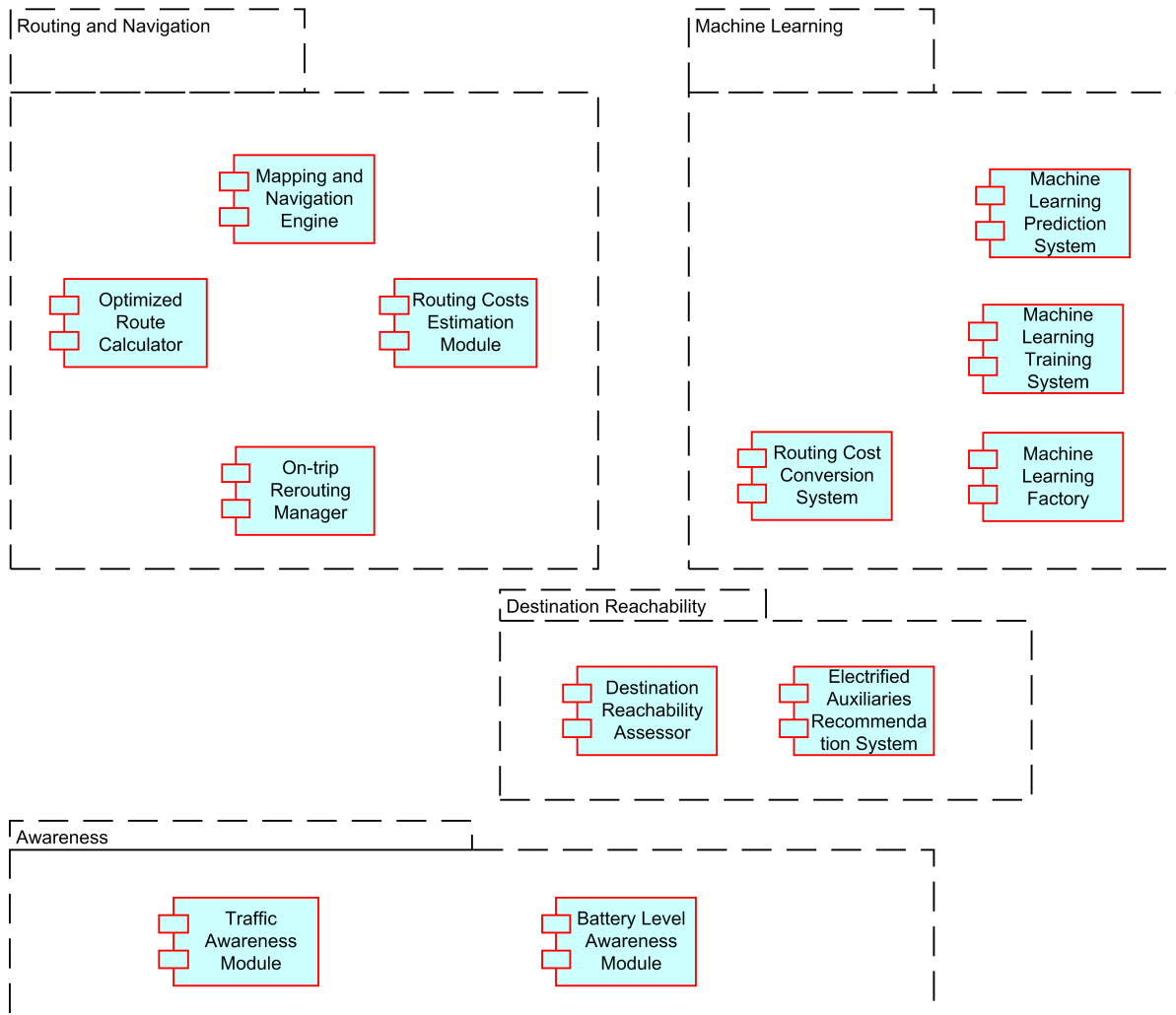
3.4.1 Εισαγωγή

Η υπηρεσία δρομολόγησης βάσει ενεργειακού κόστους ενσωματώνει την εξής λειτουργικότητα:

- Παρέχει στον οδηγό τη δυνατότητα ενεργειακά αποδοτικής δρομολόγησης. Εκμεταλλευόμενη τις δυνατότητες που παρέχουν οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης χρησιμοποιεί τις στατικές πληροφορίες των σύγχρονων ψηφιακών χαρτών και τη συλλεχθείσα εμπειρία των οχημάτων και υπολογίζει την ενεργειακά αποδοτικότερη διαδρομή με βάση την τρέχουσα διαμόρφωση του πλαισίου χρήσης.
- Καθοδηγεί τον οδηγό προς τον επιθυμητό προορισμό παρέχοντας τυποποιημένες οδηγίες πλοήγησης.
- Εποπτεύει διαρκώς τις κυκλοφοριακές συνθήκες κατά μήκος της τρέχουσας διαδρομής και υπολογίζει εναλλακτικές διαδρομές σε περίπτωση που ανιχνευθεί κάποιο σημαντικό πρόβλημα.
- Εποπτεύει διαρκώς τη στάθμη της μπαταρίας και εκτιμά την απόσταση που μπορεί να διανυθεί με την εναπομείνουσα ενέργεια. Η ακρίβεια της εκτίμησης είναι πολύ σημαντική, διότι διασφαλίζει την άφιξη στον προορισμό.
- Σε περίπτωση που διαπιστωθεί ότι ο προορισμός δεν είναι προσεγγίσιμος με βάση την εναπομείνουσα ενέργεια, υπολογίζει μια εναλλακτική διαδρομή προς ένα σταθμό φόρτισης λαμβάνοντας υπόψιν τη θέση του τελικού προορισμού, την εναπομείνουσα ενέργεια και τη διαθεσιμότητα του σταθμού φόρτισης.

Προκειμένου να υλοποιηθεί η υπηρεσία δρομολόγησης βάσει ενεργειακού κόστους, πρέπει να σχεδιαστούν και να αναπτυχθούν οι κατάλληλες μονάδες εφαρμογής. Με βάση τις λειτουργίες που αναφέρθηκαν παραπάνω, ορίζουμε τέσσερις ομάδες μονάδων εφαρμογής (Σχήμα 3-9):

- *Μονάδες δρομολόγησης και πλοήγησης (Routing and Navigation)*: φροντίζουν για τον υπολογισμό των ενεργειακά βέλτιστων διαδρομών και την παροχή οδηγιών πλοήγησης στον οδηγό.
- *Μονάδες μηχανικής μάθησης (Machine Learning)*: επιτελούν όλες τις λειτουργίες που σχετίζονται με την εφαρμογή μηχανικής μάθησης.
- *Μονάδες αξιολόγησης της ικανότητας προσέγγισης του προορισμού (Destination Reachability)*: είναι επιφορτισμένες με την εργασία της συνεχούς αξιολόγησης της ενεργειακής επάρκειας του οχήματος για την προσέγγιση του επιθυμητού προορισμού καθώς και με την παροχή συστάσεων για την ελαχιστοποίηση της τρέχουσας ενεργειακής κατανάλωσης.
- *Μονάδες επίγνωσης (Awareness)*: εποπτεύουν τις κυκλοφοριακές συνθήκες κατά μήκος της τρέχουσας διαδρομής και την στάθμη της μπαταρίας.



Σχήμα 3-9. Ομαδοποίηση των μονάδων εφαρμογής της «Υπηρεσίας Δρομολόγησης βάσει Ενεργειακού Κόστους» ανάλογα με τις επιτελούμενες λειτουργίες

Στο Σχήμα 3-9 ορίζονται, επίσης, οι επί μέρους μονάδες εφαρμογής καθεμίας από τις τέσσερις ομάδες που αναφέρθηκαν παραπάνω. Συγκεκριμένα, πρόκειται για τις:

Routing and Navigation

- *Μονάδα υπολογισμού βέλτιστων διαδρομών (Optimized Route Calculator):* υπολογίζει τη βέλτιστη διαδρομή προς έναν προορισμό με βάση τις εκτιμήσεις των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Υλοποιεί την εξής λειτουργία:
 - *Υπολογισμός βέλτιστης διαδρομής (Optimized route calculation service)*
- *Μονάδα εκτίμησης του κόστους δρομολόγησης (Routing Costs Estimation Module):* εκτιμά το ενεργειακό κόστος κάθε οδικής ζεύξης εφαρμόζοντας τεχνικές μηχανικής μάθησης. Υλοποιεί την εξής λειτουργία:
 - *Εκτίμηση κόστους οδικής ζεύξης (Road segment costs estimation service)*

- *Μονάδα αναδρομολόγησης (On-trip Rerouting Manager)*: διαχειρίζεται και προωθεί αιτήματα αναδρομολόγησης. Υλοποιεί τις εξής λειτουργίες:
 - *Διαχείριση αιτήματος αναδρομολόγησης (Rerouting request handling service)*
 - *Διαχείριση αιτήματος φόρτισης (Recharging stop request handling service)*
- *Μονάδα διεπαφής χρήστη (Mapping and Navigation Engine)*: παρέχει τη δυνατότητα αλληλεπίδρασης με το σύστημα καθώς και φωνητικές και οπτικές οδηγίες πλοήγησης στον οδηγό. Υλοποιεί τις εξής λειτουργίες:
 - *Ειδοποίηση εισόδου σε νέα οδική ζεύξη (Road segment signaling service)*
 - *Καταγραφή διαδρομής (Route tracking service)*
 - *Προβολή οπτικών μηνυμάτων (Message display service)*
 - *Πλοήγηση (Navigation service)*

Machine Learning

- *Μονάδα σχηματισμού δικτύων μηχανικής μάθησης (Machine-Learning Factory)*: επεξεργάζεται τα αιτήματα ανάκτησης δικτύων μηχανικής μάθησης και, εφόσον τα ζητούμενα δίκτυα υπάρχουν στη βάση δεδομένων, επιστρέφει τη δομή τους. Διαφορετικά φροντίζει για τον σχηματισμό τους. Υλοποιεί την εξής λειτουργία:
 - *Ανάκτηση δικτύων μηχανικής μάθησης (Machine-learning engine extraction service)*
- *Μονάδα εκπαίδευσης δικτύων μηχανικής μάθησης (Machine-Learning Training System)*: εκπαιδεύει τα δίκτυα μηχανικής μάθησης. Υλοποιεί την εξής λειτουργία:
 - *Εκπαίδευση δικτύων μηχανικής μάθησης (Machine-learning training service)*
- *Μονάδα πρόβλεψης (Machine-Learning Prediction System)*: εκτιμά το ενεργειακό κόστος μιας οδικής ζεύξης με χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης. Υλοποιεί την εξής λειτουργία:
 - *Πρόβλεψη βάσει τεχνικών μηχανικής μάθησης (Machine-learning prediction service)*
- *Μονάδα κανονικοποίησης ενεργειακού κόστους (Routing Cost Conversion System)*: μετατρέπει την μετρηθείσα κατανάλωση κατά μήκος μιας οδικής ζεύξης στην αντίστοιχη κανονικοποιημένη τιμή και το αντίστροφο. Υλοποιεί τις εξής λειτουργίες:
 - *Κανονικοποίηση ενεργειακού κόστους (Actual-to-normalized cost conversion service)*
 - *Εξαγωγή πραγματικού ενεργειακού κόστους από την κανονικοποιημένη τιμή (Normalized-to-actual cost conversion service)*

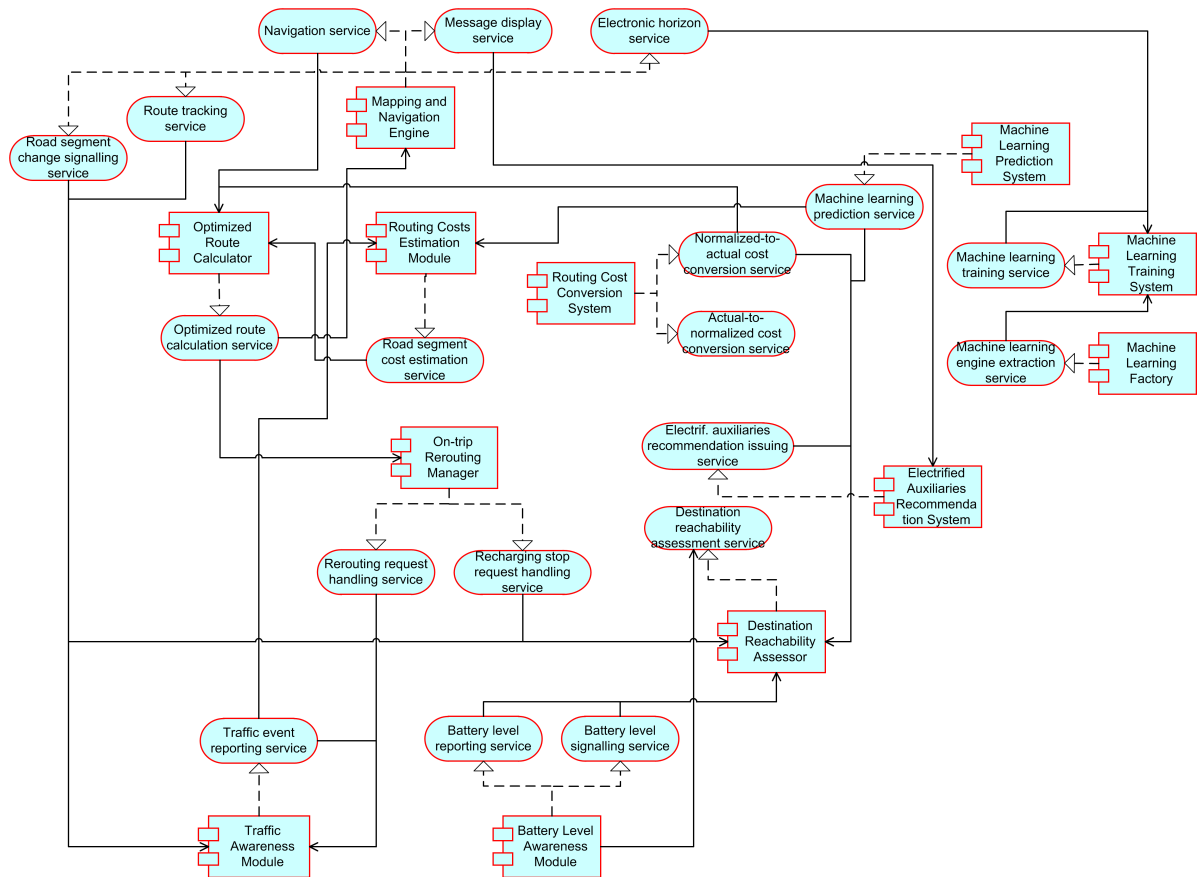
Destination Reachability

- *Μονάδα αξιολόγησης ικανότητας προσέγγισης του προορισμού (Destination Reachability Assessor):* εκτιμά το κατά πόσο ο προορισμός είναι προσεγγίσιμος με βάση την εναπομείνουσα ενέργεια. Υλοποιεί την εξής λειτουργία:
 - *Αξιολόγηση ικανότητας προσέγγισης του προορισμού (Destination reachability assessment service)*
- *Μονάδα έκδοσης συστάσεων εξοικονόμησης ενέργειας (Electrified Auxiliaries Recommendation System):* κάνει συστάσεις στον οδηγό σε περίπτωση ανάγκης σχετικά με τη χρήση των ηλεκτρικών βοηθητικών συστημάτων του οχήματος προκειμένου να επιτευχθεί εξοικονόμηση ενέργειας. Υλοποιεί την εξής λειτουργία:
 - *Έκδοση συστάσεων εξοικονόμησης ενέργειας (Electrified auxiliaries recommendation issuing service)*

Awareness

- *Μονάδα επίγνωσης κυκλοφοριακής κίνησης (Traffic Awareness Module):* εποπτεύει την κυκλοφοριακή κίνηση κατά μήκος της τρέχουσας διαδρομής. Υλοποιεί την εξής λειτουργία:
 - *Ενημέρωση κυκλοφοριακών συμβάντων (Traffic event reporting service)*
- *Μονάδα επίγνωσης της στάθμης φόρτισης (Battery Level Awareness Module):* είναι υπεύθυνη για την εποπτεία της στάθμης φόρτισης και την ενημέρωση του οδηγού. Υλοποιεί τις εξής λειτουργίες:
 - *Αναφορά της τρέχουσας στάθμης φόρτισης της μπαταρίας (Battery level reporting service)*
 - *Προειδοποίηση μειωμένης στάθμης φόρτισης της μπαταρίας (Battery level signalling service)*

Στο Σχήμα 3-10 απεικονίζεται αναλυτικά το επίπεδο εφαρμογής (*application layer*) της υπηρεσίας δρομολόγησης βάσει ενεργειακού κόστους. Συγκεκριμένα, παρουσιάζονται τόσο οι μονάδες εφαρμογής της υπηρεσίας αυτής, όσο και οι λειτουργίες που παρέχονται και καταναλώνονται από τις μονάδες αυτές. Παρέχεται, δηλαδή, μία εποπτική εικόνα της διασύνδεσης των μονάδων εφαρμογής της υπηρεσίας αυτής.



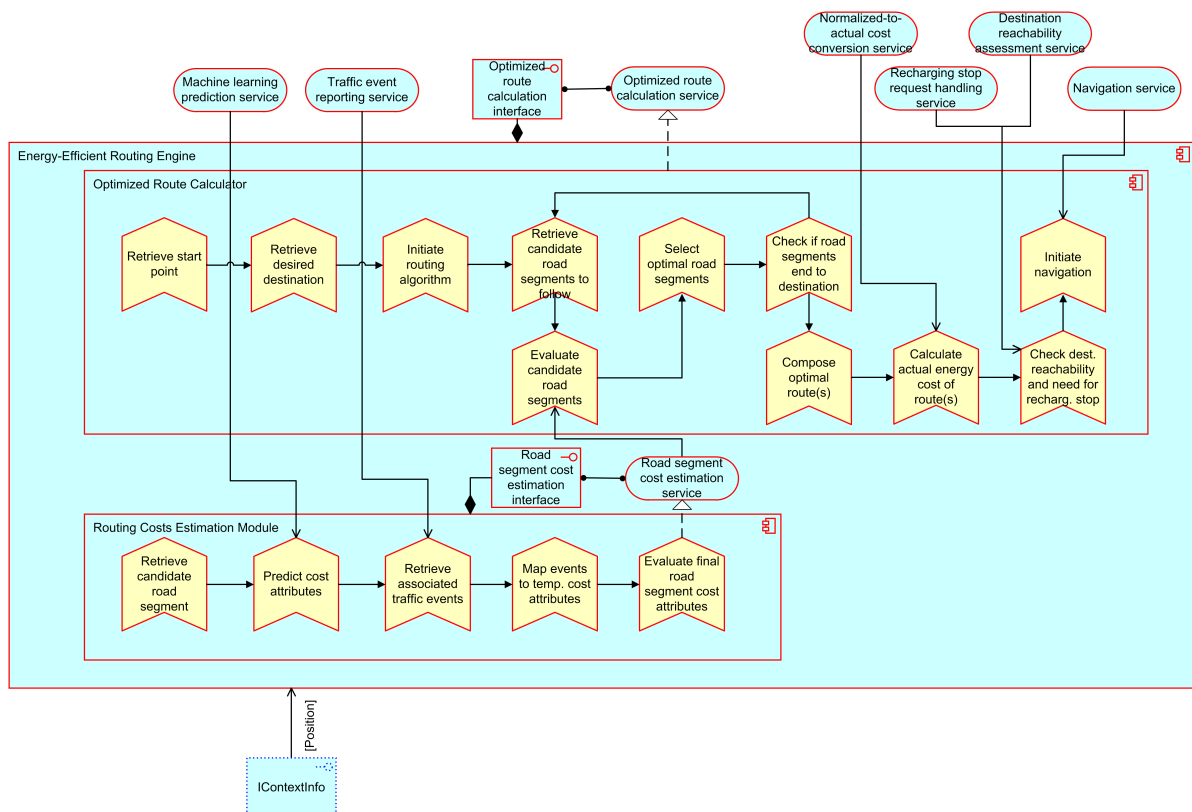
Σχήμα 3-10. Αναλυτική παρουσίαση του στρώματος εφαρμογής της υπηρεσίας δρομολόγησης βάσει ενεργειακού κόστους

Λόγω των πολλαπλών διασυνδέσεων μεταξύ των μονάδων εφαρμογής (Σχήμα 3-10), επιλέγεται να παρουσιαστεί στη συνέχεια κάθε μονάδα χωριστά, ώστε να αναλυθούν καλύτερα οι λειτουργίες τους.

3.4.2 Μηχανισμός Βέλτιστης Ενεργειακά Δρομολόγησης

Ο μηχανισμός αυτός (*energy-efficient routing engine*) ενσωματώνει δύο από τις μονάδες εφαρμογής που αναφέρθηκαν παραπάνω: τη μονάδα υπολογισμού βέλτιστων διαδρομών (*optimized route calculator*) και τη μονάδα εκτίμησης του κόστους δρομολόγησης (*routing costs estimation module*). Το Σχήμα 3-11 παρουσιάζει τις λειτουργίες που επιτελούν αυτές οι δύο μονάδες, καθώς και τις διεπαφές που χρησιμοποιούν ή παρέχουν. Η μονάδα υπολογισμού βέλτιστων διαδρομών είναι υπεύθυνη για την εύρεση της βέλτιστης διαδρομής από την τρέχουσα θέση (ανακτάται μέσω της διεπαφής *IContextInfo*) προς τον επιλεγμένο προορισμό χρησιμοποιώντας τις εκτιμήσεις των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης σχετικά με το ενεργειακό κόστος κάθε διαδρομής. Οι εκτιμήσεις του ενεργειακού κόστους των διαδρομών πραγματοποιούνται από τη μονάδα εκτίμησης του κόστους δρομολόγησης, η

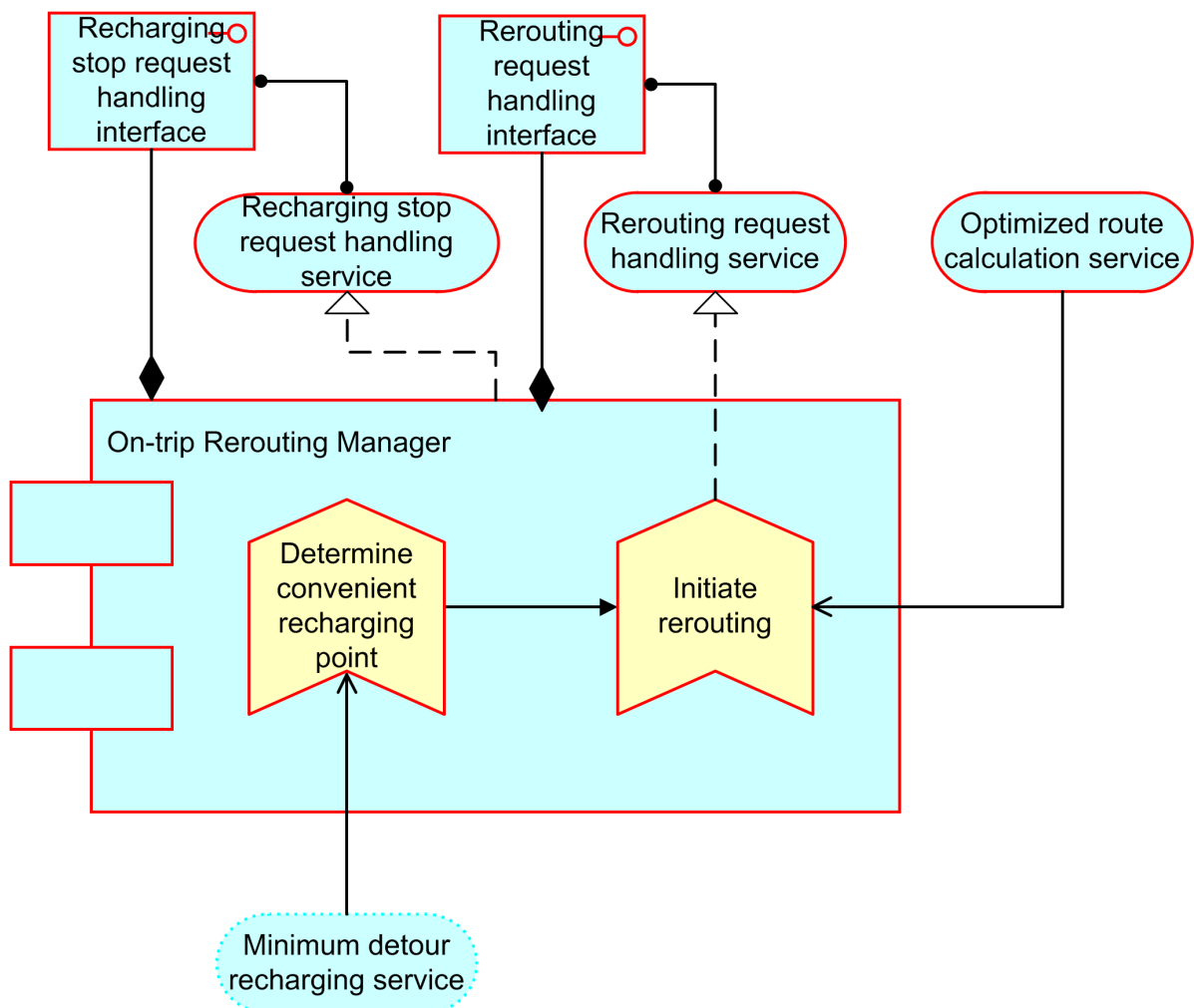
οποία συνυπολογίζει στο κόστος που προκύπτει από τους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης και αυτό που οφείλεται σε πιθανά κυκλοφοριακά συμβάντα. Για το λόγο αυτό, η μονάδα εκτίμησης του κόστους δρομολόγησης χρησιμοποιεί τόσο τη λειτουργία προβλέψεων βάσει τεχνικών μηχανικής μάθησης, όσο και τη λειτουργία ενημέρωσης για κυκλοφοριακά συμβάντα, ενώ παρέχει τα εκτιμώμενα κόστη μέσω της διεπαφής εκτιμήσεων του ενεργειακού κόστους των οδικών ζεύξεων. Μετά την εύρεση της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής, ακολουθεί η εξαγωγή της πραγματικής τιμής του ενεργειακού της κόστους από την κανονικοποιημένη τιμή με χρήση της αντίστοιχης διεπαφής (*Normalized-to-actual cost conversion service*). Η τιμή αυτή χρησιμοποιείται στη συνέχεια για την αξιολόγηση της ικανότητας προσέγγισης του προορισμού, ενώ σε περίπτωση που εκτιμηθεί ότι ο προορισμός δεν είναι προσεγγίσιμος, εκδίδεται αίτημα για στάση φόρτισης, το οποίο διαχειρίζεται η αντίστοιχη διεπαφή (*Recharging stop request handling service*). Αντίθετα, εάν η εναπομείνουσα ενέργεια επαρκεί για την μετακίνηση μέχρι τον επιθυμητό προορισμό, ενεργοποιείται η λειτουργία της πλοήγησης (*navigation service*), η οποία καθοδηγεί το χρήστη κατά μήκος της επιλεγμένης διαδρομής.



Σχήμα 3-11. Μηχανισμός βέλτιστης ενεργειακά δρομολόγησης – λειτουργίες και διεπαφές

3.4.3 Μονάδα Αναδρομολόγησης

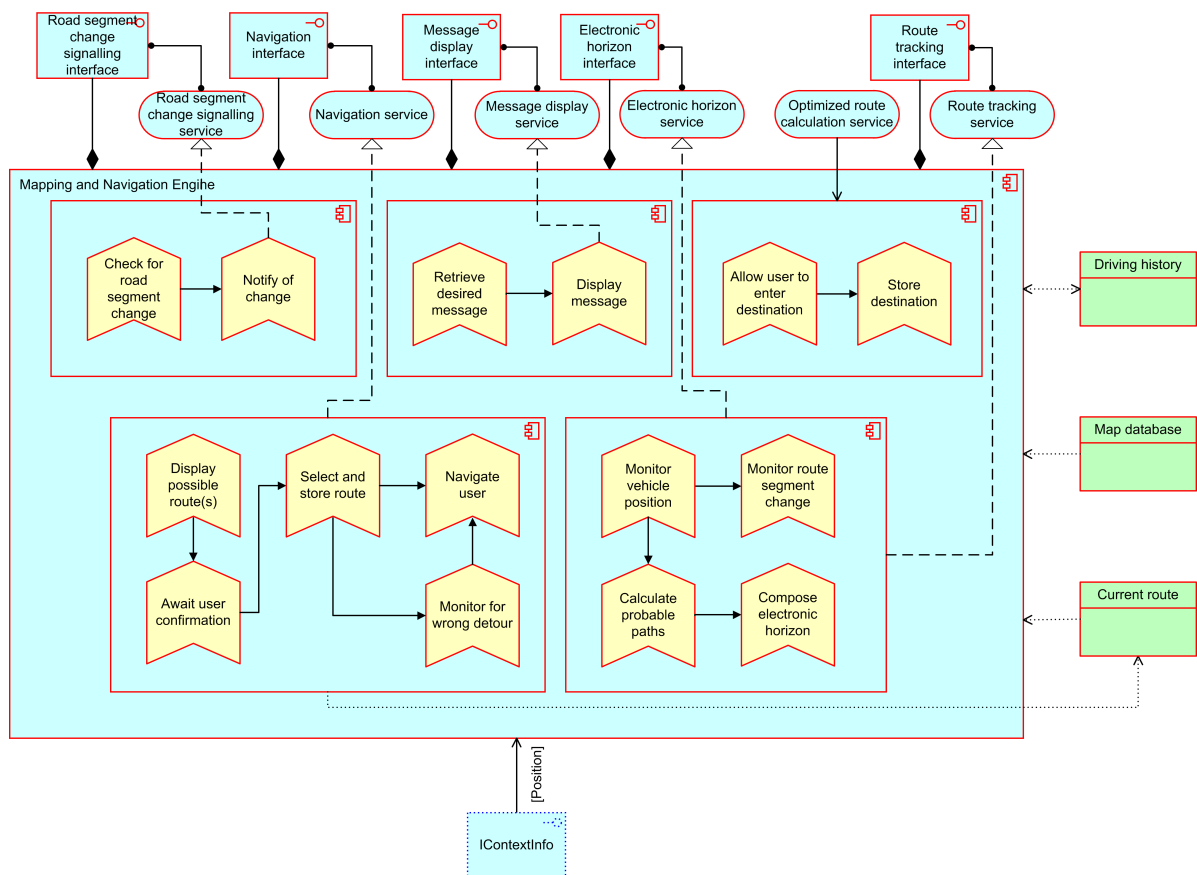
Η μονάδα αναδρομολόγησης (Σχήμα 3-12) είναι υπεύθυνη για τη διαχείριση και προώθηση των αιτήσεων αναδρομολόγησης. Πρόκειται για μια μονάδα εφαρμογής με δευτερεύοντα ρόλο, η οποία λαμβάνει τα αιτήματα για στάση φόρτισης (μέσω της διεπαφής *Recharging stop request handling*), βρίσκει το πιο βολικό σταθμό φόρτισης (χρησιμοποιώντας τη λειτουργία *Minimum detour recharging*) και ενεργοποιεί τον υπολογισμό της βέλτιστης διαδρομής προς αυτόν (χρησιμοποιώντας τη λειτουργία *Optimised route calculation*). Επιπρόσθετα, η μονάδα αυτή μπορεί να δεχτεί γενικά αιτήματα αναδρομολόγησης (μέσω της διεπαφής *Rerouting request handling*), τα οποία και προωθεί στη διεπαφή *υπολογισμού βέλτιστης διαδρομής*.



Σχήμα 3-12. Μονάδα αναδρομολόγησης – λειτουργίες και διεπαφές

3.4.4 Μονάδα Διεπαφής Χρήστη

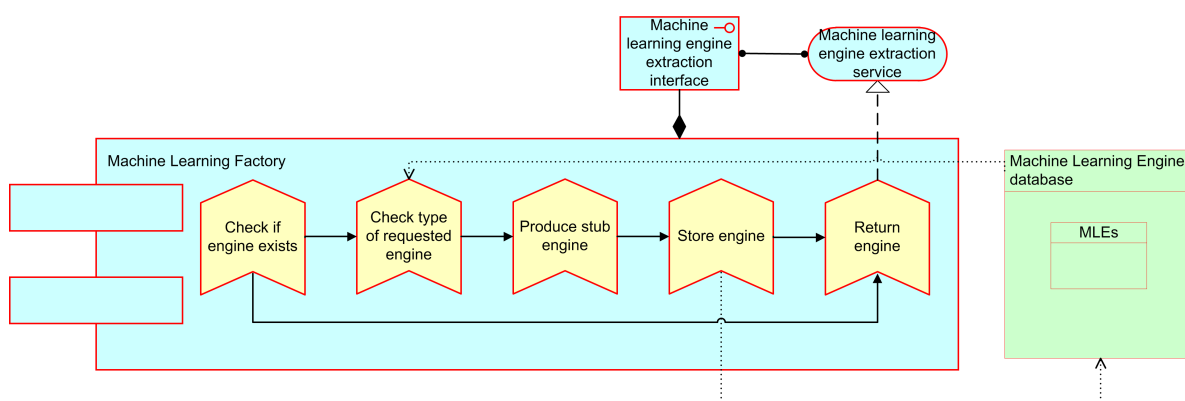
Η μονάδα διεπαφής χρήστη (Σχήμα 3-13) εξασφαλίζει τη δυνατότητα αλληλεπίδρασης του χρήστη με το σύστημα και ταυτόχρονα του παρέχει οδηγίες πλοήγησης, καθώς και διάφορες άλλες πληροφορίες (π.χ. ενημέρωση για κυκλοφοριακά συμβάντα). Συγκεκριμένα, η μονάδα αυτή επιτρέπει στο χρήστη να εισάγει τον επιθυμητό προορισμό (η τρέχουσα θέση ανακτάται μέσω της διεπαφής *IContextInfo*) και να ενεργοποιεί τη λειτουργία υπολογισμού βέλτιστης διαδρομής. Τα αποτελέσματα αυτών των υπολογισμών προβάλλονται στη συνέχεια στο χρήστη, ο οποίος καλείται να επιλέξει μία από τις προτεινόμενες διαδρομές. Μόλις ολοκληρωθεί η διαδικασία της επιλογής, ενεργοποιείται η διαδικασία πλοήγησης και η μονάδα αναλαμβάνει την πλοήγηση του χρήστη κατά μήκος της επιλεγμένης διαδρομής. Μέσω της λειτουργίας προβολής οπτικών μηνυμάτων παρέχεται η δυνατότητα προβολής παραμετροποιήσιμων μηνυμάτων και ειδοποιήσεων στον οδηγό οποτεδήποτε κριθεί αναγκαίο. Τέλος, η συγκεκριμένη μονάδα φροντίζει για την ανάκτηση και απεικόνιση των δεδομένων των σύγχρονων ψηφιακών χαρτών στην οθόνη, ενώ ταυτόχρονα υλοποιεί και τη λειτουργία *ειδοποίησης εισόδου σε νέα οδική ζεύξη* μέσω της εφαρμογής κατάλληλων τεχνικών εύρεσης της τρέχουσας θέσης στο χάρτη (map matching techniques).



Σχήμα 3-13. Μονάδα διεπαφής χρήστη – λειτουργίες και διεπαφές

3.4.5 Μονάδα Σχηματισμού Δικτύων Μηχανικής Μάθησης

Η μονάδα *σχηματισμού δικτύων μηχανικής μάθησης* εξυπηρετεί τις αιτήσεις ανάκτησης των δικτύων μηχανικής μάθησης. Συγκεκριμένα, μετά τη λήψη ενός αιτήματος, η μονάδα αναζητά το δίκτυο στη βάση δεδομένων χρησιμοποιώντας το αναγνωριστικό (id) της οδικής ζεύξης. Σε περίπτωση που δεν υπάρχει εκπαιδευμένο δίκτυο για τη συγκεκριμένη οδική ζεύξη στη βάση δεδομένων, η μονάδα εφαρμογής φροντίζει για τον σχηματισμό του. Η λειτουργία αυτή παρέχεται μέσω της διεπαφής *Machine-learning engine extraction*.

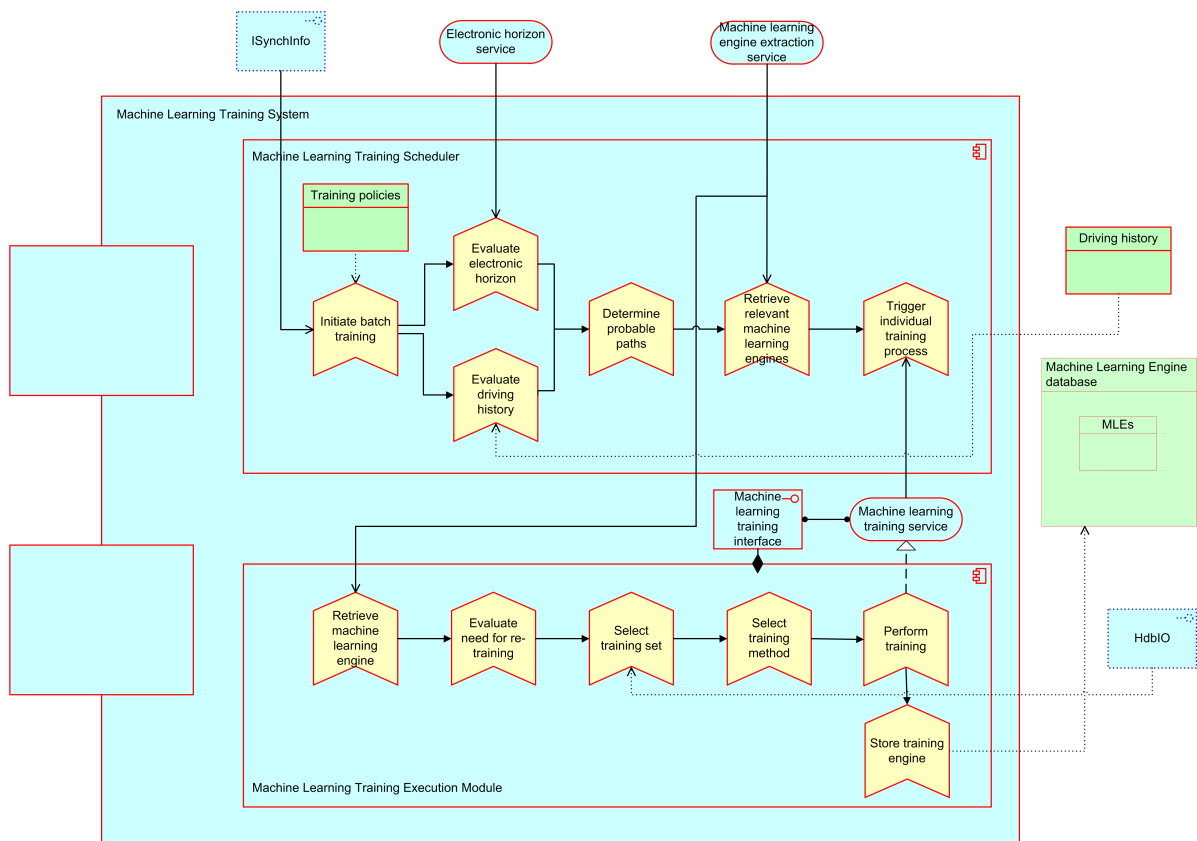


Σχήμα 3-14. Μονάδα παραγωγής δικτύων μηχανικής μάθησης – λειτουργίες και διεπαφές

3.4.6 Μονάδα Εκπαίδευσης Δικτύων Μηχανικής Μάθησης

Στόχος της μονάδας αυτής είναι η εκπαίδευση των δικτύων μηχανικής μάθησης χρησιμοποιώντας τη συλλεχθείσα εμπειρία, ώστε να καταστούν ικανά να προβλέψουν το ενεργειακό κόστος των οδικών ζεύξεων. Βέβαια, προκειμένου το σύστημα να είναι διαρκώς ενημερωμένο πρέπει τα δίκτυα να επανεκπαιδεύονται μετά την απόκτηση νέας εμπειρίας. Για το λόγο αυτό η μονάδα αυτή διασπάται σε δύο υπομονάδες (Σχήμα 3-15), τη μονάδα *χρονοπρογραμματισμού εκπαίδευσης* (*Machine-Learning Training Scheduler*) και τη μονάδα *εκπαίδευσης* (*Machine-Learning Training Execution Module*). Η πρώτη είναι υπεύθυνη για τον προγραμματισμό των συνόδων εκπαίδευσης (training sessions) και την εφαρμογή των καθορισμένων πολιτικών εκπαίδευσης (training policies). Οι πολιτικές αυτές ορίζουν τόσο τη συχνότητα της διαδικασίας της εκπαίδευσης (π.χ. περιοδικά ή μετά την απόκτηση νέας εμπειρίας), όσο και τις συνθήκες που πρέπει να ισχύουν για να επιτρέπεται η διαδικασία αυτή (π.χ. το όχημα πρέπει να είναι συνδεδεμένο σε παροχή τροφοδοσίας (plugged-in) ή η στάθμη φόρτισης δεν πρέπει να είναι κάτω από ένα όριο ή η διαδικασία επιτρέπεται κατά τη

διάρκεια της νύχτας). Επίσης, κατά τον προγραμματισμό της εκπαίδευσης μπορεί να λαμβάνονται υπόψιν και διάφορες προτεραιότητες (π.χ. η σειρά εκπαίδευσης των δικτύων καθορίζεται με βάση την επισκεψιμότητα των αντίστοιχων οδικών ζεύξεων). Στην περίπτωση αυτή χρησιμοποιείται και η λειτουργία του ηλεκτρονικού ορίζοντα (*electronic horizon service*), η οποία επιστρέφει τις οδικές ζεύξεις που είναι πιθανότερο να επισκεφτεί το όχημα με βάση τα στατιστικά των πιο πρόσφατων διαδρομών. Όταν, λοιπόν, η μονάδα *Machine Learning Training Scheduler* αξιολογήσει ότι πρέπει να ξεκινήσει η διαδικασία της εκπαίδευσης, τότε καλείται η λειτουργία *Machine-learning engine extraction service* για την ανάκτηση του προς εκπαίδευση δικτύου μηχανικής μάθησης. Η εκπαίδευση των δικτύων μηχανικής μάθησης πραγματοποιείται από την υπομονάδα *εκπαίδευσης*, η οποία καλεί τη διεπαφή *IHdbIO* για την ανάκτηση της πρότερης εμπειρίας από τη βάση δεδομένων.

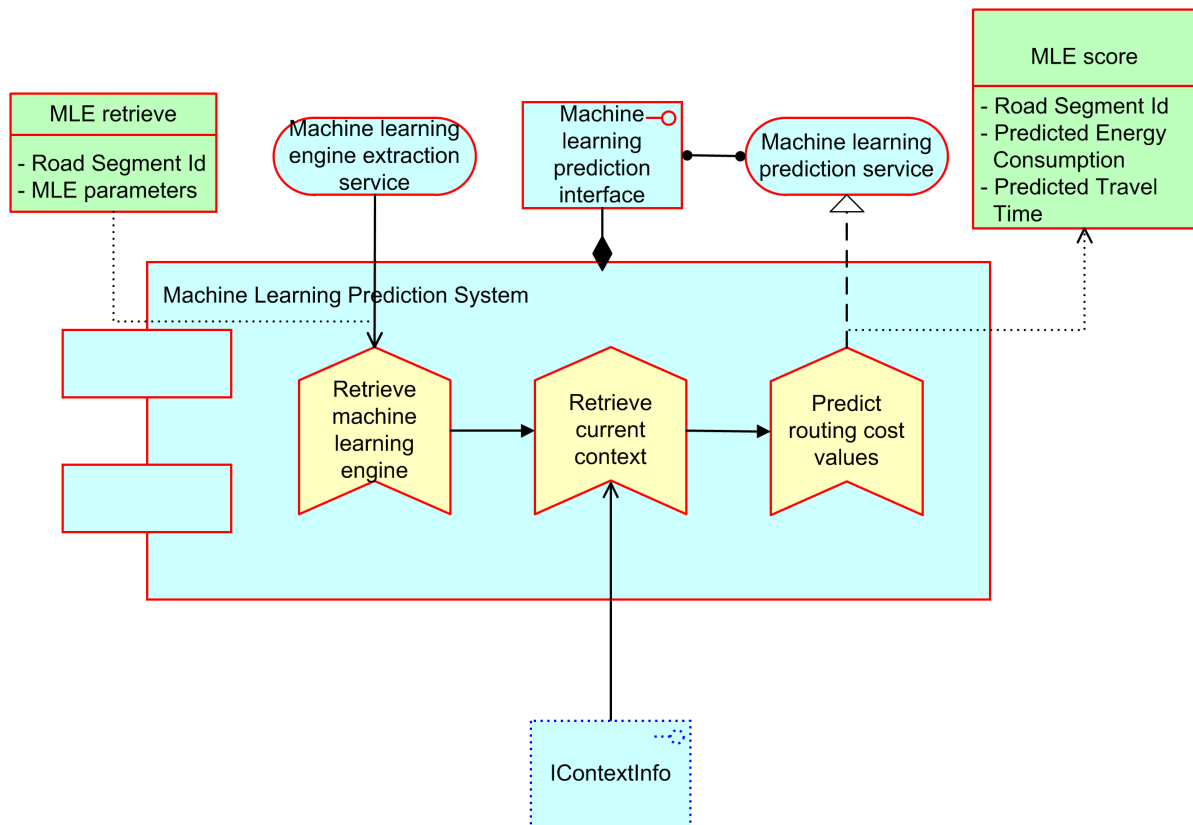


Σχήμα 3-15. Μονάδα εκπαίδευσης δικτύων μηχανικής μάθησης – λειτουργίες και διεπαφές

3.4.7 Μονάδα Πρόβλεψης

Η μονάδα αυτή (Σχήμα 3-16) εκτιμά το ενεργειακό κόστος που απαιτείται για τη διάσχιση μιας οδικής ζεύξης εφαρμόζοντας τεχνικές μηχανικής μάθησης. Για τη

χρησιμοποίησή της πρέπει να κληθεί η λειτουργία πρόβλεψης (*Machine-learning prediction service*). Με την λήψη της κλήσης η μονάδα αναζητά το κατάλληλο δίκτυο μηχανικής μάθησης μέσω της διεπαφής *Machine-learning engine extraction service* και το τροφοδοτεί με την τρέχουσα διαμόρφωση του πλαισίου χρήσης, η οποία ανακτάται μέσω της διεπαφής *IContextInfo*. Έτσι, το δίκτυο μηχανικής μάθησης εκτιμά το ζητούμενο ενεργειακό κόστος της οδικής ζεύξης για τη συγκεκριμένη διαμόρφωση του πλαισίου χρήσης.

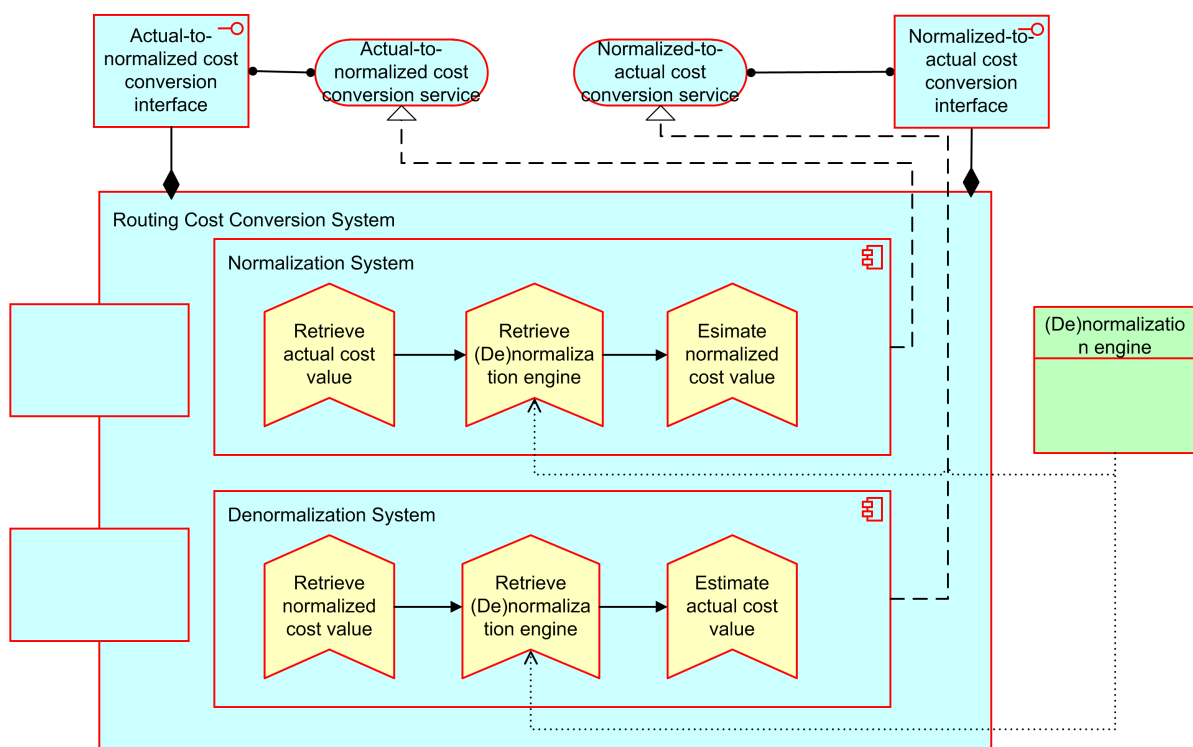


Σχήμα 3-16. Μονάδα πρόβλεψης – λειτουργίες και διεπαφές

3.4.8 Μονάδα Κανονικοποίησης Ενεργειακού Κόστους

Η μονάδα αυτή είναι υπεύθυνη τόσο για τη μετατροπή της τιμής του καταγεγραμμένου ενεργειακού κόστους στην αντίστοιχη κανονικοποιημένη τιμή, όσο και για την εξαγωγή της πραγματικής τιμής του ενεργειακού κόστους από την αντίστοιχη κανονικοποιημένη τιμή. Για το λόγο αυτό διαιρείται σε δύο υπομονάδες (Σχήμα 3-17) καθεμία από τις οποίες πραγματοποιεί μία από τις δύο αναφερόμενες διεργασίες. Η πρώτη υπομονάδα είναι η μονάδα *κανονικοποίησης* (*Normalization System*), η οποία χρησιμοποιώντας ένα εξειδικευμένο δίκτυο μηχανικής μάθησης, το δίκτυο κανονικοποίησης (*normalization engine*), δύναται να μετατρέπει τα καταγεγραμμένα ενεργειακά κόστη στις αντίστοιχες

κανονικοποιημένες τιμές. Έτσι, καθίσταται δυνατός ο διαμοιρασμός της συλλεχθείσας εμπειρίας μεταξύ των οχημάτων χωρίς να απειλείται η ιδιωτικότητα του χρήστη (user privacy). Η δεύτερη υπομονάδα είναι η μονάδα εξαγωγής της κανονικής τιμής (*Denormalization System*), η οποία χρησιμοποιεί ένα άλλο εξειδικευμένο δίκτυο μηχανικής μάθησης, το δίκτυο εξαγωγής της κανονικής τιμής (*denormalization engine*), για την εξαγωγή της πραγματικής τιμής του ενεργειακού κόστους από την αντίστοιχη κανονικοποιημένη τιμή. Οι λειτουργίες που επιτελούνται από τις δύο αυτές υπομονάδες είναι διαθέσιμες μέσω δύο διαφορετικών διεπαφών (*Actual-to-normalized cost conversion* και *Normalized-to-actual cost conversion*).

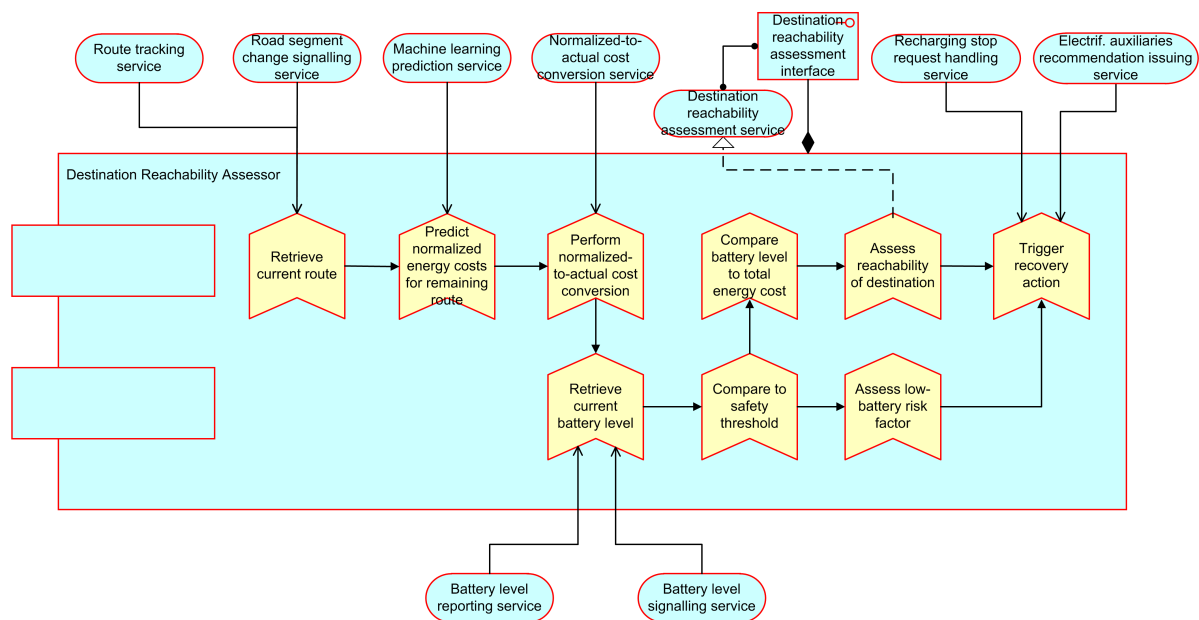


Σχήμα 3-17. Μονάδα κανονικοποίησης ενεργειακού κόστους – λειτουργίες και διεπαφές

3.4.9 Μονάδα Αξιολόγησης της Ικανότητας Προσέγγισης του Προορισμού

Η μονάδα αυτή (Σχήμα 3-18) παρέχει αξιόπιστες εκτιμήσεις για το αν τα ενεργειακά αποθέματα επαρκούν για την κάλυψη του υπολοίπου της διαδρομής μέχρι τον προορισμό. Συγκεκριμένα, εκτιμά το ποσό της ενέργειας που απαιτείται για την κάλυψη του εναπομείναντος τμήματος της διαδρομής μέχρι τον προορισμό και το συγκρίνει με την τρέχουσα στάθμη φόρτισης της μπαταρίας. Για τον προσδιορισμό του υπόλοιπου τμήματος της διαδρομής μέχρι τον προορισμό χρησιμοποιούνται οι λειτουργίες *εποπτείας διαδρομής* (*Route tracking service*) και *ειδοποίησης εισαγωγής σε νέα οδική ζεύξη* (*Road segment*

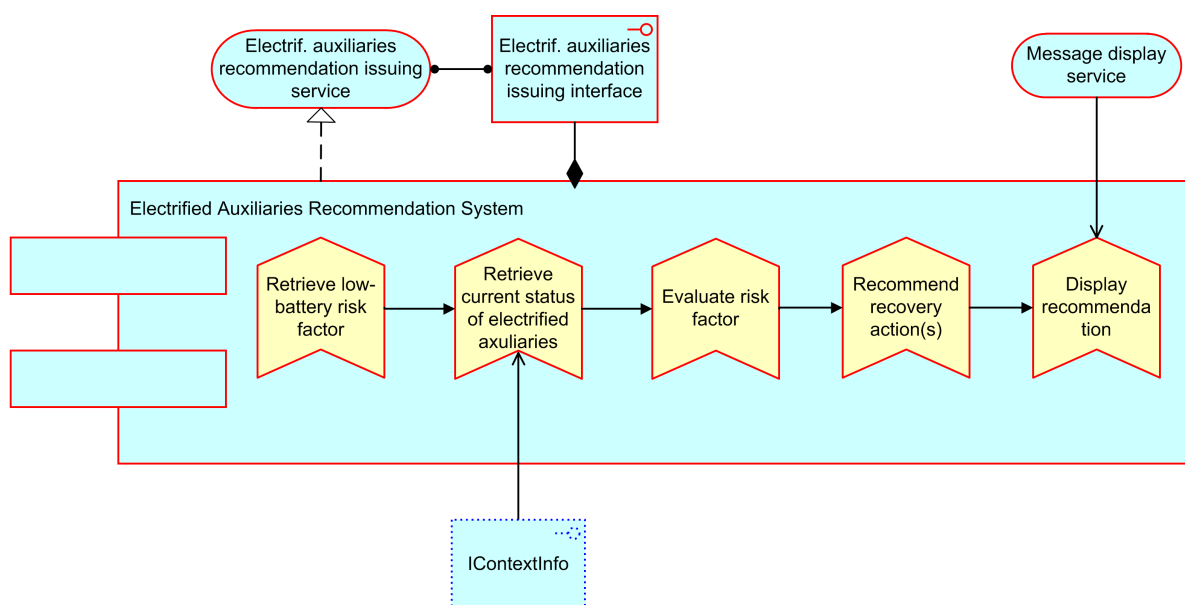
signaling service), ενώ για την εκτίμηση του ενεργειακού κόστους αυτού του τμήματος χρησιμοποιούνται οι λειτουργίες πρόβλεψης βάσει τεχνικών μηχανικής μάθησης (*Machine-Learning Prediction service*) και εξαγωγής πραγματικού ενεργειακού κόστους από την κανονικοποιημένη τιμή (*Normalized-to-actual cost conversion service*). Η εναπομείνουσα στάθμη φόρτισης της μπαταρίας ανακτάται μέσω της λειτουργίας αναφοράς της τρέχουσας στάθμης φόρτισης της μπαταρίας (*Battery level reporting service*). Εάν η διαθέσιμη ενέργεια επαρκεί για την κάλυψη του υπόλοιπου τμήματος της διαδρομής, δεν παρέχεται καμία ενημέρωση στο χρήστη. Εάν, από την άλλη, η διαθέσιμη ενέργεια δεν επαρκεί για την κάλυψη του υπόλοιπου τμήματος της διαδρομής, τότε η μονάδα αξιολόγησης προσεγγισιμότητας προορισμού προωθεί τη λήψη μέτρων για την αντιμετώπιση του προβλήματος. Συγκεκριμένα, ενεργοποιεί τη λειτουργία διαχείρισης των αιτημάτων φόρτισης (*Recharging stop request handling service*), καθώς και τη λειτουργία έκδοσης συστάσεων εξοικονόμησης ενέργειας (*Electrified auxiliaries recommendation issuing service*). Τέλος, σε περίπτωση που ληφθεί ειδοποίηση μέσω της διεπαφής προειδοποίησης μειωμένης στάθμης της μπαταρίας (*Battery level signaling*), τότε η στάθμη φόρτισης της μπαταρίας έχει πέσει κάτω από το κρίσιμο επίπεδο που ορίζεται από τον κατασκευαστή και ενημερώνεται άμεσα ο χρήστης.



Σχήμα 3-18. Μονάδα αξιολόγησης της ικανότητας προσέγγισης του προορισμού – λειτουργίες και διεπαφές

3.4.10 Μονάδα Έκδοσης Συστάσεων Εξοικονόμησης Ενέργειας

Σε περίπτωση που χρειάζεται να γίνει εξοικονόμηση ενέργειας η μονάδα αυτή (Σχήμα 3-19) εκδίδει συστάσεις σχετικά με τη χρήση των ηλεκτρικών βοηθητικών συστημάτων του οχήματος. Η ενεργοποίησή της πραγματοποιείται μέσω της διεπαφής έκδοσης συστάσεων εξοικονόμησης ενέργειας (*Electrified auxiliaries recommendation issuing interface*), ενώ για τη λειτουργία της απαιτείται η ανάκτηση της τρέχουσας κατάστασης των ηλεκτρικών βοηθητικών συστημάτων του οχήματος μέσω της διεπαφής *IContextInfo*. Κατά τη λήψη της απόφασης για την έκδοση ή όχι σύστασης για ένα σύστημα λαμβάνεται υπόψιν και η χρησιμότητα του συστήματος (για παράδειγμα δεν προτείνεται το κλείσιμο της θέρμανσης στην περίπτωση χαμηλής εξωτερικής θερμοκρασίας, καθώς η θέρμανση διευκολύνει το ξεθάμπωμα του παρμπρίζ). Οι συστάσεις απεικονίζονται στην οθόνη του συστήματος ADAS με τη βοήθεια της λειτουργίας προβολής οπτικών μηνυμάτων (*Message display service*).

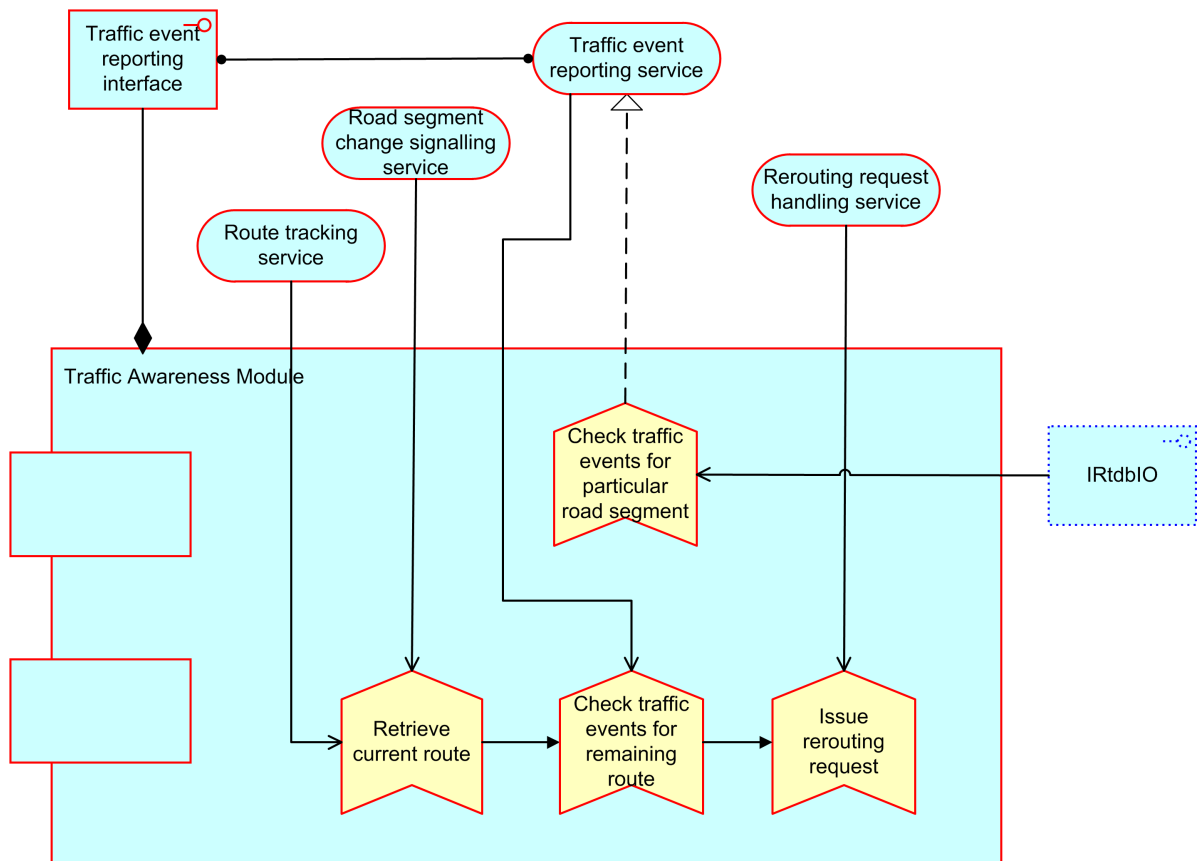


Σχήμα 3-19. Μονάδα έκδοσης συστάσεων εξοικονόμησης ενέργειας – λειτουργίες και διεπαφές

3.4.11 Μονάδα Επίγνωσης Κυκλοφοριακής Κίνησης

Η μονάδα αυτή (Σχήμα 3-20) ανιχνεύει την εμφάνιση κυκλοφοριακών συμβάντων κατά μήκος της εναπομείνουσας διαδρομής μέχρι τον τελικό προορισμό. Ενεργοποιείται κάθε φορά που το όχημα εισέρχεται σε μία νέα οδική ζεύξη, γεγονός που γίνεται αντιληπτό χάρη στη λειτουργία ειδοποίησης εισαγωγής σε νέα οδική ζεύξη (*Road segment signaling service*). Το υπολειπόμενο κομμάτι της τρέχουσας διαδρομής ανακτάται με τη βοήθεια της

λειτουργίας *εποπτείας διαδρομής (Route tracking service)*. Γνωρίζοντας, λοιπόν, τις «προς επίσκεψη» οδικές ζεύξεις η μονάδα χρησιμοποιεί τη διεπαφή *IRtdbIO* για να ελέγξει την ύπαρξη ή όχι κυκλοφοριακών συμβάντων κατά μήκος αυτών. Σε περίπτωση που διαπιστωθεί η ύπαρξη ενός τέτοιου συμβάντος εκδίδεται η αναφορά συμβάντος, η οποία είναι διαθέσιμη μέσω της διεπαφής *ενημέρωσης κυκλοφοριακών συμβάντων (Traffic event reporting interface)*, καθώς και ένα αίτημα αναδρομολόγησης, το οποίο προωθείται στη λειτουργία *διαχείρισης αιτήματος αναδρομολόγησης (Rerouting request handling service)*.

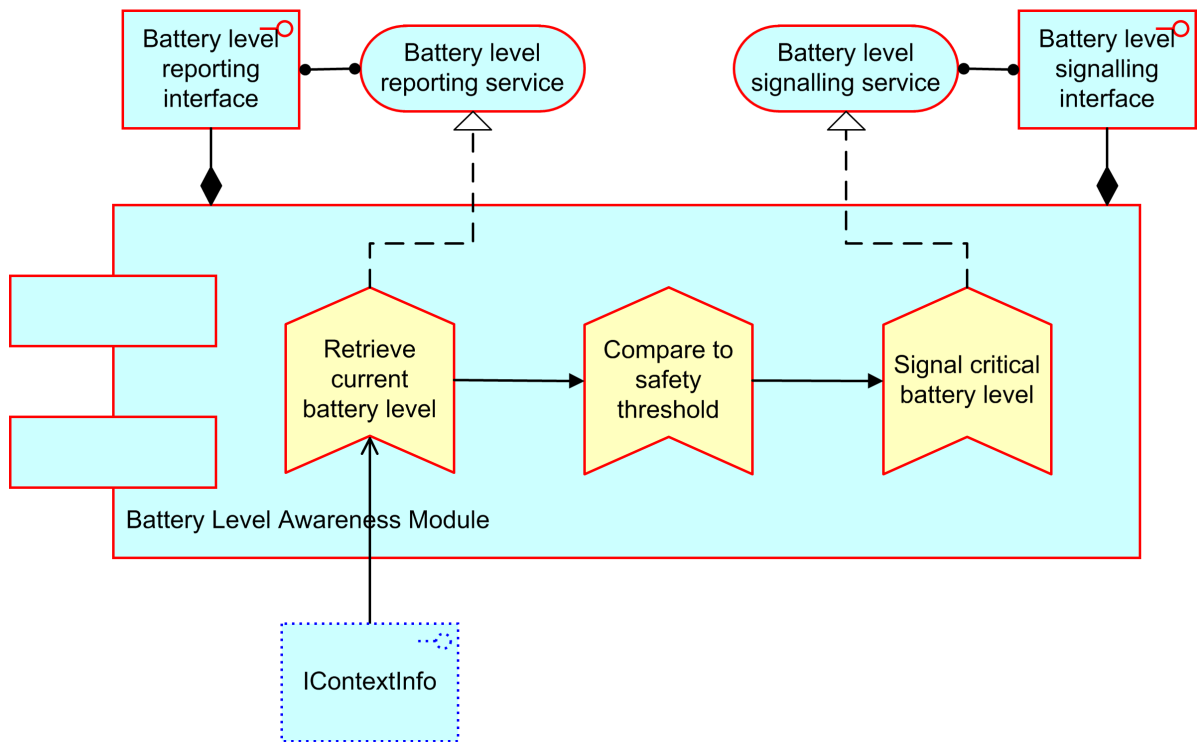


Σχήμα 3-20. Μονάδα επίγνωσης κυκλοφοριακής κίνησης – λειτουργίες και διεπαφές

3.4.12 Μονάδα Επίγνωσης Ενεργειακού Αποθέματος

Η μονάδα αυτή επιτηρεί τη στάθμη φόρτισης της μπαταρίας του οχήματος και επιτελεί δύο σημαντικές λειτουργίες (Σχήμα 3-21). Πρώτον, απαντά σε ερωτήματα σχετικά με τη στάθμη του ενεργειακού αποθέματος μέσω της διεπαφής *αναφοράς της τρέχουσας στάθμης φόρτισης της μπαταρίας (Battery level reporting interface)*. Δεύτερον, εκδίδει ειδοποιήσεις σε περίπτωση που η στάθμη φόρτισης της μπαταρίας πέσει κάτω από ένα κρίσιμο όριο (*Battery level signalling service*). Προκειμένου να παρέχει αυτή τη λειτουργικότητα, η

μονάδα επίγνωσης ενεργειακού αποθέματος πρέπει να έχει διαρκή γνώση της τρέχουσας στάθμης φόρτισης της μπαταρίας, την οποία ανακτά μέσω της διεπαφής *IContextInfo*.



Σχήμα 3-21. Μονάδα επίγνωσης ενεργειακού αποθέματος – λειτουργίες και διεπαφές

3.5 Παραπομπές

- [1] “Ιστοσελίδα του Ευρωπαϊκού Ερευνητικού Προγράμματος EcoGem.” [Online]. Available: www.ecogem.eu.
- [2] M. Masikos, K. Demestichas, and E. Adamopoulou, “FEV-oriented applications and services,” in *19th World Congress on Intelligent Transport Systems*, 2012.
- [3] “Ιστοσελίδα του ArchiMate.” [Online]. Available: <http://www.opengroup.org/subjectareas/enterprise/archimate>.
- [4] “ArchiMate 1.0 Specification.” [Online]. Available: http://www.opengroup.org/archimate/doc/ts_archimate/.
- [5] “Περιγραφή του Archimate.” [Online]. Available: http://www.archimate.org/en/about_archimate/what_is_archimate.html.
- [6] K. Demestichas, E. Adamopoulou, M. Masikos, R. Gimenez, and B. Onur, “Advanced Driver Assistance System for Fully Electric Vehicles: Functionalities & use cases,” in *Vehicular Electronics and Safety (ICVES), 2012 IEEE International Conference on*, 2012, pp. 306–311.
- [7] K. Demestichas, E. Adamopoulou, M. Masikos, S. Dreher, I. Mesogiti, K. Filis, V. Cereseto, L. Usatorre, J. Jiang, T. Kaminski, and W. Kipp, “EcoGem: An Intelligent Advanced Driver Assistance System for Fully Electric Vehicles,” in *18th World Congress on Intelligent Transport Systems*, 2011.
- [8] K. Demestichas, E. Adamopoulou, M. Masikos, W. Kipp, and T. Benz, “Intelligent Advanced Driver Assistance System for Electric Vehicles,” in *Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2011 IEEE*, 2011, pp. 78–82.
- [9] “Transport Protocol Experts Group (TPEG),” *TISA*. [Online]. Available: <http://www.tisa.org/technologies/tpg/>.
- [10] “DATEX II,” *CEN Technical Committee 278*. [Online]. Available: <http://www.datex2.eu/content/standardization>.
- [11] M. Masikos, K. Demestichas, E. Adamopoulou, F. Cappadona, and S. Dreher, “EcoGem - Cooperative Advanced Driver Assistance System for Green Cars,” in *Advanced Microsystems for Automotive Applications 2011 SE - 21*, G. Meyer and J. Valldorf, Eds. Springer Berlin Heidelberg, 2011, pp. 213–223.
- [12] K. Demestichas, E. Adamopoulou, M. Masikos, T. Benz, W. Kipp, and F. Cappadona, “Advanced Driver Assistance System Supporting Routing and Navigation for Fully Electric Vehicles,” in *Advanced Microsystems for Automotive Applications 2012 SE - 18*, G. Meyer, Ed. Springer Berlin Heidelberg, 2012, pp. 197–206.

- [13] K. Demestichas, E. Adamopoulou, M. Masikos, R. Gimenez, E. Theodoropoulou, G. Limperopoulos, M. Boero, M. Gorini, C. Filippo, and O. Burak, "EcoGem: Cooperative Advanced Driver Assistance System for Green Cars," in *8th ITS European Congress*, 2011.

Κεφάλαιο 4

*Δυνατότητες Κλιμάκωσης και Εφαρμογής
του Ευφυούς Συστήματος Πλοήγησης*

4 Δυνατότητες Κλιμάκωσης και Εφαρμογής του Ευφυούς Συστήματος Πλοήγησης

4.1 Η ανάγκη μελέτης της κλιμακωσιμότητας

Οι προτεινόμενοι ευφυείς αλγόριθμοι μάθησης και δρομολόγησης υλοποιούνται στο σύστημα ADAS, το οποίο εγκαθίσταται στο όχημα. Τα υπολογιστικά συστήματα που προορίζονται για εγκατάσταση σε οχήματα διαθέτουν συνήθως περιορισμένους υπολογιστικούς πόρους, λόγω των περιορισμών που τίθενται όσον αφορά το μέγεθος και την κατανάλωσή τους. Από την άλλη, οι τεχνικές μηχανικής μάθησης, στις οποίες βασίζονται οι προτεινόμενοι ευφυείς αλγόριθμοι δρομολόγησης, είναι ιδιαίτερα απαιτητικές σε υπολογιστικούς πόρους και μνήμη. Συνεπώς, επιβάλλεται η μελέτη της κλιμακωσιμότητας αυτών των αλγορίθμων, ώστε να διαπιστωθεί κατά πόσον μπορούν να υποστηριχτούν από τα σύγχρονα υπολογιστικά συστήματα που προορίζονται για οχήματα.

Η λειτουργία των δικτύων μηχανικής μάθησης περιλαμβάνει δύο στάδια, το στάδιο της εκπαίδευσης και το στάδιο της πρόβλεψης. Το στάδιο της εκπαίδευσης είναι ιδιαίτερα απαιτητικό σε υπολογιστικούς πόρους, καθώς αφορά τη διαδικασία εύρεσης της βέλτιστης συνάρτησης που αναπαριστά την υπό μελέτη διεργασία (δηλαδή τη διεργασία που παρήγαγε το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης). Ωστόσο, το στάδιο αυτό δεν είναι απαραίτητο να λάβει χώρα κατά τη διάρκεια της εκτέλεσης του αλγορίθμου δρομολόγησης, δηλαδή σε πραγματικό χρόνο. Μπορεί να λάβει χώρα σε προγενέστερο χρόνο κατά τον οποίο δεν εκτελείται κάποια άλλη απαιτητική εργασία στο υπολογιστικό σύστημα του οχήματος. Το στάδιο της πρόβλεψης, από την άλλη, δεν είναι ιδιαίτερα απαιτητικό σε υπολογιστικούς πόρους, καθώς αφορά την εκτέλεση απλών υπολογισμών για την εκτίμηση της τιμής πρόβλεψης που αντιστοιχεί στην τρέχουσα διαμόρφωση του πλαισίου χρήσης. Ωστόσο, το στάδιο αυτό λαμβάνει χώρα σε πραγματικό χρόνο και θα πρέπει να είναι αρκετά γρήγορο ώστε να μην καθυστερεί τη διαδικασία της δρομολόγησης.

