



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο

Σχολή Πολιτικών Μηχανικών

Τομέας Μεταφορών και Συγκοινωνιακής Υποδομής

**Ανάπτυξη Προτύπων Ενισχυτικής Μάθησης για τη
Διαμόρφωση Εξατομικευμένων Πολιτικών Οδήγησης**

Διπλωματική Εργασία

Δημήτρης Βλαχογιάννης

Επιβλέπων Καθηγητής : Ιωάννης Γκόλιας,

Καθηγητής Σχολής Πολιτικών Μηχανικών ΕΜΠ

Αθήνα, Ιούλιος 2017

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Η ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας σηματοδοτεί και την ολοκλήρωση της πενταετούς φοίτησής μου στη Σχολή Πολιτικών Μηχανικών. Ως εκ τούτου, εκτός από εκείνους που συνεισέφεραν στη διεκπεραίωση της εργασίας αυτής, θα ήθελα να ευχαριστήσω και όλους όσους με συνόδευσαν όλα αυτά τα χρόνια.

Καταρχάς, θα ήθελα να ευχαριστήσω με ιδιαίτερη θέρμη τον επιβλέποντα καθηγητή μου κ. Γιάννη Γκόλια, η πόρτα του οποίου, παρά το επιβαρυνμένο του πρόγραμμα λόγω πρυτανικών υποχρεώσεων, υπήρξε πάντοτε ανοιχτή για καθοδήγηση, ερωτήσεις και προβλήματα περί της εργασίας.

Στην επιστημονική στήριξη της εργασίας μου συνέβαλε με ιδιάζουσα όρεξη και ενδιαφέρον η επίκουρος καθηγήτρια κα. Ελένη Βλαχογιάννη. Αφήνοντας πίσω τη συγγενική σχέση που μας συνδέει, με συμβούλεψε με ειλικρίνεια και την απαραίτητη αυστηρότητα, ώστε να μου παρέχει καθετί για το οποίο αναζήτησα τη βοήθειά της.

Επιπρόσθετα, θα ήθελα να ευχαριστήσω ολόψυχα όλους τους ανθρώπους με τους οποίους συναναστράφηκα αυτή την πενταετία και η αλληλεπίδραση μαζί τους βοήθησε στην εξέλιξη μου ως επιστήμονα και πάνω από όλα ως άνθρωπο, καθηγητές, συμφοιτητές και φίλους.

Τέλος, τίποτα από τα παραπάνω δε θα ήταν εφικτό δίχως την αμέριστη συμπαράσταση των γονιών μου, στους οποίους χρωστάω ένα μεγάλο ευχαριστώ για την καθολική στήριξή τους σε οποιαδήποτε πραγματική δυσκολία κλήθηκα ποτέ να αντιμετωπίσω.

**Τίτλος: Ανάπτυξη Προτύπων Ενισχυτικής Μάθησης για τη Διαμόρφωση
Εξατομικευμένων Πολιτικών Οδήγησης**

Συγγραφέας Διπλωματικής Εργασίας: Δημήτρης Βλαχογιάννης

Επιβλέπων Καθηγητής: Ιωάννης Γκόλιας

ΣΥΝΟΨΗ

Η αυξημένη αστικοποίηση και ο κορεσμός της ιδιοκτησίας ΙΧ. αυτοκινήτων καθιστούν πιο αναγκαία από ποτέ την στροφή στη βιώσιμη κινητικότητα ως συνιστώσα και προϋπόθεση για την προσέγγιση των οδικών επιβατικών μεταφορών. Προς εξυπηρέτηση του σκοπού αυτού, επιδιώχθηκε η διαμόρφωση εξατομικευμένων πολιτικών οδήγησης βασισμένων στην ανάπτυξη προτύπων Ενισχυτικής Μάθησης με στόχο να εξελιχθούν σε -ή να συνεισφέρουν σε ήδη υπάρχουσες- μεθόδους έξυπνων συστημάτων μεταφορών για την αποτελεσματική διαχείριση της κυκλοφορίας. Ορμώμενη από την άνθηση της τεχνολογίας της πληροφορίας και τη διείσδυση των έξυπνων κινητών στις μεθόδους συλλογής δεδομένων, η έρευνα αξιοποίησε πρωτογενή δεδομένα παρακολουθούμενων μεγεθών -ικανών να περιγράψουν την οδηγική συμπεριφορά- από την εφαρμογή κινητού τηλεφώνου OSeven, τα οποία επεξεργάστηκε και χρησιμοποίησε ως στοιχεία εισόδου στον αλγόριθμο Ενισχυτικής Μάθησης Q-learning. Βάσει του προσδιορισμού των συνιστωσών (Καταστάσεις, Ενέργειες, Σενάρια και Ανταμοιβές) και των παραμέτρων του αλγορίθμου με επιστράτευση μεθόδων συσταδοποίησης και μετρικών απόστασης, η ανάπτυξη της μεθοδολογίας παρήγαγε για τον κάθε χρήστη ποσοτικοποιημένες πολιτικές οδήγησης για την ανέλιξη του ως οδηγό. Τέλος, εξασφάλισε μέτρα αξιολόγησης της ποιότητας και της αποδοτικότητας των παραπάνω πολιτικών όσο και μεθοδολογικά εργαλεία για τη σύγκριση και κατάταξη των αναλυθέντων οδηγιών.

Λέξεις κλειδιά: Ενισχυτική Μάθηση, Οδηγική Συμπεριφορά, Πληθοπορισμός, Έξυπνα Μεταφορικά Συστήματα, Q-μάθηση, Μέθοδοι Εκμάθησης Μηχανών, K-means Συσταδοποίηση, PAM Συσταδοποίηση.

Title: Reinforcement Learning Models for the Development of Personalized Driving Policies

Thesis Author: Dimitris Vlachogiannis

Supervising Professor: Ioannis Golias

ABSTRACT

Increased urbanization and saturation of private vehicles ownership render the aiming towards sustainable mobility more necessary than ever, as a component and prerequisite for efficient road passenger transport operations. To that end, the present thesis addresses the problem of delivering personalized driving policies based on Reinforcement Learning for enhancing increasing existing Intelligent Transportation Systems (ITS) to the benefit of traffic management. Motivated by the flourish of information and communication technologies that enable the use of smartphones as massive data collection tools, the proposed framework was implemented on monitored variables –appropriate for describing driving behavior- from the smartphone application OSeven. Data was processed and used as input for the Q-learning algorithm of Reinforcement Learning. After estimating the components (States, Actions, Scenarios and Rewards) and the parameters of the algorithm via clustering methods and distance-based metrics, the methodology produced quantified driving policies for every user to be used as information for self-improvement. Finally, this diploma thesis established validation measures of the quality and efficiency of these policies and methodological tools for comparing and classifying the analyzed drivers.

Keywords: Reinforcement Learning, Driver's Behavior, Intelligent Transportation Systems, Q-learning, Machine Learning Techniques, K-means Clustering, PAM Clustering.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η εκτίναξη της τεχνολογίας και των οικονομικών δυνατοτήτων εντατικοποίησαν τη συσσώρευση σε αστικά κέντρα και μεγένθυναν τις ανάγκες για μετακινήσεις. Η στροφή σε ιδιωτικά μέσα εξυπηρέτησης, αν και αναμενόμενη, δε μπόρεσε να περιοριστεί και πλέον βρίσκεται σε κατάσταση κορεσμού. Οι συνθήκες διαβίωσης εξαιτίας της υπερεκμετάλλευσης των γήινων πόρων και της ανελέητης κατανάλωσης καυσίμων επέφεραν δυσβάστακτες επιπτώσεις για την ποιότητα ζωής του ανθρώπου και το περιβάλλον. Η κοινωνική ανάγκη για βελτίωση του επιπέδου διαβίωσης είναι αδιαμφισβήτητη. Η προώθηση στρατηγικών βιώσιμης κινητικότητας για την προσέγγιση θεμάτων των οδικών επιβατικών μεταφορών και αύξηση του βαθμού αποδοτικότητάς τους θα εξυγιάνουν τομείς όπως η οικονομία, το περιβάλλον, η δημόσια υγεία και η οδική ασφάλεια.

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι να συνεισφέρει στον τομέα των έξυπνων συστημάτων μεταφορών, διαμορφώνοντας εξατομικευμένες πολιτικές οδήγησης με στόχο τον έλεγχο και τη βελτίωση της οδηγικής συμπεριφοράς. Έπειτα από ενδελεχή έρευνα στη σχετική βιβλιογραφία, κρίθηκε σκόπιμη η προσέγγιση του προβλήματος με αλγορίθμους Ενισχυτικής Μάθησης. Η Ενισχυτική Μάθηση αποτελεί ένα κλάδο της Μηχανικής Μάθησης ασχολούμενο με την εμπειρία που αποκομίζεται από την αλληλεπίδραση του μαθητευόμενου με το περιβάλλον του και την αξιολογημένη ανατροφοδότηση που λαμβάνει προς βελτίωση της συμπεριφοράς του. Η επίλυση του προβλήματος αφορά στην έγκαιρη (πριν την εκκίνηση ενός νέου ταξιδιού) και έγκυρη πληροφόρηση του χρήστη για την οδηγική συμπεριφορά που πρέπει να επιδείξει στο επερχόμενο ταξίδι με σκοπό τη βελτίωσή του ως οδηγό.

Η βιβλιογραφία ανέδειξε τα κατάλληλα μεγέθη για την περιγραφή της οδηγικής συμπεριφοράς και τους αποδεκτούς τρόπους συλλογής τους. Κατά αυτόν τον τρόπο, η έρευνα ωθήθηκε στη χρησιμοποίηση βάσης δεδομένων ταξιδιών, που είχαν καταγραφεί από την εφαρμογή έξυπνων κινητών OSeven. Τα εξεταζόμενα μεγέθη ήταν ο αριθμός απότομων επιταχύνσεων και επιβραδύνσεων ανηγμένων στο χιλιόμετρο, η χρήση κινητού και η υπέρβαση του ορίου ταχύτητας αμφότερα

εκφρασμένα σε ποσοστό του χρόνου ταξιδιού. Η προσέγγιση αυτή αντανακλά την επιθετικότητα της οδήγησης, την έλλειψη προσοχής, την απόσπαση προσοχής και το βαθμό επικινδυνότητας της οδήγησης.

Ακολούθησε ο προσδιορισμός των απαιτούμενων στοιχείων για την οργάνωση του προβλήματος της Ενισχυτικής Μάθησης (Καταστάσεις, Ενέργειες, Σενάρια και Ανταμοιβές και οι παράμετροι του προβλήματος). Αναλυτικότερα, οι Καταστάσεις προσεγγίστηκαν σε πρώτη φάση με μεθόδους K-means και PAM συσταδοποίησης. Ωστόσο, κατόπιν αξιολόγησης των αποτελεσμάτων κρίθηκε πως η συγκεκριμένη βάση δεδομένων δεν δύναται να ανατεθεί επιτυχώς σε συστάδες με τις προαναφερθείσες μεθόδους. Ως εκ τούτου, η έρευνα στράφηκε σε μετρικές απόστασης, διαχωρίζοντας τη βάση δεδομένων με κριτήριο την Ευκλείδεια απόσταση των ταξιδιών από το βέλτιστο (ταξίδι με μηδενικές τιμές στα τέσσερα εξεταζόμενα μεγέθη). Ο τρόπος κατάρτισης των Ενεργειών περιλαμβάνει την εν σειρά παράταξη των μεταβολών των κανονικοποιημένων τιμών των τεσσάρων μεταβλητών για κάθε ζεύγος διαδοχικών ταξιδιών ενός οδηγού. Προς διακριτικοποίηση και περιορισμό του συνόλου των Ενεργειών οι διαφορές στρογγυλοποιήθηκαν, με τρόπο κατάλληλο ώστε να επιτευχθεί το επιθυμητό μέγεθος. Τα διαφορετικά Σενάρια του προβλήματος πηγάζουν από τις διαφορετικές μεταβάσεις μεταξύ Καταστάσεων που δύναται να πραγματοποιήσει ο οδηγός. Για κάθε Σενάριο, διαμορφώθηκαν και οι ανάλογες συναρτήσεις Ανταμοιβών που επιβράβευαν με 1 τα ταξίδια που αντιστοιχούσαν στη περιγραφόμενη από το εκάστοτε Σενάριο μετάβαση, ενώ στα υπόλοιπα τίθετο η τιμή 0. Τέλος, οι παράμετροι που ενσωματώνονται στον κανόνα μάθησης Q-learning του αλγορίθμου της Ενισχυτικής Μάθησης προσαρμόστηκαν ώστε να συμβαδίζουν με τις συνθήκες και τα δεδομένα του προβλήματος.

Η ανάπτυξη του αλγορίθμου εκπλήρωσε το σκοπό της παρούσας διπλωματικής εργασίας καταρτίζοντας ένα μεθοδολογικό εργαλείο διαμόρφωσης εξατομικευμένων ποσοτικοποιημένων πολιτικών οδήγησης. Επιπλέον, η διαδικασία ανέδειξε δυνατότητες σύγκρισης της βέλτιστης Ενέργειας με την/τις αμέσως καλύτερη/καλύτερες. Η σύγκριση πραγματοποιείται σε δύο επίπεδα: α) μέσω της Q-αξίας καταδεικνύοντας την αποδοτικότητα της βέλτιστης Ενέργειας σε σχέση με τις υπόλοιπες και β) ανάλογα με το πλήθος απαιτούμενων μειώσεων που απαιτεί και περιθωρίων αύξησης που επιτρέπει η προτεινόμενη στο χρήστη Ενέργεια. Τέλος, υλοποιήθηκε μια μεθοδολογία παρακολούθησης και αξιολόγησης της χρονικής εξέλιξης της πορείας των οδηγών βασισμένη σε ένα σύστημα αθροιστικής αξιολόγησης διαδοχικών 50άδων ταξιδιών του κάθε οδηγού. Μέσω του εργαλείου αυτού, μπορούν να εντοπιστούν τάσεις οδηγικής συμπεριφοράς ανά χρονικές περιόδους, οι οποίες με κατάλληλη ανάλυση και

πιθανώς συσχέτιση με άλλα μελετώμενα μεγέθη για τις ίδιες περιόδους, να έχουν την ικανότητα να αποδώσουν την αιτιολογία της καλής ή κακής σκιαγραφόμενης συμπεριφοράς του οδηγού. Ταυτόχρονα, ο κάθε οδηγός χαρακτηρίζεται από τη βαθμολογία των τελευταίων 50 ταξιδιών του, στοιχείο που τον κατατάσσει σε σχέση με τους υπόλοιπους οδηγούς της βάσης δεδομένων, λειτουργώντας ως κίνητρο για βελτίωση της οδηγικής του συμπεριφοράς.

Οι περιορισμοί που τέθηκαν στην έρευνα, αλλά και προβληματισμοί κατά την πραγμάτωσή της, γεννούν σημεία στα οποία κρίνεται απαραίτητη περαιτέρω εμβάθυνση. Ασφαλώς θα πρέπει να διερευνηθεί η επιρροή της εισαγωγής κινήτρων στους χρήστες για ποιοτικότερη οδήγηση και η επιρροή της, τόσο στα αποτελέσματα της Ενισχυτικής Μάθησης, όσο και της συσταδοποίησης. Επιπλέον, αξίζει να εξεταστεί ο τρόπος εισαγωγής της μεθοδολογίας σε καινοτόμα συστήματα συστάσεων, η ισχύς των οποίων θα εξασφαλίζεται από την παραπάνω κινητοποίηση (π.χ. συσχέτιση με συστήματα usage-based motor insurance). Ολοκληρώνοντας, πέραν της επανεξέτασης των παραμέτρων που λήφθηκαν από τον ερευνητή, ερώτημα που μένει να απαντηθεί αποτελεί η αντίδραση του συστήματος των μεταφορών για διαθεσιμότητα της πληροφορίας σε όλο το σύνολο των οδηγών και η πολυπλοκότητα που αποκτά το πρόβλημα τότε ως πρόβλημα Ενισχυτικής Μάθησης πολλαπλών πρακτόρων.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

1. Εισαγωγή	1
1.1. Οι Μεταφορές στην Σύγχρονη Εποχή	1
1.2. Ανάγκη Βιώσιμης Κινητικότητας.....	4
1.3. Διαχείριση Κυκλοφορίας.....	5
1.4 Σκοπός.....	7
1.5. Διάρθρωση της Διπλωματικής.....	9
2. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση	11
2.1. Οδηγική Συμπεριφορά.....	11
2.1.1. Πληθοπορισμός και Έξυπνα Κινητά.....	11
2.1.2. Μεγέθη Αξιολόγησης Οδηγικής Συμπεριφοράς.....	14
2.2. Συστήματα Παροχής Συστάσεων.....	16
2.3. Ενισχυτική Μάθηση στις Μεταφορές και την Κυκλοφοριακή Τεχνική.....	20
2.4. Συμπεράσματα Βιβλιογραφίας	28
3. Μεθοδολογική Προσέγγιση	30
3.1. Προσέγγιση και Διάγραμμα Ροής Εργασιών.....	30
3.2. Θεωρητικό Υπόβαθρο.....	33
3.2.1. Συσταδοποίηση.....	33
3.2.2. Μηχανική Μάθηση.....	43
3.2.3. Ενισχυτική Μάθηση.....	45
4. Αναγνώριση Πολιτικών Οδήγησης και Ενισχυτική Μάθηση.....	53
4.1. Συλλογή και Επεξεργασία Δεδομένων.....	53

4.2. Προσδιορισμός Καταστάσεων Οδήγησης	55
4.2.1. Προσέγγιση Α: Συσταδοποίηση.....	55
4.2.2. Προσέγγιση Β: Μετρικές Απόστασης.....	61
4.3. Προσδιορισμός Ενεργειών Οδηγού	65
4.4. Προσδιορισμός Σεναρίων και Ανταμοιβών	68
4.5. Προσδιορισμός Παραμέτρων Ενισχυτικής Μάθησης.....	69
4.6. Αποτελέσματα Προτύπου Ενισχυτικής Μάθησης.....	70
4.6.1. Βέλτιστες Ενέργειες ανά Οδηγό	70
4.6.2. Σύγκριση Ενεργειών ανά Οδηγό	71
4.7. Αξιολόγηση Προόδου Οδηγών	77
5. Συμπεράσματα.....	80
5.1. Βασικά Συμπεράσματα Ανάλυσης.....	81
5.2. Προεκτάσεις Έρευνας.....	84
6. Βιβλιογραφία.....	87
Παράρτημα Α.....	93
Μέθοδος K-means 6 συστάδων.....	93
Μέθοδος PAM 5 συστάδων	94
Μέθοδος PAM 6 συστάδων	96

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1. 1: Κατανομή των μετακινήσεων κατά μεταφορικό μέσο.	2
Εικόνα 1. 2: Διαχρονική μεταβολή στην κατανομή των μετακινήσεων κατά μέσο (προσαρμογή από (Vuchic, 2007)).	3
Εικόνα 1. 3: Διαχρονική χρήση του ΙΧ αυτοκινήτου (1990-2009) (Goodwin, 2012).	3
Εικόνα 2. 1: Αναπαράσταση μετάδοσης δεδομένων από έξυπνα τηλέφωνα.	13
Εικόνα 2. 2: Διάγραμμα ροής συστήματος συστάσεων κατά (Yamamoto & Nakayama, 2002).	17
Εικόνα 2. 3: Επισκόπηση του πεδίου υλοποίησης πειράματος κατά (Passchier et al., 2013).	18
Εικόνα 2. 4: Περιβάλλον επαφής χρήστη με το σύστημα παροχής συστάσεων ενσωματωμένο σε συσκευή πλοήγησης (αριστερά) και σε έξυπνο κινητό (δεξιά) (Πηγή:(Passchier et al., 2013)). ...	19
Εικόνα 2. 5: Παράδειγμα εξεταζόμενου οδικού τμήματος αυτοκινητοδρόμου με συμφόρηση στη ράμπα εισόδου στην έρευνα των (Walraven et al., 2016).	21
Εικόνα 2. 6: Οχηματοώρες για διάφορους βαθμούς συμμόρφωσης στο μακροσκοπικό πείραμα προσομοίωσης των (Walraven et al., 2016).	22
Εικόνα 2. 7: Εξεταζόμενο οδικό τμήμα κατά (Shimosaka et al., 2017).	26
Εικόνα 2. 8: Αποτελέσματα (Shimosaka et al., 2017).	27
Εικόνα 3. 1: Βασικά βήματα εξαγωγής συσταδοποίησης.	34
Εικόνα 3. 2: (α) συμπαγείς συστάδες (β) επιμήκεις συστάδες (γ) σφαιρικές και ελλειψοειδείς συστάδες.	35
Εικόνα 3. 3: Παράδειγμα μεθόδου K-means 2 συστάδων.	36
Εικόνα 3. 4: Σχηματική αναπαράσταση Ενισχυτικής Μάθησης.	46

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ

Διάγραμμα 2. 1: Συνάρτηση Ανταμοιβών στην έρευνα των (Desjardins & Chaib-draa, 2011)	23
Διάγραμμα 2. 2: Ταχύτητες οχημάτων κατά την CACC προσομοίωση της έρευνας των (Desjardins & Chaib-draa, 2011)	24
Διάγραμμα 2. 3: Επιταχύνσεις οχημάτων κατά την CACC προσομοίωση της έρευνας των (Desjardins & Chaib-draa, 2011)	25
Διάγραμμα 2. 4: Χρονικό εύρος οχημάτων κατά την CACC προσομοίωση της έρευνας των (Desjardins & Chaib-draa, 2011)	25
Διάγραμμα 3. 1: Διάγραμμα ροής διπλωματικής εργασίας.	32
Διάγραμμα 3. 2: Παράδειγμα ερμηνείας κανόνα του ακώνα.	40
Διάγραμμα 4. 1: Διάγραμμα εξεταζόμενων μεγεθών για 100 διαδοχικά ταξίδια τυχαίου οδηγού.	54
Διάγραμμα 4. 2: Βέλτιστος αριθμός συστάδων κατά silhouette για τη μέθοδο K-means.....	56
Διάγραμμα 4. 3: Βέλτιστος αριθμός συστάδων κατά wss για τη μέθοδο K-means.	56
Διάγραμμα 4.4: Βέλτιστος αριθμός συστάδων κατά silhouette για τη μέθοδο PAM.	57
Διάγραμμα 4.5: Βέλτιστος αριθμός συστάδων κατά wss για τη μέθοδο PAM.	57
Διάγραμμα 4. 6: Μεμονωμένη ανά μεταβλητή αναπαράσταση ταξιδιών χρωματοποιημένων ανάλογα με τις 5 προκύπτουσες συστάδες από τη μέθοδο K-means.....	59
Διάγραμμα 4.7: Απεικόνιση διαστρωμάτωσης των Καταστάσεων με βάση την Ευκλείδεια Απόσταση.....	62
Διάγραμμα 4.8: Σύγκριση αποτελεσμάτων Mahalanobis και Ευκλείδειας απόστασης.	63
Διάγραμμα 4.9: Διαδικασία ανάθεσης Ενεργειών ανάλογα με τη μεταβολή των κανονικοποιημένων τιμών.	66
Διάγραμμα 4.10: Παράδειγμα ιστογράμματος σύγκρισης διαθέσιμων Ενεργειών για δεδομένη μετάβαση από συγκεκριμένο οδηγό.	72
Διάγραμμα 4.11: Διάγραμμα Spider σύγκρισης αποτελεσματικότερων διαθέσιμων Ενεργειών για δεδομένη μετάβαση τυχαίου οδηγού.	73
Διάγραμμα 4. 12: Ιστόγραμμα σύγκρισης καλύτερων Ενεργειών για δεδομένη μετάβαση από τυχαίο οδηγό.	74
Διάγραμμα 4. 13: Διάγραμμα Spider σύγκρισης αποτελεσματικότερων διαθέσιμων Ενεργειών για δεδομένη μετάβαση έτερου οδηγού.	75

Διάγραμμα 4.14: Ιστόγραμμα σύγκρισης καλύτερων Ενεργειών για δεδομένη μετάβαση έτερου οδηγού.....	75
Διάγραμμα 4.15: Πρόοδος οδηγικής συμπεριφοράς τυχαίου οδηγού βάση Αθροιστικής Αξιολόγησης τελευταίων 50 ταξιδιών.....	78
Διάγραμμα 4. 16: Σύγκριση προόδου οδηγών.....	79
Διάγραμμα 4. 17: Μεμονωμένη ανά μεταβλητή αναπαράσταση ταξιδιών χρωματοποιημένων ανάλογα με τις 6 προκύπτουσες συστάδες από τη μέθοδο K-means.....	94
Διάγραμμα 4. 18: Μεμονωμένη ανά μεταβλητή αναπαράσταση ταξιδιών χρωματοποιημένων ανάλογα με τις 5 προκύπτουσες συστάδες από τη μέθοδο PAM.....	95
Διάγραμμα 4. 19: Μεμονωμένη ανά μεταβλητή αναπαράσταση ταξιδιών χρωματοποιημένων ανάλογα με τις 6 προκύπτουσες συστάδες από τη μέθοδο PAM.....	97

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1. 1: Προσδιορισμός τεχνολογιών πειθούς σε εφαρμογές αστικής κινητικότητας (Πηγή: (Oinas-Kukkonen & Harjumaa, 2008))	6
Πίνακας 4. 1: Στατιστικά χαρακτηριστικά της βάσης δεδομένων σε κανονικοποιημένες τιμές....	54
Πίνακας 4. 2: Στατιστικά χαρακτηριστικά της βάσης δεδομένων σε μη κανονικοποιημένες τιμές.	54
Πίνακας 4.3: Χαρακτηριστικά παραγόμενων κεντροειδών από K-means 5 συστάδων σε κανονικοποιημένες τιμές.	58
Πίνακας 4.4: Χαρακτηριστικά παραγόμενων κεντροειδών από K-means 5 συστάδων σε μη κανονικοποιημένες τιμές.	58
Πίνακας 4. 5: Αξιολόγηση μεθόδων ομαδοποίησης για τους προτεινόμενους αριθμούς συστάδων.	59
Πίνακας 4.6: Ενδεικτική απεικόνιση Καταστάσεων 10 τυχαίων διαδοχικών ταξιδιών ενός οδηγού.	64
Πίνακας 4.7: Ενδεικτική απεικόνιση διαδικασίας κανονικοποίησης 10 τυχαίων διαδοχικών ταξιδιών ενός οδηγού.	66
Πίνακας 4. 8: Ενδεικτική απεικόνιση διαδικασίας διαμόρφωσης Ενεργειών 10 τυχαίων διαδοχικών ταξιδιών τυχαίου οδηγού.	67
Πίνακας 4.9: Ενδεικτική απεικόνιση διαδικασίας διαμόρφωσης Ανταμοιβών 10 τυχαίων διαδοχικών ταξιδιών τυχαίου οδηγού.	68
Πίνακας 4. 10: Απεικόνιση βέλτιστων Ενεργειών τυχαίου οδηγού A.	70
Πίνακας 4. 11: Απεικόνιση βέλτιστων Ενεργειών τυχαίου οδηγού B.	71
Πίνακας 4. 12: Παράδειγμα διαδικασίας διαμόρφωσης λόγου ιστογραμμάτων σύγκρισης Ενεργειών.....	72
Πίνακας 4.13: Ενδεικτική απεικόνιση διαδικασίας Αξιολόγησης 10 τυχαίων διαδοχικών ταξιδιών τυχαίου οδηγού.	78
Πίνακας 4.14: Χαρακτηριστικά παραγόμενων κεντροειδών από K-means 6 συστάδων σε κανονικοποιημένες τιμές.	93
Πίνακας 4. 15: Χαρακτηριστικά παραγόμενων κεντροειδών από K-means 6 συστάδων σε μη κανονικοποιημένες τιμές.	93
Πίνακας 4. 16: Χαρακτηριστικά παραγόμενων κεντροειδών από PAM 5 συστάδων σε κανονικοποιημένες τιμές.	94

Πίνακας 4. 17: : Χαρακτηριστικά παραγόμενων κεντροειδών από PAM 5 συστάδων σε μη κανονικοποιημένες τιμές.	95
Πίνακας 4. 18: Χαρακτηριστικά παραγόμενων κεντροειδών από PAM 6 συστάδων σε κανονικοποιημένες τιμές.	96
Πίνακας 4. 19: Χαρακτηριστικά παραγόμενων κεντροειδών από PAM 6 συστάδων σε μη κανονικοποιημένες τιμές.	96

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1. ΟΙ ΜΕΤΑΦΟΡΕΣ ΣΤΗΝ ΣΥΓΧΡΟΝΗ ΕΠΟΧΗ

Η οικονομική και τεχνολογική ανάπτυξη, που εκτινάχθηκε ήδη από τον προηγούμενο αιώνα, έδωσε την ευχέρεια σε μεγάλο μέρος του πληθυσμού να αυξήσει την κινητικότητα του, την δυνατότητα, δηλαδή, να ικανοποιεί τις επιθυμίες του για προσπέλαση συγκεκριμένων προορισμών ή υπηρεσιών.

Ωστόσο, τα μεταφορικά συστήματα έχουν σημαντική επιρροή στο περιβάλλον, ευθυνόμενα για το 20% - 25% της παγκόσμιας κατανάλωσης ενέργειας και εκπομπές διοξειδίου του άνθρακα (Raadal et al., 2011). Οι τρέχουσες πρακτικές μεταφορών δεν κρίνονται βιώσιμες, καθώς πρόσφατες έρευνες κατέδειξαν πως οι εκπομπές αερίων του θερμοκηπίου (greenhouse gas emissions-GHG) αυξάνονται με ταχύτερο ρυθμό από οποιονδήποτε άλλο τομέα ενεργειακής κατανάλωσης, ειδικά σε αστικά περιβάλλοντα (Pucher & Dijkstra, 2003). Οι σύγχρονες πόλεις πάσχουν από υπερεκμετάλλευση των πόρων γης, αυξημένη αστικοποίηση και απαντήσεις σε θέματα κινητικότητας υψηλά εξαρτημένες από ιδιωτικής χρήσης οχήματα (Ι.Χ.). Ως αποτέλεσμα, παρήχθησαν συνωστισμένα αστικά περιβάλλοντα και συνθήκες δυσμενείς για τη ζωή των κατοίκων με επιβλαβείς επιπτώσεις στη δημόσια υγεία και το περιβάλλον.

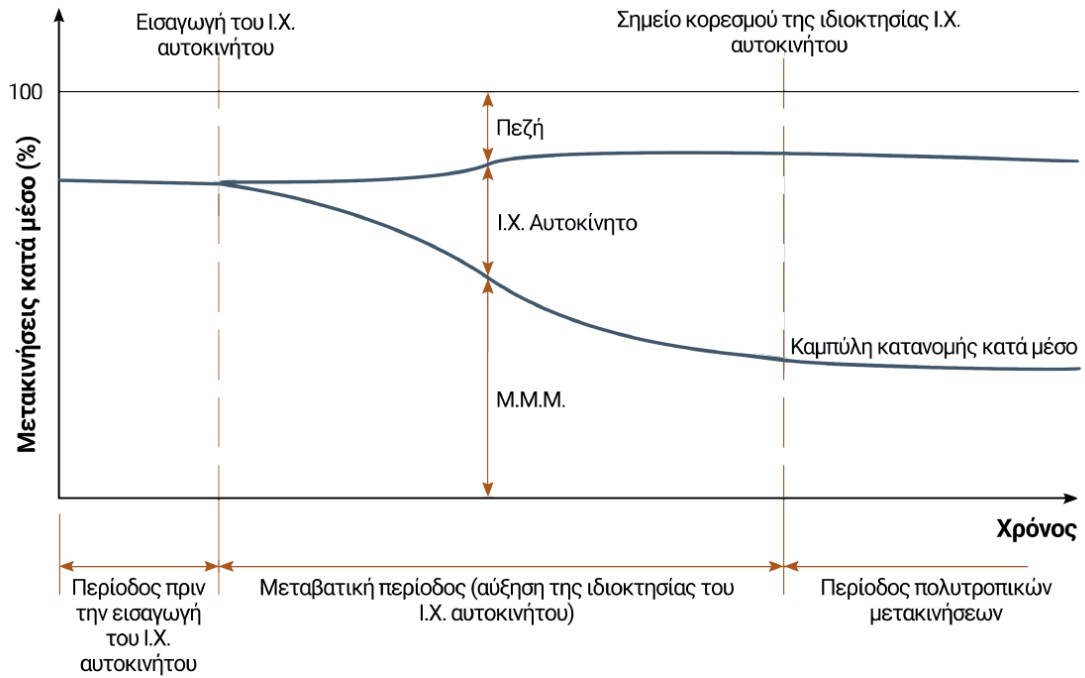
Σήμερα, πάνω από τα $\frac{3}{4}$ του πληθυσμού της Ευρώπης των 28 κατοικούν σε αστικές ή μητροπολιτικές περιοχές (EU transport in figures Statistical rocketbook, 2016), επειδή προσελκύουν επενδύσεις και απασχόληση. Ο τρόπος πραγματοποίησης των μετακινήσεων, δηλαδή το χρησιμοποιούμενο μέσο μεταφοράς παίζει σημαντικό ρόλο στη μορφή της αστικής ανάπτυξης, καθώς τα διάφορα μέσα μεταφοράς παρουσιάζουν διαφορετικά χαρακτηριστικά και κυρίως έχουν διαφορετικές απαιτήσεις σε χώρο. Από όλους τους διαθέσιμους τρόπους πραγματοποίησης μετακινήσεων (Εικόνα 1.1), για πολλούς, μάλλον ευνόητους λόγους, η κινητικότητα οδηγήθηκε στην εξυπηρέτηση της κυρίως με ατομικά μέσα, τα επιβατικά αυτοκίνητα (Ι.Χ.).



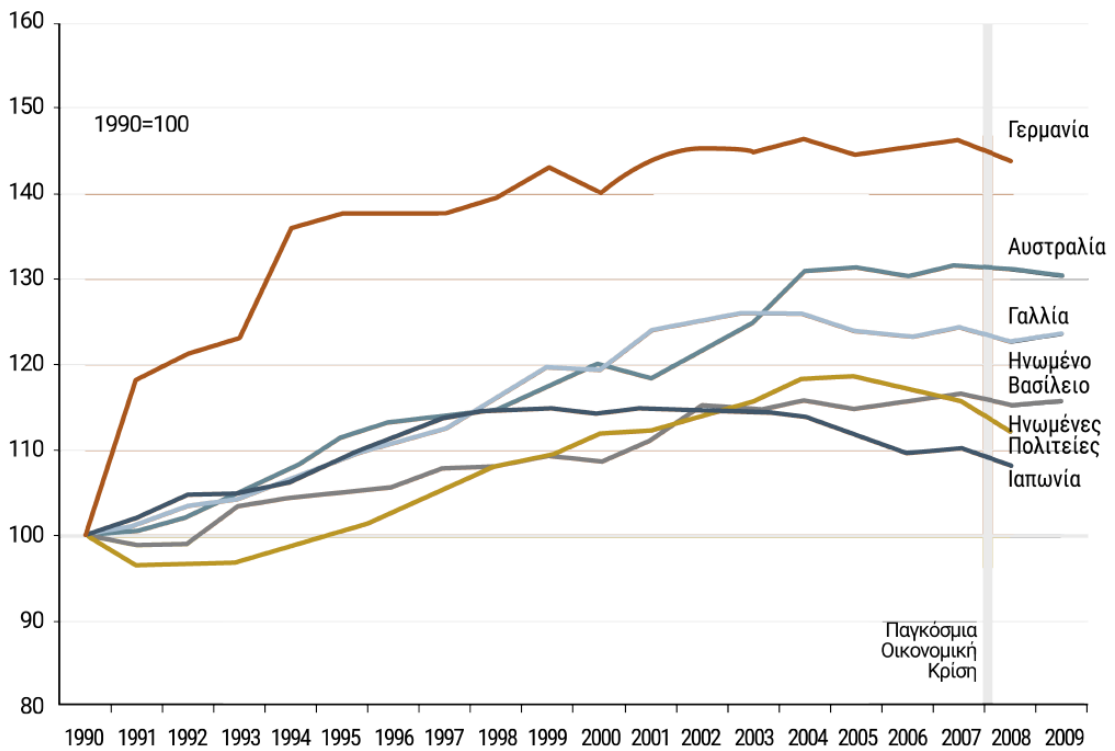
Εικόνα 1. 1: Κατανομή των μετακινήσεων κατά μεταφορικό μέσο.

Στην Εικόνα 1.2 αποτυπώνεται η διαχρονική μεταβολή στην κατανομή των μετακινήσεων ανάμεσα στο ΙΧ αυτοκίνητο, τα ΜΜΜ και το περπάτημα με διάκριση στην περίοδο πριν και μετά την εισαγωγή του ΙΧ αυτοκινήτου. Παρατηρείται ότι με την εισαγωγή και τη σταδιακή αύξηση της χρήσης του αυτοκινήτου υπάρχει μια μείωση τόσο των μετακινήσεων με τα ΜΜΜ όσο και των πεζή μετακινήσεων, μέχρι πρόσφατα όπου η ιδιοκτησία και κατά συνέπεια η χρήση του αυτοκινήτου έχει φθάσει σύμφωνα με τον (Goodwin, 2012) στο ανώτατο σημείο (peak), σημείο κορεσμού, στον δυτικό κόσμο (Εικόνα 1.3). Σε αυτό συνηγορούν οι πολιτικές προώθησης των εναλλακτικών προς το ΙΧ αυτοκίνητο μέσων μεταφοράς καθώς και των συνδυασμένων μετακινήσεων που έχουν διαμορφωθεί τα τελευταία χρόνια. Η ισορροπία μεταξύ χρήσης του ΙΧ αυτοκινήτου και ΜΜΜ εξαρτάται από έναν αριθμό πολλών παραγόντων που αφορούν στα παρακάτω:

- Επίπεδο εξυπηρέτησης των διαφόρων ΜΜΜ σε συνάρτηση με το κόστος τους.
- Υπάρχουσες πολιτικές σχετικά με την αστική ανάπτυξη (έλεγχος της αστικής ανάπτυξης ή ανεξέλεγκτη αστική διάχυση).
- Προσφορά οδικής υποδομής και τις ισχύουσες πολιτικές στάθμευσης.
- Υπάρχουσες πολιτικές σχετικά με τον περιορισμό του ΙΧ αυτοκινήτου



Εικόνα 1. 2: Διαχρονική μεταβολή στην κατανομή των μετακινήσεων κατά μέσο (προσαρμογή από (Vuchic, 2007)).



Εικόνα 1. 3: Διαχρονική χρήση του ΙΧ αυτοκινήτου (1990-2009) (Goodwin, 2012).

1.2. ΑΝΑΓΚΗ ΒΙΩΣΙΜΗΣ ΚΙΝΗΤΙΚΟΤΗΤΑΣ

Ένας σύντομος αλλά ακριβής ορισμός που προέρχεται από το «Παγκόσμιο Επιχειρηματικό Συμβούλιο για τη Βιώσιμη Ανάπτυξη» (World Business Council for Sustainable Development) περιγράφει τη βιώσιμη κινητικότητα ως:

«Την κινητικότητα που ανταποκρίνεται στις ανάγκες της κοινωνίας να κινείται ελεύθερα, να ενισχύει την προσβασιμότητα, να επικοινωνεί, να επιχειρεί και να αναπτύσσει σχέσεις χωρίς να θυσιάζει άλλες βασικές ανθρώπινες και οικολογικές απαιτήσεις σήμερα και στο μέλλον.»

