



# ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ

Σχολή Τεχνολογίας

Τμήμα Ψηφιακών Συστημάτων

Ανάπτυξη ενός αξιόπιστου και σε πραγματικό χρόνο πλαισίου ανταλλαγής μηνυμάτων ανίχνευσης κινδύνου από αισθητήρες έξυπνων κινητών τηλεφώνων με χρήση μηχανικής μάθησης

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Μουταφίδης Δημήτριος (ΑΜ: Μ023123012)

Επιβλέπων: Δρ. Γεώργιος Καρέτσος, Καθηγητής

ΛΑΡΙΣΑ, Σεπτέμβριος 2025





**UNIVERSITY OF THESSALY**

**School of Technology**

**Digital Systems Department**

**Development of a reliable and real-time risk detection messaging framework from smart mobile phone sensors using machine learning.**

**MASTER THESIS**

**Moutafidis Dimitrios (RN: M023123012)**

**Supervisor: *Dr. Georgios Karetsos, Professor***

**LARISSA, September 2025**



## **Υπεύθυνη Δήλωση περί Ακαδημαϊκής Δεοντολογίας και Πνευματικών Δικαιωμάτων**

Με πλήρη επίγνωση των συνεπειών του νόμου περί πνευματικών δικαιωμάτων, δηλώνω ρητά ότι η παρούσα διπλωματική εργασία, καθώς και τα ηλεκτρονικά αρχεία και πηγαίοι κώδικες που αναπτύχθηκαν ή τροποποιήθηκαν στα πλαίσια αυτής της εργασίας, αποτελεί αποκλειστικά προϊόν προσωπικής μου εργασίας, δεν προσβάλλει κάθε μορφής δικαιώματα διανοητικής ιδιοκτησίας, προσωπικότητας και προσωπικών δεδομένων τρίτων, δεν περιέχει έργα/εισφορές τρίτων για τα οποία απαιτείται άδεια των δημιουργών/δικαιούχων και δεν είναι προϊόν μερικής ή ολικής αντιγραφής, οι πηγές δε που χρησιμοποιήθηκαν περιορίζονται στις βιβλιογραφικές αναφορές και μόνον, και πληρούν τους κανόνες της επιστημονικής παράθεσης. 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.

Αναλαμβάνω πλήρως, ατομικά και προσωπικά, όλες τις νομικές και διοικητικές συνέπειες που δύναται να προκύψουν στην περίπτωση κατά την οποία αποδειχθεί, διαχρονικά, ότι η εργασία αυτή ή τμήμα της δεν μου ανήκει διότι είναι προϊόν λογοκλοπής.

Ο/Η Δηλών/ούσα

(Υπογραφή)

Μουταφίδης Δημήτριος

01/08/2025

Εγκρίνεται από την Επιτροπή Εξέτασης:

|                 |                                                                                                            |
|-----------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Επιβλέπων/πουσα | <b>Καρέτσος Γεώργιος</b><br>Καθηγητής,<br>Τμήμα Ψηφιακών Συστημάτων, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας                |
| Μέλος           | <b>Λάμπας Πέτρος</b><br>Καθηγητής,<br>Τμήμα Ψηφιακών Συστημάτων, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας                    |
| Μέλος           | <b>Γκιουλέκας Φώτιος</b><br>Επιστημονικός Συνεργάτης,<br>Τμήμα Ψηφιακών Συστημάτων, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας |

Ημερομηνία έγκρισης: 17-10-2025

# Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία διερευνά και αναπτύσσει ένα καινοτόμο σύστημα για την ενίσχυση της οδικής ασφάλειας μέσω της έγκαιρης ανίχνευσης κινδύνων και της άμεσης ενημέρωσης. Στόχος της μελέτης ήταν η δημιουργία ενός αξιόπιστου πλαισίου, ικανού να λειτουργεί σε πραγματικό χρόνο, αξιοποιώντας τις ευρέως διαθέσιμες δυνατότητες των σύγχρονων έξυπνων κινητών τηλεφώνων σε συνδυασμό με προηγμένες τεχνικές ανάλυσης δεδομένων. Η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε βασίστηκε στη χρήση των ενσωματωμένων αισθητήρων των κινητών συσκευών για την αρχική αναγνώριση πιθανών επικίνδυνων συμβάντων. Για την αποτελεσματική και ταχεία διάδοση των κρίσιμων πληροφοριών, σχεδιάστηκε ένας μηχανισμός ανταλλαγής μηνυμάτων. Κεντρικό ρόλο στην προσέγγιση αυτή κατέχει η εφαρμογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, οι οποίοι αναλαμβάνουν την ανάλυση οπτικών δεδομένων από τη σκηνή του συμβάντος. Αυτή η διαδικασία οπτικής επιβεβαίωσης συμβάλλει καθοριστικά στην αύξηση της ακρίβειας του συστήματος και στη μείωση των ψευδών συναγερμών. Το πλαίσιο ολοκληρώνεται με ένα σύστημα στοχευμένης ειδοποίησης, διασφαλίζοντας ότι οι σχετικές πληροφορίες φτάνουν έγκαιρα μόνο στους χρήστες που βρίσκονται σε γεωγραφική εγγύτητα με το σημείο του κινδύνου. Μέσω πειραματικής αξιολόγησης, επιβεβαιώθηκε η λειτουργικότητα και η αποτελεσματικότητα του αναπτυχθέντος συστήματος. Τα αποτελέσματα κατέδειξαν την ικανότητα του πλαισίου να ανιχνεύει και να επιβεβαιώνει οδικούς κινδύνους με ικανοποιητική ακρίβεια και ταχύτητα, ειδικά όταν υποστηρίζεται από σύγχρονες δικτυακές υποδομές. Η έρευνα συνεισφέρει στην κατανόηση του πώς ο συνδυασμός φορητών τεχνολογιών, επικοινωνιών πραγματικού χρόνου και μηχανικής μάθησης μπορεί να οδηγήσει σε πρακτικές λύσεις για τη βελτίωση της ασφάλειας στο οδικό περιβάλλον, θέτοντας τις βάσεις για περαιτέρω ανάπτυξη στον τομέα των ευφυών συστημάτων μεταφορών.





# Abstract

This thesis investigates and develops an innovative system to enhance road safety through early risk detection and immediate notification. The aim of the study was the creation of a reliable framework, capable of operating in real-time, leveraging the widely available capabilities of modern smartphones in conjunction with advanced data analysis techniques. The methodology adopted was based on the use of embedded sensors in mobile devices for the initial identification of potentially hazardous incidents. For the effective and rapid dissemination of critical information, a message exchange mechanism was designed. Central to this approach is the application of machine learning algorithms, which undertake the analysis of visual data from the scene of the event. This visual confirmation process contributes decisively to increasing the system's accuracy and reducing false alarms. The framework is completed by a targeted notification system, ensuring that relevant information promptly reaches only users in geographical proximity to the point of risk. Through experimental evaluation, the functionality and effectiveness of the developed system were confirmed. The results demonstrated the framework's ability to detect and confirm road hazards with satisfactory accuracy and speed, especially when supported by modern network infrastructures. The research contributes to the understanding of how the combination of portable technologies, real-time communications, and machine learning can lead to practical solutions for improving safety in the road environment, laying the groundwork for further development in the field of intelligent transportation systems.



# Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή μου, Δρ. Γεώργιο Καρέτσο, για τη σημαντική βοήθεια, την καθοδήγηση και την υποστήριξη που μου παρείχε για την ολοκλήρωση αυτής της διπλωματικής εργασίας. Ένα μεγάλο ευχαριστώ οφείλω επίσης στην οικογένειά μου, για την υπομονή και τη συνεχή στήριξή τους κατά τη διάρκεια των σπουδών μου.

Μουταφίδης Δημήτριος  
01/08/2025



# Περιεχόμενα

|                                                                                                              |             |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------|
| <b>ΠΕΡΙΛΗΨΗ.....</b>                                                                                         | <b>VII</b>  |
| <b>ABSTRACT.....</b>                                                                                         | <b>IX</b>   |
| <b>ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ .....</b>                                                                                     | <b>XI</b>   |
| <b>ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ.....</b>                                                                                      | <b>XIII</b> |
| <b>1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....</b>                                                                                       | <b>1</b>    |
| 1.1 ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΤΗΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΚΙΝΗΤΩΝ ΤΗΛΕΦΩΝΩΝ ΚΑΙ ΤΩΝ ΔΥΝΑΤΟΤΗΤΩΝ ΤΗΣ .....                               | 1           |
| 1.2 ΣΚΟΠΙΜΟΤΗΤΑ ΚΑΙ ΑΝΑΓΚΗ ΓΙΑ ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΝΙΧΝΕΥΣΗΣ ΚΙΝΔΥΝΟΥ .....                                 | 2           |
| 1.3 ΣΤΟΧΟΙ ΤΗΣ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ .....                                                                   | 2           |
| 1.4 ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΕΣ ΚΑΙ ΣΥΜΒΟΛΗ ΤΗΣ ΕΡΕΥΝΑΣ .....                                                                | 3           |
| <b>2 ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ ΑΝΙΧΝΕΥΣΗΣ ΚΑΙ ΕΠΙΒΕΒΑΙΩΣΗΣ ΟΔΙΚΩΝ ΑΤΥΧΗΜΑΤΩΝ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ .....</b> | <b>5</b>    |
| 2.1 ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΚΙΝΔΥΝΟΥ ΜΕ ΑΙΣΘΗΤΗΡΕΣ ΚΙΝΗΤΩΝ .....                                                           | 5           |
| 2.2 ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΑΝΤΑΛΛΑΓΗΣ ΜΗΝΥΜΑΤΩΝ ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΟΥ ΧΡΟΝΟΥ.....                                                   | 6           |
| 2.3 ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ ΣΤΗΝ ΑΝΑΛΥΣΗ ΚΙΝΔΥΝΟΥ.....                                                               | 7           |
| 2.4 ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ ΓΕΩΓΡΑΦΙΚΟΥ ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΥ ΕΙΔΟΠΟΙΗΣΕΩΝ .....                                                   | 8           |
| <b>3 ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ ΚΑΙ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ.....</b>                                                          | <b>11</b>   |
| 3.1 ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ .....                                                                           | 11          |
| 3.2 ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ ΚΑΙ ΕΡΓΑΛΕΙΑ.....                                                                   | 15          |
| 3.3 ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΣΥΛΛΟΓΗΣ ΚΑΙ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ .....                                                    | 18          |
| 3.4 ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ.....                                                                       | 20          |
| 3.5 ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΓΕΟΦΕΝΣΙΝΓ .....                                                                             | 22          |
| <b>4 ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ.....</b>                                                                           | <b>25</b>   |
| 4.1 ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΣΥΛΛΟΓΗΣ ΚΑΙ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΑΙΣΘΗΤΗΡΩΝ.....                                            | 25          |
| 4.2 ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΑΝΤΑΛΛΑΓΗΣ ΜΗΝΥΜΑΤΩΝ ΜΕ MQTT.....                                                              | 26          |
| 4.3 ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ STREAMING ΚΑΙ ΑΝΑΛΥΣΗ ΒΙΝΤΕΟ ΜΕ MM.....                                                        | 28          |
| 4.4 ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΓΕΟΦΕΝΣΙΝΓ .....                                                                               | 29          |
| 4.5 ΔΙΕΠΑΦΕΣ ΧΡΗΣΤΗ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ.....                                                                           | 30          |
| <b>5 ΔΟΚΙΜΕΣ, ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΚΑΙ ΑΝΑΛΥΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ.....</b>                                                  | <b>35</b>   |
| 5.1 ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΟ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΚΑΙ ΣΕΝΑΡΙΑ ΔΟΚΙΜΩΝ.....                                                          | 35          |
| 5.2 ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΚΑΙ ΑΞΙΟΠΙΣΤΙΑΣ ΤΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ .....                                                 | 38          |
| 5.2.1 Απόδοση Υποσυστήματος Μηχανικής Μάθησης .....                                                          | 38          |
| 5.2.2 Απόδοση Χρονικής Υστέρησης Συστήματος Ειδοποίησης .....                                                | 42          |
| 5.2.3 Απόδοση Χρονικής Υστέρησης Συστήματος Ειδοποίησης .....                                                | 44          |
| 5.3 ΑΝΑΛΥΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΚΑΙ ΣΥΓΚΡΙΤΙΚΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ .....                                                    | 45          |
| <b>6 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....</b>                                                                                   | <b>47</b>   |
| <b>ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ .....</b>                                                                                    | <b>51</b>   |



# 1 Εισαγωγή

Αυτό το κεφάλαιο της διπλωματικής αυτής εργασίας καθορίζει το εννοιολογικό πλαίσιο και τους βασικούς παράγοντες που οδήγησαν στην υλοποίησή της. Θα ξεκινήσουμε με μια ανάλυση του τεχνολογικού υπόβαθρου των έξυπνων κινητών τηλεφώνων, επικεντρώνοντας την προσοχή στις ενσωματωμένες λειτουργίες που τα κάνουν κατάλληλα για προηγμένες εφαρμογές. Αμέσως μετά, θα παρουσιαστεί η σημασία και η ανάγκη για την ανάπτυξη συστημάτων που έχουν τη δυνατότητα να αντιλαμβάνονται και να προειδοποιούν σχετικά με πιθανούς κινδύνους. Αυτή η ανάλυση θα αναδείξει το κενό που έχει στόχο να καλύψει η παρούσα έρευνα. Θα παρουσιαστεί μια ξεκάθαρη καταγραφή των στόχων και των ερευνητικών ερωτημάτων στις οποίες αυτή η εργασία θα κληθεί να απαντήσει. Στο τέλος, θα παρουσιαστούν τα αρχικά ευρήματα και η προστιθέμενη αξία της έρευνας στον τομέα της ανίχνευσης κινδύνου και των έξυπνων συστημάτων.

## 1.1 Επισκόπηση της Τεχνολογίας Κινητών Τηλεφώνων και των Δυνατοτήτων της

Η ταχεία πρόοδος της τεχνολογίας των κινητών τηλεφώνων τις τελευταίες δεκαετίες έχει καταστήσει αυτά τα τηλέφωνα καθοριστικά όχι μόνο για την επικοινωνία, αλλά και για την προσφορά υπηρεσιών ασφάλειας [8]. Τα σύγχρονα smartphones διαθέτουν ποικιλία αισθητήρων, όπως επιταχυνσίόμετρα, γυροσκόπια και GPS (Global Positioning System). Αυτές οι τεχνολογίες διευκολύνουν την ανίχνευση και καταγραφή της φυσικής κίνησης, της τοποθεσίας και άλλων χαρακτηριστικών του χρήστη.

Οι παραπάνω δυνατότητες, σε συνδυασμό με την αδιάλειπτη σύνδεση των κινητών συσκευών στο διαδίκτυο, διευκολύνουν τη δημιουργία εφαρμογών που μπορούν να αντιδρούν άμεσα σε πιθανά περιστατικά κινδύνου. Τα κινητά τηλέφωνα, ως συχνά χρησιμοποιούμενα εργαλεία και προχωρημένες υπολογιστικές πλατφόρμες, έχουν τη δυνατότητα να διαδραματίσουν σημαντικό ρόλο στην ανίχνευση και την αντίδραση σε επικίνδυνες καταστάσεις. Παράλληλα, διευκολύνουν την άμεση αποστολή ειδοποιήσεων είτε σε άλλους χρήστες είτε σε αρμόδιες υπηρεσίες.

## **1.2 Σκοπιμότητα και Ανάγκη για Ανάπτυξη Συστημάτων Ανίχνευσης Κινδύνου**

Η ζήτηση για εφαρμογές που εντοπίζουν κινδύνους και προσφέρουν άμεσες ενημερώσεις σε πραγματικό χρόνο συνεχώς αυξάνεται. Ένα τέτοιο σύστημα μπορεί να είναι κρίσιμο σε πολλές καταστάσεις, όπως ο εντοπισμός πτώσεων ανθρώπων, η ανίχνευση τροχαίων ατυχημάτων ή άλλες περιπτώσεις έκτακτης ανάγκης. Αυτές οι εφαρμογές, συνδυάζοντας τις δυνατότητες των κινητών συσκευών με αλγόριθμους ανάλυσης δεδομένων, είναι ικανές να εντοπίσουν επικίνδυνες μεταβολές στη συμπεριφορά των χρηστών και να ενημερώσουν άμεσα άλλες κοντινές συσκευές.

Η δημιουργία ενός συστήματος ανίχνευσης κινδύνου που χρησιμοποιεί τεχνικές μηχανικής μάθησης για να μειώσει τους ψευδείς συναγερμούς, ενώ ταυτόχρονα αξιοποιεί το πρωτόκολλο MQTT (Message Queuing Telemetry Transport) ώστε να επιτύχει γρήγορη ανταλλαγή μηνυμάτων, αποτελεί στόχο που μπορεί να προσφέρει σημαντικά οφέλη και να λειτουργήσει ως χρήσιμο εργαλείο για την προστασία της ζωής και της ευημερίας των χρηστών.

## **1.3 Στόχοι της διπλωματικής εργασίας**

Ο κύριος στόχος αυτής της διπλωματικής εργασίας είναι η δημιουργία ενός ολοκληρωμένου και αποτελεσματικού συστήματος ειδοποιήσεων για κινητά, το οποίο θα μπορεί να εντοπίζει επικίνδυνες καταστάσεις σε πραγματικό χρόνο. Η προτεινόμενη εφαρμογή θα αξιοποιεί δεδομένα από τους αισθητήρες κινητών τηλεφώνων, και με τη βοήθεια τεχνικών μηχανικής μάθησης, θα εκτιμά και θα ταξινομεί την επικινδυνότητα κάθε περίπτωσης.