Στην παρούσα διατριβή εξετάζονται τρεις τύποι δικτύων μηχανικής μάθησης (*Multi-Layer Perceptrons-MLPs*, *Support Vector Regressors-SVRs*, και *General Regression Neural Networks-GRNNs*) ως κατάλληλοι για την επίλυση του προβλήματος εκτίμησης του κόστους δρομολόγησης. Σχετικά με την απόδοση αυτών των αλγορίθμων κατά την εφαρμογή τους στο υπό μελέτη πρόβλημα δεν μπορεί να εξαχθεί κάποιο ασφαλές συμπέρασμα. Ωστόσο, είναι δυνατή η μελέτη της χρονικής καθυστέρησης που εισάγεται

κατά την εφαρμογή τους, ώστε να διαπιστωθεί εάν επιτρέπεται η χρήση τους σε ένα σύγχρονο σύστημα ADAS.

Οι δοκιμές της μελέτης κλιμακωσιμότητας πραγματοποιήθηκαν χρησιμοποιώντας το λογισμικό DTREG ([1]). Το λογισμικό αυτό επιλέχθηκε λόγω της αξιοπιστίας του, καθώς και λόγω των δυνατοτήτων και επιλογών που παρέχει, όπως η ύπαρξη βιβλιοθήκης συναρτήσεων (COM library) που δύναται να ενσωματωθεί σε άλλα συστήματα.

Όσον αφορά το υλικό των δοκιμών, χρησιμοποιήθηκαν δύο διαμορφώσεις υλικού (μία λιγότερο ισχυρή και μία περισσότερο ισχυρή), αντιπροσωπευτικές των υπολογιστικών συστημάτων για οχήματα. Η «ισχυρότερη» διαμόρφωση υλικού περιλαμβάνει:

- Επεξεργαστής: Intel Core 2 Duo L9600 @ 2.13GHz ([2])
- Μνήμη RAM: 1.00 GB
- Λειτουργικό Σύστημα: Windows XP Professional Service Pack 3 32bit ([3])

Η «ασθενέστερη» διαμόρφωση υλικού περιλαμβάνει:

- Επεξεργαστής: Intel Atom N280 @ 1.66GHz ([4])
- Μνήμη RAM: 1.00 GB
- Λειτουργικό Σύστημα: Windows 7 Starter 32bit ([5])

Οι δύο αυτές διαμορφώσεις υλικού χρησιμοποιήθηκαν για τη μελέτη της χρονικής κλιμάκωσης τόσο κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης των δικτύων μηχανικής μάθησης, όσο και κατά τη διαδικασία πραγματοποίησης προβλέψεων. Με βάση τα αποτελέσματα αυτών των μελετών επιλέχθηκαν οι καταλληλότερες τεχνικές μηχανικής μάθησης, για τις οποίες στη συνέχεια πραγματοποιήθηκε μελέτη της κλιμάκωσης της απαιτούμενης χωρητικότητας για τη λειτουργία και αποθήκευσή τους. Συγκεκριμένα, μελετήθηκε η κλιμάκωση του όγκου της συλλεχθείσας εμπειρίας που απαιτείται για την εκπαίδευση των δικτύων μηχανικής μάθησης, καθώς και η κλιμάκωση της χωρητικότητας που απαιτείται για την αποθήκευση των εκπαιδευμένων δικτύων μηχανικής μάθησης. Το παρόν κεφάλαιο ολοκληρώνεται με τη μελέτη της κλιμάκωσης του όγκου της διαμοιραζόμενης πληροφορίας, ώστε να διαπιστωθεί κατά πόσο τα σύγχρονα τηλεπικοινωνιακά συστήματα επιτρέπουν τη λειτουργία βάσει συνεργατικών σχημάτων.

4.2 Χρονική κλιμάκωση κατά την εφαρμογή Μηχανικής Μάθησης

4.2.1 Γενικά

Στη συνέχεια, παρατίθενται υπό μορφή διαγραμμάτων τα αποτελέσματα των δοκιμών που πραγματοποιήθηκαν για τη μελέτη της κλιμακωσιμότητας των τεχνικών μηχανικής μάθησης συναρτήσει του χρόνου εκπαίδευσης και συναρτήσει του χρόνου πρόβλεψης ([6]). Τα αποτελέσματα που απεικονίζονται σε κάθε διάγραμμα έχουν προκύψει από το μέσο όρο 10 επαναλαμβανόμενων σετ δοκιμών. Όλοι οι απεικονιζόμενοι χρόνοι αφορούν τιμές που μετρήθηκαν κατά τη διάρκεια των δοκιμών. Μόνο στην περίπτωση που οι συνολικοί χρόνοι εκπαίδευσης ή πρόβλεψης ξεπερνούν τις 48 ώρες οι απεικονιζόμενες τιμές δεν προέκυψαν από μετρήσεις, αλλά από εκτιμήσεις βασισμένες στην μέθοδο της γραμμικής παρεμβολής. Μεγαλύτερη ακρίβεια στις περιπτώσεις αυτές δεν έχει νόημα, καθώς τόσο μεγάλες χρονικές καθυστερήσεις θεωρούνται μη αποδεκτές.

4.2.2 Κλιμακωσιμότητα της χρονικής καθυστέρησης της εκπαίδευσης

Το στάδιο εκπαίδευσης είναι το πιο χρονοβόρο στάδιο της λειτουργίας ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης. Κατά το στάδιο αυτό επιχειρείται η εύρεση της βέλτιστης συνάρτησης, η οποία αντιστοιχεί τις τιμές των παραμέτρων εισόδου των δεδομένων εκπαίδευσης στις αντίστοιχες τιμές των παραμέτρων εξόδου. Στη συγκεκριμένη περίπτωση, οι τιμές των παραμέτρων εισόδου περιγράφουν τη διαμόρφωση του πλαισίου χρήσης μια δεδομένη χρονική στιγμή, ενώ η τιμή της παραμέτρου εξόδου εκφράζει το ενεργειακό κόστος μιας οδικής ζεύξης τη δεδομένη χρονική στιγμή και υπό τη δεδομένη διαμόρφωση του πλαισίου χρήσης. Η χρονική καθυστέρηση του σταδίου εκπαίδευσης εξαρτάται από τη χρησιμοποιούμενη τεχνική μηχανικής μάθησης, από το μέγεθος του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης και από την «ποιότητα» αυτών των δεδομένων. Για το λόγο αυτό πραγματοποιούνται δοκιμές με 10 διαφορετικά σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης, ενώ τα τελικά αποτελέσματα προκύπτουν ως ο μέσος όρος αυτών των διαδοχικών δοκιμών. Η ίδια αλληλουχία δοκιμών με τα ίδια σύνολα εκπαίδευσης εφαρμόζεται και στους τρεις εξεταζόμενους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης, ώστε να προκύψουν συγκρίσιμα αποτελέσματα.

4.2.2.1 Σενάριο 1 - Επιλογή *Multi-Layer Perceptrons*

Στις δοκιμές που πραγματοποιήθηκαν ελέγχθηκε η κλιμακωσιμότητα δύο διαφορετικών δομών του πολυστρωματικού δικτύου (multi-layer perceptron, MLP). Στην πρώτη περίπτωση χρησιμοποιήθηκε ένα δίκτυο με ένα κρυφό στρώμα 5 νευρώνων, ενώ στη δεύτερη χρησιμοποιήθηκε ένα δίκτυο δύο κρυφών στρωμάτων, με 10 και 2 νευρώνες αντίστοιχα. Και στις δύο περιπτώσεις χρησιμοποιήθηκαν 12 νευρώνες για το στρώμα εισόδου του δικτύου και ένας νευρώνας για το στρώμα εξόδου του δικτύου. Ως είσοδοι του δικτύου επιλέχθηκαν οι κατάλληλες παράμετροι του πλαισίου χρήσης (Κεφ. 2), ενώ ως έξοδος του δικτύου ορίστηκε το αντίστοιχο ενεργειακό κόστος. Με βάση τη δομή τους τα δύο δίκτυα συμβολίζονται ως δίκτυο «12-5-1» και ως δίκτυο «12-10-2-1». Για την πραγματοποίηση των δοκιμών δεν χρησιμοποιήθηκε κάποια πολυπλοκότερη δομή με περισσότερα κρυφά στρώματα, γιατί έχει αποδειχτεί ότι η χρήση περισσότερων από δύο κρυφών στρωμάτων αυξάνει σημαντικά την χρονική καθυστέρηση της εκπαίδευσης, χωρίς όμως να προσφέρει καμία περαιτέρω βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων ([7], [8]). Ως επιλεγείσα δομή δικτύου για τα αποτελέσματα που παρατίθενται στη συνέχεια θεωρείται η δομή «12-5-1», εκτός και εάν αναφέρεται διαφορετικά.

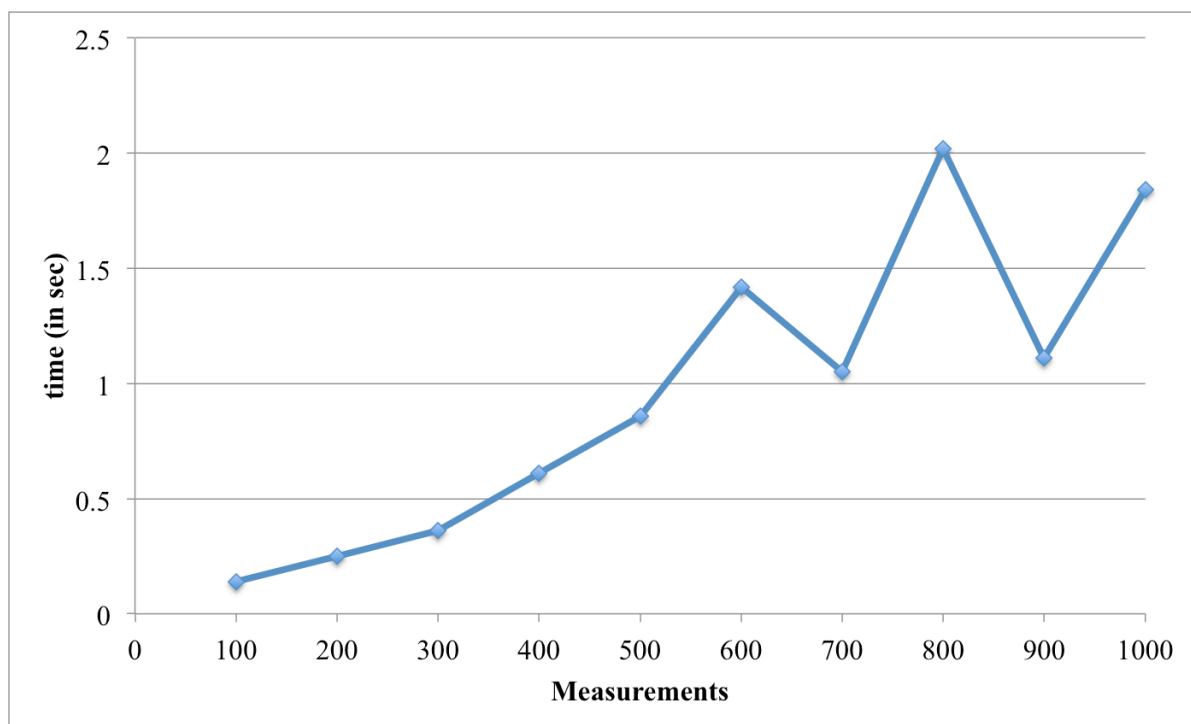
Σχετικά με τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά των χρησιμοποιούμενων δικτύων, ως συνάρτηση ενεργοποίησης για τα κρυφά στρώματα επιλέχθηκε η συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης, ενώ για το στρώμα εξόδου χρησιμοποιήθηκε η γραμμική συνάρτηση. Για τη διαδικασία της εκπαίδευσης επιλέχθηκε ένας αλγόριθμος επιβλεπόμενης μάθησης, γνωστός ως αλγόριθμος «scaled conjugate gradient» ([9]). Ο αλγόριθμος αυτός επιλέχθηκε, γιατί ακολουθεί ένα πιο άμεσο μονοπάτι προς το βέλτιστο σύνολο τιμών για τα βάρη σε σχέση με τον ευρέως χρησιμοποιούμενο αλγόριθμο κατάβασης βαθμίδας (gradient descent). Όλες οι παράμετροι του αλγορίθμου εκπαίδευσης επιλέχθηκαν με στόχο την εύρεση ενός βέλτιστου μοντέλου που θα ελαχιστοποιεί το σφάλμα πρόβλεψης και είναι:

- Σύνολα τυχαίων τιμών αρχικοποίησης: 4
- Μέγιστος αριθμός επαναλήψεων βελτιστοποίησης: 1000
- Επιτρεπτός αριθμός επαναλήψεων χωρίς βελτίωση του υπολειπόμενου σφάλματος: 100
- Ανοχή σύγκλισης: 10^{-5}
- Ελάχιστη τιμή βελτίωσης (delta): 10^{-6} (είναι η ελάχιστη τιμή βελτίωσης του υπολειπόμενου σφάλματος, ώστε να θεωρείται ότι η συγκεκριμένη επανάληψη βελτίωσε το μοντέλο)

- Ελάχιστη τιμή κλίσης: 10^{-6} (εάν η μέγιστη τιμή κλίσης κάποιου βάρους είναι μικρότερη από την παράμετρο αυτή, τότε θεωρείται ότι ο αλγόριθμος εκπαίδευσης έχει συγκλίνει και σταματά)

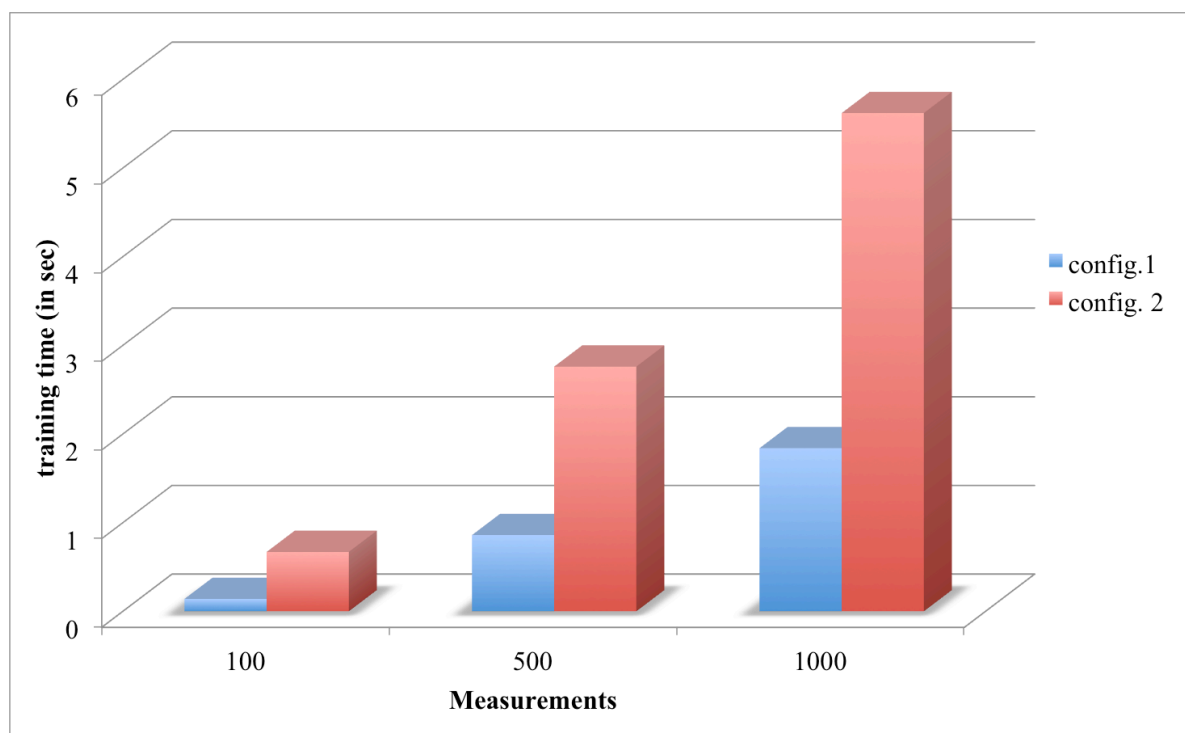
Τα αποτελέσματα των δοκιμών κλιμακωσιμότητας απεικονίζονται στα διαγράμματα που ακολουθούν.

Το πρώτο διάγραμμα (Σχήμα 4-1) απεικονίζει την κλιμάκωση του χρόνου εκπαίδευσης ενός δικτύου MLP με δομή «12-5-1» καθώς το μέγεθος του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης αυξάνεται. Για τη διαδικασία εκπαίδευσης χρησιμοποιούνται 10 σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης με διαφορετικά μεγέθη που κυμαίνονται από 100 έως 1000 μετρήσεις. Σύμφωνα με το διάγραμμα, η χρονική καθυστέρηση της εκπαίδευσης αυξάνεται με αύξηση του μεγέθους του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης, εκτός από τρεις περιπτώσεις. Στην περίπτωση των συνόλων με μεγέθη 700, 900 και 1000 μετρήσεις ο χρόνος εκπαίδευσης είναι μικρότερος από τον αναμενόμενο. Το φαινόμενο αυτό μπορεί να οφείλεται στο γεγονός ότι η ποιότητα των δεδομένων εκπαίδευσης των συνόλων αυτών είναι καλύτερη και συνεπώς ο αλγόριθμος της εκπαίδευσης συγκλίνει ταχύτερα. Το τελικό συμπέρασμα που προκύπτει από το συγκεκριμένο διάγραμμα είναι ότι για σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης με μέγεθος έως και 1000 εγγραφές ο απαιτούμενος χρόνος για την εκπαίδευση είναι μικρότερος από 2 δευτερόλεπτα. Η χρονική αυτή καθυστέρηση είναι αποδεκτή για το υπό μελέτη σύστημα.



Σχήμα 4-1. Χρονική καθυστέρηση της εκπαίδευσης για διάφορα μεγέθη του συνόλου εκπαίδευσης (MLP «12-5-1»)

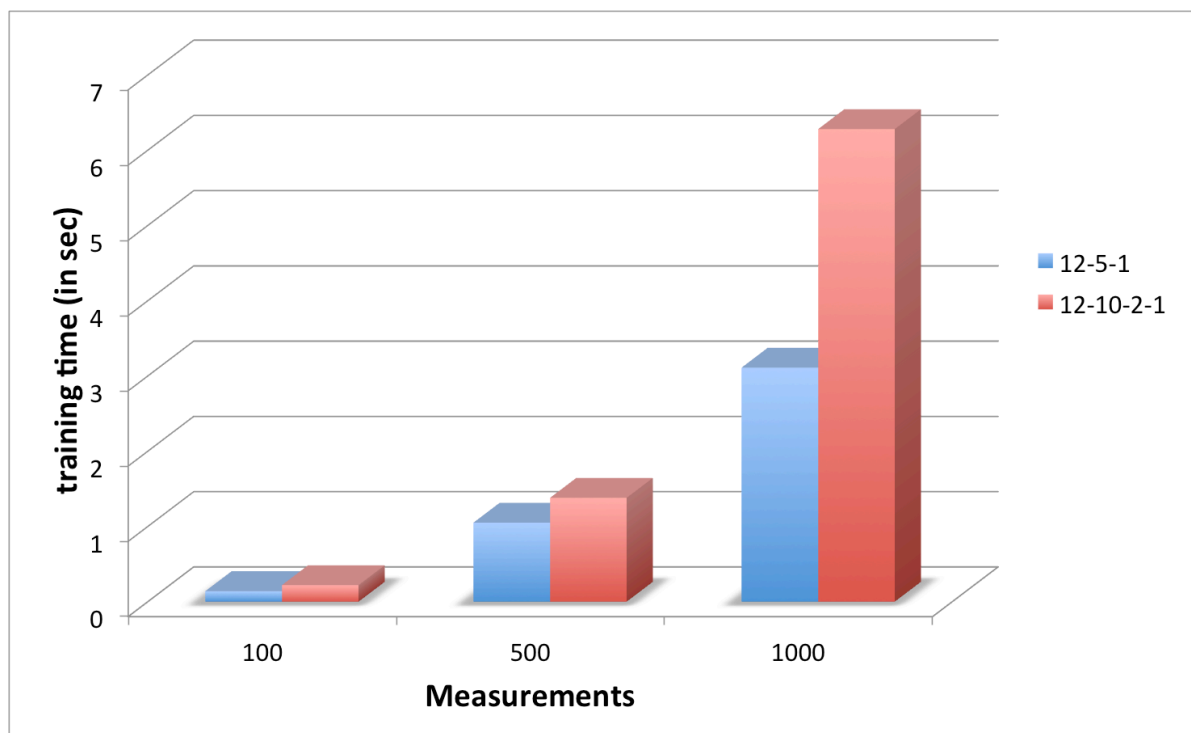
Στο Σχήμα 4-2 απεικονίζεται η χρονική καθυστέρηση της εκπαίδευσης του δικτύου MLP «12-5-1» για δύο διαφορετικές διαμορφώσεις του υλικού εγκατάστασης του συστήματος. Αυτές οι δύο διαμορφώσεις υλικού έχουν ήδη περιγραφεί παραπάνω. Στο Σχήμα 4-2 η «ασθενέστερη» διαμόρφωση καλείται «config. 2», ενώ η «ισχυρότερη» καλείται «config. 1». Για την μέτρηση της επίδοσης των δύο διαμορφώσεων υλικού χρησιμοποιήθηκαν τρία σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης διαφορετικού μεγέθους (100-500-1000 μετρήσεις). Σύμφωνα με το διάγραμμα των αποτελεσμάτων, για την ολοκλήρωση της εκπαίδευσης στην περίπτωση του «σθενέστερου» συστήματος απαιτείται σχεδόν ο διπλάσιος χρόνος. Επομένως, η «ισχυρότερη» διαμόρφωση υλικού είναι προτιμότερη για την εγκατάσταση του συστήματος, χωρίς ωστόσο να αποκλείεται και η «ασθενέστερη» διαμόρφωση υλικού σε περίπτωση επιλογής λειτουργίας με σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης μικρότερου μεγέθους (έως 100 μετρήσεις).



Σχήμα 4-2. Χρονική καθυστέρηση εκπαίδευσης ανάλογα με τη διαμόρφωση του χρησιμοποιούμενου υλικού (MLP «12-5-1»)

Η επίδραση που έχει η δομή του δικτύου MLP στη χρονική καθυστέρηση της εκπαίδευσής του μελετάται στο Σχήμα 4-3. Τα αποτελέσματα που παρατίθενται αφορούν ένα δίκτυο MLP με δομή «12-5-1» και ένα δίκτυο με δομή «12-10-2-1». Παρατηρώντας το διάγραμμα προκύπτει ότι για σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης μικρού μεγέθους η διαφορά της καθυστέρησης εκπαίδευσης είναι αμελητέα. Ωστόσο, η διαφορά αυτή γίνεται

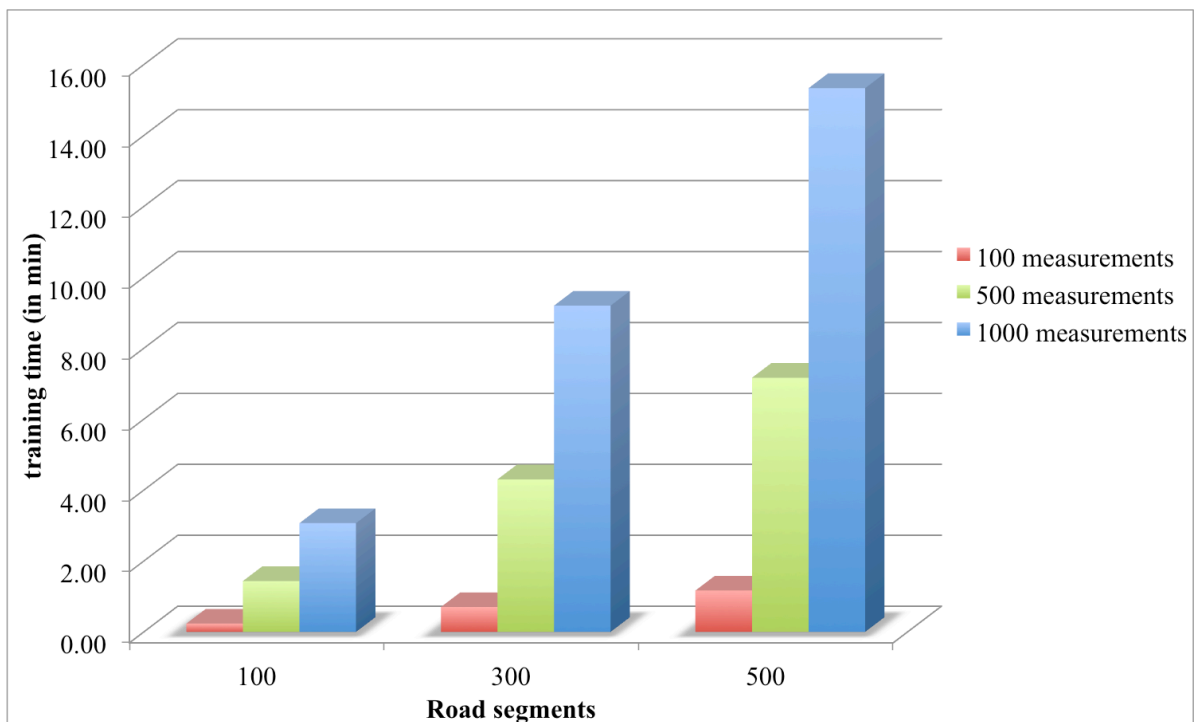
σημαντική, καθώς το μέγεθος του συνόλου δεδομένων μεγαλώνει. Για παράδειγμα, στην περίπτωση των δοκιμών όπου χρησιμοποιείται ένα σύνολο δεδομένων με 1000 μετρήσεις, η χρονική καθυστέρηση εκπαίδευσης του πολυπλοκότερου δικτύου («12-10-2-1») είναι διπλάσια. Επομένως, εάν η βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων στην περίπτωση του πολυπλοκότερου δικτύου δεν είναι σημαντική, θα πρέπει να προτιμηθεί η απλούστερη δομή δικτύου με ένα κρυφό στρώμα νευρώνων. Μάλιστα, στην περίπτωση που επιλεγεί η χρήση συνόλων δεδομένων εκπαίδευσης μεγάλου μεγέθους (περισσότερες από 500 μετρήσεις), τότε επιβάλλεται και η χρήση δικτύων απλούστερης δομής (ένα κρυφό στρώμα).



Σχήμα 4-3. Χρονική καθυστέρηση της εκπαίδευσης ανάλογα με τη δομή του δικτύου MLP και το μέγεθος του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης

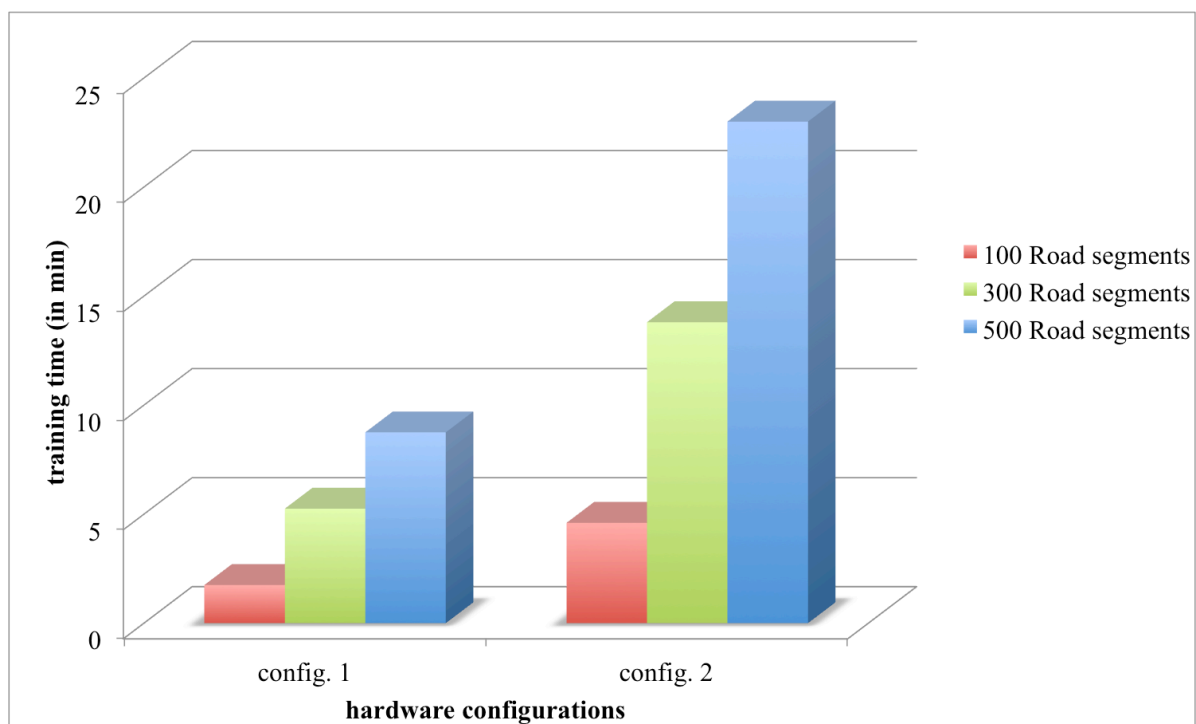
Το σύστημα ADAS, εφαρμόζοντας τους προτεινόμενους ευφυείς αλγορίθμους μάθησης και δρομολόγησης, βρίσκει την ενεργειακά αποδοτικότερη διαδρομή από την τρέχουσα θέση προς τον επιθυμητό προορισμό. Για την εύρεση της βέλτιστης αυτής διαδρομής είναι απαραίτητη η εκτίμηση του ενεργειακού κόστους των οδικών ζεύξεων της περιοχής ενδιαφέροντος. Δηλαδή, η εύρεση της ενεργειακά αποδοτικότερης διαδρομής προϋποθέτει την ύπαρξη εκπαιδευμένων δικτύων μηχανικής μάθησης για τις οδικές ζεύξεις της περιοχής ενδιαφέροντος. Για το λόγο αυτό στο επόμενο διάγραμμα (Σχήμα 4-4) μελετάται ο χρόνος που απαιτείται για την εκπαίδευση του συνόλου των δικτύων μηχανικής μάθησης διαφόρων περιοχών ενδιαφέροντος (διαφορετικών ως προς το μέγεθος). Συγκεκριμένα, θεωρούνται τρεις διαφορετικές περιοχές ενδιαφέροντος, μία περιοχή μικρού μεγέθους με 100 οδικές

ζεύξεις, μία περιοχή μεσαίου μεγέθους με 300 οδικές ζεύξεις και μία τρίτη μεγαλύτερη με 500 οδικές ζεύξεις. Οι χρονικές καθυστερήσεις εκπαίδευσης που απεικονίζονται στο διάγραμμα αντιστοιχούν στο συνολικό χρόνο που απαιτείται για την εκπαίδευση 100, 300 και 500 δικτύων μηχανικής μάθησης αντίστοιχα. Με βάση τα αποτελέσματα των δοκιμών κλιμακωσιμότητας, ο συνολικός χρόνος εκπαίδευσης δεν ξεπερνά τα 2 λεπτά σε περιπτώσεις συνόλων εκπαίδευσης μικρού μεγέθους (100 μετρήσεις) ή σε περιπτώσεις μικρού αριθμού οδικών ζεύξεων. Σε όλες τις υπόλοιπες περιπτώσεις η συνολική καθυστέρηση που προκύπτει λόγω της διαδικασίας εκπαίδευσης των μηχανών MLP μπορεί να είναι ιδιαίτερη μεγάλη. Συνεπώς, η εκπαίδευση των δικτύων μηχανικής μάθησης θα πρέπει να λαμβάνει χώρα στο παρασκήνιο και σε δευτερεύοντα χρόνο, ώστε να μην προκαλεί επιπλέον καθυστέρηση στη διαδικασία εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής. Η υιοθέτηση αυτής της τακτικής μπορεί να βελτιώσει σημαντικά τις επιδόσεις του συστήματος και να μειώσει το χρόνο αναμονής του χρήστη μέχρι την προβολή σε αυτόν της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής. Μάλιστα, ακόμη και εάν κάποια δίκτυα μηχανικής μάθησης χρειαστεί να εκπαιδευτούν σε πραγματικό χρόνο, μπορεί να θεωρηθεί με ασφάλεια ότι ο αριθμός τους θα είναι ιδιαίτερα μικρός (σίγουρα μικρότερος του 100). Ένα τέτοιο πλήθος δικτύων MLP μπορεί να εκπαιδευτεί σε πραγματικό χρόνο χωρίς σημαντική καθυστέρηση, σύμφωνα και με το Σχήμα 4-4.



Σχήμα 4-4. Συνολικός χρόνος εκπαίδευσης για διάφορα μεγέθη οδικών δικτύων και συνόλων εκπαίδευσης

Τα αποτελέσματα που απεικονίζονται στο Σχήμα 4-4 αφορούν την περίπτωση εγκατάστασης του συστήματος στο «ισχυρότερο» υπολογιστικό σύστημα της μελέτης. Στο Σχήμα 4-5 παρουσιάζονται τα συγκριτικά αποτελέσματα των αντίστοιχων δοκιμών στην περίπτωση χρήσης του «ισχυρότερου» και του «ασθενέστερου» υπολογιστικού συστήματος. Το μέγεθος των συνόλων εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκαν στις δοκιμές είναι 500 μετρήσεις. Παρατηρώντας τα αποτελέσματα των δοκιμών αυτών προκύπτει ότι στην περίπτωση του «ασθενέστερου» υπολογιστικού συστήματος η χρονική καθυστέρηση της διαδικασίας εκπαίδευσης του δικτύου MLP είναι σχεδόν διπλάσια. Βέβαια, ακόμη και στην περίπτωση του «ισχυρότερου» υπολογιστικού συστήματος, για να μην ξεπεράσει η συνολική καθυστέρηση εκπαίδευσης τα 2 λεπτά, θα πρέπει να εκπαιδευτούν το πολύ 100 δίκτυα μηχανικής μάθησης χρησιμοποιώντας σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης περιορισμένου μεγέθους (λιγότερες από 100 εγγραφές). Άρα, σε κάθε περίπτωση θα πρέπει η διαδικασία εκπαίδευσης να πραγματοποιείται στο παρασκήνιο και σε δευτερεύοντα χρόνο.



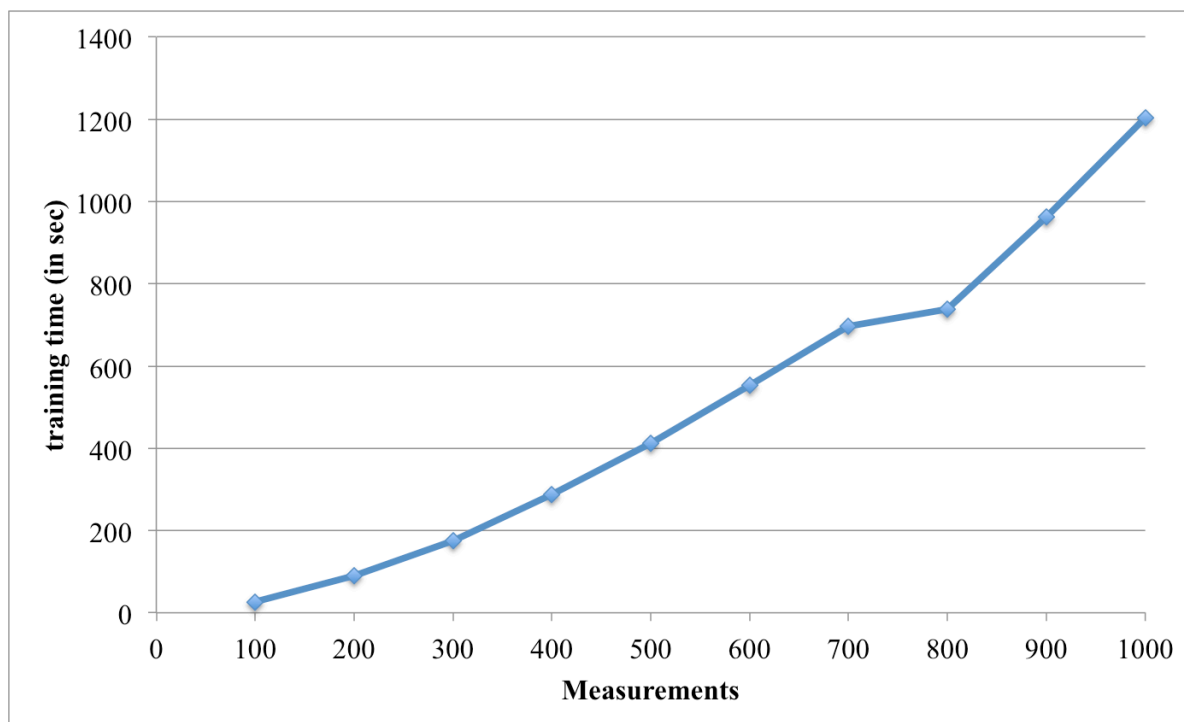
Σχήμα 4-5. Συνολικός χρόνος εκπαίδευσης για διάφορα μεγέθη οδικών δικτύων και δύο διαφορετικές διαμορφώσεις υλικού

4.2.2.2 Σενάριο 2 - Επιλογή Support Vector Regressors

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines, SVM), που χρησιμοποιούνται για παλινδρόμηση (regression), καλούνται Support Vector Regressors

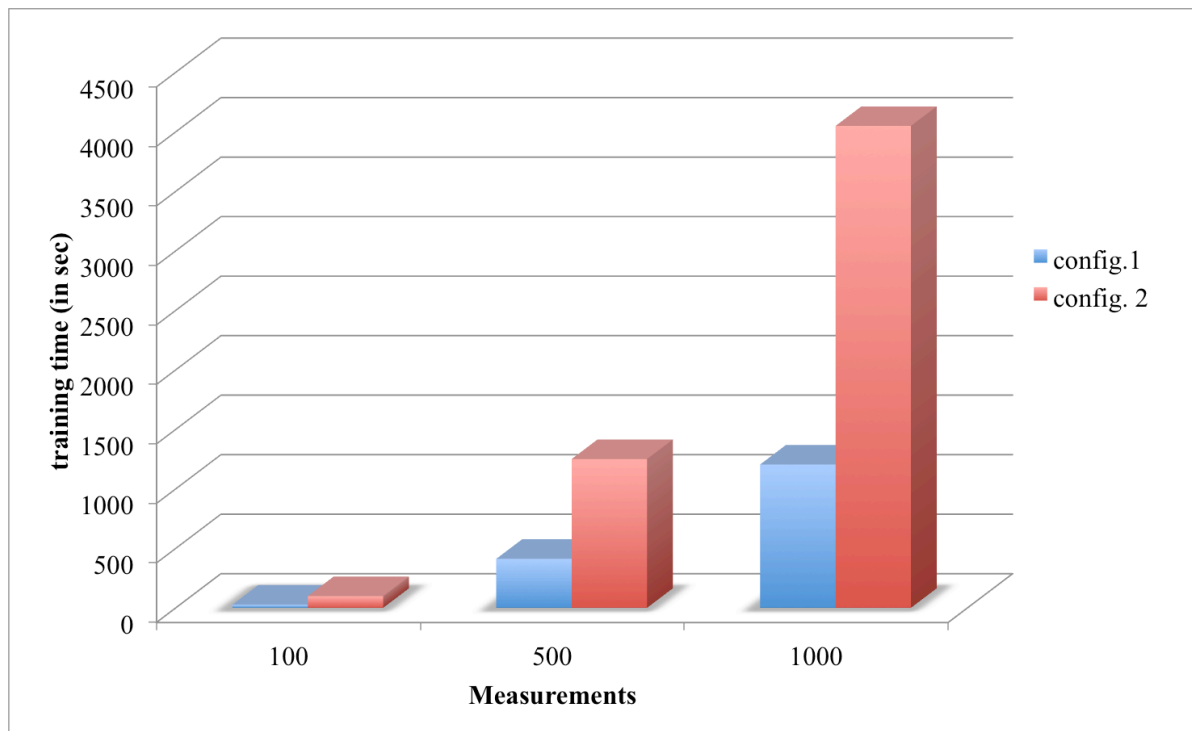
(SVRs). Στις δοκιμές κλιμακωσιμότητας χρησιμοποιήθηκε ένας τύπος δικτύου SVR που καλείται Epsilon-SVR. Αυτή η ονομασία οφείλεται σε ένα συντελεστή ανοχής ϵ , ο οποίος καθορίζει τον τερματισμό της διαδικασίας εκπαίδευσης. Για τις συγκεκριμένες δοκιμές επιλέχθηκε η τιμή $\epsilon=10$, ώστε να μειωθεί ο χρόνος της εκπαίδευσης χωρίς σημαντική επιβάρυνση της ακρίβειας, η οποία ελέγχεται μέσω ενός μηχανισμού 10 αναδιπλώσεων διασταυρωμένης επικύρωσης (10-fold cross-validation). Τα δίκτυα SVR χρησιμοποιούν μια συνάρτηση πυρήνα (kernel function), η οποία μετασχηματίζει το χώρο των δεδομένων εισόδου σε ένα n-διάστατο χώρο, όπου και είναι ευκολότερη η προσέγγιση της υποκείμενης διεργασίας. Στις δοκιμές που πραγματοποιήθηκαν χρησιμοποιήθηκε ο πυρήνας συνάρτησης ακτινικής βάσης (Radial Basis Function, RBF). Για την εύρεση των βέλτιστων παραμέτρων του πυρήνα (που ελαχιστοποιούν το μέσο τετραγωνικό σφάλμα της παλινδρόμησης) χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος αναζήτησης πλέγματος και σχεδίου (grid and pattern search) μαζί με ένα μηχανισμό 4 αναδιπλώσεων διασταυρωμένης επικύρωσης.

Στο Σχήμα 4-6 παρουσιάζεται η κλιμάκωση της χρονικής καθυστέρησης της εκπαίδευσης των δικτύων SVR καθώς το μέγεθος του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης αυξάνεται. Συγκρίνοντας το διάγραμμα αυτό με το αντίστοιχο διάγραμμα των δικτύων MLP (Σχήμα 4-1) προκύπτει ότι η εκπαίδευση των δικτύων SVR είναι πιο χρονοβόρα. Μάλιστα, στην περίπτωση συνόλων δεδομένων εκπαίδευσης μεγάλου μεγέθους (>200 μετρήσεις) ούτε η πραγματοποίηση της εκπαίδευσης στο παρασκήνιο μπορεί να θεωρηθεί αποδεκτή, καθώς η εκπαίδευση μόνο 20 δικτύων SVR απαιτεί τουλάχιστον μία ώρα. Επομένως, η χρήση των δικτύων SVR δεν μπορεί να υιοθετηθεί για την ανάπτυξη του προτεινόμενου ευφυούς αλγορίθμου μάθησης και δρομολόγησης.



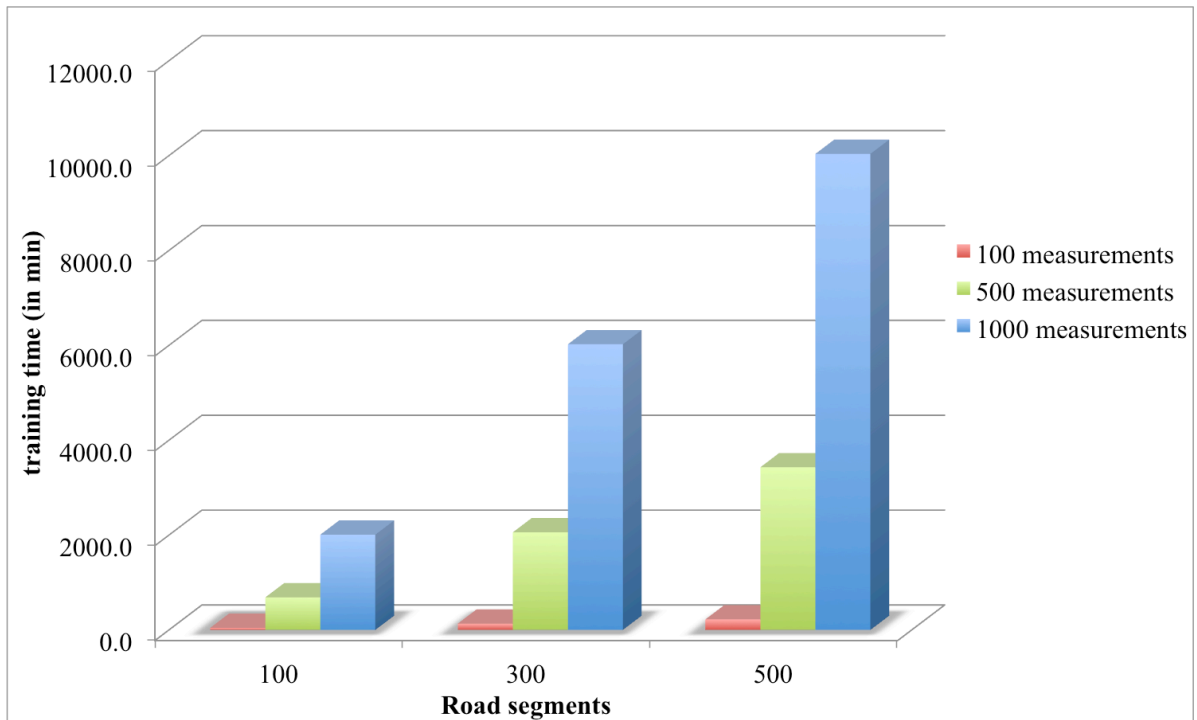
Σχήμα 4-6. Χρονική καθυστέρηση της εκπαίδευσης για διάφορα μεγέθη του συνόλου εκπαίδευσης

Προκειμένου να επιβεβαιωθεί η εγκυρότητα του παραπάνω συμπεράσματος πραγματοποιήθηκαν και μερικές ακόμη δοκιμές χρήσης των δικτύων SVR. Στο Σχήμα 4-7 απεικονίζεται η χρονική καθυστέρηση της εκπαίδευσης των δικτύων SVR ανάλογα με τη διαμόρφωση του χρησιμοποιούμενου υλικού. Σύμφωνα με τα εικονιζόμενα αποτελέσματα προκύπτει ότι στην περίπτωση του «ασθενέστερου» υπολογιστικού συστήματος (config. 2) η χρονική καθυστέρηση της εκπαίδευσης διπλασιάζεται. Επομένως, η αρχική εκτίμηση, ότι η επιλογή των δικτύων SVR για την ανάπτυξη του προτεινόμενου αλγορίθμου μάθησης και δρομολόγησης δεν είναι αποτελεσματική, ενισχύεται περαιτέρω.

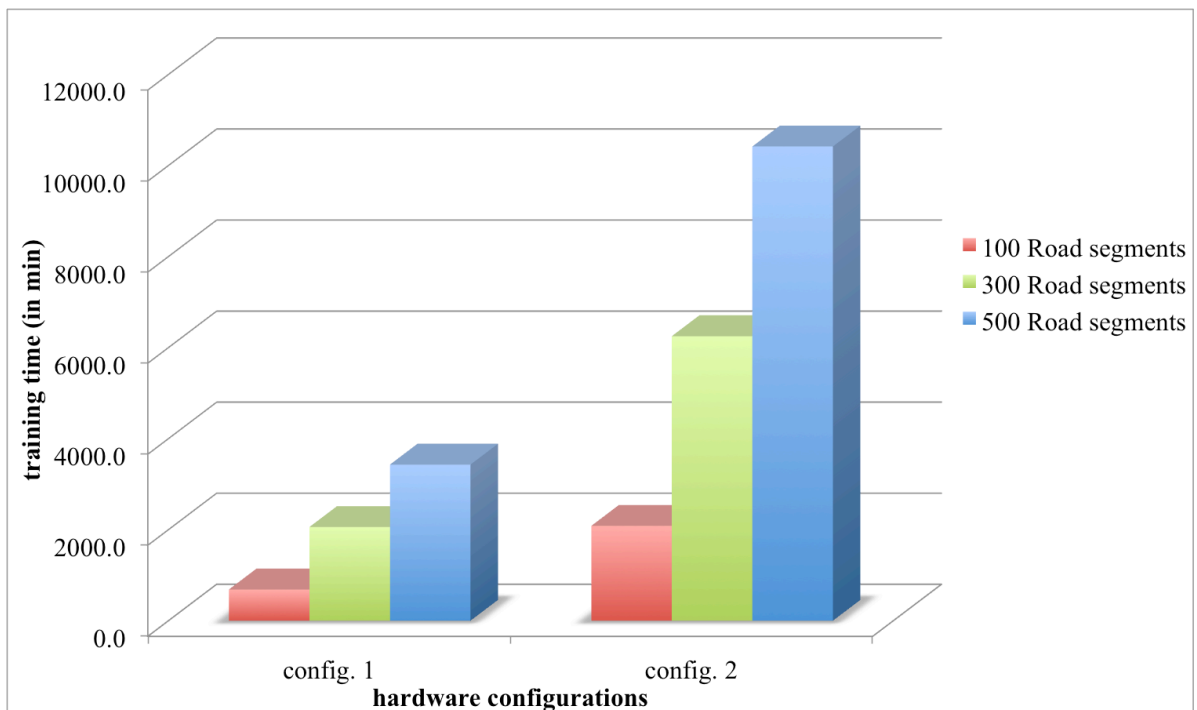


Σχήμα 4-7. Χρονική καθυστέρηση εκπαίδευσης ανάλογα με τη διαμόρφωση του χρησιμοποιούμενου υλικού

Στα δύο επόμενα διαγράμματα (Σχήμα 4-8 και Σχήμα 4-9) παρουσιάζεται η κλιμάκωση της χρονικής καθυστέρησης στην περίπτωση εκπαίδευσης πολλαπλών δικτύων SVR. Σύμφωνα με τα διαγράμματα αυτά, ακόμη και στην περίπτωση χρήσης του «ισχυρότερου» υπολογιστικού συστήματος για την εκπαίδευση των δικτύων SVR ενός μεσαίου μεγέθους οδικού δικτύου, χρειάζονται κάποιες μέρες. Επομένως, το τελικό συμπέρασμα είναι ότι η μεγάλη χρονική καθυστέρηση που εισάγει η διαδικασία εκπαίδευσης των δικτύων SVR δεν επιτρέπει την εφαρμογή τους στον προτεινόμενο ευφυή αλγόριθμο μάθησης και δρομολόγησης.



Σχήμα 4-8. Συνολικοί χρόνοι εκπαίδευσης για διάφορα μεγέθη οδικών δικτύων και συνόλων εκπαίδευσης



Σχήμα 4-9. Χρόνος εκπαίδευσης για διάφορα μεγέθη οδικών δικτύων και χρήση δύο διαφορετικών διαμορφώσεων υλικού

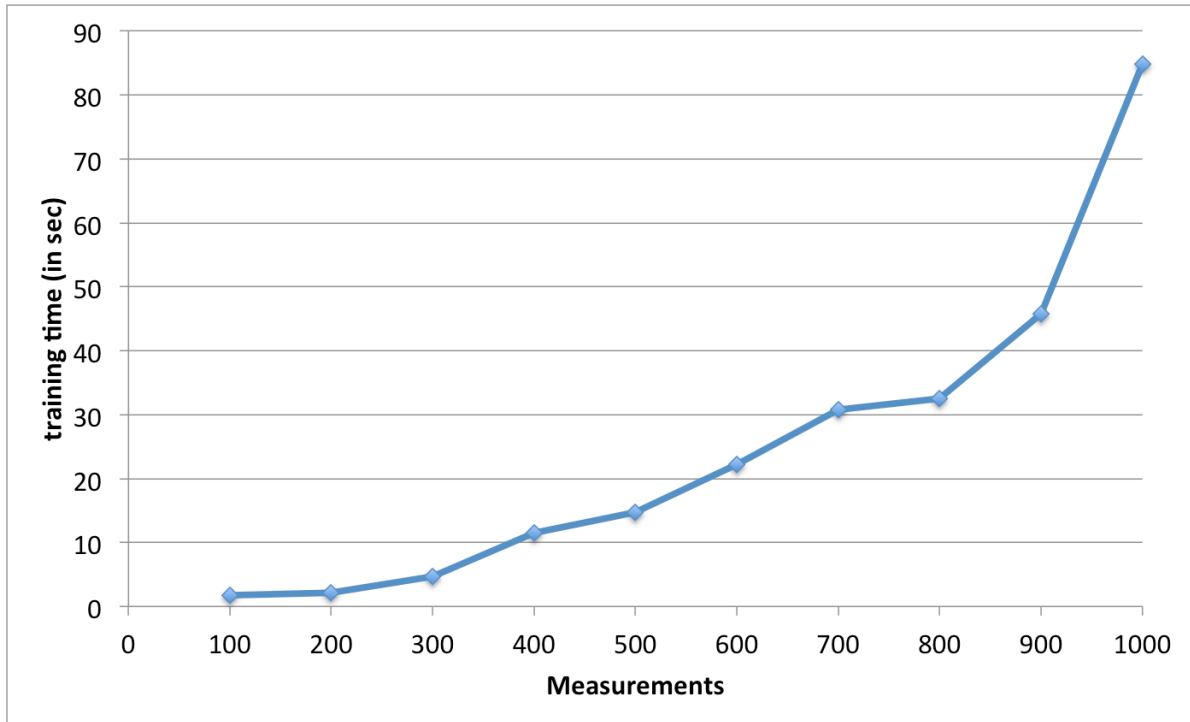
4.2.2.3 Σενάριο 3 - Επιλογή *General Regression Neural Networks*

Το δίκτυο GRNN είναι ένα πιθανοτικό νευρωνικό δίκτυο με 4 στρώματα (στρώμα εισόδου + 2 κρυφά στρώματα + στρώμα εξόδου). Το δίκτυο αυτό, όπως κάθε πιθανοτικό

δίκτυο, απαιτεί μόνο ένα τμήμα του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης που θα απαιτούσε το αντίστοιχο δίκτυο MLP για να εκπαιδευτεί ικανοποιητικά. Έτσι, τα δίκτυα GRNN υπερτερούν στην περίπτωση που τα δεδομένα εκπαίδευσης είναι ελάχιστα. Το πρώτο στρώμα του δικτύου περιέχει τόσους νευρώνες, όσες είναι και οι μεταβλητές εισόδου, το δεύτερο στρώμα περιέχει τόσους νευρώνες, όσα είναι και τα μοτίβα (cluster or pattern) που περιέχονται στα δεδομένα εκπαίδευσης, το τρίτο στρώμα περιέχει δύο μονάδες άθροισης και το τέταρτο στρώμα περιέχει τον νευρώνα εξόδου. Κατά την εισαγωγή ενός διανύσματος εισόδου x στο δίκτυο GRNN, οι νευρώνες του πρώτου κρυφού στρώματος υπολογίζουν την ευκλείδεια απόσταση της εισόδου x από το κεντρικό σημείο του νευρώνα και στη συνέχεια εφαρμόζουν μία συνάρτηση πυρήνα τύπου RBF στην απόσταση αυτή, προκειμένου να υπολογίσουν το βάρος (την επίδραση δηλαδή) του κάθε μοτίβου στο τελικό αποτέλεσμα. Η συνάρτηση RBF που χρησιμοποιείται στις συγκεκριμένες δοκιμές είναι η συνάρτηση του Gauss, η κορυφή της οποίας είναι πάντα κεντραρισμένη στο σημείο όπου το βάρος θα πρέπει να μεγιστοποιείται. Η διασπορά σ της συνάρτησης Gauss καθορίζει την ταχύτητα εξασθένησης της επίδρασης του συγκεκριμένου νευρώνα στο τελικό αποτέλεσμα κατά την απομάκρυνση της εισόδου x από το κεντρικό του σημείο. Επομένως, μεγαλύτερη τιμή διασποράς σημαίνει ότι οι εισοδοί που είναι περισσότερο απομακρυσμένες από το κεντρικό σημείο του νευρώνα έχουν μεγαλύτερη επιρροή στο τελικό αποτέλεσμα. Η τελική τιμή πρόβλεψης προκύπτει από την άθροιση των τιμών που προκύπτουν μετά την εφαρμογή των συναρτήσεων Gauss. Κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης ενός δικτύου GRNN προσδιορίζονται αρχικά οι βέλτιστες τιμές σ , οι οποίες ελέγχουν τη διασπορά των πυρήνων Gauss. Για την επαλήθευση των παραγόμενων μοντέλων χρησιμοποιήθηκε η τεχνική “leave-one-out”, δηλαδή κάθε φορά κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης αφαιρούνταν μία εγγραφή από τα δεδομένα εκπαίδευσης για να χρησιμοποιηθεί για τον υπολογισμό του σφάλματος. Οι δοκιμές που πραγματοποιήθηκαν είναι ανάλογες με αυτές που πραγματοποιήθηκαν για τη μελέτη της κλιμακωσιμότητας των δικτύων MLP και SVR.

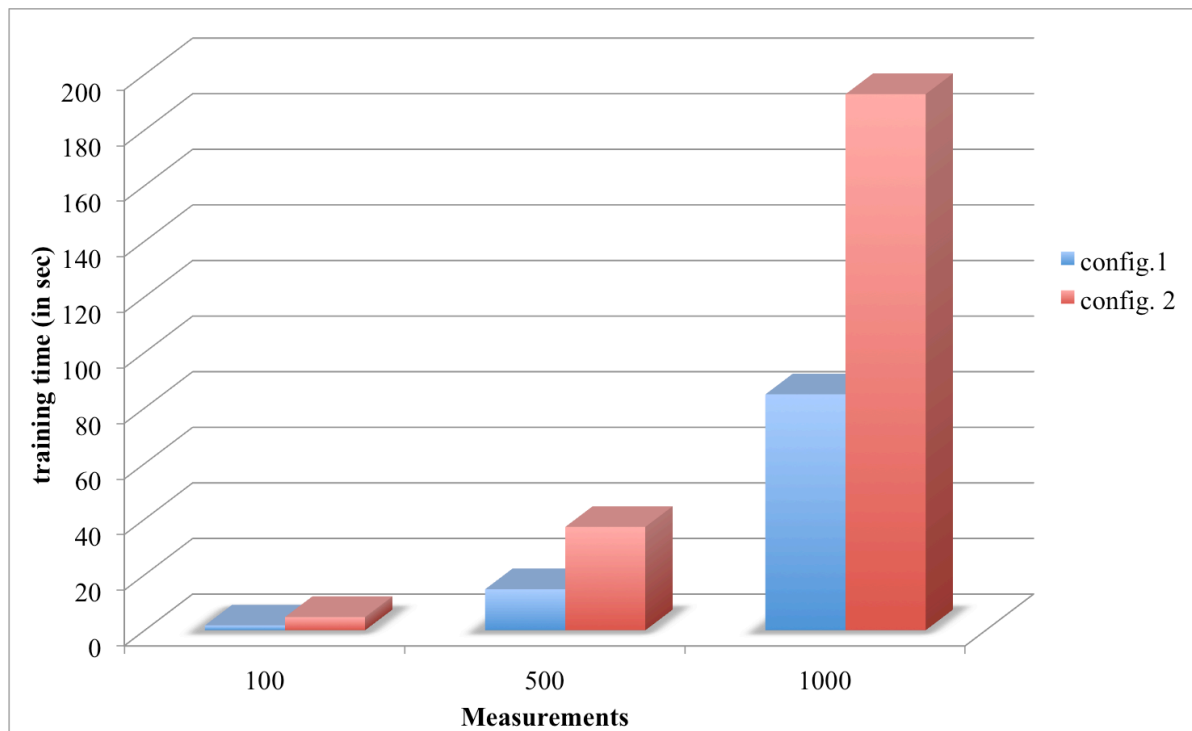
Στο Σχήμα 4-10 απεικονίζεται η χρονική καθυστέρηση της εκπαίδευσης του δικτύου GRNN συναρτήσει του μεγέθους του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης. Οι μετρούμενες καθυστερήσεις δεν είναι τόσο μεγάλες, όπως στην περίπτωση των δικτύων SVR, αλλά είναι λίγο μεγαλύτερες από τις αντίστοιχες των δικτύων MLP. Παρόλα αυτά, η αρχική εκτίμηση είναι ότι τα δίκτυα GRNN μπορούν να εφαρμοστούν για την ανάπτυξη των προτεινόμενων ευφυών αλγορίθμων μάθησης και δρομολόγησης. Μάλιστα, στην περίπτωση που το μέγεθος του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης είναι μικρό, είναι ανεκτή η πραγματοποίηση της εκπαίδευσης σε πραγματικό χρόνο, ενώ στην περίπτωση που

είναι μεγάλο είναι προτιμότερη η πραγματοποίηση της εκπαίδευσης στο παρασκήνιο και σε δευτερεύοντα χρόνο. Παρατηρώντας το διάγραμμα προκύπτει, επίσης, ότι η αύξηση της χρονικής καθυστέρησης είναι ιδιαίτερα απότομη για μεγάλες τιμές του μεγέθους του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης (>800 μετρήσεις).



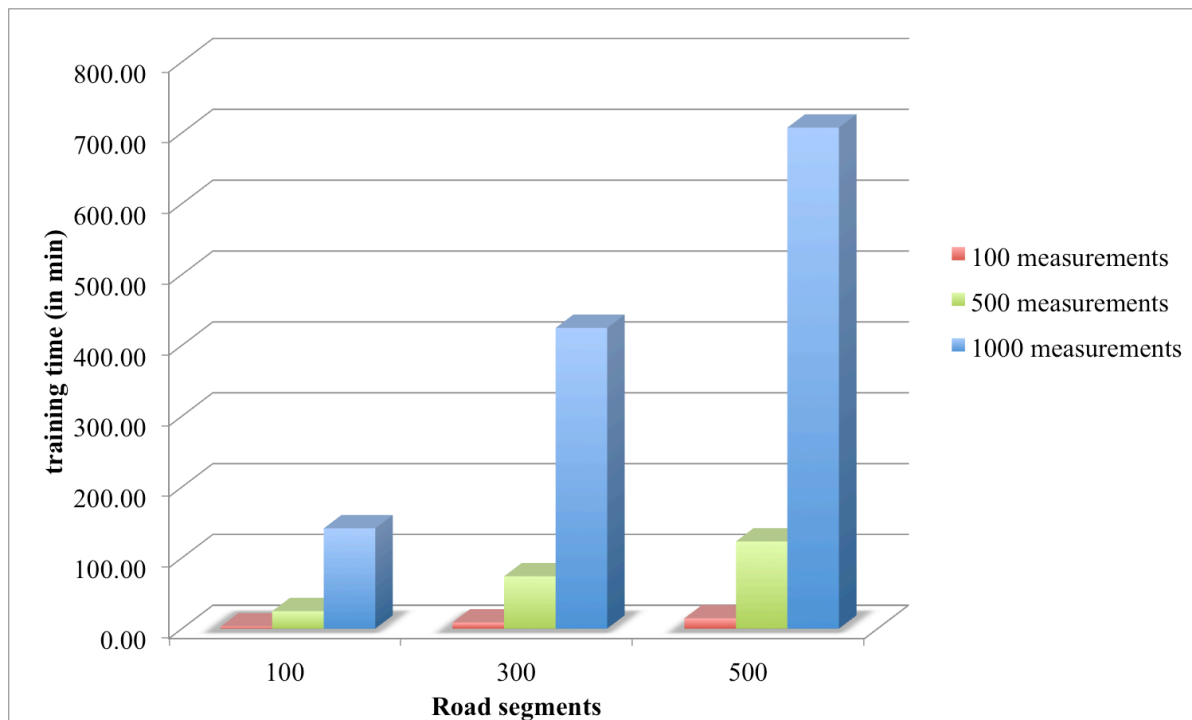
Σχήμα 4-10. Χρονική καθυστέρηση της εκπαίδευσης για διάφορα μεγέθη του συνόλου εκπαίδευσης

Στο Σχήμα 4-11 παρουσιάζεται η χρονική καθυστέρηση της εκπαίδευσης που μετράται στην περίπτωση χρήσης των δύο διαφορετικών υπολογιστικών συστημάτων που περιγράφηκαν παραπάνω, του «ασθενέστερου» (config. 1) και του «ισχυρότερου» (config. 2). Η μετρηθείσα χρονική καθυστέρηση είναι σχεδόν η διπλάσια όταν χρησιμοποιείται το «ασθενέστερο» σύστημα, οπότε το υπολογιστικό αυτό σύστημα θα πρέπει να προτιμάται στην περίπτωση χρήσης συνόλων εκπαίδευσης μικρού μεγέθους.



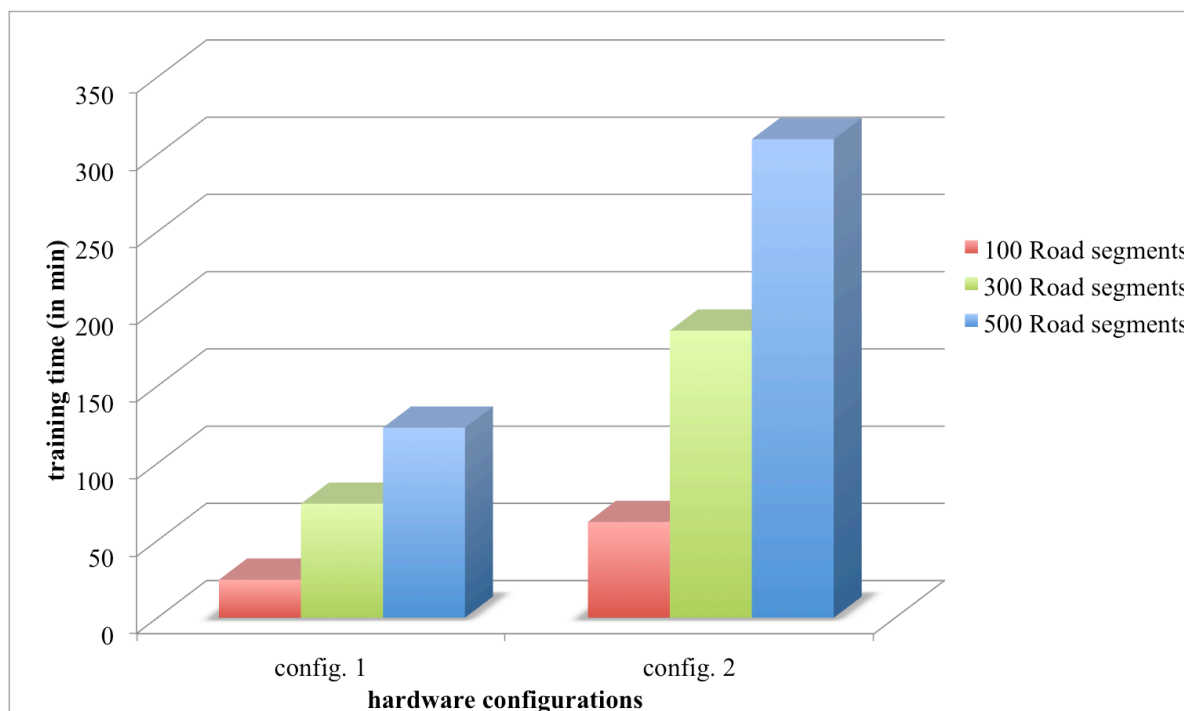
Σχήμα 4-11. Χρονική καθυστέρηση εκπαίδευσης ανάλογα με τη χρησιμοποιούμενη διαμόρφωση υλικού

Το επόμενο διάγραμμα (Σχήμα 4-12) απεικονίζει τους συνολικούς χρόνους εκπαίδευσης που απαιτούνται για την εκπαίδευση των δικτύων GRNN ολόκληρης της περιοχής ενδιαφέροντος. Με βάση τα αποτελέσματα των δοκιμών προκύπτει ότι στην περίπτωση χρήσης συνόλων δεδομένων εκπαίδευσης με περισσότερες από 500 μετρήσεις οι επιδόσεις του δικτύου GRNN επιδεινώνονται σημαντικά. Το γεγονός αυτό, ωστόσο, δεν προκαλεί κάποιο πρόβλημα, γιατί ούτως ή άλλως για την εκπαίδευση των δικτύων GRNN δεν απαιτούνται σύνολα δεδομένων μεγάλου μεγέθους λόγω του τρόπου κατασκευής τους.



Σχήμα 4-12. Συνολικοί χρόνοι εκπαίδευσης για διάφορα μεγέθη οδικών δικτύων και συνόλων εκπαίδευσης

Το τελευταίο διάγραμμα (Σχήμα 4-13) απεικονίζει τους χρόνους που απαιτούνται για την εκπαίδευση των δικτύων GRNN τριών περιοχών διαφορετικού μεγέθους στην περίπτωση χρήσης του «ασθενέστερου» και του «ισχυρότερου» υπολογιστικού συστήματος που περιγράφηκαν παραπάνω. Για τις δοκιμές αυτές χρησιμοποιήθηκαν σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης με 500 μετρήσεις. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα των δοκιμών (Σχήμα 4-13), η χρονική καθυστέρηση της εκπαίδευσης είναι διπλάσια στην περίπτωση του «ασθενέστερου» υπολογιστικού συστήματος. Για το λόγο αυτό στην περίπτωση αυτή θα πρέπει η διαδικασία της εκπαίδευσης να εκτελείται σε δευτερεύοντα χρόνο και στο παρασκήνιο.



Σχήμα 4-13. Χρόνος εκπαίδευσης για διάφορα μεγέθη οδικών δικτύων και χρήση δύο διαφορετικών διαμορφώσεων υλικού

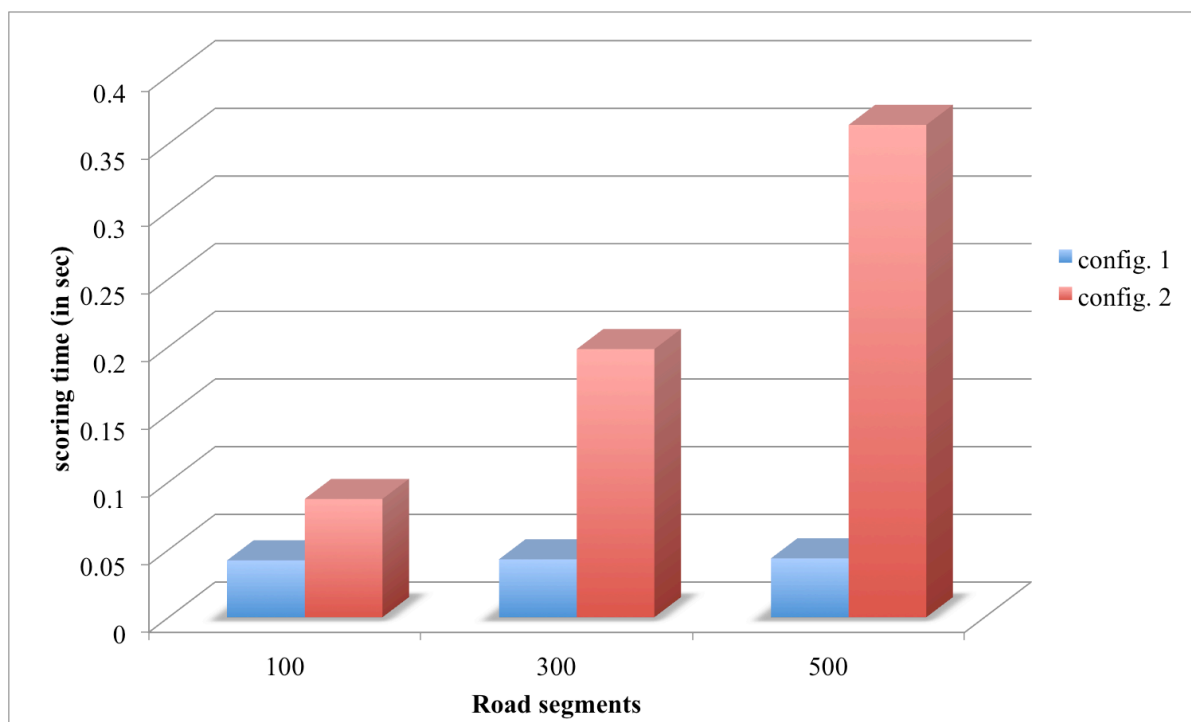
Εν κατακλείδι, σύμφωνα με τα παραπάνω, τα δίκτυα GRNN μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανάπτυξη των προτεινόμενων ευφυών αλγορίθμων μάθησης και δρομολόγησης. Προτείνεται, όμως, η χρήση ισχυρών υπολογιστικών συστημάτων για την εγκατάσταση του συστήματος ADAS και η εκτέλεση των διαδικασιών εκπαίδευσης σε δευτερεύοντα χρόνο και στο παρασκήνιο.

4.2.3 Κλιμακωσιμότητα της χρονικής καθυστέρησης της πρόβλεψης

Το στάδιο πρόβλεψης αποτελεί τη δεύτερη φάση της λειτουργίας των δικτύων μηχανικής μάθησης. Στο στάδιο αυτό τα δίκτυα μηχανικής μάθησης είναι εκπαιδευμένα και δύνανται να κάνουν εκτιμήσεις σύμφωνα με την υποκείμενη διεργασία που προσεγγίζουν. Έτσι, τροφοδοτώντας το δίκτυο με το κατάλληλο διάνυσμα εισόδου, θα παραχθεί η αντίστοιχη πρόβλεψη εξόδου. Η διαδικασία της πρόβλεψης περιλαμβάνει μια σειρά από απλούς υπολογισμούς και επομένως αναμένεται να είναι πολύ πιο γρήγορη σε σχέση με τη διαδικασία της εκπαίδευσης, κατά την οποία αναζητούνται τα βέλτιστα βάρη και παράμετροι του δικτύου μάθησης.