Η κοινωνική ανάγκη της βιώσιμης κινητικότητας σαν συνιστώσας και προϋπόθεσης για διατήρηση του επιπέδου διαβίωσης (ή και την βελτίωσή του) υπέδειξε την στρατηγική για την αντιμετώπιση των οδικών επιβατικών μεταφορών, ιδίως στις πόλεις. Η βελτίωση της αποδοτικότητας αφορά την οικονομία – κατανάλωση καυσίμων κυρίως-, το φαινόμενο του θερμοκηπίου (λόγω των εκπομπών) και τις λοιπές επιπτώσεις στο αστικό περιβάλλον (οπτική όχληση και θόρυβος), οδική ασφάλεια και την εν γένει υγεία του πληθυσμού.

Σύμφωνα με τους (Γιαννής et al., 2007), στην πολιτική αστικής κινητικότητας πρέπει να δοθούν οι εξής τέσσερις κατευθύνσεις ως προτεραιότητα:

1. **Χωροταξικός, πολεοδομικός και συγκοινωνιακός σχεδιασμός** (π.χ. συσχέτιση χρήσεων γης με το σχεδιασμό των συγκοινωνιακών υποδομών)
2. **Διαχείριση κυκλοφορίας**
3. **Αναπλάσεις για ήπιες μορφές μετακίνησης** (π.χ. πεζοδρομήσεις και ποδηλατόδρομοι)
4. **Τεχνολογίες και μέτρα για το περιβάλλον** (όπως περιορισμού των εκπομπών καυσίμων και περιβαλλοντική τιμολόγηση I.X.)

Ωστόσο, τα προτεινόμενα μέτρα πρέπει να υποστηρίζονται και από οριζόντιες δράσεις που θα εξασφαλίζουν την αποτελεσματικότητά τους, όπως είναι η απλοποίηση του θεσμικού πλαισίου που συνοδεύει τέτοιες εφαρμογές, η καθιέρωση παρατηρητηρίου αστικής κινητικότητας προς αξιολόγηση της απόδοσης του συστήματος μεταφορών και τέλος επένδυση στη συστηματική ενημέρωση και ευαισθητοποίηση των πολιτών.

1.3. ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΚΥΚΛΟΦΟΡΙΑΣ

Η παρούσα έρευνα επικεντρώνεται στο κομμάτι της Διαχείρισης της Κυκλοφορίας. Απαιτείται η εφαρμογή μιας ολοκληρωμένης πολιτικής για την αποτελεσματική διαχείριση του συγκοινωνιακού συστήματος που θα αξιοποιεί τη συγκοινωνιακή υποδομή της πόλης, όπως οι περιορισμοί της χρήσης του Ι.Χ., η προνομακική αντιμετώπιση των ΜΜΜ και η προώθηση της χρήσης τους (βελτιστοποίηση υποδομής και προώθηση λειτουργίας τους), η ενίσχυση της διατροπικότητας με τη δημιουργία χώρων στάθμευσης για μετεπιβίβαση στα ΜΜΜ (Γιαννής et al., 2007).

Ωστόσο, επειδή η μετακίνηση με ιδιωτικό μέσο, ακόμη και αν συρρικνωθεί σαν συμμετοχή στο συνολικό μεταφορικό έργο επιβατών, θα εξακολουθήσει να είναι από τα βασικά μέσα μετακίνησης στην πόλη είναι απαραίτητο να εξορθολογικοποιηθεί και να υποστηριχθεί με ένα ευρύ φάσμα στρατηγικών που θα βασιστούν στη διαχείριση της κυκλοφορίας με έξυπνα συστήματα μεταφορών (Intelligent Transportation Systems-ITS).

Όπως αναλύεται στο Κεφάλαιο 2.1.1 η διείσδυση των έξυπνων κινητών στην καθημερινή ζωή με τη χρήση του διαδικτύου και η τεχνολογία προσδιορισμού θέσης και πλοήγησης και τα νέα ασύρματα δίκτυα επικοινωνίας ευνοούν την εφαρμογή καινοτομιών και τεχνικών για την επίτευξη στόχων σχετικών με την συμπεριφορά των χρηστών προς μια πλέον βιώσιμη μετακίνηση (Weiser et al., 2016). Στόχο πρέπει να αποτελεί η επένδυση στην καλλιέργεια συνείδησης και στην αλλαγή συμπεριφοράς του χρήστη προς υιοθέτηση συνηθειών που θα βασίζονται περισσότερο στη δημόσια συγκοινωνία, τα ποδήλατα και το περπάτημα. Ως εκ τούτου, θα επιτευχθεί, εκτός των άλλων, μείωση της ατμοσφαιρικής μόλυνσης και της αθαλομίχλης, όπως και πιο υγιεινός τρόπος ζωής, με αυξημένη άσκηση και λιγότερη παχυσαρκία. Με αυτό τον άξονα, στο ευρωπαϊκό πρόγραμμα OPTIMUM¹ του Horizon 2020 αναλύθηκαν οι ήδη αξιοποιηθείσες καινοτομίες και συστήματα για την βελτίωση της συμπεριφοράς των χρηστών, κυρίως στην επιλογή διαδρομής, μέσω τεχνολογιών πειθούς (persuasive technologies), κατάλληλων για εξατομικευμένη χρήση.

Οι τεχνολογίες πειθούς (persuasion technologies) ευρέως ορίζονται ως οι τεχνολογίες σχεδιασμένες για αλλαγή τάσης ή συμπεριφοράς των χρηστών όχι

¹ <http://www.optimumproject.eu/>

μέσω καταναγκασμού αλλά πειστικών επιχειρημάτων και κοινωνικών επιρροών (Fogg, 2003). Πολλές προσεγγίσεις χρησιμοποιούν διαφορετικές στρατηγικές όπως η συμπεριφορική ανατροφοδότηση (behavioral feedback), οι κοινωνικές συγκρίσεις (social comparisons), η παιχνιδοποίηση (gamification), εξατομικευμένες προτάσεις και προκλήσεις (personalized suggestions and challenges), οι οποίες περιγράφονται αναλυτικά στον Πίνακα 1.1. Όση δε ποικιλομορφία παρουσιάζεται στους τύπους των προσεγγίσεων, άλλη τόση εμφανίζεται στις μεθόδους εφαρμογής τους. Συνήθως προσαρμόζονται και ενσωματώνονται σε εφαρμογές σχεδιασμού διαδρομής και ελέγχου της οδηγικής συμπεριφοράς, καθώς μπορεί να επηρεάσει τις αποφάσεις του μετακινούμενου, οδηγώντας τον προς πιο φιλικές προς το περιβάλλον επιλογές.

Πίνακας 1. 1: Προσδιορισμός τεχνολογιών πειθούς σε εφαρμογές αστικής κινητικότητας (Πηγή: (Oinas-Kukkonen & Harjuma, 2008)).

Στρατηγική Πειθούς	Περιγραφή
Προκλήσεις και θέσπιση στόχων	Προσφέροντας προκλήσεις και θεσπίζοντας στόχους που ενθαρρύνουν τον χρήστη να επιδείξει μια σκοπούμενη συμπεριφορά σε ένα περιβάλλον αυτο-ανταγωνισμού, μέσω σύγκρισης της παρούσας και της επιθυμητής μελλοντικής κατάστασης
Αυτο-καταγραφή	Εφαρμογή της τεχνολογίας της πληροφορικής, που επιτρέποντας την εξάλειψη της ανιαρής καταγραφής επιδόσεων και καταστάσεων, βοηθά τα άτομα να επιτύχουν προκαθορισμένους στόχους ή αποτελέσματα.
Εξατομικευμένα μηνύματα	Οι πληροφορίες που παρέχονται από την τεχνολογία των υπολογιστών, θα είναι πιο πειστικές με το να προσαρμόζονται στις ανάγκες, ενδιαφέροντα, προσωπικότητα, πλαίσιο χρήσης ή άλλους παράγοντες σχετικούς με το άτομο
Κοινωνική σύγκριση	Οι χρήστες του συστήματος θα έχουν μεγαλύτερο κίνητρο για να επιτύχουν τη στοχευόμενη συμπεριφορά, εάν μπορούν να συγκρίνουν την απόδοσή τους με την απόδοση των λοιπών.
Παιχνιδοποίηση και ανταμοιβές	Η (ουσιαστική) ανταμοιβή των στοχευόμενων συμπεριφορών επηρεάζει τους ανθρώπους να επιλέγουν τη στοχευόμενη συμπεριφορά πιο συχνά και αποτελεσματικά.

1.4 ΣΚΟΠΟΣ

Η παρούσα διπλωματική εργασία αποσκοπεί στη διαμόρφωση εξατομικευμένων ποσοτικοποιημένων πολιτικών οδήγησης. Η παραγόμενη μεθοδολογία επιδιώκει να ελέγξει την οδηγική συμπεριφορά ενός δείγματος οδηγών προσδιορίζοντας για τον καθένα τη διαχείριση που είναι σκόπιμο να κάνει στα μεγέθη περιγραφής της, όπως αυτά ορίστηκαν στην πορεία της έρευνας. Κατά αυτόν τον τρόπο, θα συμπληρώσει ήδη υπάρχουσες μεθόδους έξυπνων συστημάτων μεταφορών (ITS) για τη διαχείριση της κυκλοφορίας, παρουσιάζοντας ευρύ πεδίο εφαρμογών όπως περιγράφεται στη συνέχεια.

Η έρευνα βασίστηκε στη μέθοδο της Ενισχυτικής Μάθησης, κλάδο της Μηχανικής Μάθησης, ασχολούμενο με την εμπειρία που αποκομίζεται από την αλληλεπίδραση του χρήστη με το περιβάλλον και την αξιολογημένη ανατροφοδότηση προς βελτίωση της ικανότητας του να λαμβάνει συμπεριφορικές αποφάσεις. Ο λόγος ήταν η ευόδωση του στόχου δημιουργίας ενός μέσου όχι μόνο περιγραφής και ελέγχου της οδηγικής συμπεριφοράς, αλλά και ικανού να πείσει, να κινητοποιήσει και στρέψει το χρήστη προς τη βέλτιστη δυνατή του συμπεριφορά. Η επιρροή αυτή μπορεί να επιτευχθεί μέσω των προτεινόμενων συστημάτων αξιολόγησης και σύγκρισης οδηγών. Ως αποτέλεσμα, θα ευνοηθεί τόσο ο ίδιος ο οδηγός (οικονομικότερη και ασφαλέστερη οδήγηση) όσο και το περιβάλλον του (υψηλότερη απόδοση του μεταφορικού συστήματος και περιορισμός ρύπων και θορύβου λόγω ομαλότερης οδήγησης).

Για την υλοποίηση του στόχου της έρευνας αξιοποιήθηκε βάση δεδομένων της εφαρμογής έξυπνου τηλεφώνου OSeven, που παρακολουθεί και καταγράφει στοιχεία για πραγματοποιούμενες μετακινήσεις των χρηστών της. Η προσπάθεια αυτή ωθήθηκε μερικώς από την διαρκώς αυξανόμενη διαθεσιμότητα τέτοιας φύσης δεδομένων, που, όπως αναλύεται στη βιβλιογραφική ανασκόπηση που διεξήχθη στο πλαίσιο της παρούσας έρευνας, κρίνονται ως απολύτως κατάλληλα για την προσέγγιση τέτοιων ζητημάτων οδηγικής συμπεριφοράς.

Επιπλέον, η έρευνα περιλαμβάνει μία απόπειρα συσταδοποίησης των ταξιδιών της παραπάνω βάσης δεδομένων με στόχο τον καλύτερο προσδιορισμό των γνωρισμάτων που τη συνοδεύουν και την αναγνώριση προφίλ οδήγησης. Οι χρησιμοποιούμενες μέθοδοι ήταν οι K-means και PAM συσταδοποίηση. Κατά την αξιολόγηση της διαδικασίας, κρίθηκε ότι τα αποτελέσματα δεν ήταν αποδεκτά με βάση τα κριτήρια που ορίζονται από τη βιβλιογραφία. Ωστόσο, η αποτυχία της

μεθόδου για την εξερεύνηση μοτίβων ομοιότητας μεταξύ ταξιδιών δεν πρέπει να θεωρείται δεδομένη, καθώς τα αποτελέσματα θα μπορούσαν κάλλιστα να αποδειχτούν ορθά σε εφαρμογή συσταδοποίησης άλλου τύπου ταξιδιών (π.χ. ύστερα από εισαγωγή κινήτρων για καλύτερη οδήγηση).

Τέλος, επιδιώχθηκε η καταρτιζόμενη μεθοδολογία να παρέχει την ευελιξία στον υπεύθυνο που τη διαχειρίζεται κάθε φορά, να μεταβάλλει μεν τις παραμέτρους του αλγόριθμου, αλλά και τα μεγέθη περιγραφής της οδηγικής συμπεριφοράς, εφόσον κάτι τέτοιο κριθεί σκόπιμο για την ικανοποιητικότερη προσέγγιση του εκάστοτε προβλήματος.

1.5. ΔΙΑΡΘΡΩΣΗ ΤΗΣ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ

Η ενότητα αυτή παρουσιάζει τη διάταξη των κεφαλαίων της διπλωματικής εργασίας, δίνοντας μία συνοπτική εικόνα για το περιεχόμενο τους.

Κεφάλαιο 1

Το παρόν πρώτο κεφάλαιο της διπλωματικής εργασίας περιλαμβάνει την παρουσίαση των προβλημάτων της σύγχρονης εποχής σε θέματα μεταφορών και επισημαίνει την ανάγκη στροφής στη βιώσιμη κινητικότητα. Λειτουργεί με αυτόν τον τρόπο ως συνδετήριος κρίκος με το σκοπό της έρευνας, τη διαμόρφωση εξατομικευμένων πολιτικών οδήγησης προς διαχείριση και αντιμετώπιση του προβλήματος.

Κεφάλαιο 2

Στο δεύτερο κεφάλαιο πραγματοποιείται η βιβλιογραφική ανασκόπηση ερευνών και γενικότερα τοποθετήσεων σε θεματολογία σχετική με αυτή της παρούσας εργασίας. Αρχικά, εξετάζεται η έννοια της οδηγικής συμπεριφοράς με αναφορές στις σύγχρονες πηγές πληροφοριών για τον χαρακτηρισμό της (πληθοπορισμός), αλλά και στα μεγέθη που κατά τη βιβλιογραφία την περιγράφουν με ακρίβεια. Έπειτα, αναφέρονται οι υπάρχουσες εφαρμογές σε συστήματα παροχής συστάσεων, που μπορεί να υποδεικνύουν τόσο τη βέλτιστη διαδρομή όσο και τον βέλτιστο τρόπο οδήγησης για μία πραγματοποιούμενη μετάβαση. Τέλος, το κεφάλαιο πραγματεύεται την έννοια της Ενισχυτικής Μάθησης και μελετά τις εφαρμογές τις σε συγκοινωνιακού περιεχομένου θέματα.

Κεφάλαιο 3

Παρατίθεται το διάγραμμα ροής εργασιών που ακολουθήθηκαν για την προσέγγιση του ζητήματος. Στη συνέχεια, αναλύονται διεξοδικά τα μεθοδολογικά εργαλεία (κατά κύριο λόγο αυτά της συσταδοποίησης και της Ενισχυτικής Μάθησης) που χρησιμοποιήθηκαν, παρέχοντας στον αναγνώστη ένα επαρκές και πλήρες θεωρητικό υπόβαθρο προς παρακολούθηση της εργασίας.

Κεφάλαιο 4

Περιλαμβάνει τη διαδικασία αναγνώρισης των πολιτικών οδήγησης. Ξεκινά με αναλυτική περιγραφή της χρησιμοποιούμενης βάσης δεδομένων. Ακολουθεί ο σαφής προσδιορισμός των στοιχείων που αποτελούν τον αλγόριθμο της Ενισχυτικής Μάθησης (Καταστάσεις, Ενέργειες, Σενάρια και Ανταμοιβές), όπως και τον παραμέτρων του (ρυθμός μάθησης και παράγοντας απομείωσης). Ολοκληρώνεται με την παρουσίαση των αποτελεσμάτων του προτύπου (βέλτιστες Ενέργειες ανά οδηγό και σύγκριση Ενεργειών ανά οδηγό), ενώ εμπεριέχει και το προτεινόμενο σύστημα αξιολόγησης οδηγών.

Κεφάλαιο 5

Παρουσιάζονται τα βασικά συμπεράσματα της έρευνας, όπως και άλλα ποιοτικά προκύπτοντα κατά την διεκπεραίωση της εργασίας. Επιπρόσθετα, κατατίθενται προτάσεις για περαιτέρω έρευνα τόσο λόγω των περιορισμών που δόθηκαν στο πρόβλημα όσο και χάρη σε προβληματισμούς για νέες κατευθύνσεις γεννώμενους στην πορεία επίλυσης του.

Κεφάλαιο 6

Παρατίθεται η πλήρης βιβλιογραφία που χρησιμοποιήθηκε για την ευόδωση της διπλωματικής εργασίας.

2. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ

2.1. ΟΔΗΓΙΚΗ ΣΥΜΠΕΡΙΦΟΡΑ

Η σύγχρονη πραγματικότητα της ραγδαίας ανάπτυξης των πόλεων και της συνεπαγόμενης αλματώδους αύξησης των Ι.Χ. μόνο ως δυσμενής μπορεί να κριθεί για τα συστήματα μεταφορών, τόσο σε επίπεδο κινητικότητας όσο και περιβάλλοντος. Η ταυτοχρόνως δεσπόζουσα οικονομική κρίση καθιστά αδύνατη την επένδυση σε μεγάλα έργα προς καλύτερη διαχείριση του φαινομένου. Ως εκ τούτου, κρίνεται αναγκαιότερη από ποτέ η στροφή στην έρευνα της συμπεριφοράς του ίδιου του χρήστη σε απόπειρα βελτιστοποίησης της και καλλιέργειας μιας νέας οδηγικής νοοτροπίας με απώτερο σκοπό την επίτευξη βιώσιμων συνθηκών στον τομέα των μεταφορών. Τα παραπάνω διασαφηνίζουν την ανάγκη παροχής δεδομένων ευρείας κλίμακας σε ερευνητές, που να σχετίζονται με τα χαρακτηριστικά των μετακινήσεων και μέσω επεξεργασίας των οποίων θα διαμορφώνονται συστάσεις προς τους χρήστες για αποδοτικότερο τρόπο οδήγησης.

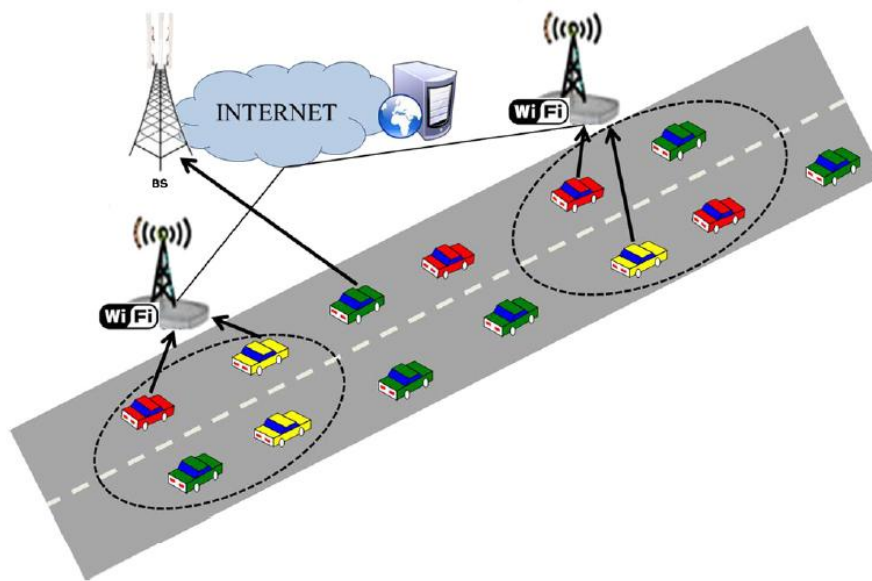
2.1.1. Πληθοπορισμός και Έξυπνα Κινητά

Μια βασική έννοια στην έρευνα και την πρακτική των συγκοινωνιακών συστημάτων είναι ο **πληθοπορισμός (crowdsourcing)**, όπως ορίζεται από τους (Estellés-Arolas & González-Ladrón-de-Guevara, 2012): μία μορφή συλλογικής διαδικτυακής δραστηριότητας στην οποία ένα άτομο, ένα ίδρυμα, ένας μη κερδοσκοπικός οργανισμός ή μία εταιρεία προτείνει σε μία ομάδα ατόμων με ποικίλες γνώσεις, ετερογένεια και αριθμό, μέσω μίας ανοικτής πρόσκλησης, να αναλάβουν εθελοντικά μια εργασία. Η ανάληψη της εργασίας, η οποία ποικίλλει σε πολυπλοκότητα και στο βαθμό στον οποίο είναι χωρισμένη και στην οποία το πλήθος πρέπει να συμμετάσχει με προσωπική εργασία, χρήματα, γνώση, εμπειρία, περιλαμβάνει πάντοτε αμοιβαίο όφελος και για τις δύο πλευρές.

Πιο συγκεκριμένα, σε συγκοινωνιακό επίπεδο, χάρη στην διαρκή εμφάνιση νέων τεχνολογιών στον τομέα των επικοινωνιών και της πληροφορίας, ο όρος

πληθοπορισμός συναντάται ως **mobile crowdsensing** και αφορά την εκτεταμένη χρήση έξυπνων κινητών ως εναλλακτικό μέσο συλλογής δεδομένων για ανάλυση της οδηγικής συμπεριφοράς. Η χρήση έξυπνων κινητών κερδίζει διαρκώς έδαφος, καθώς παρουσιάζουν ποικιλία πλεονεκτημάτων τόσο λόγω της φύσης των χαρακτηριστικών τους όσο και σε σύγκριση με άλλες προσεγγίσεις της τηλεματικής, όπως δημοφιλείς συσκευές σταθερής θέσης συνδεδεμένα με την on-board diagnostics (OBD) θύρα του οχήματος. Τα κυριότερα εξ αυτών παρατίθενται παρακάτω (Calabrese et al., 2011; Toledo et al., 2008; Zhao, 2000):

- Υψηλή εισχώρηση ανάμεσα στο σύνολο των οδηγών
- Ευκολία εκμετάλλευσης των λειτουργιών τους μέσω πληθώρας εφαρμογών
- Χαμηλό κόστος ηλεκτρολογικού και μηχανολογικού τύπου αισθητήρες IMU (internal measurement units), όπως επιταχυνσιόμετρο, γυροσκόπιο και μαγνητόμετρο, αλλά και συστήματα GNSS (global navigational satellite system)
- Υπερτερούν σε επίπεδο εγκατάστασης και συντήρησης, ειδικά σε πειράματα μεγάλου όγκου οχημάτων
- Διαρκής βελτίωση της αναλογίας απόδοσης-τιμής (Lane et al., 2010)
- Παροχή οπτικοακουστικών μέσων αλληλεπίδρασης με το χρήστη πριν (οργάνωση), κατά τη διάρκεια (γνωμοδότηση για τον τρόπο οδήγησης και επικέντρωση της προσοχής σε κρίσιμες καταστάσεις) και με το πέρας του ταξιδιού (αναφορά επίδοσης)
- Ευχερής και ασφαλής μεταφορά και διατήρηση δεδομένων σε online συστήματα (π.χ. Cloud) χάρη στην ασύρματη συνδεσιμότητα
- Δεν έχουν ανάγκη σημαντικής επεξεργασίας όπως τα δεδομένα από GPS προς εξαγωγή στοιχείων για την οδηγική συμπεριφορά (Chowdhury et al., 2014).
- Από την άλλη, η βιβλιογραφία καταγράφει κάποια μειονεκτήματα της χρήσης τους (Handel et al., 2014):
- Απρόβλεπτη και αυθαίρετη τοποθέτηση στο όχημα
- Επίπεδα θορύβου δεδομένων για διαφορετικούς τύπους ταξιδιών με διαφορετικά μέσα μετακίνησης
- Άντληση μεγάλου μέρους της μπαταρίας της συσκευής.



Εικόνα 2. 1: Αναπαράσταση μετάδοσης δεδομένων από έξυπνα τηλέφωνα.

Τα παραπάνω επηρεάζουν την ακρίβεια και αξιοπιστία τους για τη συλλογή δεδομένων συγκρινόμενα πάντα με εγκατεστημένες στο όχημα συσκευές GPS ή IMUs. Η (Paefgen et al., 2012) ανέδειξε πως τα έξυπνα τηλέφωνα υπερεκτιμούν κρίσιμα περιστατικά, ενώ οι οδικές συνθήκες και η θέση του κινητού επηρεάζουν ιδιαίτερος την απόδοσή τους. Η (Sairprasert & Pattara-Atikom, 2013) υπολόγισε την απόκλιση ταχύτητας μεταξύ κινητού και κοντέρ στα 4 km/h.

Στη βιβλιογραφία υπάρχουν αναφορές για απόπειρες διόρθωσης των πρωτογενών δεδομένων από το επιταχυνσιόμετρο του κινητού. Για παράδειγμα, οι (Vlahogianni & Barmprounakis, 2017) ενσωματώνουν έναν αλγόριθμο επαναπροσδιορισμού συσκευής που εκμεταλλεύεται στοιχεία από γυροσκόπιο και GPS ώστε να διορθωθούν τα δεδομένα του έξυπνου τηλεφώνου. Με αυτόν τον τρόπο, αναπτύσσεται ένα πλαίσιο Μηχανικής Μάθησης βασισμένο σε rough set theory προς αναγνώριση κανόνων και μοτίβων οδηγικής συμπεριφοράς.

Η αξιολόγηση των πρωτογενών δεδομένων από τα έξυπνα τηλέφωνα είναι κομβικής σημασίας για τη χρήση τους. Κάποια μέτρα ποιότητας σύμφωνα με τους (Skog & Handel, 2009) είναι:

- Ακρίβεια (Accuracy): Η συμβατότητα μεταξύ της πραγματικής πληροφορίας και αυτής του αισθητήρα
- Ακεραιότητα (Integrity): Η εμπιστοσύνη που μπορεί να τοποθετηθεί στις εικονιζόμενες τιμές του συστήματος σε σχέση με τις μετρούμενες

- Διαθεσιμότητα (Availability): Η γεωγραφική κάλυψη για την οποία η πληροφορία του αισθητήρα είναι διαθέσιμη
- Συνέχεια υπηρεσίας (Continuity of service): Η διαθεσιμότητα της υπηρεσίας σε βάθος χρόνου δίχως απρόβλεπτες διακοπές κατά την αναμενόμενη περίοδο λειτουργίας.

2.1.2. Μεγέθη Αξιολόγησης Οδηγικής Συμπεριφοράς

Ο προσδιορισμός των απαραίτητων μεγεθών (Figures of Merits-FoMs) που πρέπει να εξεταστούν με στόχο την αξιολόγηση της οδηγικής συμπεριφοράς επιτυγχάνεται κατά την έρευνα των (Handel et al., 2014) με βάση τα εξής κριτήρια:

- Παρατηρησιμότητα μεγέθους (FoM observability): Η συσχέτιση μεταξύ των μετρήσεων από τον αισθητήρα με το εξεταζόμενο μέγεθος
- Στασιμότητα γεγονότος (Event stationarity): Το χρονικό μήκος κατά το οποίο τα γεγονότα που απαρτίζουν το μέγεθος καταγράφονται
- Πραγματική συσχέτιση (Actual relevance): Η σημασία του μεγέθους για την αξιολόγηση ρίσκου από τον οδηγό
- Επιρροή οδηγού (Driver's influence): Ο βαθμός που ο οδηγός επηρεάζει το εξεταζόμενο μέγεθος.

Επιπλέον, το άρθρο παραθέτει μία σειρά από τα σημαντικότερα μεγέθη, που κατά την κρίση των ερευνητών περιγράφουν ενδελεχώς την οδηγική συμπεριφορά, τα οποία αξιολογούνται με βάση τα παραπάνω, εξαιρώντας ωστόσο την εκτίμηση των οδικών συνθηκών και την ένταση της υπάρχουσας κίνησης. Τα αναλυόμενα μεγέθη που επιλέχθηκαν είναι τα κάτωθι:

- Αριθμός απότομων επιταχύνσεων (Rapid acceleration)
- Αριθμός απότομων επιβραδύνσεων (Harsh braking)
- Υπέρβαση ορίου ταχύτητας (Speeding)
- Απαλότητα οδήγησης (Smoothness) -με την έννοια της μακροπρόθεσμης διακύμανσης της ταχύτητας γύρω από μία ονομαστική τιμή-
- Πλήθος απότομων ελιγμών (Swerving)
- Πλήθος στροφών υπό υψηλή ταχύτητα (Cornering)
- Οικολογικότητα οδήγησης (Eco-ness)
- Χρονική διάρκεια ταξιδιού (Elapsed time)
- Διανυόμενη απόσταση (Elapsed distance)
- Ώρα πραγματοποιούμενου ταξιδιού (Time of day)
- Τοποθεσία (Location)

Ωστόσο, δεν πρέπει να αμεληθεί η αναγνώριση της χρήσης κινητού, η οποία συνεισφέρει όχι μόνο στην ταυτοποίηση και στην καλύτερη απεικόνιση της απόσπασης του οδηγού, αλλά και στον καθαρισμό θορύβου προερχόμενου από απότομες κινήσεις της συσκευής. Οι αισθητήρες ενεργοποιούμενοι επηρεάζουν τη διαδικασία αναγνώρισης τόσο των κρίσιμων καταστάσεων όσο και τα όρια αναγνώρισης τους. Συνεπώς, με ορθή αναγνώριση της χρήσης κινητού μειώνονται τα false positive γεγονότα (συμβάντα δηλαδή που εσφαλμένως λαμβάνονται ως κρίσιμα) και έτσι βελτιώνεται η ικανότητα εντοπισμού της μεθόδου (Vlahogianni & Barmounakis, 2017).

2.2. ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΠΑΡΟΧΗΣ ΣΥΣΤΑΣΕΩΝ

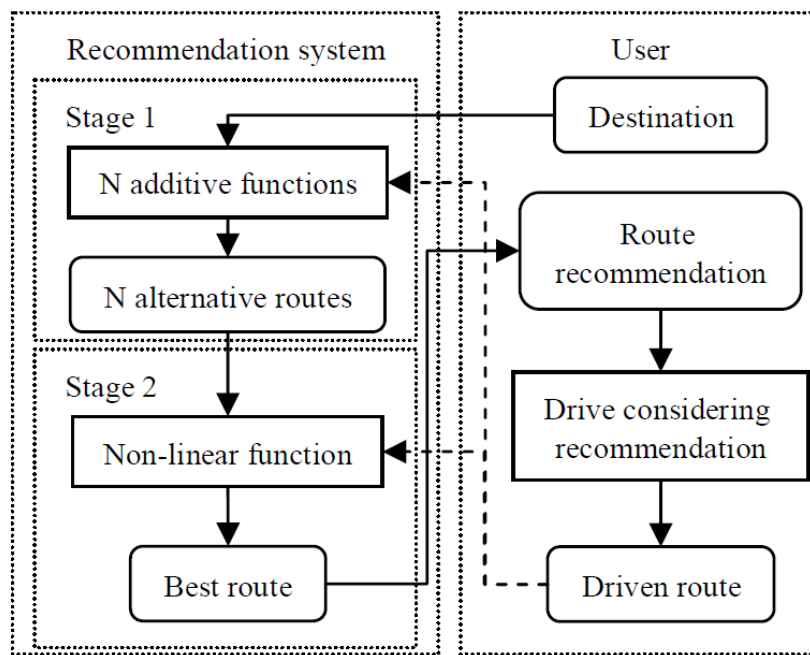
Όπως προαναφέρθηκε οι μεταφορές αποκτούν όλο και σημαντικότερο ρόλο στον κόσμο σήμερα και μαζί τους και τα συστήματα παροχής συστάσεων. Η διαχείριση τους δε, έλκει όλο και περισσότερες εταιρίες για επενδύσεις στη βιομηχανία της πληροφορίας και των τεχνολογιών.

Από τη μία, υπάρχουν υπηρεσίες παραγωγής συστάσεων για την επιλογή διαδρομής, με δεδομένα τα σημεία αφετηρίας και εκκίνησης, αποσκοπώντας στην παροχή βέλτιστης οδηγικής εμπειρίας με κριτήρια όπως η διανυόμενη απόσταση, ο χρόνος ταξιδιού, οι συνθήκες οδήγησης κτλ. Ωστόσο, έρευνες έχουν καταδείξει ότι οι προτεινόμενες διαδρομές ακόμη και αν προέρχονται από τις πιο δημοφιλείς και αξιόπιστες εφαρμογές αποκλίνουν αισθητά από τις αντίστοιχες διαδρομές που θα εκτελούσαν πεπειραμένοι οδηγοί. Συμπερασματικά, οι προτιμήσεις των οδηγών όσον αφορά την επιλογή διαδρομής επηρεάζονται από πολλούς υποβόσκοντες και δυναμικούς παράγοντες, δύσκολα μοντελοποιήσιμους επακριβώς από προκαθορισμένες φόρμουλες.

Η προσέγγιση των (Su et al., 2014) για την αντιμετώπιση ενός τέτοιου απαιτητικού προβλήματος ήταν η αξιοποίηση της γνώσης-πληροφορίας του πλήθους. Η ποιότητα των συστάσεων βελτιώθηκε μέσα από αξιολόγηση των υποψήφιων κάθε φορά διαδρομών με διαφορετικές μεθόδους από ένα πλήθος ανθρώπινου δυναμικού, οι οποίοι ονοματίζονται εργάτες. Ο κορμός της έρευνας αντιμετωπίζει δύο κύρια ζητήματα: α) τη σύνθεση μιας σειράς περιεκτικών ερωτήσεων για μία συγκεκριμένη διαδρομή με την βέλτιστη κατάταξη με τρόπο τέτοιο ώστε να είναι εύληπτες και εύκολα απαντήσιμες από τους εργάτες του πειράματος και β) τη διαμόρφωση ενός συνόλου κριτηρίων και ενός αποτελεσματικού αλγόριθμου προς εύρεση των καταλληλότερων υποψήφιων εργατών που θα απαντήσουν τις παραπάνω ερωτήσεις με υψηλή ακρίβεια.

Οι (Yamamoto & Nakayama, 2002) με τη σειρά τους αναπτύσσουν συστάσεις διαδρομής δύο φάσεων. Αναλυτικότερα, στην πρώτη φάση, με βάση πολλαπλές συναρτήσεις κόστους, επιλέγονται εναλλακτικές διαδρομές για το εξεταζόμενο ζεύγος προέλευσης-προορισμού, ενώ στη δεύτερη επιλέγεται η προτεινόμενη διαδρομή (Εικόνα 2.2). Σε αμφότερες τις φάσεις γίνεται χρήση νευρωνικών δικτύων με σιγμοειδείς συναρτήσεις. Η επιτυχία του συστήματος βασίζεται στην ικανότητα του μέσω τις εκμάθησης να περιλαμβάνει τις προτιμήσεις του οδηγού.

Από την άλλη πλευρά, υπάρχουν και οι υπηρεσίες που επιδιώκουν την ανάπτυξη μηχανισμών συστάσεων σε επίπεδο οδηγικής συμπεριφοράς.



Εικόνα 2. 2: Διάγραμμα ροής συστήματος συστάσεων κατά (Yamamoto & Nakayama, 2002).

Οι (Lee & Lee, 2014) επιστράτευσαν ένα μοντέλο Γεγονότος-Κατάστασης-Ενέργειας (Event-Condition-Action-ECA) σε συνδυασμό με έναν αλγόριθμο για την παραγωγή κανόνων εισαγωγής (rule induction algorithm) με στόχο την ανακάλυψη μοτίβων συμπεριφοράς. Εν συνεχεία, τα μοτίβα αυτά εκμεταλλεύτηκαν για την πρόβλεψη και την ανάπτυξη υπηρεσιών συστάσεων για τις ανάγκες του εκάστοτε χρήστη. Προς απλοποίηση της πολυπλοκότητας του κανόνα χρησιμοποιήθηκε μέθοδος ασαφούς συσταδοποίησης (fuzzy clustering method). Τα 3 στοιχεία που περιγράφουν τα δεδομένα του μοντέλου αναλύονται παρακάτω (Paton & Díaz, 1999; Widom & Ceri, 1996):

- Γεγονός (Event $E=(e_1, e_2, \dots, e_n)$): Μια αλληλουχία γεγονότων, με κάθε γεγονός να αντιστοιχεί σε μία υπηρεσία του τηλεφώνου που 'καταναλώνει' ο χρήστης (π.χ. λήψη ηχητικού μηνύματος). Η αλληλουχία ορίζεται από δύο γεγονότων που συμβαίνουν σε προκαθορισμένο χρονικό διάστημα, εν προκειμένω 5 λεπτά.
- Κατάσταση (Condition $C=(cd_1, cd_2, \dots, cd_s)$): Ένα σύνολο καταστάσεων που περιγράφουν το πλαίσιο που βρίσκεται ή τους παράγοντες που μπορεί να σχετίζεται εμμέσως ο χρήστης (π.χ. χρόνος μεσημεριανού γεύματος). Το σύνολο μπορεί να προκύψει και απευθείας από τους αισθητήρες όπως

επιταχυνσιόμετρο, η εγγύτητα του χρήστη στη συσκευή και τοποθεσία μέσω GPS ή WiFi.

- Ενέργεια (Action $A=(a_i)$): Μία ενέργεια πραγματοποιούμενη από το χρήστη (π.χ. αποστολή φωτογραφίας μέσω Facebook) μετά από συμμετοχή του σε μία αλληλουχία γεγονότων. Μέσω αυτών, η έρευνα προβλέπει την ενέργεια που θα ακολουθήσει.

Κατά αυτόν τον τρόπο, αναπτύχθηκε ένα σύστημα γύρω από το χρήστη που καταγράφει τη χρήση κινητού και του παρέχει τη δυνατότητα να ενεργοποιήσει εύκολα και πρακτικά την υπηρεσία που χρειάζεται.

Σε μία άλλη απόπειρα, όπως περιγράφουν οι (Passchier et al., 2013) σε πείραμα πεδίου (Field Operational Test-FOT) που σχεδιάστηκε και εφαρμόστηκε στην περιοχή Helmond-Eindhoven της Ολλανδίας (Εικόνα 2.3), το πείραμα εκτελέστηκε με τους συμμετέχοντες να λαμβάνουν συμβουλές εντός του οχήματος για την ταχύτητα που αναπτύσσουν. Ο στόχος ήταν να προσδιοριστεί η επίδραση των συστάσεων στην κυκλοφοριακή ροή και η περιβαλλοντική επιρροή του συγκεκριμένου συστήματος κινητικότητας. Αν και πολλές έρευνες και προσομοιώσεις (Van De Weijer & Rutten, 2012) κατέδειξαν την τεχνολογία των εντός οχήματος συστάσεων ως πολλά υποσχόμενη, ελάχιστα πιλοτικά έχουν οργανωθεί σε τυπικούς οδηγούς. Ως εκ τούτου διατέθηκε χρηματοδότηση προς μείωση των αρνητικών κοινωνικών συνεπειών μέσω έξυπνων συστημάτων μεταφορών (Intelligent Transportation Systems-ITS). Το πείραμα είχε τρίμηνη διάρκεια και συμμετείχαν λίγο παραπάνω από 80 οδηγοί, επιλεγμένοι από ένα σύνολο εθελοντών.



Εικόνα 2. 3: Επισκόπηση του πεδίου υλοποίησης πειράματος κατά (Passchier et al., 2013).

