



ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΔΗΜΟΚΡΑΤΙΑ
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
& ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΑΥΤΟΜΑΤΟΠΟΙΗΜΕΝΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ ΚΑΤΑΜΕΤΡΗΣΗΣ ΟΧΗΜΑΤΩΝ ΜΕ ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΨΗΦΙΑΚΗΣ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ ΕΙΚΟΝΑΣ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΑΝΔΡΕΑΣ ΦΙΛΙΠΠΟΠΟΥΛΟΣ

Επιβλέπων:

Δρ. Μηνάς Δασυγένης

Αναπληρωτής Καθηγητής

Εργαστήριο Ρομποτικής, Ενσωματωμένων και Ολοκληρωμένων Συστημάτων

ΚΟΖΑΝΗ ΟΚΤΩΒΡΙΟΣ 2025



HELLENIC DEMOCRACY
UNIVERSITY OF WESTERN MACEDONIA
SCHOOL OF ENGINEERING
DEPARTMENT OF ELECTRICAL
& COMPUTER ENGINEERING

DESIGN OF AN AUTOMATED VEHICLE COUNTING SYSTEM USING DIGITAL IMAGE PROCESSING TECHNIQUES

DIPLOMA THESIS

FILIPPOPOULOS ANDREAS

SUPERVISOR:

Dr. Minas Dasygenis

Assistant Professor

Robotics, Embedded and Integrated Systems Laboratory

KOZANI OCTOBER 2025



ΔΗΛΩΣΗ ΜΗ ΛΟΓΟΚΛΟΠΗΣ ΚΑΙ ΑΝΑΛΗΨΗΣ ΠΡΟΣΩΠΙΚΗΣ ΕΥΘΥΝΗΣ

Δηλώνω ρητά ότι, σύμφωνα με το άρθρο 8 του Ν. 1599/1986 και τα άρθρα 2,4,6 παρ. 3 του Ν. 1256/1982, η παρούσα Διπλωματική Εργασία με τίτλο “Κατασκευή αυτοματοποιημένου συστήματος καταμέτρησης οχημάτων με τεχνικές ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας” καθώς και τα ηλεκτρονικά αρχεία και πηγαίοι κώδικες που αναπτύχθηκαν ή τροποποιήθηκαν στα πλαίσια αυτής της εργασίας και αναφέρονται ρητώς μέσα στο κείμενο που συνοδεύουν, και η οποία έχει εκπονηθεί στο Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Πανεπιστημίου Δυτικής Μακεδονίας, υπό την επίβλεψη του μέλους του Τμήματος. Δρ. Μηνά Δασυγένη αποτελεί αποκλειστικά προϊόν προσωπικής εργασίας και δεν προσβάλλει κάθε μορφής πνευματικά δικαιώματα τρίτων και δεν είναι προϊόν μερικής ή ολικής αντιγραφής, οι πηγές δε που χρησιμοποιήθηκαν περιορίζονται στις βιβλιογραφικές αναφορές και μόνον. Τα σημεία όπου έχω χρησιμοποιήσει ιδέες, κείμενο, αρχεία ή και πηγές άλλων συγγραφέων, αναφέρονται ευδιάκριτα στο κείμενο με την κατάλληλη παραπομπή και η σχετική αναφορά περιλαμβάνεται στο τμήμα των βιβλιογραφικών αναφορών με πλήρη περιγραφή. Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και μόνο.

Copyright (C) Ανδρέας Φιλιππόπουλος, Δρ. Μηνάς Δασυγένης, 2025, Κοζάνη

Υπογραφή Φοιτητή: Ανδρέας Φιλιππόπουλος

Περίληψη

Η συστηματική συλλογή και αξιοποίηση δεδομένων αποτελεί κρίσιμο παράγοντα για τη βελτίωση της ποιότητας ζωής, καθώς συμβάλλει στη διαμόρφωση ασφαλέστερων μεταφορών και στην ανάπτυξη αποδοτικότερων συστημάτων δημόσιας συγκοινωνίας. Στο πλαίσιο αυτό, η παρούσα διπλωματική εργασία επικεντρώνεται στον σχεδιασμό και την υλοποίηση ενός αυτοματοποιημένου καταμετρητή οχημάτων, ο οποίος βασίζεται σε τεχνικές μηχανικής όρασης και ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας.

Ο αυτόματος καταμετρητής δύναται να εντοπίζει, να καταμετρά και να κατηγοριοποιεί τα διερχόμενα οχήματα σύμφωνα με τον τύπο τους, ενώ ταυτόχρονα παρέχει γραφικές αναπαραστάσεις των στατιστικών δεδομένων που προκύπτουν, διευκολύνοντας την ανάλυση και αξιοποίησή τους. Η αξιολόγηση του συστήματος έδειξε ότι παρέχει αξιόπιστα αποτελέσματα με υψηλή ακρίβεια, ταχύτητα επεξεργασίας και μείωση του κόστους σε σύγκριση με παραδοσιακές μεθόδους καταγραφής δεδομένων.

Ωστόσο, αναγνωρίζονται περιορισμοί που μπορούν να προκύψουν που σχετίζονται με μεταβαλλόμενες συνθήκες φωτισμού, καιρικές επιδράσεις και φαινόμενα πυκνής κυκλοφορίας. Συνολικά, η εργασία αναδεικνύει τη δυναμική των τεχνολογιών μηχανικής όρασης στην ανάλυση της οδικής κυκλοφορίας και θέτει τις βάσεις για μελλοντικές βελτιώσεις με την αξιοποίηση προηγμένων μεθόδων τεχνητής νοημοσύνης.

Λέξεις Κλειδιά: Μηχανική Όραση, Καταμέτρηση Οχημάτων, Κατηγοριοποίηση Οχημάτων, Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας

Abstract

The systematic collection and utilization of data represents a critical factor in improving quality of life, as it contributes to the development of safer transportation and more efficient public transit systems. In this context, the present thesis focuses on the design and implementation of an automated vehicle counting system, which is based on computer vision techniques and digital image processing.

The automated counter is capable of detecting, counting, and classifying passing vehicles according to their type, while simultaneously providing graphical representations of the resulting statistical data, facilitating their analysis and practical use. Evaluation of the system demonstrated that it delivers reliable results, offering high accuracy, fast processing, and reduced data collection costs compared to traditional methods.

Nevertheless, certain limitations are recognized, including sensitivity to changing lighting conditions, adverse weather, and situations of heavy traffic. Overall, the study highlights the potential of computer vision technologies for traffic analysis and establishes a foundation for future enhancements through the integration of advanced artificial intelligence methods.

Keywords: Computer Vision, Vehicle Counting, Vehicle Classification, Digital Image Processing

Περιεχόμενα

Κεφάλαιο 1 - Εισαγωγή	18
1.1 Ορισμός του Προβλήματος	18
1.2 Σημασία της Καταμέτρησης Κυκλοφορίας	19
1.3 Πραγματικές Εφαρμογές Δεδομένων Καταμέτρησης Κυκλοφορίας	19
1.3.1 Βελτιστοποίηση λειτουργίας σηματοδοτών	19
1.3.2 Αξιολόγηση έργων και πολιτικών	19
1.3.3 Περιβαλλοντική ανάλυση	20
1.3.4 Δημόσιες συγκοινωνίες	20
1.3.5 Οικονομικές αξιολογήσεις	20
1.3.6 Έξυπνες πόλεις	21
1.4 Οργάνωση Κεφαλαίων	21
Κεφάλαιο 2 - Υπάρχοντες μέθοδοι καταμέτρησης οχημάτων	23
2.1 Χειροκίνητη Καταμέτρηση	23
2.2 Καταμέτρηση με Πνευματικούς Σωλήνες	24
2.3 Καταμέτρηση με χρήση Πιεζοηλεκτρικών Αισθητήρων	24
2.4 Καταμέτρηση με χρήση επαγωγικών βρόγχων	25
2.5 Καταμέτρηση με χρήση μαγνητικών αισθητήρων	26
2.6 Καταμέτρηση με χρήση ακουστικών αισθητήρων	27
2.7 Καταμέτρηση με χρήση παθητικών ανιχνευτών υπέρυθρης ακτινοβολίας	28
2.8 Καταμέτρηση με χρήση αισθητήρων Doppler	29
2.9 Καταμέτρηση με χρήση Radar	29
2.10 Καταμέτρηση οχημάτων με deep learning	30
2.11 Σύνοψη Κεφαλαίου	33

Κεφάλαιο 3 - Θεωρητικό Υπόβαθρο	36
3.1 Μηχανική Όραση	36
3.2 Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας	37
3.2.1 Χρωματικά Μοντέλα και Μετατροπή σε Κλίμακα του Γκρι	38
3.2.1.1 Μετατροπή σε Κλίμακα του Γκρι	39
3.2.2 Τύποι Θορύβου στην Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας	40
3.2.2.1 Γκαουσιανός θόρυβος (Gaussian Noise)	40
3.2.3 Διαστολή και Διάβρωση (Dilation & Erosion)	41
3.2.4 Μορφολογικοί Μετασχηματισμοί: Άνοιγμα και Κλείσιμο	42
3.2.4.1 Άνοιγμα	43
3.2.4.2 Κλείσιμο	43
3.2.5 Αφαίρεση υποβάθρου	44
3.2.6 Εύρεση Περιγραμμάτων	45
3.2.6.1 Εξαγωγή Δεδομένων Περιγραμμάτων	46
3.2.7 Υπερκλιμάκωση και Υποκλιμάκωση στην Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας	47
3.3 Μέθοδοι Παρακολούθησης στην Επεξεργασία Εικόνας	48
3.3.1 Φίλτρο Kalman	48
3.4 Πλατφόρμα Ανάπτυξης και Εργαλεία	49
3.4.1 Γλώσσες Προγραμματισμού	49
3.4.2 Βιβλιοθήκες και Πλαίσια (Frameworks)	50
3.4.3 Βάσεις Δεδομένων	51
3.4.4 Περιβάλλον Ανάπτυξης	51
3.5 Σύνοψη Κεφαλαίου	52
Κεφάλαιο 4 – Ανάλυση και Σχεδίαση Εφαρμογής	53
4.1 Προδιαγραφές Εφαρμογής	53

4.2 Γενική Περιγραφή της Εφαρμογής	59
4.3 Επισκόπηση Συστήματος και Κλάσεων	60
4.3.1 Κλάση TrafficCounterApp	61
4.3.2 Κλάση VideoSceneClassifierConfigLoader	61
4.3.3 Κλάση VehicleDetector	64
4.3.4 Κλάση ROICounter	65
4.3.5 Παρακολούθηση οχημάτων με SimpleTracker και KalmanTracker	66
4.3.6 Σχεδιασμός και Πίνακες Βάσης Δεδομένων	67
4.3.7 Γραφικό Περιβάλλον Χρήστη (User Interface)	69
4.3.7.1 Κεντρικό Παράθυρο (MainWindow)	69
4.3.7.2 Νήμα Επεξεργασίας Βίντεο (VideoThread)	69
4.3.7.3 Παράθυρο Ζωντανής Προβολής (VideoWindow)	69
4.3.7.4 Επιλογή Περιοχών Ενδιαφέροντος (ROISelectionDialog)	70
4.3.7.5 Διαχείριση Presets	70
4.3.7.6 Στατιστικά και Εξαγωγή Αποτελεσμάτων	70
4.4 Ανάλυση Διεπαφής Χρήστη	70
4.4.1 Κεντρικό Μενού Εφαρμογής	70
4.4.2 Μενού Επεξεργασίας Προκαθορισμένων Ρυθμίσεων	72
4.4.3 Μενού Στατιστικών	73
4.5 Περιπτώσεις Χρήσης	75
4.5.1 Καταμέτρηση από Αποθηκευμένο Βίντεο	76
4.5.2 Καταμέτρηση σε Πραγματικό Χρόνο	80
4.5.3 Προβολή Αποτελεσμάτων Τελευταίας Καταμέτρησης	81
4.6 Σύνοψη Κεφαλαίου	83
Κεφάλαιο 5 – Διερεύνηση Ευχρηστίας και Έλεγχος Εγκυρότητας Μετρήσεων	84

5.1 Αξιολόγηση Ευχρηστίας μέσω Ερωτηματολογίων	84
5.1.1 Μεθοδολογία	84
5.1.2 Αποτελέσματα Ανά Σενάριο	85
5.1.3 Συμπεράσματα Ερωτηματολογίου	89
5.1.4 Περιορισμοί της Έρευνας	90
5.2 Πειραματική Διαδικασία για τον Έλεγχο Εγκυρότητας Μετρήσεων	90
5.2.1 Διαδικασία Πειραματικής Μελέτης	90
5.2.2 Συμπεράσματα Πειραματικής Αξιολόγησης	94
5.3 Ανάλυση SWOT της εφαρμογής καταμέτρησης και κατηγοριοποίησης	94
5.4 Σύνοψη Κεφαλαίου	97
Κεφάλαιο 6 – Συμπεράσματα και Μελλοντικές Επεκτάσεις	98
6.1 Συμπεράσματα	98
6.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις	99
6.2.1 Βελτίωση κατηγοριοποίησης οχημάτων	99
6.2.2 Επέκταση στατιστικής ανάλυσης κυκλοφοριακών δεδομένων	101
6.2.3 Χρήση τεχνητής νοημοσύνης	101
6.2.4 Σύνδεση με ευφυή συστήματα μεταφορών	101
6.3 Τελική Σύνοψη	102
Οδηγίες Εκτέλεσης της Εφαρμογής	103
Βιβλιογραφία	104
Κατάλογος Πηγών Εικόνων	107

Κατάλογος Εικόνων

Κεφάλαιο 1

Εικόνα 1 Στοιχεία έξυπνων πόλεων	21
----------------------------------	----

Κεφάλαιο 2

Εικόνα 2 Συσκευή χειροκίνητης συλλογής δεδομένων JAMAR TDC Ultra	23
Εικόνα 3 Παράδειγμα καταμέτρησης με πνευματικούς σωλήνες	24
Εικόνα 4 Παράδειγμα πιεζοηλεκτρικών αισθητήρων	25
Εικόνα 5 Παράδειγμα λειτουργίας με επαγωγικούς βρόγχους	26
Εικόνα 6 Ανίχνευση οχήματος με διαταραχή μαγνητικού πεδίου	27
Εικόνα 7 Ακουστικός αισθητήρας	28
Εικόνα 8 Αισθητήρας LiDAR	29
Εικόνα 9 Φωτογραφία ενός Radar	30

Κεφάλαιο 3

Εικόνα 10 Υλοποίησης μηχανικής όρασης (αναγνώριση προσώπου, χαρακτήρων)	36
Εικόνα 11 Χρωματικό μοντέλο RGB	38
Εικόνα 12 Σχηματική αναπαράσταση χρωματικού μοντέλου HSV	39
Εικόνα 13 Σχηματική αναπαράσταση αφαιρετικού χρωματικού μοντέλου CMYK	39
Εικόνα 14 Κατηγορίες θορύβου εικόνας και προέλευση	40
Εικόνα 15 Υποβάθμιση εικόνας	41
Εικόνα 16 Μορφολογικοί μετασχηματισμοί σε δυαδική εικόνα (kernel 3×3)	43
Εικόνα 17 Morphological Transformations: opening	43
Εικόνα 18 Morphological Transformations: closing	44
Εικόνα 19 Παράδειγμα αφαίρεσης υποβάθρου	45
Εικόνα 20 Διαδικασία εύρεσης περιγραμμάτων	45
Εικόνα 21 Παράδειγμα αλγορίθμου Ramer–Douglas–Peucker	47

Εικόνα 22 Διάγραμμα ροής Kalman filter	49
Εικόνα 23 Λογότυπο Python	50
Εικόνα 24 Λογότυπο OpenCV , MATLAB	51
Εικόνα 25 Λογότυπο XAMPP και MySQL	51
Εικόνα 26 Λογότυπο PyCharm	52
Κεφάλαιο 4	
Εικόνα 27 Διάγραμμα Οντοτήτων–Συσχετίσεων	68
Εικόνα 28 Κύριο μενού εφαρμογής	71
Εικόνα 29 Μενού διαχείρισης preset	72
Εικόνα 30 Μενού επεξεργασίας preset	73
Εικόνα 31 Κεντρικό μενού στατιστικών	74
Εικόνα 32 Απεικόνιση κατανομής οχημάτων-βαρέων οχημάτων	74
Εικόνα 33 Μενού στατιστικών σε συγκεκριμένη περιοχή ενδιαφέροντος	75
Εικόνα 34 Κεντρικό μενού εφαρμογής	77
Εικόνα 35 Μενού επιλογής χρήσης αποθηκευμένων ρυθμίσεων	77
Εικόνα 36 Μενού επιλογής και επεξεργασίας αποθηκευμένων ρυθμίσεων	78
Εικόνα 37 Ορισμός περιοχών ενδιαφέροντος από τον χρήστη	78
Εικόνα 38 Μενού παρατήρησης διαδικασίας καταμέτρησης	79
Εικόνα 39 Αποτελέσματα παρακολούθησης	79
Εικόνα 40 Κεντρικό μενού στατιστικών	82
Εικόνα 41 Στατιστική απεικόνιση αποτελεσμάτων ανά περιοχή ενδιαφέροντος	82
Κεφάλαιο 5	
Εικόνα 42 Παράδειγμα τοποθέτησης ζωνών ενδιαφέροντος	91
Κεφάλαιο 6	
Εικόνα 43 Ανίχνευση ακμών με μέθοδο Canny	96
Εικόνα 44 Ανίχνευση ακμών με μέθοδο Sobel operator (Sobel)	97

Κατάλογος Διαγραμμάτων

Κεφάλαιο 2

Διάγραμμα 1 Επιδόσεις YOLOv8 σε διαφορετικά περιβάλλοντα 32

Διάγραμμα 2 Απαιτήσεις VRAM ανά μοντέλο 32

Κεφάλαιο 4

Διάγραμμα 3 Αναλυτικό διάγραμμα ροής διαδικασίας καταμέτρησης 60

Διάγραμμα 4 Διάγραμμα κλάσεων συστήματος 61

Διάγραμμα 5 Διάγραμμα ροής περίπτωσης χρήσης 1 76

Διάγραμμα 6 Διάγραμμα ροής περίπτωσης χρήσης 2 80

Διάγραμμα 7 Διάγραμμα ροής περίπτωσης χρήσης 3 81

Κεφάλαιο 5

Διάγραμμα 8 Κατανομή απαντήσεων: «Πόσο εύκολο ήταν να ξεκινήσεις και να ολοκληρώσεις;» 86

Διάγραμμα 9 Κατανομή απαντήσεων: «Πόσο εύχρηστη θεώρησες τη διαδικασία σχεδιασμού ROIs;» 86

Διάγραμμα 10 Κατανομή απαντήσεων: «Πόσο εύκολο ήταν να ξεκινήσεις και να ολοκληρώσεις;» 86

Διάγραμμα 11 Κατανομή απαντήσεων: «Αντιμετώπισες δυσκολία κατά τον σχεδιασμό;» 87

Διάγραμμα 12 Κατανομή απαντήσεων: «Πόσο εύκολη ήταν η χρήση preset;» 87

Διάγραμμα 13 Κατανομή απαντήσεων στην ερώτηση «Πόσο γρήγορη θεωρείς τη διαδικασία σε σχέση με τη χειροκίνητη δημιουργία περιοχών;» 88

Διάγραμμα 14 Κατανομή απαντήσεων: «Πόσο ξεκάθαρα παρουσιάστηκαν τα αποτελέσματα;» 88

Διάγραμμα 15 Κατανομή απαντήσεων στην ερώτηση «Πόσο εύκολη ήταν η αναζήτηση και εύρεση του αριθμού οχημάτων ανά περιοχή;» 89

Διάγραμμα 16 Σύγκριση GT και APP (σύνολο οχημάτων) 92

Διάγραμμα 17 Σχετικό σφάλμα ανά βίντεο (σύνολο οχημάτων) 94

Κατάλογος Πινάκων

Κεφάλαιο 2

Πίνακας 1 Ενδεικτικές επιδόσεις YOLOv8 σε διαφορετικά περιβάλλοντα	32
Πίνακας 2 Βασικές απαιτήσεις σε υπολογιστικούς πόρους για εκτέλεση YOLOv8	32
Πίνακας 3 Συγκριτική αξιολόγηση του αλγορίθμου YOLO και κλασικών μεθόδων υπολογιστικής όρασης	34

Κεφάλαιο 4

Πίνακας 3 Ελάχιστες απαιτήσεις συστήματος ανά ανάλυση	56
Πίνακας 4 Ελάχιστες απαιτήσεις συστήματος	56
Πίνακας 5 Τεχνικά χαρακτηριστικά Raspberry Pi 3 και Raspberry Pi 4 και Pi 5	57
Πίνακας 6 Έλεγχος συμβατότητας με συστήματα Raspberry Pi3 , Pi 4 και Pi 5	58
Πίνακας 7 Κριτήρια ανίχνευσης και κατηγοριοποίησης οχημάτων	65
Πίνακας 8 Συγκριτικός πίνακας SimpleTracker και KalmanTracker	67

Κεφάλαιο 5

Πίνακας 9 Δείκτες Ευχρηστίας ανά Σενάριο	90
Πίνακας 10 Αποτελέσματα καταμέτρησης από χειροκίνητη παρατήρηση και APP	92
Πίνακας 11 Δείκτες Σφαλμάτων Καταμέτρησης	93
Πίνακας 12 Ανάλυση SWOT της εφαρμογής	96

Κεφάλαιο 6

Πίνακας 13 Συγκριτική παρουσίαση μεθόδων ανίχνευσης ακμών Canny και Sobel	100
---	-----

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

Στο παρόν εισαγωγικό κεφάλαιο παρουσιάζεται η σημασία των μεταφορών στην καθημερινή ζωή του ανθρώπου, καθώς και ο ρόλος τους στην κοινωνική και οικονομική ανάπτυξη. Παράλληλα, αναδεικνύεται η αναγκαιότητα της καταμέτρησης και παρακολούθησης των οχημάτων.

1.1 Ορισμός του Προβλήματος

Οι μεταφορές αποτελούν θεμελιώδες στοιχείο της καθημερινής ζωής, καθώς συνδέουν τους πολίτες με την εκπαίδευση, την εργασία, την υγειονομική περίθαλψη, τις δραστηριότητες αναψυχής και τις βασικές υπηρεσίες διαβίωσης. Η ύπαρξη αξιόπιστων και αποτελεσματικών συστημάτων μεταφοράς και κινητικότητας διευρύνει τις ευκαιρίες συμμετοχής στην κοινωνική και οικονομική ζωή, περιορίζει το άγχος που συνδέεται με την αβεβαιότητα και τις καθυστερήσεις, βελτιώνοντας με τον τρόπο αυτό τη σωματική και ψυχική υγεία [1]. Τα αποδοτικά συστήματα μεταφορών ενισχύουν την οικονομική παραγωγικότητα, προάγουν την κοινωνική ισότητα και αυξάνουν την ανθεκτικότητα των κοινοτήτων. Αντιθέτως, η κυκλοφοριακή συμφόρηση, οι αναξιόπιστοι χρόνοι μετακίνησης και οι επικίνδυνες οδικές συνθήκες επιβαρύνουν την ποιότητα ζωής, αυξάνουν τις εκπομπές ρύπων και προκαλούν σημαντικές οικονομικές απώλειες.

Η ακριβής καταγραφή και συστηματική παρακολούθηση των κυκλοφοριακών ροών αποτελεί θεμελιώδη προϋπόθεση για τον ορθολογικό σχεδιασμό, τη βελτιστοποίηση και τη συνολική διαχείριση των συστημάτων μεταφορών, καθώς παρέχει αξιόπιστα δεδομένα για τη λήψη τεκμηριωμένων αποφάσεων και την ανάπτυξη στρατηγικών με στόχο τη μείωση της κυκλοφοριακής συμφόρησης, την ενίσχυση της οδικής ασφάλειας και την προώθηση της βιώσιμης κινητικότητας. Οι υπάρχουσες μέθοδοι καταμέτρησης οχημάτων και οι περιορισμοί τους θα αναλυθούν λεπτομερώς στο επόμενο κεφάλαιο.

Η ευρεία τοποθέτηση καμερών παρακολούθησης κυκλοφορίας, σε συνδυασμό με συστήματα χαμηλού κόστους επεξεργασίας δεδομένων, όπως συσκευές μικροϋπολογιστές τύπου Raspberry Pi, καθιστά όλο και πιο εφικτή την εφαρμογή μεθόδων υπολογιστικής όρασης για την καταγραφή και την ανάλυση της κυκλοφορίας. Ωστόσο, η ανάπτυξη αξιόπιστων μεθόδων βασισμένων σε βίντεο παραμένει ιδιαίτερα απαιτητική, εξαιτίας παραγόντων όπως οι διακυμάνσεις στον φωτισμό, οι δυσμενείς καιρικές συνθήκες, οι οπτικές αποκρύψεις και η ανάγκη για λειτουργία σε πραγματικό χρόνο με περιορισμένους υπολογιστικούς πόρους [2].

1.2 Σημασία της Καταμέτρησης Κυκλοφορίας

Η ακριβής καταγραφή κυκλοφορίας παρέχει κρίσιμα δεδομένα για την εκτίμηση της αποτελεσματικότητας των μέτρων διαχείρισης της κυκλοφορίας και για τη βελτίωση της ασφάλειας και της περιβαλλοντικής απόδοσης. Η συστηματική συλλογή και ανάλυση των δεδομένων επιτρέπει την αξιολόγηση των εφαρμοζόμενων πολιτικών, ενισχύει τη διαφάνεια στη λήψη αποφάσεων και υποστηρίζει την τεκμηριωμένη σχεδίαση μελλοντικών παρεμβάσεων [3],[4]. Στην επόμενη υποενότητα θα αναλυθούν οι πραγματικές εφαρμογές των δεδομένων καταμέτρησης (Real World Applications of Count Data) με συγκεκριμένα παραδείγματα.

1.3 Πραγματικές Εφαρμογές Δεδομένων Καταμέτρησης Κυκλοφορίας

Η καταγραφή και ανάλυση δεδομένων κυκλοφορίας βρίσκει εφαρμογή σε πολλαπλά πεδία του σχεδιασμού και της διαχείρισης των συστημάτων μεταφορών. Στην παρούσα ενότητα παρουσιάζονται ενδεικτικά οι σημαντικότερες πραγματικές εφαρμογές.

1.3.1 Βελτιστοποίηση Λειτουργίας Σηματοδοτών

Τα δεδομένα καταμέτρησης χρησιμοποιούνται για τον προσαρμοστικό έλεγχο της κυκλοφορίας, με σκοπό την ελαχιστοποίηση καθυστερήσεων [3]. Η συλλογή σε πραγματικό χρόνο στοιχείων για τον όγκο και τη ροή της κυκλοφορίας καθιστά εφικτή την αναπροσαρμογή των χρόνων σηματοδότησης με δυναμικό τρόπο. Μέσα από την αξιοποίηση αλγορίθμων βελτιστοποίησης, οι σημάνσεις του πράσινου και κόκκινου προσαρμόζονται έτσι ώστε να μειώνεται η συσσώρευση οχημάτων και να επιτυγχάνεται ομαλότερη ροή. Έτσι, αποφεύγεται η συσσώρευση οχημάτων σε συγκεκριμένους κόμβους και μειώνεται ο συνολικός χρόνος καθυστέρησης. Μελέτες έχουν δείξει ότι η εφαρμογή προσαρμοστικών συστημάτων σηματοδότησης μπορεί να μειώσει τον μέσο χρόνο καθυστέρησης των οχημάτων κατά ποσοστά της τάξεως του 15–20% [5], γεγονός που καταδεικνύει την πρακτική αξία της αξιοποίησης δεδομένων καταμέτρησης στην κυκλοφοριακή διαχείριση.

1.3.2 Αξιολόγηση Έργων και Πολιτικών

Η συστηματική συλλογή δεδομένων καταμέτρησης επιτρέπει την πραγματοποίηση συγκρίσεων μεταξύ της κατάστασης που επικρατούσε πριν από την υλοποίηση ενός έργου υποδομής και της κατάστασης που διαμορφώνεται μετά την ολοκλήρωσή του [2]. Μέσω αυτής της διαδικασίας είναι δυνατή η αποτίμηση του κατά πόσο η κατασκευή μιας νέας οδικής αρτηρίας, μιας γέφυρας ή άλλης παρέμβασης οδήγησε σε πραγματική βελτίωση των συνθηκών κυκλοφορίας. Η ανάλυση δεδομένων ροής και φόρτου παρέχει αντικειμενικά στοιχεία για παραμέτρους όπως ο χρόνος

μετακίνησης, το επίπεδο συμφόρησης ή η συχνότητα ατυχημάτων, επιτρέποντας να εκτιμηθεί με σαφήνεια εάν η επένδυση δικαιολογείται από τα αποτελέσματά της.

Με αυτόν τον τρόπο, οι συγκρίσεις «πριν–μετά» λειτουργούν ως αξιόπιστο εργαλείο αξιολόγησης, καθώς καταδεικνύουν εάν το έργο πέτυχε τους στόχους του ή αν οι πόροι θα μπορούσαν να είχαν διατεθεί αποτελεσματικότερα σε εναλλακτικές παρεμβάσεις [6].

1.3.3 Περιβαλλοντική Ανάλυση

Ο συνδυασμός με δεδομένα ταχύτητας και κατηγοριοποίησης οχημάτων παρέχει ακριβέστερες εισροές σε μοντέλα εκπομπών, ενισχύοντας την αξιοπιστία των εκτιμήσεων για την ποιότητα του αέρα και την περιβαλλοντική απόδοση [3]. Η διαφοροποίηση στον αριθμό και στο είδος των οχημάτων οδηγεί σε σημαντικές αποκλίσεις στις εκπομπές αέριων ρύπων. Για παράδειγμα, η παρουσία βαρέων οχημάτων σχετίζεται με δυσανάλογα αυξημένα επίπεδα εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα και οξειδίων του αζώτου σε σχέση με τα αυτοκίνητα [7]. Η ενσωμάτωση δεδομένων κυκλοφορίας σε περιβαλλοντικά μοντέλα επιτρέπει την ακριβέστερη πρόβλεψη και εκτίμηση σεναρίων, γεγονός που αποτελεί κρίσιμο εργαλείο για τη χάραξη πολιτικών βιώσιμης κινητικότητας και τη διαχείριση ζωνών με υψηλή περιβαλλοντική επιβάρυνση.

1.3.4 Δημόσιες Συγκοινωνίες

Τα δεδομένα καταμέτρησης συμβάλλουν στον σχεδιασμό δρομολογίων και στην προσαρμογή χρονοδιαγραμμάτων, επιτρέποντας την καλύτερη αντιστοίχιση της προσφοράς με την πραγματική ζήτηση [5]. Η αξιοποίηση των δεδομένων αυτών δίνει τη δυνατότητα στους φορείς συγκοινωνιών να εντοπίζουν χρονικές περιόδους με έντονη κυκλοφοριακή συμφόρηση και να προσαρμόζουν τις συχνότητες ή τις διαδρομές των μέσων, μειώνοντας τις καθυστερήσεις. Επιπλέον, η ανάλυση ιστορικών δεδομένων επιτρέπει την πρόβλεψη προτύπων ζήτησης, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει σε βελτιωμένη κατανομή πόρων και σε αύξηση της αξιοπιστίας του συστήματος. Έρευνες έχουν δείξει ότι η χρήση δεδομένων κυκλοφορίας για τον επανασχεδιασμό δρομολογίων μπορεί να βελτιώσει την ακρίβεια τήρησης χρονοδιαγραμμάτων σε ποσοστά που ξεπερνούν το 10% [9].

1.3.5 Οικονομικές Αξιολογήσεις

Η καταμέτρηση κυκλοφορίας αποτελεί βασικό εργαλείο σε αναλύσεις κόστους–οφέλους, παρέχοντας ποσοτικά στοιχεία για την τεκμηρίωση οικονομικών αποφάσεων σε έργα μεταφορών [10]. Μέσα από την ανάλυση δεδομένων ροής, είναι δυνατή η εκτίμηση των ωφελειών που προκύπτουν από την κατασκευή νέων οδικών αρτηριών ή άλλων υποδομών, όπως εξοικονόμηση χρόνου, μείωση κατανάλωσης καυσίμου και μείωση ατυχημάτων. Τα στοιχεία αυτά αποτελούν απαραίτητη βάση για τον υπολογισμό των δεικτών κόστους–οφέλους και την αξιολόγηση της σκοπιμότητας επενδύσεων. Σύμφωνα με σχετικές μελέτες, η

ενσωμάτωση αξιόπιστων κυκλοφοριακών δεδομένων μπορεί να βελτιώσει την ακρίβεια των οικονομικών προβλέψεων κατά 20–30% [11], συμβάλλοντας στη λήψη τεκμηριωμένων αποφάσεων.

1.3.6 Έξυπνες Πόλεις

Η ενσωμάτωση των δεδομένων κυκλοφορίας σε ολοκληρωμένα συστήματα «έξυπνης πόλης» ενισχύει την παροχή δυναμικής πληροφόρησης προς τους πολίτες και υποστηρίζει τη βελτιστοποίηση της κινητικότητας μέσω τεχνολογιών πληροφορικής και επικοινωνιών. Ενδεικτικά, σε αρκετές ευρωπαϊκές πόλεις, πραγματικά δεδομένα κυκλοφορίας συνδυάζονται με εφαρμογές κινητών τηλεφώνων για την παροχή προτάσεων βέλτιστης διαδρομής σε πραγματικό χρόνο μειώνοντας έτσι τη συμφόρηση και τις εκπομπές ρύπων [Εικόνα 1][12].



Εικόνα 1 Στοιχεία έξυπνων πόλεων

1.4 Οργάνωση Κεφαλαίων

Στο παρόν κεφάλαιο ορίζεται το πρόβλημα που εξετάζεται στη διπλωματική εργασία, καθώς και η αναγκαιότητα και σημασία της καταμέτρησης δεδομένων κυκλοφορίας. Παράλληλα, αναδεικνύεται η αξία που προσδίδει η ορθή αξιοποίηση των δεδομένων αυτών σε πραγματικές εφαρμογές, τόσο σε ερευνητικό όσο και σε πρακτικό επίπεδο. Στο Κεφάλαιο 2, παρουσιάζονται οι υφιστάμενες μέθοδοι και συστήματα καταμέτρησης κυκλοφορίας, με ανάλυση των πλεονεκτημάτων και περιορισμών. Στο Κεφάλαιο 3, αναπτύσσεται το θεωρητικό υπόβαθρο της εργασίας

και περιγράφονται οι τεχνικές που αξιοποιούνται στο πλαίσιο της υλοποίησης του συστήματος. Στο Κεφάλαιο 4, καταγράφονται οι προδιαγραφές και οι βασικές λειτουργίες της εφαρμογής, αναλύεται το περιβάλλον διεπαφής χρήστη (interface), παρουσιάζονται τα δομικά συστατικά της αρχιτεκτονικής και περιγράφονται αναλυτικά τα σενάρια χρήσης (use cases) που αναδεικνύουν τις δυνατότητες και τον τρόπο λειτουργίας του συστήματος. Στο Κεφάλαιο 5, περιγράφεται η πειραματική διαδικασία που υλοποιήθηκε για την αξιολόγηση της εφαρμογής μέσω έρευνας μικρής κλίμακας, καθώς και τα αποτελέσματα που προέκυψαν αναφορικά με την ευχρηστία και την αποτελεσματικότητά της. Τέλος, το Κεφάλαιο 6 συνιστά τον επίλογο της εργασίας, στον οποίο συνοψίζονται τα βασικά συμπεράσματα και διατυπώνονται προτάσεις για προτεινόμενες μελλοντικές επεκτάσεις του συστήματος.

Κεφάλαιο 2

Μέθοδοι Καταμέτρησης Οχημάτων

Στο παρόν κεφάλαιο της διπλωματικής εργασίας παρουσιάζονται οι σύγχρονες μέθοδοι καταγραφής και μέτρησης της κυκλοφορίας οχημάτων. Περιγράφεται η αρχή λειτουργίας κάθε μεθόδου, καθώς και τα πλεονεκτήματα και οι περιορισμοί της.

2.1 Χειροκίνητη Καταμέτρηση

Η χειροκίνητη καταμέτρηση αποτελεί μία από τις πλέον απλές μεθόδους καταγραφής κυκλοφορίας, χαρακτηριζόμενη από υψηλή ακρίβεια. Συνήθως πραγματοποιείται από ένα άτομο, το οποίο χρησιμοποιεί μετρητή [Εικόνα 2] ή καταγράφει τα δεδομένα σε κατάλληλο έντυπο, είτε παρακολουθώντας την κυκλοφορία επί τόπου είτε αναλύοντας βίντεο από την οδική αρτηρία.

Παρά την αξιοπιστία της όσον αφορά στην ακρίβεια των καταγραφών, η μέθοδος αυτή δεν θεωρείται ιδιαίτερα αποτελεσματική σε όρους κάλυψης χρόνου και χώρου. Συνήθως οι μετρήσεις εκτελούνται για περιορισμένα χρονικά διαστήματα, ενώ οι εκτιμήσεις για μεγαλύτερες χρονικές περιόδους βασίζονται στο δείγμα που έχει συλλεχθεί.

Ωστόσο, η χρήση περιορισμένων δειγμάτων ενέχει τον κίνδυνο σφαλμάτων, καθώς η κυκλοφορία ενός δρόμου υπόκειται σε σημαντικές διακυμάνσεις καθ' όλη τη διάρκεια της ημέρας, της εβδομάδας ή ακόμη και της εποχής. Επιπλέον, η συμπεριφορά των οδηγών διαφέρει ανάλογα με την ώρα και την ημέρα, γεγονός που περιορίζει την αντιπροσωπευτικότητα των περιορισμένων δειγμάτων. Συνεπώς, η εκτίμηση της συνολικής κυκλοφορίας βάσει περιορισμένων δεδομένων μπορεί να οδηγήσει σε ανακρίβειες, καθώς δεν λαμβάνονται υπόψη οι δυναμικές μεταβολές της κυκλοφορίας και των οδηγητικών συνηθειών σε μεγαλύτερα χρονικά διαστήματα, αλλά μόνο στο χρονικό πλαίσιο της πραγματοποίησης της καταμέτρησης [13].



