ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΑΓΡΟΝΟΜΩΝ ΚΑΙ ΤΟΠΟΓΡΑΦΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ – ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΓΕΩΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

ΤΟΜΕΑΣ ΤΟΠΟΓΡΑΦΙΑΣ

Διπλωματική Εργασία

«Ανάπτυξη μεθοδολογίας αξιοποίησης κυκλοφοριακών δεδομένων από Μη Επανδρωμένα Οχήματα»

Μιχάλης Μιχάλας

Επιβλέπων/ουσα: Σπυροπούλου Ιωάννα, Αναπληρώτρια Καθηγήτρια,

Καράντζαλος Κωνσταντίνος, Αναπληρωτής Καθηγητής

Αθήνα, Φεβρουάριος 2022

Τριμελής Επιτροπή

Σπυροπούλου Ιωάννα	**Κολοκούσης Πολυχρόνης**	**Καράντζαλος Κωνσταντίνος**
Αναπληρώτρια Καθηγήτρια	**Μέλος ΕΔΙΠ**	**Αναπληρωτής Καθηγητής**

NATIONAL TECHNICAL UNIVERSITY OF ATHENS
SCHOOL OF RURAL, SURVEYING AND GEOINFORMATICS ENGINEERING
DEPARTMENT OF TOPOGRAPHY

Diploma Thesis

«Development of methodology for utilizing traffic data captured by Unmanned Aerial Vehicles »

Michael Michalas

Supervisor: Spyropoulou Ioanna, Associate Professor,

Karantzalos Konstantinos, Associate Professor

Athens, February 2022

Three-member committee

Spyropoulou Ioanna	**Kolokousis Polyxronis**	**Karantzalos Konstantinos**
Associate Professor	**Laboratory Teaching Staff**	**Associate Professor**

ΔΗΛΩΣΗ ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗΣ ΠΝΕΥΜΑΤΙΚΩΝ ΔΙΚΑΙΩΜΑΤΩΝ

Δηλώνω ότι η διπλωματική αυτή εργασία αποτελεί στο σύνολο της δική μου εργασία, και κανένα τμήμα της δεν έχει χρησιμοποιηθεί για την κτήση άλλου τίτλου σπουδών. Όπου έχει χρησιμοποιηθεί υλικό από άλλες πηγές, αυτές έχουν αναφερθεί με ακρίβεια και πληρότητα.

Μιχάλας Μιχάλης

Υπογραφή Φοιτητή

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τους επιβλέποντες καθηγητές κ. Σπυροπούλου Ιωάννα και κ. Καράντζαλο Κωνσταντίνο που μου έδωσαν την δυνατότητα να ασχοληθώ με ένα θέμα που με ενδιάφερε σε μεγάλο βαθμό συνδυάζοντας γνώσεις από δυο διαφορετικά πεδία σπουδών. Ακόμα, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους διδακτορικούς φοιτητές του εργαστηρίου Τηλεπισκόπησης Τσιρώνη Βασίλη και Ψαλτά Αθηνά, που με τη συνεχή καθοδήγηση τους κατάφερα να φέρω εις πέρας το θέμα της διπλωματικής εργασίας. Επίσης, ένα μεγάλο ευχαριστώ οφείλω στους εθελοντές χειριστές Μη Επανδρωμένων Οχημάτων Τζανκατιαν Δημήτρη και Κωτίδη Κωνσταντίνο καθώς χωρίς την συνδρομή τους δεν θα ήταν εφικτή η συλλογή τέτοιου όγκου δεδομένων. Επιπλέον, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον φίλο μου Σπανάκη Μάριο που βοήθησε στον συντονισμό των χειριστών κατά την διάρκεια των πτήσεων και ήταν υπεύθυνος για την μεταξύ τους επικοινωνία και τον Μούρτζη Βασίλη για την συμβολή του στον τομέα του προγραμματισμού των αλγορίθμων.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου και τους στενούς μου φίλους που με στήριξαν καθ' όλη την διάρκεια της φοίτησής μου και συνεχίζουν να με στηρίζουν καθημερινά.

Μιχάλας Μιχάλης,

Αθήνα, Φεβρουάριος 2022

Περίληψη

Στόχος της διπλωματικής εργασίας αποτελεί η ανάπτυξη μιας μεθοδολογίας ικανής να εκμεταλλευτεί δεδομένα που έχουν καταγραφεί από Μη Επανδρωμένα Οχήματα και να αποδώσει αποτελέσματα χρήσιμα για κυκλοφοριακές μελέτες. Για την παρούσα έρευνα χρησιμοποιήθηκαν τρία Μη Επανδρωμένα Αεροσκάφη τα οποία κατέγραψαν δεδομένα για τρείς ισόπεδους κόμβους στην περιοχή της Ηλιούπολης. Ακολούθησε η εκπαίδευση ενός αλγορίθμου με σκοπό να πραγματοποιείται αυτόματη ανίχνευση των οχημάτων στις καταγραφές. Στη συνέχεια, χρησιμοποιήθηκε αλγόριθμος υπεύθυνος για την παρακολούθηση των οχημάτων των καταγραφών και την αποθήκευση χρήσιμων στοιχείων σε ένα ανεξάρτητο αρχείο. Για την περαιτέρω αξιοποίηση των δεδομένων υλοποιήθηκαν τέσσερις ακόμα αλγόριθμοι. Ένας αλγόριθμος υπεύθυνος για την καταμέτρηση των οχημάτων υπολογίζοντας τον κυκλοφοριακό φόρτο σε κάθε οδό, ένας ικανός να υπολογίζει τη μέση ταχύτητα κίνησης των οχημάτων που διέρχονταν από μια συγκεκριμένη διατομή, ένας αλγόριθμος υπολογισμού της μέσης ταχύτητας των οχημάτων σε διάστημα 20 μέτρων ανάντη/κατάντη της εισόδου/εξόδου του κόμβου και ένας αλγόριθμος απεικόνισης της θέσης των τροχιών των οχημάτων σε αυθαίρετο σύστημα πάνω στην εικόνα. Τέλος, με τα αποτελέσματα που λήφθηκαν από τους παραπάνω αλγορίθμους πραγματοποιήθηκε προσπάθεια κυκλοφοριακή ερμηνείας των αποτελεσμάτων για τις τρείς περιοχές μελέτης.

Λέξεις Κλειδιά: Μη Επανδρωμένα Οχήματα, κυκλοφοριακή μελέτη, οχήματα, ισόπεδος κόμβος, επεξεργασία εικόνας, ανίχνευση οχημάτων, παρακολούθηση οχημάτων, ταχύτητα, φόρτος, τροχιά

Abstract

The objective of the thesis is to determine a methodology capable of exploiting data recorded by Unmanned Aerial Vehicles and extracting results that are useful for traffic studies. In this particular thesis three Unmanned Aerial Vehicles were used to record data from three intersections in the city of Ilioupoli. Following the recording, an algorithm was used to detect the vehicles and to save useful information in a separate file. Four more algorithms were implemented to further utilize the data. The fist algorithm was responsible for counting vehicles by calculating the traffic volume on each road, the second was capable of calculating the average speed of the vehicles passing through a particular section of the road, the third was calculated the speed of the vehicles being 20 meter upstream and downstream the intersection and the last could plot the trajectories in a diagram using an in-image reference system. Finally, with the results obtained from the above algorithms, an attempt was made to draw traffic conclusions for the study areas.

Keywords: Unmanned Aerial Vehicles, traffic study, vehicle detection, tracking vehicles, intersection, image processing, speed, traffic volume, trajectory

Πίνακας περιεχομένων

Κεφάλαιο 1 – Εισαγωγή 1
1.1 – Τεχνολογίες καταγραφής κυκλοφοριακών δεδομένων 1
1.2 – Εφαρμογές επεξεργασίας εικόνων 2
1.3 – Σκοπός διπλωματικής εργασίας 3
1.4 – Σύντομη περιγραφή περιεχομένων διπλωματικής εργασίας 4
Κεφάλαιο 2 – Επιστημονικό Υπόβαθρο 5
2.1 – Εισαγωγή 5
2.2 – Γενικές Έννοιες 5
2.2.1 – Βασικές Έννοιες Κυκλοφοριακής Τεχνικής 5
2.2.2 – Μαθηματικά πρότυπα κυκλοφοριακής ροής 8
2.3 – Κόμβοι 12
2.3.1 – Βασικές αρχές διαμόρφωσης κόμβων 12
2.3.2 – Τύποι κυκλοφοριακών κόμβων 12
2.3.3 – Κυκλοφοριακή ικανότητα 13
2.3.4 – Λειτουργικά χαρακτηριστικά κυκλικών κόμβων 13
2.4 – Μη Επανδρωμένα Οχήματα 14
2.4.1 – Εισαγωγή 14
2.4.2 – Ιστορική Αναδρομή 14
2.4.3 – Εφαρμογές Μη Επανδρωμένων Οχημάτων 14
2.5 – Χρήση μη επανδρωμένων οχημάτων για καταγραφή κυκλοφοριακών δεδομένων 15
Κεφάλαιο 3 – Συλλογή Δεδομένων 25
3.1 – Εισαγωγή 25
3.2 – Επιλογή περιοχή μελέτης 25
3.3 – Επιλογή παραμέτρων 26
3.4 – Πείραμα 27
3.5 – Χαρακτηριστικά δεδομένων 28
Κεφάλαιο 4 – Μεθοδολογία 30
4.1 – Ανάλυση Δεδομένων 30
4.1.1 – Ανίχνευση αντικειμένων (Object detection) 30
4.1.2 – Μέθοδοι ανίχνευσης αντικειμένων 30
4.1.3 – Ο ρόλος των Bounding-Box 31
4.1.4 – Ανίχνευση αντικειμένων σε αεροφωτογραφίες 32
4.1.5 – Εκπαίδευση αλγορίθμου 34
4.1.6 – Παρακολούθηση αντικειμένου (Object tracking) 35

4.1.7 – Παρακολούθηση αντικειμένου σε αεροφωτογραφίες 36
Κεφάλαιο 5 – Ανάλυση δεδομένων 37
5.1 – Αποτελέσματα ανάλυσης 37
5.1.1 – Αποτελέσματα αλγορίθμου ανίχνευσης 37
5.1.2 – Αποτελέσματα αλγορίθμου παρακολούθησης 42
5.2 – Ανάλυση Αλγορίθμων 46
5.2.1 – Ανάλυση ακρίβειας Detector 46
5.2.2 – Ανάλυση ακρίβειας Tracker 49
Κεφάλαιο 6 – Κυκλοφοριακή προσέγγιση 55
6.1 – Ανάλυση Αποτελεσμάτων Detection 55
6.1.1 – Περιγραφή αλγορίθμου για υπολογισμό φόρτων 55
6.1.2 – Έλεγχος ακρίβειας αλγορίθμου 59
6.1.3 – Υπολογισμός κυκλοφοριακών μεγεθών 61
6.2 – Ανάλυση Αποτελεσμάτων Tracking 63
6.2.1 – Περιγραφή αλγορίθμου για υπολογισμό μέσης ταχύτητας 63
6.2.2 – Υπολογισμός κυκλοφοριακών μεγεθών 68
6.3 – Περιγραφή αλγορίθμου υπολογισμού ταχυτήτων εισόδου και εξόδου στον κόμβο ... 69
6.3.1 – Υπολογισμός κυκλοφοριακών μεγεθών 74
6.4 – Εξαγωγή διαγραμμάτων τροχιών 76
6.4.1 – Διαγράμματα μεμονωμένων τροχιών 76
6.4.2 – Διαγράμματα πλήθους τροχιών 78
Κεφάλαιο 7 – Συμπεράσματα & Προτάσεις για μελλοντική έρευνα 81
7.1 – Συμπεράσματα 81
7.2 – Προτάσεις για μελλοντική έρευνα 83
Βιβλιογραφία 85

Ευρετήριο σχημάτων

Σχήμα 1: ΜΕΑ ανά κατηγορία οχημάτων 6
Σχήμα 2: Μαθηματικά πρότυπα που περιγράφουν τις σχέσεις ταχύτητας πυκνότητας..... 8
Σχήμα 3:Διάγραμμα ταχύτητας-φόρτου κατά Greenshields 9
Σχήμα 4: Προσεγγίσεις της σχέσης ταχύτητας-φόρτου 10
Σχήμα 5: Διάγραμμα σχέσης φόρτου-πυκνότητας..... 10
Σχήμα 6: Διάφορες προσεγγίσεις της σχέσης φόρτου-πυκνότητας..... 11
Σχήμα 7: Θέσεις περιοχών μελέτης στον χάρτη (Υπόβαθρο: Google Maps)..... 25
Σχήμα 8: Διάγραμμα απεικόνισης της θέσης του Μη Επανδρωμένου Οχήματος κατά την διάρκεια του πειράματος 28
Σχήμα 9: Δείγμα περιβάλλοντος δημιουργίας bounding boxes 32
Σχήμα 10: Αριστερά: Οριζόντιο bounding box με κέντρο $x=(x_1,x_2)$, πλάτος w και ύψος h.. 33
Σχήμα 11: Παράδειγμα sampling σε 3X3 kernel . Το πορτοκαλί ορθογώνιο απεικονίζει το anchor box, τα βελάκια με μπλε χρώμα υποδεικνύουν το offset field ενώ με πράσινο χρώμα φαίνεται η θέση δειγματοληψίας 33
Σχήμα 12: Προσαρμογή anchor box στο αντικείμενο..... 33
Σχήμα 13: Απεικόνιση αρχιτεκτονικής δικτύου S^2A-Net 34
Σχήμα 14: Παράδειγμα λειτουργίας αλγορίθμου ανίχνευσης για την καταγραφή στην Πλατεία 25ης Μαρτίου στις 8 π.μ.. Με μπλε πολύγωνα σημειώνονται οι προβλέψεις του αλγορίθμου. 37
Σχήμα 15: Αριστερά: Παράδειγμα λειτουργίας αλγορίθμου ανίχνευσης για την καταγραφή στην Πλατεία 25ης Μαρτίου στις 11 π.μ.. Δεξιά: Μεγέθυνση της εικόνας που εξάχθηκε από τον αλγόριθμο ανίχνευσης. 37
Σχήμα 16: Παράδειγμα λειτουργίας αλγορίθμου ανίχνευσης για την καταγραφή στον κόμβο των οδών Δημάρχου Παύλου Πεντάρη και Ηρώων Πολυτεχνείου στις 8 π.μ.. 38
Σχήμα 17: Αριστερά: Παράδειγμα λειτουργίας αλγορίθμου ανίχνευσης για την καταγραφή στον κόμβο των οδών Δημάρχου Παύλου Πεντάρη και Ηρώων Πολυτεχνείου στις 8 π.μ.. Δεξιά: Μεγέθυνση της εικόνας που εξάχθηκε από τον αλγόριθμο ανίχνευσης..... 38
Σχήμα 18: Παράδειγμα λειτουργίας αλγορίθμου ανίχνευσης για την καταγραφή στον κόμβο των οδών Λεωφόρου Πρωτόπαπα και Σοφοκλή Βενιζέλου στις 8 π.μ.. 39
Σχήμα 19: Αριστερά: Παράδειγμα λειτουργίας αλγορίθμου ανίχνευσης για την καταγραφή στον κόμβο των οδών Λεωφόρου Πρωτόπαπα και Σοφοκλή Βενιζέλου στις 8 π.μ.. Δεξιά: Μεγέθυνση της εικόνας που εξάχθηκε από τον αλγόριθμο ανίχνευσης..... 39
Σχήμα 20: Παράδειγμα εσφαλμένης ανίχνευσης λόγω παρουσίας σκιών..... 40
Σχήμα 21: Παράδειγμα αδυναμίας αλγορίθμου εντοπισμού λόγω παρουσίας φυσικής βλάστησης..... 41
Σχήμα 22: Παράδειγμα εσφαλμένης ανίχνευσης λόγω διαφόρων αντικειμένων 41

Σχήμα 23: Παράδειγμα αποτελέσματος αλγορίθμου ανίχνευσης για την Πλατεία 25ης Μαρτίου και την καταγραφή των 8π.μ. (1η εικόνα), των 11π.μ. (2η εικόνα) και μεγέθυνση του αποτελέσματος (3η εικόνα) 43
Σχήμα 24: Παράδειγμα αποτελέσματος αλγορίθμου ανίχνευσης για τον κόμβο των οδών Δημάρχου Παύλου Πεντάρη και Ηρώων Πολυτεχνείου και την καταγραφή των 8π.μ. (1η εικόνα), των 11π.μ. (2η εικόνα) και μεγέθυνση του αποτελέσματος (3η εικόνα) 44
Σχήμα 25: Παράδειγμα αποτελέσματος αλγορίθμου ανίχνευσης για τον κόμβο της Λεωφόρου Πρωτόπαπα και Σοφοκλή Βενιζέλου και την καταγραφή των 8π.μ. (1η εικόνα), των 11π.μ. (2η εικόνα) και μεγέθυνση του αποτελέσματος (3η εικόνα)…….. 45
Σχήμα 26: Διάγραμμα τιμής Loss για την κάθε εκπαίδευση του αλγορίθμου ανίχνευσης που πραγματοποιήθηκε 46
Σχήμα 27: Παράδειγμα 1 σφάλματος λειτουργίας αλγορίθμου παρακολούθησης εξαιτίας αποτυχίας του detection 50
Σχήμα 28: Παράδειγμα 2 σφάλματος λειτουργίας αλγορίθμου παρακολούθησης εξαιτίας δυσλειτουργίας του detection 50
Σχήμα 29: Παράδειγμα 1 σφάλματος λειτουργίας αλγορίθμου παρακολούθησης εξαιτίας του μεγέθους του οχήματος 51
Σχήμα 30: Παράδειγμα 2 σφάλματος λειτουργίας αλγορίθμου παρακολούθησης εξαιτίας του μεγέθους του οχήματος 51
Σχήμα 31: Παράδειγμα σφάλματος λειτουργίας αλγορίθμου παρακολούθησης εξαιτίας του μοντέλου κίνησης 52
Σχήμα 32: Παράδειγμα φαινομένου ID Switch με την πάνω εικόνα να παρουσιάζει το όχημα με την αρχική του αρίθμηση και την κάτω εικόνα αφότου άλλαξε ID 52
Σχήμα 33: Απεικόνιση διατομών που ορίστηκαν για τον υπολογισμό των φόρτων στον κυκλικό κόμβο 25ης Μαρτίου 56
Σχήμα 34: Απεικόνιση διατομών που ορίστηκαν για τον υπολογισμό των φόρτων για τον ισόπεδο κόμβο Δημάρχου Παύλου Πεντάρη - Ηρώων Πολυτεχνείου 57
Σχήμα 35: Απεικόνιση διατομών που ορίστηκαν για τον υπολογισμό των φόρτων για τον ισόπεδο κόμβο Λεωφόρου Πρωτόπαπα - Σοφοκλή Βενιζέλου 57
Σχήμα 36: Διαγράμματα φόρτων για το Βίντεο 2 61
Σχήμα 37: Διαγράμματα φόρτων για το Βίντεο 3 62
Σχήμα 38: Αποτελέσματα αλγορίθμου υπολογισμού μέσης ταχύτητας ανά 5 λεπτό 68
Σχήμα 39: Απεικόνιση θέσεων που ορίστηκαν για τον αλγόριθμο υπολογισμού μέσης ταχύτητας σε διάστημα 20 μέτρων. 71
Σχήμα 40: Αποτελέσματα αλγορίθμου υπολογισμού μέσης ταχύτητας οδών κόμβου ανά 5 λεπτό για το Βίντεο 3 75

Σχήμα 41: Διάγραμμα τροχιάς οχήματος στην καταγραφή στον κυκλικό κόμβο 25ης Μαρτίου 76
Σχήμα 42: Διάγραμμα τροχιάς οχήματος στην καταγραφή στον κόμβο των οδών Δημάρχου Παύλου Πεντάρη και Ηρώων Πολυτεχνείου 77
Σχήμα 43: Διάγραμμα τροχιάς οχήματος στην καταγραφή στον κόμβο της Λεωφόρου Πρωτόπαπα και Σοφοκλή Βενιζέλου 77
Σχήμα 44: Διάγραμμα πλήθους τροχιών οχημάτων στην καταγραφή στον κυκλικό κόμβο 25ης Μαρτίου 78
Σχήμα 45: Διάγραμμα πλήθους τροχιών οχημάτων στον κόμβο των οδών Δημάρχου Παύλου Πεντάρη και Ηρώων Πολυτεχνείου 79
Σχήμα 46: Διάγραμμα πλήθους τροχιών οχημάτων στον κόμβο της Λεωφόρου Πρωτόπαπα και Σοφοκλή Βενιζέλου 79

Ευρετήριο πινάκων

Πίνακας 1: Πληροφορίες καταγραφής και χαρακτηριστικά περιοχών μελέτης 29
Πίνακας 2: Στοιχεία εκπαιδεύσεων αλγορίθμου ανίχνευσης 35
Πίνακας 3: Στοιχεία εξαγωγής αλγορίθμου ανίχνευσης για την κάθε περιοχή 40
Πίνακας 4: Τιμές δεικτών για το κάθε Βίντεο 48
Πίνακας 5: Συνολικές τιμές δεικτών..... 49
Πίνακας 6: Συχνότητα παρουσίας του φαινομένου ID Switch για τις τρείς καταγραφές..... 53
Πίνακας 7: Συνολικό διάγραμμα καταγραφής σφαλμάτων για τα τρία Βίντεο 54
Πίνακας 8: Ανάλυση ακρίβειας αλγορίθμου υπολογισμού φόρτων για το Βίντεο 2 60
Πίνακας 9: Ανάλυση ακρίβειας αλγορίθμου υπολογισμού φόρτων για το Βίντεο 3 60
Πίνακας 10: Αποτελέσματα φόρτων για το κάθε Βίντεο 61

Κεφάλαιο 1 – Εισαγωγή

1.1 – Τεχνολογίες καταγραφής κυκλοφοριακών δεδομένων

Στον τομέα της κυκλοφοριακής τεχνικής ένα σημαντικό πεδίο είναι η συλλογή και επεξεργασία κυκλοφοριακών δεδομένων. Με τη συλλογή και ανάλυση κυκλοφοριακών δεμένων αποκτάται η δυνατότητα ερμηνείας της κίνησης των οχημάτων, του εντοπισμού κυκλοφοριακών φαινομένων και την εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων με σκοπό την σταδιακή βελτίωση των περιοχών που παρουσιάζονται κυκλοφοριακά προβλήματα.

Η καταγραφή δεδομένων γίνεται είτε χειροκίνητα (όταν η αυτοματοποιημένη μέθοδος δεν είναι εφικτή) είτε με τη χρήση άλλων μέσων όπως ανιχνευτές μέτρησης (π.χ. φοραιές) ή και ανιχνευτές καταγραφής. Οι ανιχνευτές γενικότερα αυτές συναντώνται συχνά σε διατομές οδών με έντονη κυκλοφορία και σε υπό μελέτη οδικά τμήματα. Όσον αφορά τις κάμερες, αυτές τοποθετούνται σε υψηλά σημεία με στόχο το εύρος καταγραφής τους να είναι όσο μεγαλύτερο γίνεται. Η τοποθέτηση τέτοιων καμερών δεν είναι οικονομική λόγω του κόστους εγκατάστασής τους αλλά και το κόστος της ίδιας της κάμερας ειδικότερα εάν η συλλογή στοιχείων αφορά συγκεκριμένα χρονική περίοδο. Επιπλέον, σε περιοχές με ιδιαίτερο ανάγλυφο ή πυκνή δόμηση είναι αδύνατον να τοποθετηθούν σε τέτοια θέση που το οπτικό τους πεδίο να μην παρεμποδίζεται αλλά και να μην παρουσιάζει «τυφλά» σημεία.

Με την ταχύτατη εξέλιξη της τεχνολογίας τα τελευταία χρόνια έχει υπάρξει σημαντική βελτίωση των καμερών καταγραφής όσον αφορά της δυνατότητές τους, αλλά και έχει εμφανιστεί μια νέα τεχνολογία, τα Μη Επανδρωμένα Οχήματα, που είναι ικανή να καταγράψει κυκλοφοριακά δεδομένα. Η παρουσία των Μη Επανδρωμένων Οχημάτων (Unmanned Aerial Vehicles-UAV ή αλλιώς Drone) γίνεται όλο και πιο συχνή όπως και η χρήση τους σε πολλούς τομείς.

Στον τομέα της Συγκοινωνιακής Τεχνικής η χρήση ενός Μη Επανδρωμένου Οχήματος έχει πολλά πλεονεκτήματα λόγω της εικόνας και του βίντεο που μπορεί να μεταφέρει. Πλέον το μέσο κόστος ενός Μη Επανδρωμένου Οχήματος έχει μειωθεί σημαντικά κάνοντας το πιο προσβάσιμο στο ευρύ κοινό. Η ανάλυση καταγραφής που προσφέρει είναι πολύ ικανοποιητική φτάνοντας μέχρι 3840 x 2160 pixel (4K). Επιπλέον, η ταυτόχρονη ανάπτυξη στον τομέα των μπαταριών δίνει τη δυνατότητα πτήσης και καταγραφής διάρκειας 20 – 25 λεπτών. Τέλος, κατά την εναέρια λήψη κυκλοφοριακών δεδομένων το εύρος καταγραφής αυξάνεται δίνοντας την ευκαιρία να συμπεριληφθούν πολλά δικά τμήματα σε μια εικόνα.

1.2 – Εφαρμογές επεξεργασίας εικόνων

Τα δεδομένα που καταγράφονται μέσω των Μη Επανδρωμένων Οχημάτων είναι δυνατόν να αξιοποιηθούν για την ερμηνεία των κυκλοφοριακών συνθηκών σε μια περιοχή μελέτης μέσω χρήσης αλγορίθμων βαθιάς μάθησης και υπολογιστικής όρασης.

Η **Βαθιά Μάθηση** (Deep Learning) είναι κλάδος της **Μηχανικής Μάθησης** (Machine Learning) που αποσκοπεί στην αυτοματοποιημένη επεξεργασία και ερμηνεία δεδομένων. Στη διπλωματική αυτή θα ασχοληθούμε με το κομμάτι της Επιτηρούμενης Μάθησης (Supervised), δηλαδή θα εισαχθούν κάποια δεδομένα στο υπολογιστικό σύστημα συνοδευόμενα από ετικέτες που περιέχουν τα επιθυμητά αντικείμενα που θέλουμε να αναγνωριστούν έτσι ώστε να γίνει η αντιστοίχιση. Τα **Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)** αποτελούν κομμάτι της Βαθιάς Μάθησης και είναι ευρέως διαδεδομένα λόγω της ικανότητάς τους να συνδυάσουν την ανθρώπινη σκέψη με μαθηματικές πράξεις όταν υπάρχουν συσχετίσεις μεταξύ μεταβλητών πρόβλεψης και προβλεπόμενων μεταβλητών.

Με τον όρο **Υπολογιστική Όραση** περιγράφουμε την επιστήμη η οποία μελετά τη δυνατότητα των υπολογιστικών συστημάτων να κατανοήσουν καταστάσεις και συνθήκες μέσω εικόνων ή βίντεο και έχει ως σκοπό την αυτοματοποίηση των διαδικασιών αυτών. Εφαρμογή στην Υπολογιστική Όραση βρίσκουν τα **Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks)** με τη βοήθεια των οποίων αξιοποιείται το οπτικό υλικό και είναι εφικτό να εξαχθούν σημαντικές πληροφορίες.

Οι τεχνολογίες αυτές γίνονται όλο και πιο διαδεδομένες στον τομέα της Συγκοινωνιακής Τεχνικής και επιδιώκουν την αναγνώριση κυκλοφοριακών φαινομένων, την εξαγωγή χαρακτηριστικών για τα οχήματα ή τους πεζούς που κινούνται σε ένα συγκεκριμένο οδικό τμήμα και την αξιολόγηση των κυκλοφοριακών συνθηκών σε μια περιοχή. Με την ανάπτυξη της τεχνολογίας και τη βελτίωση των αλγορίθμων δίνεται η δυνατότητα και για την αναγνώριση κυκλοφοριακών συνθηκών σε πραγματικό χρόνο και για την μετάδοσή τους στο αντίστοιχο ανθρώπινο δυναμικό που θα κληθεί να λάβει τα κατάλληλα μέτρα διαχείρισης της κυκλοφορίας.

1.3 – Σκοπός διπλωματικής εργασίας

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η εκμετάλλευση δεδομένων καταγραφής από Μη Επανδρωμένα Οχήματα μέσω της ανάπτυξης μιας μεθοδολογίας που θα αποτελέσει υπόβαθρο για την παρακολούθηση της κυκλοφορίας σε ισόπεδους και κυκλικούς κόμβους αναδεικνύοντας τα οφέλη μιας τέτοιου είδους συλλογής δεδομένων αλλά και τα αποτελέσματα που είναι δυνατόν να αποδώσει.

Συγκεκριμένα, συλλέχθηκαν ταυτόχρονα δεδομένα από 3 σημεία ενδιαφέροντος στην περιοχή της Ηλιούπολης για δυο διαφορετικές περιόδους της ημέρας με χρήση 3 Μη Επανδρωμένων Οχημάτων. Στη συνέχεια, εκπαιδεύτηκε ένας αλγόριθμος ικανός να εντοπίζει όλα τα οχήματα που αποτυπώνονται στις καταγραφές. Έπειτα, εφαρμόστηκε αλγόριθμος παρακολούθησης για τα οχήματα καθ' όλη την διάρκεια των καταγραφών. Με τη χρήση των αποτελεσμάτων έγινε μια εκτίμηση ορισμένων κυκλοφοριακών μεγεθών που είναι χρήσιμα κατά την αξιολόγηση της λειτουργίας των οδικών αρτηριών και των κόμβων αλλά και για τη σημειακή παρέμβαση στις υπάρχουσες κυκλοφοριακές συνθήκες.

Τέλος, αξιολογήθηκαν οι αλγόριθμοι και οι προσεγγίσεις που εφαρμόστηκαν, έτσι ώστε να εξαχθούν τα τελικά συμπεράσματα καθώς σχολιάστηκε κατά πόσο είναι εφικτό παρόμοιες μεθοδολογίες να εφαρμοστούν στο μέλλον στον τομέα της συγκοινωνιακής τεχνικής.

1.4 – Σύντομη περιγραφή περιεχομένων διπλωματικής εργασίας

Παρακάτω θα παρουσιαστεί η διάρθρωση των κεφαλαίων της διπλωματικής εργασία και θα γίνει σύντομη αναφορά στο περιεχόμενό τους.

Στο πρώτο κεφάλαιο της εργασίας παρουσιάζεται μια περίληψη των τεχνολογιών που βρίσκουν εφαρμογή στο πεδίο της επεξεργασίας εικόνας αλλά και την εξέλιξή τους. Επιπλέον, αναφέρεται ο σκοπός της διπλωματικής εργασίας και η διάρθρωσή της.

Στο κεφάλαιο 2 περιγράφεται το επιστημονικό υπόβαθρο το οποίο μελετήθηκε περιλαμβάνοντας παρόμοιες εργασίες που έχουν πραγματοποιηθεί από το 2000 έως τώρα. Αναφέρεται η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε αλλά και τα χαρακτηριστικά της κάθε έρευνας με αναφορές στην αξιοποίηση δεδομένων από Μη Επανδρωμένα Οχήματα και στην χρήση της υπολογιστικής όρασης στον τομέα των μεταφορών. Επιπλέον, αναλύθηκαν οι Γενικές Έννοιες που χρησιμοποιήθηκαν κατά την υλοποίηση της εργασίας στον τομέα της κυκλοφοριακής τεχνικής, ενώ πραγματοποιήθηκε και περιγραφή κάποιον βασικών στοιχείων που αφορούν τα Μη Επανδρωμένα Οχήματα.

Το κεφάλαιο 3 περιγράφει την διαδικασία σύμφωνα με την οποία πραγματοποιήθηκε η συλλογή των δεδομένων που αξιοποιήθηκαν στην παρούσα εργασία. Αναφέρονται τα χαρακτηριστικά των περιοχών μελέτης, των μέσων που χρησιμοποιήθηκαν για τη συλλογή και πληροφορίες για τα τελικά δεδομένα.

Το τέταρτο κεφάλαιο περιλαμβάνει την μεθοδολογία που ακολουθήθηκε ώστε να εκμεταλλευθούν τα δεδομένα. Θα αναλυθούν οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν για την ανίχνευση και την παρακολούθηση των οχημάτων, τα αποτελέσματα που εξάχθηκαν από τον κάθε αλγόριθμο, ενώ θα σχολιαστεί και η ακρίβεια που επιτεύχθηκε.

Το πέμπτο και τελευταίο κεφάλαιο περιέχει την ανάλυση και την ερμηνεία των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων που ήταν υπεύθυνοι για την ανίχνευση και την παρακολούθηση των οχημάτων. Θα πραγματοποιηθεί περιγραφή των επιμέρους αλγορίθμων που ήταν αναγκαίοι για την ανάλυση αυτή με την χρήση των οποίον ήταν εφικτό να υπολογιστούν οι φόρτοι στις διατομές των κόμβων, οι ταχύτητες των οχημάτων σε συγκεκριμένα διαστήματα και να εξαχθούν γραφικές παραστάσεις που απεικονίζουν τις τροχιές συγκεκριμένων οχημάτων .

Κεφάλαιο 2 – Επιστημονικό Υπόβαθρο

2.1 – Εισαγωγή

Στην παρούσα ενότητα θα παρουσιαστούν τα βασικά κυκλοφοριακά μεγέθη, μέσα από τους ορισμούς τους και από τα μαθηματικά πρότυπα κυκλοφοριακής ροής, που αφορούν τις σχέσεις που συνδέουν. Καθότι οι περιοχές μελέτης πρόκειται για κόμβους, θα πραγματοποιηθεί αναφορά στις βασικές αρχές των κόμβων, στους διαφορετικούς τύπους και τα χαρακτηριστικά τους. Επίσης, θα αναλυθεί ο όρος Μη Επανδρωμένα Οχήματα αναφέροντας στοιχεία για την ιστορία του όρου και εφαρμογές στις οποίες έχουν χρησιμοποιηθεί ως μέσο συλλογής δεδομένων. Επιπλέον, στο τέλος του Κεφαλαίου θα πραγματοποιηθεί σύντομη περίληψη ερευνών που έχουν προηγηθεί στον τομέα της συγκοινωνιακής τεχνικής σε χρονολογική σειρά. Θα περιγράφουν τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματά της εκάστοτε έρευνας καθώς και το χαρακτηριστικό που τις διαφοροποιεί από τις υπόλοιπες. Οι έρευνες που μελετήθηκαν κατά την συγγραφή του Κεφαλαίου λήφθηκαν υπόψη ως προς τον τρόπου προσέγγισης του προβλήματος κατά την διπλωματική εργασία. Αξίζει να αναφερθεί ότι δόθηκε έμφαση στις σύγχρονες εφαρμογές σε δεδομένα από Μη Επανδρωμένα Οχήματα με σκοπό την καταγραφή και παρακολούθηση κυκλοφοριακών συνθηκών.

2.2 – Γενικές Έννοιες

2.2.1 – Βασικές Έννοιες Κυκλοφοριακής Τεχνικής

<u>Κυκλοφοριακός φόρτος (traffic volume)</u>

Ορίζεται ως ο συνολικός αριθμός οχημάτων που διέρχονται από μια διατομή στη μονάδα του χρόνου. Εκφράζεται σε οχήματα/ώρα και εκφράζεται από την παρακάτω σχέση:

$$q = \frac{N}{T}$$

Όπου N ο αριθμός των οχημάτων που διέρχονται από τη διατομή σε περίοδο T (Αντωνίου και Σπυροπούλου, 2015). Η τιμή του κυκλοφοριακού φόρτου σε αστικές περιοχές συνήθως λαμβάνει υψηλές τιμές τις πρωινές και τις απογευματινές ώρες καθημερινών ημερών. Η ώρα που παρατηρείται μέγιστη τιμή κυκλοφοριακού φόρτου ονομάζεται ώρα αιχμής.

<u>Ρυθμός ροής (flow rate)</u>

Εκφράζεται ως ο αριθμός των οχημάτων που διέρχονται μιας διατομής κατά την διάρκεια συγκεκριμένης χρονικής περιόδου (συνήθως 15 λεπτών).

Μονάδες επιβατικών οχημάτων – ΜΕΑ (Passenger car units – PCU)

Η μονάδα με την οποία εκφράζεται ο κυκλοφοριακός φόρτος. Χρησιμοποιείται για την μετατροπή των διαφόρων κατηγοριών οχημάτων σε συγκρίσιμες μονάδες.

