



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΠΟΛΙΤΙΚΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΜΕΤΑΦΟΡΩΝ ΚΑΙ ΣΥΓΚΟΙΝΩΝΙΑΚΗΣ ΥΠΟΔΟΜΗΣ

Ανάπτυξη προτύπου πρόβλεψης αλλαγής λωρίδας με δεδομένα τροχιών υψηλής ανάλυσης

Development of lane change prediction models utilizing high resolution trajectory data

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ



ΙΑΣΟΝΑΣ ΠΛΥΜΕΝΟΣ - ΠΑΠΑΓΕΩΡΓΑΣ

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

Αθήνα, Μάρτιος 2021

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Η διπλωματική εργασία με τίτλο «Ανάπτυξη προτύπου πρόβλεψης αλλαγής λωρίδας με δεδομένα τροχιών υψηλής ανάλυσης» αποτέλεσε την ολοκλήρωση του κύκλου σπουδών μου και θα ήθελα να ευχαριστήσω όσους στάθηκαν δίπλα μου σε ένα τόσο σημαντικό για μένα στάδιο.

Αρχικά εκτιμάω ιδιαίτερα την δυνατότητα που μου δόθηκε από την κ. Ελένη Βλαχογιάννη, Αναπληρώτρια Καθηγήτρια της Σχολής Πολιτικών Μηχανικών Ε.Μ.Π. , να εκπονήσω όχι μόνο ένα τόσο ενδιαφέρον θέμα αλλά και να ανακαλύψω μέσα από την διαδικασία ένα αντικείμενο που θα ήθελα να ασχοληθώ επαγγελματικά.

Επιπλέον θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Παναγιώτη Φαφουτέλη, υποψήφιο Διδάκτορα και ερευνητή της Σχολής Πολιτικών Μηχανικών Ε.Μ.Π., για όλη την καθοδήγηση και βοήθεια που μου πρόσφερε σε τυχόν ερωτήματα μου.

Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους τους ανθρώπους που ήταν δίπλα μου και ιδιαίτερα τους γονείς μου για όλα όσα μου έχουν προσφέρει.

Αθήνα, Μάρτιος 2021

Ιάσοντας Πλυμένος - Παπαγέωργας

Ανάπτυξη προτύπου πρόβλεψης αλλαγής λωρίδας με δεδομένα τροχιών υψηλής ανάλυσης

Ιάσοντας Πλυμένος - Παπαγέωργας

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

ΣΥΝΟΨΗ

Τα τελευταία χρόνια η εξέλιξη της υπολογιστικής δύναμης καθώς και η καλύτερη αξιοποίηση της έχουν οδηγήσει την συνεχώς αυξανόμενη εισαγωγή συστημάτων αυτοματισμού στα οχήματα, μειώνοντας ολοένα και μεγαλύτερο μέρος του λογιστικού φόρτου του οδηγού βελτιώνοντας κατ' επέκταση τις συνθήκες οδήγησης και την ασφάλεια των χρηστών. Στόχος της παρούσας διπλωματικής είναι μέσα από μια πολυσύνθετη διαδικασία η εξόρυξη των απαραίτητων δεδομένων ώστε στη συνέχεια, αξιοποιώντας Βαθιά Νευρωνικά Αναδρομικά Δίκτυα της μορφής LSTM, να αναπτυχθούν υπό επίβλεψη πρότυπα πρόβλεψης. Τα δεδομένα με βάση των οποίων έγινε η εκπαίδευση των μοντέλων πρόβλεψης αντλήθηκαν από ένα πείραμα που έλαβε χώρα στο κέντρο της Αθήνας κατά το οποίο καταγράφηκαν υψηλής ευκρίνειας τροχιές οχημάτων με χρήση ΣμηΕΑ. Η ανάπτυξη των προτύπων πρόβλεψης η οποία αποτελείται από επιμέρους σενάρια διαφορετικών συνθηκών πρόβλεψης ολοκληρώνεται με την αξιολόγηση τους καθώς και γίνεται αναφορά σε πιθανούς τρόπους εφαρμογής τους σε πραγματικές συνθήκες. Ωστόσο σε μια πραγματική υλοποίηση της μεθόδου κρίνεται απαραίτητο να γίνει μετέπειτα εκπαίδευση σε περισσότερα δεδομένα ελαχιστοποιώντας στο μέγιστο βαθμό άγνωστες για τον αλγόριθμο οδηγικές συνθήκες.

Λέξεις κλειδιά: οδική ασφάλεια, αλγόριθμοι πρόβλεψης, βαθιά νευρωνικά αναδρομικά δίκτυα

Development of lane change prediction models utilizing high resolution trajectory data

Jason Plymenos - Papageorgas

Supervisor: Eleni I. Vlahogianni, Associate Professor NTUA

ABSTRACT

In recent years, the evolution of computing power as well as its better utilization have led to the ever-increasing introduction of automation systems in vehicles, reducing significantly the driver's accounting burden, thus improving driving conditions and user safety. The objective of this Diploma Thesis is first to obtain all the necessary data by utilizing an extraction algorithm, and following that, a transformation of the data in a way so that by utilizing a deep recurrent neural network and specifically in the form of LSTM, a successful development of a supervised prediction algorithm will be possible. The data used in the training of the algorithms were obtained from an experiment that took place in the center of Athens during which, high-precision vehicle trajectories were recorded using unmanned aerial vehicles (drones). The development of the forecasting algorithms consists of individual scenarios of various forecasting conditions and is completed with the evaluation as well as a possible implementation of each to a real-world scenario. However, it must be noted that in a real implementation of the method, further training of the algorithm, and a consequence, extraction of more data, must take place in order to minimize sufficiently most of the unknown - for the algorithm - driving conditions.

Keywords: road safety, prediction algorithms, deep recurrent neural network

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Στη σημερινή εποχή στον τομέα των μεταφορών και συγκεκριμένα στη στο αντικείμενο της οδικής ασφάλειας, ένα από τα σημαντικότερα ζητήματα που καλείται να αντιμετωπίσει ο συγκοινωνιολόγος μηχανικός είναι η μείωση των οδηγικών ατυχημάτων, όπου ένα σημαντικό μέρος αυτών συμβαίνει από την απρόσμενη αλλαγή λωρίδας. Τα τελευταία χρόνια, χάρη στη συνεχώς αυξανόμενη τεχνολογική ανάπτυξη, γίνεται εφικτή η αξιοποίηση Συστημάτων Υποβοήθησης Οδηγού (**Advanced driver-assistance systems**), τα οποία έχουν αρχίσει να ενσωματώνονται στην καθημερινότητα μας και σταδιακά οδηγούν σε μείωση των ατυχημάτων.

Ο προσδοκώμενος στόχος αυτής της διπλωματικής είναι η ανάπτυξη αλγορίθμων πρόβλεψης οι οποίοι θα είναι δυνατόν να αξιοποιηθούν στη βελτίωση της οδηγικής συμπεριφοράς με σκοπό την εφαρμογή σε πραγματικά δεδομένα ως μια μορφή συστήματος υποβοήθησης που θα ενημερώνει τον χρήστη κατά τον εντοπισμό μιας απρόσμενης μελλοντικής αλλαγής λωρίδας κάποιου άλλου οχήματος.

Στο πλαίσιο της βιβλιογραφικής ανασκόπησης λήφθηκαν υπόψη διαφορετικές έρευνες που έχουν γίνει στη προσπάθεια πρόβλεψης της αλλαγής λωρίδας όπου για κάθε μια από τις επιλεγμένες βιβλιογραφικές αναφορές γίνεται μια σύντομη αναφορά της μεθοδολογίας που ακολουθήθηκε και των αποτελεσμάτων που προέκυψαν. Ολοκληρώνοντας την ανασκόπηση, προσδιορίστηκε η ακριβής πορεία που πρέπει να ακολουθηθεί ώστε να καταλήξουμε στο ζητούμενο, δηλαδή την ανάπτυξη προτύπων πρόβλεψης του φαινομένου της αλλαγής λωρίδας καθώς και των κρίσιμων παραμέτρων που πρέπει να ληφθούν υπόψη.

Η βάση δεδομένων που αξιοποιήθηκε είναι αποτέλεσμα ενός πειράματος που έλαβε χώρα στο κέντρο της Αθήνας κατά τα την διάρκεια του οποίου, ένα σμήνος από μη Επανδρωμένων Συστήματα Αεροσκαφών (**drones**), κατέγραψαν την κυκλοφοριακή κατάσταση. Συγκεκριμένα, το συνολικό πείραμα αποτελείται από επιμέρους μετρήσεις για κάθε εργάσιμη ημέρα της εβδομάδας, με πέντε λήψεις διάρκειας τριάντα λεπτών.

Στην επεξεργασία των δεδομένων, η αρχική βάση οδηγήθηκε στη κατάλληλη για την εκπαίδευση του νευρωνικού δίκτυο μορφή, απομονώνοντας τις κύριες παραμέτρους και έχοντα πλέον πλήρη κατηγοριοποίηση της κάθε τροχιάς (**trajectory**) με σαφή διαχωρισμό στη χρονική στιγμή του πότε βρισκόταν σε κατάσταση αλλαγής λωρίδας και πότε όχι. Συγκεκριμένα αυτό αποτελούσαν από την εύρεση μιας αυτοματοποιημένης διαδικασίας εντοπισμού του φαινομένου της αλλαγής λωρίδας με την ελάχιστη δυνατή επίβλεψη (**lane change classification**), καθώς και την προσπάθεια ποσοτικοποίησης των εισροών που δεχόταν το κάθε όχημα από τις κυκλοφοριακές συνθήκες που είχε γύρω του (**car following model**).

Το τελικό στάδιο είναι η ενοποίηση των παραπάνω παραμέτρων και η δοκιμή διαφορετικών σεναρίων πρόβλεψης έχοντας όμως πρώτα κανονικοποιήσει τις τιμές των μεταβλητών που θα αξιοποιηθούν, ώστε να είναι κατανοητές από το νευρωνικό δίκτυο. Η διαδικασία ολοκληρώνεται με την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων μέσω κατάλληλων μετρικών καθώς και σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών σεναρίων πρόβλεψης. Συγκεκριμένα, το βραχυπρόθεσμο σενάριο πρόβλεψης πέτυχε καλύτερη ακρίβεια από το μακροπρόθεσμο, αλλά πρέπει να σημειωθεί ότι το χρονικό παράθυρο του μακροπρόθεσμου σεναρίου ήταν πέντε φορές μεγαλύτερο του βραχυπρόθεσμου. Ωστόσο, το πλήθος των δειγμάτων με τα οποία έγινε η εκπαίδευση και των δυο προτύπων χρειάζεται επέκταση σε περίπτωση πραγματικής υλοποίησης οποιασδήποτε εκ των δυο, με σκοπό την αξιοποίηση περισσότερων και διαφορετικών οδηγικών προφίλ.

Ολοκληρώνοντας, γίνεται αναφορά των πιθανών μεθόδων κατά των οποίων θα μπορούσε να υλοποιηθεί ένα τέτοιο σύστημα προ-ανίχνευσης της πιθανής αλλαγής λωρίδας ενός οχήματος, που στη συνέχεια θα ενημέρωνε τον χρήστη. Οι κυριότερες κατηγορίες χρηστών που θα απασκοπούσε μια πιθανή εφαρμογή των προτύπων πρόβλεψης είναι οι νέοι οδηγοί και οι ηλικιωμένοι στη περίπτωση ιδιωτικού οχήματος, όπου σαν εφαρμογή της μεθόδου θα απαιτούνταν η εγκατάσταση μιας μονάδας επεξεργασίας και αισθητήρων στο όχημα. Η δεύτερη κατηγορία είναι αυτή των χειριστών μηχανοκίνητων δίκυκλων οχημάτων, καθώς αποτελούν την πιο ευάλωτη ομάδα χρηστών. Εκεί, μια βιώσιμη εφαρμογή της μεθόδου θα μπορούσε να υλοποιηθεί υπό την μορφή ενός έξυπνου κράνους το οποίο θα εμπεριείχε όλα τα συστήματα ενσωματωμένα και θα οδηγούσε σε μια επαύξηση της πραγματικότητας του χρήστη (**augmented reality**).

Τέλος, ο ρυθμός μάθησης των προτύπων πρόβλεψης, η σύγκλιση των καμπύλων κόστους καθώς και η ακρίβεια που επιτεύχθηκε και στα δυο σενάρια, οδηγούν στο συμπέρασμα ότι τα αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα κρίνονται κατάλληλα στην αντιμετώπιση ενός τέτοιου είδους προβλήματος οδικής ασφάλειας καθώς είναι ικανά να ποσοτικοποιηθούν τις επιρροές του περιβάλλοντος και να ενημερώσουν έγκαιρα τον χρήστη για επικίνδυνες ενέργειες των άλλων χρηστών.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

1	ΕΙΣΑΓΩΓΗ	12
1.1	ΓΕΝΙΚΑ.....	12
1.2	ΣΚΟΠΟΣ.....	12
1.3	ΔΙΑΘΡΩΣΗ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ	13
2	ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ	15
2.1	ΕΙΣΑΓΩΓΗ	15
2.2	ΕΡΕΥΝΕΣ ΚΑΙ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΕΣ.....	15
2.3	ΣΥΝΟΨΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ	18
3	ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΚΗ ΠΡΟΣΣΕΓΓΙΣΗ.....	19
3.1	ΕΙΣΑΓΩΓΗ	19
3.2	ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΤΗΣ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑΣ.....	19
3.3	ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ	21
3.3.1	Διαδική κατηγοριοποίηση με Νευρωνικά Δίκτυα.....	21
3.3.2	Αξιολόγηση Προτύπων Κατηγοριοποίησης	22
3.3.3	Περιβάλλον Ανάπτυξης προτύπων	22
4	ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ ΚΑΙ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ.....	23
4.1	ΕΙΣΑΓΩΓΗ	23
4.2	ΑΡΧΙΚΗ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ	23
4.2.1	Περιγραφή της βάσης δεδομένων	23
4.2.2	Λογική Δομής του αλγορίθμου εξόρυξης δεδομένων.....	24
4.2.3	Αρχική μορφή των δεδομένων	25
4.2.4	Εισαγωγή δεδομένων	26
4.2.5	Εντοπισμός οχημάτων που παραβρέθηκαν για την δεδομένη διασταύρωση	27
4.2.6	Εντοπισμός κινήσεων των οχημάτων για δεδομένη διασταύρωση	29
4.2.7	Χαρακτηρισμός της επιλεγμένης κίνησης του κάθε οχήματος.....	32
4.2.8	Επιλογή και δημιουργία τοπικών αξόνων.....	34
4.2.9	Εξαγωγή συντεταγμένων οχήματος	34
4.2.10	Εύρεση υποδειγματικών τοπικών αξόνων για αξιοποίηση.....	35
4.2.11	Περιστροφή του συστήματος συντεταγμένων.....	37
4.2.12	Κατασκευή διαγραμμάτων ιστορίας οχήματος	43
4.2.13	Εντοπισμός της χρησιμοποιούμενης λωρίδας.....	45
4.2.14	Χαρακτηρισμός της θέσης πάνω στην λωρίδα	47
4.2.15	Εντοπισμός αλλαγής λωρίδας.....	50

4.2.16	Κατασκευή τελικών αρχείων.....	57
4.3	ΜΟΝΤΕΛΟ ΑΚΟΛΟΥΘΟΥΝΤΟΣ ΟΧΗΜΑΤΟΣ	58
4.3.1	Εισαγωγή.....	58
4.3.2	Εύρεση γειτονικών οχημάτων	58
4.3.3	Συνάρτηση ελέγχου οχήματος με άλλο όχημα.....	59
4.3.4	Συλλογή στοιχείων τα οποία εκτέλεσαν αλλαγή λωρίδας	64
4.3.5	Ποσοτικοποίηση των επιδράσεων.....	66
4.3.6	Πολλαπλασιαστές τροποποίησης με βάση τον τύπο οχήματος.....	66
4.3.7	Τελική μορφή αρχείων	70
4.4	ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ.....	71
4.4.1	Εισαγωγή.....	71
4.4.2	Ορισμός της πρόβλεψης.....	71
4.4.3	Ορισμός των συνθηκών πρόβλεψης	72
4.4.4	Μέθοδος μετακινούμενου χρονικού παράθυρου (rolling time window)	72
4.4.5	Εξισορρόπηση των κλάσεων	73
5	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ.....	74
5.1	ΕΙΣΑΓΩΓΗ	74
5.2	ΔΟΜΗΣΗ ΤΩΝ ΠΡΟΤΥΠΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ	75
5.3	ΚΑΜΠΥΛΕΣ ΚΟΣΤΟΥΣ - ΑΚΡΙΒΕΙΑΣ.....	75
5.4	ΤΕΛΙΚΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΠΡΟΤΥΠΩΝ	76
5.5	ΣΥΝΟΛΙΚΟΣ ΣΧΟΛΙΑΣΜΟΣ ΤΩΝ ΠΡΟΤΥΠΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ	78
6	ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ.....	79
6.1	ΕΙΣΑΓΩΓΗ	79
6.2	ΒΑΣΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	79
6.3	ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ ΓΙΑ ΠΕΡΑΙΤΕΡΩ ΕΡΕΥΝΑ.....	80
7	ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	81
	ΠΑΡΑΡΤΗΜΑΤΑ.....	83
7.1	ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΕΝΤΟΠΙΣΜΕΝΩΝ ΑΛΛΑΓΩΝ ΛΩΡΙΔΑΣ	83
7.1.1	Παραδείγματα lane keeping	83
7.1.2	Παραδείγματα lane changing	84
7.2	ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ	85
7.2.1	Παραδείγματα πρόβλεψης lane keeping	85
7.2.2	Παραδείγματα πρόβλεψης lane changing	87

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ

Διάγραμμα 1.3-1 Διάγραμμα πορείας της διπλωματικής εργασίας ανά κεφάλαιο	14
Διάγραμμα 3.2-1 Ολική πορεία της επεξεργασίας των δεδομένων	20
Διάγραμμα 4.2-1 Η πορεία επιλογής των οχημάτων που θα αξιοποιηθούν	32
Διάγραμμα 4.2-2 Πορεία οχήματος(πράσινο) και βοηθητικών σημείων (μπλε) (id 2255)	44
Διάγραμμα 4.2-3 Παράδειγμα χρονοϊστορίας οχήματος: χρόνος – μετατόπιση (id 2255).....	44
Διάγραμμα 4.2-4 Παράδειγμα οχήματος καθώς άλλαζε λωρίδα (lane changing)	46
Διάγραμμα 4.2-5 Παράδειγμα οχήματος καθώς διατηρούσε την λωρίδα του (lane keeping).....	46
Διάγραμμα 4.2-6 Αλγοριθμική Προσέγγιση της θέσης του οχήματος στη λωρίδα	49
Διάγραμμα 4.2-7 Παράδειγμα δίκυκλου με απεικόνιση της θέσης πάνω στη λωρίδα.....	49
Διάγραμμα 4.2-8 Αρχική καταγραφή αλλαγής λωρίδας δίκυκλου.....	55
Διάγραμμα 4.2-9 Απεικόνιση των εντοπισμένων θέσεων του ίδιου δίκυκλου.....	55
Διάγραμμα 4.2-10 Διορθωμένη καταγραφή της αλλαγής λωρίδας του ίδιου δίκυκλου	55

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 3.3-1 Μορφή πίνακα σύγκρισης δυαδικής κατηγοριοποίησης.....	22
Πίνακας 4.2-1 Πίνακας τυπικών διαστάσεων οχημάτων	48
Πίνακας 4.2-2 Ενοποιημένες κατηγορίες οχημάτων - general vehicle types	54
Πίνακας 4.3-1 Προσανατολισμοί και διαστήματα	63
Πίνακας 4.3-2 Τιμές του πολλαπλασιαστή απόστασης εξεταζόμενου οχήματος	67
Πίνακας 4.3-3 Τιμές του πολλαπλασιαστή απόστασης εντοπισμένου οχήματος.....	67
Πίνακας 4.3-4 Τιμές του πολλαπλασιαστή ταχύτητας εξεταζόμενου οχήματος	67
Πίνακας 4.3-5 Τιμές του πολλαπλασιαστή ταχύτητας εντοπισμένου οχήματος.....	67
Πίνακας 5.1-1 Πίνακας Παραμέτρων προτύπων πρόβλεψης.....	74
Πίνακας 5.2-1 Δόμηση προβλήματος πρόβλεψης και Παράμετροι εκπαίδευσης	75
Πίνακας 5.3-1 Καμπύλες Κόστους – Ακρίβειας των προτύπων πρόβλεψης	76
Πίνακας 5.4-1 Πίνακες Σύγκρισης των προτύπων πρόβλεψης.....	77
Πίνακας 5.4-2 Αποτελέσματα πινάκων Σύγκρισης	77
Πίνακας 5.4-3 Ακρίβεια προτύπων πρόβλεψης	78

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Σχήμα 2.2-1 Πρόταση της παραμετρική κατασκευής τροχιών (Πηγή: Yao et al. (2013)).....	15
Σχήμα 2.2-2 Αρχιτεκτονική της πρότασης (Πηγή: Christian et al. (2017)).....	16
Σχήμα 2.2-3 Προτεινόμενη μεθοδολογία των Vishal et al.(2020)	17
Σχήμα 4.2-1 Διαδικασία επιλογής επόμενου βοηθητικού σημείου	38
Σχήμα 4.2-2 Περιστροφή των αξόνων και χρήση ανεπαρκών βοηθητικών σημείων	38
Σχήμα 4.2-3 Περιστροφή των αξόνων και χρήση επαρκών βοηθητικών σημείων	39
Σχήμα 4.2-4 Συνολικός σκοπός της διαδικασίας.....	39
Σχήμα 4.2-5 Λογική της περιστροφής των αξόνων	40
Σχήμα 4.2-6 Λογική αρίθμησης των λωρίδων.....	45
Σχήμα 4.2-7 Λογική εύρεσης της θέσης στη κεντρική λωρίδα.....	47
Σχήμα 4.2-8 Λογική εύρεσης της θέσης στις υπόλοιπες λωρίδες (αν αυτές υπάρχουν).....	48
Σχήμα 4.2-9 Αρχικός εντοπισμός μιας αλλαγής.....	53
Σχήμα 4.2-10 Τελικός εντοπισμός μια αλλαγής	54
Σχήμα 4.3-1 Παράδειγμα πληροφοριών που συλλέγονται από ένα γειτονικό όχημα	61

Σχήμα 4.3-2 Λογική περιστροφής των αξόνων καθώς το όχημα αλλάζει θέση	62
Σχήμα 4.4-1 Απεικόνιση του παραθύρου πρόβλεψης	72
Σχήμα 4.4-2 Απεικόνιση του κινητού παραθύρου πρόβλεψης.....	73

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 4.2-1 Διαθέσιμες περιοχές της βάση δεδομένων pneuma	23
Εικόνα 4.2-2 Απομονωμένο τμήμα της αρχικής βάσης δεδομένων	24
Εικόνα 4.2-4 Δομή αρχείου της αρχικής βάσης δεδομένων	25
Εικόνα 4.2-4 Εκχώρηση συντεταγμένων	26
Εικόνα 4.2-5 Μετατροπή των εκχωρημένων συντεταγμένων.....	26
Εικόνα 4.2-6 Εύρεση κατευθύνσεων προσανατολισμού.....	26
Εικόνα 4.2-7 Εύρεση γωνιών προσανατολισμού.....	26
Εικόνα 4.2-8 Παράδειγμα καταχωρημένης γεωμετρίας διασταύρωσης.....	27
Εικόνα 4.2-9 Αρχική μορφή τοπικού αρχείου οχήματος.....	27
Εικόνα 4.2-10 Συνολικός πίνακας αξιοποιήσιμων οχημάτων (valid vehicles)	28
Εικόνα 4.2-11 Είσοδοι - Έξοδοι οχημάτων	28
Εικόνα 4.2-12 Επιφάνειες ανίχνευσης κινήσεων μετά την εισαγωγή από GIS	29
Εικόνα 4.2-13 Επιφάνειες ανίχνευσης σε υπόβαθρο χάρτη.....	30
Εικόνα 4.2-14 Ενοποιημένος πίνακας (valid vehicles time info)	30
Εικόνα 4.2-15 Αρίθμηση των επιφανειών και διελεύσεις των οχημάτων.....	31
Εικόνα 4.2-16 Σχηματική απεικόνιση των διαστημάτων	33
Εικόνα 4.2-17 Καταστάσεις πορείας οχήματος.....	34
Εικόνα 4.2-18 Περίπτωση αξιοποιήσιμης και μη αξιοποιήσιμης πορείας οχήματος	35
Εικόνα 4.2-19 Περίπτωση μη αξιοποιήσιμης πορείας οχήματος.....	35
Εικόνα 4.2-20 Περίπτωση αξιοποιήσιμης πορείας οχήματος.....	36
Εικόνα 4.2-21 Τελικοί αξόνων για όλες τις κινήσεις	37
Εικόνα 4.2-22 Αρχή δημιουργίας τοπικών συντεταγμένων για ένα όχημα	41
Εικόνα 4.2-23 Ολοκλήρωση δημιουργίας τοπικών συντεταγμένων για ένα όχημα.....	41
Εικόνα 4.2-24 Πορεία οχήματος και βοηθητικών σημείων (id 2255)	42
Εικόνα 4.2-25 Πορεία οχήματος με εμφανή αλλαγή λωρίδας.....	42
Εικόνα 4.2-26 Πορεία οχήματος(πράσινο) και βοηθητικών σημείων (μπλε) (id 2255).....	43
Εικόνα 4.2-27 Παράδειγμα δίκυκλου με απεικόνιση της θέσης πάνω στη λωρίδα	50
Εικόνα 4.2-28 Παράδειγμα περίπτωσης διήθησης από την Wikipedia.....	51
Εικόνα 4.2-29 Αρχική καταγραφή αλλαγής λωρίδας δίκυκλου	56
Εικόνα 4.2-30 Ολοκληρωμένη καταγραφή της αλλαγής λωρίδας	56
Εικόνα 4.2-31 Εκτύπωση του αλγόριθμου κατά την κατασκευή των τελικών αρχείων	57
Εικόνα 4.2-32 Τελική μορφή ολικού πίνακα general vehicle stats.....	57
Εικόνα 4.3-1 Τμήμα του πίνακα χρονοϊστορίας όλων των οχημάτων (timeline of vehicles)	58
Εικόνα 4.3-2 Παράδειγμα αρχείου other vehicles	61
Εικόνα 4.3-3 Παράδειγμα τοπικών προσανατολισμών επιλεγμένου οχήματος	64
Εικόνα 4.3-4 Συλλογή στοιχείων από όλα τα οχήματα που εκτέλεσαν αλλαγή λωρίδας	64
Εικόνα 4.3-5 Εντοπισμένες αποστάσεις κατά την εκτέλεση αλλαγής λωρίδας	65
Εικόνα 4.3-6 Εντοπισμένες ταχύτητες κατά την εκτέλεση αλλαγής λωρίδας	65
Εικόνα 4.3-7 Εντοπισμένες σχετικές ταχύτητες κατά την εκτέλεση αλλαγής λωρίδας	65
Εικόνα 4.3-8 Παράδειγμα εκτύπωσης αλγορίθμου - ποσοτικοποίηση του περιβάλλοντος (α)....	69
Εικόνα 4.3-9 Παράδειγμα εκτύπωσης αλγορίθμου - ποσοτικοποίηση του περιβάλλοντος (β)....	69
Εικόνα 4.3-10 Τμήμα τελικού πίνακα other vehicles για ένα όχημα	69

Εικόνα 4.3-11 Μέγιστες και ελάχιστες τιμές των επιλεγμένων μεταβλητών.....	70
Εικόνα 4.3-12 Παράδειγμα ενοποιημένου αρχείου σε τελική μορφή.....	71

1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 ΓΕΝΙΚΑ

Στη σημερινή εποχή στον τομέα των μεταφορών και συγκεκριμένα στη στο αντικείμενο της οδικής ασφάλειας, ένα από τα σημαντικότερα ζητήματα που καλείται να αντιμετωπίσει ο συγκοινωνιολόγος μηχανικός είναι η μείωση των οδικών ατυχημάτων. Τα οδικά ατυχήματα είναι η 8^η κυριότερη αιτία θανάτου σε παγκόσμιο επίπεδο, έχοντας καταγράψει περισσότερους από 1.35 εκατομμύρια θανάτους, ενώ σε νεαρές ηλικίες (5 – 29 ετών) είναι η πρώτη (World Health Organization, 2018).

Όσον αφορά τα οδικά ατυχήματα, για το 95% των ατυχημάτων ευθύνεται εν μέρει ή εξολοκλήρου ο άνθρωπος ο οποίος από τη φύση του είναι ευάλωτος σε λάθη κυρίως λόγω της υπερεκτίμησης των δυνατοτήτων του (Φραντζεσκάκης et al. 1994). Όμως, σε συνθήκες οδήγησης όπου κυρίως εμπλέκονται ανθρώπινες ζωές η κατά τον δυνατόν έγκαιρη αντιμετώπιση σφαλμάτων αξιολογείται ως ιδιαίτερα επιτακτικής σημασίας. Συγκεκριμένα, μια από τις σημαντικότερες αιτίες οδικών ατυχημάτων ασχέτως του οδικού περιβάλλοντος (αστικό – περιαστικό – εθνικές οδοί), είναι η απρόβλεπτη και αιφνίδια αλλαγή λωρίδας ενός οχήματος.

Ωστόσο σήμερα βρισκόμαστε σε μια εποχή όπου τα big data και η τεχνητή νοημοσύνη, σε συνδυασμό με τον συνεχώς αυξανόμενο ρυθμό της τεχνολογικής ανάπτυξης, κάνουν πλέον δυνατή την αξιοποίηση αλγορίθμων που στο παρελθόν ήταν αδύνατη λόγω των ανεπαρκών υπολογιστικής ισχύος. Σαν αποτέλεσμα, τα τελευταία χρόνια γίνεται εφικτή η αξιοποίηση των παραπάνω δυνατοτήτων, όπως στη περίπτωση των αυτόνομων οχημάτων, Συστήματα Υποβοήθησης Οδηγού (**Advanced driver-assistance systems**), τα οποία έχουν αρχίσει να ενσωματώνονται στην καθημερινότητα μας και σταδιακά οδηγούν σε μείωση των ατυχημάτων.

1.2 ΣΚΟΠΟΣ

Ο προσδοκώμενος στόχος αυτής της διπλωματικής είναι η ανάπτυξη αλγορίθμων πρόβλεψης οι οποίοι θα είναι δυνατόν να αξιοποιηθούν στη βελτίωση της οδικής συμπεριφοράς με σκοπό την εφαρμογή σε πραγματικά δεδομένα ως μια μορφή συστήματος υποβοήθησης που θα ενημερώνει τον χρήστη κατά τον εντοπισμό μιας πιθανής μελλοντικής αλλαγής λωρίδας. Τα πρότυπα πρόβλεψης που αναπτύσσονται στη συνέχεια της εργασίας, δέχονται ως δεδομένα μεταβλητές οι οποίες μπορεί να έχουν εξαχθεί από δεδομένα υψηλής ευκρίνειας, πραγματικών τροχιών οχημάτων και με τη σειρά τους θα μπορούσαν να προέρχονται από αισθητήρες από τα στα οχήματα εφαρμογής τους (αυτοκίνητα ή και μηχανοκίνητα δίκυκλα), και να εκτελούν real time προβλέψεις σε μορφή ειδοποίησης προς τον χρήστη. Συγκεκριμένα, οι διαφορετικές μορφές των δεδομένων συνδέονται άμεσα με το κόστος πιθανής εφαρμογής τους στα οχήματα, που με τη σειρά του σημαίνει μια καλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης άρα και μεγαλύτερη αίσθηση ασφάλειας προς το χρήστη.

Τα πρότυπα που αξιοποιούνται, εντάσσονται στη κατηγορία των αλγορίθμων μάθησης με επίβλεψη και συγκεκριμένα είναι της μορφής των **αναδρομικών νευρωνικών δικτύων LSTM**. Αυτό το είδος αλγορίθμων λόγω της ιδιότητάς τους να «θυμούνται» καταστάσεις που έχουν δει σε προηγούμενες φάσεις της εκπαίδευσής τους, όταν βρεθούν σε μια νέα άγνωστη κατάσταση με παρόμοιες συνθήκες, είναι ικανά να αναγνωρίζουν τις ομοιότητες όπου και αν υπάρχουν με πολύ μεγάλη ακρίβεια.

Επιπλέον, η διαδικασία εξόρυξης των δεδομένων από τη βάση δεδομένων που παρουσιάζεται στη συνέχεια, έχει το πλεονέκτημα εφαρμογής και επέκτασης, που σημαίνει ότι τα μοντέλα πρόβλεψης θα έχουν τη δυνατότητα να εκπαιδευτούν σε **περισσότερα και διαφορετικά σενάρια καταστάσεων** καθιστώντας τα ακόμα πιο αποτελεσματικά στην ακρίβεια των προβλέψεων τους.

Επιγραμματικά, πιθανές εκδοχές εφαρμογής των αλγορίθμων και οι αντίστοιχες κυριότερες κατηγορίες χρηστών είναι σε:

- I. **Νέους οδηγούς:** Αποτελούν τους χρήστες με την μέγιστη υπερεκτίμηση των δυνατοτήτων τους καθώς και την ελάχιστη οδηγική εμπειρία
- II. **Ηλικιωμένους:** Αποτελούν την ομάδα χρηστών με τα πιο μειωμένα αντανακλαστικά όντως πιθανώς επικίνδυνοι τόσο για τον εαυτό τους όσο και για τους άλλους χρήστες
- III. **Χρήστες μηχανοκίνητου δίκυκλου:** Αποτελούν την πιο ευάλωτη από τις υπόλοιπες ομάδες χρηστών

Πρακτική εφαρμογή της μεθόδου εφαρμογής των αλγορίθμων πρόβλεψης σε κάθε μια από τις δύο κατηγορίες οχημάτων θα σήμαινε την εγκατάσταση μιας κεντρικής μονάδας που θα επεξεργαζόταν τα δεδομένα αισθητήρων, και στη συνέχεια με κατάλληλη μορφή ειδοποιήσεων **θα ενημέρωναν τον χρήστη για πιθανούς κινδύνους**. Στην περίπτωση των μηχανοκίνητων δίκυκλων η πιθανή εφαρμογή θα μπορούσε να υλοποιηθεί με την μορφή εξελιγμένου κράνους για τον αναβάτη.

Η Προσθήκη σε αυτόνομα οχήματα δεν κρίνεται αναγκαία, εφόσον τέτοιου είδους οχήματα, έχουν πλέον όλες τις αναγκαίες προδιαγραφές για να αναγνωρίζουν τέτοιου είδους ενέργειες.

1.3 ΔΙΑΡΘΡΩΣΗ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Η διάρθρωση αυτής της εργασίας ακολουθεί την παρακάτω δομή:

Στο **1^ο Κεφάλαιο** γίνεται εισαγωγή στο ευρύτερο θέμα των οδηγικών και της κατάστασης που επικρατεί στο θέμα της οδικής ασφάλειας. Στη συνέχεια αναφέρεται η αιτία επιλογής αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης με σκοπό την αντιμετώπιση του προβλήματος της πιθανής αλλαγής λωρίδας. Τέλος, αναφέρονται πιθανές εφαρμογές ενός εκπαιδευμένου μοντέλου πρόβλεψης σε πραγματικές συνθήκες καθώς και ποιοι χρήστες θα ευνοηθούν και γιατί επιλέχθηκαν.

Στο **2^ο Κεφάλαιο** γίνεται αναφορά σε όλη την βιβλιογραφική ανασκόπηση που αποτέλεσε το πρώτο βήμα στην διερεύνηση και κατανόηση του προβλήματος με σκοπό την ορθή αντιμετώπιση και ιεράρχηση του. Από κάθε μια από τις βιβλιογραφικές αναφορές, επιλέγεται ένα συμπέρασμα που στην συνέχεια της εργασίας αξιοποιείται, έχοντας κριθεί σημαντικό και ταιριαστό στη μορφή των δεδομένων.

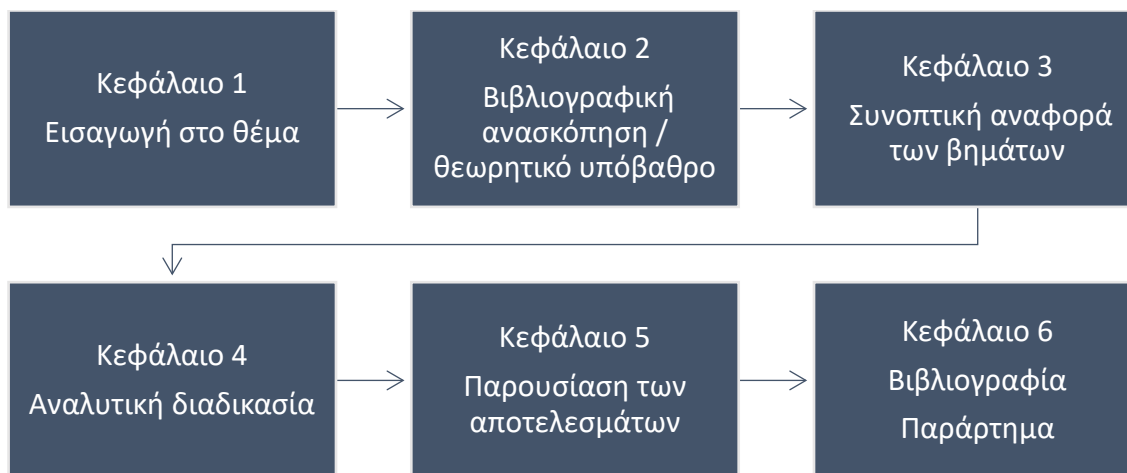
Στο **3^ο Κεφάλαιο** γίνεται αναφορά τόσο των βημάτων ακολουθήθηκαν με τη σειρά στο υπόλοιπο την εργασίας όσο και η απαιτούμενη αναφορά στο θεωρητικό υπόβαθρο που κρίθηκε απαραίτητο για την ορθή κατανόηση και επίλυση του ζητουμένου.

Στο **4^ο Κεφάλαιο** αναλύονται και εξηγείται η λογική του κάθε βήματος που αναφέρθηκε στο 3^ο Κεφάλαιο ώστε να είναι κατανοητά και να παρουσιάζεται η λογική πορεία εξέλιξης των απαιτούμενων ενεργειών. Μέσα σε αυτό εμπεριέχεται η αρχική επεξεργασία των δεδομένων, το μοντέλο ακολουθούντος οχήματος(car following) καθώς η ανάπτυξη των τελικών μοντέλων πρόβλεψης και των αποτελεσμάτων τους

Στο **5^ο Κεφάλαιο** γίνεται αναφορά των συμπερασμάτων με βάση τα αποτελέσματα που προέκυψαν, ερμηνεία και σύγκριση των μοντέλων καθώς και μελλοντικών προτάσεων εμπάθυνσης και επέκτασης της παρούσας διπλωματικής.