Αναλυτικότερα, στην περιοχή Helmond η τρέχουσα και αναμενόμενη φάση δεκατριών δυναμικά ελεγχόμενων φαναριών χρησιμοποιήθηκαν για να καθοριστεί η βέλτιστη σύσταση περί ταχύτητας με βάση τις πράσινες ενδείξεις. Στον αυτοκινητόδρομο A270, ένα σύστημα παρακολούθησης με κάμερες σε πραγματικό χρόνο (Baan et al., 2011) επιστρατεύτηκε για την αναγνώριση της κυκλοφοριακής κατάστασης (π.χ. αναπτυσσόμενο μποτιλιάρισμα και σύσταση περί της ταχύτητας εισροής σε αυτή ως μέσο μετριασμού της κυκλοφοριακής συμφόρησης). Τέλος, στην περιοχή Eindhoven δυναμικοί σηματοδότες παρείχαν συμβουλές ταχύτητας βασισμένες σε ημιστατικά ελεγχόμενα φανάρια.

Ο τρόπος που ο χρήστης λαμβάνει τις συστάσεις ταχύτητας φαίνεται στην Εικόνα 2.4. Πιο συγκεκριμένα, προβάλλονται η μέγιστη επιτρεπόμενη ταχύτητα, η τρέχουσα ταχύτητα, το διάστημα βέλτιστης ταχύτητας (πράσινη περιοχή) και μία αιτία για τη συμβουλή (μειούμενης στην προκειμένη εικόνα) ταχύτητας, όπως επικείμενα συντονισμένα φανάρια ή επερχόμενη κυκλοφοριακή συμφόρηση.



Εικόνα 2. 4: Περιβάλλον επαφής χρήστη με το σύστημα παροχής συστάσεων ενσωματωμένο σε συσκευή πλοήγησης (αριστερά) και σε έξυπνο κινητό (δεξιά) (Πηγή:(Passchier et al., 2013)).

Τα αποτελέσματα κατέδειξαν σημαντική επιρροή στα προφίλ ταχύτητας των οδηγών. Η κατανομή ταχύτητας εξομαλύνθηκε χάρη στις συστάσεις, ενώ η μέση ταχύτητα των οδηγών δεν επηρεάστηκε. Βέβαια, ο αριθμός των οχημάτων δεν ήταν επαρκής για να παρατηρηθεί ένα καθολικό φαινόμενο για την κυκλοφοριακή ροή, ωστόσο μπορεί να καθοριστεί μέσω μελέτης προσομοίωσης. Ακόμα, οι συστάσεις ταχύτητας φάνηκε να έχουν σημαντική επιρροή στο περιβάλλον. Εκτιμήσεις εκπομπών με χρήση ειδικού μοντέλου εκπομπών και της παρατηρούμενης οδηγικής συμπεριφοράς έδειξαν μία θετική επίδραση της τάξεως του 7% μείωσης των εκπομπών CO₂ από το μέσο.

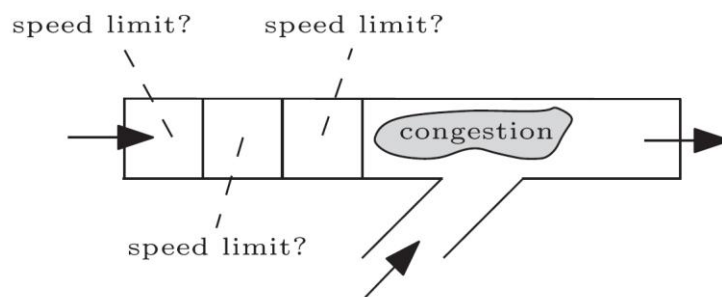
2.3. ΕΝΙΣΧΥΤΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ ΣΤΙΣ ΜΕΤΑΦΟΡΕΣ ΚΑΙ ΤΗΝ ΚΥΚΛΟΦΟΡΙΑΚΗ ΤΕΧΝΙΚΗ

Η κυκλοφοριακή συμφόρηση αποτελεί ένα μείζον πρόβλημα με το οποίο οι άνθρωποι έρχονται αντιμέτωποι καθημερινώς και προκαλεί όχι μόνο καθυστερήσεις, αλλά και ρύπανση και αυξημένη κατανάλωση καυσίμων. Προς ανάδειξη της διόγκωσης του προβλήματος στη σύγχρονη εποχή αναφέρεται ότι στις ΗΠΑ, ο συνολικός χρόνος καθυστερήσεων αυξήθηκε από το 1982 από 1,1 δισεκατομμύρια ώρες σε 5,5 δισ. ώρες το 2011 και ρυθμό δυσανάλογο της αύξησης του πληθυσμού. Ταυτόχρονα, η ποσότητα σπαταλούμενου πετρελαίου ανέβηκε από τα 1,9 δισ. λίτρα στα 11 δισ. λίστρα, ενώ τα συνολικά κόστη λόγω συμφόρησης το 2011 ανήλθαν στα 121 δισ. δολάρια (Schrank et al., 2012).

Η επέκταση του οδικού δικτύου θα ήταν μία ξεκάθαρη λύση, ωστόσο δεν είναι πάντα εφικτή στην πράξη λόγω περιορισμών σε θέματα χώρου και προϋπολογισμού. Προκειμένου να αυξηθεί η χωρητικότητα του δικτύου προς ελάττωση του φαινομένου της συμφόρησης, διαφόρων ειδών πινακίδες μηνυμάτων μπορούν να τοποθετηθούν, ενημερώνοντας τους οδηγούς για τα όρια ταχύτητας. Τα όρια αυτά μπορούν να ρυθμίζονται ανάλογα με τις επικρατούσες οδικές συνθήκες, έχοντας έτσι θετική επίδραση στην κυκλοφοριακή ροή (Papageorgiou et al., 2008).

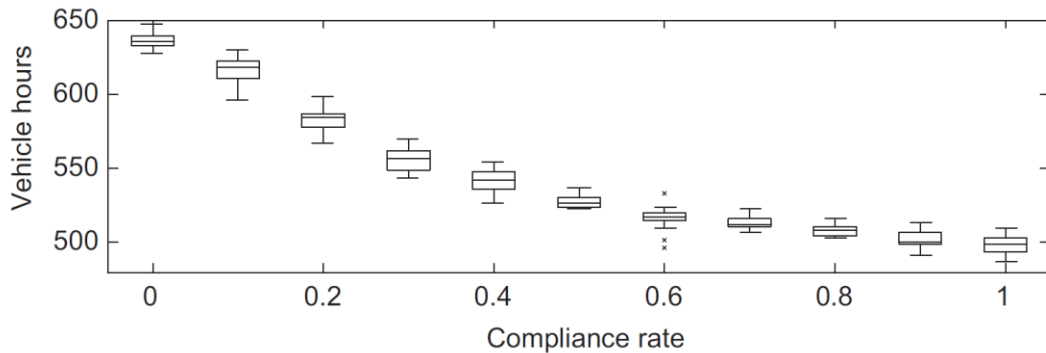
Παρόλο που αρκετοί αλγόριθμοι ελέγχου της κυκλοφορίας έχουν αναπτυχθεί, στην πλειονότητα των προσεγγίσεων τα όρια ταχύτητας επιβάλλονται όταν εντοπιστεί η συμφόρηση. Στην διερεύνηση τους, όμως οι (Walraven et al., 2016) καταδεικνύουν ότι οι τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να παίξουν σημαντικό ρόλο στην επίτευξη προληπτικού ελέγχου για την εισαγωγή ορίων ταχύτητας. Πιο συγκεκριμένα, προτείνουν μία νέα μέθοδο βελτιστοποίησης της κυκλοφοριακής ροής, βασισμένη στην Ενισχυτική Μάθηση. Η επιδίωξη αυτή μοντελοποιείται σαν μια Μαρκοβιανή Διαδικασία Απόφασης (Markov Decision Process), που με χρήση του αλγορίθμου Q-learning υπαγορεύει τη μέγιστη επιτρεπόμενη που επιτρέπεται σε έναν αυτοκινητόδρομο. Μέσω μιας σειράς προσομοιώσεων προβάλλεται η σημαντική μείωση της συμφόρησης κάτω από υψηλή κυκλοφοριακή ζήτηση, όπως και η επιβεβαίωση της συνεισφοράς της ενσωμάτωσης των κυκλοφοριακών προβλέψεων. Επιπρόσθετα, καταδεικνύεται η ισχύς των πολιτικών να ανταπεξέλθουν ικανοποιητικά σε ανακριβείς μετρήσεις ταχύτητας και πυκνότητας.

Η δομή του αλγορίθμου αναπαρίσταται από τις Καταστάσεις, τις Ενέργειες και τις Ανταμοιβές. Αρχικά, ορίστηκε ένα βήμα T για τον αλγόριθμο, ένας αριθμός βημάτων c και έτσι προέκυψε ο συνολικός χρόνος $Tc = c \times T$. Οι Καταστάσεις αναπαρίστανται από τις τιμές μέσης ταχύτητας και πυκνότητας των περιοχών N στις οποίες χωρίστηκε ο αυτοκινητόδρομος. Τονίζεται ότι για την εισαγωγή τους στον αλγόριθμο οι παραπάνω τιμές κανονικοποιήθηκαν αντίστοιχα με την ταχύτητα ελεύθερης ροής και την πυκνότητα κορεσμού ώστε αμότερες οι μεταβλητές να λαμβάνουν τιμές εντός του διαστήματος $[0,1]$. Οι Ενέργειες περιλαμβάνουν τα όρια ταχύτητας που μπορούν να ανατεθούν στις N περιοχές με τρόπο ωστόσο μη ταλαντευόμενο και σύμφωνα με τους κανονισμούς κυκλοφορίας που συνοδεύουν τις περιοχές αυτές (Εικόνα 2.5). Όσον αφορά τις Ανταμοιβές, η συνάρτηση που τις παράγει είναι άμεσα συνδεδεμένη με τις προκύπτουσες καθυστερήσεις ως συνέπεια συμφόρησης. Αναπαριστούν με λίγα λόγια την ποινή σε αντιστοιχία με οχηματοώρες από το προηγούμενο βήμα. Οι προβλέψεις κυκλοφοριακών μεγεθών που συμπεριλήφθηκαν παρήχθησαν από το μακροσκοπικό μοντέλο METANET (Messmer et al., 1990; M Papageorgiou, 1983) που υπολογίζει μεγέθη ταχύτητας, πυκνότητας και ροής σε περιοχές αυτοκινητοδρόμου κλειστού τύπου, εξαρτώμενες από τις τρέχουσες κυκλοφοριακές συνθήκες και κυκλοφοριακή ζήτηση σε ράμπες εισόδου και εξόδου.



Εικόνα 2. 5: Παράδειγμα εξεταζόμενου οδικού τμήματος αυτοκινητοδρόμου με συμφόρηση στη ράμπα εισόδου στην έρευνα των (Walraven et al., 2016).

Το πείραμα επαναλήφθηκε 20 φορές για διάφορους βαθμούς συμμόρφωσης. Ο βαθμός συμμόρφωσης περιγράφει ποιο ποσοστό των οδηγών συμμορφώθηκε με τα προτεινόμενα όρια ταχύτητας. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στην Εικόνα 2.6 οι οχηματοώρες ως μια μετρική επίδοσης του αλγορίθμου. Καθίσταται σαφές ότι το μοντέλο μπορεί με μεγάλη αποτελεσματικότητα να περιορίσει τη συμφόρηση ακόμα και σε περιπτώσεις υποτυπώδους συμμόρφωσης των χρηστών.



Εικόνα 2. 6: Οχηματοώρες για διάφορους βαθμούς συμμόρφωσης στο μακροσκοπικό πείραμα προσομοίωσης των (Walraven et al., 2016).

Η Ενισχυτική Μάθηση βρίσκει εφαρμογή και σε συστήματα Προσαρμοστικού Ελέγχου Πλοήγησης (Adaptive Cruise Control-ACC). Αποδεικνύεται δε ότι τέτοια συστήματα βελτιώνονται με την επικοινωνία μεταξύ οχημάτων, όπου η τρέχουσα ταχύτητα και επιτάχυνση ενός προπορευόμενου οχήματος μεταδίδεται στα υπόλοιπα (Συνεργατικός Προσαρμοστικός Έλεγχος Πλοήγησης - Cooperative ACC) . Σε αυτό το πλαίσιο, το άρθρο των (Desjardins & Chaib-draa, 2011) διερευνώντας τέτοια συστήματα, προτείνει μια καινοτόμα προσέγγιση για το σχεδιασμό αυτόματου ελέγχου οχημάτων βασισμένη σε σύγχρονες τεχνικές Μηχανικής Μάθησης. Αναλυτικότερα, η έρευνα αναδεικνύει τη χρήση Ενισχυτικής Μάθησης για την ανάπτυξη ελεγκτικών μηχανισμών για την ασφαλή διαμήκη ακολουθία ενός προπορευόμενου οχήματος.

Ο σχεδιασμός του μοντέλου συνεπαγόταν τη χρήση προσομοιωτή με πλήθος πειραμάτων. Επιλέχθηκε η διαμόρφωση μικροσκοπικού προσομοιωτή εν αντιθέσει με ένα μακροσκοπικό που χρησιμοποιείται για μεγάλο αριθμό οχημάτων σε μελέτες κυκλοφοριακών ροών (Ehlert, 2001). Για επαρκή ακρίβεια, χρησιμοποιήθηκε χρονικό βήμα 10 ms (που αντιστοιχεί σε συχνότητα ανανέωσης 100-Hz). Με στόχο υψηλή αποτελεσματικότητα των υπολογισμών της προσομοίωσης, αξιοποιήθηκε το μοντέλο μονοδρόμησης (single-track model), όπως περιγράφεται από τους (Kiencke & Nielsen, 2005), καθώς περιγράφει με ακρίβεια το μοντέλο των τροχών και της διαμήκους και εγκάρσιας κίνησης.

Η ανατιθέμενη μαθησιακή εργασία θεωρήθηκε ότι αντιστοιχεί σε σενάριο Stop&Go (SG), καθώς συμβαίνει συχνά σε αστικούς δρόμους και κρίνεται κατάλληλο για έλεγχο και αξιολόγηση αυτόνομων συστημάτων οδήγησης (Naranjo et al., 2006). Στην προκειμένη έρευνα, το προπορευόμενο όχημα ξεκινά ακίνητο και επιταχύνει μέχρι τα 20 m/s επιβραδύνει στα 7 m/s για 40 s και

έπειτα επιταχύνει εκ νέου στα 20 m/s. Ο σκοπός ήταν το μαθητευόμενο όχημα (αυτό δηλαδή που ακολουθεί) να βρίσκεται σε ένα συγκεκριμένο εύρος 2 s.

Οι Καταστάσεις του προβλήματος ορίστηκαν μέσα από 3 μεταβλητές:

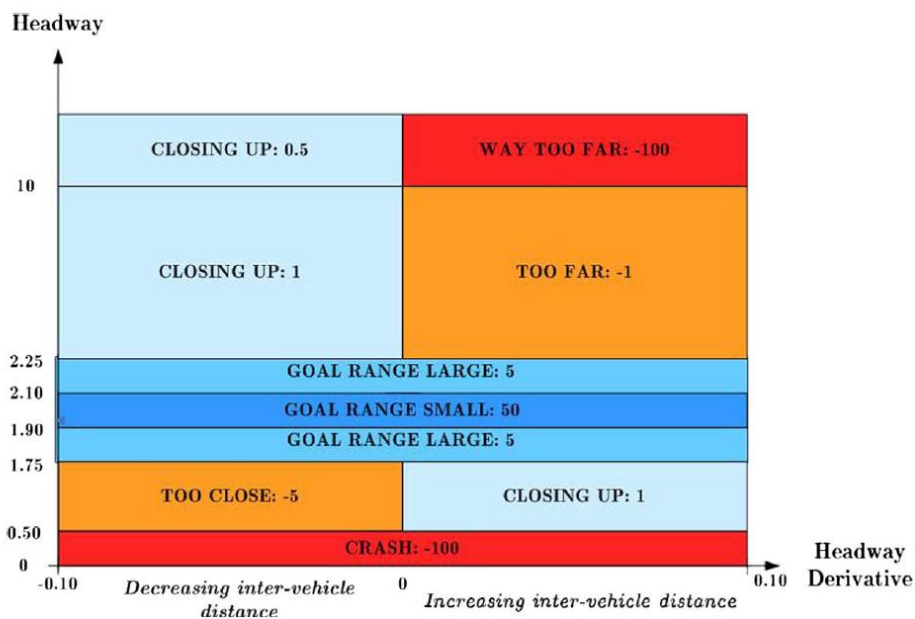
1. Χρονικό Εύρος (Headway-Hw): $H_w = \frac{(Position_{Leader} - Position_{Follower})}{Velocity_{Follower}}$
2. Παράγωγος Εύρους (Headway Derivative-ΔHw): $\Delta H_w = H_{w_t} - H_{w_{t-1}}$
3. Επιτάχυνση (Acceleration-Acc)

Παρόλο που οι μεταβλητές λαμβάνουν συνεχείς τιμές, το μέγεθος του χώρου των Καταστάσεων περιορίστηκε δεσμεύοντας τις τιμές των μεγεθών σε μεσοδιαστήματα. Το εύρος περιορίστηκε από 0s έως 10s, η παράγωγος εύρους από -0,1s έως 0,1s και η επιτάχυνση από -2 m/s² έως 2 m/s².

Ο χώρος των Ενεργειών περιλαμβάνει τις εξής:

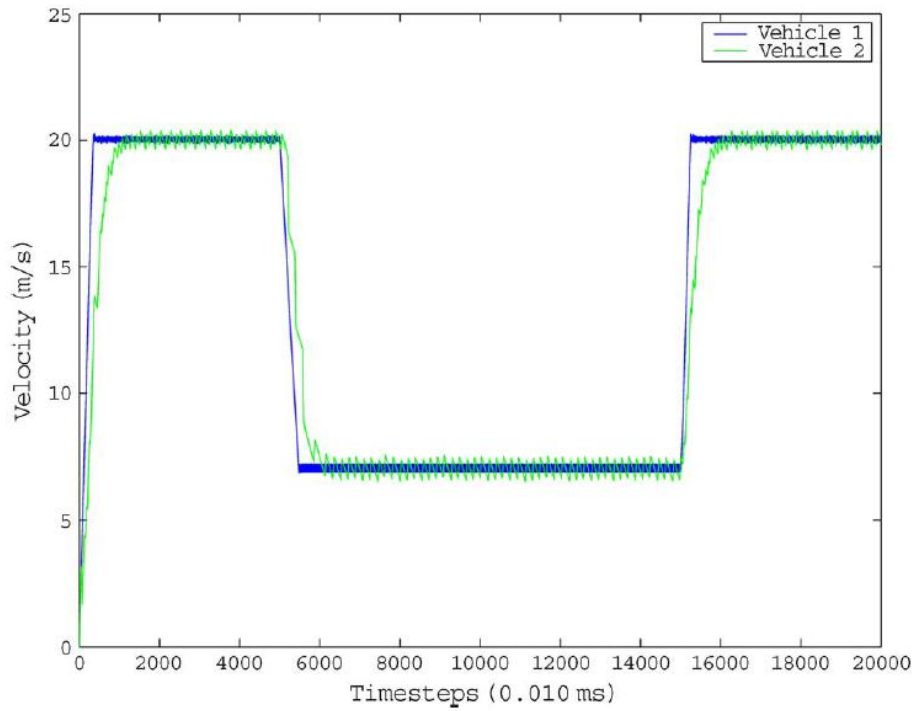
1. Φρένο (B100)
2. Γκάζι (G100)
3. Καμία Ενέργεια (NO-OP)

Οι ανταμοιβές καταρτίστηκαν έτσι ώστε να προωθούν την ασφαλή οδήγηση αλλά και την αποδοτικότερη για την κυκλοφοριακή ροή, τιμωρώντας με άλλα λόγια τόσο τις μικρές όσο και τις μεγάλες αποστάσεις (Διάγραμμα 2.1).

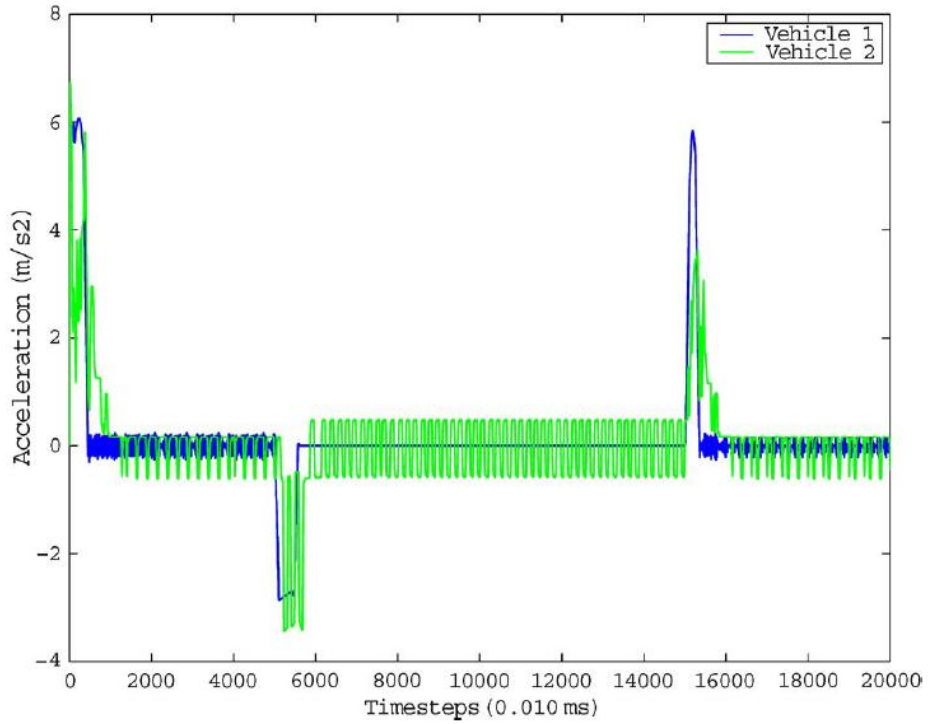


Διάγραμμα 2. 1: Συνάρτηση Ανταμοιβών στην έρευνα των (Desjardins & Chaib-draa, 2011).

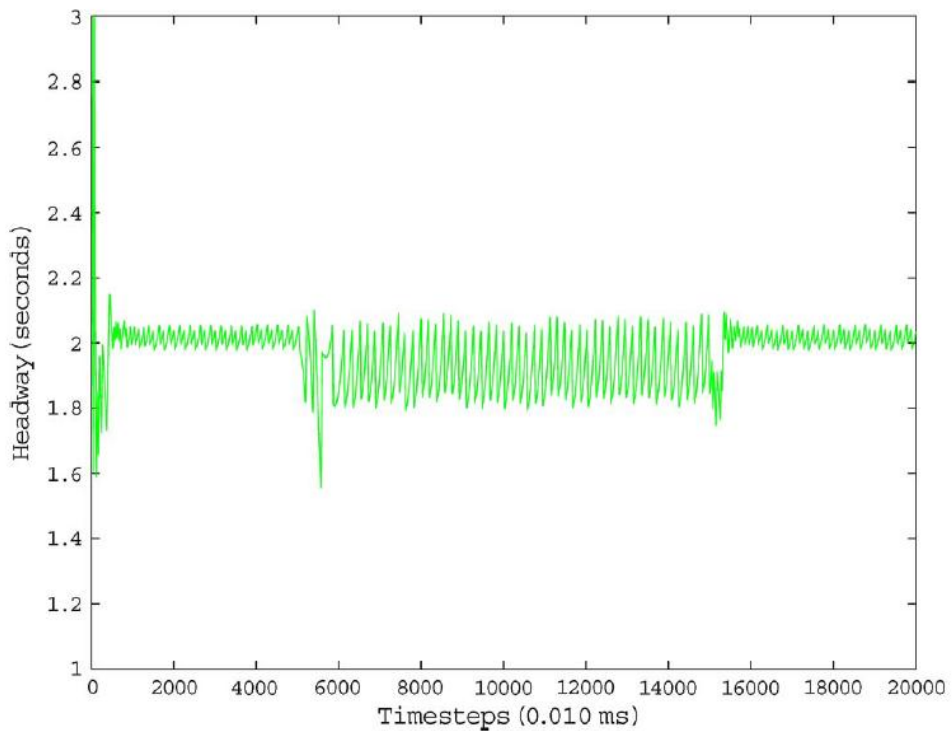
Η προσομοίωση επαναλήφθηκε 10 φορές. Τα αποτελέσματα της πολιτικής με το μεγαλύτερο άθροισμα Ανταμοιβών παρατίθενται στα Διαγράμματα 2.2-2.4, που παρουσιάζουν κατά την προσομοίωση τις ταχύτητες των δύο οχημάτων, τις επιταχύνσεις και το χρονικό εύρος αντίστοιχα.



Διάγραμμα 2. 2: Ταχύτητες οχημάτων κατά την CACC προσομοίωση της έρευνας των (Desjardins & Chaib-draa, 2011).



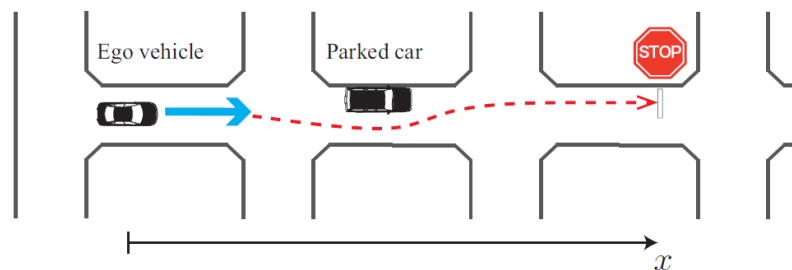
Διάγραμμα 2. 3: Επιταχύνσεις οχημάτων κατά την CACC προσομοίωση της έρευνας των (Desjardins & Chaib-draa, 2011).



Διάγραμμα 2. 4: Χρονικό εύρος οχημάτων κατά την CACC προσομοίωση της έρευνας των (Desjardins & Chaib-draa, 2011).

Σε μία άλλη εφαρμογή μοντέλου Ενισχυτικής Μάθησης, οι (Shimosaka et al., 2017) πέτυχαν: α) τη διαμόρφωση ενός καινοτόμου πλαισίου διακριτικοποίησης (discretization framework) προς αντιμετώπιση της γενικότητας που διέπει την αναπαράσταση του χώρου, β) την κατάρτιση μίας γρήγορης αλλά λεπτομερούς πρόβλεψης της οδηγικής συμπεριφοράς βασισμένη στη μέθοδο της Μέγιστης Εντροπίας Αντίστροφης Ενισχυτικής Μάθησης (Maximum Entropy Inverse Reinforcement Learning – MaxEnt IRL) με χρήση διαγραμμάτων παραγόμενων από την παραπάνω διακριτικοποίηση (Byravan et al., 2015) και γ) επιβεβαίωση της ανωτερότητας του προτεινόμενου πλαισίου σε σχέση με συμβατικές μεθόδους μέσω πειραμάτων αξιολόγησης πραγματικών οδηγικών δεδομένων.

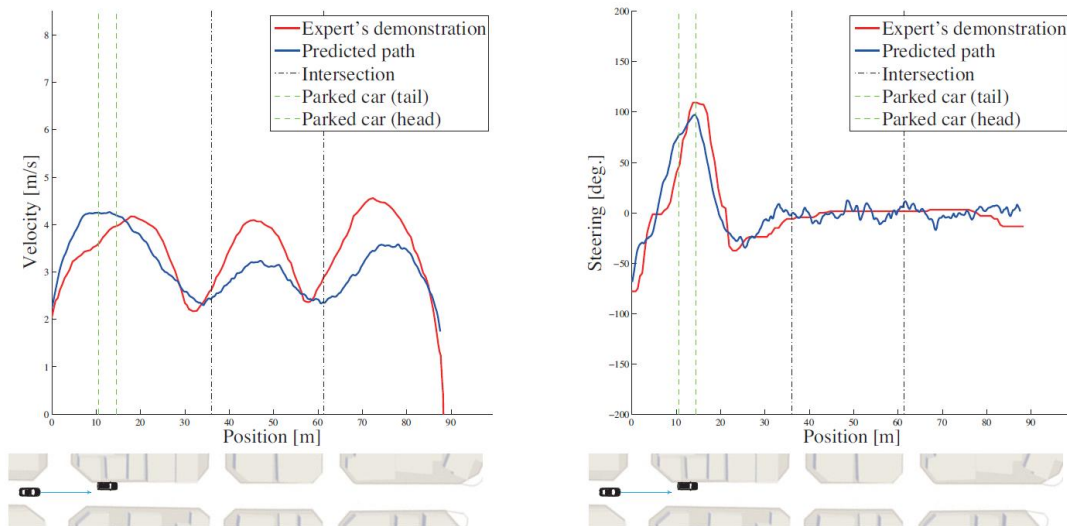
Η εφαρμογή βασίστηκε στο υπάρχον πλαίσιο που δημιούργησαν οι (Shimosaka et al., 2014) (Εικόνα 2.7). Ωστόσο, περιγραφικά χαρακτηριστικά του εξεταζόμενου οδικού τμήματος εμπλουτίστηκαν και στις θέσεις διασταυρώσεων, γωνιών αλλά και σημείων εκκίνησης και τερματισμού προστέθηκαν τα ακραία σημεία και κέντρο βάρους του παρκαρισμένου οχήματος, όπως και το πλάτος του δρόμου στο ύψος του αυτού. Επιπλέον, οι ήδη υπάρχουσες 5 μεταβλητές που σκιαγραφούν δραστηριότητες σε επίπεδο θέσης-ταχύτητας-πλοήγησης (περιορισμός ταχύτητας στις θέσεις εκκίνησης και τερματισμού, περιορισμός ταχύτητας στις γωνίες χαμηλής ορατότητας δίχως σηματοδότηση, τήρηση άνω ορίου ταχύτητας, κατανομές επιτάχυνσης και επιβράδυνσης κατά την διαδρομή και τιμές επιτάχυνσης και επιβράδυνσης στις διασταυρώσεις) αυξάνονται κατά 3 με την προσθήκη του περιορισμού των ελιγμών μακριά από οχήματα, τις συνολικές μοίρες ελιγμών κατά τη διαδρομή καθώς και την επιβράδυνση γύρω από οχήματα.



Εικόνα 2. 7:Εξεταζόμενο οδικό τμήμα κατά (Shimosaka et al., 2017).

Τα αποτελέσματα συνοψίζονται στην Εικόνα 2.8. Στο διάγραμμα στα αριστερά, ο οριζόντιος και ο κατακόρυφος άξονας υποδεικνύουν τη θέση και την ταχύτητα αντίστοιχα, ενώ στο διάγραμμα στα δεξιά τη θέση και τους ελιγμούς αντίστοιχα. Η κόκκινη αντικατοπτρίζει τη συμπεριφορά ενός πεπειραμένου οδηγού και η μπλε τη μέση συμπεριφορά 100 περασμάτων του υπόψη τμήματος υπό την

πολιτική που υπολόγισε η συνάρτηση ανταμοιβής της Ενισχυτικής Μάθησης. Με μαύρες διακεκομμένες γραμμές συμβολίζονται οι διασταυρώσεις ενώ με πράσινες η αρχή και το τέλος του παρκαρισμένου οχήματος. Τα διαγράμματα καθιστούν σαφή ικανότητα του αναπτυσσόμενου μοντέλου να περιγράψει με υψηλή ακρίβεια τη συμπεριφορά ενός πολύπειρου και εξοικειωμένου με το οδηγούμενο τμήμα οδηγού.



Εικόνα 2. 8: Αποτελέσματα (Shimosaka et al., 2017).

2.4. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ

Από την ανάλυση της βιβλιογραφίας γίνεται κατανοητή η ανάγκη διαχείρισης του φαινομένου της διαρκούς και ραγδαίας αύξησης του αριθμού των ΙΧ. Οι υπάρχουσες συγκοινωνιακές υποδομές καθίστανται πλέον ανεπαρκείς για να ικανοποιήσουν τις ανάγκες ζήτησης για μεταφορές, ενώ η αναβάθμιση τους κρίνεται ασύμφορη. Στην εποχή ωστόσο της άνθησης της Πληροφορίας και των Τεχνολογιών τη λύση είναι σε θέση να δώσει η έρευνα πάνω σε Έξυπνα Συστήματα Μεταφορών (Intelligent Transportation Systems-ITS).

Οι δυνατότητες πολλαπλασιάζονται χάρη τόσο στις αναπτυσσόμενες τεχνικές συλλογής όσο και στη διαθεσιμότητα ήδη υπάρχουσών αλλά μη επεξεργασμένων βάσεων δεδομένων. Σε συγκοινωνιακό επίπεδο, έρευνες έδειξαν την αποδοτικότητα των δεδομένων από έξυπνα κινητά τηλέφωνα (mobile crowdsensing) σε σχέση με εγκατεστημένες συσκευές σταθερής θέσης συνδεδεμένες με το όχημα. Επιπλέον, διερευνήθηκε μέσω των κατάλληλων κριτηρίων και επαρκή τεκμηρίωση ο προσδιορισμός των κυρίαρχων μεγεθών περιγραφής της οδηγικής συμπεριφοράς και η σημασία του καθενός ανάλογα με τη φύση του εξεταζόμενου προβλήματος.

Η αξιοποίηση και ορθή επεξεργασία των δεδομένων αποσκοπεί στην κατάρτιση μεθόδων βελτιστοποίησης οδικών συστημάτων. Η βιβλιογραφία ανέδειξε μεθόδους επιλογής της βέλτιστης διαδρομής, αλλά και μεθόδους ελέγχου του τρόπου οδήγησης σε επίπεδο συμπεριφοράς με ενθαρρυντικές συνέπειες τόσο σε επίπεδο εξομάλυνσης της κυκλοφοριακής ροής όσο και στην προστασία του περιβάλλοντος. Στο χρήστη δίνονται κάποιες συστάσεις, στην πλειοψηφία των ερευνών για την ταχύτητα του, ώστε να προσαρμόσει τη συμπεριφορά του στη βέλτιστη όπως αυτή περιγράφεται από τα εκάστοτε χρησιμοποιούμενα μεγέθη.

Ως μέθοδος, η Ενισχυτική Μάθηση τα τελευταία χρόνια εφαρμόζεται όλο και εντατικότερα σε θέματα συγκοινωνιακού χαρακτήρα. Έχει βρει εφαρμογή σε μεγάλη ποικιλία θεμάτων, όπως η διαμόρφωση προτύπων προσέγγισης υψηλής ακρίβειας στη βέλτιστη οδηγική συμπεριφορά και η ανάπτυξη μηχανισμών προσαρμοστικού ελέγχου πλοήγησης με τεράστια εφαρμογή στα αυτόνομα οχήματα. Ωστόσο, τόσο στην περίπτωση της Ενισχυτικής Μάθησης όσο και σε άλλες μεθόδους, το κύριο μέγεθος που έχει χρησιμοποιηθεί είναι η ταχύτητα.

Ανακεφαλαιώνοντας, η βιβλιογραφία επιβεβαιώνει την ανάγκη επέμβασης στο χρήστη με στόχο την καθιέρωση μιας νέας οδηγικής νοοτροπίας, αποδοτικότερης

τόσο για τον ίδιο όσο και για τους γύρω του και το περιβάλλον. Η Ενισχυτική Μάθηση δύναται να εκμεταλλευτεί κατά τα μέγιστα ογκώδεις βάσεις δεδομένων ωφελώντας τον οδηγό από την αλληλεπίδραση με το περιβάλλον του. Ακόμη, κρίνεται αναγκαία η απόπειρα σφαιρικότερης προσέγγισης του όρου της οδηγικής συμπεριφοράς μέσω αλγορίθμων Ενισχυτικής Μάθησης. Ο όσον το δυνατό καλύτερος ορισμός του στοιχείου που επιδιώκεται να βελτιστοποιηθεί αναμένεται να παράγει αναλυτικότερες πολιτικές με μεγαλύτερη ισχύ και να επιφέρει αποτελεσματικότερη μοντελοποίηση ενός αρκετά πολύπλοκου εκ φύσεως γνωρίσματος όπως είναι η ανθρώπινη συμπεριφορά.

3. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΚΗ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ

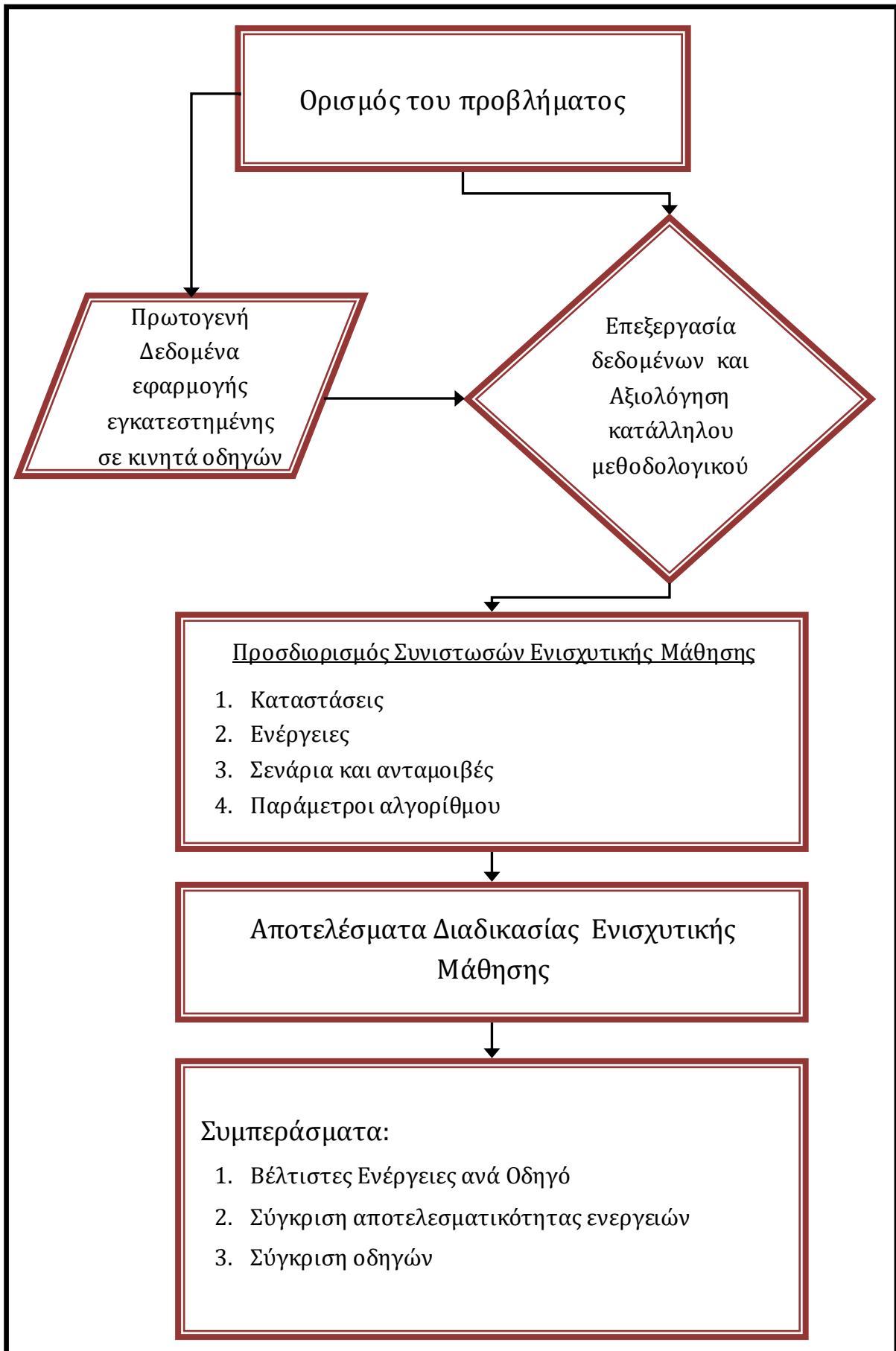
3.1. ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ ΚΑΙ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ ΡΟΗΣ ΕΡΓΑΣΙΩΝ

Στην παρούσα εργασία επιδιώκεται η ανάπτυξη μεθοδολογίας παραγωγής εξατομικευμένων πολιτικών οδήγησης με στόχο τη βελτίωση της ποιότητας των συστάσεων προς οδηγούς. Η επίλυση του προβλήματος αφορά στην έγκαιρη (πριν την εκκίνηση ενός νέου ταξιδιού) και έγκυρη πληροφόρηση του χρήστη για την οδηγική συμπεριφορά που πρέπει να επιδείξει στο επερχόμενο ταξίδι με σκοπό τη βελτίωσή του ως οδηγό. Τα οδηγικά χαρακτηριστικά στα οποία βασίστηκε η έρευνα είναι:

- Η συχνότητα απότομων επιταχύνσεων και επιβραδύνσεων (επιθετική οδήγηση)
- Το ποσοστό του χρόνου οδήγησης κατά τον οποίο ο οδηγός κάνει χρήση του κινητού του τηλεφώνου
- Το ποσοστό χρόνου οδήγησης στο οποίο βρίσκεται άνω του ορίου ταχύτητας.