Εικόνα 2 Συσκευή χειροκίνητης συλλογής δεδομένων JAMAR TDC Ultra

2.2 Καταμέτρηση με Πνευματικούς Σωλήνες

Η μέθοδος καταμέτρησης με πνευματικούς σωλήνες αποτελεί μία από τις πλέον παραδοσιακές τεχνικές καταγραφής κυκλοφορίας, η οποία χρησιμοποιείται από τη δεκαετία του 1920. Η διαδικασία περιλαμβάνει την τοποθέτηση ελαστικών σωλήνων διαμέτρου περίπου 2,5 έως 5 εκατοστών πάνω στο οδόστρωμα, διασταυρούμενων με τις λωρίδες κυκλοφορίας. Οι σωλήνες συνδέονται με μία καταγραφική μονάδα, η οποία καταγράφει τις διακυμάνσεις πίεσης που προκαλούνται από τη διέλευση των οχημάτων, επιτρέποντας την καταμέτρηση του αριθμού των οχημάτων και την ανίχνευση της κατεύθυνσης [Εικόνα 3].

Η μέθοδος χαρακτηρίζεται από αρκετά πλεονεκτήματα, όπως η απλότητα και ταχύτητα εγκατάστασης, το χαμηλό κόστος και η αξιοπιστία σε διάφορες καιρικές συνθήκες. Ωστόσο, παρουσιάζει και ορισμένα μειονεκτήματα. Η ανίχνευση της κατεύθυνσης δυσχεραίνεται, όταν δύο οχήματα διασχίζουν ταυτόχρονα τους σωλήνες, ενώ η μέθοδος δεν επιτρέπει την ακριβή κατηγοριοποίηση των οχημάτων σε πραγματικό χρόνο. Επιπλέον, η ευαισθησία των σωλήνων σε φθορές από βαρέα οχήματα και η ανάγκη περιοδικής συντήρησης περιορίζουν τη μακροχρόνια αξιοπιστία τους [14].

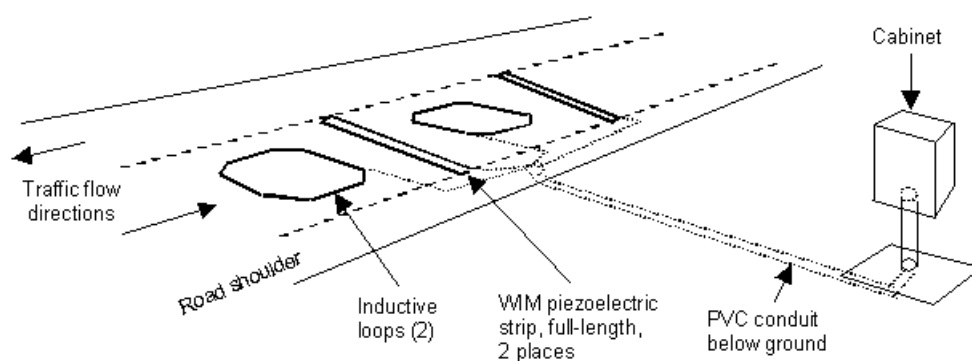


Εικόνα 3 Παράδειγμα καταμέτρησης με πνευματικούς σωλήνες

2.3 Καταμέτρηση με Χρήση Πιεζοηλεκτρικών Αισθητήρων

Οι πιεζοηλεκτρικοί αισθητήρες αποτελούν βασικό εργαλείο στη συλλογή δεδομένων κυκλοφορίας, αξιοποιώντας την ιδιότητα ορισμένων υλικών να μετατρέπουν τη μηχανική ενέργεια σε ηλεκτρικό σήμα. Η εγκατάσταση των αισθητήρων πραγματοποιείται συνήθως σε αυλάκωση κομμένη στην επιφάνεια του δρόμου. Όταν ένα όχημα διέρχεται πάνω από τον αισθητήρα, ασκείται πίεση που προκαλεί παραμόρφωση του υλικού και τη δημιουργία ηλεκτρικού δυναμικού, παράγοντας ένα σήμα τάσης. Το μέγεθος της τάσης είναι ανάλογο με τη δύναμη της παραμόρφωσης, ενώ κατά την απομάκρυνση του οχήματος η τάση αντιστρέφεται. Η μεταβολή αυτή μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ακριβή ανίχνευση και καταμέτρηση οχημάτων.

Η συσκευή καταγραφής, η οποία συνδέεται με τους αισθητήρες, συνήθως τοποθετείται σε προστατευτικό περίβλημα δίπλα στον δρόμο [Εικόνα 4]. Τα δεδομένα μπορούν να συλλεχθούν είτε τοπικά μέσω σύνδεσης Ethernet είτε να μεταδοθούν ασύρματα για απομακρυσμένη παρακολούθηση. Παρά τα πλεονεκτήματά τους, οι πιεζοηλεκτρικοί αισθητήρες παρουσιάζουν ορισμένους περιορισμούς. Η ακρίβεια της μέτρησης επηρεάζεται από την ταχύτητα των οχημάτων και τη θερμοκρασία του οδοστρώματος, ενώ δεν παρέχεται πληροφορία για την κατηγορία των οχημάτων. Επιπλέον, τα συλλεγόμενα δεδομένα απαιτούν επεξεργασία πριν γίνουν διαθέσιμα για ανάλυση, γεγονός που προσθέτει καθυστέρηση στην απόκτηση αποτελεσμάτων [15].



Εικόνα 4 Παράδειγμα πιεζοηλεκτρικών αισθητήρων

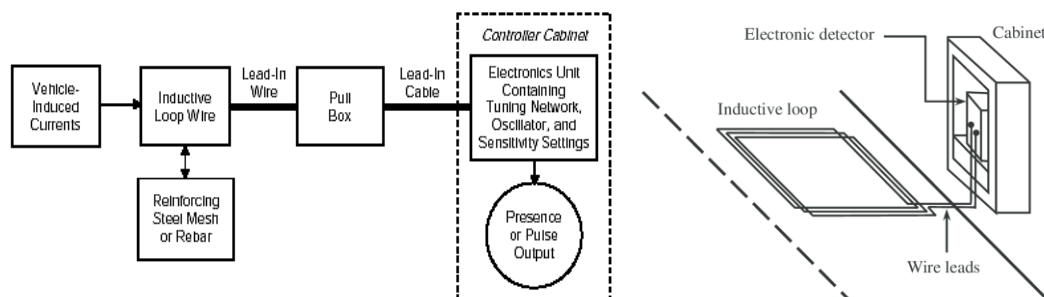
2.4. Καταμέτρηση με Χρήση Επαγωγικών Βρόγχων

Οι επαγωγικοί βρόγχοι (Inductive Loop) αποτελούν άλλο ένα αποτελεσματικό και διαδεδομένο μέσο για την καταμέτρηση οχημάτων. Οι επαγωγικοί βρόγχοι, μπορούν επίσης να αναγνωριστούν και ως μαγνητικοί βρόγχοι ή ηλεκτρομαγνητικοί βρόγχοι.

Η διαδικασία λειτουργίας τους περιλαμβάνει τοποθέτηση ενός καλωδίου αγωγού με συνδεδεμένο αισθητήρα στην επιφάνεια του οδοστρώματος [Εικόνα 5]. Ο αισθητήρας αυτός δημιουργεί ένα ηλεκτρομαγνητικό πεδίο, το οποίο αλλοιώνεται όταν οχήματα περνούν από πάνω του. Όταν ένα όχημα περνά πάνω από τον επαγωγικό βρόγχο, το μεταλλικό όχημα λειτουργεί σαν μια αγωγιμότητα που αλλάζει το ηλεκτρομαγνητικό πεδίο. Αυτή η αλλαγή γίνεται αντιληπτή από τον αισθητήρα. Οι αλλαγές στο ηλεκτρομαγνητικό πεδίο ανιχνεύονται και χρησιμοποιούνται για την καταγραφή της κίνησης.

Τα πλεονεκτήματα της μεθόδου αυτής είναι ότι οι επαγωγικοί βρόγχοι προσφέρουν υψηλή ακρίβεια ανίχνευσης και καταμέτρησης σε ευρύ φάσμα κυκλοφοριακών συνθηκών, επιτρέπουν αυτοματοποιημένη συλλογή δεδομένων σε μακρές περιόδους, και είναι κατ' αρχήν ανθεκτικοί σε δυσμενείς καιρικές επιδράσεις (βροχή, χιόνι, ομίχλη). Παρά τα πλεονεκτήματα, η εγκατάσταση και συντήρηση τους απαιτούν επεμβάσεις στο οδόστρωμα (κοπή εγκοπών, σφράγιση, ηλεκτρολογικές εργασίες), με συνακόλουθο κόστος, ανάγκη κυκλοφοριακών

ρυθμίσεων και πιθανή διακοπή ροής κατά την εκτέλεση των εργασιών. Επιπρόσθετα, δεν είναι δυνατή η κατηγοριοποίηση των οχημάτων [16].



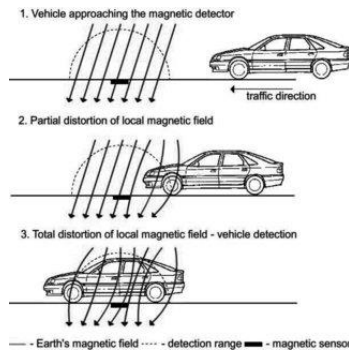
Εικόνα 5 Παράδειγμα λειτουργίας με επαγωγικούς βρόγχους

2.5. Καταμέτρηση με Χρήση Μαγνητικών Αισθητήρων

Οι μαγνητικοί αισθητήρες αποτελούν μία ευρέως χρησιμοποιούμενη τεχνολογία στην ανίχνευση και καταμέτρηση οχημάτων, βασιζόμενη στην παρατήρηση των μεταβολών του τοπικού μαγνητικού πεδίου, καθώς ένα όχημα διέρχεται επάνω ή κοντά στον αισθητήρα. Ο αισθητήρας αντιλαμβάνεται αυτές τις μαγνητικές αλλαγές και χρησιμοποιείται για την καταγραφή παρουσίας των οχημάτων, αλλά και για την καταγραφή του αριθμού τους.

Τα πλεονεκτήματα της συγκεκριμένης μεθόδου είναι πολλαπλά. Οι μαγνητικοί αισθητήρες είναι σε θέση να προσφέρουν αξιόπιστη ανίχνευση, ανεξάρτητα από εξωτερικούς παράγοντες, όπως οι δυσμενείς καιρικές συνθήκες, καθώς οι μαγνητικές μεταβολές παραμένουν ευδιάκριτες. Παράλληλα, παρουσιάζουν υψηλή ανθεκτικότητα και χαμηλές απαιτήσεις συντήρησης, καθιστώντας τους πιο οικονομικά αποδοτικούς σε βάθος χρόνου. Ένα επιπλέον πλεονέκτημα είναι η σχετική ευκολία εγκατάστασής τους.

Ωστόσο, η χρήση μαγνητικών αισθητήρων παρουσιάζει και ορισμένους περιορισμούς. Συγκεκριμένα, δεν παρέχουν λεπτομερή πληροφόρηση ως προς τον τύπο ή τα χαρακτηριστικά των οχημάτων, γεγονός που περιορίζει τη χρησιμότητά τους σε εφαρμογές όπου απαιτείται λεπτομερής κατηγοριοποίηση. Επιπρόσθετα, σε συνθήκες αυξημένης κυκλοφοριακής πυκνότητας, η ακρίβεια μπορεί να επηρεαστεί αρνητικά. Ειδικότερα, όταν τα οχήματα κινούνται με μικρές αποστάσεις μεταξύ τους, οι επιμέρους μαγνητικές διαταραχές παρουσιάζουν επικάλυψη, γεγονός που δυσχεραίνει την αξιόπιστη καταμέτρηση και διαχωρισμό των μεμονωμένων οχημάτων [17].



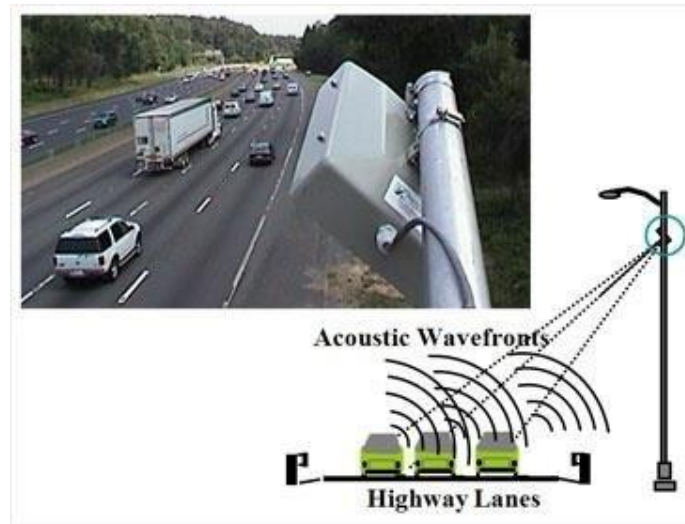
Εικόνα 6 Ανίχνευση οχήματος με διαταραχή μαγνητικού πεδίου

2.6. Καταμέτρηση με Χρήση Ακουστικών Αισθητήρων

Οι ακουστικοί αισθητήρες συνιστούν μία ακόμη τεχνολογία ανίχνευσης και καταμέτρησης οχημάτων, βασισμένη στην επεξεργασία των ηχητικών κυμάτων που παράγονται κατά τη διέλευση των οχημάτων στον οδόστρωμα. Η αρχή λειτουργίας τους θεμελιώνεται στην ανίχνευση του θορύβου που προκαλείται από την αλληλεπίδραση των ελαστικών των οχημάτων με το οδόστρωμα [Εικόνα 7].

Ένα από τα βασικά πλεονεκτήματα των ακουστικών αισθητήρων είναι ότι η εγκατάστασή τους δεν απαιτεί παρεμβάσεις στον οδικό χώρο, γεγονός που μειώνει το κόστος και αποτρέπει διακοπές της κυκλοφορίας. Συνήθως τοποθετούνται επάνω σε ιστούς ή σε πλευρικές κατασκευές, προσανατολισμένοι προς το οδικό τμήμα που παρακολουθείται, και είναι σε θέση να καλύπτουν μία ή περισσότερες λωρίδες κυκλοφορίας ταυτόχρονα. Ένα επιπλέον πλεονέκτημα είναι ότι μπορούν να ανιχνεύσουν όλα τα οχήματα ανεξαρτήτως μεγέθους, τύπου ή ταχύτητας, προσφέροντας έτσι μία σχετικά καθολική μορφή ανίχνευσης. Σε ορισμένες περιπτώσεις, οι σύγχρονες εκδόσεις αυτών των αισθητήρων υποστηρίζουν ασύρματη επικοινωνία, διευκολύνοντας σημαντικά τη συλλογή, αποθήκευση και μεταφορά δεδομένων.

Παρά τα πλεονεκτήματά τους, οι ακουστικοί αισθητήρες παρουσιάζουν ορισμένους περιορισμούς. Η ακρίβεια των μετρήσεων μπορεί να επηρεαστεί από θορύβους περιβάλλοντος ή άλλες παρεμβολές, όπως π.χ. έντονα καιρικά φαινόμενα (καταιγίδες, ισχυροί άνεμοι) ή θόρυβοι που προέρχονται από κοντινές πηγές (εργοτάξια, βιομηχανικές εγκαταστάσεις). Οι συνθήκες αυτές ενδέχεται να δυσχεράνουν τη διάκριση μεταξύ του ήχου που προκαλείται από την κυκλοφορία και του ανεπιθύμητου θορύβου, μειώνοντας κατ' επέκταση την ακρίβεια της ανίχνευσης.



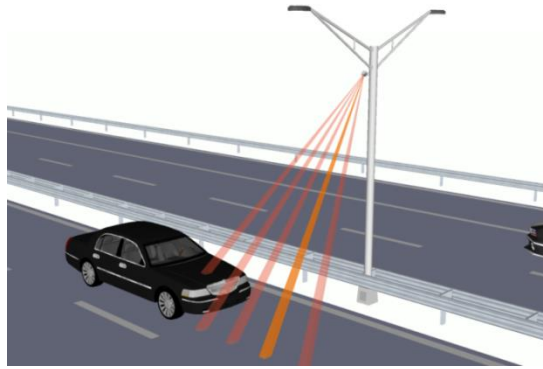
Εικόνα 7 Ακουστικός αισθητήρας

2.7. Καταμέτρηση με Χρήση Παθητικών Ανιχνευτών Υπέρυθρης Ακτινοβολίας

Οι παθητικοί ανιχνευτές υπέρυθρης ακτινοβολίας (Passive Infrared Sensors – PIR) συνιστούν μία επιπρόσθετη μέθοδο που αξιοποιείται για την παρακολούθηση και καταγραφή της κυκλοφορίας. Η αρχή λειτουργίας τους βασίζεται στην ανίχνευση της θερμικής ακτινοβολίας που εκπέμπεται από τα οχήματα κατά τη διέλευσή τους μέσα από το πεδίο ανίχνευσης. Οι συγκεκριμένοι αισθητήρες δεν εκπέμπουν οι ίδιοι ακτινοβολία· αντιθέτως, ανιχνεύουν τις μεταβολές στη θερμοκρασία του περιβάλλοντος και τις συνακόλουθες κινήσεις, καταγράφοντας έτσι την παρουσία και το πλήθος των οχημάτων [Εικόνα 8].

Στα πλεονεκτήματα της χρήσης PIR αισθητήρων συγκαταλέγεται η αξιόπιστη λειτουργία τους ανεξάρτητα από τον τύπο και τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά των οχημάτων, καθώς και η σταθερή απόδοσή τους υπό διαφορετικές καιρικές συνθήκες. Επίσης, πρόκειται για συστήματα με σχετικά απλή εγκατάσταση, χαμηλές απαιτήσεις συντήρησης και περιορισμένο κόστος σε σχέση με άλλες μεθόδους ανίχνευσης.

Ωστόσο, η χρήση τους συνοδεύεται από ορισμένους περιορισμούς. Οι PIR αισθητήρες δεν παρέχουν αναλυτικές πληροφορίες σχετικά με τον τύπο ή τα επιμέρους χαρακτηριστικά των οχημάτων, γεγονός που δυσχεραίνει την εφαρμογή τους σε μελέτες όπου απαιτείται λεπτομερής κατηγοριοποίηση. Επιπλέον, το εύρος κάλυψής τους είναι συχνά περιορισμένο, καθώς συνήθως μπορούν να ανιχνεύσουν τη ροή σε μία έως δύο λωρίδες κυκλοφορίας [18].



Εικόνα 8 Αισθητήρας LiDAR

2.8. Καταμέτρηση με Χρήση Αισθητήρων Doppler

Οι αισθητήρες Doppler αξιοποιούν το φυσικό φαινόμενο Doppler για την ανίχνευση της παρουσίας οχημάτων και την εκτίμηση της ταχύτητάς τους. Η λειτουργία τους βασίζεται στην εκπομπή ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων προς τον οδικό χώρο και στη λήψη των ανακλώμενων σημάτων από τα κινούμενα οχήματα. Όταν ένα όχημα κινείται προς την κατεύθυνση του αισθητήρα, η συχνότητα του ανακλώμενου σήματος αυξάνεται, ενώ όταν απομακρύνεται η συχνότητα μειώνεται. Η μεταβολή αυτή στη συχνότητα επιτρέπει στον αισθητήρα να υπολογίσει με ακρίβεια την ταχύτητα των οχημάτων, αλλά και να εκτιμήσει τον αριθμό τους.

Η χρήση των αισθητήρων Doppler εμφανίζει σημαντικά πλεονεκτήματα, καθώς προσφέρουν υψηλό επίπεδο ακρίβειας τόσο στην καταμέτρηση όσο και στην εκτίμηση της ταχύτητας, ακόμα και σε συνθήκες αυξημένης κυκλοφορίας. Ωστόσο, η εφαρμογή τους συνοδεύεται και από περιορισμούς. Αρχικά, πρόκειται για σχετικά δαπανηρό εξοπλισμό, ο οποίος απαιτεί τακτική συντήρηση προκειμένου να διασφαλιστεί η απρόσκοπτη και αξιόπιστη λειτουργία του. Επιπλέον, οι αισθητήρες αυτοί παρέχουν κυρίως βασικά δεδομένα, όπως η παρουσία και η ταχύτητα των οχημάτων, χωρίς όμως να διαθέτουν τη δυνατότητα κατηγοριοποίησης τους. Τέλος, σε ορισμένες περιπτώσεις, ιδίως υπό ακραίες ή δυσμενείς καιρικές συνθήκες (π.χ. έντονες βροχοπτώσεις, χιονοπτώσεις ή ισχυρός άνεμος), ενδέχεται να προκύψουν αποκλίσεις στις μετρήσεις.

2.9. Καταμέτρηση με Χρήση Radar

Οι αισθητήρες ραντάρ είναι μια τεχνολογία που χρησιμοποιείται ευρέως για την καταμέτρηση οχημάτων. Η διαδικασία λειτουργίας τους περιλαμβάνει την εκπομπή κυμάτων προς την κίνηση των οχημάτων και την ανίχνευση των αντανakλάσεων από αυτά. Οι αισθητήρες ραντάρ μετρούν την απόσταση, την ταχύτητα και την ποσότητα των οχημάτων που περνούν από τη θέση τους [Εικόνα 9]. Το μεγάλο πλεονέκτημα των αισθητήρων ραντάρ είναι η υψηλή ακρίβεια στις μετρήσεις, ακόμα και σε δυσμενείς καιρικές συνθήκες. Επιπλέον, μπορούν να λειτουργήσουν

σε διάφορες συνθήκες κυκλοφορίας, καθιστώντας τους κατάλληλους για χρήση σε αστικούς ιστούς όσο και στον αυτοκινητόδρομο

Ωστόσο, η χρήση ραντάρ για την ανίχνευση και καταμέτρηση οχημάτων συνοδεύεται και από ορισμένους περιορισμούς. Πρώτον, το κόστος τους είναι συνήθως υψηλότερο σε σχέση με άλλους τύπους αισθητήρων, γεγονός που μπορεί να δυσχεράνει την ευρεία εγκατάστασή τους σε εκτεταμένα οδικά δίκτυα. Δεύτερον, σε συνθήκες αυξημένης κυκλοφοριακής πυκνότητας, όταν δύο ή περισσότερα οχήματα κινούνται σε πολύ μικρή απόσταση μεταξύ τους, το σύστημα ενδέχεται να αντιμετωπίσει δυσκολίες στην ακριβή απομόνωση και μέτρηση κάθε οχήματος ξεχωριστά. Τρίτον, η τεχνολογία ραντάρ εμφανίζει αυξημένες ενεργειακές απαιτήσεις σε σύγκριση με εναλλακτικούς αισθητήρες, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει σε υψηλότερο λειτουργικό κόστος, ιδιαίτερα σε εφαρμογές μεγάλης κλίμακας [19].



Εικόνα 9 Φωτογραφία ενός Radar

2.10. Καταμέτρηση Οχημάτων με Deep Learning

Οι σύγχρονες προσεγγίσεις στην ανίχνευση και καταμέτρηση οχημάτων βασίζονται σε προεκπαιδευμένα μοντέλα deep learning, τα οποία στηρίζονται σε μεγάλα σύνολα δεδομένων όπως τα COCO και ImageNet. Η εκπαίδευση τέτοιων μοντέλων προϋποθέτει την ύπαρξη εκτεταμένων datasets με ετικέτες που περιλαμβάνουν διαφορετικές κατηγορίες οχημάτων και μεταβαλλόμενες συνθήκες φωτισμού και περιβάλλοντος, ώστε να διασφαλιστεί η γενίκευση των αποτελεσμάτων [20]. Για παράδειγμα, η εκπαίδευση ενός YOLOv5 ή YOLOv8 σε πλήρη κλίμακα απαιτεί εκατομμύρια εικόνες με σχολιασμό αντικειμένων και μπορεί να χρειαστεί ημέρες επεξεργασίας σε ισχυρές GPU, όπως οι NVIDIA Tesla V100 ή A100, με 32–80 GB VRAM [21]. Παράλληλα, οι απαιτήσεις σε αποθηκευτικό χώρο για τη διαχείριση των δεδομένων και των παραγόμενων checkpoints υπερβαίνουν τα 100 GB, καθιστώντας απαραίτητη τη χρήση εξειδικευμένων υποδομών υψηλών επιδόσεων (HPC) [22].

Αντιθέτως, κατά τη φάση της λειτουργίας (inference), οι υπολογιστικές απαιτήσεις είναι σημαντικά χαμηλότερες, αλλά εξακολουθούν να εξαρτώνται από το μέγεθος του μοντέλου και την ταχύτητα που επιδιώκεται. Τα μεγαλύτερα μοντέλα (YOLOv8x)

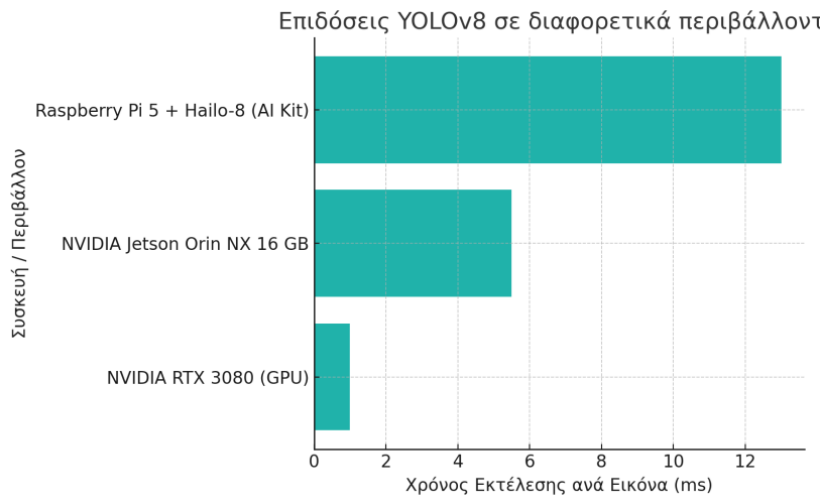
μπορούν να επεξεργαστούν βίντεο σε πραγματικό χρόνο μόνο σε GPUs με τουλάχιστον 16 GB VRAM, αποδίδοντας πάνω από 100 FPS σε ισχυρές κάρτες όπως η RTX 3080 [23]. Ωστόσο, οι ελαφρύτερες εκδόσεις (YOLOv8n ή YOLOv8s) μπορούν να λειτουργήσουν σε συστήματα χαμηλότερης ισχύος, όπως το Jetson Nano ή το Raspberry Pi, με επιδόσεις που κυμαίνονται μεταξύ 0,5 και 2 FPS, γεγονός που περιορίζει τη χρηστικότητά τους σε εφαρμογές με αυστηρές απαιτήσεις χρόνου απόκρισης [24]. Σε περιπτώσεις όπου απαιτείται λειτουργία σε συσκευές χαμηλής κατανάλωσης ενέργειας, η αξιοποίηση εξωτερικών επιταχυντών, όπως οι Google Coral TPU ή οι Intel Neural Compute Stick, μπορεί να προσφέρει ουσιαστική βελτίωση στις ταχύτητες επεξεργασίας [25].

Οι μέθοδοι deep learning με υπολογιστική όραση συνήθως συνδυάζουν ανιχνευτές όπως YOLO με trackers όπως ο DeepSORT, προσφέροντας πολύ υψηλή αξιοπιστία στην ανίχνευση, καταμέτρηση και διάκριση οχημάτων σε πραγματικό χρόνο, καλύπτοντας πολλαπλές κατηγορίες και επιτρέποντας επεκτάσεις σε παρακολούθηση πορείας και εκτίμηση ταχύτητας. Ωστόσο, η αξιοποίησή τους προϋποθέτει ισχυρή υπολογιστική υποδομή για τη φάση εκπαίδευσης και προσεκτική μηχανική του pipeline για ανάπτυξη (βαθμονόμηση, διαχείριση φωτισμού, καιρού, οπτικών γωνιών, συνεχής επαναξιολόγηση και συντήρηση ώστε να διατηρείται η ακρίβεια σε μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα). Συνεπώς, αποτελούν ιδιαίτερα αποτελεσματική και ακριβή λύση για την καταμέτρηση και κατηγοριοποίηση οχημάτων, αλλά απαιτούν πιο σύνθετη αρχιτεκτονική και σημαντικούς πόρους για την παραγωγή και βιώσιμη αξιοποίησή τους [26].

Ο Πίνακας 1 συγκρίνει τις επιδόσεις του YOLO σε διάφορες συσκευές, ανάλογα με το hardware και το framework, ενώ ο Πίνακας 2 δείχνει τη σχέση μεταξύ μεγέθους μοντέλου YOLOv8, χρόνου εκτέλεσης και απαιτούμενης RAM, όπου τα μεγαλύτερα μοντέλα απαιτούν περισσότερη μνήμη.

Πίνακας 1 Ενδεικτικές επιδόσεις YOLOv8 σε διαφορετικά περιβάλλοντα

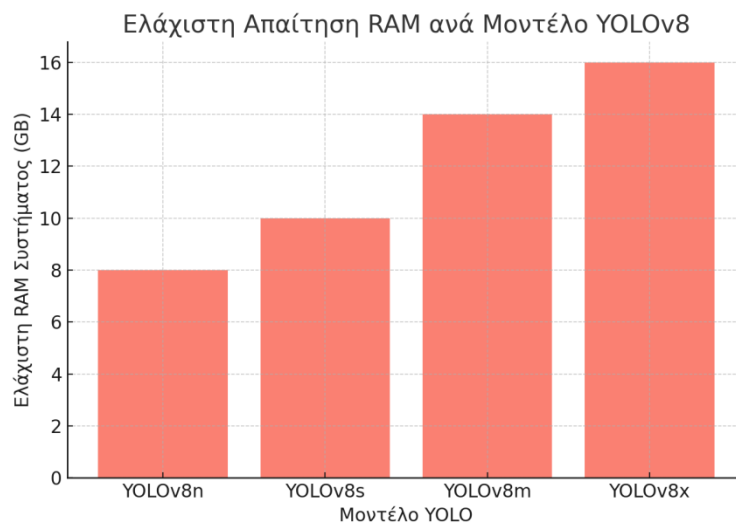
Συσκευή / Περιβάλλον	Μοντέλο YOLO	Framework	Precision	Χρόνος Εκτέλεσης ανά Εικόνα (ms)	Πηγή
NVIDIA RTX 3080 (GPU)	YOLOv8s	TensorRT	FP32	1.0	Ultralytics TensorRT Benchmarks (2023)
			FP16	0.62	
			INT8	0.52	
NVIDIA Jetson Orin NX 16 GB	YOLOv8s	TensorRT	INT8	5.5	Seed Studio Benchmark (2023)
			FP16	7.8	
Raspberry Pi 5 + Hailo-8	YOLOv8m	HailoRT	INT8	13.0	Seed Studio Wiki



Διάγραμμα 1 Επιδόσεις YOLO v8 σε διαφορετικά περιβάλλοντα

Πίνακας 2 Βασικές απαιτήσεις σε υπολογιστικούς πόρους για εκτέλεση YOLOv8

Μοντέλο YOLO	Χρόνος Εκτέλεσης (ms)	Ελάχιστη RAM Συστήματος
YOLOv8n	12.9 ms	8 GB
YOLOv8s	22.2 ms	8–12 GB
YOLOv8m	44.3 ms	12–16 GB
YOLOv8x	62.5 ms	16 GB (ή περισσότερα)



Διάγραμμα 2 Απαιτήσεις VRAM ανά μοντέλο

Παράλληλα με τις σύγχρονες προσεγγίσεις, εξακολουθούν να χρησιμοποιούνται κλασικές μέθοδοι υπολογιστικής όρασης, οι οποίες βασίζονται σε χαμηλού

επιπέδου επεξεργασία εικόνας και ανάλυση κίνησης. Οι πιο αντιπροσωπευτικές τεχνικές περιλαμβάνουν:

- Background Subtraction (Αφαίρεση Φόντου)
- Optical Flow (Οπτική Ροή)
- Blob Detection / Contour Analysis
- Edge Detection & Feature Tracking (Ανίχνευση Ακμών και Παρακολούθηση Χαρακτηριστικών)
- Hybrid / Tracking-based Methods (Υβριδικές Μέθοδοι με Παρακολούθηση Αντικειμένων)

Οι υβριδικές μέθοδοι αποτελούν μια συνδυαστική προσέγγιση που ενώνει την ανίχνευση κίνησης με τεχνικές παρακολούθησης αντικειμένων. Αρχικά, εφαρμόζονται τεχνικές όπως η αφαίρεση φόντου (background subtraction) για τον εντοπισμό των κινούμενων οχημάτων σε κάθε καρέ. Στη συνέχεια, χρησιμοποιούνται αλγόριθμοι παρακολούθησης όπως ο Kalman Filter και ο Centroid Tracking, ώστε να παρακολουθείται η πορεία κάθε οχήματος στο χρόνο και να αποδίδεται σε κάθε αντικείμενο μια μοναδική ταυτότητα (ID). Με αυτόν τον τρόπο αποφεύγεται η διπλή καταμέτρηση και βελτιώνεται η συνολική συνέπεια των αποτελεσμάτων.

Οι μέθοδοι αυτές παρουσιάζουν υψηλή αξιοπιστία σε σταθερά περιβάλλοντα και χαρακτηρίζονται από χαμηλό υπολογιστικό κόστος, γεγονός που τις καθιστά κατάλληλες για εφαρμογές σε πραγματικό χρόνο, ακόμη και σε συστήματα περιορισμένων πόρων.

Πλεονεκτήματα

- Παρέχουν μοναδικό αναγνωριστικό (ID) για κάθε όχημα, εξασφαλίζοντας ακριβή καταμέτρηση.
- Είναι ανθεκτικές σε προσωρινές απώλειες ανίχνευσης (occlusion).
- Συνδυάζουν ικανοποιητική ακρίβεια και ταχύτητα χωρίς ανάγκη εκπαίδευσης.
- Λειτουργούν αποδοτικά με περιορισμένους υπολογιστικούς πόρους.

Μειονεκτήματα

- Η απόδοση εξαρτάται από την ποιότητα της αρχικής ανίχνευσης.
- Είναι ευαίσθητες σε έντονες αλλαγές φωτισμού ή καιρικών συνθηκών.

Στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας, επιλέχθηκε η υβριδική προσέγγιση με παρακολούθηση αντικειμένων ως η καταλληλότερη μέθοδος για την ανάπτυξη της εφαρμογής καταμέτρησης οχημάτων, η οποία θα αναλυθεί εκτενέστερα σε επόμενο κεφάλαιο.

Στον Πίνακα 3 παρουσιάζεται η σύγκριση μεταξύ του μοντέλου YOLO και των κλασικών μεθόδων υπολογιστικής όρασης ως προς βασικά κριτήρια απόδοσης και λειτουργικότητας στην καταμέτρηση οχημάτων.

Πίνακας 3 Συγκριτική αξιολόγηση του αλγορίθμου YOLO και κλασικών μεθόδων υπολογιστικής όρασης

Κριτήριο / Μέθοδος	YOLO	Κλασικές Μέθοδοι Υπολογιστικής Όρασης
Ακρίβεια Ανίχνευσης	Πολύ υψηλή (95%+ σε καλές συνθήκες φωτισμού και οπτικής γωνίας).	Μέτρια, επηρεάζεται έντονα από φωτισμό, σκιές, και καιρικές συνθήκες.
Αντοχή σε Συνθήκες Φωτισμού / Καιρού	Υψηλή, αν το μοντέλο έχει εκπαιδευτεί σε ποικιλία δεδομένων.	Χαμηλή, απαιτεί ρύθμιση παραμέτρων ανά σενάριο.
Απαίτηση σε Υπολογιστικούς Πόρους	Υψηλή (GPU, RAM, μοντέρνο hardware).	Χαμηλή, μπορεί να τρέξει σε απλό υπολογιστή ή edge device.
Ανάγκη Εκπαίδευσης	Ναι, χρειάζεται σύνολο δεδομένων και fine-tuning για καλό αποτέλεσμα.	Όχι, βασίζεται σε ρυθμίσεις και κατώφλια (thresholds).
Ευκολία Ενσωμάτωσης	Μέτρια, απαιτεί γνώση deep learning frameworks (π.χ. PyTorch).	Υψηλή, μπορεί να γίνει με OpenCV χωρίς εκπαίδευση.
Ευελιξία (νέα οχήματα, γωνίες, κάμερες)	Πολύ υψηλή, μπορεί να προσαρμοστεί εύκολα με retraining.	Περιορισμένη, χρειάζεται χειροκίνητη προσαρμογή.
Ανίχνευση & Ταξινόμηση (π.χ. αυτοκίνητο, λεωφορείο, φορτηγό)	Ναι, ενσωματωμένα μέσω του detection μοντέλου.	Όχι ή πολύ βασική, χρειάζονται επιπλέον ταξινομητές.
Ανίχνευση Κάλυψης (Occlusion handling)	Καλή, μπορεί να αναγνωρίσει μερικώς κρυμμένα οχήματα.	Όχι, χάνει αντικείμενα όταν αλληλεπικαλύπτονται.
Συντήρηση / Αναβάθμιση	Εύκολη, μέσω retraining ή χρήσης νεότερης έκδοσης του YOLO.	Δύσκολη, απαιτεί επανασχεδιασμό φίλτρων και ρύθμιση thresholds.

Από τον πίνακα γίνεται φανερό ότι, παρόλο που τα δύο είδη προσεγγίσεων παρουσιάζουν διαφορές στις απαιτήσεις και τις επιδόσεις τους, και οι δύο μπορούν να αποδειχθούν αποτελεσματικές υπό συγκεκριμένες συνθήκες.

Οι κλασικές μέθοδοι υπολογιστικής όρασης είναι κατάλληλες για απλά, ελεγχόμενα περιβάλλοντα. Σε τέτοιες περιπτώσεις, μπορούν να επιτύχουν εξίσου ικανοποιητικά αποτελέσματα με τα μοντέλα βαθιάς μάθησης. Ωστόσο, για δυναμικές συνθήκες, πολλαπλά είδη οχημάτων, ή περιβάλλοντα με μεταβαλλόμενο φωτισμό και υψηλές απαιτήσεις ακρίβειας, τα μοντέλα βαθιάς μάθησης όπως το YOLO υπερτερούν σημαντικά, προσφέροντας μεγαλύτερη ανθεκτικότητα, γενίκευση και αυτονομία.