Στο **6^ο Κεφάλαιο** γίνεται η συνολική αναφορά ολόκληρης της βιβλιογραφίας που αξιοποιήθηκε κατά την διάρκεια εκπόνησης της παρούσας διπλωματικής.

Η σχηματική απεικόνιση της διαδικασίας φαίνεται στο Διάγραμμα 1.3-1



Διάγραμμα 1.3-1 Διάγραμμα πορείας της διπλωματικής εργασίας ανά κεφάλαιο

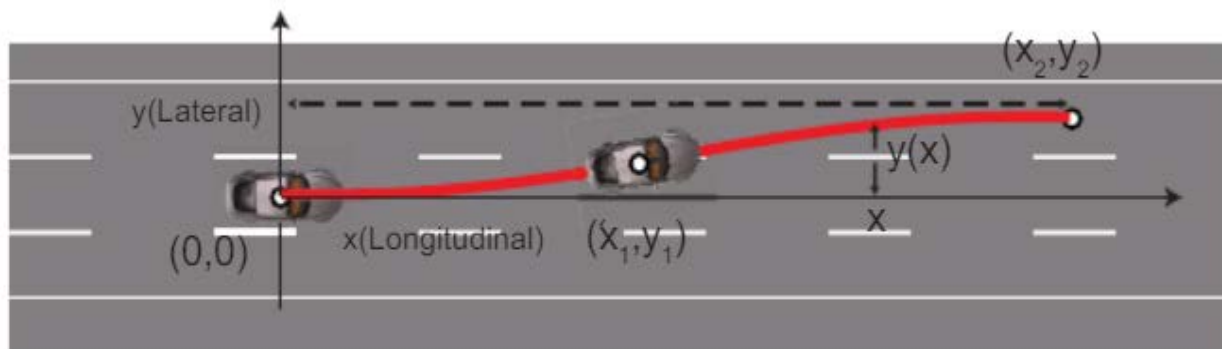
2 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ

2.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Σε αυτό το κεφάλαιο γίνεται αναφορά σε όλη την βιβλιογραφική ανασκόπηση που αποτέλεσε το πρώτο βήμα στην διερεύνηση και κατανόηση του προβλήματος. Λήφθηκαν υπόψη διαφορετικές έρευνες που έχουν γίνει στη προσπάθεια πρόβλεψης της αλλαγής λωρίδας. Για κάθε μια από τις επιλεγμένες βιβλιογραφικές αναφορές γίνεται μια σύντομη αναφορά της μεθοδολογίας που ακολουθήθηκε και των αποτελεσμάτων που προέκυψαν. Ολοκληρώνοντας την ανασκόπηση, προσδιορίστηκε η ακριβής πορεία που πρέπει να ακολουθηθεί ώστε να καταλήξουμε στο ζητούμενο, δηλαδή την ανάπτυξη προτύπων πρόβλεψης του φαινομένου της αλλαγής λωρίδας.

2.2 ΕΡΕΥΝΕΣ ΚΑΙ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΕΣ

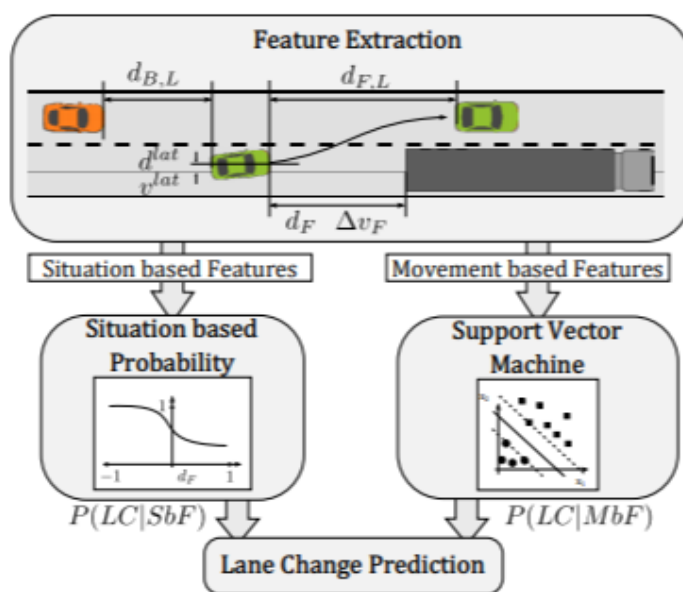
Τις τελευταίες δεκαετίες έχει σημειωθεί μια σημαντική πρόοδος στην ανάπτυξη Συστημάτων υποβοήθησης οδηγού ADAS (**Advanced Driving Assistant Systems**) στη βελτίωση της ασφάλειας. Τέτοια συστήματα πρέπει να είναι ικανά να αντιμετωπίζουν καθημερινή οδηγικές συμπεριφορές όπως αυτή της αλλαγής λωρίδας. Παρουσιάζει ιδιαίτερο ενδιαφέρον η εφαρμογή η προ-αξιολόγηση του πιθανού ρίσκου που παίρνει ένας οδηγός όταν αποφασίζει να εκτελέσει αλλαγή λωρίδας ή όχι και στη συνέχεια η προειδοποίηση και αποτροπή του οδηγού από τέτοιες επικίνδυνες ενέργειες. Το σύστημα που προτείνεται από τους Yao et al. (2013), κατασκευάζει μια πρόβλεψη τροχιάς εξαγόμενη από πραγματικά δεδομένα οδηγών (Σχήμα 2.2.1). Πιο συγκεκριμένα το σύστημα σε πραγματικό χρόνο το σύστημα παράγει παραμετρικές τροχιές με βάση προηγούμενες καταστάσεις με ομοιότητες με την εξεταζόμενη. Όμως, όπως αναφέρουν, η πρόβλεψη της απόφασης του οδηγού να εκτελέσει μια αλλαγή λωρίδας σε μια σύνθετη περίπτωση απέχει αρκετά από την πλήρη κατανόηση της καθώς επίσης **μπορεί να διακυμανθεί τόσο από οδηγό σε οδηγό ,την φάση της ημέρας καθώς και από την τοπικές συνθήκες της κίνησης.**



Σχήμα 2.2-1 Πρόταση της παραμετρική κατασκευής τροχιών (Πηγή: Yao et al. (2013)).

Η κατανόηση της κατάστασης είναι ένας βασικός παράγοντας για μελλοντικά προηγμένα συστήματα βοήθειας οδηγού (ADAS) για τη διαχείριση περιπτώσεων καταστάσεων κυκλοφορίας όπου ένα σημαντικό μέρος είναι η πρόβλεψη του μέλλοντος με βάση τις δράσεις άλλων παρωνικών συντελεστών στην κυκλοφορία.

Στη προσπάθεια αντιμετώπισης αυτού του προβλήματος προτάθηκε από τους Christian et al. (2017) είναι ένα μοντέλο πρόβλεψης το οποίο **διαχωρίζει την πρόβλεψη σε ένα τμήμα που αφορά την κατάσταση του περιβάλλοντος** (συνθήκες κίνησης) και **σε ένα που αφορά στα κινηματικά χαρακτηριστικά του ίδιου του οχήματος** και στην συνέχεια υπολογίζει κατά αντιστοιχία δυο πιθανότητες (Σχήμα 2.2-2).



Σχήμα 2.2-2 Αρχιτεκτονική της πρότασης (Πηγή: Christian et al. (2017)).

Συγκεκριμένα, η πιθανότητα που αναφέρεται στην κατάσταση του περιβάλλοντος αποτελείται από δύο άλλες, όπου η μια αφορά την αλλαγή λωρίδας από τα αριστερά και η δεύτερη την πιθανότητα αλλαγής λωρίδας από τα δεξιά **βασισόμενη στην σχετική ταχύτητα και την απόσταση μεταξύ του παρατηρούμενο οχήματος και του προπορευόμενου**. Η δεύτερη πιθανότητα προκύπτει με χρήση Support Vector machines, τα οποία είναι εποπτευόμενα μοντέλα μηχανικής μάθησης με συναφείς αλγόριθμους μάθησης που αναλύουν δεδομένα για την ταξινόμηση και την ανάλυση παλινδρόμησης. Επιλέγεται ως τη πιο βασίμη πληροφορία που θα μπορούσε να αξιοποιηθεί η εγκάρσια κίνηση που παρατηρείται καθώς ένα όχημα εκτελεί αλλαγή λωρίδας εκτελώντας την κατηγοριοποίηση του εντός ενός συνόλου τριών κλάσεων (lane keeping (LK), lane changing left lane (LCL), lane changing left lane (LCR)). Η τελική πιθανότητα για μια πιθανή αλλαγή λωρίδας προκύπτει από την συμπίκνωση των δυο άλλων μερικών λύσεων. Η απόδοση της προτεινόμενης μεθόδου αξιολογήθηκε σε έναν προσομοιωτή οδήγησης σταθερής βάσης με βάση τον χρόνο πρόβλεψης καθώς και άλλες μετρικές κατηγοριοποίησης.

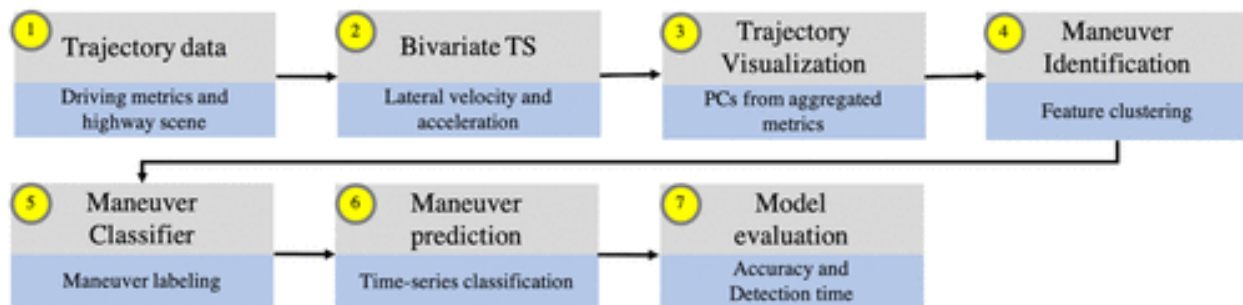
Ωστόσο ένα κύριο μειονέκτημα των κλασικών μεθόδων είναι ο μη κατάλληλος χειρισμός της χρονικής πλευράς των δεδομένων που αφορούν τις επιδράσεις του περιβάλλοντος. Μια απλή συμπίκνωση ενός συνόλου μεταβλητών σε ένα χρονικό διάστημα οδηγεί στην απώλεια της αποτύπωσης των πραγματικών συνθηκών λόγω του μεγάλου βαθμού συσχέτισης. Η επίλυση που προτάθηκε από τους Oliver et al. (2019) για την απεικόνιση της πραγματικής κατάστασης των γειτονικών οχημάτων εξέταζε ανά χρονικό βήμα t όλα τα γειτονικά οχήματα N γύρω από το επιλεγμένο όχημα (target vehicle) και στη συνέχεια τα χαρακτήριζε με βάση την πρόβλεψη που έκανε για το αν πρόκειται να διατηρήσουν την λωρίδα τους ή να αλλάξουν λωρίδα (δεξιά / αριστερή). Η πρόβλεψη αυτή βασιζόταν

- στα κινηματικά και χωρικά χαρακτηριστικά των οχημάτων,
- δυναμικές μεταβλητές του περιβάλλοντος των γειτονιών οχημάτων
- στατικές μεταβλητές του περιβάλλοντος (χωρικοί περιορισμοί)

Η μορφή του μοντέλου πρόβλεψης που προτάθηκε και εμφάνισε καλύτερα αποτελέσματα από άλλες μεθόδους όντας το πρώτο που αντιμετωπίζει τόσο την ποιότητα της πρόβλεψης όσο και την κατανόηση ήταν ένας αλγόριθμος που ανήκει στην κατηγορία των αναδρομικών νευρωνικών δικτύων (**Recurrent Neural Networks**) και συγκεκριμένα της μορφής **Long Short Term Memory**. Ένα από τα χαρακτηριστικά των αναδρομικών νευρωνικών δικτύων, που τα έχει είναι ότι έχουν τη δυνατότητα να συνδυάζουν πληροφορίες από προηγούμενα δεδομένα εκμάθησης και να τις χρησιμοποιούν κατά την εκπαίδευση σε νέα δείγματα των τωρινών δειγμάτων.

Σε πρόσφατες προσεγγίσεις έχει σημειωθεί ότι η πρόβλεψη των τροχιών οχημάτων είναι υπολογιστικά περίπλοκη και ως εκ τούτου δεν είναι κατάλληλη σε ένα real time περιβάλλον καθώς και έχει αναγνωριστεί ότι απαιτείται μεγάλη ποσότητα δεδομένων για να «μάθουν» διάφορες μορφές ελιγμών οχημάτων για να μπορούν να αναγνωρίζουν αποτελεσματικά τις πιθανές αλλαγές λωρίδας, αναφέρουν οι Vishal et al.(2020) (Σχήμα 2.2-3).

Σε άρθρο τους, επιδιώχτηκε επέκταση αυτής της state-of-the-art τεχνολογίας παρέχοντας μια **data driven προσέγγιση** για μη εποπτευόμενη επισήμανση και την επακόλουθη πρόβλεψη της αλλαγής λωρίδας. Η κύρια συμβολή αυτού τους είναι η χρήση ομαδοποίησης βάσει πυκνότητας για να γίνει η διάκριση μεταξύ των ελιγμών αλλαγής λωρίδας και διατήρησης λωρίδας ώστε στη συνέχεια να είναι εφικτός ο αυτοματοποιημένος χαρακτηρισμός τους.



Σχήμα 2.2-3 Προτεινόμενη μεθοδολογία των Vishal et al.(2020)

Η προσέγγιση προβλέπεται να μειώσει την προσπάθεια χειροκίνητης σήμανσης ελιγμών οδήγησης, και επιπλέον παρέχει μια αποτελεσματική μεθοδολογία ταξινόμησης ακολουθίας σε πραγματικό χρόνο για την πρόβλεψη της αλλαγής λωρίδας προληπτικά.

Το σύνολο των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε αποτελείται από περισσότερα από 45.000 χιλιόμετρα **νατουραλιστικής συμπεριφοράς οδήγησης** από 16,5 ώρες δεδομένων βίντεο που έχουν προέλθει από ΣμηΕΑ και στη συνέχεια χρησιμοποιούνται ως δεδομένα για ένα βαθύ νευρικό δίκτυο (LSTM). Προσθέτουν ακόμα ότι όσο ο ορίζοντας πρόβλεψης αυξάνεται, το LSTM αποδίδει καλύτερα από τα Random Forests και αυτό ευθύνεται στο ότι **το LSTM είναι καλύτερα σχεδιασμένο για να μοντελοποιεί την ακολουθία και τις χρονικές εξαρτήσεις**.

2.3 ΣΥΝΟΨΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ

Τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την βιβλιογραφική ανασκόπηση είναι τα ακόλουθα:

- **Η πιθανή αλλαγή λωρίδας μπορεί να διακυμανθεί** τόσο από οδηγό σε οδηγό όσο και από την φάση της ημέρας και τις τοπικές συνθήκες της κίνησης.
- Κύριες παράμετροι που πρέπει να ληφθούν υπόψη σε ένα μοντέλο ακολουθούστος οχήματος αποτελούν η **σχετική ταχύτητα** και η **απόσταση** μεταξύ του παρατηρούμενο οχήματος και του προπορευόμενου.
- **Νευρωνικά αναδρομικά δίκτυα της μορφής LSTM κρίνονται ως κατάλληλα** για την μορφή του προβλήματος καθώς είναι καλύτερα σχεδιασμένα για την μοντελοποίηση δεδομένων σε μορφή ακολουθίας με πυκνές χρονικές εξαρτήσεις μεταξύ των μεταβλητών.

3 ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΚΗ ΠΡΟΣΣΕΓΓΙΣΗ

3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζεται η πορεία που ακολουθήθηκε από την αρχική βάση δεδομένων έως την τελική μορφή των δεδομένων, σε μορφή κατάλληλη για την εκπαίδευση του νευρωνικού δίκτυο. Μέσα σε αυτό εντάσσεται η αρχική επεξεργασία της βάσης δεδομένων έως την τελική κατάληψη της διεργασίας, δηλαδή την κατηγοριοποίηση του κάθε trajectory με σαφές timestamp του πότε βρισκόταν σε κατάσταση αλλαγής λωρίδας και πότε όχι.

Αποτέλεσμα της διεργασίας αυτής είναι η αναδιάταξη των δεδομένων σε ορθή δομή ώστε στη συνέχεια, θέτοντας τις συνθήκες πρόβλεψης να κατασκευαστούν τα τελικά δεδομένα που θα αξιοποιηθούν από το νευρωνικό δίκτυο για να εκπαιδευτεί αλλά και η απόκρυψη ενός μέρους αυτών ώστε να χρησιμοποιούν στην συνέχεια για τον έλεγχο της ακρίβειας του σε άγνωστα εντελώς δεδομένα.

3.2 ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΤΗΣ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑΣ

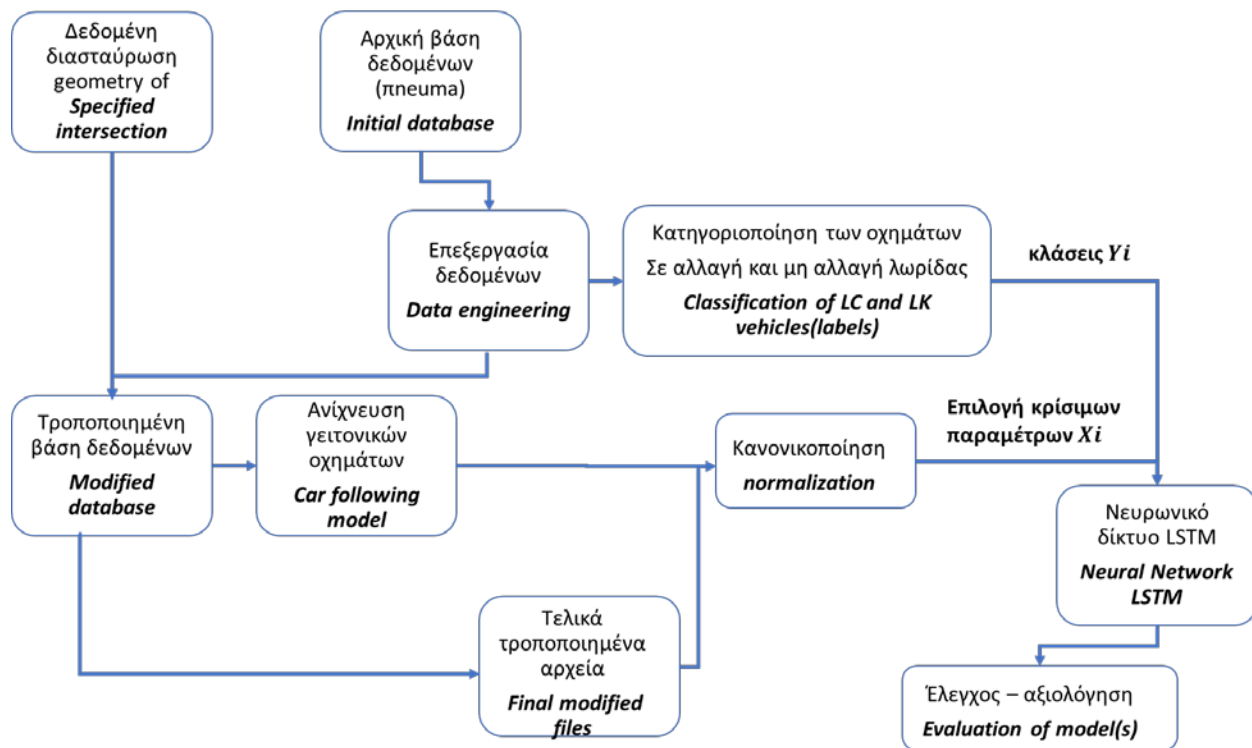
Για την επίτευξη του στόχου **ακολουθείται μια σύνθετη βηματική πορεία** που έχει ως στόχο την επεξεργασία των πρωτογενών δεδομένων, την ανίχνευση μορφών στα δεδομένα, την ανίχνευση των κρίσιμων χαρακτηριστικών (feature engineering), την ανάπτυξη μοντέλων και τελικώς την πρόβλεψη.

Αυτά είναι τα ακόλουθα:

- **Προετοιμασία και επεξεργασία δεδομένων:**
 - Η οριοθέτηση των οχημάτων μόνο εντός μιας μικρότερης περιοχής μελέτης εφόσον το dataset ήταν ιδιαίτερα μεγάλο.
 - Η δημιουργία universal αλγορίθμου, όπου μπορούν να οριστούν παραπάνω από μια διασταυρώσεις και η χρήση μιας διασταύρωσης ως παράδειγμα αξιοποίησης του.
 - Η απομόνωση μόνο των οχημάτων που παραβρεθήκαν (εισήλθαν -εξήλθαν) σε μια συγκεκριμένη διασταύρωση (ορισμένη από τον χρήστη).
 - Η αναγνώριση της κίνησης του κάθε οχήματος για την συγκεκριμένη διασταύρωση με βάση όλες τις δυνατές κινήσεις που παρατηρήθηκαν.
 - Η απομόνωση μόνο των νόμιμων κυκλοφοριακά κινήσεων εισάγοντες manually όσες και αν υπάρχουν απαγορευμένες κινήσεις με σκοπό την απόρριψη ορισμένων οδηγικών προφίλ τα οποία δεν είναι αντικειμενικά.
 - Η δημιουργία των τοπικών path coordinates της κάθε κίνησης, που αποσκοπεί στη δημιουργία των τοπικών αξόνων, οι οποίοι ορίζονται από το μέσο μιας λωρίδας της κάθε κίνησης, και μπορούν να εξαχθούν είτε από υποδειγματικές πορείες οχημάτων είτε να εισαχθούν χειροκίνητα (λιγότερη ακρίβεια, μιας και δεν είναι πραγματικές επιτόπου μετρήσεις).
- **Ανίχνευση μορφών και κρίσιμων χαρακτηριστικών**
 - Ο εντοπισμός της αλλαγής λωρίδας - εάν αυτή συνέβη- για κάθε όχημα (για όσες χρονικές στιγμές αυτή συνέβαινε) με βάση την απαιτούμενη εγκάρσια απόσταση που πρέπει να διανυθεί ώστε να θεωρηθεί η αλλαγή ολοκληρωμένη.

- Ο χαρακτηρισμός για κάθε χρονική στιγμή του κάθε οχήματος για το αν το όχημα κινούνταν εντός του άξονα της λωρίδας (centre) του ή έφτανε οριακά / ξεπερνούσε την οριογραμμή της λωρίδας (edge)
- Η δημιουργία ξεχωριστού car following μοντέλου για κάθε όχημα, το οποίο για κάθε χρονική στιγμή θα αποδίδει μια ποσοτικοποίηση της κατάστασης του περιβάλλοντος με σκοπό στη συνέχεια, τον χαρακτηρισμό της κάθε χρονικής στιγμής του κάθε οχήματος για το αν είναι ασφαλές ή όχι να αλλάξει λωρίδα (change lane characterizer) μέσα από εννέα παραμέτρους, οι οποίες θα αφορούν το γύρω περιβάλλον και θα δοθούν σαν δεδομένο εισόδου στο μοντέλο πρόβλεψης.
- Η επιλογή των κρίσιμων παραμέτρων του ίδιου του οχήματος που θα δοθούν επιπρόσθετα στο μοντέλο πρόβλεψης και την κατάλληλη επεξεργασία τους (*normalization*).
- **Ανάπτυξη προτύπων πρόβλεψης**
 - Η δημιουργία διαφορετικών σεναρίων πρόβλεψης χρησιμοποιώντας την μέθοδο του κινητού χρονικού παράθυρο (*rolling time window*) και διαφορετικούς συνδυασμούς δεδομένων
 - Η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων μέσα από κατάλληλες τεχνικές με βάση την μορφή του μοντέλου κατηγοριοποίησης.
 - Η προσπάθεια επίτευξης μιας ικανοποιητικά καλής ακρίβειας στο μοντέλο πρόβλεψης καθώς και η τελική παραμετροποίηση του (*fine tuning*) με σκοπό την επίτευξη της μέγιστης δυνατής ακρίβειας.

Η σχηματική απεικόνιση της διαδικασίας φαίνεται στο Διάγραμμα 3.3-1



Διάγραμμα 3.2-1 Ολική πορεία της επεξεργασίας των δεδομένων

3.3 ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ

3.3.1 Δυαδική κατηγοριοποίηση με Νευρωνικά Δίκτυα

Ορίζεται ως δυαδική κατηγοριοποίηση (Binary classification) η μορφή κατηγοριοποίησης της οποίας η κατηγορία στόχος (**target class**) έχει δύο μόνο τιμές. Η επίλυση τέτοιων προβλημάτων γίνεται με διαδικασίες εποπτευόμενης μάθησης ή μάθησης με επίβλεψη. Στην εποπτευόμενη μάθηση, τα μαθησιακά δεδομένα μαζί με τις αντίστοιχες ετικέτες τροφοδοτούνται στο πρόγραμμα. Στόχος είναι να επινοηθεί μια συνάρτηση που να συσχετίζει τα δεδομένα με τη σωστή κλάση. Σε αυτόν το είδος μάθησης, ένα σύνολο παραδειγμάτων με **γνωστές σωστές απαντήσεις** χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση. Ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί τα δεδομένα που θα αντιμετωπίσει στην εκπαίδευση του με σκοπό την γενίκευση στο πρόβλημα που το έχει ανατεθεί να επιλύει. Πρέπει να σημειωθεί ότι ο αλγόριθμος **δεν διαθέτει νοημοσύνη**, με την έννοια ότι η μορφή και η φυσική σημασία των δεδομένων που θα του δοθούν πρέπει να παρουσιάζει λογική και να συνδέεται με το πρόβλημα αν θέλουμε ο αλγόριθμός να είναι πραγματικά ικανός να επιλύσει κάτι και όχι απλά να πετυχαίνει το σωστό αποτέλεσμα μόνο λόγω τύχης.

Νευρωνικό δίκτυο ονομάζεται ένα κύκλωμα διασυνδεδεμένων νευρώνων. Στην περίπτωση βιολογικών νευρώνων, πρόκειται για ένα τμήμα νευρικού ιστού. Στην περίπτωση τεχνητών νευρώνων, πρόκειται για ένα **αφηρημένο αλγοριθμικό κατασκεύασμα** το οποίο εμπίπτει στον τομέα της υπολογιστικής νοημοσύνης, όταν στόχος του νευρωνικού δικτύου είναι η επίλυση κάποιου υπολογιστικού προβλήματος, ή της υπολογιστικής νευροεπιστήμης, όταν στόχος είναι η υπολογιστική προσομοίωση της λειτουργίας των βιολογικών νευρωνικών δικτύων με βάση κάποιο μαθηματικό μοντέλο τους.

Μια υποκατηγορία των αναδρομικών νευρωνικών δικτύων, είναι αυτά της μορφής **Long Short Term Memory**, τα οποία διαφέρουν λόγω της δυνατότητας να συνδυάζουν πληροφορίες από προηγούμενα δεδομένα εκμάθησης και να τις χρησιμοποιούν κατά το training των τωρινών δειγμάτων. Αυτό ευθύνεται στη μορφή της αρχιτεκτονικής των LSTM, η οποία αν και μοιάζει αρκετά με αυτή των υπόλοιπων RNN, οι μονάδες (modules ή blocks) που βρίσκονται στα εσωτερικά επίπεδα του δικτύου περιέχουν κάποια επιπλέον στοιχεία και ονομάζονται **μονάδες μνήμης** (memory blocks). Πιο συγκεκριμένα, κάθε μονάδα των LSTM αποτελείται από ένα ή περισσότερα κελιά μνήμης που συνδέονται μεταξύ τους και τρία ακόμη στοιχεία, τις πύλες εισόδου, εξόδου και επιλεκτικής συγκράτησης (forget gate).

Στη μαθηματική βελτιστοποίηση και θεωρία αποφάσεων, μια συνάρτηση απώλειας ή συνάρτησης κόστους είναι μια συνάρτηση που χαρτογραφεί ένα συμβάν ή τιμές μίας ή περισσότερων μεταβλητών σε έναν πραγματικό αριθμό διαισθητικά αντιπροσωπεύοντας κάποιο "κόστος" που σχετίζεται με το συμβάν. Ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης επιδιώκει να ελαχιστοποιήσει μια λειτουργία απώλειας.

Πρακτικά, Η λειτουργία απώλειας είναι μια μέθοδος αξιολόγησης του «πόσο καλά ο αλγόριθμος μοντελοποιεί το σύνολο δεδομένων σας. Εάν οι προβλέψεις αποκλίνουν, η συνάρτηση κόστους (**loss function**) θα εμφανίσει μεγαλύτερο αριθμό -θα αποκλίνει περισσότερο – ενώ αντίθετα αν έχουμε μεγάλη ακρίβεια στη πρόβλεψη, η απώλεια θα είναι μικρή. Δηλαδή, η «απώλεια» μας βοηθά να κατανοήσουμε το πόσο διαφέρει η προβλεπόμενη τιμή από την πραγματική τιμή.

3.3.2 Αξιολόγηση Προτύπων Κατηγοριοποίησης

Στον τομέα της μηχανικής μάθησης και συγκεκριμένα το πρόβλημα της στατιστικής παλινδρόμησης, ένας **πίνακας σύγχυσης**, επίσης γνωστός ως πίνακας σφάλματος, είναι μια συγκεκριμένη διάταξη πίνακα που **επιτρέπει την οπτικοποίηση της απόδοσης ενός αλγορίθμου**(συνήθως εποπτευόμενης μάθησης). Κάθε σειρά του πίνακα αντιπροσωπεύει τις περιπτώσεις σε μια προβλεπόμενη κλάση, ενώ κάθε στήλη αντιπροσωπεύει τις παρουσίες σε μια πραγματική κλάση (ή το αντίστροφο). Το όνομα προέρχεται από το γεγονός ότι καθιστά εύκολο να διαπιστωθεί εάν το σύστημα προκαλεί σύγχυση σε δύο κατηγορίες (δηλαδή, συνήθως, εσφαλμένη σήμανση μεταξύ τους).

Ο πίνακας σύγχυσης απεικονίζει την ακρίβεια ενός προτύπου κατηγοριοποίησης συγκρίνοντας τις πραγματικές και τις προβλεπόμενες τάξεις. Ο πίνακας δυαδικής σύγχυσης αποτελείται από τετράγωνα (Πίνακας 3.3-1).

Πίνακας 3.3-1 Μορφή πίνακα σύγχυσης δυαδικής κατηγοριοποίησης

		Predicted	
		FALSE	TRUE
Actual	FALSE	True Negative (TN)	False Positive (FP)
	TRUE	False Negative (FN)	True Positive (TP)

Όπου:

TP (True Positive): Οι προβλεπόμενες τιμές ορθά προβλέπονται ως θετικές

FP (False Positive): Οι προβλεπόμενες τιμές λανθασμένα προβλέπονται ως θετικές ενώ οι τιμές είναι αρνητικές

FN (False Negative): Οι προβλεπόμενες τιμές λανθασμένα προβλέπονται ως αρνητικές ενώ οι τιμές είναι θετικές

TN (True Negative): Οι προβλεπόμενες τιμές ορθά προβλέπονται ως αρνητικές

Η ακρίβεια ορίζεται από την σχέση:

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

3.3.3 Περιβάλλον Ανάπτυξης προτύπων

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε σε περιβάλλον **Python 3.6** με χρήση του **Jupyter Notebook**. Αξιοσημείωτες βιβλιοθήκες που χρησιμοποιήθηκαν εκτενώς αποτελούν τα **pandas**, το **matplotlib** καθώς και το **gmpilot** σε συνδυασμό μια δωρεάν άδεια χρήσης του google maps api. Για την ανάπτυξη των μοντέλων πρόβλεψης αξιοποιήθηκε το **Keras**, ένα βαθιάς μάθησης API, το οποίο χρησιμοποιεί την πλατφόρμα μηχανικής μάθησης **TensorFlow**.

4 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ ΚΑΙ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ


4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Σε αυτή την ενότητα περιγράφεται η διαδικασία που ακολουθήθηκε με σκοπό να φτάσουμε στο σημείο της πρόβλεψης στην επόμενη ενότητα. Συγκεκριμένα, έπρεπε να βρεθεί μια αυτοματοποιημένη διαδικασία εντοπισμού του φαινομένου της αλλαγής λωρίδας, με την ελάχιστη δυνατή επίβλεψη από εμάς. Αποτέλεσμα των επόμενων επιμέρους κεφαλαίων, είναι η άρτια μορφή των παραχθέντων δεδομένων, ώστε να είναι δυνατή η εύκολη αξιοποίηση τους στο τμήμα της πρόβλεψης.

4.2 ΑΡΧΙΚΗ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ

4.2.1 Περιγραφή της βάσης δεδομένων

Η βάση δεδομένων που αξιοποιήθηκε είναι αποτέλεσμα ενός πειράματος που έλαβε χώρα στο κέντρο της Αθήνας κατά τα την διάρκεια του οποίου, ένα σμήνος από μη Επανδρωμένων Συστήματα Αεροσκαφών (drones), κατέγραψαν την κυκλοφοριακή κατάσταση. Συγκεκριμένα, το συνολικό πείραμα αποτελείται από επιμέρους μετρήσεις για κάθε εργάσιμη ημέρα της εβδομάδας, με πέντε λήψεις διάρκειας τριάντα λεπτών ανά ημέρα. Η συνολική επιφάνεια που εμπεριείχε συνολικό αθροιστικό μήκος 100 χιλιομέτρων καταγραφόντων οδών καθώς και πλήθος που προσέγγιζε τις εκατό διασταυρώσεις(Εικόνα 4.2-1).

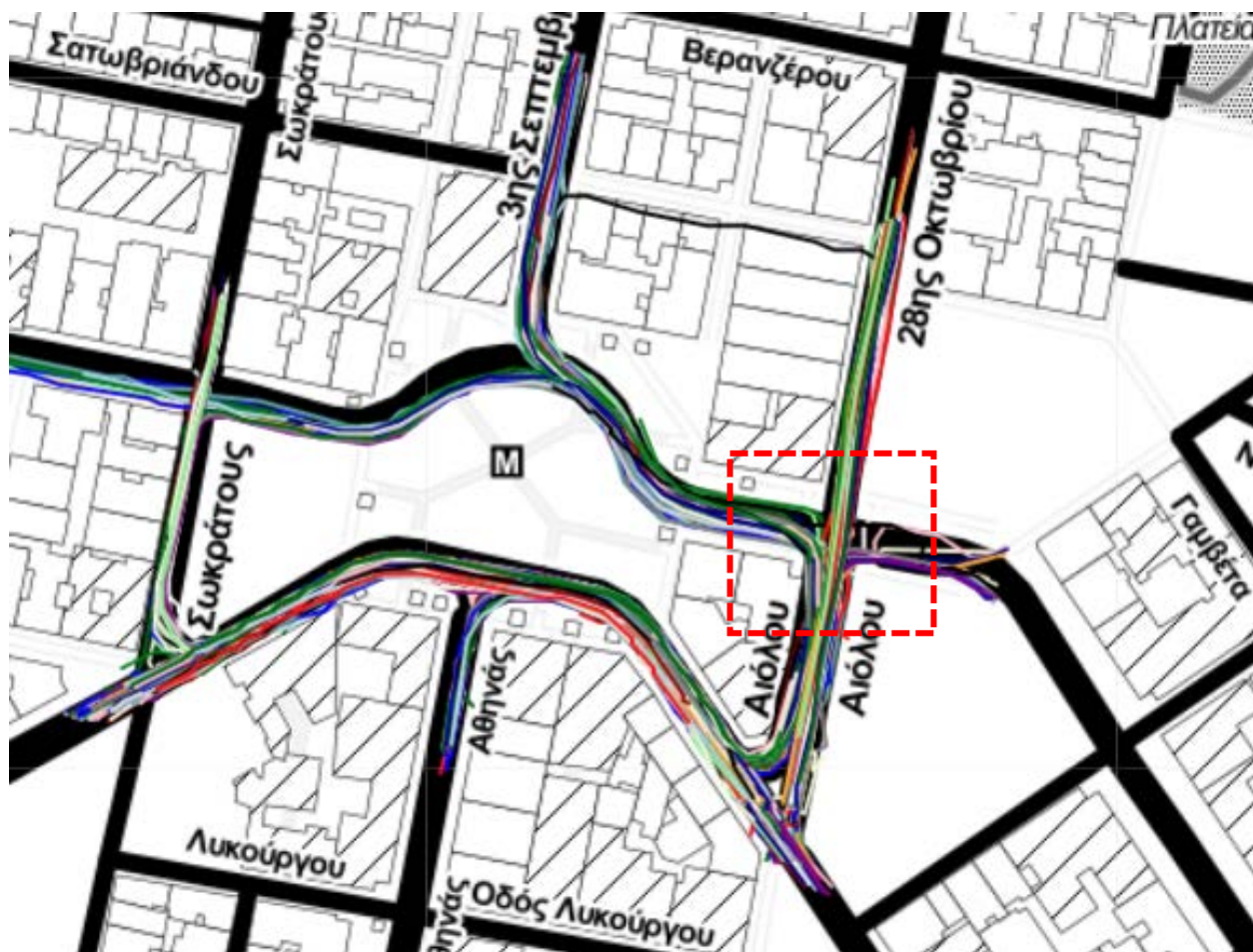
MAP	LOCATION	DATE
	1 2 3 4	24/10/2018
	5 6 7 8	29/10/2018
	9 10	30/10/2018
	ALL DRONES	01/11/2018
	TIME	
8:00 - 8:30	8:30 - 9:00	
9:00 - 9:30	9:30 - 10:00	
10:00 - 10:30		

Εικόνα 4.2-1 Διαθέσιμες περιοχές της βάση δεδομένων πνευμα

4.2.2 Λογική Δομής του αλγορίθμου εξόρυξης δεδομένων

Λόγω της ιδιαίτερα μεγάλης σε μέγεθος βάσης δεδομένων, αρχικά κρίθηκε σκόπιμη απομόνωση των οχημάτων που μας ενδιαφέρουν και στη συνέχεια στη συνέχεια η **δημιουργία παραμετροποίησης αλγορίθμου εξόρυξης δεδομένων** με βάση το κριτήριο που ορίζεται, να γίνεται και στη συνέχεια η αποθήκευσή τους σε τοπικά αρχεία για να είναι δυνατή η γρήγορη ανάκτησή τους καθώς και **δυνατότητα επέκτασης** και σε άλλα τμήματα της περιοχής μελέτης για πιθανή μελλοντική επέκταση.