Η εργασία αυτή επικεντρώνεται στη μείωση των ψευδώς θετικών συναγερμών, ενώ παράλληλα διασφαλίζει την άμεση αποστολή ειδοποιήσεων σε γειτονικές συσκευές. Η χρήση προηγμένων τεχνολογιών, όπως το MQTT και η μηχανική μάθηση, θα βοηθήσει στην ανάπτυξη μιας εφαρμογής που θα είναι αξιόπιστη και ικανή να ανταπεξέρχεται αποτελεσματικά σε δύσκολες συνθήκες [6,13].



## 1.4 Καινοτομίες και συμβολή της έρευνας

Η παρούσα μελέτη φέρνει σημαντικές καινοτομίες στον τομέα της ανίχνευσης κινδύνου, παρέχοντας μια λύση που αξιοποιεί τις δυνατότητες των κινητών τηλεφώνων μαζί με τη χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης και του πρωτοκόλλου MQTT. Οι καινοτομίες στον τομέα της εργασίας περιλαμβάνουν τη βελτίωση της ανίχνευσης κινδύνου, την κατηγοριοποίηση καταστάσεων που σχετίζονται με ατυχήματα και τη δυνατότητα σύνδεσης συσκευών για την άμεση ανταλλαγή μηνυμάτων.

Αυτή η εφαρμογή, με βελτιωμένες δυνατότητες αντίδρασης και ακρίβειας, στοχεύει να ενισχύσει τον τομέα της ασφάλειας και να δημιουργήσει νέες ευκαιρίες για την ανάπτυξη αποδοτικών συστημάτων πρόληψης και διαχείρισης κινδύνων. Αυτή η εργασία εστιάζει στη βελτίωση της καθημερινής ασφάλειας των χρηστών, καθώς και στη μείωση του χρόνου αντίδρασης σε επείγουσες καταστάσεις.



## **2 Τεχνολογίες ανίχνευσης και επιβεβαίωσης οδικών ατυχημάτων με χρήση τεχνικών Μηχανικής Μάθησης**

Αυτή η ενότητα σκοπεύει να παρουσιάσει μια ανασκόπηση της σχετικής ακαδημαϊκής βιβλιογραφίας καθώς και την τρέχουσα κατάσταση της τεχνολογίας στους τομείς που στηρίζουν την ανάπτυξη του προτεινόμενου συστήματος ανίχνευσης κινδύνου. Η κατανόηση των υφιστάμενων μεθόδων και των τεχνολογικών δυνατοτήτων είναι ουσιώδης για να τεκμηριωθούν οι σχεδιαστικές επιλογές που έγιναν σε αυτή τη διπλωματική εργασία. Συγκεκριμένα, θα εξεταστούν οι μέθοδοι ανίχνευσης γεγονότων που χρησιμοποιούν τους αισθητήρες ενσωματωμένους σε σύγχρονες κινητές συσκευές, καθώς και τα πρωτόκολλα που διευκολύνουν την αποτελεσματική ανταλλαγή μηνυμάτων σε πραγματικό χρόνο. Επίσης, θα αναλυθεί η συνεισφορά της μηχανικής μάθησης στην ακριβή αξιολόγηση και κατηγοριοποίηση των κινδύνων, καθώς επίσης οι μέθοδοι που διευκολύνουν τον γεωγραφικό περιορισμό των ειδοποιήσεων για στοχευμένη πληροφόρηση.

### **2.1 Ανίχνευση κινδύνου με αισθητήρες κινητών**

Η ικανότητα αναγνώρισης κινδύνου μέσω των ενσωματωμένων αισθητήρων στα έξυπνα κινητά τηλέφωνα είναι ένας σημαντικός και συνεχώς εξελισσόμενος τομέας της έρευνας. Τα σύγχρονα smartphones διαθέτουν μια εντυπωσιακή γκάμα αισθητήρων, με πιο σημαντικούς το επιταχυνσιόμετρο, το γυροσκόπιο και τη μονάδα GPS για τον προσδιορισμό της γεωγραφικής θέσης. Αυτοί οι αισθητήρες προσφέρουν μια αδιάκοπη ροή πληροφοριών σχετικά με τη γραμμική επιτάχυνση, την περιστροφική κίνηση και την ακριβή θέση της συσκευής, καθώς και του χρήστη της. Η εκμετάλλευση αυτών των πληροφοριών έχει μελετηθεί βαθιά στη βιβλιογραφία σχετικά με την αυτόματη αναγνώριση διαφόρων τύπων επικίνδυνων καταστάσεων.

Μία από τις βασικές δυσκολίες που αντιμετωπίζουν αυτά τα συστήματα είναι η ικανότητα να ξεχωρίζουν τα πραγματικά επικίνδυνα γεγονότα από τις συνήθειες, αλλά ίσως αιφνίδιες, δραστηριότητες της καθημερινής ζωής. Για παράδειγμα, η ταχύτητα σε συνδυασμό με ένα απότομο φρενάρισμα κατά την οδήγηση ή ακόμα και η πτώση της συσκευής από χαμηλό ύψος μπορεί να δημιουργήσει δεδομένα αισθητήρων που μοιάζουν πολύ με αυτά ενός πραγματικού ατυχήματος. Ως αποτέλεσμα, η δημιουργία προηγμένων αλγορίθμων που είναι ικανοί να επεξεργάζονται δεδομένα σε πραγματικό χρόνο, να εντοπίζουν αναγνωρίσιμα μοτίβα κινδύνου (όπως ορισμένες σειρές επιταχύνσεων και περιστροφών) και να ελαχιστοποιούν τις ψευδείς ειδοποιήσεις αποτελεί κεντρική προτεραιότητα. Η μελέτη σε αυτόν τον τομέα είναι κρίσιμη. Η σωστή επεξεργασία των δεδομένων που προέρχονται από τους αισθητήρες, καθώς και η αξιόπιστη αναγνώριση κινδύνων, αποτελούν βασικά στοιχεία για την αποτελεσματικότητα αυτών των συστημάτων [1,2,3].

## **2.2 Συστήματα ανταλλαγής μηνυμάτων πραγματικού χρόνου**

Μετά την επιτυχημένη αναγνώριση μιας επικίνδυνης κατάστασης, είναι εξαιρετικά σημαντικό να υπάρχει ένας μηχανισμός που θα διασφαλίζει την άμεση, αξιόπιστη και αποδοτική ειδοποίηση των κατάλληλων παραληπτών. Αυτοί μπορεί να είναι άλλοι χρήστες που βρίσκονται κοντά ή κεντρικές υπηρεσίες έκτακτης ανάγκης. Στο πλαίσιο των σύγχρονων δικτυωμένων συστημάτων, όπως είναι το Διαδίκτυο των Πραγμάτων (IoT) και οι εφαρμογές για κινητές συσκευές, οι ανάγκες για χαμηλή κατανάλωση ενέργειας, περιορισμένη χρήση εύρους ζώνης και ικανότητα αντοχής σε ασταθή δίκτυα καθιστούν δύσκολη την εφαρμογή παραδοσιακών πρωτοκόλλων. Η επικοινωνία συχνά δεν είναι κατάλληλη.

Σε αυτό το περιβάλλον, το πρωτόκολλο MQTT έχει εξελιχθεί σε μία από τις κυριότερες επιλογές. Το MQTT χρησιμοποιεί μια αρχιτεκτονική δημοσίευσης και συνδρομής, η οποία διαφοροποιείται αρκετά από το παραδοσιακό μοντέλο πελάτη-εξυπηρετητή. Στην εν λόγω αρχιτεκτονική, υπάρχουν τρεις βασικές οντότητες: ο δημοσιευτής, που στέλνει τα μηνύματα, ο συνδρομητής, που τα δέχεται, και ο διαμεσολαβητής, υπεύθυνος για τη μεταφορά των μηνυμάτων από τους publishers στους subscribers. Αυτή η αποδοχή μεταξύ του αποστολέα και του παραλήπτη, σε συνδυασμό με τον σχεδιασμό του πρωτοκόλλου για ελαφρότητα, προσφέρει σημαντικά οφέλη.

Τα βασικά πλεονεκτήματα του MQTT περιλαμβάνουν τη χαμηλή χρήση δικτυακών πόρων και ενέργειας, λόγω του μικρού overhead στα μηνύματα. Αυτό το καθιστά εξαιρετική επιλογή για συσκευές με περιορισμένες δυνατότητες, όπως είναι τα κινητά τηλέφωνα. Επιπλέον, διευκολύνει την ταχεία επικοινωνία μηνυμάτων με ελάχιστους χρόνους καθυστέρησης, κάτι που είναι εξαιρετικά σημαντικό για εφαρμογές πραγματικού χρόνου όπως η ανίχνευση κινδύνων. Το MQTT προσφέρει επίσης μηχανισμούς για να εξασφαλίσει την αξιόπιστη παράδοση των μηνυμάτων μέσω διαφόρων επιπέδων Ποιότητας Υπηρεσίας (Quality of Service - QoS). Αυτό εγγυάται ότι σημαντικές ειδοποιήσεις θα διατηρηθούν, ακόμη και αν υπάρξει προσωρινή απώλεια σύνδεσης. Τέλος, η αρχιτεκτονική διευκολύνει την επέκταση του συστήματος, καθώς επιτρέπει την ταυτόχρονη αποστολή μηνυμάτων σε αρκετούς συνδρομητές και τη εύκολη προσθήκη νέων συσκευών ή χρηστών. Με βάση αυτά τα χαρακτηριστικά, το MQTT επιλέχθηκε ως το πιο κατάλληλο πρωτόκολλο για την ανάπτυξη του συστήματος ανταλλαγής μηνυμάτων και ειδοποιήσεων [4,5] σε αυτή τη διπλωματική εργασία.

## **2.3 Μηχανική μάθηση στην ανάλυση κινδύνου**

Η Μηχανική Μάθηση (MM) παρέχει αποτελεσματικά εργαλεία για την ανάλυση σύνθετων δεδομένων και την εξαγωγή χρήσιμων προτύπων, κάνοντάς την εξαιρετικά χρήσιμη για τη βελτίωση της ακρίβειας και της αξιοπιστίας των συστημάτων εντοπισμού κινδύνου. Αντί να εφαρμόζουν αυστηρούς κανόνες ή κατώφλια, οι αλγόριθμοι MM έχουν τη δυνατότητα να «μαθαίνουν» από μεγάλα σύνολα δεδομένων που περιλαμβάνουν τόσο φυσιολογικές συνθήκες όσο και καταστάσεις κινδύνου. Έτσι, μπορούν να αναπτύξουν μοντέλα ικανά να ταξινομούν νέα και άγνωστα δεδομένα με μεγάλη ακρίβεια. Αυτό έχει ιδιαίτερη σημασία για την αναγνώριση των λεπτών διαφορών μεταξύ επικίνδυνων και μη επικίνδυνων γεγονότων, τα οποία μπορεί να εμφανίζουν παρόμοια χαρακτηριστικά στα δεδομένα από τους αισθητήρες.

Μια πολλά υποσχόμενη προσέγγιση είναι η συνδυαστική ανάλυση πληροφοριών από διάφορες πηγές, όπως οι αισθητήρες κίνησης και η κάμερα ενός κινητού τηλεφώνου. Η μελέτη της ροής βίντεο μέσω μεθόδων μηχανικής μάθησης, και συγκεκριμένα μέσω των Συνελικτικών Νευρωνικών Δικτύων (Convolutional Neural Networks - CNNs), έχει τη δυνατότητα να παρέχει έναν επιπλέον και σημαντικό δείκτη για την επικύρωση ενός γεγονότος. Τα CNNs έχουν δημιουργηθεί συγκεκριμένα για την ανάλυση οπτικών

δεδομένων και έχουν δείξει εκπληκτική απόδοση στην αναγνώριση αντικειμένων, προσώπων και δραστηριοτήτων σε εικόνες και βίντεο. Με την εφαρμογή ενός εκπαιδευμένου CNN σε κάθε καρέ της ροής βίντεο που καταγράφεται κατά τη διάρκεια ενός πιθανού συμβάντος, το σύστημα έχει τη δυνατότητα να αναζητήσει οπτικά στοιχεία που επιβεβαιώνουν ή αμφισβητούν την ύπαρξη ενός ατυχήματος (όπως π.χ., παραμορφωμένα οχήματα ή ένα άτομο στο έδαφος).

Αυτή η οπτική επιβεβαίωση αναμένεται να μειώσει σημαντικά τα ποσοστά των ψευδών συναγερμών που προκύπτουν μόνο από τη χρήση δεδομένων αισθητήρων. Η δυνατότητα του συστήματος να αναγνωρίζει με μεγαλύτερη ακρίβεια ένα γεγονός ως "Ατύχημα" ή "Μη ατύχημα" επιτρέπει την ενεργοποίηση των σωστών μηχανισμών αντίδρασης (όπως η αποστολή ειδοποίησης μόνο για τα επιβεβαιωμένα ατυχήματα). Αυτή η μέθοδος, η οποία συνδυάζει δεδομένα από αισθητήρες και ανάλυση βίντεο μέσω μηχανικής μάθησης, βελτιώνει τη συνολική αξιοπιστία και αποδοτικότητα του συστήματος εντοπισμού κινδύνου [6,7,13,15]. Στην παρούσα μελέτη, χρησιμοποιήθηκε το μοντέλο YOLOv11n μέσω του Ultralytics framework για την οπτική ανάλυση και επιβεβαίωση. Αυτό είναι ένα σύγχρονο μοντέλο ανίχνευσης αντικειμένων σε πραγματικό χρόνο, ιδανικό για τέτοιες εφαρμογές.

## **2.4 Τεχνολογίες γεωγραφικού περιορισμού ειδοποιήσεων**

Η επιτυχία ενός συστήματος ειδοποίησης έκτακτης ανάγκης εξαρτάται κυρίως από την ικανότητά του να μεταφέρει τις κατάλληλες πληροφορίες στους σωστούς ανθρώπους τη στιγμή που χρειάζεται. Η αποστολή μη στοχευμένων και μαζικών ειδοποιήσεων ενδέχεται να προκαλέσει αδιαφορία ή εξάντληση στους χρήστες, μειώνοντας έτσι την αποτελεσματικότητα του συστήματος. Οι τεχνολογίες γεωγραφικού περιορισμού, κυρίως το Geofencing, προσφέρουν μία διέξοδο σε αυτό το ζήτημα.

Το Geofencing δίνει τη δυνατότητα να δημιουργούνται εικονικές γεωγραφικές περιφράξεις (geofences) στον χάρτη, οι οποίες συνήθως έχουν σχήμα κύκλου ή πολύγωνου γύρω από συγκεκριμένα σημεία ενδιαφέροντος. Ακολούθως, το σύστημα έχει τη δυνατότητα να παρακολουθεί την τοποθεσία των χρηστών μέσω GPS και να ενεργοποιεί προκαθορισμένες ενέργειες όταν κάποιος χρήστης εισέρχεται, εξέρχεται ή παραμένει μέσα σε μια περιοχή [12]. Κατά την ανίχνευση ατυχημάτων, ο χώρος όπου

επιβεβαιώνεται το συμβάν μπορεί να λειτουργήσει ως κέντρο για τη δημιουργία μιας δυναμικής περιοχής, όπως για παράδειγμα ένας κύκλος με καθορισμένη ακτίνα. Μόνο οι χρήστες της εφαρμογής που βρίσκονται αυτή τη στιγμή σε αυτή την περιοχή θα λάβουν ειδοποίηση για το ατύχημα.

Αυτή η στρατηγική διασφαλίζει ότι μόνο οι άνθρωποι που βρίσκονται κοντά ενημερώνονται, ώστε να μπορούν ενδεχομένως να παράσχουν βοήθεια, να λάβουν προληπτικά μέτρα ή απλά να είναι ενήμεροι για τους κινδύνους στην περιοχή τους. Ταυτόχρονα, αποφεύγεται η περιττή ενόχληση χρηστών που βρίσκονται σε απόσταση από το συμβάν. Η εφαρμογή του Geofencing, μαζί με την ακριβή ανίχνευση και κατηγοριοποίηση των κινδύνων, παίζει καθοριστικό ρόλο στη διαμόρφωση ενός αποδοτικού και αποτελεσματικού συστήματος διαχείρισης εκτάκτων καταστάσεων.





## 3 Σχεδιασμός Συστήματος και Μεθοδολογία

Βασιζόμενοι στην ανάλυση της βιβλιογραφίας και των τεχνολογικών δυνατοτήτων που παρουσιάστηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, το παρόν κεφάλαιο περιγράφει τον λεπτομερή σχεδιασμό του προτεινόμενου συστήματος ανίχνευσης κινδύνου και ανταλλαγής ειδοποιήσεων. Παρουσιάζεται η συνολική αρχιτεκτονική του συστήματος, οι επιμέρους συνιστώσες του, η ροή των δεδομένων μεταξύ τους, οι τεχνολογίες, τα εργαλεία και οι πλατφόρμες που επιλέχθηκαν για την υλοποίηση, καθώς και η συγκεκριμένη μεθοδολογία που ακολουθήθηκε για τη συλλογή, επεξεργασία και ανάλυση των δεδομένων από τους αισθητήρες και τη ροή βίντεο, αλλά και για την γεωγραφική στόχευση των ειδοποιήσεων.