Προς εξυπηρέτηση της έρευνας, τα παραπάνω στοιχεία, αντλήθηκαν και, εν συνεχεία επεξεργάστηκαν, από βάση δεδομένων της εφαρμογής κινητού τηλεφώνου OSeven. Έπειτα, προσδιορίστηκαν τα απαιτούμενα στοιχεία για το στήσιμο ενός προβλήματος Ενισχυτικής Μάθησης (Καταστάσεις, Ενέργειες, Σενάρια και Ανταμοιβές και οι παράμετροι του προβλήματος). Αναλυτικότερα, οι Καταστάσεις επιδιώχθηκε σε πρώτη φάση να προσδιοριστούν μέσω των μεθόδων K-means και PAM συσταδοποίησης, ωστόσο η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων κατέδειξε την αποτυχία του εγχειρήματος. Ως εκ τούτου, η δεύτερη προσέγγιση διαχώρισε τη βάση δεδομένων με κριτήριο την Ευκλείδεια απόσταση των ταξιδιών από το βέλτιστο (ταξίδι με μηδενικές τιμές στα τέσσερα

εξεταζόμενα μεγέθη). Οι Ενέργειες προέκυψαν ως σύνθεση των διαφορών των μεγεθών αυτών για κάθε ζεύγος διαδοχικών ταξιδιών. Οι διαφορές στρογγυλοποιήθηκαν με τρόπο κατάλληλο ώστε το καταρτιζόμενο σύνολο Ενεργειών να έχει επιθυμητό μέγεθος. Τα διαφορετικά Σενάρια του προβλήματος πηγάζουν από τις διαφορετικές μεταβάσεις μεταξύ Καταστάσεων που δύναται να πραγματοποιήσει ο οδηγός. Για κάθε Σενάριο, διαμορφώθηκαν και οι ανάλογες συναρτήσεις Ανταμοιβών που επιβράβευαν με 1 τα ταξίδια που αντιστοιχούσαν στη περιγραφόμενη από το εκάστοτε Σενάριο μετάβαση, ενώ στα υπόλοιπα αντιτίθονταν η τιμή 0. Όσον αφορά τις παραμέτρους του κανόνα μάθησης του αλγορίθμου Q-learning προσαρμόστηκαν στις συνθήκες και στα δεδομένα του προβλήματος με τρόπο που αναλύεται διεξοδικότερα στη συνέχεια. Ο αλγόριθμος αναπτύχθηκε στο λογισμικό ανοιχτού κώδικα R. Ως αποτέλεσμα, παράχθηκαν οι βέλτιστες στρατηγικές ανά οδηγό και δυνατότητες σύγκρισης τόσο διαθέσιμων στρατηγικών όσο και οδηγών. Στο Διάγραμμα 3.1 περιγράφεται και εικονικά η ροή των εργασιών στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής Εργασίας.



Διάγραμμα 3. 1: Διάγραμμα ροής διπλωματικής εργασίας.

3.2. ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ

Το παρόν κεφάλαιο αποσκοπεί σε μία περιεκτική, αλλά συνάμα αναλυτική περιγραφή των θεμελιωδών αρχών και του τρόπου λειτουργίας της Ενισχυτικής Μάθησης αλλά και όλων των υπόλοιπων μεθόδων που χρησιμοποιήθηκαν στην προσπάθεια σύνθεσης αυτής της έρευνας. Ως εκ τούτου, ο εκάστοτε αναγνώστης θα δύναται να παρακολουθήσει την εξέλιξη της παρούσας έρευνας δίχως να χρειαστεί να ανατρέξει σε άλλες πηγές ώστε να κατανοήσει τις εφαρμοζόμενες μεθόδους. Το Κεφάλαιο 3.2.1. αφορά στις μεθόδους συσταδοποίησης που χρησιμοποιήθηκαν αλλά και τα μέσα αξιολόγησης της και τα Κεφάλαια 3.2.2. και 3.2.3. αναλύουν τις μεθόδους της Μηχανικής και Ενισχυτικής Μάθησης αντίστοιχα.

3.2.1. Συσταδοποίηση

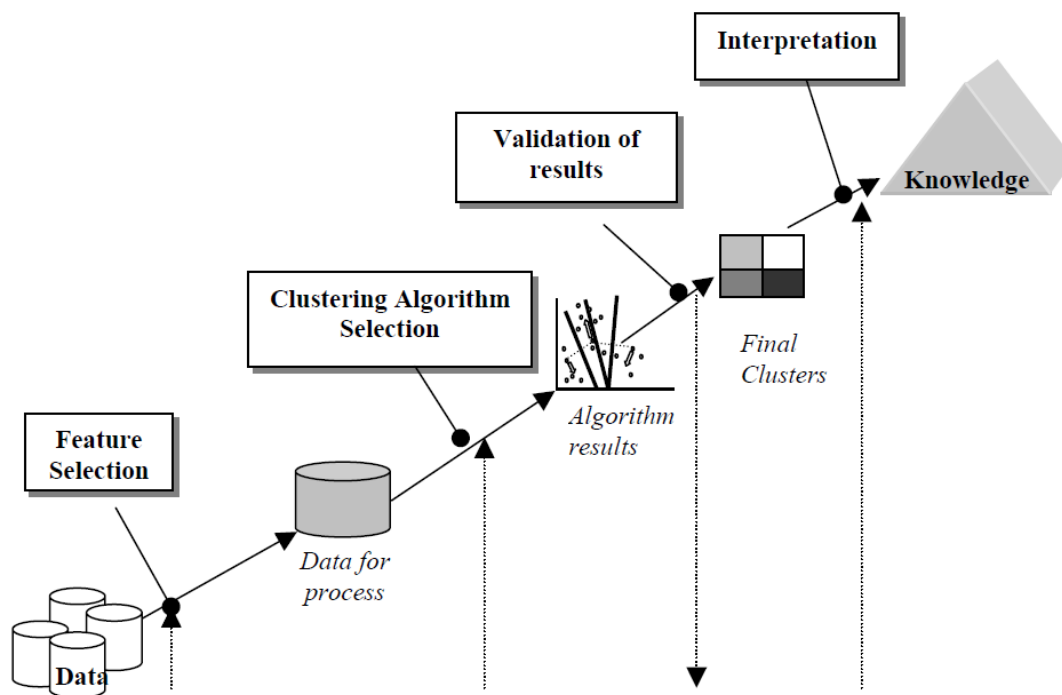
Ο αλγόριθμος K-means προτάθηκε πρώτη φορά από τον Stuart Lloyd το 1957 ως μια τεχνική για διαμόρφωση παλμικού κώδικα (pulse code modulation) για αυτό και πολλές φορές συναντάται και με το όνομα “αλγόριθμος του Lloyd”. Μια δεκαετία αργότερα, ο ίδιος αλγόριθμος παρουσιάστηκε παράλληλα σε δύο διαφορετικές δημοσιεύσεις: των G. H. Ball και D. J. Hall που τον ονόμασαν ISODATA (Ball & Hall, 1967) και του James MacQueen που του έδωσε το όνομα K-means (MacQueen, 1967). Ο αλγόριθμος εκτελεί συσταδοποίηση αντικειμένων στον n -διάστατο ευκλείδειο χώρο ενώ συνηθέστερα η ευκλείδεια νόρμα χρησιμοποιείται ως συνάρτηση απόστασης.

Οι συσταδοποιήσεις μπορούν να διαχωριστούν σε **ολικές (complete)** ή **μερικές (partial)** (Pang-Ning et al., 2006). Στην ολική συσταδοποίηση επιδιώκεται κάθε ένα από τα αντικείμενα εισόδου της διαδικασίας να καταταγούν ως μέλη μιας συστάδας. Αντιθέτως, στην μερική είναι πιθανό να υπάρξουν στοιχεία τα οποία δεν εμπεριέχονται σε κάποια συστάδα μετά το πέρας της συσταδοποίησης. Η τελευταία κατηγορία αποτελεί λογική επιλογή όταν επιδιώκεται η απομόνωση αντικειμένων του χώρου που είναι αισθητά διαχωρίσιμα από τα υπόλοιπα και λειτουργούν σαν ένα είδος θορύβου. Στην παρούσα εργασία η συσταδοποίηση είναι ολική, καθώς τα στοιχεία συνίστανται από ήδη πραγματοποιημένα ταξίδια και ακόμη και ακραίες τιμές οφείλουν να συμπεριληφθούν στην ανάλυση, καθώς αντικατοπτρίζουν πραγματική οδηγική συμπεριφορά.

Επίσης, ένα πρόσθετο χαρακτηριστικό που κατηγοριοποιεί την διαδικασία, είναι ο τρόπος προσδιορισμού της συστάδας (Pang-Ning et al., 2006). Πιο

συγκεκριμένα, υπάρχουν συστάδες που εκπροσωπούνται από αντιπροσώπους (**prototype-based**), αποτελούμενες από αντικείμενα που βρίσκονται πιο κοντά στο συγκεκριμένο αντιπρόσωπο σε σχέση με αυτούς των άλλων συστάδων. Ακόμη, συστάδες που δημιουργούνται από αντικείμενα που βρίσκονται πιο κοντά σε τουλάχιστον ένα αντικείμενο της ίδιας συστάδας σε σχέση με οποιοδήποτε άλλο σε έτερη συστάδα (**continuity-based**). Τέλος, υπάρχουν συστάδες που βασίζονται στη πυκνότητα αντικειμένων στο χώρο που εξετάζεται (**density-based**) και ως συστάδα αντικειμένων θεωρείται μια περιοχή με υψηλή περιεκτικότητα και εκτός αυτής με αισθητά χαμηλότερη περιεκτικότητα. Οι μέθοδοι που εφαρμόζονται (K-means και PAM) παράγουν prototype-based συστάδες, εκπροσωπούμενες από κεντροειδή.

Τα βασικά βήματα για την εξαγωγή συσταδοποίησης από ένα σύνολο δεδομένων συνοψίζονται στην Εικόνα 3.1 και περιγράφονται αναλυτικότερα παρακάτω (Fayyad et al., 1996; Halkidi et al., 2001).



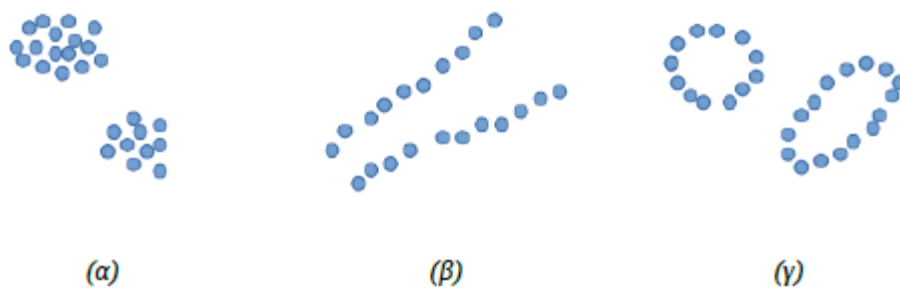
Εικόνα 3. 1: Βασικά βήματα εξαγωγής συσταδοποίησης.

Επιλογή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων (features): Κάθε σημείο εισόδου x_i αποτελεί ένα διάνυσμα γνωρισμάτων (feature vector). Τα γνωρίσματα αυτά είναι μετρήσιμες εγγενείς ιδιότητες της εισόδου, βάσει των οποίων γίνεται ο διαχωρισμός σε ομάδες. Λεπτομερέστερα, στην συγκεκριμένη έρευνα χρησιμοποιήθηκαν η συχνότητα απότομων επιταχύνσεων και επιβραδύνσεων ανά χιλιόμετρο, το ποσοστό του χρόνου οδήγησης κατά τον οποίο ο οδηγός κάνει

χρήση του κινητού του τηλεφώνου και το ποσοστό χρόνου οδήγησης στο οποίο βρίσκεται άνω του ορίου ταχύτητας.

Επιλογή μέτρου εγγύτητας ή γειννιάσης (proximity measure): Το μέτρο εγγύτητας εκφράζει το βαθμό “ομοιότητας” ή “εγγύτητας” μεταξύ δύο αντικειμένων. Στην περίπτωση των αλγορίθμων συσταδοποίησης επιθυμούμε να μετρήσουμε την ομοιότητα ανάμεσα σε δύο διανύσματα γνωρισμάτων ώστε να αποφασίσουμε την ένταξή τους ή μη σε κάποια ομάδα. Εν προκειμένω, χρησιμοποιήθηκε η ευκλείδεια απόσταση.

Επιλογή κριτηρίου συσταδοποίησης (clustering criterion): Το κριτήριο αυτό εξαρτάται από τον τύπο των συστάδων που αναμένουμε να βρει ο αλγόριθμος (Εικόνα 3.2) και εκφράζεται με τον ορισμό κατάλληλης συνάρτησης κόστους ή κάποιου άλλου τύπου κανόνων. Προσδιορίστηκαν συμπαγείς συστάδες στον τετραδιάστατο χώρο που ορίζουν οι 4 προαναφερθείσες μεταβλητές.



Εικόνα 3. 2: (α) συμπαγείς συστάδες (β) επιμήκεις συστάδες (γ) σφαιρικές και ελλειψοειδείς συστάδες.

Επιλογή αλγορίθμου συσταδοποίησης (clustering algorithm): Σε αυτό το στάδιο γίνεται η επιλογή του κατάλληλου αλγορίθμου που θα οδηγήσει σε μια καλή συσταδοποίηση για ένα σύνολο δεδομένων. Κρίθηκε σκόπιμο να μελετηθούν τόσο οι αλγόριθμοι K-means όσο και PAM.

Επικύρωση αποτελεσμάτων (validation): Αξιολογούνται τα αποτελέσματα του αλγορίθμου συσταδοποίησης σύμφωνα με κατάλληλα κριτήρια ορθότητας. Η αναλυτική περιγραφή των χρησιμοποιούμενων κριτηρίων δίνεται στο υποκεφάλαιο 3.2.1.5.

Ερμηνεία αποτελεσμάτων: Αποτελεί το τελευταίο στάδιο της διαδικασίας συσταδοποίησης, όπου εμπειρογνώμονες του πεδίου εφαρμογής καλούνται να εξάγουν συμπεράσματα από τις παραχθείσες συστάδες, συνδυάζοντας κι άλλα στοιχεία και πειραματικές αναλύσεις. Τα εξαγόμενα προφίλ οδηγών ερμηνεύονται στο κεφάλαιο 4.

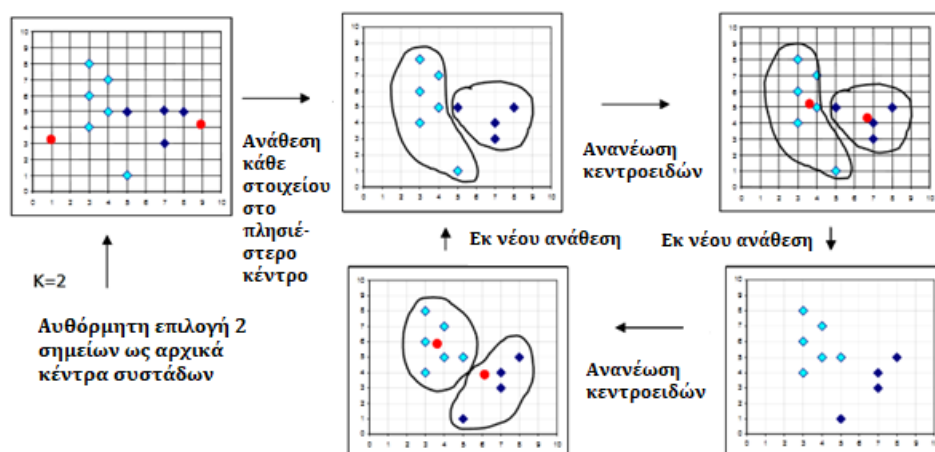
3.2.1.1. Μέθοδος K-means

Ο αλγόριθμος K-means ανήκει στην κατηγορία των μεθόδων που βασίζονται στη βελτιστοποίηση μιας καλά ορισμένης συνάρτησης κόστους και ο απώτερος στόχος του είναι η εύρεση συμπαγών συστάδων μέσα στο σύνολο δεδομένων. Κάνει χρήση ολικής συσταδοποίησης, που σημαίνει ότι για κάθε χρονική στιγμή κάθε σημείο της εισόδου μπορεί να ανήκει το πολύ σε μία συστάδα.

Πιο αναλυτικά, σύμφωνα με τον (Haykin, 2008) για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα με \mathbf{M} γνωρίσματα (features), και σύνολο δεδομένων $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, τότε το κάθε x_i αποτελεί ένα διάνυσμα γνωρισμάτων M διαστάσεων. Τα δεδομένα τροφοδοτούνται στον αλγόριθμο, μαζί με ένα πλήθος συστάδων \mathbf{K} του οποίου η επιλογή σχολιάζεται στη συνέχεια. Έπειτα, ο αλγόριθμος επιλέγει τυχαία τα κέντρα θ_j , $j = 1, 2, \dots, K$, των K συστάδων, και σε κάθε επανάληψη:

1. ορίζει κάθε πρότυπο x_i στη συστάδα με το κοντινότερο σε αυτό κέντρο
2. επαναυπολογίζει κάθε κέντρο θ_j ως το μέσο όρο των διανυσμάτων x_i που ανήκουν στη j -στή συστάδα.

Ως συνθήκη τερματισμού του αλγορίθμου ορίζεται η επανάληψη κατά την οποία τα κέντρα των συστάδων θ_j δε μετακινούνται άλλο σε σχέση με την προηγούμενη επανάληψη. Κατά την επανάληψη αυτή το άθροισμα των τετραγώνων των αποστάσεων των δεδομένων από τα κέντρα των συστάδων (το άθροισμα αυτό εκλαμβάνεται ως τιμή λάθους-κόστους από τον αλγόριθμο) έχει σταθεροποιηθεί.



Εικόνα 3. 3: Παράδειγμα μεθόδου K-means 2 συστάδων.

Παρατηρείται, λοιπόν, ότι ο K-means χρησιμοποιεί το μέσο διάνυσμα θ_j ως αντιπρόσωπο κάθε συστάδας (Σχέση 3.1):

$$\theta_j = \frac{1}{|C_j|} \sum_{i \in C_j} x_i$$

όπου $|C_j|$ το πλήθος των στοιχείων της j -στής συστάδας.

Παράλληλα, η συνάρτηση κόστους J που επιχειρεί να βελτιστοποιήσει ο αλγόριθμος είναι μια μετρική απόστασης (τυπικά η Ευκλείδεια απόσταση) ανάμεσα στο εκάστοτε διάνυσμα x_i και τον αντιπρόσωπο θ_j της συστάδας στην οποία τελικά θα τοποθετηθεί (Σχέση 3.2):

$$J(\theta) = \sum_{j=1}^k \sum_{i \in C_j} \|x_i - \theta_j\|^2$$

ενώ η ανάθεση του διανύσματος x_i στη συστάδα C_j γίνεται μέσω του κανόνα της Σχέσης 3.3:

$$C_j = \{x_i: \|x_i - \theta_j\|^2 \leq \|x_i - \theta_p\|^2, \forall j, p, j \neq p, 1 \leq p \leq k, 1 \leq j \leq k\}$$

Ένα από τα βασικά χαρακτηριστικά του K-means είναι ότι ενώ η διαδικασία πάντα φτάνει σε τερματισμό, δεν συγκλίνει απαραίτητα στο ολικό ελάχιστο της συνάρτησης κόστους, καθώς τις περισσότερες φορές εγκλωβίζεται σε τοπικά ελάχιστα. Το γεγονός αυτό μπορεί εν μέρει να αντιμετωπιστεί με διαδοχικές εκτελέσεις του αλγορίθμου και αποθήκευσης τελικά του καλύτερου αποτελέσματος, δεδομένου ότι είναι εξαιρετικά ευαίσθητος στα αρχικά, τυχαίως επιλεγόμενα κέντρα των κλάσεων.

Τέλος, είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι ο k-Means είναι ευαίσθητος στο θόρυβο και την ύπαρξη ακραίων τιμών στα δεδομένα (outliers). Αν κατά την εκτέλεσή του βρεθεί αντιμέτωπος με κάποια ακραία τιμή, τότε αναπόφευκτα θα την αναθέσει σε κάποια συστάδα, επηρεάζοντας άμεσα την τιμή του αντίστοιχου κέντρου κι επομένως την ποιότητα της τελικής συσταδοποίησης. Για το λόγο αυτό ενδείκνυται να γίνεται κατάλληλη κανονικοποίηση των δεδομένων πριν από τη χρήση τους ή/και απομάκρυνση του θορύβου όπου είναι εφικτό.

3.2.1.2. Μέθοδος PAM

Σκοπός του αλγορίθμου αυτού, όπως και του K-means είναι ο διαχωρισμός N στοιχείων σε K συστάδες, όπου κάθε στοιχείο θα βρίσκεται στη συστάδα με το κοντινότερο κεντροειδές (medoid) (Kaufman & Rousseeuw, 1987). Η διαφορά του με τον K-means είναι ότι τα κέντρα που ορίζονται αποτελούν μέρος του συνόλου των στοιχείων.

Μετά την τυχαία επιλογή των K στοιχείων που θα διατελέσουν τα πρώτα κεντροειδή, ο αλγόριθμος τρέχει σε δύο φάσεις:

1. Φάση Οικοδόμησης:
 - Υπολογισμός πίνακα αποστάσεων (κάθε στοιχείου με όλα τα κεντροειδή)
 - Ανάθεση κάθε στοιχείου στο πλησιέστερο κεντροειδές (με κριτήριο τη μετρική της Ευκλείδειας Απόστασης)
2. Φάση Ανταλλαγής:
 - Για κάθε συστάδα, έλεγχος αν κάποιο σημείο γινόμενο κεντροειδές της συστάδας ελαχιστοποιεί τη μέση απόσταση σημείου-κεντροειδούς και αν ναι ανάθεση του ως νέο κεντροειδές της συστάδας.

Σε περίπτωση αλλαγής κεντροειδούς, τα βήματα 1 και 2 επαναλαμβάνονται αλλιώς ο αλγόριθμος τερματίζει.

3.2.1.3. Σύγκριση K-means και PAM

Από τη μία πλευρά, σε αντίθεση με τον K-means, ο αλγόριθμος PAM χειρίζεται καλά τα ακραία σημεία, ενώ και η διάταξη της εισόδου δεν επηρεάζει τα αποτελέσματα.

Από την άλλη, ο PAM δουλεύει ικανοποιητικά για μικρά σύνολα δεδομένων, ενώ αποδεικνύεται μη αποδοτικός για σύνολα δεδομένων μεσαίου και μεγάλου μεγέθους λόγω της μεγάλης πολυπλοκότητάς του. Όπως αναλύεται και στην περιγραφή του, υπάρχουν συνολικά $K(N-K)$ ζεύγη στοιχείων προς υπολογισμό αποστάσεων (βήμα 1), όπου N ο αριθμός των στοιχείων του συνόλου δεδομένων και K ο αριθμός των συστάδων. ενώ η συνέχεια απαιτεί την εξέταση $(N-K)$ μη επιλεγμένων αντικειμένων (βήμα 2). Συνεπώς, για μία επανάληψη ο αλγόριθμος PAM παρουσιάζει χρονική πολυπλοκότητα $O(K(N-K)^2)$. Είναι λοιπόν φανερό ότι ο PAM έχει μεγάλο κόστος για μεγάλες τιμές του N και K . Αντίστοιχα, ο K-means έχει πολυπλοκότητα ανά επανάληψη μόλις $O(KN)$.

3.2.1.4. Προσδιορισμός Βέλτιστου Αριθμού Συστάδων

Ένα ακόμη ζήτημα που πρέπει να ληφθεί υπόψη πριν τη χρήση των αλγορίθμων K-means και PAM είναι η εύρεση μιας κατάλληλης τιμής του αριθμού των συστάδων K για να δοθεί ως είσοδος στον εκάστοτε αλγόριθμο (Pham et al., 2005). Το τελευταίο είναι ένα πρόβλημα ιδιαιτέρως πολύπλοκο, καθώς δεν υπάρχει τρόπος να προσδιορίζεται κάθε φορά ο βέλτιστος αριθμός των συστάδων. Ωστόσο, το ζήτημα είναι μείζονος σημασίας καθώς μπορεί αυξάνοντας τον αριθμό των K να μειώνονται οι τιμές των συναρτήσεων λάθους, όμως αυξάνεται το ρίσκο της υπερπλήρωσης, με άλλα λόγια να χρησιμοποιηθούν παραπάνω από δυο συστάδες για την ομαδοποίηση κάποιου συνόλου στοιχείων όταν αυτό δε κρίνεται απαραίτητο.

Εν προκειμένω, ο προσδιορισμός του βέλτιστου αριθμού συστάδων βασίστηκε σε δύο μεθόδους: (i) στο μέσο πλάτος σιλουέτας (Average Silhouette Width) και (ii) στο ολικό εντός των συστάδων άθροισμα των αποστάσεων (Total Within Sum of Square- WSS).

Το **πλάτος σιλουέτας** αποτελεί το μέσο όρο της κάθε τιμής της σιλουέτας όλων των στοιχείων και εκφράζει τον βαθμό εμπιστοσύνης της ανάθεσης ενός στοιχείου σε μια συστάδα (Brock et al., 2008). Ορίζεται μέσω της Σχέσης 3.4 ως εξής:

$$S_{(i)} = \frac{b_i - a_i}{\max(b_i, a_i)}$$

Όπου :

a_i η μέση απόσταση μεταξύ του στοιχείου i και των άλλων στοιχείων της συστάδας στην οποία ανήκει

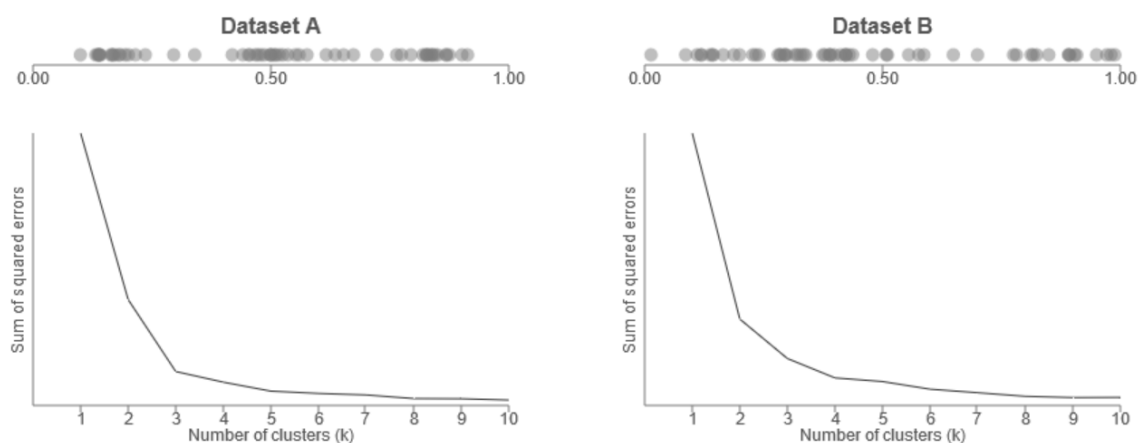
b_i η μέση απόσταση μέση απόσταση του στοιχείου i και των στοιχείων της συστάδας που αποτελεί τον κοντινότερο γείτονα του i . Ο κοντινότερος γείτονας του i υπολογίζεται ως εξής:

1. Ορίζεται C μια οποιαδήποτε συστάδα και $d(i, C)$ την μέση απόσταση του i από όλα τα στοιχεία της συστάδας C .
2. Υπολογίζεται το $d(i, C)$ για όλες τις συστάδες εκτός αυτής που ανήκει το i και βρίσκουμε αυτή τη συστάδα για την οποία το $d(i, C)$ είναι ελάχιστο. Αυτή η συστάδα αποτελεί τον κοντινότερο γείτονα του i .

Το $s(i)$ παίρνει τιμές από το 1 μέχρι το -1 με τα καλά συσταδοποιημένα στοιχεία να υπερβαίνουν το 0,7 και προσεγγίζουν τιμές κοντά στο 1, ενώ τα στοιχεία με υψηλές αρνητικές τιμές (κοντά στο -1) έχουν ανατεθεί λανθασμένα. (Guy Brock, 2011)

Η μέθοδος **WSS** περιλαμβάνει τον υπολογισμό του αθροίσματος των αποστάσεων όλων των σημείων του συνόλου δεδομένων από τα κέντρα των συστάδων στις οποίες ανατέθηκαν (συνάρτηση κόστους). Είναι λογικό ότι για μεγαλύτερο πλήθος συστάδων το άθροισμα αυτό θα μειώνεται. Ωστόσο, η γραφική απεικόνιση των τιμών αυτών των αθροισμάτων για διάφορες τιμές του αριθμού των συστάδων K μπορεί να αναδείξει μία μικρή τιμή του K για την οποία το άθροισμα θα έχει κι αυτό μικρή τιμή.

Στο σημείο αυτό, βρίσκει εφαρμογή ο κανόνας του αγκώνα (elbow rule), σύμφωνα με τον οποίο το τμήμα που η καμπύλη μπορεί να παραλληλιστεί με έναν αγκώνα αναπαριστά το σημείο όπου περαιτέρω αύξηση του K δεν επιφέρει πλέον σημαντική μείωση της συνάρτησης κόστους (Ketchen & Shook, 1996). Η ερμηνεία του αγκώνα μπορεί ορισμένες φορές να είναι ξεκάθαρη, όπως για παράδειγμα στο Διάγραμμα 3.2 για την βάση δεδομένων A με την κορυφή του αγκώνα να βρίσκεται στην τιμή $K=3$, ενώ άλλες φορές μπορεί να είναι ασαφές ποια τιμή πρέπει να προτιμηθεί (βάση δεδομένων B).



Διάγραμμα 3. 2: Παράδειγμα ερμηνείας κανόνα του αγκώνα.

3.2.1.5. Αξιολόγηση Συσταδοποίησης

Έπειτα από την εφαρμογή οποιασδήποτε μεθόδου συσταδοποίησης είναι κομβικής σημασίας η αξιολόγηση της ποιότητας του τελικού αποτελέσματος αλλά και της επιλογής των τιμών για τις παραμέτρους εισόδου των αλγορίθμων. Λόγω της φύσης της μη επιβλεπόμενης μάθησης η διαδικασία αυτή είναι αρκετά

περίπλοκη, καθώς ο μελετητής δεν διαθέτει εκ των προτέρων καμία πληροφορία για τη δομή ή ακόμη και την ύπαρξη συστάδων στα δεδομένα.

Υπάρχουν διάφορες μετρικές για τη διατίμηση και επικύρωση των αποτελεσμάτων, παρόλα αυτά στην παρούσα έρευνα γίνεται εστίαση στις εσωτερικές μετρήσεις (internal measures) (Brock et al., 2008). Υπό αυτό το πρίσμα, χρησιμοποιούνται εγγενείς πληροφορίες από το σύνολο δεδομένων και τη συσταδοποίηση ως στοιχεία εισόδου για την εκτίμηση της ποιότητας των δεδομένων ως προς τη συμπίκνωση (compactness), τη διαχωρισιμότητα (separation), και τη συνεκτικότητα (connectedness). Η **συνεκτικότητα** σχετίζεται με το αν τα στοιχεία είναι τοποθετημένα στην ίδια συστάδα με τους γειτονικά του στοιχεία και μετριέται με τη συνδεσιμότητα (connectivity). Η συμπίκνωση εκτιμά την ομοιογένεια μιας συστάδας χρησιμοποιώντας την εσωτερική διασπορά ενώ η διαχωρισιμότητα ποσοτικοποιεί τον βαθμό διαχωρισμού μεταξύ των συστάδων (συνήθως μετρώντας την απόσταση μεταξύ των κέντρων των συστάδων). Η συμπίκνωση και η διαχωρισιμότητα αντιπροσωπεύουν αντίθετες τάσεις καθώς η συμπίκνωση αυξάνεται με τον αριθμό των συστάδων ενώ η διαχωρισιμότητα μειώνεται. Οι σύγχρονες μέθοδοι όπως ο δείκτης Dunn (Dunn index) και το πλάτος σιλουέτας (silhouette width), όπως ορίστηκε στην προηγούμενη παράγραφο, συνδυάζουν αυτές τις δύο μετρήσεις.

Συνδεσιμότητα

Υποθέτοντας N τον συνολικό αριθμό των στοιχείων σε ένα σύνολο δεδομένων και M τον αριθμό των χαρακτηριστικών τους. Ορίζουμε το $nn_i(j)$ ως τον j -οστό κοντινότερο γείτονα του στοιχείου i , και δίνουμε στο $x_{i,nn_i(j)}$ την τιμή 0 αν το i και j βρίσκονται στην ίδια συστάδα ή αλλιώς την τιμή $1/j$. Τότε η σύνδεση της συσταδοποίησης $C=\{C_1, C_2, \dots, C_K\}$ με N στοιχεία και K συστάδες ορίζεται από τη Σχέση 3.5 ως εξής:

$$Conn_{(C)} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^L x_{i,nn_i(j)}$$

Όπου L είναι η παράμετρος που δίνει τον αριθμό των κοντινότερων γειτόνων προς χρήση. Οι τιμές που παίρνει η συνδεσιμότητα κυμαίνονται από το 0 μέχρι το ∞ και ιδανικά η τιμή της θα πρέπει να είναι όσο το δυνατόν μικρότερη.

Δείκτης Dunn

Ο δείκτης Dunn είναι ο λόγος της μικρότερης απόστασης μεταξύ των στοιχείων που δεν ανήκουν στην ίδια συστάδα προς την μεγαλύτερη απόσταση μεταξύ των στοιχείων που ανήκουν στην ίδια συστάδα και υπολογίζεται από τη Σχέση 3.6 ως εξής:

$$D_{(C)} = \frac{(\min (dist(i, j)) | C_k, C_l \in C, C_k \neq C_l, i \in C_k, j \in C_l)}{(\max (diam(C_m)) | C_m \in C)}$$

,όπου $diam(C_m)$ η μέγιστη απόσταση μεταξύ στοιχείων της συστάδας C_m .

Οι τιμές του δείκτη διακυμαίνονται από 0 μέχρι ∞ , με τις καλύτερες συσταδοποιήσεις να παίρνουν όλο και μεγαλύτερες τιμές.

3.2.2. Μηχανική Μάθηση

Η μηχανική μάθηση (machine learning) είναι η επιστημονική περιοχή που ασχολείται με την ανάπτυξη μεθοδολογιών και αλγορίθμων που επιτρέπουν σε ένα υπολογιστικό σύστημα να βελτιώνει τη συμπεριφορά του μέσω συλλεγόμενης εμπειρίας (παραδείγματος χάρι μέσω δεδομένων από αισθητήρια όργανα) (Alpaydin, 2004; Bishop, 2007; Mitchell, 1997).

Η μηχανική μάθηση σχετίζεται στενά με πολλούς επιστημονικούς τομείς όπως η στατιστική, η ψυχολογία και οι νευροεπιστήμες. Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης μπορούν να οργανωθούν ανάλογα με το πρόβλημα το οποίο αντιμετωπίζουν ως εξής:

- Μάθηση με επίβλεψη (supervised learning).
- Μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning).
- Ενισχυτική μάθηση (reinforcement learning).

Η μάθηση με επίβλεψη αναφέρεται σε προβλήματα όπου για τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για εκπαίδευση είναι γνωστή η επιθυμητή έξοδος. Στις περιπτώσεις όπου η έξοδος λαμβάνει διακριτές τιμές το πρόβλημα ονομάζεται ταξινόμηση (classification), ενώ στην περίπτωση συνεχών τιμών, ονομάζεται παλινδρόμηση (regression).

Στη μάθηση χωρίς επίβλεψη δεν υπάρχει γνώση της επιθυμητής εξόδου. Στα προβλήματα αυτά ο στόχος είναι να βρεθεί μια οργάνωση των δεδομένων. Δύο χαρακτηριστικά προβλήματα της κατηγορίας αυτής είναι η ομαδοποίηση (clustering) όπου τα δεδομένα οργανώνονται σε ομάδες σύμφωνα με κάποιο κριτήριο ομοιότητας, και η εύρεση της κατανομής που ακολουθούν τα δεδομένα (density estimation).

Η ενισχυτική μάθηση αντιμετωπίζει το πρόβλημα της μάθησης μίας βέλτιστης συμπεριφοράς από έναν πράκτορα ο οποίος ενεργεί σε ένα περιβάλλον. Ο πράκτορας λαμβάνει μέσω των αισθητηρίων οργάνων του μια αναπαράσταση της τρέχουσας κατάστασης του περιβάλλοντος και ενεργεί σύμφωνα με κάποια πολιτική. Το περιβάλλον αποκρίνεται στις ενέργειές του, παρέχοντας του αριθμητικές ανταμοιβές και παρουσιάζοντας του νέες καταστάσεις. Αντίθετα με τη μάθηση με επίβλεψη, στην ενισχυτική μάθηση δεν είναι γνωστή η επιθυμητή έξοδος. Μια ακόμα διαφορά από την εποπτευόμενη μάθηση είναι ότι οι επιδόσεις σε πραγματικό χρόνο έχουν μεγάλη σημασία, καθώς η εκτίμηση του συστήματος είναι ταυτόχρονη με τη μάθηση. Παρόλα αυτά δε θα πρέπει να συγχέεται με τη

μάθηση χωρίς επίβλεψη καθώς στην περίπτωση της ενισχυτικής μάθησης ο πράκτορας αλληλεπιδρά και λαμβάνει πληροφορία από το περιβάλλον του.

3.2.3. Ενισχυτική Μάθηση

Η ενισχυτική μάθηση ανήκει στην περιοχή της μηχανικής μάθησης και αφορά τη μάθηση βέλτιστης συμπεριφοράς ενός πράκτορα μέσω της αλληλεπίδρασης του με το περιβάλλον. Αποτελεί ίσως την πιο κοινή μορφή μάθησης στον πραγματικό κόσμο, αφού αφορά στη μάθηση μέσω της δοκιμής και της αποτυχίας (trial and error), δηλαδή τον τρόπο με τον οποίο μαθαίνουν συνήθως τα έμβια όντα.