Στις επόμενες σελίδες η διαδικασία που ακολουθήθηκε είναι ένα παράδειγμα της εφαρμογής του αλγορίθμου σε μια διασταύρωση, συγκεκριμένα στις οδούς 28^{ης} Οκτωβρίου και Πανεπιστημίου (Εικόνα 4.2-2).



Εικόνα 4.2-2 Απομονωμένο τμήμα της αρχικής βάσης δεδομένων

4.2.3 Αρχική μορφή των δεδομένων

Η κάθε γραμμή αφορά την ιστορία ενός οχήματος. Όταν ένα όχημα σταματήσει να βρίσκεται εντός την περιοχή μελέτης των ΣμηΕΑ, συμπληρώνονται με NaN τα αντίστοιχα κελία στη βάση δεδομένων.

Πιο συγκεκριμένα:

- Η στήλη “0” αφορά το μοναδικό vehicle id του οχήματος (**track_id**)
- Η στήλη “1” αφορά τον τύπο του οχήματος (**type**)
- Η στήλη “2” αφορά την συνολική απόσταση που διένυσε το όχημα (**traveled_d**)
- Η στήλη “3” αφορά την μέση ταχύτητα του οχήματος για τον χρόνο που καταγράφηκε (**avg_speed**)

Για κάθε επόμενη στήλη καταγράφονται επαναλαμβανόμενα για κάθε χρονική στιγμή n που καταγράφηκε το συγκεκριμένο όχημα με χρονικό βήμα 40 millisecond:

- το γεωγραφικό πλάτος του οχήματος την χρονική στιγμή n (**lat**)
- το γεωγραφικό ύψος του οχήματος την χρονική στιγμή n (**lon**)
- η ταχύτητα του οχήματος την χρονική στιγμή n (**speed**)
- η επιτάχυνση κατά τον οριζόντιο άξονα στην κατεύθυνση κίνησης του οχήματος (**lat_acc**)
- η επιτάχυνση κατά τον εγκάρσιο άξονα που αφορά τις πλευρικές επιταχύνσεις του οχήματος (**lon_acc**)
- η χρονική στιγμή (**time**)

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	125348	125349	125350	125351
0	1	Motorcycle	3.80	34.209097	37.982967	23.729174	38.010101	0.0000	-0.0000	NaN	NaN	NaN	NaN
1	2	Car	3.44	20.662634	37.982964	23.729156	22.138500	0.0000	-0.0000	NaN	NaN	NaN	NaN
2	3	Car	11.77	21.178205	37.983021	23.729158	20.800501	-0.0221	-0.4361	NaN	NaN	NaN	NaN
3	4	Motorcycle	10.78	27.723072	37.983025	23.729193	28.538500	0.0000	-0.0000	NaN	NaN	NaN	NaN
4	5	Motorcycle	17.98	26.965779	37.983067	23.729204	24.696301	-0.0652	-0.8979	NaN	NaN	NaN	NaN
...
1927	1928	Taxi	24.27	24.268961	37.983814	23.729946	17.398399	-0.2531	-0.1959	NaN	NaN	NaN	NaN
1928	1929	Car	25.63	28.832056	37.983730	23.729918	28.115499	-0.0830	-0.7184	NaN	NaN	NaN	NaN
1929	1930	Taxi	17.85	29.204541	37.984623	23.726881	31.177601	0.1088	-0.0037	NaN	NaN	NaN	NaN
1930	1931	Car	14.14	28.288557	37.983730	23.729918	27.066601	0.2697	-0.9574	NaN	NaN	NaN	NaN
1931	1932	Motorcycle	9.05	40.715699	37.984589	23.726896	42.858601	0.0000	0.0000	NaN	NaN	NaN	NaN

1932 rows × 125352 columns

Εικόνα 4.2-3 Δομή αρχείου της αρχικής βάσης δεδομένων

4.2.4 Εισαγωγή δεδομένων

Ο αλγόριθμος μπορεί να δεχτεί ως input μια ή και περισσότερες διασταυρώσεις. Τα απαραίτητα δεδομένα που είναι:

- Οι συντεταγμένες του κέντρου της διασταύρωσης
- Οι συντεταγμένες της κάθε συνδετήριας οδού εξόδου και εισόδου
- Το όνομα της διασταύρωσης

Μετά την εισαγωγή αυτών, ο αλγόριθμος:

1. **Αποθηκεύει** σε πίνακα τα δεδομένα (Εικόνα 4.2-4).

	name	center	node1	node2	node3	node4	critical_node
0	PANEPISTIMIOY - 28HS ΟΚΤΟΜΒΡΙΟΥ	[37.983904, 23.72935]	[37.984099, 23.729396]	[37.983858, 23.729604]	[37.983709, 23.729299]	[37.983938, 23.729137]	[37.983858, 23.729604]

Εικόνα 4.2-4 Εκχώρηση συντεταγμένων

2. **Μετατρέπει** τις συντεταγμένες από μορφή WGS σε καρτεσιανές¹ (Εικόνα 4.2-5).

center	node1	node2	node3	no
[739704.1960452568, 4207544.367555001]	[739707.6017590375, 4207566.127709804]	[739726.6574302642, 4207539.91699913]	[739700.3511016676, 4207522.5945173465]	[739685.3752344, 4207547.592037]

Εικόνα 4.2-5 Μετατροπή των εκχωρημένων συντεταγμένων

3. **Αναγνωρίζει** τον προσανατολισμό της κάθε οδού σε σχέση με το κέντρο της διασταύρωσης (**intersection node directions**) (Εικόνα 4.2-6).

	name	node1	node2	node3	node4
0 0	PANEPISTIMIOY - 28HS ΟΚΤΟΜΒΡΙΟΥ	N	E	S	W

Εικόνα 4.2-6 Εύρεση κατευθύνσεων προσανατολισμού

4. **Υπολογίζει** την γωνία που σχηματίζεται μεταξύ του Βορρά (**Cardinal direction**) και της συντεταγμένες της κάθε συνδετήριας οδού (**intersection angles**)² (Εικόνα 4.2-7).

	name	node1	node2	node3	node4
0 0	PANEPISTIMIOY - 28HS ΟΚΤΟΜΒΡΙΟΥ	8.9	101.21	190.01	279.72

Εικόνα 4.2-7 Εύρεση γωνιών προσανατολισμού

¹ Η μετατροπή των συντεταγμένων έγινε με χρήση της βιβλιοθήκης proj <https://proj.org/> με παραμέτρους: proj='utm',zone='34S',ellps='WGS84'

² Μέθοδος υπολογισμού γωνίας προσανατολισμού https://en.wikipedia.org/wiki/Cardinal_direction/

5. **Εκτυπώνει** την γεωμετρία της διασταύρωσης όπως την ορίσαμε πάνω στον χάρτη, για λόγους επαλήθευσης (Εικόνα 4.2-8).



Εικόνα 4.2-8 Παράδειγμα καταχωρημένης γεωμετρίας διασταύρωσης

4.2.5 Εντοπισμός οχημάτων που παραβρέθηκαν για την δεδομένη διασταύρωση

Αρχικά εντοπίζονται τα μοναδικά *vehicle id-s* των οχημάτων που παραβρέθηκαν εντός μιας κυκλικής επιφάνειας που ορίζεται με βάση το κέντρο της διασταύρωσης (**central node**) και μιας κρίσιμης απόστασης ανίχνευσης που ορίζεται από τον χρήστη (**unfixed detected vehicles**).

Στη συνέχεια αποθηκεύεται η χρονοϊστορία το κάθε οχήματος σε ξεχωριστό αρχείο (**local vehicle file**) όπου πλέον οι στήλες αφορούν τα κινηματικά στοιχεία του και η κάθε γραμμή αφορά μια χρονική στιγμή, με χρονικό βήμα ίσο με 0.04 δευτερόλεπτα (Εικόνα 4.2-9).

	id	type	time	lat	lon	easting	nording	speed	lon_acc	lat_acc
0	115	Car	14.32	37.984212	23.729435	739710.659583	4.207579e+06	19.4996	1.1492	-0.0550
1	115	Car	14.36	37.984210	23.729434	739710.578255	4.207579e+06	19.6664	1.1677	-0.0478
2	115	Car	14.40	37.984208	23.729434	739710.584768	4.207578e+06	19.8353	1.1782	-0.0403
3	115	Car	14.44	37.984206	23.729433	739710.503440	4.207578e+06	20.0052	1.1810	-0.0324
4	115	Car	14.48	37.984204	23.729433	739710.509952	4.207578e+06	20.1752	1.1803	-0.0241
...
210	115	Car	22.72	37.983604	23.729309	739701.571405	4.207511e+06	34.3523	0.0719	0.1762
211	115	Car	22.76	37.983601	23.729308	739701.493332	4.207511e+06	34.3705	0.1821	0.2247
212	115	Car	22.80	37.983598	23.729308	739701.503100	4.207510e+06	34.4077	0.3336	0.2750
213	115	Car	22.84	37.983594	23.729307	739701.428283	4.207510e+06	34.4727	0.5699	0.3272
214	115	Car	22.88	37.983591	23.729307	739701.438052	4.207510e+06	34.5728	0.8193	0.3810

Εικόνα 4.2-9 Αρχική μορφή τοπικού αρχείου οχήματος

Στη συνέχεια, για τα ανιχνευμένα οχήματα απαιτείται ως δεύτερο κριτήριο το να έχουν εισέλθει και σε μία επόμενη χρονική στιγμή, να έχουν εξέλθει από την επιφάνεια ανίχνευσης (**detected vehicles**). Πρέπει να επισημανθεί ότι αυτά **θα αξιοποιηθούν στη συνέχεια στο μοντέλο ακολουθώντας οχήματος**, εφόσον δεν γίνεται να παραλειφθούν ασχέτως του είδους κίνησης που εκτέλεσαν.

Τέλος, θέλοντας να απομονώσουμε τα οχήματα με βάση την συγκεκριμένη κίνηση που εκτέλεσαν στην διασταύρωση, απορρίπτονται όσα είχαν ίδια αφετηρία και τέλος διαδρομής, δημιουργώντας έτσι το υποσύνολο των οχημάτων **valid vehicles** (Εικόνα 4.2-10). Στην Εικόνα 4.2-11 απεικονίζονται οι είσοδοι και οι έξοδοι των οχημάτων μιας περιόδου μετρήσεων.

	id	type	enter_time	enter_lat	enter_lon	enter_easting	enter_nording	exit_time	exit_lat	exit_lon	exit_easting	exit_nording	timespan	
	0	4	Car	302.36	37.983878	23.729748	739739.241394	4.207543e+06	348.20	37.983991	23.728970	739670.533260	4.207553e+06	45.84
	1	13	Taxi	0.00	37.983891	23.729256	739695.981330	4.207543e+06	3.84	37.983935	23.728954	739669.310127	4.207547e+06	3.84
	2	15	Taxi	0.00	37.983822	23.729521	739719.483861	4.207536e+06	9.76	37.983908	23.728953	739669.310190	4.207544e+06	9.76
	3	16	Taxi	0.00	37.983929	23.729387	739707.364753	4.207547e+06	35.60	37.983987	23.728967	739670.282760	4.207553e+06	35.60
	4	17	Taxi	1.20	37.983792	23.729724	739737.413281	4.207533e+06	13.84	37.983909	23.728952	739669.219094	4.207544e+06	12.64

	1401	2436	Car	903.56	37.983795	23.729728	739737.754876	4.207533e+06	911.32	37.983909	23.728954	739669.394775	4.207544e+06	7.76
	1402	2437	Car	904.16	37.983819	23.729735	739738.291604	4.207536e+06	911.56	37.983934	23.728956	739669.489064	4.207547e+06	7.40
	1403	2439	Car	905.84	37.983816	23.729737	739738.477056	4.207536e+06	912.60	37.983934	23.728957	739669.576905	4.207547e+06	6.76
	1404	2440	Car	906.88	37.983817	23.729737	739738.473799	4.207536e+06	913.84	37.983934	23.728955	739669.401224	4.207547e+06	6.96
	1405	2441	Motorcycle	907.24	37.983793	23.729725	739737.497866	4.207533e+06	912.80	37.983913	23.728955	739669.469593	4.207544e+06	5.56

Εικόνα 4.2-10 Συνολικός πίνακας αξιοποιήσιμων οχημάτων (valid vehicles)



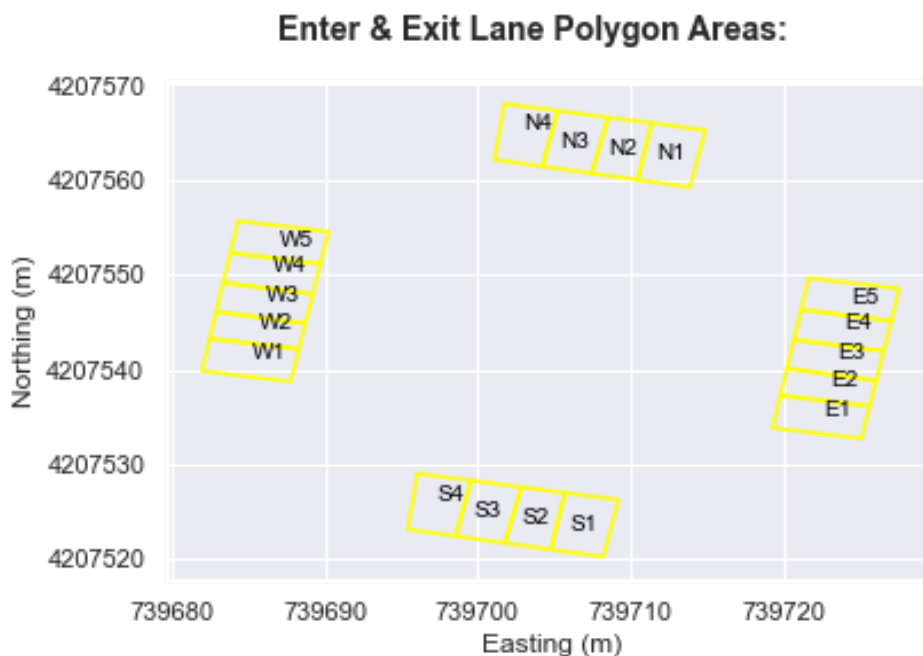
Εικόνα 4.2-11 Είσοδοι - Έξοδοι οχημάτων

4.2.6 Εντοπισμός κινήσεων των οχημάτων για δεδομένη διασταύρωση

Έχοντας απομονώσει όλα τα οχήματα που έχουν εντοπιστεί στην ευρύτερη περιοχή της συγκεκριμένης διασταύρωσης, διερευνήθηκαν **δύο πιθανοί τρόποι εντοπισμού της κίνησης** του κάθε οχήματος.

Θέλοντας να υπάρχει περισσότερη εποπτεία στην ανίχνευση της αλλαγής λωρίδας του κάθε οχήματος μια μέθοδος, η οποία αξιοποιεί εισαγόμενες από τον χρήστη **χωρικές επιφάνειες ανίχνευσης** και στην συνέχεια ελέγχει το κάθε όχημα σε ποια από αυτές εισήλθε και εξήλθε. Τα πλεονεκτήματα αυτής της μεθόδου είναι ότι μπορούν στη συνέχεια να εξαχθούν πολυάριθμα συμπεράσματα ανάλογα με τον σκοπό που επιδιώκει ο χρήστης.

Αρχικά σχεδιάστηκαν σε πρόγραμμα GIS όλες οι πιθανές δίοδοι εισόδου και εξόδου οχημάτων (enter & exit lane polygon areas) της κάθε συνδετήριας οδού, ανεξαρτήτως της κατεύθυνσης και αποθηκεύτηκαν σε αρχείο μορφής shapefile. Στη συνέχεια, για να γίνουν συμβατές με το περιβάλλον της Python έγινε μετατροπή σε αρχείο μορφής DBFS (Εικόνα 4.2-12) και για την τελική επιβεβαίωση προβλήθηκαν σε υπόβαθρο αεροφωτογραφίας (Εικόνα 4.2-13)



Εικόνα 4.2-12 Επιφάνειες ανίχνευσης κινήσεων μετά την εισαγωγή από GIS



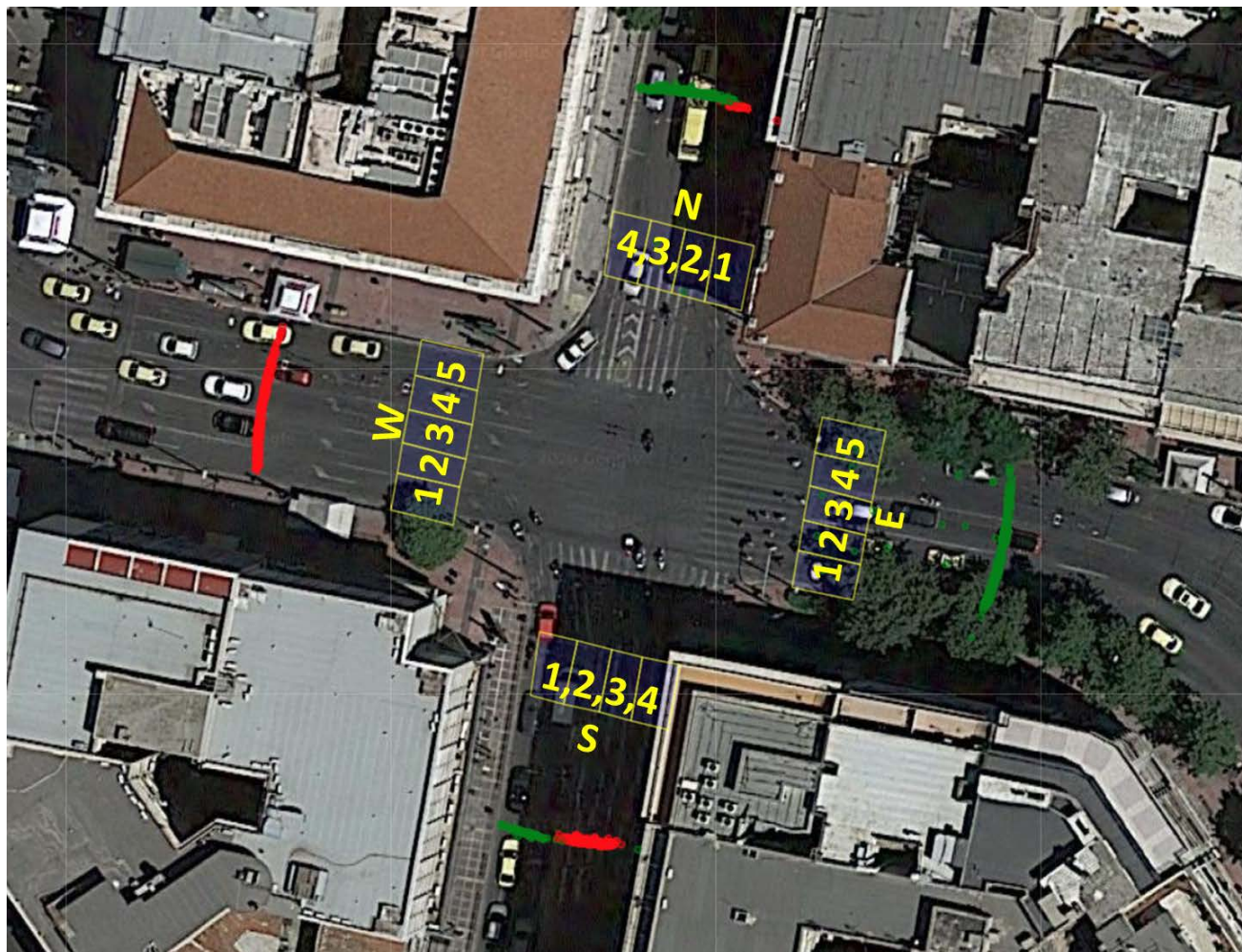
Εικόνα 4.2-13 Επιφάνειες ανίχνευσης σε υπόβαθρο χάρτη

Στη συνέχεια μετατράπηκαν σε pandas data frame και τελικώς σε σχήματα (shapely shapes) αξιοποιώντας την βιβλιοθήκη **plotly** με σκοπό τον καλύτερο εντοπισμό των κατευθύνσεων εισόδου και εξόδου του κάθε οχήματος τόσο σε επίπεδο λωρίδας αλλά και κατεύθυνσης. Αυτό έγινε ελέγχοντας για κάθε όχημα την επιφάνεια ανίχνευσης που πρωτοεμφανίστηκε καθώς και την τελική επιφάνεια προτού εξέλθει. Αποτέλεσμα της διεργασίας αυτής είναι ο ενοποιημένος πίνακας (**valid vehicles time info**) ο οποίος έχει καταγεγραμμένο για κάθε όχημα, την κίνηση που επέλεξε να εκτελέσει στη διασταύρωση, τον τύπο του οχήματος, το είδος της κίνησης σε επίπεδο επιφανειών εισόδου & εξόδου καθώς και στοιχεία που αφορούν τους χρόνους που εισήλθε και εξήλθε από την κάθε επιφάνεια (Εικόνα 4.2-14).

	id	type	trip	lane trip	enter-lane enter time	enter-lane exit time	exit-lane enter time	exit-lane exit time	enter-lane timespan	mid trip duration
0	4	Car	E-W	E4-W4	307.76	339.96	345.24	346.12	32.20	6.16
5	24	Motorcycle	N-S	N3-S2	27.56	29.60	33.76	34.24	2.04	4.64
6	25	Car	N-S	N3-S2	30.96	32.04	36.12	36.72	1.08	4.68
8	27	Car	N-S	N2-S2	51.76	52.68	56.88	57.60	0.92	4.92
9	29	Car	N-S	N2-S2	41.52	42.24	46.44	47.16	0.72	4.92
...

Εικόνα 4.2-14 Ενοποιημένος πίνακας (valid vehicles time info)

Παρακάτω φαίνεται η λογική της αρίθμησης των λωρίδων ανά κατεύθυνση (Εικόνα 4.2-15)

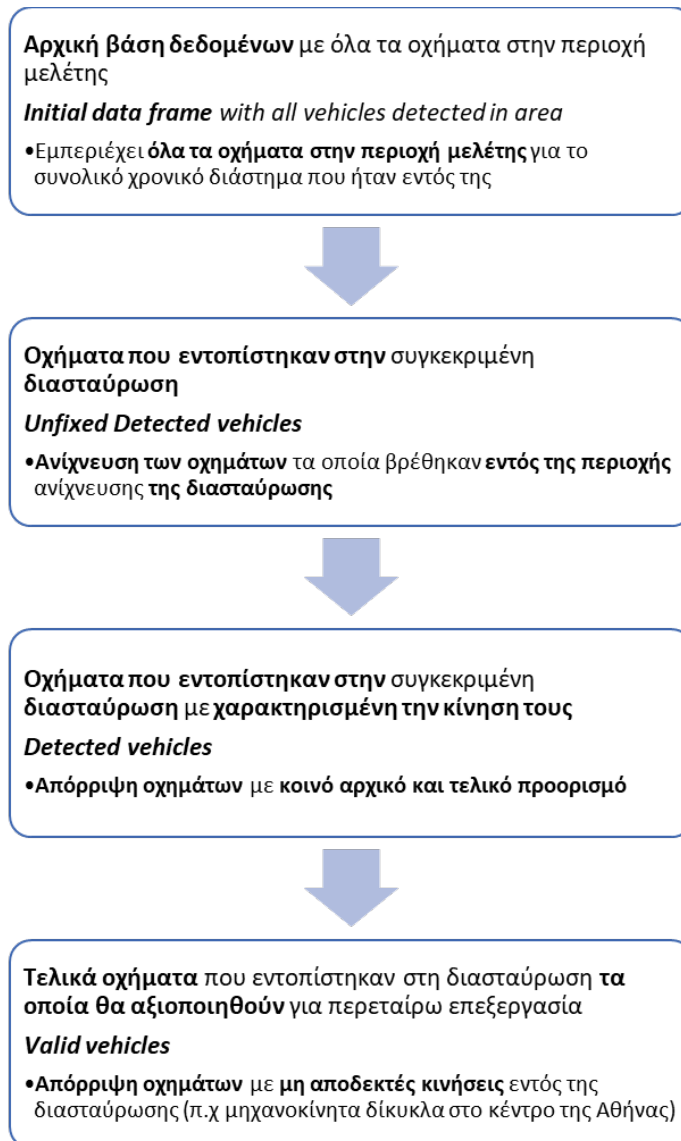


Εικόνα 4.2-15 Αρίθμηση των επιφανειών και διελεύσεις των οχημάτων

Παρατηρήσεις:

- Σε όλη την υπόλοιπη μεθοδολογία, **γίνεται η παραδοχή** ότι οι συνταγμένες της βάσης δεδομένων που έχουν εξαχθεί από την βιντεοσκοπημένη λήψη των ΣμηΕΑ αναφέρονται σε **κέντρα βάρους του κάθε οχήματος**.
- Σε οποιονδήποτε **αλγεβρικό υπολογισμό** χρησιμοποιούνταν οι συντεταγμένες του προβολικού συστήματος **UTM**, ενώ σε οποιαδήποτε **απεικόνιση σε χάρτη** χρησιμοποιούνται οι παγκόσμιες συντεταγμένες **WGS 84**³

³ Η μετατροπή των συντεταγμένων έγινε με χρήση της βιβλιοθήκης proj <https://proj.org/> με παραμέτρους: proj='utm',zone='34S',ellps='WGS84'



Διάγραμμα 4.2-1 Η πορεία επιλογής των οχημάτων που θα αξιοποιηθούν

4.2.7 Χαρακτηρισμός της επιλεγμένης κίνησης του κάθε οχήματος

Αξιοποιώντας τον ενοποιημένο πίνακα (**valid vehicles time info**) που περιέχει για το κάθε όχημα

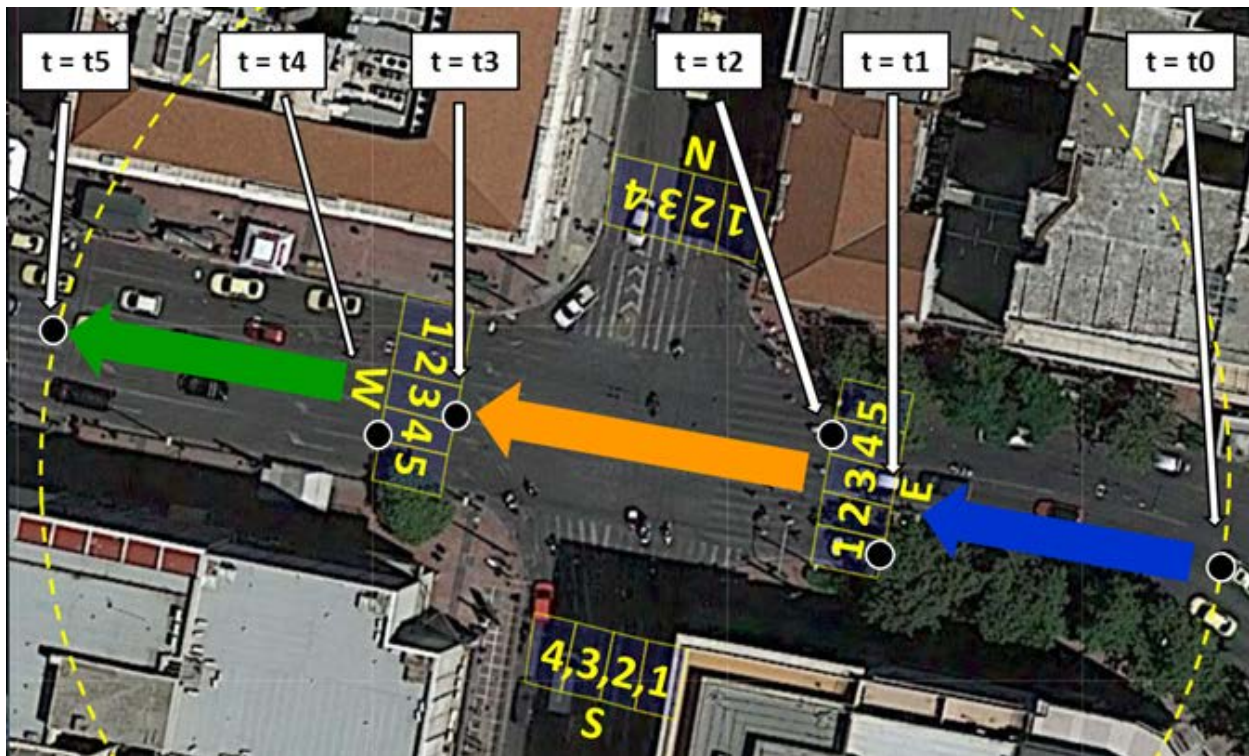
- Την επιλεγμένη κίνηση του οχήματος
- Την χρονική στιγμή ανίχνευσης ενός οχήματος στην περιοχή της διασταύρωσης (**t0**)
- Την χρονική στιγμή εισόδου στην επιφάνεια ανίχνευσης εισόδου (**t1**)
- Την χρονική στιγμή εξόδου από την επιφάνεια ανίχνευσης εισόδου (**t2**)
- Την χρονική στιγμή εισόδου στην επιφάνεια ανίχνευσης εξόδου (**t3**)
- Την χρονική στιγμή εξόδου από την επιφάνεια ανίχνευσης εξόδου (**t4**)
- Την χρονική στιγμή τέλους ανίχνευσης στην περιοχή της διασταύρωσης (**t5**)

Δημιουργείται για το κάθε όχημα η στήλη κατάστασης (**state**) που δηλώνει σε πιο στάδιο βρισκόταν κάθε χρονική στιγμή το όχημα όσον αφορά την ολοκλήρωση της επιλεγμένης του κίνησης στη διασταύρωση.

Τα **διαστήματα** που δημιουργούνται και χαρακτηρίζουν την κάθε χρονική στιγμή είναι

- Το διάστημα πριν την κίνηση (**before movement**), το οποίο θεωρείται από την χρονική στιγμή που ανιχνεύεται ένα όχημα στην περιοχή της διασταύρωσης μέχρι την χρονική στιγμή που εισέρχεται στην επιφάνεια ανίχνευσης εισόδου της συγκεκριμένης κίνησης
- Το διάστημα της ενδιάμεσης κίνησης (**mid movement**), το οποίο θεωρείται από την είσοδο στην επιφάνεια εισόδου μέχρι την χρονική εξόδου από την επιφάνεια εξόδου
- Το διάστημα μετά την κίνηση (**after movement**), το οποίο θεωρείται από την χρονική στιγμή εξόδου από την επιφάνεια ανίχνευσης εξόδου μέχρι την χρονική στιγμή του τέλους της ανίχνευσης του οχήματος από την διασταύρωση.

Στην Εικόνα 4.2-16 φαίνονται διαδοχικά οι χρονικές στιγμές και τα αντίστοιχα διαστήματα στην γενική περίπτωση εισόδου ενός οχήματος στην περιοχή της διασταύρωσης και αντίστοιχα στην Εικόνα 4.2-17 φαίνεται η πραγματική πορεία ενός τυχαίου οχήματος και τα αντίστοιχα διαστήματα της κίνησης του.



Εικόνα 4.2-16 Σχηματική απεικόνιση των διαστημάτων



Εικόνα 4.2-17 Καταστάσεις πορείας οχήματος

4.2.8 Επιλογή και δημιουργία τοπικών αξόνων

Έχοντας ως στόχο την διερεύνηση της πιθανής αλλαγής λωρίδας, έπρεπε αρχικά να εφαρμοστεί μια μεθοδολογία με την οποία θα ήταν εφικτό να εντοπιστεί αυτή η αλλαγή. Η διαδικασία της αλλαγής λωρίδας απαιτεί από μια σειρά κινήσεων από τον οδηγό όπου στο τελικό στάδιο μιας ολοκληρωμένης αλλαγής, το όχημα, από τη μέση μιας λωρίδας μετατοπίζεται εγκάρσιως κατά το πλάτος της οδού στο μέσο την κοντινότερης γειτονικής λωρίδας. Κρίθηκε έτσι αναγκαίο να μελετηθεί το κάθε όχημα με βάση ένα τοπικό σύστημα συντεταγμένων ώστε να είναι εφικτό να εντοπιστεί η εγκάρσια αυτή μεταβολή. Μη όντας εφικτό να εκτελεστούν μετρήσεις πεδίου για να δημιουργηθούν χειροκίνητα οι άξονες και θέλοντας να δημιουργηθεί μια γενικής χρήσης μεθοδολογία εξόρυξης των τοπικών αξόνων, αξιοποιήθηκαν οι πολυάριθμες τροχιές των καταγεγραμμένων οχημάτων οι οποίες απεικόνιζαν και τις πραγματικές χωρικές συνθήκες της συγκεκριμένης διασταύρωσης

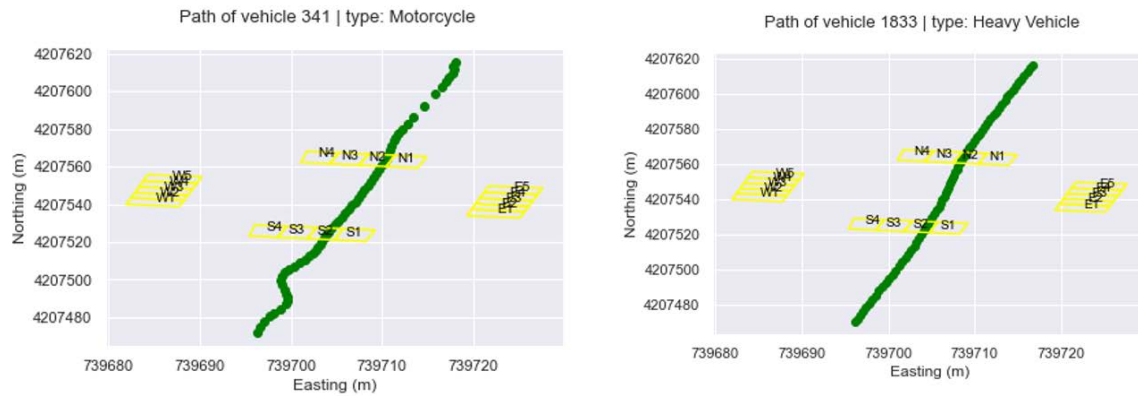
4.2.9 Εξαγωγή συντεταγμένων οχήματος

Έχοντας προηγουμένως χαρακτηρίσει το κάθε όχημα με βάση την κίνηση που επέλεξε σε επίπεδο επιφάνειας εισόδου και εξόδου (**lane movement**), θέλοντας να περιορίσουμε των αριθμό των οχημάτων που θα ελέγξουμε, ορίζουμε για κάθε μια από τις κινήσεις, τον συνδυασμό λωρίδων που μάλλον δεν εκτέλεσαν αλλαγή λωρίδας.

Με την χρήση μιας συνάρτησης η οποία δέχεται

- το τοπικά αποθηκευμένο αρχείο ενός οχήματος (**local vehicle file**)
- την ελάχιστη απόσταση που απαιτούμε να υπάρχει μεταξύ κάθε σημείου
- Εξάγονται και απεικονίζονται οι συντεταγμένες από τις οποίες πέρασε το συγκεκριμένο όχημα.

Στην Εικόνα 4.2-18 φαίνεται η σύγκριση μεταξύ δυο περιπτώσεων πορείας διαφορετικών οχημάτων στην ίδια κίνηση (N-S).



Εικόνα 4.2-18 Περίπτωση αξιοποιήσιμης και μη αξιοποιήσιμης πορείας οχήματος

4.2.10 Εύρεση υποδειγματικών τοπικών αξόνων για αξιοποίηση

Μέσα από μια διαδικασία δοκιμών ο χρήστης καλείται να επιλέξει για καθεμιά από τις εντοπισμένες κινήσεις της συγκεκριμένης διασταύρωσης μια υποδειγματική πορεία ενός οχήματος την οποία θα επαληθεύσει από την προβολή της πάνω στη δορυφορική εικόνα. Στην Εικόνα 4.2-19 φαίνεται μια περίπτωση μη αξιοποιήσιμης πορείας οχήματος ενώ αντίθετα στην Εικόνα 4.2-20 φαίνεται μια πιθανώς αξιοποιήσιμη περίπτωση οχήματος.



Εικόνα 4.2-19 Περίπτωση μη αξιοποιήσιμης πορείας οχήματος



Εικόνα 4.2-20 Περίπτωση αξιοποιήσιμης πορείας οχήματος

Στη συνέχεια ο χρήστης καλείται να εισάγει τα μοναδικά ids των οχημάτων αυτών ώστε να αποθηκευτούν σε τοπικά αρχεία τα **βοηθητικά σημεία περιστροφής των αξόνων (guide points)**. Κάθε βοηθητικό σημείο βρίσκεται στο μέσο της οδού εφόσον αυτά προέρχονται από μια πορεία οχήματος το οποίο κράτησε μια σταθερή πορεία.

Τέλος ο αλγόριθμος προβάλλει πάνω στην δορυφορική εικόνα όλα τα σημεία που συλλέχθηκαν για εικονική επαλήθευση (Εικόνα 4.2-21). Όπως φαίνεται, επιλέχτηκαν οχήματα τα οποία εκτέλεσαν μια κίνηση παραμένοντας στην νοητή συνέχεια της λωρίδας από την οποία εισήλθαν.