### 3.1 Αρχιτεκτονική συστήματος

Κατά την ανάπτυξη του συστήματος, το κύριο μέλημα ήταν να δημιουργηθεί ένα συνολικό πλαίσιο επικοινωνιών που θα συμβάλλει στην αναβάθμιση της οδικής ασφάλειας. Αυτό το σύστημα έχει σχεδιαστεί ώστε να εκμεταλλεύεται τις δυνατότητες των δικτύων 5ης γενιάς (5G) και τις ανώτερες υπολογιστικές ικανότητες, καθώς και τους αισθητήρες των σύγχρονων συσκευών. Η έρευνα και η ανάπτυξη επικεντρώθηκαν στην εφαρμογή και την πειραματική αξιολόγηση των επικοινωνιών τύπου Cellular Vehicle-to-Everything (C-V2X). Η κύρια φιλοσοφία αυτής της προσέγγισης είναι να δώσει τη δυνατότητα σε όλους τους συμμετέχοντες σε ένα οδικό περιβάλλον – όπως οχήματα, πεζοί και στοιχεία υποδομής – να επικοινωνούν και να συνεργάζονται αποτελεσματικά. Μέσω αυτού του μηχανισμού, αποσκοπεί στην καλύτερη δυνατή διαχείριση ενός ατυχήματος. Ένα βασικό στοιχείο για την επίτευξη αυτού του στόχου είναι η αξιοποίηση των πληροφοριών που συλλέγονται από κάμερες στον χώρο, καθώς και η εφαρμογή τεχνικών ανίχνευσης και επιβεβαίωσης γεγονότων που στηρίζονται σε αλγορίθμους Μηχανικής Μάθησης. Από την αρχή, διαπιστώθηκε ότι οι επικοινωνίες αυτού του είδους έχουν εξαιρετική χρονική σημασία και γι' αυτό έχουν αυστηρές απαιτήσεις σχετικά με

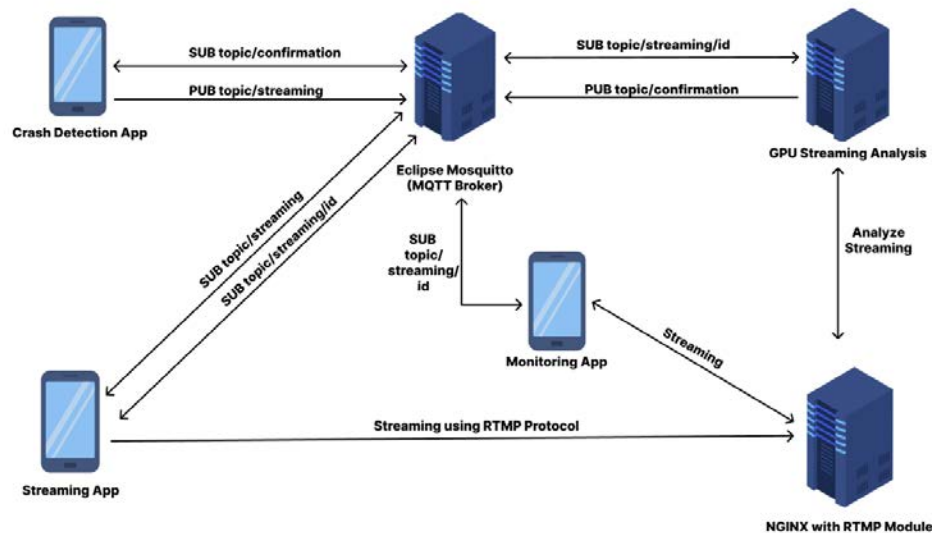
την καθυστέρηση μετάδοσης (latency) και τον διαθέσιμο ρυθμό μεταφοράς δεδομένων (throughput). Η συνολική αξιοπιστία της επικοινωνίας είναι σημαντική.

Για την εφαρμογή της προτεινόμενης αρχιτεκτονικής, σχεδιάστηκε το απαραίτητο λογισμικό τόσο για τις τερματικές συσκευές των χρηστών όσο και για τις υπηρεσίες υποστήριξης της υποδομής (back-end). Ο στόχος ήταν η ανάπτυξη μιας λειτουργικής υποδομής επικοινωνιών C-V2X. Ως βασικές τερματικές συσκευές (έξυπνα τηλέφωνα) για τα οχήματα επιλέχθηκαν έξυπνα τηλέφωνα τελευταίας τεχνολογίας με δυνατότητες σύνδεσης 5G. Ταυτόχρονα, δημιουργήθηκαν οι αντίστοιχες υποστηρικτικές υπηρεσίες, υπεύθυνες για τη διαχείριση και την επικοινωνία των ειδοποιήσεων μεταξύ των χρηστών [10,11]. Αυτές οι υπηρεσίες αναλαμβάνουν επίσης την εκτέλεση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης που απαιτούν σημαντική υπολογιστική ισχύ. Αυτά που χρειάζονται δηλαδή για την επεξεργασία των δεδομένων και τη διασφάλιση της αξιοπιστίας των καταγεγραμμένων γεγονότων.

Οι ίδιες οι τερματικές συσκευές σχεδιάστηκαν ώστε να λειτουργούν ως καταναεμημένοι αισθητήρες, αξιοποιώντας τις ενσωματωμένες μονάδες τους. Ιδιαίτερη έμφαση δόθηκε στη χρήση του ενσωματωμένου επιταχυνσιόμετρου για την αρχική ανίχνευση πιθανών συμβάντων σύγκρουσης και την τοπική αρχική επεξεργασία των σχετικών δεδομένων. Για την ενίσχυση της αξιοπιστίας του συστήματος και για τη διευκόλυνση της συγκριτικής αξιολόγησης της απόδοσης διαφορετικών μεθόδων καταγραφής, προβλέφθηκε η πειραματική χρήση ενός δεύτερου έξυπνου τηλεφώνου σε κάθε συμμετέχον όχημα, με αποκλειστικό ρόλο την καταγραφή οπτικού υλικού (βίντεο) από τη στιγμή ενός πιθανού συμβάντος.

Η μίμηση της συμπεριφοράς διαφορετικών τύπων οντοτήτων στον δρόμο, όπως είναι οι πεζοί και τα σταθερά στοιχεία υποδομής (όπως οι φωτεινοί σηματοδότες), επιτεύχθηκε επίσης με τη βοήθεια έξυπνων τηλεφώνων 5G. Συγκεκριμένα, τα κινητά τηλέφωνα που σχετίζονται με πεζούς προγραμματίστηκαν ώστε να μπορούν να ανιχνεύουν ασυνήθιστες κινήσεις, όπως πτώσεις ή απότομες μειώσεις ταχύτητας που θα μπορούσαν να υποδείξουν μια σύγκρουση. Αυτό πραγματοποιείται μέσω των ενσωματωμένων αισθητήρων τους, όπως το επιταχυνσιόμετρο και το γυροσκόπιο. Οι συσκευές που σχετίζονταν με υποδομές, όπως οι φωτεινοί σηματοδότες, είχαν ρυθμιστεί κυρίως για να παρακολουθούν συνεχώς την περιοχή γύρω τους. Η επεξεργασία των βίντεο που προέρχονται από αυτές τις υποδομές κάμερας, χρησιμοποιώντας αλγορίθμους μηχανικής μάθησης στις υπηρεσίες back-end, κατέστησε δυνατή την ανίχνευση και επιβεβαίωση

συγκρούσεων. Η προτεινόμενη αρχιτεκτονική, όπως φαίνεται στην Εικόνα 1, περιλαμβάνει έξι βασικές λογικές συνιστώσες που αλληλεπιδρούν η μία με την άλλη.



Εικόνα 1: Διάγραμμα Αρχιτεκτονικής Συστήματος Ανίχνευσης και Ανάλυσης Ατυχημάτων με Χρήση MQTT και RTMP Streaming.

Η πρώτη συνιστώσα είναι η *Εφαρμογή Ανίχνευσης Ατυχήματος (Crash Detection App)*. Πρόκειται για μια εφαρμογή που εκτελείται στη συσκευή Android του χρήστη. Ο πρωταρχικός της ρόλος είναι η συνεχής παρακολούθηση των δεδομένων από το επιταχυνσιόμετρο και το γυροσκόπιο. Εφαρμόζει έναν αλγόριθμο για την ανίχνευση καταστάσεων που πιθανώς υποδηλώνουν ατύχημα, βασισμένη κυρίως στις τιμές που λαμβάνονται από τους αισθητήρες αυτούς. Ταυτόχρονα, καταγράφει τη γεωγραφική θέση της συσκευής μέσω GPS. Σε περίπτωση ανίχνευσης ενός τέτοιου πιθανού συμβάντος, η εφαρμογή αποστέλλει ένα αρχικό μήνυμα ειδοποίησης μέσω του πρωτοκόλλου MQTT.

Η δεύτερη συνιστώσα είναι η *Εφαρμογή Μετάδοσης Ροής (Monitoring App)*. Η εφαρμογή αυτή εγγράφεται στο topic που αποστέλλει η πρώτη συνιστώσα τα μηνύματα σχετικά με τα πιθανά ατυχήματα. Μετά την λήψη του μηνύματος παράγει ένα μοναδικό αναγνωριστικό και στη συνέχεια γίνεται αποστολή σε ένα συγκεκριμένο topic και ξεκινάει η μετάδοση της ροής από το σημείο του πιθανού ατυχήματος. Σε ένα παράδειγμα πραγματικού κόσμου η συνιστώσα αυτή μπορεί να πάρει τη μορφή καμερών που είναι στους φωτεινούς σηματοδότες στο δρόμο.

Η τρίτη συνιστώσα είναι ο *MQTT Broker (Eclipse Mosquitto)*. Λειτουργεί ως ο κεντρικός κόμβος επικοινωνίας για όλα τα μηνύματα που ανταλλάσσονται μέσω του πρωτοκόλλου MQTT. Είναι ένας διακομιστής που λαμβάνει μηνύματα από τους publishers (την εφαρμογή ανίχνευσης, το σύστημα ανάλυσης) και τα προωθεί σε όλους τους ενεργούς subscribers που έχουν δηλώσει ενδιαφέρον για τα συγκεκριμένα θέματα (topics) των μηνυμάτων. Η χρήση του Mosquitto επιλέχθηκε λόγω της ευρείας χρήσης, της αποδοτικότητας και της αξιοπιστίας του.

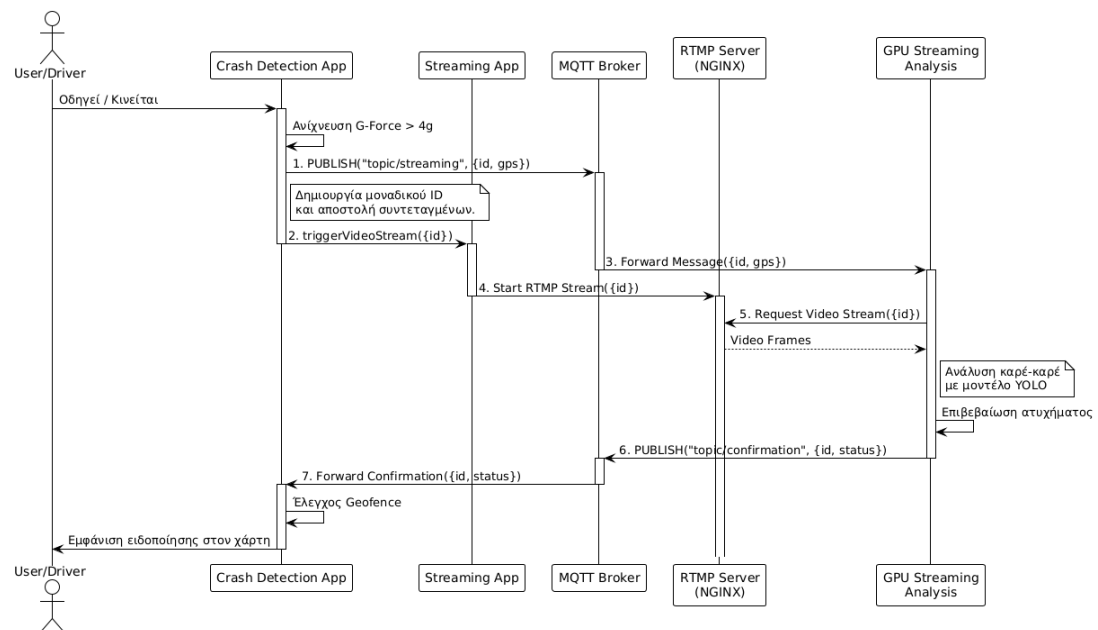
Η τέταρτη συνιστώσα είναι ο *RTMP Server (NGINX με RTMP Module)*. Πρόκειται για έναν διακομιστή ειδικά διαμορφωμένο για τη λήψη και διαχείριση ζωντανών ροών βίντεο. Στην παρούσα υλοποίηση, χρησιμοποιήθηκε ο web server Nginx με την προσθήκη του nginx-rtmp-module. Αυτός ο server λαμβάνει τη ροή βίντεο που αποστέλλεται από την εφαρμογή ανίχνευσης μέσω του πρωτοκόλλου Real-Time Messaging Protocol (RTMP) και την καθιστά διαθέσιμη για περαιτέρω επεξεργασία από άλλες συνιστώσες.

Η πέμπτη συνιστώσα είναι το *Σύστημα Ανάλυσης Streaming (GPU Streaming Analysis)*. Αποτελεί τον "εγκέφαλο" της οπτικής επιβεβαίωσης. Πρόκειται για μια διεργασία, υλοποιημένη σε Python, η οποία εκτελείται σε έναν ισχυρό server, εξοπλισμένο με μονάδα επεξεργασίας γραφικών (*Graphics Processing Unit - GPU*) για την επιτάχυνση των υπολογισμών μηχανικής μάθησης. Αυτό το σύστημα λαμβάνει τη ροή βίντεο από τον RTMP server και εφαρμόζει το εκπαιδευμένο μοντέλο ανίχνευσης αντικειμένων (*YOLOv11n μέσω Ultralytics*) σε κάθε καρέ της ροής. Σκοπός είναι να αναγνωρίσει οπτικά αν το συμβάν που ανιχνεύθηκε αρχικά από τους αισθητήρες αντιστοιχεί όντως σε ατύχημα. Μετά την ανάλυση, αποστέλλει ένα τελικό μήνυμα επιβεβαίωσης (ή απόρριψης) μέσω του MQTT Broker.

Η έκτη συνιστώσα είναι η *Εφαρμογή Παρακολούθησης/Λήψης Ειδοποιήσεων (Monitoring App)*. Μια τρίτη εφαρμογή Android, η οποία μπορεί να είναι εγκατεστημένη σε συσκευές άλλων χρηστών ή ενδιαφερομένων. Αυτή η εφαρμογή λειτουργεί ως subscriber στον MQTT Broker, λαμβάνοντας όλες τις ροές για τα πιθανά ατυχήματα. Κατά τη λήψη ενός τέτοιου μηνύματος, η εφαρμογή συνδέεται στη ζωντανή ροή για την παρακολούθηση της τοποθεσίας του συμβάντος.

Η ροή των δεδομένων και των ελέγχων στο σύστημα ακολουθεί τα παρακάτω λογικά βήματα: Αρχικά, η εφαρμογή ανίχνευσης καταγράφει συνεχώς δεδομένα από τους αισθητήρες. Όταν ανιχνευθεί μια τιμή επιτάχυνσης που υπερβαίνει το όριο (π.χ., 4g), η εφαρμογή αποστέλλει ένα MQTT μήνυμα (περιέχοντας ένα μοναδικό αναγνωριστικό για

το συμβάν και τις τρέχουσες συντεταγμένες GPS) και ταυτόχρονα ξεκινά η αποστολή της ροής βίντεο στον RTMP server από την εφαρμογή για τη μετάδοση ροών. Το σύστημα ανάλυσης, το οποίο είναι subscriber στο σχετικό MQTT topic, λαμβάνει το αρχικό μήνυμα και, χρησιμοποιώντας το ID του συμβάντος, συνδέεται στην αντίστοιχη ροή βίντεο από τον RTMP server. Εκτελεί την ανάλυση καρέ-καρέ με το μοντέλο MM. Εάν επιβεβαιωθεί το ατύχημα (π.χ., μετά από ανίχνευση σε 10 καρέ), το σύστημα ανάλυσης αποστέλλει ένα νέο MQTT μήνυμα επιβεβαίωσης (περιέχοντας το ID, τις συντεταγμένες και την κατάσταση "confirmed\_accident"). Η εφαρμογή ανίχνευσης, η οποία είναι subscriber σε αυτό το topic επιβεβαίωσης, λαμβάνει το μήνυμα. Υπολογίζει την απόσταση του χρήστη από το σημείο του ατυχήματος και, αν ο χρήστης βρίσκεται εντός της καθορισμένης ακτίνας (Geofencing), εμφανίζει την τελική ειδοποίηση.



Εικόνα 2: Διάγραμμα αλληλουχίας για τη διαδικασία ανίχνευσης και επιβεβαίωσης ατυχήματος.

## 3.2 Περιβάλλον ανάπτυξης και εργαλεία

Η επιλογή των κατάλληλων εργαλείων, γλωσσών προγραμματισμού και βιβλιοθηκών ήταν καθοριστική για την επιτυχή υλοποίηση της προτεινόμενης αρχιτεκτονικής. Το περιβάλλον ανάπτυξης διαμορφώθηκε λαμβάνοντας υπόψη τις απαιτήσεις κάθε συνιστώσας για απόδοση, πρόσβαση σε υλικό, επικοινωνία πραγματικού χρόνου και δυνατότητες μηχανικής μάθησης.