Κατηγορίες Οχημάτων		ΜΕΑ
Κατηγορία I:	σκούτερ, μοτοποδήλατα, μοτοσυκλέτες	0.5
Κατηγορία II:	επιβατικά ΙΧ, ταξί, ημιφορτηγά, μικρά φορτηγά	1.0
Κατηγορία III:	επιβατικά με τροχόσπιτα, μικρο-λεωφορεία, φορτηγά, λεωφορεία και πούλμαν	2.0
Κατηγορία IV:	φορτηγά επικαθήμενα, φορτηγά ειδικού φορτίου, τρόλλεϋ, αρθρωτά λεωφορεία	3.0
Κατηγορία V:	φορτηγά με ρυμουλκούμενο	4.0
Κατηγορία VI:	συρμός φορτηγών	5.0
Κατηγορία VII:	άλλα οχήματα (τρακτέρ, κατασκευαστικά οχήματα κ.ά.)	-

Σχήμα 1: ΜΕΑ ανά κατηγορία οχημάτων

Ταχύτητα διαδρομής (travel speed)

Η μέση ταχύτητα του οχήματος κατά τη διαδρομή από το σημείο προέλευσης προς το σημείο προορισμού. Ο υπολογισμός της συμπεριλαμβάνει τις καθυστερήσεις λόγω στάσεων. Ισούται με την διαίρεση της συνολικής απόστασης που διανύθηκε από κάποιο όχημα και του συνολικού χρόνου που έκανε να την διανύσει.

Ταχύτητα λειτουργίας (operating speed)

Ορίζεται ως η μέγιστη ταχύτητα διαδρομής με την οποία δύναται να κινηθεί ένα όχημα σε δεδομένο τμήμα του οδικού δικτύου με καλές καιρικές συνθήκες, τις επικρατούσες κυκλοφοριακές συνθήκες και χωρίς να υπερβεί τη μέγιστη ταχύτητα ασφαλείας.

Ταχύτητα ελεύθερης Ροής (free flow speed)

Η ταχύτητα λειτουργίας σε συνθήκες χαμηλού κυκλοφοριακού φόρτου.

Πυκνότητα κυκλοφορίας (traffic density)

Χαρακτηρίζει την ένταση (k) της κυκλοφορίας και ορίζεται ως ο αριθμός των οχημάτων n(t) που κινούνται σε μια δεδομένη χρονική στιγμή στη μονάδα μήκους της οδού (L). Εκφράζεται από τη σχέση:

$$k(t) = \frac{n(t)}{L} \tag{1}$$

Χρονικός - Χωρικός διαχωρισμός (time headway – space headway)

Ο διαχωρισμός σε μια λωρίδα κυκλοφορίας είναι η απόσταση μεταξύ δύο διαδοχικών οχημάτων ως προς ένα σταθερό σημείο αναφοράς τους, για παράδειγμα ο μπροστινός προφυλακτήρα ή τους μπροστινούς τροχούς. Η απόσταση αυτή σε μήκος είναι ο χωρικός διαχωρισμός και σε χρόνο ο χρονικός διαχωρισμός.

Μέση ταχύτητα χρόνου (u_i)

Αν u_i είναι η ταχύτητα του οχήματος που διέρχεται από τη διατομή x , σε χρονικό διάστημα T τότε ισχύει η σχέση:

$$u_t = \frac{1}{n(t)} \sum_{i=1}^{n(x)} u_i(x) \tag{2}$$

Μέση ταχύτητα χώρου (u_s)

Αν t_j ο χρόνος που χρειάζεται το όχημα από τα N(T) οχήματα που διένυσαν ένα δεδομένο οδικό τμήμα μήκους L σε διάστημα T, για να διανύσει το εν λόγω οδικό τμήμα τότε ισχύει:

$$u_s = \frac{L}{\sum_{j=1}^{N(T)} \frac{t_j}{N(T)}} = \frac{N(T)L}{\sum_{j=1}^{N(T)} t_j} \tag{3}$$

Ροή κορεσμού (saturation flow)

Εκφράζεται ως ο μέγιστος κυκλοφοριακός φόρτος που είναι ικανός να διέλθει από μια διατομή ή μια ομάδα λωρίδων που εξυπηρετούν από κοινού μια κατεύθυνση, υπό τις επικρατούσες οδικές και κυκλοφοριακές συνθήκες.

Κυκλοφοριακή ικανότητα (traffic capacity)

Εκφράζει το μέγιστο ωριαίο ρυθμό ροής οχημάτων, δηλαδή τον αριθμό των οχημάτων που μπορεί να εισέλθουν από ένα δεδομένο σημείο σε μια δεδομένη χρονική περίοδο υπό τις οδικές, κυκλοφοριακές συνθήκες και τις συνθήκες ελέγχου της κυκλοφορίας που επικρατούν (Φραντζεσκάκης, κ.α., 2009) [1].

Στάθμη εξυπηρέτησης (level of service)

Εκφράζει τις συνθήκες λειτουργίας μέσα σε ένα ρεύμα κυκλοφορίας. Επηρεάζεται από μεγέθη όπως η ταχύτητα, ο χρόνος διαδρομής, η ελευθερία ελιγμών, οι διακοπές της κυκλοφοριακής ροής, η ασφάλεια και η άνεση. Με τη βοήθεια των δεικτών εξυπηρέτησης, δηλαδή των οριακών τιμών παραμέτρων όπως ταχύτητα, πυκνότητα, χρόνος μετακίνησης, μέση καθυστέρηση, έχει καθιερωθεί από το 1965 (Η.Π.Α.) μια κλίμακα από το A ως το F καλύπτοντας όλες τις πιθανές συνθήκες λειτουργίας από τη βέλτιστη μέχρι την χειρότερη. Για στάθμη εξυπηρέτησης A έχουμε συνθήκες ελεύθερης ροής (free flow) και για στάθμη εξυπηρέτησης F έχουμε κορεσμό και κατάρρευση κυκλοφορίας (saturation).

2.2.2 – Μαθηματικά πρότυπα κυκλοφοριακής ροής

Θεμελιώδης σχέση κυκλοφοριακής ροής

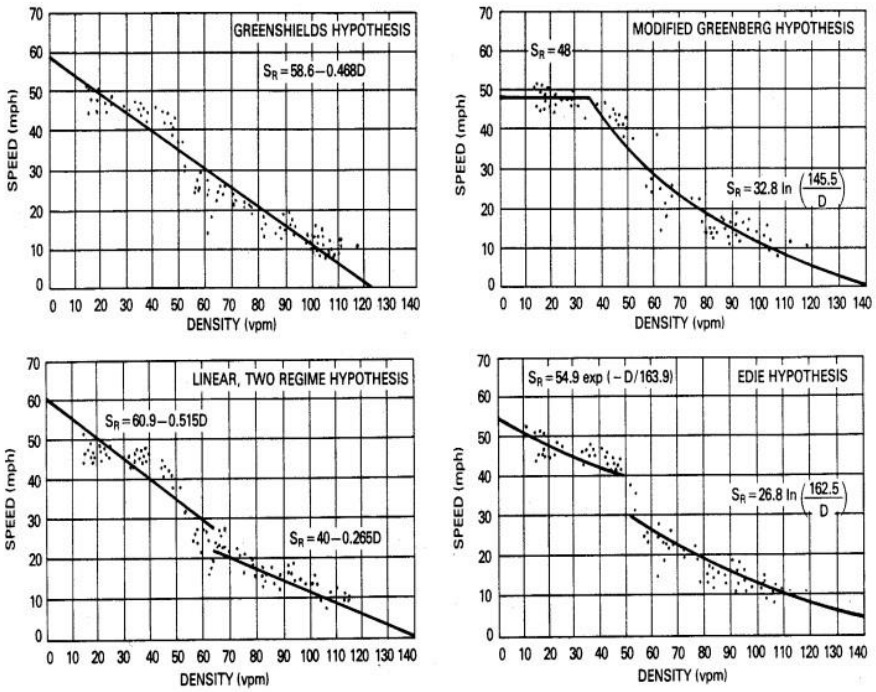
Η σχέση με την οποία συνδέονται ο κυκλοφοριακός φόρτος με την πυκνότητα και την μέση ταχύτητα είναι:

$$q = k \cdot u_s \tag{4}$$

Η σχέση ισχύει μονάχα εάν έχουμε στοχαστικά μεγέθη, δηλαδή η τιμή του κάθε μεγέθους γύρω από μια μέση τιμή κυμαίνεται με τρόπο που μπορεί να περιγράφει από μια στατιστική κατανομή. (Φρατζεσκάκης κ.ά., 2009) [1].

Σχέση ταχύτητας - πυκνότητας

Η σχέση μεταξύ ταχύτητας και πυκνότητας έχει περιγραφεί με διάφορα μαθηματικά πρότυπα. Ενδεικτικά στο Σχήμα 2 παρουσιάζονται οι σχέσεις ταχύτητας-πυκνότητας κατά τους:

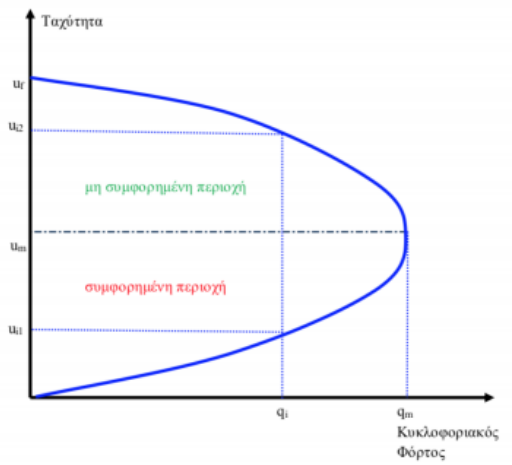


Σχήμα 2: Μαθηματικά πρότυπα που περιγράφουν τις σχέσεις ταχύτητας πυκνότητας

Βάσει όσων παρουσιάστηκαν παραπάνω, σε μια τιμή της πυκνότητας αντιστοιχεί μία τιμή της χωρικής ταχύτητας. Ο κυκλοφοριακός φόρτος είναι ίσος με το εμβαδό της περιοχής που ορίζεται από τα σημεία k_i και u_i του διαγράμματος. Επιπλέον, στο διάγραμμα φαίνονται και τα τρία χαρακτηριστικά μεγέθη του κυκλοφοριακού φόρτου, της πυκνότητας και της ταχύτητας και ως εκ τούτου το συγκεκριμένο διάγραμμα αποτελεί το θεμελιώδες διάγραμμα της κυκλοφοριακής ροής (Αντωνίου και Σπυροπούλου, 2015) [2].

Σχέση ταχύτητας - φόρτου

Η θεμελιώδης μορφή της σχέσης ταχύτητας – φόρτου αντιστοιχεί σε μια εμπειρική καμπύλη, η οποία παρουσιάζει τρία τμήματα με το καθένα να αντανακλά μια συγκεκριμένη συνθήκη κυκλοφοριακής ροής.

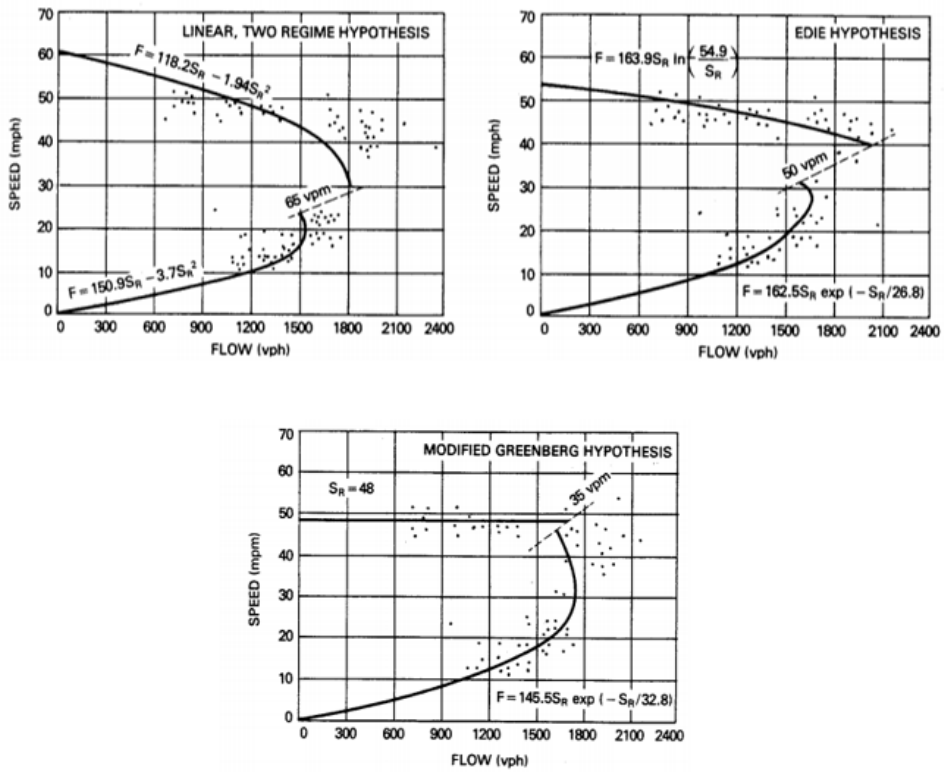


Σχήμα 3:Διάγραμμα ταχύτητας-φόρτου κατά Greenshields

Όπως φαίνεται και στο παραπάνω διάγραμμα κατά Greenshields διακρίνονται :

- Μη συμφορημένη περιοχή, στην οποία όσο αυξάνονται τα οχήματα που διέρχονται από τη διατομή, ο οδηγός δύναται να διατηρεί ικανοποιητικές αποστάσεις από το προπορευόμενο και τα παράπλευρα κινούμενα οχήματα και ταυτόχρονα μπορεί να πραγματοποιεί ελιγμούς.
- Συμφορημένη περιοχή, στην οποία όσο μειώνεται ο αριθμός των οχημάτων που μπορεί να διέλθει από τη διατομή, τόσο μειώνεται και η ελευθερία κίνησης των οχημάτων.
- Τα σημεία που τα οχήματα έχουν ταχύτητα ελεύθερης ροής ή είναι σταματημένα καθώς δεν είναι δυνατόν να διέλθουν από την διατομή.

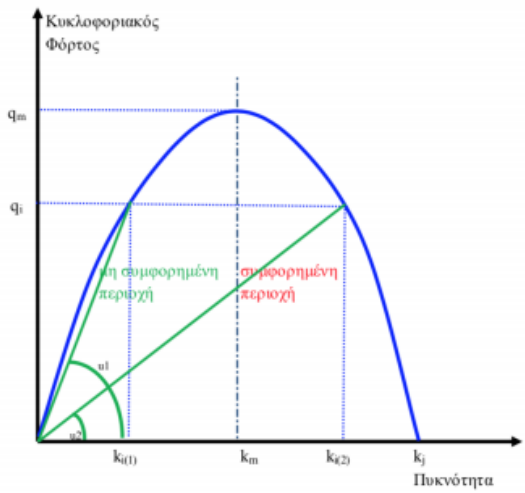
Επιπλέον, υπάρχουν και άλλες προσεγγίσεις της σχέσης ταχύτητας – φόρτου, όπως παρουσιάζονται στο Σχήμα 4:



Σχήμα 4: Προσεγγίσεις της σχέσης ταχύτητας-φόρτου

<u>Σχέση φόρτου – πυκνότητας</u>

Η σχέση φόρτου – πυκνότητας παρουσιάζεται στο παρακάτω διάγραμμα:



Σχήμα 5: Διάγραμμα σχέσης φόρτου-πυκνότητας

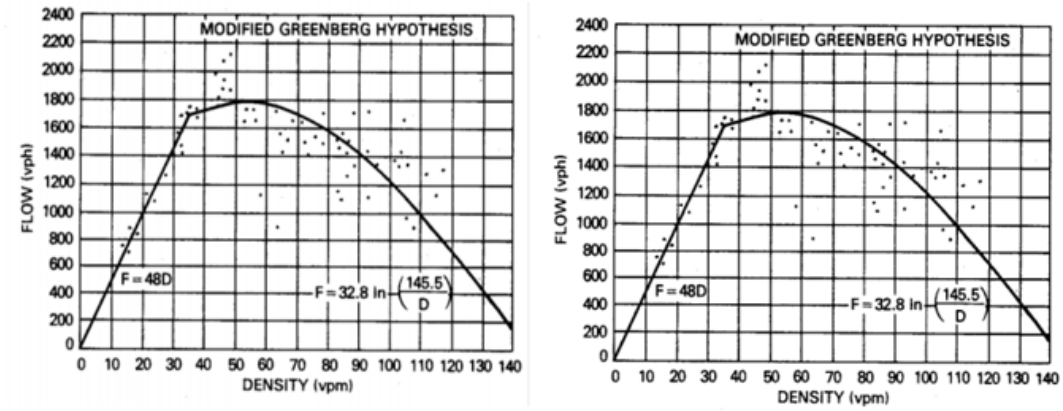
Σύμφωνα με το παραπάνω διάγραμμα :

- Στη μη συμφορημένη περιοχή, όταν δεν υπάρχουν οχήματα να διέρχονται από την διατομή έχω τιμή της ταχύτητας και του φόρτου ίση με μηδέν.

- Στη μη συμφωρημένη περιοχή, όταν παρουσιάζεται αύξηση των οχημάτων που βρίσκονται στο οδικό τμήμα, υπάρχει ταυτόχρονη αύξηση και του αριθμού των οχημάτων που διέρχονται από μια διατομή μέχρι να μεγιστοποιηθεί ο φόρτος.
- Στη συμφορημένη περιοχή, η αύξηση του αριθμού των οχημάτων που βρίσκονται στο οδικό τμήμα επιφέρει μείωση του αριθμού των οχημάτων που επιθυμούν να διέλθουν από μια συγκεκριμένη διατομή.
- Στη συμφορημένη περιοχή, όταν στο οδικό τμήμα υπάρχουν σταματημένα οχήματα και δεν είναι δυνατή η διέλευση άλλων οχημάτων η τιμή της κυκλοφοριακού φόρτου είναι ίση με μηδέν, ενώ η πυκνότητα λαμβάνει τη μέγιστη τιμή της.

Σε κάθε τιμή της πυκνότητας αντιστοιχεί μία μοναδική τιμή του κυκλοφοριακού φόρτου. Αντιθέτως, σε κάθε τιμή του κυκλοφοριακού φόρτου αντιστοιχούν δύο τιμές της πυκνότητας, Επιπλέον, η εφαπτομένη της γωνίας του σχηματίζεται ισούται με την μέση χωρική ταχύτητα των οχημάτων. (Αντωνίου και Σπυροπούλου, 2015) [2]

Στο Σχήμα 6 παρουσιάζονται και άλλες προσεγγίσεις της σχέσης φόρτου-πυκνότητας:



Σχήμα 6: Διάφορες προσεγγίσεις της σχέσης φόρτου-πυκνότητας

Χρονικές διακυμάνσεις φόρτου

Ο κυκλοφοριακός φόρτος παρουσιάζει τέσσερις κύκλους διακύμανσης: μέσα στην ώρα, κατά τη διάρκεια του έτους, κατά τη διάρκεια της εβδομάδας και κατά τη διάρκεια της ημέρας και αντίστοιχα προκύπτουν η διακύμανση μέσα στην ώρα, η μηνιαία, ημερήσια και ωριαία διακύμανση.

Η διακύμανση μέσα στην ώρα λαμβάνεται υπόψη στον σχεδιασμό της οδού με τη χρήση του Συντελεστή Ώρας Αιχμής (ΣΩΑ). Η διακύμανση αυτή οφείλεται στο γεγονός ότι ο αριθμός των οχημάτων που διέρχεται από μια διατομή στη μονάδα του χρόνου μπορεί να χαρακτηρισθεί ως ένα στατιστικό φαινόμενο που είναι δυνατόν να περιγραφεί από μία στατιστική κατανομή. Ο αριθμός αυτός ενέχει ένα βαθμό τυχαιότητας που μειώνεται όσο ο κυκλοφοριακός φόρτος αυξάνεται.

Η μηνιαία διακύμανση της ζήτησης σχετίζεται με τα κοινωνικά και οικονομικά χαρακτηριστικά μιας περιοχής. Η ζήτηση σε οδούς με σημαντική κυκλοφορία σε εργάσιμες ώρες εμφανίζει πιο ομαλή διακύμανση από ότι σε οδούς με σημαντική κυκλοφορία αναψυχής. Στην Ελλάδα, η εποχιακή αιχμή παρατηρείται τους μήνες του καλοκαιριού.

Η ημερήσια διακύμανση εξαρτάται από τον τύπο της οδού. Οι οδοί με σημαντική κυκλοφορία αναψυχής παρουσιάζουν αυξημένους φόρτους κατά την διάρκεια του Σαββατοκύριακου ενώ οδοί με σημαντική κυκλοφορία σε εργάσιμες ώρες παρουσιάζουν υψηλούς φόρτους στις καθημερινές ημέρες.

Η ωριαία διακύμανση είναι η διακύμανση του φόρτου κατά τη διάρκεια μιας ημέρας. Παρατηρείται αυξημένη σε ελεύθερες λεωφόρους αλλά και σε πρωινές και απογευματινές ώρες. Η ώρα που ο φόρτος λαμβάνει την υψηλότερη τιμή του καλείται ώρα αιχμής.

2.3 – Κόμβοι

2.3.1 – Βασικές αρχές διαμόρφωσης κόμβων

Κυκλοφοριακοί κόμβοι δημιουργούνται στη διασταύρωση δύο ή περισσότερων οδών. Αποτελούν σημαντικά στοιχεία του οδικού δικτύου ενώ εξυπηρετούν στη διαχείριση της κυκλοφορίας. Καθορίζουν την εξασφάλιση της ασφάλειας της κυκλοφορίας, της επαρκούς κυκλοφοριακής ικανότητας, του αποδεκτού κόστους και της ικανοποιητικής προσαρμογής στο περιβάλλον.

2.3.2 – Τύποι κυκλοφοριακών κόμβων

Οι κυκλοφοριακοί κόμβοι συναντώνται κυρίως σε αστικές περιοχές και διακρίνονται σε διαφορετικά είδη ανάλογα με το εάν η σύνδεση των οδών επιτυγχάνεται σε ένα επίπεδο ή όχι. Ισόπεδος ονομάζεται όταν η περιοχή που γίνεται η σύνδεση των οδών περιλαμβάνει τις διαμορφώσεις και τον εξοπλισμό των οδών και του παρόδιο χώρου προκειμένου να εξυπηρετηθεί η κυκλοφορία. Στην περίπτωση που η περιοχή στην οποία γίνεται η σύνδεση των οδών περιλαμβάνει έργα υψομετρικού διαχωρισμού, των οδικών κλάδων σύνδεσης και των διαμορφώσεων των οδών και του παρόδιου χώρου με σκοπό την εξυπηρέτηση της κυκλοφορίας, ονομάζεται ανισόπεδος. Ειδική μορφή κόμβων αποτελούν οι κυκλικοί. Στην περίπτωση αυτή, η κίνηση των οχημάτων γίνεται με φορά αντίθετη του δεικτών του ρολογιού γύρω από μια νησίδα συνήθως κυκλικής μορφής.

Μια ιδιαίτερη κατηγορία κόμβων στην οποία οι λωρίδες κυκλοφορίας οροθετούνται με οριζόντια και κατακόρυφη σήμανση και υπερυψωμένα κράσπεδα, είναι οι κυκλικοί κόμβοι turbo. Ο σχεδιασμός τους αποσκοπεί στη μείωση των σημείων εμπλοκής αφού οι οδηγοί επιλέγουν λωρίδα πριν εισέλθουν ανάλογα με την έξοδο που θα κινηθούν. Πρόκειται για ένα

είδος σπειροειδούς κόμβου δίνοντας προτεραιότητα στα οχήματα που βρίσκονται εντός του κόμβου. Τα οχήματα επιλέγουν τη δεξιά λωρίδα αν θέλουν να κινηθούν στην πρώτη έξοδο και την αριστερή όταν θέλουν να εισέλθουν στον κυκλικό κόμβο και να κινηθούν προς κάποια απ' τις άλλες εξόδους. Για την είσοδο οχημάτων στον κόμβο απαιτείται αυτά να βρουν κατάλληλο διάκενο. Η ιδέα των κυκλικών κόμβων turbo αναπτύχθηκε στην Ολλανδία το 1996, ενώ η κατασκευή τους έχει εδραιωθεί και σε άλλες 70 χώρες πλην της Ελλάδας που η κατασκευή τους έχει μείνει σε θεωρητικό επίπεδο.

2.3.3 – Κυκλοφοριακή ικανότητα

Ένας κόμβος είναι υπεύθυνος για την διευθέτηση της κίνησης όλων των κυκλοφοριακών ρευμάτων με σκοπό τα χρονικά διαστήματα αναμονής να κυμαίνονται σε λογικά πλαίσια, από αυτό εξαρτάται η κυκλοφοριακή ικανότητα. Με τους κυκλικούς κόμβους είναι εφικτό να εξασφαλιστούν υψηλές χωρητικότητες, τα οχήματα κινούνται με χαμηλή ταχύτητα αλλά απρόσκοπτα. Σε πολλά προβλήματα που περιλαμβάνουν πέντε ή περισσότερους κλάδους, ο κυκλικός κόμβος αποτελεί ιδανική λύση (Brilon, 2011) [3]. Σε περιπτώσεις που δύο ή περισσότεροι κλάδοι πλησιάζουν τη χωρητικότητά τους την ίδια στιγμή, ο κυκλικός κόμβος υπολειτουργεί. Κατά την ανάλυση των κόμβων χρησιμοποιούνται εμπειρικά ή αναλυτικά πρότυπα. Τα εμπειρικά πρότυπα, αναπτύσσονται σύμφωνα με μετρήσεις πεδίου προσφέροντας συχνά καλύτερη ακρίβεια απαιτώντας όμως μεγάλο όγκο δεδομένων. Τα αναλυτικά πρότυπα, στηρίζονται στη θεωρία αποδοχής του κρίσιμου χρονικού διαστήματος και μπορούν να εφαρμοστούν και χωρίς δεδομένα.

2.3.4 – Λειτουργικά χαρακτηριστικά κυκλικών κόμβων

Τα λειτουργικά χαρακτηριστικά που λαμβάνονται υπόψη στο σχεδιασμό κυκλικών κόμβων είναι τα εξής:

- Η ταχύτητα μελέτης σε διάφορα τμήματα του κόμβου.
- Οι κυκλοφοριακές ικανότητες στοιχείων του κόμβου Ο υπολογισμός των οποίων γίνεται βάσει των οδικών, κυκλοφοριακών και λειτουργικών συνθηκών και είναι απαραίτητος για τον σχεδιασμό και την τελική διαμόρφωση του κόμβου.
- Τα μήκη ορατότητας καθώς καθορίζουν καθοριστούν συγκεκριμένες γεωμετρικές παραμέτρους.
- Το όχημα σχεδιασμού, με ιδιαίτερη αντιμετώπιση σε κόμβους που διέρχονται βαρέα οχήματα.

2.4 – Μη Επανδρωμένα Οχήματα

2.4.1 – Εισαγωγή

Ο όρος Μη Επανδρωμένο Όχημα (Unmanned Aerial Vehicle) ή drone ή UAS (Unmanned Aerial System – Μη Επανδρωμένο Εναέριο Σύστημα) αναφέρεται σε κάθε είδους αεροσκάφος που δεν διαθέτει πλήρωμα ή επιβάτες. Ο χειρισμός τους πραγματοποιείται είτε από κάποιο χειριστή, που βρίσκεται στο έδαφος είτε μέσω κάποιου ενσωματωμένου λειτουργικού συστήματος. Δηλαδή, σε περίπτωση ύπαρξης χειριστή η λειτουργία χαρακτηρίζεται ως ημί-αυτόνομη αλλιώς ως πλήρως αυτόνομη. Τα Μη Επανδρωμένα Οχήματα σύμφωνα με τους Ευρωπαϊκούς Κανονισμούς κατηγοριοποιούνται σε όσα λειτουργούν στην ανοιχτή κατηγορία, στην ειδική κατηγορία και επιχειρούν τυποποιημένα σενάρια και στην πιστοποιημένη κατηγορία όπου το ρίσκο που επιφέρει η δραστηριοποίησή τους απαιτεί πιστοποίηση του drone, του εκμεταλλευομένου και του χειριστή. Επιπλέον, η ανοιχτή κατηγορία διαιρείται σε υποκατηγορίες ανάλογα με το βάρος του Μη Επανδρωμένου Οχήματος. [4]

2.4.2 – Ιστορική Αναδρομή

Η πρώτη παραγωγή drone προέκυψε κατά την διάρκεια του Β' Παγκοσμίου Πολέμου. Η παραγωγή αποσκοπούσε στη χρήση τους ως πολεμικό όπλο. Αργότερα, η τεχνολογία αφοσιώθηκε στην εξέλιξη της στόχευσης των drone και μετά το τέλος του πολέμου, οι Ηνωμένες Πολιτείες της Αμερικής επικεντρώθηκαν στην ανάπτυξη μικρών drone με μεγάλη εμβέλεια. Το 1982, αναπτύχθηκε το Pioneer από το Ισραήλ, ένα οπλισμένο drone που χρησιμοποιήθηκε ευρέως τη δεκαετία του 90' [5]. Η εξέλιξη των drone σήμαινε και ταυτόχρονη αύξηση στο μέγεθός και μεγάλα ύψη πτήσης, γεγονός που άλλαξε ανά τα χρόνια. Παρατηρείται στροφή της σκοπιμότητας των drone από στρατιωτικά εργαλεία σε εμπορικά προϊόντα λόγω της μαζικής τους παραγωγής και των τροποποιήσεων που πραγματοποιήθηκαν. Πλέον, υπάρχει μεγαλύτερο ενδιαφέρον για τα μικρά Μη Επανδρωμένα Οχήματα των οποίων η αύξηση της αυτονομίας της μπαταρίας αλλά και η μείωση του μεγέθους τους τα καθιστά πιο προσβάσιμα στην επιστημονική κοινότητα και στον μέσο καταναλωτή.

2.4.3 – Εφαρμογές Μη Επανδρωμένων Οχημάτων

Στον 21ο αιώνα η ανάπτυξη της τεχνολογίας επιτρέπει την εκμετάλλευση των drone σε πολλούς τομείς. Συγκεκριμένα θα επικεντρωθούμε στην χρήση τους στη Συγκοινωνιακή Τεχνική και του Τομέα των Μεταφορών. Η προσθήκη των οπτικών μέσων στα Μη Επανδρωμένα Οχήματα επιτρέπει την αξιοποίησή τους για τη συλλογή δεδομένων. Τα δεδομένα αυτά είναι είτε εικόνες, είτε βίντεο. Λόγω της εξέλιξης της αυτονομίας της μπαταρίας η συλλογή αυτή είναι εφικτό να διαρκέσει έως και 20-25 λεπτά. Με τη διαδικασία αυτή μπορούν να μελετηθούν κυκλοφοριακά φαινόμενα σε μακροσκοπικό και μικροσκοπικό επίπεδο. Τα πλεονεκτήματα των Μη Επανδρωμένων Οχημάτων είναι ότι μπορούν να καταγράψουν περιοχές μεγάλης έκτασης

έναντι των σταθερών καμερών κυκλοφορίας. Επιπλέον, δεν αντιμετωπίζουν προβλήματα παραμόρφωσης της εικόνας ή ύπαρξης κρυφών σημείων ή μείωση της περιοχής καταγραφής από φυσικά εμπόδια. Η δυνατότητα προσαρμογής του ύψους πτήσης βοηθά στην εξασφάλιση επαρκούς ορατότητας σε κάθε περίσταση. Το 2020 είχε πραγματοποιηθεί μια από τις πρώτες μελέτες εν ονόματι Witas UAV Project (Doherty et al., 2000) [6], η οποία αποσκοπούσε στη σχεδίαση ενός UAV ικανού να κινείται σε οδικές αρτηρίες παρακολουθώντας την κυκλοφορία και εξάγοντας χρήσιμες πληροφορίες για τη συγκοινωνιακή μελέτη.

2.5 – Χρήση μη επανδρωμένων οχημάτων για καταγραφή κυκλοφοριακών δεδομένων

Οι Kamijo et al. (2000) [7] πραγματοποίησαν έρευνα με σκοπό την ανάπτυξη ενός αλγορίθμου γνωστού ως Markov random field (MRF) με πεδίο εφαρμογής τις εικόνες κυκλοφοριακής κίνησης σε διασταυρώσεις. Ο αλγόριθμος ήταν ικανός να εντοπίσει κυκλοφοριακά προβλήματα καθορίζοντας την κατάσταση του κάθε pixel στην εικόνα και τη μετατόπισή του στους άξονες x-y. Λόγω του περίπλοκου σχήματος των οχημάτων ο αλγόριθμος παρουσίαζε δυσκολίες στον εντοπισμό τους. Παρά τις δυσκολίες είχε υψηλό βαθμό επιτυχίας εντοπισμού της τάξης του 93%-96% σε δοκιμή που πραγματοποιήθηκε σε δείγμα 25 λεπτών καταγραφής. Τα οχήματα που εντοπίστηκαν κατά την λειτουργία του αλγορίθμου είναι 541 κατά τον οριζόντιο άξονα της διασταύρωσης και 521 κατά τον κάθετο άξονα. Επιπλέον, αναπτύχθηκε ένα σύστημα βασισμένο στο μοντέλο Markov ικανό να εκπαιδευτεί με ποικίλα κυκλοφοριακά γεγονότα. Με αυτό τον τρόπο ήταν ικανός να αναγνωρίσει την αλυσίδα γεγονότων, την προσπέραση, τη σύγκρουση και την ακινητοποίηση. Οι ερευνητές αναφέρουν ότι με την προσθήκη και άλλων κυκλοφοριακών γεγονότων στα δεδομένα εκπαίδευσης, ο αλγόριθμος θα είναι ικανός να αναγνωρίζει παράνομες ανάστροφές και μη φυσιολογική οδηγική συμπεριφορά. Τέλος, οι ερευνητές κρίνουν ότι τα αποτελέσματα και η ακρίβεια της μεθόδου εντοπισμού είναι πολύ ικανοποιητικά και μπορούν να βελτιωθούν με την εξέλιξη της τεχνολογίας στον τομέα της παρακολούθησης της κυκλοφορίας.

Οι Coifman et al. (2006) [8] παρουσίασαν μια έρευνα που αφορά τη χρήση Μη Επανδρωμένων Οχημάτων με σκοπό την παρακολούθηση της κυκλοφορίας σε δίκτυα οδικών αξόνων. Για την έρευνα αυτή πραγματοποιήθηκαν πτήσεις στο Πανεπιστήμιο του Οχάιο με την χρήση της τεχνολογίας BAT III. Με ύψος πτήσης τα 150 μέτρα και ταχύτητα 50χλμ/ω στον αέρα το Μη Επανδρωμένο Όχημα μετέδιδε βίντεο από 2 κάμερες. Η διάρκεια της πτήσης ήταν 2 ώρες και η περιοχή μελέτης περιλάμβανε κόμβους, χώρους στάθμευσης και ένα αυτοκινητόδρομο. Στην έρευνα αυτή εξετάστηκαν 5 εφαρμογές. Η μέτρηση του επιπέδου εξυπηρέτησης (LOS), η εκτίμηση της ετήσιας μέσης ημερήσιας κυκλοφορίας (AADT), η εξέταση της λειτουργίας διασταυρώσεων, η εξαγωγή πίνακα Προέλευσης-Προορισμού σε μικρής κλίμακας δίκτυο και

η μέτρηση χρήσης των χώρων στάθμευσης. Οι πρώτες δύο εφαρμογές υπολογίστηκαν με δυο μεθόδους , η μια μετρώντας την πυκνότητα και την κυκλοφοριακή ροή από still frames ενώ η άλλη μέσω μιας σειράς εικόνων. Η μέθοδος με τα still frames ήταν ευκολότερη στην εφαρμογή με μοναδικό μειονέκτημα το γεγονός ότι περιέχει μικρό μέγεθος πληροφορίας. Η εξέταση της λειτουργίας διασταυρώσεων πραγματοποιήθηκε μετρώντας τις αφίξεις και αναχωρήσεις των οχημάτων σε κάθε προσέγγιση στην διασταύρωση και εξάγοντας τις καμπύλες αφίξεων και αναχωρήσεων. Επιπλέον, μετρήθηκαν οι ουρές μέσω της μέτρησης των οχημάτων σε μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή. Για τον υπολογισμό των πινάκων Προέλευσης-Προορισμού χρησιμοποιήθηκε παρόμοια μέθοδος με αυτή που υπολογίστηκαν το επιπέδου εξυπηρέτησης και ο μέσος ετήσιος χρόνος μετακίνησης. Για τη μέτρηση χρήσης των χώρων στάθμευσης υλοποιήθηκαν πτήσεις σε αρκετούς χώρους στάθμευσης καταγράφοντας και υπολογίζοντας τη χωρητικότητά τους και τον αριθμό των διαθέσιμων θέσεων στάθμευσης. Κατά τις εφαρμογές που παρουσιάζονται παραπάνω υπήρξε ανάγκη προσαρμογής του οπτικού πεδίου του Μη Επανδρωμένου Οχήματος. Στην έρευνα αυτή αναλύονται κάποιες μεθοδολογίες με τις οποίες γίνεται χρήση των δεδομένων που μπορούν να μας δοθούν μέσω των Μη Επανδρωμένων Οχημάτων.