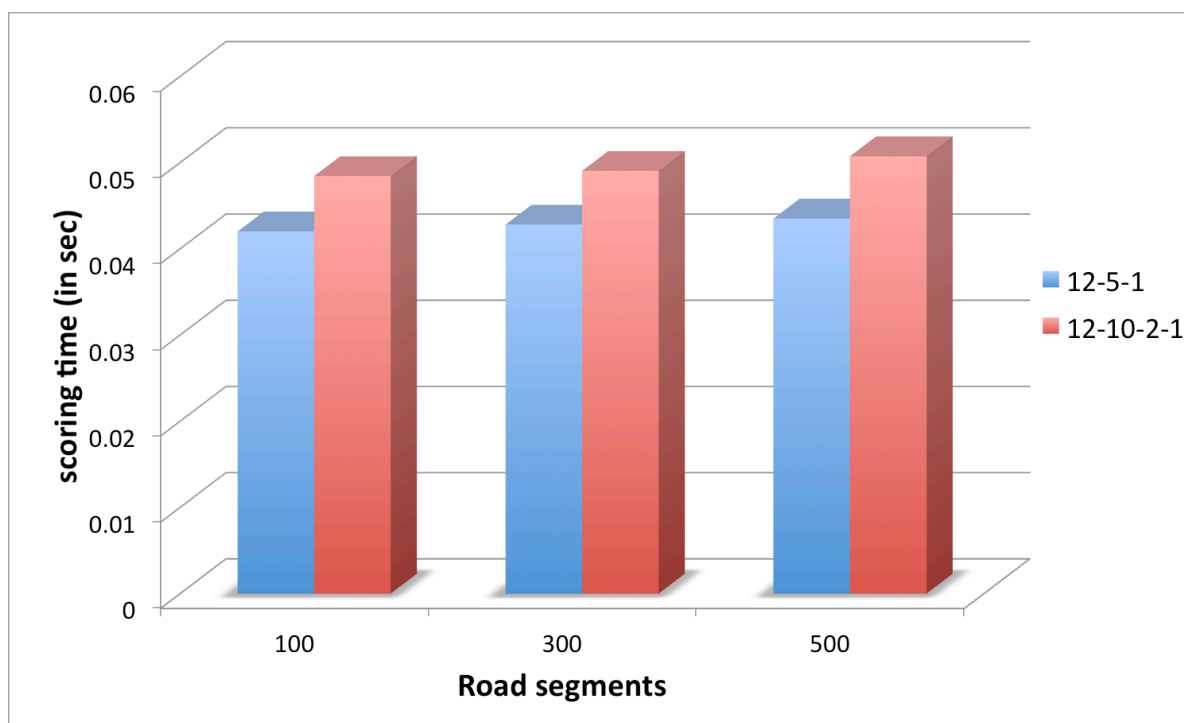
4.2.3.1 Σενάριο 1 - Επιλογή Multi-Layer Perceptrons

Στο Σχήμα 4-14 απεικονίζεται η χρονική καθυστέρηση που προκύπτει κατά τη διαδικασία εκτίμησης του ενεργειακού κόστους των οδικών ζεύξεων τριών περιοχών ενδιαφέροντος διαφορετικού μεγέθους. Δοκιμές πραγματοποιήθηκαν τόσο με το «ισχυρότερο» (config. 1), όσο και με το «ασθενέστερο» υπολογιστικό σύστημα (config. 2), τα οποία περιγράφηκαν παραπάνω. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται στο Σχήμα 4-14, ο συνολικός χρόνος της διαδικασίας πρόβλεψης είναι λιγότερος από ένα δευτερόλεπτο, ακόμη και στην περίπτωση του χειρότερου σεναρίου (δηλαδή τη δοκιμή που πραγματοποιήθηκε με το «ασθενέστερο» υπολογιστικό σύστημα για τη μεγαλύτερη σε μέγεθος περιοχή ενδιαφέροντος).



Σχήμα 4-14. Χρονική καθυστέρηση πρόβλεψης για διάφορα μεγέθη οδικών δικτύων και χρήση δύο διαφορετικών διαμορφώσεων υλικού

Στο Σχήμα 4-15 παρατίθενται τα αποτελέσματα των δοκιμών πρόβλεψης που πραγματοποιήθηκαν για τις τρεις περιοχές ενδιαφέροντος χρησιμοποιώντας δύο διαφορετικά δίκτυα MLP. Πρόκειται για τα δίκτυα που εκπαιδεύτηκαν σε προγενέστερο χρόνο και διαφέρουν ως προς τη δομή τους, φέροντας ένα και δύο κρυφά στρώματα αντίστοιχα («12-5-1» και «12-10-2-1»). Η συνολική χρονική καθυστέρηση που μετρήθηκε κατά τη διαδικασία της πρόβλεψης είναι πολύ μικρή ακόμη και στην περίπτωση του δικτύου MLP με 2 κρυφά στρώματα («12-10-2-1»). Επομένως, η επίδραση της πολυπλοκότητας της δομής του δικτύου MLP στην χρονική καθυστέρηση της πρόβλεψης είναι αμελητέα.



Σχήμα 4-15. Χρονική καθυστέρηση πρόβλεψης για διάφορα μεγέθη οδικών δικτύων και χρήση δύο διαφορετικών δικτύων MLP

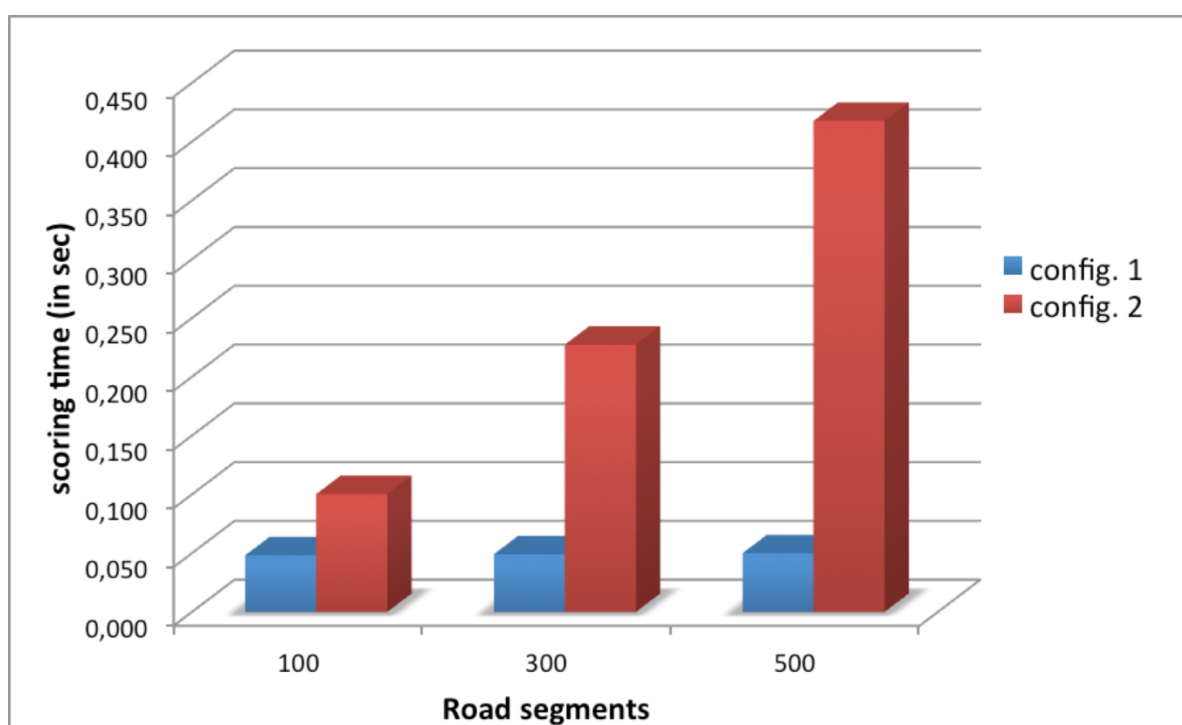
Το συμπέρασμα που προκύπτει σύμφωνα με τα αποτελέσματα των παραπάνω δοκιμών είναι ότι ο χρόνος που απαιτείται για την πρόβλεψη του ενεργειακού κόστους από ένα δίκτυο MLP είναι αμελητέος. Επομένως, επιβεβαιώνεται η αρχική εκτίμηση ότι οι υπολογισμοί της διαδικασίας πρόβλεψης δεν εμπεριέχουν καμία πολυπλοκότητα και δεν επιβαρύνουν χρονικά τον προτεινόμενο αλγόριθμο εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής.

4.2.3.2 Σενάριο 2 - Επιλογή Support Vector Regressors

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα των δοκιμών μελέτης της κλιμακωσιμότητας του χρόνου εκπαίδευσής τους, τα δίκτυα SVR δεν μπορούν να εφαρμοστούν για την ανάπτυξη των προτεινόμενων ευφών αλγορίθμων μάθησης και δρομολόγησης. Οι δυνατότητες των σύγχρονων υπολογιστικών συστημάτων για οχήματα δεν επαρκούν για την ολοκλήρωση της εκπαίδευσης των δικτύων SVR σε χρόνο ικανοποιητικό για τη λειτουργία των προτεινόμενων αλγορίθμων. Για το λόγο αυτό κρίθηκε περιττή η πραγματοποίηση δοκιμών κλιμακωσιμότητας της χρονικής καθυστέρησης της λειτουργίας πρόβλεψης των δικτύων SVR.

4.2.3.3 Σενάριο 3 - Επιλογή *General Regression Neural Networks*

Στο Σχήμα 4-16 απεικονίζονται οι μετρήσεις της χρονικής καθυστέρησης των δοκιμών πρόβλεψης του ενεργειακού κόστους με δίκτυα GRNN. Σύμφωνα με τις μετρήσεις αυτές, η χρονική καθυστέρηση δεν ξεπερνά το μισό δευτερόλεπτο ούτε στην περίπτωση του «ασθενέστερου» υπολογιστικού συστήματος (config. 2) και της περιοχής ενδιαφέροντος με το μεγαλύτερο μέγεθος (500 οδικές ζεύξεις). Δηλαδή, η καθυστέρηση που προκαλείται από τη χρήση του δικτύου GRNN είναι αμελητέα.



Σχήμα 4-16. Χρονική καθυστέρηση της πρόβλεψης για διάφορα μεγέθη οδικών δικτύων και χρήση δύο διαφορετικών διαμορφώσεων υλικού

4.2.4 Συμπεράσματα

Στη συνέχεια, συνοψίζονται τα συμπεράσματα που προέκυψαν από τα αποτελέσματα των δοκιμών κλιμακωσιμότητας της χρονικής καθυστέρησης της διαδικασίας εκπαίδευσης και της διαδικασίας πρόβλεψης για τους τρεις τύπους δικτύων μηχανικής μάθησης (MLP-SVR-GRNN). Όσον αφορά τα δίκτυα MLP, θεωρούνται μόνο οι μετρήσεις των δοκιμών με δίκτυα MLP «12-5-1».

Η κατάταξη των τριών τύπων δικτύων με βάση τη χρονική καθυστέρηση της διαδικασίας εκπαίδευσής τους είναι:

- MLP: 0 sec – 2 sec

- GRNN: 1.75 sec – 1.5 min
- SVR: 1 min – 40 min

Η κατάταξη των τριών τύπων δικτύων με βάση τη συνολική χρονική καθυστέρηση κατά την εκπαίδευση των δικτύων μιας ολόκληρης περιοχής είναι:

- MLP: 0 min – 3 min, για μικρές περιοχές (100 ζεύξεις) του οδικού δικτύου ή για μεγαλύτερες περιοχές (έως 500 ζεύξεις) και χρήση συνόλων δεδομένων εκπαίδευσης μικρού μεγέθους (έως 100 μετρήσεις)
- GRNN: ~ 3 min, για μικρές περιοχές του οδικού δικτύου (100 ζεύξεις) και χρήση συνόλων δεδομένων εκπαίδευσης μικρού μεγέθους (έως 100 μετρήσεις)
- SVR: 90 min – 20,000 min

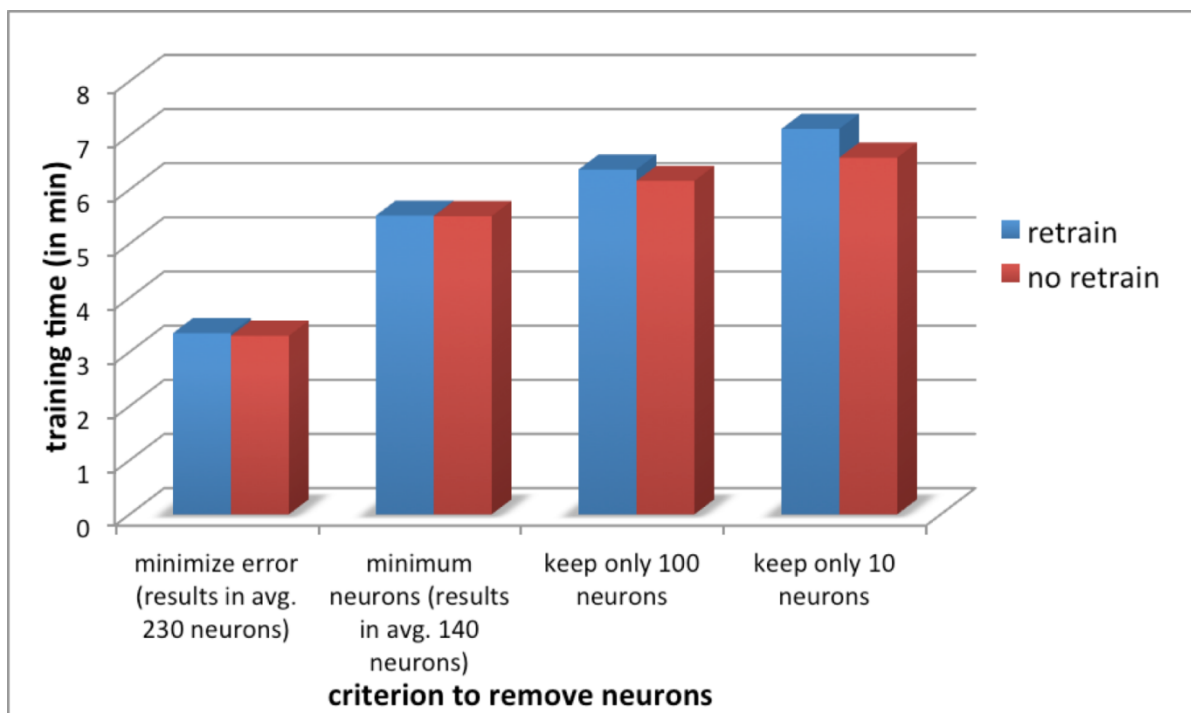
Στην περίπτωση των δικτύων SVR, οι απαιτούμενοι χρόνοι εκπαίδευσης είναι πολύ μεγάλοι και για το λόγο αυτό ο συγκεκριμένος τύπος δικτύου δεν υιοθετείται για την ανάπτυξη των ευφυών αλγορίθμων μάθησης και δρομολόγησης. Για το λόγο αυτό δεν μελετήθηκε ούτε η χρονική καθυστέρησή τους κατά την εκτέλεση της διαδικασίας της πρόβλεψης. Η χρονική καθυστέρηση της πρόβλεψης μελετήθηκε μόνο για τα δίκτυα MLP και τα δίκτυα GRNN, για τα οποία αποδείχτηκε ότι είναι αμελητέα.

Μία άλλη σημαντική διαπίστωση που προέκυψε από τα αποτελέσματα των δοκιμών είναι ότι η αύξηση του χρόνου εκπαίδευσης των δικτύων GRNN, καθώς το μέγεθος του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης αυξάνεται, είναι μεγαλύτερη σε σχέση με αυτή που παρατηρείται στην περίπτωση των δικτύων MLP. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι τα δίκτυα GRNN υλοποιούν συνήθως πολυπλοκότερες δομές σε σχέση με τα δίκτυα MLP. Για το λόγο αυτό έχουν προταθεί διάφοροι αλγόριθμοι για την ελαχιστοποίηση του αριθμού των νευρώνων του πρώτου κρυφού στρώματος του δικτύου GRNN χωρίς την υποβάθμιση της ακρίβειας των προβλέψεών τους. Τα οφέλη από τη διαδικασία αυτή είναι πολλαπλά:

- Μειώνεται ο χώρος που απαιτείται για την αποθήκευση της δομής του δικτύου.
- Μειώνεται ο χρόνος υπολογισμού των προβλέψεων καθώς απαλείφονται κάποιοι ενδιάμεσοι υπολογισμοί.
- Η αφαίρεση «περιττών» νευρώνων συνήθως βελτιώνει την ακρίβεια των προβλέψεων του δικτύου.

Για να μελετηθεί η επιβάρυνση στη χρονική καθυστέρηση της διαδικασίας εκπαίδευσης των δικτύων GRNN από την εφαρμογή των αλγορίθμων βελτιστοποίησης της δομής του

πραγματοποιήθηκαν μερικές δοκιμές. Στο Σχήμα 4-17 απεικονίζεται ο συνολικός χρόνος εκπαίδευσης και βελτιστοποίησης του δικτύου GRNN που μετρήθηκε κατά τη διάρκεια των δοκιμών. Για τις δοκιμές αυτές χρησιμοποιήθηκε ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης με 300 μετρήσεις. Τα κριτήρια αφαίρεσης νευρώνων ταξινομούνται στο διάγραμμα με βάση το πλήθος των εναπομείναντων νευρώνων, ενώ όπως είναι αναμενόμενο, η αφαίρεση περισσότερων νευρώνων προκαλεί μεγαλύτερη χρονική καθυστέρηση. Στο διάγραμμα απεικονίζεται, επίσης, και η επιπρόσθετη χρονική καθυστέρηση που οφείλεται στην επανεκπαίδευση του δικτύου μετά την αφαίρεση νευρώνων.



Σχήμα 4-17. Χρονική καθυστέρηση της συνολικής διαδικασίας εκπαίδευσης και βελτιστοποίησης του δικτύου GRNN ανάλογα με το επιλεγμένο κριτήριο αφαίρεσης νευρώνων

Εάν ληφθεί υπόψιν ότι ο χρόνος που απαιτείται για την εκπαίδευση του δικτύου GRNN είναι 4.63 sec, τότε σύμφωνα με το Σχήμα 4-17 η διαδικασία βελτιστοποίησης της δομής του εκπαιδευμένου δικτύου είναι ιδιαίτερα χρονοβόρα. Μάλιστα, στην περίπτωση εφαρμογής της διαδικασίας αυτής το δίκτυο GRNN καθίσταται ακατάλληλο για την ανάπτυξη του προτεινόμενου αλγορίθμου εύρεσης της ενεργειακά αποδοτικότερης διαδρομής. Για το λόγο αυτό επιλέγεται να μην πραγματοποιείται βελτιστοποίηση της δομής του δικτύου GRNN μετά το πέρας της διαδικασίας εκπαίδευσής του στο σύστημα ADAS. Η μόνη επιβάρυνση από αυτήν την επιλογή είναι η απαίτηση μεγαλύτερου χώρου για την αποθήκευση της δομής των δικτύων GRNN, αλλά όπως αποδεικνύεται στην επόμενη παράγραφο το γεγονός αυτό δεν προκαλεί κάποιο ιδιαίτερο πρόβλημα.

4.3 Κλιμάκωση της απαιτούμενης χωρητικότητας κατά την εφαρμογή Μηχανικής Μάθησης

4.3.1 Γενικά

Οι πληροφορίες που χρησιμοποιεί το σύστημα σύμφωνα με την προτεινόμενη αρχιτεκτονική υλοποίησής του (Κεφ. 3) διακρίνονται σε:

- Στατικά δεδομένα: πρόκειται για μεταδεδομένα των σύγχρονων ψηφιακών χαρτών
- Ιστορικά δεδομένα: πρόκειται για την πρότερη εμπειρία που έχει συλλεχθεί από το όχημα ή έχει ανακτηθεί από άλλα οχήματα ή από την κεντρική διαχειριστική πλατφόρμα
- Δεδομένα πραγματικού χρόνου: πρόκειται για αναφορές που αφορούν έκτακτα κυκλοφοριακά συμβάντα

Όσον αφορά τα στατικά δεδομένα, το μέγεθος των σύγχρονων ψηφιακών χαρτών δεν επηρεάζει τη μελέτη κλιμακωσιμότητας, καθώς κατά το σχεδιασμό των χαρτών αυτών έχει προβλεφθεί η δυνατότητα εγκατάστασής τους σε συστήματα που προορίζονται για οχήματα. Επίσης, το μέγεθος των αναφορών έκτακτων κυκλοφοριακών συμβάντων είναι ιδιαίτερα μικρό και η χωρητικότητα που απαιτείται για την αποθήκευσή τους είναι αμελητέα. Ο μόνος τύπος δεδομένων, λοιπόν, που πρέπει να ληφθεί υπόψιν κατά τη μελέτη κλιμάκωσης της απαιτούμενης χωρητικότητας του προτεινόμενου συστήματος είναι τα ιστορικά δεδομένα, δηλαδή οι συλλεχθείσες πληροφορίες.

4.3.2 Κλιμάκωση του όγκου της Συλλεχθείσας Πληροφορίας

Τα δεδομένα που συλλέγονται κατά την κίνηση των οχημάτων είναι πολύ σημαντικά για τη λειτουργία του προτεινόμενου συστήματος, καθώς συνιστούν την πρότερη εμπειρία που τροφοδοτεί τους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης. Συνεπώς, η αποθήκευσή τους τοπικά στο όχημα επιβάλλεται ώστε να είναι διαθέσιμα τόσο για την εκπαίδευση των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, όσο και για τον συγχρονισμό της πρότερης εμπειρίας με άλλα οχήματα. Ο μηχανισμός της ανταλλαγής εμπειρίας μεταξύ των οχημάτων είναι ιδιαίτερα σημαντικός, γιατί εξασφαλίζει τον εμπλουτισμό της πρότερης εμπειρίας και κατ' επέκταση την καλύτερη εκπαίδευση των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης.

Οι περιορισμένοι, ωστόσο, υπολογιστικοί πόροι του συστήματος ADAS, που καλείται να υλοποιήσει τον προτεινόμενο μηχανισμό, επιβάλλουν την ανάγκη μελέτης της κλιμάκωσης

του όγκου της συλλεχθείσας πληροφορίας ώστε να ελεγχθεί κατά πόσον είναι εφικτή η υλοποίηση του προτεινόμενου μηχανισμού με βάση τις δυνατότητες του διαθέσιμου υλικού.

Πίνακας 4-1. Ανάλυση της δομής των εγγραφών της συλλεχθείσας πληροφορίας

Διά- νυμα	Μεταβλητή	Μονάδα μέτρησης	Μέγεθος	Περιγραφή
c^S	Road segment ID	-	8bytes	Το ID κάθε οδικής ζεύξης είναι μοναδικό για κάθε ψηφιακό χάρτη. Στη συγκεκριμένη υλοποίηση το ID έχει μέγεθος 8 bytes.
c^V	Battery State-of-Health	%	2bytes	Η απόδοση της μπαταρίας σε ποσοστό επί τοις εκατό.
	Battery State-of-Charge	%	2bytes	Η στάθμη φόρτισης της μπαταρίας σε ποσοστό επί τοις εκατό.
	Battery Capacity	Wh	2bytes	Η χωρητικότητα της μπαταρίας.
	Battery Technology	-	<20bytes	Η τεχνολογία κατασκευής της μπαταρίας σε μορφή κειμένου (π.χ. Li-ion) με μέγεθος έως και 19 χαρακτήρες.
	Lights	-	1byte	Η κατάσταση λειτουργίας των φώτων (off[0]-position[1]-driving[2]-high beam[3]).
	Heating	-	1byte	Η κατάσταση λειτουργίας του συστήματος θέρμανσης (off[0]-low[1]-mid[2]-high[3]).
	Air-conditioning	-	1byte	Η κατάσταση λειτουργίας του συστήματος ψύξης (off[0]-low[1]-mid[2]-high[3]).
	Radio	-	1byte	Η κατάσταση λειτουργίας του ηχοσυστήματος (off[0]-on[1]).
	Wipers	-	1byte	Η κατάσταση λειτουργίας των υαλοκαθαριστήρων (off[0]-low[1]-mid[2]-high[3]).
	Motor's maximum power output	kW	2bytes	Η μέγιστη ισχύς του κινητήρα του οχήματος σε ακέραια τιμή.
Vehicle mass plus load weight	kg	2bytes	Το βάρος του οχήματος σε ακέραια τιμή.	
c^W	Temperature	°C	2bytes	Η θερμοκρασία περιβάλλοντος σε ακέραια τιμή.
	Humidity	%	2bytes	Το επίπεδο υγρασίας του περιβάλλοντος σε ποσοστό επί τοις εκατό.
c^{Tr}	Timestamp	-	8bytes	Η χρονική στιγμή εισόδου στην οδική ζεύξη καθορίζει τις παραμέτρους του χρονικού πλαισίου χρήσης (weekday-time band-month)
c^{Dr}	Average vehicle consumption as reported by the trip computer	Wh/km	2bytes	Η μέση κατανάλωση του οχήματος σε ακέραια τιμή.
	Road segment energy cost	Wh	4bytes	Το ενεργειακό κόστος της ζεύξης σε δεκαδική μορφή.
Σύνολο			60bytes (max)	

Ο Πίνακας 4-1 παραθέτει τη δομή των εγγραφών (μετρήσεων) της συλλεχθείσας πληροφορίας. Με βάση τη δομή αυτή το μέγεθος μιας μέτρησης κυμαίνεται από 42 έως 60 bytes ανάλογα με την τιμή του πεδίου *Battery Technology*, το οποίο περιέχει κείμενο μήκους έως 19 χαρακτήρες. Η μέτρηση καταγράφεται στη βάση δεδομένων κατά την έξοδο

από την τρέχουσα οδική ζεύξη και την είσοδο στην επόμενη και περιέχει τόσο τη διαμόρφωση του πλαισίου χρήσης που επικρατούσε κατά τη διάσχιση της οδικής ζεύξης, όσο και την ενεργειακή ποσότητα που καταναλώθηκε. Ανάλογες μετρήσεις, οι οποίες ανακτώνται μέσω του συγχρονισμού με άλλα οχήματα ή με την κεντρική διαχειριστική πλατφόρμα, αποθηκεύονται επίσης στην τοπική βάση δεδομένων. Είναι, λοιπόν, αναγκαία η μελέτη της κλιμάκωσης του όγκου της συλλεχθείσας πληροφορίας, ώστε να αξιολογηθεί η δυνατότητα υλοποίησης του προτεινόμενου μηχανισμού και να εφευρευθούν πολιτικές διαχείρισης της πρότερης εμπειρίας (π.χ. διαγραφή πολύ παλιών μετρήσεων) προκειμένου να αντιμετωπιστεί πιθανή έλλειψη χωρητικότητας.

Για τον υπολογισμό της απαιτούμενης χωρητικότητας είναι απαραίτητο να υπολογιστεί καταρχήν ο αριθμός μετρήσεων που καταγράφει κατά μέσο όρο ένα όχημα ανά ημέρα. Ο Πίνακας 4-2 περιέχει ένα σενάριο υπολογισμού του μέσου αριθμού οδικών ζεύξεων που διασχίζει ένα όχημα ανά ημέρα. Σύμφωνα με το σενάριο αυτό, το προτεινόμενο σύστημα εγκαθίσταται σε πλήρως ηλεκτροκινούμενα οχήματα, τα οποία διανύουν διαφορετική απόσταση ανά ημέρα ανάλογα με τον τύπο τους. Οι τύποι οχημάτων που αναφέρονται στο σενάριο είναι ιδιωτικό όχημα, όχημα διανομής, ταξί, περιπολικό ή όχημα κάποιας υπηρεσίας διαμοιρασμού οχημάτων (car sharing). Επίσης, το συγκεκριμένο σενάριο περιλαμβάνει και ηλεκτροκινούμενα λεωφορεία αστικών μετακινήσεων. Οι αριθμοί των οχημάτων ανά τύπο οχήματος που θεωρούνται στο σενάριο βασίζονται στα στατιστικά στοιχεία που περιγράφουν την εξάπλωση των ηλεκτροκινούμενων οχημάτων στις μέρες μας, ενώ η κατανομή των οδών που επισκέπτονται ανά κλάση βασίζεται σε στατιστικά στοιχεία που αφορούν συμβατικά οχήματα (που φέρουν μηχανές εσωτερικής καύσης) ανάλογου τύπου. Τα χαρακτηριστικά των οδικών κλάσεων που αναφέρονται στο σενάριο είναι:

- Τοπικές οδοί: πρόκειται για οδούς που εξυπηρετούν τις τοπικές μετακινήσεις με όριο ταχύτητας τα 50km/h.
- Κύριες οδοί: πρόκειται για λεωφόρους με όριο ταχύτητας μεταξύ 50km/h και 80 km/h.
- Αρτηρίες: πρόκειται για οδούς που ανήκουν στο εθνικό δίκτυο και εξυπηρετούν τις μετακινήσεις μεταξύ των πόλεων και τις μετακινήσεις προς τα προάστια με όριο ταχύτητας μεταξύ 50km/h και 110km/h.

Ο Πίνακας 4-3 παραθέτει μια εκτίμηση του αριθμού των ζεύξεων που περιέχονται σε μήκος 10km ανάλογα με την οδική κλάση.

Πίνακας 4-2. Σενάριο υπολογισμού του μέσου αριθμού οδικών ζεύξεων ανά όχημα ανά ημέρα

<i>Τύποι οχημάτων</i>	<i>Car Sharing</i>	<i>Λεωφο- ρείο</i>	<i>Ιδιωτικό όχημα</i>	<i>Όχημα διανομής</i>	<i>Ταξί</i>	<i>Περιπολικό</i>
Χμ/όχημα×ημέρα	41	170	84	118	198	120
Αριθμός οχημάτων ανά τύπο οχήματος	20	10	190	15	10	10
(%) Τοπικές οδοί	30%	10%	30%	40%	25%	60%
(%) Κύριες οδοί	30%	60%	30%	40%	40%	20%
(%) Αρτηρίες	40%	30%	40%	20%	35%	20%
Αριθμός οδικών ζεύξεων/ημέρα	2952	5440	57456	7611	7029	5880
Συνολικός αριθμός οχημάτων						215
Συνολικός αριθμός οδικών ζεύξεων ανά ημέρα						86368
Μέσος αριθμός οδικών ζεύξεων ανά όχημα ανά ημέρα						400

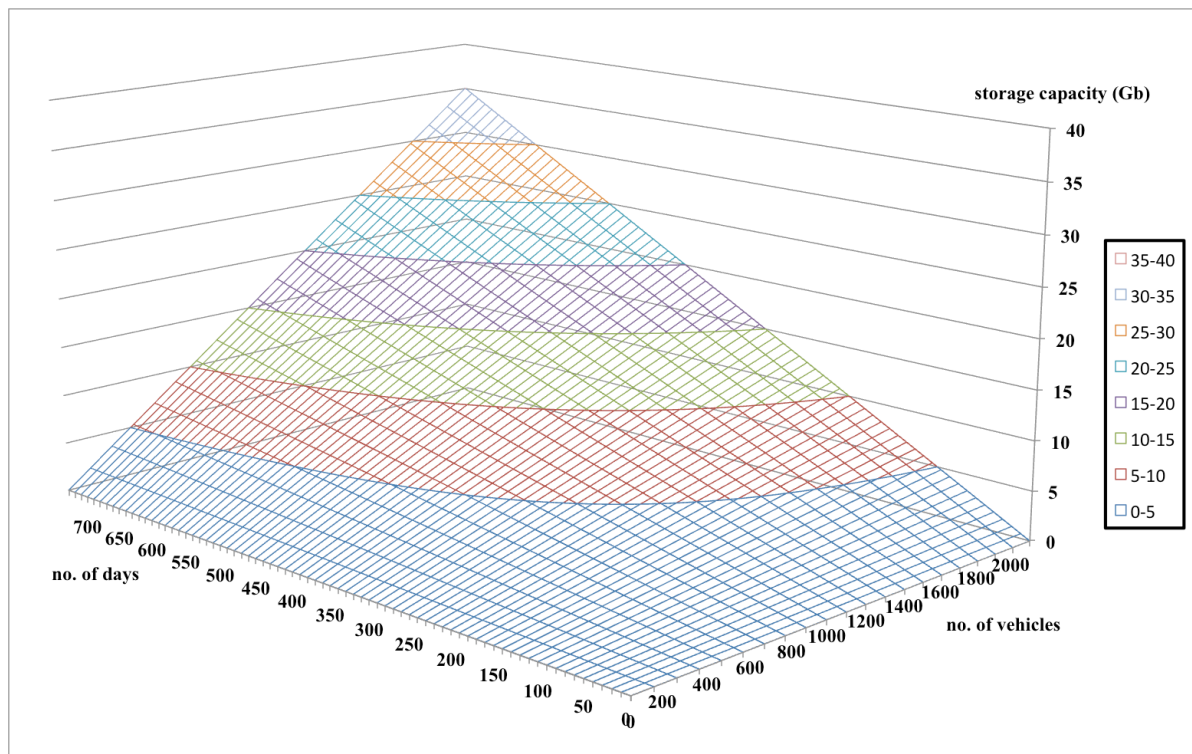
Πίνακας 4-3. Αριθμός ζεύξεων ανά οδική κλάση

<i>Οδική Κλάση</i>	<i>Αριθμός οδικών ζεύξεων ανά 10km</i>
Τοπική οδός	65
Κύρια οδός	35
Αρτηρία	15

Σύμφωνα, λοιπόν, με τους υπολογισμούς του σεναρίου που περιγράφεται στον παραπάνω πίνακα (Πίνακας 4-2), ο μέσος αριθμός των οδικών ζεύξεων που διασχίζει ένα όχημα ανά ημέρα είναι 400 ζεύξεις. Με βάση τον αριθμό αυτό υπολογίζεται η χωρητικότητα που απαιτείται για την αποθήκευση των μετρήσεων για πολλαπλές τιμές του αριθμού των οχημάτων που φέρουν το προτεινόμενο σύστημα και πολλαπλές τιμές του αριθμού των ημερών που πραγματοποιήθηκαν μετρήσεις. Συγκεκριμένα, πραγματοποιούνται δύο μελέτες περιπτώσεων, διαφορετικές ως προς την εξάπλωση του προτεινόμενου συστήματος.

Η πρώτη μελέτη αφορά μια περίπτωση περιορισμένης εξάπλωσης του συστήματος, δηλαδή ο αριθμός των οχημάτων που το φέρουν κυμαίνεται από 0 έως 2000, και τα αποτελέσματά της απεικονίζονται στο Σχήμα 4-18. Στην μελέτη αυτή εξετάζεται η κλιμάκωση της απαιτούμενης χωρητικότητας σε περίπτωση που η πρότερη εμπειρία διατηρείται σε βάθος διετίας. Σύμφωνα, λοιπόν, με το διάγραμμα (Σχήμα 4-18) η μέγιστη χωρητικότητα που μπορεί να απαιτηθεί στη συγκεκριμένη μελέτη περίπτωσης είναι περίπου 35Gb, μέγεθος το οποίο είναι διαχειρίσιμο με βάση τα διαθέσιμα μέσα αποθήκευσης. Για παράδειγμα, υπάρχει τεράστια ποικιλία σκληρών δίσκων μικρού μεγέθους (δηλαδή 1.8'')

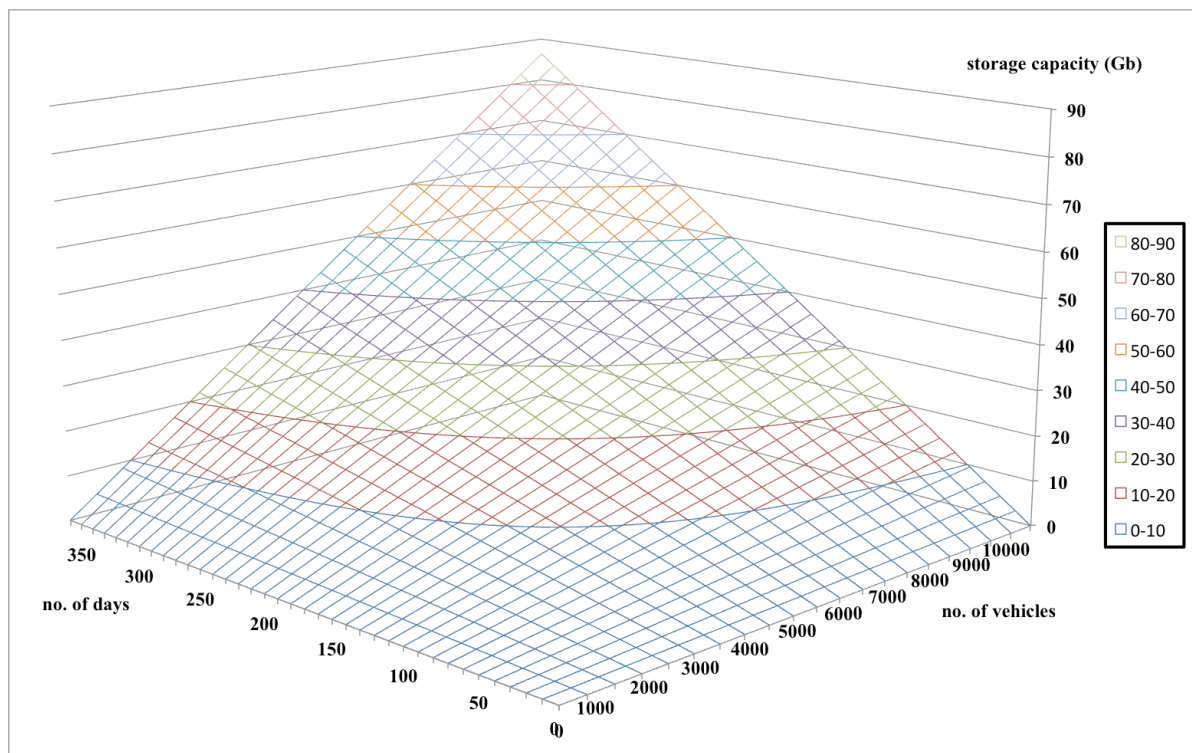
και μεγάλης χωρητικότητας (1Tb) στο εμπόριο, οι οποίοι υπερκαλύπτουν την απαίτηση των 35Gb. Κάποιες άλλες τυπικές τιμές χωρητικότητας που προκύπτουν με βάση τους υπολογισμούς και παρουσιάζουν ενδιαφέρον είναι: η τιμή των 8.5Gb που είναι η απαιτούμενη χωρητικότητα για την αποθήκευση των μετρήσεων 1000 οχημάτων σε βάθος ενός χρόνου και η τιμή των 4.25Gb που είναι η απαιτούμενη χωρητικότητα για την αποθήκευση των μετρήσεων 2000 οχημάτων σε βάθος ενός τριμήνου.



Σχήμα 4-18. Διάγραμμα κλιμάκωσης της απαιτούμενης χωρητικότητας για την αποθήκευση της συλλεχθείσας εμπειρίας (περιορισμένη εξάπλωση του προτεινόμενου συστήματος)

Η δεύτερη μελέτη αφορά μια περίπτωση ευρύτερης εξάπλωσης του προτεινόμενου συστήματος, δηλαδή ο αριθμός των οχημάτων που το φέρουν κυμαίνεται από 0 έως 10000, και τα αποτελέσματά της απεικονίζονται στο Σχήμα 4-19. Στην μελέτη αυτή εξετάζεται η κλιμάκωση της απαιτούμενης χωρητικότητας σε περίπτωση που η πρότερη εμπειρία διατηρείται σε βάθος το πολύ ενός έτους. Σύμφωνα, λοιπόν, με το διάγραμμα (Σχήμα 4-19) η μέγιστη χωρητικότητα που μπορεί να απαιτηθεί στη συγκεκριμένη μελέτη περίπτωσης είναι περίπου 85Gb, μέγεθος το οποίο είναι διαχειρίσιμο με βάση τα διαθέσιμα μέσα αποθήκευσης (>1Tb). Από την άλλη, σε περίπτωση ακόμη ευρύτερης εξάπλωσης του προτεινόμενου συστήματος, το μέγεθος της απαιτούμενης χωρητικότητας μπορεί να περιοριστεί με την εφαρμογή κατάλληλων πολιτικών χρήσης, όπως για παράδειγμα η διαγραφή μετρήσεων παλιότερων του τριμήνου. Με εφαρμογή αυτής της πολιτικής, για

παράδειγμα, η απαιτούμενη χωρητικότητα δεν ξεπερνά τα 85Gb, ακόμη και στην περίπτωση εξοπλισμού 40000 οχημάτων με το προτεινόμενο σύστημα.



Σχήμα 4-19. Διάγραμμα κλιμάκωσης της απαιτούμενης χωρητικότητας για την αποθήκευση της συλλεχθείσας εμπειρίας (ευρεία εξάπλωση του προτεινόμενου συστήματος)

4.3.3 Κλιμάκωση του όγκου των Δικτύων Μηχανικής Μάθησης

Η εμπειρία που συλλέγεται κατά την κίνηση του οχήματος μαζί με αυτή που ανακτάται από άλλα οχήματα μέσω V2V ή από την κεντρική διαχειριστική πλατφόρμα μέσω V2I χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση των δικτύων μηχανικής μάθησης. Επειδή η διαδικασία της εκπαίδευσης των δικτύων είναι χρονοβόρα και ιδιαίτερα απαιτητική σε υπολογιστικούς πόρους, τα εκπαιδευμένα δίκτυα αποθηκεύονται, ώστε να είναι διαθέσιμα κατά τη διαδικασία εκτίμησης του ενεργειακού κόστους μιας διαδρομής. Καθώς, λοιπόν, το προτεινόμενο σύστημα χρησιμοποιεί διαφορετικό δίκτυο μάθησης για κάθε οδική ζεύξη, είναι απαραίτητη η μελέτη κλιμάκωσης της απαιτούμενης χωρητικότητας κατά την αποθήκευση της δομής των εκπαιδευμένων δικτύων μάθησης μιας ολόκληρης περιοχής.

Η διαδικασία προσδιορισμού της χωρητικότητας που απαιτείται για την αποθήκευση της δομής ενός δικτύου μηχανικής μάθησης προϋποθέτει τον πλήρη ορισμό της δομής του. Συγκεκριμένα, πρέπει να οριστούν τα ακόλουθα χαρακτηριστικά των δικτύων:

- Αριθμός εισόδων του δικτύου

- Αριθμός εξόδων του δικτύου
- Αριθμός κρυφών στρωμάτων του δικτύου και αριθμός νευρώνων σε καθένα από αυτά

Με βάση τα παραπάνω χαρακτηριστικά μπορούν να προσδιοριστούν οι συνάψεις του δικτύου και κατά συνέπεια ο αριθμός των παραμέτρων (βαρών) που συνιστούν το εκπαιδευμένο δίκτυο. Βέβαια, στην περίπτωση που κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης αποδειχτεί ότι κάποιες συνάψεις του δικτύου δεν είναι λειτουργικές (τα αντίστοιχα βάρη τείνουν στο μηδέν), τότε οι συνάψεις αυτές μπορεί να απαλειφθούν. Ωστόσο, στις μελέτες κλιμακωσιμότητας που ακολουθούν θεωρείται ότι τα δίκτυα είναι πλήρη όσον αφορά τις συνάψεις μεταξύ των νευρώνων, δηλαδή υπολογίζεται κάθε φορά η μέγιστη πιθανή απαιτούμενη χωρητικότητα (worst-case scenario). Εκτός από τα βάρη των νευρωνικών συνάψεων, απαραίτητα δομικά στοιχεία των δικτύων είναι επίσης οι παράμετροι πόλωσης των νευρώνων (biases) και η συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function) των νευρώνων.

Με βάση τα αποτελέσματα της μελέτης της χρονικής κλιμάκωσης κατά την εφαρμογή μηχανικής μάθησης προέκυψε ότι από τα εξεταζόμενα δίκτυα μάθησης μόνο τα MLPs και τα GRNNs μπορούν να εφαρμοστούν στον προτεινόμενο μηχανισμό. Για το λόγο αυτό μελετάται, στη συνέχεια, η κλιμάκωση της απαιτούμενης χωρητικότητας μόνο στην περίπτωση των εξής δικτύων:

- MLP με δομή 12-5-1
- MLP με δομή 12-10-2-1
- GRNN με δομή 12-x-2-1

Τέλος, μια παραδοχή που είναι σημαντική για τη μελέτη που ακολουθεί αφορά στον τύπο της μεταβλητής που θα χρησιμοποιηθεί για την αποθήκευση των παραμέτρων. Επιλέγεται, λοιπόν, η χρήση μεταβλητών κινητής υποδιαστολής εκτεταμένης ακρίβειας (double), οι οποίες σύμφωνα με το πρότυπο IEEE-754 είναι λέξεις των 8bytes (1bit για το πρόσημο, 11 bits για τον εκθέτη και 52 bits για τη βάση).

4.3.3.1 Σενάριο 1 – Επιλογή *Multi-layer Perceptrons*

Στην παράγραφο αυτή μελετάται η κλιμακωσιμότητα στην περίπτωση χρήσης δικτύων MLP και συγκεκριμένα δικτύων MLP διαφορετικής πολυπλοκότητας (με ένα ή δύο κρυφά στρώματα). Ως συνάρτηση ενεργοποίησης των νευρώνων θεωρείται η σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης $\varphi(\cdot)$ που περιγράφεται από τη σχέση:

$$\varphi_j(x) = a \tanh(bx), \quad (a, b) > 0 \quad (4-1)$$

πρόκειται, δηλαδή, για τη συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης με a και b να είναι θετικές σταθερές. Οι σταθερές αυτές προσδιορίζονται κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης και επομένως είναι απαραίτητη η αποθήκευσή τους.

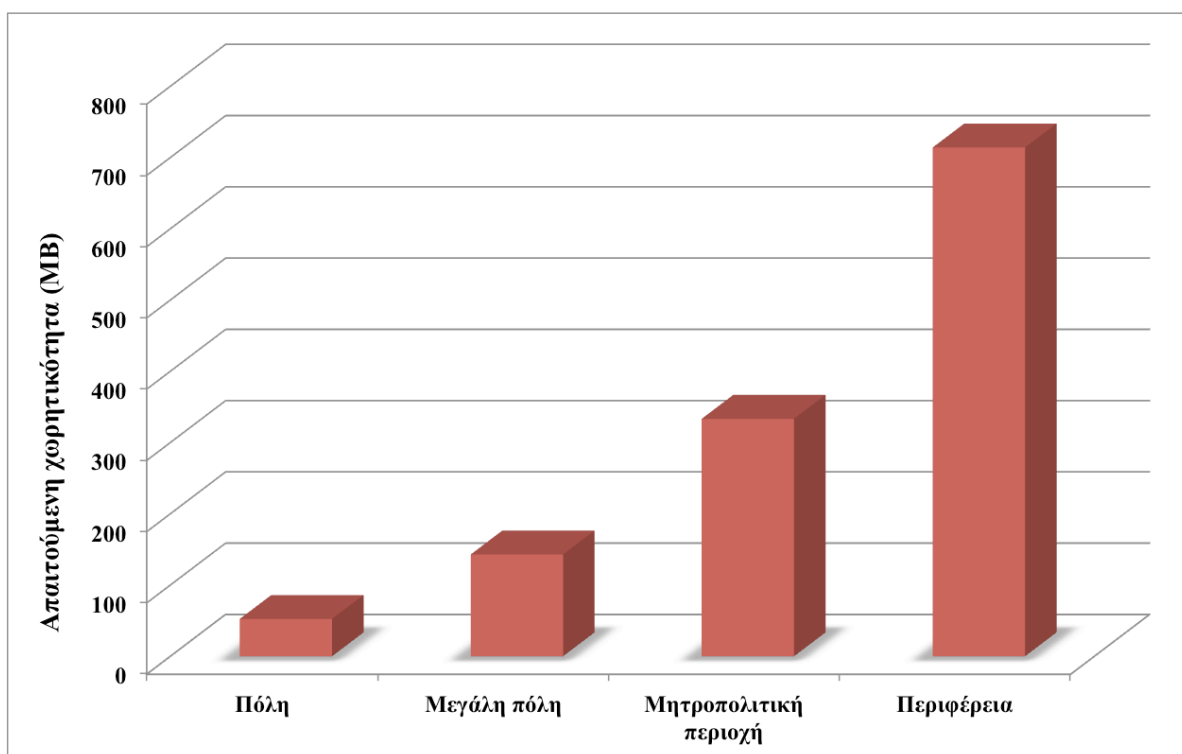
Ο Πίνακας 4-4 περιέχει τους υπολογισμούς για τον προσδιορισμό της απαιτούμενης χωρητικότητας στην περίπτωση ενός δικτύου MLP με δομή «12-5-1». Όπως προκύπτει για την αποθήκευση ενός τέτοιου δικτύου απαιτούνται 952 bytes. Δεδομένου, όμως, ότι προτείνεται η χρήση ενός δικτύου μηχανικής μάθησης ανά οδική ζεύξη, πρέπει να εξεταστεί η κλιμάκωση της απαιτούμενης χωρητικότητας ανάλογα με το μέγεθος της περιοχής ενδιαφέροντος. Ο Πίνακας 4-5 περιέχει τον ενδεικτικό αριθμό οδικών ζεύξεων για συγκεκριμένες κατηγορίες περιοχών. Τα τελικά αποτελέσματα της μελέτης κλιμάκωσης παρουσιάζονται στο Σχήμα 4-20. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα αυτά, ο χώρος που απαιτείται ακόμη και στην περίπτωση που πρέπει να αποθηκευτούν οι δομές των δικτύων μάθησης μιας ολόκληρης περιφέρειας είναι μικρότερος από 750MB. Η χωρητικότητα αυτή είναι εξυπηρετήσιμη με βάση τη χωρητικότητα των διαθέσιμων αποθηκευτικών μέσων (σκληρών δίσκων) που ξεπερνά το 1TB.

Πίνακας 4-4. Υπολογισμός απαιτούμενης χωρητικότητας στην περίπτωση του δικτύου MLP (12-5-1)

	<i>Παράμετροι</i>				<i>Σύνολο</i>
	<i>Αριθμός</i> <i>νευρώνων</i>	<i>Συναπτικά</i> <i>βάρη</i>	<i>συνάρτησης</i> <i>ενεργοποίησης</i>	<i>Παράμετροι</i> <i>πόλωσης</i>	
Στρώμα εισόδου	12	12*5	2*12	1*12	96
Κρυφό στρώμα	5	5*1	2*5	1*5	20
Στρώμα εξόδου	1	0	2*1	1*1	3
		Σύνολο			119
		Μέγεθος παραμέτρου (bytes)			*8
		Μέγεθος δομής δικτύου μάθησης (bytes)			952

Πίνακας 4-5. Αριθμός οδικών ζεύξεων ανά περιοχή

	<i>Αριθμός οδικών ζεύξεων</i>		
	ελάχιστος	μέγιστος	μέσος
Πόλη (City)	10,000	100,000	55,000
Μεγάλη πόλη (Major City)	100,000	200,000	150,000
Μητροπολιτική περιοχή (Metropolitan Area)	200,000	500,000	350,000
Περιφέρεια (Region)	500,000	1,000,000	750,000



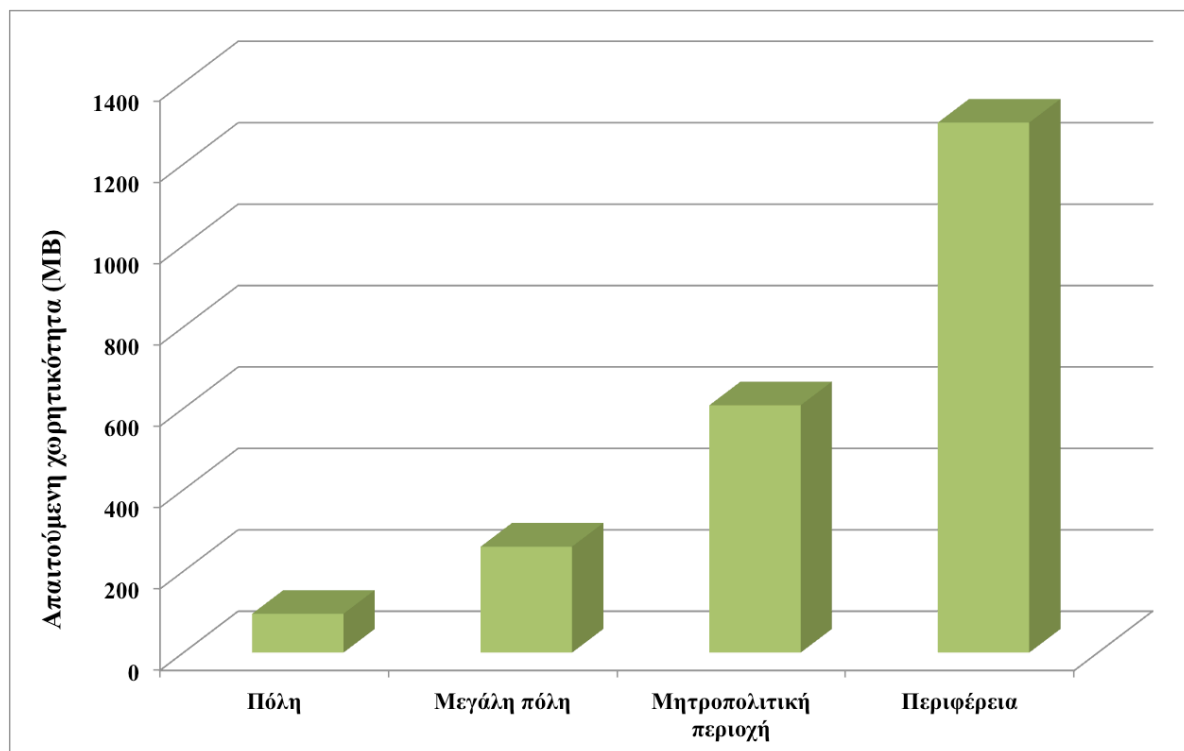
Σχήμα 4-20. Κλιμάκωση της απαιτούμενης χωρητικότητας για το δίκτυο MLP (12-5-1)

Ανάλογα, ο Πίνακας 4-6 περιέχει τους υπολογισμούς για τον προσδιορισμό της απαιτούμενης χωρητικότητας στην περίπτωση του δικτύου MLP με δομή «12-10-2-1». Σύμφωνα, λοιπόν, με τους υπολογισμούς η απαιτούμενη χωρητικότητα για την αποθήκευση της δομής ενός τέτοιου δικτύου είναι 1736 bytes. Με βάση τη χωρητικότητα αυτή και τις ενδεικτικές τιμές του αριθμού οδικών ζεύξεων ανά περιοχή (Πίνακας 4-5) προκύπτουν τα αποτελέσματα κλιμακωσιμότητας που απεικονίζονται στο Σχήμα 4-21. Παρατηρώντας το σχήμα αυτό προκύπτει ότι η χωρητικότητα που απαιτείται για την αποθήκευση των δικτύων

μάθησης δεν ξεπερνά τα 1.4GB, ακόμη και στην περίπτωση αποθήκευσης των δικτύων μιας ολόκληρης περιφέρειας (750,000 οδικές ζεύξεις).

Πίνακας 4-6. Υπολογισμός απαιτούμενης χωρητικότητας στην περίπτωση του δικτύου MLP (12-10-2-1)

	<i>Παράμετροι</i>				<i>Σύνολο παραμέτρων</i>
	<i>Αριθμός νευρώνων</i>	<i>Συναπτικά βάρη</i>	<i>συνάρτησης ενεργοποίησης</i>	<i>Παράμετροι πόλωσης</i>	
Στρώμα εισόδου	12	12*10	2*12	1*12	156
1° Κρυφό στρώμα	10	10*2	2*10	1*10	50
2° Κρυφό στρώμα	2	2*1	2*2	1*2	8
Στρώμα εξόδου	1	0	2*1	1*1	3
Σύνολο					217
Μέγεθος παραμέτρου (bytes)					8
Μέγεθος δομής δικτύου μάθησης (bytes)					1736



Σχήμα 4-21. Κλιμάκωση της απαιτούμενης χωρητικότητας για το δίκτυο MLP (12-10-2-1)

4.3.3.2 Σενάριο 2 – Επιλογή *General Regression Neural Networks*

Για τον προσδιορισμό της απαιτούμενης χωρητικότητας είναι απαραίτητη η γνώση της δομής του δικτύου GRNN. Το δίκτυο GRNN είναι ένα πολυστρωματικό νευρωνικό δίκτυο που περιέχει τα εξής 4 στρώματα (layers):

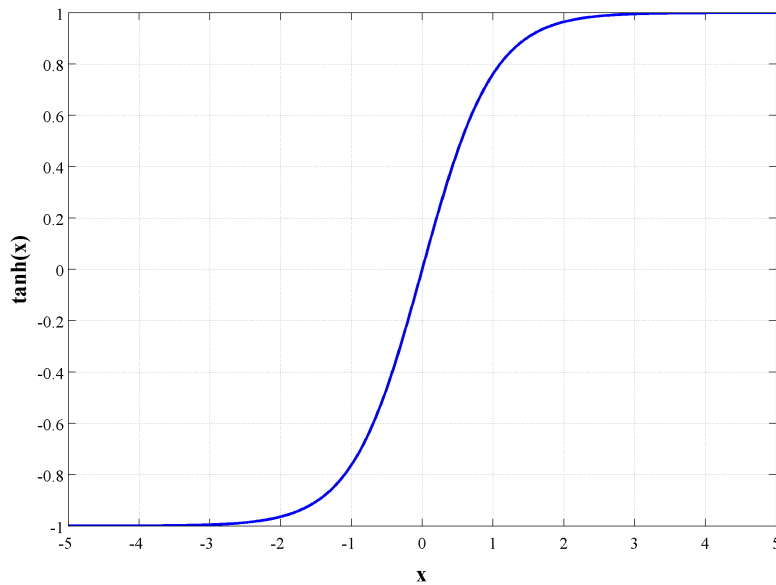
- Στρώμα εισόδου: περιέχει τους νευρώνες εισόδου (input neurons). Ο αριθμός τους ισούται με τον αριθμό των εισόδων, καθώς υπάρχει αντιστοιχία ένα προς ένα μεταξύ τους.
- 1^ο κρυφό στρώμα: περιέχει τους νευρώνες μοτίβου (pattern neurons). Ο αριθμός τους ισούται με τα μοτίβα (πρότυπα) που περιέχονται στο σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης.
- 2^ο κρυφό στρώμα: περιέχει τους νευρώνες άθροισης (summation neurons). Κάθε δίκτυο GRNN περιέχει 2 νευρώνες άθροισης.
- Στρώμα εξόδου: περιέχει τους νευρώνες εξόδου. Κάθε δίκτυο GRNN περιέχει τόσους νευρώνες εξόδου, όσες είναι και οι εκτιμώμενες μεταβλητές.

Είναι, λοιπόν, προφανές ότι η δομή του δικτύου GRNN δεν καθορίζεται εκ των προτέρων, αλλά διαμορφώνεται κατά τη διάρκεια της διαδικασίας εκπαίδευσης. Μάλιστα, σε περίπτωση που ο αριθμός των νευρώνων μοτίβου μεγαλώσει αρκετά, μπορεί να εφαρμοστούν αλγόριθμοι για την περαιτέρω μείωσή του, όπως εξετάστηκε στην ενότητα 4.2.2.3. Δεδομένης αυτής της ιδιαιτερότητας των δικτύων GRNN, επιλέγεται να εξεταστούν τρεις διαφορετικές δομές δικτύων με βάση τρεις αντιπροσωπευτικές (για τη συγκεκριμένη μελέτη περίπτωσης) τιμές του αριθμού των νευρώνων μοτίβου. Οι τιμές, λοιπόν, που επιλέγονται για τον αριθμό των νευρώνων μοτίβου είναι 100, 200 και 300 νευρώνες.

Μετά τον προσδιορισμό της δομής του δικτύου GRNN, είναι απαραίτητη η εξέταση των συναρτήσεων ενεργοποίησης (activation functions) των νευρώνων. Οι νευρώνες εισόδου εφαρμόζουν τη συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης στην είσοδό τους, προκειμένου να κανονικοποιήσουν την τιμή εισόδου του νευρώνα και να την περιορίσουν στο εύρος [-1, 1] (Σχήμα 4-22). Η εφαρμοζόμενη συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης περιγράφεται από τη σχέση:

$$\varphi(x) = \tanh(x) \quad (4-2)$$

Συνεπώς, δεν απαιτείται η αποθήκευση κάποιας παραμέτρου για τον προσδιορισμό της.



Σχήμα 4-22. Η συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης.

Οι νευρώνες μοτίβου εφαρμόζουν μια συνάρτηση ακτινικής βάσης (Radial Basis Function, RBF) για τον προσδιορισμό της οποίας είναι απαραίτητη η γνώση του συντελεστή εξομάλυνσης σ (smoothness parameter), καθώς και το πρότυπο (\vec{x}_i, y_i) που είναι αποθηκευμένο στο νευρώνα. Δηλαδή, για κάθε νευρώνα μοτίβου είναι απαραίτητη η αποθήκευση του συντελεστή εξομάλυνσης σ (1 παράμετρος) και του προτύπου (60 bytes, όπως υπολογίστηκε στην παράγραφο 4.3.2).

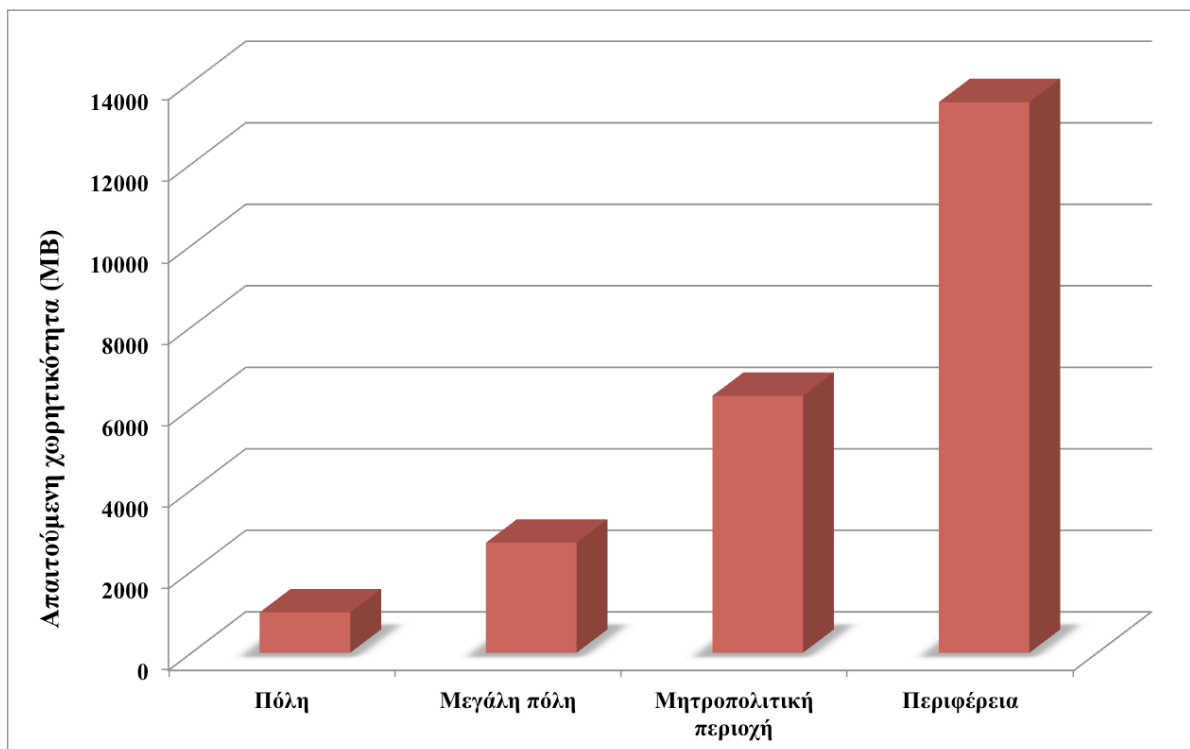
Όσον αφορά τους νευρώνες άθροισης, ο ένας παράγει το άθροισμα των εισόδων του και ο άλλος παράγει το σταθμισμένο άθροισμα των εισόδων του, οπότε δεν απαιτείται η αποθήκευση κάποιας παραμέτρου για τον προσδιορισμό των συναρτήσεων ενεργοποίησής τους. Ομοίως, δεν απαιτείται η αποθήκευση καμίας παραμέτρου ούτε για τον προσδιορισμό της συνάρτησης ενεργοποίησης του νευρώνα εξόδου, η οποία διαιρεί τις δύο τιμές εισόδου του νευρώνα.

Ο Πίνακας 4-7 περιέχει τους υπολογισμούς για τον προσδιορισμό της απαιτούμενης χωρητικότητας στην περίπτωση που ο αριθμός των νευρώνων μοτίβου είναι 100. Σύμφωνα με τους υπολογισμούς για την αποθήκευση της δομής του δικτύου GRNN απαιτούνται 18016 bytes. Με βάση την τιμή αυτή και τις ενδεικτικές τιμές του αριθμού οδικών ζεύξεων ανά περιοχή (Πίνακας 4-5), προκύπτουν τα αποτελέσματα κλιμακωσιμότητας που απεικονίζονται στο Σχήμα 4-23. Παρατηρώντας το σχήμα αυτό προκύπτει ότι η χωρητικότητα που απαιτείται για την αποθήκευση των δικτύων μάθησης φτάνει περίπου τα 13.5 GB στην περίπτωση αποθήκευσης των δικτύων μάθησης μιας ολόκληρης περιφέρειας (750,000 οδικές ζεύξεις). Η χωρητικότητα αυτή είναι πολύ μεγαλύτερη σε σχέση με αυτήν

που απαιτείται για την αποθήκευση των δικτύων MLP, ωστόσο είναι εξυπηρετήσιμη με βάση τα διαθέσιμα μέσα αποθηκευσης.

Πίνακας 4-7. Υπολογισμός απαιτούμενης χωρητικότητας στην περίπτωση ενός δικτύου GRNN με 100 νευρώνες μοτίβου

	<i>Αριθμός νευρώνων</i>	<i>Συναπτικά βάρη</i>	<i>Παράμετροι συναρτ. ενεργοπ.</i>	<i>Σύνολο (bytes)</i>
Στρώμα εισόδου	12	12*100	0	1200*8
1^ο Κρυφό στρώμα	100	100*2	100 σ + 100 πρότυπα	200*8+100*8+100*60
2^ο Κρυφό στρώμα	2	2*1	0	2*8
Στρώμα εξόδου	1	0	0	0
Μέγεθος δομής δικτύου μάθησης				18016

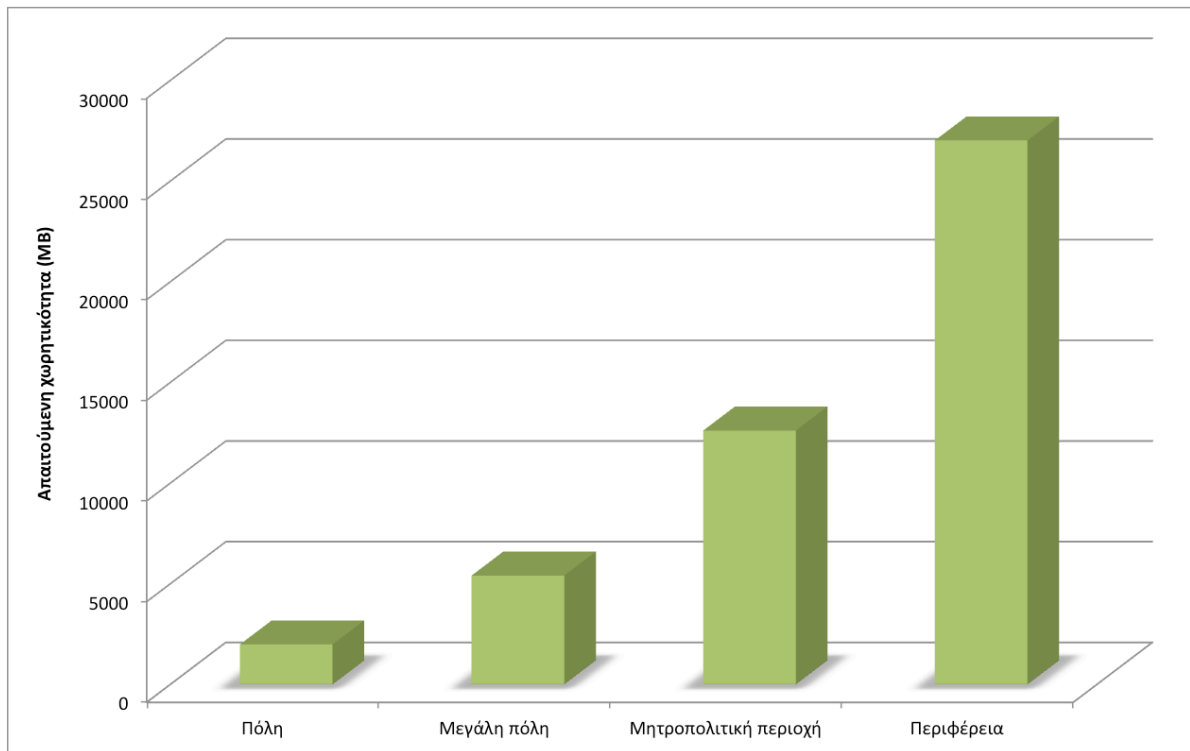


Σχήμα 4-23. Κλιμάκωση της απαιτούμενης χωρητικότητας στην περίπτωση χρήσης δικτύων GRNN με 100 νευρώνες μοτίβου

Ο Πίνακας 4-7 περιέχει τους υπολογισμούς για τον προσδιορισμό της απαιτούμενης χωρητικότητας στην περίπτωση που ο αριθμός των νευρώνων μοτίβου είναι 200. Όπως είναι αναμενόμενο, η απαιτούμενη χωρητικότητα για την αποθήκευση της δομής του δικτύου στην περίπτωση αυτή είναι μεγαλύτερη (36016 bytes). Χρησιμοποιώντας την τιμή αυτή και τις ενδεικτικές τιμές του αριθμού οδικών ζεύξεων ανά περιοχή (Πίνακας 4-5) υπολογίζονται τα αποτελέσματα κλιμακωσιμότητας που απεικονίζονται στο Σχήμα 4-24. Οι υπολογιζόμενες χωρητικότητες είναι περίπου οι διπλάσιες σε σχέση με αυτές που απαιτούνται στην περίπτωση δικτύων με 100 νευρώνες μοτίβου. Άρα, ο αριθμός των νευρώνων μοτίβου αποτελεί τον καθοριστικό παράγοντα στη διαμόρφωση του μεγέθους της χωρητικότητας που απαιτείται για την αποθήκευση της δομής των εκπαιδευμένων δικτύων. Στην περίπτωση, λοιπόν, χρησιμοποίησης δικτύων GRNN με 200 νευρώνες μοτίβου η μέγιστη απαιτούμενη χωρητικότητα (αφορά στην αποθήκευση των δικτύων μιας περιφέρειας) είναι περίπου 27 GB. Η χωρητικότητα αυτή είναι μεγάλη, αλλά εξυπηρετήσιμη με βάση τα διαθέσιμα αποθηκευτικά μέσα.

Πίνακας 4-8. Υπολογισμός απαιτούμενης χωρητικότητας στην περίπτωση ενός δικτύου GRNN με 200 νευρώνες μοτίβου

	<i>Αριθμός νευρώνων</i>	<i>Συναπτικά βάρη</i>	<i>Παράμετροι συναρτ. ενεργοπ.</i>	<i>Σύνολο (bytes)</i>
Στρώμα εισόδου	12	12*200	0	2400*8
1° Κρυφό στρώμα	200	200*2	200 σ + 200 πρότυπα	400*8+200*8+200*60
2° Κρυφό στρώμα	2	2*1	0	2*8
Στρώμα εξόδου	1	0	0	0
	Μέγεθος δομής δικτύου μάθησης			36016

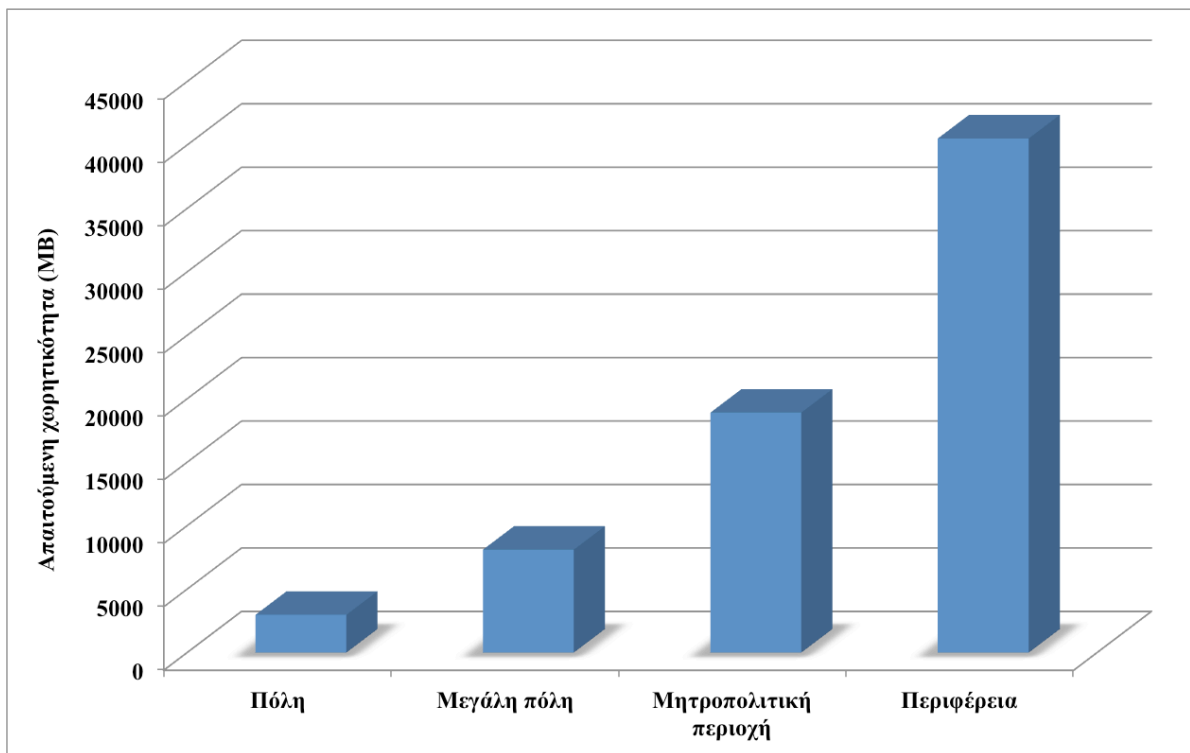


Σχήμα 4-24. Κλιμάκωση της απαιτούμενης χωρητικότητας στην περίπτωση χρήσης δικτύων GRNN με 200 νευρώνες μοτίβου

Τέλος, ο Πίνακας 4-9 περιέχει τους υπολογισμούς για τον προσδιορισμό της απαιτούμενης χωρητικότητας στην περίπτωση που ο αριθμός των νευρώνων μοτίβου είναι 300. Το μέγεθος της δομής του δικτύου μάθησης υπολογίζεται στα 54016 bytes και η τιμή αυτή χρησιμοποιείται στους υπολογισμούς της μελέτης της κλιμάκωσης της χωρητικότητας που απαιτείται για την αποθήκευση των δομών των δικτύων GRNN ευρύτερων περιοχών διαφορετικού μεγέθους. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα της μελέτης αυτής, τα οποία απεικονίζονται στο Σχήμα 4-25, για την αποθήκευση των δικτύων GRNN μιας περιφέρειας (750,000 περίπου δίκτυα) απαιτούνται περίπου 40GB. Το μέγεθος αυτό θα καταλάμβανε το 4% της χωρητικότητας ενός σκληρού δίσκου του 1TB, οπότε δεν αποτελεί πρόβλημα για την εφαρμογή του προτεινόμενου συστήματος.