Για την ανάπτυξη των Εφαρμογών Κινητών, επιλέχθηκε η γλώσσα προγραμματισμού *Java* και το ολοκληρωμένο περιβάλλον ανάπτυξης *Android Studio*. Η πλατφόρμα *Android* προτιμήθηκε λόγω της ευρείας διάδοσής της και της άμεσης πρόσβασης που παρέχει στους ενσωματωμένους αισθητήρες της συσκευής μέσω του *Android Sensor Framework*. Για την επικοινωνία μέσω MQTT, χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη *HiveMQ MQTT Client* για *Android*. Για την αποστολή της ροής βίντεο, αξιοποιήθηκε η βιβλιοθήκη *RootEncoder*, ενώ για τη λειτουργία *Geofencing* χρησιμοποιήθηκε δύο μέθοδοι για τον υπολογισμό της απόστασης του παραλήπτη από το σημείο του συμβάντος. Οι μέθοδοι αυτές παρουσιάζονται παρακάτω.

Το Σύστημα Ανάλυσης της ροής βίντεο αναπτύχθηκε στη γλώσσα προγραμματισμού *Python*, η οποία διαθέτει πλούσιο οικοσύστημα βιβλιοθηκών για επεξεργασία εικόνας και μηχανική μάθηση. Συγκεκριμένα, για την εκπαίδευση του μοντέλου μηχανικής μάθησης *YOLOv11n*, χρησιμοποιήθηκε το πλαίσιο *Ultralytics*, σε συνδυασμό με πλατφόρμες όπως το *Google Colab* που διευκολύνουν τη διαδικασία εκπαίδευσης. Η επικοινωνία με τον MQTT Broker υλοποιήθηκε με τον *Paho-MQTT Python Client*.

Η υποδομή των Servers περιλάμβανε τρία κύρια στοιχεία. Ως MQTT Broker επιλέχθηκε ο *Eclipse Mosquitto*, ένας ανοιχτού κώδικα, ελαφρύς και ευρέως διαδεδομένος MQTT broker, ο οποίος εγκαταστάθηκε σε έναν server με λειτουργικό σύστημα *Ubuntu*. Οι προδιαγραφές του μηχανήματος παρατίθενται στον Πίνακα 2. Ως RTMP Server χρησιμοποιήθηκε ο web server *Nginx* με την προσθήκη του *nginx-rtmp-module*, εγκατεστημένος επίσης σε server *Ubuntu*. Οι προδιαγραφές του μηχανήματος παρατίθενται στον Πίνακα 3. Τέλος, το *Python* script ανάλυσης εκτελέστηκε σε έναν ισχυρότερο server *Ubuntu*, ο οποίος διέθετε *NVIDIA GPU (RTX 4070 Ti SUPER)* για την επιτάχυνση της επεξεργασίας των καρτέ, τα χαρακτηριστικά του οποίου φαίνονται στον Πίνακα 1. Η χρήση GPU δεν ήταν απαραίτητη για τους servers MQTT και RTMP.

Πίνακας 1: Χαρακτηριστικά μηχανήματος για ανάλυση ροής.

| Category               | Details                                                               |
|------------------------|-----------------------------------------------------------------------|
| <b>OS &amp; Kernel</b> | Ubuntu 24.04.2 LTS (Noble Numbat), Kernel: 6.11.0-21-generic (x86_64) |
| <b>Motherboard</b>     | Gigabyte X670E AORUS PRO X                                            |
| <b>CPU</b>             | AMD Ryzen 9 7900X (12-core / 24-thread, Zen 4, Boost up to 5.73 GHz)  |
| <b>Storage</b>         | Samsung 970 EVO Plus 1TB NVMe                                         |
| <b>RAM</b>             | 64 GiB                                                                |
| <b>GPU (Primary)</b>   | NVIDIA GeForce RTX 4070 Ti SUPER (Driver: 550.120)                    |

Πίνακας 2: Χαρακτηριστικά μηχανήματος για MQTT.

| Category               | Details                                                                 |
|------------------------|-------------------------------------------------------------------------|
| <b>OS &amp; Kernel</b> | Ubuntu 22.04.5 LTS (Jammy Jellyfish), Kernel: 6.8.0-52-generic (x86_64) |
| <b>Motherboard</b>     | Gigabyte A520 AORUS ELITE                                               |
| <b>CPU</b>             | AMD Ryzen 5 5600G (6-core / 12-thread, Zen 3, Boost up to 4.46 GHz)     |
| <b>Storage</b>         | Samsung SSD 870 EVO 500GB                                               |
| <b>RAM</b>             | 16 GiB                                                                  |

Πίνακας 3: Χαρακτηριστικά μηχανήματος NGINX με RTMP Module.

| Category    | Details                                                               |
|-------------|-----------------------------------------------------------------------|
| OS & Kernel | Ubuntu 24.04.2 LTS (Noble Numbat), Kernel: 6.11.0-21-generic (x86_64) |
| Motherboard | Gigabyte X670E AORUS PRO X                                            |
| CPU         | AMD Ryzen 9 7900X (12-core / 24-thread, Zen 4, Boost up to 5.73 GHz)  |
| Storage     | Samsung 970 EVO Plus 1TB NVMe                                         |
| RAM         | 64 GiB                                                                |

Για τα Εργαλεία Ανάπτυξης και Διαχείρισης, χρησιμοποιήθηκε το σύστημα ελέγχου εκδόσεων *Git* σε συνδυασμό με την πλατφόρμα *GitHub* για τη διαχείριση του πηγαιού κώδικα [8,4]. Για την εκπαίδευση του μοντέλου μηχανικής μάθησης, αξιοποιήθηκε η πλατφόρμα *Google Colab*, η οποία παρέχει πρόσβαση σε υπολογιστικούς πόρους GPU/TPU και διευκολύνει τη διαδικασία εκπαίδευσης και την αποθήκευση δεδομένων μέσω της ενσωμάτωσης με το Google Drive.

### 3.3 Μεθοδολογία συλλογής και επεξεργασίας δεδομένων

Η διαδικασία συλλογής και η αρχική επεξεργασία των δεδομένων στην εφαρμογή ανίχνευσης ατυχήματος σχεδιάστηκε με έμφαση στην αξιοπιστία και την έγκαιρη αντίδραση. Η αλληλεπίδραση με τους αισθητήρες της κινητής συσκευής, συγκεκριμένα το γυροσκόπιο και κυρίως το επιταχυνσιόμετρο, αποτελεί τον πυρήνα της αρχικής ανίχνευσης. Αυτοί οι αισθητήρες παρέχουν συνεχώς πληροφορίες για την κίνηση και τον προσανατολισμό της συσκευής στο χώρο. Η εφαρμογή λαμβάνει αυτές τις μετρήσεις και



υπολογίζει συνεχώς το μέτρο της συνολικής επιτάχυνσης, συνδυάζοντας τις τιμές από τους τρεις άξονες (X, Y, Z).

Για την αύξηση της αξιοπιστίας των μετρήσεων και την αποφυγή λανθασμένων ανιχνεύσεων λόγω στιγμιαίων διαταραχών ή θορύβου των αισθητήρων, εφαρμόζονται τεχνικές φιλτραρίσματος στα ακατέργαστα δεδομένα. Συγκεκριμένα, εφαρμόστηκε η τεχνική του κυλιόμενου παραθύρου (sliding window). Με αυτή την τεχνική, τα δεδομένα από τους αισθητήρες υπολογίζονταν ως μέσος όρος σε ένα μικρό χρονικό διάστημα, εξομαλύνοντας έτσι τις απότομες, μεμονωμένες αιχμές στις μετρήσεις και διασφαλίζοντας ότι μόνο οι παρατεταμένες υψηλές τιμές θα οδηγούσαν στην ενεργοποίηση μιας ειδοποίησης σύγκρουσης. Επιπρόσθετα, για τη σταθεροποίηση των μετρήσεων της ταχύτητας του οχήματος και τη μείωση του θορύβου, ενσωματώθηκε ένα φίλτρο Kalman [3,18]. Αυτή η διαδικασία φιλτραρίσματος είχε ως αποτέλεσμα την ελαχιστοποίηση των διακυμάνσεων στα δεδομένα ταχύτητας που μπορεί να προκύψουν από μεταβολές πραγματικού χρόνου, καθιστώντας την παρακολούθηση της ταχύτητας πιο αξιόπιστη [9]. Το αποτέλεσμα αυτής της προεπεξεργασίας είναι ένα καθαρότερο σήμα επιτάχυνσης, απαλλαγμένο από μεγάλο μέρος του τυχαίου θορύβου.

Το κριτήριο για την ενεργοποίηση της διαδικασίας ανίχνευσης ατυχήματος ορίστηκε ως η υπέρβαση ενός συγκεκριμένου κατωφλίου από την φιλτραρισμένη συνολική επιτάχυνση. Με βάση τη βιβλιογραφία και τις συνήθεις τιμές που παρατηρούνται σε πραγματικά ατυχήματα, το κατώφλι αυτό ορίστηκε στα 4g (όπου g η επιτάχυνση της βαρύτητας). Η υπέρβαση αυτού του ορίου θεωρείται ισχυρή ένδειξη για την ύπαρξη μιας απότομης πρόσκρουσης ή άλλης ακραίας κινητικής κατάστασης που χρήζει περαιτέρω διερεύνησης. Όταν συμβεί αυτό, η εφαρμογή καταγράφει τη χρονική στιγμή και τις τρέχουσες γεωγραφικές συντεταγμένες (που λαμβάνονται από το GPS) και ενεργοποιεί την αποστολή του αρχικού MQTT μηνύματος και την έναρξη της ροής βίντεο. Η διασταυρωτική ανάλυση δεδομένων, συνδυάζοντας την υψηλή επιτάχυνση με πιθανές απότομες αλλαγές στις ενδείξεις του γυροσκοπίου (που υποδηλώνουν περιστροφή ή ανατροπή), χρησιμοποιήθηκε για την περαιτέρω ενίσχυση της αξιοπιστίας της αρχικής ανίχνευσης πριν την ενεργοποίηση του streaming. Η όλη διαδικασία σχεδιάστηκε ώστε να είναι αποδοτική ως προς τη χρήση πόρων της συσκευής, ιδίως της μπαταρίας.

### 3.4 Μεθοδολογία μηχανικής μάθησης

Για την οπτική επιβεβαίωση των πιθανών ατυχημάτων, υιοθετήθηκε μια προσέγγιση βασισμένη στη Μηχανική Μάθηση και συγκεκριμένα στην ανίχνευση αντικειμένων με το μοντέλο YOLOv11n, το οποίο υλοποιήθηκε μέσω του πλαισίου Ultralytics [6,7,15,17]. Τα μοντέλα YOLO (You Only Look Once) είναι γνωστά για την ταχύτητα και την ακρίβειά τους στην ανίχνευση αντικειμένων σε πραγματικό χρόνο. Χρησιμοποιήθηκε η έκδοση 'n' (nano) του μοντέλου, η οποία είναι βελτιστοποιημένη για ταχύτητα σε συσκευές με περιορισμένους πόρους, διατηρώντας ικανοποιητική ακρίβεια. Αξιοποιήθηκε ένα προεκπαιδευμένο μοντέλο YOLOv11n, το οποίο έχει εκπαιδευτεί σε μεγάλα σύνολα δεδομένων (όπως το COCO), και προσαρμόστηκε (fine-tuning) στις ανάγκες της συγκεκριμένης εργασίας, δηλαδή στην αναγνώριση οπτικών ενδείξεων που σχετίζονται με ατυχήματα στα καρέ βίντεο.

Η εκπαίδευση (fine-tuning) του προσαρμοσμένου μοντέλου YOLOv11n πραγματοποιήθηκε μέσω του πλαισίου Ultralytics. Το μοντέλο ήταν προεκπαιδευμένο, η εκπαίδευση διήρκεσε για 100 εποχές, το μέγεθος των εικόνων εισόδου ορίστηκε σε 640x640 pixels, η παράμετρος "patience" για πρόωρη διακοπή ορίστηκε σε 100, ενώ το μέγεθος παρτίδας (Batch Size) και η συσκευή εκπαίδευσης (Device) ορίστηκαν σε αυτόματη επιλογή (Auto) από το πλαίσιο Ultralytics για βέλτιστη χρήση των διαθέσιμων πόρων. Η εκπαίδευση έγινε αξιοποιώντας υπολογιστικούς πόρους με GPU για επιτάχυνση. Το τελικό μοντέλο αποθηκεύτηκε σε μορφή κατάλληλη για χρήση από το Ultralytics σε ένα αρχείο επέκτασης pt.

Για την εκπαίδευση του μοντέλου, χρησιμοποιήθηκε ένα εξειδικευμένο σύνολο δεδομένων (dataset) που περιείχε συνολικά 42.116 εικόνες. Από αυτές, οι 34.530 εικόνες χρησιμοποιήθηκαν για τη φάση της εκπαίδευσης (training set), επιτρέποντας στο μοντέλο να μάθει τα χαρακτηριστικά των οδικών ατυχημάτων. Ένα ξεχωριστό σύνολο 5.048 εικόνων χρησιμοποιήθηκε για τη φάση της επικύρωσης (validation set), κατά την οποία γινόταν η ρύθμιση των υπερπαραμέτρων του μοντέλου και η παρακολούθηση της απόδοσής του για την αποφυγή φαινομένων υπερπροσαρμογής (overfitting). Τέλος, ένα τρίτο, ανεξάρτητο σύνολο 2538 εικόνων αποτέλεσε το σύνολο δοκιμής (test set), το οποίο χρησιμοποιήθηκε για την τελική αξιολόγηση της απόδοσης του εκπαιδευμένου μοντέλου σε δεδομένα που δεν είχε δει ποτέ πριν. Το μοντέλο εκπαιδεύτηκε ώστε να είναι ικανό να ανιχνεύει και να κατηγοριοποιεί τις κύριες κλάσεις συμβάντων: accident, mild, moderate, severe. Ιδιαίτερη προσοχή δόθηκε στην ισορροπία μεταξύ των κλάσεων στο

σύνολο εκπαίδευσης για την αποφυγή μεροληψίας του μοντέλου (model bias). Η διαδικασία εκπαίδευσης του μοντέλου, χρησιμοποιώντας Google Colab με χρήση GPU, ολοκληρώθηκε σε χρονικό διάστημα περίπου 3 ωρών. Σημειώνεται ότι η ενσωμάτωση εικόνων υψηλότερης ανάλυσης στο σύνολο δεδομένων θα αναμενόταν να αυξήσει τον απαιτούμενο χρόνο εκπαίδευσης λόγω του αυξημένου υπολογιστικού φόρτου.

Η διαδικασία επιβεβαίωσης ενός συμβάντος μέσω της ανάλυσης της ροής βίντεο σχεδιάστηκε ώστε να είναι όσο το δυνατόν ταχύτερη. Δεδομένου ότι κάθε δευτερόλεπτο βίντεο περιέχει τυπικά 24 έως 30 καρέ (frames), η ανάλυση ακόμη και ενός μικρού τμήματος της ροής μπορεί να παρέχει επαρκείς πληροφορίες. Πειράματα έδειξαν ότι η ανίχνευση ενός ατυχήματος μπορούσε να γίνει ακόμη και από την ανάλυση ενός και μόνο καρέ. Ωστόσο, για την ενίσχυση της αξιοπιστίας και την αποφυγή εσφαλμένων επιβεβαιώσεων λόγω στιγμιαίων ανωμαλιών στην εικόνα, ορίστηκε ένα κατώφλι για τον αριθμό των διαδοχικών καρέ στα οποία έπρεπε να ανιχνευθεί ένδειξη ατυχήματος. Η διερεύνηση έδειξε ότι η απαίτηση για μεγάλο αριθμό καρέ (π.χ., πάνω από 14 καρέ, που αντιστοιχούν σε περίπου μισό δευτερόλεπτο βίντεο 30fps) θα μπορούσε να οδηγήσει στην απόρριψη πραγματικών ατυχημάτων. Ως εκ τούτου, το κατώφλι επιβεβαίωσης ορίστηκε στην ανίχνευση ενδείξεων ατυχήματος σε μόλις 3 καρέ από μία ή συνδυασμένες ροές βίντεο. Αυτή η προσέγγιση όχι μόνο επιταχύνει σημαντικά τη διαδικασία επιβεβαίωσης, αλλά επιτρέπει και την ανίχνευση λεπτομερειών όπως η παρουσία τραυματισμένου ατόμου σε μη φυσιολογική θέση, πέραν της απλής αναγνώρισης της σύγκρουσης των οχημάτων.

Η αξιολόγηση της απόδοσης του εκπαιδευμένου μοντέλου αποτελεί κρίσιμο βήμα και περιγράφεται αναλυτικά στο Κεφάλαιο 5. Βασίζεται σε πρότυπες μετρικές ανίχνευσης αντικειμένων, όπως η μέση ακρίβεια (*mean Average Precision - mAP*) σε διάφορα κατώφλια *Intersection over Union (IoU)*, η ακρίβεια (*precision*) και η ανάκληση (*recall*), υπολογισμένες σε ένα ξεχωριστό σύνολο δεδομένων δοκιμής (test set) που δεν χρησιμοποιήθηκε κατά την εκπαίδευση. Επίσης, παρακολουθούνται οι *συναρτήσεις απώλειας (loss functions)* κατά την εκπαίδευση για την παρακολούθηση της σύγκλισης του μοντέλου. Η συνεχής βελτιστοποίηση του μοντέλου μέσω της προσθήκης νέων δεδομένων ή της δοκιμής διαφορετικών υπερπαραμέτρων [13,16] αποτελεί μια διαρκή διαδικασία.