Οι Zhou et al. (2007) [9] ερεύνησαν ένα σύστημα ελέγχου της κυκλοφορίας το οποίο βασίζεται στην καταγραφή βίντεο. Για τον σκοπό αυτό ανέπτυξαν έναν αλγόριθμο που δεν βασίζεται σε συστηματική μέθοδο για την αναγνώριση των οχημάτων και στηρίζεται σε παραδείγματα. Αρχικά, εκτιμά και εξάγει το υπόβαθρο της εικόνας με τη χρήση φίλτρου Kalman, το οποίο είναι ιδανικό για επεξεργασία εικόνων σε πραγματικό χρόνο. Ακολουθεί η εξαγωγή χαρακτηριστικών με τη χρήση του ιστογράμματος της κάθε εικόνας. Οι ερευνητές αναφέρουν ότι η χρήση συμπιεσμένων διανυσμάτων ως χαρακτηριστικά αποδίδει καλύτερα αποτελέσματα ταξινόμησης σε σχέση με την απευθείας χρήση των ιστογραμμάτων. Η ταξινόμηση που επιλέχθηκε ονομάζεται SVM και αποσκούσε στην ελαχιστοποίηση του ορίου του σφάλματος γενίκευσης. Μέσω της επιλογής δεδομένων εκπαίδευσης και την εκπαίδευση του ίδιου του αλγορίθμου εξάχθηκαν οι παράμετροι της SVM ταξινόμησης. Τα αποτελέσματα της ταξινόμησης χρησιμοποιήθηκαν για την εκτίμηση του σχήματος των οχημάτων που βρίσκονται εν κινήσει. Κατά την διαδικασία αυτή τα αντικείμενα που δεν είναι οχήματα απορρίπτονταν ενώ πραγματοποιήθηκαν διορθώσεις στην ταξινόμηση λόγω των σκιών στο υλικό καταγραφής. Η ταξινόμηση εφαρμόστηκε για κάθε λωρίδα δημιουργώντας διαφορετικά τμήματα στα οποία χρησιμοποιείται ένα παραλληλόγραμμο για την εκτίμηση του σχήματος του κάθε οχήματος. Η μέθοδος του παραλληλογράμμου χρησιμοποιεί διανυσματικές και γεωμετρικές ιδιότητες. Η έρευνα περιλάμβανε 2009 δείγματα από τα οποία τα 1218 οχήματα. Ακολούθησε διαίρεση των δειγμάτων σε οχήματα και μη με σκοπό την εκμάθηση της ταξινόμησης SVM. Από αυτή εξάχθηκε το διάγραμμα διασποράς. Τα αποτελέσματα ήταν κατά 98% ακριβέστερα από αυτά

της μη αυτοματοποιημένης διαδικασίας κατά τη διάρκεια της ημέρας και 90% τις βραδινές ώρες. Επισημαίνεται ότι ο αλγόριθμος δεν παρουσίασε κάποια αδυναμία λειτουργίας και κατά συνέπεια δύναται να χρησιμοποιηθεί σε όλες τις καιρικές συνθήκες δίνοντας ακριβή αποτελέσματα, ενώ με μελλοντικές βελτιώσεις θα μπορεί να αποδώσει ακόμα περισσότερες πληροφορίες.

Η έρευνα των (Kim et al., 2015) [10] αναφέρεται στη δυνατότητα ελέγχου της κυκλοφορίας από Μη Επανδρωμένα Οχήματα. Πιο συγκεκριμένα, εξετάζονται οι υπάρχουσες μέθοδοι για αυτόματο εντοπισμό επειγουσών και μη φυσιολογικών καταστάσεων κυκλοφορίας. Προτείνεται ο εντοπισμός των οχημάτων που βασίζεται σε νευρωνικά δίκτυα και μηχανική μάθηση. Η έρευνα επικεντρώνεται στη μέθοδο Bayes και στο κριτήριο Neyman-Pearson η οποία μπορεί να πραγματοποιηθεί επί του σκάφους. Ο έλεγχος της κυκλοφορίας στοχεύει στην αύξηση της κυκλοφοριακής ικανότητας και ασφάλειας. Η μέθοδος περιλάμβανε 4 βήματα. Στον κανονικό τρόπο λειτουργίας, από το Μη Επανδρωμένο Όχημα πραγματοποιούταν έλεγχος μιας συγκεκριμένης διατομής οδού, εντοπίζονταν τα οχήματα και γινόταν εκτίμηση των χαρακτηριστικών της κίνησής τους. Σε μη φυσιολογική κατάσταση πραγματοποιούταν εντοπισμός και ειδοποίηση του χειριστή. Ακολουθούσε προκαταρκτική ταξινόμηση και μεταβίβαση των πληροφοριών που είναι σημαντικές για τη λήψη της τελικής απόφασης από τον χειριστή. Η μέθοδος αφορούσε των εντοπισμό οχημάτων είτε από βίντεο είτε από συγκεκριμένα καρέ. Περιλάμβανε την αλλαγή της κλίμακας της εικόνας και τη δημιουργία πολύγονων ενδιαφέροντος (ROI) σύμφωνα με τα οποία πραγματοποιούταν η κατάτμηση της εικόνας. Στη συνέχεια, με την εφαρμογή φίλτρων απορρίπτονταν πολύ μεγάλα ή πολύ μικρά πολύγωνα. Δημιουργούταν περιγραφή για κάθε ένα από τα τελικά πολύγονα και αναγνώριση του πολυγώνου στο οποίο βρισκόταν το κάθε όχημα σύμφωνα με την εκάστοτε περιγραφή αλλά και την πραγματική του ταχύτητα. Για τον εντοπισμό των οχημάτων που βρίσκονταν εν κινήσει αναφέρεται ότι έχουν δοκιμαστεί πολλαπλές μέθοδοι και ότι προτείνεται είτε ο εντοπισμός των στατικών αντικειμένων και η παρακολούθηση των κινήσεών τους, είτε ο εντοπισμός και το φιλτράρισμα περιοχών και σημείων της κίνησης, είτε η μοντελοποίηση με σκοπό την παραγωγή ικανοποιητικής κατάτμησης. Τονίζεται η αδυναμία όλων των μεθόδων και η παρουσίαση σφαλμάτων σε περιοχές με χαμηλό κυκλοφοριακό φόρτο οδηγώντας τον ερευνητή στο να εφαρμόσει φίλτρα και επιπλέον μεθόδους για να ελαχιστοποιήσει τα σφάλματα. Όσον αφορά την αναγνώριση της ταχύτητας ορισμένων οχημάτων, στο άρθρο προτείνονται δύο επίπεδα παρακολούθησης. Το επίπεδο της γενικής υπόθεσης της κίνησης των οχημάτων και το επίπεδο παρακολούθησης που βασίζεται στο φίλτρο Kalman. Επιπλέον, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα που αφορούν τις ομάδες των κυκλοφοριακών καταστάσεων σύμφωνα με στατιστικά δεδομένα και τις μαθηματικές μεθόδους για τον εντοπισμό μη φυσιολογικών

κυκλοφοριακών καταστάσεων. Οι ερευνητές καταλήγουν σε δύο μεθόδους ταξινόμησης των μη φυσιολογικών καταστάσεων αλλά και στον αντίστοιχο έλεγχο της πτήσης για κάθε ομάδα.

Οι Wang et al. (2016) [11] παρουσιάζουν ένα νέο σύστημα εντοπισμού οχημάτων βασισμένο στις εικόνες που μπορούν να αντληθούν από ένα Μη Επανδρωμένο Όχημα. Με την μέθοδο αυτή είναι εφικτό να εξαχθούν πληροφορίες όπως η θέση και η ταχύτητα του οχήματος. Η διαδικασία περιλαμβάνει την καταγραφή των εικόνων, την εξαγωγή χαρακτηριστικών, τον εντοπισμό του οχήματος αλλά του σχήματός του. Πιο αναλυτικά, για την έρευνα χρησιμοποιήθηκε ένα DJI Phantom 2 εξοπλισμένο με μια GoPro 3 silver στηριγμένη σε βραχίονα. Για την καταγραφή των εικόνων χρησιμοποιήθηκε βίντεο από το οποίο στο κάθε καρέ εφαρμόστηκαν μοντέλα μετασχηματισμού και το κάθε καρέ μετατράπηκε σε ένα σύστημα συντεταγμένων. Στην έρευνα αναλύονται 3 είδη μοντέλων μετασχηματισμού σύμφωνα με πίνακες οι οποίοι έχουν υπολογιστεί και μεταξύ άλλων αφορούν τη μετατόπιση κλίμακας, μεγέθους και περιστροφής. Επιπλέον, πραγματοποιήθηκε επιλογή τοπικών χαρακτηριστικών σημείων στον περιβάλλοντα χώρο της οδού με σκοπό τη μείωση του σφάλματος που μπορεί να δημιουργηθεί από κάποια επαναλαμβανόμενα στοιχεία του οδικού περιβάλλοντος αλλά και προσαρμογή στο χρώμα του βίντεο επιλύοντας τις αδυναμίες του εξοπλισμού και του λογισμικού που ήταν τότε διαθέσιμα. Για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών της κάθε εικόνας ήταν αναγκαίος ο εντοπισμός των άκρων με τη χρήση μαθηματικών μεθόδων και συγκεκριμένα δύο πινάκων kernel 3 x 3. Επίσης, με τη χρήση της οπτικής ροής υπολογίστηκε το σχήμα του κάθε οχήματος μέσω μιας εξίσωσης που έχει ως παραμέτρους το ύψος πτήσης του Μη Επανδρωμένου Οχήματος, και τη σταθερότητά του μετά την κάθε καταγραφή. Ο αλγόριθμος SIFT (Scale – invariant feature transform) επιλέχθηκε για τον εντοπισμό και την περιγραφή των τοπικών χαρακτηριστικών της κάθε εικόνας, ο οποίος θα εφαρμόσθηκε σε τρεις εικόνες αφότου είχαν προσανατολιστεί ορθά. Κατά τον εντοπισμό των οχημάτων τα τοπικά χαρακτηριστικά της κάθε εικόνας αντιστοιχίστηκαν σε δύο διαδοχικά καρέ του κάθε σχήματος που είχε βρεθεί. Από εκεί αντιστοιχήθηκαν τα τοπικά χαρακτηριστικά σύμφωνα με τα οποία μπορεί να υπολογιστεί η θέση ενός σημείου σε διαδοχικά καρέ. Με βάση αυτό υπολογίστηκε ο χρόνος διάνυσης μιας συγκεκριμένης απόστασης, άρα και η ταχύτητά του σημείου. Στη μέθοδο η ύπαρξη φωτεινής σηματοδότησης δημιούργησε σφάλματα στη διαδικασία εντοπισμού για αυτό έγινε προσπάθεια απόρριψης όσων σημείων παρέμεναν αμετάβλητα στα διαδοχικά καρέ. Επιπλέον, πραγματοποιήθηκε έλεγχος της κίνησης των οχημάτων με βάση συγκεκριμένα κριτήρια, όπως εάν η τιμή της επιτάχυνσης τηρεί κάποια όρια και λαμβάνει κοντινές τιμές με τα υπόλοιπα οχήματα που εντοπίστηκαν. Η βιντεοσκόπηση πραγματοποιήθηκε σε έναν οδικό τμήμα δύο λωρίδων στην πόλη του Πεκίνο με υψηλούς κυκλοφοριακούς φόρτους. Συνολικά συλλέχθηκαν βίντεο 850 λεπτών τις πρωινές ώρες 6:30 π.μ. – 7:20 μ.μ.. Τα οδικά τμήματα καταγραφής είχαν μήκος 228μ, 190μ και 285μ και με ύψος

πτήσης τα 120μ σε κάθε καρέ ήταν ορατά περίπου 25 οχήματα. Συμπεραίνοντας, η χρήση των Μη Επανδρωμένων Οχημάτων παρουσιάζει πληθώρα πλεονεκτημάτων στην εξαγωγή των τροχιών των οχημάτων. Με τη συγκεκριμένη έρευνα αποδεικνύεται ότι περιλαμβάνοντας την οπτική ροή και τα τοπικά χαρακτηριστικά σημεία βελτιώνεται σημαντικά η διαδικασία της αναγνώρισης των οχημάτων. Επιπλέον, η μετατροπή του χρώματος στην παλέτα HSV (Hue Saturation Value) είναι βοηθητική για την εξαγωγή χαρακτηριστικών του δρόμου. Η μέθοδος στην παρούσα έρευνα είχε σφάλμα εντοπισμού οχημάτων μικρότερο του 3.9% και σφάλμα παρακολούθησης μικρότερο του 2.1%. Τέλος, οι ερευνητές αναφέρουν ότι η χρήση των Μη Επανδρωμένων Οχημάτων μπορεί να επεκταθεί και σε άλλες εφαρμογές.

Οι Khan et al., 2018 [12] παρουσιάζουν μια αναλυτική μεθοδολογία με την οποία δύναται να γίνει αξιολόγηση της απόδοσης ενός κυκλικού κόμβου μέσω Μη Επανδρωμένων Οχημάτων. Η αξιολόγηση πραγματοποιήθηκε προσδιορίζοντας τον κυκλοφοριακό φόρτο του κάθε σκέλους του κόμβου και αναλύοντας τη συμπεριφορά των οδηγών χρησιμοποιώντας την ανάλυση αποδοχής-απόκλισης. Η συλλογή δεδομένων πραγματοποιήθηκε σε μια αστική περιοχή της πόλης Sint-Truiden του Βελγίου. Τα δεδομένα συλλέχθηκαν με τη χρήση Μη Επανδρωμένου Οχήματος κατά τις ώρες αιχμής της Παρασκευής (15:00-16:30). Το δείγμα της παρούσης εργασίας περιορίστηκε στα 15 λεπτά. Η αυτόματη εξαγωγή πολλαπλών τροχιών περιγράφεται από τους (Khan et al, 2017). Η διαδικασία περιλάμβανε 5 στάδια. Κατά το αρχικό στάδιο πραγματοποιήθηκε η προ επεξεργασία των δεδομένων, δηλαδή η επιλογή των χρήσιμων καρέ, οι διορθώσεις της εικόνας και αφαίρεση πίξελ με τη δημιουργία ROI masks. Έπειτα, τα βίντεο σταθεροποιήθηκαν και γεωαναφέρθηκαν. Στη συνέχεια, υλοποιήθηκε ο αλγόριθμος σε C++(OpenCV Library) με τον οποίο πραγματοποιήθηκε η ανίχνευση των οχημάτων και η εξαγωγή των τροχιών τους. Τα αποτελέσματα επαληθεύτηκαν και με μη αυτόματη μέθοδο για την ελαχιστοποίηση του σφάλματος. Η αξιολόγηση βασίστηκε στους πίνακες Προέλευσης-Προορισμού που εξάχθηκαν για το κάθε σκέλος του κυκλικού κόμβου και στη συμπεριφορά των οδηγών, η οποία μετρήθηκε με την ανάλυση διάκενου. Παρατηρήθηκε μέγιστη κυκλοφορία στα σκέλη που προέρχονται από το κεντρικό τμήμα της πόλης και έχουν ως προορισμό την εμπορικές και περιοχές κατοικίας. Το κρίσιμο διάκενο υπολογίστηκε με την μέθοδο Modified Raff και κυμαίνονταν στις αποδεκτές τιμές. Τέλος, το άρθρο τονίζει την χρησιμότητα της οπτικής και της ευελιξίας που μπορούν να προσφέρουν τα Μη Επανδρωμένα Οχήματα σε τέτοιου είδους εφαρμογές.

Σκοπός της έρευνας των Krajewski et al. (2018) [13] αποτέλεσε η πρόταση μιας μεθόδου μέτρησης και καταγραφής δεδομένων από ψηλά. Το highD Dataset περιλαμβάνει ένα μεγάλο δίκτυο τροχιών οχημάτων από οδούς ταχείας κυκλοφορίας στη Γερμανία και πιο συγκεκριμένα στην περιοχή της Κολωνίας. Αποτελείται συνολικά από 5600 αλλαγές λωρίδων, 110.000 καταγεγραμμένες τροχιές και υλικό συνολικής διάρκειας 16.5 ωρών με τη χρήση ενός DJI

Phantom 4 Pro Plus. Οι πτήσεις πραγματοποιήθηκαν σε ηλιόλουστο και απάνεμο καιρό από τις 8π.μ. έως τις 5μ.μ.. Αρχικά, έγινε η πρώιμη επεξεργασία του υλικού η οποία περιλάμβανε μεταξύ άλλων τη σταθεροποίηση και τη διόρθωση προσανατολισμού των βίντεο με τη χρήση του OpenCV. Ακολουθούσε η εφαρμογή αλγορίθμου εκμάθησης βασισμένου στον U-Net κάνοντας τις ανάλογες προσαρμογές. Οι προσαρμογές αφορούσαν τις γραμμές των λωρίδων και τις πινακίδες σήμανσης οι οποίες και επισημάνθηκαν χειροκίνητα. Με τον αλγόριθμο αυτό επιτεύχθηκε η προσθήκη χαρακτηρισμού για τα οχήματα που είχαν καταγραφεί. Ο αλγόριθμος ακόμα εντοπίζει εάν κάποιο αντικείμενο εμφανίζεται σε συνεχόμενα καρέ του βίντεο με σκοπό να γνωρίζει εάν κάποια καταγεγραμμένη τροχιά είναι λανθασμένη. Με σκοπό την ελαχιστοποίηση του σφάλματος εντοπισμού υλοποιήθηκε 2 φορές η εκπαίδευση του αλγορίθμου με τελικό σφάλμα 2%. Προτού εξαχθεί το τελικό Dataset ήταν απαραίτητη η προ-επεξεργασία του με τον αναβαθμισμένο αλγόριθμο των Montanino και Punzo (2015) που αποβλέπει στην εξομάλυνση των τροχιών και την αποτροπή του από το να καταγράφει τροχιές που είναι αδύνατον να υπάρξουν. Με την έρευνα αυτή δημιουργήθηκε το highD Dataset, το οποίο μπορεί να αξιοποιηθεί για τον έλεγχο ασφαλείας σε δρόμους ταχείας κυκλοφορίας.

Η έρευνα των Benjdira et al. (2019) [14] επικεντρώνεται στη σύγκριση δύο αλγορίθμων που αποσκοπούν στον εντοπισμό οχημάτων μέσα από αεροφωτογραφίες. Οι Faster R-CNN και YOLOv3 δοκιμάστηκαν σε συνολικά 218 φωτογραφίες οι οποίες λήφθηκαν πάνω από το Prince Sultan University ενώ κάποιες συλλέχθηκαν από το site GitHub. Το δείγμα αποτελούνταν από οχήματα σε διαφορετικά περιβάλλοντα, ενώ το ύψος λήψης των φωτογραφιών ήταν 55 και 80 μέτρα. Ο Faster R-CNN ως δεδομένα εισόδου έχει ROIs από τα οποία εξάγεται ένα χαρακτηριστικό διάνυσμα. Το διάνυσμα αυτό εισέρχεται σε μια διαδικασία ταξινόμησης εξάγοντας δυο στοιχεία. Το πρώτο στοιχείο είναι οι πιθανότητες για τα διαφορετικά αντικείμενα που εξετάστηκαν, το δεύτερο στοιχείο είναι οι συντεταγμένες του πλαισίου χαρακτήρα. Η λειτουργεία του YOLOv3 βασίζεται στη διαίρεση της εικόνας, που αποτελεί το δεδομένο εισόδου, σε έναν κάνναβο. Το εκάστοτε κελί συσχετίζεται με ένα αντικείμενο, ενώ μπορεί να προβλέψει έναν αριθμό πλαισίων χαρακτήρα με το κάθε πλαίσιο να συνδέεται με 5 τιμές. Κατά τη διάρκεια της έρευνας πραγματοποιήθηκαν πολλαπλές βελτιώσεις στον αλγόριθμο Yolov3 που στο τέλος αποτέλεσε καλύτερη επιλογή έναντι του Faster R-CNN, καθώς ήταν πιο ικανός να εξάγει τα οχήματα από τις εικόνες με ακρίβεια της τάξης του 99.07% και ταυτόχρονα.

Οι Bock et al. (2019) [15] στην έρευνα τους εξετάζουν τη συμπεριφορά των οδηγών καταγράφοντας τροχιές μέσω Μη Επανδρωμένων Οχημάτων δημιουργώντας ένα μεγάλης κλίμακας σύνολο δεδομένων. Οι καταγραφές πραγματοποιήθηκαν με τη χρήση ενός DJI Phantom 4 Pro στην περιοχή Aachen της Γερμανίας σε 4 διαφορετικές τοποθεσίες τη χρονική περίοδο 2017-2019 με διάρκεια πτήσης 20-22 λεπτά σε καλές συνθήκες και χαμηλούς ανέμους.

Συνολικά κατεγράφησαν 11500 οδηγοί ΙΧ αυτοκινήτων, φορτηγών και λεωφορείων και παραπάνω από 5000 ευάλωτοι χρήστες του οδικού δικτύου όπως πεζοί και ποδηλάτες. Η προεπεξεργασία αποτελούταν από τη διόρθωση της παραμόρφωσης του φακού και τη σταθεροποίηση στο πρώτο καρέ. Στη συνέχεια, από τις θέσεις των οδηγών σε κάθε καρέ εξάχθηκαν οι τροχιές. Η εξαγωγή αυτή έγινε με τη χρήση αλγορίθμων μηχανικής όρασης βασιζόμενων σε νευρωνικά δίκτυα. Προτού γίνει η χρήση των νευρωνικών δικτύων χρειάστηκε να ακολουθηθεί διαδικασία εκπαίδευσης των αλγορίθμων κατά την οποία χρησιμοποιήθηκαν 400 εικόνες. Ο εντοπισμός των οχημάτων πραγματοποιήθηκε με παρόμοιο τρόπο όπως και στον SSD και στον Faster-RCNN, εκτιμώντας την τοποθεσία και τον προσανατολισμό των αντικειμένων σε μορφή πλαισίου χαρακτήρα. Λόγω της ανάγκης σημασιολογικής κατάτμησης χρησιμοποιήθηκαν επιπλέον δίκτυα βασισμένα στην U-Net αρχιτεκτονική προσαρμοσμένα στο μέγεθος του αντικειμένου που θα εντοπιστεί. Κατά τη μετεπεξεργασία ένας αλγόριθμος εντοπισμού ήταν υπεύθυνος για τη σύνδεση των εντοπισμένων οχημάτων με τροχιές μετρώντας ταυτόχρονα τις αποστάσεις τους ανάμεσα σε 2 διαδοχικά καρέ για τον αποκλεισμό λανθασμένων εντοπισμών. Επιπλέον, χρησιμοποιήθηκε η Bayesian Smoothing και ένα μοντέλο σταθερής επιτάχυνσης για τον επανασχεδιασμό των τροχιών. Με αυτό τον τρόπο τα σφάλματα εντοπισμού μειώθηκαν. Αναγκαία ήταν και η μετατροπή των τροχιών από συντεταγμένες εικόνων σε μετρητικές συντεταγμένες για τη συμβατότητα με πολλές εφαρμογές. Το σύνολο των δεδομένων εξάχθηκε σε μορφή εικόνας και 3 αρχείων CSV ανά καταγραφή με τη βοήθεια της Python και του Matlab. Τα δύο αρχεία CSV περιέχουν τα μεταδεδομένα που αφορούν τις καταγραφές και τα εντοπισμένα οχήματα, ενώ το τρίτο περιέχει τις τροχιές από τις οποίες εξάγεται πληροφορία για κάθε θέση, προσανατολισμό, ταχύτητα και επιτάχυνση για κάθε καρέ. Τέλος, στην έρευνα επισημαίνεται το μέγεθος των δεδομένων που συλλέχθηκαν και επεξεργάστηκαν με τη βοήθεια της μηχανικής όρασης και των νευρωνικών δικτύων. Με τη χρήση αυτών των δυο εργαλείων και την καταγραφή από Μη Επανδρωμένα Οχήματα μπορεί να μελετηθεί ένας μεγάλος όγκος δεδομένων τα οποία θα περιλαμβάνουν οχήματα αλλά και πεζούς. Έτσι, δίνεται και η δυνατότητα λεπτομερούς ανάλυσης λειτουργίας των διασταυρώσεων.

Οι Barmpounakis et al. (2019) [16] αναγνωρίζουν τη χρησιμότητα των μικρών Μη Επανδρωμένων Οχημάτων ως εργαλεία στον έλεγχο των συγκοινωνιακών υποδομών. Στο πλαίσιο αυτό, εξετάστηκε η ένταξη τους στο σύστημα υποδομών ευφυών μεταφορών με σκοπό την εξαγωγή τροχιών σε έναν 4-σκελή κόμβο με διάβαση για πεζούς από βίντεο. Αρχικά, πραγματοποιήθηκε η διαμόρφωση των δεδομένων που περιλάμβανε την σταθεροποίηση, την διόρθωση της παραμόρφωσης του φακού και την γεωαναφοράς τους με σκοπό να είναι εφικτή η εξαγωγή κυκλοφοριακών δεδομένων. Για να γίνει αυτό, χρειάστηκε η συσχέτιση της εικόνας σε ένα σύστημα συντεταγμένων και η εύρεση σημείων ενδιαφέροντος. Επιπλέον, διορθώθηκε

η παραμόρφωση του φακού μέσω της μετατροπής της εικόνας γνωρίζοντας τις παραμέτρους διαστροφής. Ακολούθησε η σταθεροποίηση του υλικού που καταγράφηκε με την προσθήκη ενός καρδανικού αναρτήρα και την εφαρμογή φίλτρων εξομάλυνσης. Η λειτουργία των φίλτρων βασίζεται στον εντοπισμό μια ομάδας εικονοστοιχείων και της σύγκρισης της θέσης τους μεταξύ των καρέ του βίντεο. Έπειτα, καθορίστηκαν σημεία γνωστών συντεταγμένων για την αύξηση της ακρίβειας ώστε σύμφωνα με τη θέση τους στο έδαφος και θέση τους στην εικόνα να γεωαναφερθούν τα δεδομένα. Με τη βοήθεια ενός αλγορίθμου εξετάστηκε η ύπαρξη ή όχι αντικειμένων ενδιαφέροντος εξάγοντας ένα χάρτη πιθανοτήτων. Για την έρευνα χρησιμοποιήθηκε ένα ελαφρύ εξακόπτερο έτσι ώστε να επιτευχθεί μεγάλη ακρίβεια και υψηλή ανάλυση. Ο μέγιστος χρόνος πτήσης του είναι τα 18 λεπτά, καταγράφοντας βίντεο 4k ανάλυσης στα 30 καρέ το δευτερόλεπτο. Η έρευνα έλαβε χώρα σε κόμβο εντός του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου. Η πτήση πραγματοποιήθηκε με ύψος τα 70μ και ακρίβεια 155χιλ. Η κάθε πτήση είχε διάρκεια 14 λεπτά και αφότου είχε προηγηθεί η διαδικασία της βαθμονόμησης ήταν εφικτό να εξαχθούν οι τροχιές και οι ταχύτητες των οχημάτων. Συνολικά μετρήθηκαν δεδομένα για 140 οχήματα με μέση ταχύτητα 19χλμ/ω και μέγιστη τα 57χλμ/ω. Ακολούθησε η παραγωγή του πίνακα προέλευσης προορισμού με την προσθήκη μετρητών σε κάθε είσοδο και έξοδο του κόμβου. Με παρόμοια τεχνική κατεγράφησαν και οι πεζοί, 23 στο σύνολο με μέση ταχύτητα 1.34μ/δλ. Καθώς, το συγκεκριμένο Μη Επανδρωμένο Όχημα διαθέτει σύστημα παρακολούθησης οχημάτων επί του αεροσκάφους διεξάχθηκε ένα ακόμη πείραμα αυτή τη φορά χωρίς πεζούς. Ένα όχημα ακολουθούταν από το Μη Επανδρωμένο Όχημα διαγράφοντας μια συγκεκριμένη πορεία, ενώ έγιναν και δοκιμές με διαφορετικές ταχύτητες και ύψη πτήσης. Στη λειτουργία αυτή η γεωαναφορά πραγματοποιήθηκε μέσω τεχνολογίας GNSS που δίνει σφάλμα της τάξης των 4χιλ. Οι ερευνητές τονίζουν τη σημαντικότητα των Μη Επανδρωμένων Οχημάτων για παρόμοιες μελέτες και τις δυνατότητες εξέλιξής τους. Τέλος, αναφέρουν ότι η ανάλυση και συλλογή δεδομένων κατά αυτόν τον τρόπο πρέπει να λαμβάνει πάντα υπόψη την διαδικασία της βαθμονόμησης.

Οι Outay et al. (2020) [17] αναφέρουν ότι στα πλαίσια των μελλοντικών «έξυπνων-πόλεων» τα Μη Επανδρωμένα Οχήματα θα διαδραματίσουν σημαντικό ρόλο προσθέτοντας πολλές εφαρμογές στον τομέα των μεταφορών. Με την εκμετάλλευση της μηχανικής όρασης και των βίντεο που καταγράφουν τα Μη Επανδρωμένα Οχήματα μπορούν να υλοποιηθούν μελέτες που αφορούν τον έλεγχο της κυκλοφορίας, την οδική ασφάλεια και τη διαχείριση των συγκοινωνιακών υποδομών. Στην ανασκόπησή τους περιέχονται όλες οι έρευνες που έχουν προκύψει και αφορούν την εφαρμογή των Μη Επανδρωμένων Οχημάτων στον τομέα των μεταφορών. Τα άρθρα που έχουν συλλεχθεί έχουν ημερομηνία δημοσίευσης από το 2000 έως το 2020, αντλήθηκαν από τις βιβλιογραφικές βάσεις Scopus και Google Scholar. Αρχικά, όσον αφορά την χρήση των Μη Επανδρωμένων Οχημάτων στον τομέα της οδικής ασφάλειας

υπάρχει δυνατότητα διεξαγωγής λεπτομερούς έρευνας ατυχημάτων, εκτίμησης της επικινδυνότητας και γενικότερης εποπτείας του οδικού δικτύου. Κάτι τέτοιο επιτυγχάνεται με τη μελέτη των τροχιών των οχημάτων που είναι εφικτό να αντληθούν από τα βίντεο. Η διερεύνηση ατυχημάτων εμπλέκει την εφαρμογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και πολυκριτηριακής ανάλυσης. Τα Μη Επανδρωμένα Οχήματα υπερτερούν σε σύγκριση με τα Επανδρωμένα Οχήματα, τα ελικόπτερα και τα οχήματα αναφοράς συμβάντων στον τομέα του κόστους και της ταχύτητας. Η εξέλιξη στον τομέα της τεχνολογίας και του λογισμικού θα διευκολύνει τη διερεύνηση της οδικής ασφάλειας μέσω της καταγραφής βίντεο από πολλαπλά ύψη πτήσεως και γωνιών θέασης, της επεξεργασίας των εικόνων με αποτέλεσμα 3d μοντέλα και της ανάπτυξης των εφαρμογών που είναι διαθέσιμες ώστε να αυξηθεί η ακρίβεια που προσφέρουν. Μεταξύ άλλων, πραγματοποιήθηκαν έρευνες για την εποπτεία υποδομών με το λογισμικό Agisoft PhotoScan, όπου παράχθηκαν συντεταγμένες της περιοχής ενδιαφέροντος μέσω εικόνων 4k κάμερας. Η οριζόντια ακρίβεια που επιτεύχθηκε ήταν της τάξης των 0.2μ ενώ με την προσθήκη φωτοσταθερών σημείων η ακρίβεια και η ανάλυση δύναται να βελτιωθούν. Τέλος, στο άρθρο αναφέρεται η σημασία που πρέπει να δοθεί στον εναέριο χώρο και στα όσα αναφέρουν οι ισχύουσες νομοθεσίες για τη χρήση των Μη Επανδρωμένων Οχημάτων, αλλά και οι τεχνικές ελλείψεις των ίδιων των οχημάτων που θα μειωθούν σε μελλοντικά σενάρια και κατά την εδραίωσή τους στον τομέα της μελέτης των μεταφορών.

Το 2020, πραγματοποιήθηκε μια πρωτοπόρα έρευνα με όνομα “Pneuma” με σκοπό την καταγραφή ροών κυκλοφορίας σε περιβάλλον κυκλοφοριακής συμφόρησης χρησιμοποιώντας Μη Επανδρωμένα Οχήματα (Barmpounakis και Geroliminis 2020) [18]. Η συλλογή των δεδομένων κυκλοφοριακού φόρτου πραγματοποιήθηκε σε μια περιοχή της Αθήνα εμβαδού 1,3τχλμ με περισσότερα από 100χλμ λωρίδων οδικού δικτύου, περίπου 100 κόμβους και πληθώρα στάσεων ΜΜΜ. Πραγματοποιήθηκαν πολλαπλές πτήσεις ενός σμήνους 10 Μη Επανδρωμένων Οχημάτων συλλέγοντας βίντεο συνολικής διάρκειας 59 ωρών και σχεδόν μισού εκατομμυρίου τροχιών. Οι πτήσεις πραγματοποιήθηκαν καθημερινές ημέρες από τις 8:30-11:00. Οι τελικές θέσεις των Μη Επανδρωμένων Οχημάτων αποφασίστηκαν με κριτήριο την ορατότητα των υπό μελέτη οδών. Επιπλέον, σημαντικό ρόλο αποτέλεσε η ύπαρξη επικάλυψης στις περιοχές λήψης έτσι ώστε να μπορούν να συγχρονιστούν τα βίντεο από το κάθε Μη Επανδρωμένο Όχημα. Για την επεξεργασία των δεδομένων χρησιμοποιήθηκαν αλγόριθμοι εντοπισμού και παρακολούθησης. Για μεγαλύτερη αξιοπιστία τα δεδομένα αναλύθηκαν και με τη χρήση του DataFromSky με 98.8% ακρίβεια στον εντοπισμό. Παρά τη μεγάλη αξιοπιστία του αλγορίθμου, τα αποτελέσματα ελέγχθηκαν και μη αυτόματα για την ελαχιστοποίηση του σφάλματος. Σε περιοχές με μικρή ορατότητα δεν ήταν δυνατός ο εντοπισμός, όμως με τον έλεγχο των «πυλών» εισόδου/εξόδου ροών της εκάστοτε οδού υπήρχε δυνατότητα εξαγωγής αποτελεσμάτων. Επιπλέον, με την εφαρμογή του Kalman Filter

επιτεύχθηκε ακρίβεια ταχύτητας 2.97χλμ/ω. Με την έρευνα αυτή εξάχθηκε ο πίνακας Προέλευσης-Προορισμού και τα μακροσκοπικά βασικά διαγράμματα της περιοχής μελέτης αλλά και αποτελέσματα που αφορούν την επιρροή της αλλαγής λωρίδων στην κυκλοφορία. Τα αποτελέσματα και η λειτουργία του "Pneuma" που ανοίγει τον δρόμο για μελλοντικές παρατηρήσεις κυκλοφορίας με μεγάλη ακρίβεια. Συγκεκριμένα, μπορούν να διερευνηθούν οι αλλαγές λωρίδων, να εκτιμηθεί ο χρόνος μετακίνησης, η αλληλεπίδραση μεταξύ οχημάτων, η επίδραση των ταξί και των υπόλοιπων ΜΜΜ αλλά και άλλων φαινομένων που μπορεί να προκύψουν στο εγγύτερο μέλλον βασιζόμενα σε μοντέλα κυκλοφορίας.