Συνοψίζοντας, τα μοντέλα YOLOv8 και γενικότερα οι τεχνικές deep learning προσφέρουν υψηλή ακρίβεια και αξιοπιστία στην καταμέτρηση και κατηγοριοποίηση οχημάτων. Ωστόσο, η εκτέλεσή τους σε πραγματικό χρόνο απαιτεί ισχυρούς υπολογιστικούς πόρους, γεγονός που καθιστά τη χρήση τους σε συσκευές με περιορισμένες δυνατότητες, όπως το Raspberry Pi, μη πρακτική χωρίς εξωτερικούς επιταχυντές. Σε περιπτώσεις όπου η διαθεσιμότητα ισχυρών GPUs δεν είναι εφικτή, η αξιοποίηση ελαφρύτερων εκδόσεων των μοντέλων ή η εφαρμογή κλασικών τεχνικών υπολογιστικής όρασης μπορεί να αποτελέσει πιο βιώσιμη επιλογή, διασφαλίζοντας τη λειτουργικότητα του συστήματος σε διαφορετικά περιβάλλοντα [27].

2.11 Σύνοψη Κεφαλαίου

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάστηκαν οι κυριότερες μέθοδοι καταμέτρησης οχημάτων, από τις παραδοσιακές τεχνικές, όπως η χειροκίνητη καταμέτρηση και οι πνευματικοί σωλήνες, έως τις πιο σύγχρονες λύσεις που βασίζονται σε αισθητήρες και αλγορίθμους υπολογιστικής όρασης. Κάθε μέθοδος διαθέτει συγκεκριμένα πλεονεκτήματα και περιορισμούς, οι οποίοι σχετίζονται με την ακρίβεια, το κόστος, την ανθεκτικότητα και την πολυπλοκότητα της υλοποίησης. Συνολικά, καμία μεμονωμένη μέθοδος δεν είναι καθολικά κατάλληλη για όλες τις συνθήκες και ανάγκες. Η επιλογή της βέλτιστης λύσης εξαρτάται από το εκάστοτε πλαίσιο εφαρμογής, τον επιδιωκόμενο βαθμό ακρίβειας, τους διαθέσιμους πόρους και τις τεχνικές απαιτήσεις του έργου. Στο επόμενο κεφάλαιο παρουσιάζεται το θεωρητικό υπόβαθρο της εργασίας, το οποίο θεμελιώνει τις τεχνικές και μεθοδολογίες που αξιοποιούνται για την ανάπτυξη του συστήματος καταμέτρησης.

Κεφάλαιο 3

Θεωρητικό Υπόβαθρο

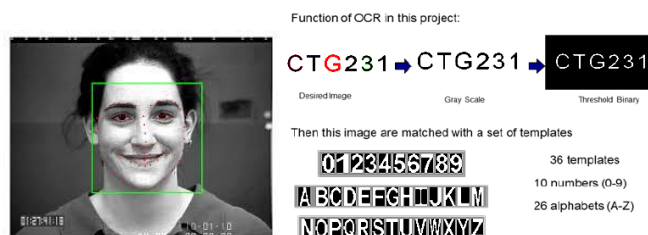
Το κεφάλαιο αυτό επικεντρώνεται στην παρουσίαση των βασικών τεχνικών, εργαλείων και γλωσσών προγραμματισμού που αξιοποιούνται στην επεξεργασία εικόνας, τη μηχανική όραση και την παρακολούθηση αντικειμένων. Έτσι, θα διαμορφωθεί το κατάλληλο πλαίσιο για πιο ξεκάθαρη κατανόηση και ομαλή ροή.

3.1 Μηχανική Όραση

Η μηχανική όραση (Computer Vision) αποτελεί έναν από τους πλέον δυναμικά αναπτυσσόμενους κλάδους της Τεχνητής Νοημοσύνης, αποσκοπεί στην εξαγωγή πληροφορίας από ψηφιακά μέσα όπως φωτογραφίες και βίντεο [28]. Ο κεντρικός της στόχος είναι η προσομοίωση και αυτοματοποίηση της ανθρώπινης ικανότητας αντίληψης του περιβάλλοντος μέσω της όρασης. Τα δεδομένα εισόδου στη μηχανική όραση είναι κατά κύριο λόγο εικόνες και βίντεο που προέρχονται από αισθητήρες, όπως κάμερες RGB, θερμικές κάμερες ή αισθητήρες βάθους (π.χ. LiDAR, Kinect). Τα δεδομένα αυτά συχνά εμπλουτίζονται με πληροφορίες χρόνου, θέσης ή κίνησης, ανάλογα με το εκάστοτε πρόβλημα [29].

Εφαρμογές που χρησιμοποιούν υλοποίηση μηχανικής όρασης [Εικόνα 10] :

- Αναγνώριση προσώπου
- Αναγνώριση πεζών
- Αλληλεπίδραση ανθρώπου-υπολογιστή
- Βιομηχανικό έλεγχο ποιότητας
- Οπτική Αναγνώριση Χαρακτήρων.



Εικόνα 10 Υλοποίηση μηχανικής όρασης αναγνώριση προσώπου ,ανάγνωση χαρακτήρων

3.2 Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας

Η ψηφιακή επεξεργασία εικόνας (Digital Image Processing) αποτελεί βασικό υποσύνολο της μηχανικής όρασης και ασχολείται με την ανάλυση και τη μετατροπή δισδιάστατων απεικονίσεων μέσω αλγορίθμων υπολογιστή. Στόχος της είναι η βελτίωση της ποιότητας της εικόνας για την ανθρώπινη παρατήρηση ή η εξαγωγή πληροφορίας που μπορεί να αξιοποιηθεί σε πιο σύνθετες διεργασίες, όπως η αναγνώριση αντικειμένων [30]. Μία grayscale εικόνα μπορεί να περιγραφεί μαθηματικά ως δισδιάστατη συνάρτηση $f(x, y)$, όπου οι συντεταγμένες x και y ορίζουν τη θέση του εικονοστοιχείου και η τιμή της συνάρτησης στο συγκεκριμένο σημείο αντιστοιχεί στην ένταση φωτεινότητας. Όταν οι συντεταγμένες λαμβάνουν διακριτές τιμές, η εικόνα χαρακτηρίζεται ως ψηφιακή και αποτελείται από εικονοστοιχεία (pixels), καθένα από τα οποία διαθέτει μια συγκεκριμένη θέση και τιμή [31].

Η διαδικασία ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας μπορεί να περιγραφεί ως μία ακολουθία σταδίων, όπου η είσοδος, η επεξεργασία και η έξοδος έχουν πάντοτε ως αντικείμενο μια εικόνα. Αρχικά, η εικόνα (ή ένα καρέ από ροή βίντεο) μετατρέπεται σε ψηφιακή μορφή, δηλαδή σε έναν πίνακα διακριτών αριθμητικών τιμών που αντιστοιχούν σε εικονοστοιχεία (pixels). Κάθε pixel περιέχει πληροφορία φωτεινότητας ή/και χρωματικών καναλιών, ανάλογα με τον τύπο της εικόνας. Στη συνέχεια, εφαρμόζονται αλγόριθμοι επεξεργασίας, οι οποίοι μπορεί να περιλαμβάνουν φιλτράρισμα για αποθρομβοποίηση, μετασχηματισμούς, μορφολογικές πράξεις ή τεχνικές βελτίωσης. Μέσα από αυτή τη διαδικασία, παράγεται μια νέα εικόνα, βελτιωμένη ως προς την ποιότητα ή με ενισχυμένα χαρακτηριστικά, γεγονός που επιτρέπει τόσο την καλύτερη οπτική αντίληψη από τον άνθρωπο όσο και την προετοιμασία για πιο σύνθετες διεργασίες μηχανικής όρασης [30],[32].

Τα φίλτρα είναι μαθηματικοί τελεστές που εφαρμόζονται στην εικόνα για να τροποποιήσουν τα χαρακτηριστικά της. Συνήθως λειτουργούν μέσω συνελίξεων.

Κατηγορίες φίλτρων ως προς τη λειτουργία:

- Φίλτρα εξομάλυνσης (π.χ. Mean, Median filter) για απομάκρυνση θορύβου
- Φίλτρα ενίσχυσης (π.χ. Laplacian) για τονισμό λεπτομερειών
- Μορφολογικά φίλτρα για βελτίωση σχημάτων σε δυαδικές εικόνες

Κατηγορίες φίλτρων ως προς το επίπεδο συχνότητας:

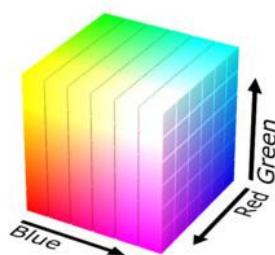
- Χαμηλοπερατά φίλτρα (Low-pass filters)
- Υψηλοπερατά φίλτρα (High-pass filters)
- Ζωνοπερατά φίλτρα (Band-pass filters)

3.2.1 Χρωματικά Μοντέλα και Μετατροπή σε Κλίμακα του Γκρι

Στην ψηφιακή επεξεργασία εικόνας, η αναπαράσταση του χρώματος αποτελεί κρίσιμο στοιχείο για την ανάλυση και επεξεργασία των δεδομένων. Ένα χρωματικό μοντέλο ορίζεται ως ένα αφαιρετικό μαθηματικό πλαίσιο που περιγράφει τα χρώματα με τη μορφή συνόλων τιμών, σε καθορισμένο εύρος. Κάθε μοντέλο παρέχει διαφορετικό τρόπο αναπαράστασης και αξιοποίησης της πληροφορίας, ανάλογα με την εφαρμογή [33].

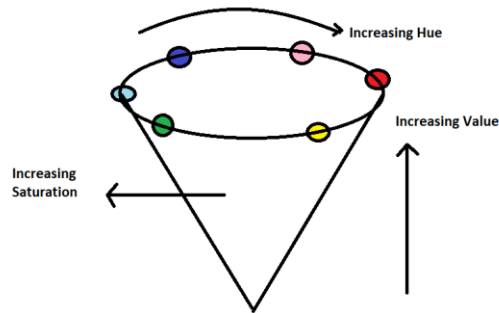
Τα κυριότερα χρωματικά μοντέλα που χρησιμοποιούνται στην ψηφιακή επεξεργασία εικόνας είναι τα εξής:

- **RGB (Red–Green–Blue):** Πρόκειται για το πιο διαδεδομένο χρωματικό μοντέλο, το οποίο βασίζεται στον συνδυασμό των τριών βασικών χρωμάτων φωτός. Κάθε εικονοστοιχείο αναπαρίσταται ως τριάδα αριθμητικών τιμών (R, G, B), συνήθως στο εύρος 0–255 (8-bit ανά κανάλι). Το μοντέλο αυτό χρησιμοποιείται σε συσκευές απεικόνισης, όπως οθόνες, κάμερες και φωτογραφικές μηχανές [Εικόνα 11][34].

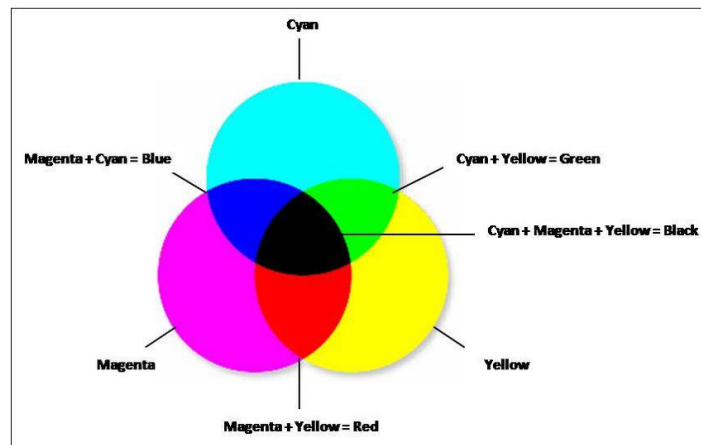


Εικόνα 11 Χρωματικό μοντέλο RGB

- **HSV (Hue–Saturation–Value):** Στο μοντέλο αυτό το χρώμα αναπαρίσταται με βάση την απόχρωση (Hue), τον κορεσμό (Saturation) και τη φωτεινότητα (Value). Ο διαχωρισμός αυτός το καθιστά πιο προσαρμοσμένο στην ανθρώπινη αντίληψη του χρώματος και ιδιαίτερα χρήσιμο σε εφαρμογές που απαιτούν εντοπισμό ή παρακολούθηση αντικειμένων [Εικόνα 12][35].
- **CMYK (Cyan–Magenta–Yellow–Key/Black):** Το CMYK είναι το επικρατέστερο χρωματικό μοντέλο για εκτύπωση. Βασίζεται στο αφαιρετικό μοντέλο χρώματος, όπου τα τρία βασικά χρώματα (C, M, Y) συνδυάζονται ώστε να δημιουργηθούν όλα τα υπόλοιπα, ενώ το K (Black) χρησιμοποιείται για βελτίωση της αντίθεσης και του βάθους. Το μοντέλο αυτό είναι ιδιαίτερα χρήσιμο σε εκτυπώσεις υψηλής ποιότητας, καθώς εξασφαλίζει σωστή αναπαραγωγή χρωμάτων σε φυσικά μέσα [Εικόνα 13].



Εικόνα 12 Σχηματική αναπαράσταση του χρωματικού μοντέλου HSV



Εικόνα 13 Σχηματική αναπαράσταση του αφαιρετικού χρωματικού μοντέλου CMYK

3.2.1.1 Μετατροπή σε Κλίμακα του Γκρι

Η μετατροπή έγχρωμων εικόνων σε κλίμακα του γκρι (grayscale) αποτελεί ένα από τα πλέον συνηθισμένα βήματα προεπεξεργασίας στην ψηφιακή επεξεργασία εικόνας. Μία γκρι εικόνα περιέχει πληροφορία μόνο για τη φωτεινότητα, μειώνοντας έτσι τη διάσταση των δεδομένων και απλοποιώντας τις επόμενες φάσεις ανάλυσης.

Η επικρατέστερη μέθοδος είναι η σταθμισμένη μέθοδος φωτεινότητας (luminance method), η οποία λαμβάνει υπόψη την αυξημένη ευαισθησία του ανθρώπινου ματιού στο πράσινο μήκος κύματος, σε σχέση με το κόκκινο και το μπλε. Η σχέση δίνεται από την εξίσωση 1

$$Y = 0.299 \cdot R + 0.587 \cdot G + 0.114 \cdot B \quad (1)$$

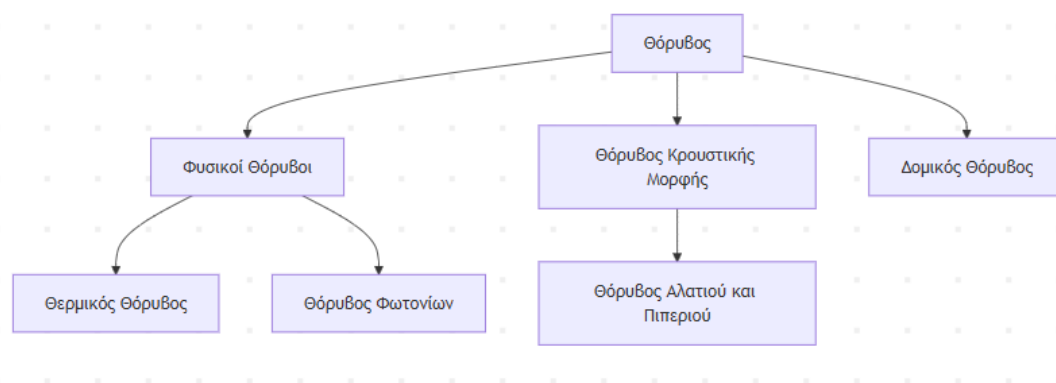
Κατά την εφαρμογή της εξίσωσης, για κάθε pixel παράγεται μία μοναδική τιμή φωτεινότητας Y, η οποία αντικαθιστά τις αρχικές τιμές των τριών καναλιών. Η διαδικασία αυτή είναι ιδιαίτερα σημαντική για λειτουργίες μεσαίου επιπέδου, όπως η ανίχνευση ακμών και περιγραμμάτων, όπου η πληροφορία του χρώματος δεν είναι απαραίτητη [36].

3.2.2 Τύποι Θορύβου στην Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας

Η παρουσία θορύβου αποτελεί έναν από τους σημαντικότερους παράγοντες υποβάθμισης της ποιότητας μίας ψηφιακής εικόνας. Ο θόρυβος μπορεί να προέρχεται είτε από τον αισθητήρα κατά τη διαδικασία λήψης, είτε από εξωτερικούς περιβαλλοντικούς παράγοντες, είτε να εισάγεται κατά τη μετάδοση και αποθήκευση των δεδομένων. Η μελέτη του θορύβου είναι κρίσιμη, καθώς ο τύπος και τα στατιστικά χαρακτηριστικά του καθορίζουν την επιλογή των κατάλληλων μεθόδων φιλτραρίσματος και αποκατάστασης εικόνας.

Σημαντικότερα είδη θορύβου:

- Γκαουσιανός θόρυβος (Gaussian Noise)
- Θόρυβος τύπου “Αλάτι-Πιπέρι” (Salt-and-Pepper Noise)
- Θόρυβος Speckle
- Θόρυβος Poisson



Εικόνα 14 Κατηγορίες θορύβου εικόνας και προέλευση

Στην Εικόνα 14 παρουσιάζονται οι βασικές κατηγορίες θορύβου ανάλογα με την προέλευσή τους.

3.2.2.1 Γκαουσιανός θόρυβος (Gaussian Noise)

Ο γκαουσιανός θόρυβος είναι ένας προσθετικός τύπος θορύβου, που κατανέμεται σύμφωνα με την κανονική (Gaussian) κατανομή. Το παρατηρούμενο σήμα $g(x,y)$ μιας εικόνας περιγράφεται μαθηματικά από τη σχέση της Εξίσωσης 2.

$$g(x,y)=f(x,y)+n(x,y) \quad (2)$$

όπου $f(x,y)$ είναι το ιδανικό σήμα και $n(x,y)$ είναι ο θόρυβος που ακολουθεί την κατανομή στην Εξίσωση 3.

$$n \sim N(\mu, \sigma^2) \quad (3)$$

Η μέση τιμή μ καθορίζει τη θέση της κατανομής και συνήθως θεωρείται μηδέν, ενώ η διασπορά σ^2 εκφράζει την ένταση του θορύβου. Όσο μεγαλύτερη είναι η διασπορά, τόσο εντονότερη είναι η παραμόρφωση που εμφανίζεται στην εικόνα.

Η εκτεταμένη χρήση του γκαουσιανού μοντέλου εξηγείται μέσω του Κεντρικού Οριακού Θεωρήματος, σύμφωνα με το οποίο το άθροισμα μεγάλου αριθμού ανεξάρτητων τυχαίων μεταβλητών τείνει να ακολουθεί κανονική κατανομή. Επειδή ο θόρυβος στις εικόνες προκύπτει από συνδυασμό πολλών ανεξάρτητων πηγών, η συνολική επίδρασή τους προσεγγίζεται επαρκώς από το γκαουσιανό μοντέλο. Αυτή η παραδοχή είναι γνωστή ως Gaussian Noise Assumption και χρησιμοποιείται ευρέως στη θεωρία και πρακτική της επεξεργασίας εικόνας [37].

Σε επίπεδο οπτικής επίδρασης, ο γκαουσιανός θόρυβος επηρεάζει όλα τα εικονοστοιχεία της εικόνας με διαφορετική ένταση, προκαλώντας μια «ήπια» αλλά συνεχόμενη παραμόρφωση. Η εικόνα αποκτά την όψη ελαφρώς «θαμπής» με μικρές τυχαίες μεταβολές φωτεινότητας ή χρώματος, ενώ η αύξηση της διασποράς οδηγεί σε σημαντική απώλεια λεπτομερειών και μείωση της ποιότητας [38].

Image Degradation by Gaussian Noise

$$g(x, y) = f(x, y) + n(x, y)$$



Εικόνα 15 Υποβάθμιση εικόνας

3.2.3 Διαστολή και Διάβρωση (Dilation & Erosion)

Οι μορφολογικοί μετασχηματισμοί διάβρωσης (erosion) και διαστολής (dilation) αποτελούν τις δύο βασικές λειτουργίες της μαθηματικής μορφολογίας και εφαρμόζονται ευρέως στην επεξεργασία εικόνας. Πρόκειται για πράξεις που βασίζονται στη σύγκριση της τοπικής γειτονιάς ενός εικονοστοιχείου με ένα στοιχείο δόμησης (structuring element), το οποίο καθορίζει το σχήμα και το μέγεθος της επέμβασης [39].

- **Διάβρωση:**
Η διάβρωση μειώνει τις φωτεινές περιοχές (foreground) της εικόνας, αφαιρώντας εικονοστοιχεία από τα όρια των αντικειμένων. Έτσι, μικρές μεμονωμένες δομές εξαλείφονται, ενώ μεγαλύτερες περιοχές συρρικνώνονται. Η πράξη αυτή αξιοποιείται για την απομάκρυνση θορύβου και την απομόνωση σημαντικών μορφολογικών χαρακτηριστικών [40].
- **Διαστολή:**
Η διαστολή επεκτείνει τις φωτεινές περιοχές, προσθέτοντας εικονοστοιχεία στα όρια των αντικειμένων. Με αυτόν τον τρόπο, αποσπασμένες περιοχές μπορούν να ενωθούν και μικρά κενά να γεμίσουν, γεγονός που ενισχύει τη μορφολογική συνοχή [40].

Ο συνδυασμός αυτών των πράξεων οδηγεί στη δημιουργία πιο σύνθετων μετασχηματισμών, όπως το άνοιγμα (Opening) και το κλείσιμο (Closing).

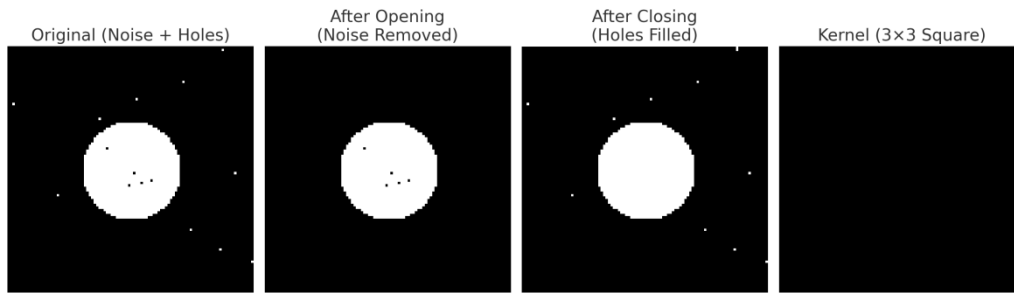
Συνολικά, η διάβρωση και η διαστολή αποτελούν θεμελιώδη εργαλεία για την προεπεξεργασία και ανάλυση εικόνων, καθώς διευκολύνουν τη μείωση θορύβου, την ενίσχυση της συνέχειας δομών και την ανάδειξη μορφολογικών χαρακτηριστικών.

3.2.4 Μορφολογικοί Μετασχηματισμοί: Άνοιγμα και Κλείσιμο

Οι μορφολογικοί μετασχηματισμοί αποτελούν ισχυρά εργαλεία στην επεξεργασία εικόνας, όχι μόνο για την ανάλυση της δομής αντικειμένων, αλλά και για τη βελτίωση της ποιότητας της εικόνας μέσω μείωσης θορύβου. Με την εφαρμογή τους επιτυγχάνεται η απομάκρυνση ανεπιθύμητων λεπτομερειών, η εξομάλυνση των ορίων και η ενίσχυση της ομοιογένειας στις περιοχές ενδιαφέροντος.

Δύο από τους πιο ευρέως χρησιμοποιούμενους μορφολογικούς μετασχηματισμούς είναι το Άνοιγμα (Opening) και το Κλείσιμο (Closing). Και οι δύο ορίζονται βάσει των θεμελιωδών πράξεων της Διάβρωσης (Erosion) και της Διαστολής (Dilation), οι οποίες εφαρμόζονται με χρήση ενός στοιχείου δόμησης (structuring element ή kernel matrix).

Το στοιχείο δόμησης (kernel) είναι ένας μικρός πίνακας που ορίζει τη γειτονιά που χρησιμοποιείται για την επεξεργασία της εικόνας. Το σχήμα του (π.χ. τετραγωνικό, κυκλικό, σταυροειδές, ρομβοειδές) και το μέγεθός του καθορίζουν πώς θα επηρεαστεί η μορφολογική μετατροπή. Έτσι, η επιλογή του kernel είναι καθοριστικής σημασίας για το αν θα αφαιρεθούν οι λεπτομέρειες, αν θα γεμίσουν μικρά κενά ή αν θα εξομαλυνθούν τα όρια των αντικειμένων [41], [42].



Εικόνα 16 Μορφολογικοί μετασχηματισμοί σε δυαδική εικόνα με kernel 3x3

3.2.4.1 Άνοιγμα

Ο μετασχηματισμός ανοίγματος ορίζεται ως η πράξη της διάβρωσης που ακολουθείται από τη διαστολή, χρησιμοποιώντας το ίδιο στοιχείο δόμησης (structuring element). Ο κύριος σκοπός του είναι η απομάκρυνση μικρών αντικειμένων ή θορύβου από το προσκήνιο (φωτεινές περιοχές), ενώ ταυτόχρονα διατηρείται το γενικό σχήμα και το μέγεθος των μεγαλύτερων αντικειμένων [Εικόνα 17][43].

Μαθηματικά, το άνοιγμα μιας εικόνας A με στοιχείο δόμησης B εκφράζεται όπως φαίνεται στη Εξίσωση 4.

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (4)$$

όπου $\ominus$ συμβολίζει τη διάβρωση και $\oplus$ τη διαστολή.



Εικόνα 17 Morphological Transformations: opening

3.2.4.2 Κλείσιμο

Ο μετασχηματισμός κλεισίματος ορίζεται ως η πράξη της διαστολής που ακολουθείται από τη διάβρωση, χρησιμοποιώντας το ίδιο στοιχείο δόμησης. Σκοπός του είναι να γεμίσει μικρές οπές και κενά μέσα στις περιοχές του προσκήνιου, διατηρώντας παράλληλα το γενικό σχήμα και μέγεθος των αντικειμένων [Εικόνα 18][43].

Μαθηματικά, το κλείσιμο μιας εικόνας A με στοιχείο δόμησης B εκφράζεται όπως φαίνεται στη Εξίσωση 5.

$$A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B \quad (5)$$



Εικόνα 18 Morphological Transformations: closing

3.2.5 Αφαίρεση υποβάθρου

Η αφαίρεση υποβάθρου (Background Subtraction) αποτελεί μία από τις βασικότερες συναρτήσεις μεσαίου επιπέδου στη μηχανική όραση, καθώς επιτρέπει τον διαχωρισμό των κινούμενων αντικειμένων από το στατικό περιβάλλον σε μια ακολουθία καρέ βίντεο. Η μέθοδος αυτή βασίζεται στη δημιουργία ενός μοντέλου υποβάθρου, δηλαδή μιας αναπαράστασης της στατικής σκηνής, το οποίο συγκρίνεται σε κάθε νέο καρέ με την τρέχουσα εικόνα. Τα εικονοστοιχεία που παρουσιάζουν σημαντική διαφορά από το υπόβαθρο χαρακτηρίζονται ως "προσκήνιο" (foreground), ενώ τα υπόλοιπα αποδίδονται στο φόντο [44].

Μία από τις πιο απλές υλοποιήσεις είναι η διαφορά καρέ (frame differencing). Αν συμβολίσουμε με $I_t(x,y)$ την τιμή έντασης του pixel (x,y) στο τρέχον καρέ και με $B(x,y)$ την τιμή του αντίστοιχου pixel στο μοντέλο υποβάθρου, τότε η διαφορά ορίζεται όπως φαίνεται στη Εξίσωση 6.

$$D(x,y) = |I_t(x,y) - B(x,y)| \quad (6)$$

Στη συνέχεια εφαρμόζεται ένα κατώφλι θ , ώστε να παραχθεί η δυαδική μάσκα της Εξίσωσης 7.

$$M(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{αν } D(x,y) > \theta(\text{προσκήνιο}) \\ 0, & \text{αν } D(x,y) \leq \theta(\text{υπόβαθρο}) \end{cases} \quad (7)$$

Η απλή αφαίρεση υποβάθρου και η διαφορά καρέ, αν και ευαίσθητες σε θόρυβο και μεταβολές φωτισμού, συχνά δεν επαρκούν σε σύνθετες συνθήκες, όπως κινούμενα αντικείμενα στο παρασκήνιο. Για την επίτευξη μεγαλύτερης ακρίβειας και αξιοπιστίας στην αφαίρεση φόντου, χρησιμοποιείται η μέθοδος Mixture of Gaussians, η οποία προσαρμόζεται δυναμικά στις μεταβολές του φόντου η οποία θα μελετηθεί στην επόμενη παράγραφο.

Μία από τις πιο ευρέως χρησιμοποιούμενες τεχνικές για την αφαίρεση υποβάθρου είναι το Μοντέλο Μιγμάτων Γκαουσιανών (Mixture of Gaussians – MOG), το οποίο εισήγαγαν οι Stauffer και Grimson. Σε αυτήν, κάθε pixel (x,y) δεν αναπαρίσταται από μία μόνο τιμή, αλλά από ένα μίγμα K Γκαουσιανών κατανομών, το οποίο

περιγράφει την πιθανή κατανομή των τιμών έντασης που μπορεί να παρατηρηθούν στο χρόνο για το συγκεκριμένο pixel. Με τον τρόπο αυτό αντιμετωπίζονται φαινόμενα όπως οι μικρομετακινήσεις του φόντου ή οι μεταβολές φωτισμού [45].

Μαθηματικά, η πιθανότητα μιας τιμής pixel X_t στο χρόνο t να ανήκει στο μοντέλο που δίνεται από την Σχέση 8.

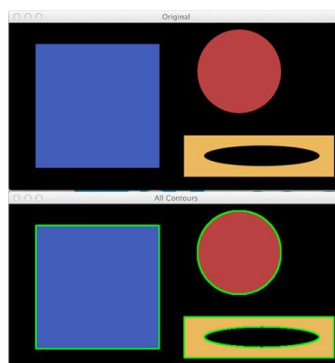
$$P(X_t) = \sum_{i=1}^k w_i \eta(X_t, \mu_i, \Sigma_i) \quad (8)$$



Εικόνα 19 Παράδειγμα αφαίρεσης υποβάθρου

3.2.6 Εύρεση Περιγραμμάτων

Η ανίχνευση περιγραμμάτων αποτελεί θεμελιώδη διαδικασία στην ανάλυση ψηφιακών εικόνων [46]. Ως περιγράμματα ορίζονται οι καμπύλες που συνδέουν γειτονικά σημεία με παρόμοια χαρακτηριστικά, όπως η ένταση φωτεινότητας ή το χρώμα. Η επιτυχία της διαδικασίας εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την κατάλληλη προεπεξεργασία της εικόνας. Στην πράξη, ιδιαίτερα αποτελεσματική αποδεικνύεται η χρήση δυαδικών εικόνων, οι οποίες προκύπτουν συνήθως μέσω κατωφλίωσης ή μεθόδων ανίχνευσης ακμών, όπως ο αλγόριθμος Canny. Η ανίχνευση περιγραμμάτων καθιστά εφικτή την αναγνώριση και τον εντοπισμό αντικειμένων ή σχημάτων. Αξίζει να σημειωθεί ότι οι τεχνικές αυτές δεν παράγουν νέα εικόνα, αλλά εξάγουν αντικείμενα προς περαιτέρω επεξεργασία και αξιοποίηση από άλλες μεθοδολογίες [Εικόνα 20].



Εικόνα 20 Διαδικασία εύρεσης περιγραμμάτων

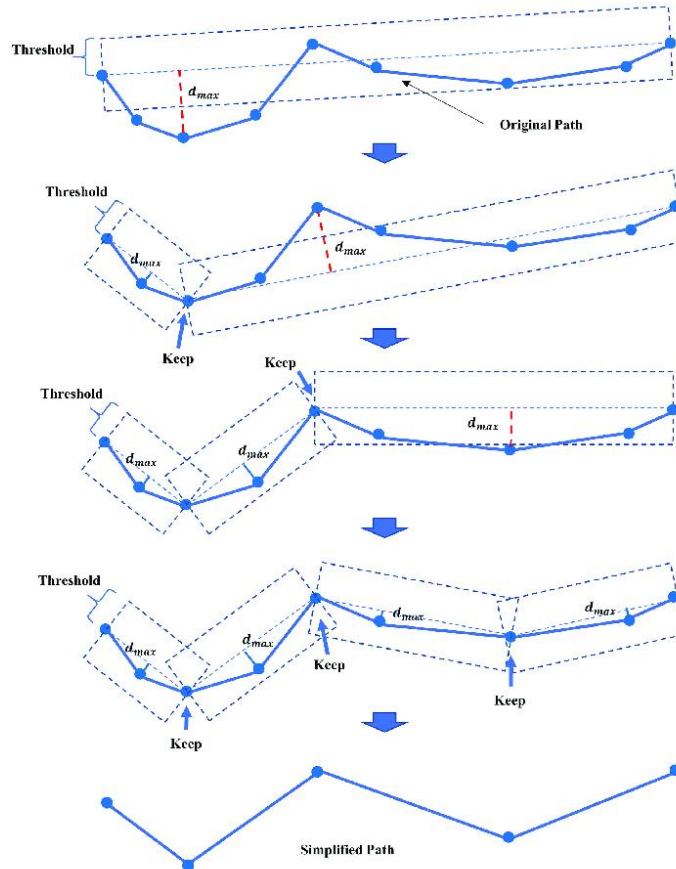
3.2.6.1 Εξαγωγή Δεδομένων Περιγραμμάτων

Τα αντικείμενα που εξάγονται μέσω των μεθόδων ανίχνευσης περιγραμμάτων αξιοποιούνται κυρίως βάσει των ιδιοτήτων τους, οι οποίες μπορούν να επεξεργαστούν με τη χρήση ειδικών συναρτήσεων. Μέσα από τη διαδικασία αυτή είναι δυνατή η σταδιακή μετάβαση από την ακατέργαστη μορφή δεδομένων σε συμβολικά δεδομένα, κατάλληλα για περαιτέρω ανάλυση και ερμηνεία. Συναρτήσεις όπως ο υπολογισμός του εμβαδού και της περιμέτρου, η οριοθέτηση και η προσέγγιση του περιγράμματος αποτελούν τα βασικά εργαλεία που στηρίζουν κάθε επεξεργαστική διεργασία.

Ο υπολογισμός του εμβαδού και της περιμέτρου συμβάλλει καθοριστικά στο φιλτράρισμα περιγραμμάτων τα οποία δεν πληρούν τις απαιτούμενες προδιαγραφές για την αναγνώριση και ομαδοποίηση των επιθυμητών αντικειμένων. Τα αποδεκτά όρια εμβαδού ή περιμέτρου συνήθως καθορίζονται έπειτα από πολλαπλές δοκιμές και ενδελεχή μελέτη του εκάστοτε αντικειμένου-στόχου, ώστε να εξασφαλίζεται η βέλτιστη αποδοτικότητα του συστήματος.

Η οριοθέτηση ενός περιγράμματος μπορεί να πραγματοποιηθεί με τη χρήση απλών γεωμετρικών σχημάτων, όπως ορθογώνιων παραλληλογράμμων ή ελλείψεων, τα οποία περικλείουν το περίγραμμα στηριζόμενα στις συντεταγμένες των ακραίων σημείων του. Με αυτόν τον τρόπο, καθίσταται εφικτή η απομόνωση συγκεκριμένων περιοχών ενδιαφέροντος για περαιτέρω ανάλυση, καθώς και η εκτέλεση υπολογισμών με βάση τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά του περιγράμματος, όπως για παράδειγμα ο προσδιορισμός του κέντρου του [46].

Ιδιαίτερη σημασία παρουσιάζει και η διαδικασία προσέγγισης του περιγράμματος, η οποία αποσκοπεί στη μείωση της πολυπλοκότητας της αναπαράστασης του σχήματος [Εικόνα 21]. Στο πλαίσιο αυτό, ο αλγόριθμος Ramer–Douglas–Peucker εφαρμόζεται προκειμένου να παραχθεί μία προσεγγιστική εκδοχή του περιγράμματος, χρησιμοποιώντας μικρότερο αριθμό σημείων χωρίς να θίγεται ουσιαστικά η μορφολογία του. Η μέθοδος λειτουργεί με διαδοχικό διαχωρισμό της αρχικής καμπύλης σε τμήματα, στα οποία αρχικά επιλέγονται τα σημεία έναρξης και λήξης ως υποχρεωτικά προς διατήρηση. Στη συνέχεια, εντοπίζεται το σημείο με τη μέγιστη κάθετη απόσταση από την ευθεία που συνδέει τα δύο αυτά άκρα. Εφόσον η απόσταση υπερβαίνει την προκαθορισμένη ανοχή ε , το σημείο διατηρείται διαφορετικά απορρίπτεται. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται αναδρομικά για όλα τα τμήματα, καταλήγοντας σε μία νέα καμπύλη, η οποία αποτελείται από το σύνολο των σημείων που χαρακτηρίστηκαν ως κρίσιμα. Με τον τρόπο αυτό, επιτυγχάνεται η συμπίεση της πληροφορίας με διατήρηση της ακρίβειας και της γεωμετρικής συνέπειας του αρχικού περιγράμματος.



Εικόνα 21 Παράδειγμα αλγορίθμου Ramer–Douglas–Peucker

3.2.7 Υπερκλιμάκωση και Υποκλιμάκωση στην Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας

Η αλλαγή μεγέθους εικόνων αποτελεί κρίσιμο στάδιο προεπεξεργασίας σε συστήματα υπολογιστικής όρασης, καθώς επηρεάζει άμεσα τόσο την υπολογιστική αποδοτικότητα όσο και την ακρίβεια ανίχνευσης. Δύο βασικές προσεγγίσεις χρησιμοποιούνται: η μείωση ανάλυσης (downscaling) και η αύξηση ανάλυσης (upscaling). Η μείωση ανάλυσης οδηγεί αναπόφευκτα σε απώλεια λεπτομερειών, ωστόσο διατηρεί την ευκρίνεια των ακμών και μειώνει σημαντικά το υπολογιστικό κόστος, γεγονός που την καθιστά κατάλληλη για εφαρμογές πραγματικού χρόνου [47],[48]. Αντίθετα, η αύξηση ανάλυσης διατηρεί τα αρχικά εικονοστοιχεία, αλλά εισάγει σφάλματα παρεμβολής, όπως θόλωση και παραμορφώσεις, που μειώνουν την καθαρότητα των ορίων αντικειμένων. Επειδή οι μέθοδοι αφαίρεσης υποβάθρου βασίζονται σε έντονες αντιθέσεις μεταξύ κινούμενων αντικειμένων και στατικού σκηνικού, η θόλωση που προκαλείται από την αύξηση ανάλυσης συχνά υποβαθμίζει την ποιότητα της τμηματοποίησης και την απόδοση της παρακολούθησης [48],[49]. Συνεπώς, παρότι η αύξηση ανάλυσης θεωρητικά δεν αφαιρεί πληροφορία, στην πράξη εισάγει παραμορφώσεις που είναι επιζήμιες για την ακρίβεια ανίχνευσης.