### 3.5 Μεθοδολογία Geofencing

Για την υλοποίηση της λειτουργίας αποστολής γεωγραφικά στοχευμένων ειδοποιήσεων, εφαρμόζεται η παρακάτω μεθοδολογία, η οποία ενσωματώνεται στην εφαρμογή παρακολούθησης (Monitoring App).

Ο ορισμός της περιοχής ενδιαφέροντος (geofence) γίνεται δυναμικά κάθε φορά που λαμβάνεται ένα επιβεβαιωμένο μήνυμα ατυχήματος από τον MQTT Broker. Ως κέντρο της geofence χρησιμοποιούνται οι γεωγραφικές συντεταγμένες (πλάτος, μήκος) του ατυχήματος, οι οποίες περιλαμβάνονται στο μήνυμα επιβεβαίωσης. Γύρω από αυτό το κέντρο, ορίζεται ένας εικονικός γεωγραφικός κύκλος. Η ακτίνα αυτού του κύκλου ορίζεται σε μια προκαθορισμένη τιμή, συγκεκριμένα *2 χιλιόμετρα*. Αυτή η τιμή κρίθηκε ως μια λογική απόσταση που επιτρέπει την ειδοποίηση χρηστών στην γειτονιά του συμβάντος, χωρίς όμως να προκαλείται υπερβολική διάχυση της πληροφορίας σε χρήστες που βρίσκονται πολύ μακριά για να επηρεάζονται άμεσα ή να μπορούν να παρέμβουν.

Για να προσδιοριστεί εάν ένας συγκεκριμένος χρήστης της εφαρμογής παρακολούθησης βρίσκεται εντός ή εκτός αυτής της δυναμικά οριζόμενης geofence, απαιτείται ο υπολογισμός της απόστασης μεταξύ της τρέχουσας γεωγραφικής θέσης του χρήστη και του σημείου του ατυχήματος (κέντρο του κύκλου). Δεδομένου ότι οι υπολογισμοί αφορούν σημεία στην επιφάνεια της Γης, για τον υπολογισμό αυτό χρησιμοποιείται η στατική μέθοδος `distanceBetween` [12] της κλάσης `android.location.Location`. Αυτή η μέθοδος υπολογίζει την κατά προσέγγιση απόσταση σε μέτρα μεταξύ δύο γεωγραφικών σημείων (οριζόμενων από το γεωγραφικό πλάτος και μήκος τους), βασιζόμενη στο ελλειψοειδές μοντέλο *WGS84* της Γης, παρέχοντας έτσι ακριβή αποτελέσματα για αποστάσεις στην επιφάνεια του πλανήτη.

Το κριτήριο για την αποστολή της ειδοποίησης είναι απλό: αφού υπολογιστεί η απόσταση μεταξύ χρήστη και ατυχήματος με τη μέθοδο `Location.distanceBetween`, η τιμή αυτή συγκρίνεται με την προκαθορισμένη ακτίνα των 2 χιλιομέτρων. Εάν η υπολογισμένη απόσταση είναι μικρότερη ή ίση με την ακτίνα, ο χρήστης θεωρείται ότι βρίσκεται εντός της περιοχής ενδιαφέροντος και η εφαρμογή προχωρά στην εμφάνιση της ειδοποίησης για το ατύχημα. Χρήστες εκτός της ακτίνας δεν λαμβάνουν την ειδοποίηση. Αυτή η στοχευμένη προσέγγιση διασφαλίζει τη σχετικότητα των ειδοποιήσεων και βελτιώνει τη συνολική εμπειρία του χρήστη. Είναι σημαντικό να λαμβάνονται υπόψη πιθανά σφάλματα ή ανακρίβειες στις μετρήσεις GPS, τόσο για τη

θέση του ατυχήματος όσο και για τη θέση του χρήστη, και να ενσωματώνονται μηχανισμοί για τον χειρισμό τους, όπως αλγόριθμοι διόρθωσης ή προσαρμογή της ακτίνας βάσει της αβεβαιότητας των μετρήσεων.



## 4 Υλοποίηση Συστήματος

Μετά τον σχεδιασμό της αρχιτεκτονικής και τον καθορισμό της μεθοδολογίας στο προηγούμενο κεφάλαιο, το παρόν κεφάλαιο εμβαθύνει στις τεχνικές λεπτομέρειες της υλοποίησης κάθε συνιστώσας του συστήματος ανίχνευσης κινδύνου και ειδοποίησης. Περιγράφεται ο τρόπος με τον οποίο αναπτύχθηκαν οι εφαρμογές Android, πώς διαμορφώθηκαν οι servers για την επικοινωνία MQTT και το streaming RTMP, και πώς ενσωματώθηκε το μοντέλο μηχανικής μάθησης για την ανάλυση βίντεο, καθώς και η υλοποίηση της λειτουργίας Geofencing.

### 4.1 Υλοποίηση Συλλογής και Επεξεργασίας Δεδομένων Αισθητήρων

Η καρδιά της αρχικής ανίχνευσης βρίσκεται στην εφαρμογή Android "Crash Detection App". Η υλοποίησή της σε Java, με χρήση του Android Studio, επικεντρώθηκε στην αποτελεσματική και αξιόπιστη συλλογή και επεξεργασία δεδομένων από τους αισθητήρες κίνησης. Αρχικά, μέσω του *Android SensorManager*, η εφαρμογή αποκτά πρόσβαση στο επιταχυνσιόμετρο (*TYPE\_ACCELEROMETER*) και το γυροσκόπιο (*TYPE\_GYROSCOPE*) της συσκευής. Καταγράφεται ένας *SensorEventListener* για αυτούς τους αισθητήρες, ο οποίος καλείται από το σύστημα κάθε φορά που υπάρχουν νέες μετρήσεις, με μια καθορισμένη συχνότητα (*SENSOR\_DELAY\_NORMAL*).

Εντός της μεθόδου *onSensorChanged* του listener, λαμβάνονται οι ακατέργαστες τιμές της επιτάχυνσης για τους τρεις άξονες (X, Y, Z) από το *SensorEvent* [8,19]. Πριν από τον περαιτέρω υπολογισμό, εφαρμόζεται ένας αλγόριθμος φιλτραρίσματος, όπως *sliding window*, για την εξομάλυνση των δεδομένων και την αφαίρεση του θορύβου. Στη συνέχεια, υπολογίζεται το μέτρο της συνολικής φιλτραρισμένης επιτάχυνσης. Αυτή η τιμή συγκρίνεται συνεχώς με το προκαθορισμένο κατώφλι των *4g*.

Παράλληλα, η εφαρμογή χρησιμοποιεί το *FusedLocationProviderClient* από τις υπηρεσίες τοποθεσίας της Google για να λαμβάνει περιοδικά ή κατ' απαίτηση τις γεωγραφικές συντεταγμένες (πλάτος, μήκος) της συσκευής με την υψηλότερη δυνατή ακρίβεια.

Όταν το κατώφλι της επιτάχυνσης ξεπεραστεί, η εφαρμογή θεωρεί ότι έχει ανιχνευθεί ένα πιθανό συμβάν. Σε αυτό το σημείο, καταγράφει την ακριβή χρονική στιγμή και τις τελευταίες γνωστές συντεταγμένες GPS. Αμέσως μετά, εκτελεί δύο βασικές ενέργειες:

1) Δημιουργεί και δημοσιεύει το αρχικό MQTT μήνυμα και 2) Ενεργοποιεί τη διαδικασία RTMP streaming (που περιγράφεται στην ενότητα 4.3). Κατά την υλοποίηση, δόθηκε προσοχή στη σωστή διαχείριση του κύκλου ζωής του `SensorEventListener` και του `FusedLocationProviderClient` για τη βελτιστοποίηση της κατανάλωσης μπαταρίας, ειδικά όταν η εφαρμογή λειτουργεί στο παρασκήνιο.

## 4.2 Υλοποίηση Ανταλλαγής Μηνυμάτων με MQTT

Η επικοινωνία μεταξύ των διαφόρων συνιστωσών του συστήματος υλοποιήθηκε με το πρωτόκολλο MQTT, διασφαλίζοντας αποδοτική και αξιόπιστη ανταλλαγή μηνυμάτων. Η διαμόρφωση του MQTT Broker περιλάμβανε την εγκατάσταση του Eclipse Mosquitto broker σε έναν αποκλειστικό server Ubuntu (Πίνακας 2). Δημιουργήθηκαν αρχεία ρυθμίσεων για τον καθορισμό των θυρών επικοινωνίας (π.χ., 1883 για απλή σύνδεση, 8883 για SSL/TLS), των μηχανισμών αυθεντικοποίησης (username/password) [4,5] και των πιστοποιητικών SSL/TLS για την ενεργοποίηση κρυπτογραφημένης επικοινωνίας, διασφαλίζοντας την ασφάλεια και την εγκυρότητα των μηνυμάτων.

Η υλοποίηση του MQTT Client έγινε τόσο στις εφαρμογές Android όσο και στο Python script ανάλυσης. Στις εφαρμογές Android, χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη HiveMQ MQTT Client. Υλοποιήθηκε κώδικας Java για τη ρύθμιση και την ασύγχρονη σύνδεση (`connect()`) με τον broker χρησιμοποιώντας τη διεύθυνση IP του, την εγγραφή (`subscribe()`) στα σχετικά topics για λήψη μηνυμάτων, και τη δημοσίευση (`publish()`) μηνυμάτων στα κατάλληλα topics. Χρησιμοποιήθηκε κατάλληλο επίπεδο QoS στην περίπτωση μας 0. Ας δούμε λίγο πιο αναλυτικά τα επίπεδα Quality of Service (QoS) για έναν MQTT broker:

- *QoS 0 (At most once - Το πολύ μία φορά):* Αυτό είναι το ταχύτερο επίπεδο με την ελάχιστη επιβάρυνση δικτύου. Ο αποστολέας (publisher) στέλνει το μήνυμα μία φορά και ο broker προσπαθεί να το παραδώσει στον παραλήπτη (subscriber) επίσης μία φορά. Ωστόσο, δεν υπάρχει επιβεβαίωση ούτε από τον broker προς τον publisher, ούτε από τον subscriber προς τον broker. Αυτό σημαίνει ότι το μήνυμα μπορεί να χαθεί είτε κατά τη μετάδοση προς τον broker, είτε από τον broker προς τον subscriber, χωρίς καμία ειδοποίηση. Ο broker δεν αποθηκεύει το μήνυμα για να το ξαναστείλει σε περίπτωση αποτυχίας.



- *QoS 1 (At least once - Τουλάχιστον μία φορά)*: Σε αυτό το επίπεδο, εξασφαλίζεται ότι το μήνυμα θα παραδοθεί τουλάχιστον μία φορά στον παραλήπτη. Ο publisher στέλνει το μήνυμα και ο broker το αποθηκεύει μέχρι να λάβει επιβεβαίωση (PUBACK) από τον subscriber ότι το παρέλαβε. Αν ο broker δεν λάβει επιβεβαίωση από τον subscriber, θα ξαναστείλει το μήνυμα. Αντίστοιχα, ο publisher θα ξαναστείλει το μήνυμα στον broker αν δεν λάβει επιβεβαίωση (PUBACK) από αυτόν. Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε διπλοπαράδοση του μηνύματος στον subscriber, οπότε η εφαρμογή του subscriber πρέπει να είναι σχεδιασμένη ώστε να μπορεί να διαχειριστεί πιθανά διπλότυπα μηνύματα.
- *QoS 2 (Exactly once - Ακριβώς μία φορά)*: Αυτό είναι το πιο αξιόπιστο αλλά και το πιο αργό επίπεδο, καθώς απαιτεί έναν πιο σύνθετο διάλογο τεσσάρων βημάτων για την επιβεβαίωση της παράδοσης. Ο broker εγγυάται ότι ο subscriber θα λάβει το μήνυμα ακριβώς μία φορά. Ο broker αποθηκεύει το μήνυμα και χρησιμοποιεί ένα σύστημα επιβεβαιώσεων (PUBREC, PUBREL, PUBCOMP) τόσο με τον publisher όσο και με τον subscriber για να διασφαλίσει ότι το μήνυμα ούτε χάθηκε ούτε παραδόθηκε παραπάνω από μία φορά. Αυτό εξαλείφει την πιθανότητα απώλειας ή διπλοπαράδοσης μηνυμάτων, αλλά αυξάνει την επιβάρυνση του δικτύου και την καθυστέρηση.

Υλοποιήθηκαν επίσης callbacks για τον χειρισμό της επιτυχούς σύνδεσης, της απώλειας σύνδεσης και της λήψης νέων μηνυμάτων. Στο Python script ανάλυσης, χρησιμοποιήθηκε η αντίστοιχη βιβλιοθήκη Paho-MQTT για Python. Η λογική ήταν παρόμοια: δημιουργία client, σύνδεση με τον broker, εγγραφή στα topics από τα οποία αναμένονται μηνύματα και δημοσίευση των αποτελεσμάτων της ανάλυσης.

Η δομή των *topics* σχεδιάστηκε ιεραρχικά για σαφήνεια, π.χ., *topic/streaming* για τα αρχικά μηνύματα, *topic/confirmation* για τα τελικά αποτελέσματα. Τα μηνύματα ανταλλάσσονταν σε μορφή *JSON*, επιτρέποντας την εύκολη κωδικοποίηση και αποκωδικοποίηση δομημένων δεδομένων. Ένα τυπικό μήνυμα περιείχε πεδία όπως *crash\_id* (μοναδικό αναγνωριστικό για το συμβάν), *timestamp* (χρονική σήμανση), *latitude* και *longitude* (συντεταγμένες GPS) ενώ ένα μήνυμα επιβεβαίωσης περιέχει όλα αυτά τα πεδία μαζί με το *confirmed\_accident* με τιμή *true* ή *false* ανάλογα με το εάν ανιχνεύτηκε ατύχημα από την ανάλυση της ροής. Η ροή των μηνυμάτων ακολουθούσε την αρχιτεκτονική *publish/subscribe*, με τον broker να διαχειρίζεται τη δρομολόγηση.

### 4.3 Υλοποίηση Streaming και Ανάλυση Βίντεο με MM

Η διαδικασία οπτικής επιβεβαίωσης περιλάμβανε τη ρύθμιση του streaming και την ανάπτυξη του συστήματος ανάλυσης. Η ρύθμιση του RTMP Server έγινε διαμορφώνοντας τον Nginx server (Πίνακας 3) με το nginx-rtmp-module. Στο αρχείο ρυθμίσεων του Nginx, ορίστηκε ένα rtmp block, μέσα στο οποίο δηλώθηκε ένας server που "ακούει" στην τυπική θύρα RTMP (1935) και ένα application με όνομα 'live' στην οποία θα μπορούσαν να γίνονται publish οι ροές (publish\_live on;). Αυτή η ρύθμιση επέτρεπε στον Nginx να λειτουργεί ως ενδιάμεσος, λαμβάνοντας τις εισερχόμενες ροές και καθιστώντας τις διαθέσιμες για σύνδεση από άλλους clients.

Για την αποστολή της ροής, χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη RootEncoder. Μέσω αυτής της βιβλιοθήκης, δημιουργούνταν ένα αντικείμενο RtmpCamera1, ρυθμιζόταν η διεύθυνση URL του RTMP server (π.χ., rtmp://<server\_ip>:1935/live/<crashId>), καθορίζονταν οι παράμετροι του βίντεο (ανάλυση, bitrate), και καλούνταν η μέθοδος startStream() για την έναρξη της μετάδοσης της ζωντανής ροής από την κάμερα της συσκευής.

Το Σύστημα Ανάλυσης σε Python, που εκτελείται στον server με GPU (Πίνακας 1), υλοποιεί την κεντρική λογική της οπτικής επιβεβαίωσης. Το script αρχικά συνδέεται μέσω MQTT στον broker και εγγράφεται στο topic/streaming/id topic, αναμένοντας μηνύματα πιθανών ατυχημάτων. Με τη λήψη ενός τέτοιου μηνύματος, φορτώνεται το εκπαιδευμένο μοντέλο MM. Ακολούθως, το script συνδέεται στη ζωντανή ροή RTMP, χρησιμοποιώντας το crash\_id από το MQTT μήνυμα για να κατασκευάσει τη διεύθυνση URL και τη συνάρτηση cv2.VideoCapture() της OpenCV για να ανοίξει τη ροή. Η διαδικασία ανάλυσης καρέ-καρέ περιλαμβάνει έναν βρόχο που διαβάζει καρέ από τη ροή. Κάθε καρέ εισάγεται στο μοντέλο, το οποίο επιστρέφει πιθανά ανιχνευμένα αντικείμενα (π.χ., οχήματα, πεζούς) μαζί με τα πλαίσια οριοθέτησής τους (bounding boxes) και τις κλάσεις τους. Η λογική επιβεβαίωσης βασίζεται στην ανάλυση των ανιχνεύσεων από το YOLOv11n [6,13,15] σε διαδοχικά καρέ. Για παράδειγμα, η ανίχνευση συγκεκριμένων μοτίβων, όπως παραμορφωμένα οχήματα ή άτομα σε μη φυσιολογικές θέσεις για ένα ορισμένο χρονικό διάστημα (π.χ., ανίχνευση σχετικών ενδείξεων σε 10 συνεχόμενα καρέ), μπορεί να οδηγήσει στην επιβεβαίωση του ατυχήματος. Όταν το ατύχημα επιβεβαιωθεί βάσει των κριτηρίων που έχουν οριστεί, η ανάλυση για τη συγκεκριμένη ροή σταματάει, και το script αποστέλλει το τελικό αποτέλεσμα ("confirmed\_accident") μέσω ενός νέου MQTT μηνύματος στο topic/confirmation topic.