Οι Makrigiorgis et al. (2020) [19] αναγνωρίζουν ότι η παρακολούθηση της κυκλοφορίας έχει καίριο ρόλο στην αποτελεσματική αντιμετώπιση των φαινομένων συμφόρησης στα οδικά δίκτυα. Με σκοπό την αποδοτικότερη αντιμετώπιση των φαινομένων αυτών αναπτύχθηκε ένας τρόπος με τον οποίο μπορούν να εξαχθούν θεμελιώδη διαγράμματα με τη χρήση εναέριου υλικού από Μη Επανδρωμένα Οχήματα. Η συλλογή δεδομένων πραγματοποιήθηκε στην περιοχή της Κύπρου με την χρήση ενός DJI Mavic Enterprise. Συγκεκριμένα, συλλέχθηκε υλικό συνολικής διάρκειας 3 ωρών και 1000 φωτογραφιών, με ύψος πτήσης 150μ πάνω από ένα ενιαίο τμήμα οδού. Πριν την επεξεργασία έπρεπε να σημανθούν τα συνολικά 28377 οχήματα που είχαν καταγραφεί σε τμήμα οδού μήκους 130μ. Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν ήταν οι YoloV2 και DronetV3. Στη συνέχεια, με τη χρήση αλγορίθμων εντοπισμού αναγνωρίσθηκε το κάθε αντικείμενο, ενώ γύρω του σχηματίζεται ένα πλαίσιο χαρακτήρα. Τα σφάλματα που προέκυψαν κατά τον εντοπισμό αντιμετωπίσθηκαν με την εφαρμογή του Hungarian Algorithm σε συνδυασμό με το Kalman Filtering. Ο Hungarian Algorithm αντιστοιχεί τα πλαίσια χαρακτήρα με σκοπό το Kalman Filtering να εφαρμοστεί σε αυτά και να καταγράψει κάθε τροχιά που είναι στο οπτικό πεδίο του Μη Επανδρωμένου Οχήματος. Για τη συσχέτιση ενός αντικειμένου που παρουσιάζεται σε διαδοχικά καρέ χρησιμοποιήθηκε ο IoU (Intersection of Union). Ωστόσο , η λειτουργία του IoU δυσχεραίνει όταν παρατηρούνται αλλαγές ταχυτήτων των οχημάτων. Για την αύξηση της ακρίβειας με τη χρήση του Kalman Filtering δόθηκε η δυνατότητα της πρόβλεψης των πλαισίων χαρακτήρα. Επιπλέον, σε περιπτώσεις που ένα όχημα δεν ήταν ορατό με την χρήση του Kalman Filtering υπήρξε η δυνατότητα πρόβλεψης της επόμενης θέσης του οχήματος εξάγοντας έτσι και την τροχιά που θα ακολουθήσει. Για την αποτελεσματικότερη επίλυση του συγκεκριμένου προβλήματος αναπτύχθηκε ένα μοντέλο που σε περίπτωση που η τροχιά του οχήματος που προβλέφθηκε δεν αντιστοιχεί με ένα όχημα για μια συγκεκριμένη χρονική περίοδο, τότε η πρόβλεψη απορρίπτεται. Επίσης, η ταχύτητα των οχημάτων εκτιμήθηκε μέσω μιας σχέσης που αναπτύχθηκε που συνδέει τα πίξελ της εικόνας με πραγματικές αποστάσεις. Η σχέση περιλαμβάνει το ύψος πτήσης, το ύψος και πλάτος του αισθητήρα της κάμερας, την εστιακή απόσταση και το ύψος και πλάτος από το βίντεο που καταγράφηκε. Τέλος, μέσω του

εντοπισμού των οχημάτων εξάχθηκαν και οι δισδιάστατες συντεταγμένες των οχημάτων, οι ταχύτητες σε κάθε εντοπισμό, οι φορές των ταχυτήτων, η πυκνότητα των οχημάτων σε κάθε καρέ και ο εισερχόμενος και εξερχόμενος κυκλοφοριακός φόρτος. Εν κατακλείδι, στο συγκεκριμένο άρθρο αναπτύχθηκε μια ολοκληρωμένη μέθοδος για την παρακολούθηση της κυκλοφορίας με τη χρήση εναέριων καταγραφών, εξάγοντας τα θεμελιώδη διαγράμματα για ένα τμήμα οδού στην περιοχή Nicosia της Κύπρου.

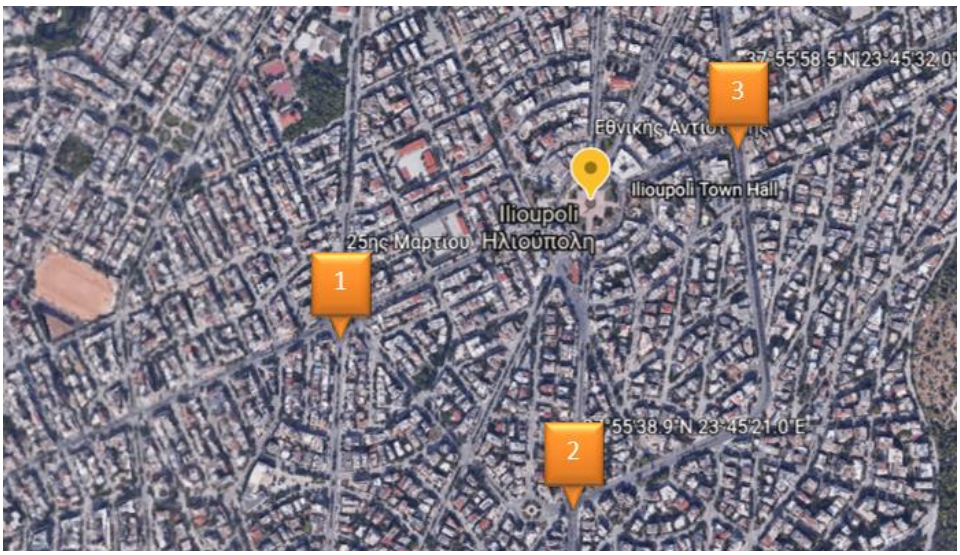
Κεφάλαιο 3 – Συλλογή Δεδομένων

3.1 – Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζεται η διαδικασία που πραγματοποιήθηκε για τη συλλογή δεδομένων που θα αξιοποιηθούν στην παρούσα διπλωματική εργασία. Θα γίνει περιγραφή των κριτηρίων με τα οποία επιλέχθηκαν οι περιοχές, οι κατάλληλες παράμετροι για τη συλλογή δεδομένων, οι δοκιμές που πραγματοποιήθηκαν πριν τις τελικές πτήσεις και θα παρουσιαστούν τα τελικά δεδομένα που αντλήθηκαν.

3.2 – Επιλογή περιοχή μελέτης

Σκοπός του πειράματος ήταν η καταγραφή της κυκλοφορίας σε ισόπεδους και κυκλικούς κόμβους με τη χρήση Μη Επανδρωμένων Οχημάτων. Με τη χρήση αυτού του μέσου καταγραφής δίνεται η δυνατότητα της παρακολούθησης των κυκλοφοριακών συνθηκών από μια ξεχωριστή οπτική γωνία. Έπειτα από μελέτη παλιότερων ερευνών αλλά και συζήτηση με τους υπευθύνους καθηγητές επιλέχθηκε ως περιοχή μελέτης η Ηλιούπολη και συγκεκριμένα δύο ισόπεδοι κόμβοι και ένας κυκλικός. Αναλυτικότερα επιλέχθηκε 1) ο κυκλικός κόμβος 25ης Μαρτίου, 2) ο ισόπεδος κόμβος των οδών Δημάρχου Παύλου Πεντάρη και Ηρώων Πολυτεχνείου και 3) ο κόμβος της Λεωφόρου Πρωτόπαπα και Σοφοκλή Βενιζέλου. Η θέσεις των περιοχών φαίνονται στην παρακάτω εικόνα:



Σχήμα 7: Θέσεις περιοχών μελέτης στον χάρτη (Υπόβαθρο: Google Maps)

Η περιοχή της Ηλιούπολης ανήκει στην Περιφερειακή Ενότητα του Νότιου Τομέα Αθηνών και παρουσιάζει μεγάλο αριθμό ισόπεδων και κυκλικών κόμβων, ενώ ενώνει περιοχές με έντονη δραστηριότητα τον τελευταίο χρόνο. Η συγκοινωνιακή εξυπηρέτηση των κατοίκων της περιοχής πραγματοποιείται μέσω 18 λεωφορειακών γραμμών και 3 σταθμών μετρό. Οι θέσεις των τριών περιοχών που επιλέχθηκαν συνδέονται χωρικά δίνοντας τη δυνατότητα διερεύνηση πιθανής αλληλεπίδρασης των κυκλοφοριακών μεγεθών και συνθηκών που επικρατούν σε μελλοντικές έρευνες. Έπειτα από παρατηρήσεις, οι περιοχές παρουσίαζαν έντονη κυκλοφορία κατά τις ώρες αιχμής. Αξίζει να σημειωθεί ότι η Πλατεία Εθνικής Αντίστασης (σημειωμένη με κίτρινο στο σχήμα 7) είχε εξεταστεί ως υποψήφια περιοχή μελέτης όμως λόγω της έκτασής της θα χρειαζόταν μεγαλύτερο ύψος πτήσης από το επιτρεπόμενο της περιοχής για να καλυφθεί και κατ' επέκταση ειδική άδεια.

3.3 – Επιλογή παραμέτρων

Οι τρεις περιοχές μελέτης που επιλέχθηκαν παρουσιάζουν κάποιες διαφοροποιήσεις μεταξύ τους οι οποίες λήφθηκαν υπόψη κατά την οργάνωση και επιλογή των παραμέτρων σύμφωνα με τις οποίες θα πραγματοποιούνταν η καταγραφή των δεδομένων.

Το ύψος πτήσης διαφέρει για τις τρείς περιοχές καθώς παρουσιάζουν διαφορετική δόμηση και έκταση. Για κάθε περιοχή κρίθηκε αναγκαία η επιλογή διαφορετικού ύψους πτήσης με σκοπό τη λήψη του βέλτιστου αποτελέσματος. Πραγματοποιήθηκαν δοκιμαστικές πτήσεις, μια διαφορετική μέρα από την ημέρα που ορίσθηκε για καταγραφή, με ύψη πτήσης 50, 100 και 200 μέτρα. Επιπλέον, πραγματοποιήθηκε δοκιμαστική πτήση με σκοπό να διαπιστωθεί ο συνολικός χρόνος καταγραφής που θα μπορούσε να επιτευχθεί με επιθυμητό χρόνο άνω των 15 λεπτών έτσι ώστε να υπάρχει επίγνωση του όγκου των δεδομένων που θα εξάγονταν αλλά και των δυνατοτήτων αξιοποίησής τους.

Στη συνέχεια, προσδιορίστηκε η ημέρα και ώρα καταγραφής. Ως κατάλληλη ημέρα επιλέχθηκε η Δευτέρα, καθώς είναι εργάσιμη ημέρα, ενώ ταυτόχρονα δεν είναι η ημέρα κατά την οποία γίνεται η λαϊκή αγορά στην ευρύτερη περιοχή. Οι ώρες καταγραφής ήταν κατά τη διάρκεια της πρωινής αιχμής. Πιο συγκεκριμένα, στις 8:00 π.μ. και 11 π.μ.. Με τις ώρες αυτές θα ήταν εφικτό μεταξύ άλλων να παρατηρηθεί η διακύμανση του φόρτου συμπεριλαμβάνοντας και διαστήματα που παρουσιάζουν κυκλοφοριακή συμφόρηση. Για την ομαλή καταγραφή ήταν απαραίτητη η απουσία δυνατών ανέμων. Σε περίπτωση που οι συνθήκες δεν ήταν ευνοϊκές η ημέρα καταγραφής θα μεταφερόταν κατά μια εβδομάδα.

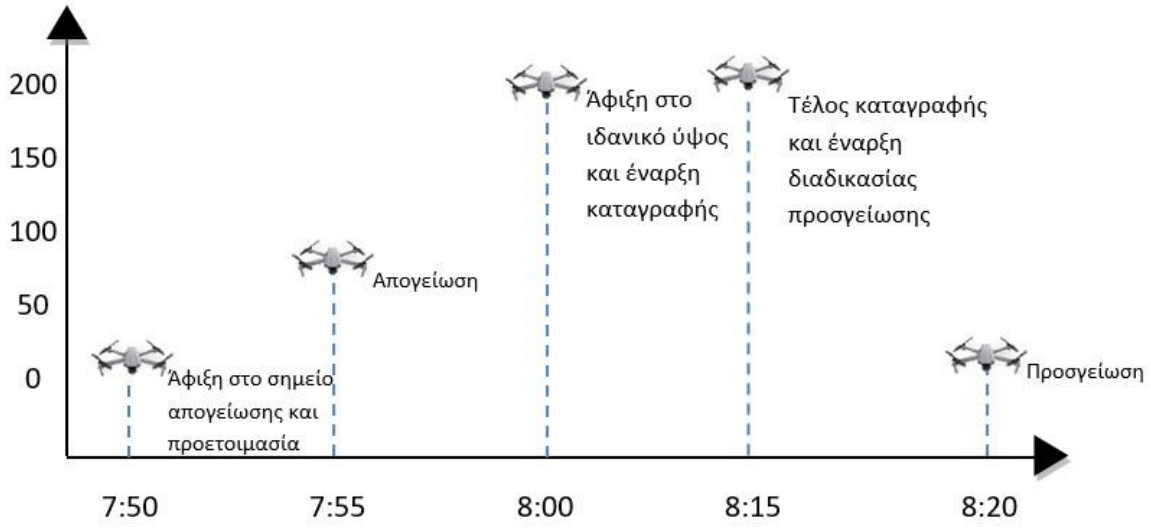
Τέλος, η κάλυψη της περιοχής μελέτης θα επιτυγχανόταν με τη χρήση συνολικά τριών Μη Επανδρωμένων Οχημάτων. Τα σημεία απογείωσης βρίσκονταν πλησίον των σημείων ενδιαφέροντος σε τοποθεσία τέτοια ώστε ο κάθε χειριστής να έχει οπτική επαφή με το δικό του

Μη Επανδρωμένο Όχημα. Μετά την απογείωση το Μη Επανδρωμένο όχημα με τη βοήθεια της τηλεκατεύθυνσης θα μετακινούνταν στο σημείο από το οποίο θα ξεκινούσε η καταγραφή. Προκειμένου οι θέσεις από τις οποίες θα γινόταν η καταγραφή να είναι οι καλύτερες δυνατές από άποψη οπτικού πεδίου, προηγήθηκαν δοκιμαστικές πτήσεις τηρώντας την υπάρχουσα νομοθεσία. Μετά το πέρας της καταγραφής η προσγείωση των Μη Επανδρωμένων Οχημάτων θα γινόταν σε ασφαλές σημείο μακριά από τις κατοικίες ή από σημεία στα οποία μπορεί να βρίσκονταν πεζοί.

3.4 – Πείραμα

Όλες οι πτήσεις πραγματοποιήθηκαν από έμπειρους χειριστές με πλήρη κατάρτιση. Οι πτήσεις πραγματοποιήθηκαν σύμφωνα με τα όσα ορίζει η Υπηρεσία Πολιτικής Αεροπορίας (Υ.Π.Α). Για τον καλύτερο δυνατό συγχρονισμό των πτήσεων και κατά συνέπεια των καταγραφών υπήρχε επικοινωνία μεταξύ των χρηστών μέσω κλήσης και συντονισμός από ένα τέταρτο άτομο. Όλοι οι χειριστές βρίσκονταν στα σημεία απογείωσης 10 λεπτά πριν την πτήση, 5 λεπτά αργότερα πραγματοποιήθηκε η απογείωση. Το κάθε Μη Επανδρωμένο Όχημα στις 8 π.μ. για την πρώτη και 11 π.μ. για την δεύτερη πτήση πετούσε στο ιδανικό ύψος και η καταγραφή ξεκινούσε από τον εκάστοτε χειριστή. Κατά την καταγραφή ο κάθε χειριστής ήταν υπεύθυνος για τυχόν μικροδιορθώσεις είτε στο πλάνο με σκοπό να συμπεριλαμβάνονται όλα τα οχήματα στις τυχόν ουρές που δημιουργούνταν, είτε στις ρυθμίσεις της κάμερας και της ταχύτητας κλείστρου λόγω του έντονου φωτισμού κατά τις πρωινές ώρες. Επιπλέον, τα Μη Επανδρωμένα Οχήματα λειτουργούσαν σε Tripod Mode, μια λειτουργία που αυξάνει τη σταθερότητα τους κατά τη διάρκεια της καταγραφής. Με την πρώτη ένδειξη του Μη Επανδρωμένου Οχήματος που αφορούσε τη χαμηλή στάθμη της μπαταρίας οι χειριστές ξεκινούσαν τη διαδικασία προσγείωσης από το ίδιο περίπου σημείο από το οποίο πραγματοποιήθηκε προηγουμένως και η απογείωση. Μετά τις πτήσεις στο διάστημα 8:00 π.μ. – 8:20 π.μ. είχε προγραμματιστεί συνάντηση σε μια τοποθεσία ενδιάμεσα των σημείων πτήσης με σκοπό την αντιμετώπιση πιθανών προβλημάτων και τη μεταφορά των δεδομένων σε έναν σκληρό δίσκο. Ακολουθήθηκε παρόμοια διαδικασία και για τις πτήσεις στις 11 π.μ.. Στο παρακάτω διάγραμμα παρουσιάζεται

μια απεικόνιση της συνολικής διαδικασίας καταγραφής με τις ώρες που αναγράφονται να αναφέρονται στην περίοδο καταγραφών 8:00π.μ. – 8:20π.μ.).



Σχήμα 8: Διάγραμμα απεικόνισης της θέσης του Μη Επανδρωμένου Οχήματος κατά την διάρκεια του πειράματος

3.5 – Χαρακτηριστικά δεδομένων

Η καταγραφή των βίντεο από τα Μη Επανδρωμένα Οχήματα θα είχε ως αποτέλεσμα την ερμηνεία των κυκλοφοριακών συνθηκών της περιοχής και την εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων που αφορούν τη λειτουργία του οδικού δικτύου στις περιοχές μελέτης. Συνολικά, κατεγράφησαν βίντεο ποιότητας (1080 × 1920) pixel και 25 καρέ ανά δευτερόλεπτο. Τα Μη Επανδρωμένα Οχήματα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν δύο Mavic Air 2 και ένα Mavic 2 Pro. Ενώ τα οχήματα που χρησιμοποιήθηκαν έχουν την δυνατότητα καταγραφής βίντεο ανάλυσης 4K (3840 × 2160) pixel κάτι τέτοιο δεν κρίθηκε αναγκαίο καθώς δεν ήταν απαραίτητη τόσο μεγάλη ανάλυση για το συγκεκριμένο πείραμα. Η συνολική διάρκεια καταγραφής ήταν 1:30 ώρες και ο όγκος των δεδομένων υπολογίστηκε στα 6,58 GB. Δεδομένου ότι η μετέπειτα επεξεργασία πραγματοποιήθηκε με την χρήση των καρέ των βίντεο αξίζει να αναφερθεί η αναλογία του όγκου δεδομένων σε αρχεία εικόνας που ισούται με ~120.000 καρέ (αρχεία .jpg) συνολικού μεγέθους 115 GB.

Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται τα χαρακτηριστικά των περιοχών μελέτης και οι πληροφορίες καταγραφής:

Πίνακας 1: Πληροφορίες καταγραφής και χαρακτηριστικά περιοχών μελέτης

	Πλατεία 25ης Μαρτίου	Σοφοκλή Βενιζέλου-Πρωτόπαπα	Δημ.Παύλου Πεντάρη-Ηρώων Πολυτεχνείου
Χειριστής	Μιχάλας Μιχάλης	Τζανκατιάν Δημήτρης	Κοτίδης Κωνσταντίνος
Ύψος πτήσης (m)	163	200	156
	163	205	146
Συνολική διάρκεια πτήσης (h)	31:44	30:17	30:27
Τύπος κόμβου	Κυκλικός	Ισόπεδος	Ισόπεδος
Αριθμός στάσεων λεωφορείου	5	2	2
Αριθμός διαβάσεων πεζών	5	4	3
Αριθμός φωτεινών σηματοδοτών	0	4	4
Μοντέλο Drone	Mavic Air 2	Mavic 2 Pro	Mavic Air 2
Field of view	84°	77°	84°

Για λόγους διευκόλυνσης η καταγραφή της Πλατείας 25ης Μαρτίου θα αναφέρεται ως **Βίντεο 1**, η καταγραφή στον κόμβο των οδών Δημάρχου Παύλου Πεντάρη και Ηρώων Πολυτεχνείου ως **Βίντεο 2** και ο κόμβος της Λεωφόρου Πρωτόπαπα και Σοφοκλή Βενιζέλου ως **Βίντεο 3**.

Κεφάλαιο 4 – Μεθοδολογία

4.1 – Ανάλυση Δεδομένων

4.1.1 – Ανίχνευση αντικειμένων (Object detection)

Ο κύριος σκοπός της Ανίχνευσης Αντικειμένων είναι η εύρεση και ταξινόμηση συγκεκριμένων αντικειμένων μέσα σε μια εικόνα. Σχετίζεται με την Όραση Υπολογιστή (Computer Vision) και την Επεξεργασία Εικόνας (Image Processing). Σήμερα, η Ανίχνευση Αντικειμένων εφαρμόζεται πολύ συχνά σε περιπτώσεις ανίχνευσης και αναγνώρισης προσώπου, ανίχνευσης πεζών, αναγνώριση δακτυλικών αποτυπωμάτων κλπ. Στην συγκεκριμένη περίπτωση, θα χρησιμοποιήσουμε ανίχνευση αντικειμένων για την εύρεση αυτοκινήτων σε αεροφωτογραφίες που έχουν καταγραφεί από Μη Επανδρωμένα Οχήματα. Στην ανίχνευση αντικειμένων, χρησιμοποιείτε ένα φάσμα μεθόδων για τις οποίες θα αναλύσουμε στην επόμενη παράγραφο.

4.1.2 – Μέθοδοι ανίχνευσης αντικειμένων

Ως προς την ανίχνευση αντικειμένων υπάρχουν οι προσεγγίσεις που βασίζονται σε νευρωνικά δίκτυα και αυτές που δεν χρησιμοποιούν νευρωνικά δίκτυα και χρειάζεται να γίνει πρώτα προσδιορισμός των χαρακτηριστικών, με τις οποίες δεν θα ασχοληθούμε στην προκειμένη περίπτωση.

Τα μοντέλα ανίχνευσης αντικειμένων που στηρίζονται σε νευρωνικά δίκτυα είναι τα εξής:

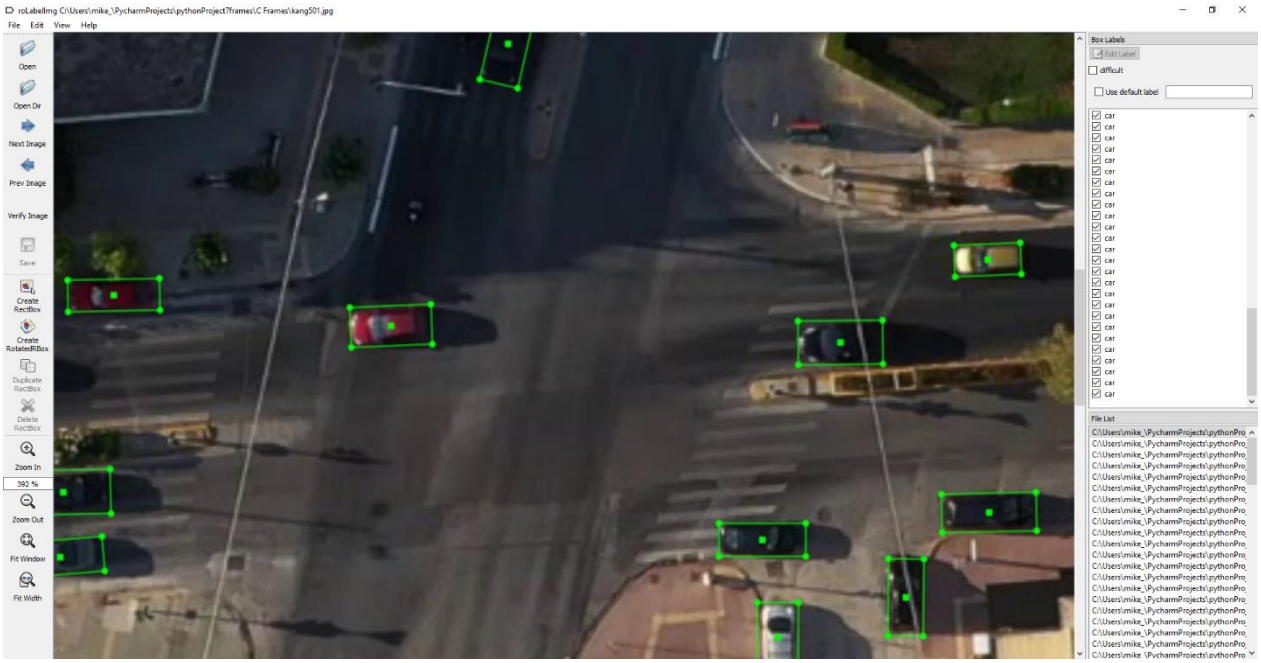
- Οι αλγόριθμοι Region Proposals (R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN, cascade R-CNN.) , στους οποίους απαιτείται και ο εντοπισμός του εκάστοτε αντικειμένου χωρικά στην εικόνα.
- Ο Single Shot MultiBox Detector (SSD) , στον οποίο η ανίχνευση πραγματοποιείται σε ένα στάδιο με την χρήση Multibox.
- Ο You Only Look Once (YOLO) , πρόκειται για ένα αλγόριθμο μονού σταδίου που κάνει ταυτόχρονα και την επιλογή περιοχών και την αξιολόγησή του
- Ο Single-Shot Refinement Neural Network for Object Detection (RefineDet) που παρουσιάζει ομοιότητες με τον SSD επιτυγχάνοντας μεγαλύτερη απόδοση.
- Το Retina-Net , ένα μοντέλο ενός σταδίου που χρησιμοποιεί μια λειτουργία εστιακής απώλειας για την αντιμετώπιση της ανισορροπίας της τάξης κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης.
- Τα Deformable convolutional networks , μοντέλα ικανά να εκπαιδευτούν βάσει διαφόρων γεωμετρικών μετασχηματισμών.

Τα παραπάνω μοντέλα ανίχνευσης χωρίζονται σε Single Shot και σε Multi Stage ανάλογα με τον τρόπο λειτουργίας τους. Η ανίχνευση των Single Shot Detectors πραγματοποιείται σε ένα βήμα, όχι σε 2 ή περισσότερα. Οι Multi Stage Detectors χρησιμοποιούν α) ένα Region Proposal Network (RPN) το οποίο επιλέγει τις υποψήφιες περιοχές ενδιαφέροντος και β) αποστέλλει τις περιοχές αυτές στο επόμενο στάδιο της ταξινόμησής και της επιλογής bounding-box. Οι Multi-stage προσεγγίσεις παρουσιάζουν υψηλά επίπεδα ακρίβειας ενώ οι Single-stage προσεγγίσεις μεγαλύτερη αποδοτικότητα.

4.1.3 – Ο ρόλος των Bounding-Box

Τα bounding-boxes είναι σημαντικά κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης καθώς είναι ορθογώνια περιγράμματα τα οποία περιβάλουν αντικείμενα της εικόνας σύμφωνα με τον στόχο της ανίχνευσης. Στην προκειμένη περίπτωση το ζητούμενο ήταν η ανίχνευση των αυτοκινήτων, επομένως τα bounding-boxes σχεδιάστηκαν για κάθε αυτοκίνητο που φαινόταν στην εικόνα. Το κάθε ορθογώνιο σχεδιάστηκε χειροκίνητα με προσοχή ώστε να περικλείει όσο το δυνατό με περισσότερη ακρίβεια το κάθε όχημα. Στην συνέχεια, τα περιεχόμενα του κάθε bounding-box θα χρησιμοποιηθούν ως σημεία αναφοράς για την διαδικασία της ανίχνευσης. Ο καθορισμός τους έγινε με το πρόγραμμα roLabellmg [20] το οποίο βρέθηκε στο github.com. Κατά την επιλογή των bounding-box για κάθε εικόνα δημιουργείται ένα αρχείο Annotation. Το αρχείο αυτό έχει μορφή .xml και περιλαμβάνει τα πληροφοριακά στοιχεία της κάθε αεροφωτογραφίας καθώς και στοιχεία για τον κάθε bounding-box όπως οι συντεταγμένες κατά x και κατά y, το μέγεθος, την γωνία περιστροφής κτλπ. Η επιλογή του συγκεκριμένου αλγορίθμου για την δημιουργία των Annotations έγινε με κριτήριο την ανάγκη δημιουργίας bounding-boxes με την δυνατότητα περιστροφής τα οποία αργότερα θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση αλγορίθμου ανίχνευσης με προσανατολισμό (S^2ANET) που θα αναλυθεί παρακάτω.

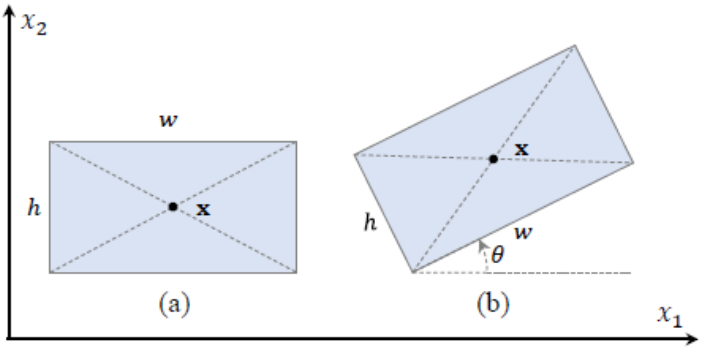
Το περιβάλλον του προγράμματος αλλά και ένα δείγμα μερικών bounding-boxes παρουσιάζονται στην παρακάτω εικόνα.



Σχήμα 9: Δείγμα περιβάλλοντος δημιουργίας bounding boxes

4.1.4 – Ανίχνευση αντικειμένων σε αεροφωτογραφίες

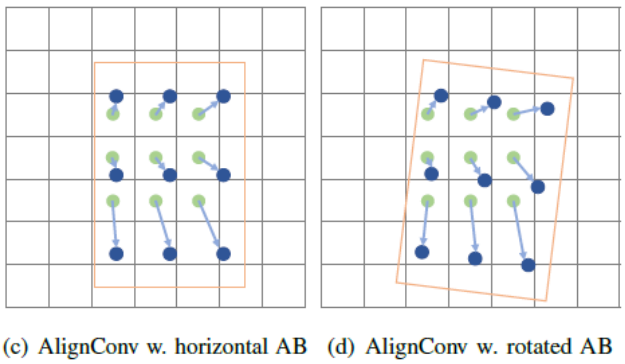
Η μέθοδος ανίχνευσης που χρησιμοποιήθηκε ονομάζεται Single-shot Alignment Network (S^2A-Net) και προτάθηκε από τους Han et al. (2020) [21]. Ο αλγόριθμος αυτός ανήκει στην κατηγορία των one-stage detectors και υιοθετεί τον αλγόριθμο RetinaNet ως baseline. Ο RetinaNet αποτελεί έναν αντιπροσωπευτικό αλγόριθμο single-shot εντοπισμού και αποτελείται από ένα δίκτυο κορμού και δύο πλήρως συνελικτικά υποδίκτυα αρμόδια για συγκεκριμένες εργασίες. Το δίκτυο κορμού Feature pyramid network (FRP) αναλαμβάνει την εξαγωγή features πολλαπλής κλίμακας. Τα υποδίκτυα πραγματοποιούν την ταξινόμηση και την παλινδρόμηση περιλαμβάνοντας πολυπληθή συνελικτικά στρώματα. Επιπλέον , χρειάστηκε η προσαρμογή του RetinaNet με σκοπό την ορθή λειτουργία του αλγορίθμου S^2A-Net για ανίχνευση αντικειμένων με προσανατολισμό. Ο RetinaNet ήταν σχεδιασμένος για την εφαρμογή σε γενικές περιπτώσεις ανίχνευσης εξάγοντας οριζόντια bounding-box όπως φαίνεται (Σχήμα 10a) ενώ τροποποιήθηκε ώστε να εξάγει προσανατολισμένα bounding-box (Σχήμα 10b).



Σχήμα 10: Αριστερά: Οριζόντιο bounding box με κέντρο x=(x_1,x_2) , πλάτος w και ύψος h

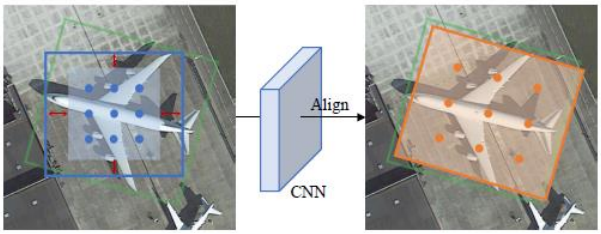
Δεξιά: Προσανατολισμένο bounding box με κέντρο x=(x_1,x_2), πλάτος w, ύψος h και γωνία $\theta \in [-\frac{\pi}{4}, \frac{3\pi}{4}]$ από τον άξονα του x_1.

Επίσης, ο αλγόριθμος πραγματοποιεί Alignment Convolution εξάγοντας features διανεμημένα σε πλέγμα, με anchor boxes για οδηγό προσθέτοντας ένα offset field όπως φαίνεται στην εικόνα:



Σχήμα 11: Παράδειγμα sampling σε 3X3 kernel . Το πορτοκαλί ορθογώνιο απεικονίζει το anchor box, τα βελάκια με μπλε χρώμα υποδεικνύουν το offset field ενώ με πράσινο χρώμα φαίνεται η θέση δειγματοληψίας

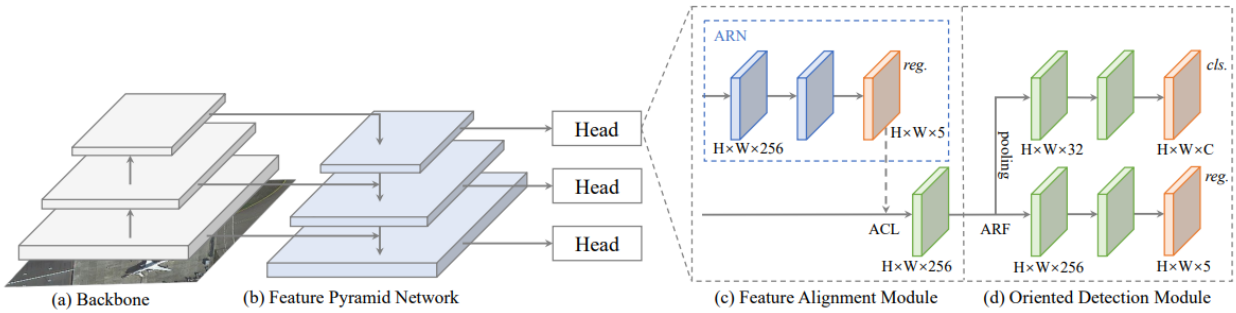
Στην συνέχεια, η αρχιτεκτονική του δικτύου S^2A-Net αποτελείται από δύο τμήματα: το Feature Alignment Module (FAM) και το Oriented Detection Module (ODM). Το FAM είναι αρμόδιο για την δημιουργία υψηλής ποιότητας anchors με την βοήθεια ενός Anchor Refinement Network (ARP) προσαρμόζοντας το κάθε feature σύμφωνα με το αντίστοιχο anchor box όπως φαίνεται και στην εικόνα:



Σχήμα 12: Προσαρμογή anchor box στο αντικείμενο

Επίσης, το τμήμα FAM επιτυγχάνει την ευθυγράμμιση των features με πλήρως συνελικτικό τρόπο. Το ODM είναι υπεύθυνο να κωδικοποιεί την πληροφορία προσανατολισμού και να παράγει feature που τον εμπεριέχουν. Στην συνέχεια, να εξάγει όσα features έχουν αμετάβλητο προσανατολισμό. Αυτά τα features διέρχονται από μια διαδικασία παλινδρόμησης και ταξινόμησης εντός ενός μικρότερου δικτύου μέχρι να παραχθούν οι τελικές προβλέψεις.

Ένα πλεονέκτημα του S^2A-Net σε σύγκριση με άλλους αλγορίθμους παρόμοιας λειτουργίας είναι η ικανότητά του να φιλτράρει τους anchors που δημιουργήθηκαν κατά την ευρετική μέθοδο και να παράγει υψηλής ακρίβειας anchors προσαρμόζοντας τους οριζόντιος anchors σε περιστρεφόμενους. Η αρχιτεκτονική του S^2A-Net μαζί με όλα τα τμήματα όσα περιεγράφηκαν παραπάνω παρουσιάζεται στην παρακάτω εικόνα:



Σχήμα 13: Απεικόνιση αρχιτεκτονικής δικτύου S^2A-Net

4.1.5 – Εκπαίδευση αλγορίθμου

Στο πλαίσιο της διπλωματικής εργασίας και της εκπαίδευσης του αλγορίθμου επιλέχτηκε να χρησιμοποιηθεί η γλώσσα προγραμματισμού Python 3.0, μία γλώσσα ανοιχτού κώδικα με τεράστιο εύρος εφαρμογών. Για εφαρμογές σχετικές με την μηχανική μάθηση, βαθιά μάθηση, υπολογιστική όραση η Python θεωρείται η κατάλληλη γλώσσα προγραμματισμού

Η εκπαίδευση του αλγορίθμου είναι μια διαδικασία που επαναλήφθηκε αρκετές φορές με σκοπό οι τελικές προβλέψεις του Detector να είναι όσο πιο ορθές γίνεται. Η εκπαίδευση πραγματοποιήθηκε σε υπολογιστή με τα παρακάτω χαρακτηριστικά:

Επεξεργαστής: Intel(R) Core(TM) i7-5820K CPU @ 3.30GHz

Μνήμη RAM: 32GB

Κάρτα γραφικών: GeForce GTX TITAN X

Επίσης, οι παράμετροι του Dataset ήταν:

Images per GPU: 1

Workers per GPU: 2

Διάρκεια εκπαίδευσης: 24 εποχές.