Για τους λόγους αυτούς, η μείωση ανάλυσης έχει καθιερωθεί ως η επικρατέστερη πρακτική σε εφαρμογές υπολογιστικής όρασης. Τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα και τα συστήματα ανίχνευσης αντικειμένων συνήθως προσαρμόζουν τις εισόδους σε μικρότερες, σταθερές διαστάσεις (π.χ. 224×224 ή 416×416 ή και 640×640 στα νεότερα μοντέλα YOLO), ώστε να επιτυγχάνεται ισορροπία μεταξύ υπολογιστικής απόδοσης και ακρίβειας [50],[51]. Η στρατηγική αυτή όχι μόνο μειώνει τον χρόνο επεξεργασίας, αλλά λειτουργεί και ως εξομάλυνση θορύβου μέσω χωρικής μέσης τιμής, βελτιώνοντας τη σταθερότητα των μοντέλων αφαίρεσης υποβάθρου [47]. Η καθολική χρήση της μείωσης ανάλυσης τόσο σε μοντέλα βαθιάς μάθησης όσο και σε κλασικές μεθόδους ενισχύει την εμπειρική της αποτελεσματικότητα.

Με βάση τα παραπάνω, στην παρούσα εργασία υιοθετείται η μείωση ανάλυσης ως η προεπιλεγμένη μέθοδος αλλαγής μεγέθους. Συγκεκριμένα, όλα τα καρέ προεπεξεργάζονται ώστε να προσαρμόζονται σε ανάλυση 640×480 εικονοστοιχείων. Η συγκεκριμένη ανάλυση επιλέχθηκε επειδή παρέχει μια πρακτική ισορροπία: είναι αρκετά χαμηλή ώστε να επιτρέπει επεξεργασία σε πραγματικό χρόνο με βάση τους περιορισμούς του διαθέσιμου υλικού, αλλά ταυτόχρονα αρκετά υψηλή ώστε τα αντικείμενα να παραμένουν ορατά και ανιχνεύσιμα. Με αυτόν τον τρόπο, η επιλογή αυτή εξασφαλίζει τόσο υπολογιστική αποδοτικότητα όσο και αξιόπιστη λειτουργία της αφαίρεσης υποβάθρου.

3.3 Μέθοδοι Παρακολούθησης στην Επεξεργασία Εικόνας

Η παρακολούθηση στην επεξεργασία εικόνας αναφέρεται στο έργο της εκτίμησης της θέσης και της κίνησης αντικειμένων σε μια ακολουθία καρέ. Διάφορες προσεγγίσεις έχουν αναπτυχθεί ανάλογα με τις απαιτήσεις της εφαρμογής, όπως η ανθεκτικότητα, η ακρίβεια και η υπολογιστική απόδοση. Συνηθισμένες μέθοδοι περιλαμβάνουν την παρακολούθηση βασισμένη σε σημεία, η οποία στηρίζεται στον εντοπισμό και την αντιστοίχιση χαρακτηριστικών σημείων (π.χ. SIFT, SURF, ORB) μεταξύ καρέ, την παρακολούθηση βασισμένη σε περιγράμματα, που επικεντρώνεται στο σχήμα και την εξέλιξη του ορίου του αντικειμένου με τεχνικές όπως τα ενεργά περιγράμματα (snakes) και την παρακολούθηση βασισμένη σε περιοχές, όπου η ένταση των εικονοστοιχείων μέσα σε μία περιοχή ενδιαφέροντος αναλύεται και προσαρμόζεται.

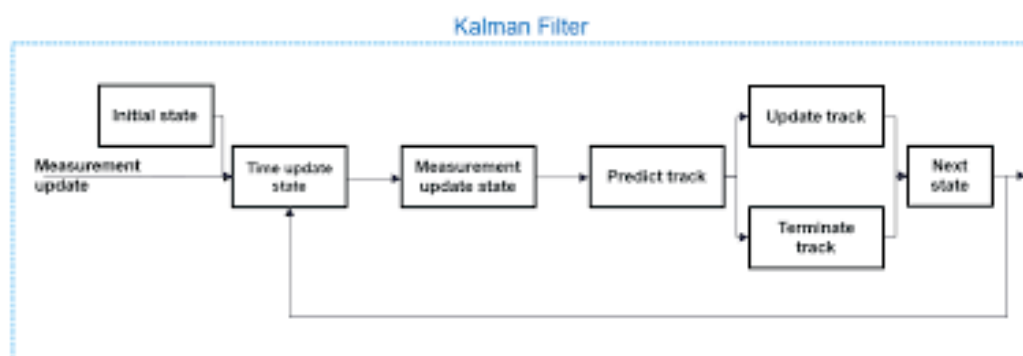
3.3.1 Φίλτρο Kalman

Το φίλτρο Kalman αποτελεί έναν αναδρομικό εκτιμητή που προσφέρει αποδοτική λύση σε προβλήματα παρακολούθησης, όπου η δυναμική του συστήματος και η διαδικασία μέτρησης μπορούν να μοντελοποιηθούν γραμμικά και υπόκεινται σε Γκαουσιανό θόρυβο. Η δύναμή του έγκειται στην ικανότητά του να προβλέπει την μελλοντική κατάσταση ενός αντικειμένου και στη συνέχεια να βελτιώνει αυτή την πρόβλεψη, όταν είναι διαθέσιμες νέες μετρήσεις. Αυτή η διαδικασία δύο βημάτων, γνωστή ως πρόβλεψη και διόρθωση, επιτρέπει στο φίλτρο να εξομαλύνει

θορυβώδεις μετρήσεις και να διατηρεί συνεπή παρακολούθηση ακόμα και σε περιπτώσεις μερικών αποκρύψεων ή χαμένων ανιχνεύσεων

Μαθηματικά, η κατάσταση του αντικειμένου (π.χ. θέση, ταχύτητα ή επιτάχυνση) αναπαρίσταται ως διάνυσμα, και η εξέλιξή της περιγράφεται από ένα μοντέλο μετάβασης κατάστασης. Οι παρατηρήσεις από δεδομένα εικόνας (π.χ. κέντρα οριοθετημένων πλαισίων, χαρακτηριστικά σημεία) συνδέονται με την κατάσταση μέσω ενός μοντέλου μέτρησης. Κατά το βήμα της πρόβλεψης, το φίλτρο χρησιμοποιεί το μοντέλο μετάβασης για να εκτιμήσει την επόμενη κατάσταση. Στη συνέχεια, στο βήμα της διόρθωσης, η εκτίμηση προσαρμόζεται με βάση τις νέες μετρήσεις, σταθμισμένες ως προς τις αβεβαιότητές τους. Ο βαθμός διόρθωσης καθορίζεται από το κέρδος Kalman, το οποίο εξισορροπεί την εμπιστοσύνη μεταξύ της πρόβλεψης και των θορυβωδών μετρήσεων [47].

Στις εφαρμογές επεξεργασίας εικόνας, το φίλτρο Kalman είναι ιδιαίτερα χρήσιμο για παρακολούθηση σε πραγματικό χρόνο λόγω του χαμηλού υπολογιστικού του κόστους σε σύγκριση με πιο πολύπλοκες μη γραμμικές ή μεθόδους βαθιάς μάθησης. Χρησιμοποιείται ευρέως σε σενάρια όπως η παρακολούθηση οχημάτων σε κυκλοφοριακά συστήματα. Στην Εικόνα 22 φαίνεται το διάγραμμα ροής του φίλτρου Kalman.



Εικόνα 22 Διάγραμμα ροής Kalman filter

3.4 Πλατφόρμα Ανάπτυξης και Εργαλεία

3.4.1 Γλώσσες Προγραμματισμού

Python: Η Python αποτελεί την βασική γλώσσά υλοποίησης που χρησιμοποιείται στην κατασκευή του αυτοματοποιημένου καταμετρητή. Η Python δημιουργήθηκε από τον Guido van Rossum το 1991 και αποτελεί μια γλώσσα υψηλού επιπέδου, δυναμική, διερμηνευόμενη γλώσσα προγραμματισμού [48]. Έχει γνωρίσει μεγάλη αποδοχή από το κοινό επειδή είναι απλή στη μάθηση, υποστηρίζεται ενεργά από μια μεγάλη κοινότητα διαθέτει πλούσιο σύνολο εξειδικευμένων βιβλιοθηκών. Στο

πλαίσιο της παρούσας εργασίας, επιλέχθηκε η Python έκδοση 3.12 για την υλοποίηση, λόγω της σταθερότητάς της και της συμβατότητάς της με τις απαιτούμενες βιβλιοθήκες.



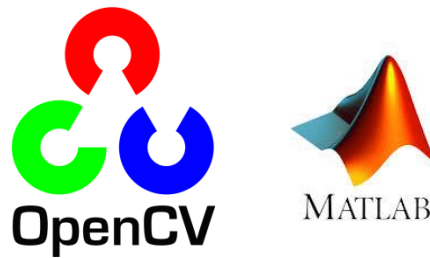
Εικόνα 23 Λογότυπο Python

3.4.2 Βιβλιοθήκες και Πλαίσια (Frameworks)

OpenCV: Η βιβλιοθήκη Open Source Computer Vision (OpenCV) έγινε πρώτη φορά διαθέσιμη το 1999 από την Intel [49]. Πρόκειται για δωρεάν, ανοικτού κώδικα βιβλιοθήκη, σχεδιασμένη για την επίλυση ενός ευρέος φάσματος προβλημάτων μηχανικής όρασης και επεξεργασίας εικόνας. Στην υλοποίηση της παρούσας διπλωματικής εργασίας χρησιμοποιήθηκε η έκδοση 4.8.0 .

Matplotlib: Η βιβλιοθήκη Matplotlib [50], που αναπτύχθηκε από τον John Hunter το 2003, αποτελεί ένα από τα πιο διαδεδομένα εργαλεία της Python για τη δημιουργία γραφικών παραστάσεων. Μέσω της χρήσης της, καθίσταται δυνατή η οπτικοποίηση των δεδομένων που συλλέγονται, γεγονός που συμβάλλει στην απόκτηση μιας πιο ολοκληρωμένης και σαφούς εικόνας. Η απεικόνιση πραγματοποιείται με τη δημιουργία στατικών, δυναμικών και διαδραστικών γραφικών παραστάσεων, διευρύνοντας έτσι τις δυνατότητες ανάλυσης και ερμηνείας των αποτελεσμάτων.

PyQt: Η PyQt5 (Python Qt version 5 αποτελεί μία βιβλιοθήκη ανάπτυξης εφαρμογών πολλαπλών πλατφορμών, η οποία δημιουργήθηκε από τους Haavard Nord και Eirik Chambe-Eng το 1995 [51]. Η βιβλιοθήκη αυτή είναι ιδιαίτερα γνωστή για τις δυνατότητές της στην κατασκευή προηγμένων γραφικών διεπαφών χρήστη (GUI), οι οποίες χαρακτηρίζονται από λειτουργικότητα, ευχρηστία και υψηλή απόκριση. Ένα επιπλέον πλεονέκτημά της είναι ότι επιλύει το πρόβλημα της εξάρτησης από την εκάστοτε πλατφόρμα, καθώς παρέχει ένα ενιαίο περιβάλλον ανάπτυξης και έναν κοινό κώδικα που μπορεί να εκτελείται σε διαφορετικά λειτουργικά συστήματα.



Εικόνα 24 Λογότυπο OpenCV, MATLAB ([49],[50])

3.4.3 Βάσεις Δεδομένων

MySQL: Η MySQL είναι ένα ανοιχτού κώδικα σύστημα διαχείρισης σχεσιακών βάσεων δεδομένων (RDBMS) που χρησιμοποιείται ευρέως για την αποθήκευση και διαχείριση δομημένων δεδομένων [53]. Παρέχει μηχανισμούς για αποτελεσματική διαχείριση μεγάλων συνόλων δεδομένων, υποστηρίζει ταυτόχρονες λειτουργίες πολλών χρηστών και προσφέρει αξιόπιστο περιβάλλον για την οργάνωση και ανάκτηση πληροφοριών μέσω της γλώσσας SQL. Στην παρούσα διπλωματική εργασία, χρησιμοποιήθηκε για την αποθήκευση και διαχείριση των δεδομένων καταμέτρησης οχημάτων.

XAMPP: Το XAMPP είναι ένα cross-platform (διαπλατφορμικό) πακέτο που περιλαμβάνει τον Apache, τη MySQL, την PHP και την Perl, προσφέροντας ένα πλήρες τοπικό περιβάλλον διακομιστή [53]. Χρησιμοποιείται για την εύκολη εγκατάσταση και λειτουργία web servers σε υπολογιστές ανάπτυξης. Στο πλαίσιο αυτής της διπλωματικής εργασίας, το XAMPP χρησιμοποιήθηκε για τη διαχείριση και δοκιμή της βάσης δεδομένων MySQL τοπικά, διευκολύνοντας την ανάπτυξη και τον έλεγχο του συστήματος.



Εικόνα 25 Λογότυπο XAMPP και MySQL [53]

3.4.4 Περιβάλλοντα Ανάπτυξης

PyCharm: Το PyCharm είναι ένα ολοκληρωμένο περιβάλλον ανάπτυξης (IDE) για Python, που δημιουργήθηκε από την JetBrains και κυκλοφόρησε για πρώτη φορά το 2010 [54]. Είναι ένα περιβάλλον που υποστηρίζει όχι μόνο Python αλλά και JavaScript, TypeScript, HTML, CSS, SQL. Το PyCharm παρέχει μια σειρά από προηγμένες λειτουργίες, όπως έξυπνη βοήθεια κωδικοποίησης, έξυπνη πλοήγηση

κώδικα, ενσωματωμένο έλεγχο εκδόσεων και ένα ισχυρό οπτικό πρόγραμμα εντοπισμού σφαλμάτων. Οι λειτουργίες αυτές βελτιώνουν σημαντικά την αποδοτικότητα του προγραμματισμού και μειώνουν τα σφάλματα ανάπτυξης.



Εικόνα 26 Λογότυπο PyCharm [54]

3.5 Σύνοψη Κεφαλαίου

Στο παρόν κεφάλαιο αναλύθηκε το θεωρητικό υπόβαθρο που υποστηρίζει την ανάπτυξη συστημάτων αυτόματης καταμέτρησης οχημάτων, με έμφαση στις τεχνικές και μεθοδολογίες που εφαρμόζονται για την αναγνώριση και επεξεργασία δεδομένων κυκλοφορίας. Παρουσιάστηκαν οι βασικές αρχές που καθοδηγούν τον σχεδιασμό και τη λειτουργία του συστήματος, δημιουργώντας το αναγκαίο πλαίσιο για την πρακτική υλοποίησή του. Στο επόμενο κεφάλαιο παρουσιάζονται οι προδιαγραφές και οι λειτουργίες της εφαρμογής, τα δομικά της στοιχεία, η αρχιτεκτονική της βάσης δεδομένων καθώς και τα στάδια που οδήγησαν στην υλοποίηση της εφαρμογής.

Κεφάλαιο 4

Ανάλυση και Σχεδίαση Εφαρμογής

Σε αυτό το κεφάλαιο αναλύεται η δομή του αυτοματοποιημένου καταμετρητή, παρουσιάζονται χαρακτηριστικές περιπτώσεις χρήσης και περιγράφεται η διεπαφή χρήστη των μενού, προκειμένου να αποτυπωθεί με σαφήνεια η λειτουργικότητα του συστήματος.

4.1 Προδιαγραφές Συστήματος

Η εφαρμογή που αναπτύχθηκε έχει ως κύριο στόχο την καταμέτρηση και κατηγοριοποίηση οχημάτων, αξιοποιώντας κλασικές μεθόδους ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας. Η λειτουργικότητά της βασίζεται τόσο στη δυνατότητα ανάλυσης ζωντανής ροής από κάμερα συνδεδεμένη στον υπολογιστή όσο και στην επεξεργασία αποθηκευμένων βίντεο σε διαδεδομένες μορφές αρχείων, όπως .mp4 και .avi. Αξίζει να σημειωθεί ότι τα αρχεία τύπου .mp4 μπορούν να περιέχουν βίντεο κωδικοποιημένα με πρότυπα συμπίεσης όπως το H.264 (AVC) ή το νεότερο H.265 (HEVC), τα οποία καθορίζουν την ποιότητα εικόνας και το μέγεθος του αρχείου. Η σχεδίαση του συστήματος επικεντρώνεται στη φιλικότητα προς τον χρήστη και στην αξιοπιστία, με τρόπο που να καθιστά δυνατή τη χρήση του ακόμη και σε συστήματα περιορισμένων υπολογιστικών πόρων.

Είσοδοι και Έξοδοι

Η εφαρμογή δέχεται ως εισόδους:

- Ζωντανή ροή από κάμερα, η οποία πρέπει να είναι συνδεδεμένη στον υπολογιστή.
- Αποθηκευμένα βίντεο σε μορφές .mp4 και .avi.
- Ορισμό περιοχών ενδιαφέροντος (ROI) από τον χρήστη, ώστε η ανάλυση να εστιάζει σε συγκεκριμένα τμήματα του οδικού δικτύου.
- Δημιουργία και αποθήκευση presets, τα οποία περιλαμβάνουν καθορισμένες περιοχές ενδιαφέροντος για επαναλαμβανόμενες μετρήσεις.

Ως έξοδοι παρέχονται:

- Ο αριθμός των διερχόμενων οχημάτων.
- Η κατηγοριοποίησή τους σε δύο κατηγορίες: αυτοκίνητα και βαρέου τύπου οχήματα (φορτηγά, λεωφορεία). Δεν υποστηρίζεται κατηγοριοποίηση μοτοσυκλετών.
- Αποθήκευση των δεδομένων σε βάση δεδομένων για περαιτέρω επεξεργασία και ανάλυση.

- Στατιστικά αποτελέσματα υπό μορφή πινάκων και διαγραμμάτων, είτε για συγκεκριμένα ROI είτε συγκεντρωτικά.
- Δυνατότητα εξαγωγής των στατιστικών δεδομένων σε αρχεία CSV.

Λειτουργικές Απαιτήσεις

- Ανίχνευση και καταμέτρηση οχημάτων από live feed ή αποθηκευμένα βίντεο.
- Κατηγοριοποίηση οχημάτων σε δύο κατηγορίες (ελαφρά και βαρέου τύπου).
- Ορισμός και διαχείριση περιοχών ενδιαφέροντος από τον χρήστη.
- Δημιουργία, αποθήκευση, επεξεργασία και διαγραφή presets.
- Αποθήκευση των αποτελεσμάτων σε βάση δεδομένων (όταν αυτή είναι συνδεδεμένη).
- Προβολή στατιστικών και διαγραμμάτων βάσει των αποθηκευμένων δεδομένων.
- Εξαγωγή στατιστικών δεδομένων σε αρχεία CSV.

Συνθήκες Λειτουργίας

Η εφαρμογή δύναται να λειτουργήσει σε δύο διαφορετικά σενάρια:

1. Με διασυνδεδεμένη βάση δεδομένων, όπου υποστηρίζονται όλες οι λειτουργίες, περιλαμβανομένης της διαχείρισης των presets (δημιουργία, επεξεργασία, διαγραφή), της αποθήκευσης των δεδομένων και της πρόσβασης σε στατιστικά και γραφήματα.

2. Χωρίς βάση δεδομένων, όπου η εφαρμογή επιτρέπει μόνο την εκτέλεση καταμετρήσεων (live ή από βίντεο), χωρίς δυνατότητα αποθήκευσης δεδομένων. Για λόγους αποδοτικότητας, όλες οι διαδικασίες ανάλυσης εκτελούνται εσωτερικά σε ανάλυση 640×480, περιορίζοντας έτσι τις απαιτήσεις σε υπολογιστική ισχύ και επιτρέποντας την εκτέλεση σε πραγματικό χρόνο. Σημειώνεται ότι η εφαρμογή δεν αποθηκεύει τα βίντεο που επεξεργάζεται, είτε προέρχονται από ζωντανή ροή είτε από αρχεία. Αντίθετα, αποθηκεύει αποκλειστικά ανώνυμα στατιστικά δεδομένα.

Ελάχιστες Απαιτήσεις Συστήματος

Στην συνέχεια παρουσιάζονται οι ελάχιστες απαιτήσεις συστήματος της εφαρμογής, με βάση μετρήσεις στο σύστημα αναφοράς που διαθέτει Intel Core i7-4790, με CPUmark ≈ 7250). Οι απαιτήσεις διαμορφώνονται ανάλογα με την ανάλυση εισόδου (4K, 2K, ή μικρότερη από 1080p).

Η εκτίμηση των ελάχιστων απαιτήσεων πραγματοποιήθηκε στη βάση των ακόλουθων δεδομένων μέτρησης: Καταγράφηκε η χρήση CPU και RAM για τρία σενάρια ανάλυσης:

- 4K (40% CPU, 390 MB peak RAM)
- 2K (20% CPU, 180 MB peak RAM)
- ≤1080p (12% CPU, 140 MB peak RAM)

Υιοθετήθηκε λειτουργικό περιθώριο (headroom) 30% σύμφωνα με βέλτιστες πρακτικές χωρητικότητας (capacity planning). Η ελάχιστη απαιτούμενη υπολογιστική ισχύς εκφράζεται σε CPUMark, σύμφωνα με τη βάση δεδομένων PassMark, και υπολογίζεται από την Σχέση 9.

$$CPUMark_{min} = CPUMark_{min} \times \frac{U_{ref}}{0.70} \quad (9)$$

όπου U_{ref} η μετρούμενη χρήση CPU στο σύστημα αναφοράς.

Η ελάχιστη απαιτούμενη μνήμη RAM ανά περίπτωση εκτιμήθηκε από την σχέση Εξίσωση 10.

$$RAM_{min} = RAM_{peak} \times 1.3 \quad (10)$$

με πρόσθετη στρογγυλοποίηση στο πλησιέστερο πρακτικό επίπεδο (π.χ. ≥1 GB).

Η επιλογή του ορίου 70% για τον υπολογισμό της απαιτούμενης επεξεργαστικής ισχύος βασίζεται σε διεθνώς αποδεκτές πρακτικές χωρητικότητας (capacity planning). Σύμφωνα με οδηγίες μεγάλων παρόχων υπολογιστικού νέφους, όπως η Amazon Web Services (AWS) και η Microsoft Azure, η διατήρηση της χρήσης CPU σε επίπεδα έως 70% μειώνει την πιθανότητα κορεσμού σε περιπτώσεις αιχμών (CPU spikes) και εξασφαλίζει ομαλή λειτουργία.

Το περιθώριο αυτό λειτουργεί ως ασφαλιστική δικλείδα (safety margin), ώστε να απορροφώνται τυχαίες διακυμάνσεις στην εισερχόμενη κίνηση ή στις απαιτήσεις της εφαρμογής. Με τον τρόπο αυτό διατηρείται η σταθερή απόδοση σε πραγματικό χρόνο.

Ο Πίνακας 4 παρουσιάζει τις ελάχιστες απαιτήσεις συστήματος για την εφαρμογή, όπως αυτές προκύπτουν από τις μετρήσεις χρήσης CPU και RAM στο σύστημα αναφοράς. Συγκεκριμένα, αποτυπώνονται τα ποσοστά χρήσης CPU, η μέγιστη καταναλωθείσα μνήμη (Peak RAM), καθώς και οι υπολογισμένες ελάχιστες απαιτήσεις σε CPUMark και μνήμη RAM για κάθε σενάριο ανάλυσης (4K, 2K, ≤1080p).

Για να αποσαφηνιστούν οι θεωρητικές απαιτήσεις σε υπολογιστική ισχύ, στον Πίνακα 5 αντιστοιχίζονται οι ελάχιστες τιμές CPUMark με ενδεικτικούς επεξεργαστές από τη βάση δεδομένων PassMark. Με τον τρόπο αυτό παρέχονται πρακτικά παραδείγματα υλικού που ανταποκρίνονται σε κάθε σενάριο ανάλυσης, μαζί με τις αντίστοιχες απαιτήσεις μνήμης συστήματος.

Πίνακας 4 Ελάχιστες απαιτήσεις συστήματος ανά ανάλυση

Ανάλυση	Χρήση CPU (ref)	Peak RAM	Ελάχιστο CPUMark	RAM εφαρμογής	RAM συστήματος
4K (15 fps)	40%	390 MB	4200	1 GB	4 GB
2K (20 fps)	20%	180 MB	2100	1 GB	4 GB
1080p (30 fps)	12%	140 MB	1250	0.5–1 GB	2–4 GB

Πίνακας 5 Ελάχιστες απαιτήσεις συστήματος

Ανάλυση	Ελάχιστο CPUMark	Ενδεικτικοί επεξεργαστές	RAM συστήματος
4K	4200	Intel i3-6320 (4400), Pentium Gold G6505/G6600, AMD FX-4200	4 GB
2K	2100	Intel i5-4200U (2200), Intel i3-3210, AMD A8-4555M	4 GB
1080p	1250	Athlon II X3 435 (1650), Athlon II X3 440, Core2 Duo E8500 (2 100)	2–4 GB

Συνοψίζοντας, προκύπτει ότι η εφαρμογή απαιτεί ελάχιστο CPUMark=1250 για αναλύσεις μικρότερες από 1080p, CPUMark=2 100 για 2K, και CPUMark=4 200 για 4K. Σε όρους υλικού, επεξεργαστές όπως οι Intel i3-6320 ή Pentium Gold G6505 επαρκούν για 4K, ενώ οι i5-4200U ή i3-3210 καλύπτουν το 2K. Σε ≤1080p επαρκούν ακόμη παλαιότεροι επεξεργαστές όπως ο Athlon II X3.

Στην συνέχεια πραγματοποιείται έλεγχος συμβατότητας και απόδοσης της εφαρμογής σε πλατφόρμες χαμηλού κόστους τύπου Raspberry Pi, οι οποίες χρησιμοποιούνται ευρέως σε έργα IoT, αυτοματισμών και edge computing. Στόχος είναι να διερευνηθεί εάν οι υπολογιστικοί πόροι των Raspberry Pi 3 Model B+, Raspberry Pi 4 Model B και Raspberry Pi 5 Model B επαρκούν για την εκτέλεση της εφαρμογής σε διαφορετικές αναλύσεις βίντεο (1080p, 2K, 4K).

Ο παρακάτω πίνακας (Πίνακας 6) συνοψίζει τα βασικά τεχνικά χαρακτηριστικά των Raspberry Pi 3 Model B+ και Raspberry Pi 4 Model B και Raspberry Pi 5 ώστε να

καταστεί σαφές το εύρος διαφορών σε CPU, μνήμη, GPU και δυνατότητες αποκωδικοποίησης βίντεο.

Πίνακας 6 Τεχνικά χαρακτηριστικά Raspberry Pi 3 , Raspberry Pi 4 και Raspberry Pi 5

Χαρακτηριστικό	Raspberry Pi 3 Model B+	Raspberry Pi 4	Raspberry Pi 5
CPU	Quad-core ARM Cortex-A53 @ 1.4 GHz	Quad-core ARM Cortex-A72 @ 1.5 GHz	Quad-core ARM Cortex-A76 @ 3 GHz
Απόδοση CPU (PassMark)	~600	~800	~2600
GPU	Broadcom VideoCore IV	Broadcom VideoCore VI	Broadcom VideoCore VII
Υποστήριξη Video	H.264 decode (1080p60), encode (1080p30)	H.265 (HEVC) decode (4Kp60), H.264 decode/encode (1080p60)	Dual 4Kp60 decode/encode, H.265/H.264 υποστήριξη
Μνήμη RAM	1 GB LPDDR2	2 GB, 4 GB ή 8 GB LPDDR4	4 GB ή 8 GB LPDDR4X
Δικτύωση	10/100 Ethernet, 802.11n Wi-Fi, Bluetooth 4.2	Gigabit Ethernet, 802.11ac Wi-Fi, Bluetooth 5.0	Gigabit Ethernet (PoE+), 802.11ac Wi-Fi, Bluetooth 5.0
Θύρες βίντεο	1× HDMI (1080p)	2× micro-HDMI (έως 4Kp60)	2× micro-HDMI (έως 4Kp60)
Κατανάλωση ενέργειας	5 W	7–8 W	8–10 W

Στη συνέχεια εξετάζεται η δυνατότητα εκτέλεσης της εφαρμογής σε συστήματα χαμηλού κόστους, όπως τα Raspberry Pi 3, Raspberry Pi 4 και Raspberry Pi 5. Ο Πίνακας 7 παρουσιάζει τη συγκριτική αξιολόγηση, αναδεικνύοντας για ποιες αναλύσεις η εφαρμογή μπορεί να λειτουργήσει αποδοτικά σε καθεμία από τις τρεις εκδόσεις. Η ανάλυση αυτή συμβάλλει στην κατανόηση των διαφορών απόδοσης μεταξύ των επιμέρους μοντέλων και στη διερεύνηση των ορίων τους.

Πίνακας 7 Έλεγχος συμβατότητας με συστήματα Raspberry Pi 3, Pi 4 και Pi 5

Σενάριο	Απαίτηση CPU Mark	Raspberry Pi 3 Model B+	Raspberry Pi 4	Raspberry Pi 5	Συμπέρασμα
4K	4200	Όχι (CPU ανεπαρκής, H.264 έως 1080p)	HW HEVC 4K decode, αλλά CPU ανεπαρκές (~1000)	Όχι (CPU 2600 < 4200, αν και υπάρχει HW HEVC 4K decode για αναπαραγωγή)	Μη συμβατό
2K	2100	Όχι (CPU 600, χωρίς HEVC υποστήριξη)	Όχι (CPU 800 < 2100, HW HEVC decode)	Ναι (CPU 2600 ≥ 2100, HEVC πλήρης υποστήριξη)	Πλήρης συμβατότητα μόνο στο Pi 5
1080p	1250	Περιορισμένη υποστήριξη (HW H.264 μόνο, 1 GB RAM)	Ναι (HW H.264/H.265 decode, RAM έως 8 GB)	Ναι (ισχυρή CPU, HW 4K υποστήριξη)	Πλήρης συμβατότητα σε Pi 4 και 5

Από τη μελέτη προκύπτει ότι οι υπολογιστικές απαιτήσεις αυξάνονται σημαντικά με την ανάλυση. Η εκτέλεση σε 4K απαιτεί CPU Mark ≥ 4200 , τιμή που υπερβαίνει τις δυνατότητες όλων των Raspberry Pi 3, 4 και 5. Αν και το Raspberry Pi 5 διαθέτει hardware αποκωδικοποίηση HEVC 4K, η υπολογιστική του ισχύς δεν επαρκεί για βαριές επεξεργασίες 4K σε πραγματικό χρόνο.

Για 2K ανάλυση, το Raspberry Pi 4 βρίσκεται κάτω από το απαιτούμενο όριο, ενώ το Raspberry Pi 5 το υπερκαλύπτει και μπορεί να προσφέρει ικανοποιητική απόδοση, συνδυάζοντας υψηλότερη CPU ισχύ και πλήρη αποκωδικοποίηση HEVC σε hardware.

Σε αναλύσεις 1080p και χαμηλότερες, τα Raspberry Pi 4 και Raspberry Pi 5 προσφέρουν πλήρη συμβατότητα και ικανοποιητική απόδοση, αξιοποιώντας το hardware decoding για H.264/H.265.

Μη Λειτουργικές Απαιτήσεις

- Αξιοπιστία: Η εφαρμογή πρέπει να προσφέρει σταθερά αποτελέσματα χωρίς απώλειες καταμετρήσεων.
- Επεκτασιμότητα: Δυνατότητα μελλοντικής ενσωμάτωσης πολλαπλών καμερών για ταυτόχρονη επεξεργασία.
- Φιλικότητα προς τον χρήστη: Απλό και κατανοητό γραφικό περιβάλλον για εύκολη χρήση.

4.2 Γενική Περιγραφή της Εφαρμογής

Η εφαρμογή που αναπτύχθηκε στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας αποτελεί ένα εύχρηστο και φιλικό προς τον χρήστη εργαλείο, σχεδιασμένο για την καταμέτρηση και την κατηγοριοποίηση οχημάτων με βάση το μέγεθος και τις αναλογίες των διαστάσεών τους. Η διαδικασία καταμέτρησης μπορεί να πραγματοποιηθεί είτε από αποθηκευμένα βίντεο είτε από ζωντανή ροή μέσω κάμερας συνδεδεμένης στον υπολογιστή. Για την εξασφάλιση ομοιομορφίας και την αποφυγή πολύπλοκης παραμετροποίησης, όλα τα εισαγόμενα δεδομένα εικόνας μετατρέπονται σε ανάλυση 640x480, επιτρέποντας τη βέλτιστη λειτουργικότητα με χαμηλές απαιτήσεις.

Πριν την εκκίνηση της διαδικασίας καταμέτρησης, ο χρήστης έχει τη δυνατότητα να ορίσει περιοχές ενδιαφέροντος (Regions of Interest – ROI) πάνω στην εικόνα, ώστε η ανάλυση να επικεντρώνεται σε συγκεκριμένα τμήματα, όπως για παράδειγμα σε μία λωρίδα κυκλοφορίας ενός οδικού δικτύου. Με αυτόν τον τρόπο επιτυγχάνεται πιο στοχευμένη εξαγωγή δεδομένων, αυξάνοντας την ακρίβεια και τη χρηστικότητα των αποτελεσμάτων. Μετά την ολοκλήρωση της διαδικασίας, τα δεδομένα αποθηκεύονται σε βάση δεδομένων, παρέχοντας στον χρήστη τη δυνατότητα στατιστικής απεικόνισης, είτε με τη μορφή παραστάσεων που αφορούν μία συγκεκριμένη συνεδρία καταμέτρησης είτε με τη μορφή συγκεντρωτικών στατιστικών από πολλαπλές συνεδρίες.

Για την υλοποίηση των παραπάνω λειτουργιών, η εφαρμογή διαθέτει ένα κεντρικό μενού, μέσω του οποίου ο χρήστης εισάγει δεδομένα, ρυθμίζει παραμέτρους και αποκτά πρόσβαση σε στατιστικά αποτελέσματα. Το μενού αυτό, που θα παρουσιαστεί αναλυτικά στην επόμενη υποενότητα, αποτελεί το βασικό σημείο εκκίνησης της αλληλεπίδρασης με το σύστημα.