## 4.4 Υλοποίηση Geofencing

Η λειτουργία γεωγραφικού περιορισμού ειδοποιήσεων υλοποιήθηκε στην εφαρμογή Android "Crash Detection App", αξιοποιώντας τις δυνατότητες του Android SDK για τον προσδιορισμό θέσης και τον υπολογισμό αποστάσεων.

Η διαδικασία ενεργοποιείται με τη λήψη του μηνύματος επιβεβαίωσης ατυχήματος από τον MQTT Broker. Η εφαρμογή, ως συνδρομητής στο topic `topic/confirmation`, λαμβάνει το μήνυμα και εξάγει τις συντεταγμένες του ατυχήματος (πλάτος `lat`, μήκος `lon`). Παράλληλα, η εφαρμογή εξασφαλίζει ότι διαθέτει την τρέχουσα γεωγραφική θέση του χρήστη μέσω του `FusedLocationProviderClient`.

Ακολουθεί ο υπολογισμός της απόστασης μεταξύ της θέσης του χρήστη και της θέσης του ατυχήματος. Για τον σκοπό αυτό, χρησιμοποιήθηκε η ενσωματωμένη μέθοδος `distanceBetween` της κλάσης `android.location.Location`. Αυτή η μέθοδος δέχεται ως ορίσματα τις συντεταγμένες των δύο σημείων (γεωγραφικό πλάτος και μήκος) και υπολογίζει την κατά προσέγγιση απόσταση μεταξύ τους σε μέτρα, λαμβάνοντας υπόψη το ελλειψοειδές μοντέλο της Γης WGS84 που χρησιμοποιεί το σύστημα Android. Η υλοποίηση φαίνεται στον παρακάτω κώδικα, όπου η `calculateDistance` καλεί την `Location.distanceBetween`:

```
private double calculateDistance(LatLng point1, LatLng point2) {  
    float[] results = new float[1];  
    Location.distanceBetween(point1.latitude, point1.longitude,  
                             point2.latitude, point2.longitude, results);  
    return results[0];  
}
```

Τέλος, εφαρμόζεται ο έλεγχος της ακτίνας. Η υπολογισμένη απόσταση (`distance`), όπως επιστρέφεται από την παραπάνω μέθοδο, συγκρίνεται με την προκαθορισμένη ακτίνα των 2000 μέτρων [12]. Η συνάρτηση `isWithinGeofence` εκτελεί αυτή τη σύγκριση:

```
private boolean isWithinGeofence(LatLng point, LatLng geofenceCenter, double radius) {  
    double distance = calculateDistance(point, geofenceCenter);  
    return distance <= radius;  
}
```

Εάν η συνάρτηση `isWithinGeofence` επιστρέψει `true`, δηλαδή η απόσταση είναι μικρότερη ή ίση με την ακτίνα, η εφαρμογή επιτρέπει την προβολή του ατυχήματος στο χάρτη της κεντρικής οθόνης, ενημερώνοντάς τον για το συμβάν. Σε αντίθετη περίπτωση, η ειδοποίηση δεν παρουσιάζεται. Η διαχείριση πιθανών ανακριβειών των δεδομένων

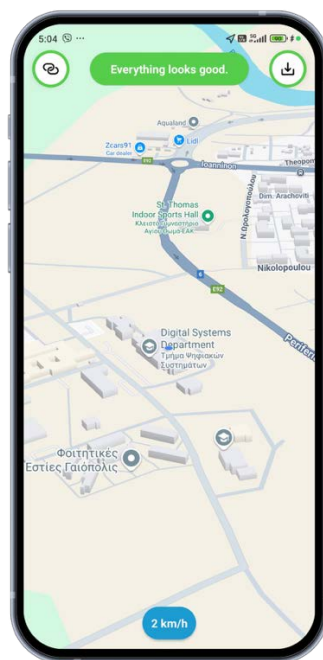
GPS αποτελεί παράγοντα που λαμβάνεται υπόψη για τη διασφάλιση της αξιοπιστίας της λειτουργίας.

## **4.5 Διεπαφές Χρήστη Εφαρμογών**

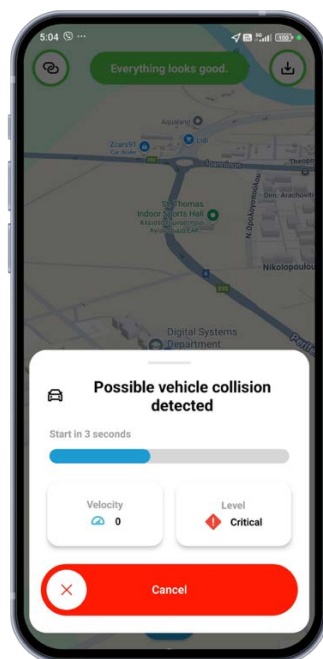
Η δημιουργία εφαρμογών Android, που λειτουργούν ως τερματικά σημεία για τους χρήστες, περιλάμβανε το σχεδιασμό φιλικών και κατανοητών διεπαφών χρήστη. Ο σκοπός ήταν να προσφερθεί μια ομαλή εμπειρία, διευκολύνοντας τη διαχείριση των λειτουργιών ανίχνευσης, μετάδοσης και παρακολούθησης. Στη συνέχεια, θα παρουσιαστούν οι βασικές οθόνες και τα χαρακτηριστικά της διεπαφής για κάθε μία από τις αναπτυγμένες εφαρμογές.

### **Εφαρμογή Ανίχνευσης και Ειδοποίησης:**

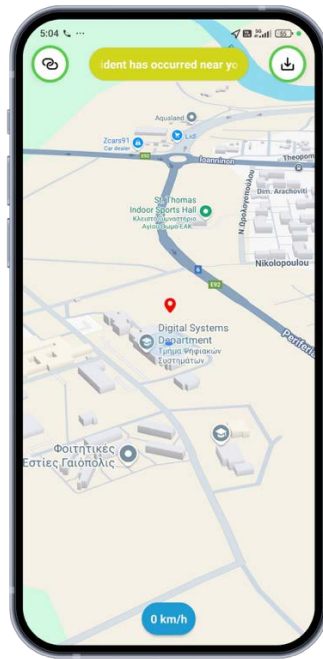
Αυτή η εφαρμογή, που προορίζεται για τον τελικό χρήστη (π.χ., οδηγό ή πεζό), είναι υπεύθυνη για την παρακολούθηση των αισθητήρων της συσκευής και την εμφάνιση ειδοποιήσεων. Η Εικόνα 2 απεικονίζει την κύρια οθόνη σε κατάσταση ηρεμίας, όπου ο χάρτης δείχνει την τοποθεσία του χρήστη και μια ένδειξη επιβεβαιώνει την ομαλή λειτουργία. Σε περίπτωση ανίχνευσης πιθανής σύγκρουσης, η διεπαφή, όπως φαίνεται στην Εικόνα 3, εμφανίζει ένα αναδυόμενο παράθυρο με πληροφορίες για το συμβάν και επιλογή ακύρωσης. Τέλος, η Εικόνα 4 δείχνει την ειδοποίηση ενός επιβεβαιωμένου συμβάντος στον χάρτη, όταν ο χρήστης βρίσκεται εντός της ζώνης ενδιαφέροντος.



Εικόνα 3: Κύρια οθόνη της Εφαρμογής Ανίχνευσης και Ειδοποίησης σε κανονική λειτουργία.



Εικόνα 4: Ειδοποίηση πιθανής σύγκρουσης στην Εφαρμογή Ανίχνευσης και Ειδοποίησης.



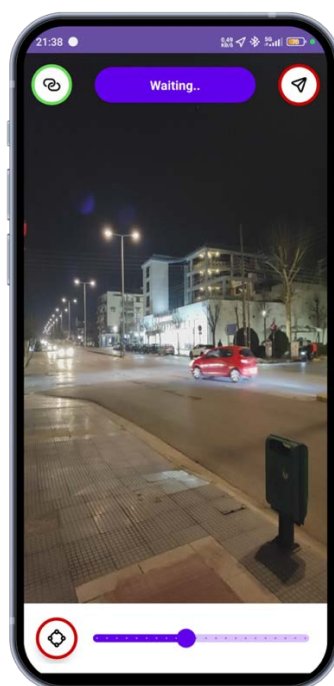
Εικόνα 5: Εμφάνιση επιβεβαιωμένου συμβάντος στον χάρτη.

### **Εφαρμογή Μετάδοσης Βίντεο (Streamer)**

Η εφαρμογή αυτή αναλαμβάνει την καταγραφή και αποστολή της ζωντανής ροής βίντεο από τη συσκευή που βρίσκεται στη σκηνή του πιθανού ατυχήματος. Οι Εικόνες 5 και 6 παρουσιάζουν τη διεπαφή της εφαρμογής κατά τη λειτουργία της σε συνθήκες ημέρας και νύχτας αντίστοιχα. Η οθόνη περιλαμβάνει την προεπισκόπηση της κάμερας, ενδείξεις κατάστασης (επάνω αριστερά εικονίδιο) σύνδεσης με το Broker.



Εικόνα 6: Διεπαφή της Εφαρμογής Μετάδοσης Βίντεο (Streamer) κατά τη διάρκεια της ημέρας.



Εικόνα 7: Διεπαφή της Εφαρμογής Μετάδοσης Βίντεο (Streamer) κατά τη διάρκεια της νύχτας.





## 5 Δοκιμές, Αξιολόγηση και Ανάλυση Αποτελεσμάτων

Αφού ολοκληρώθηκε ο σχεδιασμός και η υλοποίηση του προτεινόμενου συστήματος ανίχνευσης κινδύνου, το παρόν κεφάλαιο είναι αφιερωμένο στην κρίσιμη διαδικασία της εμπειρικής του αξιολόγησης. Εδώ, θα περιγραφεί η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε για να εξεταστεί η συμπεριφορά και η αποτελεσματικότητα του συστήματος υπό ελεγχόμενες συνθήκες. Θα παρουσιαστεί το πλαίσιο εντός του οποίου διεξήχθησαν οι δοκιμές, καθώς και τα σενάρια που επιλέχθηκαν για να ελεγχθούν οι διάφορες πτυχές της λειτουργικότητάς του. Στη συνέχεια, θα επικεντρωθούμε στην παρουσίαση των μετρήσεων απόδοσης και αξιοπιστίας που συλλέχθηκαν. Τέλος, τα ευρήματα αυτά θα αποτελέσουν αντικείμενο ενδελεχούς ανάλυσης, επιτρέποντας την εξαγωγή συμπερασμάτων σχετικά με την επιτυχία του συστήματος στην επίτευξη των αρχικών του στόχων και τη συγκριτική του τοποθέτηση.

### 5.1 Πειραματικό Περιβάλλον και Σενάρια Δοκιμών

Η διαδικασία επαλήθευσης και επικύρωσης της λειτουργικότητας και της απόδοσης του αναπτυχθέντος συστήματος ανίχνευσης κινδύνου αποτέλεσε ένα κρίσιμο στάδιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Για τον σκοπό αυτό, διαμορφώθηκε ένα αυστηρά καθορισμένο πειραματικό περιβάλλον, το οποίο προσομοίωνε τις πραγματικές συνθήκες λειτουργίας, και σχεδιάστηκε μια σειρά από εξειδικευμένα σενάρια δοκιμών, με στόχο την ενδελεχή αξιολόγηση κάθε συνιστώσας του συστήματος αλλά και της συνολικής του συμπεριφοράς.

Η επιλογή του υλικού υπόβαθρου για τις δοκιμές έγινε με γνώμονα την αντιπροσωπευτικότητα των συσκευών που απαντώνται σε πραγματικά σενάρια χρήσης και τη δυνατότητα αναπαραγωγής των δοκιμών. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκε μια ποικιλία σύγχρονων κινητών συσκευών με λειτουργικό σύστημα Android, ενδεικτικά μοντέλα που υποστηρίζουν εκδόσεις Android 10 και μεταγενέστερες. Οι συσκευές αυτές διέθεταν το σύνολο των απαιτούμενων αισθητήρων, δηλαδή επιταχυνσιόμετρο, γυροσκόπιο και δέκτη GPS, καθώς και κάμερα με ικανότητα μετάδοσης ζωντανής ροής βίντεο. Η επιλογή διαφορετικών μοντέλων συσκευών αποσκοπούσε στην εξέταση της συμπεριφοράς του συστήματος υπό συνθήκες ποικίλης υπολογιστικής ισχύος, διαθέσιμης

μνήμης και ποιότητας των ενσωματωμένων αισθητήρων. Οι εξυπηρετητές που φιλοξενούσαν τον MQTT broker (Eclipse Mosquitto), τον RTMP server (Nginx με το αντίστοιχο module) για τη διαχείριση της ροής βίντεο, καθώς και τον εξυπηρετητή ανάλυσης με την υποστήριξη GPU, διαμορφώθηκαν σύμφωνα με τις προδιαγραφές που παρατέθηκαν αναλυτικά στο Κεφάλαιο 3 (Πίνακες 1, 2, και 3), διασφαλίζοντας έτσι ένα σταθερό και ελεγχόμενο περιβάλλον για την εκτέλεση των πειραματικών δοκιμών.

Σε επίπεδο λογισμικού, οι εφαρμογές Android "Crash Detection App" και "Monitoring App", οι οποίες αναπτύχθηκαν ειδικά για τις ανάγκες της παρούσας εργασίας, εγκαταστάθηκαν στις δοκιμαστικές κινητές συσκευές. Οι εξυπηρετητές λειτουργούσαν σε περιβάλλον Ubuntu, με τις απαραίτητες βιβλιοθήκες και πλαίσια λογισμικού (όπως Ultralytics, OpenCV, Paho-MQTT) εγκατεστημένα για την επεξεργασία της οπτικής πληροφορίας και την απρόσκοπτη επικοινωνία μεταξύ των συνιστωσών του συστήματος.

Οι πειραματικές δοκιμές διεξήχθησαν υπό ποικίλες συνθήκες δικτύωσης. Αυτές περιλάμβαναν τόσο σταθερά τοπικά δίκτυα Wi-Fi, για την αξιολόγηση της βασικής λειτουργίας του συστήματος σε ιδανικές συνθήκες συνδεσιμότητας, όσο και δίκτυα κινητής τηλεφωνίας (4G/5G NSA), για την εκτίμηση της απόδοσης και της ανθεκτικότητας του συστήματος σε πιο δυναμικά και ενδεχομένως λιγότερο σταθερά περιβάλλοντα μετάδοσης δεδομένων. Επιπλέον, πραγματοποιήθηκαν δοκιμές και σε μια υποδομή δικτύου 5G SA (Standalone), προκειμένου να αξιολογηθεί η απόδοση υπό τις πλέον σύγχρονες συνθήκες δικτύωσης που υποστηρίζουν χαμηλή καθυστέρηση και υψηλή αξιοπιστία. Η ποικιλία των δικτυακών περιβαλλόντων αποσκοπούσε στην προσομοίωση ρεαλιστικών σεναρίων χρήσης του συστήματος.

Τα σενάρια δοκιμών που εκτελέστηκαν σχεδιάστηκαν μεθοδικά ώστε να καλύψουν ολόκληρο το εύρος της λειτουργικότητας του συστήματος, από την αρχική ανίχνευση ενός πιθανού συμβάντος από τους αισθητήρες της κινητής συσκευής έως την τελική παράδοση της ειδοποίησης στους ενδιαφερόμενους χρήστες. Ένας πρωταρχικός άξονας δοκιμών αφορούσε την ικανότητα του συστήματος να ανιχνεύει προσομοιωμένα επικίνδυνα συμβάντα. Για τον σκοπό αυτό, πραγματοποιήθηκαν ελεγχόμενες δοκιμές κατά τις οποίες οι κινητές συσκευές υποβάλλονταν σε απότομες μεταβολές επιτάχυνσης – όπως προσομοιωμένες πτώσεις από μικρό ύψος ή απότομες επιβραδύνσεις – με σκοπό να ενεργοποιηθεί ο μηχανισμός ανίχνευσης μέσω των ενσωματωμένων αισθητήρων. Η επιτυχής ενεργοποίηση του μηχανισμού ανίχνευσης οδηγούσε στην έναρξη της μετάδοσης ροής βίντεο, επιτρέποντας την αξιολόγηση κρίσιμων παραμέτρων όπως η

ταχύτητα έναρξης και η ποιότητα της μετάδοσης (streaming), καθώς και την επακόλουθη οπτική επιβεβαίωση του συμβάντος από το μοντέλο μηχανικής μάθησης.

Ιδιαίτερη βαρύτητα δόθηκε στην αξιολόγηση της ανθεκτικότητας του συστήματος έναντι των ψευδώς θετικών ανιχνεύσεων, καθώς η ελαχιστοποίηση αυτών αποτελεί κρίσιμο παράγοντα για την αξιοπιστία και την αποδοχή τέτοιων εφαρμογών από τους τελικούς χρήστες. Για τον έλεγχο αυτό, εκτελέστηκαν σενάρια που περιλάμβαναν μια σειρά από καθημερινές, έντονες αλλά αβλαβείς κινήσεις, όπως το τρέξιμο με τη συσκευή στην τσέπη, η απότομη τοποθέτηση της συσκευής σε μια επιφάνεια, ή ακόμα και η πτώση αντικειμένων κοντά στη συσκευή χωρίς όμως να προκαλείται πραγματικός κίνδυνος. Στόχος αυτών των δοκιμών ήταν να διαπιστωθεί κατά πόσο ο συνδυασμός των κατωφλίων ενεργοποίησης των αισθητήρων και η λογική της επακόλουθης οπτικής επιβεβαίωσης μπορούσαν αποτελεσματικά να διακρίνουν τα πραγματικά επικίνδυνα συμβάντα από τις συνήθεις καθημερινές δραστηριότητες, αποφεύγοντας έτσι την άσκοπη ενεργοποίηση του μηχανισμού ειδοποίησης.