Η διάρκεια της εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου εκφράζεται σε Εποχές (Epochs). Κάθε εποχή ολοκληρώνεται όταν το δίκτυο έχει δει όλα τα δεδομένα εκπαίδευσης. Ο κατάλληλος αριθμός των εποχών επιλέγεται ανάλογα την εφαρμογή. Στην συγκεκριμένη εφαρμογή οι 24 εποχές θεωρήθηκαν ιδανικές καθώς είχαν καλά αποτελέσματα.

Η πρώτη εκπαίδευση υλοποιήθηκε με την χρήση συνολικά 63 αρχείων annotation, 21 αρχείων ανά βίντεο. Η δεύτερη εκπαίδευση υλοποιήθηκε με την χρήση επιπλέον 39 αρχείων xml, 13 αρχείων ανά βίντεο. Πριν πραγματοποιηθεί η τρίτη εκπαίδευση τα αρχεία annotation που χρησιμοποιήθηκαν στις προηγούμενες εκπαιδεύσεις μορφοποιήθηκαν με στόχο να περιλαμβάνονται όλα τα αυτοκίνητα που φαίνονται σε κάθε εικόνα, καθώς η απουσία κάποιων είναι πιθανό να μην δώσει τα επιθυμητά αποτελέσματα στον Detector. Τα στοιχεία της κάθε εκπαίδευσης παρατίθενται στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 2: Στοιχεία εκπαιδεύσεων αλγορίθμου ανίχνευσης

Αρχεία	1η Εκπαίδευση	2η Εκπαίδευση	3η Εκπαίδευση
Annotation	63	103	246
Training	51	81	197
Validation	12	22	49
Διάρκεια εκπαίδευσης	44 λεπτά	54 λεπτά	1 ώρα

4.1.6 – Παρακολούθηση αντικειμένου (Object tracking)

Η διαδικασία που ακολουθεί μετά την κατάτμηση και την αναγνώριση ενός αντικειμένου ονομάζεται παρακολούθηση. Η παρακολούθηση ενός αντικειμένου περιλαμβάνεται στο στάδιο της όρασης, γίνεται για ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα και επιτυγχάνεται με την εξαγωγή των σχέσεων διαδοχικών καρέ ενός βίντεο. Ένας από τους στόχους της διπλωματικής εργασίας είναι η διατήρηση του ιστορικού της κίνησης του κάθε αυτοκινήτου. Κάτι τέτοιο είναι δυνατόν να πραγματοποιηθεί μέσω αλγορίθμων παρακολούθησης. Οι αλγόριθμοι παρακολούθησης είναι είτε βασισμένοι σε μοντέλα σχήματος για την παρακολούθηση ενός αντικειμένου (Model Based) είτε μη βασισμένοι σε μοντέλα (Non-Model Based).

Οι Model based μέθοδοι είναι οι εξής:

- Stick Figures
- 2D Contour
- Volumetric Models

- Hybrid Models

Οι μέθοδοι αυτοί χρησιμοποιούν ένα προκαθορισμένο μοντέλο ενός αντικειμένου ώστε να επιτύχουν την παρακολούθηση. Εφαρμογές τέτοιου είδους αλγορίθμων συναντώνται στην περίπτωση παρακολούθησης ολόκληρου ανθρώπινου σώματος ή τμήματα του σώματος (χέρια ή πρόσωπο). Από μια εικόνα εξάγονται χαρακτηριστικά τα οποία θα αποτελέσουν βάση για να προσδιοριστεί η δομή και η κίνηση του μοντέλου. Ο προσδιορισμός αυτό απαιτεί πολύπλοκες υπολογιστικά διαδικασίες, για τον λόγο αυτό είναι σημαντικό να υπάρχει καλή κατάτμησή του κινούμενου αντικειμένου από το φόντο (background subtraction).

Οι Non-model based μέθοδοι είναι οι εξής:

- Region based
- Active contours
- Feature based
- Blop tracking

Σε αυτές τις μεθόδους εξάγονται ορισμένα χαρακτηριστικά ενός αντικειμένου σε αντίθεση με ολόκληρη την δομή του με αποτέλεσμα να έχουν μειωμένη υπολογιστική πολυπλοκότητα. Στους feature based αλγόριθμους για την παρακολούθηση ενός αντικειμένου είναι απαραίτητα χαρακτηριστικά όπως υφή, χρωματική πληροφορία και γωνίες. Οι αλγόριθμοι αυτοί είναι ικανοί να επιτύχουν δυναμική και στατική παρακολούθηση. Στην περίπτωση στατικής παρακολούθησης η εξαγωγή των χαρακτηριστικών πραγματοποιείται ανά καρέ εκ των προτέρων με τον αλγόριθμο να αναλαμβάνει την αντιστοιχία τους. Στην δυναμική παρακολούθηση ο προσδιορισμός των παραμέτρων γίνεται ανά καρέ , υπολογίζοντας την κίνηση τους σε κάθε καρέ εκτιμώντας αυτή που θα έχουν στο επόμενο καρέ.

4.1.7 – Παρακολούθηση αντικειμένου σε αεροφωτογραφίες

Στην διπλωματική αυτή για την παρακολούθηση των αυτοκινήτων στις αεροφωτογραφίες επιλέχθηκε ένας αλγόριθμος δυναμικής παρακολούθησης. Συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος πραγματοποιεί Multi Object Tracking [22] με την χρήση Kalman-Filter και βρέθηκε στον ιστότοπο github.com. Τα δεδομένα εισόδου αποτελούνται από τα detections που έχουμε λάβει από τον S^2A-Net. Με το φίλτρο Kalman προβλέπεται η επόμενη θέση του κάθε αυτοκινήτου με την χρήση της θέσης που είχε εντοπιστεί στο προηγούμενο καρέ. Μόλις πραγματοποιηθεί αυτή η πρόβλεψη συσχετίζεται με τη πραγματική θέση που εντοπίστηκε το αυτοκίνητο και με την χρήση του Hungarian αλγορίθμου κάθε εντοπισμός αντιστοιχείται με μια πρόβλεψη. Επειδή ο σκοπός του αλγορίθμου που χρησιμοποιήθηκε δεν ήταν η παρακολούθηση αυτοκινήτων , χρειάστηκαν ορισμένες αλλαγές για την καλύτερη λειτουργία του. Αξίζει να σημειωθεί ότι η παρακολούθηση του αντικειμένου γίνεται σύμφωνα με το κεντροειδές του.

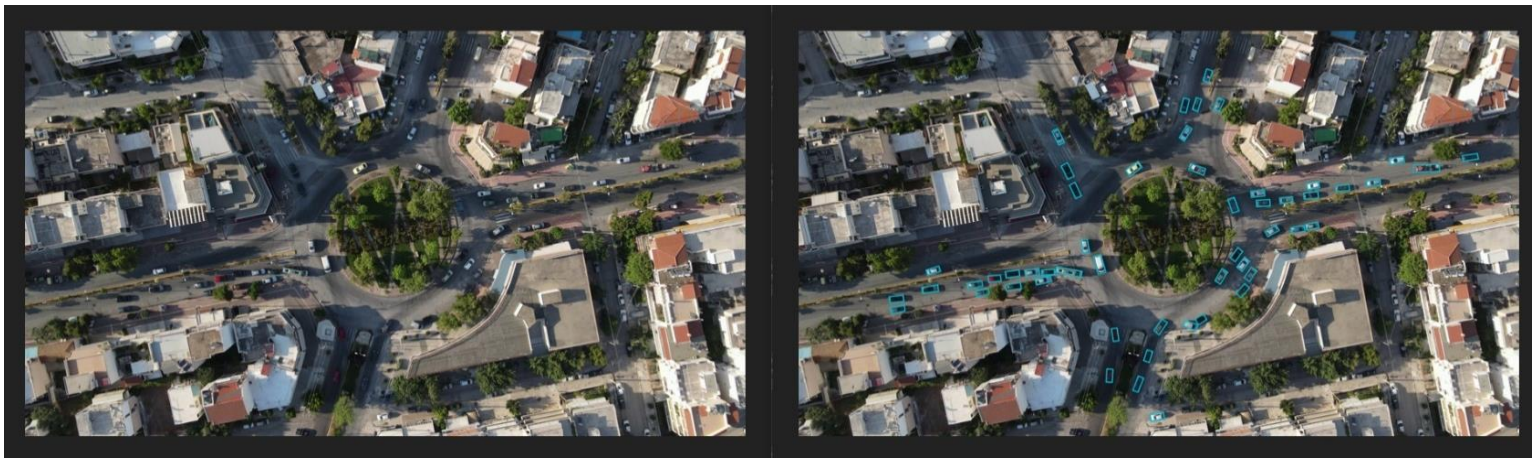
Κεφάλαιο 5 – Ανάλυση δεδομένων

5.1 – Αποτελέσματα ανάλυσης

5.1.1 – Αποτελέσματα αλγορίθμου ανίχνευσης

Μετά την τελική εκπαίδευση του αλγορίθμου εξάχθηκαν οι προβλέψεις για όλα τα frames του βίντεο. Στις παρακάτω εικόνες φαίνονται αριστερά τα frames όπως αυτά κατεγράφησαν στις 8 π.μ. και δεξιά τα frames με τα σημειωμένα μπλε ορθογώνια όπου εντοπίστηκε αυτοκίνητο:

Στην Πλατεία 25ης Μαρτίου:



Σχήμα 14: Παράδειγμα λειτουργίας αλγορίθμου ανίχνευσης για την καταγραφή στην Πλατεία 25ης Μαρτίου στις 8 π.μ.. Με μπλε πολύγωνα σημειώνονται οι προβλέψεις του αλγορίθμου.

Ακόμα, παρακάτω φαίνονται αποσπάσματα από τις καταγραφές που πραγματοποιήθηκαν στις 11 π.μ.:

Σχήμα 15: Αριστερά: Παράδειγμα λειτουργίας αλγορίθμου ανίχνευσης για την καταγραφή στην Πλατεία 25ης Μαρτίου στις 11 π.μ.. Δεξιά: Μεγέθυνση της εικόνας που εξάχθηκε από τον αλγόριθμο ανίχνευσης.

Στον κόμβο των οδών Δημάρχου Παύλου Πεντάρη και Ηρώων Πολυτεχνείου.

Σχήμα 16: Παράδειγμα λειτουργίας αλγορίθμου ανίχνευσης για την καταγραφή στον κόμβο των οδών Δημάρχου Παύλου Πεντάρη και Ηρώων Πολυτεχνείου στις 8 π.μ..

Από τις καταγραφές που πραγματοποιήθηκαν στις 11 π.μ.:

Σχήμα 17: Αριστερά: Παράδειγμα λειτουργίας αλγορίθμου ανίχνευσης για την καταγραφή στον κόμβο των οδών Δημάρχου Παύλου Πεντάρη και Ηρώων Πολυτεχνείου στις 8 π.μ.. Δεξιά: Μεγέθυνση της εικόνας που εξάχθηκε από τον αλγόριθμο ανίχνευσης.

Στον κόμβο της Λεωφόρου Πρωτόπαπα και Σοφοκλή Βενιζέλου.

Σχήμα 18: Παράδειγμα λειτουργίας αλγορίθμου ανίχνευσης για την καταγραφή στον κόμβο των οδών Λεωφόρου Πρωτόπαπα και Σοφοκλή Βενιζέλου στις 8 π.μ..

Από τις καταγραφές που πραγματοποιήθηκαν στις 11 π.μ.:

Σχήμα 19: Αριστερά: Παράδειγμα λειτουργίας αλγορίθμου ανίχνευσης για την καταγραφή στον κόμβο των οδών Λεωφόρου Πρωτόπαπα και Σοφοκλή Βενιζέλου στις 8 π.μ.. Δεξιά: Μεγέθυνση της εικόνας που εξάχθηκε από τον αλγόριθμο ανίχνευσης.

Το αποτέλεσμα του αλγορίθμου ανίχνευσης ήταν η εξαγωγή όλων των καρέ του βίντεο με σημειωμένες τις προβλέψεις για τα αυτοκίνητα αλλά και ένα αρχείο .csv που περιλαμβάνει τις συντεταγμένες των 4 γωνιών του κάθε ορθογωνίου (σε pixel) που δημιουργήθηκε, το όνομα της κλάσης (που είναι το ίδιο για όλα καθώς ο αλγόριθμος αφορούσε αποκλειστικά τα αυτοκίνητα) και το score, ένας αριθμός που αντικατοπτρίζει κατά πόσο η πρόβλεψη είναι σωστή (όσο η τιμή του score πλησιάζει την μονάδα τότε η πρόβλεψη είναι ικανοποιητική). Επιπλέον στον παρακάτω πίνακα φαίνονται αναλυτικά στοιχεία εξαγωγής για κάθε Βίντεο:

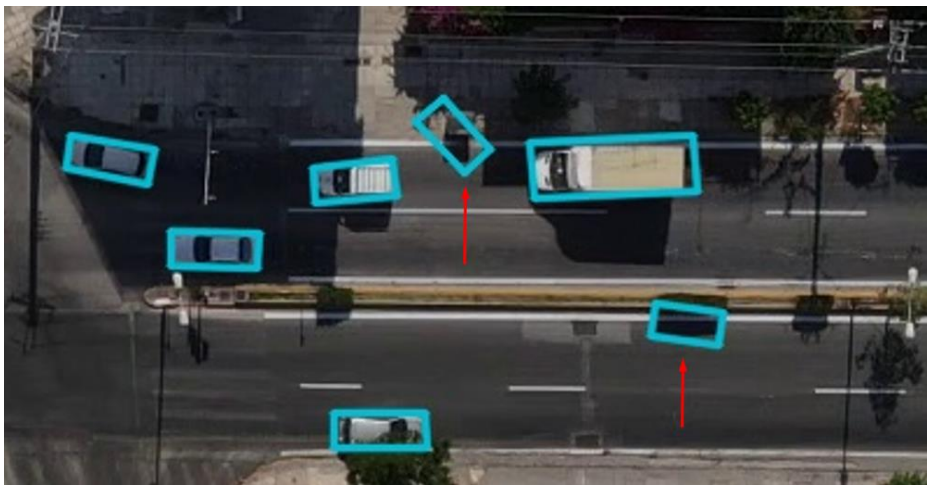
Πίνακας 3: Στοιχεία εξαγωγής αλγορίθμου ανίχνευσης για την κάθε περιοχή

	Frame/.csv
Βίντεο 1	47.619
Βίντεο 2	42.945
Βίντεο 3	45.695
Συνολικά	**136.259**

<u>Σχολιασμός αποτελεσμάτων</u>

Παρατηρώντας τα αποτελέσματα της διαδικασίας του εντοπισμού των αυτοκινήτων στα δεδομένα που κατεγράφησαν βγαίνουν τα εξής συμπεράσματα:

- Στις περιπτώσεις που υπάρχουν φωτεινότερες συνθήκες είτε λόγω της ώρας καταγραφής είτε λόγω των ρυθμίσεων καταγραφής, ο εντοπισμός των αυτοκινήτων γίνεται πιο εύκολα και με μικρότερη πιθανότητα σφάλματος. Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται η σύγχυση που μπορεί να προκαλέσει οι χαμηλές συνθήκες φωτισμού σε συνδυασμό με τις σκιές που δημιουργούνται:



Σχήμα 20: Παράδειγμα εσφαλμένης ανίχνευσης λόγω παρουσίας σκιών

Άλλος ένας παράγοντας που προκάλεσε σφάλματα στο αποτέλεσμα του εντοπισμού ήταν η υψηλή βλάστηση που υπήρχε στο διάζωμα και συγκεκριμένα τα δέντρα όπως φαίνεται και παρακάτω:

Σχήμα 21: Παράδειγμα αδυναμίας αλγορίθμου εντοπισμού λόγω παρουσίας φυσικής βλάστησης

- Σε συνθήκες έντονης κυκλοφοριακής συμφόρησης ο αλγόριθμος είναι πιθανό να παραβλέψει τον εντοπισμό κάποιου αυτοκινήτου λόγω της πυκνής κυκλοφορίας. Σε αντίθεση με όταν παρουσιάζετε λιγότερη κυκλοφοριακή συμφόρηση όπως συνέβαινε στον ισόπεδο κόμβο Ηρώων Πολυτεχνείου και Δημάρχου Παύλου Πεντάρη η διαδικασία της ανίχνευσης ήταν πιο ακριβής.

- Σε ελάχιστες περιπτώσεις προκλήθηκαν σφάλματα εντοπισμού από αντικείμενα στις ταράτσες των κτιρίων (ηλιακοί θερμοσίφωνες, κουτιά κλπ.) αλλά από μια στάση λεωφορείου που βρίσκεται σε μια εκ των περιοχών και φαίνεται παρακάτω:

Σχήμα 22: Παράδειγμα εσφαλμένης ανίχνευσης λόγω διαφόρων αντικειμένων

- Παρατηρήθηκαν βελτιωμένα αποτελέσματα όταν υπήρχε μεγαλύτερο ύψος πτήσης. Στην περίπτωση του 3ου Βίντεο με ύψος πτήσης περίπου 200 m η το κάδρο περιλάμβανε πληθώρα αυτοκινήτων δίνοντας αντίστοιχα ικανοποιητική ακρίβεια κατά την λειτουργία του αλγορίθμου.

- Υπό ορισμένες συνθήκες τα μηχανοκίνητα δίκυκλα προκαλούσαν στον αλγόριθμο εντοπισμού σφάλματα με αποτέλεσμα να έχουμε αρκετά False Positive (περίπτωση που ένα δίκυκλο εντοπίζεται ως αυτοκίνητο).

- Τα αυτοκίνητα που διαγράφανε ευθύγραμμη πορεία εντοπίζονταν με μεγαλύτερη ακρίβεια σε σχέση με αυτά που πραγματοποιούσαν κυκλική πορεία στο βίντεο της Πλατείας 25ης Μαρτίου πιθανό λόγω του μοντέλου κίνησης που υπακούει ο αλγόριθμος.

Σε μελλοντικές έρευνες με σκοπό να ληφθούν βελτιωμένα αποτελέσματα στον αλγόριθμο εντοπισμού προτείνετε η δημιουργία αρχείων train που να συμπεριλαμβάνουν όλα τα καρέ που ένα αυτοκίνητο κατά την διάρκεια που αυτό πραγματοποιεί ελιγμό ή στροφή. Επιπροσθέτως, κάποια σφάλματα εντοπισμού είναι εφικτό να αποφευχθούν με την διαδικασία της Παραμόρφωσης Δεδομένων (Data Augmentation). Ιδιαίτερα η παραμόρφωση των εικόνων ως προς την φωτεινότητα και την αντίθεση των χρωμάτων, χωρίς όμως την περιστροφή τους καθώς τότε θα χρειαστούν νέα bounding boxes, είναι πιθανό να μειώσει κάποια από τα σφάλματα που αναφέρθηκαν προηγουμένως. Επίσης, η γενική αύξηση των αρχείων training όπως είναι λογικό θα επιτύχει μεγαλύτερη ακρίβεια ωστόσο πραγματοποιήθηκε ένας ενδεικτικός αριθμός στα πλαίσια διπλωματικής εργασίας προπτυχιακού επιπέδου.

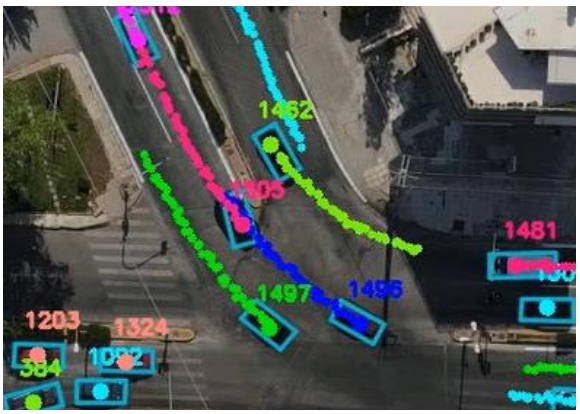
5.1.2 – Αποτελέσματα αλγορίθμου παρακολούθησης

Στις παρακάτω εικόνες φαίνονται κάποια στιγμιότυπα από τα βίντεο που λήφθηκαν ως αποτέλεσμα του αλγορίθμου παρακολούθησης για τις καταγραφές στις 8 π.μ. και 11 π.μ. :

Στην Πλατεία 25ης Μαρτίου:

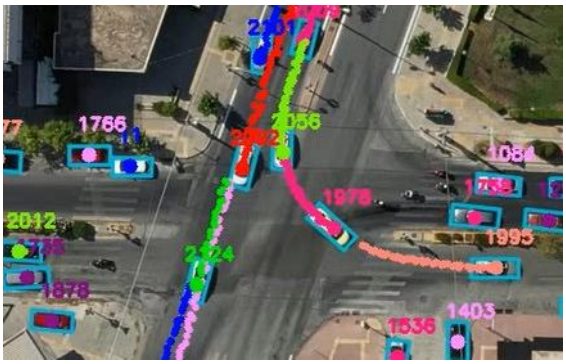
Σχήμα 23: Παράδειγμα αποτελέσματος αλγορίθμου ανίχνευσης για την Πλατεία 25ης Μαρτίου και την καταγραφή των 8π.μ. (1η εικόνα), των 11π.μ. (2η εικόνα) και μεγέθυνση του αποτελέσματος (3η εικόνα)

Στον κόμβο των οδών Δημάρχου Παύλου Πεντάρη και Ηρώων Πολυτεχνείου:



Σχήμα 24: Παράδειγμα αποτελέσματος αλγορίθμου ανίχνευσης για τον κόμβο των οδών Δημάρχου Παύλου Πεντάρη και Ηρώων Πολυτεχνείου και την καταγραφή των 8π.μ. (1η εικόνα), των 11π.μ. (2η εικόνα) και μεγέθυνση του αποτελέσματος (3η εικόνα)

Στον κόμβο της Λεωφόρου Πρωτόπαπα και Σοφοκλή Βενιζέλου:



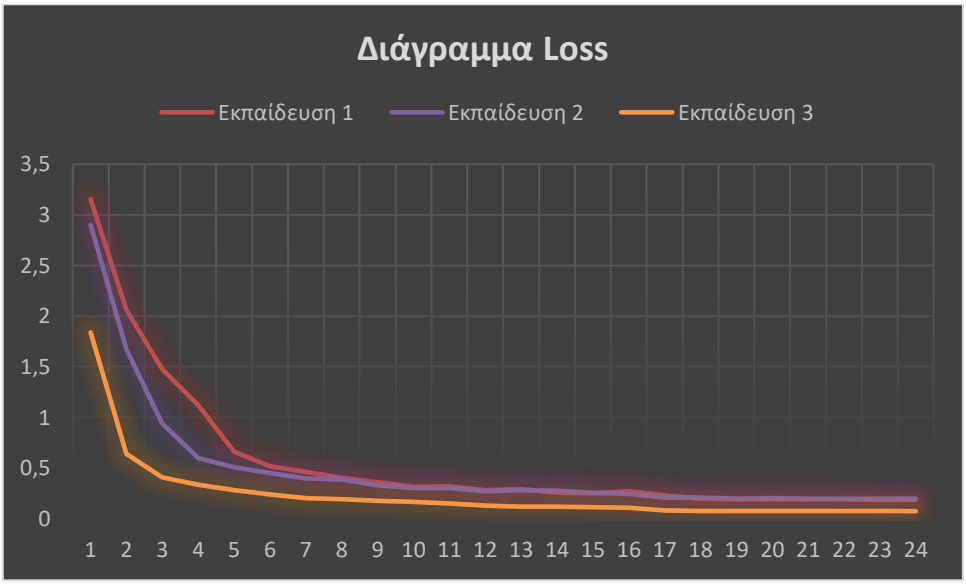
Σχήμα 25: Παράδειγμα αποτελέσματος αλγορίθμου ανίχνευσης για τον κόμβο της Λεωφόρου Πρωτόπαπα και Σοφοκλή Βενιζέλου και την καταγραφή των 8π.μ. (1η εικόνα), των 11π.μ. (2η εικόνα) και μεγέθυνση του αποτελέσματος (3η εικόνα)

Έπειτα από κάποιες τροποποιήσεις στον αλγόριθμο λήφθηκε ως αποτέλεσμα επιπλέον ένα αρχείο .csv που περιλαμβάνει πληροφορίες για την θέση της κάθε τροχιάς (κατά x και κατά y σε αυθαίρετο σύστημα αναφοράς σε pixel) σε κάθε frame του βίντεο. Το αρχείο αυτό είχε πολύ σημαντικό ρόλο στην μετέπειτα επεξεργασία των δεδομένων και την προσπάθεια άντλησης συμπερασμάτων από αυτά. Ακόμα, πραγματοποιήθηκαν μικρές αλλαγές στον κώδικα για την καλύτερη οπτικοποίηση των τροχιών και το φιλτράρισμα των αποτελεσμάτων κρατώντας όσες τροχιές είναι χρήσιμες για να εξαχθούν τα κυκλοφοριακά δεδομένα. Οι παρεμβάσεις αφορούσαν την διάρκεια που ο αλγόριθμος «κρατάει» μια τροχιά η οποία δεν παρουσιάζει κίνηση. Οι παρεμβάσεις αυτές δεν αποσκοπούσαν στην βελτίωση των δεδομένων που ήταν δυνατό να εξαχθούν αλλά είχαν ως αποτέλεσμα να ληφθεί βελτιωμένη εικόνα του αλγορίθμου παρακολούθησης που θα είναι πιο «φιλική προς τον χρήστη».

5.2 – Ανάλυση Αλγορίθμων

5.2.1 – Ανάλυση ακρίβειας Detector

Στο κεφάλαιο αυτό θα αναλυθεί η ακρίβεια του αλγορίθμου ανίχνευσης χρησιμοποιώντας τους δείκτες που ήταν δυνατόν να εξαχθούν. Με σκοπό να αξιολογηθεί η λειτουργία του αλγορίθμου που χρησιμοποιήθηκε για τον εντοπισμό των αυτοκινήτων απομονώθηκαν οι τιμές Loss ανά εποχή και παραστάθηκαν γραφικά για τις 3 εκπαιδεύσεις:



Σχήμα 26: Διάγραμμα τιμής Loss για την κάθε εκπαίδευση του αλγορίθμου ανίχνευσης που πραγματοποιήθηκε

Είναι σημαντικό η τιμή του Loss να μειώνεται ανά εποχή όπως και συμβαίνει. Επίσης, το Loss δέχεται χαμηλότερες τιμές στην 3η εκπαίδευση λόγω του ότι τα αρχεία training είναι περισσότερα. Σύμφωνα με τους Han et al. (2020) η τιμή του Loss υπολογίζεται σε συνάρτηση του Loss κατά την ταξινόμηση και αυτού κατά την παλινδρόμηση σύμφωνα με την σχέση:

$$\mathcal{L} = \frac{1}{N_F}\left(\sum_i \mathcal{L}_c(c_i^F, l_i^*) + \sum_i \mathbf{1}_{[l_i^* \geq 1]}\mathcal{L}_r(\mathbf{x}_i^F, \mathbf{g}_i^*)\right) + \frac{\lambda}{N_O}\left(\sum_i \mathcal{L}_c(c_i^O, l_i^*) + \sum_i \mathbf{1}_{[l_i^* \geq 1]}\mathcal{L}_r(\mathbf{x}_i^O, \mathbf{g}_i^*)\right), \quad (5)$$

Όπου:

λ= η παράμετρος loss

N_F , N_O=οι τιμές των θετικών δειγμάτων των FAM και ODM που περιεγράφηκαν στο Κεφάλαιο 4.

i=ο δείκτης του δείγματος

c_i^F , x_i^F και c_i^O , x_i^O = η κατηγορία που προβλέφθηκε και η αναθεωρημένη θέση του anchor i στο FAM και στο ODM αντίστοιχα

l_i^* και g_i^*= η κατηγορία και η θέση του anchor i κατά το ground truth

Επίσης, είναι άξιο να σημειωθεί ότι ο αλγόριθμος εντοπισμού είχε ως σκοπό τον εντοπισμό μόνο αυτοκινήτων, για τον λόγο αυτό δεν υπάρχουν σφάλματα κατά την ταξινόμηση των αντικειμένων. Επιπλέον, προκειμένου να εξεταστεί την ορθότητα του αλγορίθμου ανίχνευσης υπολογίστηκε ο λόγος Intersection over Union (IoU) , ο οποίος δείχνει εάν οι προβλέψεις είναι σωστές ή εάν εντοπίστηκαν αντικείμενα που να μην ήταν αυτοκίνητα. Για τον υπολογισμό αυτό λήφθηκαν υπόψη οι 49 εικόνες που χρησιμοποιήθηκαν ως validation κατά την διάρκεια του training. Έπειτα από την εφαρμογή του detector σε αυτές και σύγκρισή τους με τα αρχεία training που είχαν δημιουργηθεί έγινε αντιληπτό ότι οι σωστές προβλέψεις ήταν σε ποσοστό 100%.

Λόγω μεγάλου όγκου dataset δεν ήταν εφικτό να πραγματοποιηθεί χειροκίνητος έλεγχος σε όλα τα frames των βίντεο. Επομένως, λήφθηκε ένα δείγμα ορισμένων frame τα οποία δεν είχαν συμπεριληφθεί ούτε στη διαδικασία του training ούτε στο validation και μετρήθηκαν οι εξής δείκτες:

- Τα TP (True Positive) που είναι τα στοιχεία που προβλέφθηκαν ως αυτοκίνητα και είναι στην πραγματικότητα αυτοκίνητα.
- Τα TN (True Negative) που είναι τα στοιχεία που δεν προβλέφθηκαν ως αυτοκίνητα και δεν είναι στην πραγματικότητα αυτοκίνητα.

- Τα FP (False Positive) που είναι τα στοιχεία που προβλέφθηκαν ως αυτοκίνητα ενώ δεν είναι στην πραγματικότητα αυτοκίνητα.
- Τα FN (False Negative) που είναι στοιχεία που δεν προβλέφθηκαν ως αυτοκίνητα ενώ στην πραγματικότητα είναι αυτοκίνητα.

Συνολικά τα υπολογισμένα παραπάνω στοιχεία για τα 3 βίντεο φαίνονται στον πίνακα που ακολουθεί:

Πίνακας 4: Τιμές δεικτών για το κάθε Βίντεο

		Δείγμα Frame	TP	FN	FP
Βίντεο 1	8 π.μ.	50	4679	56	45
	11 π.μ.	50	5193	61	84
Βίντεο 2	8 π.μ.	35	1618	21	16
	11 π.μ.	35	4792	116	83
Βίντεο 3	8 π.μ.	30	3985	29	25
	11 π.μ.	30	3664	296	44
Συνολικά			**23931**	**579**	**297**

Με τις ενδεικτικές αυτές τιμές προέκυψαν οι βασικές μετρικές κατηγοριοποίησης:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{6}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \tag{7}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \tag{8}$$

$$\text{F1 score} = \frac{2*TP}{2*TP+FP+FN} \tag{9}$$

Οι τιμές τους έχουν ως εξής:

Πίνακας 5: Συνολικές τιμές δεικτών

Συνολικό	Τιμή
Accuracy	0,96
Precision	0,99
Recall	0,98
F1 score	0,98

Επισημαίνεται, ότι τα αποτελέσματα είναι ενδεικτικά και δεν αντικατοπτρίζουν την πραγματικότητα παρά μόνο μια προσέγγιση που πραγματοποιήθηκε στο δείγμα αυτών των 230 καρέ. Λόγω του μεγέθους του όγκου δεδομένου ήταν αδύνατον να γίνει δειγματοληψία από όλα τα frame των βίντεο.

5.2.2 – Ανάλυση ακρίβειας Tracker

Η ανάλυση της ακρίβειας του αλγορίθμου παρακολούθησης θα επικεντρωθεί στην ανάδειξη σφαλμάτων που προέρχονται από τους εξής λόγους:

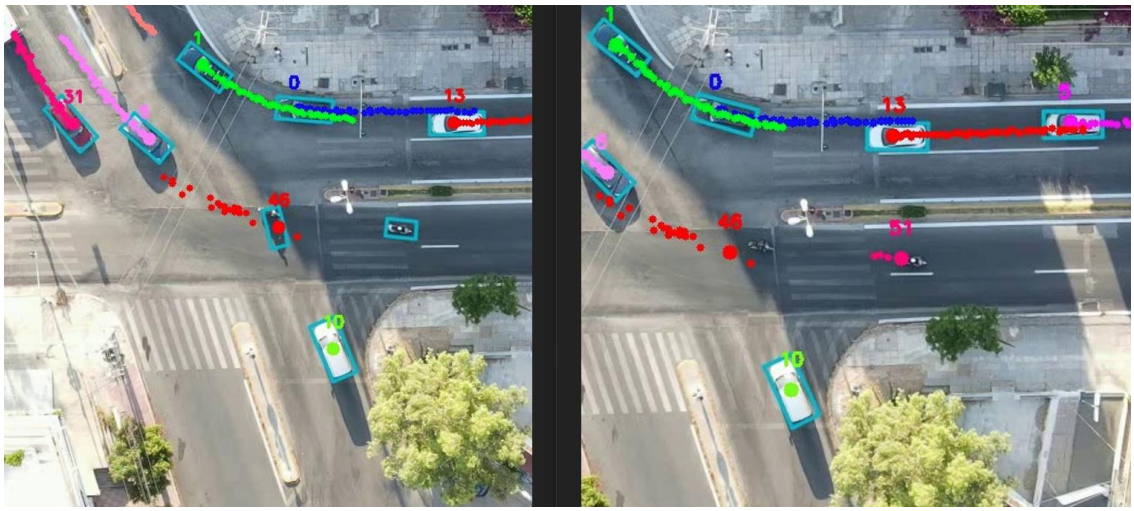
- Λόγω Detection
- Λόγω μεγέθους αυτοκινήτου
- Λόγω μοντέλου κίνησης
- ID Switches

Τα σφάλματα λόγω μεγέθους αυτοκινήτου και λόγω μοντέλου κίνησης υπάγονται στην κατηγορία σφαλμάτων λόγω Detection, απλώς για λόγους ευκολίας της παρουσίασής τους δημιουργήθηκαν αυτές οι υποκατηγορίες.