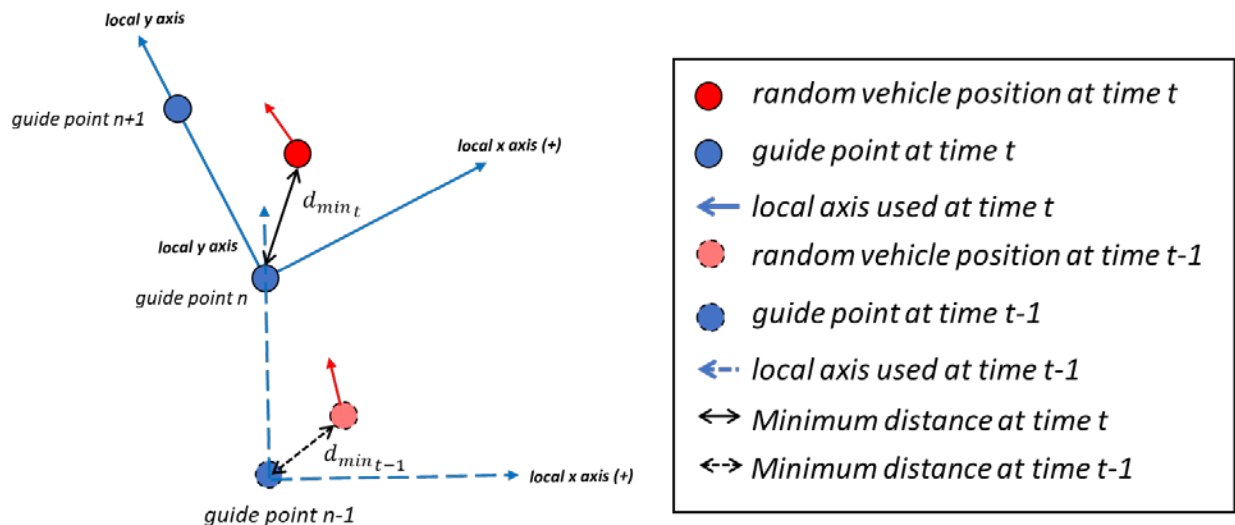
Εικόνα 4.2-21 Τελικοί αξόνων για όλες τις κινήσεις

4.2.11 Περιστροφή του συστήματος συντεταγμένων

Θέλοντας να είναι γνώστη η εγκάρσια μετατόπιση του κάθε οχήματος για κάθε χρονική στιγμή που αυτό παρατηρήθηκε, κρίθηκε αναγκαία η περιστροφή του συστήματος αξόνων από το παγκόσμιο σε ένα τοπικό σύστημα, **κοινό για όλα τα οχήματα που εκτέλεσαν την ίδια κίνηση** στη συγκεκριμένη διασταύρωση.

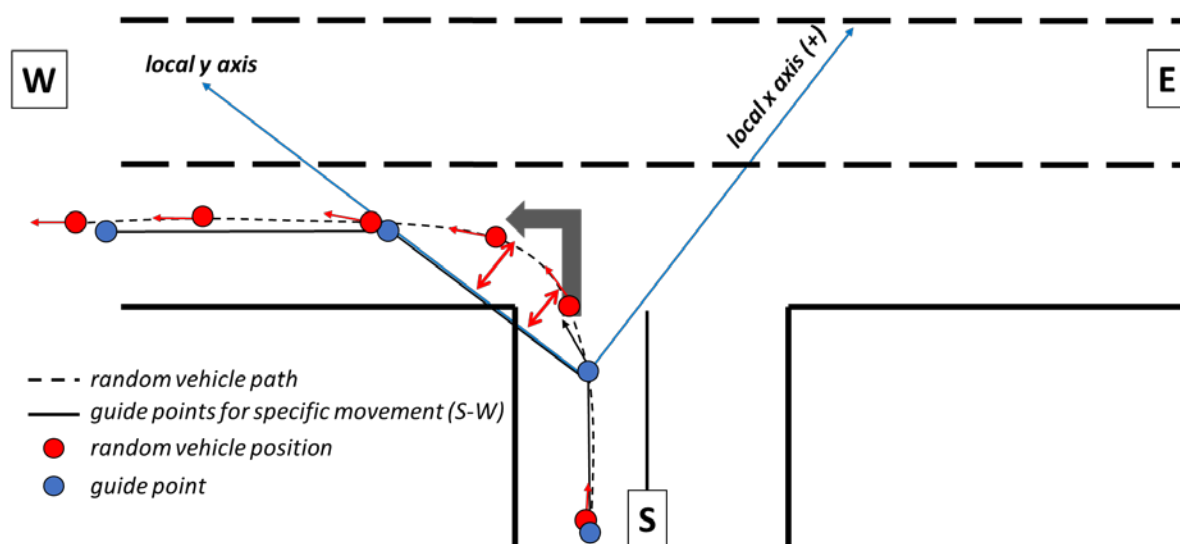
Σε μια ιδανική περίπτωση όπου η οδός θα ήταν εντελώς ευθεία, θα χρειαζόμασταν ακριβώς μια περιστροφή για να παρατηρήσουμε την εγκάρσια μετατόπιση ενός οχήματος κατά το πλάτος της οδού. Όμως αυτό δεν αντικατοπτρίζει την πραγματικότητα όπου ακόμα και μια φαινομενικά ευθεία οδός παρουσιάζει μικρές μεταβολές στην κλίση της, πόσο μάλλον σε ένα αστικό περιβάλλον όπου υπάρχουν όλων των ειδών χαράξεις οδών, καμπύλες και μη.

Επομένως, η στροφή των αξόνων για κάθε όχημα έγινε n φορές, όπου n , ο αριθμός των βοηθητικών σημείων (**guide points**) που εντοπίστηκαν με την ελάχιστη απόσταση d_{min} από το όχημα για κάθε χρονική στιγμή που αυτό παρατηρήθηκε στην διασταύρωση. Στο Σχήμα 4.2-1 φαίνεται η αλλαγή βοηθητικών σημείων λόγω της εύρεσης μιας μικρότερης ελάχιστης απόστασης την χρονική στιγμή t .

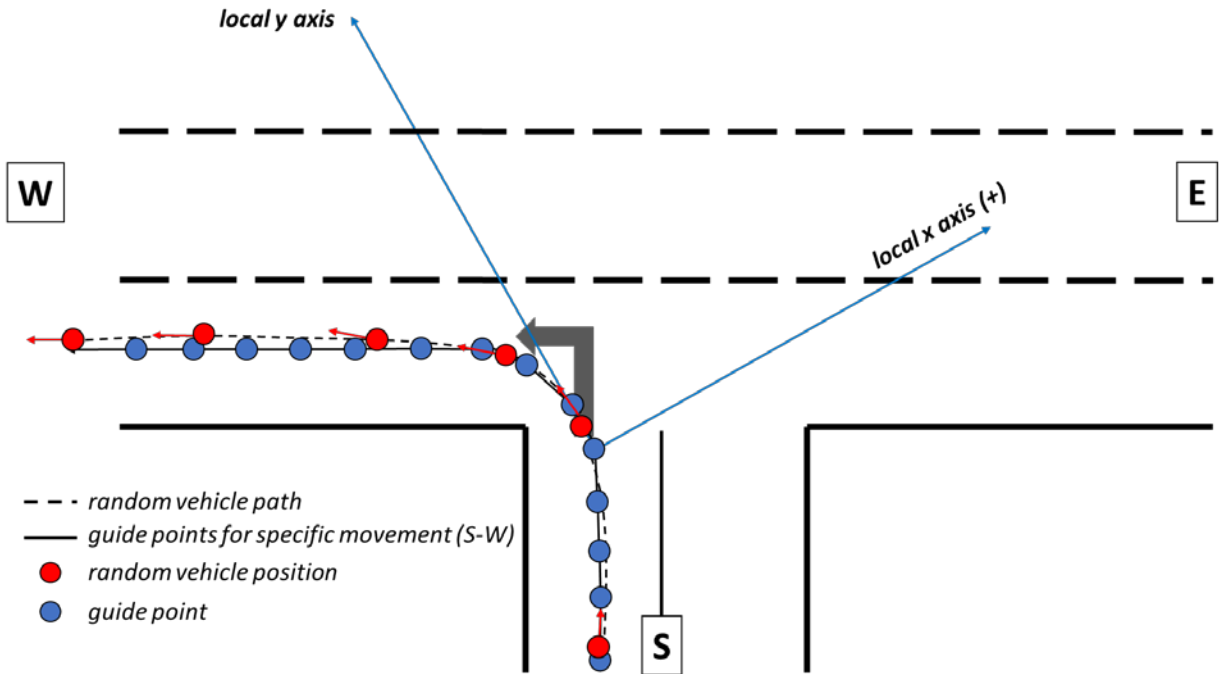


Σχήμα 4.2-1 Διαδικασία επιλογής επόμενου βοηθητικού σημείου

Ο λόγος που επιλέγεται κάθε φορά το κοντινότερο παίζει μεγάλο ρόλο ιδιαίτερα σε καμπύλες κινήσεις όπου όσες περισσότερες φορές περιστρέφουν οι άξονες, τόσο πιο ακριβής είναι η παραπάνω εγκάρσια μετατόπιση του οχήματος. Παρακάτω φαίνεται ένα θεωρητικό παράδειγμα ενός οχήματος σε καμπύλη κίνηση όπου στο Σχήμα 4.2-2 θα καταγραφόταν μια λανθασμένη εγκάρσια μετατόπιση του οχήματος από τον νοητό άξονα της καμπύλης κίνησης ενώ στο Σχήμα 4.2-3 φαίνεται η ίδια κίνηση αλλά με χρήση επαρκών βοηθητικών σημείων.

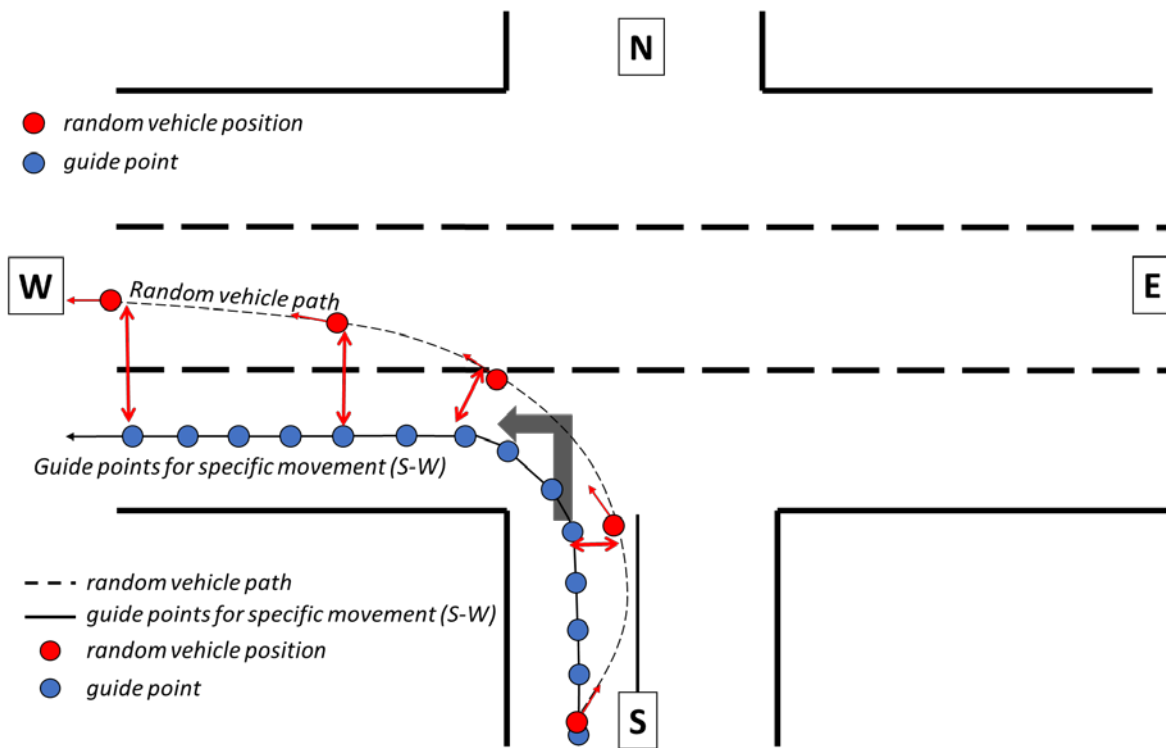


Σχήμα 4.2-2 Περιστροφή των αξόνων και χρήση ανεπαρκών βοηθητικών σημείων



Σχήμα 4.2-3 Περιστροφή των αξόνων και χρήση επαρκών βοηθητικών σημείων

Στο Σχήμα 4.2-4 φαίνεται η σχηματική απεικόνιση του εντοπισμού μιας αλλαγής λωρίδας ενός οχήματος σε μια καμπύλη κίνησης που αποτελεί και τον τελικό σκοπό της διαδικασίας.



Σχήμα 4.2-4 Συνολικός σκοπός της διαδικασίας

Γνωρίζοντας κάθε χρονική στιγμή

- τις συντεταγμένες x και y ενός οχήματος (x_2, y_2)
- τις συντεταγμένες του κοντινότερου **βοηθητικού σημείου n** (x_1, y_1)
- την **κίνηση του συγκεκριμένου οχήματος**, για να χρησιμοποιηθούν τα αντίστοιχα βοηθητικά σημεία
- την **γωνία προσανατολισμού ω** που σχηματίζεται μεταξύ της ευθείας του κοντινότερου **βοηθητικού σημείου n** (guide point n) και του αμέσως επόμενου **βοηθητικού σημείου $n+1$** (guide point $n+1$) και του Βορρά μέσω της σχέσης

$$\omega = \text{atan2} \left(\frac{x_{n+1} - x_n}{y_{n+1} - y_n} \right) \times \frac{180}{\pi} \text{ (deg)}$$

Αν $\omega < 0 \rightarrow \omega = \omega + 360$ (διορθωση γωνίας)

Υπολογίζεται η αριστερόστροφη γωνία θ που σχηματίζεται μεταξύ του παγκόσμιου οριζόντιου άξονα και του οριζόντιου τοπικού άξονα και ισούται με

$$\theta = 360 - \omega$$

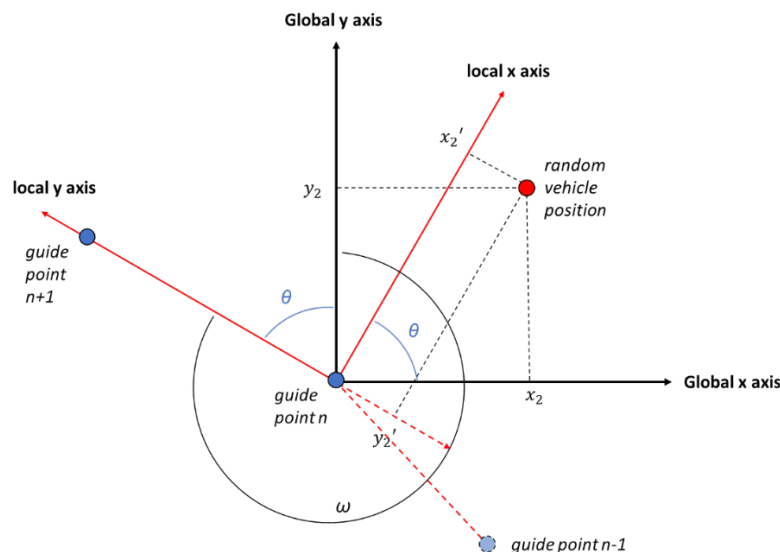
και με την χρήση των σχέσεων⁴

$$x_2' = (x_2 - x_1) \cos \theta + (y_2 - y_1) \sin \theta$$

$$y_2' = -(x_2 - x_1) \sin \theta + (y_2 - y_1) \cos \theta$$

υπολογίζεται για κάθε χρονική στιγμή η θέση του οχήματος σε τοπικές συντεταγμένες x_2', y_2'

Στο Σχήμα 4.2-5 φαίνονται αναλυτικά η διαδικασία περιστροφής των αξόνων.



Σχήμα 4.2-5 Λογική της περιστροφής των αξόνων

Την χρονική στιγμή $t = 0$ οι τοπικοί άξονες x και y παίρνουν τις τιμές που υπολογίζονται με την παραπάνω μεθοδολογία και σε κάθε επόμενη χρονική στιγμή $t+1$, παίρνουν τιμή ίση με το

⁴ Περιστροφή των αξόνων https://en.wikipedia.org/wiki/Rotation_of_axes

άθροισμα της προηγούμενης και της τωρινής θέσης που προφανώς είναι αναγκαίο εφόσον η αρχή των αξόνων μετατίθεται και περιστρέφεται.

Στην Εικόνα 4.2-22 φαίνεται η επιλογή του πρώτου βοηθητικού σημείου (Node index: 0) κατά την είσοδο του οχήματος (id:2255) ενώ στην Εικόνα 4.2-23, φαίνεται το τελικό βοηθητικό σημείο (Node index: 57) που αξιοποιήθηκε κατά την έξοδο του οχήματος από την περιοχή της διασταύρωσης.

```
Veh id: 2255 | veh type: Car  
Lane movement of vehicle: E1-W1
```

```
Time: 821.92 s  
distance: 6.88 node index: 0
```

```
Local y : -3.42 local x : -5.97  
Displacement: 0 abs delta x: 0 distance travelled: 1.1 m.
```

```
-----  
Time: 822.04 s  
distance: 6.33 node index: 0
```

```
Local y : -2.32 Local x : -5.89  
Displacement: 0.08 abs delta x: 0.08 distance travelled: 2.21 m.
```

Εικόνα 4.2-22 Αρχή δημιουργίας τοπικών συντεταγμένων για ένα όχημα

```
Time: 836.32 s  
distance: 5.31 node index: 57  
Node changed
```

```
Local y : -0.52 Local x : -5.29  
Displacement: 0.69 abs delta x: -0.09 distance travelled: 136.87 m.
```

```
-----  
Time: 836.44 s  
distance: 5.26 node index: 57
```

```
Local y : 0.24 Local x : -5.25  
Displacement: 0.72 abs delta x: 0.03 distance travelled: 137.62 m.
```

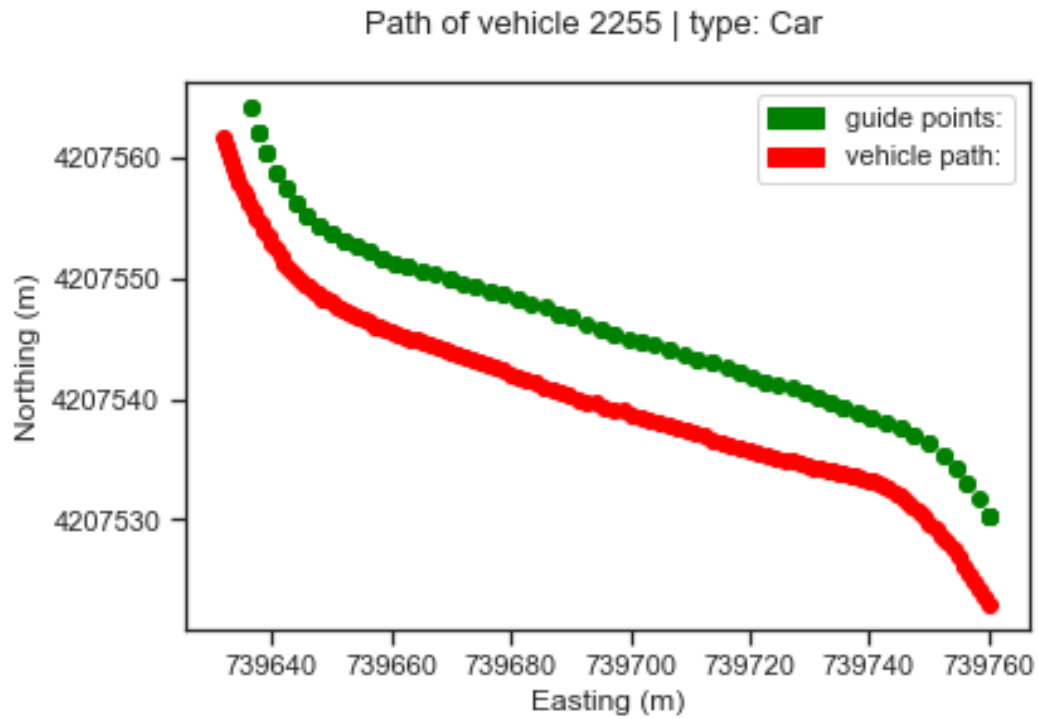
```
-----  
total x displacement : 0.72 local x: -5.25  
total distance traveled: 138
```

Εικόνα 4.2-23 Ολοκλήρωση δημιουργίας τοπικών συντεταγμένων για ένα όχημα

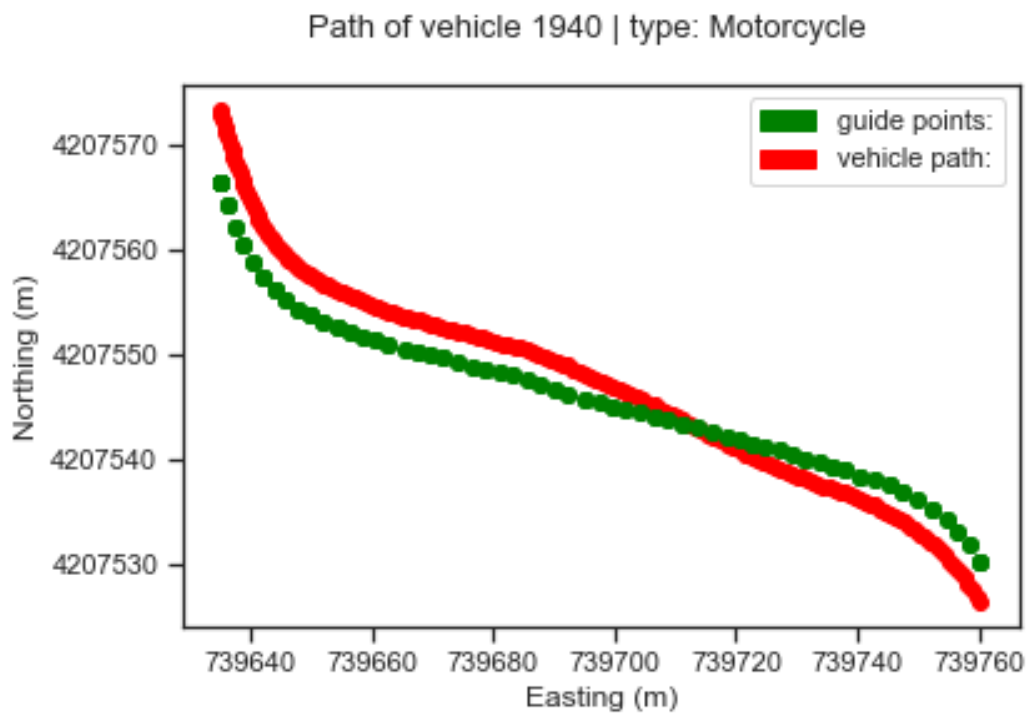
Τέλος δημιουργείται η στήλη τοπικού χρόνου (**fixed time**), η οποία θεωρεί ως χρόνο μηδεν για κάθε όχημα την χρονική στιγμή - του καθολικού χρόνου σε δευτερόλεπτα που είναι κοινός για όλα τα οχήματα – που το συγκεκριμένο όχημα ανιχνεύεται στην διασταύρωση και κάθε επόμενη χρονική στιγμή είναι η διαφορά του νέου καθολικού χρόνου πλην του χρόνου μηδέν.

Είναι προφανές ότι μικρές απωλίες μεταξύ των σημείων αλλαγής των αξόνων θα είναι υπαρκτές όμως αυτό δεν επιρραάζει το αποτέλεσμα της εύρεσης του ζητουμένου.

Στην Εικόνα 4.2-24 φαίνεται η περίπτωση ενός οχήματος το οποίο δεν εκτέλεσε αλλαγή λωρίδας ενώ αντίθετα στην Εικόνα 4.2-25 έγινε μια εμφανής αλλαγή λωρίδας.

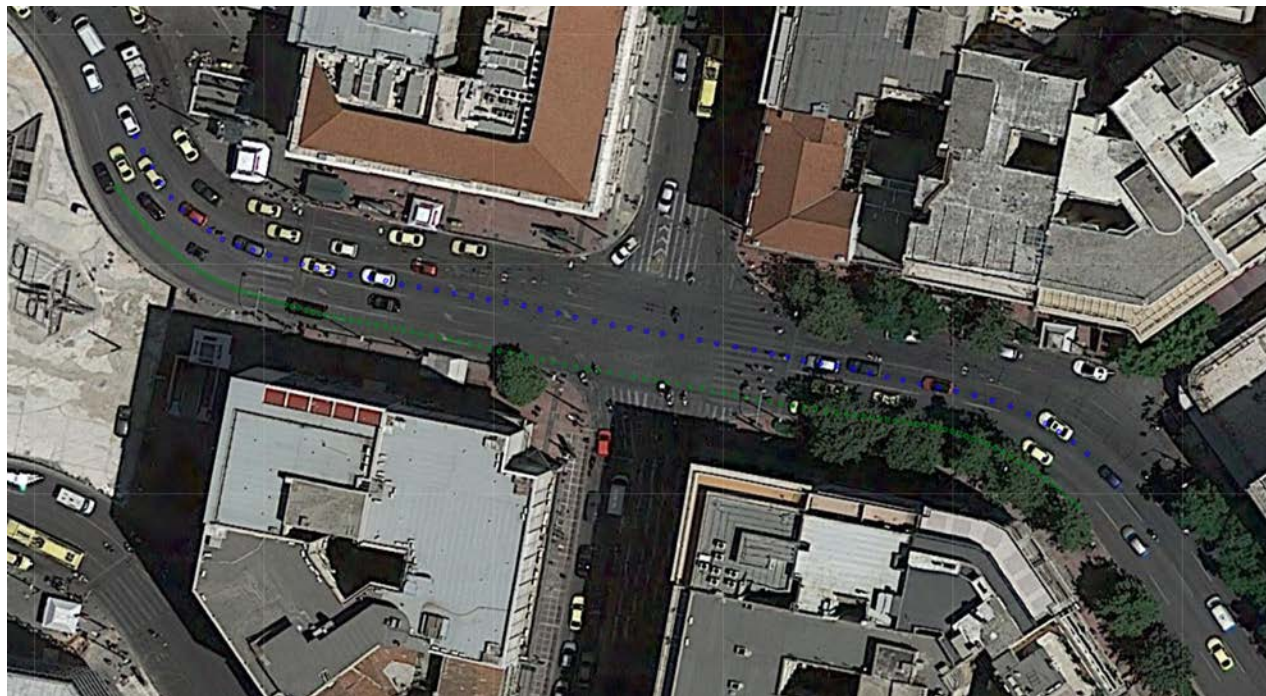


Εικόνα 4.2-24 Πορεία οχήματος και βοηθητικών σημείων (id 2255)



Εικόνα 4.2-25 Πορεία οχήματος με εμφανή αλλαγή λωρίδας

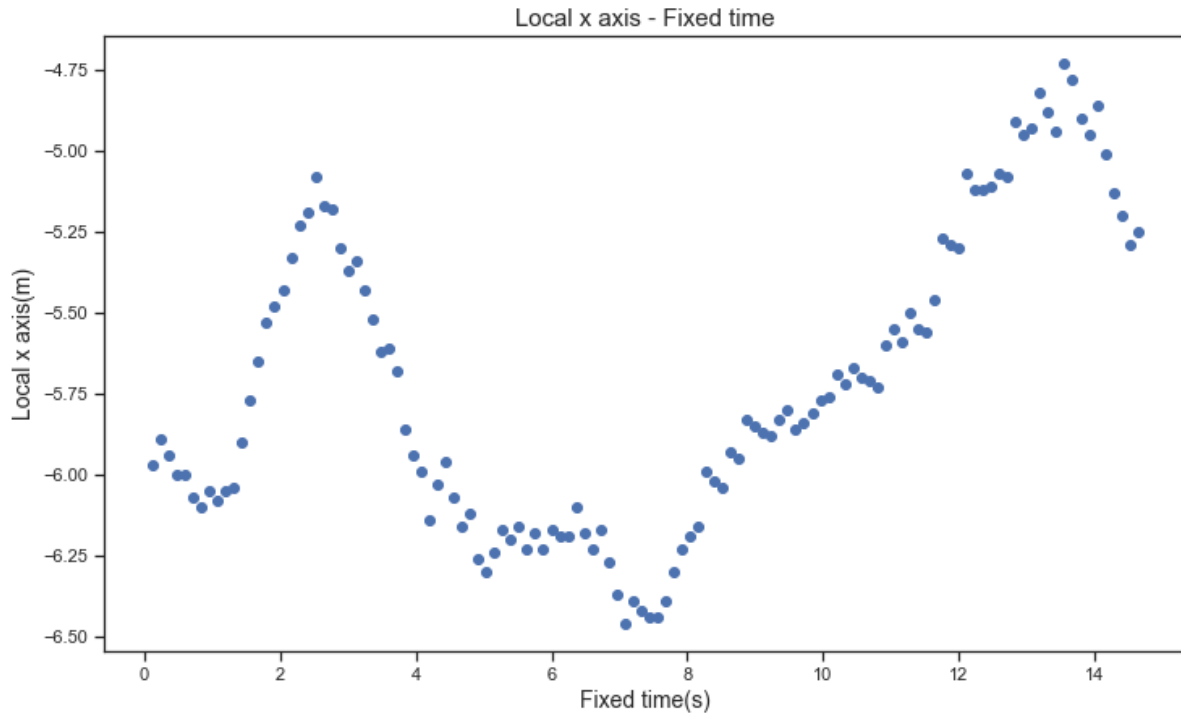
Στην Εικόνα 4.2-26 φαίνεται η περίπτωση μιας πορείας ενός οχήματος (πράσινο) και τα αντίστοιχα βοηθητικά σημεία (μπλε) της επιλεγμένης κίνησης (E-W).



Εικόνα 4.2-26 Πορεία οχήματος(πράσινο) και βοηθητικών σημείων (μπλε) (id 2255)

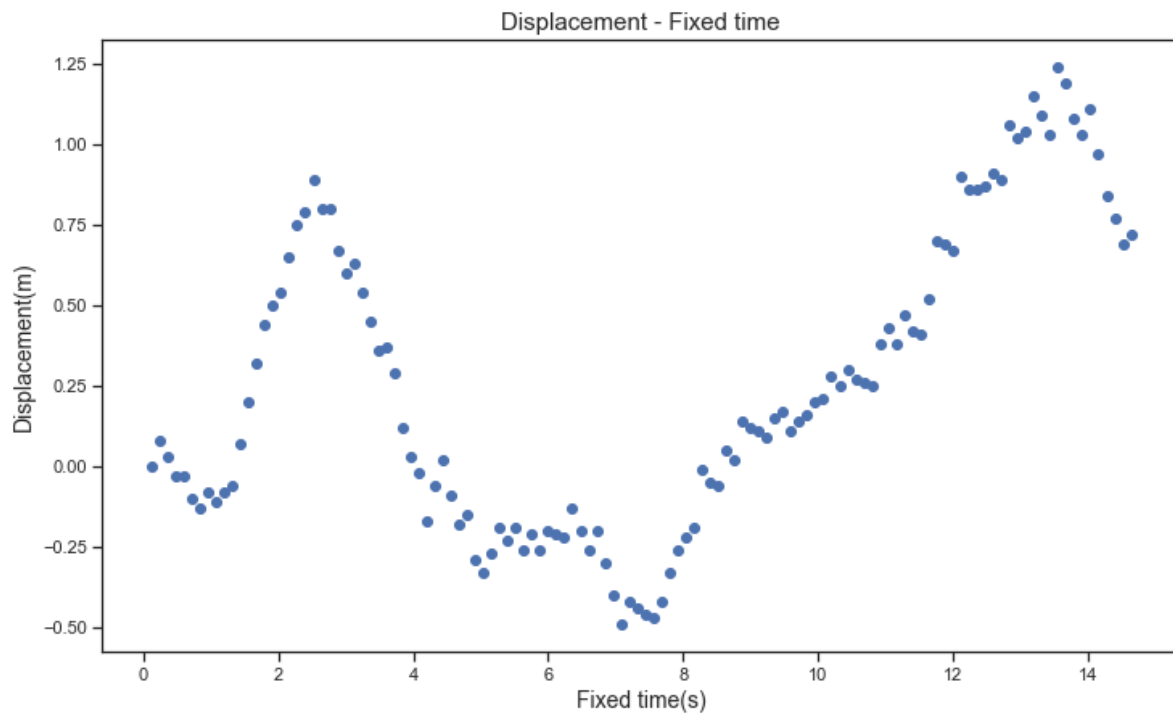
4.2.12 Κατασκευή διαγραμμάτων χρονοϊστορίας οχήματος

Για λόγους εποπτείας και απεικόνισης πολλών χαρακτηριστικών του οχήματος στο ίδιο διάγραμμα, εφαρμόστηκε η κατασκευή θεωρητικών διαγραμμάτων τα οποία βασίζονται σε μια κοινή παραδοχή. Ο άξονας x απεικονίζει πάντα τον χρόνο (**local time**) και ο άξονας y απεικονίζει πάντα την εγκάρσια θέση του οχήματος είτε ως μετατόπιση (**displacement**) είτε ως τοπική συντεταγμένη του οχήματος(**local x**) και η τοπική συντεταγμένη y εφόσον δεν μας ενδιαφέρει παραλείπεται. Στο Διάγραμμα 4.2-2 φαίνεται το η τοπική συντεταγμένη x ενός οχήματος και του τοπικού χρόνου ενώ στο Διάγραμμα 4.2-3, για το ίδιο όχημα απεικονίζεται η μετατόπιση (η οποία ξεκινά από το μηδέν) και του τοπικού χρόνου.



Διάγραμμα 4.2-2 Πορεία οχήματος(πράσινο) και βοηθητικών σημείων (μπλε) (id 2255)

Ταυτόχρονα γίνεται υπολογισμός της μετατόπισης (**displacement**), θεωρώντας όμως ότι την χρονική στιγμή $t = 0$, η θέση που πρωτοεμφανίζεται το συγκεκριμένο όχημα αποτελεί την αφετηρία και επομένως η μετατόπιση κατά το πλάτος της οδού είναι ίση με μηδέν.



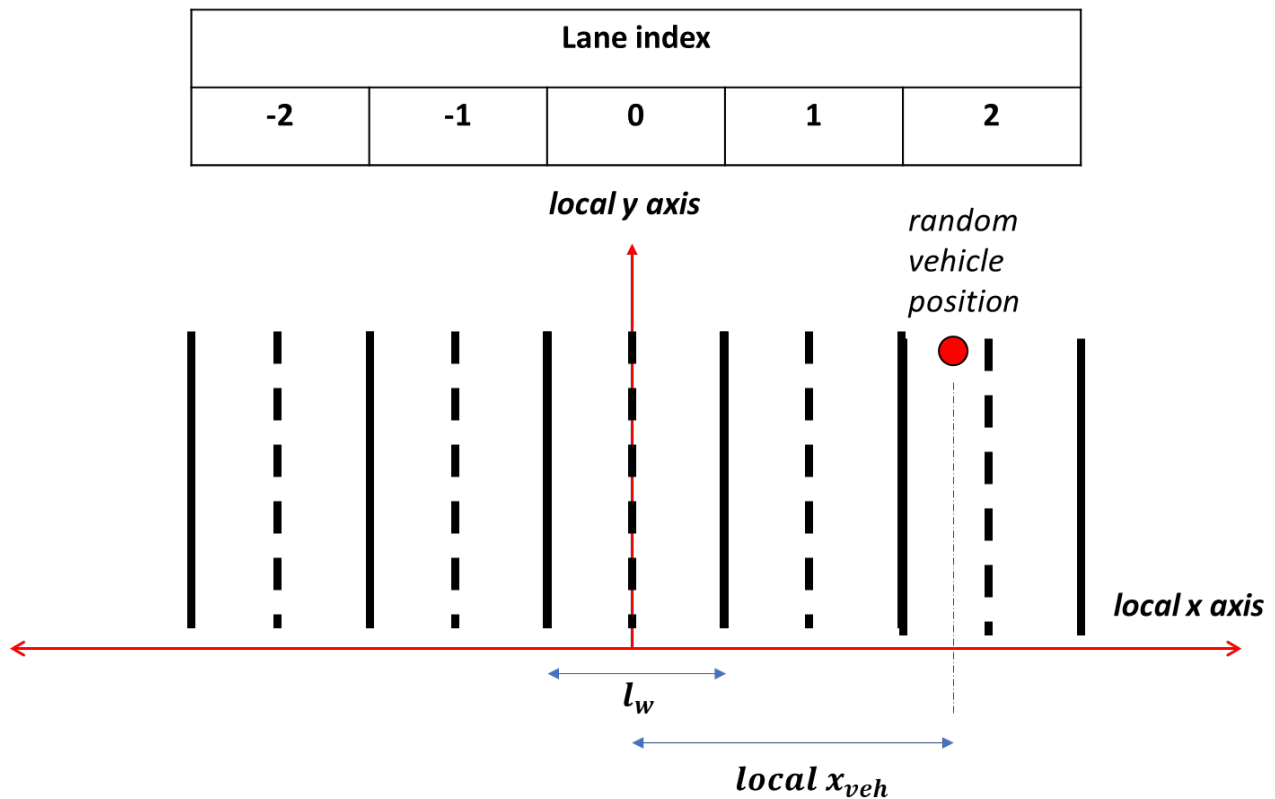
Διάγραμμα 4.2-3 Παράδειγμα χρονοϊστορίας οχήματος: χρόνος – μετατόπιση (id 2255)

4.2.13 Εντοπισμός της χρησιμοποιούμενης λωρίδας

Για κάθε όχημα εντοπίστηκε η χρησιμοποιούμενη λωρίδα (**lane index**) για κάθε χρονική στιγμή της κίνησης του με την χρήση της παρακάτω συνάρτησης.

Λαμβάνοντας ως δεδομένα το αρχείο του οχήματος (**vehicle file**) και το πλάτος της συγκεκριμένης οδού (**lane width**), η συνάρτηση αυτή χαρακτηρίζει κάθε στιγμή την χρησιμοποιούμενη λωρίδα από το όχημα.

Η αρίθμηση των λωρίδων γίνεται με βάση το ορισμένο σύστημα αξόνων όπου ως 0 είναι η λωρίδα που το μέσο της ταυτίζεται με τον άξονα, και κάθε άλλη είναι οι διαθέσιμες λωρίδες για την συγκεκριμένη κίνηση δεξιά και αριστερά (Σχήμα 4.2-6).