Πίνακας 4-9. Υπολογισμός απαιτούμενης χωρητικότητας στην περίπτωση ενός δικτύου GRNN με 300 νευρώνες μοτίβου

	<i>Αριθμός νευρώνων</i>	<i>Συναπτικά βάρη</i>	<i>Παράμετροι συναρτ. ενεργοπ.</i>	<i>Σύνολο (bytes)</i>
Στρώμα εισόδου	12	12*300	0	3600*8
1^ο Κρυφό στρώμα	300	300*2	300 σ + 300 πρότυπα	600*8+300*8+300*60
2^ο Κρυφό στρώμα	2	2*1	0	2*8
Στρώμα εξόδου	1	0	0	0
	Μέγεθος δομής δικτύου μάθησης			54016



Σχήμα 4-25. Κλιμάκωση της απαιτούμενης χωρητικότητας στην περίπτωση χρήσης δικτύων GRNN με 300 νευρώνες μοτίβου

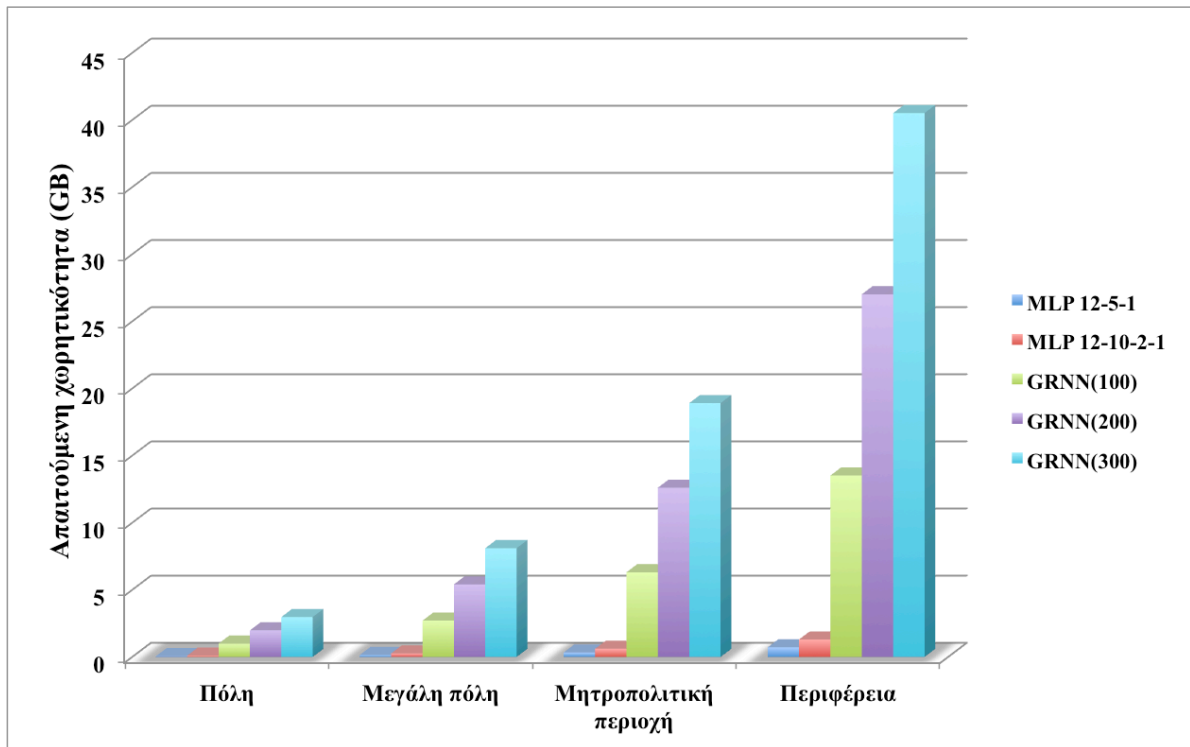
4.3.4 Συμπεράσματα

Η μελέτη της κλιμάκωσης της απαιτούμενης χωρητικότητας κατά την εφαρμογή μηχανικής μάθησης περιλαμβάνει τη μελέτη της κλιμάκωσης του όγκου της συλλεχθείσας εμπειρίας και του όγκου των δομών των εκπαιδευμένων δικτύων μάθησης. Στις

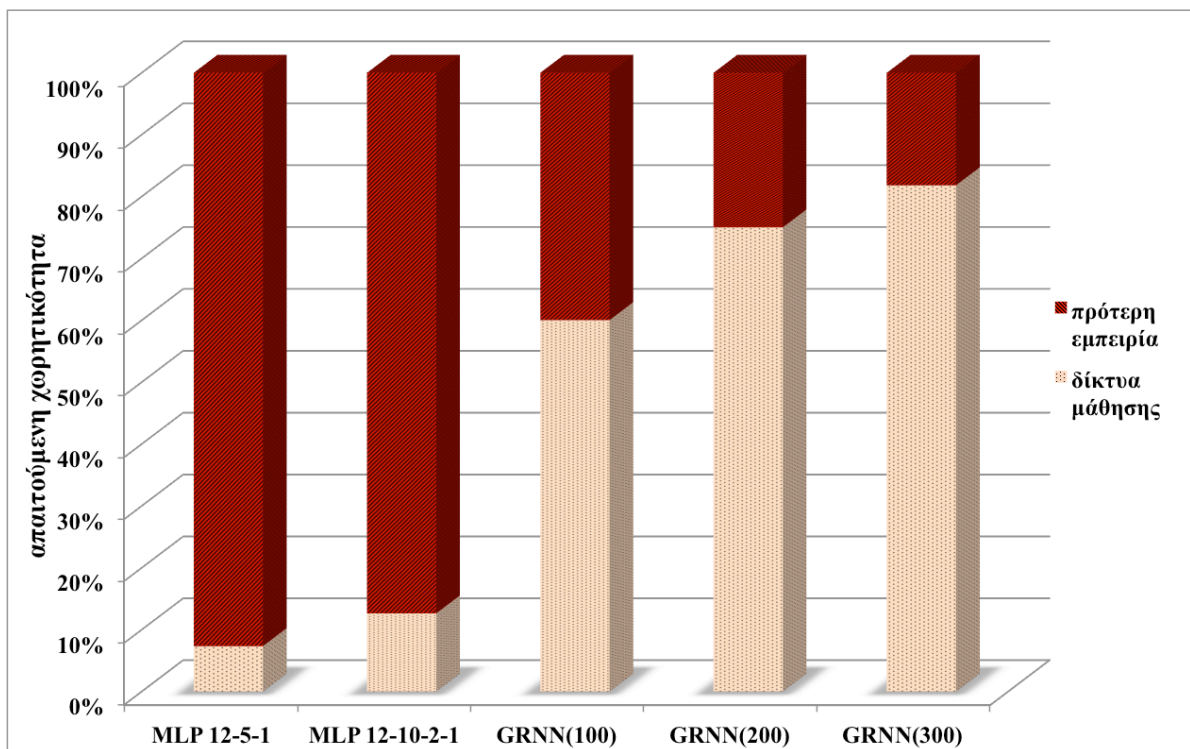
προηγούμενες παραγράφους παρουσιάστηκαν οι μελέτες αυτές ξεχωριστά και αποδείχτηκε ότι σε κάθε περίπτωση τα διαθέσιμα αποθηκευτικά μέσα επιτρέπουν την εφαρμογή των εξεταζόμενων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, καθώς υπερκαλύπτουν την απαιτούμενη κάθε φορά χωρητικότητα. Πρέπει, επίσης, να σημειωθεί ότι όσον αφορά την απαιτούμενη χωρητικότητα για την αποθήκευση των δομών των εξεταζόμενων δικτύων μάθησης, το μέγεθός της κλιμακώνεται αυξητικά με τη σειρά που εξετάστηκαν τα δίκτυα αυτά (MLP(12-5-1) → MLP(12-10-2-1) → GRNN(100) → GRNN(200) → GRNN(300)). Συνεπώς, η απαιτούμενη χωρητικότητα αυξάνεται με την αύξηση της πολυπλοκότητας της δομής του χρησιμοποιούμενου δικτύου μάθησης.

Το Σχήμα 4-26 παρουσιάζει την κλιμάκωση της συνολικής χωρητικότητας που απαιτείται κατά την εφαρμογή μηχανικής μάθησης, δηλαδή αθροίζει τα αποτελέσματα των δύο μεμονωμένων μελετών που παρουσιάστηκαν παραπάνω. Συγκεκριμένα, αποτελεί ένα συγκριτικό διάγραμμα της συνολικής χωρητικότητας που απαιτείται ανάλογα με το μέγεθος της περιοχής αναφοράς και τον τύπο των χρησιμοποιούμενων δικτύων μάθησης. Πρέπει να σημειωθεί ότι για τη μελέτη αυτή υιοθετείται η παραδοχή ότι για κάθε οδική ζεύξη αποθηκεύονται 200 εγγραφές ιστορικών δεδομένων. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα της μελέτης, η απαιτούμενη χωρητικότητα είναι μικρή στην περίπτωση των δικτύων MLP (<3GB), αλλά είναι αρκετά μεγάλη (<40GB) στην περίπτωση των δικτύων GRNN. Η διαφορά αυτή οφείλεται στην αυξημένη πολυπλοκότητα της δομής των δικτύων GRNN.

Η διαπίστωση αυτή επιβεβαιώνεται και από το διάγραμμα που απεικονίζεται στο Σχήμα 4-27. Πρόκειται για την κατανομή των ποσοστών που καταλαμβάνουν η πρότερη εμπειρία και οι δομές των δικτύων μάθησης στη συνολικά απαιτούμενη χωρητικότητα που παρουσιάστηκε στο Σχήμα 4-26. Σύμφωνα, λοιπόν, με την κατανομή αυτή, καθώς αυξάνεται η πολυπλοκότητα των δικτύων μάθησης (MLP(12-5-1) → MLP(12-10-2-1) → GRNN(100) → GRNN(200) → GRNN(300)), αυξάνεται και το ποσοστό που καταλαμβάνουν οι δομές τους στη συνολικά απαιτούμενη χωρητικότητα. Μάλιστα, στην περίπτωση χρήσης δικτύων GRNN με 300 νευρώνες μοτίβου, το 80% περίπου της συνολικά απαιτούμενης χωρητικότητας καταλαμβάνεται από τις δομές των δικτύων μάθησης και το υπόλοιπο 20% από τα δεδομένα της συλλεχθείσας εμπειρίας.



Σχήμα 4-26. Κλιμάκωση της συνολικά απαιτούμενης χωρητικότητας ανά τύπο δικτύου μάθησης και ανά μέγεθος περιοχής



Σχήμα 4-27. Μεταβολή της κατανομής της απαιτούμενης χωρητικότητας ανά τύπο δικτύου μάθησης

4.4 Κλιμάκωση του χρόνου μετάδοσης της Διαμοιραζόμενης Πληροφορίας

4.4.1 Γενικά

Τα συστήματα ευφυών μεταφορών (Intelligent Transportation System, ITS) χρησιμοποιούν διάφορους τύπους διεπαφών τηλεπικοινωνιακών υπηρεσιών (π.χ. V2V, V2I ή I2V). Οι διεπαφές αυτές υλοποιούνται συνήθως πάνω από διαφορετικές τεχνολογίες δικτύου πρόσβασης (π.χ. μικρής εμβέλειας ομότιμα δίκτυα, δίκτυα κινητών επικοινωνιών, επίγεια ή δορυφορικά δίκτυα ευρείας εκπομπής κτλ.). Εξαιτίας της προόδου που έχει σημειωθεί στην περιοχή των επικοινωνιών, υπάρχει σήμερα η δυνατότητα επιλογής μέσα από μια πληθώρα τεχνολογιών δικτύου πρόσβασης, προτυποποιημένων ή όχι, για την υλοποίηση των επικοινωνιακών λειτουργιών ενός συστήματος ευφυών μεταφορών. Μάλιστα, η υλοποίηση των λειτουργιών αυτών μπορεί να βασιστεί σε τεχνολογίες διαφορετικές ως προς τη συχνότητα μετάδοσης και τις υποστηριζόμενες λειτουργίες. Στη συνέχεια, παρατίθενται τα αποτελέσματα της αξιολόγησης των διαθέσιμων τεχνολογιών επικοινωνιών πάνω στη συγκεκριμένη εφαρμογή με στόχο την επιλογή των κατάλληλων για την ανάπτυξη των διεπαφών V2I/I2V και V2V.

4.4.2 Διαμοιρασμός μέσω V2V

Η V2V επικοινωνία μπορεί να βασιστεί σε τεχνολογίες ομότιμων δικτύων (Peer-to-Peer, P2P) που χαρακτηρίζονται από επαρκείς ρυθμούς μετάδοσης και μικρή ή μέση εμβέλεια μετάδοσης. Τα πιο δημοφιλή κατάλληλα πρωτόκολλα είναι τα τυποποιημένα από την IEEE πρωτόκολλα κινητών επικοινωνιών δεδομένων, δηλαδή τα 802.11a/g, το 802.11b και τα 802.16d/e ([10]–[13]). Ειδικά για τις διεπαφές ITS μικρής εμβέλειας έχει σχεδιαστεί και το πρωτόκολλο IEEE 802.11p ([10], [14]). Ο μέγιστος θεωρητικός ρυθμός μετάδοσης αυτών των τεχνολογιών, όπως αναφέρεται στη βιβλιογραφία ([15], [16]), παρουσιάζεται στον ακόλουθο πίνακα (Πίνακας 4-10).

Πίνακας 4-10. Μέγιστος θεωρητικός ρυθμός μετάδοσης διαθέσιμων τεχνολογιών V2V

<i>Τεχνολογία V2V</i>	<i>Ρυθμός μετάδοσης (Kbps)</i>
	Μέγιστο - Θεωρητικό
802.11a/g (20MHz)	54000
802.11b (20MHz)	11000
802.16e (5MHz)	15000
802.11p (10MHz)	27000

Οι μέγιστοι ρυθμοί μετάδοσης αφορούν σε αποστάσεις πομπού-δέκτη μερικών μέτρων με βέλτιστες συνθήκες ραδιοδιάδοσης και μία σύνοδο (session) ανά σύνδεση. Στην πράξη, όμως, οι μετρούμενοι ρυθμοί μετάδοσης αποκλίνουν αρκετά από τις θεωρητικές τιμές με εύρος απόκλισης από μερικά Kbps μέχρι μερικές δεκάδες Mbps. Συγκεκριμένα, οι ρυθμοί μετάδοσης που μπορεί να επιτευχθούν εξαρτώνται από τα χαρακτηριστικά της ασύρματης σύνδεσης (απώλειες διαδρομής (path loss), παρεμβολές (interference), γρήγορες διαλείψεις (fast fading), διαλείψεις πολλαπλών διαδρομών (multipath fading) κτλ.), τις επιλεγμένες τεχνικές κωδικοποίησης και διαμόρφωσης, τις προτεραιότητες που έχουν οριστεί στο στρώμα MAC (ανά χρήστη ή ανά υπηρεσία), τους επιλεγμένους μηχανισμούς συμπίεσης και κυρίως από τον αριθμό συνδέσεων, δηλαδή την εξυπηρετούμενη κίνηση. Οι συνήθεις ελάχιστοι (αντιστοιχούν σε αυξημένη τηλεπικοινωνιακή κίνηση) και μέσοι (αντιστοιχούν σε μέση τηλεπικοινωνιακή κίνηση) ρυθμοί μετάδοσης δεδομένων που αναγράφονται στη βιβλιογραφία ([15]–[17]) για τις πιο δημοφιλείς τεχνολογίες V2V αναφέρονται στη συνέχεια (Πίνακας 4-11). Ο όρος «αυξημένη τηλεπικοινωνιακή κίνηση» χαρακτηρίζει μια κατάσταση με περισσότερες από μία συνόδους ανά όχημα και μεγάλη απόσταση μεταξύ των οχημάτων (>200μέτρα), ενώ ο όρος «μέτρια τηλεπικοινωνιακή κίνηση» χαρακτηρίζει μια κατάσταση με μέχρι δύο συνόδους ανά όχημα και μέτρια απόσταση μεταξύ των δύο οχημάτων (50-100μέτρα).

Πίνακας 4-11. Ελάχιστος και μέσος ρυθμός μετάδοσης διαθέσιμων τεχνολογιών V2V

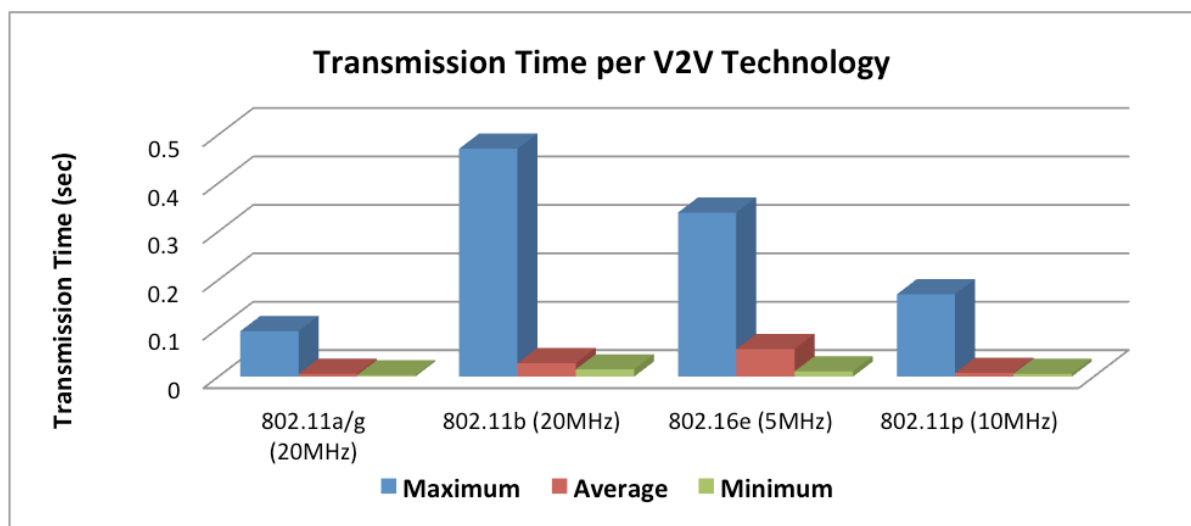
<i>Τεχνολογία V2V</i>	<i>Ρυθμός μετάδοσης (Kbps)</i>	
	<i>Ελάχιστος</i>	<i>Μέσος</i>
802.11a/g (20MHz)	1800	30000
802.11b (20MHz)	360	6000
802.16e (5MHz)	500	3000
802.11p (10MHz)	1000	20000

Πίνακας 4-12. Χαρακτηριστικά διαμοιραζόμενης πληροφορίας κατά τη διάρκεια τυπικής συνόδου V2V

<i>Παραδοχές</i>	
Μέγεθος μέτρησης (Bytes)	60
Αριθμός οδικών ζεύξεων	200
Αριθμός μετρήσεων/οδική ζεύξη	2

Προκειμένου να μελετηθεί η χρονική καθυστέρηση μιας τυπικής συνόδου V2V ανά τεχνολογία πρόσβασης δικτύου πρέπει να γίνουν κάποιες παραδοχές όσον αφορά τα χαρακτηριστικά της μεταδιδόμενης πληροφορίας. Ένα όχημα διασχίζει περίπου 400 οδικές

ζεύξεις την ημέρα και κατά τη διάρκεια της συνόδου V2V αποστέλλει τις μετρήσεις που αφορούν το σύνολο των ζεύξεων που έχει επισκεφτεί μέχρι στιγμής ή ένα υποσύνολο αυτών (ανάλογα με την πολιτική που έχει καθοριστεί). Ταυτόχρονα, το όχημα αποστέλλει και πιθανές προηγούμενες μετρήσεις που διαθέτει για τις συγκεκριμένες οδικές ζεύξεις αυξάνοντας έτσι τον όγκο της προς μετάδοση πληροφορίας. Ο Πίνακας 4-12 περιέχει τιμές για τα χαρακτηριστικά της διαμοιραζόμενης πληροφορίας κατά τη διάρκεια μιας τυπικής συνόδου V2V, ενώ στο Σχήμα 4-28 παρουσιάζονται οι εκτιμώμενοι χρόνοι που απαιτούνται για την ολοκλήρωση της συνόδου ανά διαφορετική τεχνολογία δικτύου πρόσβασης. Σύμφωνα με τις εκτιμήσεις αυτές, ο μέσος χρόνος ολοκλήρωσης της συνόδου δεν ξεπερνάει τα 0.1 δευτερόλεπτα για τις εξεταζόμενες τεχνολογίες, ενώ σε περιπτώσεις αυξημένης τηλεπικοινωνιακής κίνησης και βραδύτερης τεχνολογίας ο χρόνος αυτός μπορεί να φτάσει τα 0.5 δευτερόλεπτα. Συνεπώς, οι υπό εξέταση τεχνολογίες δικτύου πρόσβασης είναι επαρκείς για την εξυπηρέτηση μιας τυπικής V2V συνόδου.



Σχήμα 4-28. Μέγιστος, μέσος και ελάχιστος χρόνος μετάδοσης ανά τεχνολογία V2V

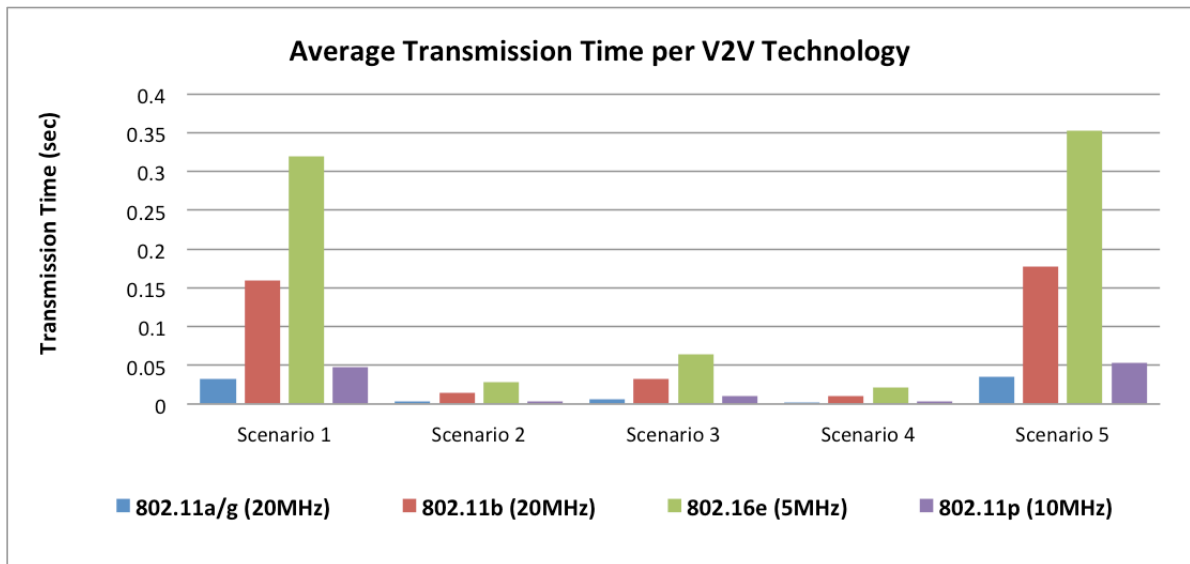
Ο Πίνακας 4-13 περιγράφει κάποια σενάρια που αφορούν στη μετάδοση διαφορετικού όγκου πληροφορίας με στόχο τη μελέτη του χρόνου που απαιτείται κάθε φορά για την ολοκλήρωση των αντίστοιχων V2V συνόδων. Για παράδειγμα, το 1^ο σενάριο αναφέρεται στην περίπτωση κατά την οποία η V2V σύνοδος λαμβάνει χώρα στο τέλος της ημέρας, οπότε και το όχημα έχει ήδη συγκεντρώσει κατά μέσο όρο επιπλέον 4 μετρήσεις ανά ζεύξη από προηγούμενες συνόδους V2V (που λάβανε χώρα κατά τη διάρκεια της ημέρας). Αντίθετα, το 2^ο σενάριο αναφέρεται στην περίπτωση της πρώτης V2V συνόδου της ημέρας. Τα σενάρια 3 και 4 αναφέρονται στην περίπτωση μικρότερης εξάπλωσης του

προτεινόμενου συστήματος (μέχρι 2 V2V συνόδοι έχουν προηγηθεί), ενώ το 5^ο σενάριο αναφέρεται στην περίπτωση ευρείας εξάπλωσής του. Οι εκτιμώμενοι μέσοι χρόνοι ολοκλήρωσης της συνόδου κάθε σεναρίου ανά τεχνολογία δικτύου πρόσβασης απεικονίζονται στο Σχήμα 4-29. Διαπιστώνεται, λοιπόν, ότι ακόμη και στο 5^ο σενάριο που είναι το πιο απαιτητικό, οι χρόνοι ολοκλήρωσης της μετάδοσης δεν ξεπερνούν τα 0.35 δευτερόλεπτα, δηλαδή οι υπό μελέτη τεχνολογίες δικτύου πρόσβασης δύνανται να εξυπηρετήσουν επιτυχώς τις V2V τηλεπικοινωνιακές ανάγκες του προτεινόμενου συστήματος.

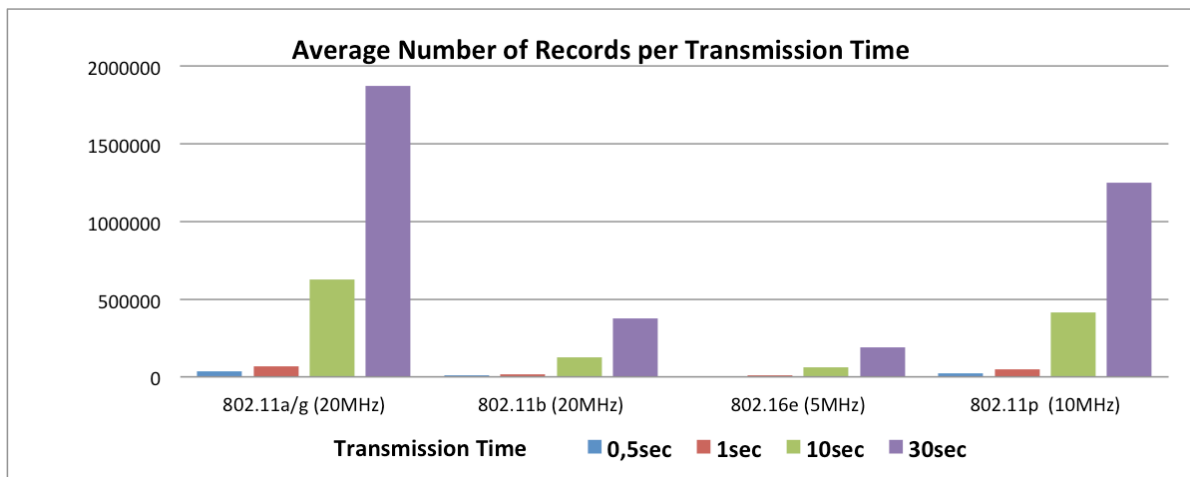
Πίνακας 4-13. Σενάρια για τη μελέτη της μετάδοσης διαφορετικού όγκου πληροφορίας

	<i>1^ο Σενάριο</i>	<i>2^ο Σενάριο</i>	<i>3^ο Σενάριο</i>	<i>4^ο Σενάριο</i>	<i>5^ο Σενάριο</i>
Μέγεθος μέτρησης (Bytes)	60	60	60	60	60
Αριθμός οδικών ζεύξεων	400	175	200	45	90
Αριθμός μετρήσεων/οδική ζεύξη	5	1	2	3	25

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον για το σχεδιασμό του συστήματος παρουσιάζει και η μελέτη του αριθμού των εγγραφών (μετρήσεων) που προλαβαίνουν να μεταδοθούν ανάλογα με τη διάρκεια της V2V συνόδου. Η διάρκεια μιας τέτοιας συνόδου ποικίλει ανάλογα με το πότε λαμβάνει χώρα, για παράδειγμα κατά τη στάση σε ένα φωτεινό σηματοδότη (π.χ. 10-30 δευτερόλεπτα) ή κατά την προσπέραση ενός οχήματος (π.χ. 0.5 ή 1 δευτερόλεπτο). Τα αποτελέσματα της μελέτης αυτής απεικονίζονται στο Σχήμα 4-30. Όπως είναι αναμενόμενο, η χρήση ταχύτερης τεχνολογίας δικτύου πρόσβασης (802.11a/g) και η διάθεση περισσότερου χρόνου (30 δευτερόλεπτα) για την εκτέλεση της συνόδου επιτρέπουν την ανταλλαγή μεγαλύτερου αριθμού μετρήσεων μεταξύ των οχημάτων.

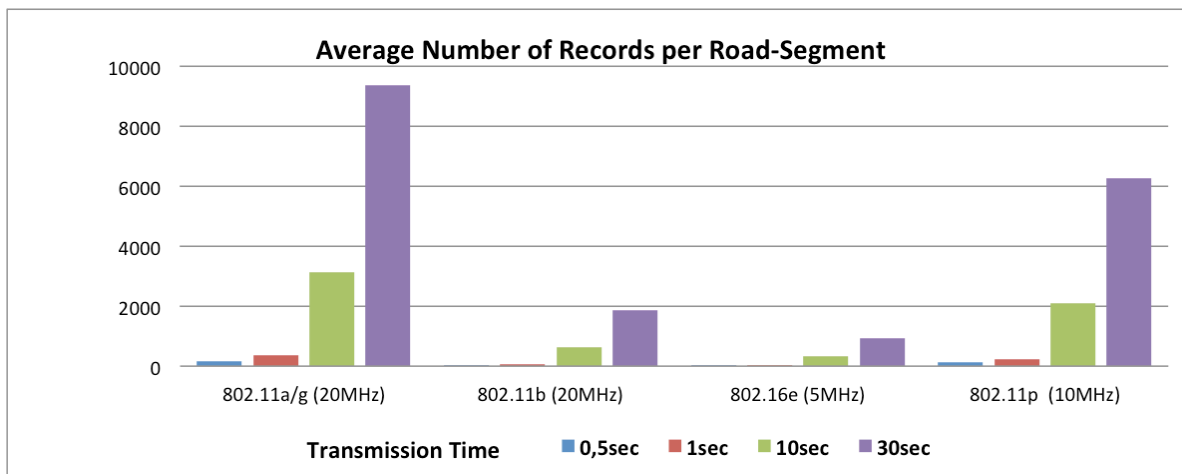


Σχήμα 4-29. Μέσος χρόνος μετάδοσης ανά τεχνολογία V2V



Σχήμα 4-30. Μέσος αριθμός αποστελλόμενων εγγράφων (μετρήσεων) ανάλογα με τη χρονική διάρκεια της συνόδου V2V

Ανάλογο ενδιαφέρον παρουσιάζει και η μελέτη του αριθμού των μετρήσεων ανά οδική ζεύξη που μπορεί να μεταδοθούν κατά τη διάρκεια μιας συνόδου V2V, εάν θεωρηθεί ότι μεταδίδονται μόνο οι μετρήσεις που αφορούν τις 200 πλησιέστερες στην τρέχουσα θέση οδικές ζεύξεις. Τα αποτελέσματα της μελέτης αυτής απεικονίζονται στο Σχήμα 4-31. Είναι προφανές ότι η χρήση ταχύτερης τεχνολογίας δικτύου πρόσβασης (802.11a/g) και η διάθεση περισσότερου χρόνου (30 δευτερόλεπτα) για την εκτέλεση της συνόδου επιτρέπουν την αποστολή περισσότερων μετρήσεων ανά οδική ζεύξη από το ένα όχημα προς το άλλο. Ωστόσο, ακόμη και στη χειρότερη περίπτωση, δηλαδή πραγματοποίηση συνόδου για 0.5 δευτερόλεπτο με χρήση της τεχνολογίας 802.16e, προλαβαίνουν να αποσταλούν κατά μέσο όρο 30 περίπου μετρήσεις για καθεμία από τις 200 γειτονικές οδικές ζεύξεις.



Σχήμα 4-31. Μέσος αριθμός αποστελλόμενων εγγραφών (μετρήσεων) ανά οδική ζεύξη ανάλογα με τη χρονική διάρκεια της συνόδου V2V

Συνοψίζοντας, με βάση τα αποτελέσματα που παρατέθηκαν παραπάνω, προκύπτει ότι όλα τα πρωτόκολλα 802.11x, καθώς και το πρωτόκολλο 802.16e, δύνανται να εξυπηρετήσουν τη V2V επικοινωνία του προτεινόμενου συστήματος, αφού ο χρόνος ολοκλήρωσης της συνόδου δεν ξεπερνά το 1 δευτερόλεπτο σε καμία μελέτη περίπτωσης. Μεταξύ των εξεταζόμενων πρωτοκόλλων, τα 802.11a και 802.11g υπερτερούν όσον αφορά το ρυθμό μετάδοσης δεδομένων και κατά συνέπεια παρουσιάζουν τη χαμηλότερη καθυστέρηση μετάδοσης. Συγκεκριμένα, η καθυστέρηση μετάδοσης δεν ξεπερνά τα 0.05 δευτερόλεπτα, ακόμη και στο σενάριο χειρότερης περίπτωσης (worst-case scenario). Από την άλλη, το πρωτόκολλο 802.11b χαρακτηρίζεται από το χαμηλότερο ρυθμό μετάδοσης, ενώ το 802.16e είναι κατάλληλο για επικοινωνίες μεταξύ ενός σταθμού βάσης (base station, BS) και ενός ή πολλαπλών κινούμενων τερματικών. Τέλος, το 802.11p αναπτύχθηκε για την επικοινωνία μεταξύ οχημάτων και έτσι παρουσιάζει εξαιρετικές επιδόσεις όσον αφορά το ρυθμό μετάδοσης και την ποιότητα του σήματος σε διαρκώς μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα. Για παράδειγμα, σύμφωνα με το Σχήμα 4-29 η καθυστέρηση μετάδοσης δεν ξεπερνά τα 0.05 δευτερόλεπτα ακόμη και στο 5^ο σενάριο (σενάριο χειρότερης περίπτωσης).

4.4.3 Διαμοιρασμός μέσω I2V

Η I2V επικοινωνία μπορεί να βασιστεί στις παρακάτω τεχνολογίες κινητών επικοινωνιών που έχουν προτυποποιηθεί από τη 3GPP ([18]):

- στο GPRS που είναι ευρέως διαδεδομένο (ή και στο EDGE όπου είναι διαθέσιμο)
- στο UMTS που προσφέρει θεωρητικούς ρυθμούς μετάδοσης 64, 128 ή 364 Kbps

- στο HSDPA που προσφέρει μέγιστο ρυθμό μετάδοσης στα 14.4 Mbps ανά κυψέλη
- στο HSPA+ που προσφέρει ακόμη υψηλότερους ρυθμούς μετάδοσης χάρη στις εφαρμοζόμενες τεχνικές MIMO
- στο LTE που στοχεύει κυρίως στην εξυπηρέτηση M2M επικοινωνιών (όπως είναι οι εφαρμογές ITS)

Ειδικότερα στην περίπτωση στατικών επικοινωνιών μικρής εμβέλειας, όπως είναι η επικοινωνία μεταξύ ενός οχήματος και μιας παρόδιας μονάδας RSU, η διεπαφή I2V μπορεί να υλοποιηθεί από τα παρακάτω IEEE πρωτόκολλα:

- τα 802.11a/b/g, που είναι ευρέως διαδεδομένα,
- τα 802.16d και 802.16e, τα οποία είναι κατάλληλα για την επικοινωνία μεταξύ ενός σταθερού και ενός κινούμενου σταθμού, ή
- το 802.11p, που αναπτύχθηκε για την εξυπηρέτηση επικοινωνιών σε μικρές αποστάσεις.

Ο Πίνακας 4-14 παρουσιάζει τους μέγιστους θεωρητικούς ρυθμούς μετάδοσης των τεχνολογιών αυτών ([15], [16], [18]). Βέβαια, όπως και στην περίπτωση των V2V τεχνολογιών, οι μέγιστοι ρυθμοί μετάδοσης αναφέρονται σε ιδανικές συνθήκες μέτρησης, δηλαδή μικρή απόσταση πομπού-δέκτη, καλά χαρακτηριστικά της ασύρματης σύνδεσης και μία σύνοδο ανά σύνδεση. Οι ρυθμοί μετάδοσης που επιτυγχάνονται σε πραγματικές συνθήκες μέτρησης αποκλίνουν αρκετά από τις θεωρητικές με την απόκλιση να κυμαίνεται από μερικά Kbps έως μερικές δεκάδες Mbps ανάλογα με τα χαρακτηριστικά της ασύρματης σύνδεσης (απώλειες διαδρομής (path loss), παρεμβολές (interference), γρήγορες διαλείψεις (fast fading), διαλείψεις πολλαπλών διαδρομών (multipath fading) κτλ.), τις επιλεγμένες τεχνικές κωδικοποίησης και διαμόρφωσης, τις προτεραιότητες που έχουν οριστεί στο επίπεδο MAC (ανά χρήστη ή ανά υπηρεσία), τους επιλεγμένους μηχανισμούς συμπίεσης και κυρίως τον αριθμό των εξυπηρετούμενων συνδέσεων. Ο Πίνακας 4-15 αναφέρει τις τιμές του ελάχιστου και μέσου ρυθμού μετάδοσης που καταγράφονται στη βιβλιογραφία ([15], [16], [19]–[22]).

Πίνακας 4-14. Μέγιστος θεωρητικός ρυθμός μετάδοσης των διαθέσιμων τεχνολογιών I2V

<i>Τεχνολογία I2V</i>	<i>Μέγιστος θεωρητικός ρυθμός μετάδοσης (Kbps)</i>
GPRS (200KHz)	170
UMTS PS 64 (5MHz)	64
UMTS PS 128 (5MHz)	128
UMTS PS 384 (5MHz)	384
HSDPA 7,2 (5MHz)	7200
HSDPA 14,4 (5MHz)	14400
HSPA+ 21 (5MHz)	21000
HSPA+ 42 (MIMO 5MHz or DC- 10MHz)	42200
LTE (2x2MIMO) (20MHz)	107000
802.11a/g (20MHz)	54000
802.11b (20MHz)	11000
802.16e (5MHz)	15000
802.11p (10MHz)	27000

Πίνακας 4-15. Ελάχιστος και μέσος ρυθμός μετάδοσης των διαθέσιμων τεχνολογιών I2V

<i>Τεχνολογία I2V</i>	<i>Ρυθμός μετάδοσης (Kbps)</i>	
	<i>Ελάχιστος</i>	<i>Μέσος</i>
GPRS (200KHz)	9	20
UMTS PS 64 (5MHz)	35	45
UMTS PS 128 (5MHz)	80	100
UMTS PS 384 (5MHz)	150	250
HSDPA 7,2 (5MHz)	500	3000
HSDPA 14,4 (5MHz)	500	3500
HSPA+ 21 (5MHz)	500	7000
HSPA+ 42 (MIMO 5MHz or DC-10MHz)	600	10000
LTE (2x2MIMO) (20MHz)	2000	12000
802.11a/g (20MHz)	1800	17000
802.11b (20MHz)	360	5000
802.16e (5MHz)	500	3000
802.11p (10MHz)	1000	10000

Όπως έχει ήδη αναφερθεί, η διεπαφή I2V εξυπηρετεί το συγχρονισμό των μετρήσεων του οχήματος με την κεντρική διαχειριστική πλατφόρμα (συγκεκριμένα την κατεύθυνση της κάτω ζεύξης, πλατφόρμα→όχημα), καθώς και την αποστολή των αναφορών έκτακτων κυκλοφοριακών συμβάντων. Επειδή, όμως, το μέγεθος των αναφορών των έκτακτων κυκλοφοριακών συμβάντων είναι αμελητέο, οι αναφορές αυτές δεν λαμβάνονται υπόψιν στις ακόλουθες μελέτες κλιμακωσιμότητας.

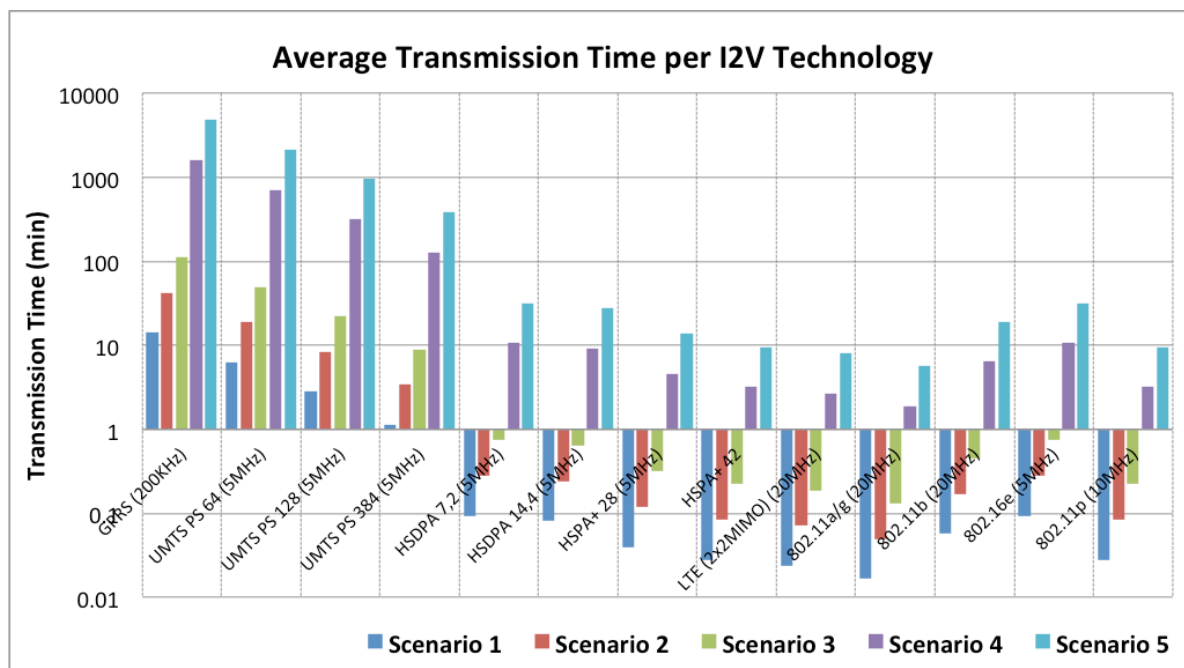
Η περίοδος συγχρονισμού της τοπικής βάσης δεδομένων των οχημάτων με την αντίστοιχη βάση της κεντρικής διαχειριστικής πλατφόρμας ρυθμίζεται μέσω κατάλληλης παραμέτρου. Η τιμή, λοιπόν, της παραμέτρου αυτής καθορίζει τον όγκο των δεδομένων συγχρονισμού. Συγκεκριμένα, το πλήθος των προς μετάδοση μετρήσεων προκύπτει πολλαπλασιάζοντας τον αριθμό των ημερών που έχουν μεσολαβήσει από τον προηγούμενο συγχρονισμό, τον αριθμό των οχημάτων που έχουν ανεβάσει μετρήσεις και το πλήθος των μετρήσεων ανά όχημα. Στη συνέχεια, ορίζονται 5 σενάρια για τη μελέτη της κλιμάκωσης του χρόνου που απαιτείται για τη μετάδοση της διαμοιραζόμενης μέσω I2V πληροφορίας. Τα σενάρια αυτά διαφέρουν ως προς το πλήθος των οχημάτων που συμμετέχουν και την περίοδο συγχρονισμού:

- 1^ο σενάριο: 100 οχήματα που συγχρονίζουν κάθε μέρα
- 2^ο σενάριο: 300 οχήματα που συγχρονίζουν κάθε μέρα
- 3^ο σενάριο: 100 οχήματα που συγχρονίζουν μία φορά την εβδομάδα
- 4^ο σενάριο: 5000 οχήματα που συγχρονίζουν ανά δύο ημέρες
- 5^ο σενάριο: 30000 οχήματα που συγχρονίζουν κάθε μέρα

Πίνακας 4-16. Σενάρια μελέτης των συνόδων I2V

	<i>1^ο σενάριο</i>	<i>2^ο σενάριο</i>	<i>3^ο σενάριο</i>	<i>4^ο σενάριο</i>	<i>5^ο σενάριο</i>
Μέγεθος μέτρησης (Bytes)	60	60	60	60	60
Αριθμός οχημάτων που συμμετέχουν	100	300	100	5000	30000
Περίοδος I2V συγχρονισμού (ημέρες)	1	1	7	2	1

Ο Πίνακας 4-16 συνοψίζει τα χαρακτηριστικά των 5 σεναρίων που περιγράφηκαν παραπάνω. Οι εκτιμώμενοι χρόνοι μετάδοσης για τα σενάρια αυτά απεικονίζονται στο Σχήμα 4-32. Επειδή οι διαφορές των εκτιμώμενων αυτών χρόνων είναι σημαντικές, ο άξονας απεικόνισής τους είναι σε λογαριθμική κλίμακα (κατακόρυφος άξονας).



Σχήμα 4-32. Εκτιμώμενος χρόνος μετάδοσης ανά τεχνολογία I2V για τα σενάρια 1, 2, 3, 4 και 5

Σύμφωνα με το Σχήμα 4-32, στην περίπτωση συμμετοχής λίγων οχημάτων που συγχρονίζουν τακτικά (π.χ. σενάρια 1, 2 και 3) και που χρησιμοποιούν τις πιο αργές 3GPP τεχνολογίες (έως τη UMTS PS 384), η μετάδοση των δεδομένων συγχρονισμού μπορεί να διαρκέσει από μερικά λεπτά (UMTS) έως δύο ώρες (GPRS). Ειδικότερα για το 1^ο σενάριο, όλες οι εξεταζόμενες τεχνολογίες μπορούν να θεωρηθούν αποδεκτές. Αντιθέτως, για την εξυπηρέτηση των αναγκών του 2^{ου} σεναρίου προτείνεται η χρήση τεχνολογιών γρηγορότερων από το UMTS PS 128, ενώ για τις ανάγκες του 3^{ου} σεναρίου πρέπει να προτιμηθούν ακόμη γρηγορότερες τεχνολογίες (>UMTS PS 384). Γενικά, εάν χρησιμοποιηθεί η τεχνολογία HSDPA ή κάποια γρηγορότερη, οι απαιτήσεις και των τριών αυτών σεναρίων καλύπτονται επαρκώς.

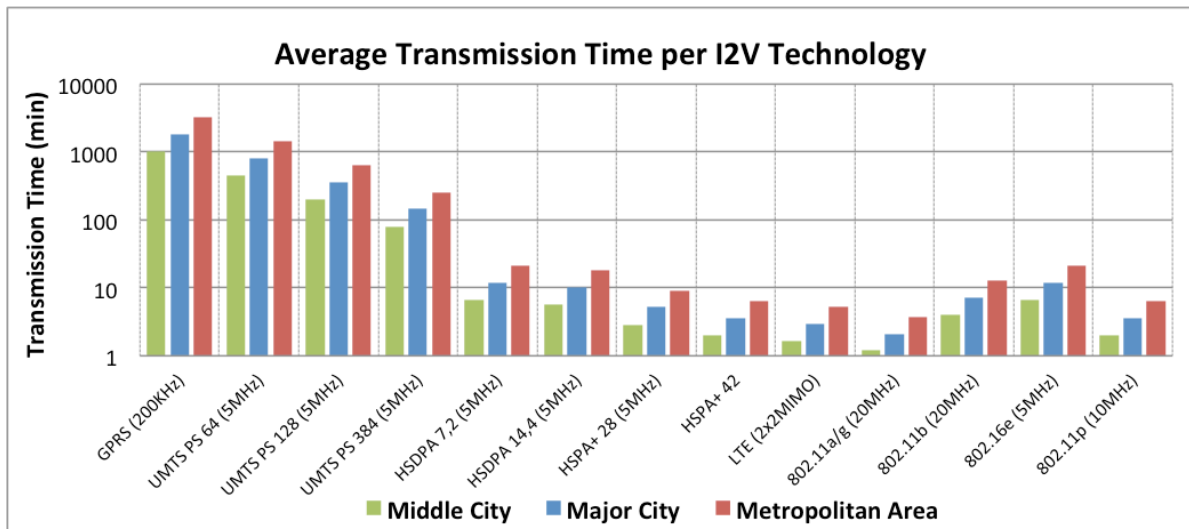
Στην περίπτωση του 4^{ου} και 5^{ου} σεναρίου, τα οποία αφορούν στη μετάδοση μεγάλου όγκου δεδομένων συγχρονισμού, οι πιο αργές 3GPP τεχνολογίες είναι ανεπαρκείς, καθώς απαιτούνται κάποιες ώρες για την ολοκλήρωση της συνόδου συγχρονισμού (π.χ. με χρήση της τεχνολογίας GPRS απαιτούνται 80 ώρες για το 5^ο σενάριο και 16 ώρες για το 4^ο σενάριο, Σχήμα 4-32). Εάν, όμως, χρησιμοποιηθούν γρηγορότερες τεχνολογίες, όπως το HSDPA ή οι IEEE τεχνολογίες, η διαδικασία συγχρονισμού μπορεί να ολοκληρωθεί σε λιγότερο από 10 λεπτά (4^ο σενάριο), δηλαδή σε αποδεκτή χρονική διάρκεια. Το 5^ο σενάριο περιγράφει την περίπτωση που η εξάπλωση του προτεινόμενου συστήματος είναι σημαντική (συμμετέχουν 30,000 οχήματα) και για το λόγο αυτό ο απαιτούμενος χρόνος για την ολοκλήρωση του συγχρονισμού κυμαίνεται από 6 έως 30 λεπτά (ανάλογα με τη

χρησιμοποιούμενη τεχνολογία). Γενικά, όταν ο όγκος των δεδομένων συγχρονισμού είναι μεγάλος, πρέπει σίγουρα να προτιμάται η χρήση πιο σύγχρονων τεχνολογιών (π.χ. HSPA+ ή LTE) ή των δικτύων IEEE 802.11a/g/p. Είναι προφανές ότι ακόμη μεγαλύτερη εξάπλωση του προτεινόμενου συστήματος (δηλαδή συμμετοχή περισσότερων από 30.000 οχήματα) δεν μπορεί να εξυπηρετηθεί ικανοποιητικά ούτε με τις ταχύτερες διαθέσιμες τεχνολογίες. Ωστόσο, αυτό δεν αποτελεί ανασταλτικό παράγοντα για την ανάπτυξη του συστήματος, καθώς μπορεί να αντιμετωπιστεί με την εφαρμογή κατάλληλων πολιτικών (policies) που θα περιορίζουν τον όγκο των δεδομένων συγχρονισμού σε κατάλληλα επίπεδα (π.χ. ανάκτηση των μετρήσεων που αφορούν την περιοχή γύρω από την τρέχουσα θέση ή ανάκτηση περιορισμένου αριθμού μετρήσεων ανά οδική ζεύξη).

Ενδιαφέρον παρουσιάζει, επίσης, η μελέτη του χρόνου που απαιτείται για την ανάκτηση από την κεντρική διαχειριστική πλατφόρμα μετρήσεων για όλες τις οδικές ζεύξεις μιας πόλης. Για το σκοπό αυτό καταστρώνονται τρία διαφορετικά σενάρια που αφορούν τρεις περιοχές διαφορετικού μεγέθους (Πίνακας 4-17). Ο εκτιμώμενος χρόνος ολοκλήρωσης του συγχρονισμού σε κάθε περίπτωση (ανάλογα με τη χρησιμοποιούμενη τεχνολογία I2V) απεικονίζεται στο Σχήμα 4-33.

Πίνακας 4-17. Σενάρια για τη μελέτη των συνόδων I2V ανάλογα με το μέγεθος της περιοχής αναφοράς

	<i>Πόλη μέτριου μεγέθους</i>	<i>Μεγάλη πόλη</i>	<i>Μητροπολιτική περιοχή</i>
Μέγεθος μέτρησης (Bytes)	60	60	60
Αριθμός οδικών ζεύξεων	50.000	150.000	400.000
Αριθμός μετρήσεων ανά οδική ζεύξη	50	30	20



Σχήμα 4-33. Μέσος χρόνος μετάδοσης ανά τεχνολογία I2V (Κανονική πόλη/Μεγάλη Πόλη/Μητροπολιτική Περιοχή)

Είναι προφανές ότι οι τεχνολογίες με τους χαμηλότερους ρυθμούς μετάδοσης δεν μπορούν να ανταπεξέλθουν στις απαιτήσεις αυτών των σεναρίων. Αντίθετα, με τη χρήση τεχνολογιών που χαρακτηρίζονται από ταχύτερους ρυθμούς μετάδοσης, όπως το HSPA+, το LTE και τα IEEE 802.11a/g/p, η διαδικασία συγχρονισμού μπορεί να ολοκληρωθεί σε εύλογο χρονικό διάστημα και στα τρία σενάρια.

Συνοψίζοντας, η ολοκλήρωση της διαδικασίας ανάκτησης δεδομένων συγχρονισμού από την κεντρική διαχειριστική πλατφόρμα σε εύλογο χρονικό διάστημα είναι εφικτή με χρήση τεχνολογιών υψηλού ρυθμού μετάδοσης, και συγκεκριμένα HSPA+, LTE ή 802.11a/g/p, ακόμη και στην περίπτωση ευρείας εξάπλωσης του προτεινόμενου συστήματος. Από την άλλη, τεχνολογίες χαμηλότερων ρυθμών μετάδοσης, όπως το UMTS, κρίνονται επαρκείς για την εξυπηρέτηση των απαιτήσεων του προτεινόμενου συστήματος μόνο σε περιπτώσεις περιορισμένης εξάπλωσής του. Τέλος, δεδομένων των σημερινών χρεώσεων των υπηρεσιών μετάδοσης δεδομένων των δικτύων κινητών επικοινωνιών, θα πρέπει σε κάθε περίπτωση να προτιμούνται οι τεχνολογίες μικρής εμβέλειας, όπως τα 802.11a/g/p, οι οποίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν μέσω της εγκατάστασης σταθμών βάσης σε σταθμούς φόρτισης ή σε σταθμούς στάθμευσης κτλ.

4.4.4 Διαμοιρασμός μέσω V2I

Η επικοινωνία από το όχημα προς την κεντρική διαχειριστική πλατφόρμα (V2I) αφορά είτε την αποστολή των μετρήσεων του οχήματος, είτε αναφορές που παράγονται από το όχημα και αφορούν έκτακτα κυκλοφοριακά συμβάντα. Είναι προφανές ότι ανάμεσα στις δύο αυτές εργασίες η πιο απαιτητική είναι η αποστολή των μετρήσεων που έχει συλλέξει το

όχημα. Για το λόγο αυτό οι μελέτες που ακολουθούν εξετάζουν την κλιμάκωση του χρόνου που απαιτείται για την αποστολή μόνο των δεδομένων συγχρονισμού. Η V2I επικοινωνία του προτεινόμενου συστήματος μπορεί να βασιστεί στη διεπαφή της άνω ζεύξης των τεχνολογιών κινητών επικοινωνιών που αναφέρθηκαν στην προηγούμενη παράγραφο, δηλαδή:

- του GPRS (ή του EDGE εάν είναι διαθέσιμο),
- του UMTS (στα 64 ή 128Kbps),
- του USUPA (στα 5.4Mbps ανά κυψέλη),
- του HSPA+ (στα 11.5Mbps ανά κυψέλη),
- του LTE,
- του 802.11a/b/g,
- του 802.16d και ειδικότερα του 802.16e, ή
- του 802.11p

Ο Πίνακας 4-18 παραθέτει τους μέγιστους θεωρητικούς ρυθμούς μετάδοσης της άνω ζεύξης των τεχνολογιών αυτών, όπως καταγράφονται στη βιβλιογραφία ([15], [16], [18], [19]). Οι τιμές αυτές αναφέρονται σε βέλτιστες συνθήκες μετάδοσης, δηλαδή μικρή απόσταση πομπού-δέκτη, βέλτιστα χαρακτηριστικά ασύρματης σύνδεσης και μία σύνοδο ανά σύνδεση. Στην πράξη, όμως, οι επιτευχθέντες ρυθμοί μετάδοσης αποκλίνουν αρκετά από τους αντίστοιχους θεωρητικούς με το εύρος της απόκλισης να κυμαίνεται από μερικά Kbps έως μερικές δεκάδες Mbps και να εξαρτάται από τις απώλειες ραδιοδιάδοσης (απώλειες μονοπατιού, παρεμβολές, γρήγορες διαλλείψεις, διαλλείψεις πολλαπλών μονοπατιών κτλ.), τις επιλεγμένες τεχνικές κωδικοποίησης και διαμόρφωσης, τις προτεραιότητες που έχουν οριστεί στο επίπεδο MAC (ανά χρήστη ή ανά υπηρεσία), τους επιλεγμένους μηχανισμούς συμπίεσης και κυρίως τον αριθμό των εξυπηρετούμενων συνδέσεων. Στη συνέχεια, παρατίθενται και οι ελάχιστες και μέσες τιμές του ρυθμού μετάδοσης των τεχνολογιών αυτών (Πίνακας 4-19), οι οποίες καταγράφονται στη βιβλιογραφία ([15], [16], [18], [19], [22]).

Πίνακας 4-18. Μέγιστος θεωρητικός ρυθμός μετάδοσης των τεχνολογιών V2I

<i>Τεχνολογία V2I</i>	<i>Ρυθμός μετάδοσης (Kbps)</i>	
	Μέγιστος θεωρητικός	
GPRS (200KHz)	170	
UMTS PS 64 (5MHz)	64	
UMTS PS 128 (5MHz)	128	
HSUPA 1.4 (5MHz)	1400	
HSUPA 5.7 (5MHz)	5700	
HSPA+ 11.5	11500	
LTE (2x2MIMO) (20MHz)	50000	
802.11a/g (20MHz)	54000	
802.11b (20MHz)	11000	
802.16e (5MHz)	15000	
802.11p (10MHz)	27000	

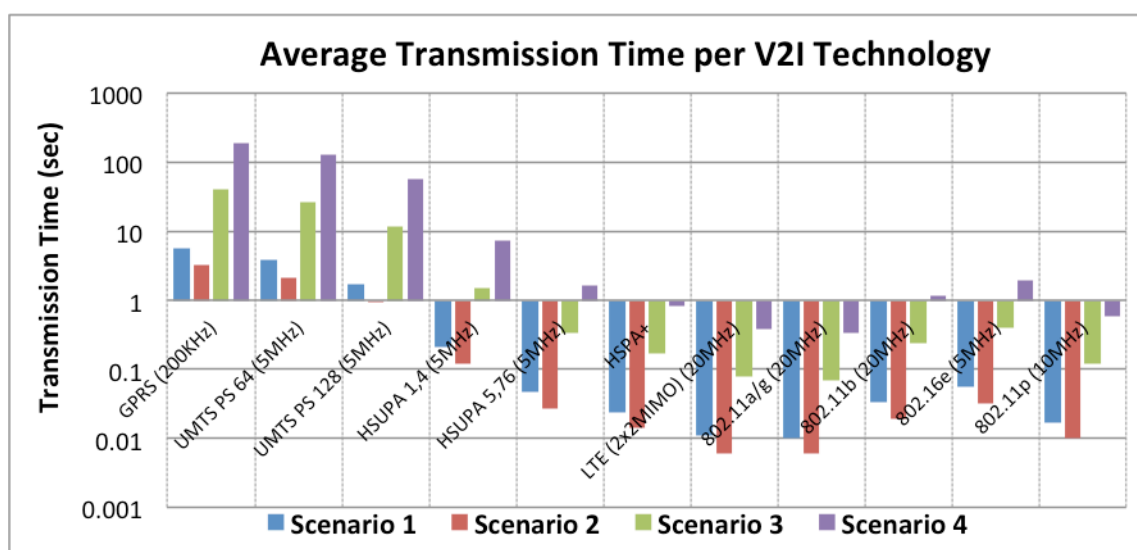
Πίνακας 4-19. Ελάχιστος και μέσος ρυθμός μετάδοσης των τεχνολογιών V2I

<i>Τεχνολογία V2I</i>	<i>Ρυθμός μετάδοσης (Kbps)</i>	
	Ελάχιστος	Μέσος
GPRS (200KHz)	9.05	30
UMTS PS 64 (5MHz)	35	45
UMTS PS 128 (5MHz)	80	100
HSUPA 1.4 (5MHz)	280	800
HSUPA 5.7 (5MHz)	300	3500
HSPA+ 11.5	350	7000
LTE (2x2MIMO) (20MHz)	1500	15000
802.11a/g (20MHz)	1800	17000
802.11b (20MHz)	360	5000
802.16e (5MHz)	500	3000
802.11p (10MHz)	1000	10000

Για να μελετηθεί η κλιμάκωση του χρόνου ολοκλήρωσης της συνόδου V2I πρέπει να γίνουν κάποιες παραδοχές. Έστω, λοιπόν, ότι κάθε όχημα διασχίζει 400 περίπου οδικές ζεύξεις ανά ημέρα και κάθε μέτρηση έχει μέγεθος 60 bytes. Προκειμένου να αποφευχθεί η μετάδοση διπλότυπων εγγραφών, κάθε όχημα αποστέλλει στην κεντρική διαχειριστική πλατφόρμα μόνο τις δικές του μετρήσεις και όχι αυτές που ανακτά από άλλα οχήματα μέσω V2V. Έτσι, ο συνολικός αριθμός των εγγραφών που αποστέλλεται από το όχημα προς την κεντρική διαχειριστική πλατφόρμα εξαρτάται από την περίοδο πραγματοποίησης των V2I συνόδων. Ο Πίνακας 4-20 παρουσιάζει 4 διαφορετικά σενάρια προς μελέτη, τα αποτελέσματα της οποίας απεικονίζονται στο Σχήμα 4-34.

Πίνακας 4-20. Σενάρια για τη μελέτη των συνόδων V2I

	1 ^ο Σενάριο	2 ^ο Σενάριο	3 ^ο Σενάριο	4 ^ο Σενάριο
Μέγεθος μέτρησης (Bytes)	53	60	53	60
Αριθμός οδικών ζεύξεων	400	200	2.800	12.000
Αριθμός μετρήσεων ανά οδική ζεύξη	1	1	1	1
Συχνότητα συγχρονισμού	Μία φορά/ημέρα	Δύο φορές/ημέρα	Μία φορά/εβδομάδα	Μία φορά/μήνα



Σχήμα 4-34. Μέση ταχύτητα μετάδοσης ανά τεχνολογία V2I (Σενάρια 1, 2, 3 και 4)

Σύμφωνα με το παραπάνω διάγραμμα, στην περίπτωση που το όχημα συγχρονίζει τις μετρήσεις του τουλάχιστον μία φορά την ημέρα, ο χρόνος μετάδοσης είναι μικρότερος από ένα δευτερόλεπτο για τα πιο πρόσφατα 3GPP πρότυπα και τις IEEE τεχνολογίες, και μερικά δευτερόλεπτα για τις πιο διαδεδομένες τεχνολογίες του GPRS και του UMTS. Εάν η περίοδος συγχρονισμού είναι μεγαλύτερη (μία φορά ανά εβδομάδα ή μία φορά ανά μήνα), τότε μεγαλώνει ο όγκος της προς μετάδοση πληροφορίας και ο χρόνος μετάδοσης κυμαίνεται από μερικά δευτερόλεπτα (για το LTE) έως μερικά λεπτά (για το GPRS και το UMTS). Προκύπτει, λοιπόν, ότι η καθυστέρηση μετάδοσης κατά τη σύνοδο του V2I συγχρονισμού δεν αποτελεί κρίσιμο παράγοντα για την επιλογή της κατάλληλης τεχνολογίας επικοινωνιών. Ακόμη και στο σενάριο χειρότερης περίπτωσης (συγχρονισμός μία φορά ανά μήνα), η σύνοδος του συγχρονισμού μπορεί να εξυπηρετηθεί επαρκώς από το πιο αργό δίκτυο (GPRS).

4.4.5 Συμπεράσματα

Εν κατακλείδι, οι διαθέσιμες τεχνολογίες για την υποστήριξη ασύρματης σύνδεσης μικρής εμβέλειας είναι ικανές να καλύψουν τις απαιτήσεις του προτεινόμενου συστήματος σε επίπεδο V2V επικοινωνίας, καθώς η καθυστέρηση μετάδοσης των δεδομένων δεν ξεπερνά το ένα δευτερόλεπτο σε κανένα από τα εξεταζόμενα σενάρια. Παρόμοια, ούτε η χρονική καθυστέρηση των V2I συνόδων αποτελεί κρίσιμο παράγοντα για το σχεδιασμό του συστήματος, καθώς ο όγκος της προς μετάδοση πληροφορίας μπορεί να μεταφερθεί χωρίς υπερβολικές καθυστερήσεις πάνω από όλα τα διαθέσιμα δίκτυα κινητών επικοινωνιών ή τα διαθέσιμα WLAN δίκτυα. Συνεπώς, μόνο η επιλογή τεχνολογίας για την υλοποίηση της διεπαφής I2V είναι κρίσιμη, αφού η διεπαφή αυτή καλείται να εξυπηρετήσει τη μετάδοση μεγάλου όγκου δεδομένων. Πρέπει, δηλαδή, η επιλογή αυτή να γίνει προσεκτικά και σύμφωνα με τα αποτελέσματα της αντίστοιχης μελέτης κλιμακωσιμότητας.

4.5 Παραπομπές

- [1] “DTREG-Software For Predictive Modeling and Forecasting.” [Online]. Available: <http://www.dtreg.com/>.
- [2] “Intel® Core™2 Duo Processor SL9600.” [Online]. Available: http://ark.intel.com/products/37262/Intel-Core2-Duo-Processor-SL9600-6M-Cache-2_13-GHz-1066-MHz-FSB.
- [3] “Microsoft Windows XP.” [Online]. Available: <http://windows.microsoft.com/en-US/windows/products/windows-xp>.
- [4] “Intel® Atom™ Processor N280.” [Online]. Available: http://ark.intel.com/products/41411/Intel-Atom-Processor-N280-512K-Cache-1_66-GHz-667-MHz-FSB.
- [5] “Microsoft Windows 7 Starter Edition.” [Online]. Available: <http://windows.about.com/od/windowsosversions/a/Win7Starter.htm>.
- [6] M. Masikos, K. Demestichas, E. Adamopoulou, and E. Sykas, “Cooperative Machine-Learning Based Advanced Driver Assistance System for Green Cars,” *Procedia - Soc. Behav. Sci.*, vol. 48, no. 0, pp. 702–711, 2012.
- [7] W. K. Chiang, D. Zhang, and L. Zhou, “Predicting and explaining patronage behavior toward web and traditional stores using neural networks: a comparative analysis with logistic regression,” *Decis. Support Syst.*, vol. 41, no. 2, pp. 514–531, Jan. 2006.
- [8] B. A. Jain and B. N. Nag, “Performance evaluation of neural network decision models,” *J. Manag. Inf. Syst.*, vol. 14, no. 2, pp. 201–216, Sep. 1997.
- [9] S. Lawrence and C. L. Giles, “Overfitting and neural networks: conjugate gradient and backpropagation,” *Neural Networks, 2000. IJCNN 2000, Proceedings of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference on*, vol. 1, pp. 114–119 vol.1, 2000.
- [10] M. Müller, “WLAN 802.11p Measurements for Vehicle to Vehicle (V2V) DSRC,” 2009.
- [11] A. Casteigts, A. Nayak, and I. Stojmenovic, “Communication protocols for vehicular ad hoc networks,” *Wirel. Commun. Mob. Comput.*, 2009.
- [12] W. Xiang, J. Gozalvez, Z. Niu, O. Altintas, and E. Ekici, “Wireless Access in Vehicular Environments,” *EURASIP J. Wirel. Commun. Netw.*, vol. 2009, pp. 1–2, 2008.

- [13] G. M. T. Abdalla, M. Ali, A. Rgheff, and S. M. Senouci, "Current Trends in Vehicular Ad Hoc Networks," *Ubiquitous Comput. Commun. J.*, vol. UbiRoads-S, pp. 1–9, 2007.
- [14] "IEEE Standard for Information technology-- Local and metropolitan area networks-- Specific requirements-- Part 11: Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications Amendment 6: Wireless Access in Vehicular Environments," *IEEE Std 802.11p-2010 (Amendment to IEEE Std 802.11-2007 as amended by IEEE Std 802.11k-2008, IEEE Std 802.11r-2008, IEEE Std 802.11y-2008, IEEE Std 802.11n-2009, and IEEE Std 802.11w-2009)*. pp. 1–51, 2010.
- [15] I. C. Msadaa, P. Cataldi, and F. Filali, "A Comparative Study between 802.11p and Mobile WiMAX-based V2I Communication Networks," in *Proceedings of the 2010 Fourth International Conference on Next Generation Mobile Applications, Services and Technologies*, 2010, pp. 186–191.
- [16] A. Paier, D. Faetani, and C. F. Mecklenbrauker, "Performance evaluation of IEEE 802.11p physical layer infrastructure-to-vehicle real-world measurements," *Applied Sciences in Biomedical and Communication Technologies (ISABEL), 2010 3rd International Symposium on*. pp. 1–5, 2010.
- [17] M. Wellens, B. Westphal, and P. Mahonen, "Performance Evaluation of IEEE 802.11-based WLANs in Vehicular Scenarios," *2007 IEEE 65th Veh. Technol. Conf. VTC2007Spring*, pp. 1167–1171, 2007.
- [18] "UE Radio Access capabilities." 3GPP TS 25.306 V9.5.0, Technical Specification Group Radio Access Network.
- [19] R. Preguiça, L. Correia, and C. Caseiro, "Comparison between UMTS/HSPA+ and WiMAX/IEEE 802.16e in Mobility Scenarios," in *7th Conference in Telecommunications*.
- [20] "Huawei High Performance HSPA+ Solution." Huawei.
- [21] "HSPA+ and Mobile WiMAX Network Performance Benchmark Results and Analysis." SIGNALS Research Group, 2009.
- [22] A. Ebner, H. Rohling, L. Wischhof, R. Halfmann, and M. Lott, "Performance of UTRA TDD ad hoc and IEEE 802.11b in vehicular environments," *57th IEEE Semiannu. Veh. Technol. Conf. 2003 VTC 2003Spring*, vol. 2, pp. 960–964, 2003.

Κεφάλαιο 5

*Μοντέλα πρόβλεψης της ενεργειακής
κατανάλωσης*

5 Μοντέλα πρόβλεψης της ενεργειακής κατανάλωσης

5.1 Εισαγωγή

Πολλαπλές μελέτες έχουν εκπονηθεί για τη διερεύνηση του αποτελέσματος που δύναται να επιφέρει στην ενεργειακή κατανάλωση και στον όγκο των εκπεμπόμενων ρύπων ενός οχήματος η επιλογή διαφορετικής διαδρομής προς τον επιθυμητό προορισμό, όπως αναφέρθηκε στο Κεφ. 1. Οι μελέτες ([1]–[7]) συγκλίνουν στο συμπέρασμα ότι το ταχύτερο μονοπάτι προς τον προορισμό δεν είναι πάντα η καλύτερη επιλογή από άποψη περιβαλλοντικών επιπτώσεων και ενεργειακής κατανάλωσης. Συγκεκριμένα, συγκρίνοντας τις μετρήσεις που καταγράφηκαν κατά τη διάρκεια ενός αριθμού δοκιμών πεδίου που πραγματοποιήθηκαν στην Ιαπωνία ([2]) προκύπτει ότι: η ποσότητα καυσίμου που καταναλώθηκε κατά μήκος της «οικολογικής» διαδρομής προς τον εξεταζόμενο προορισμό είναι 9% χαμηλότερη σε σχέση με αυτήν που καταναλώθηκε κατά μήκος της αντίστοιχης «ταχύτερης» διαδρομής, ενώ αντίθετα ο χρόνος που απαιτήθηκε είναι 9% περισσότερος. Σε μια άλλη μελέτη περίπτωσης που εξετάστηκε στην εργασία ([3]) και αφορά τη μετακίνηση από το αεροδρόμιο του Λος Άντζελες προς το κέντρο της πόλης η διαδρομή ελάχιστης κατανάλωσης συγκρίνεται με την ταχύτερη διαδρομή. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα της σύγκρισης η επιλογή της διαδρομής ελάχιστης κατανάλωσης συνεπάγεται 25% εξοικονόμηση καυσίμου και ταυτόχρονα αύξηση κατά 8% του απαιτούμενου χρόνου. Ανάλογα είναι και τα αποτελέσματα που παρατίθενται στο ([4]) και αφορούν ένα πείραμα που πραγματοποιήθηκε στην περιοχή της Βόρειας Βιρτζίνιας. Συγκεκριμένα, στη μελέτη αυτή αποδεικνύεται ότι στην περίπτωση που οι οδηγοί προτιμήσουν τη δευτερεύουσα διαδρομή με τα χαμηλότερα όρια ταχύτητας αντί για την ταχύτερη λεωφόρο πετυχαίνουν εξοικονόμηση ενέργειας (18-23%) και μειωμένες εκπομπές ρύπων (4-5% μείωση στις εκπομπές NO_x και 20% μείωση στις εκπομπές CO₂).

Σύμφωνα, λοιπόν, με τα παραπάνω, η ύπαρξη μιας οικολογικότερης διαδρομής προς τον επιθυμητό προορισμό πρέπει να θεωρείται δεδομένη. Η εύρεση αυτής της διαδρομής βασίζεται, όπως αποδείχτηκε στο Κεφ. 2, στην αξιοπιστία του επιλεγμένου μοντέλου εκτίμησης της ενεργειακής κατανάλωσης. Διάφορες τεχνικές έχουν προταθεί έως τώρα για την εκτίμηση της ενεργειακής κατανάλωσης ενός οχήματος. Ανάλογα με το βαθμό της λεπτομέρειας που εισάγουν στους υπολογισμούς τους οι τεχνικές αυτές διακρίνονται σε μακροσκοπικές, μεσοσκοπικές και μικροσκοπικές. Συγκεκριμένα, ακολουθώντας την

κατάταξη αυτή η προσοχή στη λεπτομέρεια μεγαλώνει (οι μέσες τιμές αντικαθίστανται από στιγμιαίες τιμές), χωρίς ωστόσο αυτό να συνεπάγεται πάντοτε και ανάλογη βελτίωση στην επιτευχθείσα ακρίβεια. Αντιθέτως, η επιτευχθείσα ακρίβεια δεν συμβαδίζει πάντοτε με την απαιτούμενη ποσότητα υπολογιστικών πόρων. Για το λόγο αυτό όλες αυτές οι παράμετροι θα πρέπει να συνυπολογίζονται κατά τη διαδικασία επιλογής ενός μοντέλου εκτίμησης της ενεργειακής κατανάλωσης ενός οχήματος.

5.2 Μακροσκοπικά μοντέλα

Ένας μακροσκοπικός αλγόριθμος για την εκτίμηση της ενεργειακής κατανάλωσης ενός οχήματος παρουσιάζεται στο ([8]). Ο αλγόριθμος αυτός βασίζεται στο μοντέλο του Willan για μηχανές εσωτερικής καύσης ([9]) και δεν απαιτεί τις στιγμιαίες τιμές της ταχύτητας και της επιτάχυνσης για την εκτέλεση των υπολογισμών του. Η αποδοτικότητα του αλγορίθμου αυτού επαληθεύεται χρησιμοποιώντας αποτελέσματα μετρήσεων για τους εξής τρεις κύκλους οδήγησης: vehicle expert group (MVEG-95), European driving cycle (ECE), και extra-urban driving cycle (EUDC).