Τα σφάλματα λόγω Detection παρουσιάζονται όταν για συγκεκριμένα αυτοκίνητα δεν έχουν πραγματοποιηθεί αρκετά αρχεία training με αποτέλεσμα ο εντοπισμός και η παρακολούθησή τους να διακόπτεται ή να αποτυγχάνει. Επομένως, τα αρχεία ανίχνευσης που χρησιμοποιεί ο αλγόριθμος του tracking να παρουσιάζουν ελλείψεις. Παρακάτω παρουσιάζεται ένα δείγμα τέτοιο σφάλματος στην τροχιά 66:

Σχήμα 27: Παράδειγμα 1 σφάλματος λειτουργίας αλγορίθμου παρακολούθησης εξαιτίας αποτυχίας του detection

Ακόμα , σφάλμα λόγω detection θεωρήθηκε και όταν αντί για αυτοκίνητα εντοπίζονταν και παρακολουθούνταν δίκυκλα οχήματα όπως φαίνεται παρακάτω με τις τροχιές 46 και 51:



Σχήμα 28: Παράδειγμα 2 σφάλματος λειτουργίας αλγορίθμου παρακολούθησης εξαιτίας δυσλειτουργίας του detection

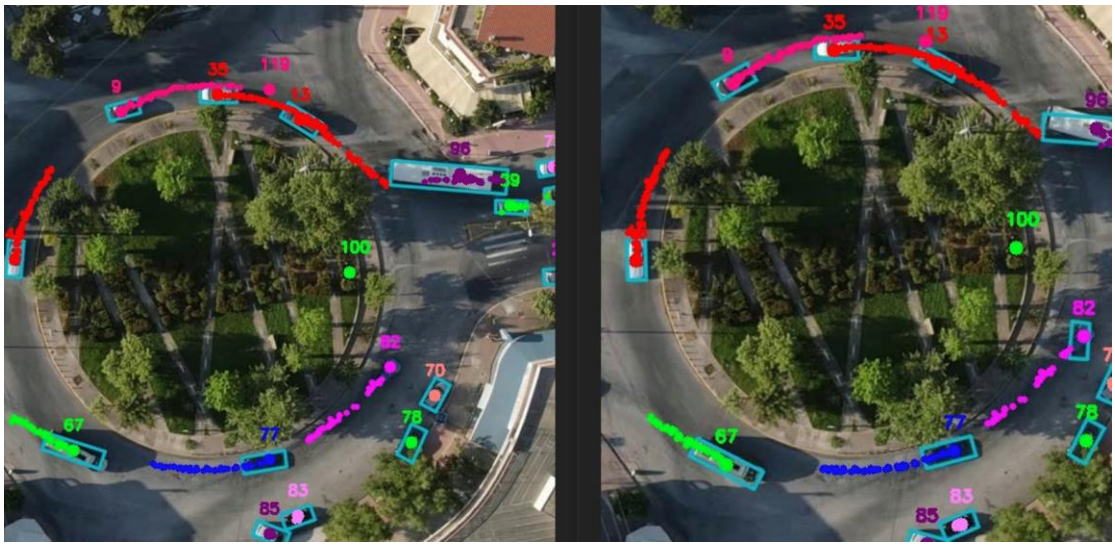
Τα σφάλματα λόγω μεγέθους αυτοκινήτου αφορούν τα αυτοκίνητα που υπερβαίνουν το μέσο μήκος επιβατικού αυτοκινήτου. Κατά την διάρκεια των βίντεο διέρχονται στους κόμβους τόσο λεωφορεία όσο και βαρέα οχήματα με αποτέλεσμα το συγκεκριμένου είδους σφάλμα να παρουσιάζεται συχνά. Στην εικόνα παρακάτω απεικονίζεται η αδυναμία καταγραφής ορθής τροχιάς με νούμερο 135 η οποία λαμβάνει δύο φορές αρίθμηση:

Σχήμα 29: Παράδειγμα 1 σφάλματος λειτουργίας αλγορίθμου παρακολούθησης εξαιτίας του μεγέθους του οχήματος

Όπως και εδώ με την τροχιά 96:

Σχήμα 30: Παράδειγμα 2 σφάλματος λειτουργίας αλγορίθμου παρακολούθησης εξαιτίας του μεγέθους του οχήματος

Σε όλα τα βίντεο έχουν καταγραφεί κόμβοι ισόπεδοι και κυκλικοί με τουλάχιστον 4 σκέλη, με αποτέλεσμα μεγάλο πλήθος αυτοκινήτων να πραγματοποιεί ελιγμούς. Με τους ελιγμούς αυτούς προκλήθηκαν σφάλματα κατά την καταγραφή των τροχιών ορισμένων αυτοκινήτων λόγω του μοντέλου κίνησης που ακολουθεί ο αλγόριθμος. Ένα σφάλμα λόγω του μοντέλου κίνησης που ακολουθεί ο αλγόριθμος παρατηρείται στην παρακάτω εικόνα με την τροχιά 82:



Σχήμα 31: Παράδειγμα σφάλματος λειτουργίας αλγορίθμου παρακολούθησης εξαιτίας του μοντέλου κίνησης

Όπως είναι φυσικό η κυκλική πορεία των αυτοκινήτων που κατεγράφησαν σε ένα από τα τρία βίντεο να παρουσιάζει δυσκολίες στην παρακολούθησή της.

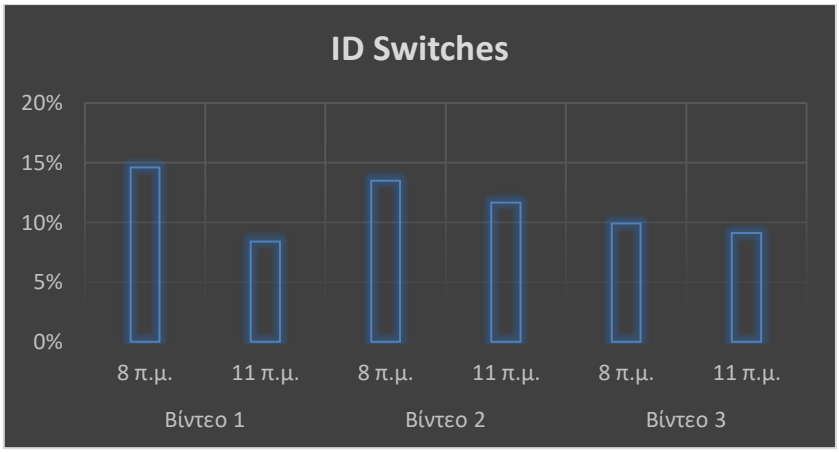
Επίσης, όπως και σε πολλούς αλγορίθμους tracking παρουσιάστηκαν ID Switches, δηλαδή αλλαγή του ID της τροχιάς που καταγράφετε. Ένα τέτοιο παράδειγμα παρουσιάζετε στις παρακάτω εικόνες:

Σχήμα 32: Παράδειγμα φαινομένου ID Switch με την πάνω εικόνα να παρουσιάζει το όχημα με την αρχική του αρίθμηση και την κάτω εικόνα αφότου άλλαξε ID

Το αυτοκίνητο με την τροχιά 184 περνάει πάνω από την τροχιά 92 που είχε καταγραφεί νωρίτερα και λαμβάνει την δικιά της αρίθμηση. Αυτό δημιουργεί σύγχυση τόσο οπτικά όσο και στα μεταδεδομένα που είναι ικανό να ληφθούν.

Με σκοπό την καλύτερη ανάλυση των ID Switches πραγματοποιήθηκε μια προσπάθεια καταγραφής τους σε δείγματα 2 λεπτών κατανεμημένα ομοιόμορφα στην συνολική διάρκεια του εκάστοτε βίντεο. Παρατηρήθηκε αύξηση του φαινομένου με την πάροδο του χρόνου και όταν παρουσιάζονται υψηλές ταχύτητες ή πολύ χαμηλές. Στο παρακάτω γράφημα απεικονίζεται η συχνότητα της παρουσίας του φαινομένου σε όλες τις καταγραφές:

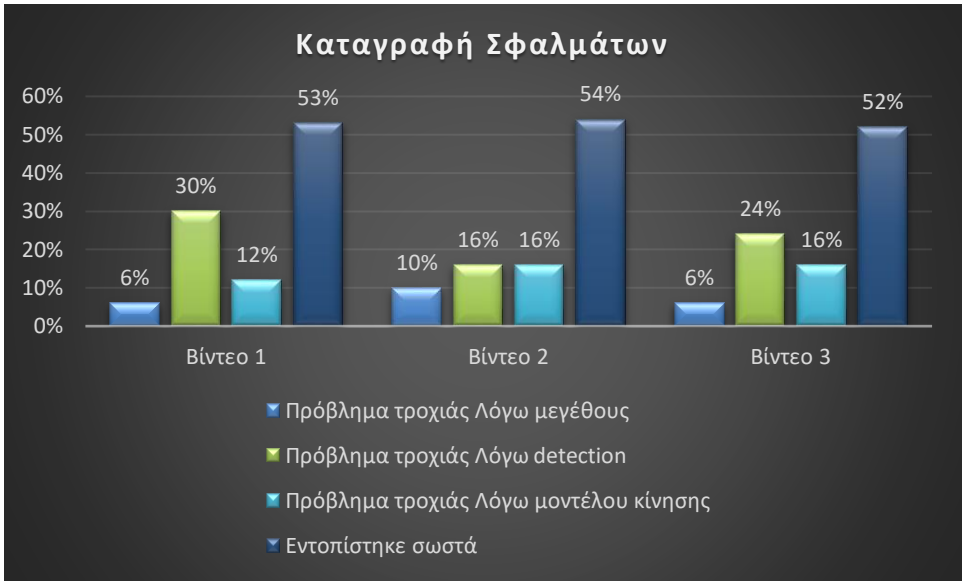
Πίνακας 6: Συχνότητα παρουσίας του φαινομένου ID Switch για τις τρείς καταγραφές



Λόγω της μεγάλης συνολικής διάρκεια των καταγραφών δεν ήταν δυνατή η συνολική ποσοτικοποίηση των σφαλμάτων που αναλύθηκαν παραπάνω, όμως από ένα δείγμα 1 λεπτού που έγινε η ανάλυση και καταγραφή των σφαλμάτων παρατηρήθηκαν συνολικά 200 τροχιές για το πρώτο βίντεο και 100 για το δεύτερο και τρίτο βίντεο. Καθώς τα αυτοκίνητα που παρουσιάζονται στο 1ο βίντεο είναι περισσότερα δεν θα ήταν δυνατόν να ληφθούν αντιπροσωπευτικά αποτελέσματα εάν παρατηρούνταν 100 τροχιές.

Παρακάτω παρουσιάζεται ένα συνολικό διάγραμμα καταγραφής των σφαλμάτων:

Πίνακας 7: Συνολικό διάγραμμα καταγραφής σφαλμάτων για τα τρία Βίντεο



Όπως φαίνεται στο παραπάνω διάγραμμα τα περισσότερα αυτοκίνητα εντοπίστηκαν επιτυχώς ενώ τα κυρίως σφάλματα ευθύνονται στην διαδικασία της ανίχνευσης, με την βελτίωση των αρχείων που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του αλγορίθμου είναι σχεδόν βέβαιο ότι θα επέλθει και βελτίωση των αποτελεσμάτων στον αλγόριθμο παρακολούθησης.

Κεφάλαιο 6 – Κυκλοφοριακή προσέγγιση

6.1 – Ανάλυση Αποτελεσμάτων Detection

Στο κεφάλαιο αυτό θα πραγματοποιηθεί περιγραφή των αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν με σκοπό να αξιοποιηθούν τα δεδομένα του αλγορίθμου ανίχνευσης. Επιπλέον, θα σχολιαστεί η ακρίβεια τους και κατά πόσο είναι δυνατό να αντληθούν ορθά συμπεράσματα από τα αποτελέσματά τους. Τέλος, θα αναλυθεί η διαδικασία με την οποία εξάχθηκαν τα κυκλοφοριακά δεδομένα.

6.1.1 – Περιγραφή αλγορίθμου για υπολογισμό φόρτων

Με σκοπό την περαιτέρω αξιοποίηση των αρχείων που εξάχθηκαν από την διαδικασία του Detection υλοποιήθηκε κώδικας ο οποίος λαμβάνει τις συντεταγμένες των πολυγώνων και μετράει τον αριθμό των αυτοκινήτων που διέρχονται από μια συγκεκριμένη διατομή. Η λογική αλγορίθμου και το περιεχόμενό του αλγορίθμου θα αναλυθούν στις παρακάτω γραμμές παρακάτω:

Αρχικά, εισάχθηκαν οι βιβλιοθήκες που ήταν απαραίτητες για την ανάγνωση των δεδομένων από τα αρχεία .csv, την διαμόρφωση των συνολικών δεδομένων και την δημιουργία γεωμετρικών σχημάτων και σχέσεων:

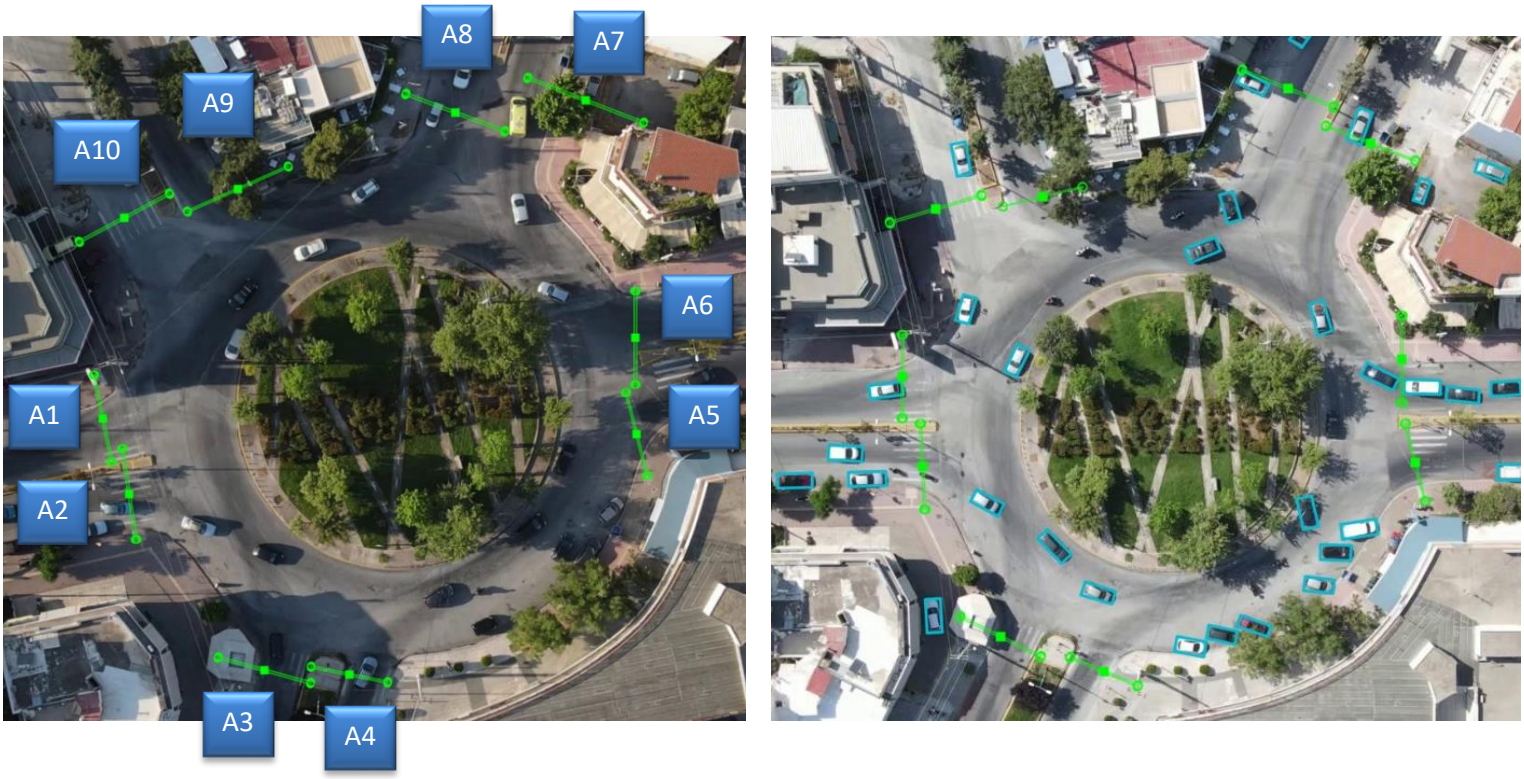
```
# importing libraries
import pandas as pd
import glob
import os
from shapely.geometry import Point, Polygon
```

Τα δεδομένα που αξιοποιήθηκαν ήταν για κάθε καρέ του βίντεο, για τον λόγο αυτό ήταν απαραίτητη η συγχώνευσή τους και ο ορισμός ενός dataframe.

```
# merging the files
joined_files = os.path.join("path/to/files")

# A list of all joined files is returned
joined_list = glob.glob(joined_files)

# The files are joined
df = pd.concat(map(pd.read_csv, joined_list), ignore_index=True)
```

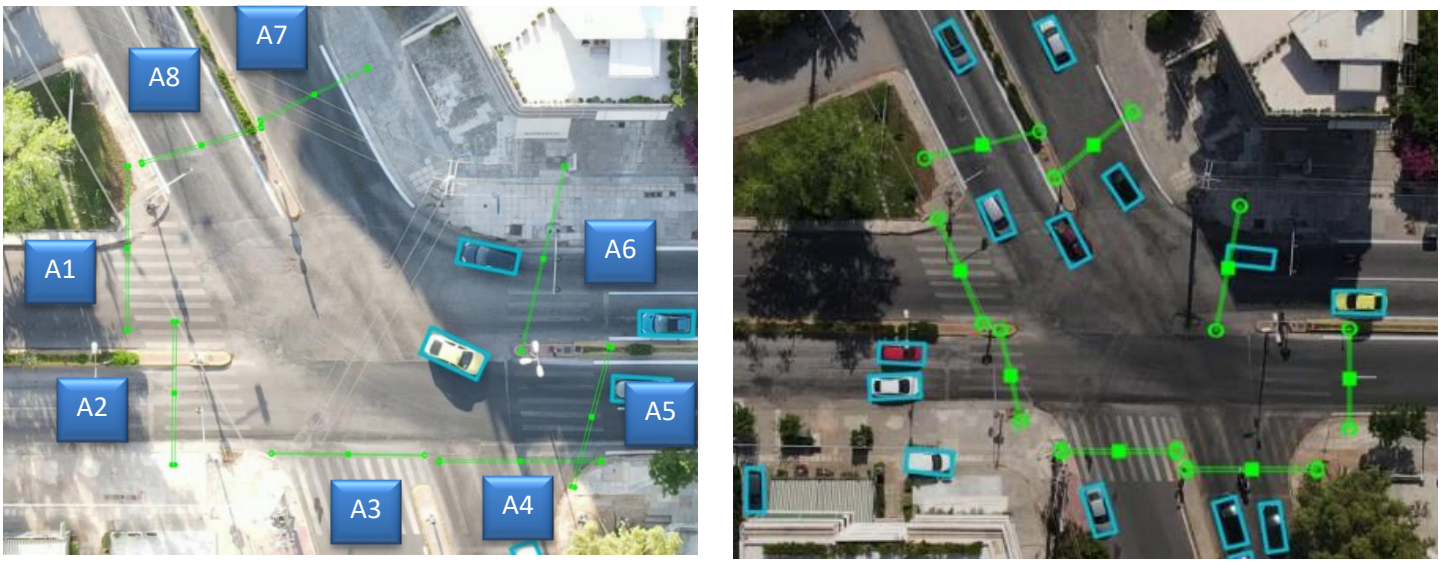
Έπειτα, ορίστηκαν οι συντεταγμένες κάθε περιοχής σε pixel και σε αυθαίρετο σύστημα αναφοράς πάνω στην εικόνα. Η κάθε περιοχή τοποθετήθηκε πλησίον των διαβάσεων των οδών του κόμβου από τις οποίες τα αυτοκίνητα εισέρχονταν ή εξέρχονταν. Επειδή κατά την διάρκεια της καταγραφής υπήρξαν μικρομετακινήσεις του Μη Επανδρωμένου Οχήματος πραγματοποιήθηκαν δοκιμές με διαφορετικές περιοχές καταγραφής μέχρι τα αποτελέσματα του αλγορίθμου καταμέτρησης των αυτοκινήτων να είναι ίσα ή να πλησιάζουν τις αντίστοιχες χειροκίνητες μετρήσεις που πραγματοποιήθηκαν. Οι περιοχές είχαν σχήμα ορθογωνίου συνήθως με μεγάλο μήκος και μικρό πλάτος, αυτό θα ωφελούσε στο να μην καταμετράται κάποιο όχημα πολλαπλές φορές. Επίσης, οι περιοχές για τις καταγραφές των 8 π.μ. και 11 π.μ. ορίστηκαν ανεξάρτητα λόγω αλλαγής της θέσης του Μη Επανδρωμένου Οχήματος. Στις παρακάτω εικόνες παρουσιάζονται οι διατομές που ορίστηκαν πάνω στην εικόνα του εκάστοτε κόμβου:

Για τον κυκλικό κόμβο της 25ης Μαρτίου:



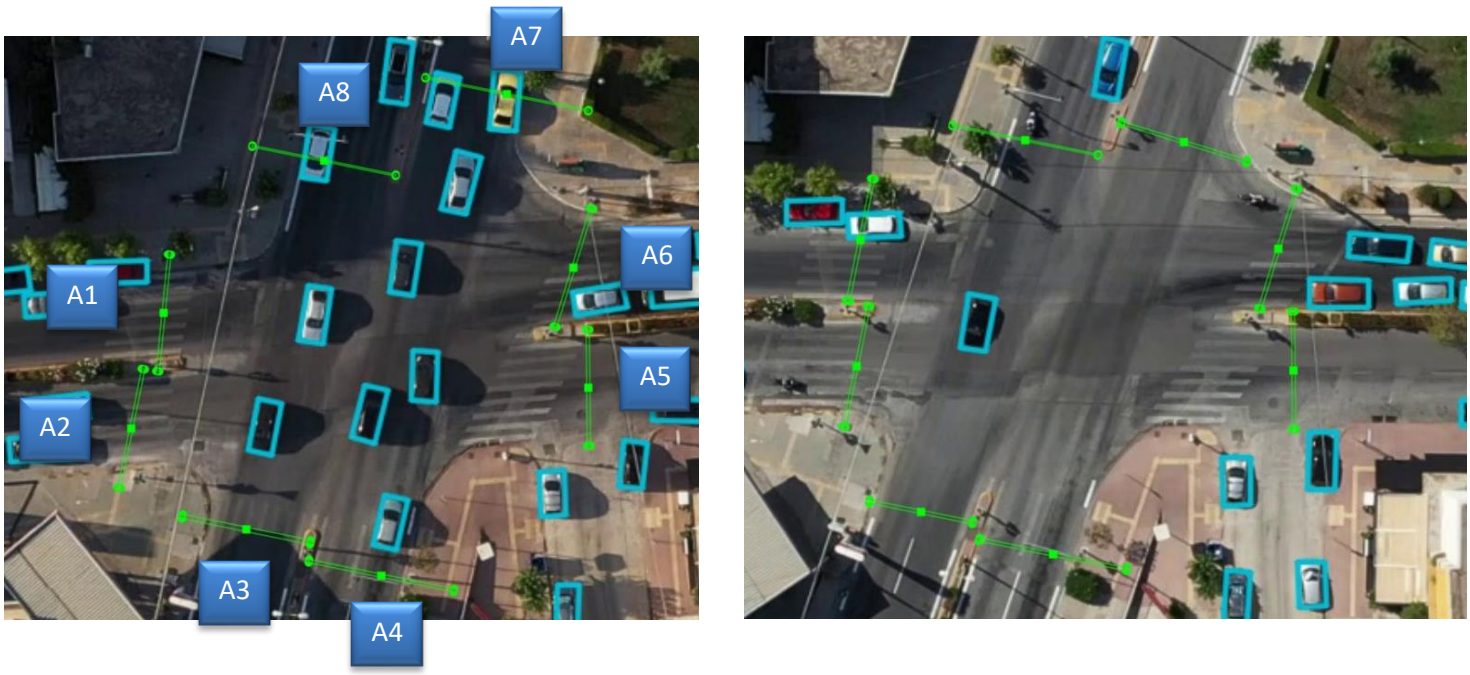
Σχήμα 33: Απεικόνιση διατομών που ορίστηκαν για τον υπολογισμό των φόρτων στον κυκλικό κόμβο 25ης Μαρτίου

Για τον ισόπεδο κόμβο Δημάρχου Παύλου Πεντάρη - Ηρώων Πολυτεχνείου:



Σχήμα 34: Απεικόνιση διατομών που ορίστηκαν για τον υπολογισμό των φόρτων για τον ισόπεδο κόμβο Δημάρχου Παύλου Πεντάρη - Ηρώων Πολυτεχνείου

Για τον ισόπεδο κόμβο Λεωφόρου Πρωτόπαπα - Σοφοκλή Βενιζέλου:



Σχήμα 35: Απεικόνιση διατομών που ορίστηκαν για τον υπολογισμό των φόρτων για τον ισόπεδο κόμβο Λεωφόρου Πρωτόπαπα - Σοφοκλή Βενιζέλου

Οι συντεταγμένες για την κάθε περιοχή είχαν την εξής μορφή:

```
Area_1 = [(684, 501), (686, 499), (723, 586), (720, 587)] #1 V1P1
Area_2 = [(691, 582), (694, 582), (709, 677), (704, 678)]#2 V1P1
Area_3 = [(792, 790), (910, 799), (909, 801), (791, 793)] #3 V1P1
Area_4 = [(927, 797), (1032, 830), (1031, 833), (926, 801)] #4 V1P1
Area_5 = [(1242, 492), (1244, 491), (1266, 679), (1264, 580)] #5 V1P1
Area_6 = [(1229, 391), (1232, 391), (1232, 489), (1229, 489)] #6 V1P1
Area_7 = [(1093, 169), (1199, 210), (1198, 213), (1092, 171)] #7 V1P1
Area_8 = [(1012, 114), (1106, 140), (1105, 143), (1011, 117)] #8 V1P1
```

Με την βοήθεια της βιβλιοθήκης Shapely δημιουργήθηκαν τα αντίστοιχα πολύγωνα από τις συντεταγμένες:

```
poly_1 = Polygon(Area_1)
poly_2 = Polygon(Area_2)
poly_3 = Polygon(Area_3)
poly_4 = Polygon(Area_4)
poly_5 = Polygon(Area_5)
poly_6 = Polygon(Area_6)
poly_7 = Polygon(Area_7)
poly_8 = Polygon(Area_8)
```

Στην συνέχεια, δημιουργήθηκαν δυο επιπλέον στήλες στο υπάρχον Dataframe με περιεχόμενα τις συντεταγμένες του κάθε πολυγώνου που είχε παραχθεί από το Detection. Οι εξίσωση που χρησιμοποιήθηκε κατά x και κατά y φαίνεται παρακάτω:

```
def intersect(row, poly):
    return Point(row['Center_X'], row['Center_Y']).within(poly)

df['Center_X']=(df.p1x + df.p2x + df.p3x + df.p4x)/4
df['Center_Y']=(df.p1y + df.p2y + df.p3y + df.p4y)/4
```

Καλώντας την συνάρτηση Intersect ήταν εφικτό να καταμετρηθεί πόσες φορές ένα σημείο έτεμνε ένα πολύγωνο. Στην προκειμένη περίπτωση το σημείο (Point) ήταν το κέντρο του κάθε πολυγώνου (Bounding Box) και το πολύγωνο ήταν η περιοχή στην κάθε διατομή των οδών. Επομένως, η διαδικασία επαναλήφθηκε για την κάθε Area (κλάδο του κόμβου) και εκτύπωνε

True και τον αριθμό των αυτοκινήτων που έτεμναν την κάθε περιοχή ή False και τον αριθμό των αυτοκινήτων που δεν έτεμναν την κάθε περιοχή:

```
df['Intersect_1']=df.apply(lambda row: intersect(row, poly_1),
axis=1)
df['Intersect_2']=df.apply(lambda row: intersect(row, poly_2),
axis=1)
df['Intersect_3']=df.apply(lambda row: intersect(row, poly_3),
axis=1)
df['Intersect_4']=df.apply(lambda row: intersect(row, poly_4),
axis=1)
df['Intersect_5']=df.apply(lambda row: intersect(row, poly_5),
axis=1)
df['Intersect_6']=df.apply(lambda row: intersect(row, poly_6),
axis=1)
df['Intersect_7']=df.apply(lambda row: intersect(row, poly_5),
axis=1)
df['Intersect_8']=df.apply(lambda row: intersect(row, poly_6),
axis=1)

df.Intersect.value_counts()
print(df.Intersect_1.value_counts())
print(df.Intersect_2.value_counts())
print(df.Intersect_3.value_counts())
print(df.Intersect_4.value_counts())
print(df.Intersect_5.value_counts())
print(df.Intersect_6.value_counts())
print(df.Intersect_7.value_counts())
print(df.Intersect_8.value_counts())
```

6.1.2 – Έλεγχος ακρίβειας αλγορίθμου

Για την ανάλυση της ακρίβειας του αλγορίθμου που αναφέρθηκε προηγουμένως πραγματοποιήθηκε και χειροκίνητη καταγραφή με τα αποτελέσματα να φαίνονται παρακάτω συγκριτικά μαζί με το ποσοστιαίο σφάλμα:

Για το Βίντεο 2 του κόμβου Δημάρχου Παύλου Πεντάρη - Ηρώων Πολυτεχνείου:

Πίνακας 8: Ανάλυση ακρίβειας αλγορίθμου υπολογισμού φόρτων για το Βίντεο 2

	Χειροκίνητη Καταμέτρηση		Καταμέτρηση με χρήση αλγορίθμου		Ποσοστιαίο Σφάλμα	
Ώρα καταγραφής	8 π.μ.	11 π.μ.	8 π.μ.	11 π.μ.	8 π.μ.	11 π.μ.
Area 1	79	66	71	64	90%	97%
Area 2	46	44	44	38	96%	86%
Area 3	31	24	25	23	81%	96%
Area 4	81	54	78	63	96%	86%
Area 5	297	262	248	246	84%	94%
Area 6	412	274	381	257	92%	94%
Area 7	294	258	232	267	79%	97%
Area 8	253	222	237	230	94%	97%
				Μέσο Σφάλμα	**89%**	**93%**

Για το Βίντεο 3 του κόμβου Λεωφόρου Πρωτόπαπα - Σοφοκλή Βενιζέλου:

Πίνακας 9: Ανάλυση ακρίβειας αλγορίθμου υπολογισμού φόρτων για το Βίντεο 3

	Χειροκίνητη Καταμέτρηση		Καταμέτρηση με χρήση αλγορίθμου		Ποσοστιαίο Σφάλμα	
Ώρα καταγραφής	8 π.μ.	11 π.μ.	8 π.μ.	11 π.μ.	8 π.μ.	11 π.μ.
Area 1	193	213	56	46	91%	82%
Area 2	129	133	44	35	97%	80%
Area 3	243	223	328	313	92%	95%
Area 4	270	237	239	250	88%	96%
Area 5	140	144	98	100	97%	98%
Area 6	126	106	112	130	84%	86%
Area 7	300	268	286	299	89%	96%
Area 8	334	286	323	342	86%	94%
				Μέσο Σφάλμα	**90%**	**91%**

Σε αυτό το σημείο αξίζει να επισημανθεί ότι λόγω των δεδομένων καταγραφής που υπήρχαν για τον κυκλικό κόμβο της 25^{ης} Μαρτίου δεν ήταν δυνατή η εύρεση κατάλληλων περιοχών που θα ορίζονταν για να καταμετρηθούν τα οχήματα. Ακόμα, κάποιοι λόγοι που δυσχέραιναν την μετα-επεξεργασία των καταγραφών της συγκεκριμένης περιοχής ήταν το μικρό πλάτος των

δρόμων και η θέση των αυτοκινήτων προτού εισέλθουν στον κόμβο οδηγούσε σε λάθος καταμετρήσεις.

6.1.3 – Υπολογισμός κυκλοφοριακών μεγεθών

Στην συνέχεια, με την χρήση των δεδομένων που αντλήθηκαν από τον αλγόριθμο και παρουσιάστηκαν στους Πίνακες 8 και 9 υπολογίστηκαν οι φόρτοι σε κάθε διατομή πραγματοποιώντας αναγωγή στη 1 ώρα καθώς το κάθε δείγμα είχε διάρκεια από 15 έως 17 λεπτά. Οι φόρτοι παρουσιάζονται παρακάτω σε μορφή πίνακα και σε μορφή διαγράμματος:

Πίνακας 10: Αποτελέσματα φόρτων για το κάθε Βίντεο

Βίντεο 1	8 π.μ.	11 π.μ.	Βίντεο 2	8 π.μ.	11 π.μ.
Area 1	852	184	**Area 1**	284	256
Area 2	532	140	**Area 2**	176	152
Area 3	892	1252	**Area 3**	100	92
Area 4	948	1000	**Area 4**	312	252
Area 5	576	400	**Area 5**	992	984
Area 6	424	520	**Area 6**	1524	1028
Area 7	1072	1196	**Area 7**	928	1068
Area 8	1144	1368	**Area 8**	948	920

Σχήμα 36: Διαγράμματα φόρτων για το Βίντεο 2

Σχήμα 37: Διαγράμματα φόρτων για το Βίντεο 3

<u>Ερμηνεία κυκλοφοριακών μεγεθών</u>

Τα αποτελέσματα αφορούν περίοδο καταγραφής 15 λεπτών, με αποτέλεσμα να μην αντιπροσωπεύουν επαρκώς τις κυκλοφοριακές συνθήκες. Όμως, από μια μακροσκοπική σκοπιά παρατηρήθηκε ότι οι φόρτοι δεν εμφανίζουν κάποιο περιοδικό φαινόμενο ενώ τόσο στην καταγραφή των 8 π.μ. όσο και σε αυτή των 11 π.μ. τα νούμερα παραμένουν σε υψηλό επίπεδο. Στα αποτελέσματα του Βίντεο 2 για τον κόμβο Δημάρχου Παύλου Πεντάρη - Ηρώων Πολυτεχνείου οι υψηλότεροι φόρτοι παρουσιάζονται στις εξόδους Βόρεια και Ανατολικά του κόμβου αλλά και στις αντίστοιχες εισόδους. Τα περισσότερα αυτοκίνητα κινούνται από την οδό Ηρώων Πολυτεχνείο προς την οδό Δημάρχου Παύλου Πεντάρη με υψηλό αριθμό στρεφουσών κινήσεων. Όσον αφορά το Βίντεο 3 του κόμβου Λεωφόρου Πρωτόπαπα - Σοφοκλή Βενιζέλου παρατηρούνται υψηλότεροι φόρτοι σε όλες τις διατομές του σε σχέση με τον προηγούμενο κόμβο. Οι φόρτοι για τις δυο καταγραφές παραμένουν στα ίδια υψηλά επίπεδα με εξαίρεση τις δυο πρώτες διατομές που στις 11 π.μ. έχουν σημαντική μείωση. Οι διατομές 3 και 7 οδηγούν στην κεντρική πλατεία της Ηλιούπολης με αποτέλεσμα να προσελκύουν περισσότερα αυτοκίνητα τόσο στην είσοδο όσο κατά την έξοδο από τον κόμβο που εξυπηρετείτε από τις διατομές 4 και 8. Οι στρέφουσες κινήσεις του κόμβου παραμένουν σε υψηλά επίπεδα και για τις 2 καταγραφές που πραγματοποιήθηκαν. Αξίζει να τονισθεί ότι σε περιπτώσεις μεγαλύτερου δείγματος καταγραφής οι φόρτοι θα ήταν εφικτό να ερμηνευθούν περαιτέρω δημιουργώντας και μια γενική εικόνα για την λειτουργία των συγκεκριμένων κόμβων.

6.2 – Ανάλυση Αποτελεσμάτων Tracking

Στο παρακάτω κεφάλαιο θα αναλυθεί η διαδικασία η οποία ακολουθήθηκε έτσι ώστε από τα δεδομένα που εξάχθηκαν κατά την λειτουργία του αλγορίθμου παρακολούθησης να ληφθούν κυκλοφοριακά δεδομένα για την εκάστοτε περιοχή μελέτης.

6.2.1 – Περιγραφή αλγορίθμου για υπολογισμό μέσης ταχύτητας

Ο αλγόριθμος που ήταν υπεύθυνος για την παρακολούθηση των οχημάτων λάμβανε ως δεδομένα εισόδου τις προβλέψεις από τον αλγόριθμο εντοπισμού και ως δεδομένα εξόδου είχε ένα βίντεο στο οποίο φαίνεται το κάθε όχημα με συγκεκριμένο ID και το στίγμα της τροχιάς του κατά την διάρκεια που βρίσκεται στο πλάνο. Ένα ακόμη δεδομένο εξόδου που λήφθηκε είναι ένα αρχείο .csv για το κάθε καρέ του εκάστοτε βίντεο που περιείχε τις πληροφορίες για την κάθε καταγεγραμμένη τροχιά. Για την περαιτέρω αξιοποίηση των πληροφοριών αυτών δημιουργήθηκε ένας αλγόριθμος με σκοπό την εξαγωγή της απόστασης που διάνυσε το κάθε αυτοκίνητο και την μέση ταχύτητα που είχε.