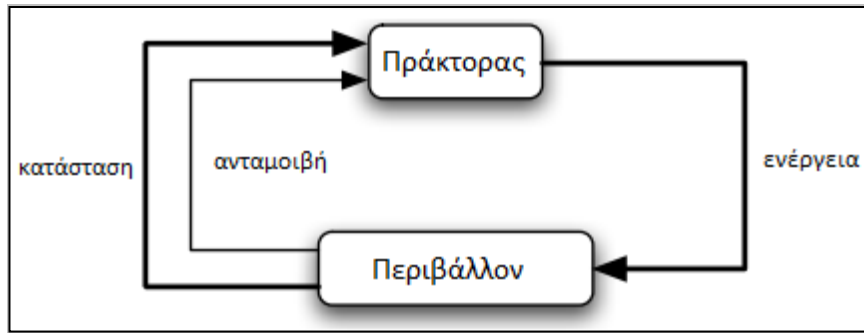
3.2.3.1. Μαρκοβιανή Διαδικασία Απόφασης

Το πρόβλημα της ενισχυτικής μάθησης μοντελοποιείται συνήθως ως μία Μαρκοβιανή Διαδικασία Απόφασης (Markov Decision Process), η οποία αποτελεί μία στοχαστική διαδικασία ελέγχου διακριτού χρόνου (Puterman, 1994). Τέτοιες διαδικασίες αποτελούνται από:

- Ένα σύνολο καταστάσεων \mathbf{S}
- Ένα σύνολο ενεργειών \mathbf{A}
- Μια συνάρτηση ανταμοιβής \mathbf{R}
- Μια συνάρτηση μετάβασης κατάστασης $T: \mathbf{S} \times \mathbf{A} \rightarrow \Pi(\mathbf{S})$, όπου το $\Pi(\mathbf{S})$ περιέχει κατανομές πιθανοτήτων για το σύνολο \mathbf{S} (απεικονίζει καταστάσεις σε πιθανότητες). Με $T(s,a,s')$ συμβολίζεται η πιθανότητα μετάβασης από την κατάσταση s στην κατάσταση s' λόγω της ενέργειας a .

Η συνάρτηση μετάβασης κατάστασης καθορίζει την πιθανότητα της επόμενης κατάστασης του περιβάλλοντος του πράκτορα. Η συνάρτηση ανταμοιβής καθορίζει την αναμενόμενη άμεση ανταμοιβή με βάση την τρέχουσα κατάσταση και την ενέργεια. Το μοντέλο είναι Μαρκοβιανό εφόσον οι μεταβάσεις από κατάσταση σε κατάσταση είναι ανεξάρτητες από προηγούμενες καταστάσεις του περιβάλλοντος και προηγούμενες ενέργειες του πράκτορα.

Η αλληλεπίδραση του πράκτορα και του περιβάλλοντος πραγματοποιείται σε διακριτά χρονικά διαστήματα, με τον πράκτορα να επιλέγει ενέργειες και το περιβάλλον να αποκρίνεται σ' αυτές δίνοντας αριθμητικές ανταμοιβές και παρουσιάζοντας νέες καταστάσεις στον πράκτορα. Η αλληλεπίδραση αυτή περιγράφεται από την Εικόνα 3.4:



Εικόνα 3. 4: Σχηματική αναπαράσταση Ενισχυτικής Μάθησης.

Ο ρόλος του πράκτορα είναι να προσδιορίσει μια πολιτική π, επιλέγοντας από κάθε κατάσταση ενέργειες που τον οδηγούν σε καταστάσεις τέτοιες ώστε να μεγιστοποιείται κάποιο μακροπρόθεσμο μέτρο ενίσχυσης.

Η ενισχυτική μάθηση μπορεί να αφορά έναν πράκτορα (**Single-Agent reinforcement learning, SARL**), όπως περιγράφεται ανωτέρω, ή πολλούς. Στην ενισχυτική μάθηση πολλαπλών πρακτόρων (**Multi-Agent reinforcement learning, MARL**), υπάρχουν πολλοί πράκτορες οι οποίοι ενεργούν στο περιβάλλον. Κάθε πράκτορας επηρεάζει το περιβάλλον, οπότε οι ενέργειες ενός πράκτορα μπορεί να έχουν διαφορετικά αποτελέσματα ανάλογα με την επιρροή από τις ενέργειες των υπόλοιπων πρακτόρων. Αυτή η διαφορά είναι η αιτία προβλημάτων στην εφαρμογή τεχνικών ενισχυτικής μάθησης σε περιβάλλον με πολλαπλούς πράκτορες, καθώς οι τεχνικές αυτές είναι σχεδιασμένες για στατικά περιβάλλοντα και από την οπτική γωνία κάθε πράκτορα το περιβάλλον δεν είναι στατικό. Για να περιγραφούν (μαθηματικά) τέτοια περιβάλλοντα, χρησιμοποιούνται μοντέλα από τη θεωρία παιγνίων, με στόχο την επίλυση προβλημάτων πολλαπλών πρακτόρων στα οποία οι λύσεις περιέχουν συμβιβασμούς και συνεργασίες. Συγκεκριμένα τα περισσότερα γνωστά μοντέλα είναι αυτά των στοχαστικών παιγνίων (stochastic games) ή η υποκατηγορία των παιγνίων μητρών (matrix games).

3.2.3.2. Μοντέλα Βέλτιστης Συμπεριφοράς

Πριν την επιλογή αλγορίθμου μάθησης πρέπει να αποφασιστεί ποιο μοντέλο βέλτιστης συμπεριφοράς θα χρησιμοποιηθεί, δηλαδή πρέπει να αποφασιστεί πώς θα λαμβάνει ο πράκτορας υπόψη του τις μελλοντικές επιπτώσεις των αποφάσεων του με βάση την παρούσα συμπεριφορά του (Kaelbling et al., 1996). Τα κυρίαρχα μοντέλα είναι τρία:

Το μοντέλο πεπερασμένου ορίζοντα

Στο πρότυπο πεπερασμένου ορίζοντα (finite-horizon model), σε κάθε χρονική στιγμή ο πράκτορας πρέπει να μεγιστοποιεί την αναμενόμενη ανταμοιβή του για τα επόμενα h βήματα (Σχέση 3.7):

$$E\left(\sum_{t=0}^h r_t\right)$$

όπου r_t δηλώνει τη βαθμωτή ανταμοιβή που λαμβάνεται μετά από t βήματα στο μέλλον. Το μοντέλο αυτό μπορεί να χρησιμοποιηθεί με δύο τρόπους. Σύμφωνα με τον πρώτο τρόπο ο πράκτορας έχει μια μη-στατική πολιτική. Στο πρώτο βήμα επιλέγει μια βέλτιστη ενέργεια h -βημάτων, που ορίζεται ως η καλύτερη ενέργεια που είναι δυνατή δεδομένου ότι έχει ακόμα h βήματα για να προβεί σε ενέργειες και να λάβει ενισχύσεις. Στο επόμενο βήμα πραγματοποιεί μια βέλτιστη ενέργεια $(h-1)$ βημάτων κ.ο.κ. μέχρι να πραγματοποιήσει μια βέλτιστη ενέργεια 1 βήματος και να τερματίσει. Σύμφωνα με το δεύτερο τρόπο ο πράκτορας πραγματοποιεί έλεγχο απομακρυσμένου-ορίζοντα (receding-horizon control) όπου πραγματοποιεί πάντα τη βέλτιστη ενέργεια h -βημάτων. Ο πράκτορας συμπεριφέρεται πάντα με βάση την ίδια πολιτική αλλά η τιμή του h περιορίζει το μελλοντικό βάθος που θα εξετάζεται για τη λήψη των αποφάσεων του. Το μοντέλο πεπερασμένου ορίζοντα δεν είναι πάντοτε ιδανικό καθώς μπορεί να μην είναι εξαρχής γνωστός ο χρόνος ζωής (δηλαδή το συνολικό χρονικό διάστημα κατά το οποίο θα εκτελείται ένας αλγόριθμος μάθησης) του πράκτορα.

Το απομειούμενο μοντέλο απείρου ορίζοντα

Στο απομειούμενο μοντέλο απείρου ορίζοντα (infinite-horizon discounted model) ο πράκτορας λαμβάνει υπόψη το μακροπρόθεσμο όφελος, αλλά οι μελλοντικές ανταμοιβές υπολογίζονται με γεωμετρικά φθίνουσα βαρύτητα με βάση ένα παράγοντα απομείωσης γ (discount factor), $0 \leq \gamma < 1$. Η στάθμιση χρησιμοποιείται για να φράξει το άθροισμα των ανταμοιβών καθώς σε άπειρο χρονικό ορίζοντα το άθροισμα μπορεί να γίνει άπειρο και έτσι να μην είναι δυνατή η σύγκριση μεταξύ διαφορετικών αθροισμάτων (Σχέση 3.8).

$$E\left(\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t r_t\right)$$

Το μοντέλο μέσης ανταμοιβής

Σύμφωνα με το μοντέλο μέσης ανταμοιβής (average-reward model), ο πράκτορας λαμβάνει αποφάσεις οι οποίες βελτιστοποιούν τη μακροπρόθεσμη μέση ανταμοιβή του. Η ανταμοιβή (Σχέση 3.9) ισούται με το όριο:

$$\lim_{h \rightarrow \infty} E\left(\frac{1}{h} \sum_{t=0}^h r_t\right)$$

Μια τέτοια πολιτική αναφέρεται ως πολιτική βέλτιστου κέρδους και μπορεί να θεωρηθεί ως το όριο του απομειούμενου μοντέλου απείρου ορίζοντα όταν ο παράγοντας απομείωσης τείνει προς τη μονάδα. Ένα πρόβλημα με αυτό το μοντέλο είναι ότι δυο πολιτικές, στη μια εκ των οποίων λαμβάνονται υψηλές ανταμοιβές στα αρχικά στάδια ενώ στην άλλη δεν συμβαίνει αυτό, δεν διαφοροποιούνται, αφού οι ενδεχόμενες υψηλές ανταμοιβές που λαμβάνονται στα αρχικά στάδια της ζωής του πράκτορα «καλύπτονται» από τη μακροπρόθεσμη μέση απόδοση. Είναι δυνατή μια γενίκευση αυτού του μοντέλου ώστε να λαμβάνονται υπόψη τόσο η μακροπρόθεσμη μέση ανταμοιβή όσο και οι αρχικές ανταμοιβές. Στο γενικευμένο μοντέλο βέλτιστης πόλωσης (bias optimal model) προτιμάται η πολιτική η οποία μεγιστοποιεί τη μακροπρόθεσμη ανταμοιβή και σε περιπτώσεις όπου δύο ή περισσότερες πολιτικές αποφέρουν την ίδια μακροπρόθεσμη ανταμοιβή προτιμάται αυτή η οποία έχει υψηλές αρχικές ανταμοιβές.

3.2.3.3. Συναρτήσεις Αξίας

Η επιτυχία ενός πράκτορα καθορίζεται από το πόσο καλά μεγιστοποιεί τη συνολική ανταμοιβή που λαμβάνει μακροπρόθεσμα υπό μια συγκεκριμένη πολιτική π . Η βέλτιστη πολιτική (optimal policy), π^* , είναι μία πολιτική η οποία μεγιστοποιεί το αναμενόμενο μακροπρόθεσμο άθροισμα των ανταμοιβών. Ένας αλγόριθμος ενισχυτικής μάθησης προσπαθεί να διαμορφώσει την πολιτική έτσι ώστε η απόδοση του πράκτορα να προσεγγίσει την απόδοση για τη βέλτιστη πολιτική π^* .

Πολλές μέθοδοι ενισχυτικής μάθησης αντί να υπολογίζουν απευθείας την πολιτική, πρώτα υπολογίζουν κάποια συνάρτηση αξίας (value function) και μετά χρησιμοποιούν τη συνάρτηση αυτή για να εξάγουν την πολιτική. Οι συναρτήσεις αξίας ορίζονται για καταστάσεις ή για ζευγάρια κατάστασης ενέργειας.

Η συνάρτηση αξίας κατάστασης, $V : S \rightarrow R$, υπό μια πολιτική π , απεικονίζει μια κατάσταση σε έναν πραγματικό αριθμό, ο οποίος εκφράζει την αναμενόμενη απολαβή του πράκτορα, δεδομένου ότι βρίσκεται στην κατάσταση αυτή και ακολουθήσει την πολιτική π (Σχέση 3.10):

$$V^\pi(s) = E_\pi \left\{ \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} \mid s_t = s \right\}$$

Συνήθως οι συναρτήσεις αξίας κατάστασης χρησιμοποιούνται όταν είναι διαθέσιμο το μοντέλο του περιβάλλοντος. Για να παραχθεί μια πολιτική, ο πράκτορας υπολογίζει τις αξίες $V(s)$ για κάθε κατάσταση, το οποίο γίνεται με τη χρήση της συνάρτησης μετάβασης T .

Μια άλλη προσέγγιση εύρεσης της βέλτιστης πολιτικής είναι να χρησιμοποιηθεί η συνάρτηση αξίας κατάστασης-ενέργειας (action-value function), $Q : S \times A \rightarrow R$. Η αξία $Q(s, a)$ υπό μια πολιτική π είναι η αναμενόμενη τιμή του κέρδους αν στην κατάσταση s επιλεχθεί η ενέργεια a και μετά ακολουθηθεί η πολιτική π (Σχέση 3.11):

$$Q^\pi(s, a) = E_\pi \left\{ \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} \mid s_t = s, a_t = a \right\}$$

Η τρέχουσα πολιτική μπορεί να εξαχθεί εάν σε κάθε κατάσταση επιλέγεται η ενέργεια η οποία μεγιστοποιεί τη συνάρτηση Q .

Για να εξαχθεί η βέλτιστη πολιτική π^* θα πρέπει ο πράκτορας είτε να μάθει τη βέλτιστη συνάρτηση Q^* ή V^* . Μία πολιτική π είναι καλύτερη από μια πολιτική π' αν και μόνο αν $V_{\pi(s)} \geq V_{\pi'(s)} \forall s \in S$. Πάντα υπάρχει τουλάχιστον μία πολιτική η οποία είναι καλύτερη ή ίση από όλες τις άλλες (Sutton & Barto, 1998). Οι βέλτιστες πολιτικές μοιράζονται την ίδια συνάρτηση αξίας κατάστασης η οποία είναι και η βέλτιστη (Σχέση 3.12):

$$V^*_{(s)} = \max_{\pi} V_{\pi(s)}, \forall s \in S$$

Επίσης οι βέλτιστες πολιτικές μοιράζονται και την ίδια βέλτιστη συνάρτηση αξίας κατάστασης και ενέργειας (Σχέση 3.13):

$$Q^*_{(s,a)} = \max_{\pi} Q_{\pi(s,a)}, \forall s \in S \text{ και } a \in A$$

3.2.3.4. Αλγόριθμος Μάθησης Q-Learning

Η ενισχυτική μάθηση ασχολείται κυρίως με την εύρεση της βέλτιστης πολιτικής όταν το μοντέλο της πιθανότητας μετάβασης κατάστασης (state transition probability) $T(s,a,s')$ και της συνάρτησης ενίσχυσης $R(s,a)$ δεν είναι γνωστό. Ο πράκτορας πρέπει να αλληλεπιδράσει απευθείας με το περιβάλλον του για να αποκτήσει πληροφορίες οι οποίες, με τη χρησιμοποίηση κατάλληλου αλγορίθμου, μπορούν να οδηγήσουν στη βέλτιστη πολιτική.

Το μεγαλύτερο πρόβλημα που καλείται να αντιμετωπίσει ένας πράκτορας ενισχυτικής μάθησης είναι η προσωρινή εκχώρηση τιμής (temporal credit assignment). Με άλλα λόγια πως μπορεί να γνωρίζει αν η ενέργεια που μόλις εκτέλεσε είναι καλή, όταν αυτή μπορεί να προκαλέσει μακροχρόνιες επιπτώσεις. Μια στρατηγική είναι να περιμένει μέχρι το τέλος και να ανταμείψει αναδρομικά τις ενέργειες που έκανε όταν το αποτέλεσμα είναι ικανοποιητικό ή να τις τιμωρήσει όταν είναι κακό. Σε τρέχουσες εργασίες δεν είναι γνωστό το τέλος, και η γνώση του πιθανώς να χρειάζεται μεγάλο μέγεθος μνήμης. Για το λόγο αυτό χρησιμοποιείται η εμπειρία που αποκτάται από την μέθοδο της επανάληψης τιμών (value iteration) για τη προσαρμογή της εκτιμώμενης τιμής μιας κατάστασης με βάση την άμεση ανταμοιβή και την εκτιμώμενη τιμή της επόμενης κατάστασης. Δηλαδή, η υλοποίηση γίνεται επαυξητικά (incrementally) αφού θα πρέπει να περάσει μόνο ένα χρονικό βήμα για να γίνει η ενημέρωση. Αυτή η κατηγορία αλγορίθμων είναι γνωστή ως μέθοδοι χρονικών διαφορών (temporal difference methods), ένας από τους οποίους είναι η Q-μάθηση (Q-learning), που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα έρευνα.

Ο αλγόριθμος Q-learning πρωτοπαρουσιάστηκε από τον (Watkins, 1989). Το βασικό χαρακτηριστικό του είναι η ικανότητα επιλογής μεταξύ άμεσης και καθυστερημένης ανταμοιβής.

Οι τιμές Q μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να καθορίσουν την πολιτική, καθώς μια ενέργεια μπορεί να επιλεγεί απλά διαλέγοντας αυτήν που έχει τη μέγιστη τιμή Q για την τρέχουσα κατάσταση.

Ο κανόνας μάθησης του αλγορίθμου δίνεται από τη Σχέση 3.14:

$$Q_{(s,a)} := Q_{(s,a)} + \tilde{\alpha}(r + \gamma \times \max_{a'} Q_{(s',a')} - Q_{(s,a)})$$

όπου (s,a,r,s') είναι μια πλειάδα εμπειρίας (experience tuple) που συμβολίζει μια μετάβαση από μια κατάσταση του περιβάλλοντος στην επόμενη. Ως s ορίζεται η

τρέχουσα κατάσταση του πράκτορα, a είναι η ενέργεια, r είναι η άμεση ανταμοιβή που λαμβάνει και s' η κατάσταση στην οποία καταλήγει.

Από τη μία, ο ρυθμός μάθησης (learning rate) $\tilde{\alpha}$ λαμβάνει τιμές στο $[0,1]$ και ελέγχει το μέγεθος της μετατόπισης της αξίας ενός ζευγαριού (s, a) , που μπορεί να εκτιμηθεί ως το άθροισμα της άμεσης ανταμοιβής και της αξίας του επόμενου ζευγαριού Κατάστασης-Ενέργειας. Πιο αναλυτικά, ο παράγοντας $\tilde{\alpha}$ καθορίζει κατά την ενημέρωση του Q , πόση βαρύτητα θα δοθεί στο τελευταίο ταξίδι σε σχέση με τα υπόλοιπα που έχουν προηγηθεί. Με το πέρασμα του χρόνου οι αξίες αυτές γίνονται πιο ακριβείς με αποτέλεσμα να βελτιώνεται η απόδοση του πράκτορα και να απαιτείται σταδιακή μείωση της παραμέτρου προς διατήρηση των καλού επιπέδου αξιών.

Από την άλλη, ο παράγοντας απομείωσης (discount rate) γ παίρνει τιμές στο διάστημα $[0, 1]$ και καθορίζει την αξία που έχουν στην παρούσα Κατάσταση οι μελλοντικές επιβραβεύσεις.

Αν κάθε ενέργεια εκτελείται σε κάθε κατάσταση άπειρες φορές σε άπειρο αριθμό βημάτων (run) και ο ρυθμός μάθησης $\tilde{\alpha}$ μειώνεται κατάλληλα, τότε οι τιμές Q θα συγκλίνουν με πιθανότητα 1 στο Q^* (Jaakkola et al., 1994; Tsitsiklis, 1994; Watkins, 1989). Η Q -μάθηση μπορεί να επεκταθεί έτσι ώστε να ενημερώνει καταστάσεις τις οποίες επισκέφτηκε ο πράκτορας σε περισσότερα από 1 βήματα πριν (Peng & Williams, 1996).

Όταν οι τιμές Q βρίσκονται κοντά στη σύγκλιση προς τις βέλτιστες τιμές τους, προσφέρεται η ευκαιρία ο πράκτορας να δράσει άπληστα, εκτελώντας σε κάθε περίπτωση την ενέργεια που έχει τη μεγαλύτερη τιμή Q . Κατά τη διάρκεια της μάθησης, όμως, υπάρχει ένας δύσκολος συμβιβασμός (tradeoff) μεταξύ εξερεύνησης και εκμετάλλευσης, δηλαδή κατά πόσο θα πρέπει ο πράκτορας να επιλέγει ενέργειες εξερεύνησης έτσι ώστε να μπορέσει να επισκεφθεί νέες καταστάσεις ή να αξιοποιεί την γνώση που έχει αποκτήσει έτσι ώστε να λάβει όσο το δυνατόν μεγαλύτερη απολαβή.

Μία απλή μέθοδος για την εξισορρόπηση μεταξύ εξερεύνησης και αξιοποίησης είναι η ϵ -greedy όπου με πιθανότητα $\epsilon \in [0, 1]$ ο πράκτορας επιλέγει μια τυχαία ενέργεια στην κατάσταση στην οποία βρίσκεται ενώ με πιθανότητα $1-\epsilon$ επιλέγει την καλύτερη ενέργεια.

Η Q -μάθηση δεν είναι ευαίσθητη στην στρατηγική της εξερεύνησης (exploration insensitive): Οι τιμές Q θα συγκλίνουν στις βέλτιστες ανεξάρτητα από τη συμπεριφορά του πράκτορα κατά τη συλλογή των δεδομένων (αρκεί όλα τα

ζεύγη κατάστασης-ενέργειας να δοκιμάζονται αρκετά συχνά). Αυτό σημαίνει ότι, μολονότι πρέπει να αντιμετωπιστεί το ζήτημα εξερεύνησης-εκμετάλλευσης, οι λεπτομέρειες της στρατηγικής της εξερεύνησης δεν θα επηρεάσουν τη σύγκλιση του αλγορίθμου μάθησης. Για τους λόγους αυτούς η Q-μάθηση είναι η πλέον δημοφιλής και φαίνεται να είναι η πλέον αποτελεσματική από τους αλγόριθμους χωρίς μοντέλο για τη μάθηση από καθυστερημένες ανταμοιβές. Ωστόσο, η Q-μάθηση δεν αντιμετωπίζει τα προβλήματα που προκύπτουν από τη γενίκευση μεγάλων χώρων καταστάσεων ή/και ενεργειών. Επίσης, η σύγκλιση σε μια καλή πολιτική μπορεί να είναι αργή.

4. ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΠΟΛΙΤΙΚΩΝ ΟΔΗΓΗΣΗΣ ΚΑΙ ΕΝΙΣΧΥΤΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

4.1. ΣΥΛΛΟΓΗ ΚΑΙ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Για τη συλλογή των δεδομένων σε κίνηση με μηχανοκίνητο όχημα, χρησιμοποιήθηκε η εφαρμογή Oseven Telematics. Η διαθέσιμη βάση δεδομένων αποτελείται από 10564 ταξίδια 129 οδηγών ηλικίας κατά κύριο λόγο από 25 έως 55 ετών με τους άνδρες και τις γυναίκες να καταλαμβάνουν περίπου το 65% και 35% του δείγματος αντίστοιχα.

Για κάθε ταξίδι, η επίδοση του οδηγού αναλύεται μέσα από μια σειρά από παραμέτρους που προκύπτουν ύστερα από ανάλυση χρονοσειρών από τους αισθητήρες του κινητού (επιταχυνσιόμετρο, γυροσκόπιο κτλ).

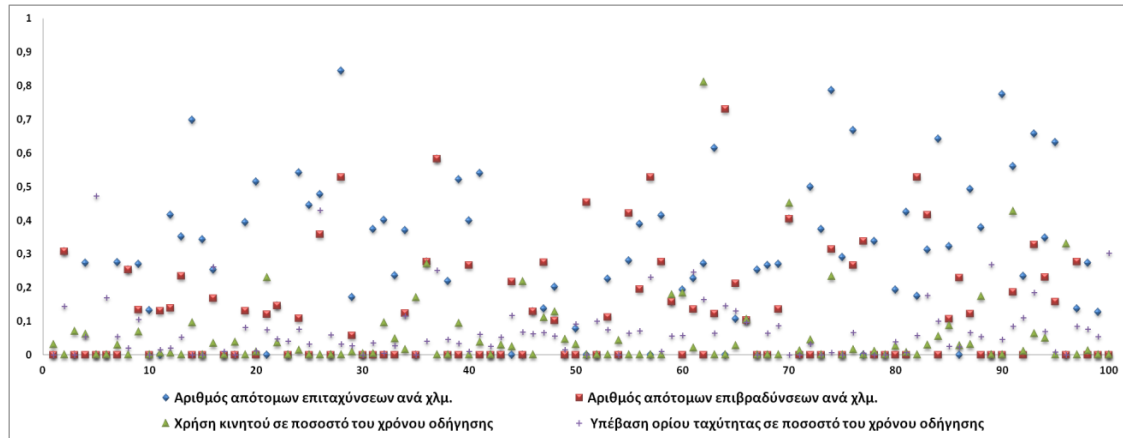
Τα διαθέσιμα δεδομένα περιείχαν τις εξής πληροφορίες (μεταβλητές) σε επίπεδο ταξιδιού:

- Αριθμός απότομων επιταχύνσεων ανηγμένων στο χιλιόμετρο (HA/km)
- Αριθμός απότομων επιβραδύνσεων ανηγμένων στο χιλιόμετρο (HB/km)
- Χρήση κινητού τηλεφώνου κατά την οδήγηση (Mobile Usage – MU, σε ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)
- Υπέρβαση ορίου ταχύτητας (Speeding, σε ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)

Οι μεταβλητές αυτές περιγράφουν την επιθετικότητα της οδήγησης (aggressiveness), την έλλειψη προσοχής (anticipation), την απόσπαση προσοχής (distraction), και την επικίνδυνη οδήγηση (risky driving). Με βάση αυτές τις μεταβλητές θα γίνει η ανάλυση και αναγνώριση πολιτικών οδήγησης.

Κεφάλαιο 4. Αναγνώριση Πολιτικών Οδήγησης και Ενισχυτική Μάθηση

Στο Διάγραμμα 4.1 διαφαίνεται η έντονη μεταβλητότητα των παραπάνω μεγεθών σε 100 τυπικά διαδοχικά ταξίδια τυχαίου οδηγού.



Διάγραμμα 4. 1: Διάγραμμα εξεταζόμενων μεγεθών για 100 διαδοχικά ταξίδια τυχαίου οδηγού.

Στους Πίνακες 4.1 και 4.2 παρατίθενται βασικά στατιστικά μεγέθη της βάσης δεδομένων σε κανονικοποιημένη και μη κανονικοποιημένη μορφή αντίστοιχα σε σχέση με τις τέσσερις μεταβλητές οδήγησης που θα χρησιμοποιηθούν στον προσδιορισμό των βέλτιστων πολιτικών οδήγησης κάθε οδηγού.

Πίνακας 4. 1: Στατιστικά χαρακτηριστικά της βάσης δεδομένων σε κανονικοποιημένες τιμές.

Απότομη Επιτάχυνση (ανά χιλ.)	Απότομη Επιβράδυνση (ανά χιλ.)	Χρήση Κινητού (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)	Υπέρβαση Ορίου Ταχύτητας (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)
Min. :-0.7928	Min. :-0.5552	Min. :-0.4218	Min. :-0.8383
1st Qu.: -0.7928	1st Qu.: -0.5552	1st Qu.: -0.4218	1st Qu.: -0.8192
Median :-0.2995	Median :-0.5552	Median :-0.4218	Median :-0.3708
Mean : 0.0000	Mean : 0.0000	Mean : 0.0000	Mean : 0.0000
3rd Qu.: 0.3757	3rd Qu.: 0.2296	3rd Qu.: -0.1277	3rd Qu.: 0.4664
Max. :10.7165	Max. :11.5266	Max. : 6.5575	Max. : 7.3117

Πίνακας 4. 2: Στατιστικά χαρακτηριστικά της βάσης δεδομένων σε μη κανονικοποιημένες τιμές.

Απότομη Επιτάχυνση (ανά χιλ.)	Απότομη Επιβράδυνση (ανά χιλ.)	Χρήση Κινητού (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)	Υπέρβαση Ορίου Ταχύτητας (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)
Min. :0.0000	Min. :0.00000	Min. :0.00000	Min. :0.000000
1st Qu.:0.0000	1st Qu.:0.00000	1st Qu.:0.00000	1st Qu.:0.002348
Median :0.1585	Median :0.00000	Median :0.00000	Median :0.057369
Mean :0.2547	Mean :0.09938	Mean :0.06044	Mean :0.102864
3rd Qu.:0.3753	3rd Qu.:0.14048	3rd Qu.:0.04214	3rd Qu.:0.160087
Max. :3.6969	Max. :2.16259	Max. :1.00000	Max. :1.000000

4.2. ΠΡΟΣΔΙΟΡΙΣΜΟΣ ΚΑΤΑΣΤΑΣΕΩΝ ΟΔΗΓΗΣΗΣ

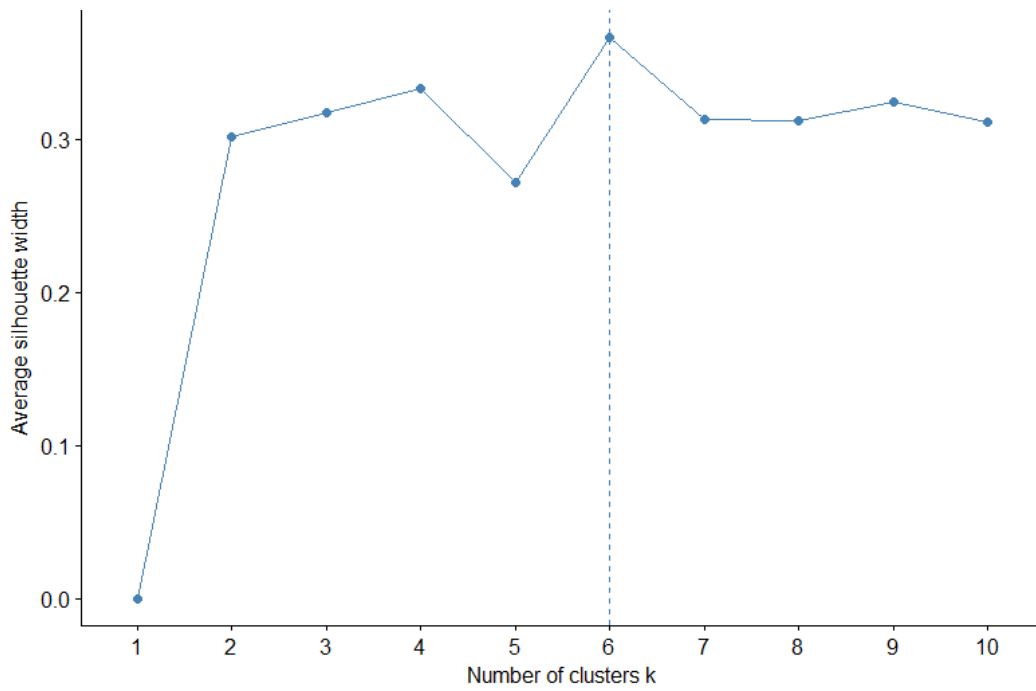
Για τον προσδιορισμό των καταστάσεων οδήγησης (για παράδειγμα κακή, μέτρια, καλή, άριστη) διερευνώνται δύο διαφορετικές προσεγγίσεις. Στην πρώτη προσέγγιση γίνεται προσπάθεια ομαδοποίησης των ταξιδιών των οδηγών με βάση τις τέσσερις μεταβλητές οδήγησης. Στη δεύτερη προσέγγιση, ορίζεται η έννοια της άριστης οδήγησης και η επίδοση ενός οδηγού σε κάθε ταξίδι ποσοτικοποιείται με βάση την απομάκρυνσή του από την έννοια της άριστης οδήγησης.

4.2.1. Προσέγγιση Α: Συσταδοποίηση

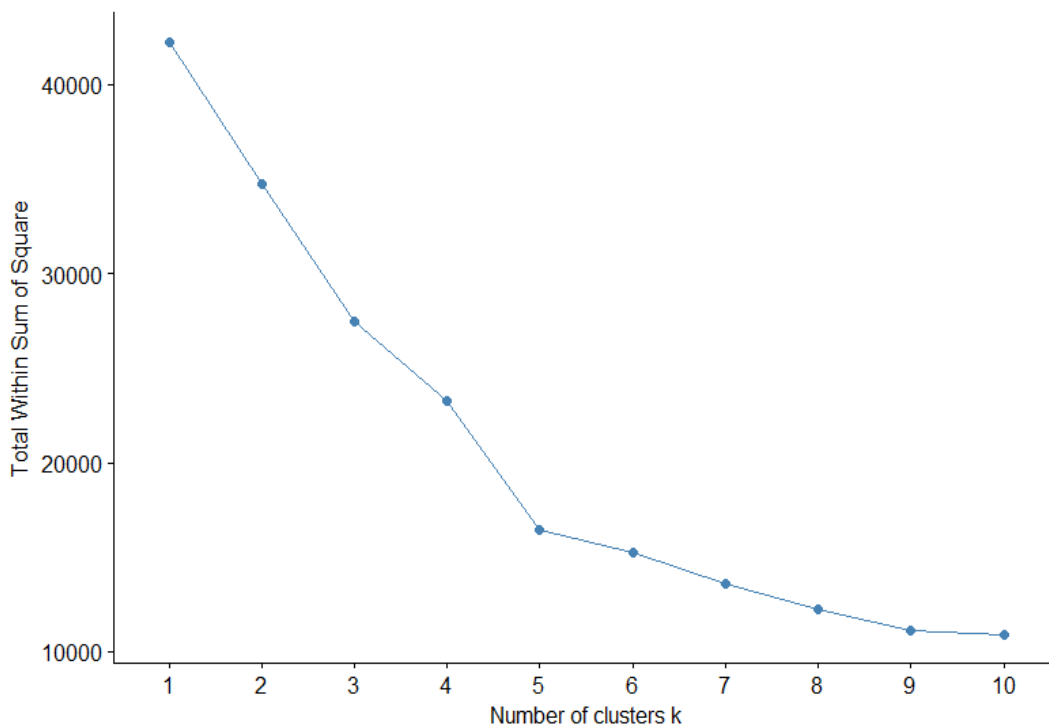
Σε πρώτο στάδιο, όπως αναφέρθηκε στο Κεφάλαιο 3, επιδιώχθηκε ο προσδιορισμός των καταστάσεων που εισάγονται στον αλγόριθμο της Ενισχυτικής Μάθησης μέσω συσταδοποίησης (ή διαφορετικά και ομαδοποίησης) των δεδομένων.

Στο πλαίσιο της συσταδοποίησης εφαρμόζονται οι μέθοδοι K-means και PAM για πλήθος συστάδων από 2 έως 10 επαναληπτικά. Η αξιολόγηση της προκύπτουσας συσταδοποίησης γίνεται με βάση τα κριτήρια σκιαγράφησης silhouette και wss. Τα αποτελέσματα παρατίθενται στα Διαγράμματα 4.2, 4.3, 4.4 και 4.5.

Κεφάλαιο 4. Αναγνώριση Πολιτικών Οδήγησης και Ενισχυτική Μάθηση

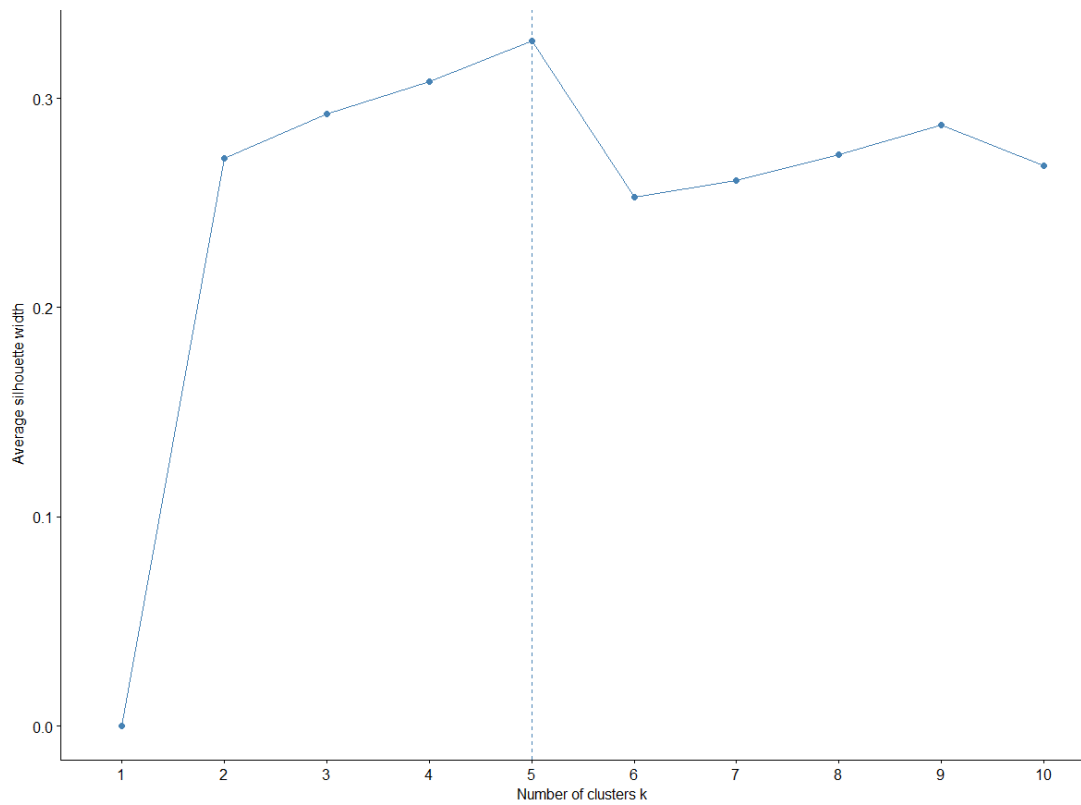


Διάγραμμα 4. 2: Βέλτιστος αριθμός συστάδων κατά silhouette για τη μέθοδο K-means.

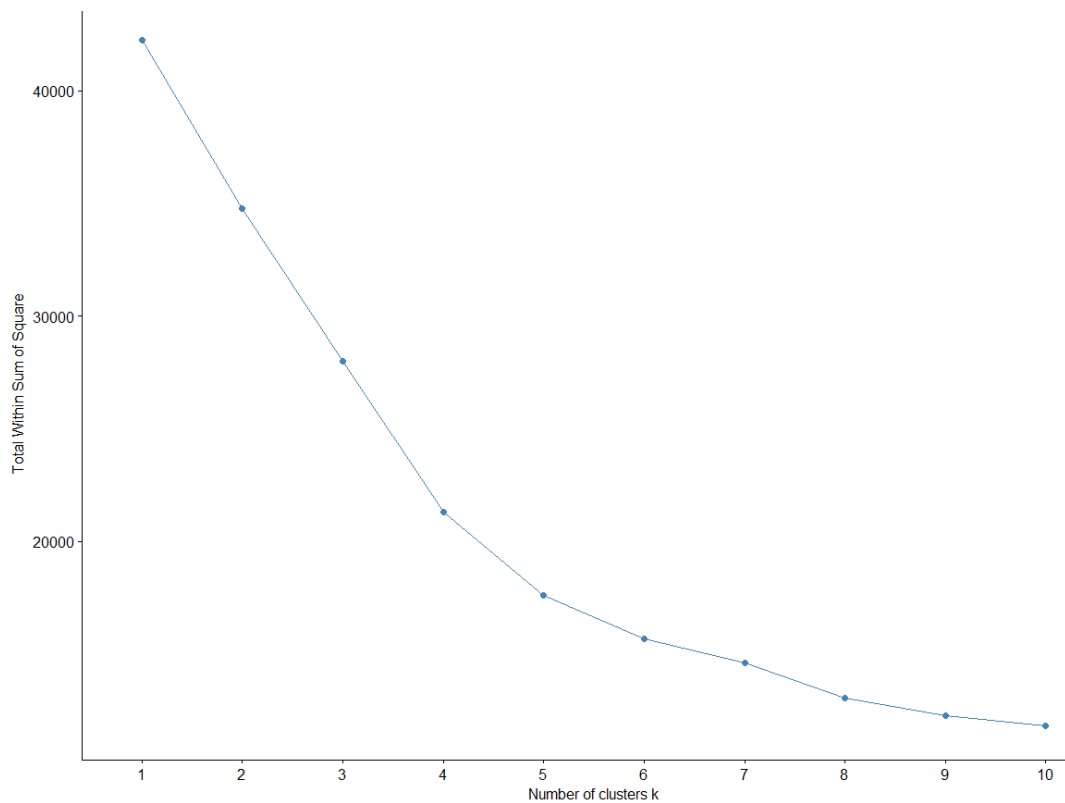


Διάγραμμα 4. 3: Βέλτιστος αριθμός συστάδων κατά wss για τη μέθοδο K-means.