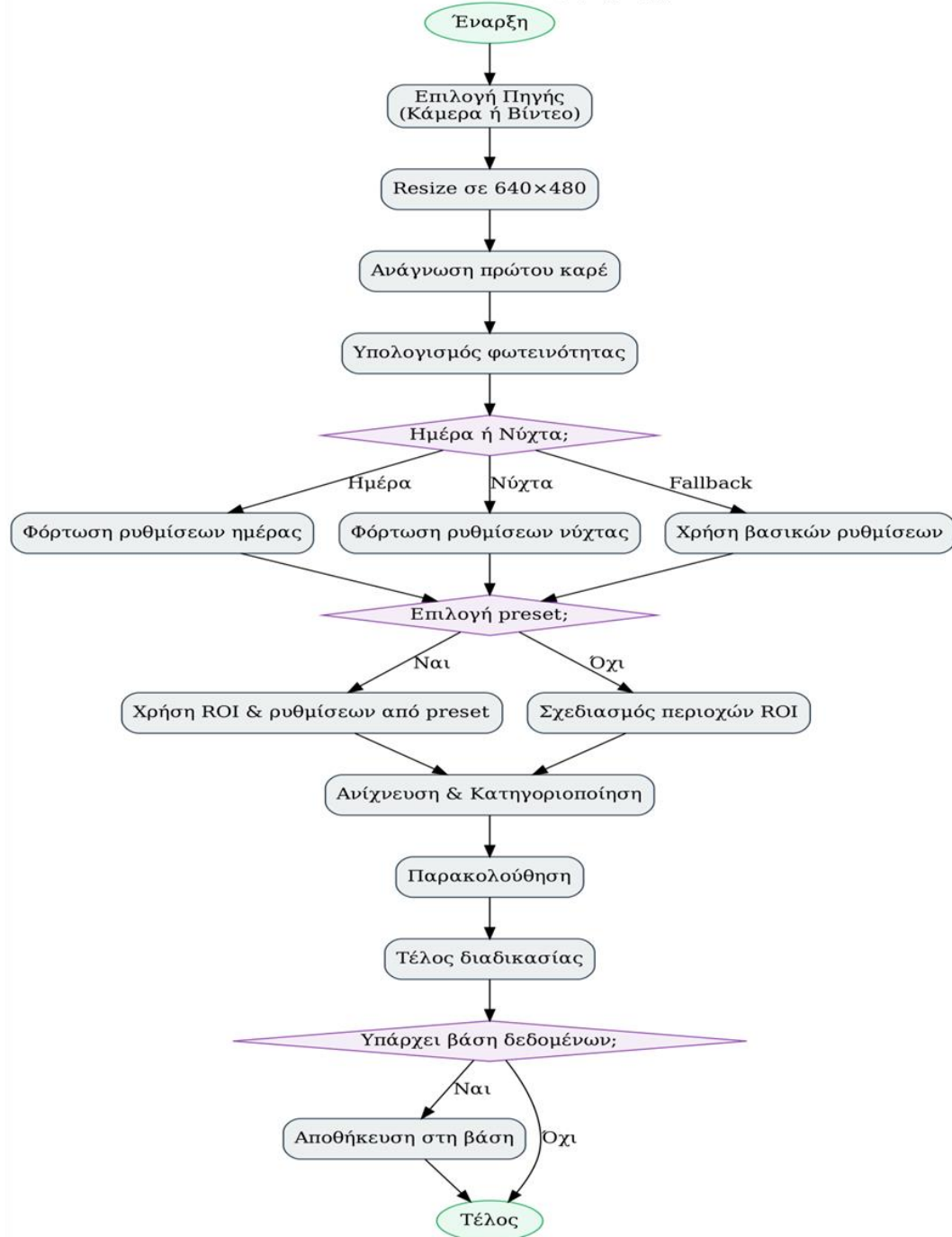
4.3 Επισκόπηση Συστήματος και Κλάσεων

Στο επόμενο κομμάτι του κεφαλαίου παρουσιάζεται αναλυτικά η λειτουργικότητα των βασικών κλάσεων που υλοποιούν το σύστημα καταμέτρησης οχημάτων. Αρχικά, παρατίθενται διαγράμματα που αποτυπώνουν τόσο τη ροή της διαδικασίας

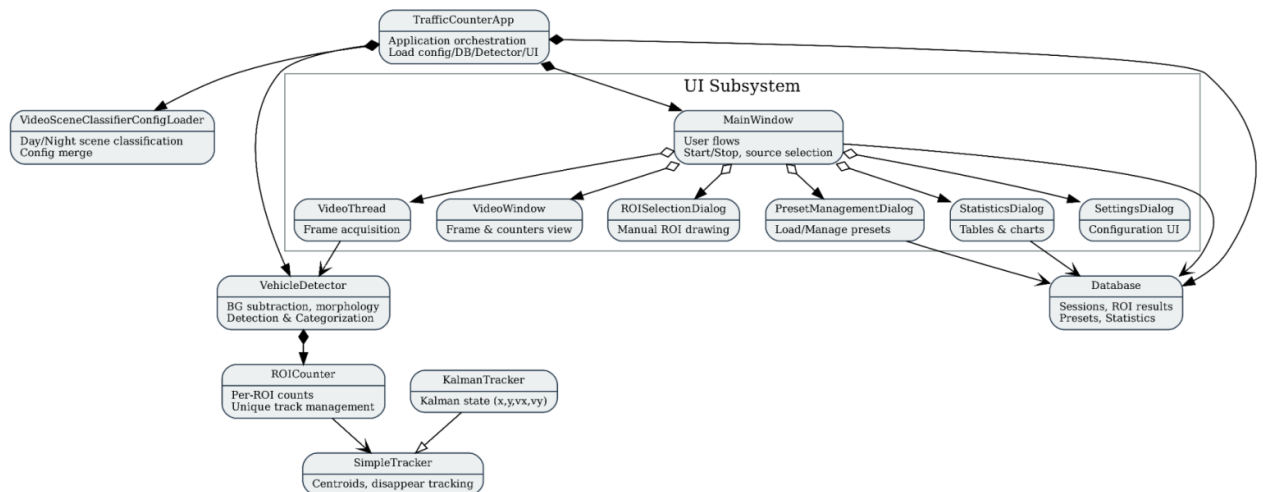
(Διάγραμμα 3) όσο και τις σχέσεις μεταξύ των κλάσεων (Διάγραμμα 4), ενώ παράλληλα δίνεται μια συνοπτική απεικόνιση του συνολικής διαδικασίας επεξεργασίας. Στη συνέχεια, αναλύεται βήμα-βήμα ο ρόλος κάθε κλάσης, η αλληλεπίδρασή της με τις υπόλοιπες, καθώς και η συμβολή της στην επίτευξη της συνολικής λειτουργικότητας του συστήματος.

Διάγραμμα 3 Αναλυτικό διάγραμμα ροής διαδικασίας καταμέτρησης

Flowchart: Διαδικασία Καταμέτρησης Οχημάτων



Διάγραμμα 4 Διάγραμμα κλάσεων συστήματος



4.3.1 Κλάση TrafficCounterApp

Η κλάση TrafficCounterApp αποτελεί τον κεντρικό ελεγκτή του συστήματος καταμέτρησης οχημάτων. Είναι υπεύθυνη για την αρχικοποίηση όλων των βασικών συνιστωσών της εφαρμογής, την παραμετροποίηση τους, καθώς και τον συντονισμό της συνολικής ροής εκτέλεσης. Στην πράξη, λειτουργεί ως το κύριο σημείο εκκίνησης της εφαρμογής, διασφαλίζοντας ότι οι υποκλάσεις που εμπλέκονται στην ανίχνευση, στην παρακολούθηση και στην αποθήκευση δεδομένων συνεργάζονται με συνέπεια.

Κύριες λειτουργίες:

- **Φόρτωση παραμέτρων λειτουργίας (configuration):** Η κλάση ανακτά τις προκαθορισμένες ρυθμίσεις από αρχεία JSON και προσαρμόζει τις παραμέτρους με βάση τα χαρακτηριστικά του βίντεο (ημερήσια ή νυχτερινή σκηνή).
- **Διαχείριση βάσης δεδομένων:** Αρχικοποιεί τη σύνδεση με τη βάση δεδομένων και ελέγχει αν αυτή είναι διαθέσιμη, παρέχοντας μηχανισμό χειρισμού σφαλμάτων.
- **Δημιουργία ανιχνευτή οχημάτων:** Ενεργοποιεί το υποσύστημα VehicleDetector με τις κατάλληλες παραμέτρους.
- **Εκκίνηση γραφικού περιβάλλοντος:** Φορτώνει το κύριο παράθυρο χρήστη (MainWindow) και φροντίζει για την ομαλή εκτέλεση της διεπαφής.

4.3.2 Κλάση VideoSceneClassifierConfigLoader

Η κλάση VideoSceneClassifierConfigLoader αποτελεί το υποσύστημα διαχείρισης παραμέτρων λειτουργίας του συστήματος. Κύρια αποστολή της είναι η επιλογή και φόρτωση του κατάλληλου συνόλου ρυθμίσεων, ανάλογα με τις συνθήκες φωτισμού του προς ανάλυση βίντεο. Η διαδικασία αυτή εξασφαλίζει ότι ο ανιχνευτής

οχημάτων θα λειτουργήσει με τις βέλτιστες δυνατές τιμές παραμέτρων τόσο σε ημερήσια όσο και σε νυχτερινά δεδομένα.

```
def _calculate_brightness(self, frame):  
    """Calculate the average brightness of a frame"""  
    # Convert to grayscale  
    if len(frame.shape) == 3:  
        gray = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2GRAY)  
    else:  
        gray = frame  
  
    # Calculate average brightness  
    return np.mean(gray)
```

Αλγόριθμος 1 Συνάρτηση υπολογισμού φωτεινότητας calculate_brightness

Η συνάρτηση δέχεται ως είσοδο ένα καρέ βίντεο και εκτελεί τα εξής βήματα:

1. **Μετατροπή σε κλίμακα του γκρι:** Αν το καρέ είναι έγχρωμο, μετατρέπεται σε grayscale ώστε να εξαλειφθεί η πληροφορία χρώματος και να διατηρηθεί μόνο η ένταση φωτεινότητας.
2. **Υπολογισμός μέσης τιμής φωτεινότητας:** Η μέση τιμή των εντάσεων όλων των εικονοστοιχείων αποτελεί το μέτρο φωτεινότητας του καρέ.

Η τιμή αυτή αξιοποιείται από τη συνάρτηση is_night_video(video_path).

Η συνάρτηση is_night_video(video_path) (αλγόριθμος 2) έχει ως κύρια λειτουργία την αυτόματη ταξινόμηση του προς ανάλυση βίντεο σε μία από τις δύο κατηγορίες: ημερήσιο ή χαμηλού φωτισμού. Η μεθοδολογία που υιοθετείται μπορεί να συνοψιστεί στα ακόλουθα στάδια:

1. Δημιουργία αντικειμένου VideoCapture για την πρόσβαση στη ροή του βίντεο.
2. Επιλογή αντιπροσωπευτικών καρέ, είτε μέσω ομοιόμορφης δειγματοληψίας σε περιπτώσεις με γνωστό αριθμό πλαισίων, είτε μέσω σειριακής ανάγνωσης σε περιπτώσεις ροής (streaming).
3. Υπολογισμός του δείκτη φωτεινότητας κάθε εικονοπλαισίου μέσω της συνάρτησης _calculate_brightness, η οποία επιστρέφει τη μέση ένταση φωτεινότητας.
4. Συγκέντρωση των μετρήσεων και υπολογισμός του μέσου όρου φωτεινότητας.
5. Σύγκριση της μέσης τιμής με ένα προκαθορισμένο κατώφλι που ισούται με 60 σε κλίμακα 0–255. Αν η μέση φωτεινότητα βρίσκεται κάτω από το όριο, το βίντεο χαρακτηρίζεται ως χαμηλού φωτισμού, διαφορετικά ως ημερήσιο.

```

def is_night_video(self, video_path):
    """Determine if a video is a night scene"""
    try:
        cap = cv2.VideoCapture(video_path)
        if not cap.isOpened():
            return False

        brightness_values = []
        sample_count = 10
        total_frames = int(cap.get(cv2.CAP_PROP_FRAME_COUNT))

        if total_frames <= 0:
            for i in range(sample_count):
                ret, frame = cap.read()
                if not ret:
                    break
                for j in range(30):
                    cap.read()
                if ret:
                    brightness_values.append(self._calculate_brightness(frame))
        else:
            import numpy as np
            sample_points = np.linspace(0, total_frames-1, sample_count, dtype=int)
            for frame_pos in sample_points:
                cap.set(cv2.CAP_PROP_POS_FRAMES, frame_pos)
                ret, frame = cap.read()
                if ret:
                    brightness_values.append(self._calculate_brightness(frame))

        cap.release()
        if not brightness_values:
            return False

        avg_brightness = np.mean(brightness_values)
        night_threshold = 60
        return avg_brightness < night_threshold
    except Exception:
        return False

```

Αλγόριθμος 2 Συνάρτηση is_night_video()

Με βάση το αποτέλεσμα της ταξινόμησης, το σύστημα προσαρμόζει αυτόματα τις παραμέτρους επεξεργασίας:

- **Ημερήσια βίντεο:** επιτρέπεται μικρότερη ελάχιστη επιφάνεια αντικειμένων, ενεργοποιείται η ανίχνευση σκιών και εφαρμόζονται λιγότερο αυστηρές τιμές κατωφλίου, αξιοποιώντας την υψηλή ποιότητα φωτισμού.
- **Βίντεο χαμηλού φωτισμού:** εφαρμόζεται αυξημένο κατώφλι στον αλγόριθμο αφαίρεσης φόντου, μειώνεται το μέγεθος του μορφολογικού πυρήνα ώστε να εντοπίζονται μικρά φωτεινά αντικείμενα (π.χ. προβολείς), ενώ η ανίχνευση σκιών απενεργοποιείται, καθώς δεν παρέχει χρήσιμη πληροφορία σε συνθήκες περιορισμένου φωτισμού.

Ανάλογα με το αποτέλεσμα της συνάρτησης is_night_video(video_path()), η κλάση προσαρμόζει δυναμικά τις παραμέτρους λειτουργίας μέσω της load_config_for_video. Έτσι, για βίντεο σε ημερήσιες συνθήκες εφαρμόζονται οι ρυθμίσεις του αρχείου config_day.json, ενώ για βίντεο χαμηλού φωτισμού ενεργοποιούνται οι εξειδικευμένες παράμετροι του config_night.json. Με τον τρόπο αυτό, το σύστημα διασφαλίζει ότι ο ανιχνευτής οχημάτων (VehicleDetector) θα λειτουργεί με τις κατάλληλες ρυθμίσεις, βελτιώνοντας την αξιοπιστία και την ακρίβεια της καταμέτρησης.

4.3.3 Κλάση VehicleDetector

Η κλάση VehicleDetector συνιστά τον κεντρικό πυρήνα του συστήματος, καθώς υλοποιεί τη διαδικασία ανίχνευσης, κατηγοριοποίησης και παρακολούθησης οχημάτων. Αξιοποιεί αλγορίθμους αφαίρεσης φόντου (Background Subtraction – MOG2), τεχνικές μορφολογικής επεξεργασίας και ευριστικούς κανόνες ομαδοποίησης ανιχνεύσεων.

Οι βασικές λειτουργίες που υλοποιεί η κλάση είναι οι ακόλουθες:

- Επεξεργασία εικονοπλαισίων (frames) σε πραγματικό χρόνο ή από αποθηκευμένο βίντεο.
- Εντοπισμός κινούμενων αντικειμένων μέσω αφαίρεσης φόντου.
- Κατηγοριοποίηση ανιχνευμένων αντικειμένων σε αυτοκίνητα και βαρέα οχήματα (HVs).

Κύριες μέθοδοι:

- **Αρχικοποίηση αφαίρεσης υποβάθρου:** Η συνάρτηση `init_background_subtractor()` δημιουργεί και παραμετροποιεί τον MOG2 με βάση παραμέτρους όπως ιστορικό (`bg_history`), κατώφλι και διαχείριση σκιών (`detect_shadows`).
- **Ενημέρωση ρυθμίσεων:** Μέσω της `update_config()` εφαρμόζονται οι νέες παράμετροι που προκύπτουν, επιτρέποντας δυναμική προσαρμογή στις συνθήκες φωτισμού.
- **Καθορισμός ROIs:** Η `set_rois()` καταχωρεί τις περιοχές ενδιαφέροντος και δημιουργεί ισάριθμα αντικείμενα `ROICounter`, υπεύθυνα για την επιμέρους παρακολούθηση.
- **Επεξεργασία καρέ:** Η `process_frame()` εκτελεί αφαίρεση φόντου, μορφολογική επεξεργασία, ανίχνευση συνιστωσών, ομαδοποίηση συγγενών περιοχών και κατηγοριοποίηση αντικειμένων, ενώ ταυτόχρονα επικαιροποιεί τους αντίστοιχους μετρητές μέσω των `ROICounter`.
- **Ανάκτηση αποτελεσμάτων:** Η `get_results()` επιστρέφει συγκεντρωτικά στατιστικά ανά ROI, ενώ η `reset()` επιτρέπει την έναρξη νέας συνεδρίας με μηδενισμένους μετρητές.

Η διάκριση μεταξύ ελαφρών και βαρέων οχημάτων βασίζεται σε:

- **Εμβαδόν αντικειμένου (area):** Αν το εμβαδόν εμπίπτει στο εύρος `[car_min_area, car_max_area]`, το αντικείμενο κατατάσσεται ως αυτοκίνητο· αν υπερβαίνει το `hv_min_area`, θεωρείται βαρύ όχημα.
- **Αναλογία διαστάσεων (aspect ratio):** Ελαφρά οχήματα αναμένονται σε εύρος 0.5–2.5, ενώ τιμές εκτός του εύρους αντιμετωπίζονται ως πιθανός θόρυβος.
- **Ελάχιστες διαστάσεις:** Αν το ορθογώνιο περιοχής είναι μικρότερο από τα όρια `min_width` και `min_height`, η ανίχνευση απορρίπτεται.

- **Συνθήκες φωτισμού:** Σε ημερήσιες σκηνές κυριαρχεί το κριτήριο εμβαδού, ενώ σε συνθήκες χαμηλού φωτισμού δίνεται μεγαλύτερη βαρύτητα στην αναλογία διαστάσεων, με πρόσθετα φίλτρα για μείωση ψευδών ανιχνεύσεων (π.χ. προβολείς).

Ο ακόλουθος πίνακας (Πίνακας 8) συνοψίζει συγκεντρωτικά τα κριτήρια ανίχνευσης και κατηγοριοποίησης οχημάτων που εφαρμόζει η κλάση VehicleDetector, μαζί με τα αντίστοιχα όρια και την τελική ερμηνεία τους.

Πίνακας 8 Κριτήρια ανίχνευσης και κατηγοριοποίησης οχημάτων

Κριτήριο	Περιγραφή	Όριο / Συνθήκη	Κατηγοριοποίηση
Εμβαδόν αντικειμένου	Υπολογίζεται από το περίγραμμα (contour) σε pixel.	$car_min_area \leq area < car_max_area$	Ελαφρό όχημα (car)
		$area \geq hv_min_area$	Βαρύ όχημα (HV)
		$area < min_area$	Απόρριψη (θόρυβος)
Αναλογία διαστάσεων (w/h)	Αναλογία πλάτους/ύψους του bounding box.	$0.5 \leq w/h \leq 2.5$	Έγκυρη ανίχνευση
		Εκτός ορίων	Απόρριψη (πιθανός θόρυβος)
Ελάχιστες διαστάσεις	Έλεγχος πλάτους και ύψους bounding box.	$width < min_width$ ή $height < min_height$	Απόρριψη

4.3.4 Κλάση ROICounter

Η κλάση ROICounter αποτελεί το ενδιάμεσο επίπεδο που συνδέει την ανίχνευση με την παρακολούθηση. Για κάθε περιοχή ενδιαφέροντος (ROI) συγκεντρώνει τις ανιχνεύσεις που επιστρέφει ο αλγόριθμος, εφαρμόζει γεωμετρικά κριτήρια (εμβαδόν και λόγος διαστάσεων) και κατατάσσει τα οχήματα σε δύο κατηγορίες.

Στη συνέχεια, οι κατηγοριοποιημένες ανιχνεύσεις προωθούνται στους αλγόριθμους παρακολούθησης (SimpleTracker ή KalmanTracker), οι οποίοι αναλαμβάνουν τη συνεχή παρακολούθηση και την αντιστοίχιση μοναδικών αναγνωριστικών (IDs) στα οχήματα. Η ROICounter καταγράφει την πρώτη επιβεβαίωση κάθε νέας ταυτότητας, ώστε η καταμέτρηση να πραγματοποιείται μία και μόνο φορά.

Με αυτόν τον τρόπο, η ROICounter δεν περιορίζεται στη συλλογή ανιχνεύσεων, αλλά λειτουργεί ως κρίσιμος σύνδεσμος που μετασχηματίζει την ακατέργαστη ανίχνευση σε αξιόπιστα στατιστικά δεδομένα. Η αποτελεσματικότητα της διαδικασίας καταμέτρησης εξαρτάται άμεσα από την ποιότητα παρακολούθησης που παρέχουν οι αλγόριθμοι, γεγονός που καθιστά αναγκαία την αναλυτική παρουσίασή τους στο επόμενο τμήμα.

4.3.5 Παρακολούθηση οχημάτων με SimpleTracker και KalmanTracker

Η παρακολούθηση αντικειμένων στο σύστημα υλοποιείται μέσω δύο διακριτών αλλά αλληλένδετων κλάσεων: του SimpleTracker και του KalmanTracker. Οι δύο κλάσεις λειτουργούν συμπληρωματικά, καθώς η δεύτερη κληρονομεί τη βασική λογική της πρώτης και την εμπλουτίζει με στοχαστικό μοντέλο πρόβλεψης.

SimpleTracker

Ο SimpleTracker υλοποιεί έναν μηχανισμό παρακολούθησης βασισμένο στον υπολογισμό της απόστασης των κέντρων των ανιχνευμένων αντικειμένων. Κάθε νέο αντικείμενο που εισέρχεται στο πεδίο παρακολούθησης αντιστοιχίζεται με το πλησιέστερο υφιστάμενο ίχνος, εφόσον η απόσταση βρίσκεται κάτω από προκαθορισμένο όριο. Σε διαφορετική περίπτωση, όταν δηλαδή η νέα ανίχνευση δεν μπορεί να συσχετιστεί με κανένα από τα ήδη υπάρχοντα ίχνη, δημιουργείται ένα νέο ίχνος, στο οποίο αποδίδεται αυτόματα ένα μοναδικό αναγνωριστικό (ID).

Επιπρόσθετα, η κλάση διατηρεί έναν μηχανισμό διαχείρισης ταυτοτήτων (IDs), ο οποίος εξασφαλίζει ότι κάθε όχημα διατηρεί το ίδιο ID καθ' όλη τη διάρκεια παρακολούθησής του. Επιπλέον, υλοποιεί λογική εξαφανίσεων (disappeared counter), η οποία μετρά τα καρέ στα οποία ένα αντικείμενο δεν ανιχνεύεται, προτού το ίχνος του διαγραφεί. Τέλος, εφαρμόζεται ένα κατώφλι ελάχιστων εμφανίσεων (min_hits) για την επιβεβαίωση ότι ένα ίχνος αντιστοιχεί σε πραγματικό αντικείμενο και όχι σε θόρυβο.

KalmanTracker

Ο KalmanTracker επεκτείνει τον SimpleTracker ενσωματώνοντας ένα Kalman φίλτρο, το οποίο μοντελοποιεί την κατάσταση κάθε αντικείμενου με όρους θέσης και ταχύτητας. Χάρη στη διαδικασία πρόβλεψης και διόρθωσης που χαρακτηρίζει το φίλτρο, η παρακολούθηση αποκτά αυξημένη στιβαρότητα σε περιπτώσεις θορύβου, μερικής απόκρυψης ή προσωρινής απώλειας ανίχνευσης.

Αξίζει να τονιστεί ότι ο KalmanTracker δεν αντικαθιστά τη διαχείριση ταυτοτήτων, καθώς αυτή παραμένει αποκλειστική ευθύνη του SimpleTracker. Ουσιαστικά, ο KalmanTracker κληρονομεί το μηχανισμό ID management και επικεντρώνεται στη βελτίωση της εκτίμησης της θέσης, προσφέροντας πιο ομαλή και συνεπή τροχιά παρακολούθησης. Ακολουθεί ο Πίνακας 9, ο οποίος συνοψίζει τις βασικές διαφορές μεταξύ SimpleTracker και KalmanTracker.

Πίνακας 9 Συγκριτικός πίνακας SimpleTracker και KalmanTracker

Χαρακτηριστικό	SimpleTracker	KalmanTracker
Μηχανισμός παρακολούθησης	Κεντροειδές (ευκλείδεια απόσταση)	Κεντροειδές + Kalman φίλτρο
Διαχείριση ταυτοτήτων (IDs)	Ναι – πλήρης διαχείριση IDs	Όχι – κληρονομείται από τον SimpleTracker
Αντιμετώπιση εξαφανίσεων	Μετρητής disappeared, διαγραφή μετά από όριο	Όχι, κληρονομείται από τον SimpleTracker
Απόδοση σε συνθήκες θορύβου και μερικής απόκρυψης	Μέτρια – χάνει ίχνη σε δύσκολες συνθήκες	Υψηλή – πρόβλεψη και διόρθωση θέσης
Υπολογιστικό κόστος	Χαμηλό (κατάλληλο για πραγματικό χρόνο)	Μέτριο (ελαφρώς αυξημένο λόγω φίλτρου)
Συνθήκες εφαρμογής	Σταθερός φωτισμός, χαμηλός θόρυβος, λίγες επικαλύψεις	Χαμηλός φωτισμός, θόρυβος, πολλές επικαλύψεις

4.3.6 Σχεδιασμός και Πινάκες Βάσης Δεδομένων

Η δομή της βάσης δεδομένων του συστήματος έχει σχεδιαστεί με στόχο την αποτελεσματική διαχείριση των δεδομένων συνεδριών βίντεο, των αποτελεσμάτων καταμέτρησης και των παραμετροποιήσιμων ρυθμίσεων (presets). Στη συνέχεια θα παρουσιαστούν οι πίνακες της βάσης δεδομένων με τα αντίστοιχα πεδία τους, καθώς και τα δεδομένα που αποθηκεύει κάθε πίνακας. Τέλος, θα παρουσιαστεί το διάγραμμα οντοτήτων – συσχετίσεων (Entity Relationship Diagram), το οποίο αποτυπώνει τις μεταξύ τους σχέσεις.

Πίνακες:

Πίνακας presets

- **Πρωτεύον κλειδί:** id (AUTO_INCREMENT).
- **Πεδία:**
 1. name: αναγνωριστικό σερ ρυθμίσεων.
 2. rectangles: που περιέχει τις συντεταγμένες των περιοχών ενδιαφέροντος (ROIs).
 3. source: η πηγή του βίντεο ή της ροής.
 4. feed_type: ο τύπος ροής δεδομένων.
 5. config: παράμετροι ανάλυσης σε μορφή JSON.
 6. created_at: ημερομηνία και ώρα δημιουργίας της εγγραφής.

Πίνακας sessions

Ο πίνακας sessions καταγράφει κάθε συνεδρία ανάλυσης βίντεο.

- **Πρωτεύον κλειδί:** id (AUTO_INCREMENT).
- **Πεδία:**
 1. source: πηγή του βίντεο.
 2. start_time: χρονική στιγμή έναρξης συνεδρίας.
 3. end_time: χρονική στιγμή λήξης συνεδρίας.
 4. total_cars: συνολικός αριθμός καταγεγραμμένων Ι.Χ. οχημάτων.
 5. total_hvs: συνολικός αριθμός καταγεγραμμένων βαρέων οχημάτων.
 6. total_vehicles: συνολικός αριθμός όλων των οχημάτων.
 7. roi_count: αριθμός περιοχών ενδιαφέροντος που αναλύθηκαν.
 8. config: παράμετροι συνεδρίας.
 9. created_at: ημερομηνία και ώρα δημιουργίας της εγγραφής.

Πίνακας roi_results

Ο πίνακας roi_results αποθηκεύει τα αποτελέσματα καταμέτρησης ανά περιοχή ενδιαφέροντος.

- **Πρωτεύον κλειδί:** id (AUTO_INCREMENT).
- **Ξένο κλειδί:** session_id → sessions.id
- **Πεδία:**
 1. roi_id: id περιοχής ενδιαφέροντος.
 2. roi_rect: με τις συντεταγμένες της περιοχής.
 3. car_count: αριθμός Ι.Χ. οχημάτων.
 4. hv_count: αριθμός βαρέων οχημάτων.
 5. total_count: συνολικός αριθμός οχημάτων για την περιοχή.
 6. created_at: ημερομηνία και ώρα δημιουργίας της εγγραφής.



Εικόνα 27 Διάγραμμα Οντοτήτων-Συσχετίσεων

Στην Εικόνα 27 φαίνεται το διάγραμμα της βάσης δεδομένων που παρουσιάζει τις σχέσεις μεταξύ των πινάκων.

4.3.7 Γραφικό Περιβάλλον Χρήστη (User Interface)

Το γραφικό περιβάλλον χρήστη (User Interface – UI) της εφαρμογής αναπτύχθηκε με τη βιβλιοθήκη PyQt5 και έχει σχεδιαστεί με σκοπό να παρέχει μια λειτουργική και αποδοτική διεπαφή μεταξύ του τελικού χρήστη και του συστήματος καταμέτρησης οχημάτων. Η αρχιτεκτονική του ακολουθεί τις αρχές του προτύπου Model–View–Controller (MVC), όπου η παρουσίαση των δεδομένων, η λογική επεξεργασίας και ο έλεγχος της ροής παραμένουν σαφώς διαχωρισμένα. Με τον τρόπο αυτό εξασφαλίζεται ότι οι λειτουργίες επεξεργασίας βίντεο εκτελούνται σε ανεξάρτητο νήμα, ενώ η διεπαφή παραμένει αποκριτική και σταθερή.

4.3.7.1 Κεντρικό Παράθυρο (MainWindow)

Το MainWindow αποτελεί τον βασικό πυρήνα αλληλεπίδρασης με τον χρήστη. Μέσα από αυτό ο χρήστης μπορεί να επιλέξει την πηγή δεδομένων (κάμερα ή αποθηκευμένο αρχείο βίντεο), να εκκινήσει ή να τερματίσει μια συνεδρία καταμέτρησης, να ορίσει περιοχές ενδιαφέροντος (ROIs) ή να φορτώσει προαποθηκευμένα σύνολα ρυθμίσεων (presets). Επιπλέον, παρέχει πρόσβαση στις λειτουργίες εμφάνισης στατιστικών αποτελεσμάτων και διαχείρισης των presets. Κατά την έναρξη μιας νέας συνεδρίας, το σύστημα αναλύει το πρώτο εικονοπλαίσιο, εκτιμά τη φωτεινότητά του και επιλέγει αυτόματα το κατάλληλο σύνολο ρυθμίσεων μέσω του VideoSceneClassifierConfigLoader.

4.3.7.2 Νήμα Επεξεργασίας Βίντεο (VideoThread)

Η ανάγνωση και επεξεργασία των εικονοπλαισίων πραγματοποιείται από την κλάση VideoThread, η οποία υλοποιείται ως ξεχωριστό νήμα (QThread). Με τον τρόπο αυτό αποφεύγεται ο αποκλεισμός του κύριου νήματος της διεπαφής, επιτρέποντας την ομαλή αλληλεπίδραση του χρήστη. Το VideoThread διαβάζει τα καρέ, τα επεξεργάζεται μέσω του VehicleDetector και αποστέλλει τα αποτελέσματα στο UI μέσω μηχανισμού signals/slots.

4.3.7.3 Παράθυρο Ζωντανής Προβολής (VideoWindow)

Το VideoWindow προβάλλει σε πραγματικό χρόνο τα επεξεργασμένα καρέ με επικαλύψεις. Ο χρήστης έχει οπτική ανατροφοδότηση για τα οχήματα που εντοπίζονται, τα όρια των ROIs, καθώς και τα τρέχοντα αθροιστικά αποτελέσματα καταμέτρησης.

4.3.7.4 Επιλογή Περιοχών Ενδιαφέροντος (ROISelectionDialog)

Το ROISelectionDialog επιτρέπει στον χρήστη να καθορίσει γραφικά τις περιοχές ενδιαφέροντος στο αρχικό καρέ. Η επιλογή πραγματοποιείται με τη χρήση του ποντικιού, παρέχοντας τη δυνατότητα προσθήκης, μετακίνησης ή επαναφοράς των ορθογωνίων. Όταν χρησιμοποιούνται presets, η διαδικασία αυτή παραλείπεται και τα ROIs φορτώνονται αυτόματα.

4.3.7.5 Διαχείριση Presets

Η PresetManagementDialog παρέχει τη δυνατότητα δημιουργίας, αποθήκευσης, επεξεργασίας και διαγραφής των προεπιλεγμένων ρυθμίσεων. Τα presets περιλαμβάνουν τόσο τις περιοχές ενδιαφέροντος όσο και τις παραμέτρους λειτουργίας του ανιχνευτή.

4.3.7.6 Στατιστικά και Εξαγωγή Αποτελεσμάτων

Μέσω του StatisticsDialog ο χρήστης έχει πρόσβαση σε συγκεντρωτικά στατιστικά στοιχεία, όπως ο συνολικός αριθμός οχημάτων ανά συνεδρία, η ανάλυση κατά ROI και η χρονοσειρά διελεύσεων. Παρέχεται, επίσης, η δυνατότητα εξαγωγής των αποτελεσμάτων σε CSV.

4.4 Ανάλυση Διεπαφής Χρήστη

4.4.1 Κεντρικό Μενού Εφαρμογής

Με την εκκίνηση της εφαρμογής, ο χρήστης οδηγείται στο κεντρικό μενού [Εικόνα 28], το οποίο αποτελεί το βασικό σημείο εκκίνησης για όλες τις λειτουργίες του συστήματος. Το μενού αυτό συγκεντρώνει σε ενιαία διεπαφή τις κύριες δυνατότητες της εφαρμογής και παρέχει στον χρήστη τη δυνατότητα να επιλέξει τον τρόπο με τον οποίο θα πραγματοποιηθεί η διαδικασία καταμέτρησης, να διαχειριστεί τις παραμετροποιήσεις του συστήματος και να έχει πρόσβαση σε στατιστικά αποτελέσματα.

1. Καταμέτρηση μέσω ζωντανής κάμερας

Στη λειτουργία αυτή, το σύστημα συνδέεται με μια κάμερα σε πραγματικό χρόνο και επεξεργάζεται απευθείας τη ζωντανή ροή βίντεο. Με αυτόν τον τρόπο επιτυγχάνεται η ανίχνευση και καταμέτρηση οχημάτων σε προκαθορισμένες ή δυναμικά ορισμένες περιοχές ενδιαφέροντος (ROIs).

2. Καταμέτρηση από αποθηκευμένο στον υπολογιστή βίντεο

Η επιλογή αυτή δίνει τη δυνατότητα επεξεργασίας και ανάλυσης ήδη καταγεγραμμένων αρχείων βίντεο. Η ίδια διαδικασία ανίχνευσης και καταμέτρησης εφαρμόζεται όπως και στη ζωντανή ροή, με τη διαφορά ότι

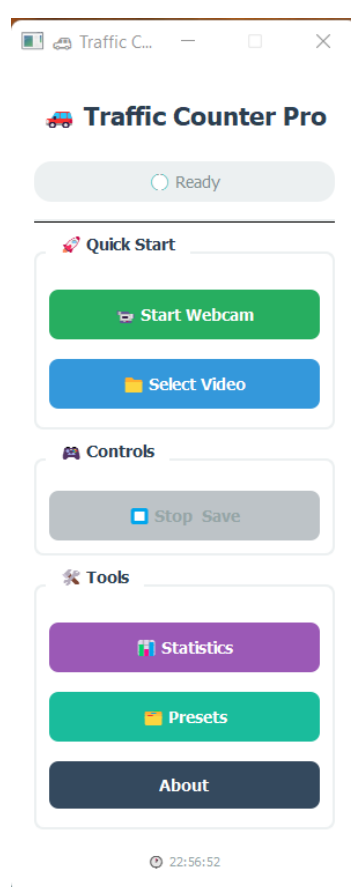
αφορά στατικά δεδομένα. Η λειτουργικότητα αυτή διευκολύνει την αναδρομική μελέτη κυκλοφοριακών συνθηκών, καθώς και την αξιολόγηση του αλγορίθμου σε συνθήκες όπου είναι δυνατός ο έλεγχος των παραμέτρων.

3. Διαχείριση παραμετροποιήσεων (presets)

Στο σύστημα έχει ενσωματωθεί μηχανισμός διαχείρισης παραμετροποιήσεων, που επιτρέπει στον χρήστη την ευέλικτη δημιουργία, αναθεώρηση και διαγραφή προκαθορισμένων ρυθμίσεων. Οι ρυθμίσεις αυτές περιλαμβάνουν κρίσιμα στοιχεία, όπως τα κατώφλια ανίχνευσης, οι γεωμετρίες των περιοχών ενδιαφέροντος και ειδικές. Με τον τρόπο αυτό διασφαλίζεται η ανθεκτικότητα του συστήματος και υποστηρίζεται η επαναληψιμότητα και αξιοπιστία των αναλύσεων.

4. Στατιστική ανάλυση και απεικόνιση

Εκτός από τη διαδικασία ανίχνευσης και καταμέτρησης, το σύστημα παρέχει πρόσβαση σε συγκεντρωτικά στατιστικά στοιχεία και δυνατότητες οπτικοποίησης. Ο χρήστης μπορεί να μελετήσει την κατανομή των οχημάτων σε κατηγορίες από όλες τις συνεδρίες, καθώς και να ανατρέξει σε δεδομένα που αφορούν συγκεκριμένες περιοχές ενδιαφέροντος σε συγκεκριμένες συνεδρίες.



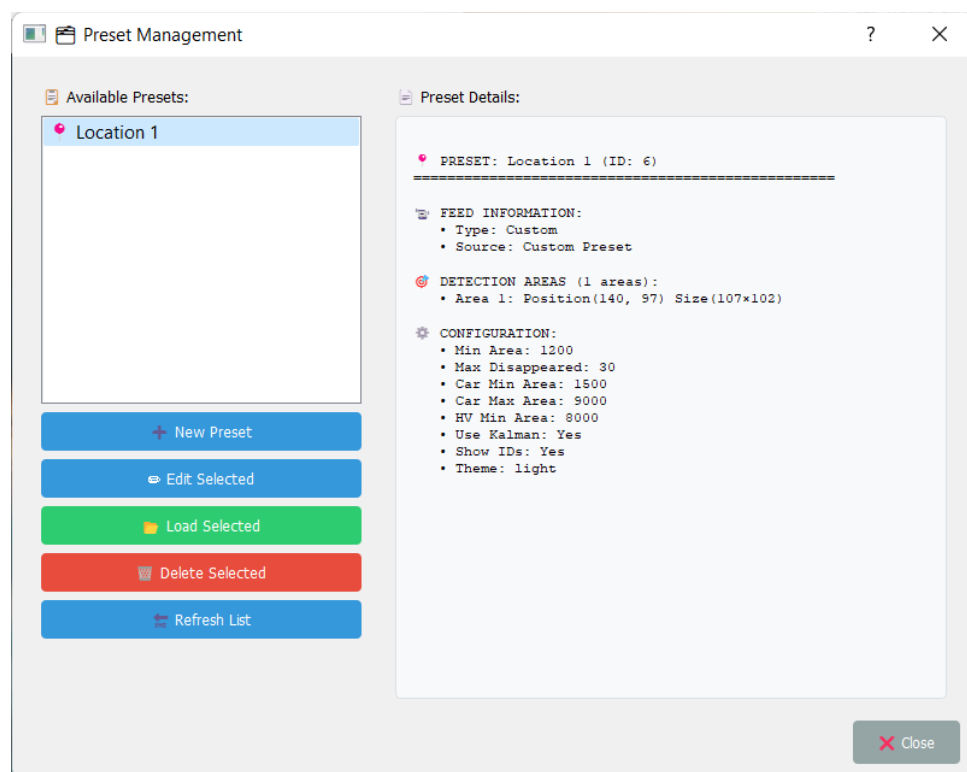
Εικόνα 28 Κύριο μενού εφαρμογής

4.4.2 Μενού Επεξεργασίας Προκαθορισμένων Ρυθμίσεων

Μέσω αυτού του μενού, ο χρήστης δύναται να διαχειριστεί, να τροποποιήσει και να οργανώσει τα διαθέσιμα presets.

1. **Προβολή Υπαρχόντων Presets:** Παρέχει τη δυνατότητα επισκόπησης όλων των ήδη δημιουργημένων presets, επιτρέποντας την ταχεία αναγνώριση των ρυθμίσεων που έχουν αποθηκευθεί.
2. **Δημιουργία Νέου Preset:** Δίνει τη δυνατότητα δημιουργίας νέου preset με εξατομικευμένες παραμέτρους, προσαρμοσμένες στις ανάγκες αναγνώρισης και παρακολούθησης αντικειμένων.
3. **Επεξεργασία Preset:** Επιτρέπει την τροποποίηση της ονομασίας ενός preset και την αναπροσαρμογή των παραμέτρων που σχετίζονται με την αναγνώριση και την παρακολούθηση αντικειμένων.
4. **Φόρτωση Preset:** Δυνατότητα επιλογής και άμεσης εφαρμογής ενός preset από τη διαθέσιμη λίστα.
5. **Διαγραφή Preset:** Επιτρέπει την αφαίρεση ενός preset που δεν είναι πλέον απαραίτητο.