Περαιτέρω, η απόδοση του συστήματος ειδοποίησης εξετάστηκε διεξοδικά, με ιδιαίτερη έμφαση στην ακρίβεια και την αποτελεσματικότητα της λειτουργίας γεωγραφικού περιορισμού των ειδοποιήσεων (Geofencing). Για την αξιολόγηση αυτής της λειτουργικότητας, χρησιμοποιήθηκε μια συσκευή για την προσομοίωση της ανίχνευσης ενός συμβάντος σε γνωστές γεωγραφικές συντεταγμένες. Ταυτόχρονα, άλλες συσκευές, στις οποίες ήταν εγκατεστημένη, μετακινούνταν εντός και εκτός της προκαθορισμένης ακτίνας ειδοποίησης, η οποία είχε οριστεί στα 2 χιλιόμετρα από το σημείο του προσομοιωμένου συμβάντος. Στόχος ήταν να επιβεβαιωθεί ότι οι ειδοποιήσεις για το συμβάν λαμβάνονταν μόνο από τις συσκευές που βρίσκονταν όντως εντός της γεωγραφικής ζώνης ενδιαφέροντος, και όχι από αυτές που βρίσκονταν εκτός αυτής, επαληθεύοντας την ορθή λειτουργία του μηχανισμού υπολογισμού απόστασης και εφαρμογής του γεωγραφικού φίλτρου.

Η χρονική υστέρηση (latency) του συστήματος, δηλαδή ο συνολικός χρόνος που μεσολαβεί από τη στιγμή της αρχικής ανίχνευσης του συμβάντος από τους αισθητήρες έως την εμφάνιση της τελικής ειδοποίησης στην οθόνη της συσκευής παρακολούθησης, αποτέλεσε αντικείμενο προσεκτικής μέτρησης και ανάλυσης. Η μέτρηση αυτή περιλάμβανε την καταγραφή ακριβών χρονοσημάνσεων σε διάφορα κρίσιμα στάδια της συνολικής διαδικασίας. Αυτά τα στάδια περιλάμβαναν την αποστολή του αρχικού μηνύματος MQTT από τη συσκευή ανίχνευσης, την έναρξη της ροής βίντεο, τη λήψη και επεξεργασία των καρτέ από το σύστημα ανάλυσης μηχανικής μάθησης, την αποστολή του

μηνύματος επιβεβαίωσης (ή απόρριψης) από το σύστημα ανάλυσης, και την τελική εμφάνιση της ειδοποίησης στην οθόνη του χρήστη της εφαρμογής ανίχνευσης.

Τέλος, η σταθερότητα και η αξιοπιστία του συστήματος υπό παρατεταμένη λειτουργία και υπό συνθήκες δικτυακής αστάθειας αποτέλεσαν αντικείμενο ειδικών δοκιμών αντοχής. Οι εφαρμογές αφέθηκαν να λειτουργούν για εκτεταμένα χρονικά διαστήματα, ενώ προσομοιώθηκαν προσωρινές διακοπές στη σύνδεση δικτύου (τόσο σε συνδέσεις Wi-Fi όσο και σε συνδέσεις δεδομένων κινητής τηλεφωνίας). Σκοπός ήταν να παρατηρηθεί η ικανότητα του συστήματος να διαχειρίζεται αποτελεσματικά τέτοιες καταστάσεις, να επανασυνδέεται αυτόματα στους εξυπηρετητές MQTT και RTMP μόλις η σύνδεση αποκαθίστατο, και να διατηρεί την ακεραιότητα των κρίσιμων μηνυμάτων, αξιοποιώντας τους ενσωματωμένους μηχανισμούς Ποιότητας Υπηρεσίας (QoS) του πρωτοκόλλου MQTT καθώς και την ενσωματωμένη λογική διαχείρισης σφαλμάτων στις εφαρμογές και τις υπηρεσίες υποστήριξης.

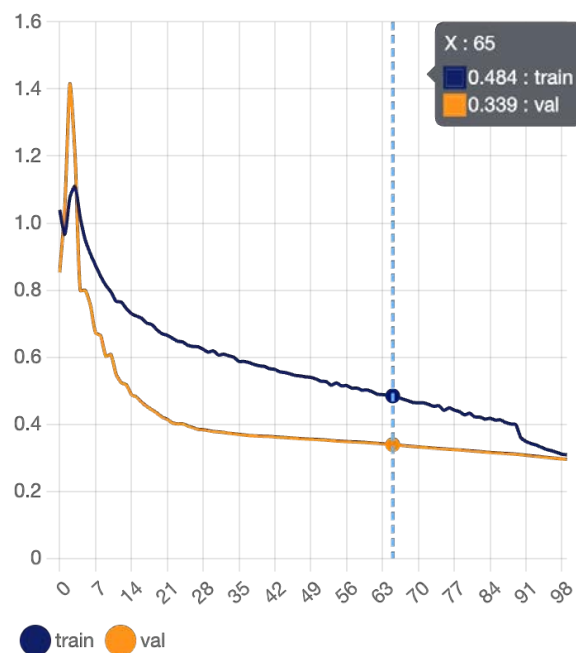
## **5.2 Αξιολόγηση Απόδοσης και Αξιοπιστίας του Συστήματος**

Η αξιολόγηση της απόδοσης του αναπτυχθέντος συστήματος επικεντρώθηκε σε δύο κύριους άξονες: την απόδοση του υποσυστήματος μηχανικής μάθησης στην ανίχνευση και επιβεβαίωση συμβάντων, και την απόδοση του συστήματος ως προς τη χρονική υστέρηση της μετάδοσης των ειδοποιήσεων υπό διαφορετικές δικτυακές συνθήκες.

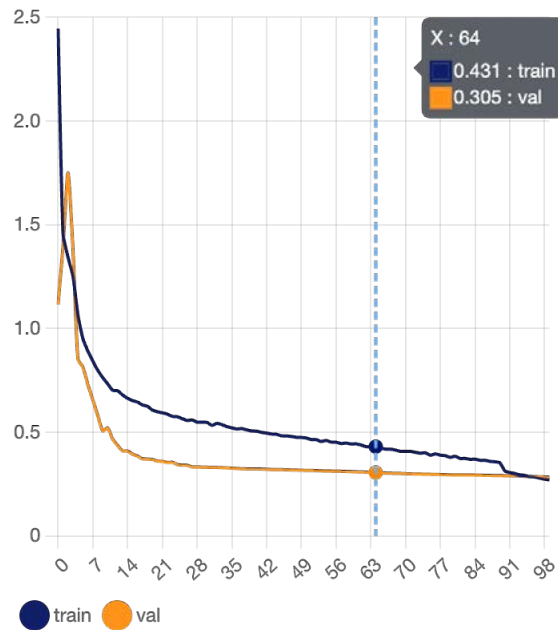
### **5.2.1 Απόδοση Υποσυστήματος Μηχανικής Μάθησης**

Η εκπαίδευση του μοντέλου YOLOv11n, όπως περιγράφηκε αναλυτικά στην ενότητα 3.4, παρακολουθήθηκε στενά μέσω της ανάλυσης των καμπυλών απώλειας (loss curves) και των μετρικών απόδοσης στο σύνολο επικύρωσης (validation set). Οι συναρτήσεις απώλειας που χρησιμοποιεί το YOLO περιλαμβάνουν την απώλεια πλαισίου οριοθέτησης (box loss), η οποία ποσοτικοποιεί το σφάλμα στην πρόβλεψη της θέσης και του μεγέθους των αντικειμένων ενδιαφέροντος, την απώλεια κατηγοριοποίησης (class loss), η οποία μετρά το σφάλμα στην πρόβλεψη της σωστής κλάσης για κάθε ανιχνευμένο αντικείμενο, και την απώλεια αντικειμενικότητας (objectness loss), η οποία βοηθά το μοντέλο να διακρίνει μεταξύ περιοχών της εικόνας που όντως περιέχουν αντικείμενα και

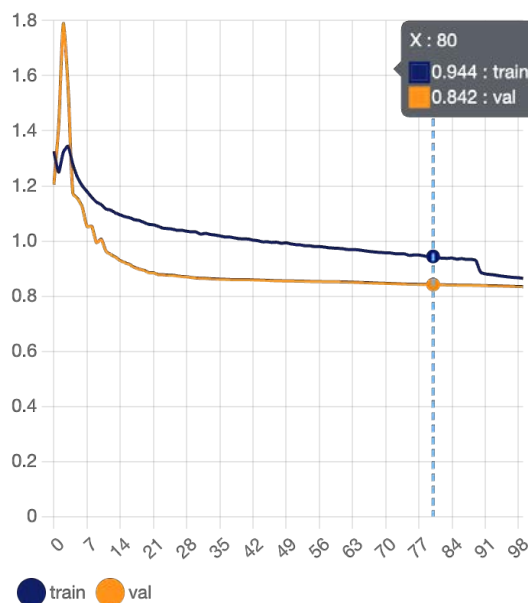
περιοχών που αποτελούν απλώς φόντο. Οι Εικόνες 7, 8 και 9 απεικονίζουν την εξέλιξη αυτών των τριών συναρτήσεων απώλειας τόσο για το σύνολο εκπαίδευσης (train loss) όσο και για το σύνολο επικύρωσης (validation loss) κατά τη διάρκεια των 100 εποχών εκπαίδευσης. Παρατηρείται ότι οι τιμές όλων των απωλειών μειώνονται σταδιακά και για τα δύο σύνολα δεδομένων, υποδεικνύοντας ότι το μοντέλο συγκλίνει ομαλά και μαθαίνει αποτελεσματικά να αναγνωρίζει τα χαρακτηριστικά των δεδομένων που σχετίζονται με οδικά ατυχήματα, χωρίς σημαντικές ενδείξεις υπερπροσαρμογής.



Εικόνα 8: Γράφημα Απώλειας Πλαισίου Οριοθέτησης (Box Loss) κατά την εκπαίδευση (train) και την επικύρωση (val) του μοντέλου YOLOv11n.



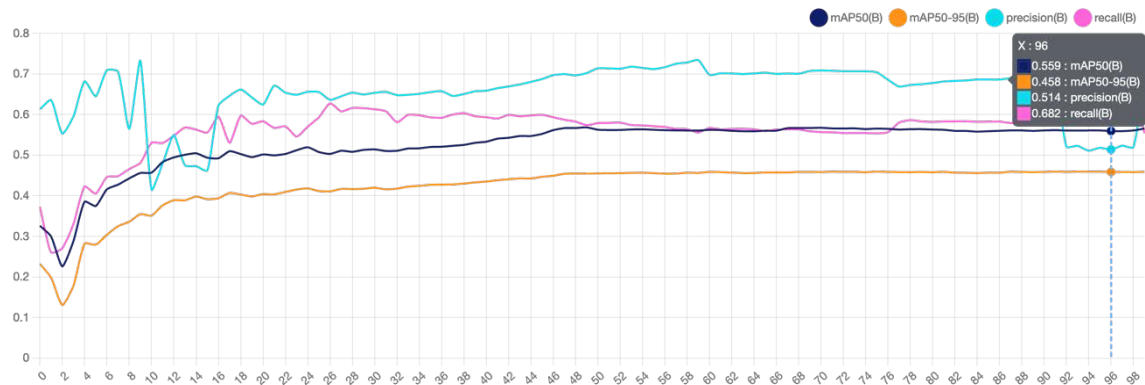
Εικόνα 9: Γράφημα Απώλειας Κατηγοριοποίησης (Class Loss) κατά την εκπαίδευση (train) και την επικύρωση (val) του μοντέλου YOLOv11n.



Εικόνα 10: Γράφημα Απώλειας Αντικειμενικότητας (Objectness Loss) κατά την εκπαίδευση (train) και την επικύρωση (val) του μοντέλου YOLOv11n.

Η Εικόνα 10 παρουσιάζει την εξέλιξη βασικών μετρικών απόδοσης στο σύνολο επικύρωσης κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Αυτές οι μετρικές περιλαμβάνουν τη μέση ακρίβεια (mean Average Precision - mAP) υπολογιζόμενη με κατώφλι Intersection over Union (IoU) ίσο με 0.5 (mAP50(B)), τη μέση ακρίβεια υπολογιζόμενη για ένα εύρος κατωφλίων IoU από 0.5 έως 0.95 (mAP50-95(B)), την ακρίβεια (precision(B)) και την

ανάκληση ( $\text{recall}(B)$ ). Η σταθερά ανοδική τάση αυτών των μετρικών κατά τη διάρκεια των εποχών εκπαίδευσης επιβεβαιώνει τη συνεχή βελτίωση της ικανότητας του μοντέλου να ανιχνεύει και να κατηγοριοποιεί σωστά τα αντικείμενα ενδιαφέροντος (δηλαδή, ενδείξεις ατυχημάτων) στις εικόνες.



Εικόνα 11: Γράφημα μετρικών απόδοσης ( $\text{mAP50}(B)$ ,  $\text{mAP50-95}(B)$ ,  $\text{precision}(B)$ ,  $\text{recall}(B)$ ) στο σύνολο επικύρωσης κατά τη διάρκεια των εποχών εκπαίδευσης του μοντέλου YOLOv11n.

Πέρα από την παρακολούθηση της εκπαίδευσης, η τελική απόδοση του μοντέλου αξιολογήθηκε και ποσοτικά. Κατά τη δοκιμή του μοντέλου με δείγματα βίντεο σύγκρουσης διάρκειας 5 δευτερολέπτων, διαπιστώθηκε ότι η αναγνώριση ενός συμβάντος στον εξυπηρετητή που ήταν εξοπλισμένος με την κατάλληλη GPU μπορούσε να ολοκληρωθεί σε περίπου 23 χιλιοστά του δευτερολέπτου (ms). Ο χρόνος που απαιτούνταν για την εξαγωγή συμπεράσματος (inference time) ανά μεμονωμένο καρέ βίντεο ήταν εξαιρετικά χαμηλός, της τάξης των 3.1 ms, όταν γινόταν χρήση της GPU. Για λόγους σύγκρισης, η εκτέλεση της ίδιας διαδικασίας εξαγωγής συμπεράσματος σε ένα σύστημα χωρίς εξειδικευμένη GPU απαιτούσε σημαντικά περισσότερο χρόνο, φτάνοντας τα 31.3 ms ανά καρέ. Αυτή η διαφορά υπογραμμίζει τη σημασία της χρήσης GPU για εφαρμογές ανάλυσης βίντεο σε πραγματικό χρόνο. Η μέση ακρίβεια ανίχνευσης του μοντέλου, όπως αξιολογήθηκε στο σύνολο δοκιμής που περιείχε εικόνες και βίντεο από πραγματικά ατυχήματα, ξεπέρασε το 80%, επιβεβαιώνοντας την ικανότητά του να λειτουργεί ως αξιόπιστο εργαλείο επιβεβαίωσης.

### 5.2.2 Απόδοση Χρονικής Υστέρησης Συστήματος Ειδοποίησης

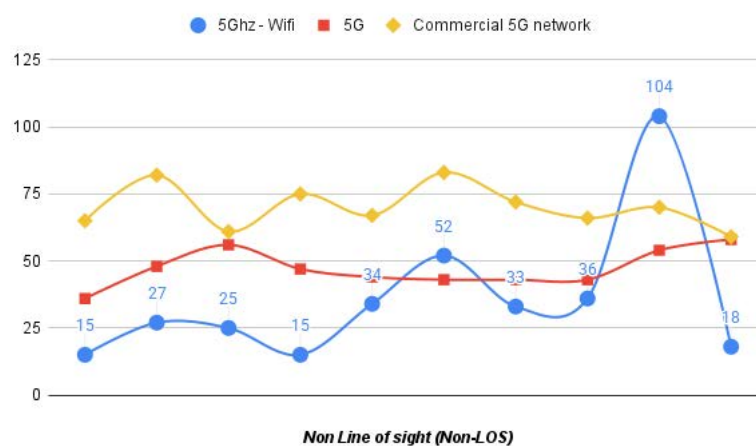
Οι πειραματικές δοκιμές για την αξιολόγηση της χρονικής υστέρησης από άκρο σε άκρο των μηνυμάτων ειδοποίησης πραγματοποιήθηκαν υπό τρεις διαφορετικές δικτυακές υποδομές, εστιάζοντας σε σενάρια όπου ο χρήστης που ανιχνεύει το συμβάν (δηλαδή η συσκευή που πρώτη καταγράφει την υπέρβαση των κατωφλίων των αισθητήρων) είναι στατικός. Αυτό το σενάριο προσομοιώνει περιπτώσεις όπως οχήματα που είναι σταματημένα σε φωτεινό σηματοδότη ή εμπλεκόμενα σε ατύχημα ενώ βρίσκονται σε στάση. Όλες οι μετρήσεις σε αυτό το σενάριο έγιναν υπό συνθήκες μη-οπτικής επαφής (Non-Line of Sight - N-LOS) μεταξύ της συσκευής και του σημείου πρόσβασης του δικτύου, προσομοιώνοντας έτσι πιο απαιτητικές, ρεαλιστικές συνθήκες μετάδοσης σήματος.