Σχήμα 4.2-6 Λογική αρίθμησης των λωρίδων

Πιο συγκεκριμένα ελέγχεται για κάθε χρονική στιγμή αν η απόλυτη τιμή της τοπικής συντεταγμένης x του οχήματος βρίσκεται μεταξύ του μισού πλάτους της οδού δηλαδή αν

$$-l_w/2 \leq x_{veh} \leq l_w/2^5$$

Αν ισχύει η παραπάνω σχέση δίνεται η τιμή μηδέν (**lane index = 0**)

Αν όχι, υπολογίζεται ο e , ο οποίος δηλώνει τον αριθμό των **παραπάνω** λωρίδων είτε θετικά ή αριστερά από τον άξονα μέσω της σχέσης

$$lane\ index = k + k \times e$$

⁵ Η σχέση αυτή προκύπτει από εφαρμογή απλής γεωμετρίας

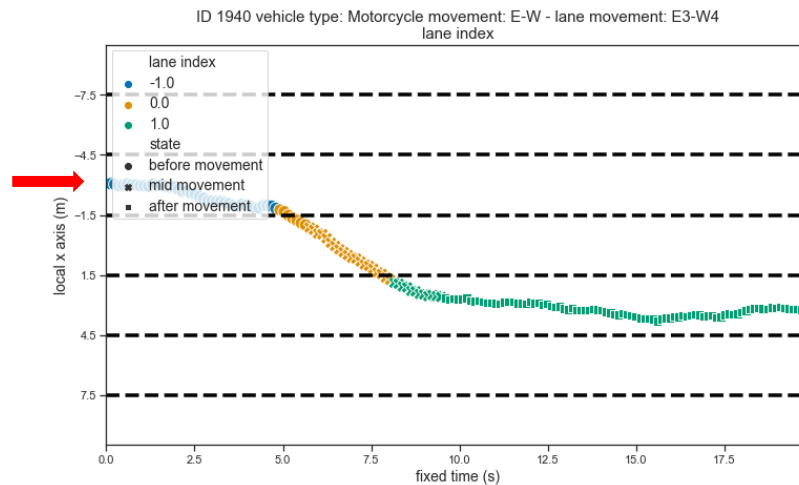
όπου

$$k = \begin{cases} +1, & \text{αν } x_{veh} > 0 \\ -1, & \text{αν } x_{veh} < 0 \end{cases}$$

Και

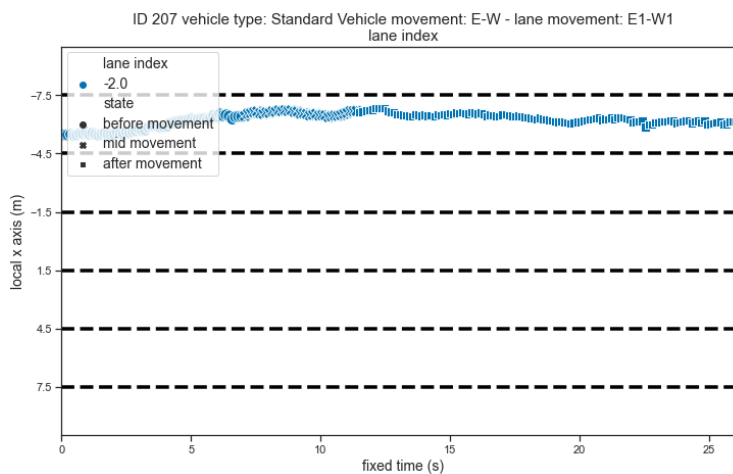
$$e = \left\lfloor \left| \frac{|x_{veh}| - l_w/2}{l_w} \right| \right\rfloor, \text{ όπου } e = [0,1,2, \dots]^6$$

Για παράδειγμα, για πλάτος λωρίδας $x_{veh} = -4.28 \text{ m}$ και $l_w = 3.50 \text{ m}$, εφαρμόζοντας τις σχέσεις προκύπτει $k = -1$, $e = [0.72] = 0$ και τελικά **lane index = -1**, όπως και φαίνεται στο Διάγραμμα 4.2-4.



Διάγραμμα 4.2-4 Παράδειγμα οχήματος καθώς αλλάζει λωρίδα (lane changing)

Αντίστοιχα, σε μια περίπτωση που ένα όχημα θα διατηρούσε την λωρίδα του, το lane index θα ήταν σταθερό και η καταγραφή θα ήταν σαν και αυτή του Διαγράμματος 4.2-5.



Διάγραμμα 4.2-5 Παράδειγμα οχήματος καθώς διατηρούσε την λωρίδα του (lane keeping)

⁶ Η σχέση αυτή προκύπτει από εφαρμογή απλής γεωμετρίας

Αποτέλεσμα της διαδικασίας είναι η δημιουργία της συμπληρωμένης στήλης lane index για την κάθε χρονική στιγμή.

4.2.14 Χαρακτηρισμός της θέσης πάνω στην λωρίδα

Η θέση πάνω στην λωρίδα (**position in lane**) αναφέρεται στο αν το όχημα βρίσκεται στο κέντρο (**CENTER**) ή κοντά στην οριογραμμή της λωρίδας (**EDGE**) και αποσκοπεί σε μια πιθανή μεταβλητή που θα μπορούσε να αξιοποιηθεί στη συνέχεια από το Νευρωνικό δίκτυο.

Ο εντοπισμός της γίνεται με την χρήση μιας συνάρτησης η οποία δέχεται ως δεδομένα το αρχείο του οχήματος (**vehicle file**), το πλάτος της συγκεκριμένης οδού (**lane width**) και την θεώρηση του διάκενου μεταξύ του οχήματος και της υπόλοιπης διαθέσιμης μισής λωρίδας (**side gap**).

Πιο συγκεκριμένα για κάθε χρονική στιγμή ελέγχεται αν το όχημα βρίσκεται στο κέντρο της χρησιμοποιούμενης λωρίδας ή όχι.

x_{veh} : τοπική συντεταγμένη του οχήματος (m)

l_w : πλάτος λωρίδας (m)

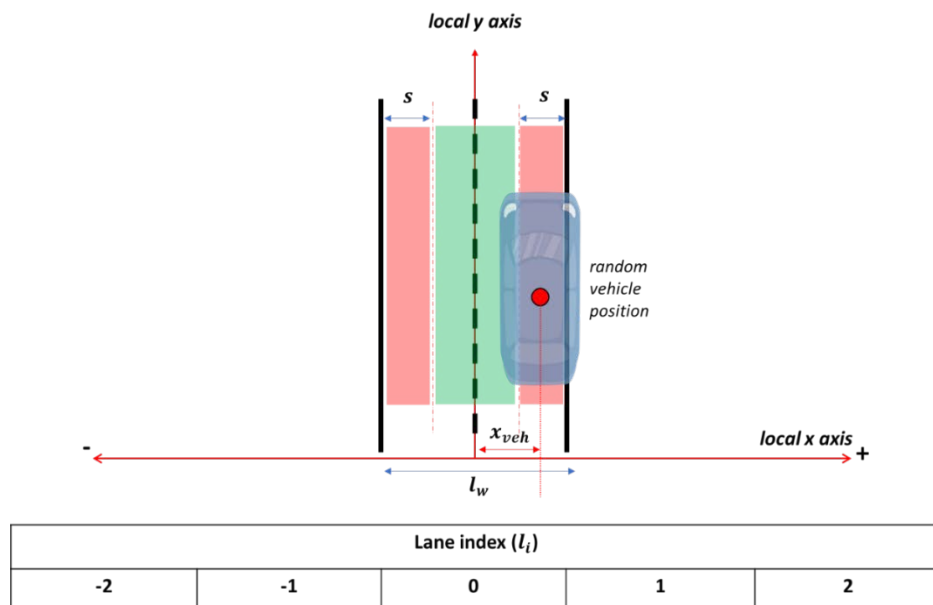
l_i : αριθμός λωρίδας (lane index) = ..., -2, -1, 0, +1, +2, ...

s : διάκενο μεταξύ οχήματος και της υπόλοιπης διαθέσιμης μισής λωρίδας (m)

Αν το όχημα βρίσκεται στην κεντρική λωρίδα (**lane index = 0**), χρησιμοποιείται η σχέση

$$|x_{veh}| \leq \frac{l_w}{2} - s$$

Στο Σχήμα 4.2-7 φαίνεται η γεωμετρία βάση της οποίας κατασκευάστηκε η παραπάνω σχέση στην περίπτωση που το όχημα βρίσκεται στη κεντρική λωρίδα (lane index = 0), την ίδια λωρίδα δηλαδή που εντός αυτής ορίζονται οι τοπικοί άξονες.

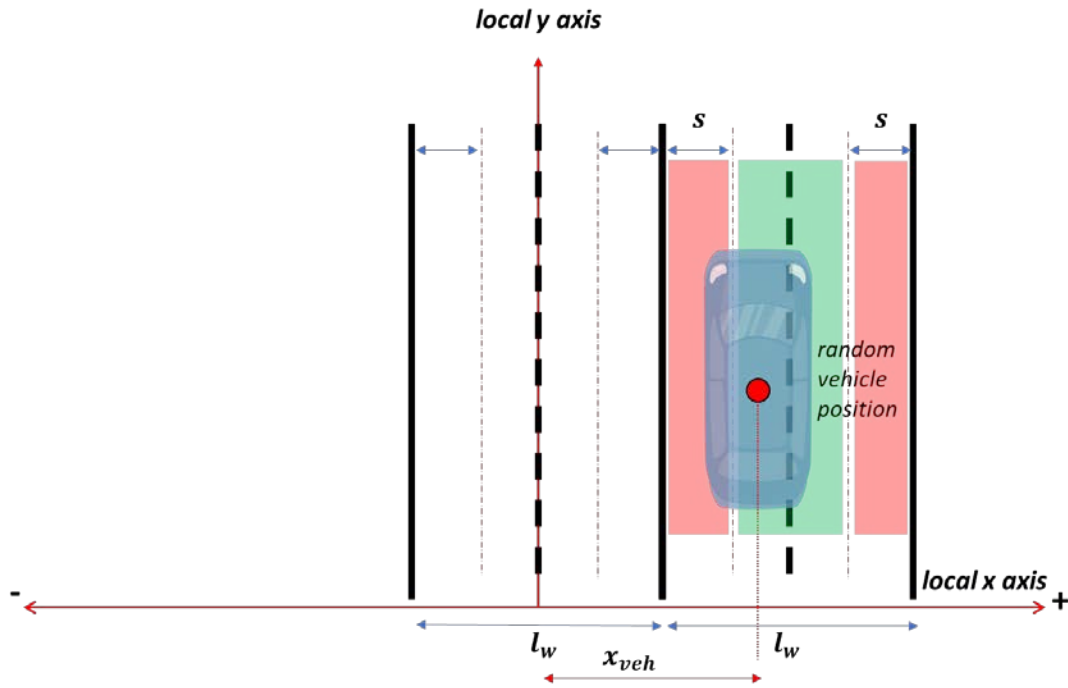


Σχήμα 4.2-7 Λογική εύρεσης της θέσης στη κεντρική λωρίδα

Αν το όχημα δεν βρίσκεται στην κεντρική λωρίδα (**lane index $\neq 0$**), χρησιμοποιούνται οι σχέσεις:

$$|x_{veh}| \leq |l_i| \times l_w + \frac{l_w}{2} - s \quad \text{και} \quad |x_{veh}| \geq |l_i - 1| \times l_w + \frac{l_w}{2} + s$$

Οι σχέσεις αυτές είναι μια τροποποιημένη μορφή της προηγούμενης σχέσης και όπως φαίνεται στο Σχήμα 4.2-8, λαμβάνονται υπόψη οι η παραπάνω λωρίδες που μπορεί να βρίσκεται το όχημα σε σχέση με τα άκρα της κεντρικής (lane index = 0).



Lane index (l_i)				
-2	-1	0	1	2

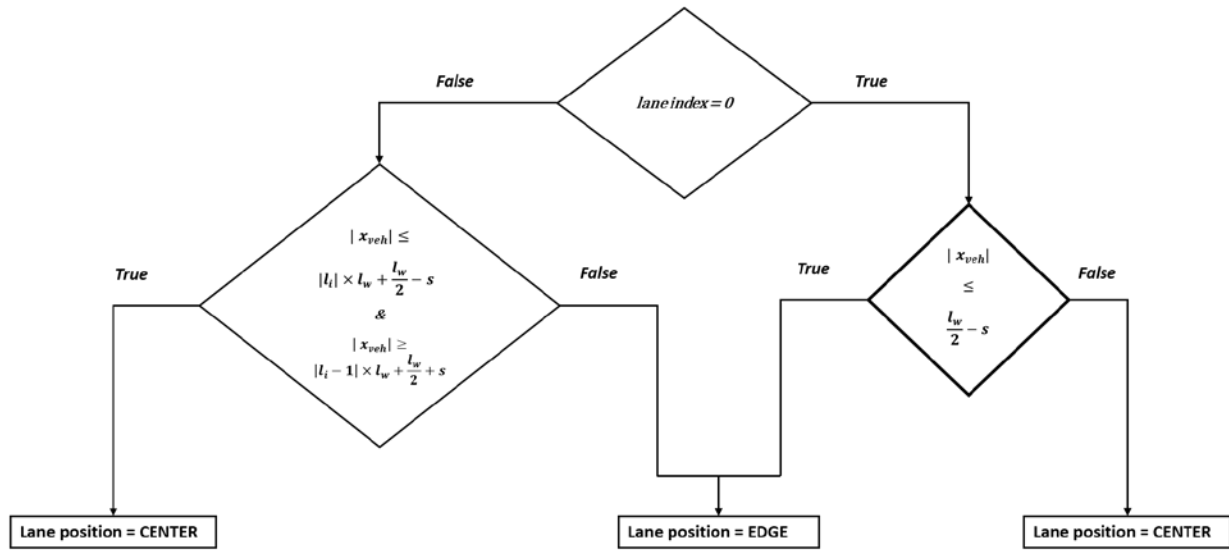
Σχήμα 4.2-8 Λογική εύρεσης της θέσης στις υπόλοιπες λωρίδες (αν αυτές υπάρχουν)

Η τιμή της παραμέτρου s μπορεί να οριστεί είτε χειροκίνητα, είτε να υπολογίζεται κάθε φορά ανάλογα με τις μέσες διαστάσεις του πλάτους που αναλογούν για τον τύπο του συγκεκριμένου οχήματος. Στην περίπτωση του συγκεκριμένου πειράματος χρησιμοποιήθηκαν οι τιμές του Πίνακα 4.2-1.

Πίνακας 4.2-1 Πίνακας τυπικών διαστάσεων οχημάτων

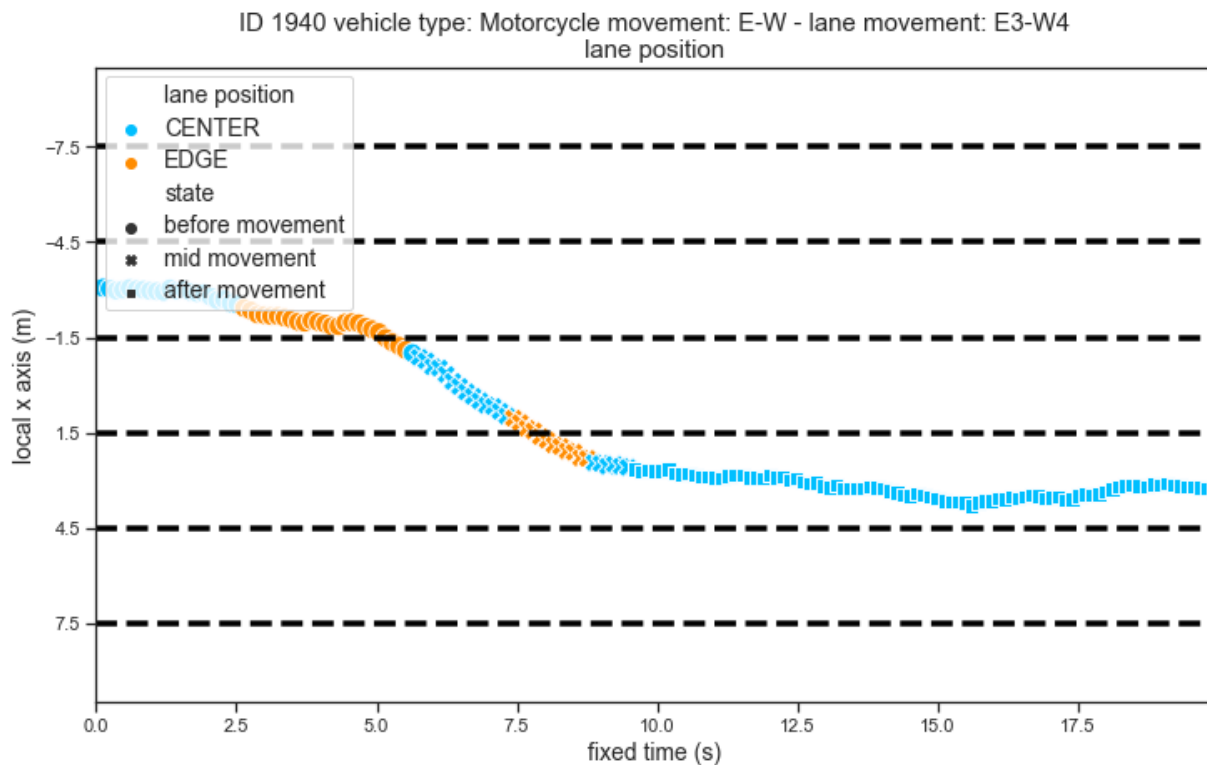
Τύπος οχήματος	Τυπική διάσταση πλάτους (m)
Standard Vehicle	1.65
Heavy Vehicle	2.55
Motorcycle	0.7

Η συνολική διαδικασία χαρακτηρισμού της θέσης ενός οχήματος πάνω στη λωρίδα μπορεί να παρουσιαστεί αλγοριθμικά με βάση το Διάγραμμα 4.2-6.



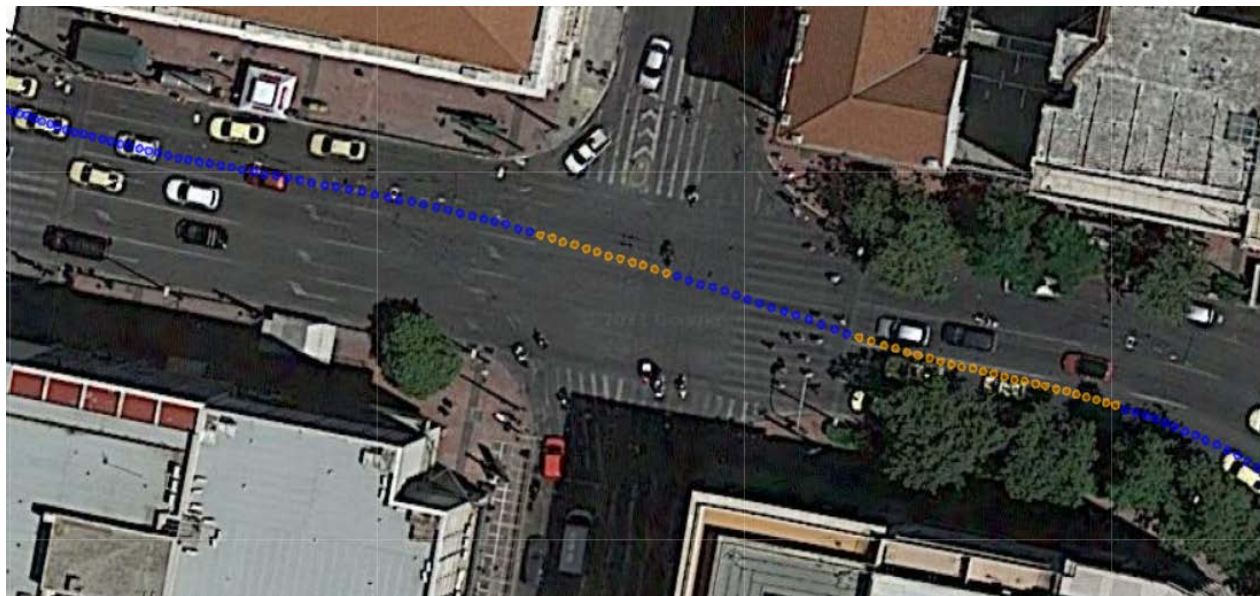
Διάγραμμα 4.2-6 Αλγοριθμική Προσέγγιση της θέσης του οχήματος στη λωρίδα

Στο Διάγραμμα 4.2-7 φαίνεται η περίπτωση ενός δίκυκλου οχήματος το οποίο καθώς άλλαζε λωρίδες, φαίνεται η εναλλαγή της θέσης του πάνω στην χρησιμοποιούμενη λωρίδα όπου αρχικά βρίσκεται στο κέντρο (CENTER) και στη συνέχεια κοντά στην οριογραμμή της λωρίδας (EDGE).



Διάγραμμα 4.2-7 Παράδειγμα δίκυκλου με απεικόνιση της θέσης πάνω στη λωρίδα

Η ίδια περίπτωση του δίκυκλου οχήματος προβάλλεται και σε υπόβαθρο χάρτη για την επιβεβαίωση της ακρίβειας του εντοπισμού (Εικόνα 4.2-27).



Εικόνα 4.2-27 Παράδειγμα δίκυκλου με απεικόνιση της θέσης πάνω στη λωρίδα

4.2.15 Εντοπισμός αλλαγής λωρίδας

Το τελικό στάδιο για το οποίο έγιναν όλα τα προηγούμενα βήματα του κεφαλαίου είναι ο εντοπισμός των οχημάτων που εκτέλεσαν αλλαγή λωρίδας για το σύνολο των απομενόντων οχημάτων (**valid vehicles**), ώστε στη συνέχεια να μπορούν να αξιοποιηθούν στην εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου.

Ορίζεται ως αποτέλεσμα της διαδικασίας εντοπισμού της αλλαγής λωρίδας ο χαρακτηρισμός της κάθε χρονικής στιγμής όλων των οχημάτων σε δυαδική μορφή όπου

0 : το όχημα παραμένει στην λωρίδα του (**lane keeping**)

1 : το όχημα αλλάζει λωρίδα (**lane changing**)

Ένα βασικό πρόβλημα που έπρεπε να αντιμετωπιστεί είναι η **διαφορετική θεώρηση της αλλαγής λωρίδας** μεταξύ ενός δίκυκλου οχήματος σε σχέση με τα υπόλοιπα οχήματα, με βάση τις οδηγικές συνθήκες της περιοχής μελέτης οι οποίες μπορεί να διαφέρουν τόσο με αυτές κάποιας άλλης χώρας όσο και με το νομικό πλαίσιο της συγκεκριμένης πράξης.

Πιο συγκεκριμένα, ονομάζεται διήθηση (**lane splitting** ή **filtering**) η περίπτωση κίνησης ενός δίκυκλου οχήματος (μηχανοκίνητο ή και όχι) στην ίδια κατεύθυνση διασχίζοντας ουρές σταματημένων ή αργά κινούμενων οχημάτων.⁷ Με βάση τις συνθήκες που επικρατούν στο κέντρο της Αθήνας, η κίνηση των μηχανοκίνητων δίκυκλων κατά αυτόν το τρόπο **δεν θεωρήθηκε αλλαγή λωρίδας**. Στην Εικόνα 4.2-28 φαίνεται το φαινόμενο της διήθησης πολυάριθμων μηχανοκίνητων δίκυκλων τα οποία έχουν προσπεράσει τα σταματημένα οχήματα.

⁷ Το φαινόμενο της διήθησης: https://en.wikipedia.org/wiki/Lane_splitting/



Εικόνα 4.2-28 Παράδειγμα περίπτωσης διήθησης από την Wikipedia

Συνάρτηση αυτόματου εντοπισμού αλλαγής λωρίδας

Αρχικά εντοπίζεται αν τη πρώτη χρονική στιγμή t_{enter} που εντοπίζεται το όχημα, ήταν στη μέση της λωρίδας (**centre**) ή στο άκρο της (**edge**). Αν δεν ήταν, δίνεται στην μεταβλητή starting point η πρώτη χρονική στιγμή που το όχημα ήταν στη μέση της λωρίδας, αλλιώς παίρνει την τιμή **None**.

Η συνάρτηση δέχεται ως ορίσματα

- Το πλάτος λωρίδας της συγκεκριμένης οδού
- Το αρχείο οχήματος (**vehicle file**)
- Το αρχικό γνωστό σημείο όπου το όχημα ήταν στο κέντρο της λωρίδας (**starting point**, default = None)
- Την επιλογή Strict mode (default = True)

Ορίζονται:

x_{veh} : τοπική συντεταγμένη του οχήματος (m)

x_0 : αρχική τιμή ίση με 0

l_w : πλάτος λωρίδας (m)

w_v : τυπική διάσταση πλάτους ανάλογα με τον τύπο του οχήματος⁸

s : διάκενο μεταξύ οχήματος και της υπόλοιπης διαθέσιμης μισής λωρίδας (m)

$$s = \frac{l_w - w_v}{2}$$

⁸ Ενδεικτικά χρησιμοποιήθηκαν: standard vehicle: 1.65 m , Heavy vehicle: 2.55 m και motorcycle: 0.70 m

Κάθε χρονική στιγμή της καταγραφής του συγκεκριμένου οχήματος γίνονται οι παρακάτω έλεγχοι για όλη την χρονική ιστορία καταγραφής του οχήματος.

Αν η μεταβλητή **starting point** \neq **None**, η αναζήτηση ξεκινά από το δοσμένο starting point.

Έλεγχος 1: Αν το όχημα αποκτήσει απόλυτη εγκάρσια μετατόπιση μεγαλύτερη από το **διάκενο** s το οποίο αποτελεί μια πιθανή αρχή αλλαγής λωρίδας / αποφυγή εμποδίου στην οδό ή κάποιος λάθος χειρισμός.

$$\text{check start: } |x_{veh}| - x_0 > r \times s$$

Αν αυτός ο έλεγχος είναι αληθής, αποθηκεύεται η εγκάρσια μετατόπιση της χρονική στιγμή αυτή καθώς και η τιμή το ελέγχου

$$\text{check start} \rightarrow \text{True}, \quad x_{veh \text{ at } t_{start}} \rightarrow x_{start}$$

Έλεγχος 2: Αν το όχημα αποκτήσει απόλυτη εγκάρσια μετατόπιση x_{veh} μεγαλύτερη από το ένα ποσοστό του πλάτους r της οδού (στην περίπτωση μας θεωρήθηκε ίσο με 0.90 υπέρ της ασφαλείας) όπου στην περίπτωση αυτή θα αποτελέσει την ολοκλήρωση μιας αλλαγής λωρίδας.

$$\text{check completion: } |x_{veh}| - x_0 > r \times l_w \ \& \ \text{check start} = \text{True}$$

Αν αυτός ο έλεγχος είναι αληθής, αποθηκεύεται η εγκάρσια μετατόπιση της χρονική στιγμή αυτή καθώς και η τιμή του ελέγχου γίνεται αληθής.

Αν και οι δυο έλεγχοι γίνουν αληθείς τότε αποθηκεύονται οι χρονικές στιγμές t_{start} , t_{end} αποθηκεύονται καθώς και αποθηκεύεται η απόλυτη εγκάρσια μετατόπιση του οχήματος την στιγμή της ολοκλήρωσης στην μεταβλητή x_0 , ώστε σε **περίπτωση επόμενης αλλαγής λωρίδας** να έχει αποθηκευτεί η ολοκλήρωση της προηγούμενης.

Τέλος **αν ο Έλεγχος 1 είναι αληθής** και σημειωθεί μικρότερη ή ίση απόλυτη εγκάρσια μετατόπιση από αυτή που αποθηκεύτηκε στην μεταβλητή x_{start} κατά την αρχή της πιθανής αλλαγής λωρίδας ο έλεγχος 1 αλλάζει σε False.

$$\text{αν } |x_{veh}| \leq x_{start} \ \& \ \text{check start} = \text{True}, \ \text{check start} \rightarrow \text{False}$$

Αν το **Strict mode = False** και σημειωθεί πιθανή αρχή αλλά δεν βρεθεί η χρονική στιγμή της ολοκλήρωσης αναζητείται και επιστρέφεται **αν υπάρχει** η χρονική στιγμή για $t > t_{start}$ όπου σημειώνεται η μέγιστη επόμενη μετατόπιση του οχήματος με ίδιο πρόσημο με αυτό της αρχής και αποθηκεύεται ως t_{end}

Μέσα από δοκιμές εντοπισμού των αλλαγών λωρίδας, διαπιστώθηκε ότι καταγράφονταν λανθασμένα αλλαγές λωρίδας οι οποίες στη πραγματικότητα δεν πληρούσαν τις προϋποθέσεις ολοκληρωμένης αλλαγής, και επομένως κρίθηκε αναγκαίο η τιμή αυτή να παραμείνει False

Αποτέλεσμα της συνάρτησης αυτής είναι ένα dictionary όπου ή θα είναι κενό(καμία εντοπισμένη αλλαγή λωρίδας) ή θα περιέχει όλες τις εντοπισμένες αλλαγές με την μορφή

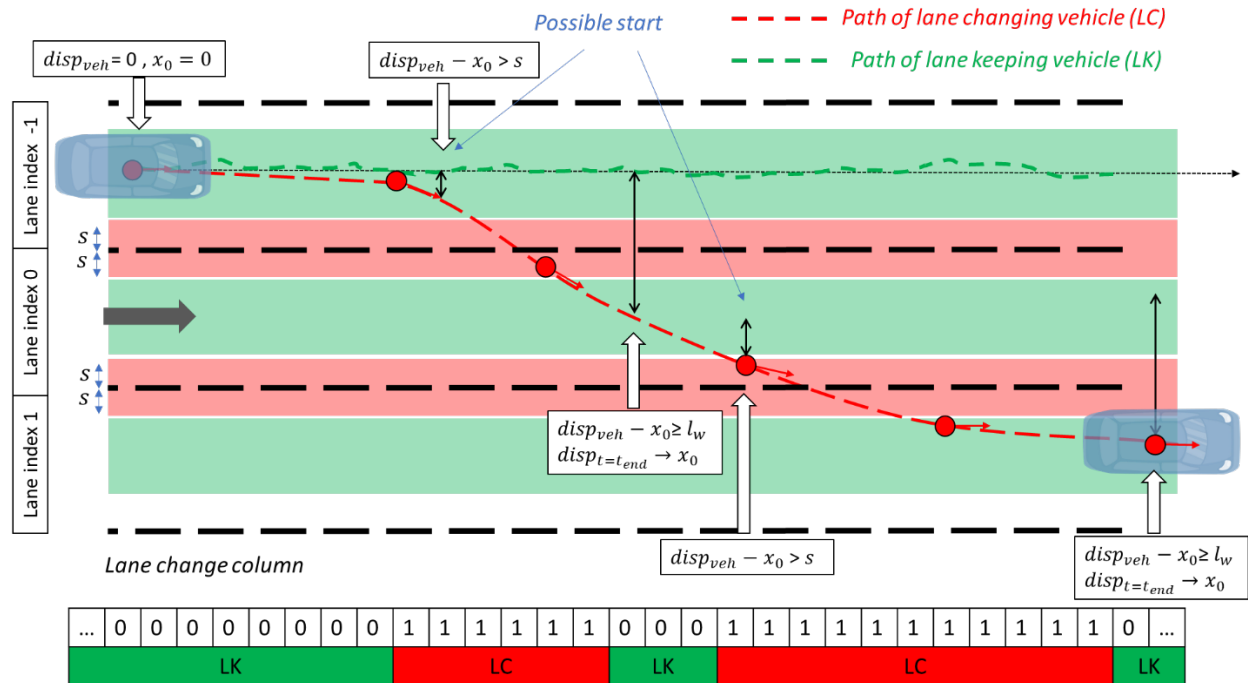
$$\text{Ch}[i] = [t_{start}, t_{end}]$$

Στη συνέχεια συμπληρώνεται για όλες οι χρονικές στιγμές για κάθε ένα από τα εντοπισμένα διαστήματα i η στήλη lane change, η οποία λαμβάνει

- την τιμή **1** αν το όχημα βρίσκεται σε κατάσταση αλλαγής λωρίδας (**lane changing**)

- την τιμή **0** αν το όχημα είναι στη λωρίδα του (*lane keeping*)

Στο Σχήμα 4.2-9 παρουσιάζεται η λογική καταγραφής της αλλαγής λωρίδας ενός οχήματος, όπου τις χρονικές στιγμές κατά τις οποίες ικανοποιούνται οι προϋποθέσεις που ορίστηκαν προηγουμένως, αποθηκεύονται ως χρονικές στιγμές αρχής και τέλους αλλαγής.

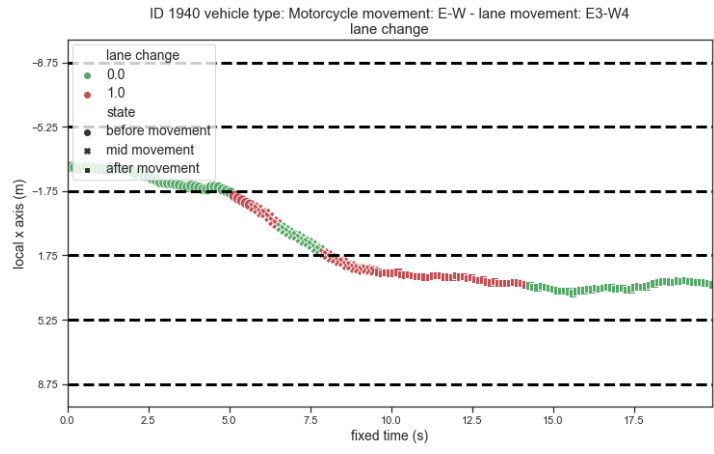


Σχήμα 4.2-9 Αρχικός εντοπισμός μιας αλλαγής

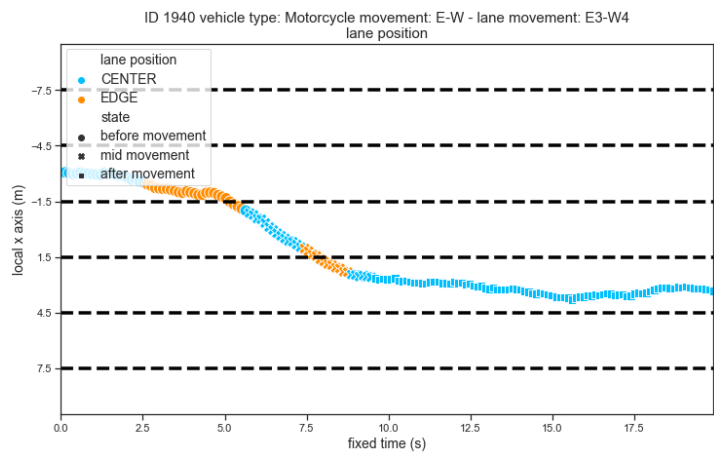
Ωστόσο η παραπάνω μεθοδολογία δεν καλύπτει την περίπτωση που κάποιο όχημα την στιγμή που εντοπιστεί, **βρίσκεται ήδη σε κατάσταση αλλαγής λωρίδας**. Για την επίλυση αυτής της περίπτωσης, κατασκευάστηκε συμπληρωματική συνάρτηση η οποία ελέγχει το πλήθος των διαφορετικών λωρίδων που χρησιμοποίησε ένα όχημα. (I_{count})

Αν $I_{count} > 1$ τότε για κάθε μία από τις διαφορετικές λωρίδες που χρησιμοποιήθηκαν, ελέγχεται για κάθε χρονική στιγμή αν το όχημα βρισκόταν εντός του διάκενου (*side gap*), και στη περίπτωση που ήταν δίνεται η τιμή 1 στην αντίστοιχη στήλη **lane change**.

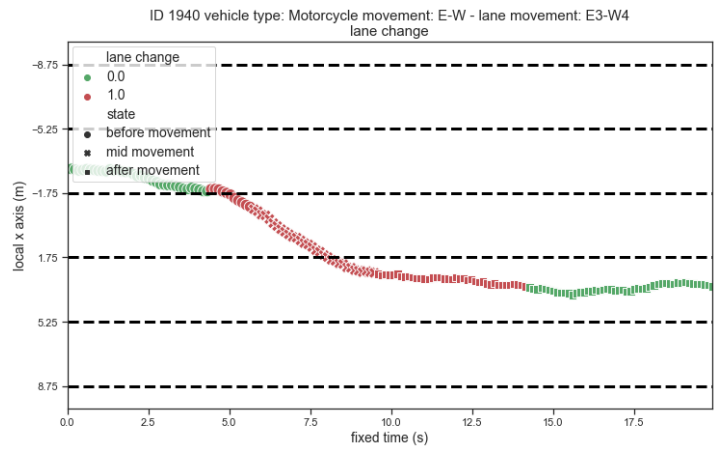
Επιπλέον, στην περίπτωση που ένα όχημα εκτελέσει παραπάνω από μια αλλαγή λωρίδας, ελέγχεται το χρονικό διάστημα μεταξύ των δυο αλλαγών (dt), και στη περίπτωση που είναι μικρότερο από το ορισμένο από τον χρήστη (dt_{spec}), διορθώνονται οι καταγεγραμμένες αλλαγές λωρίδας και θεωρούνται ως μια ενιαία. Στην περίπτωση του πειράματος, το χρονικό διάστημα dt_{spec} ορίστηκε ίσο με 4 δευτερόλεπτα λαμβάνοντας υπόψη τις χαμηλές σχετικά ταχύτητες που μπορούν να αναπτυχθούν εντός πόλης. Στο Σχήμα 4.2-10 φαίνεται η διορθωμένη καταγραφή με βάση την τελική συνθήκη διόρθωσης πολλαπλών αλλαγών.