Ακολουθούν εικόνες των μενού για καλύτερη κατανόηση των διαθέσιμων επιλογών [Εικόνα 29, Εικόνα 30].



Εικόνα 29 Μενού διαχείρισης preset

Εικόνα 30 Μενού επεξεργασίας preset

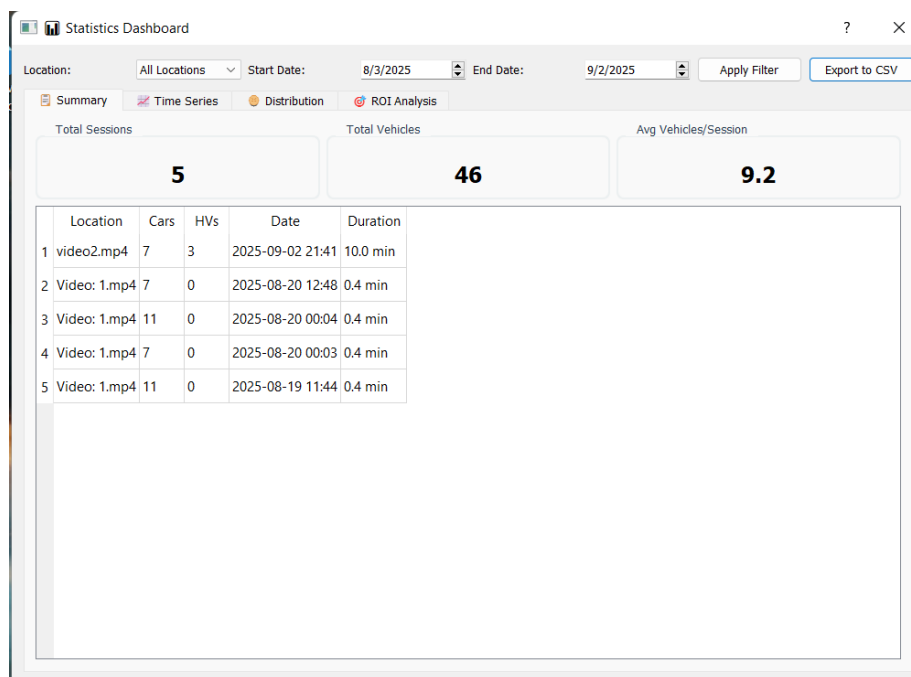
4.4.3 Μενού Στατιστικών

Η ενότητα των στατιστικών παρέχει το απαραίτητο πλαίσιο για τη συνεχή παρακολούθηση και την αναλυτική επεξεργασία των δεδομένων που συλλέγονται κατά τη διάρκεια των διαδικασιών καταμέτρησης. Δίνει τη δυνατότητα στον χρήστη να μελετήσει τόσο συνολικούς δείκτες όσο και λεπτομερή στοιχεία ανά διαδικασία καταμέτρησης.

Από κάθε καρτέλα ο χρήστης έχει τη δυνατότητα να εξάγει όλα τα δεδομένα σε αρχείο μορφής CSV, το οποίο περιλαμβάνει τα πεδία Location, Vehicle Count, Heavy Vehicle Count, Date και Duration. Η εξαγωγή αυτή δίνει τη δυνατότητα αξιοποίησης των δεδομένων για περαιτέρω στατιστική ανάλυση ή για ενσωμάτωσή τους σε άλλα πληροφοριακά συστήματα.

Αρχική Καρτέλα (Overview):

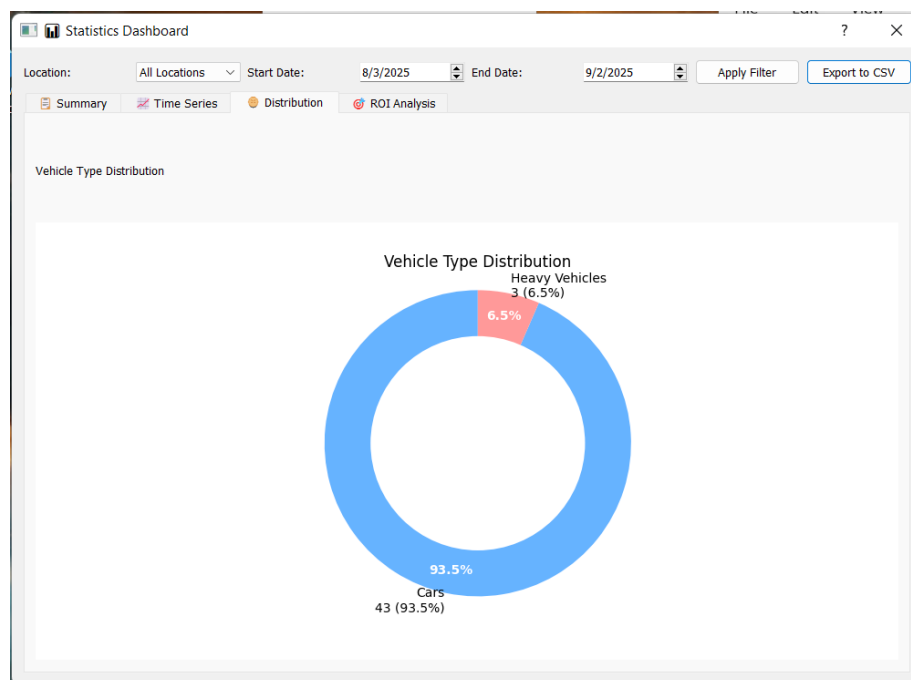
- Παρουσιάζει συγκεντρωτικά στοιχεία [Εικόνα 31], όπως:
 1. Συνολικός αριθμός διαδικασιών καταμέτρησης.
 2. Συνολικός αριθμός οχημάτων.
 3. Μέσος αριθμός οχημάτων ανά διαδικασία καταμέτρησης.
- Περιλαμβάνει αναλυτική λίστα όλων των διαδικασιών καταμέτρησης με τις εξής στήλες:
 1. **Location:** Η ονομασία του σημείου παρακολούθησης.
 2. **Vehicle Count:** Ο συνολικός αριθμός οχημάτων.
 3. **Heavy Vehicle Count:** Ο αριθμός βαρέων οχημάτων.
 4. **Date:** Η ημερομηνία διεξαγωγής της διαδικασίας καταμέτρησης.
 5. **Duration:** Η συνολική διάρκεια της διαδικασίας καταμέτρησης.



Εικόνα 31 Κεντρικό μενού στατιστικών

Κατανομή Κατηγοριών Οχημάτων (Vehicle Category Distribution):

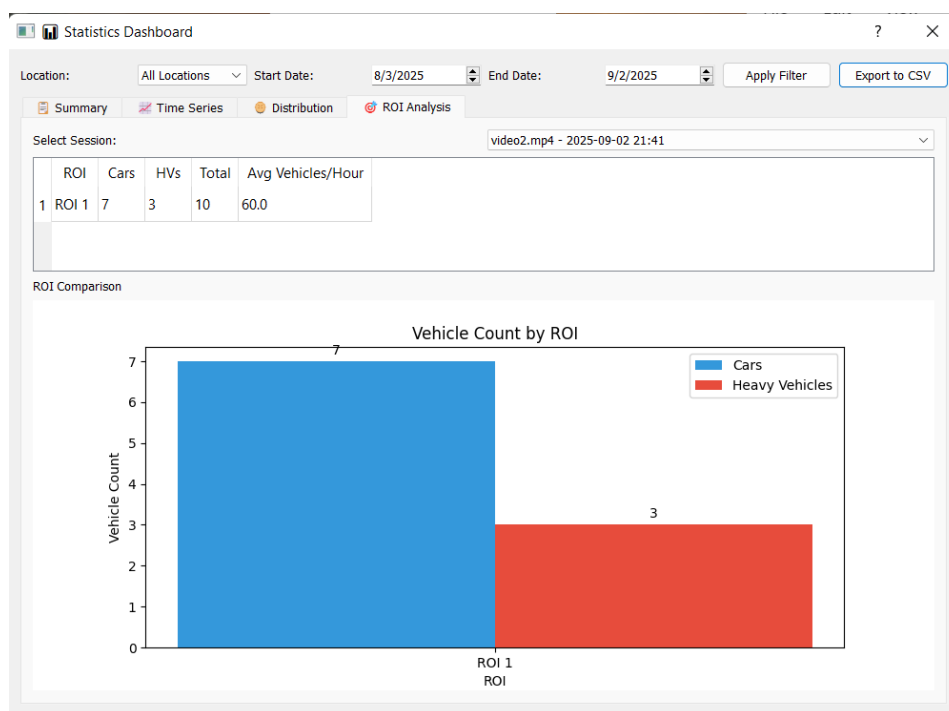
- Παρουσιάζει γραφικά και αριθμητικά την κατανομή των οχημάτων ανά κατηγορία σε όλες τις διαδικασίες καταμέτρησης [Εικόνα 32].



Εικόνα 32 Απεικόνιση κατανομής οχημάτων-βαρέων οχημάτων

Καρτέλα ROI Analysis:

- Παρέχει σχηματική απεικόνιση της κατανομής οχημάτων για συγκεκριμένη διαδικασία καταμέτρησης [Εικόνα 33].
- Ο χρήστης επιλέγει την επιθυμητή διαδικασία καταμέτρησης από drop-down μενού.



Εικόνα 33 Μενού στατιστικών σε συγκεκριμένη περιοχή ενδιαφέροντος

4.5 Περιπτώσεις Χρήσης

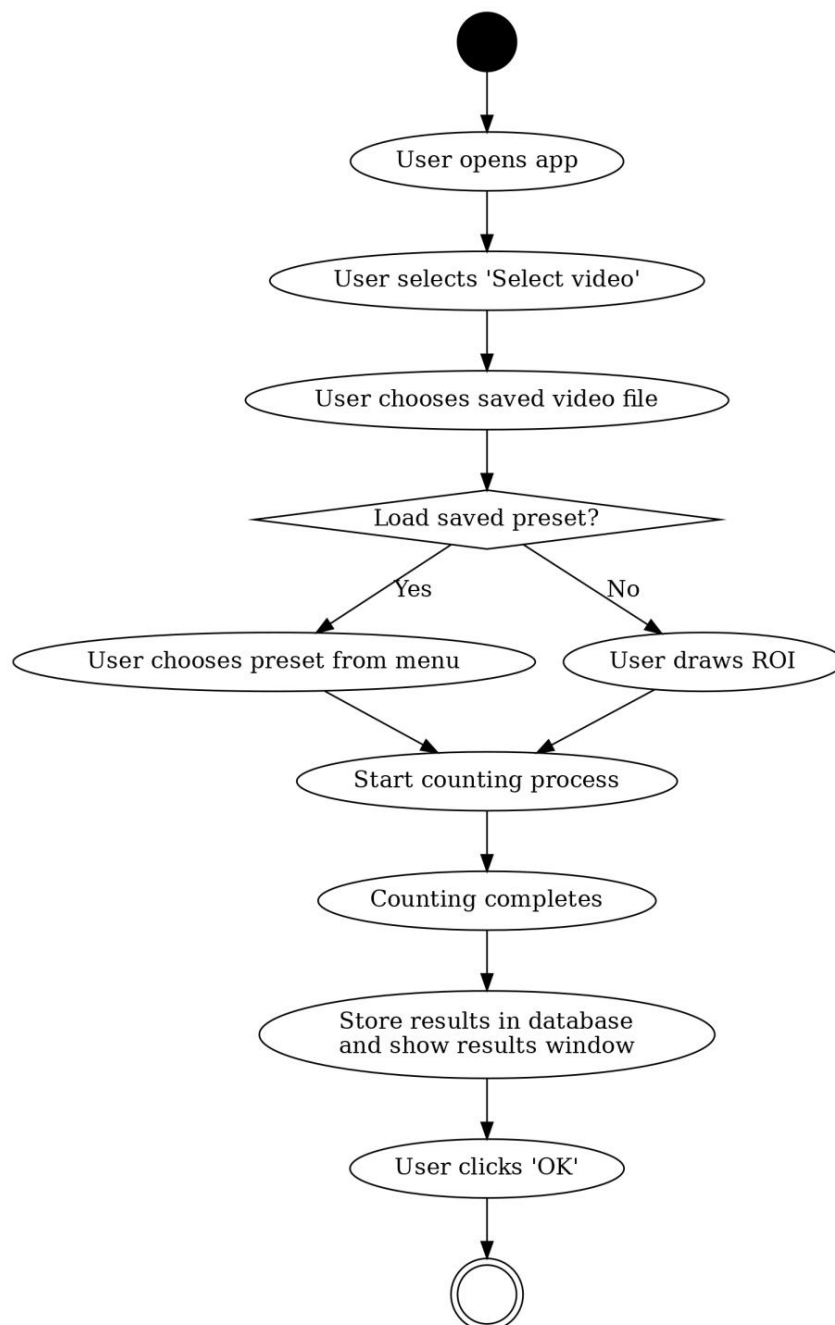
Για την καλύτερη κατανόηση της λειτουργικότητας του συστήματος, διαμορφώθηκαν περιπτώσεις χρήσης που αποτυπώνουν τα βασικά σενάρια αλληλεπίδρασης του χρήστη με την εφαρμογή. Οι περιπτώσεις χρήσης περιγράφουν τον τρόπο και τα βήματα που ακολουθεί ο χρήστης για να επιτύχει έναν συγκεκριμένο στόχο.

Στην συγκεκριμένη ενότητα αναλύονται τρεις βασικές περιπτώσεις χρήσης, οι οποίες παρουσιάζουν τις βασικές λειτουργίες του συστήματος:

1. Καταμέτρηση οχημάτων από αποθηκευμένο αρχείο βίντεο.
2. Καταμέτρηση οχημάτων μέσω συνδεδεμένης κάμερας σε πραγματικό χρόνο.
3. Χρήση για προβολή και ανάλυση και εξαγωγή στατιστικών στοιχείων.

4.5.1 Καταμέτρηση από Αποθηκευμένο Βίντεο

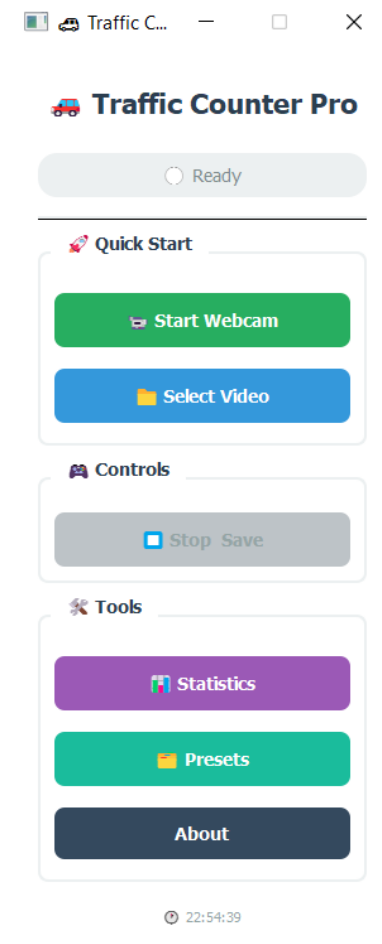
Η συγκεκριμένη περίπτωση χρήσης αφορά την χρησιμοποίηση ενός ήδη καταγεγραμμένου αρχείου βίντεο, με σκοπό την ανίχνευση, παρακολούθηση και καταμέτρηση των οχημάτων που εμφανίζονται σε προκαθορισμένες περιοχές ενδιαφέροντος. Ακολουθεί το διάγραμμα ροής της περίπτωσης χρήσης (Διάγραμμα 5).



Διάγραμμα 5 Διάγραμμα ροής περίπτωσης χρήσης 1

Στη συνέχεια παρουσιάζεται βήμα προς βήμα η διαδικασία καταμέτρησης, με είσοδο από αποθηκευμένο αρχείο βίντεο:

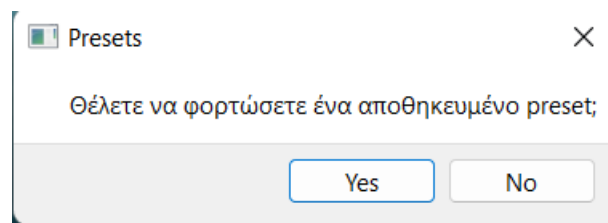
1. Ο χρήστης, από το κεντρικό μενού της εφαρμογής [Εικόνα 34], επιλέγει το Select Video.



Εικόνα 34 Κεντρικό μενού εφαρμογής

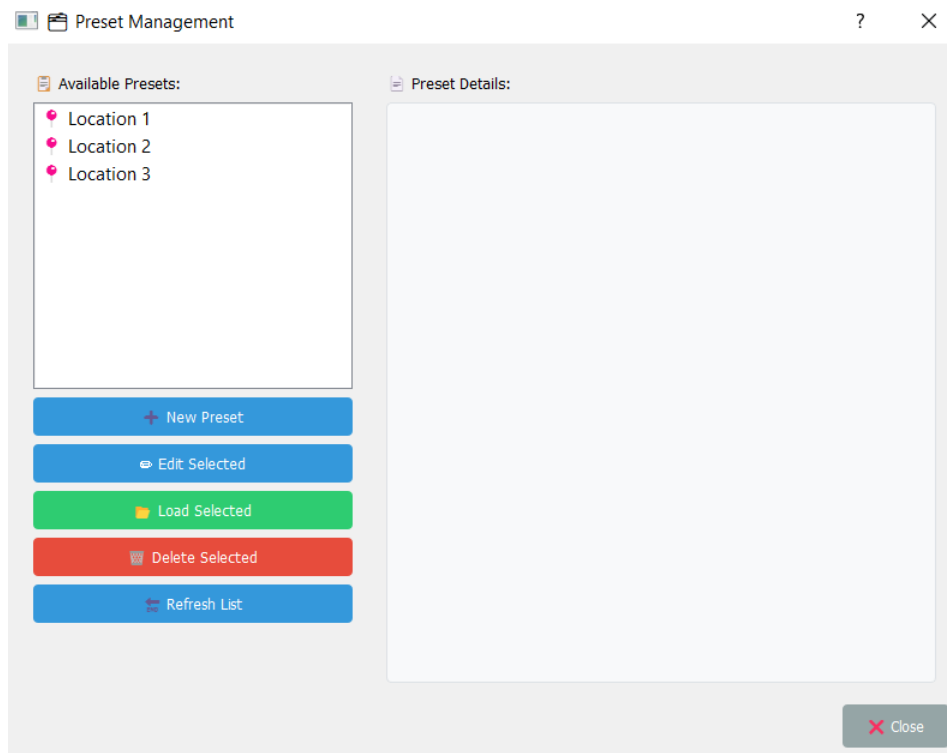
2. Στο παράθυρο διαλόγου που εμφανίζεται, επιλέγει το αρχείο βίντεο στο οποίο θα πραγματοποιηθεί η καταμέτρηση.

3. Το σύστημα δίνει τη δυνατότητα επιλογής μεταξύ δύο εναλλακτικών [Εικόνα 35]:



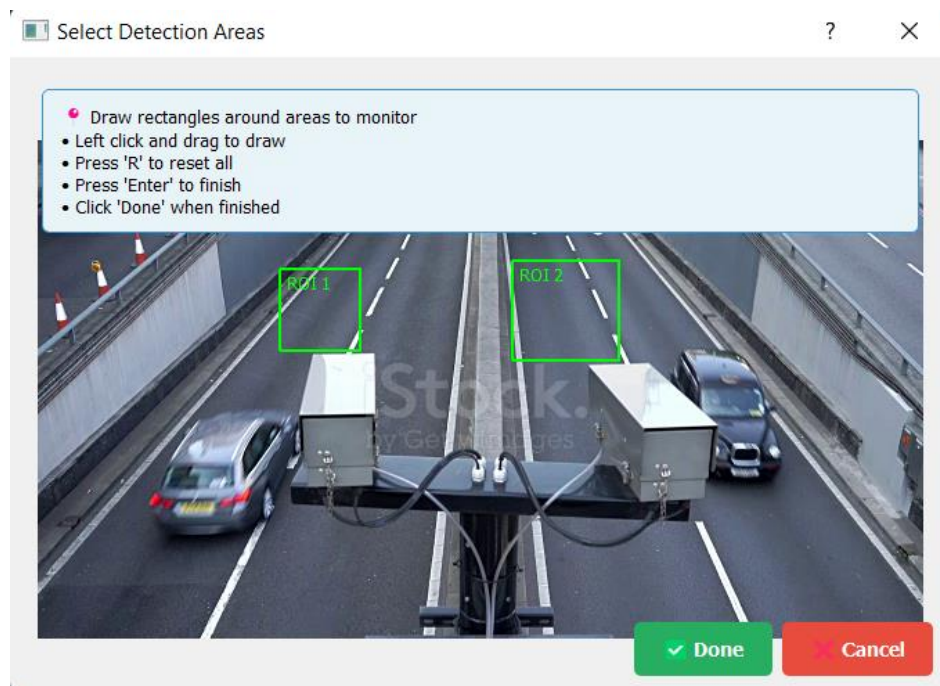
Εικόνα 35 Μενού επιλογής χρήσης αποθηκευμένων ρυθμίσεων

- Χρήση preset: Ο χρήστης επιλέγει ένα από τα ήδη αποθηκευμένα, τα οποία περιλαμβάνουν έτοιμες παραμέτρους ανίχνευσης και παρακολούθησης σε περιοχές ενδιαφέροντος [Εικόνα 36].



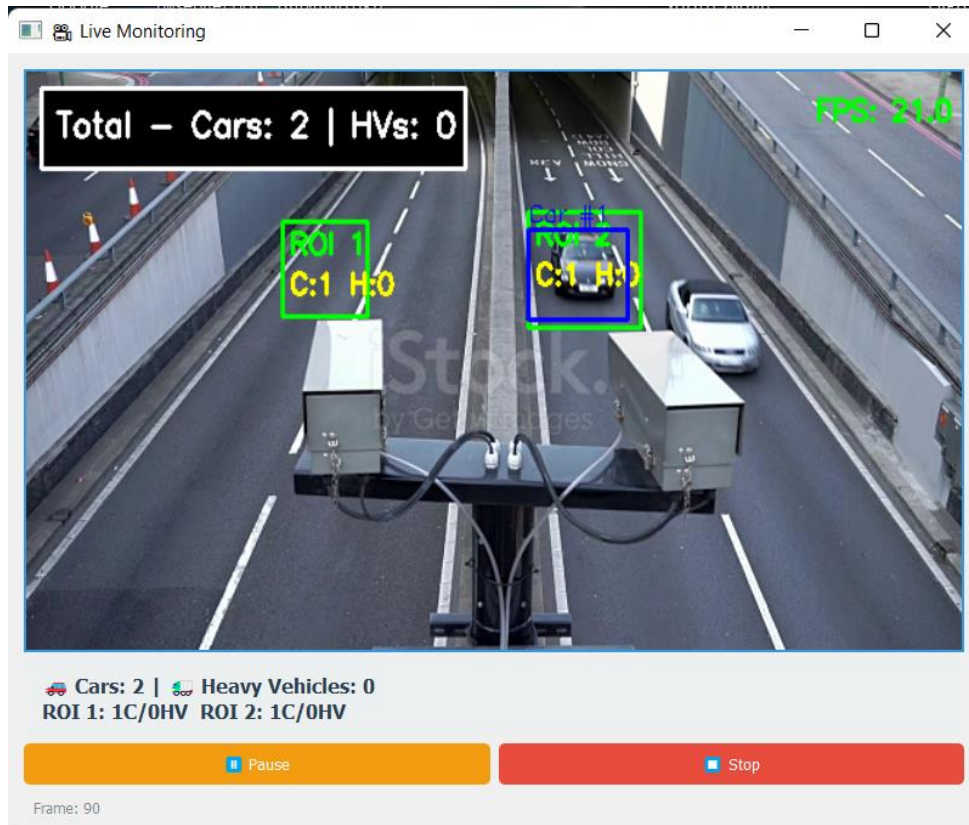
Εικόνα 36 Μενού επιλογής και επεξεργασίας αποθηκευμένων ρυθμίσεων

- Χειροκίνητος ορισμός ROIs: Ο χρήστης καθορίζει τις περιοχές ενδιαφέροντος (ROIs) στο βίντεο και οριστικοποιεί την επιλογή του [Εικόνα 37].



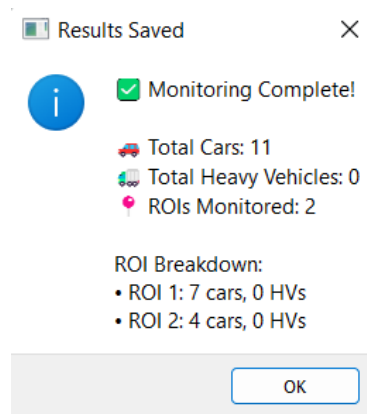
Εικόνα 37 Ορισμός περιοχών ενδιαφέροντος από τον χρήστη

4. Κατά τη διάρκεια της διαδικασίας καταμέτρησης, το σύστημα εφαρμόζει τον αλγόριθμο ανίχνευσης και παρακολούθησης οχημάτων. Ο χρήστης έχει τη δυνατότητα να παρακολουθεί την εξέλιξη σε πραγματικό χρόνο των αποτελεσμάτων επάνω στο βίντεο [Εικόνα 38], με εμφανείς δείκτες, όπως πλαίσια ανίχνευσης, μετρητές και αναγνωριστικά.



Εικόνα 38 Μενού παρατήρησης διαδικασίας καταμέτρησης

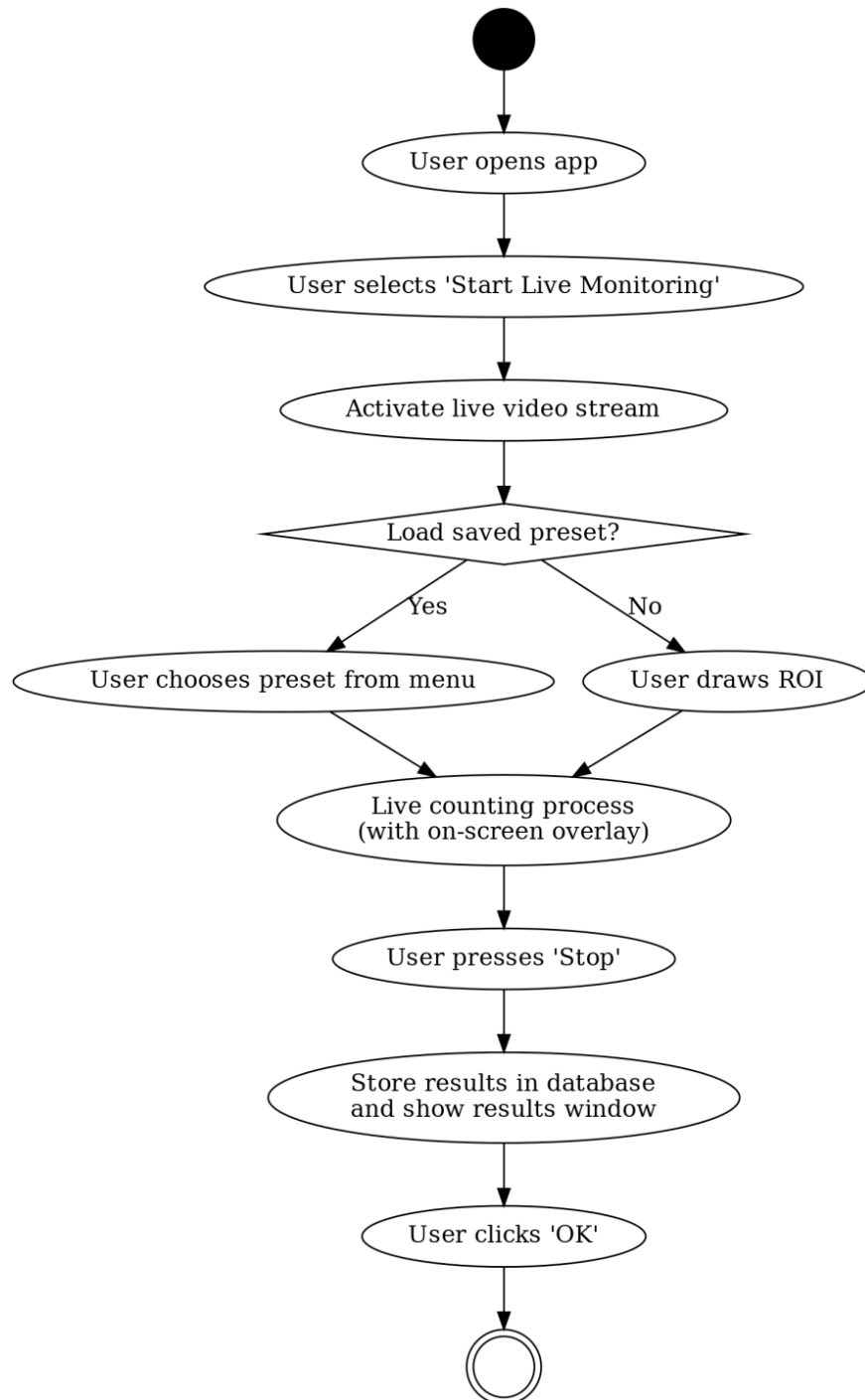
5. Με την ολοκλήρωση της καταμέτρησης, εμφανίζεται το τελικό παράθυρο αποτελεσμάτων [Εικόνα 39]. Τα δεδομένα αποθηκεύονται στη βάση και παρουσιάζονται στον χρήστη με συγκεντρωτικούς δείκτες. Μετά την επιβεβαίωση (με το κουμπί OK), ο χρήστης επιστρέφει στο κεντρικό μενού.



Εικόνα 39 Αποτελέσματα παρακολούθησης

4.5.2 Καταμέτρηση σε Πραγματικό Χρόνο

Η συγκεκριμένη περίπτωση χρήσης αφορά τη λήψη δεδομένων απευθείας από ζωντανή ροή βίντεο, με σκοπό την ανίχνευση, παρακολούθηση και καταμέτρηση των οχημάτων που εμφανίζονται σε προκαθορισμένες περιοχές ενδιαφέροντος. Ακολουθεί το διάγραμμα ροής της περίπτωσης χρήσης (Διάγραμμα 6).



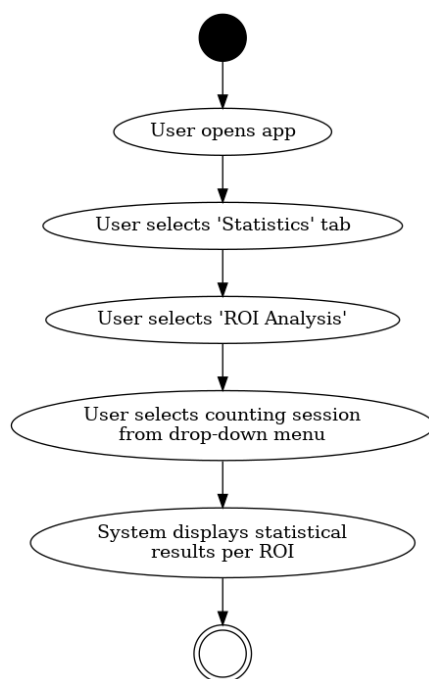
Διάγραμμα 6 Διάγραμμα ροής περίπτωσης χρήσης 2

Στη συνέχεια, παρουσιάζεται βήμα προς βήμα η διαδικασία καταμέτρησης:

1. Ο χρήστης, από το κεντρικό μενού της εφαρμογής, επιλέγει την εντολή Start Webcam.
2. Το σύστημα ενεργοποιεί τη ζωντανή ροή βίντεο από την επιλεγμένη κάμερα και δίνει τη δυνατότητα επιλογής μεταξύ δύο εναλλακτικών:
 - Χρήση preset: Ο χρήστης επιλέγει ένα από τα ήδη αποθηκευμένα presets, τα οποία περιλαμβάνουν έτοιμες παραμέτρους και περιοχές ενδιαφέροντος.
 - Χειροκίνητος ορισμός ROIs: Ο χρήστης καθορίζει τις περιοχές ενδιαφέροντος (ROIs) στο βίντεο και οριστικοποιεί την επιλογή του.
3. Κατά τη διάρκεια της διαδικασίας καταμέτρησης, το σύστημα εφαρμόζει σε πραγματικό χρόνο τον αλγόριθμο ανίχνευσης και παρακολούθησης οχημάτων.
4. Η διαδικασία συνεχίζεται μέχρι ο χρήστης να πατήσει το κουμπί Stop.
5. Το σύστημα αποθηκεύει τα συγκεντρωτικά δεδομένα στη βάση και παρουσιάζει στον χρήστη το τελικό παράθυρο αποτελεσμάτων.

4.5.3 Προβολή Αποτελεσμάτων Τελευταίας Καταμέτρησης

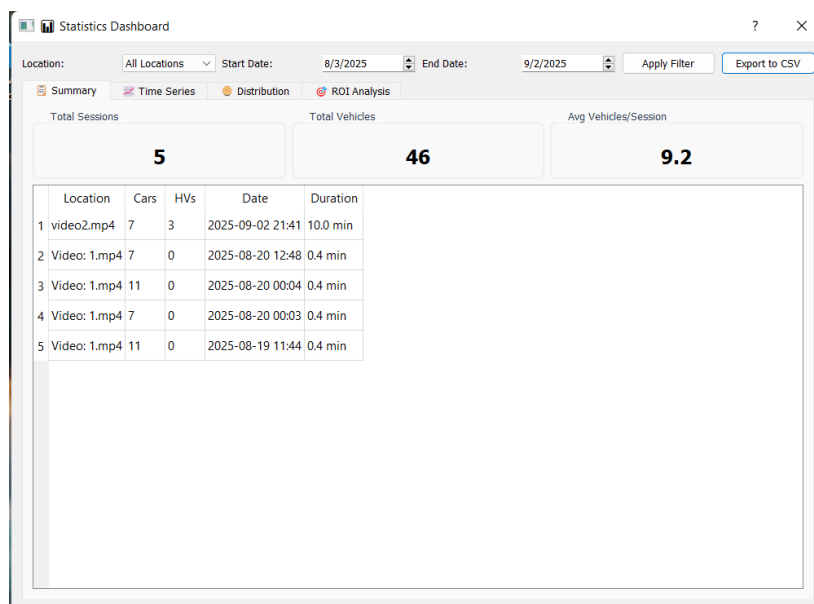
Η συγκεκριμένη περίπτωση χρήσης αφορά την εμφάνιση των αποτελεσμάτων της πιο πρόσφατης συνεδρίας καταμέτρησης, με σκοπό την ανάλυση και την εξαγωγή στατιστικών στοιχείων ανά περιοχή ενδιαφέροντος. Ακολουθεί το διάγραμμα ροής της περίπτωσης χρήσης (Διάγραμμα 7).



Διάγραμμα 7 Διάγραμμα ροής περίπτωσης χρήσης 3

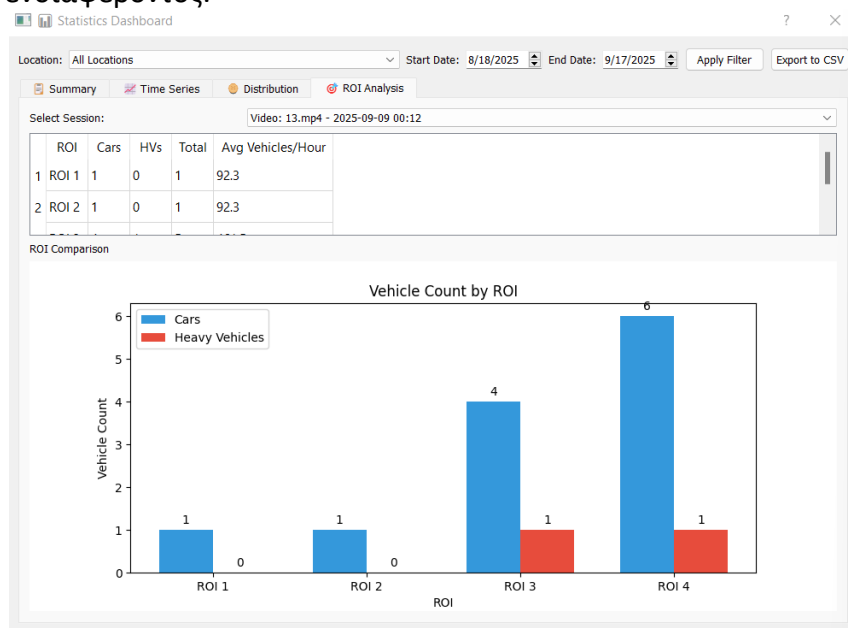
Ακολουθεί, βήμα προς βήμα, η διαδικασία για την προβολή των αποτελεσμάτων:

1. Ο χρήστης, από το κεντρικό μενού της εφαρμογής, μεταβαίνει στην καρτέλα Statistics.
2. Από το κύριο μενού των στατιστικών, επιλέγει την καρτέλα ROI Analysis [Εικόνα 40].



Εικόνα 40 Κεντρικό μενού στατιστικών

3. Στη συνέχεια, από το drop-down μενού, επιλέγει τη συνεδρία καταμέτρησης που επιθυμεί να προβάλει.
4. Το σύστημα εμφανίζει τη στατιστική απεικόνιση των αποτελεσμάτων της επιλεγμένης συνεδρίας καταμέτρησης [Εικόνα 41], οργανωμένα ανά περιοχή ενδιαφέροντος.



Εικόνα 41 Στατιστική απεικόνιση αποτελεσμάτων ενδιαφέροντος

4.6 Σύνοψη Κεφαλαίου

Στο κεφάλαιο παρουσιάστηκε η αρχιτεκτονική της εφαρμογής καταμέτρησης: είσοδοι και έξοδοι, λειτουργικές και μη λειτουργικές απαιτήσεις, καθώς και οι ελάχιστες απαιτήσεις συστήματος. Αναλύθηκαν οι βασικές κλάσεις του λογισμικού, ο σχεδιασμός της βάσης δεδομένων και το γραφικό περιβάλλον χρήστη. Τέλος, περιγράφηκαν τρεις κύριες περιπτώσεις χρήσης: καταμέτρηση από αποθηκευμένο βίντεο, καταμέτρηση σε πραγματικό χρόνο και προβολή, ανάλυση αποτελεσμάτων. Στο επόμενο κεφάλαιο εξετάζεται η ευχρηστία της εφαρμογής και η εγκυρότητα των μετρήσεων των συνεδριών καταμέτρησης, με στόχο να αξιολογηθεί η πρακτική αξιοπιστία και η χρηστική αξία του συστήματος.