Κεφάλαιο 4. Αναγνώριση Πολιτικών Οδήγησης και Ενισχυτική Μάθηση



Διάγραμμα 4.4: Βέλτιστος αριθμός συστάδων κατά silhouette για τη μέθοδο PAM.



Διάγραμμα 4.5: Βέλτιστος αριθμός συστάδων κατά wss για τη μέθοδο PAM.

Κεφάλαιο 4. Αναγνώριση Πολιτικών Οδήγησης και Ενισχυτική Μάθηση

Προκύπτει ότι με βάση το κριτήριο silhouette, ο βέλτιστος διαχωρισμός είναι σε 6 συστάδες με την K-means και σε 5 για την PAM, ενώ με το wss προκύπτει ότι το δείγμα μπορεί να διαχωριστεί σε 5 με την K-means και σε 5 ή 6 ομάδες με την PAM (κανόνας του αγκώνα).

Τα παραγόμενα κεντροειδή παρατίθενται στους Πίνακες 4.14-4.19 του Παραρτήματος Α, ενώ τα αντίστοιχα Διαγράμματα 4.17-4.19 αναπαριστούν πως διαμορφώνονται οι συστάδες κάθε μεθόδου για κάθε μία από τις 4 μεταβλητές που εξετάζονται. Ενδεικτικά στο κεφάλαιο αυτό παρατίθενται τα αποτελέσματα του αλγόριθμου K-means 5 συστάδων με και χωρίς κανονικοποίηση στις μεταβλητές εισόδου (Πίνακας 4.3 και 4.4) και ο διαχωρισμός σε 5 συστάδες ανά μεταβλητή (Διάγραμμα 4.6).

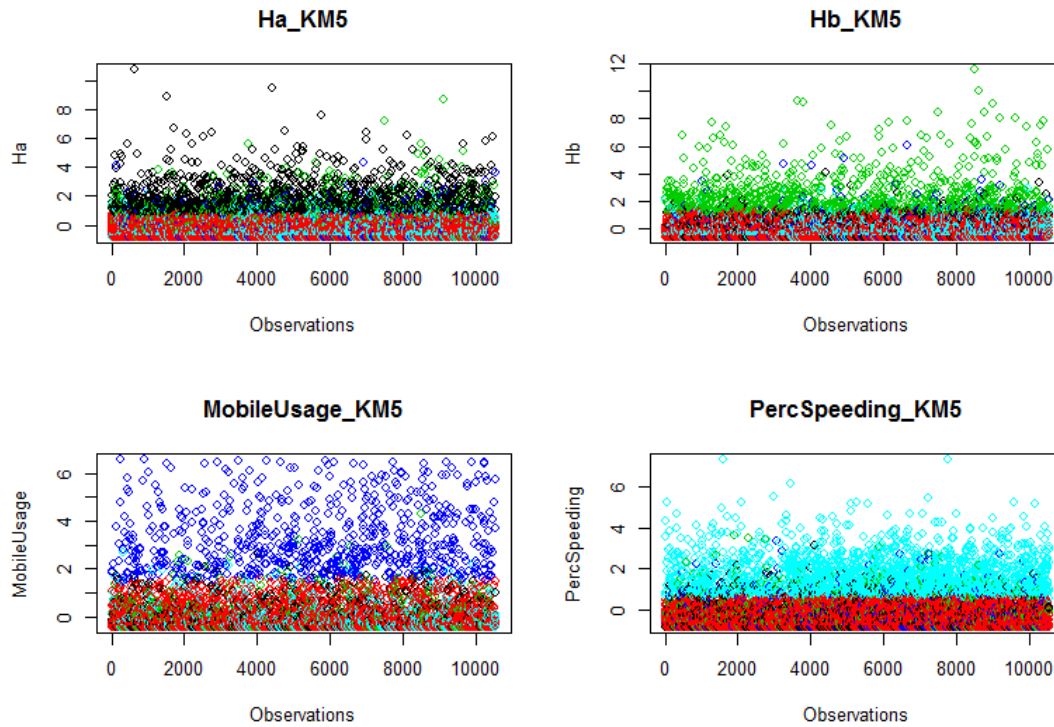
Πίνακας 4.3: Χαρακτηριστικά παραγόμενων κεντροειδών από K-means 5 συστάδων σε κανονικοποιημένες τιμές.

Αριθμός Συστάδας	Μέγεθος Συστάδας	Κανονικοποιημένες Τιμές			
		Απότομη Επιτάχυνση (ανά χιλ.)	Απότομη Επιβράδυνση (ανά χιλ.)	Χρήση Κινητού (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)	Υπέρβαση Ορίου Ταχύτητας (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)
1	5671	-0,369	-0,301	-0,224	-0,449
2	667	-0,142	-0,131	3,273	-0,308
3	858	0,512	2,517	-0,127	-0,136
4	1295	1,832	-0,093	-0,204	-0,336
5	2073	-0,300	-0,118	-0,261	1,595

Πίνακας 4.4: Χαρακτηριστικά παραγόμενων κεντροειδών από K-means 5 συστάδων σε μη κανονικοποιημένες τιμές.

Αριθμός Συστάδας	Μέγεθος Συστάδας	Μη-Κανονικοποιημένες Τιμές			
		Απότομη Επιτάχυνση (ανά χιλ.)	Απότομη Επιβράδυνση (ανά χιλ.)	Χρήση Κινητού (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)	Υπέρβαση Ορίου Ταχύτητας (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)
1	5671	0,136	0,045	0,028	0,048
2	667	0,209	0,076	0,529	0,065
3	858	0,419	0,550	0,042	0,086
4	1295	0,843	0,083	0,031	0,062
5	2073	0,158	0,078	0,023	0,299

Κεφάλαιο 4. Αναγνώριση Πολιτικών Οδήγησης και Ενισχυτική Μάθηση



Διάγραμμα 4. 6: Μεμονωμένη ανά μεταβλητή αναπαράσταση ταξιδιών χρωματοποιημένων ανάλογα με τις 5 προκύπτουσες συστάδες από τη μέθοδο K-means.

Κατά την αξιολόγηση της διαδικασίας συσταδοποίησης, προέκυψε ότι σε επίπεδο συνδεσιμότητας πρέπει να προτιμηθεί η K-means των 5 συστάδων, για το δείκτη Dunn η K-means των 6 συστάδων, ενώ με βάση το πλάτος σιλουέτας η PAM των 6 συστάδων (Πίνακας 4.5).

Πίνακας 4. 5: Αξιολόγηση μεθόδων ομαδοποίησης για τους προτεινόμενους αριθμούς συστάδων.

Μέθοδος	Κριτήριο	Αριθμός συστάδων	
		5	6
K-means	Συνεκτικότητα	961,8337	1047,246
	Dunn	0,0006	0,0007
	Silhouette	0,2975	0,3045
PAM	Συνεκτικότητα	1110,8337	1124,475
	Dunn	0,0003	0,0001
	Silhouette	0,2803	0,3073

Ωστόσο, παρατηρήθηκε ότι οι τιμές αυτών των παραμέτρων δεν είναι στα επιθυμητά επίπεδα, όπως περιγράφεται αναλυτικότερα στο κεφάλαιο 3, ώστε να θεωρηθεί η διαδικασία επιτυχής και συνεπώς εγκαταλείφθηκε η απόπειρα προσδιορισμού των καταστάσεων του προβλήματος Ενισχυτικής Μάθησης μέσω συσταδοποίησης.

Κεφάλαιο 4. Αναγνώριση Πολιτικών Οδήγησης και Ενισχυτική Μάθηση

Άξιο αναφοράς αποτελεί το γεγονός ότι, για τον τρόπο που διαμορφώνονται οι ενέργειες στην επόμενη παράγραφο, οι παραπάνω συστάδες ακόμη και αν ήταν αποδεκτής ποιότητας δε θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν στον αλγόριθμο για την περιγραφή των καταστάσεων, καθώς είναι μονοσήμαντα ορισμένες με τον τύπο των Ενεργειών, έτσι όπως επιλέχθηκαν. Εντούτοις, η σημασία της παραπάνω διαδικασίας δεν πρέπει να αμεληθεί, αφού μπορεί να αποβεί ωφέλιμη στο στήσιμο ενός διαφορετικού προβλήματος Ενισχυτικής Μάθησης με διαφορετικά ορισμένο σύνολο Ενεργειών. Επιπρόσθετα, όσον αφορά στην επεξεργασία δεδομένων η συσταδοποίηση μπορεί να συμβάλει τόσο στην αντιμετώπιση θορύβου στα δεδομένα, όσο και στον προσδιορισμό ακραίων τιμών (outliers), που αποτελούν εξαιρέσεις ως προς τις συνηθισμένες ή αναμενόμενες τιμές. Τέλος, εξυπηρετεί στην μείωση του όγκου των δεδομένων και στην κατάρτιση αντιπροσωπευτικών –ανάλογα με το βαθμό επιτυχίας της συσταδοποίησης- προφίλ στοιχείων, ταξιδιών στην προκειμένη περίπτωση.

Για παράδειγμα, η ταξινόμηση κατά K-means σε 5 συστάδες (Πίνακες 4.3,4.4 και Διάγραμμα 4.6) παράγει τα εξής:

- 4 κατηγορίες ταξιδιών, με την κάθε μία προβληματική σε υψηλό βαθμό σε ένα από τα υπό εξέταση μεγέθη (συστάδες 2,3,4,5) και
- 1 κατηγορία ταξιδιών με ικανοποιητικό επίπεδο οδήγησης με κριτήριο και τα 4 υπό εξέταση μεγέθη (συστάδα 1)

Προς καλύτερη κατανόηση των προαναφερθέντων μεγεθών, κρίνεται σκόπιμο οι τιμές των μεγεθών για την κάθε συστάδα να συγκριθούν με τα στατιστικά στοιχεία της βάσης δεδομένων που παρατίθενται στο Κεφάλαιο 4.1.

Παρατηρείται συγκριτικά και με τα παραπάνω, ότι τα προβληματικά μεγέθη της κάθε μιας από τις 4 ομάδες (2,3,4,5) ξεπερνούν κατά πολύ τις τιμές που αντιστοιχούν στο 75% των δεδομένων και ως εκ τούτου κρίθηκαν ως υψηλές. Αναλυτικότερα, υπολογίστηκε ότι η τιμή του κεντροειδούς της 2^{ης} συστάδας στην προβληματική μεταβλητή της απότομης επιτάχυνσης ξεπερνά το 97,40% των τιμών της βάσης δεδομένων. Παρομοίως, για τις άλλες συστάδες προκύπτουν οι –αντίστοιχης τάξεως- τιμές για τις εκάστοτε προβληματικές μεταβλητές: 96,99% ,94,35% , 91,68% για τις ομάδες 3,4,5 αντίστοιχα. Κατ' αυτόν τον τρόπο, αναδεικνύεται και μπορεί να αξιολογηθεί πόσο κυρίαρχη είναι η χαρακτηριστική μεταβλητή κάθε συστάδας. Αντιθέτως, οι υπόλοιπες μεταβλητές στις κλάσεις αυτές παρουσιάζουν τιμές αισθητά μικρότερες της μέσης τιμής τους. Όσον αφορά την 1η κλάση παρουσιάζει τιμές χαμηλότερες των μέσων και συνεπώς κρίθηκε ότι σκιαγραφεί το προφίλ ενός στοιχειωδώς καλού ταξιδιού.

4.2.2. Προσέγγιση Β: Μετρικές Απόστασης

Η δεύτερη προσέγγιση ταξινόμησης των ταξιδιών βασίζεται στην έννοια των μετρικών απόστασης. Στη συγκεκριμένη περίπτωση υπάρχουν δύο διαφορετικές υποπροσεγγίσεις: α. ο εντοπισμός των ακραίων ταξιδιών μέσα από λογικές ανίχνευσης ακραίων τιμών (outlier detection) που εντοπίζουν τη μέση συμπεριφορά στο δείγμα (κέντρο βάρους) και ποσοτικοποιούν την απόσταση κάθε ταξιδιού από αυτό, β. ο υπολογισμός της απόστασης κάθε ταξιδιού από ένα βέλτιστο που ορίζεται από τη φύση του προβλήματος και των ερευνητή.

Στην πρώτη περίπτωση, ο εντοπισμός των ακραίων τιμών ενέχει τον περιορισμό ότι το βέλτιστο είναι η μέση συμπεριφορά του οδηγού και φυσικά αλλάζει ανάλογα με τον οδηγό. Με άλλα λόγια, η παραγόμενη για το κάθε ταξίδι απόσταση αρκεί για να το χαρακτηρίσει μόνον ως προς το βαθμό ομοιότητας-ομοιομορφίας με τα υπόλοιπα και όχι απαραίτητα ως καλής ή κακής ποιότητας. Η διαφορά αυτή γίνεται αντιληπτή στη συνέχεια από το Διάγραμμα 4.8 που αναλύει τη σύγκριση της απόστασης του Mahalanobis, που χρησιμοποιήθηκε από το συγκεκριμένο αλγόριθμο σε σχέση με την Ευκλείδεια απόσταση που διερευνάται αμέσως μετά.

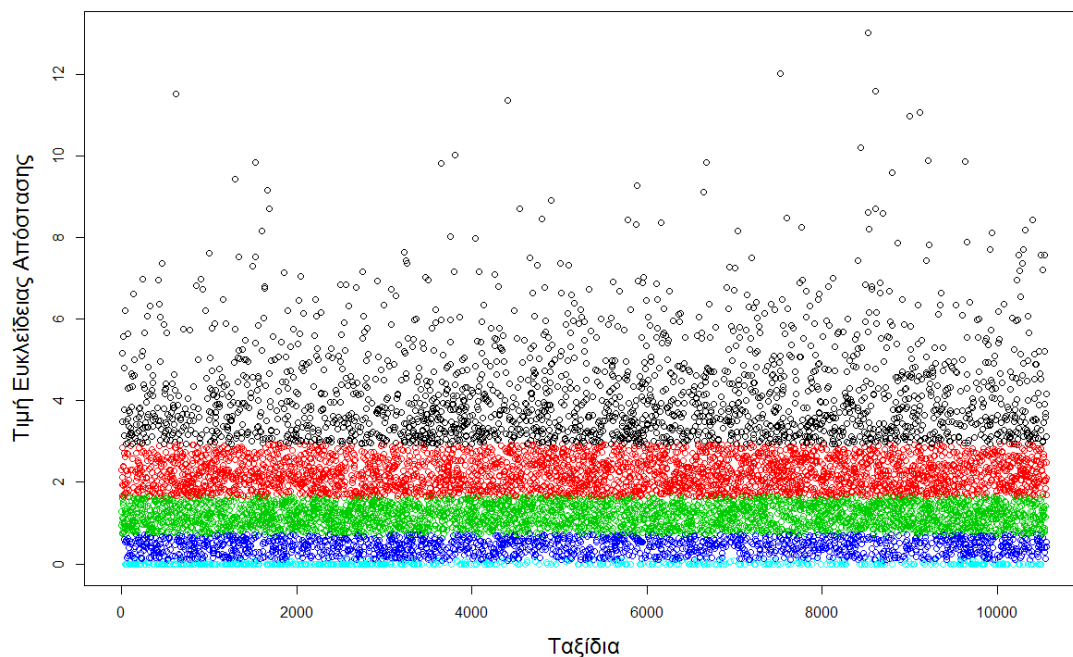
Αναλυτικότερα, ένα ταξίδι θεωρήθηκε βέλτιστο όταν όλες οι μεταβλητές που το περιγράφουν έχουν μηδενική τιμή. Επομένως, οι καταστάσεις επιδιώχθηκε να καθοριστούν μέσω της Ευκλείδειας απόστασης του κάθε ταξιδιού από το βέλτιστο, στον τετραδιάστατο χώρο που ορίζουν τα υπό εξέταση μεγέθη, έτσι ώστε μεγάλες τιμές απόστασης να αναπαριστούν κακής ποιότητας ταξίδια. Πρέπει να τονιστεί ότι οι Καταστάσεις που δημιουργήθηκαν δεν αναλαμβάνουν ισομερώς στοιχεία από τη βάση δεδομένων. Με άλλα λόγια, ο τρόπος με τον οποίο αναθέτονται Καταστάσεις σε ταξίδια ορίζεται από τον ερευνητή. Ύστερα από κατάταξη των ταξιδιών σε αύξουσα σειρά με βάση την τιμή της Ευκλείδειας απόστασης από το βέλτιστο, θεωρηθήκαν ως:

- Άριστα (Excellent) τα 528 πρώτα ταξίδια που αντιστοιχούν στο **5%** της βάσης δεδομένων με τις μικρότερες τιμές Ευκλείδειας απόστασης
- Καλά (Good) τα επόμενα 1585 ταξίδια που αντιστοιχούν στο **15%** της βάσης δεδομένων
- Μέτρια (Average) τα επόμενα 3169 ταξίδια που αντιστοιχούν στο **30%** της βάσης δεδομένων
- Κακά (Fair) τα επόμενα 3170 ταξίδια που αντιστοιχούν στο **30%** της βάσης δεδομένων

Κεφάλαιο 4. Αναγνώριση Πολιτικών Οδήγησης και Ενισχυτική Μάθηση

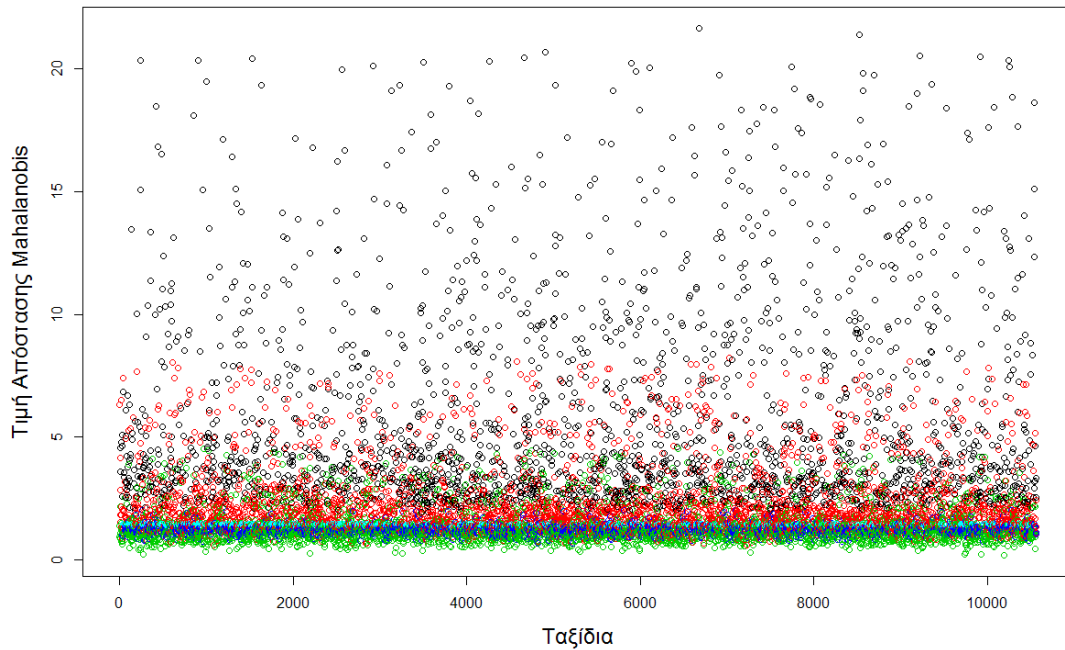
- Κάκιστα (Poor) τα τελευταία 2112 ταξίδια που αντιστοιχούν στο **20%** της βάσης δεδομένων

Κατ' αυτόν τον τρόπο, διαμορφώθηκαν οι 5 καταστάσεις του αλγόριθμου Ενισχυτικής Μάθησης, απεικονιζόμενες στο Διάγραμμα 4.7: Άριστη (Excellent)-γαλάζιο χρώμα, Καλή (Good)-μπλε χρώμα, Μέτρια (Average)-πράσινο χρώμα, Κακή (Fair)-κόκκινο χρώμα, Χείριστη (Poor)-μαύρο χρώμα. Υπογραμμίζεται ότι οι τιμές των ποσοστών διάκρισης των Καταστάσεων λήφθηκαν με τρόπο τέτοιο ώστε οι υψηλού επιπέδου Καταστάσεις να είναι δύσκολο να κατακτηθούν από τους οδηγούς, απαιτώντας μεγάλου βαθμού βελτιώσεις στην οδηγική συμπεριφορά.



Διάγραμμα 4.7: Απεικόνιση διαστρωμάτωσης των Καταστάσεων με βάση την Ευκλείδεια Απόσταση.

Κεφάλαιο 4. Αναγνώριση Πολιτικών Οδήγησης και Ενισχυτική Μάθηση



Διάγραμμα 4.8: Σύγκριση αποτελεσμάτων Mahalanobis και Ευκλείδειας απόστασης.

Η παραπάνω αναπαράσταση της απόστασης του Mahalanobis με χρώμα ανάλογα με την Κατάσταση όπως προκύπτει από την Ευκλείδεια απόσταση επιβεβαιώνει την ανάδειξη της ανομοιομορφίας των δεδομένων, καθώς όπως παρουσιάζεται, οι μέσες τιμές (πράσινο χρώμα) λαμβάνουν τις ελάχιστες τιμές κατά Mahalanobis.

Στο σημείο αυτό, κάθε ταξίδι της βάσης δεδομένων έχει χαρακτηριστεί και πλέον καθίσταται δυνατή η πρόοδος της μελέτης ανά οδηγό. Τα ταξίδια κάθε οδηγού απομονώνονται και μελετώνται πλέον ξεχωριστά κατατασσόμενα με τη χρονική σειρά που συνέβησαν. Συμπερασματικά, κάθε ταξίδι συνοδεύεται από την Κατάσταση που του προσδόθηκε από την παραπάνω διαδικασία και επιπλέον από την Κατάσταση του Επομένου Ταξιδιού μας και τα ταξίδια έχουν πλέον σαφή χρονική αλληλουχία κατά την ανά οδηγό ανάλυση.

Χαρακτηριστικά απεικονίζονται στον Πινάκα 4.6 που ακολουθεί, 10 ταξίδια ενός οδηγού και τα είδη Καταστάσεων που τα συνοδεύουν:

Κεφάλαιο 4. Αναγνώριση Πολιτικών Οδήγησης και Ενισχυτική Μάθηση

Πίνακας 4.6: Ενδεικτική απεικόνιση Καταστάσεων 10 τυχαίων διαδοχικών ταξιδιών ενός οδηγού.

Αριθμός Ταξιδιού	Ταυτότητα Χρήστη	Διάρκεια Ταξιδιού (min)	Ευκλείδεια Απόσταση	Κατάσταση Ταξιδιού (t)	Κατάσταση Ταξιδιού (t+1)
6643	p_149	587	0,6203	Good	Poor
6652	p_149	1422	4,0115	Poor	Good
6681	p_149	189	0,5170	Good	Average
6695	p_149	735	1,5929	Average	Fair
6726	p_149	1181	2,7511	Fair	Average
6744	p_149	411	1,4480	Average	Poor
6915	p_149	119	11,3522	Poor	Fair
6930	p_149	869	1,8305	Fair	Average
6960	p_149	852	1,6442	Average	Fair
6983	p_149	507	2,8068	Fair	Poor

4.3. ΠΡΟΣΔΙΟΡΙΣΜΟΣ ΕΝΕΡΓΕΙΩΝ ΟΔΗΓΟΥ

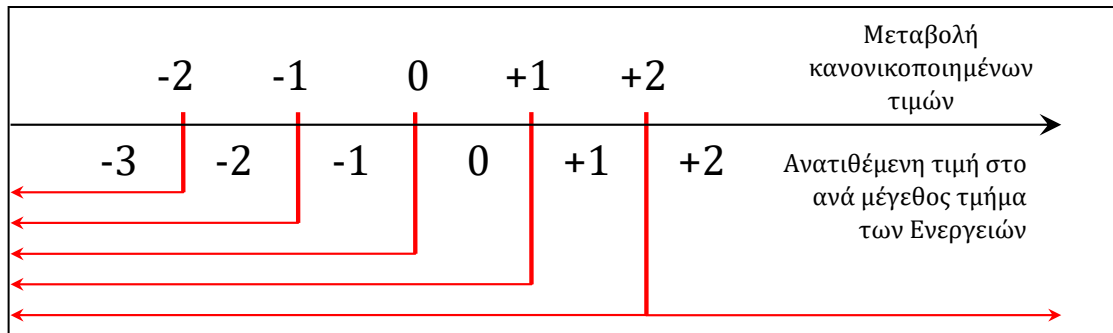
Στην υποενότητα αυτή, περιγράφεται η διαδικασία μόρφωσης του χώρου των Ενεργειών, που αντιπροσωπεύει το σύνολο όλων των διαφορετικών μεταβολών στη συμπεριφορά του οδηγού από ένα ταξίδι του στο επόμενο.

Ο τρόπος κατάρτισης των Ενεργειών περιλαμβάνει επεξεργασία των κανονικοποιημένων τιμών των 4 μεγεθών που περιγράφουν την οδηγική συμπεριφορά. Λεπτομερέστερα, για κάθε ζεύγος διαδοχικών ταξιδιών του εκάστοτε οδηγού υπολογίστηκαν οι μεταβολές των κανονικοποιημένων τιμών και για τις 4 μεταβλητές. Εν συνεχεία, οι διαφορές αυτές στρογγυλοποιήθηκαν προς τα κάτω, σε ακέραια πολλαπλάσια τυπικών αποκλίσεων (στην προκειμένη περίπτωση 1, εξού και η χρήση κανονικοποιημένων τιμών). Τοιουτοτρόπως, οι μεταβολές κάθε μεταβλητής ενός ταξιδιού σε σχέση με το επόμενο του αποκτούν μία ακέραια τιμή. Με εν σειρά παράταξη των 4 μεταβολών (μία για κάθε μέγεθος) συγκροτείται μία Ενέργεια.

Το σύνολο των Ενεργειών, όπως προέκυψε από την εν λόγω βάση δεδομένων κρίθηκε σκόπιμο να περιοριστεί ανάλογα με τα ακόλουθα ώστε να αντιμετωπιστεί η μεγάλη διακύμανση των διαφορών, καθώς η μέγιστη προκύπτουσα διαφορά αγγίζει το 13 σε απόλυτη τιμή. Έτσι συντίθεται ένα υπερμέγεθες σύνολο Ενεργειών από το συνδυασμό των υπεράριθμων πιθανών διαφορών που παράγονται, οι οποίες όμως για τις μεγάλες τους τιμές παρουσιάζουν πολύ μικρές συχνότητες. Προς αντιμετώπιση των παραπάνω:

- Διατηρήθηκαν ως έχουν οι στρογγυλοποιημένες μεταβολές των οποίων η απόλυτη τιμή δεν υπερβαίνει το 2.
- Οι στρογγυλοποιημένες μεταβολές μεγαλύτερες κατά απόλυτη τιμή του 2 συνοψίστηκαν στις τιμές 2 και -3 αν και εφόσον είναι αρνητικές, οι οποίες ουσιαστικά περιγράφουν μεταβολή μιας μεταβλητής μεγαλύτερη από 2 τυπικές αποκλίσεις. (Διάγραμμα 4.9)

Κεφάλαιο 4. Αναγνώριση Πολιτικών Οδήγησης και Ενισχυτική Μάθηση



Διάγραμμα 4.9: Διαδικασία ανάθεσης Ενεργειών ανάλογα με τη μεταβολή των κανονικοποιημένων τιμών.

Ως άμεση συνέπεια αυτών, έρχεται το μέγεθος του συνόλου των Ενεργειών, που αποτελεί το συνδυασμό 4 μεταβλητών κάθε μία από τις οποίες μπορεί να πάρει 6 τιμές (τους ακραίους του διαστήματος $[-3,2]$), δηλαδή συνολικά $6^4 = 1296$ πιθανές Ενέργειες. Ασφαλώς, αυτό δε σημαίνει πως όλες οι δυνατές Ενέργειες εμφανίζονται εντός της βάσης δεδομένων της συγκεκριμένης έρευνας, καθώς και για όλους τους οδηγούς.

Προς καλύτερη κατανόηση της διαδικασίας παρατίθενται στους Πίνακες 4.7 και 4.8 ενδεικτικά ταξίδια τυχαίου οδηγού και η επεξεργασία τους σύμφωνα με τα παραπάνω για την παραγωγή των Ενεργειών του Οδηγού.

Πίνακας 4.7: Ενδεικτική απεικόνιση διαδικασίας κανονικοποίησης 10 τυχαίων διαδοχικών ταξιδιών ενός οδηγού.

			Κανονικοποιημένες Τιμές				Μεταβολές Κανονικοποιημένων Τιμών			
Αριθμός Ταξιδιού	Ταυτότητα Χρήστη	Διάρκεια Ταξιδιού (min)	Απότομη Επιτάχυνση (ανά χιλ.)	Απότομη Επιβράδυνση (ανά χιλ.)	Χρήση Κινητού (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)	Υπέρβαση Ορίου Ταχύτητας (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)	Απότομη Επιτάχυνση (ανά χιλ.)	Απότομη Επιβράδυνση (ανά χιλ.)	Χρήση Κινητού (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)	Υπέρβαση Ορίου Ταχύτητας (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)
6643	p_149	587	-0,1725	-0,5552	-0,4218	-0,8383	1,1237	1,9560	2,9792	0,5903
6652	p_149	1422	0,9512	1,4009	2,5574	-0,2480	-1,7440	-1,9560	-2,4622	-0,5903
6681	p_149	189	-0,7928	-0,5552	0,0952	-0,8383	1,5751	0,0000	-0,2796	0,0000
6695	p_149	735	0,7823	-0,5552	-0,1844	-0,8383	0,5680	1,2820	0,5663	0,8281
6726	p_149	1181	1,3503	0,7268	0,3819	-0,0102	-2,1432	0,0459	-0,2264	-0,8281
6744	p_149	411	-0,7928	0,7727	0,1556	-0,8383	10,2741	3,2814	-0,5774	1,4382
6915	p_149	119	9,4813	4,0540	-0,4218	0,5999	-9,2691	-4,0080	0,0000	-0,0314
6930	p_149	869	0,2122	0,0460	-0,4218	0,5685	0,3565	0,0096	0,1229	-0,7276
6960	p_149	852	0,5687	0,0556	-0,2989	-0,1592	-0,0153	1,8050	0,0423	-0,2291
6983	p_149	507	0,5534	1,8606	-0,2566	-0,3882	2,1775	-2,4158	-0,1652	-0,4501

Κεφάλαιο 4. Αναγνώριση Πολιτικών Οδήγησης και Ενισχυτική Μάθηση

Πίνακας 4. 8: Ενδεικτική απεικόνιση διαδικασίας διαμόρφωσης Ενεργειών 10 τυχαίων διαδοχικών ταξιδιών τυχαίου οδηγού.

Αριθμός Ταξιδιού	Στρογγυλοποίηση και Επεξεργασία Μεταβολών				Ενέργειες ανά μεταβλητή				Ενέργειες
	Απότομη Επιτάχυνση (ανά χιλ.)	Απότομη Επιβράδυνση (ανά χιλ.)	Χρήση Κινητού (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)	Υπέρβαση Ορίου Ταχύτητας (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)	Απότομη Επιτάχυνση (ανά χιλ.)	Απότομη Επιβράδυνση (ανά χιλ.)	Χρήση Κινητού (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)	Υπέρβαση Ορίου Ταχύτητας (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)	
6643	1	1	2	0	Hap1	Hbp1	MUp2	Sp0	Hap1 Hbp1 MUp2 Sp0
6652	-2	-2	-3	-1	Ham2	Hbm2	MUm3	Spm1	Ham2 Hbm2 MUm3 Spm1
6681	1	0	-1	0	Hap1	Hb0	MUm1	Sp0	Hap1 Hb0 MUm1 Sp0
6695	0	1	0	0	Ha0	Hbp1	MU0	Sp0	Ha0 Hbp1 MU0 Sp0
6726	-3	0	-1	-1	Ham3	Hb0	MUm1	Spm1	Ham3 Hb0 MUm1 Spm1
6744	2	2	-1	1	Hap2	Hbp2	MUm1	Spp1	Hap2 Hbp2 MUm1 Spp1
6915	-3	-3	0	-1	Ham3	Hbm3	MU0	Spm1	Ham3 Hbm3 MU0 Spm1
6930	0	0	0	-1	Ha0	Hb0	MU0	Spm1	Ha0 Hb0 MU0 Spm1
6960	-1	1	0	-1	Ham1	Hbp1	MU0	Spm1	Ham1 Hbp1 MU0 Spm1
6983	2	-3	-1	-1	Hap2	Hbm3	MUm1	Spm1	Hap2 Hbm3 MUm1 Spm1

4.4. ΠΡΟΣΔΙΟΡΙΣΜΟΣ ΣΕΝΑΡΙΩΝ ΚΑΙ ΑΝΤΑΜΟΙΒΩΝ

Τα διαφορετικά σενάρια της έρευνας απορρέουν από τη μετάβαση που επιθυμείται ο οδηγός να πραγματοποιήσει, από μία κατάσταση σε μία άλλη, ασφαλώς καλύτερη. Ως εκ τούτου, διερευνήθηκε η μετάβαση σε επικείμενο ταξίδι από οποιαδήποτε Κατάσταση στην αμέσως καλύτερη (π.χ. από Μέτρια σε Καλή), η μετάβαση σε Κατάσταση 2 επιπέδων καλύτερη (π.χ. από Μέτρια σε Άριστη), η μετάβαση αντίστοιχα σε Κατάσταση 3 επιπέδων καλύτερη και η απευθείας μετάβαση στην Άριστη Κατάσταση από οποιαδήποτε άλλη.

Ο αριθμός των συναρτήσεων ανταμοιβών για τον αλγόριθμο Ενισχυτικής Μάθησης καταρτίστηκε ανάλογα με τα σενάρια για τα οποία επιδιώκεται να διαμορφωθούν πολιτικές οδήγησης. Καταρτίστηκαν οι απαραίτητες στήλες ανταμοιβών σε φύλλο Excel μία για κάθε μια από τις παραπάνω μεταβάσεις. Έτσι, στις στήλες αυτές για κάθε ταξίδι τοποθετούνται τιμές από το σύνολο {0,1}, ανάλογα με το αν η μετάβαση που περιγράφει η στήλη πραγματοποιείται (1) ή όχι (0) (Πίνακας 4.9).

Πίνακας 4.9: Ενδεικτική απεικόνιση διαδικασίας διαμόρφωσης Ανταμοιβών 10 τυχαίων διαδοχικών ταξιδιών τυχαίου οδηγού.

Αριθμός Ταξιδιού	Ταυτότητα Χρήστη	Διάρκεια Ταξιδιού (min)	Ευκλείδεια Απόσταση	Κατάσταση Ταξιδιού (t)	Κατάσταση Ταξιδιού (t+1)	Ανταμοιβή για μετάβαση σε κατά 1 επίπεδο καλύτερη Κατάσταση	Ανταμοιβή για μετάβαση σε κατά 2 επίπεδα καλύτερη Κατάσταση	Ανταμοιβή για μετάβαση σε κατά 3 επίπεδα καλύτερη Κατάσταση	Ανταμοιβή για απευθείας μετάβαση στην Άριστη Κατάσταση
37609	p_149	1265	2,7329	Fair	Fair	0	0	0	0
37636	p_149	216	1,7810	Fair	Average	1	0	0	0
37649	p_149	797	1,2656	Average	Poor	0	0	0	0
37671	p_149	281	6,1637	Poor	Fair	1	0	0	0
37813	p_149	648	2,4857	Fair	Excellent	0	0	1	1
37885	p_149	702	0,0497	Excellent	Poor	0	0	0	0
37926	p_149	242	6,8912	Poor	Fair	1	0	0	0
38202	p_149	1133	2,0411	Fair	Average	1	0	0	0
38229	p_149	511	1,4348	Average	Poor	0	0	0	0
38254	p_149	492	3,4450	Poor	Average	0	1	0	0

Με αυτόν τον τρόπο, διαμορφώθηκαν για κάθε οδηγό 4 διαφορετικά σενάρια μεταβάσεων, τα οποία επιλύονται ξεχωριστά στη συνέχεια από τον αλγόριθμο της Ενισχυτικής Μάθησης, θέτοντας στη διάθεση του οδηγού τη βέλτιστη κάθε φορά πολιτική για την επιθυμητή μετάβαση.

4.5. ΠΡΟΣΔΙΟΡΙΣΜΟΣ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ ΕΝΙΣΧΥΤΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ

Όπως περιγράφεται και στην 3^η ενότητα, ο κανόνας Q-μάθησης δίνεται από τη Σχέση (3.14) και εξαρτάται από τις τιμές των παραμέτρων $\tilde{\alpha}$ και γ . Ο προσδιορισμός των τιμών των παραμέτρων αυτών είναι μείζονος σημασίας για την ενημέρωση του πίνακα κατά τις διαδοχές Καταστάσεων.

Στην παρούσα έρευνα υιοθετήθηκε σταθερά μικρή τιμή $\tilde{\alpha} = 0,25$, με το σκεπτικό ότι, όπως επισημαίνεται και στην περιγραφή των δεδομένων, οι υπό εξέταση οδηγοί δρούσαν δίχως πραγματικό κίνητρο κατά τη συλλογή των στοιχείων και επομένως με την πάροδο του χρόνου δεν παρουσίασαν κάποια πρόοδο στη συμπεριφορά τους. Ως εκ τούτου, δεν κρίθηκε ορθό τα τελευταία ταξίδια να επηρεάζουν περισσότερο τη διαμόρφωση των βέλτιστων πολιτικών οδήγησης.

Ακόμα, δεδομένου ότι η διαδοχή των μεταβάσεων μεταξύ Καταστάσεων δεν ακολουθεί κάποια συστηματική πορεία, όπως και επίσης επειδή μετάβαση σε μία καλύτερη κατάσταση δεν συνεπάγεται αύξηση των πιθανοτήτων του οδηγού για άριστη συμπεριφορά ενόψει μελλοντικών ταξιδιών, λήφθηκε μηδενική τιμή του παράγοντα $\gamma=0$.

Τέλος, η τιμή της πιθανότητας ϵ του μηχανισμού ϵ -greedy για την εξισορρόπηση μεταξύ εξερεύνησης και αξιοποίησης, στη συγκεκριμένη έρευνα είναι μηδενικής σημασίας και για οποιαδήποτε τιμή της τα αποτελέσματα που προκύπτουν ταυτίζονται. Αυτό οφείλεται στη διαδικασία ανάθεσης ανταμοιβών σε ταξίδια που ακολουθήθηκε παραπάνω σε αντιδιαστολή με ένα περιβάλλον προσομοίωσης, που θα έπρεπε να οριστεί η πιθανότητα $\epsilon \in [0, 1]$ κατά την οποία ο πράκτορας επιλέγει μια τυχαία ενέργεια στην κατάσταση στην οποία βρίσκεται, ενώ με πιθανότητα $1-\epsilon$ επιλέγει την καλύτερη διαθέσιμη ενέργεια. Στοιχείο που αιτιολογεί και την ανάλογη αδιαφορία για τον απαιτούμενο αριθμό επαναλήψεων προς εξασφάλιση της ανεξαρτησίας του αλγορίθμου από την τυχειότητα.