Διάγραμμα 4.2-8 Αρχική καταγραφή αλλαγής λωρίδας δίκυκλου



Διάγραμμα 4.2-9 Απεικόνιση των εντοπισμένων θέσεων του ίδιου δίκυκλου



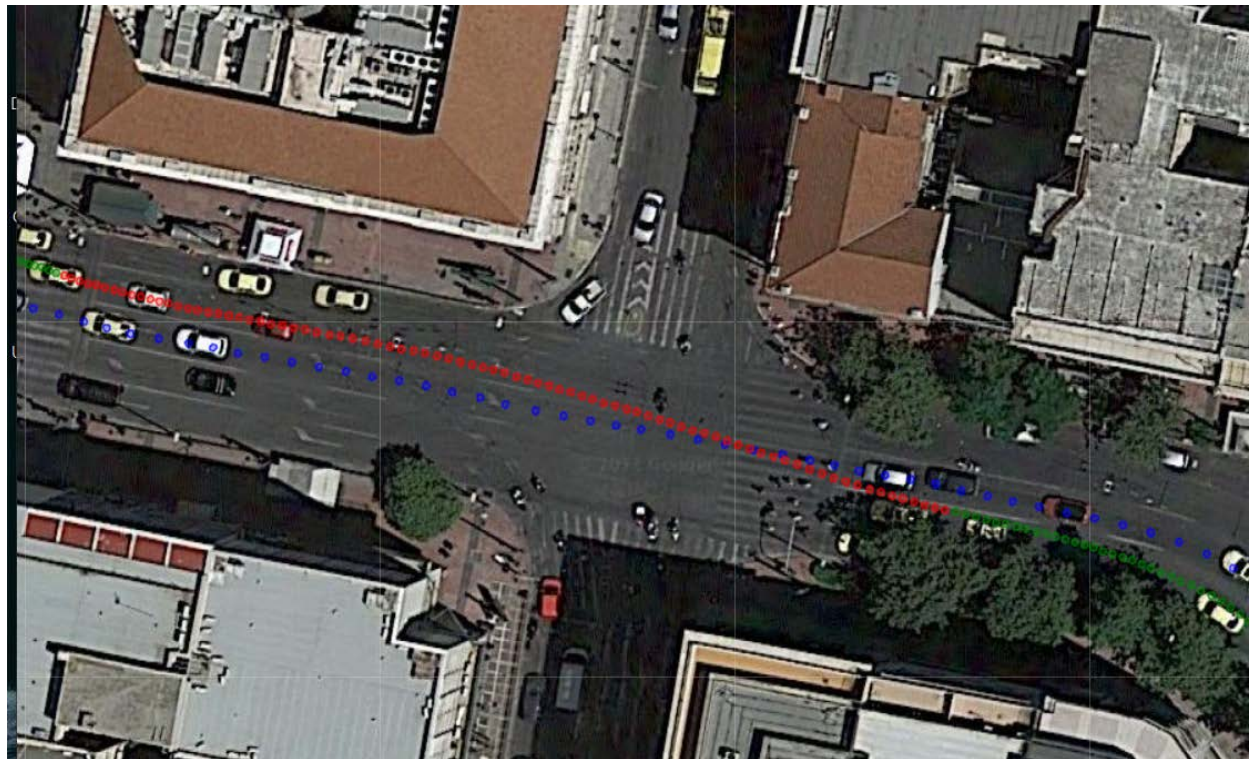
Διάγραμμα 4.2-10 Διορθωμένη καταγραφή της αλλαγής λωρίδας του ίδιου δίκυκλου

Στις Εικόνες 4.2-29 και 4.2-30 φαίνεται η προηγούμενη περίπτωση του ίδιου δίκυκλου μηχανοκίνητου οχήματος με σκοπό την καλύτερη κατανόηση της καταγεγραμμένης αλλαγής λωρίδας. Συγκεκριμένα, στην Εικόνα 4.2-29 παρατηρείται ο εντοπισμός δυο διαφορετικών

αλλαγών λωρίδας όπου όμως συνέβησαν σε σύντομο χρονικό περιθώριο η μια από την άλλη. Στην Εικόνα 4.2-30 φαίνεται ο διορθωμένος εντοπισμός ολόκληρης της κίνησης αλλαγής λωρίδας του οχήματος.



Εικόνα 4.2-29 Αρχική καταγραφή αλλαγής λωρίδας δίκυκλου



Εικόνα 4.2-30 Ολοκληρωμένη καταγραφή της αλλαγής λωρίδας

4.2.16 Κατασκευή τελικών αρχείων

Τελικό στάδιο αποτελεί η κατασκευή των τελικών αρχείων (**full vehicle files**), τα οποία θα περιέχουν το σύνολο των μετασχηματισμών των αρχικών που αναλύθηκαν στις προηγούμενες ενότητες. Συγκεκριμένα, κατά την κατασκευή των αρχείων, ο αλγόριθμος εκτυπώνει βασικές πληροφορίες του κάθε αρχείου που κατασκευάζεται για την καλύτερη επίβλεψη της διαδικασίας (Εικόνα 4.2-31).

```
id 212 lane movement: E3-W3 veh type: Standard Vehicle max abs x: 2.52 lane change: NO after movement total lane changes 0
id 214 lane movement: E2-W2 veh type: Standard Vehicle max abs x: 1.2 lane change: NO after movement total lane changes 0
id 215 lane movement: E2-W3 veh type: Standard Vehicle max abs x: 2.59 lane change: NO mid movement total lane changes 0
id 218 lane movement: E1-W1 veh type: Heavy Vehicle max abs x: 1.48 lane change: NO before movement total lane changes 0
id 222 lane movement: E1-W1 veh type: Standard Vehicle max abs x: 0.96 lane change: NO mid movement total lane changes 0
id 226 lane movement: E3-W3 veh type: Standard Vehicle max abs x: 3.32 lane change: YES after movement total lane changes 1
id 231 lane movement: E3-W3 veh type: Standard Vehicle max abs x: 1.79 lane change: NO after movement total lane changes 0
id 234 lane movement: E4-W4 veh type: Standard Vehicle max abs x: 2.66 lane change: NO before movement total lane changes 0
id 241 lane movement: E2-W2 veh type: Standard Vehicle max abs x: 1.05 lane change: NO after movement total lane changes 0
id 242 lane movement: E1-W1 veh type: Standard Vehicle max abs x: 1.32 lane change: NO mid movement total lane changes 0
id 244 lane movement: E2-W2 veh type: Standard Vehicle max abs x: 2.46 lane change: NO after movement total lane changes 0
id 245 lane movement: E2-W2 veh type: Standard Vehicle max abs x: 1.55 lane change: NO after movement total lane changes 0
id 249 lane movement: E1-W1 veh type: Standard Vehicle max abs x: 1.18 lane change: NO after movement total lane changes 0
id 262 lane movement: E4-W4 veh type: Standard Vehicle max abs x: 2.82 lane change: NO before movement total lane changes 0
id 271 lane movement: E2-W1 veh type: Standard Vehicle max abs x: 6.89 lane change: YES before movement total lane changes 2
id 274 lane movement: N4-W5 veh type: Standard Vehicle max abs x: 3.98 lane change: YES after movement total lane changes 1
id 281 lane movement: E3-W3 veh type: Standard Vehicle max abs x: 2.19 lane change: NO after movement total lane changes 0
id 284 lane movement: N4-W4 veh type: Standard Vehicle max abs x: 2.01 lane change: NO after movement total lane changes 0
```

Εικόνα 4.2-31 Εκτύπωση του αλγόριθμου κατά την κατασκευή των τελικών αρχείων

Στην ολοκλήρωση της παραπάνω διαδικασίας παράγεται ο συνολικός πίνακας όλων των οχημάτων που δημιουργήθηκαν τα αρχεία (**general vehicle stats**) όπου και αποθηκεύονται κάποια γενικά στατιστικά για το κάθε όχημα (Εικόνα 4.2-32).

id	veh type	movement	lane movement	movement type	total dist	stopped duration	moving duration	lane change	total lane changes	change period	duration before	duration mid	duration after	max lon disp	abs mean delta lon disp	lanes used
63	Standard Vehicle	E-W	E4-W4	straight	123.0	13.68	0.0	no	0	n/a	2.76	2.88	7.68	1.51	0.06	1.0
64	Standard Vehicle	E-W	E2-W2	straight	125.0	15.96	0.0	no	0	n/a	3.00	3.00	9.60	0.50	0.05	-1.0
115	Heavy Vehicle	N-S	N2-S2	straight	149.0	31.20	6.6	no	0	n/a	25.20	5.16	7.08	1.34	0.03	0.0
127	Standard Vehicle	E-W	E2-W2	straight	99.0	13.08	0.0	no	0	n/a	0.12	2.88	9.72	0.90	0.06	-1.0
138	Standard Vehicle	S-W	S4-W4	curved	89.0	23.28	14.4	yes	0	after movement	3.24	8.88	10.80	2.97	0.03	1.0 2.0
...
2097	Motorcycle	N-S	N1-S2	straight	148.0	15.84	0.0	yes	1	mid movement	4.92	3.60	6.96	3.44	0.05	-1.0 0.0
2102	Standard Vehicle	N-S	N3-S3	straight	149.0	22.44	0.0	yes	0	before movement	10.56	4.32	7.20	2.36	0.05	0.0 1.0
2113	Motorcycle	N-W	N4-W1	curved	148.0	30.36	0.0	yes	2	mid movement	4.92	8.40	16.68	7.29	0.08	-3.0 -2.0 -1.0 0.0
2130	Motorcycle	N-S	N2-S2	straight	148.0	14.76	0.0	no	0	n/a	5.28	3.36	5.76	1.52	0.06	-1.0 0.0
2132	Standard Vehicle	N-S	N2-S2	straight	149.0	20.16	0.0	yes	0	mid movement	7.20	4.32	8.28	2.22	0.05	-1.0 0.0

Εικόνα 4.2-32 Τελική μορφή ολικού πίνακα general vehicle stats

Στο τέλος κάθε περιόδου μετρήσεων (αρχείου csv), γίνεται εκτύπωση ορισμένων γενικών πληροφοριών για να υπάρχει μια συνολικότερη επίβλεψη των αποτελεσμάτων.

4.3 ΜΟΝΤΕΛΟ ΑΚΟΛΟΥΘΟΥΝΤΟΣ ΟΧΗΜΑΤΟΣ

4.3.1 Εισαγωγή

Μια από τις πιο κρίσιμες παραμέτρους που συμβάλει στην αιτία που μας οδηγεί στην αλλαγή λωρίδας και η οποία δεν μπορεί να παραλειφτεί αποτελεί οι επιδράσεις που εκλάμβανε ο οδηγός από το περιβάλλον του, λίγο πριν οδηγηθεί να αλλάξει λωρίδα (γειτονικά οχήματα, πεζοί, κα). Ωστόσο, αυτή η πληροφορία δεν είναι άμεσα διαθέσιμη από την αρχική βάση δεδομένων, χωρίς κάποιο είδους επεξεργασία. Όσον αφορά την συμβολή των πεζών, αυτή δεν μπορεί να ληφθεί υπόψη όντας μη διαθέσιμη και επομένως η ποσοτικοποίηση των εισροών δεν θα ταυτίζεται απόλυτα με τη πραγματική. Στα επόμενα κεφάλαια ακολουθεί η μεθοδολογική προσέγγιση που έγινε στην προσπάθεια ποσοτικοποίησης των εισροών που δεχόταν το κάθε όχημα από τις κυκλοφοριακές συνθήκες που είχε γύρω του.

4.3.2 Εύρεση γειτονικών οχημάτων

Σε πρωταρχικό στάδιο εκλέχθηκε το κάθε όχημα για το διάστημα της χρονοϊστορίας που ανιχνεύτηκε, με όλα τα γειτονικά του οχήματα που υπήρχαν ταυτόχρονα σε μια **εμβέλεια 20 μέτρων**, λαμβάνοντας υπόψη το γεγονός ότι βρισκόμαστε σε ένα αστικό περιβάλλον. Αυτό έγινε με την χρήση μιας συνάρτησης η οποία δέχεται ως δεδομένα την τοποθεσία που είναι αποθηκευμένα όλα τα αρχεία των συνολικών οχημάτων που εντοπίστηκαν (**unfiltered detected vehicles**) της **συγκεκριμένης χρονικής περιόδου** μετρήσεων και στη συνέχεια ο πίνακας Χρονοϊστορίας όλων των οχημάτων (**timeline of vehicles**) (Εικόνα 4.3-1) με διαστάσεις $n \times m$, όπου

- n είναι το χρονικό διάστημα μεταξύ της μικρότερη global χρονική στιγμή που εντοπίστηκε κάποιο όχημα και της μεγαλύτερης
- m είναι το πλήθος των οχημάτων

	0.00	0.04	0.08		0.12	0.16	0.20		0.24	0.28	0.32		0.36	...	834.96	836.00	835.04	836.08	835.12	836.16	
9	NaN	NaN	NaN	(9, Car, S, 199.1, 739694.310720626, 4207473.7...	NaN	NaN	NaN	(9, Car, S, 195.8, 739694.2424227966, 4207473.7...	NaN	NaN	NaN	(9, Car, S, 194.8, 739694.1773729223, 4207472.2...	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
10	NaN	NaN	NaN	(10, Car, S, 189.5, 739697.0501862967, 4207491.1...	NaN	NaN	NaN	(10, Car, S, 191.1, 739696.9023959307, 4207490.0...	NaN	NaN	NaN	(10, Car, S, 194.0, 739696.841502213, 4207489.9...	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
13	NaN	NaN	NaN	(13, Bus, S, 183.3, 739703.474233652, 4207627.7...	NaN	NaN	NaN	(13, Bus, S, 182.8, 739703.4189637968, 4207625.0...	NaN	NaN	NaN	(13, Bus, S, 188.3, 739703.2725769378, 4207624.0...	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
14	NaN	NaN	NaN	(14, Car, S, 188.3, 739707.7323516742, 4207540.0...	NaN	NaN	NaN	(14, Car, S, 188.3, 739707.5861758026, 4207539.0...	NaN	NaN	NaN	(14, Car, S, 188.3, 739707.439799822, 4207538.0...	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
15	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
16	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
19	NaN	NaN	NaN	(19, Taxi, S, 182.8, 739708.4803471952, 420755.0...	NaN	NaN	NaN	(19, Taxi, S, 183.3, 739708.4348177446, 420755.0...	NaN	NaN	NaN	(19, Taxi, S, 183.3, 739708.3762765997, 420755.0...	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
20	NaN	NaN	NaN	(20, Taxi, S, 189.5, 739697.5413334145, 420747.0...	NaN	NaN	NaN	(20, Taxi, S, 189.5, 739697.3916962416, 420747.0...	NaN	NaN	NaN	(20, Taxi, S, 191.1, 739697.2388070164, 420747.0...	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
25	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
28	NaN	NaN	NaN	(28, Taxi, N, 0.0, 739726.7094489138, 4207541.1...	NaN	NaN	NaN	(28, Taxi, N, 0.0, 739726.7094489138, 4207541.1...	NaN	NaN	NaN	(28, Taxi, N, 0.0, 739726.7094489138, 4207541.1...	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
43	NaN	NaN	NaN	(43, Car, SE, 140.0, 739651.0076765798, 420749.0...	NaN	NaN	NaN	(43, Car, SE, 146.0, 739651.3723192688, 420749.0...	NaN	NaN	NaN	(43, Car, SE, 140.0, 739651.7397060911, 420749.0...	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
45	NaN	NaN	NaN	(45, Motorcycle, SE, 144.9, 739646.5861486658, 420751.1...	NaN	NaN	NaN	(45, Motorcycle, SE, 144.9, 739647.0448873427, 420751.1...	NaN	NaN	NaN	(45, Motorcycle, SE, 144.2, 739647.594722273, 420751.1...	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
46	NaN	NaN	NaN	(46, Car, SE, 140.0, 739638.9503139763, 420751.1...	NaN	NaN	NaN	(46, Car, SE, 144.8, 739639.4092616049, 420751.1...	NaN	NaN	NaN	(46, Car, SE, 140.0, 739639.8645340208, 420751.1...	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
50	NaN	NaN	NaN	(50, Motorcycle, S, 178.3, 739706.7863730161, 420751.1...	NaN	NaN	NaN	(50, Motorcycle, S, 178.3, 739706.7928853926, 420751.1...	NaN	NaN	NaN	(50, Motorcycle, S, 178.3, 739706.7961415807, 420751.1...	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
51	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
52	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
53	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
54	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
55	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
57	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN

20 rows × 20884 columns

Εικόνα 4.3-1 Τμήμα του πίνακα χρονοϊστορίας όλων των οχημάτων (timeline of vehicles)

Όπου **κάθε γραμμή αφορά ένα όχημα** και κάθε κελί περιέχει τις παρακάτω πληροφορίες για μια χρονική στιγμή ενός οχήματος

- Μοναδικό id
- Τύπος οχήματος
- Κατεύθυνση κίνησης
- Γωνία κίνησης
- Συντεταγμένες
- Ταχύτητα
- Επιλεγμένη κίνηση του οχήματος(αν εκτέλεσε μια αποδεκτή κίνηση αλλιώς None)
- Μέτρο της επιτάχυνσης

Κάθε στήλη αφορά μια χρονική στιγμή του κοινού χρόνου για όλα τα οχήματα της συγκεκριμένης περιόδου μετρήσεων.

4.3.3 Συνάρτηση ελέγχου οχήματος με άλλο όχημα

Η λογική της συνάρτησης αυτής είναι να απομονώνεται κάθε φορά ένα όχημα, και να εξετάζεται για κάθε χρονικό βήμα t η κατάσταση του περιβάλλοντος γύρω του **από την οπτική του οδηγού-οχήματος** που εξετάζουμε κάθε φορά.

Ως περιβάλλον ορίζουμε το οπουδήποτε άλλο όχημα από την βάση δεδομένων ανιχνευμένων οχημάτων (**detected vehicles**) το οποίο βρισκόταν την ίδια χρονική στιγμή στην περιοχή μελέτης που έχουμε εξαρχής(στην περίπτωση μας την διασταύρωση που έχει χρησιμοποιηθεί προηγουμένως) με βάση το κοινό για όλα τα οχήματα global χρόνο.

Κρατώντας κάθε φορά σταθερό ένα δεδομένο όχημα (**fixed vehicle id**) με σταθερή μια χρονική στιγμή (**fixed time**) για το σύνολο των χρονικών στιγμών που ανιχνεύτηκε γίνονται οι παρακάτω έλεγχοι αξιοποιώντας τον πίνακα που ορίσαμε προηγουμένως (**timeline of vehicles**), γίνονται οι παρακάτω έλεγχοι:

1^{ος} έλεγχος:

Εύρεση όλων των οχημάτων που βρίσκονταν την ίδια χρονική στιγμή (global time) στην περιορισμένη περιοχή μελέτης που έχουμε ορίσει. Αυτό συμβαίνει επιλέγοντας κάθε φορά την αντίστοιχη στήλη από τον πίνακα **timeline of vehicles**.

Αν δεν υπάρχει κανένα όχημα ο έλεγχος σταματά για το συγκεκριμένο όχημα για τη συγκεκριμένη χρονική στιγμή και επιστρέφεται ένα κενό αποτέλεσμα.

2^{ος} έλεγχος

Στην περίπτωση που εντοπιστούν οχήματα, για κάθε ένα από τα εντοπισμένα οχήματα γίνεται ο έλεγχος το αν βρισκόταν εντός της **ελάχιστης ακτίνας ανίχνευσης** του γύρω περιβάλλοντος. Η ακτίνα αυτή αφορά την επιφάνεια ενδιαφέροντος εντός της οποίας ο οδηγός, δέχεται επιδράσεις από τους υπόλοιπους χρήστες της οδού και αφορά την τωρινή κατάσταση (οχήματα, πεζοί, εμπόδια, σηματοδότηση, κα) την οποία επεξεργάζεται κάθε χρονική στιγμή για να πράξει ανάλογα την αμέσως επόμενη. Εφόσον βρισκόμαστε στο κέντρο της Αθήνας, σε ένα αστικό περιβάλλον, **η ακτίνα αυτή ορίστηκε στα 20 μέτρα**. Αν ένα όχημα βρίσκεται εντός του κύκλου που ορίζεται κάθε φορά με κέντρο τις συντεταγμένες του οχήματος την στιγμή αυτή και με ακτίνα την ακτίνα ανίχνευσης που ορίσαμε ακολουθεί η εξής διαδικασία.

Αποθηκεύονται:

- i. Η χρονική στιγμή με βάση τον κοινό για όλα τα οχήματα χρόνο (**global time**)
- ii. Η ονομασία της κατεύθυνσης κίνησης του άλλου οχήματος (**target vehicle**)
- iii. Η γωνία κατεύθυνσης του οχήματος που ελέγχεται (**other vehicle**)
- iv. Η ταχύτητα του επιλεγμένου οχήματος (**target vehicle**)
- v. Η ταχύτητα του οχήματος που ελέγχεται (**other vehicle**)
- vi. Ο τύπος του οχήματος (**target vehicle**)
- vii. Ο τύπος του οχήματος που ελέγχεται (**other vehicle**)
- viii. Το μοναδικό id του οχήματος που ελέγχεται (**other vehicle**)
- ix. Οι συντεταγμένες (Easting, Northing) του οχήματος (**target vehicle**)
- x. Οι συντεταγμένες (Easting, Northing) του οχήματος που ελέγχεται (**other vehicle**)

Και υπολογίζονται:

- i. Η τοπική συντεταγμένη x (**local x**)⁹
- ii. Η τοπική συντεταγμένη y (**local y**)¹⁰
- iii. Η απόσταση των δύο μεταξύ **target - other**
- iv. Ο έλεγχος αν εκτελούν την ίδια κίνηση στην διασταύρωση **movement**
- v. Η ονομασία του προσανατολισμού με βάση πάντα την οπτική του target vehicle **orientation**

Και αποθηκεύονται για κάθε όχημα (που ανήκει στο υποσύνολο της αρχικής βάσης **valid vehicles**) σε ξεχωριστό αρχείο (**other vehicles file**).

Ανά γραμμή (που αντιστοιχεί σε ένα όχημα σε μια χρονική στιγμή) και πλήθος γραμμών c ίσων με

$$c = \sum n_{i \times t_i}$$

Όπου

n_i :το πλήθος των οχημάτων ανά χρονική στιγμή t_i εντός της επιφάνειας ανίχνευσης

t_i : το πλήθος των χρονικών στιγμών t_i που ανιχνεύτηκε το επιλεγμένο όχημα(**target vehicle**)

Το **τελικό αρχείο** που δημιουργείται και αφορά ένα όχημα ονομάζεται **other vehicles file + id (target vehicle)**, και φαίνεται στην Εικόνα 4.3-2.

⁹ Διευκρινίζεται η μέθοδος υπολογισμού στην επόμενη ενότητα

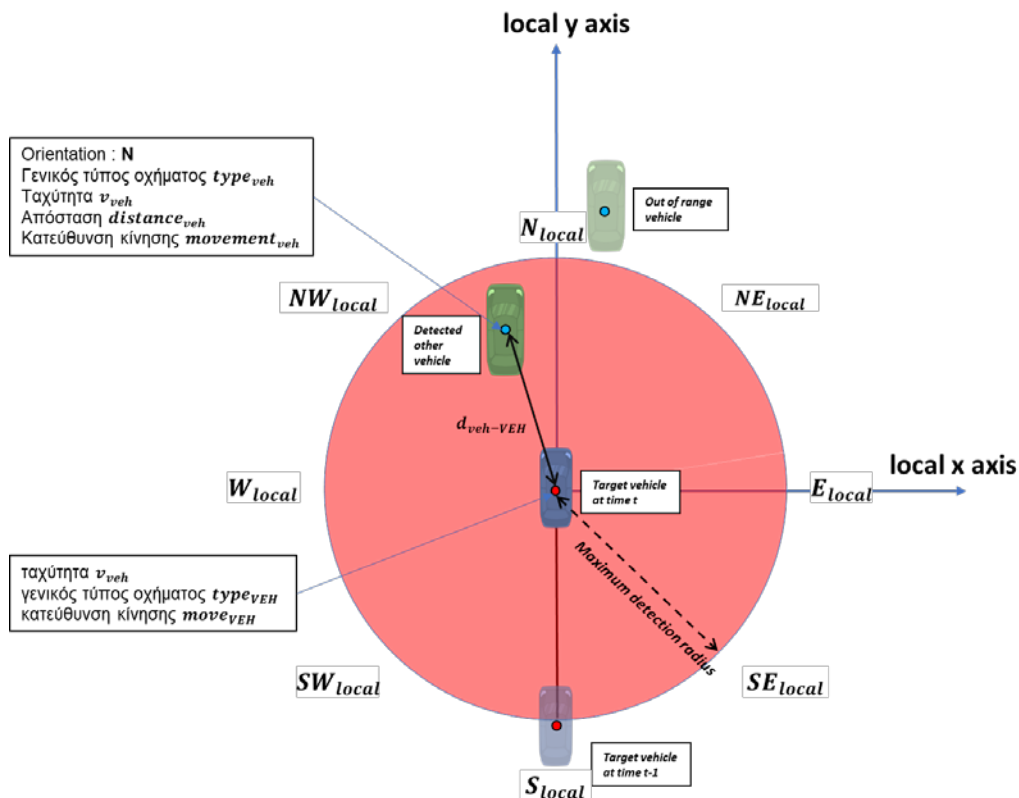
¹⁰ Διευκρινίζεται η μέθοδος υπολογισμού στην επόμενη ενότητα

	time	orientation	VEH direction	VEH speed	VEH type	veh direction	veh type	movement of veh	distance	veh speed	local x	local y	veh id	same movement	veh acc	VEH acc	veh_east	veh_nord	veh bearing	
	0	0.24	W	N	0.0000	Standard Vehicle	S	Standard Vehicle	other	19	29.80	-19.12	-1.45	14	False	0.186528	0.000000	739707.586176	4.207540e+06	188.3
	1	0.24	SE	N	0.0000	Standard Vehicle	N	Standard Vehicle	E-W	8	0.00	6.91	-4.80	101	True	0.000000	0.000000	739733.619748	4.207536e+06	0.0
	2	0.24	W	N	0.0000	Standard Vehicle	N	Motorcycle	E-W	5	0.00	-4.78	1.19	102	True	0.000000	0.000000	739721.926962	4.207542e+06	0.0
	3	0.24	SW	N	0.0000	Standard Vehicle	N	Standard Vehicle	E-W	6	0.00	-5.11	-2.48	103	True	0.000000	0.000000	739721.595219	4.207539e+06	0.0
	4	0.24	NW	N	0.0000	Standard Vehicle	N	Motorcycle	other	9	0.00	-6.18	6.93	123	False	0.000000	0.000000	739720.527856	4.207548e+06	0.0
...
	2147	24.60	NE	NW	22.1944	Standard Vehicle	N	Standard Vehicle	other	5	0.00	4.57	1.97	95	False	0.000000	0.076217	739637.758465	4.207576e+06	0.0
	2148	24.60	S	NW	22.1944	Standard Vehicle	NW	Motorcycle	E-W	14	20.14	-2.16	-13.61	102	True	1.245214	0.076217	739640.885237	4.207560e+06	314.8
	2149	24.60	SW	NW	22.1944	Standard Vehicle	NW	Standard Vehicle	other	7	20.06	-3.41	-6.38	119	False	1.090274	0.076217	739635.806650	4.207565e+06	326.0
	2150	24.60	SW	NW	22.1944	Standard Vehicle	NW	Standard Vehicle	E-W	15	20.37	-5.58	-13.42	128	True	1.462433	0.076217	739637.947482	4.207558e+06	320.0
	2151	24.60	S	NW	22.1944	Standard Vehicle	NW	Standard Vehicle	E-W	19	20.69	-0.87	-18.63	130	True	1.333871	0.076217	739644.766559	4.207556e+06	304.1

2152 rows x 19 columns

Εικόνα 4.3-2 Παράδειγμα αρχείου other vehicles

Η φυσική ερμηνεία του αρχείου other vehicles, παρουσιάζεται σχηματικά στο Σχήμα 4.3-1 όπου με βάση το επιλεγμένο όχημα ορίζεται η επιφάνεια ανίχνευσης (κόκκινο) και στη συνέχεια με βάση τους τοπικούς προσανατολισμούς το οχήματος εντοπίζονται τα γειτονικά οχήματα εντός της επιφάνειας και καταγράφονται τα κινηματικά χαρακτηριστικά τους.



Σχήμα 4.3-1 Παράδειγμα πληροφοριών που συλλέγονται από ένα γειτονικό όχημα

Συνάρτηση εύρεσης τοπικού προσανατολισμού

Γνωρίζοντας κάθε χρονική στιγμή t

- τις συντεταγμένες x και y του επιλεγμένου οχήματος (x_t, y_t) για κάθε χρονική στιγμή t
- τις συντεταγμένες x και y του επιλεγμένου οχήματος (x_{t-1}, y_{t-1}) για κάθε χρονική στιγμή $t-1$
- την γωνία προσανατολισμού ω που σχηματίζεται μεταξύ της ευθείας της κάθε θέσης ενός οχήματος (x_t, y_t) και της προηγούμενης θέσης (x_{t-1}, y_{t-1}) για $t = \text{timestep} = 0.12$ δευτερόλεπτα

$$\omega = \text{atan2}\left(\frac{x_t - x_{t-1}}{y_t - y_{t-1}}\right) \times \frac{180}{\pi} \text{ (deg)} \text{ (Σχέση γωνίας προσανατολισμού)}$$

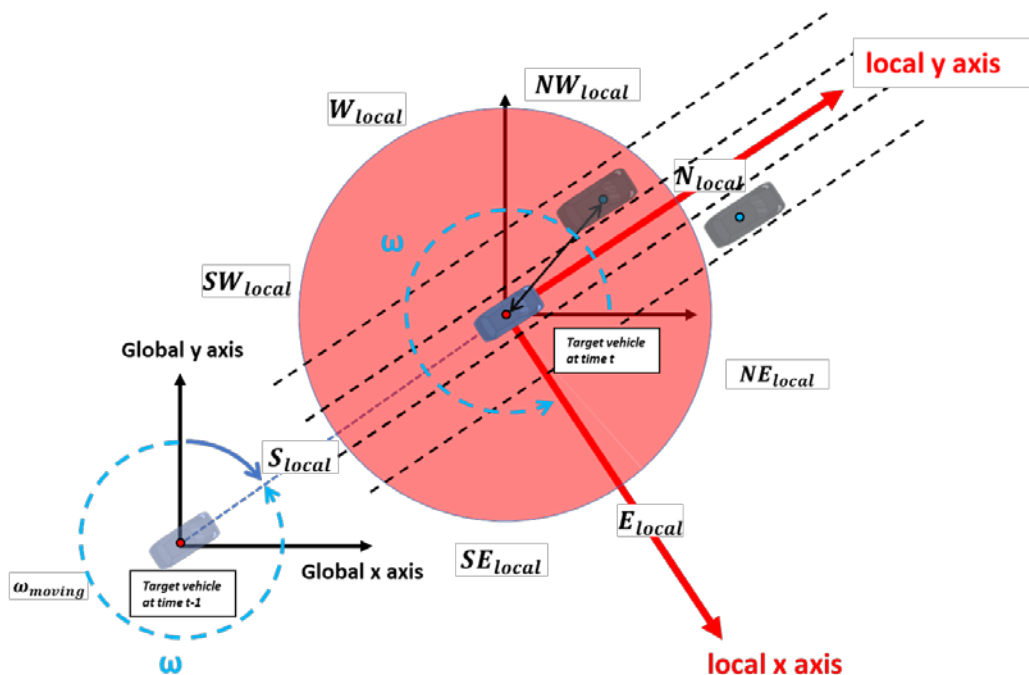
$$\text{Αν } \omega < 0 \rightarrow \omega = \omega + 360 \text{ (διορθωση γωνίας)}$$

Γίνεται δηλαδή η παραδοχή ότι μεταξύ δυο συνεχόμενων χρονικών στιγμών το όχημα διατηρεί την ίδια γωνία κατεύθυνσης άρα και προσανατολισμού εφόσον το χρονικό βήμα (**timestep**) είναι τόσο μικρό.

Υπολογίζεται η αριστερόστροφη γωνία θ που σχηματίζεται μεταξύ του παγκόσμιου οριζόντιου άξονα και του οριζόντιου τοπικού άξονα και ισούται με

$$\omega_{\text{moving}} = 360 - \omega$$

Η διαδικασία εύρεσης του τοπικού προσανατολισμού παρουσιάζεται στο Σχήμα 4.3-2, όπου με βάση την χρονική στιγμή $t-1$ και t , ορίζεται η γωνία προσανατολισμού ω και στη συνέχεια εκφράζονται με βάση τον τοπικό προσανατολισμό τα γειτονικά οχήματα εντός της επιφάνειας ανίχνευσης.



Σχήμα 4.3-2 Λογική περιστροφής των αξόνων καθώς το όχημα αλλάζει θέση

Για να αποφύγουμε την περίπτωση που ένα όχημα σταματήσει, δηλαδή $x_t = x_{t-1}$ και $y_t = y_{t-1}$ και επομένως $\omega = 0$, και επομένως προσανατολισμός θέσης θα είναι Βορράς, αποθηκεύεται σε κάθε χρονικό βήμα ο τελευταίος προσανατολισμός ενώ όμως το όχημα κινούταν.

Στη συνέχεια, με την χρήση των σχέσεων¹¹

Όπου

x_1, y_1 : οι συντεταγμένες του επιλεγμένου οχήματος (**target vehicle**) την χρονική στιγμή t

x_2, y_2 : οι συντεταγμένες ενός εντοπισμένου οχήματος (**other vehicle**) την χρονική στιγμή t

$$x_2' = (x_2 - x_1) \cos \theta + (y_2 - y_1) \sin \theta$$

$$y_2' = -(x_2 - x_1) \sin \theta + (y_2 - y_1) \cos \theta$$

Υπολογίζονται οι τοπικές συντεταγμένες x_2', y_2' που αναφέρονται στις τοπικές συντεταγμένες του άλλου οχήματος έχοντας ως αναφορά το επιλεγμένο όχημα, δηλαδή είναι εκφρασμένες από την οπτική του οδηγού, και «απεικονίζουν» **ένα στιγμιότυπο της πραγματική κατάσταση για ένα όχημα.**

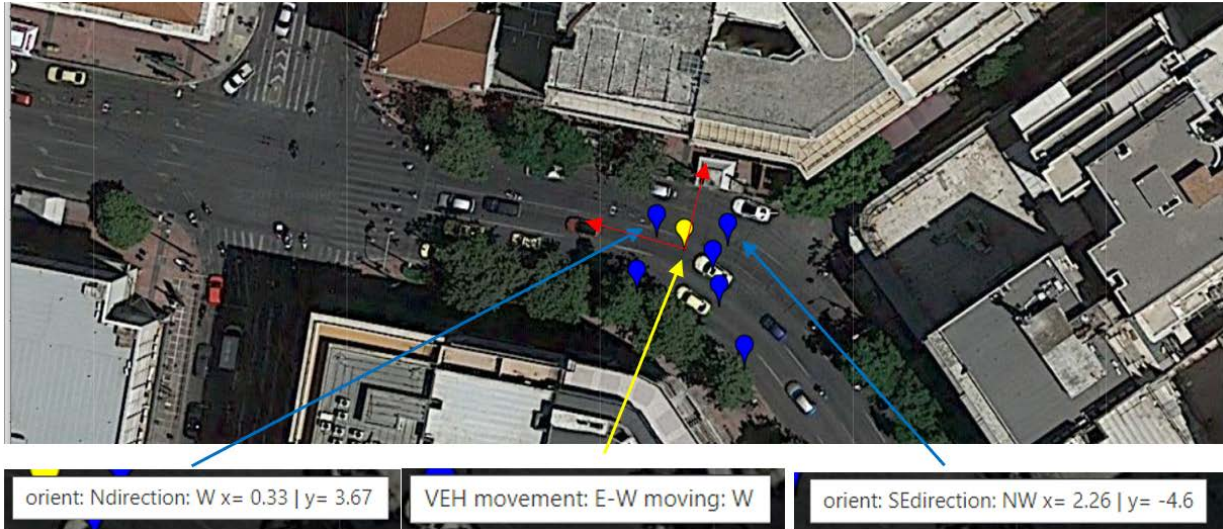
Επαναλαμβάνουμε την σχέση υπολογισμού της γωνίας προσανατολισμού και στη συνέχεια χαρακτηρίζεται το κάθε όχημα με βάση τον προσανατολισμό του με βάση το τοπικό σύστημα που ορίζεται από το επιλεγμένο όχημα και χαρακτηρίζεται με έναν από τους παρακάτω προσανατολισμούς (Πίνακας 4.3-1).

Πίνακας 4.3-1 Προσανατολισμοί και διαστήματα

Προσανατολισμοί - Orientations	N	NE	E	SE	S	SW	W	SW
Κατευθύνσεις σε μοίρες	360	45	90	135	180	225	270	315
Διαστήματα που αναλογούν σε μοίρες	337.5 -	22.5 -	67.5 -	112.5 -	157.5 -	202.5 -	247.5 -	292.5 -
	22.5	67.5	112.5	157.5	202.5	247.5	292.5	337.5

Στην Εικόνα 4.3-3 παρουσιάζεται ως παράδειγμα ένα στιγμιότυπο ενός οχήματος. Συγκεκριμένα, το επιλεγμένο όχημα (κίτρινη πινέζα) καθώς εκτελούσε την κίνηση E-W και με στιγμιαία κατεύθυνση κίνηση W, εντοπίστηκαν έξι γειτονικά οχήματα (μπλε πινέζες) γύρω του και χαρακτήρισε ο προσανατολισμός τους με βάση την οπτική του οδηγού του επιλεγμένου οχήματος.

¹¹ Περιστροφή των αξόνων https://en.wikipedia.org/wiki/Rotation_of_axes/



Εικόνα 4.3-3 Παράδειγμα τοπικών προσανατολισμών επιλεγμένου οχήματος

4.3.4 Συλλογή στοιχείων τα οποία εκτέλεσαν αλλαγή λωρίδας

Θέλοντας να ποσοτικοποιήσουμε τις επιδράσεις που λάμβανε ο κάθε οδηγός λίγο πριν αλλάξει λωρίδα, απομονώθηκαν όλα τα οχήματα τα οποία εκτέλεσαν αλλαγή λωρίδας, και στη συνέχεια για το χρονικό διάστημα που ορίζεται από την χρονική στιγμή 2 δευτερόλεπτα πριν ξεκινήσει η αλλαγή έως το τέλος της αλλαγής συλλέχτηκαν τα ακόλουθα χαρακτηριστικά τα οποία με βάση την βιβλιογραφική ανασκόπηση κρίθηκαν ως κρίσιμα και αποθηκεύτηκαν στο πίνακα *collected stats for lane change* (Εικόνα 4.3-4).