Αρχικά, εισάχθηκε η βιβλιοθήκη pandas με την οποία θα ήταν εφικτή η διαχείριση όλων των δεδομένων που έχουν ληφθεί:

```
import pandas as pd
```

Έπειτα, για τον υπολογισμό των μεγεθών τέθηκαν οι εξής μεταβλητές

```
# Constants

PX2M_RAT = 0.08 #ένας κατά προσέγγιση αριθμός που εκφράζει την
αναλογία pixel και μέτρων που υπολογίστηκε με την βοήθεια της
ιστοσελίδας gis.ktimanet.gr

#Πληροφορίες καταγραφής
FRAMERATE = 25
WIDTH = 1920
HEIGHT = 1080

DIST_THRESHOLD = 20 # σταθερά για το φιλτράρισμα όσων αυτοκινήτων
παραμένουν σταθερά για πολύ ώρα

EDGE_THRESHOLD = 20 #σταθερά με σκοπό να σταματάει η καταγραφή όσων
τροχιών βρίσκονται στα περιθώρια του καρέ
```

```
MM2KMH = 16.6666666667 # αναλογία m/m και km/h

DIST_SAMPLE = 10 # ανά πόσα σημεία υπολογίζεται η απόσταση, για
λόγους κανονικοποίησης
```

Στην συνέχεια, ορίστηκε η σταθερά filter_trackIds η οποία περιλαμβάνει τα τελικά Id's όσων οχημάτων δεν έχουν απορριφθεί σύμφωνα με τα κριτήρια που τέθηκαν.

```
def filter_trackIds(df):
    track_ids = []
    first_track_id = df.head(1).values[0,1]
    last_track_id = df.tail(1).values[0,1] + 1

    for track_id in range(last_track_id):
        selectedTrackId = df[df["track_id"] == track_id]
        head = selectedTrackId.head(1)
        tail = selectedTrackId.tail(1)
```

Έπειτα, υπολογίζεται η απόσταση που καταγράφηκε για την κάθε τροχιά σύμφωνα με την εξίσωση που λαμβάνει τις πρώτες και τελευταίες συντεταγμένες του οχήματος:

```
   distPX = ((tail.values[0,2] - head.values[0,2])**2 +
(tail.values[0,3] - head.values[0,3])**2 )**.5

        if distPX > DIST_THRESHOLD:
            track_ids.append(track_id)

    return track_ids
```

Πιο συγκεκριμένα ακολουθήθηκε η μέθοδος:

```
def get_distPX(selectedTrackId):
    distPX_sum = 0

    tracks = normalize_track(selectedTrackId)
    trackSize = len(tracks) - 1
    for idx in range(trackSize):
        try:
```

```
            pointA = tracks[idx]
            pointB = tracks[idx + 1]
        except IndexError:
            continue

        distPX = ((pointB[0] - pointA[0])**2 + (pointB[1] -
pointA[1])**2 )**.5

        distPX_sum += distPX
    return distPX_sum
```

Με την χρήση της μεθόδου normalize track λήφθηκε ο μέσος όρος ανά 10 σημεία της τροχιάς για λόγους κανονικοποίησης.

```
def normalize_track(selectedTrackId):
    track = []

    track_size = selectedTrackId.size

    step = 0
    while step < track_size:
        end_range = step + DIST_SAMPLE
        if end_range > track_size:
            end_range = track_size

        sum_x = 0
        sum_y = 0

        sample_num = end_range - step
        try:
            for s in range(step, end_range):
                selectedPoint = selectedTrackId.iloc[s]

                sum_x += selectedPoint.values[2]
                sum_y += selectedPoint.values[3]

            track.append((sum_x/sample_num, sum_y/sample_num))
        except IndexError:
            step += DIST_SAMPLE
            #print(f"Error:{s}")
```

```
            continue
        step += DIST_SAMPLE
    print(track)
    return track
```

Ο αλγόριθμος προτού πραγματοποιηθούν κάποιες παραμετροποιήσεις διατηρούσε στις άκρες τις εικόνας όλες τις τροχιές με αποτέλεσμα να δημιουργείται μια σύγχυση. Με την διαδικασία που περιγράφεται παρακάτω ο υπολογισμός των μεγεθών δεν λαμβάνει υπόψη όσες τροχιές έχουν παραμείνει στα άκρα της εικόνας.

```
def find_last_frame(selectedTrackId):
    last_frame = selectedTrackId.head(1)

    last_track_id = selectedTrackId.size
    for idx in range(last_track_id):
        try:
            last_frame = selectedTrackId.iloc[idx]
        except IndexError:
            continue

        if idx < 10:
            continue

        if selectedTrackId.iloc[idx].values[2] < 20 or
selectedTrackId.iloc[idx].values[2] > WIDTH - EDGE_THRESHOLD:
            break

        if selectedTrackId.iloc[idx].values[3] < 20 or
selectedTrackId.iloc[idx].values[3] > HEIGHT - EDGE_THRESHOLD:
            break

    return last_frame
```

Ο αλγόριθμος είχε ως δεδομένα εισαγωγής το αρχείο .csv που παράχθηκε κατά το tracking και ως δεδομένα εξαγωγής ένα αρχείο .csv με τα στοιχεία που υπολογίστηκαν για κάθε τροχιά:

```
df = pd.read_csv('results.csv',sep=",")

# Open file to write and write header
```

```
out_txt = open('Apotelesmata.csv', 'w')
out_txt.write('track_id,Distance(m),Time(min),AverageSpeed(KM/H)\n')
```

Για να πραγματοποιηθεί αυτό υπολογίστηκε η απόσταση σε μέτρα για την κάθε τροχιά πολλαπλασιάζοντας με την σταθερά που αναφέρθηκε προηγουμένως:

```
for track_id in filter_trackIds(df):
    print(track_id)
    selectedTrackId = df[df["track_id"] == track_id]

    head = selectedTrackId.head(1)
    tail = find_last_frame(selectedTrackId)

    # distPX = ((tail.values[0,2] - head.values[0,2])**2 +
(tail.values[0,3] - head.values[0,3])**2 )**.5

    distPX = get_distPX(selectedTrackId)
    distM = distPX * PX2M_RAT
    # print(f"Distance={distM}")
```

Ο χρόνος υπολογίστηκε με την βοήθεια του αριθμού των frame διαιρώντας με την σταθερά FRAMERATE και το 60 για να πραγματοποιηθεί μετατροπή σε λεπτά.

```
timeM = (tail.values[0] - head.values[0,0])/FRAMERATE/60
# print(f"Time in minutes={timeM}")
```

Η ταχύτητα βρέθηκε από την εξίσωση μέσω της απόστασης με αναγωγή βρέθηκε σε χιλιόμετρα ανά ώρα.

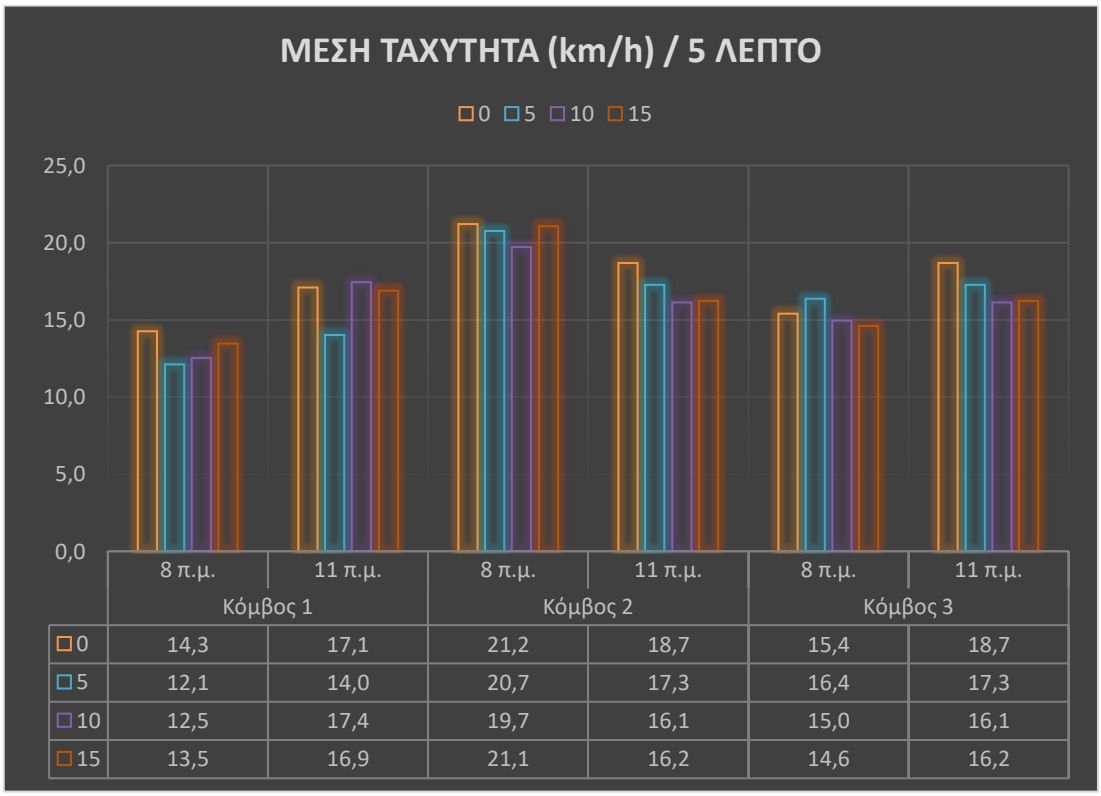
```
speedKMH = distM / timeM / MM2KMH
# print(f"Speed in KM/H={speedKMH}")
```

Τα δεδομένα εξάχθηκαν σε αρχείο csv με αντίστοιχους τίτλους σε κάθε στήλη:

```
# Write to CSV
out_txt.write(f'{track_id},{round(distM,2)},{round(timeM,2)},{round(s
peedKMH,2)}\n')
```

6.2.2 – Υπολογισμός κυκλοφοριακών μεγεθών

Αξιοποιώντας τα αποτελέσματα του αλγορίθμου μεταξύ άλλων υπολογίστηκε η μέση ταχύτητα των αυτοκινήτων ανά 5 λεπτό σε κάθε βίντεο για τις ώρες καταγραφής 8 π.μ. και 11 π.μ.. Για να πραγματοποιηθεί αυτό χρειάστηκε να γίνει ένα φιλτράρισμα πρώτα στα αποτελέσματα καθώς υπήρχαν τροχιές σταθμευμένων αυτοκινήτων που η ταχύτητά τους ήταν μηδενική και τροχιές που λόγω σφαλμάτων κατεγράφησαν υπερβολικά μεγάλες ταχύτητες. Συγκεκριμένα, με την βοήθεια της λειτουργίας Sort στο υπολογιστικό φύλλο Excel το όριο που τέθηκε στις ταχύτητες ήταν < 2km/h για τον αποκλεισμό των στάσιμων αυτοκινήτων και > 90km/h για τον αποκλεισμό των αφύσικα υψηλών ταχυτήτων. Μετά το φιλτράρισμα με την βοήθεια του track_id που εξάχθηκε εντός του αρχείου .csv ήταν εύκολο να αναγνωρισθούν τα χρονικά διαστήματα στα οποία εντοπίστηκε η κάθε τροχιά. Αξίζει να σημειωθεί η αβεβαιότητα του υπολογισμού της ταχύτητας καθώς ο υπολογισμός της έγινε μέσω της εύρεσης της συνολικής απόστασης που διένυσε το κάθε αυτοκίνητο και του χρόνου που βρισκόταν εντός της καταγραφής. Οποιοδήποτε σφάλμα στην μέτρηση της συνολικής απόστασης πιθανότατα επηρέασε και την ταχύτητα που υπολογίστηκε. Επομένως, με κάποιους επιπλέον υπολογισμούς που πραγματοποιήθηκαν εντός του Excel βρέθηκαν οι μέσες ταχύτητες των αυτοκινήτων για τον κάθε κόμβο μελέτης ανά 5 λεπτό και φαίνονται στον παρακάτω πίνακα:



	Κόμβος 1		Κόμβος 2		Κόμβος 3	
	8 π.μ.	11 π.μ.	8 π.μ.	11 π.μ.	8 π.μ.	11 π.μ.
0	14,3	17,1	21,2	18,7	15,4	18,7
5	12,1	14,0	20,7	17,3	16,4	17,3
10	12,5	17,4	19,7	16,1	15,0	16,1
15	13,5	16,9	21,1	16,2	14,6	16,2

Σχήμα 38: Αποτελέσματα αλγορίθμου υπολογισμού μέσης ταχύτητας ανά 5 λεπτό

Ερμηνεία αποτελεσμάτων και σχολιασμός

Από τα αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν στο Σχήμα 38 παρατηρήθηκαν μικρές αυξομειώσεις στις ταχύτητες με το πέρας του χρόνου. Σε περίπτωση που η συνολική καταγραφή ήταν 30 λεπτά τα αποτελέσματα θα ήταν πιο αντιπροσωπευτικά της κυκλοφοριακής κατάστασης που επικρατεί στην εκάστοτε περιοχή. Οι υψηλότερες ταχύτητες παρουσιάστηκαν στον κόμβο Δημάρχου Παύλου Πεντάρη και Ηρώων Πολυτεχνείου στην καταγραφή που πραγματοποιήθηκε στις 8 π.μ. ενώ οι χαμηλότερες στον κυκλικό κόμβο 25ης Μαρτίου στις 8 π.μ.. Δεν παρατηρήθηκε κάποιο συνεχές φαινόμενο που να συνδέει τις καταγραφές των 8 π.μ. και 11 π.μ..

6.3 – Περιγραφή αλγορίθμου υπολογισμού ταχυτήτων εισόδου και εξόδου στον κόμβο

Με παρόμοια μεθοδολογία με αυτή που περιεγράφηκε στο Κεφάλαιο 6.2 υλοποιήθηκε αλγόριθμος σε γλώσσα προγραμματισμού Python 3. Σκοπός του αλγορίθμου ήταν ο υπολογισμός της ταχύτητας διέλευσης που έχουν τα αυτοκίνητα όταν εισέρχονται και εξέρχονται στον κόμβο από τις αντίστοιχες οδούς που τους εξυπηρετούν. Παρακάτω θα περιγράφει ο αλγόριθμος και τα περιεχόμενά του:

Αρχικά, εισάχθηκαν οι αναγκαίες βιβλιοθήκες:

```
import pandas as pd
from shapely.geometry import Point, Polygon
```

Ορίσθηκαν οι μεταβλητές οι οποίες θα βοηθήσουν στον υπολογισμό των ταχυτήτων και έχουν αναλυθεί και σε προηγούμενο κεφάλαιο:

```
PX2M_RAT = 0.08
FRAMERATE = 25
DIST_THRESHOLD = 20
WIDTH = 1920
HEIGHT = 1080
EDGE_THRESHOLD = 20
MM2KMH = 16.6666666667
DIST_SAMPLE = 10
MONADA_MHKOUS = 20 #Το διάστημα στο οποίο θα υπολογιστεί η ταχύτητα
των αυτοκινήτων
```

Δημιουργήθηκε μια κλάση που θα περιέχει την περιοχή μέσα στην οποία θα πραγματοποιηθούν οι υπολογισμοί:

```
class DetectionArea:
    start = [(0, 0)]
    finish = [(0, 0)]
    name = ""

    def __init__(self, name, start, finish):
        self.start = start
        self.finish = finish
        self.name = name

    def get_start_poly(self):
        return Polygon(self.start)

    def get_finish_poly(self):
        return Polygon(self.finish)

    def get_name(self):
        return self.name
```

Ενώ, δόθηκαν και οι συντεταγμένες τις κάθε περιοχής για την κάθε οδό σε πίξελ σε αυθαίρετο σύστημα πάνω στην εικόνα σε μορφή λίστας:

```
def get_list():
    pointList = [
        DetectionArea("P1", [(732, 508), (755, 507), (759, 556),
(736, 558)],
                      [(515, 470), (530, 470), (524, 576), (500,
577)]),
        DetectionArea("P2", [(522, 586), (550, 584), (553, 643),
(526, 645)],
                      [(760, 560), (775, 562), (780, 622), (766,
624)]),
        DetectionArea("P3", [(855, 680), (915, 695), (910, 728),
(846, 716)],
                      [(805, 933), (862, 947), (856, 973), (800,
960)]),
        DetectionArea("P4", [(865, 950), (930, 965), (925, 993),
(858, 977)],
                      [(921, 699), (990, 716), (981, 747), (914,
```

```
731)]),
        DetectionArea("P5", [(1150, 533), (1180, 532), (1183, 594),
(1156, 596)],
                      [(1405, 511), (1430, 510), (1432, 580), (1407,
580)]),
        DetectionArea("P6", [(1395, 450), (1420, 450), (1424, 514),
(1397, 515)],
                      [(1150, 463), (1178, 462), (1180, 528), (1154,
530)]),
        DetectionArea("P7", [(1000, 356), (1080, 370), (1075, 396),
(985, 380)],
                      [(1060, 110), (1140, 128), (1133, 153), (1156,
135)]),
        DetectionArea("P8", [(1002, 96), (1068, 110), (1060, 138),
(997, 124)],
                      [(944, 340), (1014, 354), (1007, 381), (938,
366)]),
    ]
    return pointList
```

Οι περιοχές φαίνονται και παρακάτω πάνω στην εικόνα για την καλύτερη αντίληψη της θέσης τους:

Σχήμα 39: Απεικόνιση θέσεων που ορίστηκαν για τον αλγόριθμο υπολογισμού μέσης ταχύτητας σε διάστημα 20 μέτρων.

Ο αλγόριθμος είναι υπεύθυνος για την εύρεση της χρονικής στιγμής κατά την οποία ένα αυτοκίνητο τέμνει την αρχική διατομή και την τελική διατομή. Εφόσον η απόσταση που απείχαν ήταν γνωστή με τον υπολογισμό του χρόνου που χρειάστηκε για να φτάσει το αυτοκίνητο από την μια διατομή στην άλλη βρέθηκε η ταχύτητα που ανέπτυσσε το κάθε αυτοκίνητο σε αυτά τα 20m.

Τα δεδομένα εισόδου του αλγορίθμου αποτελούνται από το track_id, το frame_id και το ζεύγος συντεταγμένων της κάθε τροχιάς, τα οποία λήφθηκαν κατά την διαδικασία του αλγορίθμου παρακολούθησης. Οπότε με την χρήση τους ήταν εύκολο να βρεθεί ποιο track_id έτεμνε την κάθε διατομή και σε ποια χρονική στιγμή υπολογίζοντας τα frame που διαμεσολαβούν.

Το φιλτράρισμα των τροχιών πραγματοποιήθηκε με παρόμοιο τρόπο όπως στον αλγόριθμο που αναλύθηκε στο Κεφάλαιο 6.2.

```
def intersect(x, y, poly):
    return Point(x, y).within(poly)

def filter_trackIds(df):
    track_ids = []
    first_track_id = df.head(1).values[0, 1]
    last_track_id = df.tail(1).values[0, 1] + 1

    for track_id in range(last_track_id):
        selectedTrackId = df[df["track_id"] == track_id]
        head = selectedTrackId.head(1)
        tail = selectedTrackId.tail(1)

        distPX = ((tail.values[0, 2] - head.values[0, 2]) ** 2 +
(tail.values[0, 3] - head.values[0, 3]) ** 2) ** .5

        if distPX > DIST_THRESHOLD:
            track_ids.append(track_id)

    return track_ids


df = pd.read_csv('results.csv', sep=",")
df.head()

out_txt = open('Pyles.csv', 'w')
out_txt.write('DetectionArea, track_id, Time(min),
```

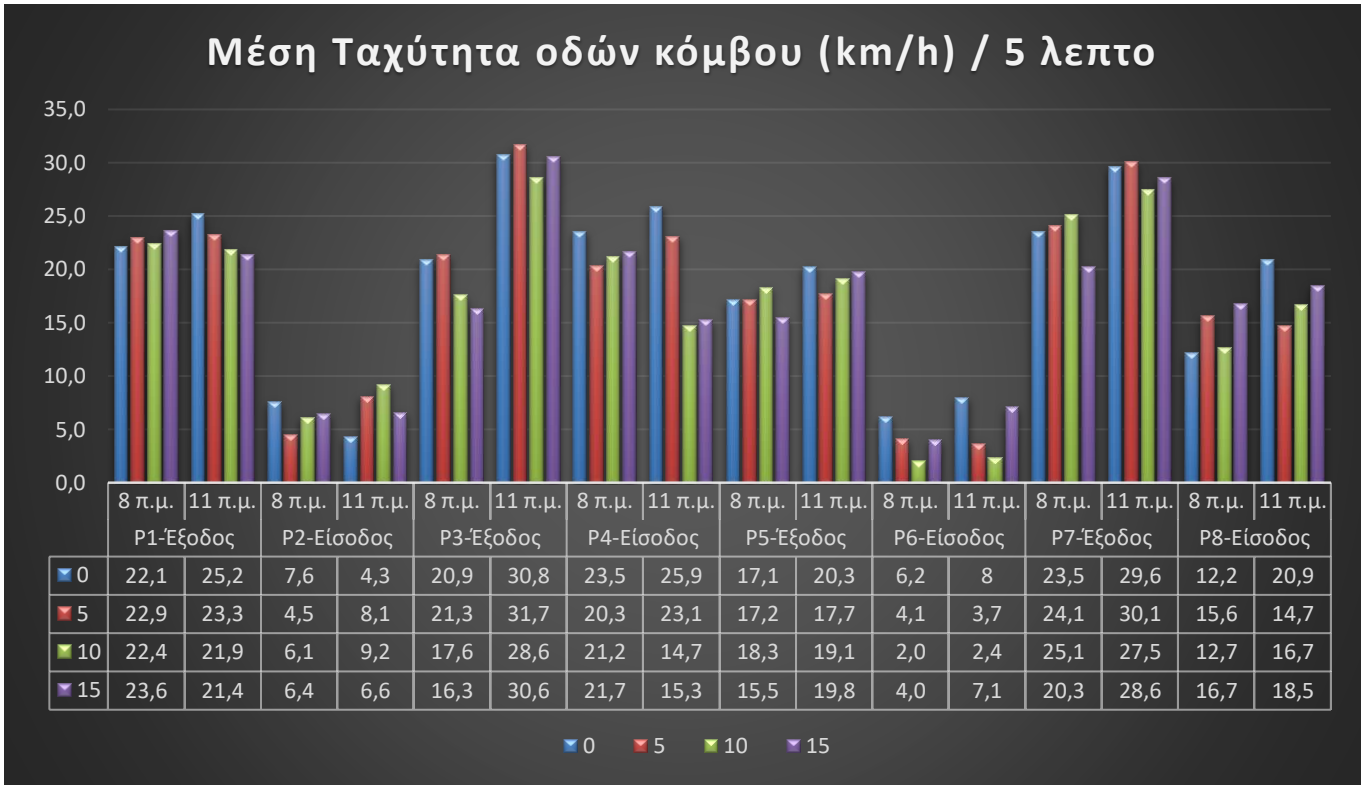
```
AverageSpeed(KM/H)\n')

pointList = get_list()

for detection_area in pointList:
    for track_id in filter_trackIds(df):
        # print(track_id)
        selectedTrackId = df[df["track_id"] == track_id]

        start_idx = -1
        finish_idx = -1

        trackSize = selectedTrackId.size
        for idx in range(trackSize):
            try:
                frame = selectedTrackId.iloc[idx]
                if intersect(frame.values[2], frame.values[3],
detection_area.get_start_poly()):
                    start_idx = idx
                    # print(f"frame={frame.values[0]}")
                    break
            except IndexError:
                continue

        if start_idx > -1:
            for idx in range(start_idx, trackSize):
                try:
                    frame = selectedTrackId.iloc[idx]
                    if intersect(frame.values[2], frame.values[3],
detection_area.get_finish_poly()):
                        finish_idx = idx
                        # print(f"frame={frame.values[0]}")
                        break
                except IndexError:
                    continue

        if start_idx > -1 and finish_idx > -1:
            print(f"Gate={detection_area.name}")
            print(f"track_id={track_id}")
            start_frame = selectedTrackId.iloc[start_idx].values[0]
            finish_frame = selectedTrackId.iloc[finish_idx].values[0]
```

```
            print(f"start_frame={start_frame}")
            print(f"finish_frame={finish_frame}")

            frame_diff = finish_frame - start_frame
            print(f"frameDiff={frame_diff}")

            timeM = frame_diff / FRAMERATE / 60
            print(f"timeM={timeM}")

            speedKMH = MONADA_MHKOUS / timeM / MM2KMH

            print(f"speedKMH={speedKMH}")

            # Write to CSV

out_txt.write(f'{detection_area.name},{track_id},{round(timeM,
2)},{round(speedKMH, 2)}\n')
```

Τα δεδομένα εξόδου του αλγορίθμου αποτελούνται από ένα αρχείο .csv που περιέχει την περιοχή εντοπισμού, το track_id της κάθε τροχιάς, τον χρόνο που έκανε να διανύσει τα 20m και την ταχύτητα που είχε αναπτυχθεί από το αυτοκίνητο σε αυτό το διάστημα.

6.3.1 – Υπολογισμός κυκλοφοριακών μεγεθών

Με τις κατάλληλες μορφοποιήσεις στο αρχείο που εξάχθηκε υπολογίστηκαν ενδεικτικά οι μέσες ταχύτητες σε διατομή εισόδου και εξόδου του κάθε κλάδου ανά 5 λεπτό. Οι υπολογισμοί πραγματοποιήθηκαν μόνο για τον κόμβο των οδών Λεωφόρου Πρωτόπαπα και Σοφοκλή Βενιζέλου. Λόγω της διάρκειας της καταγραφής τα αποτελέσματα που εξάχθηκαν αλλά και η αντίστοιχη ερμηνεία τους δεν είναι αντιπροσωπευτική σε μεγάλο βαθμό. Για τον λόγο αυτό δεν πραγματοποιήθηκε αντίστοιχη διαδικασία και για τους υπόλοιπους κόμβους και παρακάτω παρατίθενται τα αποτελέσματα των υπολογισμών:



	8 π.μ.	11 π.μ.	8 π.μ.	11 π.μ.	8 π.μ.	11 π.μ.	8 π.μ.	11 π.μ.	8 π.μ.	11 π.μ.	8 π.μ.	11 π.μ.	8 π.μ.	11 π.μ.	8 π.μ.	11 π.μ.
	P1-Έξοδος		P2-Είσοδος		P3-Έξοδος		P4-Είσοδος		P5-Έξοδος		P6-Είσοδος		P7-Έξοδος		P8-Είσοδος	
0	22,1	25,2	7,6	4,3	20,9	30,8	23,5	25,9	17,1	20,3	6,2	8	23,5	29,6	12,2	20,9
5	22,9	23,3	4,5	8,1	21,3	31,7	20,3	23,1	17,2	17,7	4,1	3,7	24,1	30,1	15,6	14,7
10	22,4	21,9	6,1	9,2	17,6	28,6	21,2	14,7	18,3	19,1	2,0	2,4	25,1	27,5	12,7	16,7
15	23,6	21,4	6,4	6,6	16,3	30,6	21,7	15,3	15,5	19,8	4,0	7,1	20,3	28,6	16,7	18,5

Σχήμα 40: Αποτελέσματα αλγορίθμου υπολογισμού μέσης ταχύτητας οδών κόμβου ανά 5 λεπτό για το Βίντεο 3

Ερμηνεία αποτελεσμάτων και σχολιασμός

Οι ταχύτητες αφορούν ένα διάστημα 20 μέτρων ανάντη της πρόσβασης στις εισόδους του κόμβου και 20 μέτρων κατάντη της πρόσβασης στις εξόδους. Από τα αποτελέσματα μπορεί να παρατηρηθεί σε μακροσκοπικό επίπεδο η γενική αύξηση των ταχυτήτων στις καταγραφές των 11 π.μ.. Αυτό πιθανώς ευθύνεται στους μειωμένους φόρτους που παρατηρούνται στη συγκεκριμένη περιοχή τη δεδομένη χρονική στιγμή έναντι της καταγραφής των 8π.μ.. Επιπλέον, στο Σχήμα 40 διακρίνονται και οι διατομές σε Εισόδους και Εξόδους στον κόμβο. Όπως είναι φυσιολογικό οι ταχύτητες που αναπτύσσονται κατά την έξοδο των οχημάτων στον κόμβο είναι μεγαλύτερες από αυτές κατά την είσοδο τους στον κόμβο λόγω της παρουσίας φωτεινού σηματοδότη. Κάποιοι ακόμα λόγοι της παρουσίας χαμηλών ταχυτήτων κυρίως στις Εισόδους 2 και 6 είναι η μεγαλύτερη διάρκεια κόκκινης ένδειξης που παρουσιάζουν και κατά συνέπεια η χαμηλότερη κυκλοφοριακή ικανότητα. Η λειτουργία των εισόδων παρεμποδίζεται από πλήθος σταθμευμένων αυτοκινήτων που δυσχεραίνουν τη συνολική λειτουργία του κόμβου. Σε γενικές γραμμές παρατηρήθηκε αυξομείωση των ταχυτήτων με το πέρας του χρόνου δίχως να ακολουθείται κάποιο μοτίβο το οποίο είναι αναμενόμενο καθώς το διάστημα των 5 λεπτών είναι ιδιαίτερα μικρό για να αποτυπώσει αντιπροσωπευτικές κυκλοφοριακές

συνθήκες. Στις εξόδους 3 και 7 στις 11π.μ. αναπτύσσονται οι υψηλότερες ταχύτητες, ενώ στις εισόδους 2 και 6 στις 8π.μ. αναπτύσσονται οι χαμηλότερες ταχύτητες.

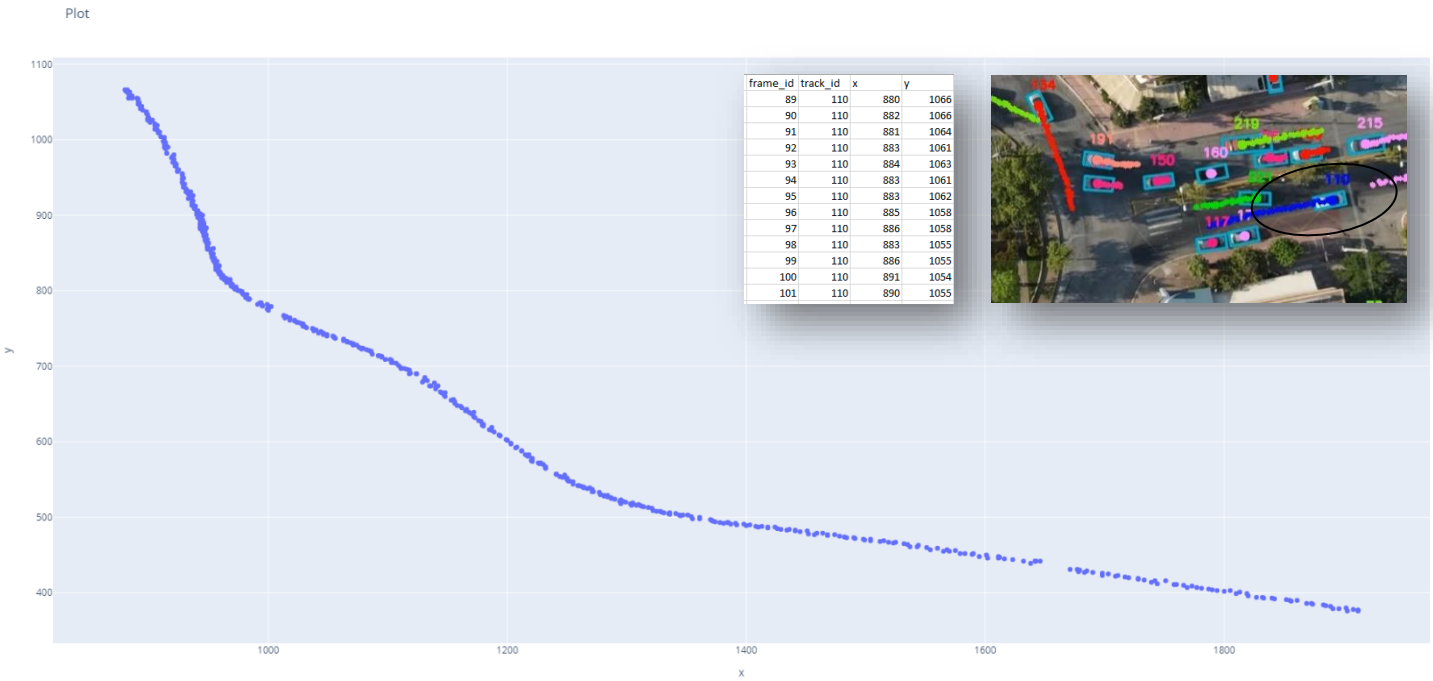
6.4 – Εξαγωγή διαγραμμάτων τροχιών

Με τα δεδομένα που έχουν ληφθεί υπήρξε η δυνατότητα εξαγωγής ορισμένων διαγραμμάτων που παρουσιάζουν την θέση του αυτοκινήτου κατά την διάρκεια της καταγραφής σε pixel πάνω στην εικόνα. Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο θα παρουσιαστούν τα διαγράμματα που εξάχθηκαν για συγκεκριμένες τροχιές που κατεγράφησαν για τα τρία διαφορετικά Βίντεο.