Κεφάλαιο 5

Διερεύνηση Ευχρηστίας και Έλεγχος Εγκυρότητας Μετρήσεων

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζεται η εμπειρική αξιολόγηση της εφαρμογής μέσω μιας μικρής κλίμακας έρευνας με τη συμμετοχή δέκα χρηστών. Αρχικά, εξετάζεται η ευχρηστία της εφαρμογής βάσει των εμπειριών και παρατηρήσεων των συμμετεχόντων, με στόχο την ανάδειξη πλεονεκτημάτων και πιθανών σημείων βελτίωσης. Στη συνέχεια, πραγματοποιείται έλεγχος της εγκυρότητας των μετρήσεων που παράγει η εφαρμογή, ώστε να διασφαλιστεί η αξιοπιστία και η ακρίβεια των αποτελεσμάτων. Τα συμπεράσματα που προκύπτουν συμβάλλουν στην τεκμηριωμένη αποτίμηση της συνολικής λειτουργικότητας και αξιοπιστίας της εφαρμογής.

5.1 Αξιολόγηση Ευχρηστίας μέσω Ερωτηματολογίων

5.1.1 Μεθοδολογία

Η παρούσα έρευνα πραγματοποιήθηκε σύμφωνα με τις αρχές της ηθικής και δεοντολογίας της έρευνας, όπως ορίζονται από τον κανονισμό της επιτροπής ηθικής και δεοντολογίας έρευνας του πανεπιστημίου δυτικής Μακεδονίας⁽¹⁾. Εξασφαλίστηκε ο σεβασμός της αυτονομίας και της αξιοπρέπειας των συμμετεχόντων, η προστασία των προσωπικών δεδομένων τους και η πλήρης ενημέρωση σχετικά με τον σκοπό και τη διαδικασία της μελέτης. Η συμμετοχή ήταν απολύτως εθελοντική, με δυνατότητα αποχώρησης σε οποιοδήποτε στάδιο, διασφαλίζοντας έτσι τη διαφάνεια και την αξιοπιστία της ερευνητικής διαδικασίας.

Η αξιολόγηση ευχρηστίας μιας εφαρμογής μπορεί να βασιστεί όχι μόνο σε αντικειμενικές μετρήσεις, αλλά και στην υποκειμενική εμπειρία των χρηστών. Τα ερωτηματολόγια αποτελούν καθιερωμένη μεθοδολογία, καθώς αποτυπώνουν την αντιλαμβανόμενη ευκολία χρήσης, την ικανοποίηση και τη συνολική εμπειρία με αξιόπιστο τρόπο [55]. Τυποποιημένα εργαλεία, όπως το System Usability Scale (SUS) και το User Experience Questionnaire (UEQ), επιτρέπουν την ποσοτικοποίηση της ευχρηστίας και τη σύγκριση αποτελεσμάτων μεταξύ διαφορετικών εφαρμογών [56],[57]. Συνεπώς, η χρήση ερωτηματολογίων συνιστά σημαντικό συμπλήρωμα στις παρατηρησιακές μεθόδους.

(1) Επιτροπή Ηθικής και Δεοντολογίας της Έρευνας, Κανονισμός Αρχών και Λειτουργίας ΕΗΔΕ ΠΔΜ, Πανεπιστήμιο Δυτικής Μακεδονίας, 2018

Για την αξιολόγηση της ευχρηστίας της εφαρμογής πραγματοποιήθηκε εμπειρική μελέτη με τη συμμετοχή δέκα (10) χρηστών. Οι συμμετέχοντες κλήθηκαν να εκτελέσουν τρία σενάρια χρήσης τα οποία σχεδιάστηκαν ώστε να καλύψουν τις κύριες λειτουργίες της εφαρμογής:

- **Σενάριο 1:** Καταμέτρηση από βίντεο χωρίς χρήση preset, με χειροκίνητη σχεδίαση δύο περιοχών ενδιαφέροντος.
- **Σενάριο 2:** Καταμέτρηση από αποθηκευμένο βίντεο με χρήση ήδη αποθηκευμένου preset, με πολλαπλές περιοχές ενδιαφέροντος.
- **Σενάριο 3:** Προβολή στατιστικών της τελευταίας καταμέτρησης και εύρεση του αριθμού οχημάτων ανά περιοχή ενδιαφέροντος.

Η επιλογή των σεναρίων έγινε ώστε να καλυφθούν τόσο οι διαδικασίες εισαγωγής δεδομένων (σχεδίαση περιοχών, χρήση preset), όσο και η ανάλυση/παρουσίαση αποτελεσμάτων (στατιστικά καταμετρήσεων). Έτσι, εξασφαλίζεται μια σφαιρική αποτύπωση της εμπειρίας χρήσης.

Μετά την ολοκλήρωση κάθε σεναρίου, οι χρήστες μετά την πραγματοποίηση των σεναρίων συμπλήρωσαν ένα ερωτηματολόγιο με κλίμακες Likert (1–5) που αποτύπωναν:

- την ευκολία εκτέλεσης
- την κατανόηση των οδηγιών
- την αντιλαμβανόμενη ευχρηστία
- την ικανοποίηση από τη διαδικασία
- καθώς και μια ερώτηση αυτο-αξιολόγησης επιτυχίας του σεναρίου (Ναι/Όχι)

Η συγκεκριμένη μεθοδολογία επιτρέπει τον συνδυασμό αντικειμενικών μετρήσεων (επιτυχία ολοκλήρωσης) και υποκειμενικών αξιολογήσεων (ευκολία, ικανοποίηση), όπως προτείνεται και στη διεθνή βιβλιογραφία [55].

5.1.2 Αποτελέσματα Ανά Σενάριο

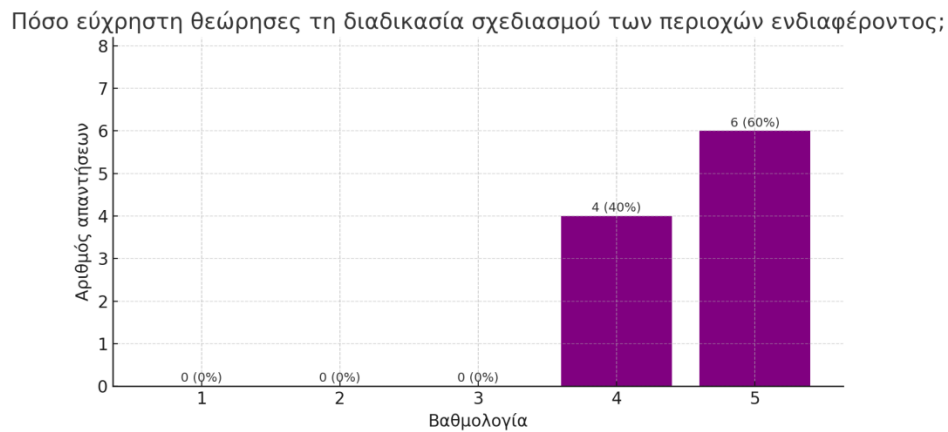
Σενάριο 1 – Καταμέτρηση χωρίς preset

Οι χρήστες αξιολόγησαν τη διαδικασία ως πολύ εύκολη ($MO=4,9/5$) και τις οδηγίες ως κατανοητές ($MO=4,9/5$). Η αντιλαμβανόμενη ευχρηστία της σχεδίασης περιοχών έλαβε υψηλή βαθμολογία ($MO=4,6/5$). Όλοι οι συμμετέχοντες (100%) δήλωσαν ότι ολοκλήρωσαν επιτυχώς το ζητούμενο. Η περιορισμένη διασπορά στις απαντήσεις υποδηλώνει ότι η εμπειρία χρήσης ήταν ομοιόμορφη μεταξύ των συμμετεχόντων.

Τα παραπάνω ευρήματα αποτυπώνονται συνοπτικά στα επόμενα διαγράμματα: στο Διάγραμμα 8 σχετικά με την ευκολία εκκίνησης και ολοκλήρωσης της διαδικασίας, στο Διάγραμμα 9 για την ευχρηστία του σχεδιασμού περιοχών ενδιαφέροντος, στο Διάγραμμα 10 για την επιτυχή ολοκλήρωση του ζητούμενου έργου, και στο Διάγραμμα 11 για τις δυσκολίες που ενδέχεται να αντιμετωπίστηκαν.

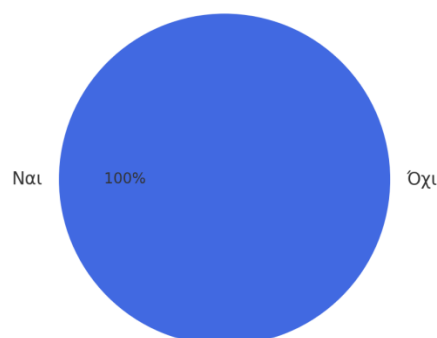


Διάγραμμα 8 Κατανομή απαντήσεων στην ερώτηση «Πόσο εύκολο ήταν να ξεκινήσεις και να ολοκληρώσεις τη διαδικασία;»



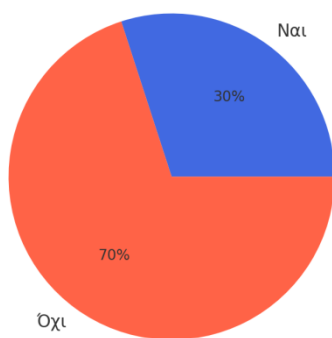
Διάγραμμα 9 Κατανομή απαντήσεων στην ερώτηση «Πόσο εύχρηστη θεώρησες τη διαδικασία σχεδιασμού των περιοχών ενδιαφέροντος;»

Θεωρείς ότι ολοκλήρωσες επιτυχώς το ζητούμενο της εργασίας;



Διάγραμμα 10 Κατανομή απαντήσεων στην ερώτηση «Πόσο εύκολο ήταν να ξεκινήσεις και να ολοκληρώσεις τη διαδικασία;»

Αντιμετώπισες κάποια δυσκολία κατά τον σχεδιασμό των περιοχών ενδιαφέροντος;



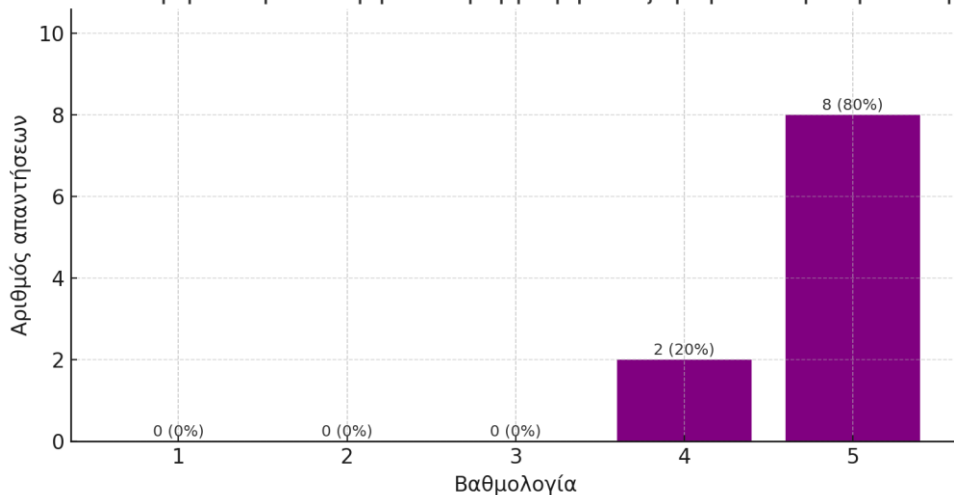
Διάγραμμα 11 Κατανομή απαντήσεων στην ερώτηση «Αντιμετώπισες κάποια δυσκολία κατά τον σχεδιασμό των περιοχών ενδιαφέροντος;»

Σενάριο 2 – Καταμέτρηση με preset

Η επιλογή και εφαρμογή preset αξιολογήθηκε ως εύκολη ($MO=4,8/5$), ενώ η αντιλαμβανόμενη ταχύτητα σε σχέση με τη χειροκίνητη διαδικασία κρίθηκε θετική ($MO=4,6/5$). Η ικανοποίηση από τη χρήση preset ήταν επίσης υψηλή ($MO=4,8/5$). Όλοι οι συμμετέχοντες δήλωσαν επιτυχία στο task. Το αποτέλεσμα δείχνει ότι η λειτουργία preset συμβάλλει στην αύξηση της αποδοτικότητας, χωρίς να θυσιάζει την κατανόηση.

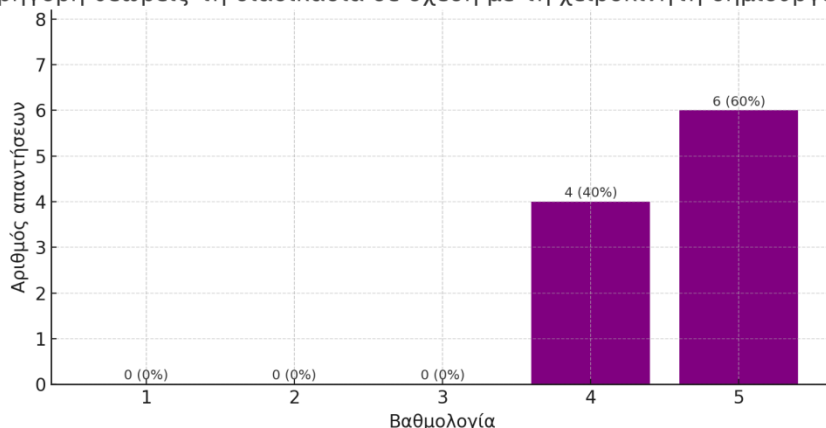
Τα παραπάνω αποτελέσματα αποτυπώνονται στα επόμενα διαγράμματα: στο Διάγραμμα 12 σχετικά με την ευκολία επιλογής και εφαρμογής ενός αποθηκευμένου preset και στο Διάγραμμα 13 αναφορικά με την ταχύτητα της διαδικασίας σε σύγκριση με τη χειροκίνητη δημιουργία περιοχών.

Πόσο εύκολη ήταν η επιλογή και εφαρμογή ενός ήδη αποθηκευμένου preset;



Διάγραμμα 12 Κατανομή απαντήσεων στην ερώτηση «Πόσο εύκολη ήταν η επιλογή και εφαρμογή ενός ήδη αποθηκευμένου preset;»

Πόσο γρήγορη θεωρείς τη διαδικασία σε σχέση με τη χειροκίνητη δημιουργία περιοχών;



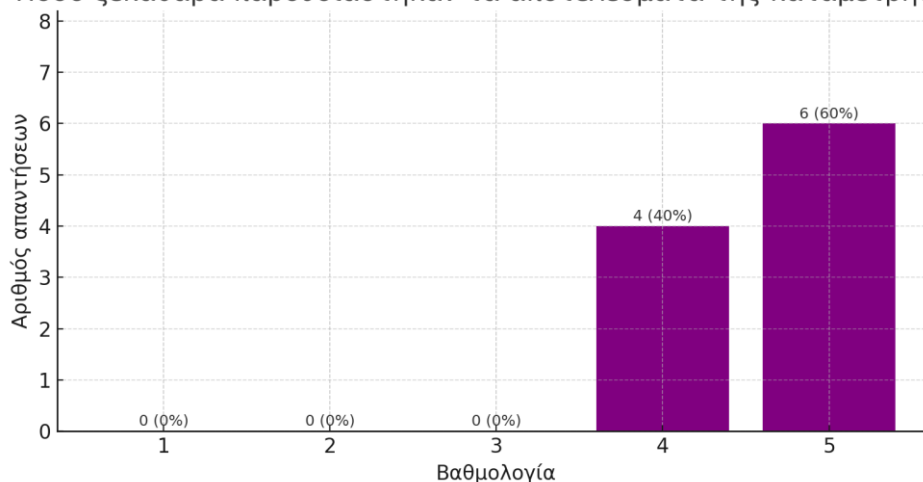
Διάγραμμα 13 Κατανομή απαντήσεων στην ερώτηση «Πόσο γρήγορη θεωρείς τη διαδικασία σε σχέση με τη χειροκίνητη δημιουργία περιοχών;»

Σενάριο 3 – Προβολή στατιστικών

Η πρόσβαση στα στατιστικά κρίθηκε πολύ εύκολη ($MO=5,0/5$), η παρουσίαση ξεκάθαρη ($MO=4,8/5$) και η αναζήτηση οχημάτων ανά περιοχή ιδιαίτερα εύκολη ($MO=4,8/5$). Η συνολική ικανοποίηση έφτασε στο μέγιστο ($MO=5,0/5$). Και σε αυτό το σενάριο, 100% των συμμετεχόντων δήλωσαν επιτυχία. Το εύρημα υποδηλώνει ότι η διεπαφή παρουσίασης αποτελεσμάτων είναι ιδιαίτερα φιλική και αποδοτική.

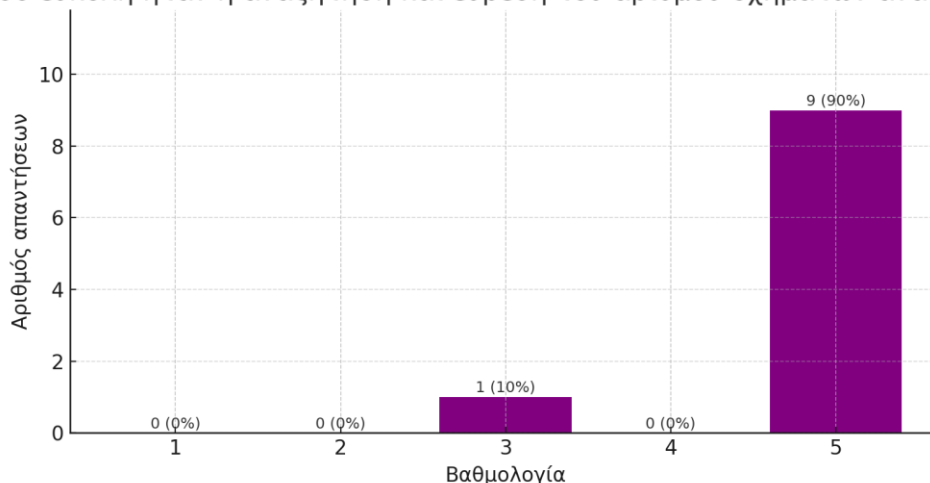
Τα παραπάνω ευρήματα απεικονίζονται στα διαγράμματα που ακολουθούν: στο Διάγραμμα 14 παρουσιάζεται η σαφήνεια της παρουσίασης των αποτελεσμάτων, ενώ στο Διάγραμμα 15 αποτυπώνεται η ευκολία αναζήτησης και εύρεσης του αριθμού οχημάτων ανά περιοχή.

Πόσο ξεκάθαρα παρουσιάστηκαν τα αποτελέσματα της καταμέτρησης;



Διάγραμμα 14 Κατανομή απαντήσεων στην ερώτηση «Πόσο ξεκάθαρα παρουσιάστηκαν τα αποτελέσματα της καταμέτρησης;»

Πόσο εύκολη ήταν η αναζήτηση και εύρεση του αριθμού οχημάτων ανά περιοχή;



Διάγραμμα 15 Κατανομή απαντήσεων στην ερώτηση «Πόσο εύκολη ήταν η αναζήτηση και εύρεση του αριθμού οχημάτων ανά περιοχή;»

5.1.3 Συμπεράσματα Ερωτηματολογίου

Η συνολική εικόνα από την ανάλυση των απαντήσεων δείχνει ότι η εφαρμογή αξιολογήθηκε ομοιόμορφα θετικά και στα τρία σενάρια χρήσης. Οι μέσοι όροι των αξιολογήσεων κυμάνθηκαν από 4,6 έως 5,0 σε κλίμακα Likert (1–5), γεγονός που αποτυπώνει την αντιλαμβανόμενη ευκολία, αποδοτικότητα και ικανοποίηση των χρηστών.

Οι δείκτες που προέκυψαν αποτυπώνουν τις τρεις βασικές διαστάσεις ευχρηστίας του προτύπου ISO 9241-11:

- **Effectiveness (Αποτελεσματικότητα):** 100% των συμμετεχόντων ολοκλήρωσαν επιτυχώς τα ζητούμενα tasks.
- **Efficiency (Αποδοτικότητα):** οι μέσες τιμές ευκολίας και ταχύτητας κυμάνθηκαν σε πολύ υψηλά επίπεδα.
- **Satisfaction (Ικανοποίηση):** οι συμμετέχοντες εξέφρασαν ιδιαίτερα υψηλό βαθμό ικανοποίησης.

Η συνέπεια των απαντήσεων, σε συνδυασμό με τη μικρή διασπορά στις τιμές, ενισχύει την αξιοπιστία των συμπερασμάτων. Συνολικά, η εφαρμογή χαρακτηρίζεται ως εύχρηστη, αποδοτική και ικανοποιητική, επιβεβαιώνοντας ότι ανταποκρίνεται πλήρως στις αρχές του ISO 9241-11 [58].

Στον πίνακα 10 που ακολουθεί παρουσιάζονται συγκεντρωτικά οι δείκτες ευχρηστίας για κάθε σενάριο, αποτυπώνοντας την αποτελεσματικότητα, την αποδοτικότητα και την ικανοποίηση των χρηστών.

Πίνακας 10 Δείκτες Ευχρηστίας ανά Σενάριο

Σενάριο	Effectiveness (%)	Efficiency (mean score)	Satisfaction (mean score)
Σενάριο 1	100	4.9	4.6
Σενάριο 2	100	4.6	4.8
Σενάριο 3	100	5.0	5.0

5.1.4 Περιορισμοί της Έρευνας

Παρά τα θετικά αποτελέσματα που προέκυψαν, η παρούσα μελέτη συνοδεύεται από ορισμένους περιορισμούς, οι οποίοι πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά την ερμηνεία των συμπερασμάτων. Πρώτον, το μέγεθος δείγματος (N=10) είναι περιορισμένο, γεγονός που δεν επιτρέπει την πλήρη γενίκευση των ευρημάτων σε ευρύτερους πληθυσμούς χρηστών. Δεύτερον, η συλλογή δεδομένων βασίστηκε σε υποκειμενικές αξιολογήσεις. Τρίτον, η αξιολόγηση επικεντρώθηκε αποκλειστικά σε τρία αντιπροσωπευτικά σενάρια χρήσης, χωρίς να καλύπτει όλες τις λειτουργικές δυνατότητες της εφαρμογής. Παρά τους παραπάνω περιορισμούς, η συνέπεια και η ομοιομορφία των απαντήσεων παρέχουν ισχυρές ενδείξεις για την καλή ευχρηστία της εφαρμογής και υποδεικνύουν ότι τα αποτελέσματα είναι αξιόπιστα ως αρχική αποτίμηση.

5.2 Πειραματική Διαδικασία για τον Έλεγχο Εγκυρότητας Μετρήσεων

Για την αποτίμηση της εγκυρότητας των μετρήσεων της εφαρμογής εφαρμόστηκε διαδικασία σύγκρισης των αποτελεσμάτων της με μια ανεξάρτητη χειροκίνητη καταμέτρηση από βίντεο (ground truth).

Οι δοκιμές πραγματοποιήθηκαν σε προσωπικό υπολογιστή με τα ακόλουθα τεχνικά χαρακτηριστικά:

- **Λειτουργικό σύστημα:** Windows 11 (64-bit)
- **Επεξεργαστής:** Intel(R) Core(TM) i7-4790K CPU @ 4.00 GHz
- **Μνήμη RAM:** 8 GB
- **Κάρτα γραφικών:** NVIDIA GeForce GTX 1050 Ti (4 GB VRAM)

Η αναφορά του πειραματικού περιβάλλοντος είναι κρίσιμη, καθώς διασφαλίζει την αναπαραγωγιμότητα των αποτελεσμάτων και περιορίζει την πιθανότητα επηρεασμού της ακρίβειας από εξωτερικούς τεχνολογικούς παράγοντες.

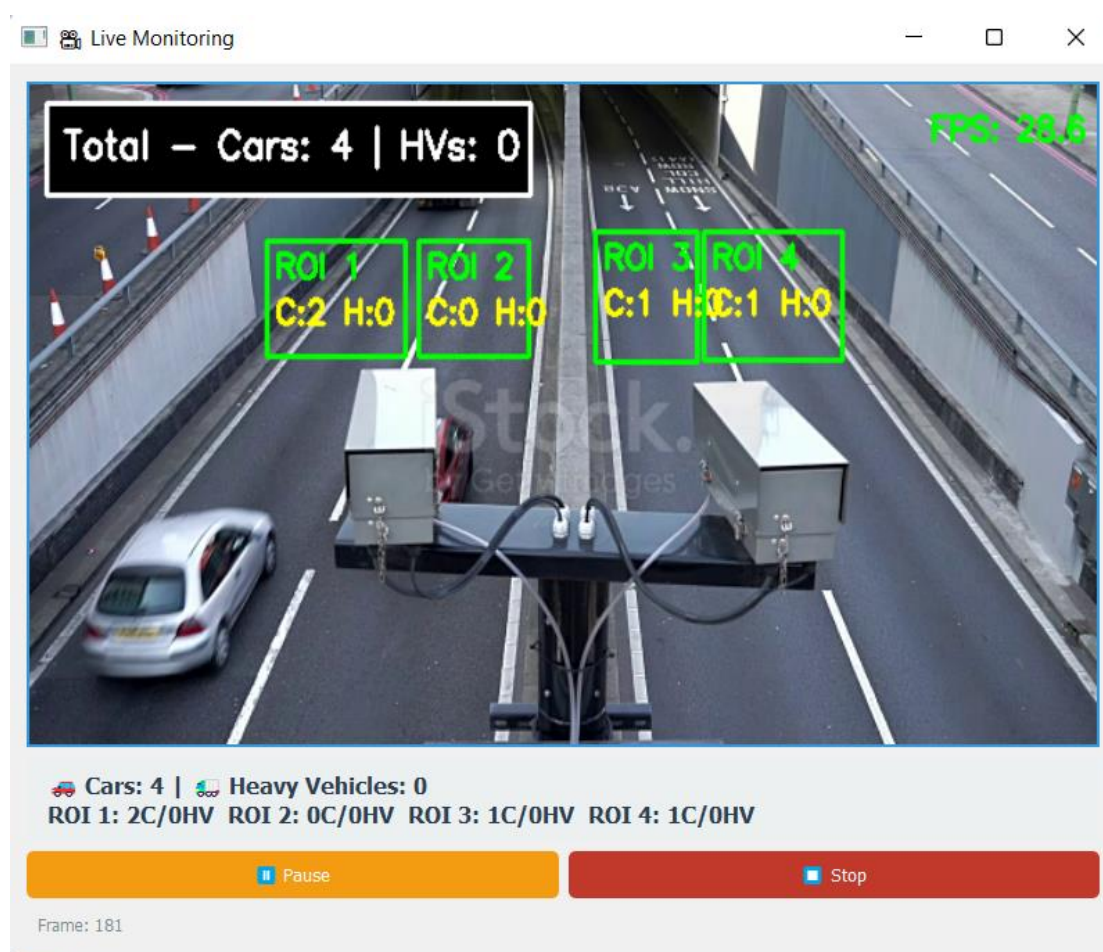
Η διαδικασία υλοποιήθηκε με την επιλογή αντιπροσωπευτικών βίντεο οδικής κυκλοφορίας. Για κάθε βίντεο πραγματοποιήθηκε χειροκίνητη καταμέτρηση των οχημάτων μέσω οπτικής παρακολούθησης, η οποία αποτέλεσε το σημείο αναφοράς

(ground truth). Τα ίδια δεδομένα υποβλήθηκαν έπειτα σε ανάλυση από την εφαρμογή, ώστε να παραχθούν οι αυτόματες μετρήσεις.

Η σύγκριση χειροκίνητων και αυτόματων μετρήσεων κατέστησε εφικτό τον ποσοτικό υπολογισμό της ακρίβειας. Η αξιολόγηση των διαφορών πραγματοποιήθηκε με τη χρήση μετρικών, όπως η απόλυτη απόκλιση (Absolute Error), το σχετικό σφάλμα (Relative Error %) και ο συντελεστής συσχέτισης (r), οι οποίες αποτελούν καθιερωμένους δείκτες εγκυρότητας σε πειραματικά πλαίσια.[59],[60].

5.2.1 Διαδικασία Πειραματικής Μελέτης

Η εφαρμογή δοκιμάστηκε σε βίντεο διαφορετικών συνθηκών εισόδου και αναλύσεων, με στόχο την αποτίμηση της εγκυρότητας των μετρήσεων σε ρεαλιστικά σενάρια. Οι περιοχές ενδιαφέροντος (ROIs) τοποθετήθηκαν αποκλειστικά πάνω στο οδόστρωμα, ώστε να μην περιλαμβάνουν σταθμευμένα οχήματα [Εικόνα 42]. Επιπλέον, οι ROIs τοποθετήθηκαν διαδοχικά και συνορεύουσες μεταξύ τους, καλύπτοντας το σύνολο του οδοστρώματος, χωρίς γεωμετρικές αλληλεπικαλύψεις.



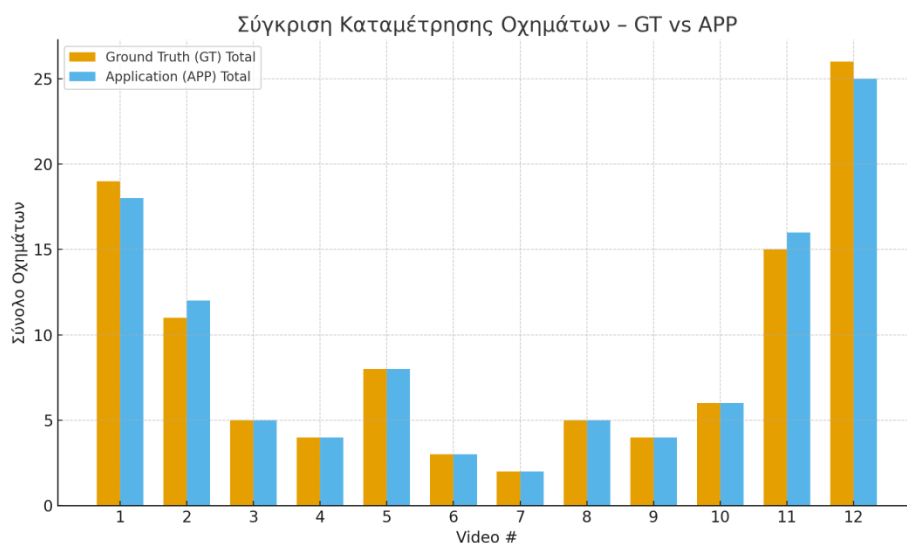
Εικόνα 42 Παράδειγμα τοποθέτησης ζωνών ενδιαφέροντος

Η συγκεκριμένη διάταξη μειώνει την πιθανότητα επανειλημμένης καταμέτρησης, δεν την εξαλείφει όμως πλήρως, καθώς σε περιπτώσεις αλλαγής λωρίδας το ίδιο όχημα ενδέχεται να μετρηθεί σε περισσότερα του ενός ROI. Το γεγονός αυτό μπορεί να οδηγήσει σε υπερεκτίμηση (false positives) και αποτυπώνεται στους δείκτες σφάλματος που ακολουθούν.

Στον Πίνακα 11 και στο Διάγραμμα 16 παρουσιάζονται συγκριτικά τα αποτελέσματα καταμέτρησης οχημάτων που προέκυψαν από τη χειροκίνητη παρατήρηση (Ground Truth – GT) και την εφαρμογή (APP). Η σύγκριση περιλαμβάνει βίντεο διαφορετικής ανάλυσης, ώστε να αξιολογηθεί η ακρίβεια των μετρήσεων σε ρεαλιστικά σενάρια. Για κάθε βίντεο καταγράφεται τόσο ο αριθμός των επιβατικών και βαρέων οχημάτων όσο και το συνολικό πλήθος. Η παρουσίαση αυτή επιτρέπει την άμεση αντιπαραβολή των αποτελεσμάτων και τη διερεύνηση τυχόν αποκλίσεων ανάμεσα στις δύο μεθόδους, προσφέροντας μια σαφή εικόνα της αξιοπιστίας της εφαρμογής.

Πίνακας 11 Αποτελέσματα Καταμέτρησης από Χειροκίνητη Παρατήρηση (GT) και Εφαρμογή (APP)

Video	Resolution	GT Cars	GT Heavy	APP Cars	APP Heavy	GT Total	APP Total
Video 1	640x360	19	0	18	0	19	18
Video 2	960x540	11	0	12	0	11	12
Video 3	1920x1080	5	0	5	0	5	5
Video 4	1920x1080	4	0	4	0	4	4
Video 5	1920x1080	8	0	8	0	8	8
Video 6	1920x1080	2	1	2	1	3	3
Video 7	1920x1080	2	0	2	0	2	2
Video 8	1920x1080	5	0	5	0	5	5
Video 9	1920x1080	4	0	4	0	4	4
Video 10	1920x1080	5	1	6	0	6	6
Video 11	1920x1080	12	3	13	3	15	16
Video 12	960x540	26	0	24	1	26	25

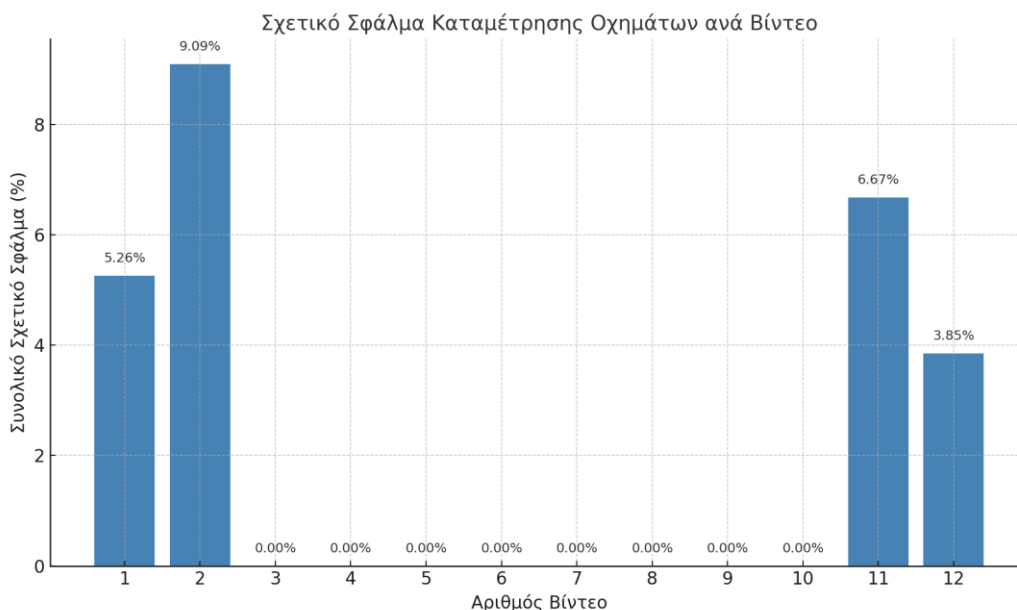


Διάγραμμα 16 Σύγκριση GT και APP (σύνολο οχημάτων)

Στον Πίνακα 12 παρουσιάζονται αναλυτικά οι δείκτες σφαλμάτων καταμέτρησης ανά βίντεο, τόσο για τα επιβατικά όσο και για τα βαρέα οχήματα, καθώς και για το συνολικό πλήθος. Οι δείκτες αποτυπώνουν τις απόλυτες και σχετικές αποκλίσεις μεταξύ των μετρήσεων της εφαρμογής και των τιμών αναφοράς (GT). Παρατηρείται ότι στις περισσότερες περιπτώσεις το σφάλμα είναι μηδενικό, γεγονός που καταδεικνύει την υψηλή ακρίβεια της εφαρμογής. Οι αποκλίσεις περιορίζονται σε συγκεκριμένα βίντεο, ενώ τα ποσοστά σφάλματος παραμένουν σε χαμηλά επίπεδα. Συμπληρωματικά, στο Διάγραμμα 17 παρουσιάζεται το σχετικό σφάλμα ανά βίντεο για το συνολικό πλήθος οχημάτων, επιτρέποντας την άμεση οπτική σύγκριση και την εύκολη εντόπιση των περιπτώσεων με μεγαλύτερη απόκλιση.

Πίνακας 12 Δείκτες Σφαλμάτων Καταμέτρησης

Βίντεο	Diff Cars	Abs. Error Cars	Rel. Error % Cars	Diff Heavy	Abs. Error Heavy	Rel. Error % Heavy	Diff Total	Abs. Error Total	Rel. Error % Total
Video 1	-1	1	5.26	0	0	0.00	-1	1	5.26
Video 2	1	1	9.09	0	0	0.00	1	1	9.09
Video 3	0	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00
Video 4	0	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00
Video 5	0	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00
Video 6	0	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00
Video 7	0	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00
Video 8	0	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00
Video 9	0	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00
Video 10	1	1	20.00	-1	1	100.00	0	0	0.00
Video 11	1	1	8.33	0	0	0.00	1	1	6.67
Video 12	-2	2	7.69	1	1	0.00	-1	1	3.85



Διάγραμμα 17 Σχετικό σφάλμα ανά βίντεο (σύνολο οχημάτων)

5.2.2 Συμπεράσματα Πειραματικής Αξιολόγησης

Η εφαρμογή παρουσίασε συνολικά ικανοποιητική απόδοση στην καταμέτρηση οχημάτων. Το απόλυτο σφάλμα στις περισσότερες περιπτώσεις περιορίζεται μεταξύ 0 και 2 οχημάτων, ενώ ο μέσος όρος του σχετικού σφάλματος για το σύνολο των οχημάτων ανέρχεται περίπου στο 2,07%. Η ακρίβεια των αποτελεσμάτων επηρεάζεται από τη χωροθέτηση και τον ακριβή ορισμό των περιοχών ενδιαφέροντος (ROI), καθώς διαφοροποιήσεις στη θέση και στην έκτασή τους δύνανται να μεταβάλλουν τα αποτελέσματα. Επιπλέον, σε περιπτώσεις εσφαλμένης ανίχνευσης οχημάτων βαρέος τύπου, παρατηρείται συχνά ταξινόμησή τους ως επιβατικά, γεγονός που συμβάλλει στη χαμηλότερη επίδοση της εφαρμογής στην εν λόγω κατηγορία. Παρά τα παραπάνω, η εφαρμογή μπορεί να χαρακτηριστεί αξιόπιστη και χρήσιμη για την εκτίμηση της κυκλοφορίας, με έμφαση στην αποτίμηση του συνολικού αριθμού οχημάτων.