	VEH ID	fixed time	veh orientation	veh speed	veh distance	veh type	VEH speed	VEH type	same movement	veh id	time period	relative speed
0	28	0.24	N	17.01	9	Motorcycle	24.8770	Standard Vehicle	True	102	0800_0830	7.8670
1	28	0.24	N	30.92	12	Standard Vehicle	24.8770	Standard Vehicle	True	103	0800_0830	-6.0430
2	28	0.24	SW	27.21	9	Standard Vehicle	24.8770	Standard Vehicle	True	128	0800_0830	-2.3330
3	28	0.24	S	18.79	7	Heavy Vehicle	24.8770	Standard Vehicle	True	129	0800_0830	6.0870
4	28	0.24	S	24.05	17	Standard Vehicle	24.8770	Standard Vehicle	True	130	0800_0830	0.8270
...
536944	2113	4.08	SW	31.84	14	Motorcycle	6.6596	Motorcycle	False	2130	1000_1030	-25.1804
536945	2113	4.20	S	32.22	13	Motorcycle	6.6751	Motorcycle	False	2130	1000_1030	-25.5449
536946	2113	4.32	SW	32.60	13	Motorcycle	6.7118	Motorcycle	False	2130	1000_1030	-25.8882
536947	2113	4.44	S	32.98	12	Motorcycle	6.7497	Motorcycle	False	2130	1000_1030	-26.2303
536948	2113	4.56	S	33.35	12	Motorcycle	6.7801	Motorcycle	False	2130	1000_1030	-26.5699

Εικόνα 4.3-4 Συλλογή στοιχείων από όλα τα οχήματα που εκτέλεσαν αλλαγή λωρίδας

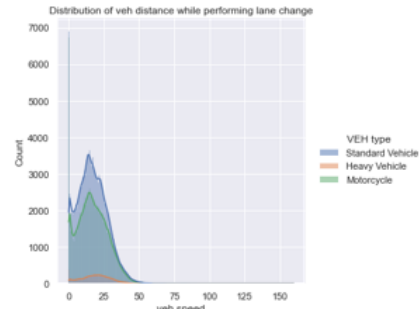
- VEH id: μοναδικό id επιλεγμένου οχήματος
- Veh id: μοναδικό id εντοπισμένου οχήματος
- Veh orientation: τοπικός προσανατολισμός με βάση το επιλεγμένο όχημα
- Veh speed: ταχύτητα του εντοπισμένου οχήματος
- VEH speed: ταχύτητα του επιλεγμένου οχήματος
- Relative speed: σχετική ταχύτητα

- VEH type: γενικός τύπος οχήματος του επιλεγμένου οχήματος
- Veh type: γενικός τύπος οχήματος του εντοπισμένου οχήματος

Στις Εικόνες 4.3-5 έως 4.3-7 συνοψίζονται τα αποτελέσματα της περιγραφικής στατιστικής της ταχύτητας, της απόστασης και της σχετικής ταχύτητας ($v_{relative} = v_{target} - v_{other}$) του επιλεγμένου και του κάθε άλλου ανιχνευμένου οχήματος αντίστοιχα. Και στις τρεις αυτές περιπτώσεις τα δεδομένα που συλλέχτηκαν αφορούσαν όλα τα οχήματα που εντοπίστηκαν εντός της επιφάνειας ανίχνευσης για όλους τους προσανατολισμούς όπως αυτή έχει οριστεί στην προηγούμενη ενότητα.

veh distance
stats for lane change - vehicles:

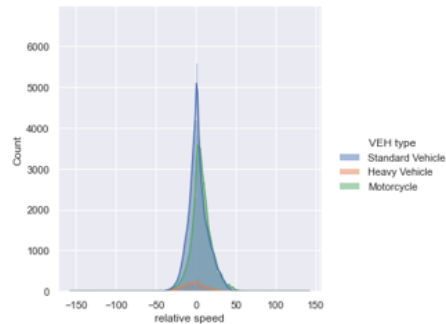
	Standard Vehicle	Heavy Vehicle	Motorcycle
min	0.000000	1.000000	0.000000
25%	8.000000	8.000000	7.000000
mean	11.904065	12.040266	11.103807
75%	16.000000	16.000000	15.000000
max	20.000000	20.000000	20.000000



Εικόνα 4.3-5 Εντοπισμένες αποστάσεις κατά την εκτέλεση αλλαγής λωρίδας

veh speed
stats for lane change - vehicles:

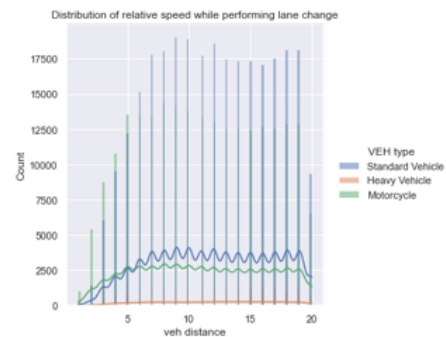
	Standard Vehicle	Heavy Vehicle	Motorcycle
min	0.000000	0.000000	0.000000
25%	0.880000	0.340000	0.000000
mean	13.317138	14.597866	12.281444
75%	21.640000	23.830000	21.050000
max	112.340000	81.270000	159.780000



Εικόνα 4.3-6 Εντοπισμένες ταχύτητες κατά την εκτέλεση αλλαγής λωρίδας

relative speed
stats for lane change - vehicles:

	Standard Vehicle	Heavy Vehicle	Motorcycle
min	-84.588900	-61.242500	-157.21740
25%	-4.459200	-10.893275	0.08845
mean	2.907758	-1.984297	7.08001
75%	9.509500	6.242500	13.70855
max	78.048500	46.878600	142.08140



Εικόνα 4.3-7 Εντοπισμένες σχετικές ταχύτητες κατά την εκτέλεση αλλαγής λωρίδας

4.3.5 Ποσοτικοποίηση των επιδράσεων

Έχοντας ως απώτερο σκοπό την αξιοποίηση των ποσοτικοποιήσεων επιδράσεων των γύρω οχημάτων από το νευρωνικό δίκτυο με έναν τρόπο όπου

- i. Θα έπρεπε να είναι κοινός για όλα τα οχήματα
- ii. Θα είναι «κατανοητό στο δίκτυο» ότι μια θετική επιρροή του περιβάλλοντος θα είναι υπέρ της αλλαγής λωρίδας προσεγγίζει το 1 και μια αρνητική θα προσεγγίζει το 0
- iii. Θα λαμβάνεται υπόψη ο τύπος του άλλου οχήματος (**other vehicle**)
- iv. Θα λαμβάνεται υπόψη ο τύπος του εξεταζόμενου οχήματος (**target vehicle**)

Προτιμήθηκε εξ αρχής να δοθούν τα δεδομένα στο νευρωνικό δίκτυο και να δημιουργήσει μόνο του την ιεραρχία της βαρύτητας της κάθε μεταβλητής, εφόσον αυτός είναι **και ο αρχικός λόγος της χρήσης ενός νευρωνικού δικτύου**.

Ορίστηκε συνάρτηση η οποία **ποσοτικοποιεί ανά προσανατολισμό την επιρροή που δέχτηκε ο οδηγός από τα γύρω οχήματα**.

Πιο συγκεκριμένα ορίζουμε την μεταβλητή μέγιστη τιμή **υπερ** της αλλαγής λωρίδας (**max ceiling value**), η οποία ποσοτικοποιεί την θετική επιρροή του περιβάλλοντος υπερ. της αλλαγής λωρίδας που δέχεται ένας οδηγός όταν παίρνει την απόφαση ο ίδιος ο οδηγός με βάση ένα στιγμιότυπο της κατάστασης γύρω του.

Δέχεται ως ορίσματα:

- το αρχείο άλλων οχημάτων (**other vehicles file**) ενός οχήματος
- Την μέγιστη τιμή **υπερ** της αλλαγής λωρίδας (**0.5 ή 1**) (**max ceiling value**)
- Την **ελάχιστη κρίσιμη απόσταση ελέγχου**
- Τον τύπο του επιλεγμένου οχήματος (**general vehicle type**)
- Ένα dictionary με αποθηκευμένες τις τιμές που αναλογούν στο 25%,75% της κατανομής των ταχυτήτων, σχετικών ταχυτήτων και των αποστάσεων που παρατηρήθηκαν από τα οχήματα που εκτέλεσαν αλλαγή λωρίδας, καθώς και τις μέγιστες και ελάχιστες τιμές τους.

4.3.6 Πολλαπλασιαστές τροποποίησης με βάση τον τύπο οχήματος

Προκειμένου να **αποδοθεί σημασία** στην διαφορετική επιρροή που μπορεί να έχει ο διαφορετικός τύπος οχήματος ενός κοντινού οχήματος, αλλά και η επιρροή του τύπου οχήματος του ίδιου του οδηγού που αναλύθηκαν, επινοήθηκαν δυο πολλαπλασιαστές.

Συγκεκριμένα, η απόσταση του εντοπισμένου οχήματος, τροποποιείται ανάλογα με τον τύπο του, θεωρώντας ότι ένα βαρύ όχημα με μειωμένη κινητικότητα υπονοεί στον οδηγό που ετοιμάζεται να αλλάξει λωρίδα, μικρότερη απαιτούμενη απόσταση απ' ότι ένα μικρότερο όχημα.

Στη συνέχεια, τροποποιείται ξανά, αυτή τη φορά ανάλογα τον τύπο του εξεταζόμενου οχήματος, θεωρώντας ότι ένα βαρύ όχημα με μειωμένη κινητικότητα, θα χρειαζόταν περισσότερη απόσταση για να εκτελέσει την αλλαγή λωρίδας απ' ότι ένα μικρότερο όχημα.

$$mult_{VEH} \times (mult_{veh} \times dist_{veh}) \geq dist_{75\% \text{ κατανομής}}$$

Στους Πίνακες 4.3-2 και 4.3-3 φαίνονται οι πολλαπλασιαστές που αντιστοιχούν για κάθε τύπο οχήματος ανάλογα με το επιλεγμένο όχημα (εξεταζόμενο ή εντοπισμένο) και οι οποίοι αφορούν το μέτρο της απόστασης.

Πίνακας 4.3-2 Τιμές του πολλαπλασιαστή απόστασης εξεταζόμενου οχήματος

Πολλαπλασιαστής απόστασης εξεταζόμενου οχήματος	
Τύπος οχήματος (general vehicle type)	Πολλαπλασιαστής(VEH multiplier)
Standard Vehicle	1.0
Heavy Vehicle	0.8
Motorcycle	1.2

Πίνακας 4.3-3 Τιμές του πολλαπλασιαστή απόστασης εντοπισμένου οχήματος

Πολλαπλασιαστής απόστασης εντοπισμένου οχήματος	
Τύπος οχήματος (general vehicle type)	Πολλαπλασιαστής(VEH multiplier)
Standard Vehicle	1.0
Heavy Vehicle	1.2
Motorcycle	0.8

Η ταχύτητα του εντοπισμένου οχήματος, τροποποιείται ανάλογα με τον τύπο του οχήματος θεωρώντας ότι ένα βαρύ όχημα με μειωμένη κινητικότητα υπονοεί στον οδηγό που ετοιμάζεται να αλλάξει λωρίδα, μια μικρότερη αντιληπτή ταχύτητα

Στη συνέχεια, τροποποιείται ξανά, αυτή τη φορά ανάλογα τον τύπο του εξεταζόμενου οχήματος, θεωρώντας ότι ένα βαρύ όχημα με μειωμένη κινητικότητα, θα χρειαστεί ακόμα μεγαλύτερη διαφορά στις ταχύτητες για να προβεί σε αλλαγή.

$$mult_{VEH} \times (mult_{veh} \times speed_{veh}) \leq speed_{25\% \text{ κατανομής}}$$

Στους Πίνακες 4.3-4 και 4.3-5 φαίνονται οι πολλαπλασιαστές που αντιστοιχούν για κάθε τύπο οχήματος ανάλογα με το επιλεγμένο όχημα (εξεταζόμενο ή εντοπισμένο) και οι οποίοι αφορούν το μέτρο της ταχύτητας.

Πίνακας 4.3-4 Τιμές του πολλαπλασιαστή ταχύτητας εξεταζόμενου οχήματος

Πολλαπλασιαστής ταχύτητας εξεταζόμενου οχήματος	
Τύπος οχήματος (general vehicle type)	Πολλαπλασιαστής(VEH multiplier)
Standard Vehicle	1.0
Heavy Vehicle	1.2
Motorcycle	0.8

Πίνακας 4.3-5 Τιμές του πολλαπλασιαστή ταχύτητας εντοπισμένου οχήματος

Πολλαπλασιαστής ταχύτητας εντοπισμένου οχήματος	
Τύπος οχήματος (general vehicle type)	Πολλαπλασιαστής(VEH multiplier)
Standard Vehicle	1.0
Heavy Vehicle	0.8
Motorcycle	1.2

Στη συνέχεια ακολουθεί η παρακάτω διαδικασία για κάθε προσανατολισμό

- 1) Στην περίπτωση που δεν εντοπιστεί κανένα όχημα σε έναν προσανατολισμό επιστρέφεται η τιμή **max ceiling value που έχουμε ορίσει, δηλαδή**

$$final\ value_{orientation} = 1$$

Αν εντοπιστεί τουλάχιστον ένα όχημα:

- i. Υπολογίζεται η σχετική ταχύτητα
- ii. κανονικοποιείται η απόσταση $dist_{norm}$
- iii. κανονικοποιείται η ταχύτητα $speed_{norm}$
- iv. κανονικοποιείται η σχετική ταχύτητα $rel.\ speed_{norm}$
- v. Εφαρμόζεται ο **πολλαπλασιαστής ταχύτητας** στην στήλη ταχύτητα $speed_{mult}$
- vi. Εφαρμόζεται ο **πολλαπλασιαστής απόστασης** στην στήλη απόσταση $dist_{mult}$
- vii. Υπολογίζεται η τροποποιημένη ταχύτητα $speed_{mod}$
- viii. Υπολογίζεται η τροποποιημένη απόσταση $dist_{mod}$
- ix. **Ελέγχεται** αν η τροποποιημένη ταχύτητα είναι μικρότερη ή ίση του κατώτερου 25% της κατανομής των ταχυτήτων (**check speed**) → **ΑΛΗΘΗΣ / ΨΕΥΔΗΣ**

$$mult_{VEH} \times (mult_{veh} \times speed_{veh}) \leq speed_{25\% \text{ κατανομής}}$$

- x. **Ελέγχεται** αν η τροποποιημένη απόσταση είναι μεγαλύτερη ή ίση του 75% της κατανομής των αποστάσεων (**check distance**) → **ΑΛΗΘΗΣ / ΨΕΥΔΗΣ**

$$mult_{VEH} \times (mult_{veh} \times dist_{veh}) \geq dist_{75\% \text{ κατανομής}}$$

- xi. Δημιουργείται η στήλη τελικού ελέγχου (**final check**) = **check speed & check distance** που παίρνει τιμές **ΑΛΗΘΗΣ / ΨΕΥΔΗΣ**

- 2) Αν ο τελικός έλεγχος (**final check**) είναι αληθής, επιστρέφεται η μέγιστη τιμή **υπερ** της αλλαγής λωρίδας (**max ceiling value**) που έχουμε ορίσει

$$final\ value_{orientation} = max\ ceiling\ value = 0 \text{ ή } 1$$

- 3) Αν ο τελικός έλεγχος (**final check**) είναι ψευδής, επιστρέφεται η ελάχιστη τιμή της κανονικοποιημένης σχετικής ταχύτητας και απόστασης.

$$final\ value_{orientation} = \min (rel.\ speed_{norm}, dist_{norm})$$

- 4) **Αν βρεθεί όχημα εντός της ελάχιστης κρίσιμης απόστασης ελέγχου (έλεγχος 3)** επιστρέφεται

$$final\ value_{orientation} = 0$$

- 5) Για την τιμή headline, που αφορά αν το target όχημα δεν έχει κανένα όχημα μπροστά του, απομονώνονται οι προσανατολισμοί N, NE, NW, και επιλέγονται μόνο τα οχήματα που εκτελούν την ίδια κίνηση με το όχημα. Αν το πλήθος των οχημάτων είναι ίσο με μηδέν επιστρέφεται η τιμή 1, αλλιώς επιστρέφεται η τιμή 0.

Στις Εικόνες 4.3-8 και 4.3-9 φαίνεται το πως ο αλγόριθμός αναθέτει τιμές ανά προσανατολισμό κατά την διαδικασία ποσοτικοποίησης των επιρροών του περιβάλλοντος για ένα επιλεγμένο όχημα. Συγκεκριμένα στην Εικόνα 4.3-8 εντοπίστηκε συνολικά ένα όχημα στην κατεύθυνση N και σε όλους τους υπόλοιπους προσανατολισμούς δεν υπάρχουν άλλα οχήματα, συμπληρώνοντας με αυτό τον τρόπο την ποσοτικοποίηση του περιβάλλοντος για την χρονική στιγμή $t=23.6$ s του επιλεγμένου οχήματος. Επιπρόσθετα, στην Εικόνα 4.3-9 που αφορά το ίδιο όχημα σε μια μελλοντική χρονική στιγμή ($t=29$ s), εντοπίζονται περισσότερα από ένα οχήματα, με αποτέλεσμα να διαφοροποιείται η ποσοτικοποίηση του περιβάλλοντος.

```

-----
time: 23.6 s
-----
checking orientation: N final check: False => value = min(distance,speed)
checking orientation: NE nothing found: value => 1
checking orientation: E nothing found: value => 1
checking orientation: SE nothing found: value => 1
checking orientation: S nothing found: value => 1
checking orientation: SW nothing found: value => 1
checking orientation: W nothing found: value => 1
checking orientation: NW nothing found: value => 1
Vehicle detected in orientation: N setting headline value => False
final output: [0.4, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0]

```

Εικόνα 4.3-8 Παράδειγμα εκτύπωσης αλγορίθμου - ποσοτικοποίηση του περιβάλλοντος (α)

```

time: 29.0 s
-----
checking orientation: N nothing found: value => 1
checking orientation: NE final check: False => value = min(distance,speed)

checking orientation: E nothing found: value => 1
checking orientation: SE nothing found: value => 1
checking orientation: S final check: False => value = min(distance,speed)
checking orientation: SW final check: False => value = min(distance,speed)
checking orientation: W nothing found: value => 1
checking orientation: NW final check: False => value = min(distance,speed)
Vehicle detected in orientation: NE setting headline value => False
final output: [1, 0.4, 1, 1, 0.50227, 0.35, 1, 0.335826, 0]

```

Εικόνα 4.3-9 Παράδειγμα εκτύπωσης αλγορίθμου - ποσοτικοποίηση του περιβάλλοντος (β)

Στην Εικόνα 4.3-10 φαίνεται ένα τμήμα του συμπληρωμένου τελικού αρχείου other vehicles ενός οχήματος όπου η πρώτη στήλη αφορά τις χρονικές στιγμές και οι επόμενες τους προσανατολισμούς.

	0	1	2	3	4	5	6	7	8
23.24	0.450000	0.515297	1.0	1.0	1.000000	1.0	1.0	1.00	0.0
23.36	0.515776	1.000000	1.0	1.0	1.000000	1.0	1.0	0.45	0.0
23.48	0.450000	0.500000	1.0	1.0	1.000000	1.0	1.0	1.00	0.0
23.60	0.400000	1.000000	1.0	1.0	1.000000	1.0	1.0	1.00	0.0
23.72	0.500000	1.000000	1.0	1.0	1.000000	1.0	1.0	0.40	0.0
23.84	0.500000	1.000000	1.0	1.0	1.000000	1.0	1.0	0.40	0.0

Εικόνα 4.3-10 Τμήμα τελικού πίνακα other vehicles για ένα όχημα

4.3.7 Τελική μορφή αρχείων

Το τελικό στάδιο είναι η ενοποίηση των αρχείων που αφορούν τα κινηματικά και χωρικά χαρακτηριστικά ενός οχήματος (**vehicle features**) και του αντίστοιχου αρχείου που προκύπτει από το μοντέλο ακολουθώντας οχήματος.

Συγκεκριμένα επιλέγονται όλες οι στήλες που επιθυμούμε να χρησιμοποιήσουμε στα μοντέλα πρόβλεψης που αφορούν τα κινηματικά και χωρικά χαρακτηριστικά ενός οχήματος, πρέπει πρώτα να κανονικοποιηθούν με χρήση της σχέσης

$$X_{i_{normalized}} = \frac{X_i - X_{minimum}}{X_{maximum} - X_{minimum}}$$

όπου:

$X_{i_{normalized}}$: η κανονικοποιημένη μορφή μιας τιμής ενός χαρακτηριστικού

X_i : η αρχική τιμή ενός χαρακτηριστικού

$X_{minimum}$: η ελάχιστη τιμή ενός χαρακτηριστικού που εντοπίστηκε στο σύνολο των οχημάτων

$X_{maximum}$: η εμέγιστη τιμή ενός χαρακτηριστικού που εντοπίστηκε στο σύνολο των οχημάτων

Μετά την αναζήτηση για το σύνολο όλων των οχημάτων για το πλήθος των κινηματικών μεταβλητών που μας ενδιαφέρουν, προκύπτουν οι ελάχιστες και οι μέγιστες τιμές που εντοπίστηκαν (Εικόνα 4.3-11), και οποίες θα αξιοποιηθούν κατά την κανονικοποίηση των τιμών της κάθε μεταβλητής σε όλα τα οχήματα.

```
for feature: lat_acc min value: -16.7| max value: 14.92
for feature: lon_acc min value: -245.84| max value: 131.3
for feature: abs_delta lat_acc min value: 0.0| max value: 14.12
for feature: abs_delta lon_acc min value: 0.0| max value: 165.84
for feature: delta lat_acc min value: -14.12| max value: 13.94
for feature: delta lon_acc min value: -156.83| max value: 165.84
for feature: delta_displacement min value: -1.21| max value: 1.21
for feature: abs_delta_displacement min value: 0.0| max value: 1.21
for feature: delta_speed min value: -80.92| max value: 47.88
for feature: speed min value: 0.0| max value: 203.79
for feature: delta_atan2 min value: -6.26| max value: 6.26
for feature: abs_delta_atan2 min value: 0.0| max value: 6.26
```

Εικόνα 4.3-11 Μέγιστες και ελάχιστες τιμές των επιλεγμένων μεταβλητών

Πρέπει να σημειωθεί, ότι **δεν είναι απαραίτητο ότι θα αξιοποιηθούν οι στήλες της εικόνας**, ωστόσο είναι ευκολότερο να μη τις συμπεριλάβουμε αφού πρώτα δημιουργηθούν τα τελικά αρχεία.

Στην Εικόνα 4.3-12 φαίνεται ένα τμήμα ενός τελικού αρχείου οχήματος όπου φαίνονται οι στήλες που αφορούν τα κινηματικά χαρακτηριστικά του ίδιου οχήματος, καθώς και οι πληροφορίες που αφορούν το περιβάλλον του.

	speed	lat_acc	lon_acc	abs delta lat_acc	abs delta lon_acc	delta lat_acc	delta lon_acc	delta displacement	abs delta displacement	delta speed	...	N	NE	E	SE	S	SW	W	NW	head_line
0	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
1	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
3	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
4	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
...
199	0.10685	0.53333	0.65287	0.00938	0.00005	0.49852	0.48601	0.52893	0.05785	0.62959	...	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	1.0	1.0	1.0
200	0.10765	0.53012	0.65278	0.00718	0.00021	0.49963	0.48593	0.49587	0.00826	0.62952	...	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	1.0	1.0
201	0.10830	0.52789	0.65253	0.00500	0.00058	0.50073	0.48574	0.49587	0.00826	0.62930	...	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	1.0	1.0
202	0.10873	0.52656	0.65224	0.00298	0.00066	0.50174	0.48570	0.49587	0.00826	0.62896	...	1.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	1.0	1.0	1.0
203	0.10891	0.52584	0.65190	0.00161	0.00077	0.50243	0.48564	0.47521	0.04959	0.62854	...	1.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	1.0	1.0	1.0

204 rows × 26 columns

id 28 timesteps: 204

Εικόνα 4.3-12 Παράδειγμα εντοπισμένου αρχείου σε τελική μορφή

4.4 ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

4.4.1 Εισαγωγή

Αυτό το κεφάλαιο αποτελεί το τελικό στάδιο όλων των προηγούμενων και θα γίνει η τελική αξιοποίηση των παραχθέντων τελικών δεδομένων σε δομή συμβατή με το βαθύ νευρωνικό δίκτυο **Long Short Term Memory**. Πιο συγκεκριμένα, το συγκεκριμένο δίκτυο είναι μέρος της βιβλιοθήκης **TensorFlow**, η αποτελεί μια συμβολική βιβλιοθήκη μαθηματικών που βασίζεται στη ροή δεδομένων και στον διαφοροποιήσιμο προγραμματισμό. Πιο συγκεκριμένα, τα δεδομένα πρέπει να εισαχθούν σε μορφή ενός τριδιάστατου πίνακα όπου οι διαστάσεις θα αντιστοιχούν σε $samples \times timesteps \times n \text{ features}$. Στη συνέχεια, αφού κατασκευάσουμε την δομή του δικτύου αξιοποιώντας μια σειρά από επιλογές που αφορούν τα layers, τις μετρικές και τη συνάρτηση κόστους βάσει της οποίας θα γίνει η βελτιστοποίηση του αλγόριθμου, θα γίνει **έλεγχος των αποτελεσμάτων** για να κριθεί το πόσο καλά ή όχι ανταποκρίνονται στην πραγματικότητα οι προβλέψεις του σε **διαφορετικά σενάρια** δεδομένων και χρονικών βημάτων πρόβλεψης.

4.4.2 Ορισμός της πρόβλεψης

Το μοντέλο πρόβλεψης πρώτου αξιοποιηθεί πρέπει να οριστεί η επιθυμητή ενέργεια που εμείς θέλουμε να υλοποιεί. Συγκεκριμένα, το πρόβλημα πρόβλεψης πιθανής αλλαγής λωρίδας, στη μορφή που θα οριστεί θα εκτελεί μια δυαδική κατηγοριοποίηση (**binary classification problem**), δηλαδή θα έχει δυο πιθανές καταστάσεις πρόβλεψης (**labels**)

Ορίζεται με δεδομένα ένα χρονικό παράθυρο t_{window} και ένα μελλοντικό χρονικό βήμα

$$t_{future} = t + n, \text{ όπου } n : \text{ ο αριθμός των timestep στο μέλλον που θα γίνεται η πρόβλεψη}$$

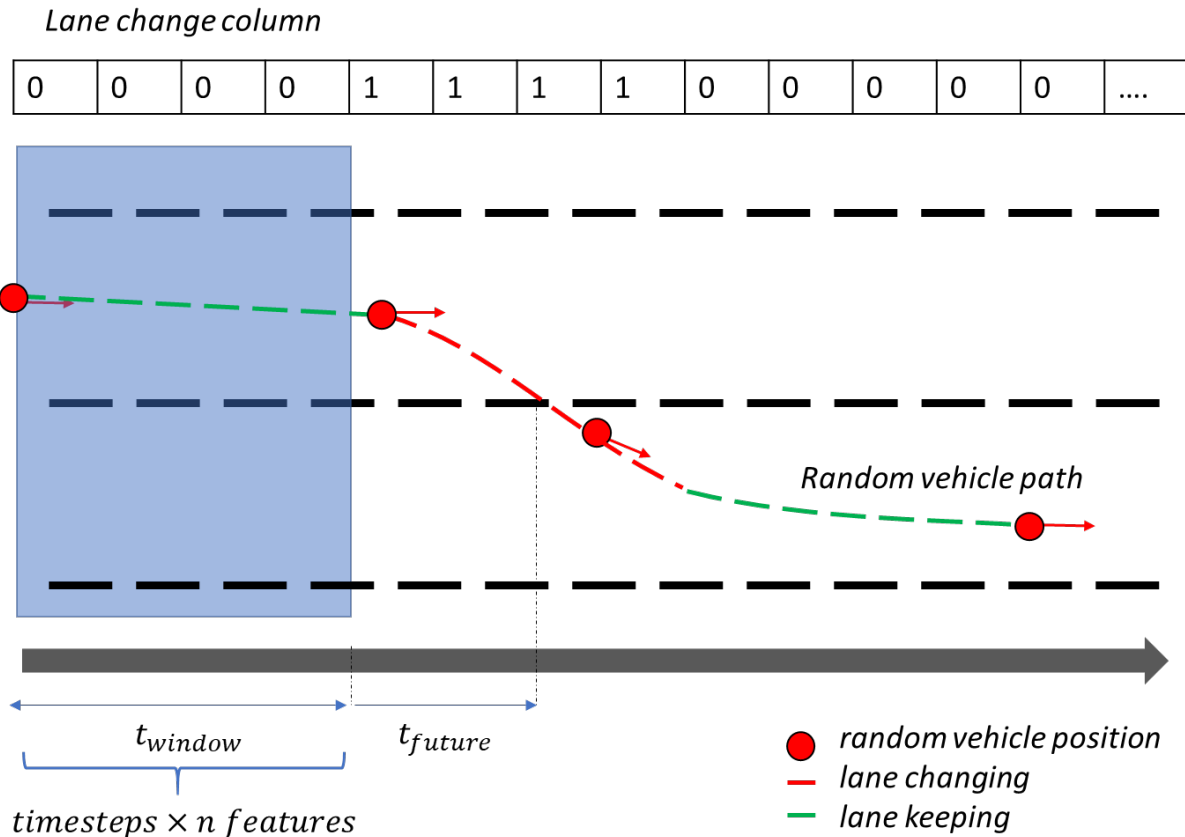
Και οι αντίστοιχες κλάσεις που θα πρέπει να κατηγοριοποιηθούν είναι

- *Lane change class = 1.0*
- *Lane keeping class = 0.0*

4.4.3 Ορισμός των συνθηκών πρόβλεψης

Ορίζουμε ως δείγμα (*sample*) ένα στιγμιότυπο ενός οχήματος χρονικής διάρκειας ίσης με $t_{window} \times timesteps \times n \text{ features}$ και την αντίστοιχη μελλοντική ενέργεια (*label*) που εκτέλεσε σε χρόνο $t_{window} + t_{future}$.

Πιο συγκεκριμένα το μοντέλο θα δέχεται ένα *sequence* από $n \text{ features} \times t_{window} \text{ timesteps}$ και στη συνέχεια, με βάση την πραγματική κατηγοριοποίηση που έχει γίνει στις προηγούμενες ενότητες, θα αντιστοιχείται η τιμή της στήλης *lane change* ($LC = 1, LK = 0$) σε χρόνο $t_{window} + t_{future}$. Το παραπάνω φαίνεται σχηματικά στο Σχήμα 4.4-1.



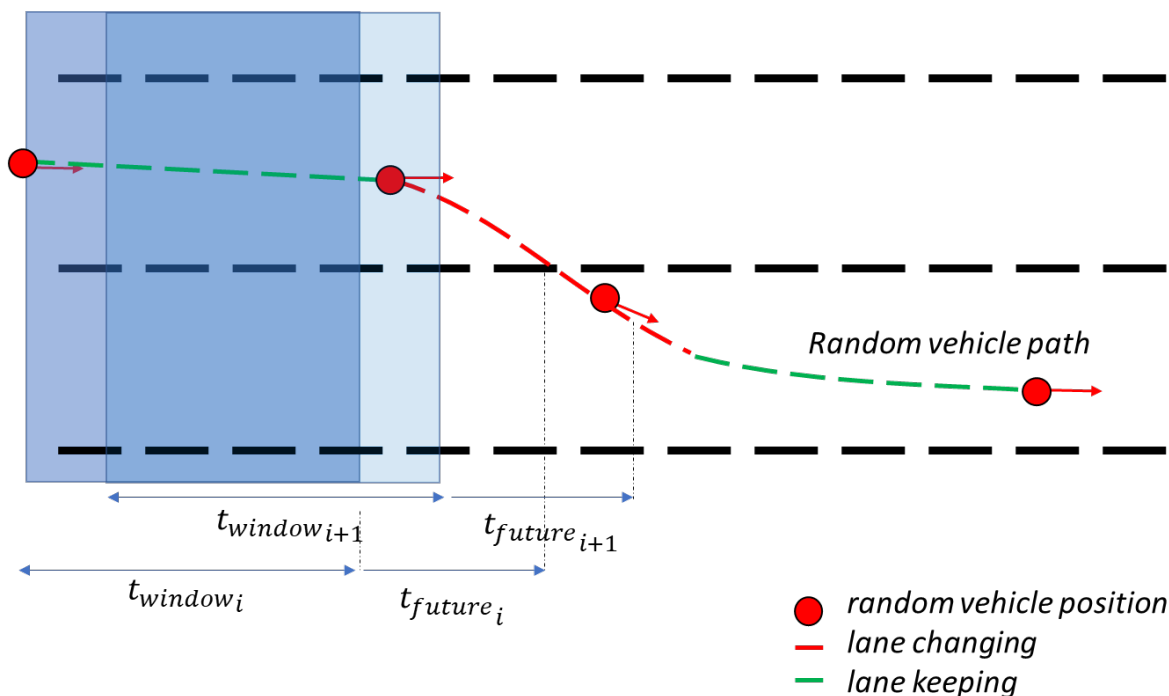
Σχήμα 4.4-1 Απεικόνιση του παραθύρου πρόβλεψης

4.4.4 Μέθοδος μετακινούμενου χρονικού παράθυρου (rolling time window)

Θέλοντας να αξιοποιήσουμε όσον το δυνατόν περισσότερα δείγματα για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου εφαρμόζεται η μέθοδος του rolling time window. Μέσω μίας συνάρτησης η οποία δέχεται ως ορίσματα:

- το directory των τελικών αρχείων
- το δεδομένο χρονικό παράθυρο t_{window}
- τα χρονικά βήματα t_{future}
- Κατασκευάζει το μέγιστο αριθμό δειγμάτων ανά αρχείο οχήματος

Και μας επιστρέφει ένα σύνολο ανακατεμένων δειγμάτων (*shuffled samples*) X_i και των αντίστοιχων y_i . Στο Σχήμα 4.4-2 φαίνεται η λογική του μετακινούμενου χρονικού παραθύρου όπου καθώς αλλάζει η χρονική στιγμή i , το χρονικό διάστημα του παραθύρου παραμένει σταθερό και κινείται στον χρόνο.



Σχήμα 4.4-2 Απεικόνιση του κινητού παραθύρου πρόβλεψης

4.4.5 Εξισορρόπηση των κλάσεων

Μια πολύ σημαντική παράμετρος στην ολική εκπαίδευση του αλγορίθμου η οποία δεν πρέπει να παραλειφθεί, είναι το γεγονός της μεγάλης δυσαναλογίας των δύο κλάσεων (*imbalanced dataset*). Πιο συγκεκριμένα, 41% των συνολικών οχημάτων εκτέλεσε αλλαγή λωρίδας σε επίπεδο οδηγών. Όμως, σε επίπεδο δειγμάτων X_n , που σε αυτά θα εκπαιδευτεί ο αλγόριθμος, η δυσαναλογία των 2 κλάσεων αυξάνεται ακόμα περισσότερο, Εφόσον σε επίπεδο χρονικής διάρκειας, το χρονικό διάστημα που ένας οδηγός εκτελούσε αλλαγή λωρίδας είναι πολύ μικρό. Ορίζεται ως n ο μέγιστος αριθμός δειγμάτων που μπορούμε να κατασκευάσουμε με βάση το χρονικό διάστημα $t_{window} + t_{future}$, για κάθε όχημα όπου και διαφέρει για κάθε όχημα. Θέλοντας στη συνέχεια τα μοντέλα που θα ελεγχθούν να είναι συγκρίσιμα, απαιτείται κατά την εκπαίδευση η ισορροπία των δύο κλάσεων. Αυτό εύκολα γίνεται, παίρνοντας τον μέγιστο αριθμό δειγμάτων που αναλογούν στην μικρότερη σε πλήθος εκ των δυο κλάσεων, και στη συνέχεια απαιτώντας ίσο αριθμό από την άλλη κλάση.

5 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

5.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Σε αυτή την ενότητα θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα διαφορετικών μοντέλων πρόβλεψης και θα γίνει η αξιολόγηση τόσο των μετρικών της ακρίβειας τους καθώς και η ποιότητα της μάθησης των αλγορίθμων. Συγκεκριμένα, δοκιμάστηκαν δυο πρότυπα πρόβλεψης τα οποία δέχονταν τις ίδιες μεταβλητές (**features**) και κοινό χρονικό παράθυρο αλλά διέφεραν στο μελλοντικό διάστημα πρόβλεψης. Τα πρότυπα πρόβλεψης που υλοποιήθηκαν είναι τα ακόλουθα:

- **Το Σενάριο πρόβλεψης A1** δέχεται 12 παραμέτρους για χρονικό διάστημα 5 δευτερολέπτων και προβλέπει την μελλοντική κατάσταση αλλαγής λωρίδας σε χρόνο **t + 5s**
- **Το Σενάριο πρόβλεψης A2** δέχεται 12 παραμέτρους για χρονικό διάστημα 5 δευτερολέπτων και προβλέπει την μελλοντική κατάσταση αλλαγής λωρίδας σε χρόνο **t + 1s**

Στον Πίνακα 5.1-1 φαίνεται το σύνολο των μεταβλητών που δίνονται ως δεδομένα για το δεδομένο χρονικό διάστημα (time window) καθώς και οι τιμές που μπορούν να λάβουν.

Πίνακας 5.1-1 Πίνακας Παραμέτρων προτύπων πρόβλεψης

	Μεταβλητή (feature)	Τιμές (values)
Δεδομένα Εισόδου - Input parameters (x)	Κανονικοποιημένη επιτάχυνση κατά τον άξονα κίνησης του οχήματος (lat_acc)	0 έως 1 (normalized)
	Κανονικοποιημένη ταχύτητα (speed)	0 έως 1 (normalized)
	Τύπος του οχήματος (Standard/ Heavy/ Motor) (veh type)	0 ή 0.5 ή 1
	Έλεγχος βόρειου προσανατολισμού (N)	0 έως 1 (normalized)
	Έλεγχος βορειανατολικού προσανατολισμού (NE)	0 έως 1 (normalized)
	Έλεγχος ανατολικού προσανατολισμού (E)	0 έως 1 (normalized)
	Έλεγχος νοτιοανατολικού προσανατολισμού (SE)	0 έως 1 (normalized)
	Έλεγχος νότιου προσανατολισμού (S)	0 έως 1 (normalized)
	Έλεγχος νοτιοδυτικού προσανατολισμού (SW)	0 έως 1 (normalized)
	Έλεγχος δυτικού προσανατολισμού (W)	0 έως 1 (normalized)
	Έλεγχος βορειοδυτικού προσανατολισμού (NW)	0 έως 1 (normalized)
	Προπορευόμενο όχημα (head line)	0 ή 1 (binary)
Ζητούμενο πρόβλεψης - Prediction (y)	Κατάσταση αλλαγής λωρίδας (lane change)	0 ή 1 (binary)

5.2 ΔΟΜΗΣΗ ΤΩΝ ΠΡΟΤΥΠΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Στον πίνακα 5.2-1 απεικονίζεται η δόμηση του κάθε προβλήματος πρόβλεψης το πλήθος των δειγμάτων καθώς και ο διαχωρισμός τους ανάλογα με το στάδιο εκπαίδευσης ή ελέγχου. Συγκεκριμένα, ως training samples ορίζονται τα δείγματα με τα οποία εκπαιδεύτηκε ο αλγόριθμος ενώ τα validation & testing samples αφορούν τον έλεγχο των προτύπων. Οι παράμετροι που αφορούν τους αλγόριθμους διατηρήθηκαν σταθερές και στα δυο πρότυπα έτσι ώστε να είναι εφικτή η σύγκριση τους στη συνέχεια. Τα τελικά αποτελέσματα προέκυψαν από την αξιολόγηση (test) του κάθε προτύπου πρόβλεψης σε πλήθος δειγμάτων που αναλογούσαν στο 20% των συνολικών δειγμάτων, τα οποία ήταν εντελώς άγνωστα κατά την εκπαίδευση του αλγόριθμου.