4.6. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΠΡΟΤΥΠΟΥ ΕΝΙΣΧΥΤΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ

4.6.1. Βέλτιστες Ενέργειες ανά Οδηγό

Για την εύμορφη και ευκατανόητη απεικόνιση των αποτελεσμάτων χρησιμοποιήθηκαν πίνακες διπλής εισόδου που παρουσιάζουν για τον εκάστοτε χρήστη όλες τις δυνατές μεταβάσεις με τις αντίστοιχες προτεινόμενες Ενέργειες. Οι Ενέργειες χρωματίστηκαν με κόκκινο χρώμα, σε περίπτωση απαιτούμενης μείωσης, και με πράσινο χρώμα, σε περίπτωση περιθωρίου αύξησης, με κλιμακωτή ένταση ώστε τα βαθύτερα χρώματα να αναπαριστούν κατ' απόλυτον υψηλότερες τιμές. Ενδεικτικά παρατίθεται ο Πίνακας 4.10 που απεικονίζει τις βέλτιστες ενέργειες ενός τυχαίου οδηγού.

Πίνακας 4. 10: Απεικόνιση βέλτιστων Ενεργειών τυχαίου οδηγού Α.

Από/Προς	Κάκιση	Κακή				Μέτρια				Καλή				Άριστη			
		Ha	Hb	Mu	Sp	Ha	Hb	Mu	Sp	Ha	Hb	Mu	Sp	Ha	Hb	Mu	Sp
Κάκιση		32		>29		32		14	>25	32	18	14	>25	32	>36	>29	25
Κακή									25	64		14					>29
Μέτρια										32	18	14	12	64			12
Καλή	<i>Ha: Πλήθος Απότομων Επιταχύνσεων ανά 100km</i> <i>Hb: Πλήθος Απότομων Επιβραδύνσεων ανά 100km</i>													32	18	14	12
Άριστη	<i>Mu: Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού με χρήση κινητού</i> <i>Sp: Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού με υπέρβαση ορίου ταχύτητας</i>																

Αξίζει να υπενθυμιστεί πως στην προκειμένη έρευνα ο αλγόριθμος δεν παράγει Ενέργειες, με την έννοια ότι δεν μπορεί να προτείνει Ενέργειες που δεν έχουν πραγματοποιηθεί από το χρήστη κάποια στιγμή στο ιστορικό του. Το συγκεκριμένο οφείλεται στο ότι το σύνολο των ανταμοιβών δεν είναι προϊόν προσομοίωσης με εκμετάλλευση και εξερεύνηση όλων των πιθανών Ενεργειών αλλά αποτέλεσμα ανάθεσης με δεδομένες συναρτήσεις επιλεγμένες από τον ερευνητή. Επομένως είναι πιθανό για ορισμένες μεταβάσεις τις οποίες ο οδηγός δεν έχει υλοποιήσει ποτέ να μην προτείνονται πολιτικές όπως, για παράδειγμα, στον Πίνακα 4.11 και τον οδηγό Β (Άριστη Κατάσταση).

Κεφάλαιο 4. Αναγνώριση Πολιτικών Οδήγησης και Ενισχυτική Μάθηση

Πίνακας 4. 11: Απεικόνιση βέλτιστων Ενεργειών τυχαίου οδηγού B.

Από/Προς	Κάκιση				Κακή				Μέτρια				Καλή				Άριστη			
	Ha	Hb	Mu	Sp	Ha	Hb	Mu	Sp	Ha	Hb	Mu	Sp	Ha	Hb	Mu	Sp	Ha	Hb	Mu	Sp
Κάκιση	>64				>64	36	29	12	>64		14	>25	>64	36		25				
Κακή					64	18		12	32	18		25	32	18	14	25				
Μέτρια													64				-	-	-	-
Καλή	<i>Ha: Πλήθος Απότομων Επιταχύνσεων ανά 100km</i>												Ha	Hb	Mu	Sp				
	<i>Hb: Πλήθος Απότομων Επιβραδύνσεων ανά 100km</i>												-	-	-	-				
Άριστη	<i>Mu: Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού με χρήση κινητού</i>																			
	<i>Sp: Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού με υπέρβαση ορίου ταχύτητας</i>																			

4.6.2. Σύγκριση Ενεργειών ανά Οδηγό

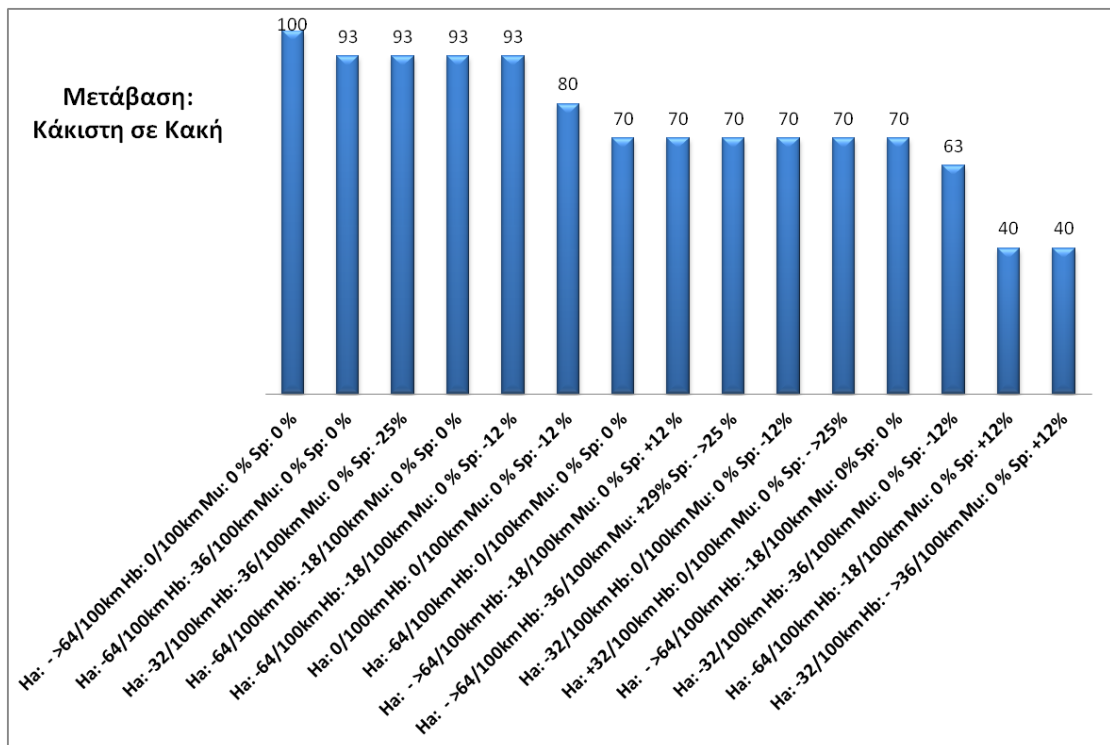
Τιμή Q

Όπως περιγράφεται και στο θεωρητικό κομμάτι του αλγορίθμου στο Κεφάλαιο 3.2.3.3, ως βέλτιστη Ενέργεια προτείνεται εκείνη στην οποία, μετά την επεξεργασία όλων των διαθέσιμων ταξιδιών, ανατίθεται η μέγιστη αξία Q. Η σύγκριση της με τις αμέσως κάθε φορά επόμενες γίνεται με βάση τη σχετική διαφορά των υπολοίπων ενεργειών από αυτήν που πέτυχε τη μέγιστη τιμή Q. Ένα παράδειγμα ιεράρχησης των πολιτικών ενός οδηγού φαίνεται στον Πίνακα 4.12 και οπτικοποιείται καλύτερα στο ιστόγραμμα του διαγράμματος 4.10.

Κεφάλαιο 4. Αναγνώριση Πολιτικών Οδήγησης και Ενισχυτική Μάθηση

Πίνακας 4. 12: Παράδειγμα διαδικασίας διαμόρφωσης λόγου ιστογραμμάτων σύγκρισης Ενεργειών.

Αρχική Κατάσταση: Κάκιση	Τελική Κατάσταση: Κακή	
<i>Ενέργειες</i>	<i>Αξία Q</i>	<i>Λόγος (Q/Q_{max}*100)</i>
Ha: - >64/100km Hb: 0/100km Mu: 0 % Sp: 0 %	0,622	100
Ha: -64/100km Hb: -36/100km Mu: 0 % Sp: 0 %	0,578	93
Ha: -32/100km Hb: -36/100km Mu: 0 % Sp: -25%	0,578	93
Ha: -64/100km Hb: -18/100km Mu: 0 % Sp: 0 %	0,578	93
Ha: -64/100km Hb: -18/100km Mu: 0 % Sp: -12 %	0,578	93
Ha: 0/100km Hb: 0/100km Mu: 0 % Sp: -12 %	0,496	80
Ha: -64/100km Hb: 0/100km Mu: 0 % Sp: 0 %	0,438	70
Ha: - >64/100km Hb: -18/100km Mu: 0 % Sp: +12 %	0,438	70
Ha: - >64/100km Hb: -36/100km Mu: +29% Sp: - >25 %	0,438	70
Ha: -32/100km Hb: 0/100km Mu: 0 % Sp: -12%	0,438	70
Ha: +32/100km Hb: 0/100km Mu: 0 % Sp: - >25%	0,438	70
Ha: - >64/100km Hb: -18/100km Mu: 0% Sp: 0 %	0,438	70
Ha: -32/100km Hb: -36/100km Mu: 0 % Sp: -12%	0,391	63
Ha: -64/100km Hb: -18/100km Mu: 0 % Sp: +12%	0,250	40
Ha: -32/100km Hb: - >36/100km Mu: 0 % Sp: +12%	0,250	40

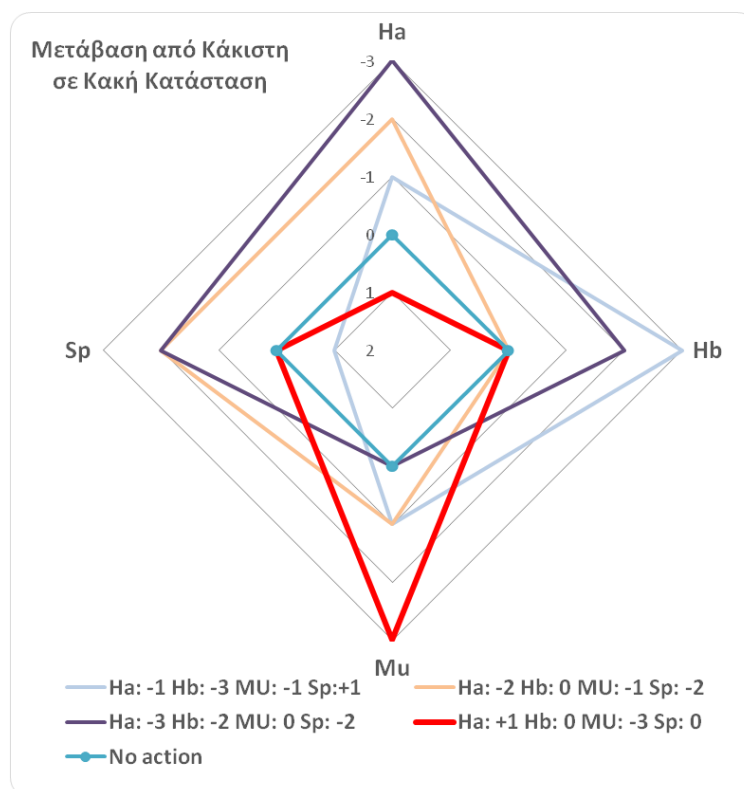


Διάγραμμα 4.10: Παράδειγμα ιστογράμματος σύγκρισης διαθέσιμων Ενεργειών για δεδομένη μετάβαση από συγκεκριμένο οδηγό.

Πλήθος απαιτούμενων μειώσεων και περιθωρίων αύξησης

Βασικό κομμάτι της προκειμένης έρευνας, πέραν του προσδιορισμού των μεγεθών οδηγικής συμπεριφοράς που πρέπει να βελτιωθούν, αποτελεί και ο προσδιορισμός των πιθανών ελευθεριών που μπορεί να έχει ένας χρήστης για υπέρβαση συγκεκριμένων ορίων δίχως αρνητική επιρροή στην αξιολόγησή του ως οδηγού δεδομένης Κατάστασης ή για την επιτυχημένη μετάβαση του σε άλλη υψηλότερη. Υπενθυμίζεται πως οι Ενέργειες προέκυψαν ως σύνθεση των μεταβολών των εξεταζόμενων μεταβλητών εκφραζόμενες λόγω κανονικοποίησης σε ακέραια πολλαπλάσια του 1. Ως εκ τούτου, για τη μεταξύ τους σύνδεση χρησιμοποιούνται διαγράμματα τύπου spider 4 μεταβλητών με τιμές αξόνων από -3 έως 2 όπως διαμορφώθηκαν από τον ορισμό των Ενεργειών (Διάγραμμα 4.11).

Πέραν των καλύτερων Ενεργειών, στα διαγράμματα σημειώνεται και ο ρόμβος της μηδενικής μεταβολής (γαλάζιο χρώμα), κατά την οποία ο οδηγός δεν άλλαξε τη συμπεριφορά του σε κανένα μέγεθος. Ο σκοπός είναι εσωτερικά να αναδεικνύονται τα περιθώρια αύξησης, ενώ εξωτερικά να προβάλλονται οι απαιτήσεις μείωσης. Στο κάτω μέρος κάθε διαγράμματος, οι Ενέργειες σημειώνονται κατά την αύξουσα σειρά των Q-values τους. Η βέλτιστη Ενέργεια σχεδιάζεται με κόκκινο χρώμα, ενώ στην προκειμένη περίπτωση οι επόμενες ακολουθούν κατά σειρά με μωβ, ροζ και διαφανές μπλε χρώμα.

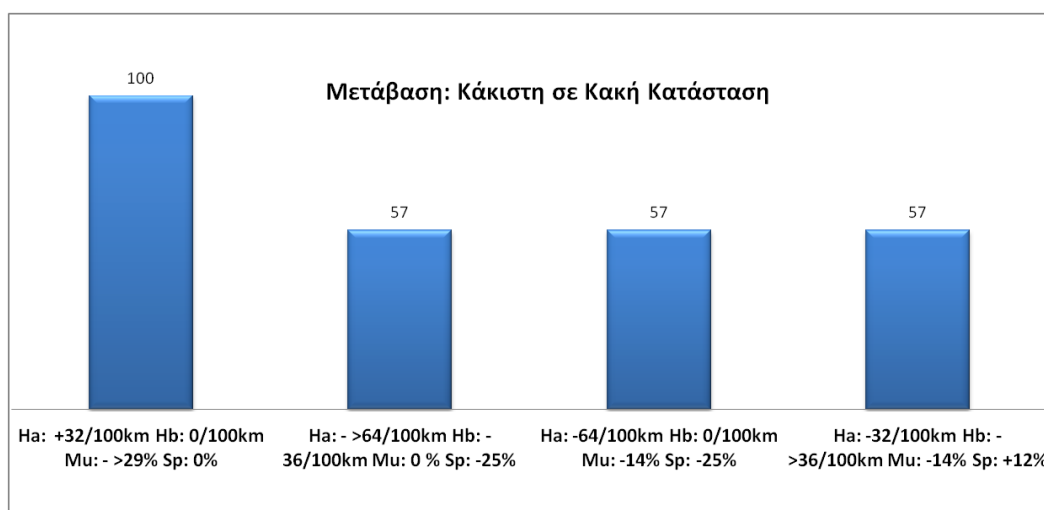


Διάγραμμα 4.11: Διάγραμμα Spider σύγκρισης αποτελεσματικότερων διαθέσιμων Ενεργειών για δεδομένη μετάβαση τυχαίου οδηγού.

Κεφάλαιο 4. Αναγνώριση Πολιτικών Οδήγησης και Ενισχυτική Μάθηση

Το παραπάνω διάγραμμα καταδεικνύει πόσο κομβική είναι για τον υπόψη χρήστη η μεγάλη μείωση της χρήσης κινητού εν ώρα οδήγησης συμπεριλαμβανομένου και του περιθωρίου αύξησης των απότομων επιταχύνσεων. Με άλλα λόγια, το σημαντικότερο στοιχείο που μπορεί να απαλλάξει τον οδηγό αυτόν από την Κάκιση Κατάσταση και να τον ανεβάσει επίπεδο είναι η αντιμετώπιση της υπερβολικής χρήσης κινητού, καθώς όλες οι άλλες Ενέργειες, παρά τα πολύ υψηλά απαιτούμενα στις υπόλοιπες μεταβλητές αποδεικνύονται λιγότερο αποδοτικές.

Στο σημείο αυτό γίνεται αντιληπτή η ανάγκη παρουσίασης των αποτελεσμάτων αυτών και με τους δύο τρόπους, ώστε πέραν του προσδιορισμού των κρίσιμων μεταβλητών και την ανάδειξη της βέλτιστης πολιτικής να επισημαίνεται και η διαφορά αποδοτικότητας των συγκρινόμενων Ενεργειών. Επομένως για την παραπάνω μετάβαση παρατίθεται και το αντίστοιχο ιστόγραμμα με τις Ενέργειες μεταφρασμένες όπως και πριν σε πραγματικές τιμές, όχι συναρτήσει τυπικών αποκλίσεων (Διάγραμμα 4.12).



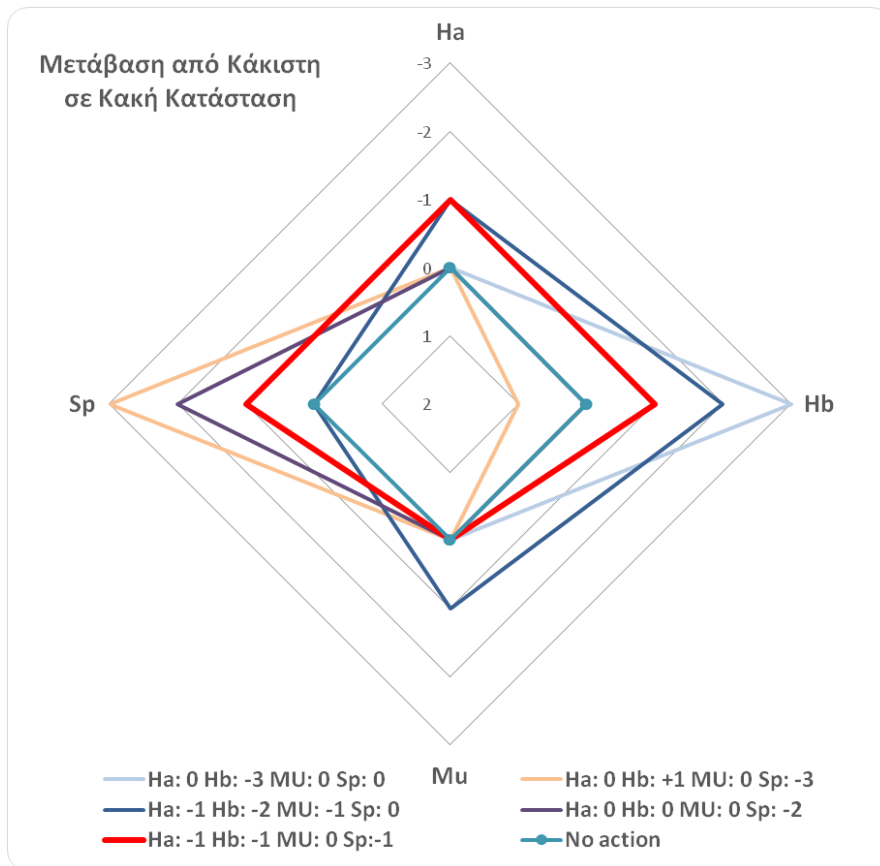
Διάγραμμα 4. 12: Ιστόγραμμα σύγκρισης καλύτερων Ενεργειών για δεδομένη μετάβαση από τυχαίο οδηγό.

Παρατηρείται δηλαδή πως η προτεινόμενη Ενέργεια είναι σχεδόν δύο φορές αποδοτικότερη για την επίτευξη της μετάβασης του οδηγού αυτού από την Κάκιση στην Κακή Κατάσταση σε σχέση με τις αμέσως καλύτερες και επομένως αξίζει να προτιμηθεί.

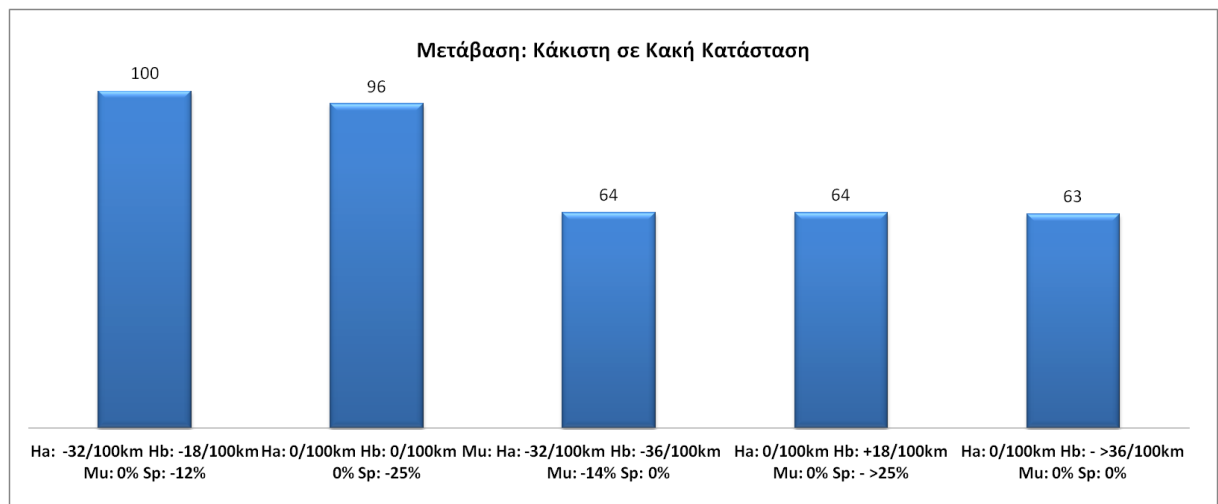
Σε άλλες περιπτώσεις, είναι πιθανό να προτείνεται μια σφαιρική βελτίωση μικρού βαθμού όλων των μεγεθών, έναντι πιο ραγδαίων αλλά και πιο μεμονωμένων μεταβολών. Παράδειγμα αυτού, αποτέλεσε η μετάβαση άλλου οδηγού από την Κάκιση στην Κακή Κατάσταση για την οποία οι μεταβολές και

Κεφάλαιο 4. Αναγνώριση Πολιτικών Οδήγησης και Ενισχυτική Μάθηση

αξίες των προτεινόμενων Ενεργειών παρουσιάζονται στα Διαγράμματα 4.13 και 4.14.



Διάγραμμα 4. 13: Διάγραμμα Spider σύγκρισης αποτελεσματικότερων διαθέσιμων Ενεργειών για δεδομένη μετάβαση έτερου οδηγού.



Διάγραμμα 4.14: Ιστόγραμμα σύγκρισης καλύτερων Ενεργειών για δεδομένη μετάβαση έτερου οδηγού.

Κεφάλαιο 4. Αναγνώριση Πολιτικών Οδήγησης και Ενισχυτική Μάθηση

Σε ενδεχόμενα υψηλών τιμών λόγων (τιμές άνω του 80) των αμέσως καλύτερων Ενεργειών οφείλει να αξιολογηθεί η υψηλή αποτελεσματικότητα δύο η περισσότερων διαφορετικών Ενεργειών και να αποδοθεί στα ορθά αίτια. Τέτοια θα μπορούσαν να αποτελέσουν, είτε η εμφάνιση της συγκεκριμένης μετάβασης σε ταξίδια με διαφορετικούς σκοπούς μετακίνησης (εργασία ή αναψυχή) είτε η διαφορετική οδηγική συμπεριφορά στην αρχή της εβδομάδας και στο τέλος της ή σε διαφορετικές καιρικές συνθήκες. Σε κάθε περίπτωση, τα αίτια θα πρέπει να προσδιορίζονται ώστε να δίδονται καταλλήλως και οι ανάλογες συστάσεις στους οδηγούς. Βέβαια, μεγάλη σημασία έχει και η ικανότητα του οδηγού να προσαρμοστεί στις προτεινόμενες Ενέργειες, στοιχείο που εισάγει στην έρευνα και μια συμπεριφορική διάσταση.

Τέτοιο παράδειγμα αποτελεί ο χρήστης που παρουσιάζεται στην αρχή στο Διάγραμμα 4.10 για τη μετάβαση του οποίου από την Κάκιση στην Κακή Κατάσταση, 5 τιμές υπερβαίνουν την τιμή 90. Ωστόσο, πρέπει να επισημανθεί πως το γεγονός αυτό οφείλεται σε ένα βαθμό στο συνδυασμό της σχετικά μικρής διαθέσιμης βάσης δεδομένων, καθώς για το χρήστη αυτό υπάρχουν μόλις 410 καταγεγραμμένα ταξίδια, και της ανυπαρξίας κινήτρων για καλύτερη οδήγηση. Σε ενδεχόμενη διάθεση ακόμη μεγαλύτερου πλήθους ταξιδιών και συνεπώς υψηλότερης συχνότητας εμφάνισης ορισμένων Ενεργειών, καθώς και σε περίπτωση εισαγωγής κινήτρων στον οδηγό για πιο συντονισμένη και περιορισμένων παραβάσεων οδήγηση, τα αποτελέσματα θα αναδείκνυαν πιο ξεκάθαρες πολιτικές. Αν κάτι τέτοιο δε συμβεί με την εφαρμογή και των παραπάνω, θα σημαίνει πως ο συγκεκριμένος οδηγός παρουσιάζει μεγάλη αστάθεια στην οδηγική του συμπεριφορά και αδυνατεί ή δεν επιθυμεί να προσαρμοστεί στις συστάσεις της σχετικής μεθοδολογίας.

4.7. ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΠΡΟΟΔΟΥ ΟΔΗΓΩΝ

Η αξιολόγηση της προόδου του εκάστοτε οδηγού βασίζεται στην εισαγωγή ανταμοιβών ή ποινών σε κάθε ταξίδι του ανάλογα με το είδος της πραγματοποιούμενης μετάβασης.

Δεδομένου ότι οι Καταστάσεις αναπαριστούν επίπεδα οδήγησης με την Κάκιση να αποτελεί το 1^ο επίπεδο και την Άριστη το 5^ο και με τις υπόλοιπες να κυμαίνονται αναλόγως ενδιαμέσως, η μέθοδος συνοψίζεται στα κάτωθι:

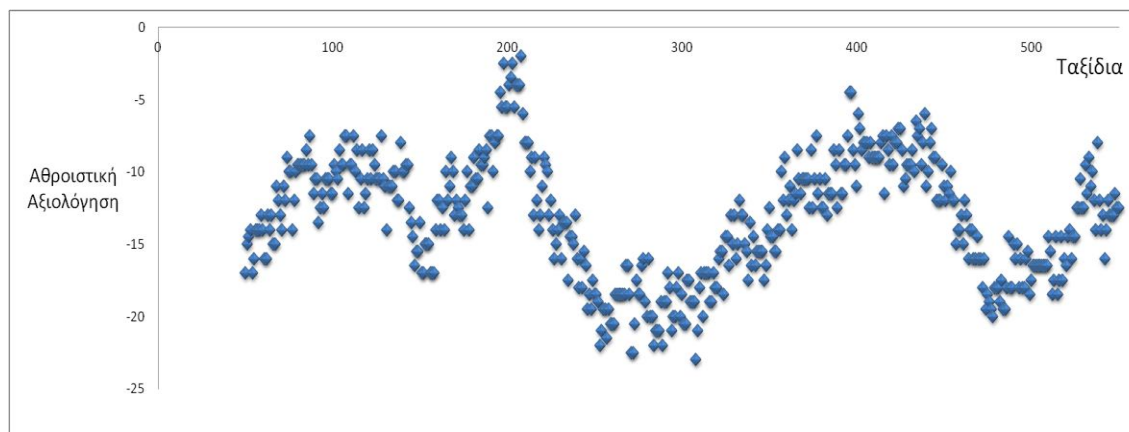
- Για ταξίδια με μετάβαση σε διαφορετική Κατάσταση η επιβαλλόμενη τιμή ταυτίζεται με τη διαφορά των επιπέδων της μεταβαίνουσας από την αρχική (π.χ. για μετάβαση από Άριστη σε Κακή: $2-5 = -3$).
- Για ταξίδια με παραμονή στην ίδια Κατάσταση η επιβαλλόμενη τιμή εξαρτάται από το είδος της παραμένουσας Κατάστασης. Για διατήρηση Άριστης Κατάστασης δίδεται ανταμοιβή +1, αντίστοιχα για την Καλή +0,5, για την Μέτρια δε δίδεται ούτε ανταμοιβή ούτε ποινή (0), ενώ για Κακή ο οδηγός χρεώνεται με -0,5 και για Κάκιση με -1.

Στη συνέχεια, εφόσον κάθε ταξίδι έχει βαθμολογηθεί στη στήλη Αξιολόγησης με βάση τα προαναφερθέντα, σχηματίζεται η στήλη Αθροιστική Αξιολόγηση τελευταίων 50 ταξιδιών. Η στήλη αυτή περιλαμβάνει το άθροισμα των τιμών της στήλης Αξιολόγησης για τα τελευταία 50 ταξίδια, αν υπάρχουν (Πίνακας 4.13). Η πρόοδος του οδηγού θεωρείται ότι επιτυγχάνεται όταν οι τιμές της στήλης αυτής βελτιώνονται. Γενικότερα όμως, το χρονικό διάγραμμα των τιμών αυτών, είναι ιδιαίτερος χρήσιμο για την παρακολούθηση της πορείας του, την απομόνωση περιόδων κακής οδηγικής συμπεριφοράς και την προσπάθεια αιτιολόγησης και αντιμετώπισης τους. Στο Διάγραμμα 4.15 φαίνεται η εξέλιξη της οδηγικής συμπεριφοράς (αθροιστική αξιολόγηση) τυχαίου οδηγού βάση των τελευταίων 50 ταξιδιών του.

Κεφάλαιο 4. Αναγνώριση Πολιτικών Οδήγησης και Ενισχυτική Μάθηση

Πίνακας 4.13: Ενδεικτική απεικόνιση διαδικασίας Αξιολόγησης 10 τυχαίων διαδοχικών ταξιδιών τυχαίου οδηγού.

Αριθμός Ταξιδιού	Ταυτότητα Χρήστη	Διάρκεια Ταξιδιού (min)	Ευκλείδεια Απόσταση	Κατάσταση Ταξιδιού (t)	Κατάσταση Ταξιδιού (t+1)	Αξιολόγηση	Αθροιστική Αξιολόγηση τελευταίων 50 ταξιδιών
37609	p_149	1265	2,7329	Fair	Fair	-0,5	-17,5
37636	p_149	216	1,7810	Fair	Average	1	-19,5
37649	p_149	797	1,2656	Average	Poor	-2	-19,5
37671	p_149	281	6,1637	Poor	Fair	1	-18
37813	p_149	648	2,4857	Fair	Excellent	3	-14,5
37885	p_149	702	0,0497	Excellent	Poor	-4	-18
37926	p_149	242	6,8912	Poor	Fair	1	-18
38202	p_149	1133	2,0411	Fair	Average	1	-15
38229	p_149	511	1,4348	Average	Poor	-2	-16
38254	p_149	492	3,4450	Poor	Average	2	-15

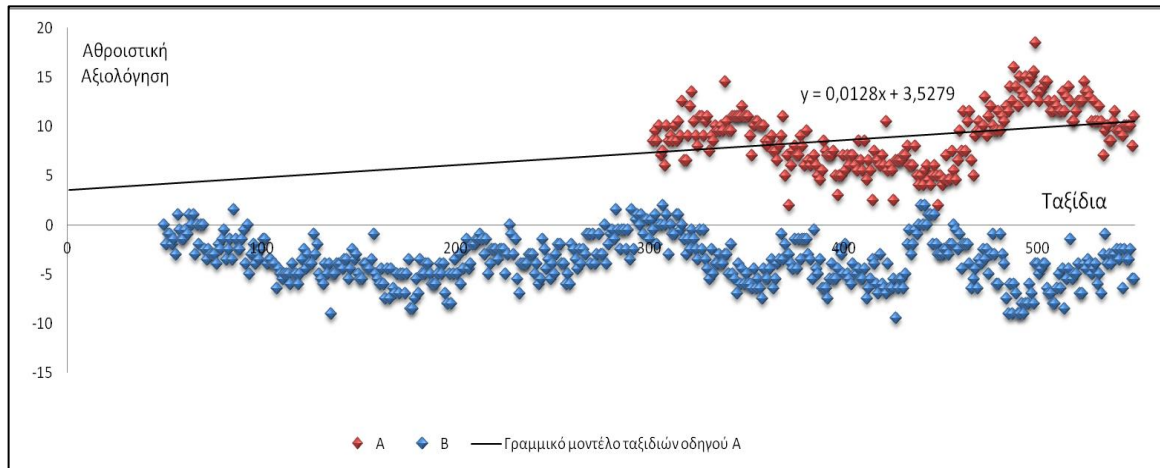


Διάγραμμα 4.15: Πρόοδος οδηγικής συμπεριφοράς τυχαίου οδηγού βάση Αθροιστικής Αξιολόγησης τελευταίων 50 ταξιδιών.

Η παραπάνω αξιολόγηση ενδείκνυται και για τη σύγκριση οδηγών. Παράδειγμα αποτελεί το Διάγραμμα 4.16, στο οποίο συγκρίνονται δύο οδηγοί A και B. Ο οδηγός A παρόλο που δεν πληροί τον ελάχιστο αριθμό ταξιδιών όπως ορίστηκε στην παράγραφο 4.1 (400 ταξίδια) αναλύθηκε λόγω επίγνωσης του ερευνητή για την καλή οδηγική του συμπεριφορά και την προσπάθεια του για περιορισμό των 4 εξεταζόμενων μεταβλητών. Εξού και η χρησιμοποίησή του για την παρακάτω σύγκριση με τον οδηγό B του δείγματος.

Κεφάλαιο 4. Αναγνώριση Πολιτικών Οδήγησης και Ενισχυτική Μάθηση

Το διάγραμμα 4.16 κάνει εμφανή την υπεροχή του χρήστη A του οποίου η Αθροιστική Αξιολόγηση των κάθε φορά τελευταίων 50 ταξιδιών του οριακά σε καμία χρονική στιγμή δε κρίθηκαν χειρότερα του B. Επιπλέον, σε καμία χρονική στιγμή δε πραγματοποίησε 50 διαδοχικά ταξίδια με αρνητικό πρόσημο, ενώ παρουσιάζει κιάλας τάσεις βελτίωσης όπως φαίνεται και από τη προσαρμογή γραμμικού μοντέλου με θετική κλίση στα ταξίδια του.



Διάγραμμα 4. 16: Σύγκριση προόδου οδηγών.

Υπογραμμίζεται ότι το μέγεθος της διαφοράς των δύο οδηγών είναι συνάρτηση του τρόπου Αξιολόγησης. Για παράδειγμα, σε μία διαφορετική προσέγγιση η παραμονή σε Άριστη Κατάσταση θα μπορούσε να ανταμειφθεί με μεγαλύτερη τιμή (αντί του +1) ως ο απόλυτος στόχος. Σ' αυτή την περίπτωση, η σύγκριση θα επέφερε ακόμη εντονότερη διαφορά.

5. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στο παρόν κεφάλαιο υλοποιείται μία σύνοψη των σημαντικότερων συμπερασμάτων που προέκυψαν τόσο από την ανάλυση και επίλυση του προβλήματος, όσο και από την έρευνα που εκπονήθηκε για την προσέγγιση του. Η βιβλιογραφία κατέστησε σαφή την ανάγκη διαχείρισης του φαινομένου της διαρκούς και ραγδαίας αύξησης του αριθμού των Ι.Χ. με χρήση Έξυπνων Μεταφορικών Συστημάτων εκμεταλλευόμενων της άνθησης της Πληροφορίας και των Τεχνολογιών. Ως εκ τούτου, επιδιώχθηκε η διαμόρφωση ενός μεθοδολογικού εργαλείου προσδιορισμού των βέλτιστων πολιτικών που κρίνονται σκόπιμο να ακολουθούν οι χρήστες των μεταφορικών συστημάτων ώστε να βελτιώσουν την οδηγική τους συμπεριφορά προς όφελος των ίδιων αλλά και της ευρύτερης κοινωνίας που του περιβάλλει.

5.1. ΒΑΣΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΑΝΑΛΥΣΗΣ

Η εκπλήρωση του σκοπού της παρούσας διπλωματικής εργασίας αποτελεί το πρωτεύον συμπέρασμα. Πιο συγκεκριμένα, καταρτίστηκε ένα μεθοδολογικό εργαλείο διαμόρφωσης εξατομικευμένων ποσοτικοποιημένων πολιτικών οδήγησης.

Το κριτήριο που αξιολογεί την επιτυχία της διαδικασίας είναι η σύγκριση των προκυπτουσών Q-αξιών της βέλτιστης ενέργειας με την/τις αμέσως καλύτερη/καλύτερες. Τα αποτελέσματα αυτά συνοψίζονται στα ιστογράμματα του Κεφαλαίου 4.6 (π.χ. Διάγραμμα 4.10).

Από τη μία, η παραγωγή πολιτικών θα κριθεί επιτυχής σε περίπτωση που η προτεινόμενη Ενέργεια εξάγεται ως αισθητά αποδοτικότερη των υπολοίπων, στοιχείο που θα μπορούσε να προσδιοριστεί αν στα προαναφερθέντα διαγράμματα καμία Ενέργεια –πλην της βέλτιστης- δεν υπερβαίνει ένα συγκεκριμένο όριο. Για παράδειγμα αν μία Ενέργεια αντιστοιχίζεται στην τιμή 67, έτσι όπως είναι ορισμένες στο κεφάλαιο 4.6 οι τιμές των ιστογραμμάτων, συνεπάγεται πως είναι 1,5 φορές χειρότερη της βέλτιστης, ενώ για τιμή 50 θα σήμαινε πως είναι δύο φορές χειρότερη. Ο καθορισμός της τιμής του ορίου απαίτησης για τις δευτερεύουσες πολιτικές, ώστε η προτεινόμενη να θεωρηθεί σε μεγάλο βαθμό αποδοτική, παραμένει στην ευχέρεια του εκάστοτε αναλυτή.