Μία μακροσκοπική προσέγγιση της πρόβλεψης των δεικτών της ενεργειακής κατανάλωσης σε ποικίλα περιβάλλοντα (ρυθμοί κατανάλωσης σε αστικό, υπεραστικό ή μικτό κύκλο), η οποία βασίζεται σε ένα νευρωνικό δίκτυο οπισθοδιάδοσης, περιγράφεται στο ([10]). Προκειμένου να διευκολύνουν τους κατασκευαστές οχημάτων στο σχεδιασμό οχημάτων ενεργειακά αποδοτικών και συμβατών με τις οδηγίες εκπομπών ρύπων, οι Wu και Liu ([10]) ανέπτυξαν ένα μοντέλο μάθησης ικανό να προβλέπει τους δείκτες ρυθμού κατανάλωσης σε αστικό, υπεραστικό ή μικτό κύκλο με βάση ορισμένα χαρακτηριστικά σχεδίασης, δηλαδή τον τύπο της μηχανής, το βάρος του οχήματος, την κατηγορία του οχήματος (μικρό, μεσαίο, SUV κτλ.) και τον τύπο μετάδοσης. Παρά το γεγονός ότι η ικανότητα μάθησης του προτεινόμενου μοντέλου επιβεβαιώνεται, ένα τέτοιο μοντέλο δεν θεωρείται κατάλληλο στην περίπτωση ενός συστήματος «eco-routing». Στα συστήματα αυτά είναι προτιμώτερη η χρήση μοντέλων που λαμβάνουν υπόψιν τους το στιγμιότυπο του πλαισίου χρήσης στους υπολογισμούς τους και όχι η χρήση μοντέλων που πραγματοποιούν στατικούς υπολογισμούς μέσω τιμών. Εξάλλου η χρήση μέσω τιμών μπορεί να παράγει εσφαλμένα συμπεράσματα, καθώς αγνοείται η παροδική συμπεριφορά του οχήματος κατά μήκος της εξεταζόμενης διαδρομής. Η αναφερόμενη προσέγγιση εξελίσσεται περαιτέρω με την αντικατάσταση του νευρωνικού δικτύου οπισθοδιάδοσης με ένα νευρωνικό δίκτυο

συνάρτησης ακτινικής βάσης και την επίτευξη καλύτερων επιδόσεων όσον αφορά την ακρίβεια και τη χρονική διάρκεια της διαδικασίας πρόβλεψης ([11]).

5.3 Μεσοσκοπικά μοντέλα

Τα μεσοσκοπικά μοντέλα εκτιμούν τις εκπομπές ρύπων ή την ενεργειακή κατανάλωση ή και τα δύο σε επίπεδο οδικής ζεύξης. Οι παράμετροι εισόδου τους αφορούν μέσες τιμές των παρατηρούμενων μεγεθών, π.χ. μέση ταχύτητα, μέση επιτάχυνση ή μέση επιβράδυνση κτλ. Το ερευνητικό εργαλείο που παρουσιάζεται στο ([12]) συνθέτει το προφίλ ταχύτητας κάθε οδικής ζεύξης με βάση ιστορικά δεδομένα ταχύτητας, τα οποία είναι αποθηκευμένα ως μεταδεδομένα ψηφιακών χαρτών. Αυτά τα προφίλ ταχύτητας χρησιμοποιούνται στη συνέχεια για τον υπολογισμό του ενεργειακού κόστους κάθε ζεύξης. Ιστορικά δεδομένα ταχύτητας χρησιμοποιούνται, επίσης, στο μεσοσκοπικό μοντέλο που παρουσιάζεται στο ([13]) σε συνδυασμό, ωστόσο, με την πραγματική ισχύ που απαιτείται για τον υπερκερασμό της αεροδυναμικής αντίστασης μιας ζεύξης και με το λόγο του συγκοινωνιακού όγκου προς τη χωρητικότητα της ζεύξης.

Από την άλλη, στο ([14]) οι ερευνητές Yao και Song προσπαθούν να τεκμηριώσουν μια σειρά από μεσοσκοπικά μοντέλα κατάλληλα για διαφορετικούς τύπους οχημάτων (ελαφρά βενζινοκίνητα οχήματα, μεσαία πετρελαιοκίνητα οχήματα και βαρέα οχήματα) χρησιμοποιώντας δεδομένα που συλλέχθηκαν από αντίστοιχα οχήματα με χρήση ενός φορητού συστήματος μετρήσεων. Τα προτεινόμενα μοντέλα θεωρούν την επίδραση της ταχύτητας κίνησης, της επιτάχυνσης και των υπολοίπων συνθηκών οδήγησης στην ενεργειακή κατανάλωση και αναπαρίστανται μαθηματικά ως συναρτήσεις της μέσης ταχύτητας κίνησης κατά μήκος της εξεταζόμενης οδικής ζεύξης. Επιπρόσθετα, οι Yao και Song ([14]) προτείνουν το σχηματισμό μιας βάσης δεδομένων κατάλληλης για την αποθήκευση πληροφοριών που αφορούν τις κυκλοφοριακές συνθήκες. Οι πληροφορίες αυτές εκτιμώνται με βάση τα ιστορικά δεδομένα κυκλοφορίας καθώς και πληροφορίες πραγματικού χρόνου και λαμβάνονται υπόψη από τα προτεινόμενα μοντέλα. Χρησιμοποιώντας όλα αυτά τα δεδομένα εισόδου τα προτεινόμενα μοντέλα υπολογίζουν την τιμή του ρυθμού κατανάλωσης για κάθε οδική ζεύξη, δηλαδή την ποσότητα της ενέργειας που απαιτείται ανά διανυθέν χιλιόμετρο.

Ένας ανάλογος μηχανισμός για την ενσωμάτωση των επιδράσεων των δυναμικών αλλαγών των κυκλοφοριακών συνθηκών στην αναζήτηση διαδρομής περιγράφεται στο ([3]). Συγκεκριμένα, οι ερευνητές προτείνουν ένα σύστημα πλοήγησης που εφαρμόζει

οικολογική δρομολόγηση και αποτελείται από: α) μια δυναμική βάση του οδικού δικτύου, δηλαδή ένα ψηφιακό χάρτη του οδικού δικτύου που ενσωματώνει ιστορικά κυκλοφοριακά δεδομένα και κυκλοφοριακά δεδομένα πραγματικού χρόνου από πολλαπλές πηγές μέσω ενός αλγορίθμου συγχώνευσης δεδομένων, β) ένα μοντέλο πολυμεταβλητής παλινδρόμησης που υπολογίζει ένα διάνυσμα μεταβλητών [καύσιμα, CO₂, CO, HC, NO_x] με βάση ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών του οχήματος, ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών της ζεύξης, ένα διάνυσμα κυκλοφοριακών πληροφοριών και άλλες επεξηγηματικές μεταβλητές, γ) μια μηχανή δρομολόγησης, η οποία περιέχει διάφορους αλγορίθμους συντομότερου μονοπατιού, και δ) μια γραφική διεπαφή που επιτρέπει την αλληλεπίδραση με το χρήστη. Ωστόσο, ενώ τα καταγεγραμμένα αποτελέσματα των δοκιμών επαλήθευσης αποδεικνύουν ικανοποιητικές επιδόσεις, οι ερευνητές επισημαίνουν κάποιους περιορισμούς του συστήματος, οι οποίοι μπορεί να οδηγήσουν σε εσφαλμένες εκτιμήσεις της απαιτούμενης ποσότητας καυσίμων και των εκλυόμενων ρύπων. Συγκεκριμένα, κατά την πραγματοποίηση των δοκιμών αξιολόγησης του προτεινόμενου συστήματος ανιχνεύθηκε ένα τυχαίο σφάλμα που σχετίζεται με την χρησιμοποιούμενη παλινδρόμηση, χωρίς ωστόσο να μπορούν να εξηγηθούν περαιτέρω τα αίτια εμφάνισής του. Προκειμένου να ξεπεραστούν τέτοιου είδους προβλήματα η παρούσα διατριβή προτείνει την αξιοποίηση τεχνικών μάθησης για την πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης ενός οχήματος. Μάλιστα, όπως αποδεικνύεται και στις επόμενες ενότητες, τα προτεινόμενα μοντέλα μάθησης παρουσιάζουν εξαιρετικές επιδόσεις χάρη στην εγγενή ικανότητά τους να αναγνωρίζουν τα πολύπλοκα μοτίβα και τις μη γραμμικές αλληλεξαρτήσεις που εμπεριέχονται στα στιγμιότυπα εκπαίδευσης.

5.4 Μικροσκοπικά μοντέλα

Τα μικροσκοπικά μοντέλα δύνανται να ανιχνεύουν τις παροδικές καταστάσεις κατά την κίνηση του οχήματος. Στη μελέτη που παρουσιάζεται στο ([2]) οι συγγραφείς προσπαθούν να ανιχνεύσουν τους παραγόντες που επηρεάζουν την κατανάλωση καυσίμου ενός οχήματος χρησιμοποιώντας το μοντέλο κατανάλωσης του Oguchi. Έτσι, καταλήγουν στον προσδιορισμό πέντε παραγόντων ως βασικών συντελεστών στον καθορισμό της ενεργειακής κατανάλωσης: «κατανάλωση βάσης», απώλειες τριβής, απώλειες λόγω μεταβολής υψομέτρου, απώλειες λόγω μετωπικού ανέμου και απώλειες επιτάχυνσης. Ο παράγοντας «κατανάλωση βάσης» αναφέρεται στη ποσότητα καυσίμου που απαιτείται για τον υπερκερασμό της εσωτερικής αντίστασης της μηχανής και της μετάδοσης, για τη

λειτουργία του κλιματισμού και κάποιων άλλων ηλεκτρικών μονάδων, ενώ οι υπόλοιποι τέσσερις παράγοντες εκφράζουν τις απώλειες ενέργειας που οφείλονται στην κίνηση του οχήματος. Οι τιμές κατανάλωσης που εκτιμώνται από το μικροσκοπικό μοντέλο τροφοδοτούν στη συνέχεια μία μηχανή δρομολόγησης που βασίζεται στον αλγόριθμο Dijkstra ([15]) ώστε να εξαχθεί η ενεργειακά βέλτιστη διαδρομή. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τη διεξαγωγή πειραμάτων σε περιοχές διαφορετικής γεωγραφικής μορφολογίας και διαφορετικών κυκλοφοριακών συνθηκών, ως επικρατέστεροι παράγοντες για τον προσδιορισμό της τελικής κατανάλωσης καυσίμου επιλέχθηκαν η «κατανάλωση βάσης» και η γεωγραφική μορφολογία.

Τρία μοντέλα εκτίμησης των στιγμιαίων τιμών της ενεργειακής κατανάλωσης και των εκπεμπόμενων ρύπων αξιολογούνται στην εργασία ([16]). Πρόκειται για τα μοντέλα EcoGest ([16]), Comprehensive Modal Emission Model (CMEM) ([17]) και Advanced Vehicle Simulator (ADVISOR) ([18]), τα οποία επιλέχθηκαν λόγω της δυνατότητας εφαρμογής τους σε διαφορετικούς τύπους οχημάτων και λόγω της ικανότητάς τους να αξιολογούν τα φαινόμενα κρύας εκκίνησης (cold start), τη χρήση του κλιματιστικού και την τοπογραφία του εδάφους κατά τους υπολογισμούς τους. Ένα σημαντικό συμπέρασμα είναι ότι τα μοντέλα αυτά μπορούν να εκτιμήσουν αξιόπιστα μόνο τις διακυμάνσεις της ενεργειακής κατανάλωσης ή των εκπομπών αερίων που οφείλονται στις μεταβολές της απαιτούμενης ισχύος της μηχανής και όχι αυτές που οφείλονται στις μεταβολές άλλων παραγόντων. Για το λόγο αυτό η μετρούμενη ακρίβεια στις μελέτες περίπτωσης που εξετάστηκαν κυμαίνεται μεταξύ 10% και 20%.

Μια άλλη συγκριτική μελέτη που αναφέρεται στα μικροσκοπικά μοντέλα CMEM ([17]) και VT-Micro ([19]) και στο μακροσκοπικό μοντέλο εκτίμησης εκπομπών ρύπων MOBILE6 ([20]) περιγράφεται στην εργασία ([4]). Συγκεκριμένα, η μελέτη αυτή εστιάζει στις μεταβολές του στιγμιαίου ρυθμού κατανάλωσης καυσίμου που υπολογίζεται από τα μοντέλα VT-Micro και CMEM, στην ανικανότητα του μακροσκοπικού εργαλείου MOBILE6 να συλλάβει αυτές τις μεταβολές και στην σημαντικότητά τους ειδικά στην περίπτωση υπολογισμού των εκπομπών ρύπων μιας διαδρομής.

Ωστόσο, παρά τις ικανοποιητικές επιδόσεις τους, τα μικροσκοπικά μοντέλα εκτίμησης της κατανάλωσης είναι συνήθως εξαιρετικά λεπτομερή και περίπλοκα για χρήση σε δυναμικά συστήματα πλοήγησης. Η ενσωμάτωση σε τέτοια συστήματα ενός μοντέλου, του οποίου η επίδοση εξαρτάται από τη διαρκή ανάκτηση παραμέτρων όπως η στιγμιαία ταχύτητα, η στιγμιαία επιτάχυνση ή η κλίση του οδοστρώματος, δεν είναι πρακτική, καθώς η λεπτομερής αυτή ανάλυση δεν προσδίδει επιπρόσθετη ακρίβεια στο τελικό αποτέλεσμα.

Ανάλογο αποτέλεσμα θα μπορούσε κάλλιστα να επιτευχθεί μέσω της ενσωμάτωσης ενός μεσοσκοπικού μοντέλου εκτίμησης της ενεργειακής κατανάλωσης, το οποίο συνήθως είναι λιγότερο απαιτητικό σε υπολογιστικούς πόρους.

5.5 Ανάπτυξη μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης MLP

5.5.1 Εισαγωγή

Στην παρούσα διατριβή εισάγεται ένα καινοτόμο μοντέλο εκτίμησης της ενεργειακής κατανάλωσης ενός οχήματος κατά την κίνησή του σε μια συγκεκριμένη διαδρομή και υπό συγκεκριμένη διαμόρφωση του πλαισίου χρήσης. Το μοντέλο αυτό μπορεί να ενσωματωθεί σε διάφορες μηχανές δρομολόγησης (π.χ. Dijkstra ([15]), A* ([21]), Bellman-Ford ([22], [23])) με στόχο την εύρεση της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής προς ένα προορισμό.

Το προτεινόμενο μεσοσκοπικό μοντέλο ενεργειακής κατανάλωσης εκτιμά την κατανάλωση ενός οχήματος σε επίπεδο οδικής ζεύξης. Οι οδικές ζεύξεις ταυτίζονται με τις ακμές του κατευθυνόμενου γράφου $G=(V,E)$ που απεικονίζει το οδικό δίκτυο ($V=\{1,2,\dots, n\}$ είναι οι κόμβοι του γράφου και E είναι το σύνολο των ακμών μεταξύ των κόμβων).

Η ενεργειακή κατανάλωση κατά μήκος μιας οδικής ζεύξης μπορεί να υπολογιστεί μέσω αναλυτικής προσέγγισης. Η αναλυτική προσέγγιση περιλαμβάνει τον εντοπισμό όλων των παραγόντων που επηρεάζουν την κατανάλωση του οχήματος, τη μοντελοποίηση της επίδρασής τους στην κατανάλωση αυτή και τη σύνθεση της κατάλληλης μαθηματικής φόρμουλας. Η φόρμουλα αυτή μπορεί στη συνέχεια να χρησιμοποιηθεί για την εκτίμηση της ενεργειακής κατανάλωσης κατά μήκος κάθε οδικής ζεύξης.

Στο προτεινόμενο μοντέλο ακολουθείται μια διαφορετική καινοτόμος προσέγγιση για την εκτίμηση της ενεργειακής κατανάλωσης ενός οχήματος κατά τη διάσχιση μιας οδικής ζεύξης. Θεωρώντας αδύνατη την ανάπτυξη ενός πλήρους αναλυτικού μοντέλου για την εκτίμηση της ενεργειακής κατανάλωσης ενός οχήματος λόγω της εγγενούς πολυπλοκότητας και των μη γραμμικών σχέσεων που κυριαρχούν μεταξύ των παραγόντων που συμβάλλουν στην ενεργειακή κατανάλωση, η παρούσα διατριβή προτείνει τον υπερκερασμό αυτού του εμποδίου μέσω της εφαρμογής μιας κατάλληλης τεχνικής μηχανικής μάθησης. Χάρη στην τεχνική αυτή το προτεινόμενο μοντέλο δύναται, μαθαίνοντας από την πρότερη εμπειρία, να ανιχνεύει τα πολυάριθμα πρότυπα και τις κανονικότητες που διέπουν την εξεταζόμενη διεργασία. Έτσι, υποθέτοντας ότι το εγγύς μέλλον δεν θα διαφέρει σημαντικά από το άμεσο

παρελθόν (κατά το οποίο συλλέχθηκε η εμπειρία), το προτεινόμενο μοντέλο αναμένεται να προβλέπει με ακρίβεια τις μελλοντικές καταναλώσεις ενός οχήματος.

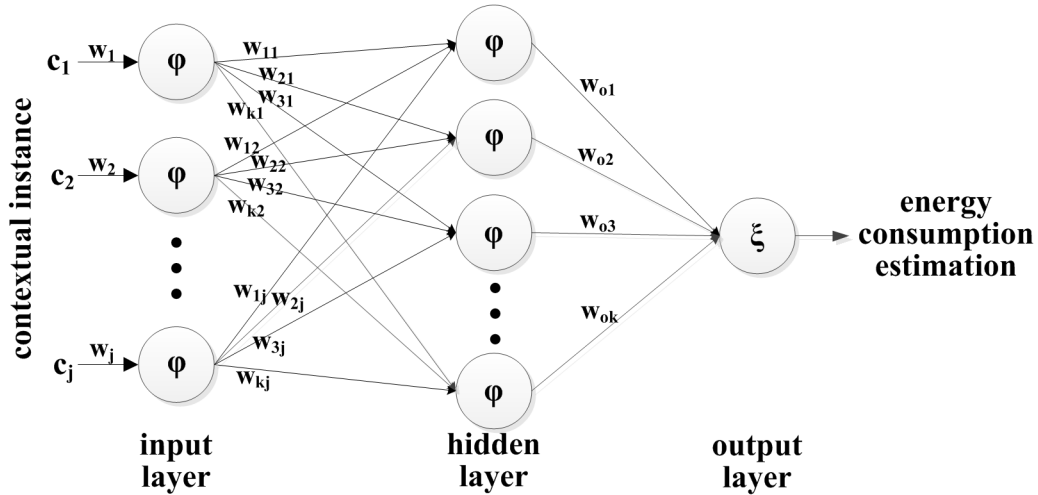
5.5.2 Περιγραφή

Στη συνέχεια, περιγράφεται η διαδικασία ανάπτυξης του προτεινόμενου μοντέλου εκτίμησης της ενεργειακής κατανάλωσης στην περίπτωση εφαρμογής του πολυστρωματικού νευρωνικού δικτύου (Multi-Layer Perceptron, MLP), ως τεχνική μηχανικής μάθησης ([24]).

Το πρώτο βήμα κατά το σχεδιασμό ενός μοντέλου μάθησης περιλαμβάνει την επιλογή του κατάλληλου συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης. Στο συγκεκριμένο πρόβλημα προτείνεται ο σχηματισμός του συνόλου αυτού από δεδομένα που μετρώνται κατά την τυπική κίνηση ενός οχήματος, όπως είναι η ποσότητα ενέργειας που καταναλώνεται κατά τη διάσχιση οδικών ζεύξεων και η επικρατούσα κάθε φορά διαμόρφωση του πλαισίου χρήσης.

Το δεύτερο βήμα περιλαμβάνει την επιλογή της συνάρτησης στόχου του μοντέλου μάθησης. Ως συνάρτηση στόχου επιλέγεται η συνάρτηση f , η οποία υπολογίζει την ενέργεια που απαιτείται για τη διάσχιση μιας οδικής ζεύξης με βάση την τρέχουσα διαμόρφωση του πλαισίου χρήσης ($f: C \rightarrow \mathbb{R}$).

Το τρίτο βήμα περιλαμβάνει την επιλογή της ιδανικής αναπαράστασης \hat{f} για τη συνάρτηση στόχο. Λαμβάνοντας υπόψιν ότι η τιμή της ενεργειακής κατανάλωσης που υπολογίζεται από τη συνάρτηση στόχο πρέπει να είναι πραγματικός αριθμός και ότι οι σχέσεις που επικρατούν μεταξύ των θεωρούμενων παραμέτρων του πλαισίου χρήσης είναι μη γραμμικές, προτείνεται η χρήση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και συγκεκριμένα του πολυστρωματικού νευρωνικού δικτύου (MLP) για την αναπαράσταση της συνάρτησης στόχου.



Σχήμα 5-1. Η δομή του πολυστρωματικού νευρωνικού δικτύου (MLP)

Η δομή που προτείνεται για το πολυστρωματικό νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από τρία στρώματα: το στρώμα εισόδου (input layer), ένα κρυφό στρώμα (hidden layer) και το στρώμα εξόδου (output layer) (Σχήμα 5-1). Σύμφωνα με την προτεινόμενη δομή η αναπαράσταση \hat{f} της συνάρτησης στόχου περιγράφεται από τον ακόλουθο τύπο:

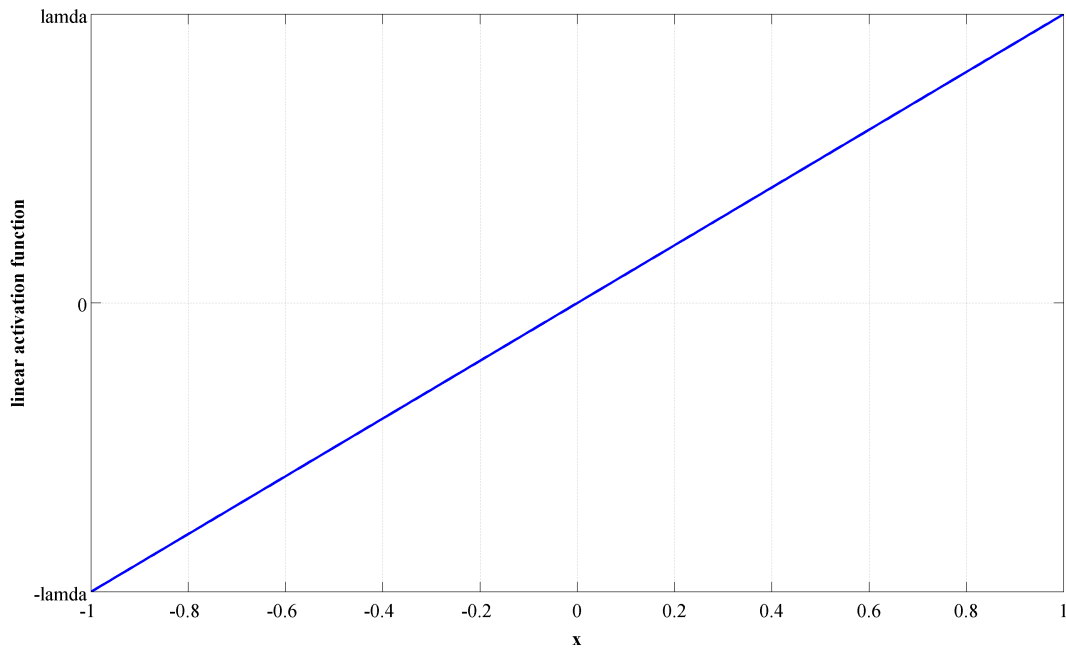
$$\hat{f}(\mathbf{c}, \mathbf{w}) = \xi \left(\sum_k w_{ok} \varphi \left(\sum_j w_{kj} \varphi(w_j c_j) \right) \right) \quad (5-1)$$

όπου $\xi(\cdot)$ είναι μια γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης, $\varphi(\cdot)$ είναι μια σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης, w_{ok} είναι το βάρος της σύναψης από τον νευρώνα k του κρυφού στρώματος προς τον μοναδικό νευρώνα του στρώματος εξόδου o , w_{kj} είναι το βάρος της σύναψης από τον νευρώνα j του στρώματος εισόδου προς τον νευρώνα k του κρυφού στρώματος, και c_j είναι το j -οστό στοιχείο του διανύσματος εισόδου \mathbf{c} .

Η γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης $\xi(\cdot)$ που εφαρμόζεται στο προτεινόμενο μοντέλο (Σχήμα 5-2) περιγράφεται από τη σχέση:

$$\xi(x) = \lambda \cdot x, \quad \lambda > 0 \quad (5-2)$$

όπου η παράμετρος λ καθορίζει την κλίση της γραμμικής συνάρτησης.

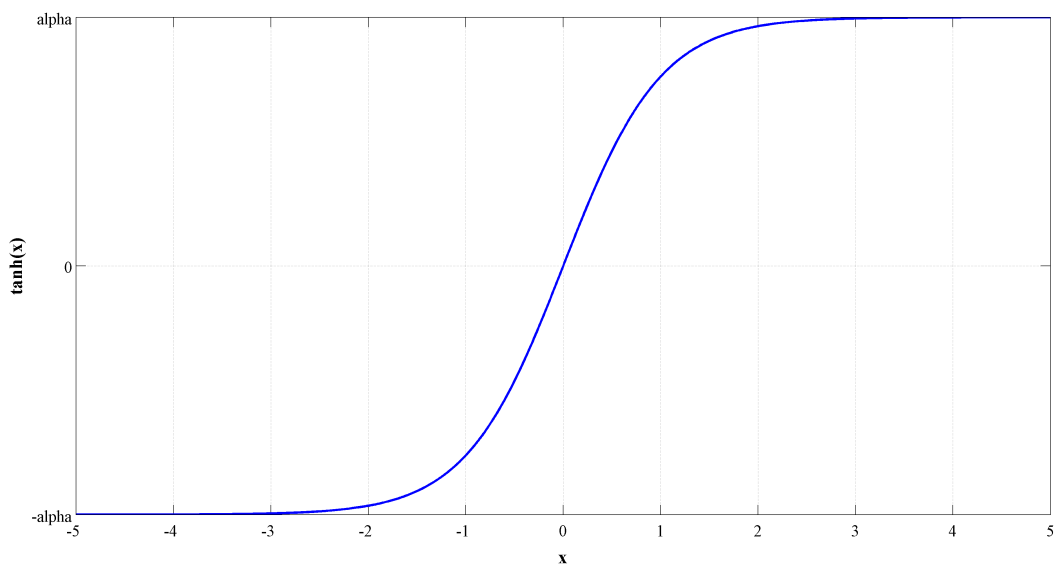


Σχήμα 5-2. Γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης

Η σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης $\varphi(\cdot)$ που εφαρμόζεται στο προτεινόμενο μοντέλο (Σχήμα 5-3) περιγράφεται από τη σχέση:

$$\varphi_j(u_j(n)) = a \tanh(bu_j(n)), \quad (a, b) > 0 \quad (5-3)$$

δηλαδή πρόκειται για τη συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης με a και b να είναι θετικές σταθερές και u_j είναι το σταθμισμένο άθροισμα όλων των συναπτικών εισόδων του νευρώνα j .



Σχήμα 5-3. Σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης (υπερβολική εφαπτομένη)

Ο σχεδιασμός του μοντέλου μάθησης ολοκληρώνεται με την επιλογή του αλγορίθμου μάθησης. Στόχος της διαδικασίας μάθησης είναι η εύρεση της βέλτιστης λύσης απο το χώρο των δυνατών υποθέσεων για την οποία η απόκλιση από το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης ελαχιστοποιείται. Η λύση αυτή καθιστά το μοντέλο ικανό να προβλέπει αξιόπιστα την ενεργειακή κατανάλωση του οχήματος, καθώς, σύμφωνα με την υπόθεση επαγωγικής μάθησης (inductive learning hypothesis), κάθε υπόθεση h που προσεγγίζει καλά τη συνάρτηση στόχο για ένα αρκετά μεγάλο σύνολο παραδειγμάτων, θα προσεγγίζει το ίδιο καλά τη συνάρτηση στόχο και για περιπτώσεις που δεν έχει εξετάσει.

Η πιο συνηθισμένη επιλογή όσον αφορά τη μάθηση των πολυστρωματικών νευρωνικών δικτύων είναι ο αλγόριθμος Οπισθοδιάδοσης του σφάλματος (backpropagation, BP) ([25]), ο οποίος αναζητά τη βέλτιστη λύση στο χώρο των πιθανών υποθέσεων εφαρμόζοντας επαναληπτικά τη μέθοδο κατάβασης δυναμικού (gradient descent) με στόχο να μειώσει το σφάλμα μεταξύ της εκτίμησης του δικτύου και των δεδομένων εκπαίδευσης. Λόγω του αργού ρυθμού σύγκλισης που πετυχαίνει, όμως, ο συγκεκριμένος αλγόριθμος μάθησης δεν θεωρείται κατάλληλος για εφαρμογή στο προτεινόμενο μοντέλο. Αντ' αυτού προτείνεται η χρήση του αλγορίθμου συζευγμένης κατάβασης δυναμικού (scaled conjugate gradient descent) ([26]), ο οποίος αντιμετωπίζει την επιβλεπόμενη μάθηση ως ένα πρόβλημα αριθμητικής βελτιστοποίησης (numerical optimization). Στόχος του αλγορίθμου αυτού είναι να προσαρμόσει κατάλληλα τα βάρη του πολυστρωματικού νευρωνικού δικτύου, ώστε να ελαχιστοποιήσει την τιμή της παρακάτω συνάρτησης μέσου τετραγωνικού σφάλματος E_{av} :

$$E_{av} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E(n) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{1}{2} e_o^2(n) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{1}{2} (d_o(n) - y_o(n))^2 \quad (5-4)$$

όπου N είναι το πλήθος του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης, e_o είναι το σφάλμα απόκρισης του νευρώνα εξόδου, d_o είναι η επιθυμητή απόκριση του νευρώνα εξόδου και y_o είναι η πραγματική απόκριση του νευρώνα εξόδου.

Η μέθοδος συζευγμένης κατάβασης δυναμικού προσπαθεί μέσα από διαδοχικές επαναλήψεις να ελαχιστοποιήσει το ανάπτυγμα δεύτερης τάξης της σειράς Taylor του E_{av} (εξίσωση (5-5)) και περιγράφεται από το παρακάτω σετ εξισώσεων (εξισώσεις (5-6)-(5-10)):

$$E_{av}(w(n)) + g^T(n)\Delta w(n) + \frac{1}{2}\Delta w^T(n)H(n)\Delta w(n) \quad (5-5)$$

$$s(0) = r(0) = -g(0) \quad (5-6)$$

$$w(n+1) = w(n) + \eta(n)s(n) \quad (5-7)$$

$$r(n+1) = -g(n+1) \quad (5-8)$$

$$\beta(n+1) = \max\left(\frac{r^T(n+1)(r(n+1) - r(n))}{r^T(n)r(n)}, 0\right) \quad (5-9)$$

$$s(n+1) = r(n+1) + \beta(n+1)s(n) \quad (5-10)$$

όπου $g(n)$ είναι το διάνυσμα κλίσεων (gradient vector) και $H(n)$ είναι η εσσιανή μήτρα (Hessian matrix).

Ο Πίνακας 5-1 συνοψίζει τις τιμές των παραμέτρων κατασκευής του μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης MLP.

Πίνακας 5-1. Παράμετροι κατασκευής μοντέλου MLP

	<i>Παράμετρος</i>	<i>Τιμή</i>	
Γενικά χαρακτηριστικά δικτύου μάθησης	Αρχιτεκτονική	Πολυστρωματικό νευρωνικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης με ένα κρυφό στρώμα	
	Συνάρτηση ενεργοποίησης στο κρυφό στρώμα	Σιγμοειδής	
	Συνάρτηση ενεργοποίησης στο στρώμα εξόδου	Γραμμική	
	Αλγόριθμος μάθησης	Conjugate gradient descent	
	Δομή δικτύου	12-x-1 (το x υπολογίζεται χωριστά για κάθε δίκτυο σύμφωνα με μια διαδικασία βελτιστοποίησης)	
	Μεταβλητές εισόδου	Θερμοκρασία, υγρασία, ημέρα της εβδομάδας, χρονική ζώνη ημέρας, μήνας, κατάσταση φώτων, κατάσταση ηχοσυστήματος, κατάσταση συστήματος θέρμανσης, κατάσταση κλιματισμού, κατάσταση υαλοκαθαριστήρων, SoC, SoH	
	Μεταβλητή εξόδου	Κανονικοποιημένη τιμή του ενεργειακού κόστους της ζεύξης αναφοράς του δικτύου	
Επιλογή νευρώνων κρυφού στρώματος	Ελάχιστος αριθμός νευρώνων	2	
	Μέγιστος αριθμός νευρώνων	20	
	Αριθμός αναδιπλώσεων διασταυρωμένης επικύρωσης	4	
Παράμετροι αλγορίθμου εκπαίδευσης	Σύνολα τυχαίων τιμών αρχικοποίησης	4	
	Μέγιστος αριθμός επαναλήψεων βελτιστοποίησης	1000	
	Επιτρεπτός αριθμός επαναλήψεων χωρίς βελτίωση του υπολειπόμενου σφάλματος	100	
	Ανοχή σύγκλισης	10^{-5}	
	Ελάχιστη τιμή βελτίωσης (delta) της προσέγγισης	10^{-6}	
	Ελάχιστη τιμή κλίσης	10^{-6}	
	Αριθμός αναδιπλώσεων διασταυρωμένης επικύρωσης	10	

5.5.3 Αξιολόγηση επίδοσης

Για την αξιολόγηση της επίδοσης του μοντέλου που αναπτύχθηκε στην προηγούμενη ενότητα χρησιμοποιούνται δεδομένα που συλλέχθηκαν κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου που περιγράφονται αναλυτικά στο Κεφ. 6 (δηλαδή μετρήσεις της ενεργειακής κατανάλωσης που αντιστοιχεί σε διαφορετικά στιγμιότυπα του πλαισίου χρήσης μαζί με τη διαμόρφωση των στιγμιότυπων αυτών). Με τα δεδομένα αυτά σχηματίζονται δύο σύνολα, το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και το σύνολο των δεδομένων αξιολόγησης.

Σε πρώτο στάδιο εκτελέστηκε η εκπαίδευση του πολυστρωματικού δικτύου μάθησης και σε δεύτερο στάδιο η αξιολόγησή του. Ο Πίνακας 5-2 περιέχει τα αποτελέσματα της διαδικασίας εκπαίδευσης (training and validation) του μοντέλου πρόβλεψης MLP μιας οδικής ζεύξης του υπό εξέταση οδικού δικτύου (Κεφ. 6).

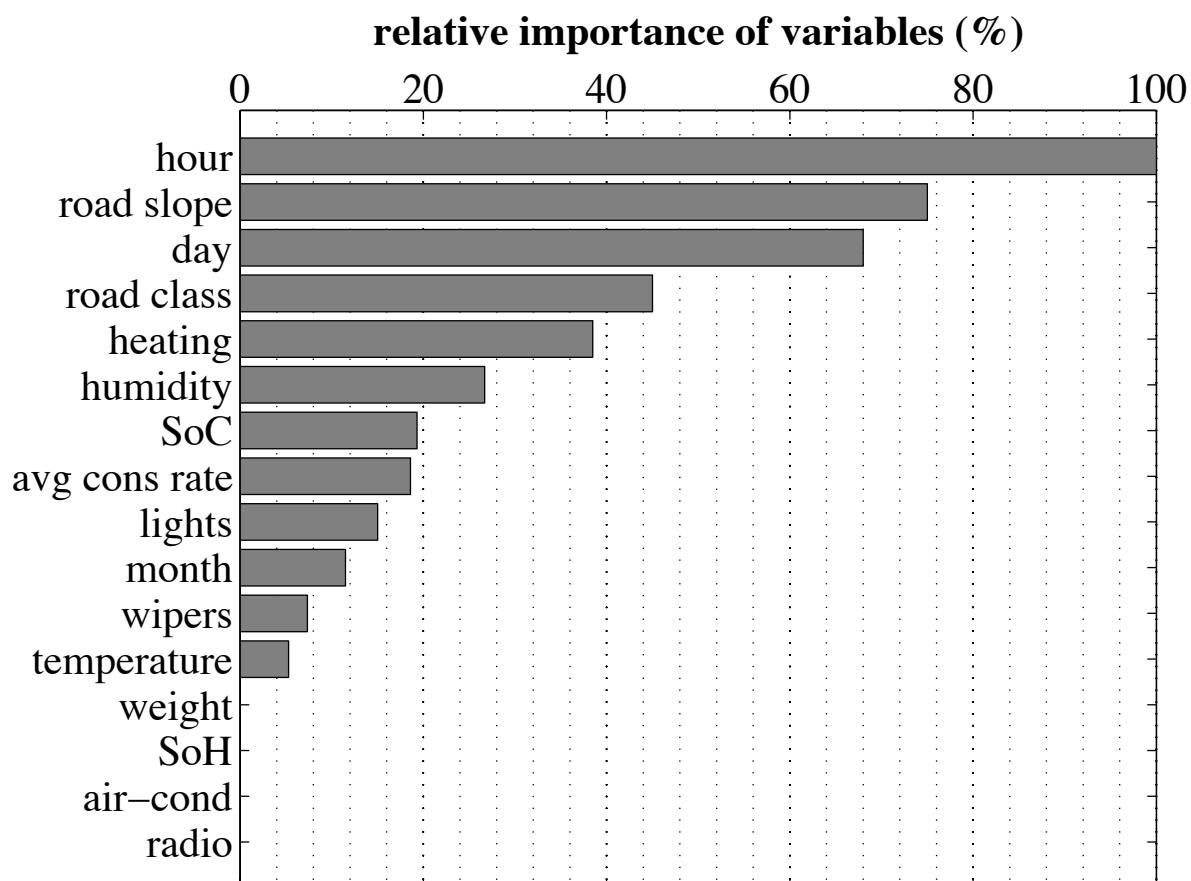
Πίνακας 5-2. Στατιστικά στοιχεία της διαδικασίας εκπαίδευσης και επικύρωσης του μοντέλου πρόβλεψης MLP

	<i>Δεδομένα εκπαίδευσης</i>	<i>Δεδομένα επικύρωσης</i>
Μέση τιμή μεταβλητής στόχου στα δεδομένα εισόδου	14.814707	17.150004
Μέση τιμή των προβλέψεων της μεταβλητής στόχου	14.815209	16.734498
Μεταβλητότητα δεδομένων εισόδου	4.626004	5.4132010.
Εναπομείνασα (ανεξήγητη) μεταβλητότητα μετά την εκπαίδευση του μοντέλου	0.0003825	0.0034700
Μεταβλητότητα εξηγούμενη από το εκπαιδευμένο μοντέλο (R^2)	99.999%	99.653%
Συντελεστής μεταβλητότητας (CV)	0.001320	0.025410
Κανονικοποιημένο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (NMSE)	0.000009	0.000021
Συσχέτιση μεταξύ πραγματικής και προβλεπτόμενης τιμής	0.999995	0.992635
Μέγιστο σφάλμα (ME)	2.0410452	3.112311
Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE)	1.732103	2.000116
Μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE)	3.0001825	4.000465
Μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE)	1.859544	2.252533
Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE)	0.1255201	0.131343

Το εκπαιδευμένο αυτό μοντέλο χρησιμοποιήθηκε στη συνέχεια για την αξιολόγηση της συνεισφοράς των μεταβλητών εισόδου του δικτύου στη διαμόρφωση της τελικής τιμής

πρόβλεψης. Διάφορες μεθοδολογίες έχουν αναπτυχθεί για τον προσδιορισμό της σημαντικότητας των μεταβλητών εισόδου (importance of variables) στην περίπτωση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων ([27]). Με βάση τα αποτελέσματα της συγκριτικής μελέτης που παρουσιάζεται στην εργασία ([27]) η μέθοδος που επιλέγεται να εφαρμοστεί στην συγκεκριμένη περίπτωση καλείται «input perturbation» και αναπτύχθηκε από τους Scardi και Harding Jr. ([28]). Η μέθοδος αυτή αξιολογεί τη μεταβολή του μέσου τετραγωνικού σφάλματος των προβλέψεων του δικτύου, η οποία προκαλείται από τη διαδοχική πρόσθεση μιας μικρής ποσότητας λευκού θορύβου σε κάθε νευρώνα εισόδου διατηρώντας ταυτόχρονα το επίπεδο θορύβου στις υπόλοιπες εισόδους μηδενικό. Η μετρούμενη μεταβολή στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα μετά τη διατάραξη κάθε εισόδου είναι αυτή που αποκαλύπτει τη σχετική σημαντικότητα των μεταβλητών πρόβλεψης.

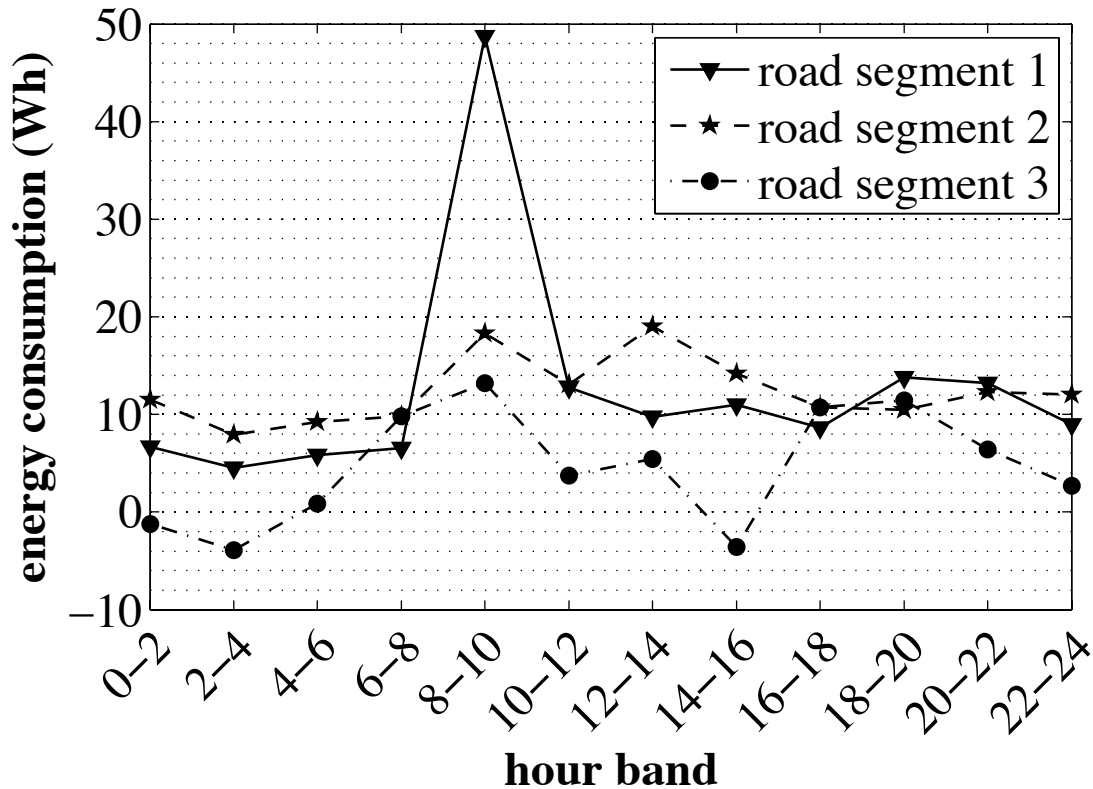
Τα αποτελέσματα εφαρμογής της μεθόδου «input perturbation» απεικονίζονται στο Σχήμα 5-4. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα αυτά, οι παράμετροι του βάρους του οχήματος, του επιπέδου υγείας της μπαταρίας, της κατάστασης λειτουργίας του κλιματισμού και της κατάστασης λειτουργίας του ηχοσυστήματος αποτελούν μη σημαντικές μεταβλητές του μοντέλου πρόβλεψης που αναπτύχθηκε. Το συμπέρασμα αυτό είναι αναμενόμενο, εάν ληφθούν υπόψιν οι τιμές που καταγράφηκαν για τις συγκεκριμένες παραμέτρους κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου. Ειδικότερα, το βάρος του οχήματος ήταν σχεδόν αμετάβλητο, η απόδοση της καινούριας μπαταρίας δεν παρουσίασε σχεδόν καθόλου φθορά, το σύστημα κλιματισμού δε χρησιμοποιήθηκε καθόλου λόγω χαμηλών θερμοκρασιών περιβάλλοντος και δεν υπήρχε εγκατεστημένο ηχοσύστημα στο όχημα δοκιμών. Παρόλα αυτά, οι παράμετροι αυτοί δεν απορρίπτονται από το μοντέλο, καθώς στη γενική περίπτωση (π.χ. σε κάποια άλλη δοκιμή ή στην περίπτωση εμπορικής εφαρμογής) η σημαντικότητά τους μπορεί να είναι ουσιώδης.



Σχήμα 5-4. Σχετική σημαντικότητα των μεταβλητών εισόδου του δικτύου πρόβλεψης MLP

Η σημαντικότερη μεταβλητή εισόδου του μοντέλου, από την άλλη, αποδεικνύεται ότι είναι η χρονική ζώνη (hour band). Προκειμένου να μελετηθούν οι μεταβολές της ενεργειακής κατανάλωσης σε σχέση με την τιμή της χρονικής ζώνης, απεικονίζονται στο Σχήμα 5-5 τα γραφήματα των καταναλώσεων που μετρήθηκαν για τρεις διαφορετικές οδικές ζεύξεις κατά τη διάρκεια διαφορετικών χρονικών ζωνών ([29]). Παρά το γεγονός ότι τα εικονιζόμενα γραφήματα παρουσιάζουν κάποιες τάσεις (υψηλότερες καταναλώσεις κατά τη διάρκεια των ωρών αιχμής και μικρότερες καταναλώσεις κατά τη διάρκεια της νύχτας), αυτές οι μεταβολές της ενεργειακής κατανάλωσης δεν μπορούν να αποδοθούν αποκλειστικά στην αλλαγή χρονικής ζώνης. Αυτό οφείλεται στο ότι κάποια από τα δείγματα που συνθέτουν τις καμπύλες αυτές παρουσιάζουν διαφορές και στις τιμές των υπόλοιπων παραμέτρων. Τέτοιες διαφορές είναι αναμενόμενες, όταν η διαδικασία συλλογής μετρήσεων πραγματοποιείται σε πραγματικές συνθήκες, δηλαδή σε ένα μη ελεγχόμενο περιβάλλον όπου δεν επιτρέπεται η εφαρμογή οποιονδήποτε κανόνων ή περιορισμών. Ο Πίνακας 5-3 περιέχει τις τιμές των παραμέτρων των δειγμάτων που σχηματίζουν την

καμπύλη των καταναλώσεων της οδικής ζεύξης «road segment 1» (Σχήμα 5-5) και παρουσιάζει τις διαφορές αυτές.



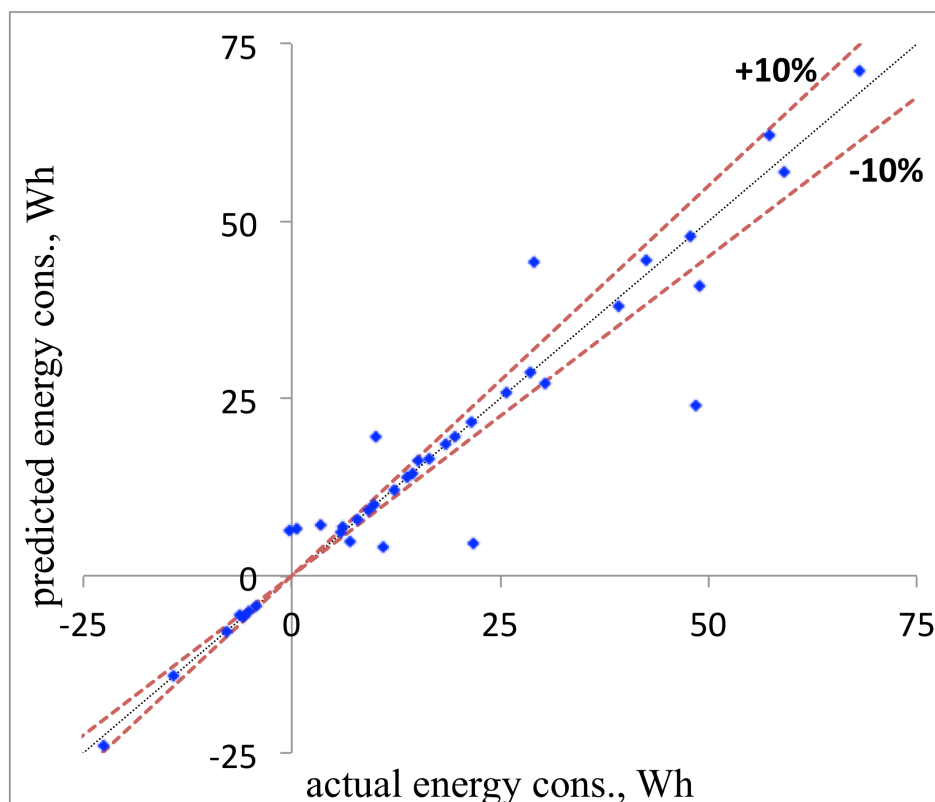
Σχήμα 5-5. Η μεταβολή των τιμών του ενεργειακού κόστους τριών διαφορετικών οδικών ζεύξεων κατά τη διάρκεια της ημέρας

Πίνακας 5-3. Δείγματα μετρήσεων που αφορούν την οδική ζεύξη «road segment 1» (κλίση οδοστρώματος=0.4%, κλάση οδοστρώματος='τοπική οδός')

χρονική ζώνη	ενεργ. καταν (Wh)	SoH (%)	SoC (%)	ηλεκτρικά υποσυστ. (φώτα/θέρμ/κλιμ/ηχ οσ/βαλοκ)	βάρος (kg)	ημέρα	μήνας	θερμ (°C)	υγρασ (%)	μέσος ρυθμ καταν (Wh/km)
00:00-01:59	6.71	97	84	driv/mid/off/off/off	923	Τε	10	13	67	135
02:00-03:59	4.51	97	77	driv/low/off/off/off	923	Τε	10	12	84	128
04:00-05:59	5.82	97	63	driv/mid/off/off/off	923	Τε	10	10	85	123
06:00-07:59	6.53	97	42	driv/low/off/off/off	923	Τε	10	14	67	125
08:00-09:59	48.72	97	99	off/off/off/off/off	923	Τρ	10	16	69	194
10:00-11:59	12.77	97	59	off/off/off/off/off	923	Τρ	10	16	69	171
12:00-13:59	9.75	97	47	off/off/off/off/off	923	Τρ	10	16	69	152
14:00-15:59	10.97	97	18	off/mid/off/off/off	923	Τρ	10	5	69	152
16:00-17:59	8.65	97	82	off/mid/off/off/off	923	Πε	10	1	58	144
18:00-19:59	13.83	97	69	driv/low/off/off/off	923	Πε	10	10	75	158
20:00-21:59	13.21	97	55	driv/low/off/off/off	923	Πε	10	10	82	158
22:00-23:59	8.97	97	32	driv/off/off/off/off	923	Πε	10	12	89	134

Πρέπει να επισημανθεί ότι η διαδικασία αξιολόγησης του προτεινόμενου μοντέλου περιλαμβάνει σύγκριση των εκτιμήσεων του με αντίστοιχες πραγματικές καταναλώσεις, οι

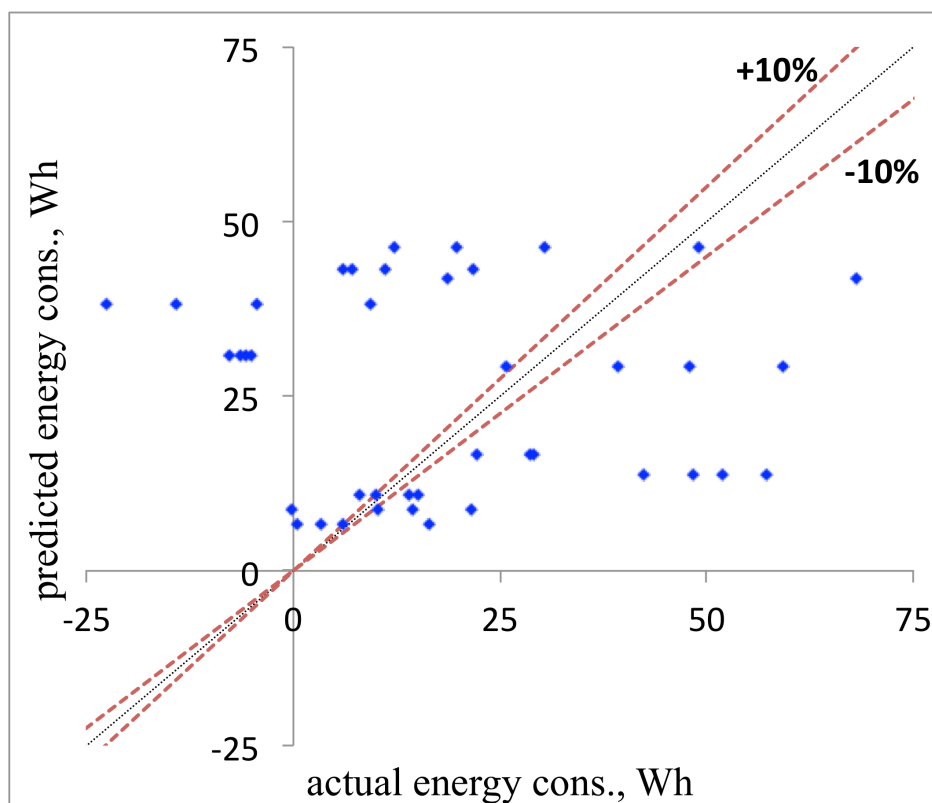
οποίες μετρήθηκαν κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου. Το διάγραμμα που απεικονίζεται στο Σχήμα 5-6 συνοψίζει τα αποτελέσματα της αξιολόγησης του μοντέλου ([24]). Συγκεκριμένα, ο οριζόντιος άξονας του διαγράμματος αναπαριστά τις τιμές κατανάλωσης που μετρήθηκαν κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου, ενώ ο κατακόρυφος άξονας αναπαριστά τις αντίστοιχες τιμές κατανάλωσης, όπως αυτές εκτιμήθηκαν από το προτεινόμενο μοντέλο. Συνεπώς, όσο πιο κοντά βρίσκονται τα απεικονιζόμενα σημεία στην ευθεία 45° του διαγράμματος, τόσο πιο ακριβής είναι η πραγματοποιηθείσα πρόβλεψη. Παρατηρώντας το διάγραμμα, προκύπτει ότι το προτεινόμενο μοντέλο πρόβλεψης είναι ιδιαίτερα ακριβές και αξιόπιστο, καθώς ελάχιστες εκτιμήσεις αποκλίνουν πάνω από $\pm 10\%$ από τη μετρηθείσα ενεργειακή κατανάλωση.



Σχήμα 5-6. Ακρίβεια των εκτιμήσεων του μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης MLP

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει, επίσης, η σύγκριση της επίδοσης του προτεινόμενου μοντέλου πρόβλεψης με ένα συμβατικό μοντέλο που υιοθετείται από τα σύγχρονα συστήματα πλοήγησης. Στο Σχήμα 5-7 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα αξιολόγησης του συμβατικού μοντέλου πρόβλεψης, σύμφωνα με το οποίο η ενεργειακή κατανάλωση ενός οχήματος ανά οδική ζεύξη μπορεί να υπολογιστεί χρησιμοποιώντας το ρυθμό της μέσης κατανάλωσης του οχήματος ανά χιλιόμετρο και το μήκος της ζεύξης ([24]). Η τιμή του ρυθμού της μέσης κατανάλωσης του οχήματος ανά χιλιόμετρο, που χρησιμοποιείται,

ορίζεται από τον κατασκευαστή του οχήματος είτε μέσω της πραγματοποίησης συγκεκριμένων δοκιμών πεδίου σύμφωνα με διεθνώς αναγνωρισμένα πρότυπα (π.χ. [30]), είτε μέσω της χρήσης ευφών μοντέλων εκτίμησης (π.χ. [10]). Η τιμή του ρυθμού της μέσης κατανάλωσης ανά χιλιόμετρο του χρησιμοποιηθέντος οχήματος δοκιμών προκύπτει με βάση τις τιμές της χωρητικότητας της μπαταρίας του και της μέγιστης απόστασης που μπορεί να διανύσει με την μπαταρία πλήρως φορτισμένη ($22kWh \div 140km \approx 157Wh/km$). Οι τιμές αυτές αναγράφονται στον πίνακα των προδιαγραφών του οχήματος (Κεφ. 6). Δυστυχώς, όμως, δεν υπάρχει περαιτέρω πληροφόρηση πάνω στη μεθοδολογία καθορισμού της μέγιστης απόστασης που μπορεί να διανύσει το όχημα δοκιμών με την μπαταρία πλήρως φορτισμένη. Παρατηρώντας το Σχήμα 5-7, προκύπτει ότι η απόκλιση των εκτιμήσεων του συμβατικού μοντέλου από τις μετρηθείσες τιμές της κατανάλωσης είναι μεγαλύτερη από $\pm 10\%$ στην πλειονότητα των περιπτώσεων. Στο αποτέλεσμα αυτό συμβάλλει τόσο η αδυναμία του συμβατικού μοντέλου να προβλέψει την αρνητική κατανάλωση ενέργειας (στα πλήρως ηλεκτροκινούμενα οχήματα υπάρχει η δυνατότητα επανάκτησης ενέργειας μέσω της αναγεννητικής πέδησης), όσο και η αδυναμία του να εκτιμήσει την επίδραση των υπόλοιπων παραμέτρων του πλαισίου χρήσης, πέραν του μήκους της διαδρομής, στην τελική διαμόρφωση της τιμής της ενεργειακής κατανάλωσης.



Σχήμα 5-7. Ακρίβεια των εκτιμήσεων του συμβατικού μοντέλου πρόβλεψης

Για την πιο λεπτομερή αξιολόγηση της επίδοσης του προτεινόμενου μοντέλου πρόβλεψης υπολογίζονται στη συνέχεια δύο στατιστικοί δείκτες, ο δείκτης Μέσου Ποσοστιαίου Σφάλματος (Mean Percentage Error, MPE) και ο δείκτης Μέσου Απόλυτου Ποσοστιαίου Σφάλματος (Mean Absolute Percentage Error, MAPE).

Ο δείκτης Μέσου Ποσοστιαίου Σφάλματος εκφράζει τη μέση τιμή των ποσοστιαίων σφαλμάτων απόκλισης των εκτιμήσεων ενός μοντέλου από τις αντίστοιχες πραγματικές τιμές. Ο δείκτης αυτός υπολογίζεται σύμφωνα με τον παρακάτω τύπο:

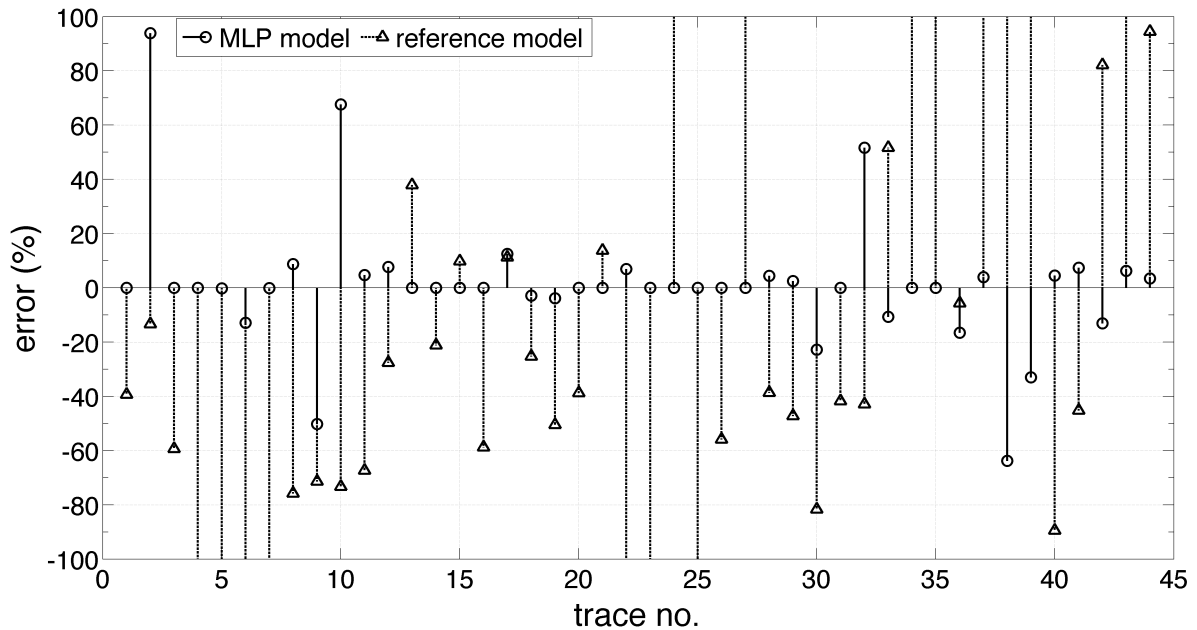
$$MPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \frac{f_t - a_t}{a_t} \quad (5-11)$$

όπου a_t είναι η πραγματική τιμή του εκτιμώμενου μεγέθους, f_t είναι η προβλεπόμενη τιμή και n είναι ο αριθμός των δειγμάτων. Καθώς πραγματικές και όχι απόλυτες τιμές αθροίζονται στη συγκεκριμένη φόρμουλα, τα θετικά σφάλματα πρόβλεψης αντισταθμίζονται από τα αρνητικά οπότε ο συγκεκριμένος δείκτης μπορεί να χρησιμοποιηθεί και ως ένα μέτρο του μέσου σφάλματος πρόβλεψης. Από την άλλη, όμως, παρατηρώντας τον τύπο υπολογισμού του, προκύπτει ότι ο δείκτης αυτός δεν μπορεί να προσδιοριστεί στην περίπτωση που η πραγματική τιμή του εξεταζόμενου μεγέθους είναι μηδενική.

Ο δείκτης Μέσου Απόλυτου Ποσοστιαίου Σφάλματος εκφράζει τη μέση τιμή των απόλυτων τιμών των ποσοστιαίων σφαλμάτων απόκλισης των εκτιμήσεων ενός μοντέλου από τις αντίστοιχες πραγματικές τιμές. Ο τύπος υπολογισμού είναι παρόμοιος με τον προηγούμενο:

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{f_t - a_t}{a_t} \right| \quad (5-12)$$

όπου a_t είναι η πραγματική τιμή του εκτιμώμενου μεγέθους, f_t είναι η προβλεπόμενη τιμή και n είναι ο αριθμός των δειγμάτων. Ο συγκεκριμένος δείκτης παίρνει θετικές τιμές ή μηδέν, με το μηδέν να αντιστοιχεί σε ένα ιδανικό μοντέλο πρόβλεψης που είναι απολύτως ακριβές στις εκτιμήσεις του.



Σχήμα 5-8. Συγκριτικό διάγραμμα μίσχου (matlab stem diagram) της ακρίβειας των εκτιμήσεων του μοντέλου πρόβλεψης MLP και του συμβατικού μοντέλου πρόβλεψης

Όσον αφορά το υπό εξέταση μεσοσκοπικό μοντέλο πρόβλεψης MLP οι υπολογιζόμενες τιμές για τους συγκεκριμένους δείκτες είναι: $MPE=1.22\%$ και $MAPE=12.36\%$. Η τιμή του MPE δείχνει ότι το προτεινόμενο μοντέλο δεν παρουσιάζει κάποια σημαντική τάση ως προς το πρόσημο της απόκλισης των εκτιμήσεών του από τις αντίστοιχες πραγματικές τιμές, ενώ η τιμή του MAPE δείχνει ότι η μέση απόκλιση των εκτιμήσεών του από τις αντίστοιχες πραγματικές τιμές είναι 12.36% . Η αξία της συνεισφοράς του προτεινόμενου μοντέλου στη βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων ενεργειακής κατανάλωσης αποδεικνύεται μέσω της σύγκρισης των δεικτών αυτών με τους αντίστοιχους του συμβατικού μοντέλου προβλέψεων, οι τιμές των οποίων είναι $MPE=-66.07\%$ και $MAPE=189.59\%$. Προκύπτει, δηλαδή, ότι το μοντέλο πρόβλεψης MLP υπερέχει του συμβατικού μοντέλου, τουλάχιστον 50 φορές όσον αφορά τον δείκτη MPE και τουλάχιστον 15 φορές όσον αφορά το δείκτη MAPE.

Το Σχήμα 5-8 παρουσιάζει ένα συγκριτικό διάγραμμα της ακρίβειας των εκτιμήσεων του μοντέλου πρόβλεψης MLP σε σχέση με τις αντίστοιχες προβλέψεις του συμβατικού μοντέλου. Συγκεκριμένα, το διάγραμμα αυτό απεικονίζει τα συγκριτικά αποτελέσματα ενός μέρους των δοκιμών που πραγματοποιήθηκαν για τον υπολογισμό των παραπάνω δεικτών. Ο κατακόρυφος άξονας του διαγράμματος εκφράζει το σφάλμα της εκτίμησης σε ποσοστό επί τοις εκατό για κάθε δοκιμή που σημειώνεται στον οριζόντιο άξονα. Το διάγραμμα αυτό επιβεβαιώνει την υπεροχή του προτεινόμενου μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης έναντι

του συμβατικού μοντέλου αναφοράς, το οποίο σε αρκετές περιπτώσεις παρουσιάζει σφάλμα μεγαλύτερο από $\pm 100\%$.

5.6 Ανάπτυξη μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης GRNN

5.6.1 Εισαγωγή

Μετά την επιτυχή εφαρμογή του δικτύου MLP στο μεσοσκοπικό μοντέλο πρόβλεψης της ενεργειακής κατανάλωσης, επιδιώκεται η περαιτέρω εξέλιξη του μοντέλου με την υιοθέτηση ενός άλλου τύπου δικτύου μηχανικής μάθησης που καλείται νευρωνικό δίκτυο γενικευμένης παλινδρόμησης (General Regression Neural Network, GRNN) ([31]). Πρόκειται για ένα δίκτυο απομνημόνευσης που διακρίνεται για την ικανότητά του να κάνει εκτιμήσεις συνεχών μεταβλητών (όπως είναι η ενεργειακή κατανάλωση των οχημάτων) και να συγκλίνει σε μη-γραμμικές επιφάνειες παλινδρόμησης (όπως είναι η επιφάνεια παλινδρόμησης του εξεταζόμενου μηχανισμού). Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό των δικτύων GRNN είναι ότι μπορούν να εκπαιδευτούν επαρκώς χρησιμοποιώντας μόνο ένα τμήμα από το πλήθος των δεδομένων εκπαίδευσης που απαιτούνται στην περίπτωση άλλων δικτύων μάθησης (π.χ. νευρωνικά δίκτυα μάθησης με οπισθοδιάδοση σφάλματος [25]). Επιπρόσθετα, τα δίκτυα GRNN δεν συγκλίνουν σε «μέτριες λύσεις» που αντιστοιχούν σε τοπικά ελάχιστα της συνάρτησης σφάλματος (όπως συμβαίνει κάποιες φορές με τις τεχνικές επαναληπτικής μάθησης) και εκπαιδεύονται απευθείας σε ένα βήμα χωρίς να απαιτούνται περαιτέρω επαναλήψεις. Χάρη σε αυτά τα θετικά χαρακτηριστικά τους, παρουσιάζει έντονο ενδιαφέρον η μελέτη της εφαρμογής τους στο πρόβλημα της πρόβλεψης της ενεργειακής κατανάλωσης.

5.6.2 Περιγραφή

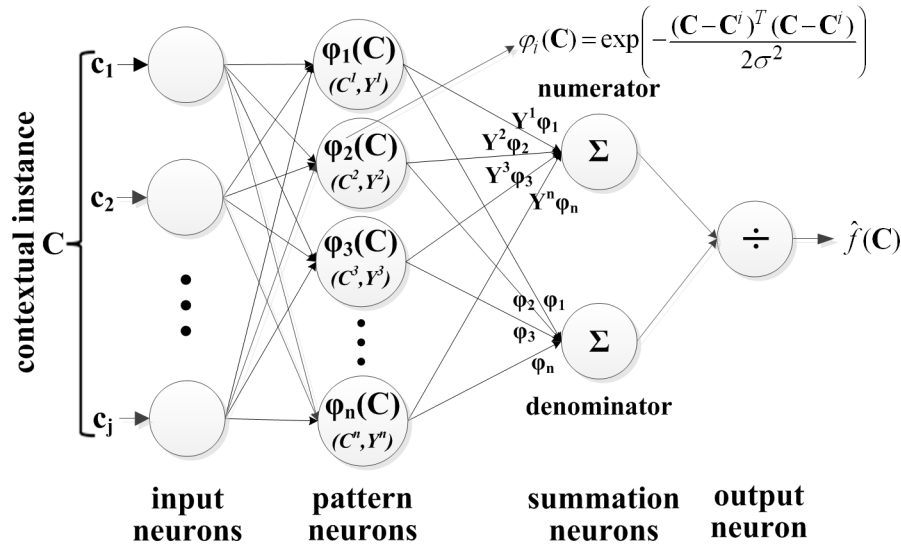
Όπως και στην περίπτωση του μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης MLP, ακολουθείται η διαδικασία που εφαρμόζεται κατά το σχεδιασμό ενός μοντέλου μάθησης ([29]).

Καταρχήν, επιλέγεται το κατάλληλο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και επιλέγονται οι μεταβλητές που συνθέτουν το στιγμιότυπο εισόδου. Δεδομένου ότι το μοντέλο καλείται να εξυπηρετήσει τον ίδιο σκοπό με το μοντέλο πρόβλεψης MLP, που αναλύθηκε παραπάνω, χρησιμοποιείται το ίδιο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και η ίδια διαμόρφωση του στιγμιότυπου εισόδου.

Παρόμοια, ως συνάρτηση στόχου επιλέγεται και πάλι η συνάρτηση f , η οποία υπολογίζει την ενέργεια που απαιτείται για τη διάσχιση μιας οδικής ζεύξης με βάση την τρέχουσα διαμόρφωση του πλαισίου χρήσης ($f: C \rightarrow \mathbb{R}$). Στόχος του προτεινόμενου μοντέλου είναι να προσεγγίσει αυτήν τη συνάρτηση στόχο.

Η ανάπτυξη του μοντέλου πρόβλεψης GRNN διαφοροποιείται στο τρίτο βήμα της διαδικασίας σχεδιασμού, δηλαδή κατά την επιλογή της ιδανικής αναπαράστασης \hat{f} για τη συνάρτηση στόχο. Η διαφοροποίηση έγκειται στο ότι για την αναπαράσταση της συνάρτησης ενεργειακής κατανάλωσης f επιλέγεται το δίκτυο GRNN.

Η δομή του εφαρμοζόμενου δικτύου GRNN απεικονίζεται στο Σχήμα 5-9. Το δίκτυο αυτό αποτελείται από τις μονάδες εισόδου (input units), τις μονάδες μοτίβων (pattern units), τις μονάδες άθροισης (summation units) και τη μονάδα εξόδου (output unit). Στο στρώμα εισόδου κάθε μονάδα είναι επιφορτισμένη με την κανονικοποίησης της τιμής της αντίστοιχης μεταβλητής πρόβλεψης. Με τις κανονικοποιημένες αυτές τιμές τροφοδοτούνται στη συνέχεια οι νευρώνες του πρώτου κρυφού στρώματος (pattern layer), το οποίο περιλαμβάνει μία μονάδα για κάθε μοτίβο (πρότυπο) που περιέχεται στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Κάθε νευρώνας μοτίβου (pattern neuron) υπολογίζει την ευκλείδεια απόσταση της κανονικοποιημένης τιμής της εισόδου \vec{c} από το τοπικά αποθηκευμένο διάνυσμα του μοτίβου που αντιπροσωπεύει και κατόπιν εφαρμόζει μια συνάρτηση πυρήνα, τη συνάρτηση ακτινικής βάσης (Radial Basis Function, RBF). Οι τιμές εξόδου των νευρώνων μοτίβου τροφοδοτούν τους δύο νευρώνες άθροισης, δηλαδή το νευρώνα άθροισης που αντιστοιχεί στον αριθμητή και το νευρώνα άθροισης που αντιστοιχεί στον παρονομαστή. Ο δεύτερος απλώς προσθέτει τις εξόδους των νευρώνων μοτίβου, ενώ ο πρώτος υπολογίζει το εσωτερικό γινόμενο ανάμεσα στο διάνυσμα αυτών των εξόδων και το διάνυσμα που σχηματίζεται από τα αποθηκευμένα πρότυπα των νευρώνων μοτίβου. Τέλος, η μονάδα εξόδου υπολογίζει το πηλίκο των τιμών που προκύπτουν από τις δύο μονάδες άθροισης.



Σχήμα 5-9. Η δομή του νευρωνικού δικτύου γενικευμένης παλινδρόμησης (GRNN)

Σύμφωνα με τη δομή του εφαρμοζόμενου δικτύου GRNN (Σχήμα 5-9) το προτεινόμενο μοντέλο περιγράφεται από τις ακόλουθες εξισώσεις:

$$\hat{f}(\vec{c}) = \frac{\sum_{i=1}^n Y^i \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (5-13)$$

$$D_i^2 = (C - C^i)^T (C - C^i) \quad (5-14)$$

όπου \vec{c} είναι το διάνυσμα εισόδου που περιέχει το στιγμιότυπο του πλαισίου χρήσης που καθορίζει την ενεργειακή κατανάλωση, (C^i, Y^i) είναι το i -οστό πρότυπο (αντιπροσωπεύει τις τιμές εισόδου-εξόδου του i -οστού δείγματος εκπαίδευσης), n είναι το πλήθος των δειγμάτων εκπαίδευσης, D_i είναι η απόσταση μεταξύ του i -οστού προτύπου και του διανύσματος εισόδου \vec{c} και σ είναι η παράμετρος εξομάλυνσης (smoothness parameter), η οποία καθορίζει την ακτίνα επιρροής του πυρήνα RBF.

Η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας που χρησιμοποιείται στο δίκτυο GRNN είναι η κανονική κατανομή και κάθε δείγμα του συνόλου εκπαίδευσης αποτελεί το μέσο μιας κανονικής κατανομής (εξίσωση (5-13)). Η απόσταση D_i μεταξύ του δείγματος εκπαίδευσης και του σημείου πρόβλεψης χρησιμοποιείται ως μέτρο της επίδοσης του δείγματος εκπαίδευσης στην αναπαράσταση του σημείου πρόβλεψης \vec{c} . Εάν η απόσταση μεταξύ του δείγματος εκπαίδευσης και του σημείου πρόβλεψης είναι μικρή, τότε ο όρος $\exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)$ γίνεται μεγάλος. Για $D_i=0$ ο όρος $\exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)$ ισούται με τη μονάδα

και το σημείο πρόβλεψης αναπαρίσταται βέλτιστα από το συγκεκριμένο δείγμα εκπαίδευσης. Η απόσταση του σημείου εκτίμησης από τα άλλα δείγματα εκπαίδευσης είναι μεγαλύτερη. Μεγάλη απόσταση D_i συνεπάγεται ότι η τιμή του όρου $\exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)$ μικραίνει και συνεπώς η συνεισφορά του συγκεκριμένου δείγματος εκπαίδευσης στο σημείο πρόβλεψης είναι αμελητέα. Επομένως, ο όρος $Y_i * \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)$ που αντιστοιχεί στο i -οστό δείγμα εκπαίδευσης και για τον οποίο ισχύει $D_i \rightarrow 0$ διαμορφώνει την τελική εκτίμηση.