Πίνακας 5.2-1 Δόμηση προβλήματος πρόβλεψης και Παράμετροι εκπαίδευσης

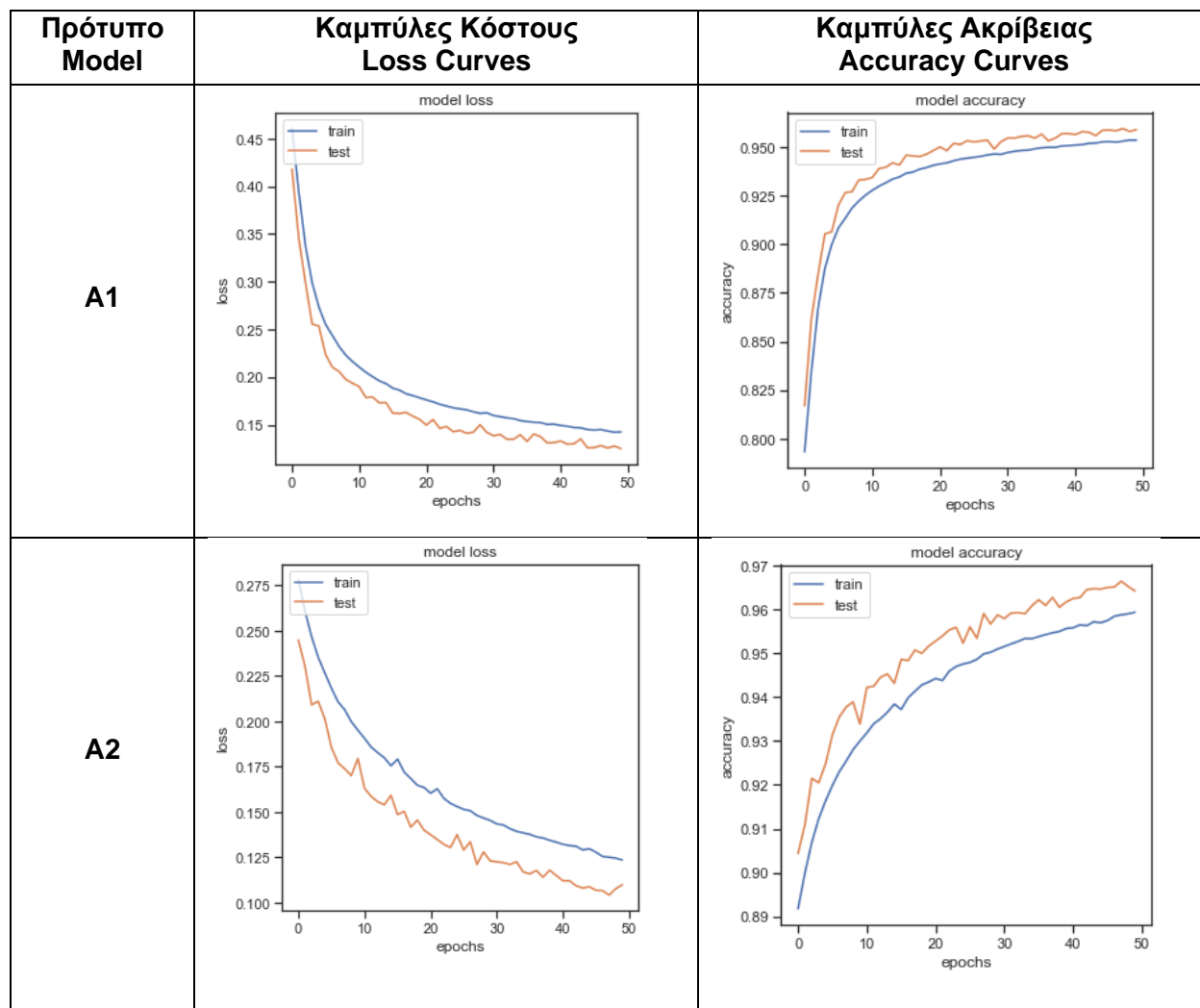
Πρότυπο πρόβλεψης	Συνθήκες πρόβλεψης		Διαχωρισμός δειγμάτων		Παράμετροι	
	Χρονικό παράθυρο	Πρόβλεψη μετά από				
A1	5s	t+5s	Training samples	790118	Epochs	50
			validation samples	197530	batch size	50
			testing samples	246912	learning rate	0.001
			Total samples	1234560	optimizer	Adam
A2	5s	t+1s	Training samples	523033	Epochs	50
			validation samples	130759	batch size	50
			testing samples	163448	learning rate	0.001
			Total samples	817240	optimizer	Adam

5.3 ΚΑΜΠΥΛΕΣ ΚΟΣΤΟΥΣ - ΑΚΡΙΒΕΙΑΣ

Με βάση τη καμπύλη κόστους, η οποία αποτελεί ένα από τα βασικότερα κριτήρια αξιολόγησης του πόσο καλά ανταποκρίνεται ο αλγόριθμος στα δεδομένα, για το σύνολο των 50 εποχών που δοκιμάστηκαν τα δύο πρότυπα, προκύπτει η **γρήγορη σύγκλιση και καλή εφαρμογή** (goodness of fit) στη μορφή των δεδομένων, τα οποία ταυτοχρόνως επαληθεύονται με την επίτευξη μιας πολύ καλής ακρίβειας (Πίνακας 5.2-2).

Επιπλέον, είναι πιθανό ότι σε περίπτωση συνέχειας της εκπαίδευσης των αλγορίθμων, θα ήταν επιτευκτική μια ακόμα μεγαλύτερη ακρίβεια, αλλά κρίθηκε σκόπιμη η πρόωγη διακοπή της εκπαίδευσης ώστε να μη συμβεί υπερ-προσαρμογή (overfitting) στο σύνολο των δεδομένων της εκπαίδευσης, εφόσον αυτό αλλοιώνει την ακρίβεια του αλγορίθμου σε άγνωστα δεδομένα, τα οποία αποτελούν και το κύριο κριτήριο αξιολόγησης.

Πίνακας 5.3-1 Καμπύλες Κόστους – Ακρίβειας των προτύπων πρόβλεψης



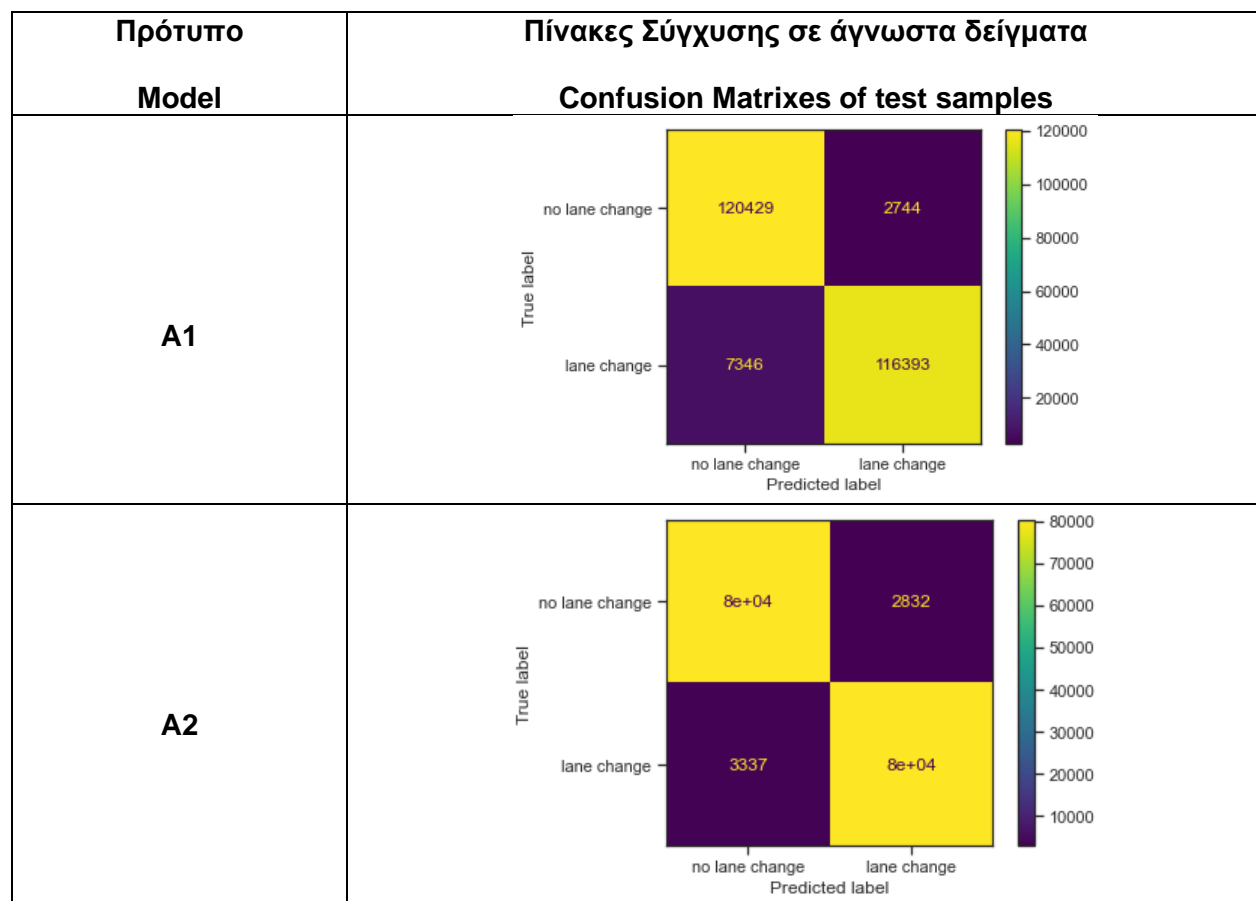
5.4 ΤΕΛΙΚΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΠΡΟΤΥΠΩΝ

Από τους πίνακες σύγκρισης (Πίνακας 5.2-3) προκύπτουν τα αποτελέσματα (Πίνακας 5.2-4), όπου μπορεί να εντοπιστεί ότι αν και τα ποσοστά των False Negative και των False Positive είναι πολύ μικρά, απαιτείται μεγαλύτερο πλήθος δειγμάτων αλλαγής λωρίδας, εφόσον οι θετικές τιμές που η πρόβλεψη τους ήταν αρνητική (actual: lane change – predicted: no lane change), αποτελούν το πιο κρίσιμο λάθος που θα μπορούσε να εκτελέσει στην πραγματικότητα το πρότυπο πρόβλεψης.

Από τον Πίνακα 5.2-5 μπορεί να διαπιστωθεί ότι τα πρότυπα πρόβλεψης εμφανίζουν εξίσου καλά αποτελέσματα στην πρόβλεψη και των δυο κλάσεων αν και η κλάση της **μελλοντικής κατάστασης αλλαγής λωρίδας προβλέπεται καλύτερα**. Από τον Πίνακα 5.2-4 προκύπτει ότι το ποσοστό των False Negative είναι μεγαλύτερο κατά περίπου δύομισι φορές του ποσοστού των False Positive στη περίπτωση του μακροχρόνιου σεναρίου (Πρότυπο πρόβλεψης A1), ενώ στη περίπτωση ενός πιο σύντομου μελλοντικού χρονικού παραθύρου, τα ποσοστά γίνονται περίπου ίσα. Η φυσική ερμηνεία αυτού θα μπορούσε να είναι ότι, όσο αυξάνεται ο χρονικός ορίζοντας στο

μέλλον, τόσο πιο «ασταθής» γίνεται η πρόβλεψη με αποτέλεσμα μια μελλοντική αλλαγή λωρίδας στα επόμενα 5 δευτερόλεπτα να μην είναι δυνατόν να ανιχνευτεί έγκαιρα από το μοντέλο.

Πίνακας 5.4-1 Πίνακες Σύγχυσης των προτύπων πρόβλεψης



Πίνακας 5.4-2 Αποτελέσματα πινάκων Σύγχυσης

Πρότυπο Model	Συνολικά Δείγματα Total Samples	Πλήθη Counts		Ποσοστά Percentages	
		False Positive (FP)	False Negative (FN)	False Positive (FP)	False Negative (FN)
A1	246912	2744	7346	1.11%	2.98%
A2	166543	2832	3337	1.70%	2.00%

Πίνακας 5.4-3 Ακρίβεια προτύπων πρόβλεψης

Πρότυπο Model	Ακρίβεια Accuracy	Κόστος Loss	Συμπληρωματικές μετρικές Precision / Recall / f1-score			
A1	0.959	0.124		precision	recall	f1-score
			no lane change	0.94	0.98	0.96
			lane change	0.98	0.94	0.96
			accuracy			0.96
			macro avg	0.96	0.96	0.96
			weighted avg	0.96	0.96	0.96
A2	0.963	0.113		precision	recall	f1-score
			no lane change	0.96	0.97	0.96
			lane change	0.97	0.96	0.96
			accuracy			0.96
			macro avg	0.96	0.96	0.96
			weighted avg	0.96	0.96	0.96

5.5 ΣΥΝΟΛΙΚΟΣ ΣΧΟΛΙΑΣΜΟΣ ΤΩΝ ΠΡΟΤΥΠΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Και στα δυο πρότυπα πρόβλεψης που δοκιμάστηκαν ήταν δυνατή η επίτευξη μιας πολύ καλής ακρίβειας ειδικά για τη μορφή δεδομένων, τα οποία προήλθαν από πραγματικές συνθήκες οδήγησης και για διαφορετικά προφίλ οδηγών.

Με βάση τις καμπύλες κόστους, προκύπτει ότι και στα δυο σενάρια **ο αλγόριθμος ανταποκρίνεται καλά στα δεδομένα** και για το σύνολο των 50 εποχών που δοκιμάστηκαν τα δύο πρότυπα, προκύπτει η γρήγορη σύγκλιση και καλή εφαρμογή (goodness of fit) στη μορφή των δεδομένων.

Στη σύγκριση των δυο σεναρίων, το δεύτερο σενάριο το οποίο αντιστοιχεί σε μια βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη (Αποτελέσματα A2) κρίνεται ως προτιμότερο εκ των δύο με βάση τα αποτελέσματα που προέκυψαν εφόσον:

- Πέτυχε μια μεγαλύτερη συνολική ακρίβεια και μικρότερο κόστος (λογικό εφόσον το μελλοντικό παράθυρο πρόβλεψης είναι πιο κοντά στο παρόν).
- Παρουσίασε πιο σταθερή ακρίβεια στην πρόβλεψη της κάθε κλάσης (Πίνακας 5.2-5).
- Τα ποσοστά των False Negative και False Positive είναι περίπου ίσα (Πίνακας 5.2-4) με αποτέλεσμα ο αλγόριθμος να μην υστερεί σημαντικά στην λανθασμένη πρόβλεψη της μιας κλάσης.

Ωστόσο, πρέπει να σημειωθεί ότι **σε πραγματικές συνθήκες** και σε περίπτωση υλοποίησής οποιοδήποτε εκ των δυο προτύπων, **τα δεδομένα εισόδου του αλγορίθμου θα ενημερώνονται σε πολύ συχνό ρυθμό** (κλάσματα του δευτερολέπτου), με αποτέλεσμα σε ένα αμέσως επόμενο χρονικό παράθυρο, η προηγουμένως λανθασμένη πρόβλεψη, πιθανώς να έχει διορθωθεί με τα νέα δεδομένα.

6 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ

6.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η οδική ασφάλεια αποτελεί ένα από τα σημαντικότερα θέματα για βελτίωση από την στιγμή που αποτελεί την ολοκληρωτική κατάσταση ελέγχου. Τα τελευταία χρόνια, τα αυτόνομα οχήματα έχουν αρχίσει σταδιακά να εντάσσονται στην καθημερινότητα μας, όμως ένα περιβάλλον που θα έχει εξαλειφθεί η επικινδυνότητα που χαρακτηρίζει τις μετακινήσεις με ιδιωτικά οχήματα ακόμα φαντάζει ένα μη ρεαλιστικό σενάριο. Κρίνεται ύψιστης σημασίας, η αξιοποίηση κάθε νέας τεχνολογίας και προόδου στον χώρο της τεχνολογίας, η οποία θα συνεισφέρει στην μείωση των οδικών ατυχημάτων. Η αξιοποίηση μοντέλων πρόβλεψης και αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης προσπαθεί και δείχνει να είναι ικανή αν όχι να εξαλείψει σίγουρα να μειώσει αυτό το πρόβλημα. Αξιοποιώντας τις δυνατότητες που δίνονται σήμερα τόσο στην υπολογιστική έρευνα όσο και στον αυξανόμενο κλάδο της ανάπτυξης τέτοιων τεχνολογιών σε ερευνητικό επίπεδο, είναι πλέον δυνατή η ποσοτικοποίηση και μοντελοποίηση των ανθρώπινων αποφάσεων σε επίπεδο απλών διεργασιών, εκτελώντας μια κατηγοριοποίηση των αιτιών.

Τα δεδομένα που αξιοποιήθηκαν κατά την εκπαίδευση των πρότυπων πρόβλεψης προέκυψαν από μετεπεξεργασία της αρχικής βασικής δεδομένων η οποία προέρχεται από λήψη και καταγραφή με χρήση ΣμηΕΑ σε μια ευρύτερη περιοχή στο κέντρο της Αθήνας πραγματικών τροχιών των οχημάτων για διαφορετικές χρονικές περιόδους, με διακύμανση τόσο σε επίπεδο ώρας όσο και σε ημέρα. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την καταγραφή διαφορετικών οδικών προφίλ, που σημαίνει διαφορετικό σύνολο ενεργειών και χαρακτηριστικών κινήσεων λίγο πριν αλλάξουν λωρίδα.

Τα πρότυπα πρόβλεψης που αναπτύχθηκαν έχοντας προβληθεί σε ένα ελάχιστο μέρος της βάσης δεδομένων, κατάφεραν να σημειώσουν **πάρα πολύ καλά αποτελέσματα στις μεθόδους αξιολόγησης** τους, γεγονός που καθιστά την συγκεκριμένη μέθοδο κατάλληλη για το είδος του προβλήματος που θέλουμε να αντιμετωπίσουμε, προσδίδοντας περαιτέρω δυνατότητες σε μελλοντική εκπαίδευση του αλγορίθμου, γεγονός που αναμφίβολα θα οδηγήσει σε μεγιστοποίηση της ακρίβεια της πρόβλεψης.

6.2 ΒΑΣΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στο κεφάλαιο αυτό θα παρουσιαστούν τα βασικά συμπεράσματα που προκύπτουν με βάση την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων της προηγούμενης ενότητας.

- I. Ο ρυθμός μάθησης τους αλγορίθμου καθώς και η πρόοδος σε κάθε επόμενη εποχή εκπαίδευσης, μας δείχνει ότι είναι κατάλληλος για το συγκεκριμένο είδος πρόβλεψης που εντάσσεται στα προβλήματα κατηγοριοποίησης δυο κλάσεων. Συγκεκριμένα, από τις καμπύλες μάθησης (**learning curves**) φαίνεται η γρήγορη σύγκλιση του μοντέλου, που από μόνο του αποτελεί μια από τις σημαντικότερες παραμέτρους στην απόφαση για το αν έχει νόημα η περαιτέρω εκπαίδευση σε παραπάνω δείγματα.
- II. **Οι αλγόριθμοι της μορφής LSTM επιβεβαιώνεται ότι είναι κατάλληλοι για δεδομένα που εμπλέκεται η έννοια του χρόνου** και προέρχονται από πραγματικά νατουραλιστικά δεδομένα
- III. **Οι ακρίβειες πρόβλεψης που επιτεύχθηκαν** στο πλαίσιο μιας διπλωματικής εργασίας, αποδεικνύουν την χρησιμότητα εφαρμογής τέτοιων συστημάτων υποβοήθησης, δίνοντας αίσθημα ασφάλειας τόσο στον άπειρο οδηγό από την πλευρά του ευθυνόμενου σε ένα

πιθανό διάστημα από αλλαγή λωρίδας του ίδιου, όσο και στον αποδέκτη, ο οποίος θα πληροφορηθεί έγκαιρα για την επικίνδυνή ξαφνική που ετοιμάζεται να συμβεί.

6.3 ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ ΓΙΑ ΠΕΡΑΙΤΕΡΩ ΕΡΕΥΝΑ

I. Αξιοποίηση μεγαλύτερου μέρους τη βάσης των δεδομένων:

Στη διαδικασία εκπόνησης της συγκεκριμένης διπλωματικής αξιοποιήθηκε για λόγους μείωσης υπολογιστικού φόρτου ένα πάρα πολύ μικρό τμήμα της βάσης δεδομένων. Συγκεκριμένα, από τη συνολική βάση δεδομένων αποτελούμενη από **10 περιοχές επί 5 ημέρες επί 5 χρονικές περιόδους και σε κάθε περιοχή τουλάχιστον 10 διασταυρώσεις, αξιοποιήθηκαν μόνο 5 μετρήσεις μιας ημέρας.**

II. Εύρεση της κατηγορίας οχημάτων που παρουσιάζει μεγαλύτερο περιθώριο για βελτίωση

Λόγω του ανομοιόμορφου πλήθους των διαφορετικών οχημάτων, είναι πιθανό ο αλγόριθμος να απαιτεί μεγαλύτερο πλήθος δειγμάτων κατά την εκπαίδευση του στην κατηγορία με τα λιγότερα δείγματα.

III. Αξιοποίηση παραπάνω μεταβλητών και έλεγχος αν προκύπτει υψηλότερη ακρίβεια

Τα τελικά αρχεία που έχουν δημιουργηθεί περιέχουν μεταβλητές οι οποίες δεν αξιοποιήθηκαν στα τελικά πρότυπα πρόβλεψης λόγω περιορισμένης υπολογιστική δύναμης που απαιτούν τα μοντέλα αυτά. Είναι πιθανό, η αξιοποίησης διαφορετικών συνδυασμών δεδομένων να οδηγήσει σε αύξηση της ακρίβειας

IV. Δοκιμή διαφορετικών δομών στα πρότυπα πρόβλεψης καθώς και εμβάθυνση στη παραμετροποίηση τους

Με σκοπό την διερεύνηση πιθανής βελτίωσης τόσο στη ταχύτητα μάθησης όσο και στη τελική ακρίβεια του μοντέλου, κρίνεται δόκιμο να γίνουν περισσότερες δοκιμές σε διαφορετικές δομές των προτύπων. Συγκεκριμένα, μερικές από τις παραμέτρους που θα μπορούσαν να τροποποιηθούν είναι το πλήθος των LSTM επιπέδων (layers), το πλήθος των μονάδων (units), η συνάρτηση βελτιστοποίησης (optimizer function), ο ρυθμός εκμάθησης (learning rate).

7 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

World Health Organization (WHO). (2019).

Φραντζεσκάκης, Ι. Μ., Ι. Κ. Γκόλιας (1994) “Οδική Ασφάλεια” Εκδόσεις Παπασωτηρίου, Αθήνα.

Yao, W., Zhao, H., Bonnifait, P., & Zha, H. (2013, June). Lane change trajectory prediction by using recorded human driving data. In 2013 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV) (pp. 430-436). IEEE.

Wissing, C., Nattermann, T., Glander, K., Hass, C. & Bertram, T. (2017, July). Lane Change Prediction by Combining Movement and Situation based Probabilities. In 20th IFAC World Congress

Scheel, O., Shankar, N., N., Schwarz, L., Navab, N., Tombari, T. (2019, March). Attention-based Lane Change Prediction. In IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA) 2019

Mahajan, V., Katrakazas, C., Antoniou, C. (2020, July). Prediction of Lane-Changing Maneuvers with Automatic Labeling and Deep Learning. In T.R.R Journal of the Transportation Research Board (VII) (pp. 1–15).

Μήτσιος, Γ. (2017). Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα και αυτόματη παραγωγή Hashtag από Tweet του Twitter

Aretz, K., Bartram, M., S., Pope, F., P. (2011, April–June). Asymmetric Loss Functions and the Rationality of Expected Stock Returns. International Journal of Forecasting. 27 (2): 413–437.

Zeeshan, M., M. (2020, April). Cost, Activation, Loss Function|| Neural Network|| Deep Learning. What are these?. Retrieved March 1, 2021, from <https://medium.com/@zeeshanmulla/cost-activation-loss-function-neural-network-deep-learning-what-are-these-91167825a4de>

Narkhede, S. (2018, May). Understanding Confusion Matrix. Retrieved February 27, 2021, from <https://towardsdatascience.com/understanding-confusion-matrix-a9ad42dcfd62>

Barmponakis, E., & Geroliminis, N. (2019, May). Utilizing a swarm of drones for large-scale traffic measurements.

Jones, A. (2018, August). Calculating the compass direction between two points in Python . Retrieved November 20, 2020, from <https://www.analytics-link.com/post/2018/08/21/calculating-the-compass-direction-between-two-points-in-python>

Wasser, L., Holdgraf, C. (2020, September). Lesson 1. GIS in Python: Introduction to Vector Format Spatial Data - Points, Lines and Polygons. Retrieved November 20, 2020, from <https://www.earthdatascience.org/courses/use-data-open-source-python/intro-vector-data-python/spatial-data-vector-shapefiles/>

Waka Kotahi NZ Transport Agency. (2017, May). Vehicle dimensions and mass. Retrieved December 22, 2020, from <https://www.nzta.govt.nz/vehicles/vehicle-types/vehicle-classes-and-standards/vehicle-dimensions-and-mass/>

Zivot, E., Wang, J. (2020, March). Modeling Financial Time Series with S_PLUS®. 2nd ed. NY: Springer Science+Business Media, Inc., 2006.

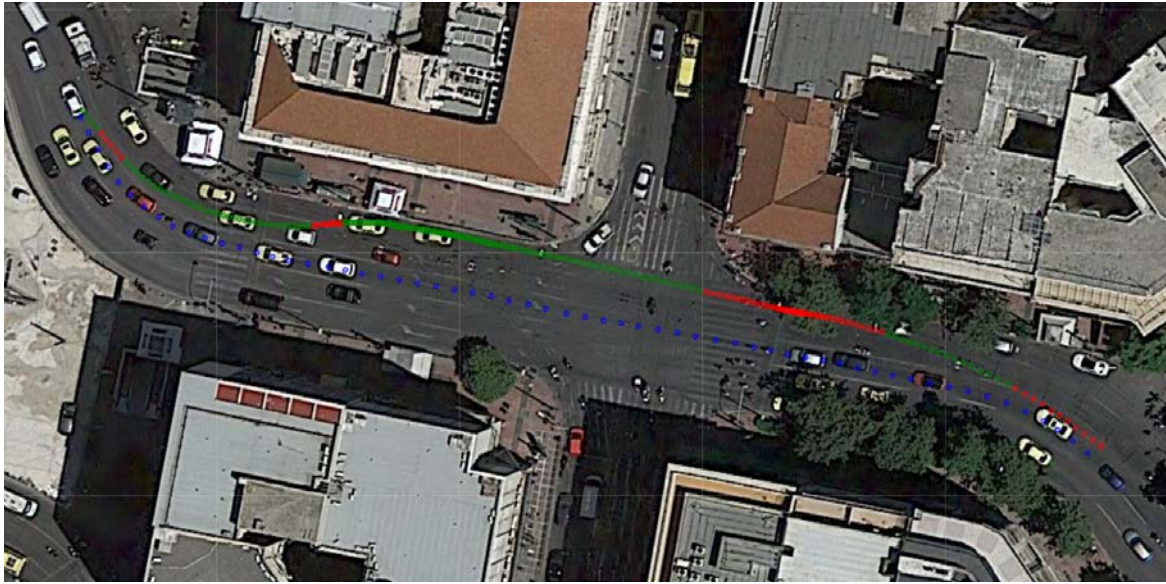
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑΤΑ

7.1 ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΕΝΤΟΠΙΣΜΕΝΩΝ ΑΛΛΑΓΩΝ ΛΩΡΙΔΑΣ

7.1.1 Παραδείγματα lane keeping



7.1.2 Παραδείγματα lane changing



7.2 ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ

7.2.1 Παραδείγματα πρόβλεψης lane keeping

neural network timeseries input (Xs) for random picked sample: 33079
displaying first 20 lines of input sequences

```
[[0.  0.  0.5 0.  0.  0.  0.  0.  0.  0.  0. ]
 [0.  0.  0.5 0.  0.  0.  0.  0.  0.  0.  0. ]
 [0.  0.  0.5 0.  0.  0.  0.  0.  0.  0.  0. ]
 [0.  0.  0.5 0.  0.  0.  0.  0.  0.  0.  0. ]
 [0.  0.  0.5 0.  0.  0.  0.  0.  0.  0.  0. ]
 [0.  0.  0.5 0.  0.  0.  0.  0.  0.  0.  0. ]
 [0.  0.  0.5 0.  0.  0.  0.  0.  0.  0.  0. ]
 [0.  0.  0.5 0.  0.  0.  0.  0.  0.  0.  0. ]
 [0.  0.  0.5 0.  0.  0.  0.  0.  0.  0.  0. ]
 [0.  0.  0.5 0.  0.  0.  0.  0.  0.  0.  0. ]
 [0.  0.  0.5 0.  0.  0.  0.  0.  0.  0.  0. ]
 [0.  0.  0.5 0.  0.  0.  0.  0.  0.  0.  0. ]
 [0.  0.  0.5 0.  0.  0.  0.  0.  0.  0.  0. ]
 [0.  0.  0.5 0.  0.  0.  0.  0.  0.  0.  0. ]
 [0.  0.  0.5 0.  0.  0.  0.  0.  0.  0.  0. ]
 [0.  0.  0.5 0.  0.  0.  0.  0.  0.  0.  0. ]
 [0.  0.  0.5 0.  0.  0.  0.  0.  0.  0.  0. ]
 [0.  0.  0.5 0.  0.  0.  0.  0.  0.  0.  0. ]
 [0.  0.  0.5 0.  0.  0.  0.  0.  0.  0.  0. ]
 [0.  0.  0.5 0.  0.  0.  0.  0.  0.  0.  0. ]]
```

```
-----
real class to predict in binary form (Y)
0.0
real class to predict in class form (Y)
no lane change
```

```
-----
output prediction in propability: (y)
[0.02509214]
output prediction in binary form: (y)
[0.]
output prediction in class form: (y)
no lane change
```


neural network timeseries input (Xs) for random picked sample: 53867
displaying first 20 lines of input sequences

```

[[0.51277 0.09157 0.5 1. 1. 1. 1. 1.
 1. 1. 0. 1. ]
[0.51087 0.09323 0.5 1. 1. 1. 1. 1.
 1. 1. 0. 1. ]
[0.50947 0.09333 0.5 1. 1. 1. 1. 1.
 1. 1. 0. 1. ]
[0.50866 0.09254 0.5 1. 1. 1. 1. 1.
 1. 0. 1. 1. ]
[0.50843 0.0913 0.5 1. 1. 1. 1. 1.
 0. 1. 1. 1. ]
[0.50876 0.08973 0.5 1. 1. 1. 1. 1.
 0. 1. 1. 1. ]
[0.50967 0.08804 0.5 1. 1. 1. 1. 1.
 0. 1. 1. 1. ]
[0.511 0.08654 0.5 1. 1. 1. 1. 1.
 0. 1. 1. 1. ]
[0.51252 0.08534 0.5 1. 1. 1. 1. 1.
 0. 1. 1. 1. ]
[0.51411 0.08489 0.5 1. 1. 1. 1. 0.
 1. 1. 1. 1. ]
[0.5156 0.08492 0.5 1. 1. 1. 1. 0.
 1. 1. 1. 1. ]
[0.51703 0.08526 0.5 1. 1. 1. 1. 0.
 1. 1. 1. 1. ]
[0.51843 0.08537 0.5 1. 1. 1. 1. 0.
 1. 1. 1. 1. ]
[0.51982 0.08511 0.5 1. 1. 1. 1. 0.3
 1. 1. 1. 1. ]
[0.52122 0.08457 0.5 1. 1. 1. 1. 0.3
 1. 1. 1. 1. ]
[0.52251 0.08383 0.5 1. 1. 1. 1. 0.35
 1. 1. 1. 1. ]
[0.5236 0.08296 0.5 1. 1. 1. 1. 0.35
 1. 1. 1. 1. ]
[0.52449 0.08204 0.5 1. 1. 1. 1. 0.4
 1. 1. 1. 1. ]
[0.52517 0.08108 0.5 1. 1. 1. 1. 0.4
 1. 1. 1. 1. ]
[0.52564 0.08011 0.5 1. 1. 1. 1. 0.420036
 1. 1. 1. 1. ]]

```

real class to predict in binary form (Y)
0.0

real class to predict in class form (Y)
no lane change

output prediction in propability: (y)
[0.0016264]

output prediction in binary form: (y)
[0.]

output prediction in class form: (y)
no lane change

7.2.2 Παραδείγματα πρόβλεψης lane changing

neural network timeseries input (Xs) for random picked sample: 56244
displaying first 20 lines of input sequences

```
[[0.5383  0.07729 0.5    0.    1.    1.    0.    0.
 1.    1.    0.    0.    ]
 [0.53838 0.0767  0.5    0.    1.    1.    0.    0.
 1.    1.    0.    0.    ]
 [0.53851 0.07613 0.5    0.    1.    1.    0.    0.
 1.    1.    0.    0.    ]
 [0.53868 0.07553 0.5    0.    1.    1.    0.    0.
 1.    1.    0.    0.    ]
 [0.53889 0.0749  0.5    0.    1.    1.    0.    0.
 1.    1.    0.    0.    ]
 [0.53913 0.07425 0.5    0.510562 1.    1.    0.473117 0.464386
 1.    1.    0.3    0.    ]
 [0.5394  0.0736  0.5    0.512431 1.    1.    0.465333 0.5
 1.    1.    0.3    0.    ]
 [0.53971 0.07292 0.5    0.5142  1.    1.    0.492556 0.466363
 1.    1.    0.3    0.    ]
 [0.54004 0.07224 0.5    0.515857 1.    1.    1.    0.46759
 1.    1.    0.3    0.    ]
 [0.54039 0.07154 0.5    0.51741  1.    1.    0.469143 0.5
 1.    1.    0.3    0.    ]
 [0.54077 0.07089 0.5    0.518769 1.    1.    0.49688  0.45
 1.    1.    0.3    0.    ]
 [0.54115 0.07035 0.5    0.519883 1.    1.    0.497686 0.45
 1.    1.    0.3    0.    ]
 [0.54152 0.06997 0.5    0.538562 0.520669 1.    1.    0.45
 1.    1.    0.3    0.    ]
 [0.54189 0.06975 0.5    0.521131 1.    1.    0.476615 0.45
 1.    1.    0.3    0.    ]
 [0.54227 0.06968 0.5    0.521331 1.    1.    0.49729  0.45
 1.    1.    0.3    0.    ]
 [0.54264 0.06978 0.5    0.521335 1.    1.    0.496371 0.45
 1.    1.    0.3    0.    ]
 [0.543    0.07001 0.5    0.521047 1.    1.    0.4951  0.45
 1.    1.    0.3    0.    ]
 [0.54333 0.07034 0.5    0.520695 1.    1.    0.48368  0.45
 1.    1.    0.3    0.    ]
 [0.5436  0.07072 0.5    0.520214 1.    1.    0.492114 0.45
 1.    1.    0.3    0.    ]
 [0.54382 0.07114 0.5    0.51981  1.    1.    0.486669 0.45
 1.    1.    0.3    0.    ]]
```

```
-----
real class to predict in binary form (Y)
1.0
```

```
real class to predict in class form (Y)
lane change
-----
```

```
output prediction in propability: (y)
```

```
[0.99974424]
```

```
output prediction in binary form: (y)
```

```
[1.]
```

```
output prediction in class form: (y)
```

```
lane change
```

neural network timeseries input (Xs) for random picked sample: 173507
displaying first 20 lines of input sequences

```
[[0.54813 0.14338 0. 0.48479 1. 1. 1. 0.496084
 1. 1. 1. 0. ]
[0.54688 0.14162 0. 0.48599 1. 1. 1. 0.497116
 1. 1. 0.498686 0. ]
[0.54582 0.13998 0. 0.487178 1. 1. 1. 0.49817
 1. 1. 0.500242 0. ]
[0.54498 0.13841 0. 0.5 0.433653 1. 1. 0.499172
 1. 1. 1. 0. ]
[0.54438 0.13689 0. 0.489513 0.43552 1. 1. 0.500238
 1. 1. 0.503044 0. ]
[0.54401 0.1354 0. 0.490794 0.437537 1. 1. 0.501252
 1. 1. 0.504326 0. ]
[0.5439 0.13391 0. 0.49211 0.439788 1. 1. 0.502301
 1. 1. 0.505542 0. ]
[0.54406 0.13239 0. 0.49351 0.442156 1. 1. 0.503366
 1. 1. 0.506774 0. ]
[0.54451 0.13082 0. 0.45 0.444698 1. 1. 0.504471
 1. 1. 0.508012 0. ]
[0.54525 0.12918 0. 0.45 0.447354 1. 1. 0.50559
 1. 1. 0.509298 0. ]
[0.54622 0.12743 0. 0.45 0.450044 1. 1. 1.
 1. 1. 1. 0. ]
[0.54731 0.12552 0. 0.45 0.452752 1. 1. 1.
 1. 1. 0.512058 0. ]
[0.54851 0.12344 0. 0.45 0.451659 1. 1. 1.
 1. 1. 0.51357 0. ]
[0.5498 0.12121 0. 0.4 0.452846 1. 1. 1.
 1. 1. 1. 0. ]
[0.55114 0.11893 0. 0.4 0.4541 1. 1. 1.
 1. 1. 1. 0. ]
[0.55254 0.11664 0. 0.4 0.455319 1. 1. 1.
 1. 1. 1. 0. ]
[0.55397 0.11446 0. 0.4 0.456437 1. 1. 1.
 1. 1. 0.519852 0. ]
[0.5554 0.11244 0. 0.4 0.45741 1. 1. 1.
 1. 1. 1. 0. ]
[0.55682 0.11065 0. 0.4 0.458195 1. 1. 1.
 1. 1. 1. 0. ]
[0.55822 0.1092 0. 0.4 0.458748 1. 1. 1.
 1. 1. 1. 0. ]]
```

real class to predict in binary form (Y)

1.0

real class to predict in class form (Y)

lane change

output prediction in propability: (y)

[0.99994266]

output prediction in binary form: (y)

[1.]

output prediction in class form: (y)

lane change