5.3 Ανάλυση SWOT της εφαρμογής καταμέτρησης και κατηγοριοποίησης οχημάτων

Η SWOT ανάλυση (Strengths, Weaknesses, Opportunities, Threats) χρησιμοποιείται ευρέως ως εργαλείο στρατηγικής αξιολόγησης, επιτρέποντας την ολιστική αποτίμηση μιας εφαρμογής τόσο ως προς τα εσωτερικά της χαρακτηριστικά όσο και σε σχέση με το εξωτερικό περιβάλλον. Στην παρούσα εργασία, η μεθοδολογία αυτή εφαρμόστηκε για την εκτίμηση των δυνατών και αδύνατων σημείων της εφαρμογής καταμέτρησης και κατηγοριοποίησης οχημάτων, αλλά και για τον εντοπισμό πιθανών ευκαιριών και απειλών που θα καθορίσουν τη μελλοντική της εξέλιξη.

Strengths

- Χαμηλή κατανάλωση μνήμης RAM (140–390 MB) και προβλέψιμες απαιτήσεις CPU ανά ανάλυση.
- Υποστήριξη εξαγωγής στατιστικών δεδομένων σε πολλαπλές μορφές (CSV, πίνακες, γραφήματα), καθώς και δυνατότητα αποθήκευσης σε βάση δεδομένων.
- Ευελιξία λειτουργίας, καθώς δύναται να επεξεργαστεί τόσο ζωντανές ροές βίντεο με χρήση κάμερας usb όσο και αποθηκευμένα αρχεία.
- Δυνατότητα στοχευμένης καταμέτρησης σε επιλεγμένες περιοχές του οδικού δικτύου μέσω ορισμού ROI (Region of Interest).
- Δημιουργία presets με συγκεκριμένες παραμέτρους ανίχνευσης και αποθηκευμένες περιοχές ενδιαφέροντος (ROIs), που επιτρέπουν επαναληπτική καταμέτρηση χωρίς εκ νέου βαθμονόμηση ή εκτεταμένο re-tuning.

Weaknesses

- Εξάρτηση από τις συνθήκες λήψης (φωτισμός, καιρικές συνθήκες, occlusions).
- Η επεξεργασία βίντεο σε ανάλυση 4K απαιτεί υψηλές υπολογιστικές επιδόσεις (CPUMark $\approx$ 4200) που καθιστά τη λειτουργία σε χαμηλού κόστους edge συσκευές δυσχερή.
- Περιορισμένη κατηγοριοποίηση, καθώς δεν υποστηρίζεται προς το παρόν η ανίχνευση μοτοσυκλετών.
- Ενδεχόμενη ανάγκη βαθμονόμησης της κάμερας (perspective correction) ή αλλαγής παραμέτρων ανίχνευσης ανά σημείο.

Opportunities

- Αυξανόμενη ζήτηση από δήμους, υπηρεσίες συγκοινωνιών και «έξυπνες πόλεις» για αξιόπιστους δείκτες κυκλοφορίας (KPIs).
- Δυνατότητα ενσωμάτωσης σε BI dashboards (Grafana, Power BI) και αξιοποίηση τεχνικών predictive analytics.
- Προοπτική επέκτασης σε ανίχνευση κυκλοφοριακών συμβάντων (παράνομη στάθμευση, αντίθετη πορεία).

Threats

- Η ταχεία πρόοδος μεγάλων γλωσσικών και οπτικών μοντέλων (LLMs, Vision Transformers) που μπορούν να λειτουργούν αποδοτικά σε χαμηλών απαιτήσεων συστήματα.
- Η αυξανόμενη παρουσία ανταγωνιστικών εμπορικών πλατφορμών video analytics με ολοκληρωμένες λειτουργίες.

- Ζητήματα προστασίας προσωπικών δεδομένων (GDPR) που συνδέονται με την καταγραφή εικόνας από δημόσιους χώρους.
- Η ανομοιογένεια πραγματικών συνθηκών (διαφορετικά περιβάλλοντα, γωνίες λήψης, codec εξαρτήσεις) που μπορεί να επηρεάσουν την ακρίβεια.

Στον Πίνακα 13 παρουσιάζονται συνοπτικά τα ευρήματα της ανάλυσης SWOT για την εφαρμογή.

Πίνακας 13 Ανάλυση SWOT της εφαρμογής

Strengths	Weaknesses
1. Χαμηλή κατανάλωση μνήμης RAM (140–390 MB) και προβλέψιμες απαιτήσεις CPU ανά ανάλυση. 2. Υποστήριξη εξαγωγής στατιστικών δεδομένων σε πολλαπλές μορφές (CSV, πίνακες, γραφήματα), καθώς και δυνατότητα αποθήκευσης σε βάση δεδομένων. 3. Ευελιξία λειτουργίας, καθώς δύναται να επεξεργαστεί τόσο ζωντανές ροές βίντεο όσο και αποθηκευμένα αρχεία. 4. Δυνατότητα στοχευμένης καταμέτρησης σε επιλεγμένες περιοχές του οδικού δικτύου μέσω ορισμού ROI (Region of Interest). 5. Δημιουργία presets με συγκεκριμένες παραμέτρους ανίχνευσης και αποθηκευμένες περιοχές ενδιαφέροντος.	1. Εξάρτηση από τις συνθήκες λήψης. 2. Η επεξεργασία βίντεο σε ανάλυση 4K απαιτεί υψηλές υπολογιστικές επιδόσεις 3. Περιορισμένη κατηγοριοποίηση, καθώς δεν υποστηρίζεται προς το παρόν η ανίχνευση μοτοσυκλετών. 4. Ενδεχόμενη ανάγκη βαθμονόμησης της κάμερας ή αλλαγής παραμέτρων ανίχνευσης ανά σημείο.
Opportunities	Threats
1. Αυξανόμενη ζήτηση από δήμους, υπηρεσίες συγκοινωνιών και «έξυπνες πόλεις» για αξιόπιστους δείκτες κυκλοφορίας (KPIs). 2. Δυνατότητα ενσωμάτωσης σε BI dashboards και αξιοποίηση τεχνικών predictive analytics. 3. Προοπτική επέκτασης σε ανίχνευση κυκλοφοριακών συμβάντων (παράνομη στάθμευση, αντίθετη πορεία).	1. Η ταχεία πρόοδος μεγάλων γλωσσικών και οπτικών μοντέλων (LLMs, Vision Transformers) που μπορούν να λειτουργούν αποδοτικά σε χαμηλών απαιτήσεων συστήματα. 2. Η αυξανόμενη παρουσία ανταγωνιστικών εμπορικών πλατφορμών video analytics με ολοκληρωμένες λειτουργίες. 3. Ζητήματα προστασίας προσωπικών δεδομένων (GDPR) που συνδέονται με την καταγραφή εικόνας από δημόσιους χώρους. 4. Η ανομοιογένεια πραγματικών συνθηκών που μπορεί να επηρεάσουν την ακρίβεια.

5.4 Σύνοψη Κεφαλαίου

Συνοψίζοντας, στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάστηκε η αξιολόγηση της εφαρμογής τόσο ως προς την ευχρηστία της μέσω ερωτηματολογίων, όσο και ως προς την εγκυρότητα των μετρήσεών της σε σχέση με χειροκίνητη καταμέτρηση. Επιπλέον, πραγματοποιήθηκε ανάλυση SWOT της εφαρμογής, προκειμένου να αναδειχθούν τα δυνατά και αδύνατα σημεία της, καθώς και οι ευκαιρίες και απειλές που σχετίζονται με τη χρήση της. Τα αποτελέσματα αποδεικνύουν ότι η εφαρμογή συνδυάζει υψηλά επίπεδα ικανοποίησης και αποδοτικότητας για τον χρήστη με αξιόπιστη ακρίβεια μετρήσεων, αναδεικνύοντας τη λειτουργικότητα και τη χρησιμότητά της σε πραγματικά σενάρια. Στο επόμενο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα συνολικά συμπεράσματα που προκύπτουν από την υλοποίηση της παρούσας εργασίας, καθώς και προτάσεις για πιθανές μελλοντικές κατευθύνσεις και βελτιώσεις.

Κεφάλαιο 6

Συμπεράσματα και Μελλοντικές Επεκτάσεις

6.1 Συμπεράσματα

Στο κεφάλαιο αυτό συνοψίζονται τα αποτελέσματα και τα βασικά συμπεράσματα που προέκυψαν από την ανάπτυξη και την αξιολόγηση του συστήματος καταμέτρησης οχημάτων. Κατά την εκπόνηση της διπλωματικής εργασίας, σχεδιάστηκε και υλοποιήθηκε μια εφαρμογή που συνδυάζει φιλικότητα προς τον χρήστη και αξιόπιστη λειτουργία σε πραγματικές συνθήκες λειτουργίας.

Η αξιοποίηση δεδομένων κυκλοφορίας καθίσταται ολοένα και πιο αναγκαία, καθώς οι σύγχρονες κοινωνίες αντιμετωπίζουν αυξανόμενες απαιτήσεις για ασφαλέστερες και ταχύτερες μετακινήσεις. Η αποτελεσματική διαχείριση της κυκλοφορίας συνδέεται άμεσα με τη μείωση των χρόνων αναμονής λόγω συμφόρησης, την ανάπτυξη αποδοτικότερων συστημάτων μεταφορών και τη βελτίωση της συνολικής ποιότητας ζωής. Σε αυτό το πλαίσιο, τα συστήματα καταγραφής και ανάλυσης της οδικής κυκλοφορίας αποτελούν κρίσιμα εργαλεία, καθώς παρέχουν αξιόπιστα δεδομένα που μπορούν να αξιοποιηθούν τόσο σε ερευνητικό όσο και σε πρακτικό επίπεδο.

Η εφαρμογή στηρίχθηκε σε κλασικές μεθόδους ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας. Το γεγονός αυτό αποδεικνύει ότι, παρά την εντυπωσιακή πρόοδο της υπολογιστικής όρασης και των τεχνικών μηχανικής μάθησης, οι παραδοσιακές προσεγγίσεις εξακολουθούν να προσφέρουν αξιόπιστες λύσεις. Τα πλεονεκτήματά τους περιλαμβάνουν μικρότερες απαιτήσεις σε υπολογιστικούς πόρους, διαφάνεια στον τρόπο λειτουργίας και δυνατότητα υλοποίησης σε περιβάλλοντα με περιορισμένες υποδομές.

Η αξιολόγηση του συστήματος, τόσο μέσα από τη συμμετοχή χρηστών όσο και μέσα από πειραματικές μετρήσεις, έδειξε ότι η εφαρμογή είναι εύχρηστη και κατανοητή, παρέχοντας αποτελέσματα που μπορούν να αξιοποιηθούν σε πραγματικές συνθήκες κυκλοφοριακής παρακολούθησης. Συνολικά, η εργασία ανέδειξε τη δυνατότητα δημιουργίας ενός συστήματος που συνδυάζει απλότητα, αποδοτικότητα και αξιοπιστία.

6.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις

Παρά τα θετικά αποτελέσματα που προέκυψαν, η εφαρμογή μπορεί να εξελιχθεί περαιτέρω και να επεκταθεί σε διάφορες κατευθύνσεις. Οι μελλοντικές βελτιώσεις μπορούν να αφορούν τόσο την ακρίβεια των μετρήσεων όσο και την ποικιλία των παραγόμενων δεδομένων και τη διασύνδεση με ευρύτερα συστήματα. Στις ενότητες που ακολουθούν παρουσιάζονται ορισμένες από τις πιο σημαντικές προοπτικές εξέλιξης.

6.2.1 Βελτίωση κατηγοριοποίησης οχημάτων

Η παρούσα υλοποίηση περιορίζεται στη βασική διάκριση μεταξύ επιβατικών και βαρέων οχημάτων, με ορισμένες περιπτώσεις λανθασμένης ταξινόμησης. Η ενίσχυση της ακρίβειας μπορεί να επιτευχθεί μέσω πιο εξειδικευμένων τεχνικών επεξεργασίας εικόνας, κυρίως μεθόδων ανίχνευσης ακμών.

Η μέθοδος Canny αποτελεί μία από τις πιο διαδεδομένες τεχνικές, καθώς χρησιμοποιεί φίλτρα Gaussian για την εξομάλυνση του θορύβου και στη συνέχεια εντοπίζει περιοχές με απότομες μεταβολές έντασης φωτεινότητας. Το πλεονέκτημά της είναι ότι παράγει λεπτομερή και καθαρά περιγράμματα, γεγονός που διευκολύνει την ακριβή αναγνώριση του σχήματος των οχημάτων [Εικόνα 43].



Εικόνα 43 Ανίχνευση ακμών με μέθοδο Canny

Αντίστοιχα, ο Sobel operator στηρίζεται σε μάσκες συνέλιξης που υπολογίζουν τις χωρικές παραγώγους της εικόνας. Με τον τρόπο αυτό εντοπίζει τις κύριες κατευθύνσεις μεταβολής της φωτεινότητας και αναδεικνύει τα βασικά περιγράμματα. Παρότι είναι πιο ευαίσθητος σε θόρυβο σε σχέση με τον Canny, παραμένει ιδιαίτερα χρήσιμος για τον γρήγορο εντοπισμό δομικών χαρακτηριστικών μιας εικόνας [Εικόνα 44].

Sobel operator: example



Source: Wikipedia

Εικόνα 44 Ανίχνευση ακμών με μέθοδο Sobel operator

Πίνακας 14 Συγκριτική παρουσίαση μεθόδων ανίχνευσης ακμών Canny και Sobel

Κριτήριο	Canny	Sobel
Αρχή λειτουργίας	Εφαρμόζει φιλτράρισμα Gaussian για μείωση θορύβου, υπολογίζει κλίσεις έντασης και εντοπίζει ακμές με χρήση διπλού κατωφλίου και υστέρησης.	Χρησιμοποιεί μάσκες συνέλιξης για τον υπολογισμό των παραγώγων της έντασης (x, y), αναδεικνύοντας τις βασικές κατευθύνσεις ακμών.
Ακρίβεια περιγραμμάτων	Παρέχει υψηλή ακρίβεια και λεπτομερή απεικόνιση ακμών, διαχωρίζοντας ακόμη και λεπτές δομές.	Προσφέρει ικανοποιητική ακρίβεια για κύρια περιγράμματα, αλλά αποτυγχάνει σε πολύπλοκες λεπτομέρειες.
Ευαισθησία σε θόρυβο	Χαμηλή ευαισθησία λόγω προκαταρκτικού φιλτραρίσματος Gaussian.	Υψηλή ευαισθησία, καθώς οι παράγωγοι επηρεάζονται άμεσα από τον θόρυβο.
Υπολογιστική πολυπλοκότητα	Σχετικά υψηλή απαιτεί περισσότερους υπολογισμούς και πόρους.	Σχετικά χαμηλή κατάλληλος για εφαρμογές με περιορισμένους πόρους.
Καταλληλότητα	Κατάλληλη για απαιτητικές εφαρμογές όπου η ακρίβεια και η καθαρότητα περιγραμμάτων είναι κρίσιμες.	Κατάλληλος για ταχεία ανάλυση και εφαρμογές πραγματικού χρόνου όπου η ταχύτητα υπερισχύει της λεπτομέρειας.
Μειονεκτήματα	Αυξημένος υπολογιστικός φόρτος και χρόνος επεξεργασίας.	Ευάλωτος σε θόρυβο, περιορισμένη λεπτομέρεια περιγραμμάτων.

Στον Πίνακα 14 πραγματοποιείται συγκριτική παρουσίαση των μεθόδων ανίχνευσης ακμών Canny και Sobel, προκειμένου να αναδειχθούν οι ομοιότητες και διαφορές τους ως προς τα βασικά χαρακτηριστικά και την καταλληλότητα εφαρμογής τους.

Ο συνδυασμός αυτών των μεθόδων μπορεί να βελτιώσει σημαντικά την ακρίβεια της ταξινόμησης, καθώς παρέχει σαφέστερη εικόνα για το μέγεθος και τη γεωμετρία των οχημάτων. Επιπλέον, η ανάλυση κινήσεων, όπως η διάρκεια διέλευσης από ένα ROI, μπορεί να ενισχύσει περαιτέρω την αξιοπιστία της κατηγοριοποίησης. Με αυτόν τον τρόπο, θα καταστεί δυνατή όχι μόνο η πιο ακριβής διάκριση επιβατικών και βαρέων οχημάτων, αλλά και η ενσωμάτωση δικύκλων στην ανάλυση, κάτι ιδιαίτερα κρίσιμο για αστικά περιβάλλοντα.

6.2.2 Επέκταση στατιστικής ανάλυσης κυκλοφοριακών δεδομένων

Επί του παρόντος, η εφαρμογή επικεντρώνεται αποκλειστικά στην καταμέτρηση οχημάτων. Σε μελλοντική φάση, θα μπορούσε να εμπλουτιστεί με πρόσθετες λειτουργίες που θα προσέφεραν μια πιο ολοκληρωμένη και πολυδιάστατη αποτύπωση της κυκλοφορίας. Ενδεικτικά, θα ήταν δυνατός ο υπολογισμός δεικτών πυκνότητας κυκλοφορίας, η εκτίμηση μέσων ταχυτήτων ανά κατηγορία οχημάτων, καθώς και η ανάλυση προτύπων κίνησης σε διαφορετικές χρονικές περιόδους.

Η ενσωμάτωση τέτοιων δυνατοτήτων θα αναβάθμιζε σημαντικά τη χρησιμότητα της εφαρμογής, καθιστώντας την όχι μόνο εργαλείο παρακολούθησης, αλλά και πλατφόρμα υποστήριξης αποφάσεων για τη διαχείριση της κυκλοφορίας.

6.2.3 Χρήση τεχνητής νοημοσύνης

Η διεύρυνση των δυνατοτήτων της εφαρμογής στον τομέα της στατιστικής ανάλυσης αποτελεί σημαντική προοπτική για τη μελλοντική της εξέλιξη. Επιπλέον, με βάση τις πρόσφατες εξελίξεις στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης, τα προηγμένα στατιστικά μπορούν να αποτελέσουν το θεμέλιο για την ανάπτυξη προγνωστικών μοντέλων κινητικότητας. Η αξιοποίηση ιστορικών δεδομένων και η εφαρμογή μεθόδων μηχανικής μάθησης θα επέτρεπαν την πρόβλεψη μελλοντικών συνθηκών κυκλοφορίας, τον έγκαιρο εντοπισμό πιθανών σημείων συμφόρησης και τη βελτιστοποίηση της διαχείρισης των οδικών δικτύων. Έτσι, η εφαρμογή θα ξεπερνούσε τα όρια ενός απλού συστήματος παρακολούθησης, εξελισσόμενη σε πλατφόρμα υποστήριξης πολιτικών βιώσιμης και αποδοτικής κινητικότητας.

6.2.4 Σύνδεση με ευφυή συστήματα μεταφορών

Η ενσωμάτωση της εφαρμογής σε πλατφόρμες ευφυών μεταφορών (Intelligent Transportation Systems - ITS) και σε συναφείς βάσεις δεδομένων θα μπορούσε να ενισχύσει ουσιαστικά την αξία των δεδομένων. Μέσω της διαλειτουργικότητας και

της ανταλλαγής πληροφοριών με άλλα συστήματα, η εφαρμογή θα ήταν σε θέση να συμβάλλει στη διαμόρφωση μιας πιο σφαιρικής και ακριβούς εικόνας της κυκλοφορίας σε πραγματικό χρόνο. Η δυνατότητα αυτή θα ενίσχυε τις υποδομές των «έξυπνων πόλεων», προσφέροντας στους αρμόδιους φορείς εργαλεία για αποτελεσματικότερη διαχείριση της κινητικότητας και καλύτερο σχεδιασμό πολιτικών μεταφορών.

Η προοπτική αυτή δεν περιορίζεται μόνο στη βελτίωση της αποδοτικότητας του οδικού δικτύου, αλλά συνδέεται άμεσα με την προώθηση της βιώσιμης κινητικότητας. Η αξιοποίηση συνδυασμένων δεδομένων μπορεί να υποστηρίξει τη μείωση της κυκλοφοριακής συμφόρησης, την ενίσχυση της οδικής ασφάλειας και την ανάπτυξη φιλικότερων προς το περιβάλλον λύσεων μετακίνησης. Ως εκ τούτου, η διασύνδεση της εφαρμογής με πλατφόρμες ITS αποτελεί μια ιδιαίτερα σημαντική κατεύθυνση για μελλοντική εξέλιξη.

6.3 Τελική Σύνοψη

Η εργασία αυτή απέδειξε ότι είναι εφικτή η ανάπτυξη ενός συστήματος καταμέτρησης οχημάτων βασισμένου σε κλασικές μεθόδους επεξεργασίας εικόνας, το οποίο να συνδυάζει ευχρηστία, αποδοτικότητα και αξιοπιστία. Η συμβολή της έγκειται στο ότι αναδεικνύει τη χρησιμότητα των παραδοσιακών τεχνικών σε ένα πεδίο όπου κυριαρχούν οι λύσεις μηχανικής μάθησης, αποδεικνύοντας ότι οι μέθοδοι αυτές παραμένουν επίκαιρες και αποτελεσματικές.

Οι μελλοντικές επεκτάσεις που περιγράφηκαν δείχνουν ότι το σύστημα μπορεί να εξελιχθεί περαιτέρω, προσφέροντας περισσότερες δυνατότητες, καλύτερη κατηγοριοποίηση και βαθύτερη ανάλυση. Η προοπτική διασύνδεσης με έξυπνες υποδομές και η ενσωμάτωση τεχνητής νοημοσύνης υποδεικνύουν ότι η εφαρμογή μπορεί να αποτελέσει τη βάση για ολοκληρωμένες λύσεις στο πεδίο της κυκλοφοριακής διαχείρισης.

Παραρτήματα

Οδηγίες Εκτέλεσης της Εφαρμογής

Το παρόν παράρτημα περιγράφει τη διαδικασία εγκατάστασης και εκτέλεσης της εφαρμογής που αναπτύχθηκε στο πλαίσιο της διπλωματικής εργασίας.

Βήμα 1 Λήψη του αρχείου της εφαρμογής

Ο χρήστης κατεβάζει το αρχείο `project.zip`, το οποίο περιλαμβάνει όλα τα απαραίτητα αρχεία της εφαρμογής. Μετά τη λήψη, το αρχείο αποσυμπίεζεται σε φάκελο της επιλογής του χρήστη.

Βήμα 2 Άνοιγμα της εφαρμογής σε περιβάλλον ανάπτυξης (IDE)

Ο φάκελος της εφαρμογής μπορεί να ανοιχθεί με οποιοδήποτε περιβάλλον ανάπτυξης Python, όπως: Visual Studio Code, PyCharm ή άλλο IDE.

Βήμα 3 Δημιουργία εικονικού περιβάλλοντος (Virtual Environment)

Για την απομόνωση των εξαρτήσεων του έργου, συνιστάται η δημιουργία ενός εικονικού περιβάλλοντος (venv). Από το τερματικό του IDE ή τη γραμμή εντολών, μεταβείτε στον φάκελο της εφαρμογής και εκτελέστε:

```
python -m venv venv
```

Στη συνέχεια, ενεργοποιήστε το εικονικό περιβάλλον:

Σε Windows	<code>venv\Scripts\activate</code>
Σε Linux ή macOS	<code>source venv/bin/activate</code>

Η επιτυχής ενεργοποίηση φαίνεται από την εμφάνιση του (venv) στην αρχή της γραμμής εντολών.

Βήμα 4 Εγκατάσταση των απαιτούμενων βιβλιοθηκών

Οι βιβλιοθήκες που απαιτούνται για τη λειτουργία της εφαρμογής καθορίζονται στο `requirements.txt`. Η εγκατάσταση πραγματοποιείται αυτόματα με την εντολή:

```
pip install -r requirements.txt
```

Βήμα 5 Εκτέλεση της εφαρμογής

Αφού ολοκληρωθεί η εγκατάσταση των βιβλιοθηκών, η εφαρμογή είναι έτοιμη προς εκτέλεση. Από το ίδιο τερματικό (με ενεργό το εικονικό περιβάλλον) εκτελέστε:

```
python main.py
```

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] D. A. Vella-Brodrick and J. R. Stanley, "The significance of transport mobility in predicting well-being," *Transport Policy*, vol. 29, 2013.
- [2] S. Zhang, G. Wu, J. P. Costeira, and J. M. F. Moura, "Understanding traffic density from large-scale web camera data," in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017
- [3] TRB Highway Capacity Manual, 6η έκδ., 2016.
- [4] United States Federal Highway Administration, *Traffic Monitoring Guide — Updated October 2016*, Report No. FHWA-PL-17-003, Washington, DC, USA, Oct. 2016. [Online]. Available: <https://www.fhwa.dot.gov/policyinformation/tmguide/>
- [5] N. H. Gartner, C. J. Messer, and A. K. Rathi, *Traffic Flow Theory: A State-of-the-Art Report*. Washington, D.C.: Transportation Research Board, 2002.
- [6] E. Cascetta and A. Carteni, "The effectiveness of investments in transportation infrastructures: a before-and-after analysis," *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, vol. 59, pp. 22–36, 2014.
- [7] S. Hausberger, M. Rexeis, M. Zallinger, and R. Luz, *Emission Factors from the Model PHEM for the HBEFA Version 3*. Graz, Austria: TU Graz, Institute for Internal Combustion Engines and Thermodynamics, 2010.
- [8] C. Cats, "Dynamic modelling of transit operations and passenger decisions: the case of crowding," *Transportmetrica B*, vol. 5, no. 3, 2017
- [9] O. Cats, "The robustness value of public transport development plans," *Journal of Transport Geography*, vol. 51, pp. 236–246, 2016.
- [10] E. Cascetta, *Transportation Systems Analysis: Models and Applications*, Springer, 2009.
- [11] A. E. Boardman, D. H. Greenberg, A. R. Vining, and D. L. Weimer, *Cost-Benefit Analysis: Concepts and Practice*, 5th ed. Cambridge, U.K.: Cambridge University Press, 2018.
- [12] H. Hartenstein and L. Laberteaux, "A tutorial survey on vehicular ad hoc networks," *IEEE Communications Magazine*, vol. 46, no. 6, 2008.
- [13] P. Zheng and M. Mike, "An investigation on the manual traffic count accuracy," *Procedia – Social and Behavioral Sciences*, vol. 43, pp. 226–231, 2012
- [14] P. McGowen and M. Sanderson, "Accuracy of Pneumatic Road Tube Counters," in *Proc. ITE Western District Annual Meeting*, Anchorage, AK, USA, Jul. 2011
- [15] F. G. Baptista, D. E. Budoya, V. A. D. de Almeida, and J. A. C. Ulson, "An Experimental Study on the Effect of Temperature on Piezoelectric Sensors for Impedance-Based Structural Health Monitoring," *Sensors*, vol. 14
- [16] U.S. Department of Transportation, Federal Highway Administration, "Traffic Detector Handbook: Third Edition—Volume I,"
- [17] D. Miklušis, V. Markevicius, D. Navikas, M. Cepenas, J. Balamutas, A. Valinevicius, M. Zilyys, I. Cuinas, D. Klimenta, and D. Andriukaitis, "Research of distorted vehicle magnetic signatures recognitions, for length estimation in real traffic conditions," *Sensors*, vol. 21, no. 23, Art. no. 7872, 2021
- [18] "PIR Sensor: Advantages and Disadvantages," *RF Wireless World*, 2025.
- [19] G. Cantisani, G. Del Serrone, R. Mauro, P. Peluso, and A. Pompigna, "Traffic stream analysis by radar sensors on two-lane roads for free-moving and constrained vehicles identification," *Sensors*, vol. 23, no. 15, Art. no. 6922, 2023

- [20] T.-Y. Lin et al., "Microsoft COCO: Common Objects in Context," ECCV, 2014.
- [21] J. Deng et al., "ImageNet: A large-scale hierarchical image database," CVPR, 2009.
- [22] A. Bochkovskiy et al., "YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection," arXiv, 2020.
- [23] G. Jocher et al., "YOLOv8: State-of-the-Art Object Detection," Ultralytics, 2023.
- [24] NVIDIA, "Jetson Nano Developer Kit Documentation," 2022.
- [25] Google Coral, "Edge TPU Product Documentation," 2023.
- [26] A. Redmon et al., "YOLO: Real-Time Object Detection," CVPR, 2016.
- [27] P. Wang et al., "Lightweight Object Detection for Edge Devices," Sensors, 2022.
- [28] R. Szeliski, Computer Vision: Algorithms and Applications. Springer, 2022.
- [29] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "ImageNet classification with deep convolutional neural networks," in Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS), vol. 25, 2012, pp. 1097–1105.
- [30] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, 4th ed. Pearson, 2018.
- [31] B. Jähne, Digital Image Processing, 6th ed. Springer, 2005.
- [32] A. Bovik, The Essential Guide to Image Processing, 2nd ed. Academic Press, 2009.
- [33] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, 4th ed. Pearson, 2018.
- [34] H. M. Zangana, A. K. Mohammed, and Z. B. Sallow, "Exploring image representation and color spaces in computer vision: a comprehensive review," Indonesian Journal of Computer Science, vol. 13, no. 3, pp. 4261–4272, Jul. 2024.
- [35] BoxAgency.co, "CMYK Color Model: A Complete Guide for Printing and ...," Aug. 13, 2025.
- [36] OpenCV Documentation, "Image processing (imgproc module)," 2024.
- [37] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, Digital Image Processing, Pearson, 2018.
- [38] W. K. Pratt, Digital Image Processing: PIKS Inside, Wiley, 2007.
- [39] P. Soille, Morphological Image Analysis: Principles and Applications, 2nd ed. Berlin, Germany: Springer, 2003.
- [40] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, 4th ed. New York, NY, USA: Pearson, 2018.
- [41] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, 4th ed. Pearson, 2018.
- [42] J. Serra, Image Analysis and Mathematical Morphology. Academic Press, 1982.
- [43] OpenCV, "Morphological Transformations in OpenCV," [Online]. Available: https://docs.opencv.org/4.x/d9/d61/tutorial_py_morphological_ops.html. [Accessed: Sept. 18, 2025].
- [44] C. Stauffer and W. E. L. Grimson, "Adaptive background mixture models for real-time tracking," in Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 1999.
- [45] Z. Zivkovic, "Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction," in Proc. 17th Int. Conf. Pattern Recognition (ICPR), 2004, pp. 28–31.
- [46] P. Arbelaez, M. Maire, C. Fowlkes, J. Malik, and P. Arbelaez, "Contour Detection and Hierarchical Image Segmentation," 2010. [Online]. Available: <http://www.eecs.berkeley.edu/Pubs/TechRpts/2010/EECS-2010-17.html>
- [47] B. D. O. Anderson and J. B. Moore, Optimal Filtering. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1979.
- [48] G. van Rossum and F. L. Drake, Python Reference Manual, Amsterdam: Centrum voor Wiskunde en Informatica, 1991.
- [49] G. Bradski, "The OpenCV Library," Dr. Dobb's Journal of Software Tools, 2000.

- [50] J. D. Hunter, "Matplotlib: A 2D graphics environment," *Computing in Science & Engineering*, vol. 9, no. 3, pp. 90–95, 2007.
- [51] J. Blanchette and M. Summerfield, *C++ GUI Programming with Qt 4*, 2nd ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2006.
- [52] M. Widenius, D. Axmark, and K. Arno, *MySQL Reference Manual*, O'Reilly Media, 2002.
- [53] Apache Friends, "XAMPP documentation," 2020. [Online]. Available: <https://www.apachefriends.org/>. [Accessed: Sept. 28, 2025].
- [54] JetBrains, "PyCharm documentation," 2021. [Online]. Available: <https://www.jetbrains.com/pycharm/>. [Accessed: Sept. 28, 2025].
- [55] J. Sauro and J. R. Lewis, *Quantifying the User Experience: Practical Statistics for User Research*, 2nd ed. Burlington, MA: Morgan Kaufmann, 2016.
- [56] J. Brooke, "SUS: A quick and dirty usability scale," in *Usability Evaluation in Industry*, P. W. Jordan, B. Thomas, B. A. Weerdmeester, and I. L. McClelland, Eds. London: Taylor & Francis, 1996, pp. 189–194.
- [57] T. Tullis and W. Albert, *Measuring the User Experience: Collecting, Analyzing, and Presenting Usability Metrics*, 2nd ed. Burlington, MA: Morgan Kaufmann, 2013.
- [58] ISO 9241-11:2018, *Ergonomics of human-system interaction – Part 11: Usability: Definitions and concepts*, International Organization for Standardization, 2018.
- [59] J. R. Lewis, *Measuring Usability: A Practical Guide to the ISO 9241-11 Standard*, CRC Press, 2019.
- [60] P. Rosenthal, *Statistics and Data Analysis for Behavioral Sciences*, McGraw-Hill, 2016.

Κατάλογος Πηγών Εικόνων

- [E1] TechTarget, “Smart city,” IoT Agenda, 2025. [Online]. Available: <https://www.techtarget.com/iotagenda/definition/smart-city>. [Accessed: Sept. 28, 2025].
- [E 2] JAMAR Technologies, “TDC Ultra – Manual Traffic Counter/Classifier,” Product Page, 2025. [Online]. Available: <https://www.jamartech.com/product-page/tdc-ultra-1>. [Accessed: Sept. 28, 2025].
- [E 3] City of Los Angeles, “Griffith Park Safety and Active Transportation Project – Agenda,” LA Parks, 2023. [Online]. Available: <https://www.laparks.org/griffithpark/pdf/agenda/Griffith-Park-Safety-and-Active-Transportation-Project.pdf>. [Accessed: Sept. 28, 2025].
- [E 4] Federal Highway Administration, “Vehicle Detector Systems,” Traffic Detector Handbook, ch. 4, 2007. [Online]. Available: <https://www.fhwa.dot.gov/policyinformation/pubs/vdstits2007/04pt2.cfm>. [Accessed: Sept. 28, 2025].
- [E 5] Federal Highway Administration, “Traffic Detector Handbook: Chapter 2 – Detector Technologies,” FHWA, 2006. [Online]. Available: <https://www.fhwa.dot.gov/publications/research/operations/its/06108/02.cfm>. [Accessed: Sept. 28, 2025].
- [E 6] P. Rys et al., “Earth’s magnetic field distortion caused by a moving vehicle,” ResearchGate, 2015. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/figure/Earths-magnetic-field-distortion-caused-by-a-moving-vehicle-Rys-1-Zaburzenie-pola_fig1_287944531. [Accessed: Sept. 28, 2025].
- [E 7] C. Barz, C. Todea, T. Latinovic, D. Preradović Kulovac, S. Deaconu, and A. Berdie, “Intelligent traffic control system using PLC,” IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng., vol. 294, 012003, 2015, doi: 10.1088/1757-899X/144/1/012017.
- [E 8] ADEC Technologies, “TDC1-PIR traffic detector,” Product Page, 2025. [Online]. Available: <https://adec-technologies.ch/en/product/tdc1-pir/>. [Accessed: Sept. 28, 2025].
- [E 10] S. Karra and A. Kakhandki, “An extensive study of facial expression recognition using artificial intelligence techniques with different datasets,” Journal of Autonomous Intelligence, vol. 6, no. 2, pp. 631–640, 2023, doi: 10.32629/jai.v6i2.631.
- [E 11] OpenCV, “RGB color model,” OpenCV Resources, 2025. [Online]. Available: <https://opencv.org/wp-content/uploads/2025/04/RGB.jpg>. [Accessed: Sept. 28, 2025].
- [E 12] GeeksforGeeks, “Color spaces in OpenCV Python,” GeeksforGeeks, 2025. [Online]. Available: <https://www.geeksforgeeks.org/python/color-spaces-in-opencv-python/>. [Accessed: Sept. 28, 2025].
- [E 13] GeeksforGeeks, “Difference between RGB, CMYK, HSV and YIQ color models,” Computer Graphics, 2025. [Online]. Available: <https://www.geeksforgeeks.org/computer-graphics/difference-between-rgb-cmyk-hsv-and-yiq-color-models/>. [Accessed: Sept. 28, 2025].
- [E 15] OpenCV, “OpenCV official site,” OpenCV.org, 2025. [Online]. Available: <https://opencv.org/>. [Accessed: Sept. 28, 2025].
- [E 16] OpenCV, “Morphological transformations in OpenCV,” Documentation, 2025. [Online]. Available: https://docs.opencv.org/4.x/d9/d61/tutorial_py_morphological_ops.html. [Accessed: Sept. 28, 2025].
- [E 17] OpenCV, “Morphological transformations in OpenCV,” Documentation, 2025. [Online]. Available: https://docs.opencv.org/4.x/d9/d61/tutorial_py_morphological_ops.html. [Accessed: Sept. 28, 2025].

- [E 18] OpenCV, "Morphological transformations in OpenCV," Documentation, 2025. [Online]. Available: https://docs.opencv.org/4.x/d9/d61/tutorial_py_morphological_ops.html. [Accessed: Sept. 28, 2025].
- [E 19] OpenCV, "Background subtraction methods (bgsegm)," Documentation, 2025. [Online]. Available: https://docs.opencv.org/4.x/d8/d38/tutorial_bgsegm_bg_subtraction.html. [Accessed: Sept. 28, 2025].
- [E 20] CV Explained, "Finding and drawing contours," WordPress blog, Jun. 3, 2020. [Online]. Available: <https://cvexplained.wordpress.com/2020/06/03/finding-and-drawing-contours/>. [Accessed: Sept. 28, 2025].
- [E 21] Wikipedia, "Douglas–Peucker Algorithmus," [de.wikipedia.org](https://de.wikipedia.org/wiki/Douglas-Peucker-Algorithmus), 2025. [Online]. Available: <https://de.wikipedia.org/wiki/Douglas-Peucker-Algorithmus>. [Accessed: Sept. 28, 2025].
- [E 45] Wikipedia, "Sobel operator," *Wikipedia*, 2025. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Sobel_operator. [Accessed: Sept. 28, 2025].