Η τυπική απόκλιση ή παράμετρος εξομάλυνσης σ (όπως ορίζεται από τον Specht [31]) είναι απαραίτητο να προσδιοριστεί για τη λειτουργία του δικτύου GRNN. Μεγάλη τιμή της παραμέτρου εξομάλυνσης σημαίνει ότι η συνεισφορά ενός δείγματος εκπαίδευσης στην τελική εκτίμηση είναι επιτρεπτή για μεγαλύτερη απόσταση του \bar{c} από το δείγμα εκπαίδευσης. Για μικρές τιμές της παραμέτρου εξομάλυνσης επιτρέπεται η συνεισφορά του δείγματος εκπαίδευσης στην τελική εκτίμηση μόνο σε περίπτωση που η απόσταση της εισόδου \bar{c} από αυτό είναι μικρή.

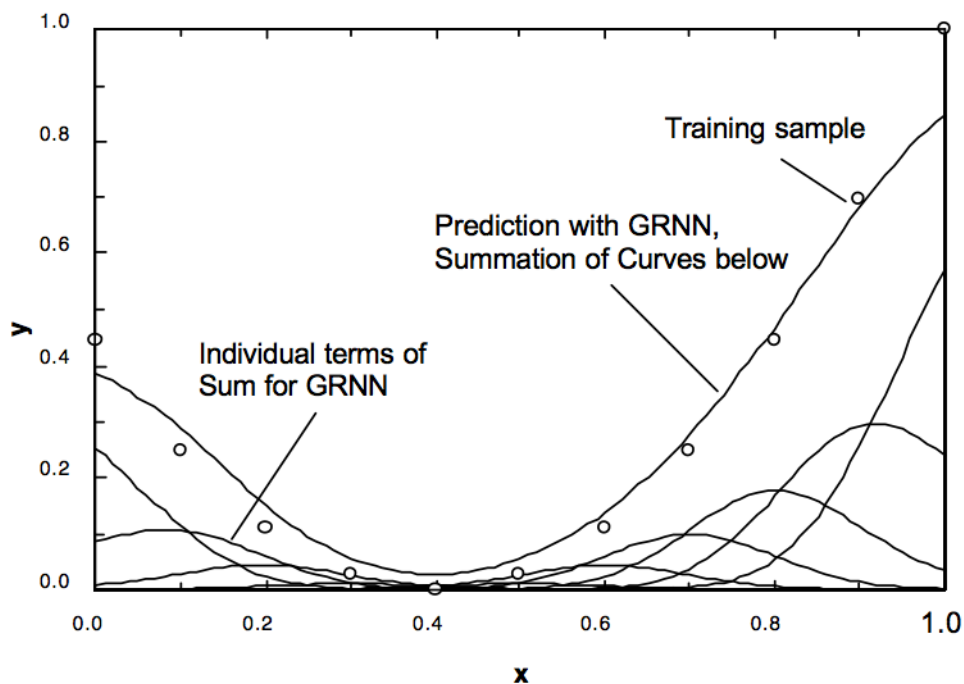
Με βάση λοιπόν τις εξισώσεις (5-13) και (5-14) το δίκτυο GRNN μπορεί να:

- προβλέπει τη συμπεριφορά ενός συστήματος βασιζόμενο σε ελάχιστα δείγματα εκπαίδευσης,
- προβλέπει ομαλές πολυδιάστατες καμπύλες, και
- να υπολογίζει την επίδραση των δειγμάτων εκπαίδευσης στην τελική πρόβλεψη.

Το Σχήμα 5-10 απεικονίζει τον τρόπο λειτουργίας του δικτύου GRNN. Οι κύκλοι αναπαριστούν τα σημεία των δειγμάτων εκπαίδευσης, τα οποία χρησιμοποιούνται για το σχηματισμό της καμπύλης πρόβλεψης. Η καμπύλη αυτή διέρχεται από όλα τα δείγματα, ενώ σχηματίζεται από τις κωδωνοειδείς καμπύλες που αναπαριστούν τους μεμονωμένους όρους της εξίσωσης (5-13). Δηλαδή καθεμία από τις καμπύλες αυτές αντιστοιχεί σε έναν

από τους n όρους του αθροίσματος $\left(\frac{Y^i \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)}\right)$. Οι όροι αυτοί είναι

κανονικοποιημένες κανονικές κατανομές. Το άθροισμα των τιμών των μεμονωμένων αυτών όρων σε κάθε σημείο διαμορφώνει την τελική τιμή της πρόβλεψης και, έτσι, σχηματίζεται η καμπύλη πρόβλεψης.



Σχήμα 5-10. Συνεισφορά μεμονωμένων όρων στην τελική πρόβλεψη, $\sigma=0.1$ ([32])

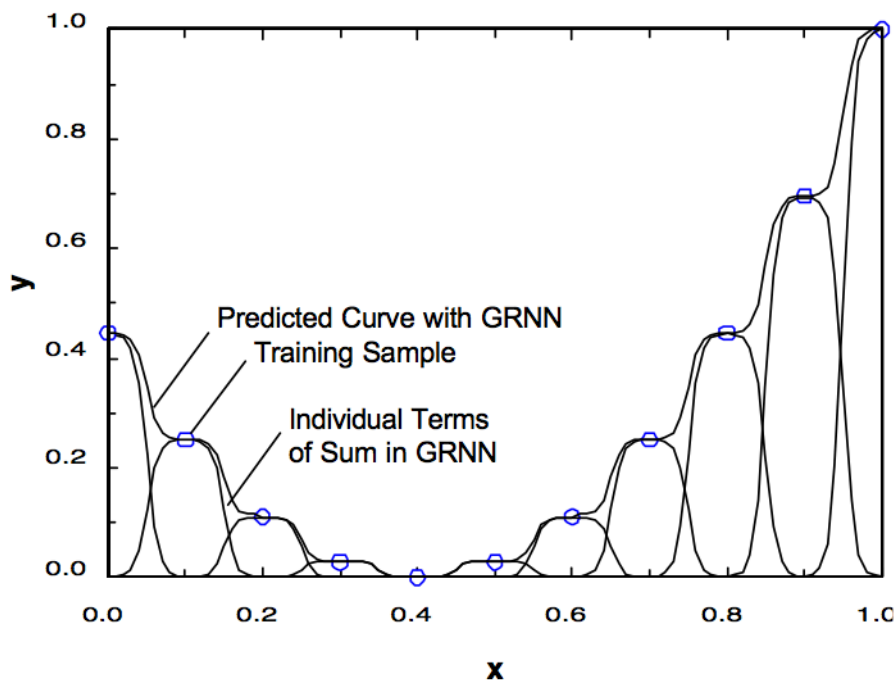
Το δίκτυο GRNN έχει τη δομή ενός παράλληλου νευρωνικού δικτύου (Σχήμα 5-9). Η συνάρτηση ενεργοποίησης που εφαρμόζεται σε κάθε νευρώνα μοτίβου είναι η $\exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)$, δηλαδή η κανονική κατανομή με κέντρο το αντίστοιχο δείγμα εκπαίδευσης. Το σήμα του i -οστού νευρώνα μοτίβου σταθμίζεται με την τιμή Y_i του αποθηκευμένου δείγματος εκπαίδευσης και τροφοδοτεί το νευρώνα άθροισης του αριθμητή. Το αντίστοιχο σήμα που τροφοδοτεί το νευρώνα άθροισης του παρονομαστή σταθμίζεται με τη μονάδα. Έτσι, κάθε δείγμα εκπαίδευσης συντελεί στη διαμόρφωση της τελικής εκτίμησης του δικτύου GRNN.

5.6.3 Προσδιορισμός της τιμής της παραμέτρου εξομάλυνσης σ

Η παράμετρος εξομάλυνσης σ είναι η μοναδική παράμετρος που πρέπει να προσδιοριστεί εξ αρχής ώστε να καταστεί το προτεινόμενο μοντέλο πρόβλεψης λειτουργικό. Όπως αποδεικνύεται στη συνέχεια, κατά την αναζήτηση της παραμέτρου αυτής είναι ιδιαίτερα σημαντικό να ληφθούν υπόψιν τα χαρακτηριστικά της εφαρμογής για την οποία προορίζεται το δίκτυο GRNN.

Ο καθορισμός της τιμής της παραμέτρου εξομάλυνσης σ είναι κρίσιμος, καθώς η τιμή αυτή συνδέεται με την εμφάνιση κυματισμών (wiggles) στο παραγόμενο μοντέλο (Σχήμα 5-11). Ο κυματισμός (wigggle) ορίζεται ως ένα σημείο καμπής σε μια θέση όπου δεν πρέπει

να παρατηρείται καμία καμπή (inflection). Στο Σχήμα 5-11 απεικονίζονται οι καμπύλες των μεμονωμένων όρων που συνθέτουν το τελικό μοντέλο πρόβλεψης. Είναι προφανές ότι για την τιμή $\sigma=0.027$ οι μεμονωμένοι όροι έχουν ένα πολύ στενό εύρος επιρροής στην τελική τιμή πρόβλεψης σε σχέση με την περίπτωση που απεικονίζεται στο Σχήμα 5-10, όπου $\sigma=0.1$. Συγκεκριμένα, για $\sigma=0.027$ οι μεμονωμένοι όροι επηρεάζουν την τελική τιμή της πρόβλεψης μόνο όταν το στιγμιότυπο εισόδου εντοπίζεται στην περιοχή του αντίστοιχου δείγματος εκπαίδευσης.



Σχήμα 5-11. Εμφάνιση κυμάτων σε μοντέλο πρόβλεψης GRNN για $\sigma=0.027$ και ταυτόχρονη παράθεση των μεμονωμένων όρων του μοντέλου πρόβλεψης ([32])

Η εμφάνιση των κυματισμών εξαρτάται αποκλειστικά από την τιμή της παραμέτρου εξομάλυνσης σ . Στην περίπτωση που η τιμή της παραμέτρου αυτής είναι μικρή στην περιοχή ενός δείγματος εκπαίδευσης η πρόβλεψη δεν επηρεάζεται από τα γειτονικά δείγματα εκπαίδευσης. Η συνεισφορά των γειτόνων στην τιμή της πρόβλεψης ($\exp(-D_k^2/2\sigma^2)$) είναι πολύ μικρότερη σε σχέση με τη συνεισφορά του κοντινότερου δείγματος εκπαίδευσης ($\exp(-D_j^2/2\sigma^2)$). Μάλιστα, η επιρροή των πιο απομακρυσμένων δειγμάτων εκπαίδευσης μπορεί να θεωρηθεί αμελητέα, οπότε και η πρόβλεψη για το διάλυμα εισόδου \vec{c} ισούται με την τιμή του κοντινότερου δείγματος εκπαίδευσης Y_j (εξίσωση (5-15)).

$$\begin{aligned}
& \lim_{\sigma \rightarrow 0} \left(\frac{\sum_{i=1}^n Y_i \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)} \right) \\
&= \frac{Y_j \lim_{\sigma \rightarrow 0} \exp\left(-\frac{D_j^2}{2\sigma^2}\right) + \sum_{i \neq j}^n Y_i \lim_{\sigma \rightarrow 0} \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)}{\lim_{\sigma \rightarrow 0} \exp\left(-\frac{D_j^2}{2\sigma^2}\right) + \sum_{i \neq j}^n \lim_{\sigma \rightarrow 0} \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (5-15) \\
&= \frac{Y_j \lim_{\sigma \rightarrow 0} \exp\left(-\frac{D_j^2}{2\sigma^2}\right)}{\lim_{\sigma \rightarrow 0} \exp\left(-\frac{D_j^2}{2\sigma^2}\right)} = Y_j
\end{aligned}$$

Αντίθετα, στην περίπτωση που η τιμή της παραμέτρου εξομάλυνσης σ είναι μεγάλη, η επίδραση των γειτονικών δειγμάτων εκπαίδευσης δεν είναι αμελητέα. Τότε, η τελική τιμή της πρόβλεψης διαμορφώνεται με την επίδραση περισσότερων δειγμάτων εκπαίδευσης και η καμπύλη πρόβλεψης είναι πιο ομαλή. Μάλιστα, όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή της παραμέτρου εξομάλυνσης σ , τόσο πιο επίπεδη γίνεται η καμπύλη πρόβλεψης, γεγονός το οποίο είναι επιθυμητό σε κάποιες περιπτώσεις. Για παράδειγμα, όταν τα διαθέσιμα δεδομένα εκπαίδευσης περιέχουν πολύ θόρυβο, τότε μια πιο ομαλή παρεμβολή των δεδομένων εκπαίδευσης από την καμπύλη πρόβλεψης είναι επιθυμητή, ενώ όταν τα διαθέσιμα δεδομένα εκπαίδευσης δεν περιέχουν πολύ θόρυβο, τότε η καμπύλη πρόβλεψης πρέπει να ακολουθεί πιο πιστά κάθε τάση αυτών. Ειδικότερα, καθώς το σ τείνει στο άπειρο η τιμή πρόβλεψης δεν είναι άλλη παρά ο μέσος όρος των τιμών των δειγμάτων εκπαίδευσης (εξίσωση (5-16)).

$$\begin{aligned}
\lim_{\sigma \rightarrow \infty} \left(\frac{\sum_{i=1}^n Y_i \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)} \right) &= \frac{\sum_{i=1}^n Y_i \lim_{\sigma \rightarrow \infty} \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{i=1}^n \lim_{\sigma \rightarrow \infty} \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (5-16) \\
&= \frac{\sum_{i=1}^n Y_i}{n} = \bar{Y}
\end{aligned}$$

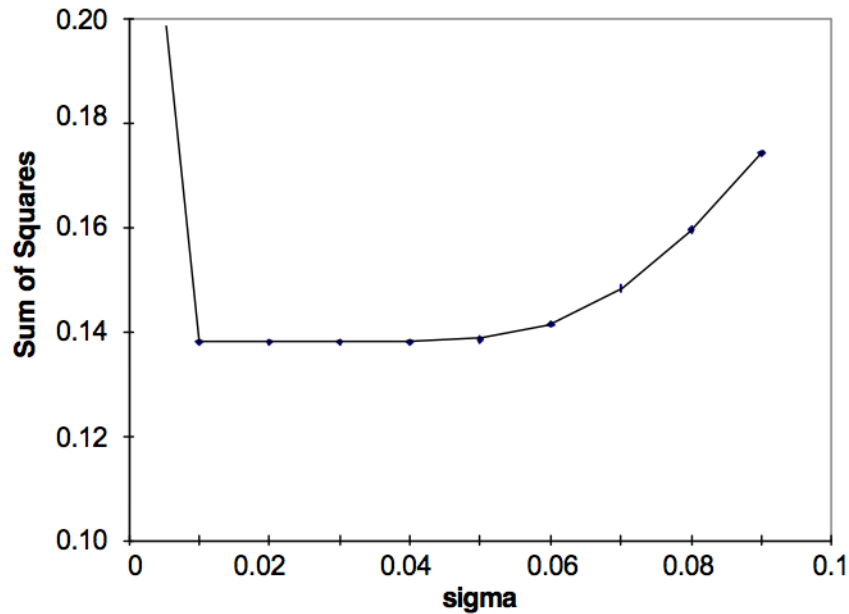
Δεδομένου ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης περιέχουν συνήθως κάποιο σφάλμα μέτρησης και ότι οι απαιτήσεις κάθε εφαρμογής είναι διαφορετικές, δεν υπάρχει κάποιος γενικότερος κανόνας προσδιορισμού της τιμής της παραμέτρου εξομάλυνσης σ . Η φύση της εφαρμογής και τα απαιτούμενα χαρακτηριστικά της πρόβλεψης είναι αυτά που καθορίζουν την τελική ισορροπία μεταξύ ομαλότητας και ελαχιστοποίησης του σφάλματος κατά την εκτίμηση της παραμέτρου εξομάλυνσης σ .

Στην εργασία ([31]) ο Specht προτείνει μια εμπειρική μέθοδο, την οποία καλεί μέθοδο «holdout», για τον προσδιορισμό της παραμέτρου εξομάλυνσης σ . Σύμφωνα με τη μέθοδο αυτή, αφαιρείται ένα δείγμα από το σύνολο των δειγμάτων εκπαίδευσης και το εναπομέναν σύνολο χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του δικτύου GRNN για δεδομένη τιμή της παραμέτρου σ . Με τη βοήθεια του εκπαιδευμένου δικτύου πραγματοποιείται πρόβλεψη της τιμής που αντιστοιχεί στο στιγμιότυπο του δείγματος που αφαιρέθηκε. Στη συνέχεια, υπολογίζεται το τετράγωνο της διαφοράς μεταξύ της προβλεπόμενης και της πραγματικής τιμής και αποθηκεύεται προσωρινά στη μνήμη. Η διαδικασία της επιλογής ενός δείγματος από το σύνολο και της εκτέλεσης των υπόλοιπων υπολογισμών, η οποία περιγράφηκε παραπάνω, επαναλαμβάνεται διαδοχικά για κάθε μέλος του συνόλου των δειγμάτων εκπαίδευσης. Με την ολοκλήρωση αυτών των υπολογισμών, οι αποθηκευμένες τιμές ανακτώνται από τη μνήμη για τον υπολογισμό του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (Mean Squared Error, MSE) των προβλέψεων:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - Y_i)^2 \quad (5-17)$$

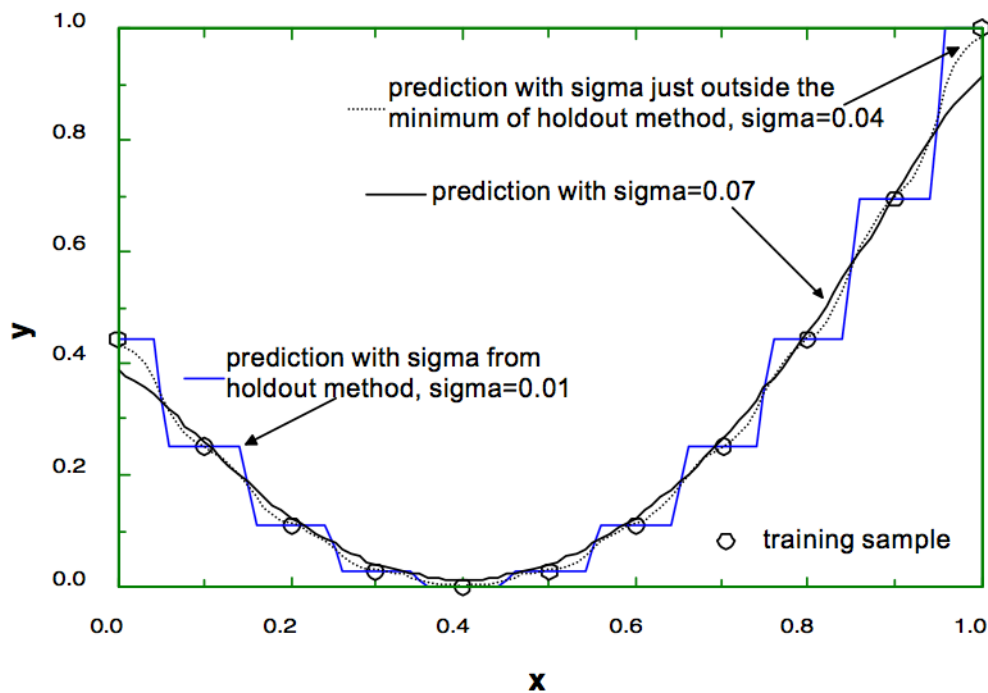
όπου n είναι το πλήθος των δειγμάτων του συνόλου εκπαίδευσης, Y_i είναι οι πραγματικές τιμές και \hat{Y}_i είναι οι αντίστοιχες προβλέψεις.

Ανάλογα, πραγματοποιούνται υπολογισμοί του μέσου τετραγωνικού σφάλματος των προβλέψεων και για άλλες τιμές της παραμέτρου εξομάλυνσης σ . Η τιμή, λοιπόν, του σ για την οποία το μέσο τετραγωνικό σφάλμα των προβλέψεων ελαχιστοποιείται είναι αυτή που πρέπει να επιλεγεί για το σχηματισμό του τελικού μοντέλου πρόβλεψης.



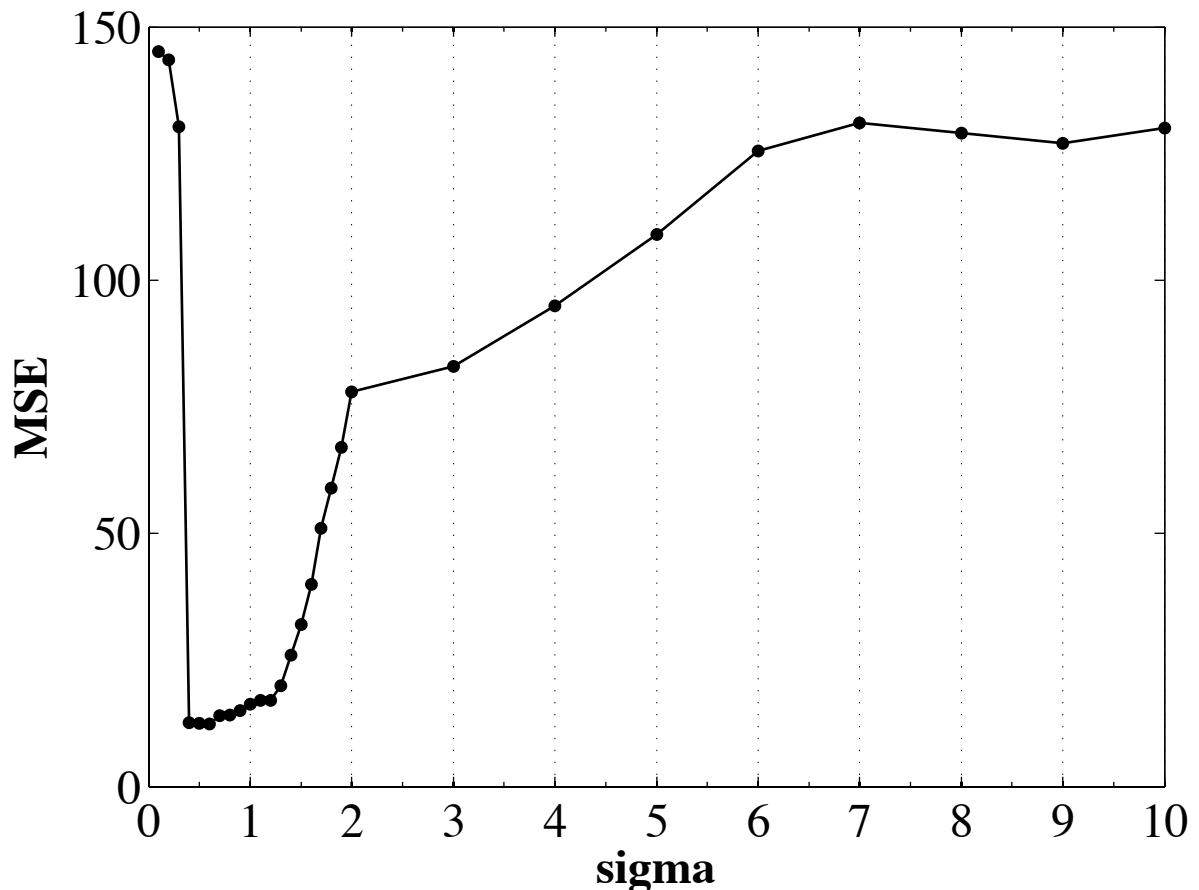
Σχήμα 5-12. Παράδειγμα αποτελεσμάτων της μεθόδου «holdout» ([32])

Ένα μειονέκτημα της μεθόδου «holdout» είναι ότι μπορεί να μην υπάρχει μοναδικό ελάχιστο μέσο τετραγωνικό σφάλμα. Στο Σχήμα 5-12 απεικονίζεται ένα τέτοιο παράδειγμα, όπου το μέσο τετραγωνικό σφάλμα ελαχιστοποιείται για ένα εύρος τιμών της παραμέτρου εξομάλυνσης ($0.01 \leq \sigma \leq 0.04$). Παρόλα αυτά, καθεμία από τις τιμές σ , που ανήκουν σε αυτό το εύρος τιμών, οδηγεί στο σχηματισμό μιας διαφορετικής καμπύλης πρόβλεψης (Σχήμα 5-13). Έτσι, για $\sigma=0.01$ οι κυματισμοί της καμπύλης πρόβλεψης είναι σχεδόν βηματικοί, ενώ για $\sigma=0.04$ οι κυματισμοί της καμπύλης πρόβλεψης είναι ομαλότεροι. Και στις δύο περιπτώσεις πάντως, η ακρίβεια της πρόβλεψης είναι πολύ καλή στα σημεία των δειγμάτων εκπαίδευσης, αλλά μεταξύ αυτών παρατηρούνται κυματισμοί, οι οποίοι θα ήταν μη αποδεκτοί σε αρκετές εφαρμογές. Αντίθετα, η καμπύλη πρόβλεψης για $\sigma=0.07$, η οποία επίσης απεικονίζεται στο Σχήμα 5-13, είναι λιγότερο ακριβής στα σημεία των δειγμάτων εκπαίδευσης, αλλά μεταξύ αυτών δεν περιέχει κυματισμούς. Η τελική, λοιπόν, απόφαση για την επιλογή της παραμέτρου εξομάλυνσης λαμβάνεται με βάση την εφαρμογή για την οποία προορίζεται η καμπύλη πρόβλεψης.



Σχήμα 5-13. Καμπύλες πρόβλεψης για τις τιμές του σ που προέκυψαν από το παράδειγμα εκτέλεσης της μεθόδου «holdout» ([32])

Λαμβάνοντας υπόψιν την παραπάνω θεωρία, εφαρμόζεται η μέθοδος «holdout» πάνω σε δεδομένα, που συλλέχθηκαν κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου, ώστε να επιλεγεί η παράμετρος εξομάλυνσης σ του προτεινόμενου μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης GRNN ([29]). Τα αποτελέσματα της εφαρμογής της μεθόδου «holdout» απεικονίζονται στο Σχήμα 5-14. Συγκεκριμένα, απεικονίζονται οι τιμές MSE για ένα εύρος τιμών της παραμέτρου εξομάλυνσης σ , το οποίο κλιμακώνεται ως εξής: $0.01 \leq \sigma \leq 0.1$ με βήμα 0.01, $0.1 \leq \sigma \leq 2$ με βήμα 0.1 και $2 \leq \sigma \leq 10$ με βήμα 1. Παρατηρώντας τα αποτελέσματα προκύπτει ότι για τιμές του σ στο διάστημα $0 < \sigma < 0.40$ η καμπύλη MSE είναι φθίνουσα, ενώ για $0.40 < \sigma < 1.20$ η τιμή του MSE σχεδόν σταθεροποιείται. Αυτό σημαίνει ότι η τιμή του σ πρέπει να ανήκει στο διάστημα $0.40 < \sigma < 1.20$. Επιλέγεται, λοιπόν, η μικρότερη δυνατή τιμή $\sigma=0.40$ για την ανάπτυξη του μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης GRNN, γιατί, όπως εξηγήθηκε παραπάνω, η επιλογή μεγαλύτερης τιμής της παραμέτρου εξομάλυνσης συνεπάγεται μεγαλύτερο σφάλμα πρόβλεψης.



Σχήμα 5-14. Επιλογή της παραμέτρου εξομάλυνσης σ

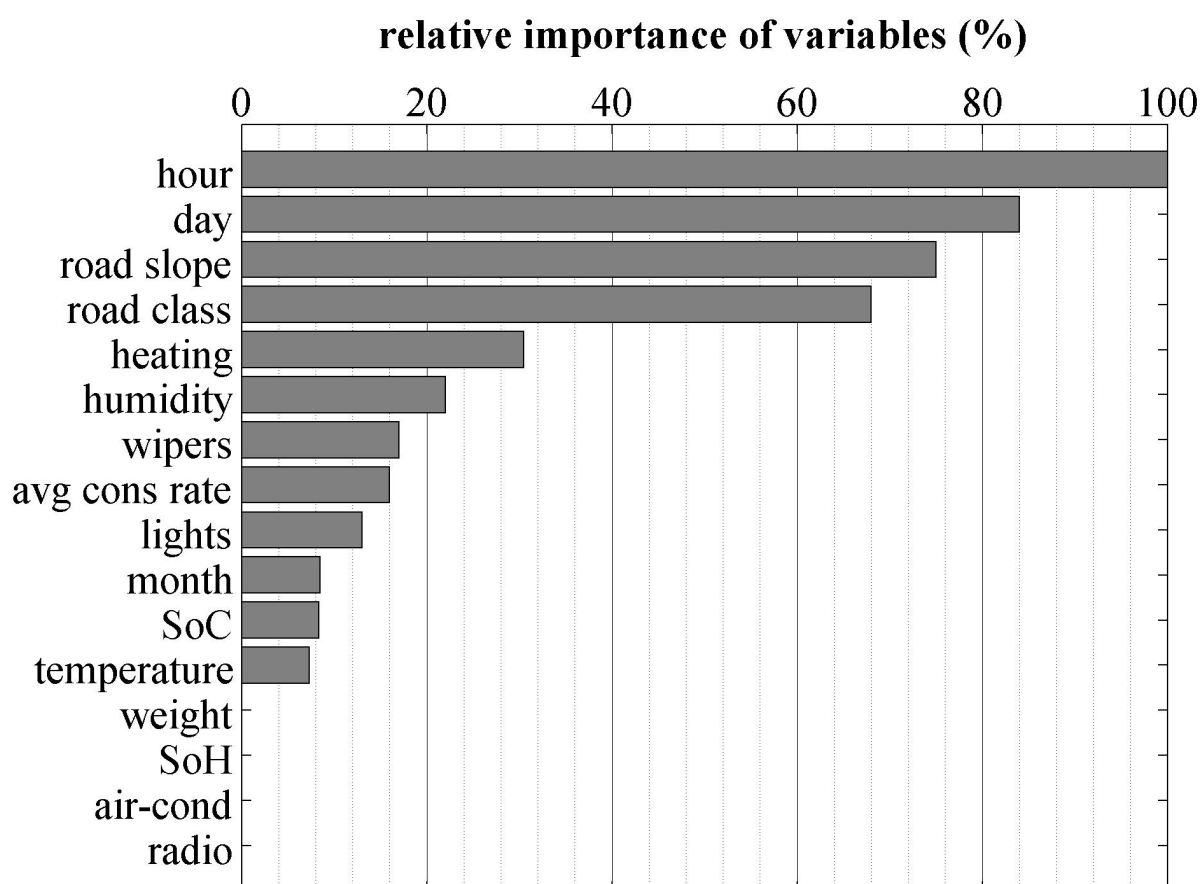
5.6.4 Αξιολόγηση επίδοσης

Η εκπαίδευση και η αξιολόγηση της επίδοσης του μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης GRNN πραγματοποιήθηκαν χρησιμοποιώντας τα ίδια δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση του μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης MLP. Αυτή η τακτική ακολουθήθηκε προκειμένου να καταστούν τα αποτελέσματα αξιολόγησης των δύο μοντέλων πρόβλεψης συγκρίσιμα.

Όπως και στην περίπτωση του μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης MLP, το εκπαιδευμένο δίκτυο GRNN χρησιμοποιήθηκε αρχικά για την αξιολόγηση της συνεισφοράς των μεταβλητών εισόδου του δικτύου στη διαμόρφωση της τελικής τιμής πρόβλεψης. Η μέθοδος που επιλέχθηκε να χρησιμοποιηθεί για τον προσδιορισμό της σημαντικότητας των μεταβλητών εισόδου (importance of variables) είναι, όπως και στην περίπτωση του μοντέλου MLP, η «input perturbation». Η μέθοδος αυτή αξιολογεί τη μεταβολή του μέσου τετραγωνικού σφάλματος των προβλέψεων του δικτύου, η οποία προκύπτει μετά τη διαδοχική πρόσθεση μιας μικρής ποσότητας λευκού θορύβου σε κάθε νευρώνα εισόδου διατηρώντας ταυτόχρονα το επίπεδο θορύβου στις υπόλοιπες εισόδους μηδενικό. Η

μετρούμενη μεταβολή στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα μετά τη διατάραξη κάθε εισόδου είναι αυτή που αποκαλύπτει τη σχετική σημαντικότητα των μεταβλητών πρόβλεψης.

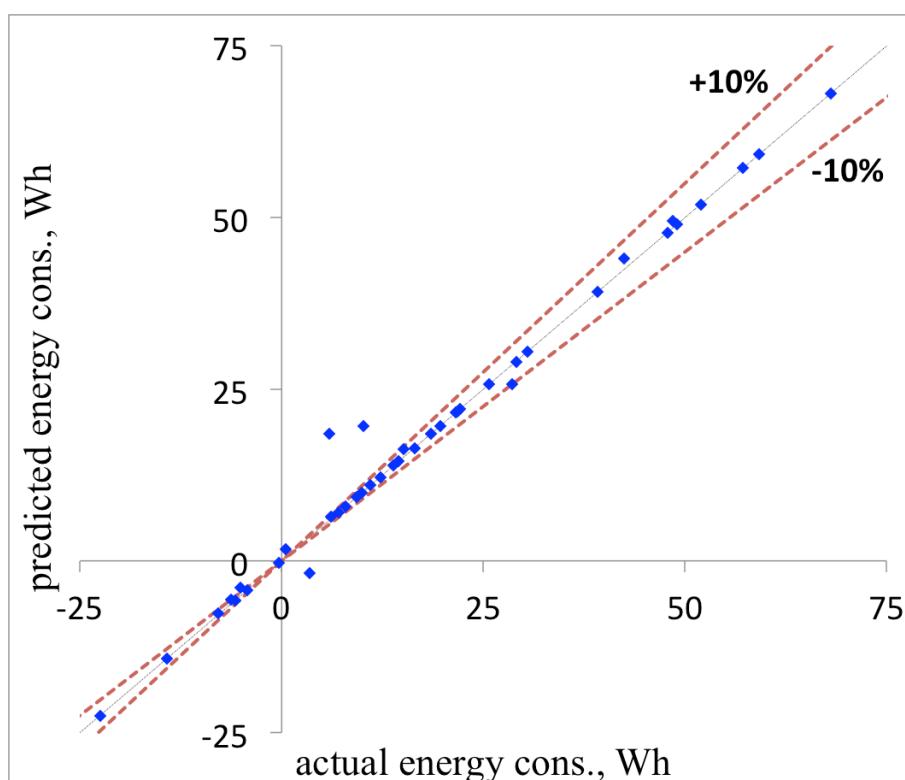
Τα αποτελέσματα εφαρμογής της μεθόδου «input perturbation» απεικονίζονται στο Σχήμα 5-15 ([29]). Σύμφωνα με τα αποτελέσματα αυτά οι παράμετροι του βάρους του οχήματος, του επιπέδου υγείας της μπαταρίας, της κατάστασης λειτουργίας του κλιματισμού και της κατάστασης λειτουργίας του ηχοσυστήματος αποτελούν μη σημαντικές μεταβλητές του μοντέλου πρόβλεψης που αναπτύχθηκε. Ανάλογο συμπέρασμα εξήχθει και στην περίπτωση του μοντέλου πρόβλεψης MLP (Σχήμα 5-4), γιατί, όπως εξηγήθηκε και παραπάνω, οι τιμές των παραμέτρων αυτών κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου ήταν αμετάβλητες (κατάσταση λειτουργίας του κλιματιστικού, κατάσταση λειτουργίας του ηχοσυστήματος) ή σχεδόν αμετάβλητες (υγεία της μπαταρίας, βάρος του οχήματος). Παρόλα αυτά, οι παράμετροι αυτοί δεν απορρίπτονται από το μοντέλο, καθώς στη γενική περίπτωση (π.χ. σε κάποια άλλη δοκιμή ή στην περίπτωση εμπορικής εφαρμογής) η σημαντικότητά τους μπορεί να είναι ουσιώδης. Όσον αφορά στις υπόλοιπες μεταβλητές εισόδου, παρατηρείται ότι οι 4 πιο σημαντικές μεταβλητές, οι οποίες παρουσιάζουν σχετική σημαντικότητα μεγαλύτερη από 40%, ταυτίζονται στα 2 μοντέλα.



Σχήμα 5-15. Σχετική σημαντικότητα των μεταβλητών εισόδου του δικτύου πρόβλεψης GRNN

Οι επιδόσεις του προτεινόμενου μοντέλου αξιολογούνται τόσο μεμονωμένα, όσο και συγκριτικά σε σχέση με αυτές του μοντέλου αναφοράς που περιγράφηκε στην ενότητα 5.5.3. Το Σχήμα 5-16 συνοψίζει τα αποτελέσματα της μεμονωμένης αξιολόγησης των επιδόσεων του μοντέλου. Ο κατακόρυφος άξονας του διαγράμματος αναπαριστά τις προβλέψεις του προτεινόμενου μοντέλου, ενώ ο οριζόντιος αναπαριστά τις αντίστοιχες πραγματικές τιμές κατανάλωσης που μετρήθηκαν κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου. Επομένως, όσο πιο κοντά βρίσκονται τα απεικονιζόμενα σημεία στην ευθεία 45° που απεικονίζεται στο σχήμα, τόσο πιο ακριβής είναι η πραγματοποιηθείσα πρόβλεψη. Σύμφωνα, λοιπόν, με τα αποτελέσματα που απεικονίζονται στο Σχήμα 5-16, το προτεινόμενο μοντέλο πρόβλεψης είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικό, καθώς τα περισσότερα σημεία βρίσκονται πολύ κοντά στην ευθεία των 45°, ενώ ελάχιστες προβλέψεις παρουσιάζουν σφάλμα μεγαλύτερο από $\pm 10\%$ από τη μετρηθείσα ενεργειακή κατανάλωση.

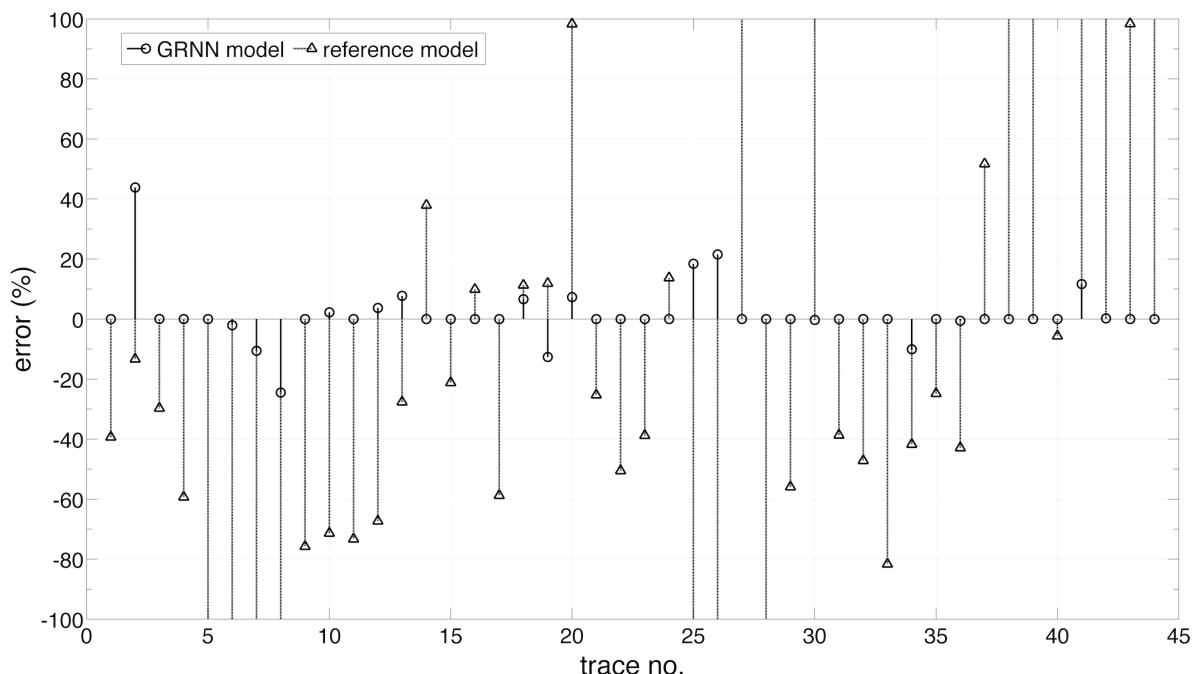
Οι αντίστοιχες επιδόσεις του μοντέλου αναφοράς έχουν ήδη παρουσιαστεί στο Σχήμα 5-7 και είναι πολύ χειρότερες σε σχέση με αυτές του προτεινόμενου μοντέλου πρόβλεψης.



Σχήμα 5-16. Ακρίβεια των εκτιμήσεων του μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης GRNN

Μάλιστα, για να καταστεί πιο σαφής η σύγκριση των επιδόσεων των δύο μοντέλων παρατίθεται στο Σχήμα 5-17 ένα συγκριτικό διάγραμμα μίσχου της ακρίβειας των εκτιμήσεών τους ([29]). Συγκεκριμένα, στον οριζόντιο άξονα του διαγράμματος αυτού

σημειώνονται μια σειρά από ελέγχους αξιολόγησης, ενώ ο κατακόρυφος άξονας αναπαριστά το ποσοστιαίο σφάλμα του προτεινόμενου μοντέλου και του μοντέλου αναφοράς για τους ελέγχους αυτούς. Για λόγους ευκρίνειας του διαγράμματος το εύρος τιμών του κατακόρυφου άξονα περιορίζεται στο $\pm 100\%$. Εξάλλου η γνώση της ακριβούς τιμής του σφάλματος στην περίπτωση που αυτό είναι μεγαλύτερο από $\pm 100\%$ δεν παρουσιάζει ιδιαίτερο ενδιαφέρον. Σύμφωνα, λοιπόν, με τα αποτελέσματα που απεικονίζονται στο διάγραμμα, ελάχιστες εκτιμήσεις του προτεινόμενου μοντέλου αποκλίνουν περισσότερο από $\pm 10\%$ από τις μετρηθείσες τιμές της ενεργειακής κατανάλωσης. Αντίθετα, στην περίπτωση του μοντέλου αναφοράς η πλειονότητα των εκτιμήσεων αποκλίνει περισσότερο από $\pm 10\%$ από τις πραγματικές τιμές ενεργειακής κατανάλωσης και μάλιστα, σε αρκετούς ελέγχους το σφάλμα είναι μεγαλύτερο και από $\pm 100\%$. Η υπεροχή του προτεινόμενου μοντέλου GRNN εξηγείται από το γεγονός ότι σε αντίθεση με το μοντέλο αναφοράς δύναται να προβλέπει πιθανές αρνητικές καταναλώσεις ενέργειας (επανάκτηση ενέργειας μέσω αναγεννητικής πέδησης) και πιθανές αποκλίσεις στην ποσότητα ενέργειας που καταναλώνεται κατά τη διάσχιση της ίδιας διαδρομής υπό διαφορετική διαμόρφωση του πλαισίου χρήσης (π.χ. διαφορετικές κυκλοφοριακές συνθήκες).



Σχήμα 5-17. Συγκριτικό διάγραμμα μίσχου (matlab stem diagram) της ακρίβειας των εκτιμήσεων του μοντέλου πρόβλεψης GRNN και του συμβατικού μοντέλου πρόβλεψης

Για την περαιτέρω αξιολόγηση του μοντέλου πρόβλεψης GRNN υπολογίζονται οι δύο στατιστικοί δείκτες επίδοσης MPE και MAPE, οι οποίοι επεξηγήθηκαν στην προηγούμενη

ενότητα. Οι υπολογιζόμενες τιμές για τους δείκτες αυτούς είναι: $MPE=1.62\%$ και $MAPE=3.96\%$. Η υπολογισθείσα τιμή του MPE αποδεικνύει ότι δεν υπάρχει συγκεκριμένη τάση πώλωσης στις προβλέψεις του προτεινόμενου μοντέλου, ενώ η τιμή του MAPE αποδεικνύει ότι οι επιδόσεις του είναι εξαιρετικές. Το συμπέρασμα αυτό ενισχύεται ακόμη περισσότερο συγκρίνοντας τις τιμές αυτές με τις αντίστοιχες του μοντέλου αναφοράς, οι οποίες είναι $MPE=-66.07\%$ και $MAPE=189.59\%$. Προκύπτει, λοιπόν, ότι με εφαρμογή του προτεινόμενου μοντέλου πρόβλεψης πετυχαίνεται βελτίωση της τιμής του MPE κατά τουλάχιστον 50 φορές και της τιμής του MAPE κατά τουλάχιστον 45 φορές σε σχέση με το μοντέλο αναφοράς.

5.7 Συμπεράσματα

Μία καινοτόμος προσέγγιση επίλυσης του προβλήματος της πρόβλεψης της ενεργειακής κατανάλωσης ενός οχήματος κατά μήκος μιας διαδρομής παρουσιάστηκε στο παρόν Κεφάλαιο. Η προσέγγιση αυτή βασίζεται στην εφαρμογή μιας τεχνικής μηχανικής μάθησης και στην πραγματοποίηση προβλέψεων έχοντας επίγνωση του πλαισίου χρήσης. Δύο παραλλαγές της προσέγγισης αυτής αναπτύχθηκαν, με την πρώτη να υιοθετεί ένα δίκτυο MLP για την υλοποίηση της λειτουργικότητας μάθησης και τη δεύτερη να βασίζεται σε ένα δίκτυο GRNN. Οι μεταβλητές εισόδου των δικτύων αυτών επιλέχθηκαν με βάση την ανάλυση που πραγματοποιήθηκε στο Κεφ. 2.

Πίνακας 5-4. Δείκτες επίδοσης εξεταζόμενων μοντέλων πρόβλεψης της ενεργειακής κατανάλωσης

	<i>Μοντέλο αναφοράς</i>	<i>MLP</i>	<i>GRNN</i>
MPE	-66.07%	1.22%	1.62%
MAPE	189.59%	12.36%	3.96%

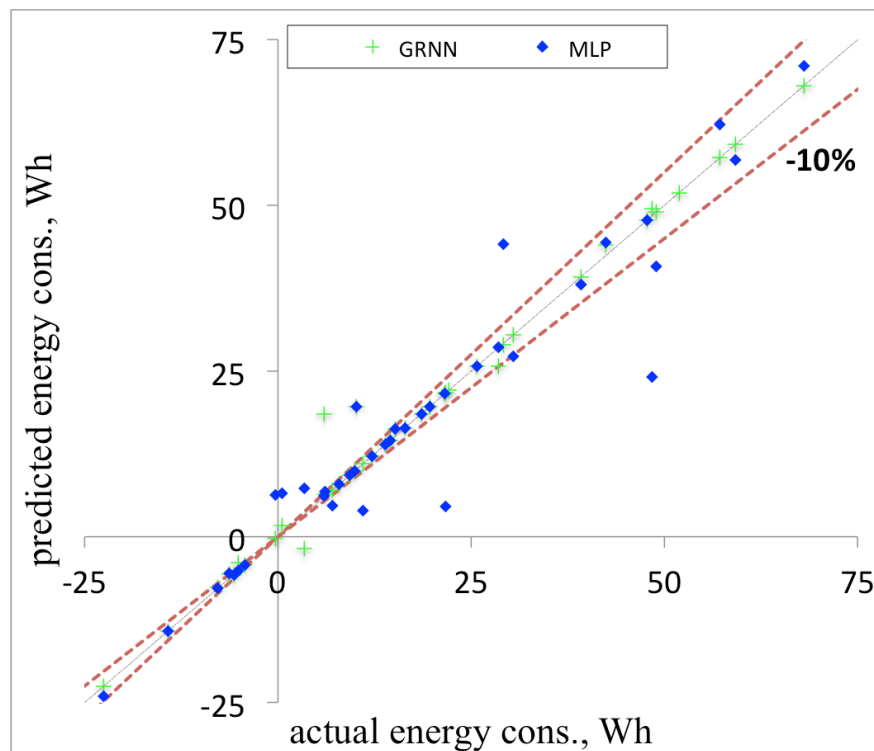
Στις προηγούμενες ενότητες παρουσιάστηκαν τα αποτελέσματα σύγκρισης καθενός εκ των προτεινόμενων μοντέλων με ένα συμβατικό μοντέλο αναφοράς. Συνοψίζοντας τα αποτελέσματα αυτά (Πίνακας 5-4) προκύπτει ότι τα προτεινόμενα μοντέλα πραγματοποιούν πιο αξιόπιστες εκτιμήσεις σε σχέση με το μοντέλο αναφοράς, καθώς παρουσιάζουν σημαντικά καλύτερες επιδόσεις ([24], [29]). Η τεράστια διαφορά που παρατηρείται ανάμεσα στις επιδόσεις των προτεινόμενων μοντέλων και σε αυτές του μοντέλου αναφοράς αποδίδεται στην ανικανότητα του τελευταίου να αναγνωρίζει την τρέχουσα διαμόρφωση του πλαισίου χρήσης (π.χ. το μοντέλο αναφοράς εκτιμά την ίδια ποσότητα ενεργειακής κατανάλωσης για δύο οδικές ζεύξεις ίδιου μήκους ανεξάρτητα από τις επικρατούσες

κυκλοφοριακές ή καιρικές συνθήκες, την κλίση του οδοστρώματος κτλ.) και να υπολογίζει την ποσότητα ενέργειας που επανακτάται μέσω της αναγεννητικής πέδησης. Αντιθέτως, τα προτεινόμενα μοντέλα κατορθώνουν, χάρη στην εφαρμογή των τεχνικών μηχανικής μάθησης, να ενσωματώνουν την τρέχουσα διαμόρφωση του πλαισίου χρήσης στην εκτίμηση της ενεργειακής κατανάλωσης και να συνυπολογίζουν τις αρνητικές ποσότητες ενεργειακής κατανάλωσης (που προκύπτουν κατά την αναγεννητική πέδηση) στη διαμόρφωση της τιμής της συνολικής κατανάλωσης. Αυτές οι διαπιστώσεις τεκμηριώνουν την ευρωστία των προτεινόμενων μοντέλων έναντι του μοντέλου αναφοράς ([29]).

Στην περίπτωση των πλήρως ηλεκτροκινούμενων οχημάτων, η αξιόπιστη πρόβλεψη της επάρκειας της διαθέσιμης ενέργειας για την προσέγγιση του επιθυμητού προορισμού είναι πολύ σημαντική. Ο περιορισμένος αριθμός σταθμών φόρτισης και οι δυσκολίες που εμπεριέχει η διαδικασία αυτή (π.χ. μπορεί να απαιτηθούν ακόμη και 8 ώρες για την ολοκλήρωση της διαδικασίας φόρτισης) δημιουργούν πολλά προβλήματα στην περίπτωση λανθασμένης πρόβλεψης. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα αξιολόγησης που παρουσιάζει ο Πίνακας 5-4, το μοντέλο αναφοράς όχι μόνο παρουσιάζει χειρότερο δείκτη MPE σε σχέση με τα προτεινόμενα μοντέλα πρόβλεψης, αλλά επιπρόσθετα ο δείκτης αυτός έχει αρνητική τιμή. Αυτό σημαίνει ότι το μοντέλο αναφοράς υποεκτιμά σημαντικά την απαιτούμενη ποσότητα ενέργειας που απαιτείται για τη διάσχιση μιας διαδρομής με αποτέλεσμα να αυξάνεται ο κίνδυνος να εξαντληθεί η εναπομείνουσα ενέργεια του οχήματος πριν αυτό προσεγγίσει τον προορισμό του. Αντίθετα, τα δύο προτεινόμενα μοντέλα παρουσιάζουν θετική τιμή στον δείκτη MPE, δηλαδή υπερεκτιμούν την απαιτούμενη ποσότητα ενέργειας που απαιτείται για τη διάσχιση μιας διαδρομής. Έτσι, ο κίνδυνος να εξαντληθεί η εναπομείνουσα ενέργεια του οχήματος πριν αυτό προσεγγίσει τον προορισμό του εξαλείφεται.

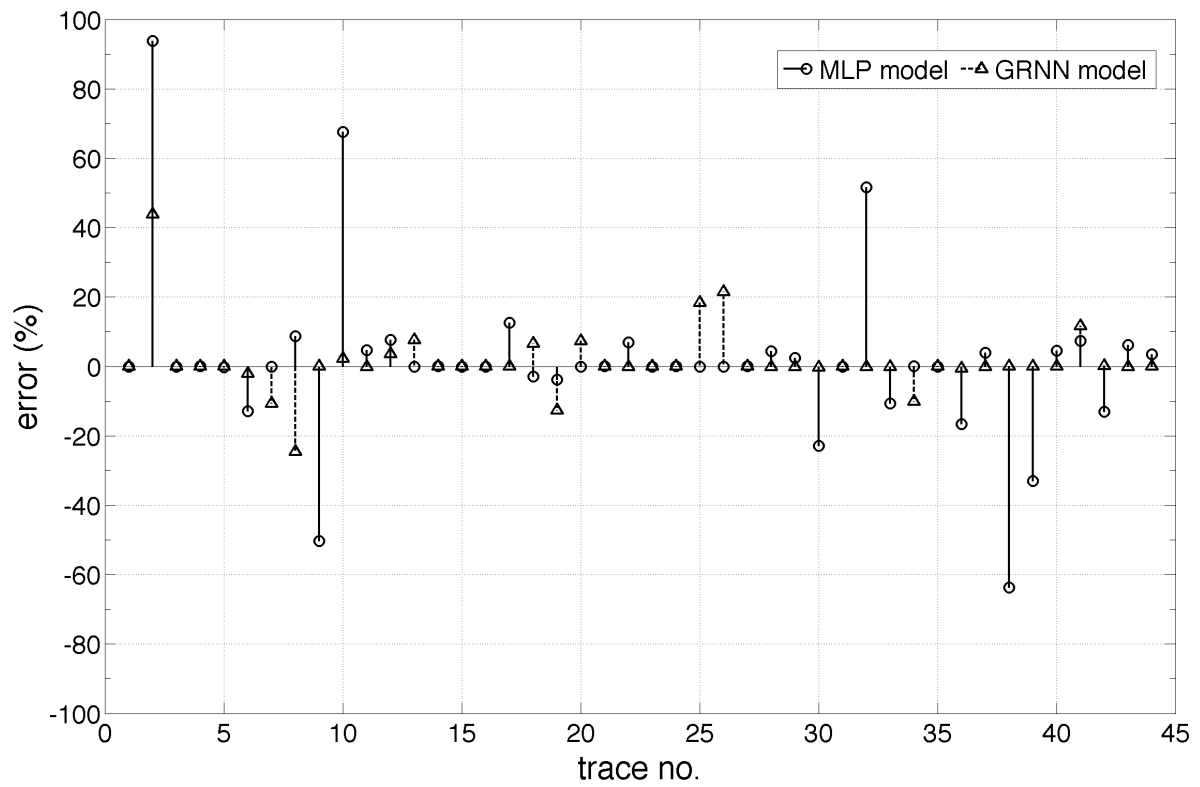
Όσον αφορά στη συγκριτική μελέτη των δύο προτεινόμενων μοντέλων πρόβλεψης, σύμφωνα με τις τιμές των δεικτών επίδοσης που υπολογίστηκαν (Πίνακας 5-4), προκύπτει ότι το μεσοσκοπικό μοντέλο πρόβλεψης GRNN υπερέχει του μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης MLP. Ανάλογο συμπέρασμα προκύπτει και από τα συγκριτικά διαγράμματα της ακρίβειας των εκτιμήσεων των δύο προτεινόμενων μοντέλων (Σχήμα 5-18 και Σχήμα 5-19) που παρατίθενται στη συνέχεια. Στο διάγραμμα που απεικονίζεται στο Σχήμα 5-18 ο κατακόρυφος άξονας αφορά στις τιμές του ενεργειακού κόστους που προβλέπει το κάθε μοντέλο, ενώ ο οριζόντιος άξονας αφορά στις αντίστοιχες πραγματικές τιμές που μετρήθηκαν κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου. Είναι προφανές ότι για το εξεταζόμενο

σύνολο δεδομένων επικύρωσης υπάρχουν περισσότερες προβλέψεις με σφάλμα μεγαλύτερο από $\pm 10\%$ στην περίπτωση του μοντέλου πρόβλεψης MLP.



Σχήμα 5-18. Συγκριτικό διάγραμμα της ακρίβειας των εκτιμήσεων του μοντέλου πρόβλεψης MLP και του μοντέλου πρόβλεψης GRNN

Ανάλογα αποτελέσματα προκύπτουν και από το συγκριτικό διάγραμμα μίσχου που απεικονίζεται στο Σχήμα 5-19. Η υπεροχή αυτή του μοντέλου πρόβλεψης GRNN έναντι του μοντέλου πρόβλεψης MLP αποδίδεται στα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά του δικτύου μάθησης GRNN. Συγκεκριμένα, το δίκτυο GRNN μπορεί να εκπαιδευτεί επαρκώς χρησιμοποιώντας μόνο ένα τμήμα των δεδομένων που απαιτούνται στην περίπτωση του δικτύου MLP, ενώ επιπρόσθετα δεν «παγιδεύεται» κατά τη διαδικασία σύγκλισης σε τοπικά ελάχιστα της συνάρτησης σφάλματος. Παρόλα αυτά, ακόμη και οι επιδόσεις του μοντέλου πρόβλεψης MLP είναι αποδεκτές όσον αφορά στο εξεταζόμενο πρόβλημα, καθώς υπερτερούν σημαντικά των αντίστοιχων επιδόσεων του μοντέλου αναφοράς.



Σχήμα 5-19. Συγκριτικό διάγραμμα μίσχου (matlab stem diagram) της ακρίβειας των εκτιμήσεων του μοντέλου πρόβλεψης MLP και του μοντέλου πρόβλεψης GRNN

5.8 Παραπομπές

- [1] E. Ericsson, H. Larsson, and K. Brundell-Freij, “Optimizing route choice for lowest fuel consumption – Potential effects of a new driver support tool,” *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.*, vol. 14, no. 6, pp. 369–383, Dec. 2006.
- [2] T. Kono, T. Fushiki, K. Asada, and K. Nakano, “Fuel Consumption Analysis and Prediction Model for ‘Eco’ Route Search,” in *15th World Congress on Intelligent Transport Systems and ITS America’s 2008 Annual Meeting*, 2008.
- [3] K. Boriboonsomsin, M. J. Barth, W. Zhu, and A. Vu, “Eco-Routing Navigation System Based on Multisource Historical and Real-Time Traffic Information,” *Intell. Transp. Syst. IEEE Trans.*, vol. 13, no. 4, pp. 1694–1704, 2012.
- [4] K. Ahn and H. Rakha, “The effects of route choice decisions on vehicle energy consumption and emissions,” *Transp. Res. Part D Transp. Environ.*, vol. 13, no. 3, pp. 151–167, May 2008.
- [5] J. Kang, T. Ma, F. Ma, and J. Huang, “Link-based emission model for eco routing,” in *ITS Telecommunications (ITST), 2011 11th International Conference on*, 2011, pp. 207–212.
- [6] J. Bandeira, T. G. Almeida, A. J. Khattak, N. M. Rouphail, and M. C. Coelho, “Generating Emissions Information for Route Selection: Experimental Monitoring and Routes Characterization,” *J. Intell. Transp. Syst.*, vol. 17, no. 1, pp. 3–17, Oct. 2012.
- [7] K. Ahn and H. Rakha, “Field Evaluation of Energy and Environmental Impacts of Driver Route Choice Decisions,” *Intelligent Transportation Systems Conference, 2007. ITSC 2007. IEEE*. pp. 730–735, 2007.
- [8] I. Ben Dhaou, “Fuel estimation model for ECO-driving and ECO-routing,” in *Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2011 IEEE*, 2011, pp. 37–42.
- [9] S. Pachernegg, “A Closer Look at the Willans-Line,” *SAE Technical Paper*, 1969.
- [10] J.-D. Wu and J.-C. Liu, “Development of a predictive system for car fuel consumption using an artificial neural network,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 38, no. 5, pp. 4967–4971, May 2011.
- [11] J.-D. Wu and J.-C. Liu, “A forecasting system for car fuel consumption using a radial basis function neural network,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 39, no. 2, pp. 1883–1888, Feb. 2012.
- [12] C. F. Minett, A. M. Salomons, W. Daamen, B. Van Arem, and S. Kuijpers, “Eco-routing: Comparing the fuel consumption of different routes between an origin and destination using field test speed profiles and synthetic speed profiles,” in *Integrated and Sustainable Transportation System (FISTS), 2011 IEEE Forum on*, 2011, pp. 32–39.

- [13] K. Kraschl-Hirschmann and M. Fellendorf, "Estimating energy consumption for routing algorithms," *Intell. Veh. Symp. (IV), 2012 IEEE*, pp. 258–263, 2012.
- [14] E. Yao and Y. Song, "Study on Eco-Route Planning Algorithm and Environmental Impact Assessment," *J. Intell. Transp. Syst.*, vol. 17, no. 1, pp. 42–53, Jan. 2013.
- [15] E. W. Dijkstra, "A note on two problems in connexion with graphs," *Numer. Math.*, vol. 1, no. 1, pp. 269–271, 1959.
- [16] C. M. Silva, T. L. Farias, H. C. Frey, and N. M. Roupail, "Evaluation of numerical models for simulation of real-world hot-stabilized fuel consumption and emissions of gasoline light-duty vehicles," *Transp. Res. Part D Transp. Environ.*, vol. 11, no. 5, pp. 377–385, Sep. 2006.
- [17] G. Scora and M. Barth, "COMPREHENSIVE MODAL EMISSIONS MODEL (CMEM), version 3.01." University of California, Riverside Center for Environmental Research and Technology, 2006.
- [18] A. Brooker, K. Haraldsson, T. Hendricks, V. Johnson, K. Kelly, B. Kramer, T. Markel, M. O'Keefe, S. Sprik, K. Wipke, and M. Zolot, "ADVISOR Documentation." National Renewable Energy Laboratory, 2003.
- [19] K. Ahn, H. Rakha, A. Trani, and M. Van Aerde, "Estimating Vehicle Fuel Consumption and Emissions based on Instantaneous Speed and Acceleration Levels," *J. Transp. Eng.*, vol. 128, no. 2, pp. 182–190, Mar. 2002.
- [20] EPA, "User's Guide to Mobile6, Mobile Source Emission Factor Model." EPA, Ann Arbor, Michigan, 2002.
- [21] P. E. Hart, N. J. Nilsson, and B. Raphael, "A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths," *Syst. Sci. Cybern. IEEE Trans.*, vol. 4, no. 2, pp. 100–107, 1968.
- [22] R. Bellman, "On a Routing Problem," *Q. Appl. Math.*, vol. 16, pp. 87–90, 1958.
- [23] L. R. Ford, "Network Flow Theory," Santa Monica, CA, 1956.
- [24] M. Masikos, K. Demestichas, E. Adamopoulou, and M. Theologou, "Reliable Vehicular Consumption Prediction based on Machine Learning," *Submitt. Neural Netw. World*.
- [25] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, "Learning representations by back-propagating errors," *Nature*, vol. 323, no. 6088, pp. 533–536, Oct. 1986.
- [26] M. F. Møller, "A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning," *Neural Networks*, vol. 6, no. 4, pp. 525–533, 1993.
- [27] J. D. Olden, M. K. Joy, and R. G. Death, "An accurate comparison of methods for quantifying variable importance in artificial neural networks using simulated data," *Ecol. Modell.*, vol. 178, no. 3–4, pp. 389–397, Nov. 2004.

- [28] M. Scardi and L. W. Harding Jr., “Developing an empirical model of phytoplankton primary production: a neural network case study,” *Ecol. Modell.*, vol. 120, no. 2–3, pp. 213–223, Aug. 1999.
- [29] M. Masikos, K. Demestichas, E. Adamopoulou, and M. Theologou, “Mesoscopic forecasting of vehicular consumption using neural networks,” *Submitt. Springer Soft Comput.*
- [30] SAE, “Electric Vehicle Energy Consumption and Range Test Procedure.” SAE International - Light Duty Vehicle Performance And Economy Measure Committee, 2012.
- [31] D. F. Specht, “A general regression neural network,” *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 2, no. 6, pp. 568–576, 1991.
- [32] M. M. Bauer, “General Regression Neural Network for Technical Use,” University of Wisconsin-Madison, 1995.

Κεφάλαιο 6

*Αξιολόγηση της επίδοσης των Αλγορίθμων
Εύρεσης της Ενεργειακά Βέλτιστης
Διαδρομής*

6 Αξιολόγηση της επίδοσης των Αλγορίθμων Εύρεσης της Ενεργειακά Βέλτιστης Διαδρομής

6.1 Εισαγωγή

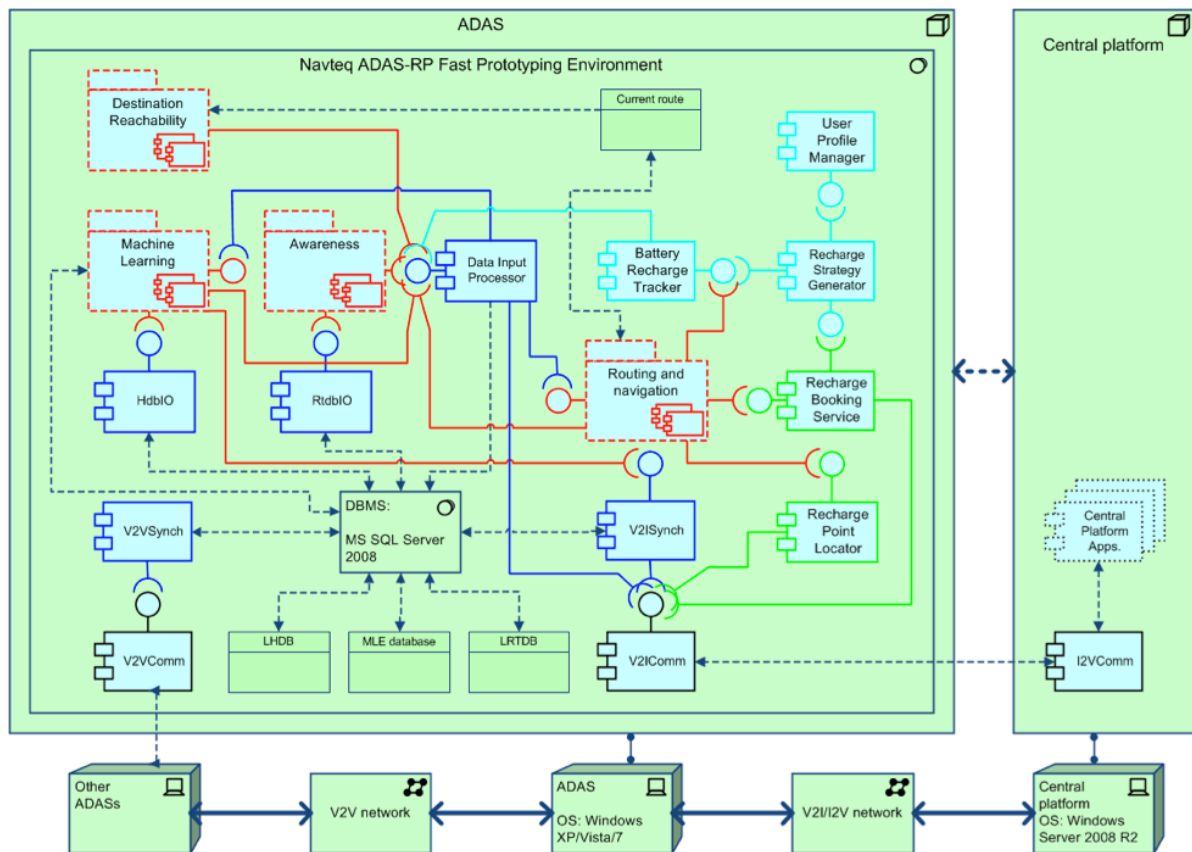
Στην παρούσα διατριβή η αποδοτικότητα των προτεινόμενων ευφυών αλγορίθμων δρομολόγησης δεν επαληθεύεται μέσω προσομοιώσεων, αλλά μέσω πραγματικών δοκιμών πεδίου. Για το λόγο αυτό το παρόν κεφάλαιο ξεκινά με την παρουσίαση του εξοπλισμού που συνιστά το πρωτότυπο σύστημα και την περιγραφή της εγκατάστασής του στο όχημα δοκιμών. Στη συνέχεια, δίνεται μια εποπτική εικόνα της περιοχής εκτέλεσης των δοκιμών πεδίου και περιγράφεται συνοπτικά η διαδικασία εκτέλεσής τους. Η διαδικασία αυτή συνίσταται σε δύο φάσεις, με την πρώτη φάση να αποσκοπεί στη συλλογή δεδομένων για την εκπαίδευση των δικτύων μηχανικής μάθησης και τη δεύτερη φάση να αποσκοπεί στην αξιολόγηση των προτεινόμενων αλγορίθμων δρομολόγησης. Τα αποτελέσματα της πρώτης φάσης, δηλαδή της διαδικασίας συλλογής δεδομένων εκπαίδευσης, παρουσιάζονται υπό τη μορφή διαγραμμάτων κατανομής των σχετικών συχνοτήτων των τιμών των παραμέτρων του πλαισίου χρήσης στα δείγματα που συλλέχθηκαν. Τα αποτελέσματα της δεύτερης φάσης παρουσιάζονται χωριστά για καθέναν από τους προτεινόμενους αλγορίθμους εύρεσης της «ενεργειακά βέλτιστης» διαδρομής και αναφέρονται τόσο στην αποδοτικότητα των αλγορίθμων αυτών, όσο και στα χαρακτηριστικά των «ενεργειακά βέλτιστων» διαδρομών έναντι των αντίστοιχων «ταχύτερων διαδρομών».

Στόχος της παρούσας διατριβής είναι όχι μόνο να επιβεβαιώσει την αποδοτικότητα των προτεινόμενων αλγορίθμων, αλλά να εξετάσει και τη χρηστικότητα των παραγόμενων διαδρομών για τον οδηγό του οχήματος. Μελετάται δηλαδή το κατά πόσον το ενεργειακό όφελος που προκύπτει από την επιλογή της «ενεργειακά βέλτιστης» διαδρομής αντισταθμίζει επαρκώς την πιθανή επιμήκυνση της χρονικής ή χιλιομετρικής απόστασης μεταξύ αφετηρίας και προορισμού. Για το λόγο αυτό, πέρα από την ανάλυση των χαρακτηριστικών των προτεινόμενων διαδρομών και τη σύγκρισή τους με αυτά των αντίστοιχων «ταχύτερων» διαδρομών, παρατίθενται και τα αποτελέσματα μιας αξιολόγησης που πραγματοποιήθηκε από πιθανούς χρήστες του συστήματος υπό τη μορφή ερωτηματολογίου. Ακολουθεί, λοιπόν, η αναλυτική περιγραφή όλων των παραπάνω και η εξαγωγή τελικών συμπερασμάτων σχετικά με τις επιδόσεις των προτεινόμενων αλγορίθμων εύρεσης των «ενεργειακά βέλτιστων» διαδρομών.

6.2 Ανάπτυξη Πρωτότυπου Συστήματος Δοκιμών

Για την επαλήθευση και την αξιολόγηση της επίδοσης των προτεινόμενων Αλγορίθμων Εύρεσης της Ενεργειακά Βέλτιστης Διαδρομής αναπτύχθηκε ένα πρωτότυπο σύστημα ([1], [2]). Το λογισμικό του συστήματος υλοποιήθηκε σύμφωνα με την αρχιτεκτονική που περιγράφηκε στο Κεφ. 3. Ειδικότερα, οι λειτουργικές μονάδες και οι διεπαφές του συστήματος υλοποιήθηκαν σε C++ και σε C# .NET, ενώ οι αποθηκευτικές μονάδες του συστήματος υλοποιήθηκαν σε σχήμα MS SQL. Επίσης, προκειμένου να επιτευχθεί η ταχύτερη ανάπτυξη του πρωτοτύπου, επιλέχθηκε η χρησιμοποίηση του εμπορικού πακέτου λογισμικού «DTREG predictive modeling software» ([3]) για την εκτέλεση των λειτουργιών της μηχανικής μάθησης, αντί της ανάπτυξης αυτών των λειτουργιών εκ του μηδενός. Το πακέτο αυτό επιλέχθηκε ανάμεσα σε μια πληθώρα δυνατών επιλογών, εξαιτίας της αξιοπιστίας του και των δυνατοτήτων που επιδεικνύει.

Το Σχήμα 6-1 συνοψίζει την αρχιτεκτονική του λογισμικού του πρωτοτύπου δοκιμών. Οι μονάδες λογισμικού που παρουσιάζονται στο σχήμα αυτό αναλύονται στον ακόλουθο πίνακα (Πίνακας 6-1). Συγκεκριμένα, ο Πίνακας 6-1 αναφέρει τις μονάδες λογισμικού της αρχιτεκτονικής ομαδοποιημένες κατά υπηρεσία, ενώ, ταυτόχρονα, παραθέτει για καθεμία από αυτές τις αντίστοιχες υπομονάδες και μια σύντομη περιγραφή της λειτουργίας τους.