Αφ' ετέρου, αν ένα πλήθος Ενεργειών παρουσιάζει ιδιαίτερα υψηλές τιμές στα ιστογράμματα σύγκρισης τότε το γεγονός αυτό πρέπει να διερευνηθεί και να αποδοθεί ορθώς σε ένα από τα δύο παρακάτω ενδεχόμενα:

Πρώτον, στην περίπτωση χαμηλής συχνότητας των υπό εξέταση μεταβάσεων και συνεπώς ανεπάρκεια της μεθόδου να διαμορφώσει κάποια επικρατούσα πολιτική. Τρόποι αντιμετώπισης αυτού αποτελούν:

- Η διεύρυνση της βάσης δεδομένων αν κριθεί μικρού μεγέθους.
- Η εισαγωγή κινήτρων για ποιοτικότερη οδήγηση με στόχο την απομείωση σε πρώτο στάδιο των μεγεθών που ο οδηγός μπορεί να ελέγξει και ανάδειξη των κυρίαρχων προβληματικών μεγεθών για τα οποία χρειάζεται καθοδήγηση.
- Ο περιορισμός του συνόλου των Ενεργειών με μείωση των πιθανών τιμών που μπορούν να ανατεθούν στη μεταβολή κάθε μεταβλητής. Υπενθυμίζεται ότι στην προκειμένη έρευνα, το

σύνολο αυτό ήταν το [-3,2]. Μια μείωση παραδείγματος χάρη θα σήμαινε το σύνολο να γίνει [-2,1]. Ως αποτέλεσμα, ναι μεν θα αυξανόταν η συχνότητα εμφάνισης πολλών Ενεργειών αφού το πλήθος θα μειωνόταν από $6^4 = 1296$ σε $4^4 = 256$, ωστόσο ο ερευνητής καλείται να βρει την ισορροπία μεταξύ αποδοτικότητας της μεθόδου και ικανοποιητικού επιπέδου ποσοτικοποίησης των προτεινόμενων Ενεργειών.

Δεύτερον, η συχνή εμφάνιση περισσοτέρων από μίας Ενεργειών για μία εξεταζόμενη μετάβαση μεταξύ Καταστάσεων, και συνεπώς η αδυναμία προσδιορισμού κυρίαρχης πολιτικής, δε συνιστά αποτυχία της έρευνας αλλά χρίζει ορθής αιτιολόγησης. Αναλυτικότερα, ο κάθε οδηγός δύναται, για μια δεδομένη μετάβαση, να πράττει και να συμπεριφέρεται διαφορετικά ανάλογα με ποικίλους παράγοντες και προσαρμοζόμενος σε διαφορετικές συνθήκες. Τέτοια αίτια πολυμορφικής συμπεριφοράς θα μπορούσαν να αποτελέσουν η χρονική στιγμή πραγματοποίησης του ταξιδιού (εντός της εβδομάδος ή τα σαββατοκύριακα), ο σκοπός της μετακίνησης του (για εργασία ή αναψυχή), οι καιρικές συνθήκες (βροχή ή καλοκαιρία) όσο και το περιβάλλον οδήγησης (αστικό ή υπεραστικό).

Επιπροσθέτως, στο πλαίσιο της διπλωματικής εργασίας, επιβεβαιώθηκε η ανάγκη εξατομικευμένης προσέγγισης του προβλήματος. Η σημασία της ανά οδηγό διερεύνησης αναδείχθηκε στα διαγράμματα Spider του Κεφαλαίου 4.6 (π.χ. Διαγράμματα 4.11 και 4.13). Καταδεικνύεται ότι διαφορετικοί οδηγοί έχουν ανάγκη διαφορετικού τύπου συστάσεων για την επιτυχή μετάβαση τους σε κάποια καλύτερη Κατάσταση. Άλλοι απαιτούν μεγάλου μεγέθους μείωση σε συγκεκριμένες πτυχές της οδήγησής τους, ενώ άλλοι μια πολύπλευρη αλλά μικρότερου βαθμού βελτίωση στα χαρακτηριστικά της συμπεριφορά τους.

Πέραν, όμως, του προσδιορισμού κατά τα παραπάνω των απαιτούμενων μειώσεων που πρέπει να υιοθετηθούν, η παρούσα έρευνα κατάφερε να προσδιορίσει και τα περιθώρια παρατυπίας που πιθανότατα να διατίθενται για κάποιες μεταβάσεις μεταξύ Καταστάσεων στον κάθε οδηγό. Με τους πίνακες βέλτιστων Ενεργειών (όπως παρουσιάστηκαν στο Κεφάλαιο 4.6) εκτός από περιορισμούς δίνονται και τα περιθώρια αύξησης που μπορεί να έχουν κάποιες μεταβλητές χάρη στην συνεισφορά της μείωσης των υπολοίπων. Με αυτόν τον τρόπο, δίνεται σε κάποιες περιπτώσεις στους οδηγούς η δυνατότητα κάποιων – μικρών συνήθως- παραβάσεων που αντισταθμίζονται από ικανοποιητικού επιπέδου μετρίαση ενός ή περισσοτέρων μεγεθών.

Τέλος, υλοποιήθηκε μια μεθοδολογία παρακολούθησης και αξιολόγησης της χρονικής εξέλιξης της πορείας των οδηγών. Όπως περιγράφεται στο Κεφάλαιο 4.7, η Αθροιστική Αξιολόγηση βασισμένη σε διαδοχικές 50άδες ταξιδιών του κάθε οδηγού μπορεί να εντοπίσει τάσεις οδηγικής συμπεριφοράς ανά χρονικές περιόδους, οι οποίες με κατάλληλη ανάλυση και πιθανώς συσχέτιση με άλλα μελετώμενα μεγέθη για τις ίδιες περιόδους, έχουν την ικανότητα να αποδώσουν την αιτιολογία της καλής ή κακής σκιαγραφόμενης συμπεριφοράς του οδηγού. Επιπλέον, η μεθοδολογία δίνει δυνατότητες σύγκρισης και επομένως κατάταξης οδηγών, καθώς ο κάθε οδηγός μπορεί να χαρακτηρίζεται από την Αθροιστική Αξιολόγηση της τελευταίας μόνο 50άδας του ταξιδιών και το στοιχείο αυτό να τον κατατάσσει σε σχέση με τους υπόλοιπους οδηγούς της βάσης δεδομένων, λειτουργώντας ως κίνητρο για βελτίωση της οδηγικής του συμπεριφοράς, ειδικά σε περίπτωση της διασύνδεσης της ταξινόμησης με οικονομική επιχορήγηση.

5.2. ΠΡΟΕΚΤΑΣΕΙΣ ΈΡΕΥΝΑΣ

Στην παρούσα διπλωματική η επίλυση του προβλήματος στηρίχθηκε στην Ενισχυτική Μάθηση, μία μέθοδο με μικρή έως τώρα εφαρμογή στον τομέα της οδηγικής συμπεριφοράς. Στη διάρκεια της εργασίας έγιναν παραδοχές και προσεγγίσεις κατά την κρίση του ερευνητή με στόχο τον σαφή ορισμό του ζητήματος. Οι περιορισμοί αυτοί, σε συνδυασμό με προβληματισμούς προκύπτοντες στην πορεία της έρευνας, αλλά ορμώμενους και από τα αποτελέσματά της, γεννούν σημεία στα οποία κρίνεται απαραίτητη περαιτέρω εμβάθυνση.

Πρωτίστως, θα πρέπει να διερευνηθεί η επιρροή της εισαγωγής κινήτρων στους χρήστες για ποιοτικότερη οδήγηση, καθώς και η διττή τους επίδραση τόσο στα αποτελέσματα της Ενισχυτικής Μάθησης όσο και της συσταδοποίησης. Όπως έχει προαναφερθεί, η βάση δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε αντανάκλα την «κανονική συμπεριφορά» των οδηγών, οι οποίοι γνώριζαν μεν ότι τα χαρακτηριστικά της οδήγησής τους καταγράφονται, δίχως όμως να έχουν ερέθισμα για προσπάθεια βελτίωσης του τρόπου οδήγησής τους. Τα κίνητρα μπορούν να δοθούν με διάφορες τεχνικές στους οδηγούς, όπως για παράδειγμα υπό μορφή εκπτώσεων στα ασφάλιστρα ανάλογα με τη θέση τους στην κατάταξη που περιγράφεται στο Κεφάλαιο 4.7. Αν και μένει να ερευνηθεί, αναμένεται η πιο συντονισμένη και ελεγχόμενη οδήγηση να περιορίσει κάποιες από τις προβληματικές μεταβλητές της μεθοδολογίας, αναδεικνύοντας ως εκ τούτου τα σημεία που χρίζουν πραγματική σύσταση και καθοδήγηση και βελτιώνοντας ταυτόχρονα την αποτελεσματικότητα της Ενισχυτικής Μάθησης.

Κατά αυτόν τον τρόπο, η προτεινόμενη μεθοδολογία δύναται να συνεισφέρει σε, ιδιαίτερα δημοφιλή για την εποχή, καινοτόμα συστήματα ασφάλισης που εισαγάγουν μεθόδους συσχετιζόμενες με τον τρόπο οδήγησης του κάθε χρήστη (Usage-based motor insurance- UBI). Τέτοιες εφαρμογές είναι οι Pay-as-you-drive (PAUD) και Pay-how-you-drive (PHUD). Η κεντρική τους ιδέα βασίζεται στο αντί ο οδηγός να πληρώνει μία προκαθορισμένη τιμή, το μέγεθος των ασφάλιστρων καθορίζεται από την οδηγική του συμπεριφορά και το βαθμό έκθεσής του σε οδηγικές καταστάσεις. Ως αποτέλεσμα, χάρη σε μειωμένη και ομαλότερη οδήγηση μειώνεται το ρίσκο των ατυχημάτων με οφέλη και σε κοινωνικό επίπεδο από άποψη κυκλοφοριακής συμφόρησης και εκπομπών ρύπων (Tselentis et al., 2016).

Όσον αφορά στη συσταδοποίηση, η εισαγωγή κινήτρων θα λειτουργήσει επικουρικά στο ανασυγκρότηση των δεδομένων και στην ανάδειξη πιο συγκεκριμένων προφίλ κινητικότητας, αποτελώντας εφαλτήριο για τη διαμόρφωση ενός διαφορετικού προβλήματος Ενισχυτικής Μάθησης με αυτό τον τρόπο σύνθεσης Καταστάσεων. Επιπροσθέτως, σε περίπτωση που ο προσδιορισμός συστάδων οδηγών στεφθεί επιτυχής, ανοίγουν δρόμοι προς τη συγχώνευση δεδομένων (data fusion) και το πρόβλημα της Ενισχυτικής Μάθησης θα αντιμετωπίζεται, όχι με εξατομικευμένη, αλλά με ανά τύπο οδηγού προσέγγιση. Το γεγονός αυτό, αυτόματα θα επιφέρει υπερμεγέθη αύξηση του αριθμού των εισαγόμενων ταξιδιών στον αλγόριθμο και συνεπώς εγγυημένα ποιοτικότερα αποτελέσματα.

Άλλα σημεία της εργασίας, που ορισμένοι παράμετροι και στοιχεία λήφθηκαν κατά την κρίση του ερευνητή και, επομένως, αξίζουν περαιτέρω ανάλυσης είναι τα κάτωθι:

- Επιλογή μεγεθών ελέγχου οδηγικής συμπεριφοράς: Πέραν της απότομης επιτάχυνσης, απότομης επιβράδυνσης, χρήσης κινητού και υπέρβασης ορίου ταχύτητας κι άλλα μεγέθη μπορεί να παρουσιάζουν σημαντική επιρροή στην περιγραφή της οδηγικής συμπεριφοράς (π.χ. συμπεριφορά οδηγών όταν το όχημα είναι σε στάση, τρόπος οδήγησης σε στροφές και σε σημαντικά σημεία του οδικού δικτύου, τρόπος οδήγησης σε διαφορεικές ημέρες της εβδομάδας και διαφορετικές ώρες της ημέρας, επιρροή τύπου οδικού δικτύου στην οδήγηση κτλ).
- Επιλογή συντελεστών βαρύτητας των παραπάνω μεγεθών: Εν προκειμένω, στην ευκλείδεια απόσταση μέσω της οποίας ορίστηκαν οι Καταστάσεις του προβλήματος τα εξεταζόμενα μεγέθη είχαν μοναδιαίο συντελεστή. Σε άλλη έρευνα, είναι πιθανό να απαιτείται να ανατεθεί διαφορετική βαρύτητα σε κάποια μεταβλητή, η οποία μπορεί να προκύψει είτε από άλλη έρευνα στα ίδια δεδομένα είτε από ευρήματα της διεθνούς βιβλιογραφίας.
- Ποσοστά διάκρισης των Καταστάσεων: Όπως αναφέρεται στο Κεφάλαιο 4.2 τα ποσοστά αυτά επιδιώχθηκε να εκφράζουν ένα κλιμακωτό επίπεδο δυσκολίας κατάκτησης των υψηλών Καταστάσεων. Είναι σκόπιμο να ερευνηθούν ο ισομερής και όποιου άλλου είδους χωρισμός των Καταστάσεων.
- Τιμές ανατιθέμενων ανταμοιβών και ποινών στην Αξιολόγηση Προόδου των οδηγών: Σημαντικό θα ήταν να αναλυθεί η διαδικασία για διαφορετικές τιμές σε ορισμένες μεταβάσεις, όπως για παράδειγμα για την παραμονή σε Άριστη ή Κάκιστη Κατάσταση.

Ένα άλλο ερώτημα που πρέπει να απαντηθεί σχετίζεται με τον τρόπο που θα αντιδράσει το σύστημα των οδηγών, όταν η πληροφορία της μεθοδολογίας για βελτίωση της οδηγικής συμπεριφοράς γίνει διαθέσιμη σε όλους τους οδηγούς. Το πρόβλημα της Ενισχυτικής Μάθησης τότε μετατρέπεται σε πολλαπλών πρακτόρων (Multi-Agent reinforcement learning, MARL). Στην περίπτωση αυτή, η επίλυση καθίσταται ιδιαίτερος πολύπλοκη λόγω της ανταγωνιστικής φύσης του προβλήματος (στοιχείο που πηγάζει από τον τρόπο διάκρισης των Καταστάσεων) και απαιτεί χρήση της θεωρίας παιγνίων, τόσο μεταξύ διαφορετικών οδηγών, όσο και μεταξύ οδηγού και διαχειριστή του συστήματος.

Τέλος, μείζονος σημασίας αποτελεί η ανάλυση του τρόπου με τον οποίο πρέπει να δοθεί η πληροφορία, ώστε να γίνει εύληπτη από τον οδηγό. Στο σημείο αυτό, εισέρχεται η συμπεριφορική διάσταση του προβλήματος, καθώς επιδιώκεται μέσω της δυναμικής μάθησης η μακροχρόνια αλλαγή της νοοτροπίας του οδηγού.

6. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Γιαννής, Γ., Συκιανάκη, Α., Μπαϊρακτάρη, Σ., Τολέρης, Ε., Καπερώνη, Π., Θεοφίλης, Ι., & Κοψαχείλη, Α. (2007). Στρατηγική Αστικής Κινητικότητας στις Ελληνικές Πόλεις, 1–9.
- Alpaydin, E. (2004). *Introduction to Machine Learning*. *Machine Learning*. <https://doi.org/10.3390/molecules15074875>
- Baan, J., Driessen, B., van Huis, J., & van Leeuwen, C. J. (2011). SPITS road side sensor system. In *European Congress on Intelligent Transport Systems*.
- Ball, G. H., & Hall, D. J. (1967). A clustering technique for summarizing multivariate data. *Behavioral Science*, 12(2), 153–155. <https://doi.org/10.1002/bs.3830120210>
- Bishop, C. M. (2007). Pattern Recognition And Machine Learning. *Book*, 16(4), 738. <https://doi.org/10.1117/1.2819119>
- Brock, G., Pihur, V., Datta, S. S., & Datta, S. S. (2008). clValid : An R Package for Cluster Validation. *Journal Of Statistical Software*, 25(March 2008), 1–28. <https://doi.org/citeulike-article-id:2574494>
- Byravan, A., Monfort, M., Ziebart, B., Boots, B., & Fox, D. (2015). Graph-based inverse optimal control for robot manipulation. *IJCAI International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2015–Janua*, 1874–1880.
- Calabrese, F., Colonna, M., Lovisolo, P., Parata, D., & Ratti, C. (2011). Real-Time Urban Monitoring Using Cell Phones: A Case Study in Rome. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 12(1), 141–151. <https://doi.org/10.1109/TITS.2010.2074196>
- Chowdhury, A., Chakravarty, T., & Balamuralidhar, P. (2014). A novel approach to improve vehicle speed estimation using smartphone’s INS/GPS sensors. In *Proceedings of the International Conference on Sensing Technology, ICST (Vol. 2014–Janua)*.

- Desjardins, C., & Chaib-draa, B. (2011). Cooperative Adaptive Cruise Control: A Reinforcement Learning Approach. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 12(4), 1248–1260. <https://doi.org/Doi10.1109/Tits.2011.2157145>
- Ehlert, P. A. (2001). *The agent approach to tactical driving in autonomous vehicles and traffic simulation*. Delft University of Technology.
- Estellés-Arolas, E., & González-Ladrón-de-Guevara, F. (2012). Towards an integrated crowdsourcing definition. *Journal of Information Science*, 38(2), 189–200. <https://doi.org/10.1177/0165551512437638>
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases. *AI Magazine*, 17(3), 37. <https://doi.org/10.1609/aimag.v17i3.1230>
- Fogg, B. J. (2003). *Persuasive Technology: Using Computers to Change What We Think and Do*. *Persuasive Technology: Using Computers to Change What We Think and Do*. <https://doi.org/10.1016/B978-1-55860-643-2.X5000-8>
- Goodwin, P. (2012). Peak Travel, Peak Car and the Future of Mobility. *International Transport Forum*, (March), 41. <https://doi.org/DOI:>
- Halkidi, M., Batistakis, Y., & Vazirgiannis, M. (2001). On clustering validation techniques. *Journal of Intelligent Information Systems*, 17(2–3), 107–145. <https://doi.org/10.1023/A:1012801612483>
- Handel, P., Skog, I., Wahlstrom, J., Bonawiede, F., Welch, R., Ohlsson, J., & Ohlsson, M. (2014). Insurance telematics: Opportunities and challenges with the smartphone solution. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 6(4), 57–70. <https://doi.org/10.1109/MITS.2014.2343262>
- Haykin, S. (2008). *Neural Networks and Learning Machines*. Pearson Prentice Hall New Jersey USA 936 pLinks (Vol. 3). <https://doi.org/978-0131471399>
- Jaakkola, T., Jordan, M. I., & Singh, S. P. (1994). On the Convergence of Stochastic Iterative Dynamic Programming Algorithms. *Neural Computation*, 6(6), 1185–1201. <https://doi.org/10.1162/neco.1994.6.6.1185>
- Kaelbling, L. P., Littman, M. L., & Moore, A. W. (1996). Reinforcement Learning : A Survey. *Learning*, 237–285.
- Kaufman, L., & Rousseeuw, P. J. (1987). Clustering by means of medoids.

Statistical Data Analysis Based on the L 1-Norm and Related Methods. First International Conference.

- Ketchen, D., & Shook, C. (1996). The application of cluster analysis in strategic management research: An analysis and critique. *Strategic Management Journal*, 17(6), 441–458. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0266\(199606\)17:6<441::AID-SMJ819>3.0.CO;2-G](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(199606)17:6<441::AID-SMJ819>3.0.CO;2-G)
- Kiencke, U., & Nielsen, L. (2005). *Automotive Control Systems: For Engine, Driveline and Vehicle*. Springer.
- Lane, N. D., Miluzzo, E., Lu, H., Peebles, D., Choudhury, T., & Campbell, A. T. (2010). A survey of mobile phone sensing. *IEEE Communications Magazine*, 48(9), 140–150. <https://doi.org/10.1109/MCOM.2010.5560598>
- Lee, W. P., & Lee, K. H. (2014). Making smartphone service recommendations by predicting users' intentions: A context-aware approach. *Information Sciences*, 277, 21–35. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2014.04.033>
- Macqueen, J. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, 1(233), 281–297. <https://doi.org/citeulike-article-id:6083430>
- Messmer, A., Papageorgiou, M., & MESSNER, A. (1990). METANET: a macroscopic simulation program for motorway networks. <https://doi.org/10.1207/s15327035ex0402>
- Mitchell, T. M. (1997). *Machine Learning*. McGraw-Hill. <https://doi.org/10.1145/242224.242229>
- Naranjo, J. E., Gonzalez, C., Garcia, R., DePedro, T., & Pedro, T. De. (2006). ACC+Stop&Go Maneuvers With Throttle and Brake Fuzzy Control. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 7(2), 213–225. <https://doi.org/10.1109/TITS.2006.874723>
- Oinas-Kukkonen, H., & Harjumaa, M. (2008). A systematic framework for designing and evaluating persuasive systems. In *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* (Vol. 5033 LNCS, pp. 164–176). <https://doi.org/10.1007/978-3-540-68504-3-15>
- Paefgen, J., Kehr, F., Zhai, Y., & Michahelles, F. (2012). Driving behavior analysis

- with smartphones: Insights from a controlled field study. In *Proceedings of the 11th International Conference on Mobile and Ubiquitous Multimedia, MUM 2012*. <https://doi.org/10.1145/2406367.2406412>
- Pang-Ning, T., Steinbach, M., & Kumar, V. (2006). *Introduction to data mining*. Library of Congress. [https://doi.org/10.1016/0022-4405\(81\)90007-8](https://doi.org/10.1016/0022-4405(81)90007-8)
- Papageorgiou, M. (1983). *Applications of automatic control concepts to traffic flow modeling and control*.
- Papageorgiou, M., Kosmatopoulos, E., & Papamichail, I. (2008). Effects of Variable Speed Limits on Motorway Traffic Flow. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2047, 37–48. <https://doi.org/10.3141/2047-05>
- Passchier, I., Bijlsma, T., Blokpoel, R., Bollars, S., Ophelders, F., & Stuiver, A. (2013). Influencing driving behavior via in-car speed advice in a field operational test. *Proceedings of 9th ITS European Congress*, (June), 4–7.
- Paton, N. W., & Díaz, O. (1999). Active Database Systems. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 31(1), 63–103. <https://doi.org/10.1145/311531.311623>
- Peng, J., & Williams, R. J. (1996). Incremental multi-step Q-learning. *Machine Learning*. <https://doi.org/10.1007/BF00114731>
- Pham, D. T., Dimov, S. S., & Nguyen, C. D. (2005). Selection of K in K-means clustering. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 219(1), 103–119. <https://doi.org/10.1243/095440605X8298>
- Pucher, J., & Dijkstra, L. (2003). Promoting Safe Walking and Cycling to Improve Public Health Walking and Cycling: the MOST sustainable transport modes. *American Journal of Public Health*, 93(9), 1509–1516. <https://doi.org/10.1016/j.yjmed.2009.07.028>
- Puterman, M. L. (1994). *Markov Decision Processes: Discrete Stochastic Dynamic Programming*. Wiley New York. <https://doi.org/10.1080/00401706.1995.10484354>
- Raadal, H. L., Gagnon, L., Modahl, I. S., & Hanssen, O. J. (2011). Life cycle greenhouse gas (GHG) emissions from the generation of wind and hydro power. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 15(7), 3417–3422. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2011.05.001>

- Saiprasert, C., & Pattara-Atikom, W. (2013). Smartphone enabled dangerous driving report system. In *Proceedings of the Annual Hawaii International Conference on System Sciences*. <https://doi.org/10.1109/HICSS.2013.484>
- Schrank, D., Eisele, B., & Lomax, T. (2012). *TTI's 2012 urban mobility report*. Texas A&M Transportation Institute. Retrieved from <http://d2dtl5nnlpfr0r.cloudfront.net/tti.tamu.edu/documents/mobility-report-2012.pdf>
- Shimosaka, M., Kaneko, T., & Nishi, K. (2014). Modeling risk anticipation and defensive driving on residential roads with inverse reinforcement learning. *2014 17th IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems, ITSC 2014*, 1694–1700. <https://doi.org/10.1109/ITSC.2014.6957937>
- Shimosaka, M., Sato, J., Takenaka, K., & Hitomi, K. (2017). Fast Inverse Reinforcement Learning with Interval Consistent Graph for Driving Behavior Prediction. *Proceedings of the 31th Conference on Artificial Intelligence (AAAI 2017)*, 1532–1538.
- Skog, I., & Handel, P. (2009). In-Car Positioning and Navigation Technologies #x2014; A Survey. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 10(1), 4–21. <https://doi.org/10.1109/TITS.2008.2011712>
- Su, H., Zheng, K., Huang, J., Jeung, H., Chen, L., & Zhou, X. (2014). CrowdPlanner: A crowd-based route recommendation system. In *Proceedings - International Conference on Data Engineering* (pp. 1144–1155). <https://doi.org/10.1109/ICDE.2014.6816730>
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (1998). Reinforcement Learning: An Introduction. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 9(5), 1054–1054. <https://doi.org/10.1109/TNN.1998.712192>
- Toledo, T., Musicant, O., & Lotan, T. (2008). In-vehicle data recorders for monitoring and feedback on drivers' behavior. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 16(3). <https://doi.org/10.1016/j.trc.2008.01.001>
- Tselentis, D. I., Yannis, G., & Vlahogianni, E. I. (2016). Innovative Insurance Schemes: Pay as/how You Drive. *Transportation Research Procedia*, 14, 362–371. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2016.05.088>
- Tsitsiklis, J. N. (1994). Asynchronous Stochastic Approximation and Q-Learning.

- Machine Learning*, 16(3), 185–202.
<https://doi.org/10.1023/A:1022689125041>
- Van De Weijer, C. J. T., & Rutten, B. J. C. M. (2012). How navigation centric traffic management is rapidly changing traffic management already today. In *19th Intelligent Transport Systems World Congress, ITS 2012*. Retrieved from <http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-84896994824&partnerID=tZOtx3y1>
- Vlahogianni, E. I., & Barmounakis, E. N. (2017). Driving analytics using smartphones: Algorithms, comparisons and challenges. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 79, 196–206.
<https://doi.org/10.1016/j.trc.2017.03.014>
- Vuchic, V. R. (2007). *Urban Transit Systems and Technology*. *Urban Transit Systems and Technology*. <https://doi.org/10.1002/9780470168066>
- Walraven, E., Spaan, M. T. J., & Bakker, B. (2016). Traffic flow optimization: A reinforcement learning approach. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 52, 203–212. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2016.01.001>
- Watkins, C. (1989). *Learning from delayed rewards*. Cambridge University.
[https://doi.org/10.1016/0921-8890\(95\)00026-C](https://doi.org/10.1016/0921-8890(95)00026-C)
- Weiser, P., Scheider, S., Bucher, D., Kiefer, P., & Raubal, M. (2016). Towards sustainable mobility behavior: research challenges for location-aware information and communication technology. *Geoinformatica*, 20(2), 213–239. <https://doi.org/10.1007/s10707-015-0242-x>
- Widom, J., & Ceri, S. (1996). Review of Active Database Systems - Triggers and Rules for Advanced Database Processing. *Journal of Logic and Computation*, 6(5), 745.
- Yamamoto, T., & Nakayama, S. (2002). In-vehicle route recommendation system with learning by neural networks. *Proceedings of the Joint First*. Retrieved from <http://nutrend.jp/%7B~%7Dyamamoto/papers/SCIS2002.pdf>
- Zhao, Y. (2000). Mobile Phone Location Determination and Its Impact on Intelligent Transportation Systems. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 1(1). <https://doi.org/10.1109/6979.869021>

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α

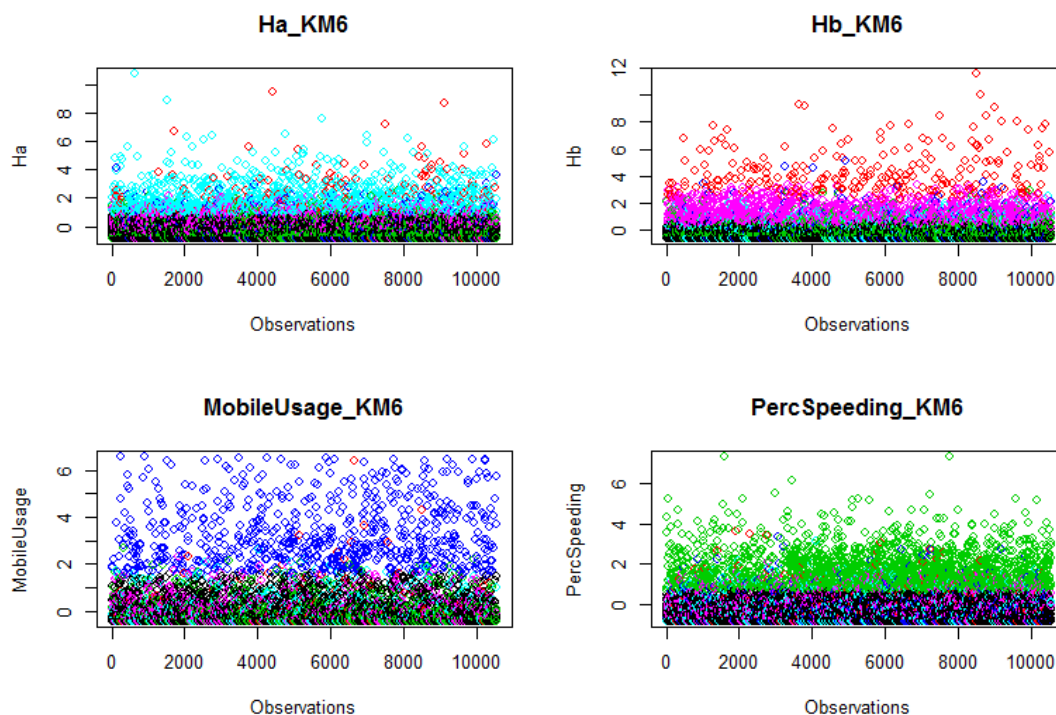
ΜΕΘΟΔΟΣ K-MEANS 6 ΣΥΣΤΑΔΩΝ

Πίνακας 4.14: Χαρακτηριστικά παραγόμενων κεντροειδών από K-means 6 συστάδων σε κανονικοποιημένες τιμές.

Αριθμός Συστάδας	Μέγεθος Συστάδας	Κανονικοποιημένες Τιμές			
		Απότομη Επιτάχυνση (ανά χιλ.)	Απότομη Επιβράδυνση (ανά χιλ.)	Χρήση Κινητού (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)	Υπέρβαση Ορίου Ταχύτητας (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)
1	1970	-0,315	-0,157	-0,262	1,639
2	1154	1,918	-0,197	-0,205	-0,345
3	661	-0,149	-0,141	3,283	-0,311
4	1398	0,145	1,232	-0,183	-0,214
5	243	1,373	4,268	-0,038	0,006
6	5138	-0,395	-0,414	-0,224	-0,453

Πίνακας 4. 15: Χαρακτηριστικά παραγόμενων κεντροειδών από K-means 6 συστάδων σε μη κανονικοποιημένες τιμές.

Αριθμός Συστάδας	Μέγεθος Συστάδας	Μη-Κανονικοποιημένες Τιμές			
		Απότομη Επιτάχυνση (ανά χιλ.)	Απότομη Επιβράδυνση (ανά χιλ.)	Χρήση Κινητού (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)	Υπέρβαση Ορίου Ταχύτητας (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)
1	1970	0,153	0,071	0,023	0,304
2	1154	0,871	0,064	0,031	0,060
3	661	0,207	0,074	0,531	0,065
4	1398	0,301	0,320	0,034	0,077
5	243	0,696	0,863	0,055	0,104
6	5138	0,128	0,025	0,028	0,047



Διάγραμμα 4. 17: Μεμονωμένη ανά μεταβλητή αναπαράσταση ταξιδιών χρωματοποιημένων ανάλογα με τις 6 προκύπτουσες συστάδες από τη μέθοδο K-means.

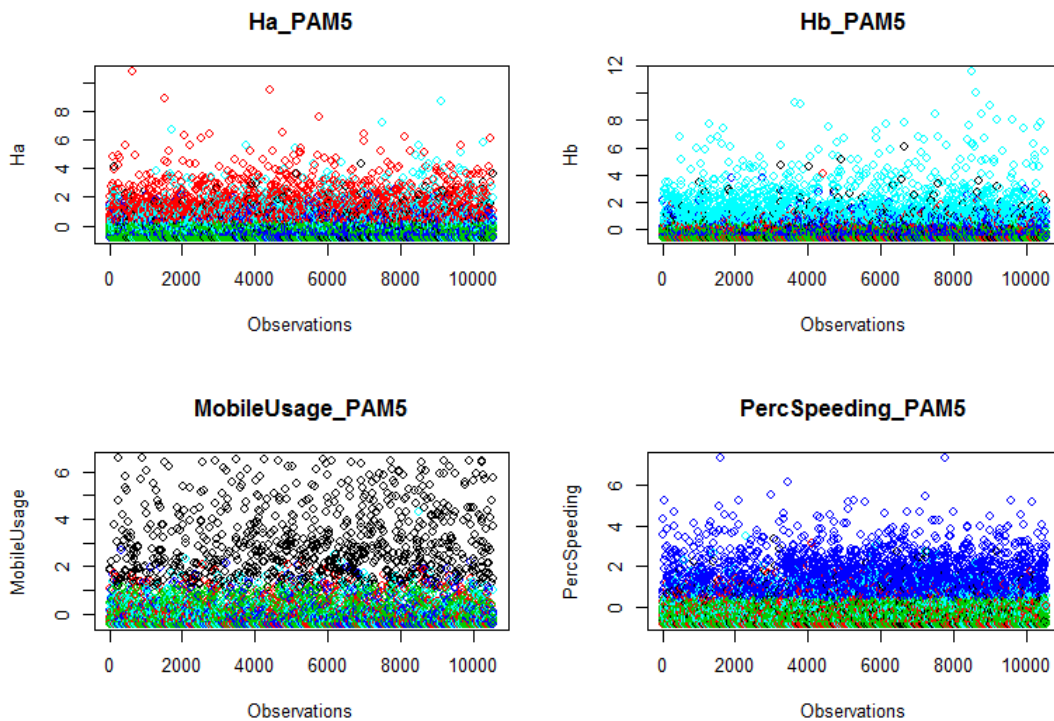
ΜΕΘΟΔΟΣ PAM 5 ΣΥΣΤΑΔΩΝ

Πίνακας 4. 16: Χαρακτηριστικά παραγόμενων κεντροειδών από PAM 5 συστάδων σε κανονικοποιημένες τιμές.

Αριθμός Συστάδας	Μέγεθος Συστάδας	Κανονικοποιημένες Τιμές			
		Απότομη Επιτάχυνση (ανά χιλ.)	Απότομη Επιβράδυνση (ανά χιλ.)	Χρήση Κινητού (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)	Υπέρβαση Ορίου Ταχύτητας (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)
1	780	-0,299	-0,260	2,644	-0,555
2	1774	1,042	-0,555	-0,263	-0,502
3	3965	-0,610	-0,555	-0,351	-0,561
4	2281	-0,429	-0,164	-0,394	1,313
5	1764	0,164	1,162	-0,287	-0,253

Πίνακας 4. 17: : Χαρακτηριστικά παραγόμενων κεντροειδών από PAM 5 συστάδων σε μη κανονικοποιημένες τιμές.

Αριθμός Συστάδας	Μέγεθος Συστάδας	Μη-Κανονικοποιημένες Τιμές			
		Απότομη Επιτάχυνση (ανά χιλ.)	Απότομη Επιβράδυνση (ανά χιλ.)	Χρήση Κινητού (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)	Υπέρβαση Ορίου Ταχύτητας (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)
1	780	0,159	0,053	0,439	0,035
2	1774	0,589	0,000	0,023	0,041
3	3965	0,059	0,000	0,010	0,034
4	2281	0,117	0,070	0,004	0,264
5	1764	0,307	0,307	0,019	0,072



Διάγραμμα 4. 18: Μεμονωμένη ανά μεταβλητή αναπαράσταση ταξιδιών χρωματοποιημένων ανάλογα με τις 5 προκύπτουσες συστάδες από τη μέθοδο PAM.

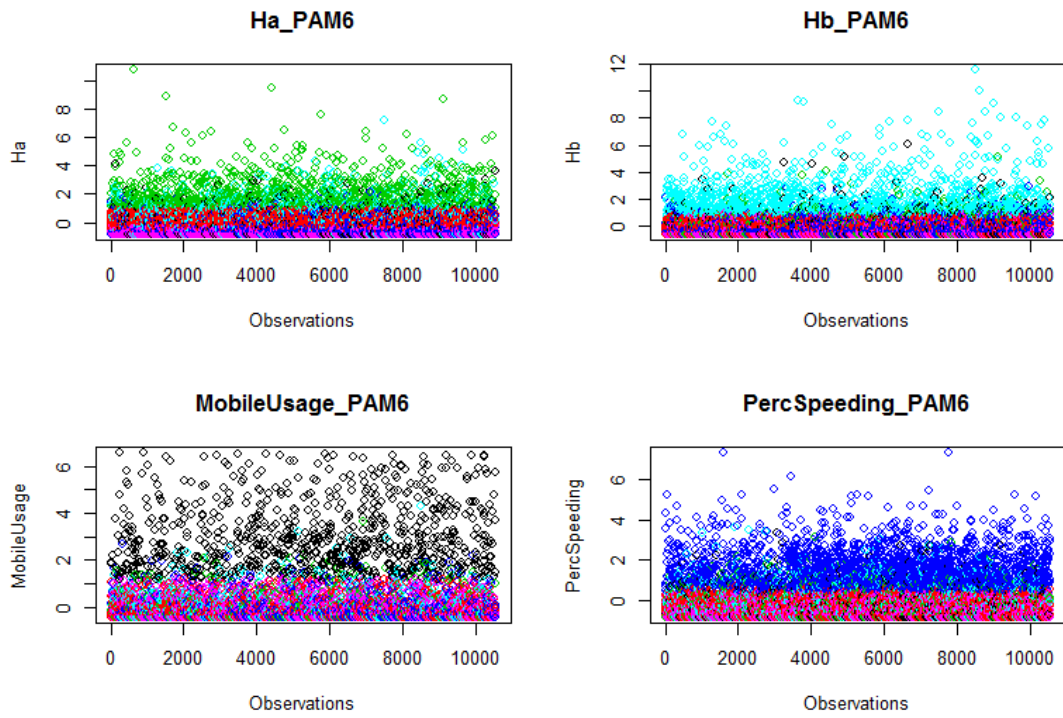
ΜΕΘΟΔΟΣ ΡΑΜ 6 ΣΥΣΤΑΔΩΝ

Πίνακας 4. 18: Χαρακτηριστικά παραγόμενων κεντροειδών από ΡΑΜ 6 συστάδων σε κανονικοποιημένες τιμές.

Αριθμός Συστάδας	Μέγεθος Συστάδας	Κανονικοποιημένες Τιμές			
		Απότομη Επιτάχυνση (ανά χιλ.)	Απότομη Επιβράδυνση (ανά χιλ.)	Χρήση Κινητού (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)	Υπέρβαση Ορίου Ταχύτητας (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)
1	779	-0,299	-0,260	2,644	-0,555
2	2605	0,082	-0,241	-0,364	-0,436
3	1002	1,851	-0,124	-0,422	-0,297
4	2268	-0,429	-0,164	-0,394	1,313
5	1174	0,475	1,719	-0,243	-0,227
6	2736	-0,793	-0,555	-0,364	-0,656

Πίνακας 4. 19: Χαρακτηριστικά παραγόμενων κεντροειδών από ΡΑΜ 6 συστάδων σε μη κανονικοποιημένες τιμές.

Αριθμός Συστάδας	Μέγεθος Συστάδας	Μη-Κανονικοποιημένες Τιμές			
		Απότομη Επιτάχυνση (ανά χιλ.)	Απότομη Επιβράδυνση (ανά χιλ.)	Χρήση Κινητού (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)	Υπέρβαση Ορίου Ταχύτητας (Ποσοστό του χρόνου ταξιδιού)
1	779	0,159	0,053	0,439	0,035
2	2605	0,281	0,056	0,008	0,049
3	1002	0,849	0,077	0,000	0,066
4	2268	0,117	0,070	0,004	0,264
5	1174	0,407	0,407	0,026	0,075
6	2736	0,000	0,000	0,008	0,022



Διάγραμμα 4. 19: Μεμονωμένη ανά μεταβλητή αναπαράσταση ταξιδιών χρωματοποιημένων ανάλογα με τις 6 προκύπτουσες συστάδες από τη μέθοδο PAM.