6.4.1 – Διαγράμματα μεμονωμένων τροχιών

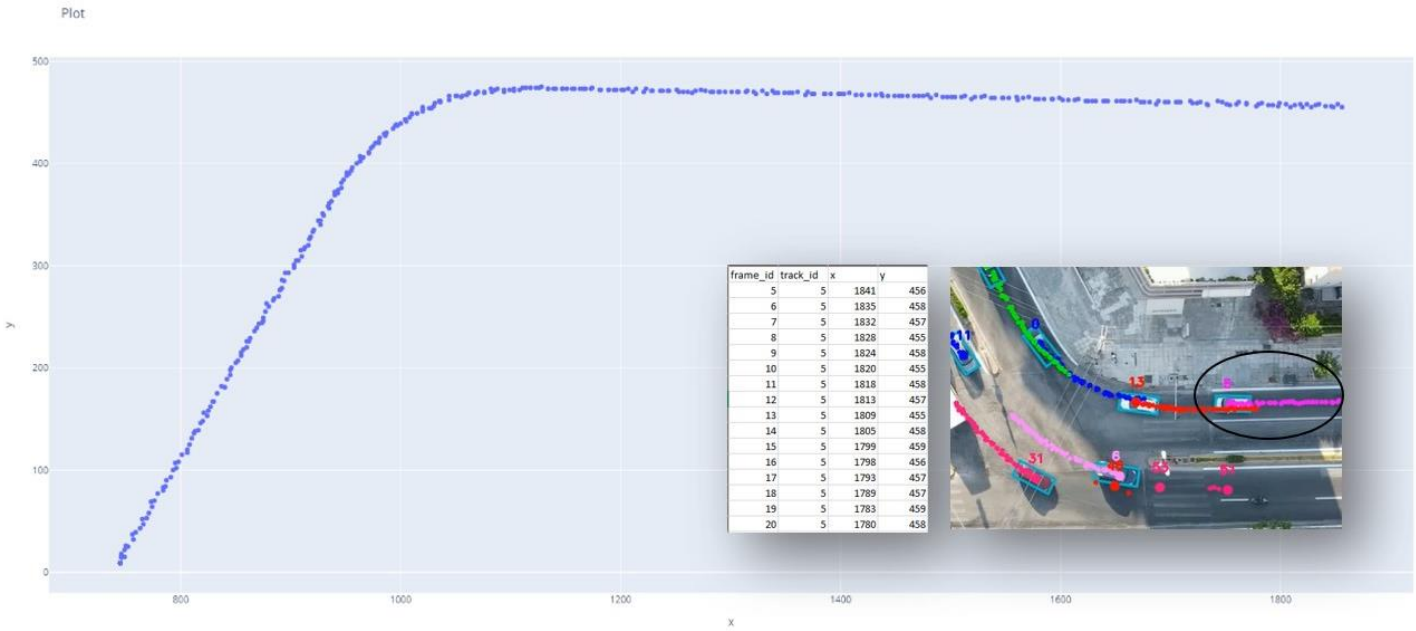
Επίσης, η πληροφορία των αρχείων εξαγωγής κρίθηκε χρήσιμη και για τον σχεδιασμό διαγραμμάτων διασποράς για την κάθε τροχιά. Έτσι, δίνεται η δυνατότητα στο χρήστη μέσω ενός αλγορίθμου που υλοποιήθηκε να εισάγει το ποια τροχιά ενδιαφέρεται να παρατηρήσει. Με τα αποτελέσματα του συγκεκριμένου αλγορίθμου ήταν εφικτό να εκτιμηθεί η ομαλότητα καταγραφής της κάθε τροχιάς. Τα διαγράμματα διασποράς απεικονίζουν όλες τις συντεταγμένες της τροχιάς κατά x και κατά y σε αυθαίρετο σύστημα αναφοράς με μονάδα μέτρησης το pixel. Παρακάτω παρουσιάζονται κάποια ενδεικτικά διαγράμματα για μια εκ των τροχιών για τα τρία βίντεο:

Για τον κυκλικό κόμβο της 25ης Μαρτίου και την τροχιά με ID=110:



Σχήμα 41: Διάγραμμα τροχιάς οχήματος στην καταγραφή στον κυκλικό κόμβο 25ης Μαρτίου

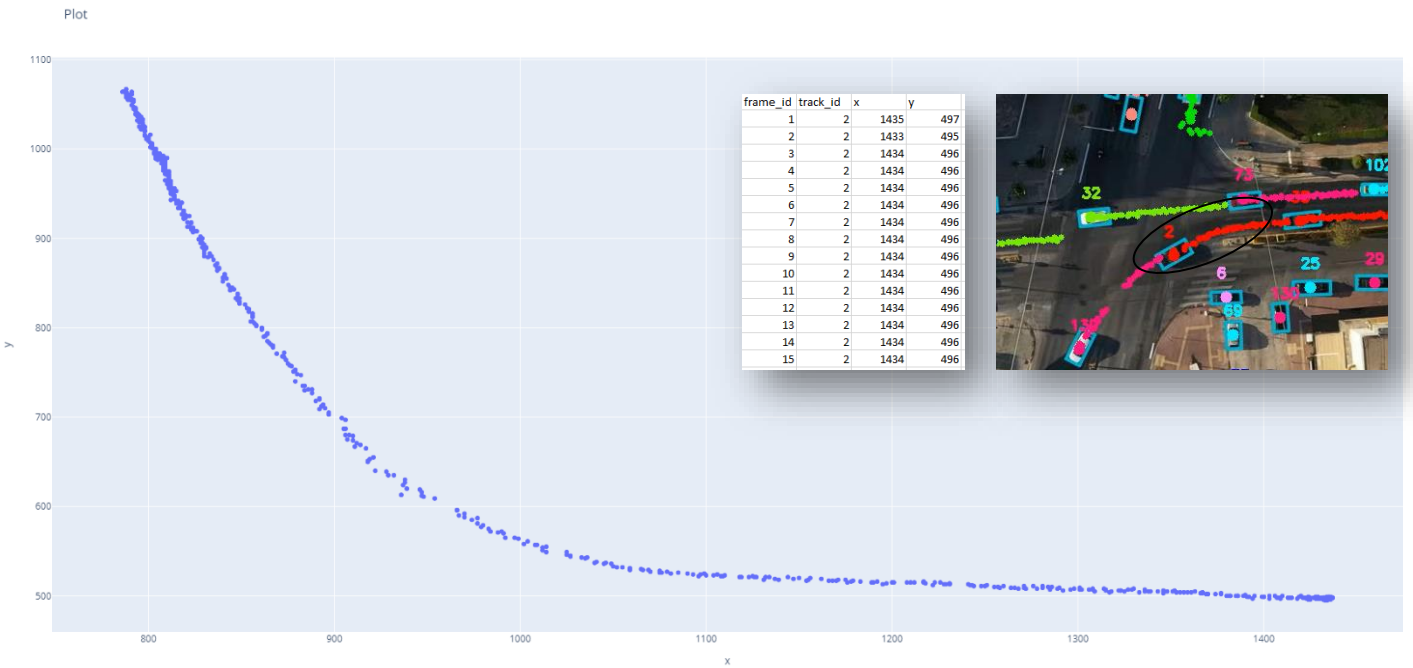
Για τον ισόπεδο κόμβο των οδών Δημάρχου Παύλου Πεντάρη και Ηρώων Πολυτεχνείου και την τροχιά με ID=5:



frame_id	track_id	x	y
5	5	1841	456
6	5	1835	458
7	5	1832	457
8	5	1828	455
9	5	1824	458
10	5	1820	455
11	5	1818	458
12	5	1813	457
13	5	1809	455
14	5	1805	458
15	5	1799	459
16	5	1798	456
17	5	1793	457
18	5	1789	457
19	5	1783	459
20	5	1780	458

Σχήμα 42: Διάγραμμα τροχιάς οχήματος στην καταγραφή στον κόμβο των οδών Δημάρχου Παύλου Πεντάρη και Ηρώων Πολυτεχνείου

Για τον ισόπεδο κόμβο της Λεωφόρου Πρωτόπαπα και Σοφοκλή Βενιζέλου και την τροχιά με ID=2 :



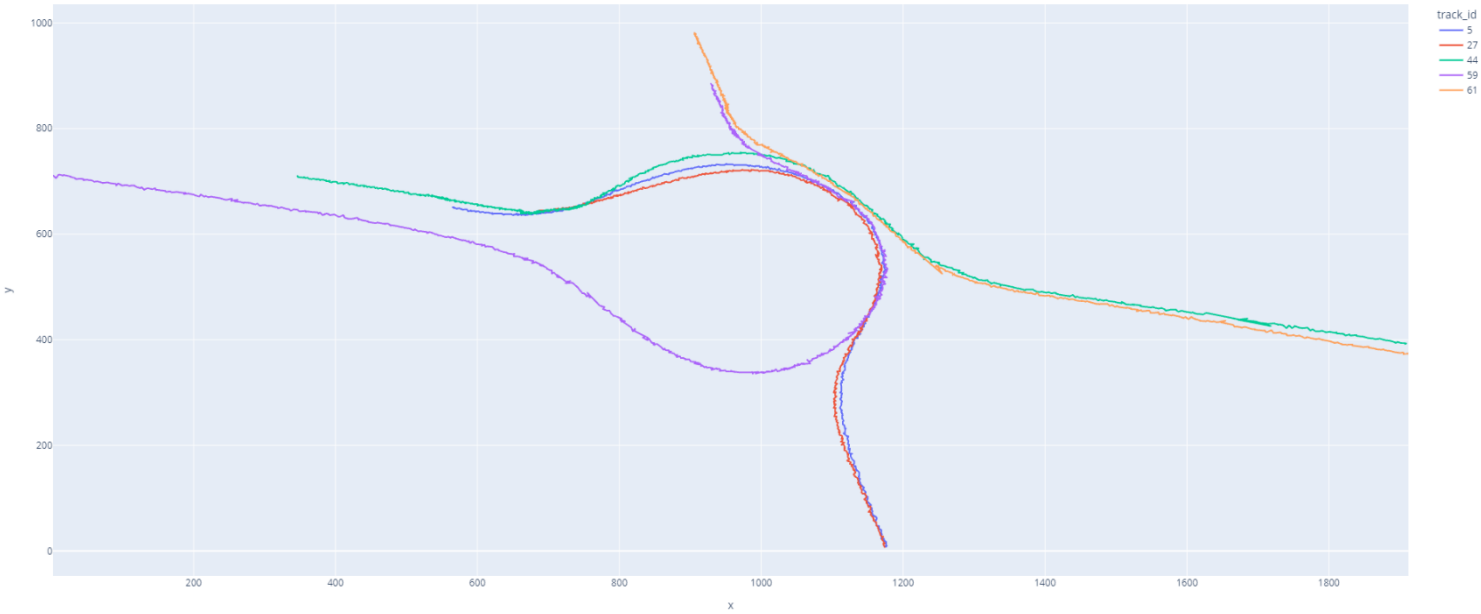
frame_id	track_id	x	y
1	2	1435	497
2	2	1433	495
3	2	1434	496
4	2	1434	496
5	2	1434	496
6	2	1434	496
7	2	1434	496
8	2	1434	496
9	2	1434	496
10	2	1434	496
11	2	1434	496
12	2	1434	496
13	2	1434	496
14	2	1434	496
15	2	1434	496

Σχήμα 43: Διάγραμμα τροχιάς οχήματος στην καταγραφή στον κόμβο της Λεωφόρου Πρωτόπαπα και Σοφοκλή Βενιζέλου

6.4.2 – Διαγράμματα πλήθους τροχιών

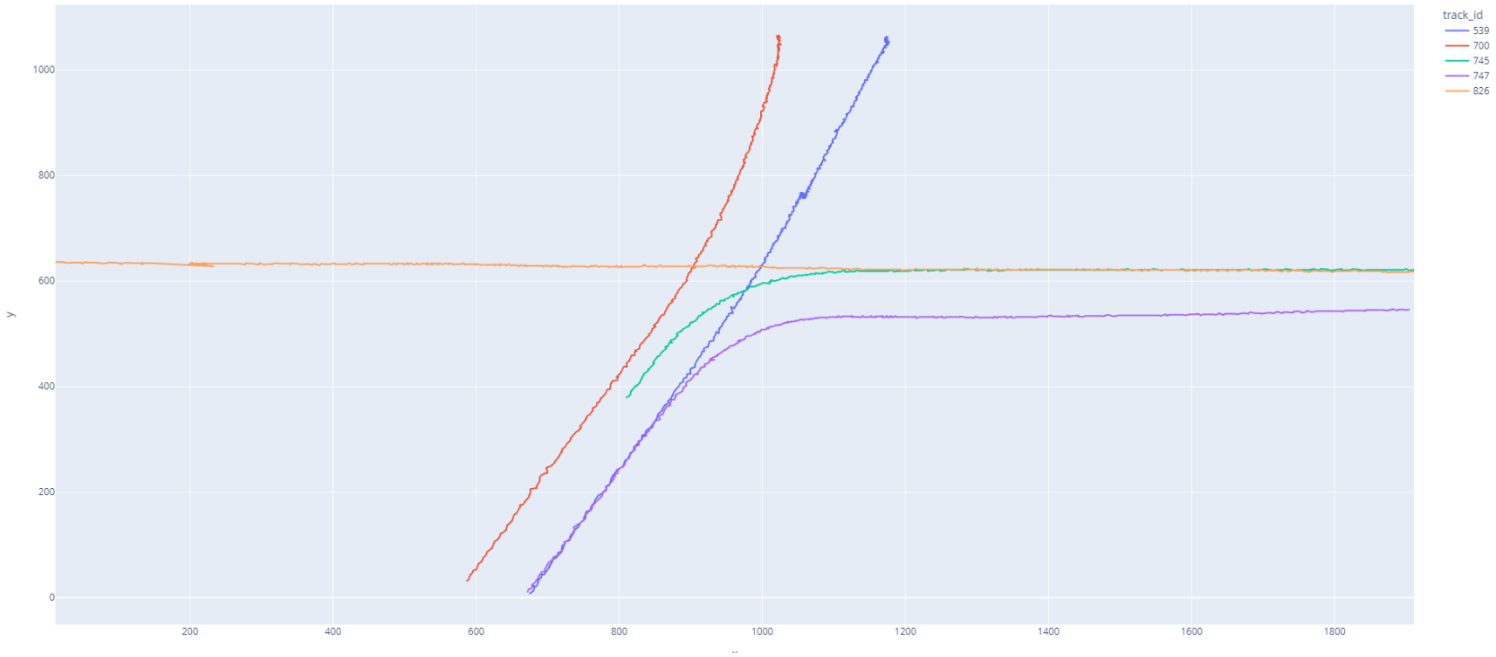
Επιπλέον, με παρόμοια διαδικασία είναι εύκολο να ληφθούν και διαγράμματα που να περιλαμβάνουν πολλές τροχιές διακρίνοντας έτσι και την πορεία ενός πλήθους οχημάτων ανά μονάδα χρόνου. Για να πραγματοποιηθεί αυτό χρειάστηκε η μορφοποίηση του αλγορίθμου που χρησιμοποιήθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο. Παρακάτω παρουσιάζονται διαγράμματα ορισμένων τροχιών που επιλέχθηκαν που απεικονίζουν όσο το δυνατό καλύτερα τις πιθανές διαδρομές που κατεγράφησαν για τα οχήματα στους τρεις διαφορετικούς κόμβους.

Για τον κυκλικό κόμβο της 25ης Μαρτίου και 5 διαφορετικές τροχιές:



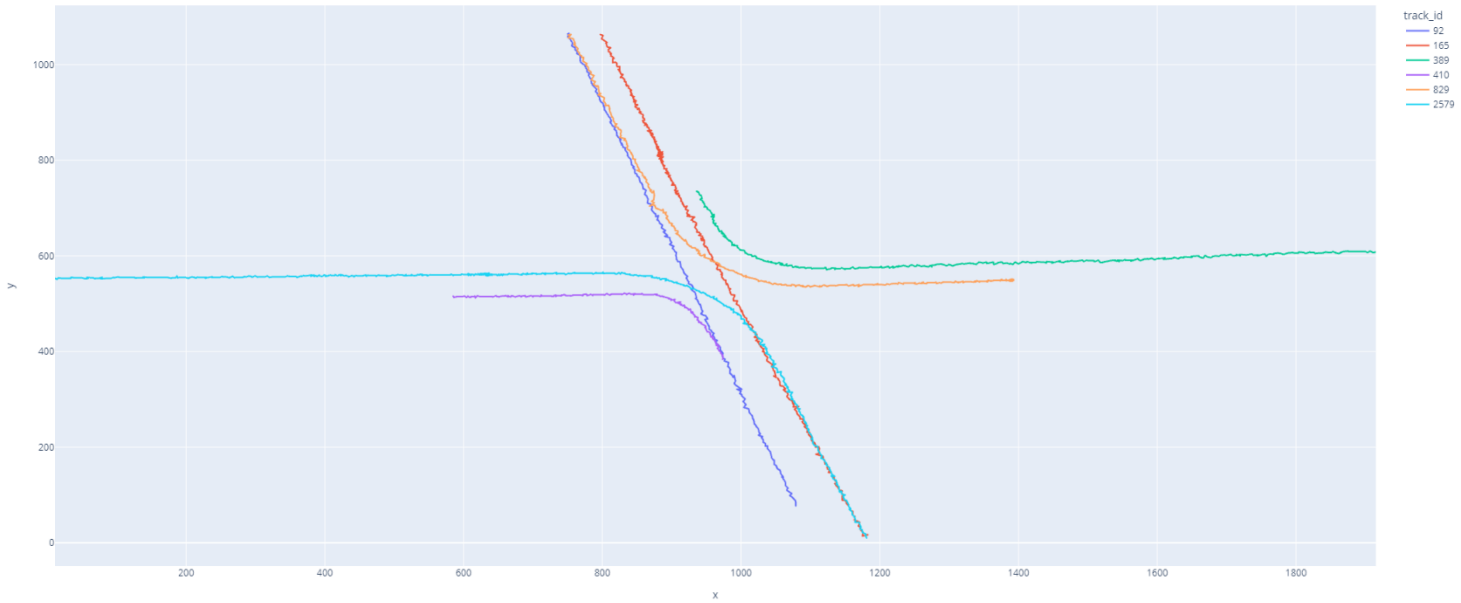
Σχήμα 44: Διάγραμμα πλήθους τροχιών οχημάτων στην καταγραφή στον κυκλικό κόμβο 25ης Μαρτίου

Για τον ισόπεδο κόμβο των οδών Δημάρχου Παύλου Πεντάρη και Ηρώων Πολυτεχνείου και για 5 διαφορετικές τροχιές:



Σχήμα 45: Διάγραμμα πλήθους τροχιών οχημάτων στον κόμβο των οδών Δημάρχου Παύλου Πεντάρη και Ηρώων Πολυτεχνείου

Για τον ισόπεδο κόμβο της Λεωφόρου Πρωτόπαπα και Σοφοκλή Βενιζέλου και για 6 διαφορετικές τροχιές :



Σχήμα 46: Διάγραμμα πλήθους τροχιών οχημάτων στον κόμβο της Λεωφόρου Πρωτόπαπα και Σοφοκλή Βενιζέλου

Κάποιες διενέργειες που μπορούν να πραγματοποιηθούν για περαιτέρω αξιοποίηση των δεδομένων είναι η γραμμική παρεμβολή ανάμεσα στις συντεταγμένες της κάθε τροχιάς με σκοπό να ληφθεί ένα πιο ομαλό αποτέλεσμα. Επιπλέον, ως μελλοντική προσέγγιση με τα υπάρχοντα δεδομένα θα ήταν ενδιαφέρον οι τροχιές των οχημάτων να γεωαναφερθούν και τα διαγράμματα να παρουσιαστούν με υπόβαθρο την εικόνα του εκάστοτε κόμβου. Τέλος, ενδιαφέρον θα είχε η κατηγοριοποίηση των τροχιών ανάλογα με τις ταχύτητες που αναπτύσσουν και η παρουσίασή τους σε ένα κοινό διάγραμμα.

Κεφάλαιο 7 – Συμπεράσματα & Προτάσεις για μελλοντική έρευνα

7.1 – Συμπεράσματα

Με την εκπόνηση της διπλωματικής εργασίας έγινε αντιληπτό ότι η καταγραφή κυκλοφοριακών δεδομένων με τη χρήση Μη Επανδρωμένων Οχημάτων είναι μια υλοποιήσιμη διαδικασία. Η οποία παρουσιάζει πολλά θετικά, αλλά έχει και κάποιους περιορισμούς.

Ένα πλεονέκτημα που διαπιστώθηκε κατά τη μελέτη για την υλοποίηση του πειράματος είναι ότι η χρήση της συγκεκριμένης τεχνολογίας επιτρέπει τις μετρήσεις φόρτου σε πραγματικό χρόνο. Με συγκεκριμένους αλγορίθμους και πρωτόκολλο επικοινωνίας το υλικό καταγραφής δύναται να περάσει απευθείας από την κάμερα στον υπολογιστεί και από εκεί να εφαρμοσθούν οι κατάλληλες διαδικασίες για την εξαγωγή των απαραίτητων κυκλοφοριακών μεγεθών. Είναι φυσικό ότι μια τέτοια διαδικασία απαιτεί συγκεκριμένο υλικό και λογισμικό και εμφανίζει μεγαλύτερη πολυπλοκότητα από τη διαδικασία που περιγράφηκε παραπάνω ωστόσο στο μέλλον θα μπορεί να πραγματοποιηθεί ακόμα και σε πειραματικό επίπεδο.

Η ευελιξία κινήσεων που δίνεται από τα Μη Επανδρωμένα Οχήματα μας επιτρέπει την καταγραφή από μια ξεχωριστή «οπτική γωνία» η οποία προσφέρει μεγαλύτερη κάλυψη της περιοχής από ότι η τοποθέτηση σταθερών καμερών καταγραφής. Ιδιαίτερα οι κατακόρυφες λήψεις σε υψόμετρο άνω των 100 μέτρων, οι οποίες χρησιμοποιήθηκαν και στο παρόν πείραμα, δίνουν τη δυνατότητα να καταγραφεί ένας ολόκληρος ισόπεδος κόμβος με τη χρήση ενός μόνο Μη Επανδρωμένου Οχήματος. Για παρόμοια καταγραφή όπως πραγματοποιήθηκε στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας θα ήταν αναγκαία η χρήση τουλάχιστον 4 καμερών.

Επίσης, η χρήση ενός Μη Επανδρωμένου Οχήματος για καταγραφή δεν απαιτεί εγκατάσταση καθώς αποτελεί ευέλικτο εργαλείο, σε σχέση με μια κάμερα η οποία πρέπει να τοποθετηθεί σε κάποια δημόσια υποδομή όπως κολώνες φωτισμού. Η εγκατάσταση μιας κάμερας συνεπάγεται και επιπλέον κόστος ιδιαίτερα εάν δεν υπάρχει κατάλληλο σημείο τοποθέτησης στο υπό μελέτη τμήμα, αλλά αυξημένη επικινδυνότητα κατά την διάρκεια ης τοποθέτησής της.

Επιπλέον, τα Μη Επανδρωμένα Οχήματα προσφέρουν υψηλή ποιότητα καταγραφής καθώς τα οικονομικώς προσβάσιμα για τον μέσο καταναλωτή Μη Επανδρωμένα Οχήματα προσεγγίζουν την ανάλυση έως και 4K 3840 × 2160 και τα καρέ ανά δευτερόλεπτο να ανέρχονται στα 60. Η ποιότητα αυτή δίνει την ικανότητα στον χρήση που θα εξετάσει το βίντεο καταγραφής να μεγεθύνει την εικόνα χωρίς να μειωθεί αισθητά η ποιότητα. Επιπλέον, η υψηλή ανάλυση καταγραφής επιτρέπει στον χρήση να παρακολουθήσει το βίντεο πιο ξεκούραστα.

Παρά την ταχύτατη αύξηση της τεχνολογίας και των δυνατοτήτων στον τομέα των Μη Επανδρωμένων Οχημάτων παρουσιάζονται ορισμένοι περιορισμοί οι οποίοι πρέπει να ληφθούν υπόψη σε κάθε παρόμοια έρευνα.

Το κόστος μέσο ενός drone κυμαίνεται στα 1200-1500 ευρώ. Η τιμή αυτή ενδέχεται να αυξηθεί όσο αυξάνονται και οι δυνατότητες που προσφέρει. Επομένως, η αντικατάσταση ενός πλήθους καμερών καταγραφής με Μη Επανδρωμένα Οχήματα ενδέχεται να είναι ασύμφορή όταν οι κάμερες είναι λιγότερες από 3-4. Ακόμα, λόγω της νέας αυτής τεχνολογίας η διαθεσιμότητα δεν είναι η επιθυμητή όμως όλο και περισσότερα καταστήματα τέτοιων ειδών δύναται να διαθέτουν drone στο μέλλον και με μεγαλύτερη ποικιλία και επιλογές για τον καταναλωτή.

Κατά την παρούσα έρευνα διαπιστώθηκε ότι τα drone που χρησιμοποιήθηκαν είχαν καθαρό χρόνο καταγραφής έως 20 λεπτά. Έτσι, η λήψη ενός βίντεο που να διαρκεί 24 με 60 ώρες είναι πρακτικά αδύνατη. Το πρόβλημα αυτό έχει τρόπους αντιμετώπισης οι οποίοι θα αναφερθούν στο Κεφάλαιο 7.2.

Λόγω της φύσης της τεχνολογίας των Μη Επανδρωμένων Οχημάτων η χρήση τους κατά την διάρκεια κακοκαιρίας ή έντονων ανέμων είναι αδύνατη. Η ταχύτητα και η κατεύθυνση των ανέμων σε υψόμετρο άνω των 100 μέτρων επηρεάζουν αισθητά την πτήση και κατά συνέπεια το υλικό καταγραφής τόσο σε σχέση με την σταθερότητά του όσο και σε σχέση με το μέγεθος της περιοχής.

Η υψηλή ποιότητα που αναφέρθηκε και προηγουμένως έχει ως αποτέλεσμα την αύξηση του όγκου των δεδομένων. Σε μια μελέτη θα έπρεπε να ληφθεί υπόψη ότι ένα βίντεο ανάλυσης 4K και 24 καρέ το δευτερόλεπτο έχει μέγεθος περίπου 300 MB/λεπτό. Η αποθήκευση καταγραφών που θα αποσκοπούν στη μελέτη ενός οδικού τμήματος θα είναι απαιτητική και θα χρειάζεται την κατάλληλη υποδομή. Επιπρόσθετα, η υψηλή ποιότητα δυστυχώς περιορίζεται προς το παρόν στις καταγραφές που αφορούν τις ώρες πριν την δύση του ηλίου. Η εξέλιξη των αισθητήρων πάνω στα drone δεν επιτρέπει ακόμα στους χειριστές να καταγράψουν πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα σε συνθήκες χαμηλού φωτισμού. Επομένως, μια μελέτη ενός οδικού τμήματος θα πρέπει να περιοριστεί σε δεδομένα που αφορούν τις ώρες αιχμής πριν δύσει ο ήλιος.

Η χρήση ενός Μη Επανδρωμένου Οχήματος πρέπει να γίνεται σύμφωνα με τους περιορισμούς που ορίζει η Υπηρεσία Πολιτικής Αεροπορίας τηρώντας ταυτόχρονα τους νόμους περί προσωπικών δεδομένων. Η χρήση τους για την κυκλοφοριακή μελέτη προτείνεται να γίνει σε συνεργασία με το Αστυνομικό Τμήμα της κάθε περιοχής. Ο νέος Ευρωπαϊκός Νόμος που τηρείται από τις 31 Δεκεμβρίου του 2020 ορίζει πως για παρόμοιες πτήσεις, όπως αυτές που πραγματοποιήθηκαν στο πείραμα, απαιτείται η κατοχή διπλώματος χειριστή, σχεδίου πτήσης

και άλλα επιπλέον στοιχεία ανάλογα με το μοντέλο drone που χρησιμοποιείται για την καταγραφή.

Συμπερασματικά, υπάρχουν πολλές δυνατότητες χρησιμοποίησης των Μη Επανδρωμένων Οχημάτων σε πολλούς τομείς της επιστήμης. Για την καταγραφή κυκλοφοριακών δεδομένων είναι πιο αποτελεσματικά από τα υπόλοιπα εργαλεία καταγραφής που υπάρχουν ωστόσο αναμένεται στο μέλλον η βελτίωσή τους και κατά συνέπεια η εδραίωση τους για πειραματικές συνθήκες κατά τις οποίες αυτή την στιγμή η χρήση τους δεν είναι ενδεδειγμένη.

7.2 – Προτάσεις για μελλοντική έρευνα

Στο κεφάλαιο αυτό θα πραγματοποιηθεί μια σύντομη περιγραφή κάποιων προτάσεων για μελλοντική έρευνα σχετικά με το συγκεκριμένο αντικείμενο που αναλύθηκε στην διπλωματική εργασία. Θα παρατεθούν απόψεις και διαφοροποιήσεις που δύναται να πραγματοποιηθούν αποδίδοντας βελτιωμένο και πιο αξιόπιστο αποτέλεσμα.

Αρχικά, όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως στην παρούσα εργασία έγινε αντιληπτό το πρόβλημα του χρόνου καταγραφής από τα εναέρια μέσα που χρησιμοποιήθηκαν. Ο «καθαρός» χρόνος καταγραφής που επιτεύχθηκε ήταν 15 λεπτά. Ο χρόνος αυτός δεν θεωρείται αντιπροσωπευτικός και δεν μπορεί να απεικονίσει αντικειμενικά τις κυκλοφοριακές συνθήκες που επικρατούν σε έναν κόμβο ή σε μια οδική αρτηρία. Το πρόβλημα αυτό μελλοντικά μπορεί να αντιμετωπισθεί με δύο τρόπους, είτε με την χρήση διαφορετικών Μη Επανδρωμένων Οχημάτων με μεγαλύτερη χωρητικότητα μπαταρίας και εν δυνάμει περισσότερο χρόνο πτήσης. Τα Μη Επανδρωμένα Αεροσκάφη που χρησιμοποιήθηκαν χαρακτηρίζονται ως ημι-επαγγελματικα/επαγγελματικά με τη μέγιστη ονομαστική διάρκεια πτήσης να φτάνει τα 25 λεπτά. Στην αγορά υπάρχουν άλλες επιλογές που βέβαια λόγω της τιμής τους δεν είναι προσιτές και δεν ήταν αναγκαία η χρήση τους σε ένα πείραμα προπτυχιακού επιπέδου. Μια διαφορετική λύση στο πρόβλημα της μπαταρίας είναι η αντικατάσταση του Μη Επανδρωμένου Οχήματος με ένα άλλο εν ώρα πτήσης. Συγκεκριμένα, όταν παρουσιαστεί ένδειξη μπαταρίας του πρώτου οχήματος θα απογειωθεί το δεύτερο όχημα το οποίο με την βοήθεια της τηλεκατεύθυνσης θα συνεχίσει την καταγραφή από το σημείο περίπου που πετούσε μέχρι πρότινος το πρώτο όχημα. Σε μια τέτοια περίπτωση θα χρειαστεί σίγουρα επεξεργασία των δεδομένων ώστε οι καταγραφές να κεντραριστούν και να παρουσιάζουν την ίδια πληροφορία.

Κατά τη διάρκεια της επεξεργασίας των αποτελεσμάτων που αντλήθηκαν από τους αλγορίθμους εντοπισμού και ανίχνευσης διακρίθηκαν ορισμένα σφάλματα τα οποία ευθύνονταν στη μικρομετακίνηση των Μη Επανδρωμένων Οχημάτων και κατά συνέπεια των κέντρων λήψης. Το κάθε Μη Επανδρωμένο Όχημα διαθέτει έναν μηχανισμό που διατηρεί την θέση του κατά την διάρκεια της πτήσης, ωστόσο η ακρίβεια που έχει εξαρτάται από τους

δορυφόρους από τους οποίους λαμβάνει πληροφορίες. Ένας παράγοντας ακόμα που ευθυνόταν για την μετακίνηση του σημείου λήψης ήταν ο αέρας και στιγμές που παρουσιάζονταν υψηλά μποφόρ αέρα σε υψόμετρο άνω των 100 μέτρων. Επιπλέον, ο συντονισμός των χειριστών και η εντολή που έχει ο κάθε χειριστής, ότι δεν πρέπει να μετακινεί το drone παρά μόνο σε έκτακτη περίπτωση, είναι σημαντικές προϋποθέσεις του εκάστοτε πειράματος. Οι πρωτοβουλίες που μπορούν να ληφθούν για την γενικότερη εξομάλυνση του υλικού καταγραφής είναι η εκ των προτέρων σταθεροποίησή του κάθε βίντεο. Η διαδικασία της σταθεροποίησης είναι εξαιρετικά σημαντικό να πραγματοποιηθεί πριν εφαρμοστεί οποιοσδήποτε αλγόριθμος. Ως αποτέλεσμα τα βίντεο θα είναι πιο ομαλά διευκολύνοντας το workflow που θα ακολουθήσει.

Μια πρόταση για μελλοντική έρευνα είναι η πραγματοποίηση ενός re-identification των οχημάτων που παρουσιάζονται σε όλες τις καταγραφές. Αναλυτικότερα, δεδομένου ότι οι καταγραφές συνδέονται μεταξύ τους χωρικά, ορισμένα οχήματα παρουσιάζονται σε πολλές καταγραφές. Η εκπαίδευση ενός δικτύου ικανού να αναγνωρίζει από συγκεκριμένα χαρακτηριστικά τα οχήματα και να τα εντοπίζει και στις υπόλοιπες καταγραφές θα ήταν ενδιαφέρουσα ενώ θα ήταν σημαντική και για την κυκλοφοριακή προσέγγιση του πειράματος καθώς θα ήταν εφικτό να υπολογιστούν σημαντικά κυκλοφοριακά μεγέθη (π.χ. χρόνος μετακίνησης).

Σε γενικές γραμμές η άντληση κυκλοφοριακών δεδομένων με τη χρήση Μη Επανδρωμένων Οχημάτων είναι ικανή να εδραιωθεί μελλοντικά λόγω των πολλών δυνατοτήτων που προσφέρει. Με την πρόοδο τόσο της τεχνολογίας που αξιοποιείται για την καταγραφή όσο και της τεχνολογίας που χρησιμοποιείται για την αξιοποίηση του υλικού η χρήση εναέριων μέσων είναι ικανή προσφέρει μια «νέα οπτική» στη διαδικασία της συλλογής κυκλοφοριακών δεδομένων. Επιπλέον, με την τεχνολογία artificial intelligent να έχει ανοδική πορεία στον τομέα της επιστήμης οι δυνατότητες που θα προσφέρονται μέσω μιας κάμερας θα είναι πολύ περισσότερες από ότι τώρα. Επίσης, με τις ταχύτητες μετάδοσης σήματος και δεδομένων να γίνονται μεγαλύτερες με την εισαγωγή και της τεχνολογίας 5G τα τελευταία χρόνια είναι εφικτή ακόμα και η μετάδοση της εικόνας που καταγράφει ένα drone κινούμενο πάνω από μια οδική αρτηρία σε πραγματικό χρόνο. Τέλος, θα δίνεται η δυνατότητα στο ανθρώπινο δυναμικό να λαμβάνει άμεσα την πληροφορία και να βρίσκεται σε θέση να επέμβει όταν παρουσιάζονται έκτακτα περιστατικά λαμβάνοντας αποφάσεις για την τροποποίηση της διαχείρισης της κυκλοφορίας.

Βιβλιογραφία

[1] "Κυκλοφοριακή τεχνική - Ιωάννης Γκόλιας, Μαγδαληνή Πιτσιάβα-Λατινοπούλου, Ιωάννης Φραντζεσκάκης - 9789607182425 | Protoporia.gr." https://www.protoporia.gr/frantzeskakhs-iwannhs-kykloforiakh-texnikh-9789607182425.html (accessed Nov. 22, 2021).

[2] K. Antoniou, I. Spyropoulou, K. Αντωνίου, and I. Σπυροπούλου, *Αρχές κυκλοφοριακής τεχνικής και προσομοίωσης*. 2015. Accessed: Nov. 22, 2021. [Online]. Available: https://repository.kallipos.gr/handle/11419/5793

[3] "Brilon Roundabouts 2011 05 29 Cit | PDF | Cycling Infrastructure | Traffic," *Scribd*. https://www.scribd.com/document/461362508/Brilon-roundabouts-2011-05-29-cit-1-pdf (accessed Nov. 22, 2021).

[4] "Υ.Π.Α. - ΣμηΕΑ -." https://uas.hcaa.gr/Faq#anchor2 (accessed Nov. 22, 2021).

[5] "Ιστορία των μη επανδρωμένων αεροσκαφών," *Βικιπαίδεια*. Feb. 04, 2021. Accessed: Nov. 22, 2021. [Online]. Available: https://el.wikipedia.org/w/index.php?title=%CE%99%CF%83%CF%84%CE%BF%CF%81%CE%AF%CE%B1_%CF%84%CF%89%CE%BD_%CE%BC%CE%B7_%CE%B5%CF%80%CE%B1%CE%BD%CE%B4%CF%81%CF%89%CE%BC%CE%AD%CE%BD%CF%89%CE%BD_%CE%B1%CE%B5%CF%81%CE%BF%CF%83%CE%BA%CE%B1%CF%86%CF%8E%CE%BD&oldid=8667398

[6] "(PDF) The WITAS unmanned aerial vehicle project." https://www.researchgate.net/publication/2747648_The_WITAS_unmanned_aerial_vehicle_project (accessed Nov. 22, 2021).

[7] S. Kamijo, Y. Matsushita, K. Ikeuchi, and M. Sakauchi, "Traffic monitoring and accident detection at intersections," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 1, no. 2, pp. 108–118, Jun. 2000, doi: 10.1109/6979.880968.

[8] B. Coifman, M. McCord, R. G. Mishalani, M. Iswalt, and Y. Ji, "Roadway traffic monitoring from an unmanned aerial vehicle," *Intelligent Transport Systems, IEE Proceedings*, vol. 153, pp. 11–20, Apr. 2006, doi: 10.1049/ip-its:20055014.

[9] J. Zhou, D. Gao, and D. Zhang, "Moving Vehicle Detection for Automatic Traffic Monitoring," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 56, no. 1, pp. 51–59, Jan. 2007, doi: 10.1109/TVT.2006.883735.

[10] N. Kim and M. Chervonenkis, "Situation Control of Unmanned Aerial Vehicles for Road Traffic Monitoring," *Modern Applied Science*, vol. 9, Mar. 2015, doi: 10.5539/mas.v9n5p1.

[11] L. Wang, F. Chen, and H. Yin, “Detecting and tracking vehicles in traffic by unmanned aerial vehicles,” *Automation in Construction*, vol. 72, pp. 294–308, Dec. 2016, doi: 10.1016/j.autcon.2016.05.008.

[12] M. A. Khan *et al.*, “Unmanned Aerial Vehicle-based Traffic Analysis: A Case Study to Analyze Traffic Streams at Urban Roundabouts,” *Procedia Computer Science*, vol. 130, pp. 636–643, Jan. 2018, doi: 10.1016/j.procs.2018.04.114.

[13] R. Krajewski, J. Bock, L. Kloeker, and L. Eckstein, “The highD Dataset: A Drone Dataset of Naturalistic Vehicle Trajectories on German Highways for Validation of Highly Automated Driving Systems,” in *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, Nov. 2018, pp. 2118–2125. doi: 10.1109/ITSC.2018.8569552.

[14] B. Benjdira, T. Khursheed, A. Koubaa, A. Ammar, and K. Ouni, “Car Detection using Unmanned Aerial Vehicles: Comparison between Faster R-CNN and YOLOv3,” in *2019 1st International Conference on Unmanned Vehicle Systems-Oman (UVS)*, Feb. 2019, pp. 1–6. doi: 10.1109/UVS.2019.8658300.

[15] J. Bock, R. Krajewski, T. Moers, S. Runde, L. Vater, and L. Eckstein, “The inD Dataset: A Drone Dataset of Naturalistic Road User Trajectories at German Intersections,” in *2020 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Oct. 2020, pp. 1929–1934. doi: 10.1109/IV47402.2020.9304839.

[16] E. N. Barmpounakis, E. I. Vlahogianni, J. C. Golias, and A. Babinec, “How accurate are small drones for measuring microscopic traffic parameters?,” *Transportation Letters*, vol. 11, no. 6, pp. 332–340, Jul. 2019, doi: 10.1080/19427867.2017.1354433.

[17] F. Outay, H. Mengash, and M. Adnan, “Applications of unmanned aerial vehicle (UAV) in road safety, traffic and highway infrastructure management: Recent advances and challenges,” *Transportation Research Part A Policy and Practice*, vol. 141, pp. 116–129, Oct. 2020, doi: 10.1016/j.tra.2020.09.018.

[18] E. Barmpounakis and N. Geroliminis, “On the new era of urban traffic monitoring with massive drone data: The pNEUMA large-scale field experiment,” *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 111, pp. 50–71, Feb. 2020, doi: 10.1016/j.trc.2019.11.023.

[19] R. Makrigiorgis, P. Kolios, S. Timotheou, T. Theocharides, and C. G. Panayiotou, “Extracting the fundamental diagram from aerial footage,” in *2020 IEEE 91st Vehicular Technology Conference (VTC2020-Spring)*, May 2020, pp. 1–5. doi: 10.1109/VTC2020-Spring48590.2020.9128534.

[20] cgvict, *roLabelImg*. 2021. Accessed: Nov. 22, 2021. [Online]. Available: https://github.com/cgvict/roLabelImg

[21]“(PDF) Align Deep Features for Oriented Object Detection.” https://www.researchgate.net/publication/343825889_Align_Deep_Features_for_Oriented_Object_Detection (accessed Nov. 22, 2021).

[22]“Multi BUG(object) tracking!,” *Student Dave’s Tutorials!* http://studentdavestutorials.weebly.com/multi-bugobject-tracking.html (accessed Nov. 22, 2021).