Σχήμα 6-1. Αρχιτεκτονική του λογισμικού του πρωτοτύπου δοκιμών

Πίνακας 6-1. Οι λειτουργικές μονάδες του λογισμικού του πρωτοτύπου δοκιμών

Παρεχόμενη υπηρεσία	Λειτουργική μονάδα	Ενσωματωμένες υπομονάδες	Περιγραφή
ADAS-RP	<i>ADAS-RP core</i>	<ul style="list-style-type: none"> <i>The Sensor Data Collection Engine</i> <i>The Vehicle Positioning Engine</i> <i>The Electronic Horizon Engine</i> <i>The Integrated Map Display Module</i> <i>The Integrated Unified Data Access Layer</i> <i>Extensibility via Plug-Ins</i> 	Πρόκειται για ένα σύνολο εργαλείων ανάπτυξης λογισμικού και ένα πλαίσιο ανάπτυξης παραθυρικών εφαρμογών για την υλοποίηση εφαρμογών τύπου ADAS. Παρέχει τη βασική λειτουργικότητα ενός συστήματος πλοήγησης, καθώς και τα απαραίτητα δομικά στοιχεία για τη γρήγορη κατασκευή πρωτότυπων εφαρμογών ADAS.
Energy-driven Routing and Navigation (EDRN)	<i>DR - Destination Reachability</i>	<ul style="list-style-type: none"> <i>Destination Reachability Assessor</i> <i>Electrified Auxiliaries Recommendation System</i> 	Είναι υπεύθυνη για την αξιόπιστη εκτίμηση της προσεγγισιμότητας του επιλεγμένου προορισμού δεδομένης της τρέχουσας στάθμης φόρτισης. Ταυτόχρονα, εκδίδει συστάσεις προς τον οδηγό που αφορούν στη συνετή χρήση των ηλεκτρικών συστημάτων

	<p><i>ML – Machine-Learning</i></p> <ul style="list-style-type: none"> • <i>Machine-Learning Factory</i> • <i>Machine-Learning Training System</i> • <i>Machine-Learning Prediction System</i> • <i>Routing Cost Conversion System</i> <p><i>Aw – Awareness</i></p> <ul style="list-style-type: none"> • <i>Traffic Awareness</i> • <i>Battery Level Awareness</i> <p><i>RaN – Routing and Navigation</i></p> <ul style="list-style-type: none"> • <i>Mapping and Navigation Engine</i> • <i>Optimised Route Calculator</i> • <i>Routing Costs Estimation Module</i> • <i>On-trip Rerouting Manager</i> 	<p>του οχήματος, ώστε να επιτευχθεί εξοικονόμηση ενέργειας. Εκτελεί τις λειτουργίες της μηχανικής μάθησης, δηλαδή:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Ανάκτηση του κατάλληλου δικτύου μάθησης από τη βάση δεδομένων ή διαμόρφωσή του σε περίπτωση που δεν υπάρχει. • Εκτέλεση της διαδικασίας εκπαίδευσης των δικτύων μηχανικής μάθησης. • Πρόβλεψη του απαιτούμενου ενεργειακού κόστους για τη διάσχιση μιας οδικής ζεύξης. • Κανονικοποίηση του ενεργειακού κόστους μιας οδικής ζεύξης και μετατροπή της κανονικοποιημένης τιμής του κόστους στην αντίστοιχη πραγματική τιμή. <p>Είναι υπεύθυνη για τη διαρκή επόπτευση και αναφορά της στάθμης φόρτισης, καθώς και για την ανίχνευση κυκλοφοριακών συμβάντων που επηρεάζουν την τρέχουσα διαδρομή. Είναι υπεύθυνη για την παροχή οδηγιών πλοήγησης και σχετικών πληροφοριών στο χρήστη, μετά τον υπολογισμό της βέλτιστης διαδρομής από την αφετηρία προς τον προορισμό. Παράλληλα, δύναται να διαχειρίζεται και να εξυπηρετεί σε πραγματικό χρόνο αιτήματα αναδρομολόγησης.</p>
<p>On-board Data Collection and Storage (DCS)</p>	<p><i>DIP – Data Input Processor</i></p> <ul style="list-style-type: none"> • <i>FieldIO – interface with the field</i> • <i>TrHist – training historian</i> • <i>RouteMon – real-time monitoring of current route</i> <p><i>HdbIO – Historical Database IO</i></p> <p><i>RtdbIO – Real-Time</i></p>	<p>Συλλέγει μετρήσεις πεδίου, τις επεξεργάζεται και τις αποθηκεύει στην τοπική βάση ιστορικών δεδομένων (Local Historical Database, LHDB).</p> <p>Εκτελεί εργασίες συντήρησης της βάσης LHDB και διαγράφει παρωχημένες μετρήσεις, ώστε να διατηρείται το μέγεθος της βάσης σε λογικά επίπεδα. Επίσης, παρέχει κατάλληλη διεπαφή προγραμματισμού εφαρμογών (application programming interface, API).</p> <p>Εκτελεί εργασίες συντήρησης της τοπικής βάσης δεδομένων πραγματικού</p>

	<p><i>Database IO</i></p> <p><i>V2VSynch – Vehicle-to-Vehicle Synchronization</i></p> <p><i>V2ISynch – Vehicle-to-Infrastructure Synchronization</i></p>	<p>χρόνου (Local Real-Time Database, LRTDB) και διαγράφει παρωχημένες αναφορές, ώστε να διατηρείται το μέγεθος της βάσης σε λογικά επίπεδα. Επίσης, παρέχει κατάλληλη διεπαφή προγραμματισμού εφαρμογών. Διαχειρίζεται το συγχρονισμό ιστορικών μετρήσεων και δεδομένων πραγματικού χρόνου μεταξύ των οχημάτων.</p> <p>Εκτελεί το συγχρονισμό ιστορικών μετρήσεων μεταξύ οχήματος και κεντρικής πλατφόρμας και ανακτά έκτακτες ενημερώσεις με βάση την τοποθεσία.</p>
Storage (Sto)	<p><i>LHDB – Local Historical Database</i></p> <p><i>LRTDB – Local Real-Time Database</i></p> <p><i>MLEDB – Machine-Learning Database</i></p>	<p>Αποτελεί το χώρο αποθήκευσης της εμπειρίας που συλλέγεται από το όχημα.</p> <p>Αποτελεί το χώρο αποθήκευσης των αναφορών έκτακτων κυκλοφοριακών συμβάντων που επηρεάζουν τη δρομολόγηση και ανακτώνται μέσω της Κεντρικής Διαχειριστικής Πλατφόρμας ή μέσω άλλων οχημάτων. Αποθηκεύει τη δομή των εκπαιδευμένων δικτύων μάθησης.</p>
Recharging Point Booking (RPB)	<p><i>RBC - Recharge Booking Client</i></p> <p><i>RPL - Recharge Point Locator</i></p>	<p>Εκτελεί το πρωτόκολλο της υπηρεσίας κράτησης θέσης στάθμευσης (<i>Recharging Point Booking</i>) (σύνδεση, αυθεντικοποίηση, κρυπτογράφηση, προώθηση αιτήματος κράτησης, διαχείριση επιβεβαίωσης/απόρριψης αιτήματος κράτησης). Μέσω της Κεντρικής Διαχειριστικής Πλατφόρμας αναζητά τους κατάλληλους διαθέσιμους σταθμούς φόρτισης, ώστε να ελαχιστοποιείται η παρέκκλιση από την τρέχουσα διαδρομή.</p>
Battery Recharging Management (BRM)	<p><i>UPM - User Profile Manager</i></p> <p><i>RSG -</i></p>	<p>Αποτελεί τη διεπαφή προς το έξυπνο κινητό (smartphone) του χρήστη, η οποία υλοποιεί τη διαδικασία συγχρονισμού της ηλεκτρονικής ατζέντας του. Συσχετίζει τα ιστορικά δεδομένα των</p>

	<i>Recharge Strategy Generator</i>	φορτίσεων με τα χαρακτηριστικά της μπαταρίας και το προφίλ του οδηγού (συνήθειες διαδρομές, καταχωρήσεις στην ατζέντα κτλ.), προκειμένου να προσδιορίσει την αποδοτικότερη και ασφαλέστερη στρατηγική φόρτισης. Καταγράφει το ιστορικό των φορτίσεων (τύπος, διάρκεια).
	<i>BRT - Battery Recharge Tracker</i>	
Communication (Comm)	<i>V2VComm – Vehicle-to-Vehicle Communication</i>	Είναι υπεύθυνη για την ανίχνευση άλλων οχημάτων σε απόσταση ικανή για την εγκατάσταση P2P καναλιού επικοινωνίας.
	<i>V2IComm – Vehicle-to-Infrastructure Communication</i>	Είναι υπεύθυνη για την εγκατάσταση ενός καναλιού επικοινωνίας V2I και όλων των σχετικών λειτουργιών και παρέχει κατάλληλη διεπαφή προγραμματισμού εφαρμογών (API).

Το λογισμικό του πρωτότυπου συστήματος δοκιμών που αναπτύχθηκε δύναται να εγκατασταθεί μόνο σε λειτουργικό σύστημα Microsoft Windows ([4]). Συγκεκριμένα, η εγκατάστασή του έχει δοκιμαστεί στις ακόλουθες εκδόσεις αυτού του λειτουργικού συστήματος: Windows XP, Windows Vista και Windows 7. Ο πυρήνας του πρωτότυπου ADAS (ADAS-RP core) υλοποιήθηκε σε περιβάλλον ανάπτυξης Microsoft Visual Studio 2008 ([5]) και γλώσσα Microsoft Visual C++ με χρήση της βιβλιοθήκης «Microsoft Foundation Class Library, MFC». Γενικά, τα χαρακτηριστικά του λογισμικού του πρωτότυπου συστήματος δοκιμών συνοψίζονται στα εξής:

- Το λογισμικό του πρωτότυπου συστήματος δοκιμών προορίζεται για εγκατάσταση σε συστήματα που τρέχουν λειτουργικό Microsoft Windows. Πρόκειται για ένα ιδιαίτερα διαδεδομένο λειτουργικό σύστημα, το οποίο είναι εγκατεστημένο σε μια πληθώρα διαθέσιμων υπολογιστικών συστημάτων.
- Η πλειονότητα των μονάδων του λογισμικού αναπτύχθηκε ως πρόσθετα στοιχεία (plugins) της λειτουργικής μονάδας «ADAS-RP core». Συγκεκριμένα, η υλοποίησή τους πραγματοποιήθηκε σε περιβάλλον ανάπτυξης Microsoft Visual Studio 2008 και γλώσσα προγραμματισμού Microsoft Visual C++, με χρήση της βιβλιοθήκης MFC.
- Κάποιες μονάδες του λογισμικού αναπτύχθηκαν ως εφαρμογές διαχειριζόμενου κώδικα (managed applications) σε γλώσσα C#, με χρήση της βιβλιοθήκης «Microsoft .NET Framework» ([6]). Τέτοιες εφαρμογές δύνανται να ενεργοποιούν τις λειτουργίες

εφαρμογών εγγενή κώδικα (native code) είτε άμεσα (P-invoke [7]), είτε έμμεσα μέσω του μοντέλου Component Object Model (COM) ([8]), ενώ οι ίδιες μπορούν να κληθούν από εφαρμογές εγγενή κώδικα μέσω «COM-emulated» διεπαφών.

Αναλυτικότερες πληροφορίες σχετικά με την ανάπτυξη του λογισμικού του πρωτότυπου συστήματος δοκιμών περιέχει ο Πίνακας 6-2.

Πίνακας 6-2. Πληροφορίες σχετικά με την ανάπτυξη των μονάδων του λογισμικού του πρωτότυπου συστήματος δοκιμών

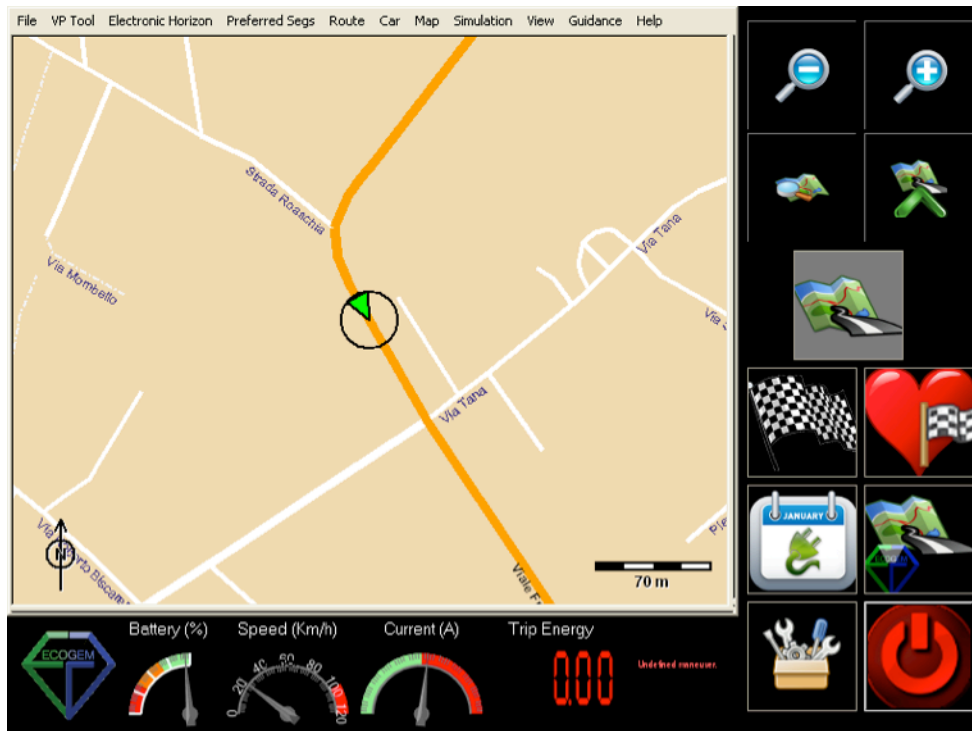
<i>Παρεχόμενη υπηρεσία</i>	<i>Μονάδα</i>	<i>Περιβάλλον ανάπτυξης (IDE)</i>	<i>Γλώσσα προγραμματισμού</i>	<i>Εξωτερικές μονάδες/βιβλιοθήκες</i>
ADAS-RP	<i>ADAS-RP core</i>	Microsoft Visual Studio 2008 Professional	Visual C++ / MFC	
Energy-driven Routing and Navigation (EDRN)	<i>DR – Destination Reachability</i>	Microsoft Visual Studio 2008 Professional	.NET Framework 3.5 (C#)	
	<i>ML – Machine Learning</i>	Microsoft Visual Studio 2008 Professional	.NET Framework 3.5 (C#)	
	<i>Aw – Awareness</i>	Microsoft Visual Studio 2008 Professional	.NET Framework 3.5 (C#)	
	<i>RaN – Routing and Navigation</i>	Microsoft Visual Studio 2008 Professional	.NET Framework 3.5 (C#)	
On-board Data Collection and Storage (DCS)	<i>DIP – Data Input Processor</i>	Microsoft Visual Studio 2008 Professional	Visual C++ / COM	
	<i>HdbIO – Historical Database IO</i>	Microsoft Visual Studio 2008 Professional	.NET Framework 3.5 (C#) / SQL	
	<i>RtdbIO – Real-Time Database IO</i>	Microsoft Visual Studio 2008 Professional	.NET Framework 3.5 (C#) / SQL	
	<i>V2VSynch – Vehicle-to-Vehicle Synchronization</i>	Microsoft Visual Studio 2008 Professional	.NET Framework 3.5 (C#) / SQL	
	<i>V2ISynch – Vehicle-to-Infrastructure Synchronization</i>	Microsoft Visual Studio 2008 Professional	.NET Framework 3.5 (C#) / SQL	
Storage (Sto)	<i>LHDB – Local Historical Database</i>	Microsoft SQL Server 2008 R2	SQL	Microsoft SQL Server Management Studio
	<i>LRTDB – Local Real-Time Database</i>	Microsoft SQL Server 2008 R2	SQL	Microsoft SQL Server Management

	<i>MLEDB – Machine Learning Database</i>	Microsoft SQL Server 2008 R2	SQL	Studio Microsoft SQL Server Management Studio
Recharging Point Booking (RPB)	<i>RBC – Recharge Booking Client</i>	Microsoft Visual Studio 2008 Professional	.NET Framework 3.5 (C#)	
	<i>RPL – Recharge Point Locator</i>	Microsoft Visual Studio 2008 Professional	.NET Framework 3.5 (C#)	
Battery Recharging Management (BRM)	<i>UPM – User Profile Manager</i>	Microsoft Visual Studio 2008 Professional	.NET Framework 3.5 (C#)	Microsoft Outlook SDK
	<i>RSG – Recharge Strategy Generator</i>	Microsoft Visual Studio 2008 Professional	.NET Framework 3.5 (C#)	
	<i>BRT – Battery Recharge Tracker</i>	Microsoft Visual Studio 2008 Professional	.NET Framework 3.5 (C#)	
Communication (Comm)	<i>V2VComm – Vehicle-to-Vehicle Communication</i>	Microsoft Visual Studio 2008 Professional	.NET Framework 3.5 (C#)	
	<i>V2IComm – Vehicle-to-Infrastructure Communication</i>	Microsoft Visual Studio 2008 Professional	.NET Framework 3.5 (C#)	

Το Σχήμα 6-2 παρουσιάζει τη γραφική διεπαφή του πρωτότυπου συστήματος δοκιμών που αναπτύχθηκε. Η διεπαφή αυτή σχεδιάστηκε κατάλληλα, ώστε: α) να επιτρέπει την αλληλεπίδραση με το χρήστη μέσω μιας οθόνης αφής, β) να μην αποσπά την προσοχή του οδηγού και γ) να τον διευκολύνει κατά την οδήγηση. Το μεγαλύτερο μέρος της γραφικής διεπαφής καταλαμβάνεται από το χάρτη που απεικονίζει την τρέχουσα τοποθεσία, καθώς και πιθανές συστάσεις προς τον οδηγό όσον αφορά την ενεργειακή κατανάλωση (Σχήμα 6-3). Στο κάτω μέρος της διεπαφής απεικονίζονται με γραφικό τρόπο κάποιες ενημερωτικές πληροφορίες και συγκεκριμένα: η τρέχουσα στάθμη φόρτισης, η τρέχουσα ταχύτητα κίνησης, η τρέχουσα κατανάλωση/παραγωγή ρεύματος, η συνολική κατανάλωση ενέργειας κατά μήκος της διαδρομής και οι οδηγίες πλοήγησης. Στο δεξί τμήμα της διεπαφής, από την άλλη, υπάρχουν τα παρακάτω εικονίδια ρυθμίσεων και επιλογών:

- Εργαλεία μεγέθυνσης/σμίκρυνσης του εικονιζόμενου τμήματος του χάρτη.
- Επιλογή δυναμικής εστίασης του χάρτη κατά την κίνηση του οχήματος.
- Επιλογή σταθερού/δυναμικού προσανατολισμού του χάρτη.

- Επιλογή επανεμφάνισης του χάρτη στο κεντρικό παράθυρο της εφαρμογής μετά την πραγματοποίηση ρυθμίσεων.
- Εισαγωγή διεύθυνσης προορισμού (Σχήμα 6-4).
- Εμφάνιση καρτέλας διαχείρισης αγαπημένων προορισμών (Σχήμα 6-5).
- Εμφάνιση καρτέλας διαχείρισης ημερολογίου του συστήματος (Σχήμα 6-6).
- Εμφάνιση καρτέλας επιλογών αλγορίθμου δρομολόγησης και παρουσίασης αναλυτικών αποτελεσμάτων δρομολόγησης (Σχήμα 6-7).
- Εμφάνιση καρτέλας επιλογής ρυθμίσεων διαμοιρασμού/συγχρονισμού ιστορικών μετρήσεων (Σχήμα 6-8).
- Επιλογή εξόδου από την εφαρμογή.



Σχήμα 6-2. Γραφική διεπαφή του πρωτότυπου συστήματος δοκιμών



Σχήμα 6-3. Εμφάνιση ειδοποίησης ότι η στάθμη της μπαταρίας έπεσε σε κρίσιμο επίπεδο



Σχήμα 6-4. Καρτέλα εισαγωγής διεύθυνσης προορισμού



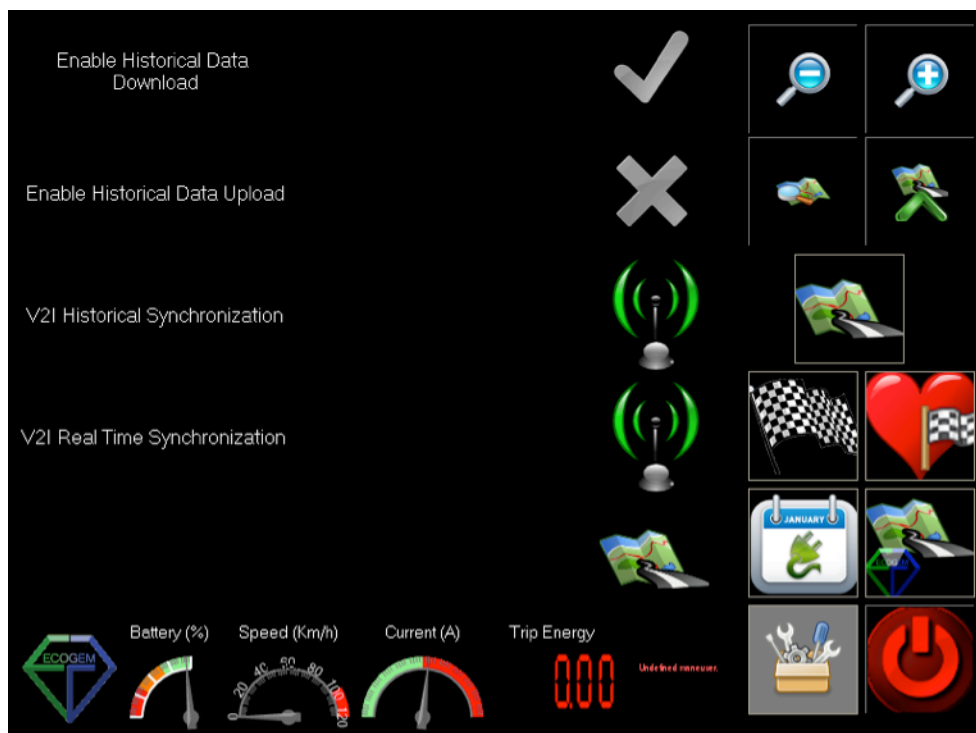
Σχήμα 6-5. Καρτέλα διαχείρισης αγαπημένων προορισμών



Σχήμα 6-6. Εισαγωγή εγγραφών στο ημερολόγιο του συστήματος και έλεγχος προγραμματισμένων στάσεων φόρτισης



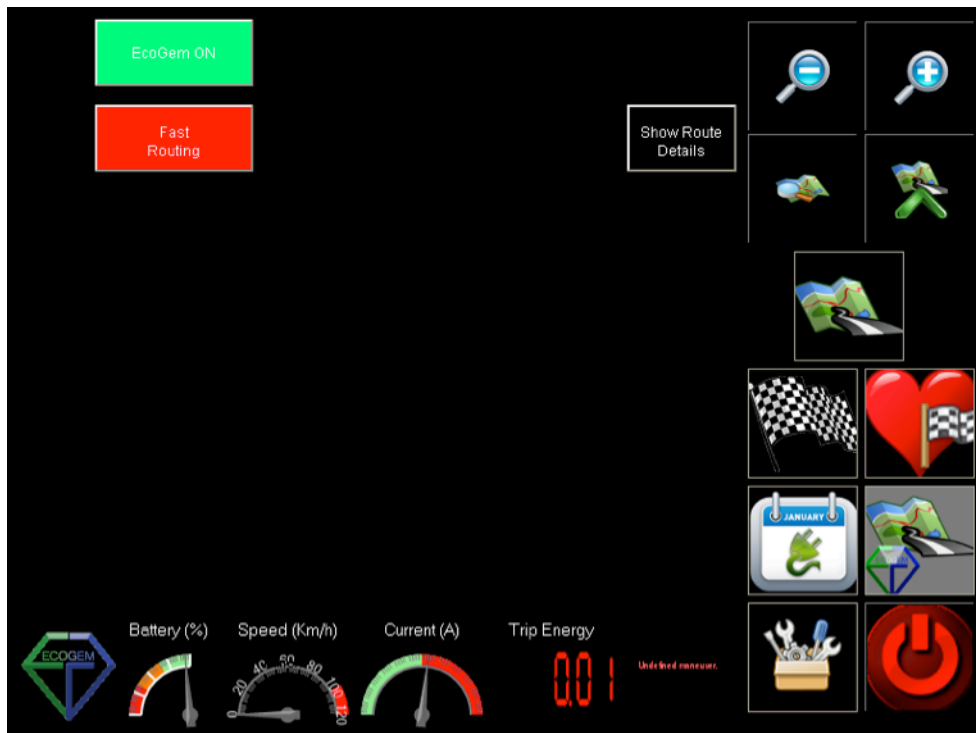
Σχήμα 6-7. Αναλυτική παρουσίαση των αποτελεσμάτων εκτέλεσης του αλγορίθμου δρομολόγησης



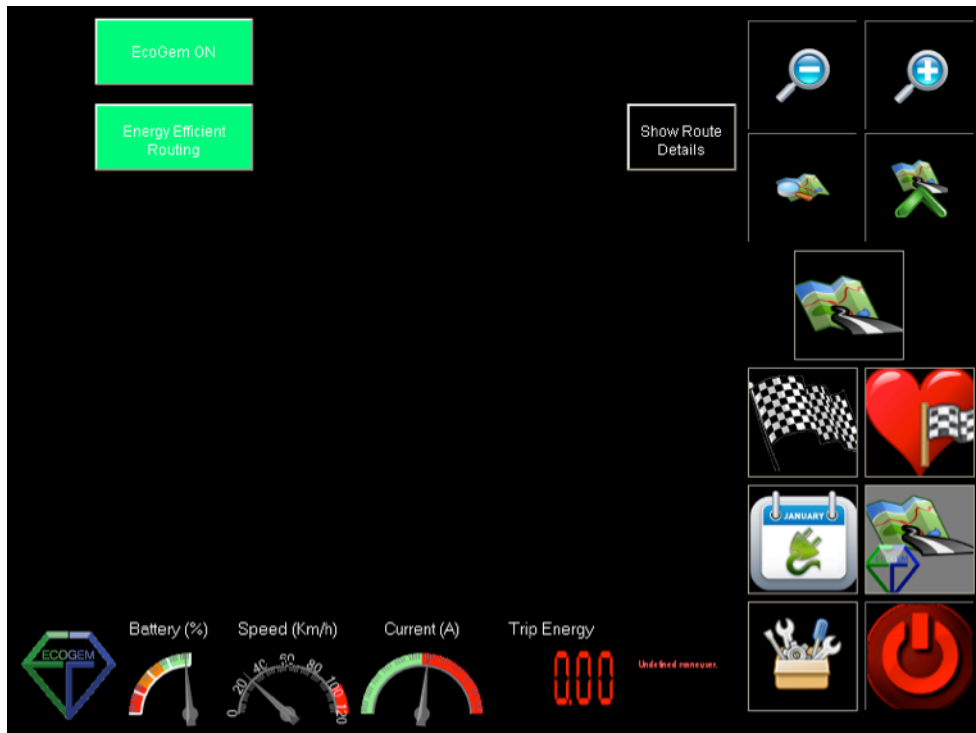
Σχήμα 6-8. Επιλογή ρυθμίσεων διαμοιρασμού/συγχρονισμού ιστορικών μετρήσεων

Κατά τη συνήθη χρήση της λειτουργίας δρομολόγησης του συστήματος, ο οδηγός καλείται αρχικά, είτε να εισάγει τη διεύθυνση προορισμού (Σχήμα 6-4), είτε να επιλέξει κάποιον από τους αγαπημένους προορισμούς (Σχήμα 6-5). Εν τω μεταξύ, έχει τη δυνατότητα να επιλέξει τη μέθοδο δρομολόγησης που επιθυμεί να εφαρμοστεί για την

εύρεση της διαδρομής. Οι δυνατές επιλογές περιλαμβάνουν τη συμβατική «ταχύτερη» δρομολόγηση (Σχήμα 6-9) και την προτεινόμενη «ενεργειακά αποδοτική» δρομολόγηση (Σχήμα 6-10). Μετά, λοιπόν, την εισαγωγή του επιθυμητού προορισμού, το σύστημα υπολογίζει τη βέλτιστη διαδρομή προς αυτόν. Η διαδρομή αυτή απεικονίζεται γραφικά πάνω στο χάρτη (Σχήμα 6-11), ενώ οι λεπτομέρειες της μπορούν να αναζητηθούν στην κατάλληλη καρτέλα (Σχήμα 6-7). Οι λεπτομέρειες αυτές περιλαμβάνουν την πρόβλεψη του ενεργειακού κόστους της διαδρομής, την εκτίμηση του απαιτούμενου χρόνου εκτέλεσής της, το συνολικό μήκος της διαδρομής, καθώς και ανάλυση των τιμών αυτών στις επιμέρους οδικές ζεύξεις που συνιστούν τη συνολική διαδρομή. Εάν, λοιπόν, ο οδηγός συμφωνήσει με την υπολογισθείσα διαδρομή, τότε ξεκινά αυτόματα η διαδικασία της πλοήγησης κατά μήκος αυτής.



Σχήμα 6-9. Επιλογή ενεργοποίησης συμβατικής δρομολόγησης – υπολογισμός της «ταχύτερης διαδρομής» προς τον επιλεγμένο προορισμό



Σχήμα 6-10. Επιλογή ενεργοποίησης των προτεινόμενων αλγορίθμων δρομολόγησης



Σχήμα 6-11. Γραφική αναπαράσταση της υπολογισθείσας διαδρομής




Για την εγκατάσταση του λογισμικού που αναπτύχθηκε στο όχημα επιλέχθηκε η συσκευή «ADLINK MXE-5302» ([9]). Πρόκειται για ένα συμπαγή (compact) υπολογιστικό σύστημα (Πίνακας 6-3) με ικανότητες πολλαπλής συνδεσιμότητας, ειδικά σχεδιασμένο για εγκατάσταση σε οχήματα. Τα χαρακτηριστικά του περιλαμβάνουν: διπύρνο «mobile»

επεξεργαστή, σκληρό δίσκο «solid state storage», αντι-κραδασμικές βάσεις μνημών και δίσκων, συνδεσιμότητα 3G και πολλαπλές εξωτερικές θύρες διαφόρων τύπων. Η συσκευή αυτή είναι ανθεκτική στους κραδασμούς και το περίβλημά της είναι σφραγισμένο, ώστε να εμποδίζει την εισχώρηση σκόνης και υγρασίας στο εσωτερικό της. Για την αλληλεπίδραση του χρήστη με το σύστημα επιλέχθηκε μία οθόνη αφής 7 ιντσών (Πίνακας 6-3).

Μετά την εγκατάσταση του λογισμικού στην παραπάνω συσκευή, ακολούθησε η εγκατάσταση της συσκευής στο όχημα δοκιμών (Σχήμα 6-12) ([1], [2]). Το όχημα που επιλέχθηκε για την πραγματοποίηση των δοκιμών είναι ένα πρωτότυπο Πλήρως Ηλεκτροκινούμενο Όχημα (Full Electric Vehicle, FEV) που αναπτύχθηκε από την εταιρεία Pininfarina ([10]) και απεικονίζεται στο Σχήμα 6-13(α). Ο Πίνακας 6-4 παραθέτει τα χαρακτηριστικά του οχήματος, τα οποία αφορούν την κανονική έκδοση του μοντέλου και όχι κάποια ιδιαίτερη διαμόρφωση. Ιδιαίτερα σημαντικό χαρακτηριστικό, που περιλαμβάνεται στον εξοπλισμό του συγκεκριμένου οχήματος και δεν αναφέρεται στον πίνακα αυτόν, είναι το σύστημα αναγεννητικής πέδησης. Πρόκειται για ένα μηχανισμό επανάκτησης ενέργειας που δύναται να μετατρέπει την κινητική ενέργεια του οχήματος σε ηλεκτρική κατά τη διάρκεια της πέδησης. Η ποσότητα της επανακτηθείσας ενέργειας μετράται ως ρεύμα αρνητικής έντασης ($I < 0$) από το σύστημα BMS και λαμβάνεται υπόψη στη διαμόρφωση της τελικής τιμής κατανάλωσης κατά τον υπολογισμό του ολοκληρώματος ($\int_{time} V \times I$). Επίσης, σημαντικό χαρακτηριστικό του εξοπλισμού του συγκεκριμένου οχήματος είναι η διαθεσιμότητα πρίζας για σύνδεση στο δίαυλο CAN (Controller Area Network). Το υπολογιστικό σύστημα που περιγράφηκε παραπάνω συνδέεται στην πρίζα αυτή μέσω της συσκευής Vector Box VN1610 ([11]), η οποία είναι ένας αντάπτορας του πρωτοκόλλου του διαύλου CAN με διεπαφή USB. Με τη σύνδεση αυτή διασφαλίζεται η ανάκτηση από το όχημα σημαντικών πληροφοριών για τις παραμέτρους του πλαισίου χρήσης. Τέλος, η εγκατάσταση του πρωτότυπου συστήματος στο όχημα δοκιμών ολοκληρώνεται με την σύνδεση της οθόνης και του υπολογιστικού συστήματος με το σύστημα τροφοδοσίας του οχήματος (12V), καθώς και τη σύνδεση του τελευταίου με ένα εξωτερικό δέκτη GPS.

Πίνακας 6-3. Εξοπλισμός για την εγκατάσταση του συστήματος στο όχημα δοκιμών

<i>Εξοπλισμός</i>	<i>Τύπος</i>	<i>Προδιαγραφές</i>
Υπολογιστής	Adlink Matrix MXE-5302	Fanless Embedded Computer, Intel Core i7-2710QE

	quad-core, with SSD Drive, SIM Modem, Windows XP 32 Bit
Οθόνη 	VMD-1001 7" VGA TFT LCD Monitor Touch screen capability
CAN-bus αντάπτορας 	Vector 1610 Can Bus Transceiver 500Kbit and 250kbit transfer rate

Πίνακας 6-4. Χαρακτηριστικά οχήματος δοκιμών

<i>Χαρακτηριστικό</i>	<i>Τιμή</i>
Τύπος	Όχημα πόλης δύο θέσεων
Μετάδοση κίνησης	Πίσω
Διαστάσεις (Μήκος/Πλάτος/Υψος)	2950/1620/1507mm
Επιτάχυνση (0-60km/h)	4.4sec
Ανώτατη ταχύτητα (ηλεκτρονικά περιορισμένη)	120km/h
Αυτονομία	140km
Βάρος	840kgr
Κινητήρας	Σύγχρονος κινητήρας μόνιμου μαγνήτη
Μέγιστη ισχύς κινητήρα	60kW
Μέγιστη ροπή στον τροχό	90Nm
Μπαταρίες	Li-Ion
Ηλεκτρική τάση	350V
Χωρητικότητα μπαταριών	22kWh
Χρόνος φόρτισης	8 ώρες
Βάρος μπαταριών	150kgr



Σχήμα 6-12. Εγκατάσταση του πρωτότυπου συστήματος στο όχημα δοκιμών



(α)



(β)

Σχήμα 6-13 (α) Pininfarina Nido EV, (β) Διαδικασία φόρτισης οχήματος

6.3 Χαρακτηριστικά του Πεδίου Δοκιμών

Οι δοκιμές πεδίου για την επαλήθευση της λειτουργίας του πρωτότυπου συστήματος και την αξιολόγηση της επίδοσης των προτεινόμενων αλγορίθμων εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής πραγματοποιήθηκαν στην περιοχή του Chieri, η οποία βρίσκεται στα περίχωρα του Τορίνο στην Ιταλία. Η συγκεκριμένη περιοχή, που απεικονίζεται στο Σχήμα 6-14, επιλέχθηκε λόγω: της δομής του οδικού δικτύου της, των γεωγραφικών

χαρακτηριστικών της (κλίσεις οδοστρώματος, κτλ.) και των μεταβαλλόμενων κυκλοφοριακών συνθηκών της.



Σχήμα 6-14. Περιοχή εκτέλεσης των δοκιμών πεδίου (Chieri, Turin, Italy)

6.4 Δεδομένα εκπαίδευσης και επαλήθευσης

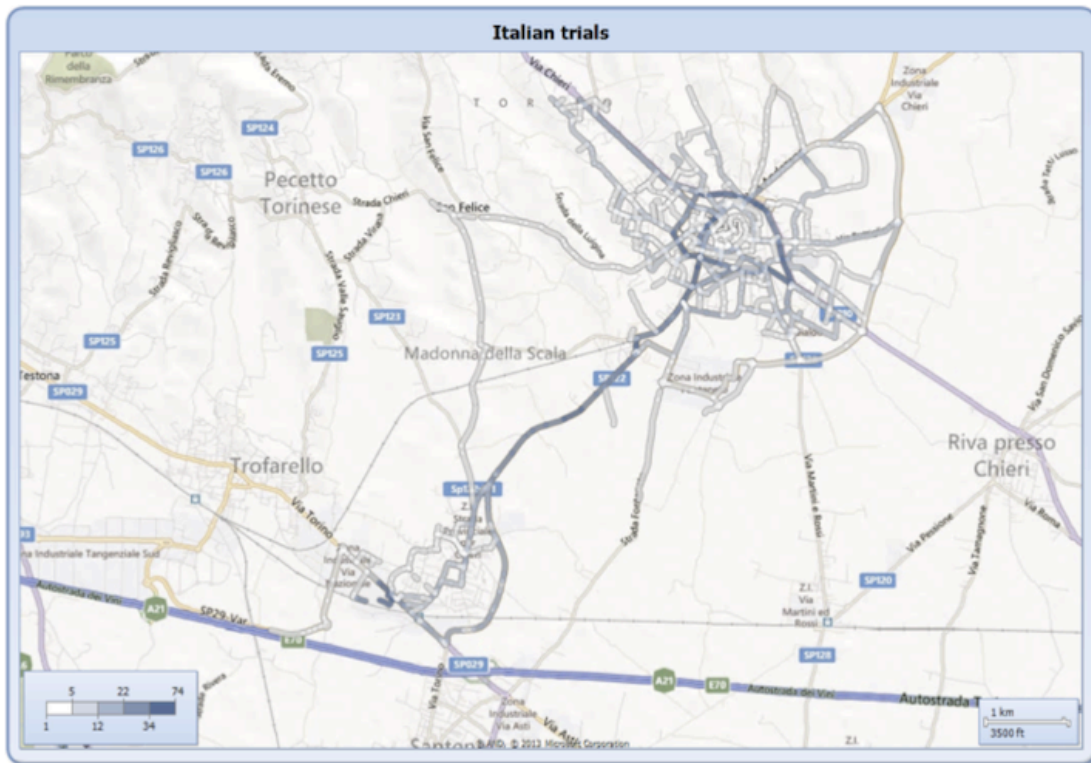
Ο σχεδιασμός των δοκιμών πεδίου καταστρώθηκε με στόχο τη συλλογή επαρκών μετρήσεων για την εκπαίδευση των δικτύων μηχανικής μάθησης και τη συλλογή μετρήσεων για την επαλήθευση και αξιολόγηση των προτεινόμενων αλγορίθμων εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής. Για το λόγο αυτό, οι δοκιμές πεδίου διασπάστηκαν σε δύο διαδοχικές φάσεις: τη φάση συλλογής δεδομένων εκπαίδευσης και τη φάση συλλογής δεδομένων αξιολόγησης. Η συλλογή μετρήσεων κατά την εκτέλεση των δύο αυτών φάσεων πραγματοποιήθηκε με τη βοήθεια του οχήματος δοκιμών που περιγράφηκε παραπάνω. Ο Πίνακας 6-5 συνοψίζει τον τρόπο συλλογής των μετρήσεων χωριστά για κάθε παράμετρο, καθώς και το εύρος τιμών που δύνανται να πάρουν.

Πίνακας 6-5. Πληροφορίες για τον τρόπο συλλογής των μετρήσεων κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου

Πλαίσιο	Παράμετρος	Εύρος τιμών	Πηγή	Συνδεσιμότητα
Πλαίσιο Οδικής Ζεύξης	Αναγνωριστική οδικής ζεύξης	>0	ψηφιακός χάρτης	τοπική
	Επίπεδο φόρτισης της μπαταρίας	0..100%	BMS	CAN bus αντάπτορας
Πλαίσιο Οχήματος	Κατάσταση της υγείας της μπαταρίας	0..100%	BMS	CAN bus αντάπτορας
	Κατάσταση λειτουργίας ηλεκτρικών υποσυστημάτων	διάνυσμα αλφαριθμητικών	μικροελεγκτές οχήματος	CAN bus αντάπτορας
	Μικτό βάρος οχήματος	>0kg	αρχείο ρυθμίσεων	τοπικά
Πλαίσιο Κυκλοφοριακών Συνθηκών	Ημέρα της εβδομάδας	Δε..Κυ	ρολόι συστήματος	τοπική
	Μήνας	Ιαν..Δεκ	ρολόι συστήματος	τοπική
	Χρονική ζώνη	(00:00-01:59).. (22:00-23:59)	ρολόι συστήματος	τοπική
Πλαίσιο Καιρικών Συνθηκών	Θερμοκρασία	-30..70°C	διαδικτυακή υπηρεσία (web service)	3G
	Υγρασία	0..100%	διαδικτυακή υπηρεσία (web service)	3G
Προφίλ Οδηγού	Μέσος ρυθμός κατανάλωσης οδηγού	>0Wh/km	υπολογιστής ταξιδιού	CAN bus αντάπτορας

Κατά τη φάση συλλογής δεδομένων εκπαίδευσης και δεδομένης της έλλειψης πρότερης εμπειρίας, το όχημα δοκιμών ακολούθησε τυχαίες διαδρομές φροντίζοντας, όμως, να συλλέγει πολλαπλές τιμές κατανάλωσης ενέργειας για την ίδια οδική ζεύξη που να αντιστοιχούν σε διαφορετικές διαμορφώσεις του πλαισίου χρήσης. Με τον τρόπο αυτό διασφαλίστηκε η υψηλή «ποιότητα» του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης. Στην περίπτωση εφαρμογής των προτεινόμενων αλγορίθμων εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής σε ένα εμπορικό προϊόν, η διαδικασία αυτή δεν είναι αναγκαία, καθώς τα απαραίτητα δεδομένα εκπαίδευσης μπορούν να εξασφαλιστούν μέσω της ανταλλαγής εμπειρίας με άλλα οχήματα (μέσω V2V ή V2I).

Συνοψίζοντας, η διαδικασία συλλογής δεδομένων εκπαίδευσης διήρκησε 4 μήνες και το όχημα δοκιμών διήνυσε 14880km. Το αποτέλεσμα ήταν η συλλογή 16MB δεδομένων που αντιστοιχούν σε 168060 διαφορετικά στιγμιότυπα (93 bytes/εγγραφή). Η χωρική κατανομή των συχνοτήτων των δεδομένων εκπαίδευσης που συλλέχθησαν απεικονίζεται στο Σχήμα 6-15. Με τα δεδομένα αυτά εκπαιδεύτηκαν 2436 δίκτυα μηχανικής μάθησης, τα οποία αντιστοιχούν σε 2436 διαφορετικές οδικές ζεύξεις του εξεταζόμενου οδικού δικτύου.

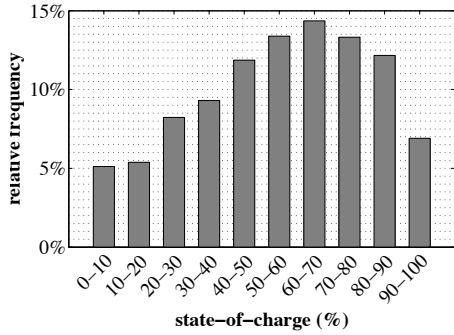


Σχήμα 6-15. Χωρική κατανομή των συχνοτήτων των συλλεχθέντων δεδομένων εκπαίδευσης

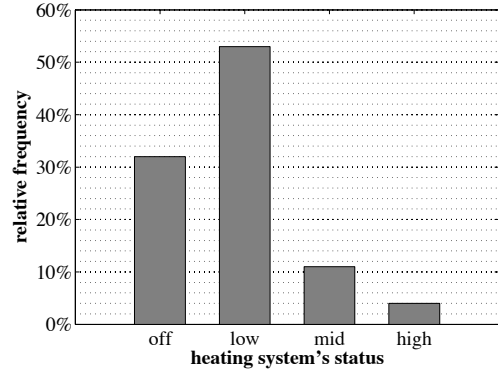
Για την πραγματοποίηση των δοκιμών πεδίου καταστρώθηκε ένα σχέδιο. Σύμφωνα με το σχέδιο αυτό, το όχημα δοκιμών θα διέσχιζε συγκεκριμένα τμήματα της περιοχής ενδιαφέροντος σε συγκεκριμένα χρονικά παράθυρα, χωρίς ωστόσο να ακολουθεί κάποια συγκεκριμένη διαδρομή. Στόχος αυτής της τακτικής ήταν να παραχθεί ένα επαρκές σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης (δηλαδή ένα σύνολο που να περιέχει τα πιο αντιπροσωπευτικά μοτίβα) σε σύντομο χρονικό διάστημα, λαμβάνοντας υπόψιν ότι η πλειονότητα των επιλεγμένων μεταβλητών εισόδου (βλ. Κεφ. 2) δεν μπορεί να ελεγχθεί και ότι οι διαθέσιμοι πόροι είναι περιορισμένοι. Η ικανοποίηση αυτών των απαιτήσεων απεικονίζεται στα διάγραμμα κατανομής της σχετικής συχνότητας των μεταβλητών εισόδου (Σχήμα 6-16 και Σχήμα 6-17) ([12]). Τα διαγράμματα αυτά παρήχθησαν με βάση το σύνολο των δειγμάτων που συλλέχθησαν κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου.

Το Σχήμα 6-16 απεικονίζει τις κατανομές σχετικών συχνοτήτων των παραμέτρων που περιγράφουν το Πλαίσιο Οχήματος, το Πλαίσιο Κυκλοφοριακών Συνθηκών και το Προφίλ του Οδηγού. Από το Σχήμα 6-16 λείπουν οι κατανομές κάποιων παραμέτρων του Πλαισίου Οχήματος και συγκεκριμένα αυτές του επιπέδου υγείας της μπαταρίας (απόδοση της μπαταρίας), της κατάστασης λειτουργίας του συστήματος κλιματισμού, της κατάστασης λειτουργίας του ηχοσυστήματος και του βάρους του οχήματος. Οι κατανομές αυτές, ωστόσο, δεν παρουσιάζουν κάποιο ενδιαφέρον, καθώς: το επίπεδο της υγείας της μπαταρίας

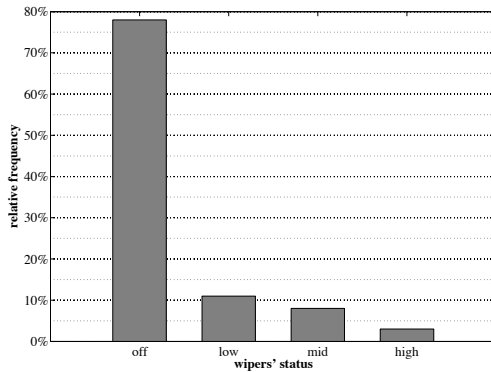
δεν παρουσίασε κάποια σημαντική μεταβολή κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου (η μπαταρία φθείρεται με αργό ρυθμό), το σύστημα κλιματισμού δεν χρησιμοποιήθηκε κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου λόγω χαμηλών θερμοκρασιών περιβάλλοντος, το όχημα δοκιμών δεν φέρει ηχοσύστημα και οι μεταβολές του βάρους του οχήματος είναι αμελητέες (εκτός από τον οδηγό, το όχημα δεν μετέφερε άλλον επιβάτη ή αποσκευές κατά τη διάρκεια των δοκιμών). Οι κατανομές των υπόλοιπων παραμέτρων του πλαισίου χρήσης, δηλαδή αυτών που περιγράφουν το Πλαίσιο Οδικής Ζεύξης και το Πλαίσιο Καιρικών Συνθηκών, απεικονίζονται στο Σχήμα 6-17. Το Σχήμα 6-18, από την άλλη, απεικονίζει την κατανομή των σχετικών συχνοτήτων των τιμών της ενεργειακής κατανάλωσης που μετρήθηκαν κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου ([12]). Οι αρνητικές τιμές ενεργειακού κόστους που απεικονίζονται στο σχήμα αυτό αντιστοιχούν στις μετρήσεις που καταγράφηκαν κατά την κίνηση σε κατηφορικά κομμάτια της διαδρομής και οφείλονται στην επανάκτηση ενέργειας μέσω της αναγεννητικής πέδησης. Συνοψίζοντας, το Σχήμα 6-16, το Σχήμα 6-17 και το Σχήμα 6-18 παρέχουν μια συνολική και ενδελεχή εικόνα των δειγμάτων εκπαίδευσης που συλλέχθηκαν κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου.



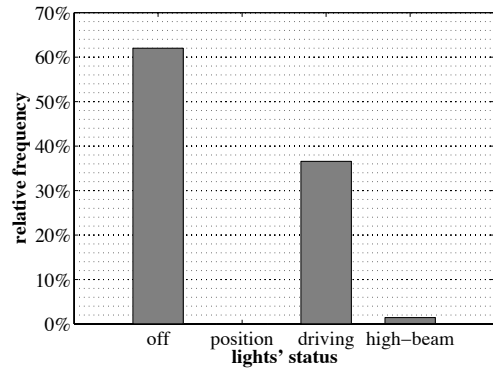
(α) Στάθμη φόρτισης της μπαταρίας



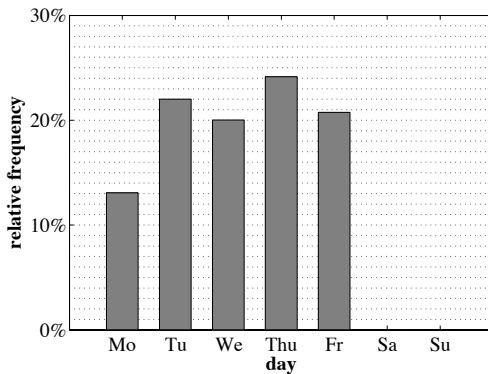
(β) Κατάσταση λειτουργίας συστήματος θέρμανσης



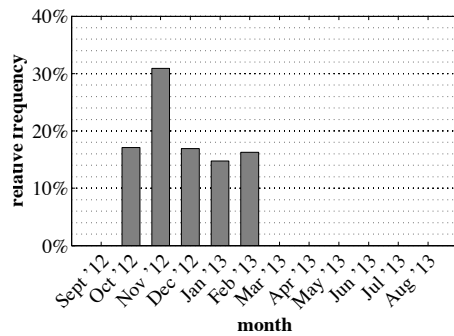
(γ) Κατάσταση λειτουργίας υαλοκαθαριστήρων



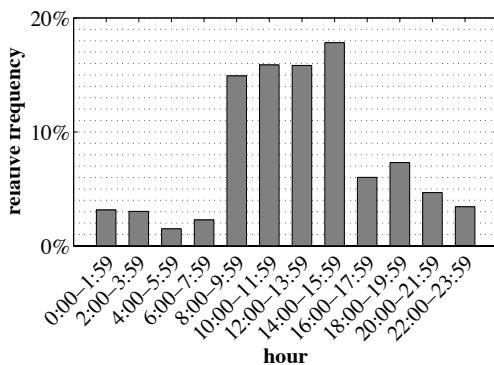
(δ) Κατάσταση λειτουργίας φώτων



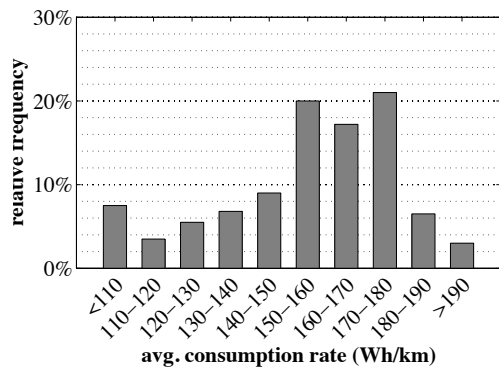
(ε) Η ημέρα της εβδομάδος



(ζ) Ο μήνας

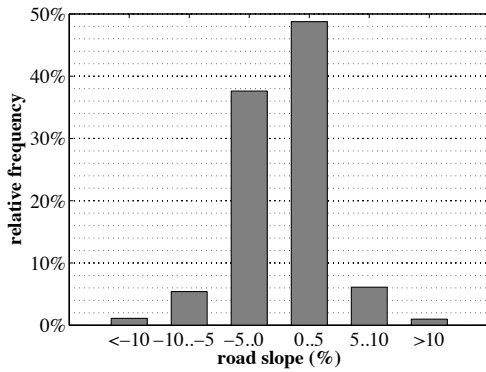


(η) Το χρονικό παράθυρο

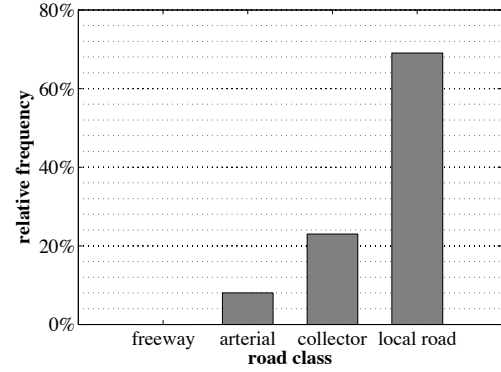


(θ) Ο μέσος ρυθμός κατανάλωσης σύμφωνα με τον υπολογιστή ταξιδιού

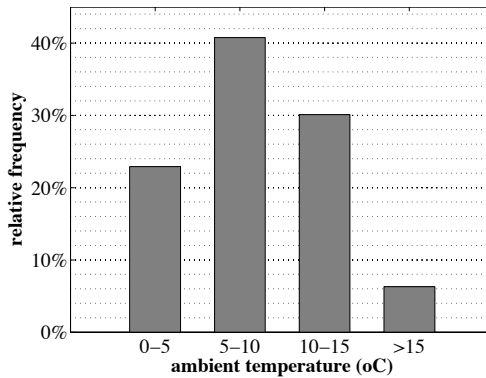
Σχήμα 6-16. Κατανομές σχετικών συχνοτήτων των τιμών των παραμέτρων του πλαισίου χρήσης στα δείγματα που συλλέχθηκαν κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου (Πλαίσιο Οχήματος, Πλαίσιο Κυκλοφοριακών Συνθηκών και Προφίλ Οδηγού)



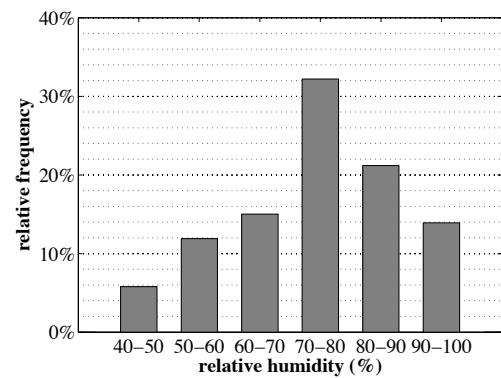
(α) Κλίση του οδοστρώματος



(β) Κλάση οδού

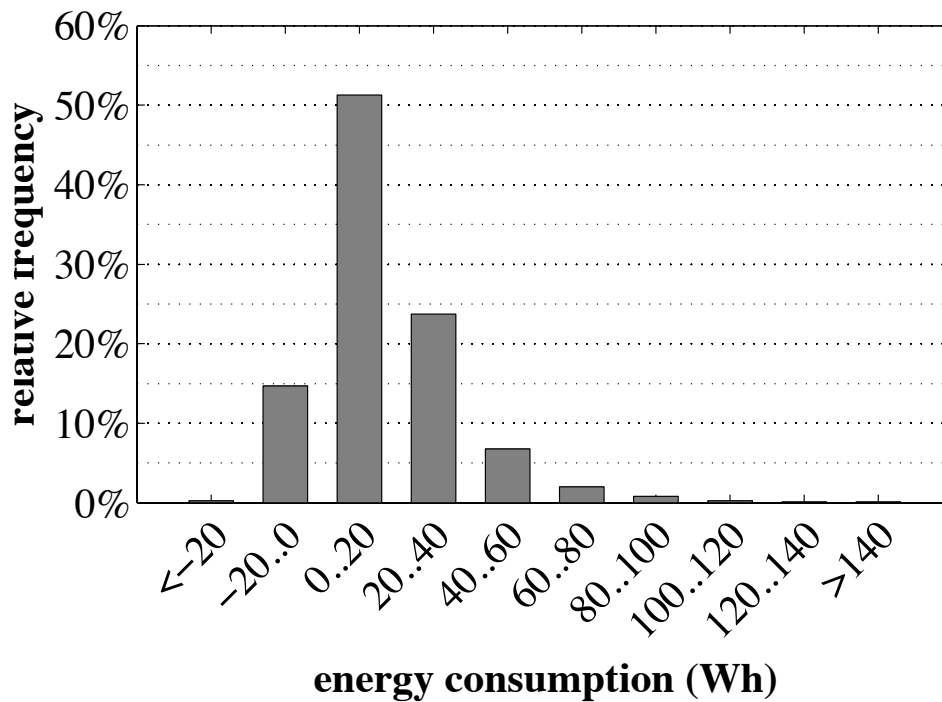


(γ) Θερμοκρασία περιβάλλοντος



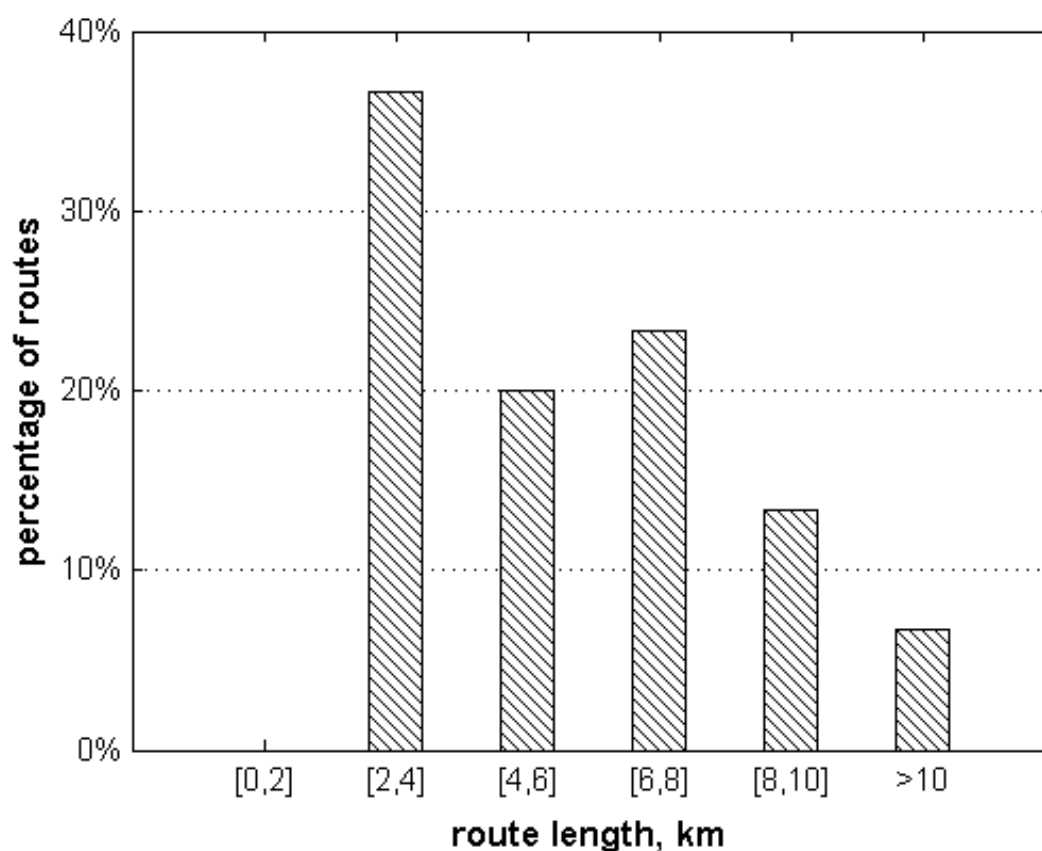
(δ) Υγρασία περιβάλλοντος

Σχήμα 6-17. Κατανομές σχετικών συχνοτήτων των τιμών των παραμέτρων του πλαισίου χρήσης στα δείγματα που συλλέχθηκαν κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου (Πλαίσιο Οδικής Ζεύξης και Πλαίσιο Καιρικών Συνθηκών)



Σχήμα 6-18. Κατανομή σχετικών συχνοτήτων των τιμών της ενεργειακής κατανάλωσης στα δείγματα που καταγράφηκαν κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου

Κατά τη φάση της συλλογής δεδομένων αξιολόγησης, από την άλλη, δεν πραγματοποιήθηκαν τυχαίες διαδρομές. Αντίθετα, επιλέχθηκαν 80 ζεύγη σημείων αφετηρίας-προορισμού με τρόπο, ώστε οι παραγόμενες διαδρομές να διέρχονται από την περιοχή ενδιαφέροντος και να περιλαμβάνουν οδικές ζεύξεις για τις οποίες είχαν συλλεχθεί δεδομένα εκπαίδευσης. Στη συνέχεια, για κάθε ζεύγος σημείων αφετηρίας-προορισμού παρήχθησαν δύο διαδρομές, η «ενεργειακά αποδοτική» διαδρομή, που υπολογίστηκε από το πρωτότυπο σύστημα, και η «ταχύτερη» διαδρομή, που υπολογίστηκε από ένα συμβατικό σύστημα πλοήγησης. Κάθε ζεύγος διαδρομών εκτελέστηκε χωρίς παρεκκλίσεις από το όχημα δοκιμών με στόχο να καταγραφούν επακριβώς τα χαρακτηριστικά τους (μήκος διαδρομής, χρόνος διαδρομής, καταναλωθείσα ενέργεια). Μάλιστα, προκειμένου οι τιμές των χαρακτηριστικών αυτών των δύο διαδρομών («ενεργειακά αποδοτικής» και «ταχύτερης») να είναι συγκρίσιμες μεταξύ τους δόθηκε ιδιαίτερη προσοχή στη διασφάλιση της εκτέλεσής τους υπό την ίδια διαμόρφωση του πλαισίου χρήσης. Η κατανομή του μήκους των διαδρομών επαλήθευσης απεικονίζεται στο Σχήμα 6-19 ([1]).



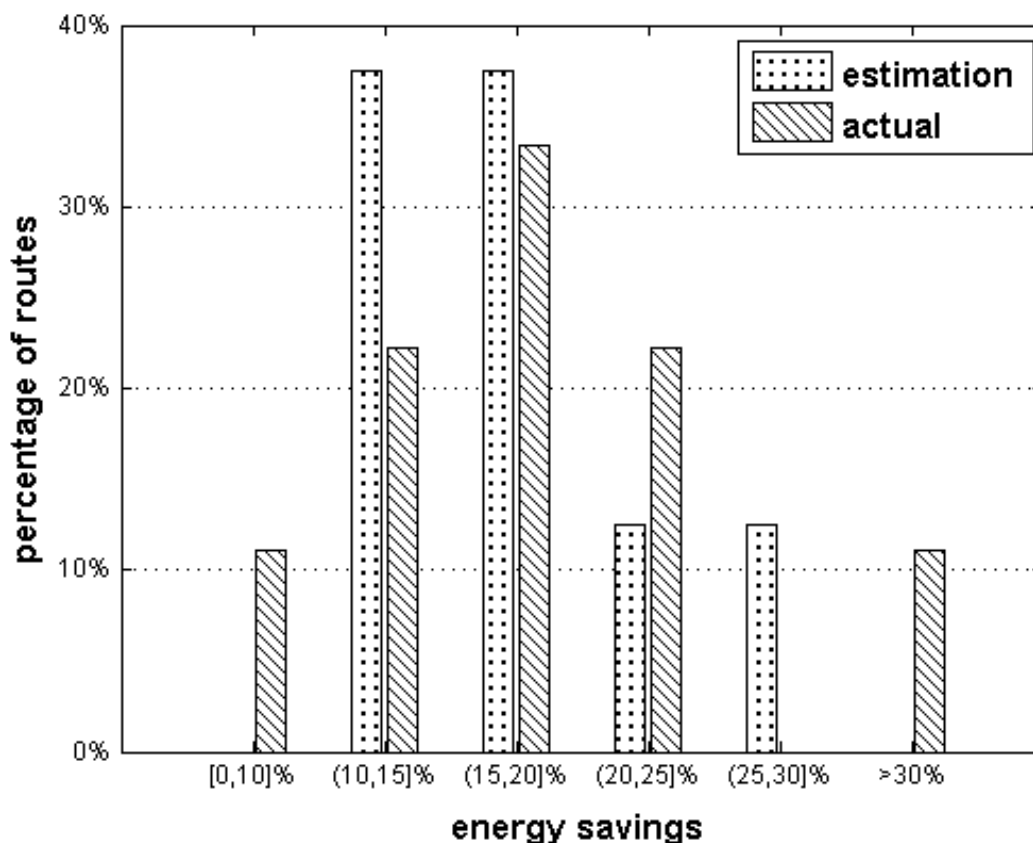
Σχήμα 6-19. Κατανομή του μήκους των διαδρομών επαλήθευσης

6.5 Αποτελέσματα αξιολόγησης του αλγορίθμου δρομολόγησης με εφαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης MLP

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζονται τα αποτελέσματα αξιολόγησης του αλγορίθμου δρομολόγησης με εφαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης MLP, το οποίο αναλύθηκε εκτενώς στο Κεφ. 5. Συγκεκριμένα, μελετάται η ενεργειακή αποδοτικότητα του προτεινόμενου αλγορίθμου δρομολόγησης και συγκρίνονται τα χαρακτηριστικά των παραγόμενων «ενεργειακά βέλτιστων» διαδρομών με αυτά των αντίστοιχων «ταχύτερων» διαδρομών.

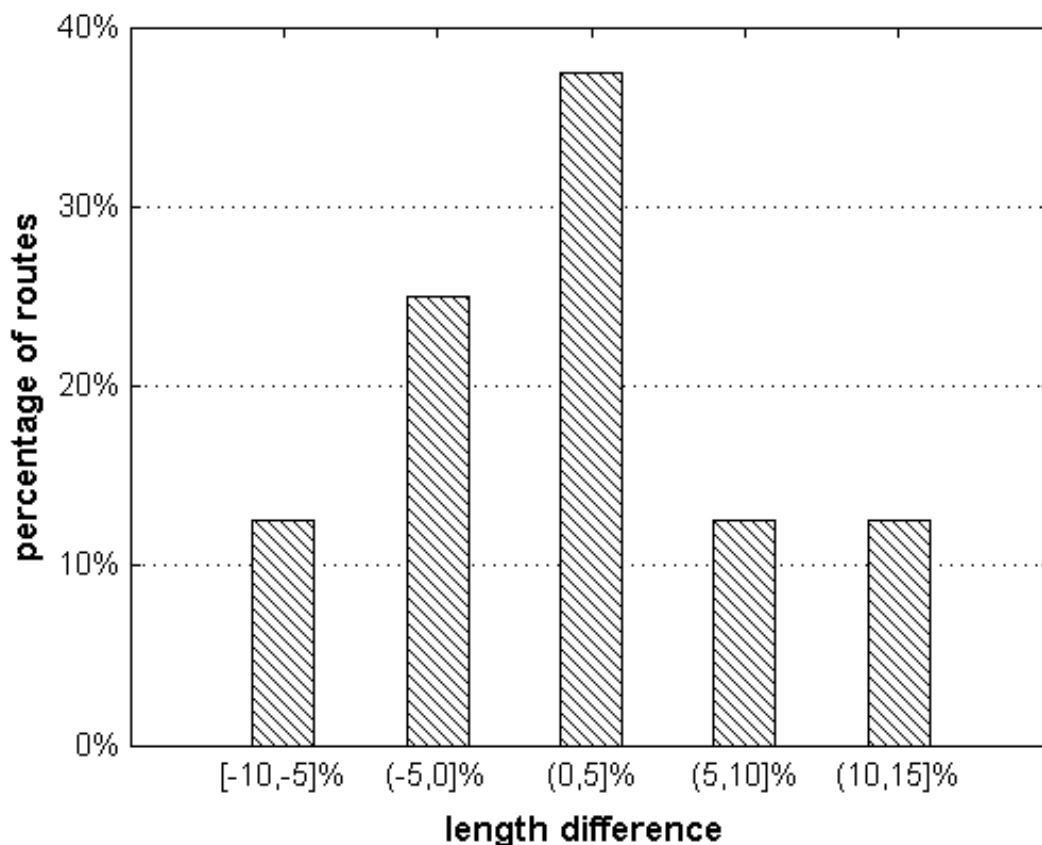
Τα αποτελέσματα της μελέτης της ενεργειακής αποδοτικότητας του προτεινόμενου αλγορίθμου δρομολόγησης παρουσιάζονται στο Σχήμα 6-20. Συγκεκριμένα, το σχήμα αυτό απεικονίζει δύο κατανομές: α) την κατανομή του εκτιμώμενου ενεργειακού όφελους ή ζημίας στην περίπτωση επιλογής των «ενεργειακά βέλτιστων» διαδρομών έναντι των αντίστοιχων «ταχύτερων» και β) την κατανομή του μετρηθέντος ενεργειακού όφελους ή ζημίας στην περίπτωση επιλογής των «ενεργειακά βέλτιστων» διαδρομών έναντι των αντίστοιχων «ταχύτερων». Παρατηρώντας την κατανομή των αποτελεσμάτων σύγκρισης των εκτιμήσεων των ποσοτήτων ενέργειας των εξεταζόμενων διαδρομών, προκύπτει ότι το εκτιμώμενο ενεργειακό όφελος των «ενεργειακά βέλτιστων» διαδρομών έναντι των αντίστοιχων «ταχύτερων» είναι κατά μέσο όρο 18.34% και τουλάχιστον 15% στο 65% των εξεταζόμενων διαδρομών. Επιπρόσθετα, στο υπόλοιπο 35% των εξεταζόμενων διαδρομών το εκτιμώμενο ενεργειακό όφελος είναι τουλάχιστον 10%, δηλαδή για όλα τα εξεταζόμενα ζεύγη σημείων αφετηρίας-προορισμού υπάρχει τουλάχιστον ένα μονοπάτι ενεργειακά αποδοτικότερο από την αντίστοιχη «ταχύτερη» διαδρομή.

Τα μετρηθέντα ποσά ενέργειας που καταναλώθηκαν κατά την εκτέλεση των εξεταζόμενων διαδρομών επιβεβαιώνουν την ενεργειακή αποδοτικότητα του προτεινόμενου αλγορίθμου δρομολόγησης με την μέση εξοικονόμηση ενέργειας να υπολογίζεται στο 20.69%. Το γεγονός ότι η τιμή αυτή είναι ελαφρώς μεγαλύτερη σε σχέση με την αντίστοιχη εκτιμώμενη τιμή είναι αναμενόμενο, καθώς στο Κεφ. 5 αποδείχτηκε πειραματικά ότι το χρησιμοποιούμενο μεσοσκοπικό μοντέλο πρόβλεψης MLP υπερεκτιμά το ενεργειακό κόστος μιας οδικής ζεύξης.



Σχήμα 6-20. Διάγραμμα κατανομής συχνοτήτων για την εκτιμώμενη και τη μετρηθείσα εξοικονόμηση ενέργειας

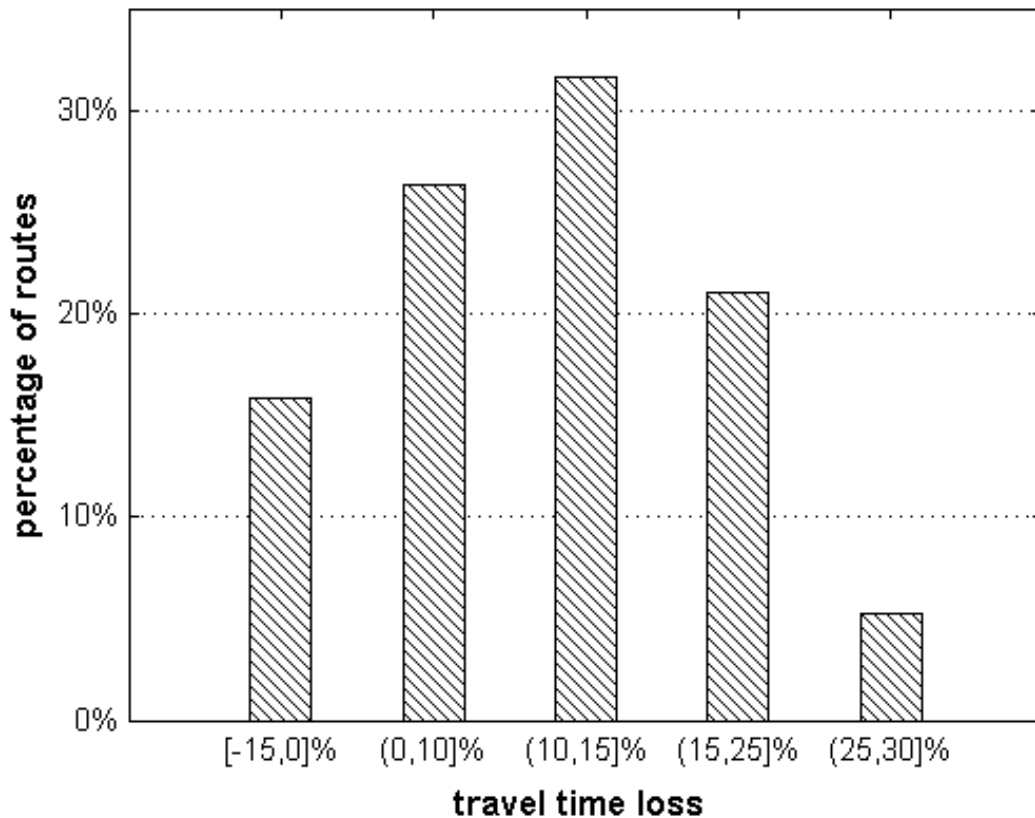
Μετά την επαλήθευση της ενεργειακής αποδοτικότητας του προτεινόμενου αλγορίθμου δρομολόγησης, ακολουθεί η αξιολόγηση των υπόλοιπων χαρακτηριστικών των «ενεργειακά βέλτιστων» διαδρομών. Συγκρίνοντας, λοιπόν, το μήκος των «ενεργειακά βέλτιστων» διαδρομών σε σχέση με αυτό των αντίστοιχων «ταχύτερων» διαδρομών, προκύπτει το διάγραμμα που απεικονίζεται στο Σχήμα 6-21 ([1]). Πρόκειται για την κατανομή της διαφοράς μήκους μεταξύ των δύο αυτών τύπων διαδρομών, σύμφωνα με την οποία οι «ενεργειακά βέλτιστες» διαδρομές είναι έως και 5% μακρύτερες στο 40% σχεδόν των περιπτώσεων. Υπάρχουν βέβαια και κάποιες ελάχιστες περιπτώσεις, όπου οι «ενεργειακά βέλτιστες» διαδρομές είναι έως και 15% μακρύτερες, καθώς διασχίζουν μακρύτερα μονοπάτια με καλύτερα, όμως, ενεργειακά χαρακτηριστικά (π.χ. κλίση, κυκλοφοριακές συνθήκες). Το κύριο συμπέρασμα που εξάγεται με βάση το διάγραμμα αυτό είναι ότι οι διαδρομές μικρότερου μήκους δεν είναι απαραίτητα και ενεργειακά αποδοτικότερες, οπότε αποδεικνύεται πόσο σημαντική είναι η θεώρηση των προτεινόμενων παραμέτρων του πλαισίου χρήσης (π.χ. κλίση, κυκλοφοριακές συνθήκες, κτλ.) στη διαδικασία της δρομολόγησης.



Σχήμα 6-21. Διάγραμμα κατανομής συχνοτήτων της διαφοράς μήκους μεταξύ της «ενεργειακά βέλτιστης» και της αντίστοιχης «ταχύτερης» διαδρομής

Ένα, επίσης, σημαντικό χαρακτηριστικό της υπολογιζόμενης διαδρομής είναι και ο χρόνος που απαιτείται έως την άφιξη στον προορισμό. Κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου καταγράφηκαν οι χρόνοι που απαιτήθηκαν για την εκτέλεση κάθε διαδρομής και τα αποτελέσματα της σύγκρισης μεταξύ των χρόνων εκτέλεσης της «ενεργειακά βέλτιστης» και της «ταχύτερης» διαδρομής απεικονίζονται στο Σχήμα 6-22 ([1]). Σύμφωνα, λοιπόν, με το εικονιζόμενο διάγραμμα, στο 16% περίπου των εξεταζόμενων διαδρομών η διαδρομή, που προτείνεται από τον προτεινόμενο αλγόριθμο δρομολόγησης, δεν είναι μόνο ενεργειακά αποδοτικότερη αλλά είναι και ταχύτερη από την αντίστοιχη «ταχύτερη» διαδρομή, που υπολογίζεται από το συμβατικό σύστημα πλοήγησης. Παρόλ' αυτά, η εξαγωγή του συμπεράσματος ότι στις περιπτώσεις αυτές η «ενεργειακά βέλτιστη» και η «ταχύτερη» διαδρομή ταυτίζονται δεν είναι ασφαλής, καθώς μπορεί να υπάρχει μια ακόμη ταχύτερη διαδρομή μεταξύ του συγκεκριμένου ζεύγους σημείων αφετηρίας-προορισμού, η οποία, όμως, δεν προσδιορίστηκε εξ' αρχής εξαιτίας σφαλμάτων κατά την εκτέλεση του συμβατικού αλγορίθμου εύρεσης της «ταχύτερης» διαδρομής (π.χ. λανθασμένες εκτιμήσεις του χρόνου εκτέλεσης των εναλλακτικών διαδρομών). Από την άλλη, στο υπόλοιπο 84%

των ζευγών σημείων αφετηρίας-προορισμού η διαδρομή μέσω του «ενεργειακά βέλτιστου» μονοπατιού αποδείχτηκε περισσότερο χρονοβόρα, καθώς περιελάμβανε οδικές ζεύξεις με καλύτερα ενεργειακά χαρακτηριστικά αλλά χαμηλότερα όρια ταχύτητας. Σίγουρα, όμως, το γεγονός ότι η μέση μετρηθείσα χρονική επιβάρυνση κατά 10.26% αντισταθμίζεται από ένα μέσο καταγεγραμμένο ενεργειακό όφελος της τάξης του 20.69% δεν θα αφήσει ανεπηρέαστο το χρήστη, ανάλογα φυσικά και με τα χρονικά περιθώρια που υπάρχουν στο πρόγραμμά του. Ειδικότερα, στην περίπτωση των πλήρως ηλεκτροκινούμενων οχημάτων, η επιλογή της προτεινόμενης «ενεργειακά βέλτιστης» διαδρομής φαίνεται να είναι η βέλτιστη, δεδομένων των περιορισμών που υπάρχουν όσον αφορά στη χωρητικότητα της μπαταρίας τους και στη χρονική διάρκεια της φόρτισής τους.



Σχήμα 6-22. Διάγραμμα κατανομής συχνότητων της μετρηθείσας απώλειας χρόνου κατά την επιλογή της «ενεργειακά» βέλτιστης διαδρομής έναντι της αντίστοιχης «ταχύτερης»

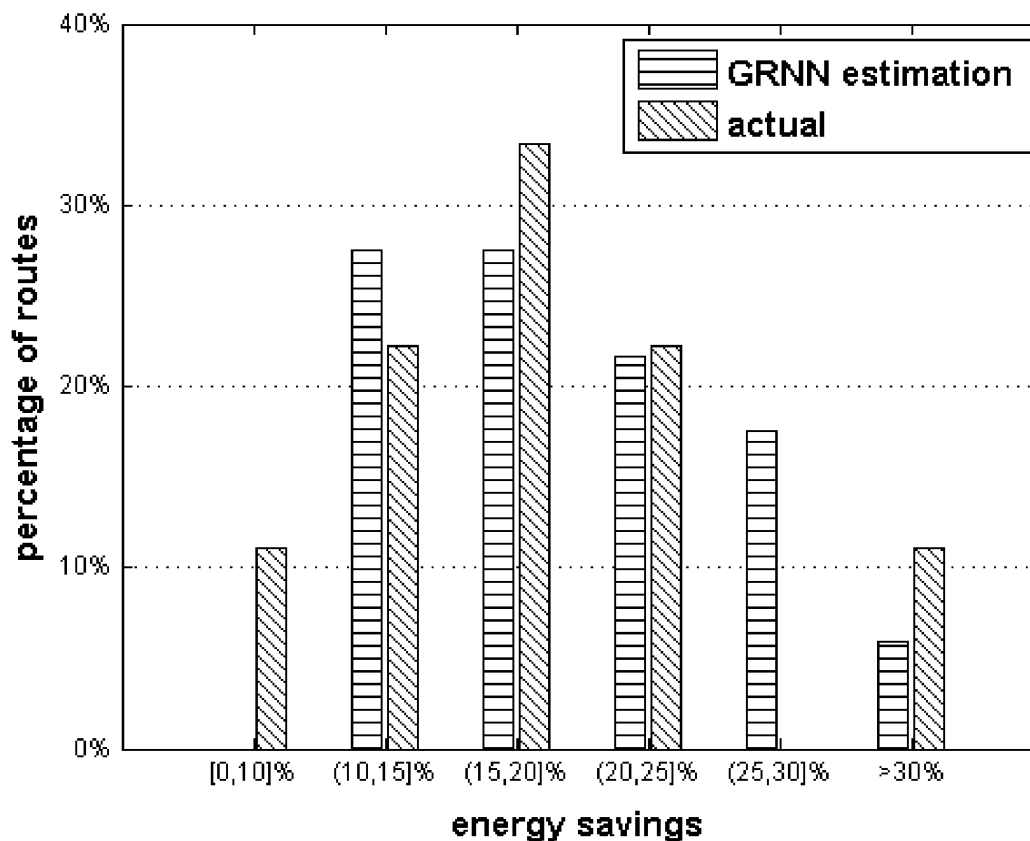
6.6 Αποτελέσματα αξιολόγησης του αλγορίθμου δρομολόγησης με εφαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης GRNN

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζονται τα αποτελέσματα αξιολόγησης του αλγορίθμου δρομολόγησης με εφαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης GRNN, το οποίο αναλύθηκε εκτενώς στο Κεφ. 5. Πρέπει να σημειωθεί ότι για την αξιολόγηση του συγκεκριμένου αλγορίθμου χρησιμοποιήθηκαν τα ίδια δεδομένα αξιολόγησης, δηλαδή τα ίδια ζεύγη σημείων αφετηρίας-προορισμού και η ίδια διαμόρφωση του πλαισίου χρήσης, με αυτά που χρησιμοποιήθηκαν στην αξιολόγηση του αλγορίθμου δρομολόγησης με εφαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης MLP. Στη συνέχεια, μελετάται τόσο η ενεργειακή αποδοτικότητα του προτεινόμενου αλγορίθμου δρομολόγησης, όσο και τα αποτελέσματα της σύγκρισης των χαρακτηριστικών των παραγόμενων «ενεργειακά αποδοτικών» διαδρομών με αυτά των αντίστοιχων «ταχύτερων» διαδρομών.

Για την αξιολόγηση της αποδοτικότητας του προτεινόμενου αλγορίθμου συγκρίνονται, καταρχήν, οι εκτιμώμενες τιμές του ενεργειακού κόστους των παραγόμενων διαδρομών με αυτές των αντίστοιχων «ταχύτερων» διαδρομών. Τα αποτελέσματα της σύγκρισης αυτής απεικονίζονται στο Σχήμα 6-23 υπό τη μορφή κατανομής του εκτιμώμενου ενεργειακού οφέλους ή ζημίας στην περίπτωση επιλογής της «ενεργειακά βέλτιστης» διαδρομής έναντι της αντίστοιχης «ταχύτερης» διαδρομής ([1]). Με βάση την εικονιζόμενη κατανομή, το όχημα πετυχαίνει πάντα εξοικονόμηση ενέργειας ακολουθώντας την προτεινόμενη «ενεργειακά βέλτιστη» διαδρομή, αντί για την αντίστοιχη «ταχύτερη» διαδρομή. Μάλιστα, η εξοικονόμηση αυτή δεν είναι αμελητέα, αφού κατά μέσο όρο αγγίζει το 19.84%.

Η υπεροχή του προτεινόμενου αλγορίθμου δρομολόγησης επιβεβαιώνεται και από την κατανομή του ενεργειακού οφέλους ή ζημίας που καταγράφηκε μετά την εκτέλεση των «ενεργειακά βέλτιστων» διαδρομών και των αντίστοιχων «ταχύτερων» διαδρομών με τη βοήθεια του οχήματος δοκιμών. Η κατανομή αυτή απεικονίζεται, επίσης, στο Σχήμα 6-23 και ταυτίζεται με την κατανομή του καταγεγραμμένου ενεργειακού οφέλους ή ζημίας που απεικονίζεται στο Σχήμα 6-20. Αυτό συμβαίνει, γιατί για τα εξεταζόμενα ζεύγη σημείων αφετηρίας-προορισμού ο αλγόριθμος δρομολόγησης που εφαρμόζει το μοντέλο MLP και ο αλγόριθμος δρομολόγησης που εφαρμόζει το μοντέλο GRNN συγκλίνουν στην ίδια κάθε φορά διαδρομή, αν και κάνουν ελαφρώς διαφορετικές εκτιμήσεις του συνολικού ενεργειακού κόστους της διαδρομής. Έτσι, η μέση τιμή του ενεργειακού οφέλους που καταγράφηκε κατά την εκτέλεση των προτεινόμενων «ενεργειακά βέλτιστων» διαδρομών έναντι των αντίστοιχων «ταχύτερων» διαδρομών είναι 20.69%. Το γεγονός ότι η τιμή αυτή είναι ελαφρώς μεγαλύτερη σε σχέση με τη μέση τιμή του ενεργειακού οφέλους που

εκτιμήθηκε από τον προτεινόμενο αλγόριθμο δικαιολογείται με βάση το συμπέρασμα που εξήχθη στο Κεφ. 5 ότι οι προβλέψεις του μεσοσκοπικού μοντέλου κατανάλωσης GRNN είναι ελαφρώς υπερεκτιμημένες.



Σχήμα 6-23. Λιάγραμμα κατανομής συχνοτήτων για την εκτιμώμενη και τη μετρηθείσα εξοικονόμηση ενέργειας

Δεδομένης της σύγκλισης του προτεινόμενου αλγόριθμου δρομολόγησης στο ίδιο αποτέλεσμα με τον αλγόριθμο δρομολόγησης που εφαρμόζει το μοντέλο MLP, οι κατανομές της διαφοράς μήκους και χρονικής διάρκειας μεταξύ των προτεινόμενων διαδρομών και των αντίστοιχων ταχύτερων διαδρομών είναι αυτές που απεικονίζονται στο Σχήμα 6-21 και στο Σχήμα 6-22 αντίστοιχα. Συνεπώς, οι προτεινόμενες «ενεργειακά βέλτιστες» διαδρομές είναι κατά μέσο όρο 1.45% μακρύτερες και 10.26% πιο χρονοβόρες σε σχέση με τις αντίστοιχες «ταχύτερες» διαδρομές.

6.7 Αποτελέσματα αξιολόγησης της εμπειρίας του χρήστη

Καθώς στη διαδικασία επιλογής ή όχι της «ενεργειακά βέλτιστης» διαδρομής από τον οδηγό υπεισέρχονται και υποκειμενικοί παράγοντες, θεωρήθηκε κρίσιμη η πραγματοποίηση μιας έρευνας με στόχο την αξιολόγηση του προτεινόμενου συστήματος από τους ίδιους

τους χρήστες ([2]). Στα πλαίσια της έρευνας αυτής, ταυτόχρονα με τις επιδόσεις του προτεινόμενου συστήματος, αξιολογήθηκε και η διεπαφή του μέσω της διερεύνησης της χρηστικότητάς της (usability), της αποδοχής της (acceptability) από τον χρήστη και της εμπειρίας (user experience) που αυτός βιώνει.

Πίνακας 6-6. Ερωτηματολόγιο – Μέρος 1^ο

Στοιχεία αξιολόγησης της διεπαφής του συστήματος

1. Ενίσχυση της αποτελεσματικότητας του οδηγού
 2. Ευκολία εκμάθησης
 3. Συμβολή στην επίλυση προβλημάτων
 4. Ικανοποίηση των προσδοκιών του οδηγού
 5. Ευκολία χρήσης
-

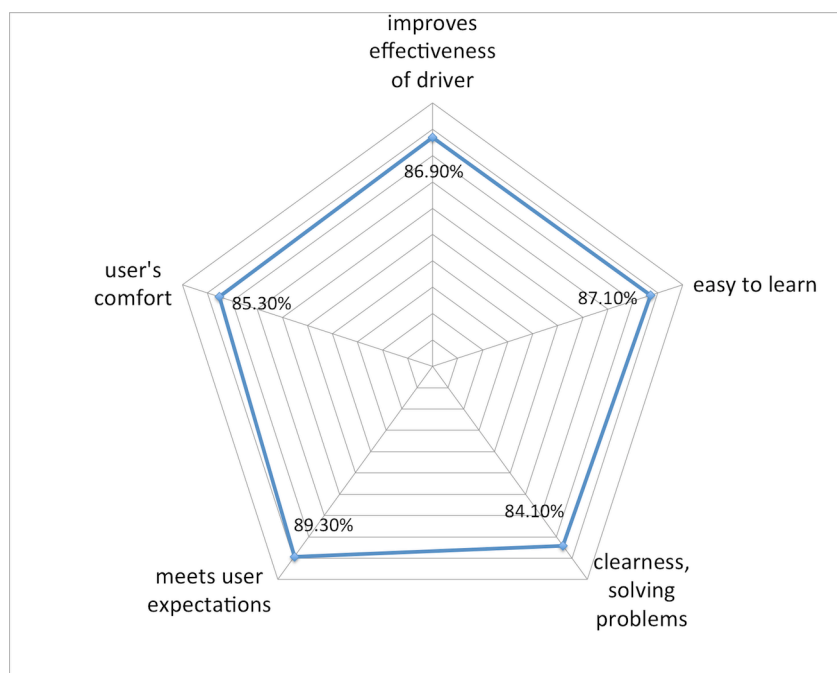
Καταρχήν, συντάχθηκε ένα κατάλληλο ερωτηματολόγιο απευθυνόμενο σε πιθανούς χρήστες του συστήματος, δηλαδή σε οδηγούς. Το ερωτηματολόγιο αυτό βασίστηκε σε ένα ευρέως διαδεδομένο ερωτηματολόγιο της εταιρείας IBM (IBM Computer System Usability Questionnaire), το οποίο εξετάζει τις εντυπώσεις του χρήστη, μετά την πρώτη του επαφή με κάποιο εξειδικευμένο πληροφοριακό σύστημα ICT (Information Communication Technologies, ICT). Ειδικότερα, το ερωτηματολόγιο αυτό αποτελείται από: α) το πρώτο μέρος που περιέχει 20 ερωτήσεις και στοχεύει στην αξιολόγηση των πέντε βασικών στοιχείων μιας διεπαφής (Πίνακας 6-6) και β) το δεύτερο μέρος που περιέχει 7 ερωτήσεις και στοχεύει στην αξιολόγηση της επίδοσης του συστήματος και τον εντοπισμό πιθανών προβλημάτων (Πίνακας 6-7). Η συμφωνία με καθεμία από τις ερωτήσεις του ερωτηματολογίου δηλώνεται χρησιμοποιώντας ένα νούμερο της κλίμακας Likert ([13]) από το 1 (διαφωνώ απόλυτα) έως το 7 (συμφωνώ απόλυτα).

Πίνακας 6-7. Ερωτηματολόγιο – Μέρος 2^ο

Στοιχεία αξιολόγησης της αποτελεσματικότητας του συστήματος

1. Πρόκληση ατυχήματος
 2. Απώλεια προσανατολισμού
 3. Ανεπάρκεια ενεργειακού αποθέματος (καυσίμου) λόγω λανθασμένων εκτιμήσεων
 4. Εμφάνιση προβλήματος κατά την κράτηση θέσης φόρτισης
 5. Απόρριψη προτεινόμενης διαδρομής
 6. Ενεργειακά μη αποδοτική προτεινόμενη διαδρομή
 7. Καμία αντίδραση του συστήματος σε περίπτωση αυξημένης κατανάλωσης
-

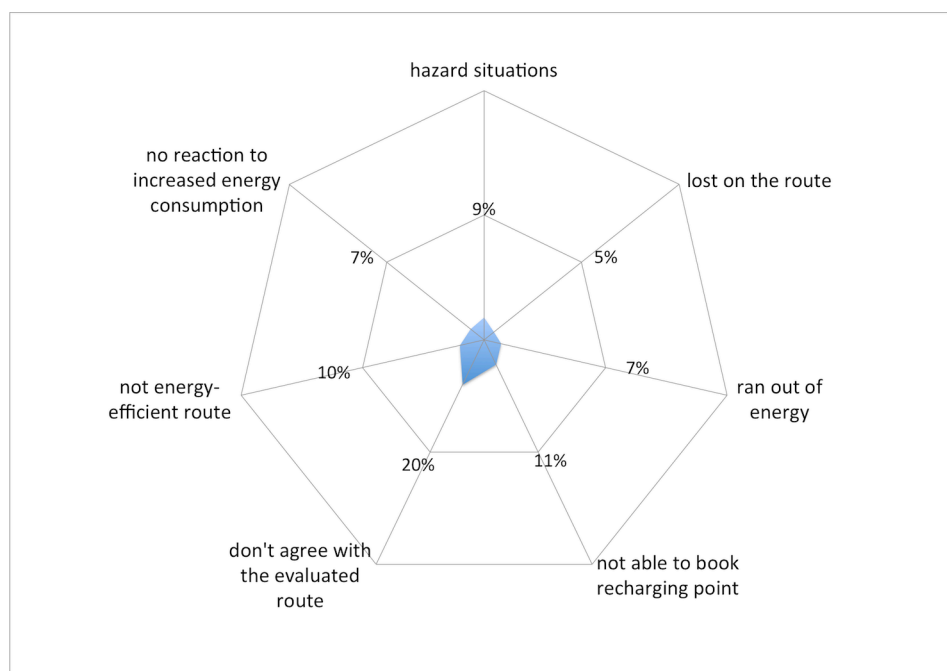
Στη συνέχεια επιλέχθηκαν 35 πιθανοί χρήστες του συστήματος και τους έγινε παρουσίαση των δυνατοτήτων του και των λειτουργιών του. Παράλληλα, τα άτομα αυτά είχαν τη δυνατότητα να χρησιμοποιήσουν μια έκδοση του συστήματος κατάλληλα προσαρμοσμένη για επιδείξεις (demo version), ώστε να το γνωρίσουν καλύτερα και να είναι σε θέση να το αξιολογήσουν αντικειμενικά μέσω της συμπλήρωσης του ερωτηματολογίου.



Σχήμα 6-24. Αποτελέσματα αξιολόγησης της διεπαφής του συστήματος

Τα αποτελέσματα που αφορούν στο πρώτο μέρος του ερωτηματολογίου, δηλαδή στην αξιολόγηση της διεπαφής του συστήματος, απεικονίζονται στο Σχήμα 6-24, ενώ αυτά που αφορούν στο δεύτερο μέρος του ερωτηματολογίου, δηλαδή στην αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας του συστήματος, απεικονίζονται στο Σχήμα 6-25 ([2]). Αναφορικά με τη διεπαφή του συστήματος, η βαθμολογία των πέντε βασικών στοιχείων της είναι ικανοποιητική (Σχήμα 6-24), καθώς δεν υπήρξε κανένα σχόλιο από τους ερωτηθέντες που να αναφέρει κάποιο πρόβλημα στο σχεδιασμό της. Παρατηρώντας τα αποτελέσματα που αφορούν στο δεύτερο μέρος του ερωτηματολογίου (Σχήμα 6-25), προκύπτει ότι, επίσης, οι ερωτηθέντες δεν διαπίστωσαν κανένα συστηματικό πρόβλημα σχετικά με την αποτελεσματικότητα του συστήματος. Το γεγονός ότι στο 20% των περιπτώσεων οι ερωτηθέντες δε συμφωνούν με την προτεινόμενη διαδρομή δεν είναι ανησυχητικό, καθώς το ποσοστό αυτό περιλαμβάνει τόσο αυτούς που απέρριψαν την «ενεργειακά βέλτιστη» διαδρομή λόγω πίεσης χρόνου, όσο και αυτούς που ήταν επιφυλακτικοί με την ενεργειακή αποδοτικότητά της. Μάλιστα, δεδομένων των αποτελεσμάτων αξιολόγησης των

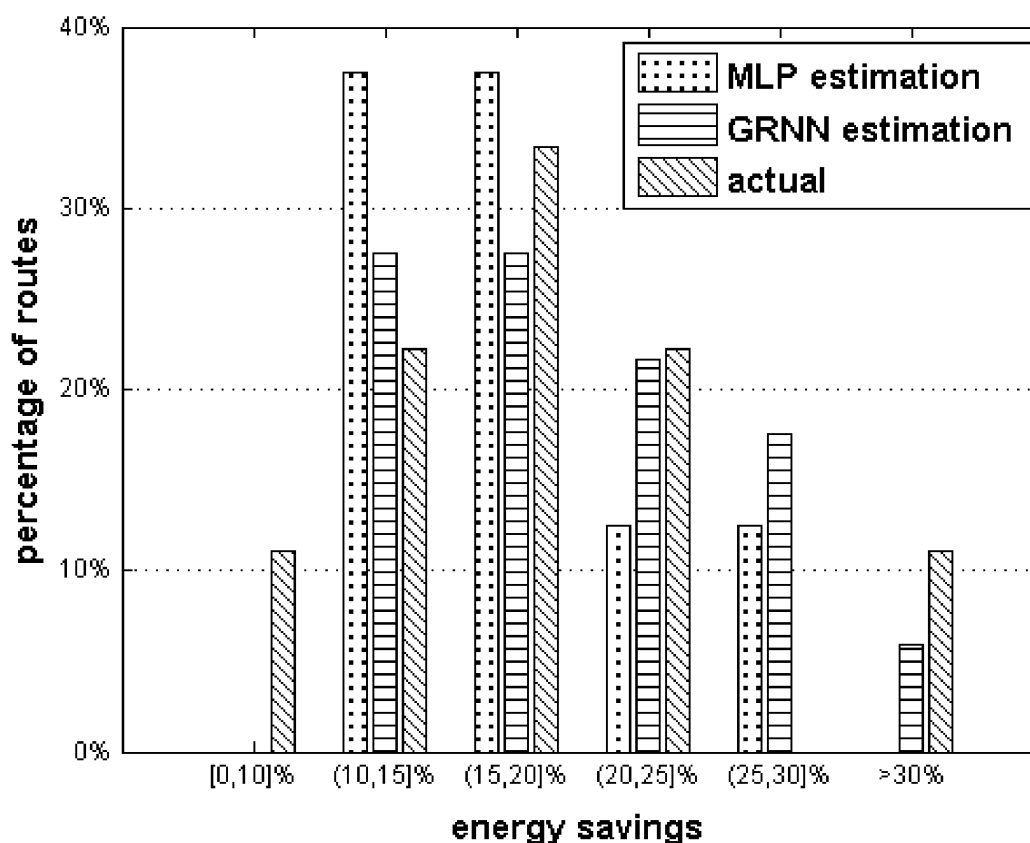
προτεινόμενων αλγορίθμων δρομολόγησης, το ποσοστό αυτό θα μειωθεί σίγουρα, καθώς με τη χρήση του συστήματος οι όποιες επιφυλάξεις των χρηστών θα εξαλειφθούν.



Σχήμα 6-25. Αποτελέσματα αξιολόγησης της αποτελεσματικότητας του συστήματος

6.8 Συμπεράσματα

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάστηκαν, καταρχήν, τα μέσα και η διαδικασία αξιολόγησης των προτεινόμενων αλγορίθμων εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής. Η διαδικασία αυτή δεν περιελάμβανε την εκτέλεση προσομοιώσεων ή πειραμάτων σε ελεγχόμενο περιβάλλον, αλλά την πραγματοποίηση δοκιμών πεδίου σε πραγματικές συνθήκες. Το γεγονός αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό, γιατί δεν αφήνει περιθώρια αμφισβήτησης της αξιοπιστίας και εγκυρότητας των αποτελεσμάτων αξιολόγησης. Σύμφωνα, λοιπόν, με τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τις δοκιμές πεδίου επιβεβαιώνεται η αποδοτικότητα των προτεινόμενων αλγορίθμων δρομολόγησης. Συγκεκριμένα, αποδείχτηκε ότι οι αλγόριθμοι αυτοί στο σύνολο των δοκιμών συνέκλιναν σε μονοπάτια χαμηλότερου ενεργειακού κόστους από τα αντίστοιχα «ταχύτερα» μονοπάτια που υπολογίστηκαν με χρήση ενός συμβατικού συστήματος πλοήγησης. Μάλιστα, παρατηρήθηκε ότι για τις εξεταζόμενες περιπτώσεις οι προτεινόμενοι αλγόριθμοι δρομολόγησης συγκλίνουν στις ίδιες «ενεργειακά βέλτιστες» διαδρομές εκτιμώντας, όμως, διαφορετικό ενεργειακό κόστος διαδρομής.



Σχήμα 6-26. Συγκριτικό διάγραμμα κατανομών συχνοτήτων για τις εκτιμώμενες και τη μετρηθείσα εξοικονόμηση ενέργειας

Προκειμένου, λοιπόν, να διαπιστωθεί ποιος από τους δύο προτεινόμενους αλγόριθμους υπερέχει, παρατίθεται στο Σχήμα 6-26 ένα συγκριτικό διάγραμμα των κατανομών συχνοτήτων για τις εκτιμώμενες και τη μετρηθείσα εξοικονόμηση ενέργειας στην περίπτωση επιλογής των προτεινόμενων «ενεργειακά βέλτιστων» διαδρομών έναντι της «ταχύτερης» διαδρομής. Παρατηρώντας το διάγραμμα αυτό, προκύπτει ότι στην περίπτωση του αλγορίθμου δρομολόγησης που εφαρμόζει το μοντέλο πρόβλεψης GRNN η κατανομή των εκτιμήσεων εξοικονόμησης ενέργειας συγκλίνει περισσότερο με την κατανομή της εξοικονόμησης που μετρήθηκε κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου. Η σύγκλιση αυτή οφείλεται στο γεγονός ότι οι εκτιμήσεις του μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης GRNN είναι πιο ακριβείς (Πίνακας 6-8) σε σχέση με αυτές του μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης MLP. Ωστόσο, πρέπει να σημειωθεί ότι η απόκλιση μεταξύ των εκτιμήσεων των δύο εφαρμοζόμενων μοντέλων πρόβλεψης του ενεργειακού κόστους είναι πολύ μικρή και για το λόγο αυτό οι δύο αλγόριθμοι δρομολόγησης συγκλίνουν στις ίδιες «ενεργειακά βέλτιστες» διαδρομές.

Πίνακας 6-8. Επιδόσεις μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης MLP και μεσοσκοπικού μοντέλου πρόβλεψης GRNN.

	<i>MPE</i>	<i>MAPE</i>
Μεσοσκοπικό Μοντέλο Πρόβλεψης MLP	1.22%	12.36%
Μεσοσκοπικό Μοντέλο Πρόβλεψης GRNN	1.62%	3.96%

Συνοψίζοντας, τα αποτελέσματα αξιολόγησης της επίδοσης των προτεινόμενων αλγορίθμων δρομολόγησης είναι ικανοποιητικά. Συγκεκριμένα, η επιτευχθείσα μέση εξοικονόμηση ενέργειας κατά 20.69% αντισταθμίζει επαρκώς το γεγονός ότι οι «ενεργειακά βέλτιστες» διαδρομές είναι κατά μέσο όρο 1.45% μακρύτερες και 10.26% πιο χρονοβόρες. Για την περαιτέρω ενίσχυση αυτού του συμπεράσματος αναλύεται στη συνέχεια ένα αριθμητικό παράδειγμα. Έστω, λοιπόν, μια υποθετική διαδρομή, η οποία παρουσιάζει τα ίδια χαρακτηριστικά με τη διάμεσο των «ταχύτερων» διαδρομών που εκτελέστηκαν κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου, δηλαδή μήκος 5944 μέτρα, απαιτούμενο χρόνο εκτέλεσης 13 λεπτά και απαιτούμενη ενέργεια 816 Wh. Σύμφωνα με τις μέσες τιμές που εξήχθησαν από τα αποτελέσματα των δοκιμών πεδίου, τα αναμενόμενα χαρακτηριστικά της αντίστοιχης «βέλτιστης ενεργειακά» διαδρομής είναι: μήκος 6030 μέτρα ($5944 \cdot 1.0145$), απαιτούμενος χρόνος εκτέλεσης 14.3 λεπτά ($13 \cdot 1.1026$) και απαιτούμενη ενέργεια 647.17 Wh ($816 \cdot 0.7931$). Συνεπώς, απαιτούνται επιπλέον 1.3 λεπτά και το όχημα πρέπει να διανύσει επιπλέον 86 μέτρα προκειμένου να εξοικονομηθούν 168.83Wh, δηλαδή ενέργεια ικανή να μετακινήσει το χρησιμοποιούμενο όχημα δοκιμών (που χαρακτηρίζεται από μέση ενεργειακή κατανάλωση 157Wh/km) κατά 1075 μέτρα επιπλέον (δηλαδή η αυτονομία του υπό μελέτη οχήματος επεκτείνεται κατά $1075\text{m}/6030\text{m} \approx 18\%$). Είναι, λοιπόν, προφανές ότι το ενεργειακό όφελος των προτεινόμενων αλγορίθμων δρομολόγησης αντισταθμίζει επαρκώς τις απώλειες σε χρόνο και διανυθείσα απόσταση.

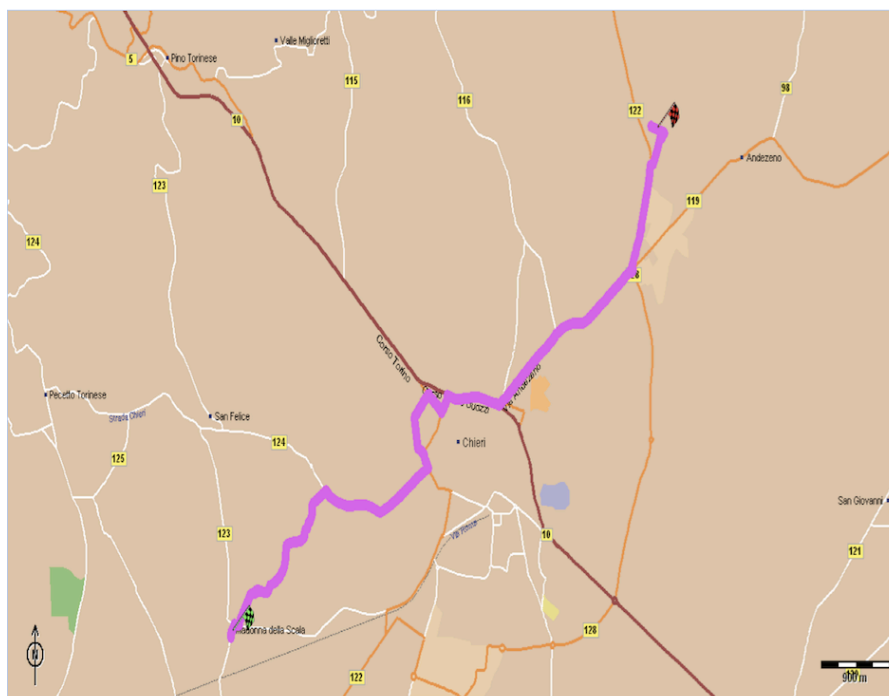
Στη συνέχεια παρατίθενται τα αναλυτικά αποτελέσματα δρομολόγησης ενός δείγματος που περιλαμβάνεται στο σύνολο των διαδρομών αξιολόγησης. Συγκεκριμένα, πρόκειται για τις διαδρομές που αφορούν στο ζεύγος σημείων αφετηρίας-προορισμού «Strada Madonna della Scala, Chieri-Italy» - «Via del Ponte Vecchio 15». Για το συγκεκριμένο ζεύγος σημείων αφετηρίας-προορισμού και για το ίδιο στιγμιότυπο του πλαισίου χρήσης (Πίνακας 6-9) εκτελέστηκαν δύο διαδρομές ([2]). Η πρώτη διαδρομή είναι η «ενεργειακά βέλτιστη», στην οποία συγκλίνουν οι προτεινόμενοι αλγόριθμοι δρομολόγησης και παρουσιάζεται στο Σχήμα 6-27. Η δεύτερη διαδρομή είναι η «ταχύτερη» διαδρομή, η οποία υπολογίζεται από ένα συμβατικό σύστημα πλοήγησης, και παρουσιάζεται στο Σχήμα 6-28. Συγκρίνοντας τα

μονοπάτια των δύο διαδρομών προκύπτει ότι το πρώτο μισό τους διαφέρει, ενώ το δεύτερο μισό τους ταυτίζεται. Συγκεκριμένα, η «ταχύτερη διαδρομή» ακολουθεί το αναμενόμενο μονοπάτι που διέρχεται από γρήγορες λεωφόρους και οδούς ταχείας κυκλοφορίας. Το μονοπάτι αυτό, όμως, περιλαμβάνει μεταξύ άλλων και απότομα ανηφορικά κομμάτια, στα οποία το όχημα μπορεί να σταματήσει λόγω της ύπαρξης φωτεινών σηματοδοτών, με αποτέλεσμα να απορρίπτεται από τους αλγορίθμους εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής. Οι αλγόριθμοι αυτοί επιλέγουν μια εναλλακτική διαδρομή που διέρχεται από ομαλότερα ανηφορικά κομμάτια με λιγότερη κυκλοφοριακή κίνηση (δευτερεύουσες οδοί), αλλά και με χαμηλότερα όρια ταχύτητας.

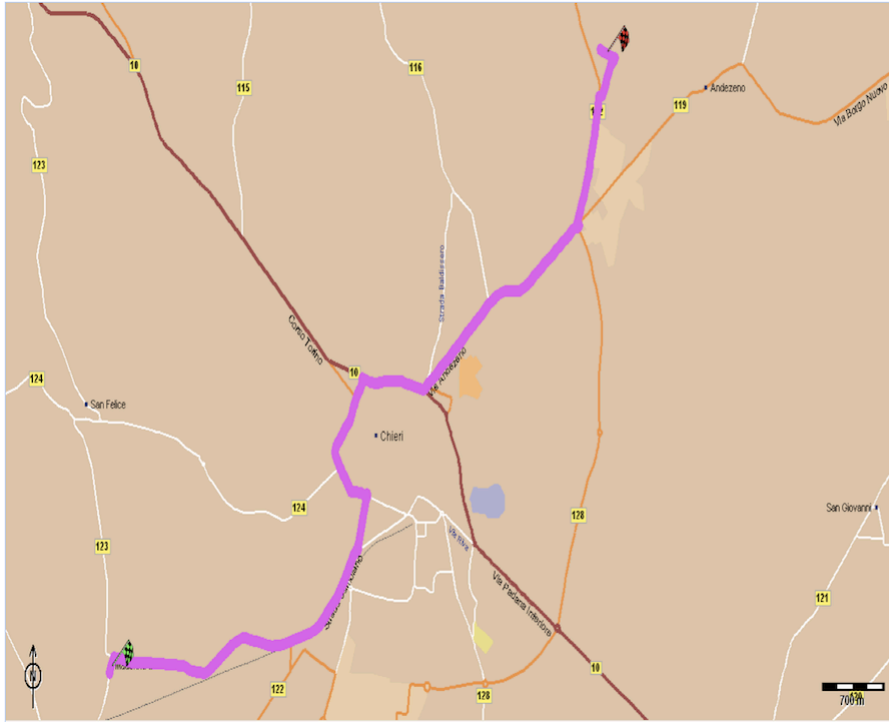
Πίνακας 6-9. Στιγμιότυπο του πλαισίου χρήσης για τον υπολογισμό των διαδρομών του παραδείγματος (Σχήμα 6-27 και Σχήμα 6-28)

<i>Vehicle Context</i>										
SoH (%)	SoC (%)	Capacity (Wh)	Technology	Lights	Heat.	Airc.	Radio	Wipers	Power output max (kW)	Weight (kgr)
95	80-90	21500	Li-Ion	off	mid	off	off	off	60	1070

<i>Weather Context</i>		<i>Traffic Context</i>			<i>Driver Profile</i>
Temperature (°C)	Humidity (%)	WeekDay	Time Band	Month	Avg. Consumption (Wh/km)
5	74	We	08:00-09:59	Dec	162



Σχήμα 6-27. Παράδειγμα «ενεργειακά αποδοτικής» δρομολόγησης για συγκεκριμένο ζεύγος αφετηρίας-προορισμού και συγκεκριμένο στιγμιότυπο του πλαισίου χρήσης



Σχήμα 6-28. Παράδειγμα «ταχύτερης» δρομολόγησης για συγκεκριμένο ζεύγος αφετηρίας-προορισμού και συγκεκριμένο στιγμιότυπο του πλαισίου χρήσης

Ο Πίνακας 6-10 παρουσιάζει συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα σύγκρισης της «ενεργειακά βέλτιστης» και της αντίστοιχης «ταχύτερης» διαδρομής. Σύμφωνα, λοιπόν, με τα αποτελέσματα αυτά, η επιλογή της προτεινόμενης «ενεργειακά βέλτιστης» διαδρομής έναντι της αντίστοιχης «ταχύτερης» διαδρομής, η οποία υπολογίζεται από ένα συμβατικό σύστημα πλοήγησης, συνεπάγεται εξοικονόμηση ενέργειας και απόστασης κατά 18.24% και 1.13% αντίστοιχα, ενώ ο απαιτούμενος χρόνος άφιξης στον προορισμό επιμηκύνεται κατά 9.15%. Τα αποτελέσματα αυτά καθιστούν την προτεινόμενη «ενεργειακά βέλτιστη» διαδρομή ως μια ελκυστική εναλλακτική επιλογή για το χρήστη που επιθυμεί να ταξιδέψει από τη συγκεκριμένη αφετηρία προς το συγκεκριμένο προορισμό υπό τη συγκεκριμένη διαμόρφωση του πλαισίου χρήσης.

Πίνακας 6-10. Σύγκριση αποτελεσμάτων παραδείγματος δρομολόγησης (Σχήμα 6-27 και Σχήμα 6-28)

	<i>Αλγόριθμος δρομολόγησης</i>		<i>Σύγκριση</i>
	<i>Ενεργειακά αποδοτική διαδρομή</i>	<i>Ταχύτερη διαδρομή</i>	<i>Ενεργειακά αποδοτική vs. Ταχύτερη διαδρομή</i>
Ενεργειακή κατανάλωση (Wh)	1238.2	1464.05	-18.24%
Χρόνος διαδρομής (s)	732	665	9.15%
Μήκος διαδρομής (m)	8944	9046	-1.13%
Πλήθος οδικών ζεύξεων	70	82	-14.63%

6.9 Παραπομπές

- [1] M. Masikos, K. Demestichas, E. Adamopoulou, and M. Theologou, “Energy-efficient routing based on vehicular consumption predictions of a mesoscopic learning model,” *Submitt. Elsevier Appl. Soft Comput.*
- [2] M. Masikos, K. Demestichas, E. Adamopoulou, and M. Theologou, “Machine-learning methodology for energy efficient routing,” *Inst. Eng. Technol.*, p. 11.
- [3] “DTREG-Software For Predictive Modeling and Forecasting.” [Online]. Available: <http://www.dtreg.com/>.
- [4] “The official website for the Microsoft Windows operating system.” [Online]. Available: <http://windows.microsoft.com>.
- [5] “The Microsoft Visual Studio 2008.” [Online]. Available: <http://www.microsoft.com/industry/government/products/vs2008.aspx>.
- [6] “Microsoft .NET Technology Guidance.” [Online]. Available: <http://www.microsoft.com/net>.
- [7] “A wiki for .NET developers.” [Online]. Available: <http://www.pinvoke.net/>.
- [8] “Microsoft Component Object Model Technologies.” [Online]. Available: <http://www.microsoft.com/com/default.aspx>.
- [9] “ADLINK MXE-5302 device.” [Online]. Available: http://www.adlinktech.com/PD/web/PD_detail.php?cKind=&pid=1103.
- [10] Pininfarina, “Pininfarina Nido EV,” 2013. [Online]. Available: http://www.pininfarina.com/en/nido_ev.
- [11] Vector, “Vector Box VN1610 device,” 2013. [Online]. Available: http://vector.com/vi_vn1600_en.html.
- [12] M. Masikos, K. Demestichas, E. Adamopoulou, and M. Theologou, “Mesoscopic forecasting of vehicular consumption using neural networks,” *Submitt. Springer Soft Comput.*
- [13] R. Likert, “A technique for the measurement of attitudes,” *Arch. Psychol.*, vol. 140, pp. 1–55, 1932.

Κεφάλαιο 7

Ανασκόπηση – Μελλοντικές Κατευθύνσεις

7 Ανασκόπηση – Μελλοντικές Κατευθύνσεις

7.1 Ανασκόπηση

Στην παρούσα διατριβή εξετάστηκε το πρόβλημα της ενεργειακά βέλτιστης δρομολόγησης στην περίπτωση των πλήρως ηλεκτροκινούμενων οχημάτων. Πρόκειται για ένα ερευνητικό πεδίο, το οποίο βρέθηκε πρόσφατα στο επίκεντρο της έρευνας και απασχολεί ιδιαίτερα την επιστημονική κοινότητα. Στόχος των ερευνητών που ασχολούνται με το συγκεκριμένο πεδίο είναι η ανάπτυξη πράσινων τεχνολογιών, ώστε να επιτευχθεί τόσο η εξοικονόμηση των πεπερασμένων ενεργειακών πόρων, όσο και ο περιορισμός των αρνητικών επιπτώσεων στο περιβάλλον (π.χ. καυσαέρια). Στα πλαίσια αυτά, στόχος της διατριβής ήταν να επιτύχει τη μετάβαση από το σημείο αφετηρίας στο σημείο προορισμού ακολουθώντας τη διαδρομή για την οποία η κατανάλωση ενέργειας ελαχιστοποιείται. Λαμβάνοντας υπόψιν ότι κατά την κίνηση των πλήρως ηλεκτροκινούμενων οχημάτων δεν υπάρχουν εκπομπές καυσαερίων και ότι οι μόνες εκπομπές ρύπων που λαμβάνουν χώρα αφορούν τη διαδικασία παραγωγής και μεταφοράς της καταναλωθείσας ηλεκτρικής ενέργειας μέχρι το σταθμό ανεφοδιασμού, προκύπτει ότι με την επιλογή της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής επιτυγχάνεται και ταυτόχρονη μείωση των εκπομπών καυσαερίων (ελαχιστοποίηση της απαιτούμενης ενέργειας συνεπάγεται μείωση της ζήτησης παραγωγής ενέργειας και κατά συνέπεια μείωση των εκλυόμενων καυσαερίων).

Ξεκινώντας την προσπάθεια επίλυσης του εξεταζόμενου προβλήματος, η διατριβή εστίασε στην μαθηματική του ανάλυση και διατύπωση. Με βάση την ανάλυση αυτή, το πρόβλημα εύρεσης της ενεργειακά αποδοτικότερης διαδρομής διατυπώθηκε ως ένα πρόβλημα εύρεσης του συντομότερου μονοπατιού. Πρόκειται για ένα πολύ δημοφιλές πρόβλημα της θεωρίας των γράφων, το οποίο έχει αποτελέσει αντικείμενο εκτενούς μελέτης πολλών ερευνητών για πολλά χρόνια. Ως εκ τούτου, πολλαπλοί αλγόριθμοι έχουν προταθεί για την επίλυσή του και ακόμη περισσότερες τροποποιήσεις για τη βελτίωση των αρχικών αλγορίθμων. Όλοι αυτοί οι αλγόριθμοι, όμως, θεωρούν ως προαπαιτούμενο για τη λειτουργία τους να έχουν οριστεί τα κόστη των ακμών του εξεταζόμενου γράφου.

Στα περισσότερα προβλήματα τα κόστη αυτά μπορούν να οριστούν με ευκολία. Στην προκειμένη περίπτωση, όμως, η εκτίμηση του ενεργειακού κόστους κατά μήκος μιας οδικής ζεύξης είναι δύσκολο να προβλεφθεί με ακρίβεια. Αναρίθμητοι παράγοντες επηρεάζουν την τιμή αυτή του ενεργειακού κόστους, ενώ η πολυπλοκότητα των σχέσεων και των

αλληλεξαρτήσεων που τις διέπουν δεν επιτρέπει την ανίχνευσή τους και την αποτύπωσή τους σε μια ντετερμινιστική μαθηματική φόρμουλα. Η παρούσα διατριβή προτείνει την εφαρμογή τεχνικών μηχανικής μάθησης για την επίλυση του συγκεκριμένου προβλήματος. Η εκπαίδευση των δικτύων μηχανικής μάθησης με χρήση της πρότερης εμπειρίας καθιστά δύνατη την ανίχνευση και αποτύπωση στη δομή των δικτύων όλων των μοτίβων και αλληλεξαρτήσεων που εμπεριέχονται στα δεδομένα εκπαίδευσης.

Για το λόγο αυτό αναζητούνται όλοι οι παράγοντες που επιδρούν στην κατανάλωση ενέργειας που συντελείται κατά τη διάσχιση μιας οδικής ζεύξης και επιλέγονται οι πιο αντιπροσωπευτικές παράμετροι αυτών για την ανάπτυξη των μοντέλων εκτίμησης του ενεργειακού κόστους. Οι παράμετροι αυτές πρέπει να πληρούν δύο προϋποθέσεις: α) πρέπει να υπάρχει δυνατότητα ανάκτησης τους από ένα σύστημα ADAS (δηλαδή από ένα σύστημα πλοήγησης που εγκαθίσταται επί του οχήματος) και β) πρέπει να περιγράφουν επαρκώς τους παράγοντες που αντιπροσωπεύουν.

Ταυτόχρονα, πραγματοποιούνται διάφορες επιλογές διαμόρφωσης των προτεινόμενων μοντέλων εκτίμησης της ενεργειακής κατανάλωσης με στόχο τη βελτιστοποίησή τους. Για παράδειγμα, επιδιώκεται η μείωση των μεταβλητών εισόδου του δικτύου μάθησης και κατά συνέπεια η μείωση της πολυπλοκότητας της δομής του, διασφαλίζοντας όμως παράλληλα την ακρίβεια των εκτιμήσεων του ενεργειακού κόστους. Προκειμένου να επιτευχθεί αυτό, μεταξύ άλλων, προτείνεται η υιοθέτηση ενός δικτύου μάθησης ανά οδική ζεύξη. Υιοθετώντας την προσέγγιση αυτή, όχι μόνο επιτυγχάνεται η μείωση του αριθμού των μεταβλητών εισόδου του δικτύου μάθησης, αλλά επιπλέον συντελείται σημαντική μείωση του όγκου των δεδομένων εκπαίδευσης.

Ιδιαίτερα σημαντική για τη λειτουργία και την αξιοπιστία του προτεινόμενου μοντέλου εκτίμησης της ενεργειακής κατανάλωσης είναι και η δυνατότητα ανταλλαγής εμπειριών μεταξύ των οχημάτων. Ο διαμοιρασμός της συλλεχθείσας εμπειρίας συντελεί στον εμπλουτισμό των δεδομένων εκπαίδευσης. Στην περίπτωση που ήδη υπάρχουν δεδομένα εκπαίδευσης για μια οδική ζεύξη, ο εμπλουτισμός του συνεπάγεται την καλύτερη εκπαίδευση του δικτύου μάθησης και τη βελτίωση της ακρίβειας των εκτιμήσεων του, ενώ στην περίπτωση που δεν υπάρχουν δεδομένα εκπαίδευσης για μια ζεύξη, η ανάκτηση αυτών από άλλα οχήματα που την επισκέφτηκαν επιτρέπει τη λειτουργία του προτεινόμενου μοντέλου. Από την άλλη, όμως, η ανταλλαγή εμπειρίας μεταξύ των οχημάτων εγείρει σημαντικά ζητήματα καταστρατήγησης της ιδιωτικότητας των χρηστών και παραβίασης «προσωπικών» δεδομένων. Στην άρση αυτού του εμποδίου συμβάλλει μια μεθοδολογία

διασφάλισης της ιδιωτικότητας των χρηστών κατά την ανταλλαγή εμπειριών που προτείνει η παρούσα διατριβή.

Έχοντας, λοιπόν, εξασφαλίσει την αξιόπιστη εκτίμηση του ενεργειακού κόστους, η παρούσα διατριβή προχωρά στην ενσωμάτωσή της στους αλγορίθμους εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής και στην περαιτέρω ανάπτυξή τους. Ιδιαίτερη προσοχή επιδεικνύεται κατά την ανάπτυξη αυτών των αλγορίθμων στις ιδιαιτερότητες που χαρακτηρίζουν τα πλήρως ηλεκτροκινούμενα οχήματα (π.χ. επανάκτηση ενέργειας μέσω της αναγεννητικής πέδησης) και στον περιορισμό της πολυπλοκότητας του παραγόμενου αλγορίθμου, ώστε να μπορεί να υποστηριχτεί από υπολογιστικά συστήματα που προορίζονται για οχήματα.

Στη συνέχεια, σχεδιάζεται και αναπτύσσεται η αρχιτεκτονική ενός ευφυούς συστήματος πλοήγησης που εφαρμόζει τους προτεινόμενους αλγορίθμους εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής. Για την περιγραφή της αρχιτεκτονικής χρησιμοποιείται η γλώσσα ανάπτυξης προδιαγραφών Archimate και υιοθετείται η ανάπτυξη της αρχιτεκτονικής σύμφωνα με τα πρότυπα που αυτή ορίζει. Καθότι το σύστημα αυτό αναπτύχθηκε στα πλαίσια του Ευρωπαϊκού Ερευνητικού Προγράμματος EcoGem ως τμήμα μιας ολοκληρωμένης πλατφόρμας υπηρεσιών για πλήρως ηλεκτροκινούμενα οχήματα και προκειμένου να καταστεί πλήρης η περιγραφή της αρχιτεκτονικής του και να γίνουν κατανοητές οι επιλογές σχεδίασής του, παρατίθενται επιπρόσθετα κάποια σχεδιαγράμματα και συνοπτικές περιγραφές που αφορούν το σύνολο της πλατφόρμας EcoGem. Ωστόσο, η συγκεκριμένη διατριβή εστιάζει, κυρίως, στην ανάπτυξη και την περιγραφή των λειτουργικών μονάδων εκείνων που εφαρμόζουν τους προτεινόμενους ευφυείς αλγορίθμους εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής και στηρίζουν τη λειτουργία τους.

Προτού προχωρήσει στην υλοποίηση της αναπτυχθείσας αρχιτεκτονικής, η παρούσα διατριβή αξιολογεί, αρχικά, τις δυνατότητες κλιμάκωσης και εφαρμογής του σχεδιασθέντος συστήματος πλοήγησης και στη συνέχεια την αξιοπιστία των εκτιμήσεων της ενεργειακής κατανάλωσης που παράγουν τα προτεινόμενα μοντέλα. Όσον αφορά στη μελέτη κλιμάκωσης, η διατριβή επικεντρώνεται σε τρεις παραμέτρους κρίσιμες για την υλοποίηση της προτεινόμενης αρχιτεκτονικής. Η πρώτη παράμετρος αφορά στην χρονική επιβάρυνση που επιφέρει στη διαδικασία εύρεσης της βέλτιστης διαδρομής η εφαρμογή τεχνικών μηχανικής μάθησης. Για το λόγο αυτό μελετά το κατά πόσον τα σύγχρονα υπολογιστικά συστήματα που προορίζονται για οχήματα είναι ικανά να περατώσουν τόσο τη διαδικασία της εκπαίδευσης των δικτύων μάθησης, όσο και αυτή της πρόβλεψης σε εύλογο χρονικό διάστημα. Τρία σενάρια μελετώνται για την αξιολόγηση της μετρηθείσας χρονικής

επιβάρυνσης στην περίπτωση χρήσης τριών διαφορετικών δικτύων μηχανικής μάθησης. Τελικά, μόνο τα δύο από τα τρία δίκτυα μηχανικής μάθησης επιλέγονται ως κατάλληλα για εφαρμογή στα προτεινόμενα μοντέλα εκτίμησης της ενεργειακής κατανάλωσης. Η δεύτερη παράμετρος αφορά στην κλιμάκωση της απαιτούμενης χωρητικότητας από την εφαρμογή τεχνικών μηχανικής μάθησης. Συγκεκριμένα, μελετάται το κατά πόσο τα σύγχρονα αποθηκευτικά μέσα μπορούν να εξυπηρετήσουν τις ανάγκες αποθήκευσης τόσο της συλλεχθείσας εμπειρίας, όσο και των δομών των εκπαιδευμένων δικτύων μηχανικής μάθησης. Το τελικό συμπέρασμα είναι ότι τα σύγχρονα αποθηκευτικά μέσα υπερκαλύπτουν τις ανάγκες σε αποθηκευτικό χώρο. Η τρίτη παράμετρος, τέλος, αφορά στην κλιμάκωση του χρόνου μετάδοσης της διαμοιραζόμενης πληροφορίας με βάση τις διαθέσιμες τεχνολογίες επικοινωνιών. Η εξέταση των απαιτήσεων του συστήματος σε συνδυασμό με τις δυνατότητες των τεχνολογιών αυτών οδήγησε στο συμπέρασμα ότι με την επιλογή των κατάλληλων κάθε φορά τεχνολογιών μπορούν να ολοκληρωθούν οι σύνοδοι (sessions) V2V ή V2I/I2V διαμοιρασμού της συλλεχθείσας εμπειρίας σε εύλογο χρονικό διάστημα. Συνεπώς, σύμφωνα με τα εξαχθέντα συμπεράσματα οι διαθέσιμες τεχνολογίες επιτρέπουν την ανάπτυξη ενός λειτουργικού συστήματος πλοήγησης που να υλοποιεί την προτεινόμενη αρχιτεκτονική.

Όσον αφορά την αξιολόγηση των εκτιμήσεων της ενεργειακής κατανάλωσης, η παρούσα διατριβή εξετάζει τις επιδόσεις των δύο προτεινόμενων μεσοσκοπικών μοντέλων πρόβλεψης που εφαρμόζουν δύο διαφορετικές τεχνικές μηχανικής μάθησης. Συγκεκριμένα, το πρώτο μοντέλο υλοποιεί ένα δίκτυο MLP και το δεύτερο υλοποιεί ένα δίκτυο GRNN. Η ανάπτυξη και των δύο αυτών μοντέλων περιγράφεται αναλυτικά στα πλαίσια της διατριβής, ενώ για την αξιολόγησή τους χρησιμοποιούνται πραγματικές μετρήσεις κατανάλωσης ενέργειας, οι οποίες καταγράφηκαν κατά τη διάρκεια μιας σειράς δοκιμών πεδίου. Τα αποτελέσματα της αξιολόγησης επιβεβαιώνουν την αξιοπιστία και των δύο προτεινόμενων μοντέλων, με το μοντέλο GRNN, ωστόσο, να πετυχαίνει ελαφρώς καλύτερες επιδόσεις. Παράλληλα, η σύγκριση των επιδόσεων των δύο προτεινόμενων μοντέλων με τις αντίστοιχες επιδόσεις ενός συμβατικού μοντέλου αναφοράς αποκαλύπτει ότι η εφαρμογή τεχνικών μηχανικής μάθησης καθιστά τα προτεινόμενα μοντέλα ιδιαίτερα εύρωστα.

Έχοντας, λοιπόν, αποδείξει τη δυνατότητα ανάπτυξης του προτεινόμενου συστήματος πλοήγησης με βάση τα διαθέσιμα τεχνολογικά μέσα και έχοντας επιβεβαιώσει την αξιοπιστία των εκτιμήσεων ενεργειακής κατανάλωσης που παράγουν τα προτεινόμενα μοντέλα, η διατριβή προχώρησε στην υλοποίηση της αρχιτεκτονικής που σχεδιάστηκε. Ένα πρωτότυπο σύστημα αναπτύχθηκε σύμφωνα με τις προδιαγραφές που περιγράφηκαν και

στη συνέχεια εγκαταστάθηκε σε ένα πλήρως ηλεκτροκινούμενο όχημα, το οποίο αποτέλεσε το όχημα δοκιμών. Με το όχημα αυτό πραγματοποιήθηκαν μια σειρά απο δοκιμές πεδίου με στόχο: α) τη συλλογή δεδομένων εκπαίδευσης των δικτύων μάθησης, β) τη συλλογή δεδομένων επαλήθευσης της λειτουργίας των δικτύων μάθησης και γ) την αξιολόγηση της ικανότητας δρομολόγησης των προτεινόμενων αλγορίθμων εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής. Ειδικότερα, όσον αφορά τη διαδικασία της αξιολόγησης της δρομολόγησης, το όχημα μετέβαινε κάθε φορά από την αφετηρία στον προορισμό του μέσω δύο διαφορετικών διαδρομών. Την πρώτη διαδρομή την παρήγαγε ο προτεινόμενος αλγόριθμος εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής, ενώ τη δεύτερη την παρήγαγε ένας συμβατικός αλγόριθμος εύρεσης της «ταχύτερης» διαδρομής. Τα αποτελέσματα των δοκιμών αυτών επιβεβαιώνουν την αξιοπιστία των προτεινόμενων αλγορίθμων εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής και την «ενεργειακή υπεροχή» των διαδρομών που παράγουν.

Ολοκληρώνοντας, η συνεισφορά της συγκεκριμένης διατριβής στην επιστημονική και τεχνολογική πρόοδο που συντελείται στο πεδίο των πράσινων μεταφορών μπορεί να συνοψιστεί στα εξής:

- Εφάρμοσε σύγχρονες τεχνολογίες της υπολογιστικής νοημοσύνης (τεχνικές μηχανικής μάθησης) και των επικοινωνιών (V2V/V2I/I2V συνδεσιμότητα) για την επίλυση του προβλήματος της ενεργειακά αποδοτικής δρομολόγησης ενός πλήρως ηλεκτροκινούμενου οχήματος.
- Ανέπτυξε μοντέλα πρόβλεψης της ενεργειακής κατανάλωσης των οχημάτων που εφαρμόζουν τεχνικές μηχανικής μάθησης και εκτιμούν το ενεργειακό κόστος μιας οδικής ζεύξης με βάση την πρότερη εμπειρία και την τρέχουσα διαμόρφωση του πλαισίου χρήσης. Η υιοθέτηση των τεχνικών μηχανικής μάθησης προσδίδει στα προτεινόμενα μοντέλα την ικανότητα να «μαθαίνουν» και να προσαρμόζονται άμεσα σε διαρκώς μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα, ενώ παράλληλα τα καθιστά ιδιαίτερα αξιόπιστα και εύρωστα όσον αφορά στις εκτιμήσεις τους.
- Προσδιόρισε όλες τις παραμέτρους του πλαισίου χρήσης που επηρεάζουν την ενεργειακή κατανάλωση του οχήματος και κατόρθωσε να μοντελοποιήσει όλες τις μεταξύ τους μη γραμμικές αλληλεξαρτήσεις και διασυνδέσεις χάρη στην εφαρμογή τεχνικών μηχανικής μάθησης.
- Διασφάλισε την ιδιωτικότητα των χρηστών κατά την ανταλλαγή εμπειρίας μεταξύ των οχημάτων.

- Προσδιόρισε, μελέτησε και αξιολόγησε τα προβλήματα κλιμακωσιμότητας που επιφέρουν στα σύγχρονα συστήματα πλοήγησης τόσο η εφαρμογή τεχνικών μηχανικής μάθησης, όσο και η ανταλλαγή εμπειρίας μεταξύ των οχημάτων.
- Σχεδίασε την αρχιτεκτονική ενός ευφυούς συστήματος πλοήγησης που υλοποιεί τους προτεινόμενους αλγορίθμους εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής και στη συνέχεια ανέπτυξε ένα πρωτότυπο σύστημα. Μάλιστα, προχώρησε και σε εγκατάσταση του πρωτότυπου αυτού συστήματος σε ένα όχημα, το οποίο χρησιμοποιήθηκε για την εκτέλεση μιας σειράς δοκιμών πεδίου.
- Επαλήθευσε την αξιοπιστία των προτεινόμενων μοντέλων πρόβλεψης της ενεργειακής κατανάλωσης με τη χρήση πραγματικών τιμών κατανάλωσης που μετρήθηκαν κατά τη διάρκεια δοκιμών πεδίου και διαπίστωσε την ευρωστία αυτών, μετά τη σύγκριση των επιδόσεων τους με τις αντίστοιχες επιδόσεις ενός συμβατικού μοντέλου αναφοράς.
- Επικύρωσε την «ενεργειακή υπεροχή» των προτεινόμενων αλγορίθμων εύρεσης της ενεργειακά βέλτιστης διαδρομής, πραγματοποιώντας δοκιμές πεδίου στο οδικό δίκτυο μιας ευρείας περιοχής υπό πραγματικές συνθήκες κυκλοφορίας.

7.2 Μελλοντικές Κατευθύνσεις

Το ερευνητικό πεδίο της ανάπτυξης και προώθησης των πράσινων μεταφορών, στο οποίο επικεντρώνεται η παρούσα διατριβή, άρχισε πρόσφατα να προσελκύει το ενδιαφέρον των ερευνητών. Πρόκειται δηλαδή για ένα πεδίο πρόσφορο για έρευνα, στο οποίο υπάρχουν ακόμη πολλά περιθώρια ανάπτυξης και εξέλιξης, πέρα από τα ζητήματα που αντιμετώπισε η παρούσα διατριβή. Συγκεκριμένα, η παρούσα διατριβή εστίασε στην ανάπτυξη αξιόπιστων αλγορίθμων για την ενεργειακά βέλτιστη δρομολόγηση των πλήρως ηλεκτροκινούμενων οχημάτων. Άλλα ζητήματα που χρήζουν προσοχής και πρέπει να αποτελέσουν αντικείμενο έρευνας και μελέτης είναι:

- Η ανάπτυξη συστημάτων διαχείρισης στόλων (π.χ. οχήματα διανομών, ταξί, μίνι-λεωφορεία αστικών μετακινήσεων κτλ.) που αποτελούνται από πλήρως ηλεκτροκινούμενα οχήματα. Τα συστήματα αυτά πρέπει να ενσωματώσουν στους υπολογισμούς τους όλους τους περιορισμούς που επιβάλλει η διαδικασία φόρτισης των ηλεκτροκινούμενων οχημάτων, δηλαδή τον αριθμό και τη διάρκεια των επαναφορτίσεων που επιτρέπονται σε συγκεκριμένο χρονικό διάστημα.
- Η ενσωμάτωση των παραμέτρων ενεργειακής κατανάλωσης και εκπομπών ρύπων στους υπολογισμούς των συστημάτων βέλτιστης διαχείρισης ενός στόλου οχημάτων (π.χ. ταξί,

οχήματα διανομών, λεωφορεία αστικών μετακινήσεων κτλ.). Τα συστήματα αυτά βασίζονται μέχρι τώρα τις αποφάσεις τους κυρίως σε κριτήρια διανυόμενης απόστασης ή σε κριτήρια χωρητικότητας των οχημάτων ή σε χρονικά κριτήρια ή σε συνδυασμούς των παραπάνω.

- Η πρόβλεψη της πρόσθετης ζήτησης ενέργειας που προκαλείται από τη διάδοση των πλήρως ηλεκτροκινούμενων οχημάτων, ώστε αυτή να καλυφθεί με κατάλληλη συνεισφορά των ηλεκτροπαραγωγών διαφόρων τύπων (π.χ. ανανεώσιμες πηγές, λιγνιτική παραγωγή κτλ.), χωρίς να προκληθούν διαταραχές στα δίκτυα ηλεκτρικής ενέργειας.
- Η διαφανής ενσωμάτωση των πλήρως ηλεκτροκινούμενων οχημάτων στα δίκτυα ηλεκτρικής ενέργειας και η ανάπτυξη έξυπνων πλεγμάτων (smart grids) με στόχο τη διαχείριση της φόρτισης και της αποφόρτισης των οχημάτων αυτών (η αποφόρτιση αφορά στην αντιμετώπιση των πλήρως ηλεκτροκινούμενων οχημάτων ως σταθμών αποθήκευσης ενέργειας, οι οποίοι στηρίζουν τη λειτουργία του δικτύου σε περίπτωση αυξημένης ενεργειακής ζήτησης).

7.3 Κατάλογος δημοσιεύσεων του συγγραφέα

7.3.1 Δημοσιεύσεις σε διεθνή επιστημονικά περιοδικά με κριτές

- [1] **M. Masikos**, K. Demestichas, E. Adamopoulou, and M. Theologou, “Machine-Learning Methodology for Energy Efficient Routing”, IET Intelligent Transport Systems, August 2013, DOI: 10.1049/iet-its.2013.0006.
- [2] **M. Masikos**, K. Demestichas, E. Adamopoulou, and M. Theologou, “Mesoscopic forecasting of vehicular consumption using neural networks”, submitted in Springer Soft Computing.
- [3] **M. Masikos**, K. Demestichas, E. Adamopoulou, and M. Theologou, “Energy-efficient routing based on vehicular consumption predictions of a mesoscopic learning model”, submitted in Elsevier Applied Soft Computing.
- [4] **M. Masikos**, K. Demestichas, E. Adamopoulou, and M. Theologou, “Reliable Vehicular Consumption Prediction based on Machine Learning”, submitted in Neural Network World.
- [5] Ch. Patrikakis, **M. Masikos**, and A. Voulodimos, “A Framework for Preserving User Privacy and Ensuring QoS in Location Based Services using Non-irreversible Algorithm”, International Journal of Communication Networks and Information Security, Vol. 1, No. 1, April 2009.
- [6] Ch. Patrikakis, **M. Masikos**, and O. Zouraraki, “Distributed Denial of Service Attacks”, The Internet Protocol Journal, Cisco Systems Inc., www.cisco.com/ipj, pp. 13-35, Dec. 2004.

7.3.2 Δημοσιεύσεις σε διεθνή επιστημονικά βιβλία

- [1] K. Demestichas, E. Adamopoulou, **M. Masikos**, T. Benz, W. Kipp, F. Cappadona, “Advanced Driver Assistance System Supporting Routing and Navigation for Fully Electric Vehicles”, chapter in the Advanced Microsystems for Automotive Applications 2012- Smart Systems for Safe, Sustainable and Networked Vehicles, G. Meyer(Ed.), pp. 197-206, Springer – Verlag Berlin Heidelberg 2012, DOI: 10.1007/978-3-642-29673-4_18.
- [2] **M. Masikos**, F. Cappadona, K. Demestichas, E. Adamopoulou, S. Dreher, “EcoGem - Cooperative Advanced Driver Assistance System for Green Cars”, chapter in the Advanced Microsystems for Automotive Applications 2011, G. Meyer and J. Valldorf (Eds.), pp. 213-223, Springer – Verlag Berlin Heidelberg 2011, DOI: 10.1007/978-3-642-21381-6_21.
- [3] K. Demestichas, E. Adamopoulou, **M. Masikos**, and Ch. Patrikakis, Book chapter: “Location-Based Services and Techniques” in “Handbook on Mobile Ad Hoc and Pervasive Communications”, American Scientific Publishers, Dec. 2006.

7.3.3 Δημοσιεύσεις σε διεθνή επιστημονικά συνέδρια με κρίση στο πλήρες κείμενο

- [1] E. Adamopoulou, **M. Masikos**, and Demestichas K., “A Machine Learning Approach for Energy-driven Routing and Navigation”, at the 19th World Congress on Intelligent Transport Systems, Vienna, Austria, 22-26 October 2012.
- [2] E. Adamopoulou, **M. Masikos**, K. Demestichas, and M. Gorini, “Energy-driven Routing and Navigation for Advanced Driver Assistance Systems”, at the 19th World Congress on Intelligent Transport Systems, Vienna, Austria, 22-26 October 2012.
- [3] **M. Masikos**, K. Demestichas, and E. Adamopoulou, “FEV-oriented applications and services”, at the 19th World Congress on Intelligent Transport Systems, Vienna, Austria, 22-26 October 2012.
- [4] K. Demestichas, E. Adamopoulou, **M. Masikos**, R. Gimenez, and B. Onur, “Advanced Driver Assistance System For Fully Electric Vehicles – Functionalities & Use Cases”, in the IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES'12), pp. 306-311, Istanbul, Turkey, 24-27 July 2012.
- [5] **M. Masikos**, K. Demestichas, E. Adamopoulou, and E. Sykas, “Cooperative Machine-Learning Based Advanced Driver Assistance System for Green Cars”, in the Transport Research Arena 2012, Athens, Greece, 23-26 April 2012, Social and Behavioral Sciences, Elsevier, vol. 48, pp.2867-2875.
- [6] K. Demestichas, E. Adamopoulou, **M. Masikos**, S. Dreher, I. Mesogiti, K. Filis, V. Cereseto, L. Usatorre, J. Jiang, T. Kaminski, and W. Kipp, “EcoGem: An Intelligent Advanced Driver Assistance System for Fully Electric Vehicles”, in Proc. Of the 18th World Congress on Intelligent Transport Systems, Orlando, Florida, U.S.A., Oct. 2011.
- [7] K. Demestichas, E. Adamopoulou, **M. Masikos**, R. Gimenez, E. Theodoropoulou, G. Limperopoulos, M. Boero, M. Gorini, F. Cappadona, and B. Onur, “EcoGem: Cooperative Advanced Driver Assistance System for Green Cars”, in the 8th ITS European Congress, Lyon, France, 6-9 June 2011.
- [8] K. Demestichas, E. Adamopoulou, **M. Masikos**, W. Kipp, and T. Benz, “Intelligent Advanced Driver Assistance Systems for Electric Vehicles”, in the IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2011, pp. 78 – 82, Baden Baden, Germany, 5-9 June 2011, DOI: 10.1109/IVS.2011.5940409.

- [9] **M. Masikos**, A. Voulodimos, and Ch. Patrikakis, “On the Use of Game Theory to Ensure Privacy in Personalized Location Based Services”, in Proc. of the First International Workshop on Wireless & Mobile Networks, March 2009.
- [10] **M. Masikos**, D. Nikitopoulos, D. Axiotis, M. Theologou, and C. Dessiniotis, “The Development of Service Enablers in B3G Environments”, in Proc. of the IEEE 18th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC), pp. 1-5, Sept. 2007.
- [11] **M. Masikos**, D. Nikitopoulos, D. Axiotis, and M. Theologou, “Designing a service platform for B3G environments”, in Proc. of the 16th IST Mobile and Wireless Communications Summit, pp. 1-5, July 2007.
- [12] **M. Masikos**, K. Demestichas, E. Adamopoulou, and C. Desiniotis, “THE MOTIVE CONCEPT, Enabling Mobile Terminals to Act as Sensors“, in Proc. International Conference on Wireless Information Networks and Systems, pp. 347 – 354, Aug. 2006.

ΑΡΚΤΙΚΟΛΕΞΑ

Αρκτικόλεξο	Απόδοση στην Αγγλική	Απόδοση στην Ελληνική
3GPP	3rd Generation Partnership Project	Συνεργατικό Έργο 3 ^{ης} Γενιάς
ADAS	Advanced Driver Assistance System	Προηγμένο Σύστημα Υποβοήθησης του Οδηγού
ADAS-RP	Advanced Driver Assistance System – Research Platform	Ερευνητική Πλατφόρμα Προηγμένου Συστήματος Υποβοήθησης του Οδηγού
ANN	Artificial Neural Networks	Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα
API	Application Programming Interface	Διεπαφή Προγραμματισμού Εφαρμογών
BMS	Battery Management System	Σύστημα Διαχείρισης της Μπαταρίας
BP	Back-Propagation	Αλγόριθμος Οπισθοδιάδοσης του σφάλματος
BS	Base Station	Σταθμός Βάσης
CAN	Controller Area Network	Δίκτυο Περιοχής Ελεγκτών
CV	Coefficient of Variation	Συντελεστής Μεταβλητότητας
EcoGem	Cooperative Advanced Driver Assistance System for Green Cars	Ευφύες συνεργατικό σύστημα υποβοήθησης οδήγησης για «πράσινα» οχήματα
EDGE	Enhanced Data rates for GSM Evolution	Βελτιωμένοι Ρυθμοί Δεδομένων για την Εξέλιξη του GSM
ETSI	European Telecommunications Standards Institute	Ευρωπαϊκό Ινστιτούτο Τηλεπικοινωνιακών Προτύπων
FEV	Full Electric Vehicle	Πλήρως Ηλεκτροκινούμενο Όχημα
GPRS	General Packet Radio Service	Γενική Ασύρματη Υπηρεσία Πακέτου
GPS	Global Positioning System	Παγκόσμιο Σύστημα Εντοπισμού Θέσης
GRNN	General Regression Neural Network	Νευρωνικό Δίκτυο Γενικευμένης Παλινδρόμησης
GSM	Global System for Mobile Communications	Παγκόσμιο Σύστημα Κινητών Επικοινωνιών
GUI	Graphical User Interface	Γραφική Διεπαφή Χρήστη
HSDPA	High-Speed Downlink Packet Access	Υψηλής Ταχύτητας Πρόσβαση Πακέτου στη Ζεύξη Καθόδου
HSPA+	Evolved High-Speed Packet Access	Εξελιγμένη Υψηλής Ταχύτητας Πρόσβαση Πακέτου
I2V	Infrastructure-to-Vehicle	Υποδομή με όχημα
ICT	Information Communication Technologies	Τεχνολογίες Πληροφοριακών Συστημάτων και Συστημάτων Επικοινωνιών
IDE	Integrated Development	Ολοκληρωμένο Περιβάλλον

	Environment	Ανάπτυξης Λογισμικού
ITS	Intelligent Transportation Systems	Συστήματα Ευφυών Μεταφορών
ITSC	Intelligent Transportation Systems Communication	Επικοινωνίες Συστημάτων Ευφυών Μεταφορών
LTE	Long Term Evolution	Μακροπρόθεσμη Εξέλιξη
M2M	Machine-to-Machine	Μηχανή με Μηχανή
MAE	Mean Absolute Error	Μέσο Απόλυτο Σφάλμα
MAPE	Mean Absolute Percentage Error	Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα
ME	Maximum Error	Μέγιστο Σφάλμα
MIMO	Multiple-Input Multiple-Output	Σύστημα Πολλαπλών Εισόδων – Πολλαπλών Εξόδων
MLP	Multi-Layer Perceptron	Πολυστρωματικό Νευρωνικό Δίκτυο
MPE	Mean Percentage Error	Μέσο Ποσοστιαίο Σφάλμα
MSE	Mean Squared Error	Μέσο τετραγωνικό σφάλμα
NMSE	Normalized Mean Squared Error	Κανονικοποιημένο Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα
P2P	Peer-to-Peer	Ομότιμο δίκτυο
RBF	Radial Basis Function	Συνάρτηση Ακτινικής Βάσης
RMSE	Root Mean Squared Error	Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος
RSU	Road Side Unit	Παρόδια Μονάδα
SDK	Software Development Kit	Σύνολο Εργαλείων Ανάπτυξης Λογισμικού
SoC	State of Charge	Στάθμη Φόρτισης Μπαταρίας
SoH	State of Health	Στάθμη του Δείκτη Υγείας της Μπαταρίας
SUV	Sport Utility Vehicle	Όχημα Ελεύθερου Χρόνου
SVM	Support Vector Machines	Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης
SVR	Support Vector Regression	Παλινδρόμηση Διανυσμάτων Υποστήριξης
TPEG	Transport Protocol Experts Group	Ομάδα Ειδικών για την ανάπτυξη πρωτοκόλλου συγκοινωνιακών μηνυμάτων
UI	User Interface	Διεπαφή του Χρήστη
UMTS	Universal Mobile Telecommunications System	Παγκόσμιο Σύστημα Κινητών Τηλεπικοινωνιών
V2I	Vehicle-to-Infrastructure	Όχημα με υποδομή
V2V	Vehicle-to-Vehicle	Όχημα με όχημα
WiMAX-m	Worldwide Interoperability for Microwave Access - mobile	Παγκόσμια Διαλειτουργικότητα για Μικροκυματική Πρόσβαση