Τα αποτελέσματα αυτών των μετρήσεων, όπως φαίνονται συγκεντρωτικά στον Πίνακα 4 και στην Εικόνα 11, έδειξαν τα εξής: Για τη σύνδεση μέσω τοπικού δικτύου Wi-Fi στα 5GHz, η μέση παρατηρούμενη χρονική υστέρηση ήταν 35.9 ms. Αν και σε ορισμένες δοκιμές επιτεύχθηκαν πολύ χαμηλές καθυστερήσεις, της τάξης των 15 ms, το εύρος των τιμών ήταν σημαντικό, φτάνοντας έως και 104 ms, γεγονός που υποδηλώνει μια σχετική αστάθεια στην απόδοση υπό αυτές τις συνθήκες. Για τη σύνδεση μέσω του δικτύου 5G SA, η μέση χρονική υστέρηση ήταν 47.2 ms. Σε αυτή την περίπτωση, το εύρος των παρατηρούμενων τιμών ήταν πιο περιορισμένο, κυμαινόμενο μεταξύ 36 ms και 58 ms, υποδεικνύοντας μια πιο σταθερή και προβλέψιμη απόδοση σε σύγκριση με το Wi-Fi. Για τη σύνδεση μέσω του εμπορικού δικτύου 5G NSA, η μέση χρονική υστέρηση ήταν η υψηλότερη μεταξύ των τριών σεναρίων, φτάνοντας τα 70 ms. Το εύρος των τιμών ήταν από 59 ms έως 102 ms.



Πίνακας 4: Δοκιμές καθυστέρησης λήψης των μηνυμάτων σε ms.

| Test #       | 5Ghz – Wifi<br>(NLOS) | 5G SA<br>(NLOS) | 5G NSA<br>(NLOS) |
|--------------|-----------------------|-----------------|------------------|
| Test 1       | 15                    | 36              | 65               |
| Test 2       | 27                    | 48              | 82               |
| Test 3       | 25                    | 56              | 61               |
| Test 4       | 15                    | 47              | 75               |
| Test 5       | 34                    | 44              | 67               |
| Test 6       | 52                    | 43              | 83               |
| Test 7       | 33                    | 43              | 72               |
| Test 8       | 36                    | 43              | 66               |
| Test 9       | 104                   | 54              | 70               |
| Test 10      | 18                    | 58              | 59               |
| <b>Range</b> | <b>15-104</b>         | <b>36-58</b>    | <b>59-102</b>    |
| <b>Means</b> | <b>35,9</b>           | <b>47,2</b>     | <b>70</b>        |



Εικόνα 12: Διακύμανση καθυστέρησης.

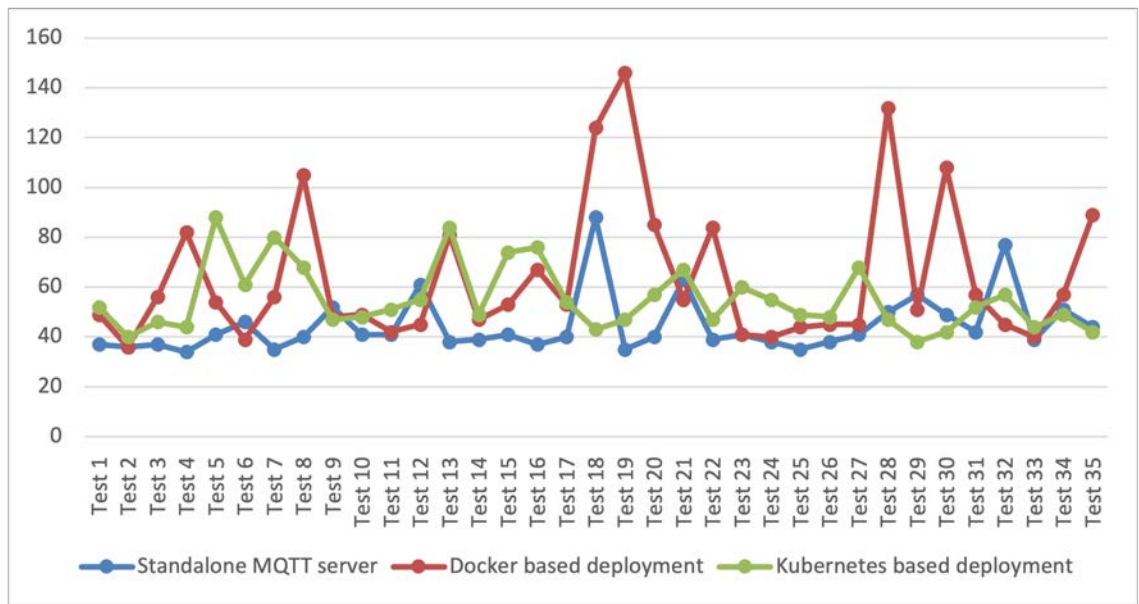
Η Εικόνα 12 απεικονίζει γραφικά την εξέλιξη της χρονικής υστέρησης για δέκα διαδοχικές δοκιμές (Test 1 έως Test 10) για κάθε μία από τις τρεις δικτυακές υποδομές υπό συνθήκες N-LOS. Από το διάγραμμα είναι εμφανές ότι το ιδιωτικό δίκτυο 5G SA (παρουσιάζόμενο με την κόκκινη γραμμή) επέδειξε τη μικρότερη διακύμανση στις τιμές υστέρησης, διατηρώντας μια σχετικά σταθερή απόδοση γύρω από τη μέση τιμή του. Το δίκτυο Wi-Fi (μπλε γραμμή) παρουσίασε τις μεγαλύτερες διακυμάνσεις, με χαμηλές τιμές σε ορισμένες δοκιμές αλλά και σημαντικές αιχμές καθυστέρησης σε άλλες. Το

δημόσιο δίκτυο 5G NSA (κίτρινη γραμμή) εμφάνισε γενικά υψηλότερες τιμές υστέρησης σε σχέση με τα άλλα δύο, αλλά με μικρότερες διακυμάνσεις από το Wi-Fi.

Περαιτέρω μετρήσεις πραγματοποιήθηκαν και για το σενάριο όπου ο χρήστης που ανιχνεύει τη σύγκρουση βρίσκεται σε κίνηση. Σε αυτές τις συνθήκες, όπου η διατήρηση σταθερής και αξιόπιστης σύνδεσης είναι πιο δύσκολη, το ιδιωτικό δίκτυο 5G SA συνέχισε να παρέχει ανώτερη απόδοση, με μέση καθυστέρηση 37 ms. Συγκριτικά, το δημόσιο δίκτυο 5G NSA παρουσίασε μέση καθυστέρηση 54 ms. Αυτές οι μετρήσεις στο κινητό σενάριο κάλυψαν ένα συνδυασμό συνθηκών τόσο οπτικής επαφής (Line of Sight - LOS) όσο και μη-οπτικής επαφής (N-LOS).

### 5.2.3 Απόδοση Χρονικής Υστέρησης Συστήματος Ειδοποίησης

Πέρα από την αξιολόγηση του δικτύου, κρίθηκε σκόπιμη και η συγκριτική ανάλυση της απόδοσης της υποδομής backend σε τρεις διαφορετικές αρχιτεκτονικές υλοποίησης: Standalone, Docker και Kubernetes. Η Standalone υλοποίηση επέδειξε την πιο αποδοτική συμπεριφορά, επιτυγχάνοντας τη χαμηλότερη μέση καθυστέρηση 44.66 ms με αξιοσημείωτη σταθερότητα, καθιστώντας την ιδανική επιλογή για εφαρμογές όπου ο ελάχιστος χρόνος απόκρισης είναι κρίσιμος. Η αρχιτεκτονική που βασίστηκε σε Docker, παρότι προσφέρει ευελιξία, παρουσίασε αυξημένη μέση καθυστέρηση 64.29 ms και σημαντικές διακυμάνσεις, οι οποίες αποδίδονται στην επιπρόσθετη επιβάρυνση (overhead) της containerization τεχνολογίας. Τέλος, η υλοποίηση σε περιβάλλον Kubernetes εμφάνισε μια ενδιάμεση απόδοση με μέση καθυστέρηση 55.11 ms, προσφέροντας καλύτερη σταθερότητα από το Docker αλλά όχι της Standalone λύσης, λόγω της πολυπλοκότητας στη διαχείριση του cluster. Συνεπώς, για τις ανάγκες του παρόντος συστήματος, όπου η ταχύτητα και η αξιοπιστία είναι πρωταρχικής σημασίας, η Standalone αρχιτεκτονική αποτελεί τη βέλτιστη τεχνική επιλογή.



Εικόνα 13: Αξιολόγηση απόδοσης των διαφορετικών αρχιτεκτονικών του backend.

### 5.3 Ανάλυση Αποτελεσμάτων και Συγκριτική Αξιολόγηση

Η ανάλυση των αποτελεσμάτων από τις πειραματικές δοκιμές επιτρέπει την εξαγωγή σημαντικών συμπερασμάτων σχετικά με την απόδοση και την αξιοπιστία του αναπτυχθέντος συστήματος. Όσον αφορά το υποσύστημα μηχανικής μάθησης, η υψηλή ακρίβεια ανίχνευσης (άνω του 80%) σε συνδυασμό με τον χαμηλό χρόνο εξαγωγής συμπεράσματος ανά καρέ (3.1 ms με χρήση GPU) καταδεικνύει την καταλληλότητα της επιλεγείσας αρχιτεκτονικής για εφαρμογές οπτικής επιβεβαίωσης ατυχημάτων σε πραγματικό χρόνο. Η σημαντική μείωση του χρόνου επεξεργασίας με τη χρήση GPU υπογραμμίζει την ανάγκη για εξειδικευμένο υλικό σε κρίσιμες υποδομές ανάλυσης.

Σχετικά με τη χρονική υστέρηση των ειδοποιήσεων, οι μετρήσεις ανέδειξαν τις διαφορές στην απόδοση μεταξύ των διαφορετικών δικτυακών τεχνολογιών. Τα δίκτυα 5G SA επέδειξαν την πιο σταθερή απόδοση, με σχετικά χαμηλές μέσες καθυστερήσεις και μικρότερη διακύμανση τιμών, τόσο σε στατικά όσο και σε κινητά σενάρια. Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό για εφαρμογές κρίσιμες ως προς τον χρόνο, όπως η προειδοποίηση για οδικούς κινδύνους, όπου η έγκαιρη και αξιόπιστη παράδοση της πληροφορίας μπορεί να αποτρέψει περαιτέρω ατυχήματα ή να επιταχύνει την αντίδραση των υπηρεσιών έκτακτης ανάγκης. Τα δίκτυα Wi-Fi, αν και δυνητικά προσφέρουν πολύ χαμηλές

καθυστερήσεις, μπορεί να είναι ευάλωτα σε παρεμβολές και αστάθειες που οδηγούν σε μεγάλες διακυμάνσεις. Τα δημόσια δίκτυα 5G NSA, ενώ αποτελούν μια βελτίωση σε σχέση με παλαιότερες τεχνολογίες κινητών επικοινωνιών, δεν έφτασαν τα επίπεδα σταθερότητας και χαμηλής υστέρησης των δικτύων 5G SA στις πραγματοποιηθείσες δοκιμές.

Τα αποτελέσματα αυτά υποδεικνύουν ότι οι αναδυόμενες υποδομές δικτύων 5G SA διαθέτουν τα χαρακτηριστικά που απαιτούνται για την υποστήριξη προηγμένων υπηρεσιών οδικής ασφάλειας που βασίζονται σε επικοινωνίες C-V2X. Η επίτευξη μέσω καθυστερήσεων της τάξης των 37-47 ms σε επίπεδο εφαρμογής με δίκτυα 5G SA είναι ενθαρρυντική και προσεγγίζει τους αυστηρούς στόχους που έχουν τεθεί για τις υπηρεσίες URLLC (Ultra-Reliable Low-Latency Communication), ειδικά αν ληφθεί υπόψη ότι οι μετρήσεις περιλαμβάνουν το σύνολο της επεξεργασίας στην εφαρμογή και την ανταλλαγή μηνυμάτων μέσω των εξυπηρετητών.

Συμπερασματικά, η συνδυασμένη χρήση προηγμένων αισθητήρων κινητών τηλεφώνων, αποτελεσματικών αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για οπτική επιβεβαίωση, και δικτυακών υποδομών νέας γενιάς όπως το 5G SA, μπορεί να οδηγήσει στην ανάπτυξη αξιόπιστων και ταχέων συστημάτων ανίχνευσης και διαχείρισης οδικών κινδύνων, συμβάλλοντας καθοριστικά στη βελτίωση της οδικής ασφάλειας. Η επιλογή της κατάλληλης δικτυακής υποδομής αναδεικνύεται ως κρίσιμος παράγοντας για την επίτευξη των επιθυμητών επιπέδων απόδοσης.

## 6 Συμπεράσματα

Η παρούσα διπλωματική εργασία επικεντρώθηκε στην ανάπτυξη και αξιολόγηση ενός καινοτόμου πλαισίου για την ανίχνευση κινδύνου σε οδικά περιβάλλοντα, με στόχο την ενίσχυση της ασφάλειας μέσω της έγκαιρης και αξιόπιστης ανταλλαγής μηνυμάτων. Το αντικείμενο της εργασίας ήταν η σχεδίαση, υλοποίηση και πειραματική δοκιμή ενός συστήματος που αξιοποιεί τους ενσωματωμένους αισθητήρες των σύγχρονων έξυπνων κινητών τηλεφώνων για την πρωτογενή ανίχνευση πιθανών ατυχημάτων, σε συνδυασμό με τεχνικές μηχανικής μάθησης για την οπτική επιβεβαίωση των συμβάντων μέσω ανάλυσης βίντεο, και την άμεση ειδοποίηση των εμπλεκομένων μέσω ενός συστήματος ανταλλαγής μηνυμάτων πραγματικού χρόνου.

Στο πλαίσιο της εργασίας, αναπτύχθηκε μια ολοκληρωμένη αρχιτεκτονική συστήματος που προσομοιώνει τις λειτουργίες επικοινωνιών τύπου C-V2X (Cellular Vehicle-to-Everything). Η αρχιτεκτονική αυτή περιλάμβανε την ανάπτυξη τριών εφαρμογών για κινητές συσκευές Android: μιας εφαρμογής για την ανίχνευση συγκρούσεων μέσω αισθητήρων (επιταχυνσιόμετρο, γυροσκόπιο) και την ενεργοποίηση της διαδικασίας ειδοποίησης, μιας εφαρμογής για τη μετάδοση ζωντανής ροής βίντεο (streaming) από τον τόπο του πιθανού συμβάντος, και μιας εφαρμογής παρακολούθησης για την προβολή των ζωντανών ροών από τα σημεία που υπάρχουν πιθανά ατυχήματα. Για την ανταλλαγή μηνυμάτων μεταξύ των συνιστωσών του συστήματος επιλέχθηκε το πρωτόκολλο MQTT, λόγω της ελαφριάς φύσης του και της αποδοτικότητάς του σε πραγματικού χρόνου εφαρμογές. Η μετάδοση της ροής βίντεο υλοποιήθηκε με το πρωτόκολλο RTMP, το οποίο εξασφαλίζει χαμηλή καθυστέρηση. Η καρδιά της οπτικής επιβεβαίωσης βασίστηκε στην ανάπτυξη και εκπαίδευση ενός μοντέλου Συνελκτικών Νευρωνικών Δικτύων, συγκεκριμένα του YOLOv11n, για την ανάλυση των καρέ του βίντεο και την αναγνώριση ενδείξεων ατυχήματος. Η υλοποίηση περιλάμβανε επίσης τη διαμόρφωση των απαραίτητων εξυπηρετητών (MQTT broker, RTMP server) και ενός εξυπηρετητή ανάλυσης εξοπλισμένου με GPU για την επιτάχυνση των υπολογισμών μηχανικής μάθησης.

Η πειραματική αξιολόγηση του συστήματος αποτέλεσε σημαντικό μέρος της εργασίας. Πραγματοποιήθηκαν εκτενείς δοκιμές για την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου μηχανικής μάθησης, όπου επιτεύχθηκε ακρίβεια ανίχνευσης άνω του 80% και εξαιρετικά χαμηλοί χρόνοι εξαγωγής συμπεράσματος ανά καρέ (3.1 ms με χρήση GPU).

Επίσης, διερευνήθηκε η χρονική υστέρηση του συστήματος από άκρο σε άκρο υπό διαφορετικές δικτυακές συνθήκες, συμπεριλαμβανομένων τοπικών δικτύων Wi-Fi (5GHz), δημόσιων δικτύων 5G NSA και ιδιωτικών δικτύων 5G SA. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι τα δίκτυα 5G SA προσφέρουν την πιο σταθερή απόδοση με χαμηλή και προβλέψιμη καθυστέρηση (μέσες τιμές 37ms-47.85ms), γεγονός που τα καθιστά ιδανικά για την υποστήριξη των χρονικά κρίσιμων επικοινωνιών που απαιτούνται για την οδική ασφάλεια. Μία από τις προκλήσεις που αντιμετωπίστηκαν κατά την ανάπτυξη ήταν η επίτευξη της βέλτιστης ισορροπίας μεταξύ της ευαισθησίας του συστήματος στην ανίχνευση πραγματικών συμβάντων και της ανθεκτικότητάς του σε ψευδείς συναγερμούς. Η προσέγγιση της διπλής επιβεβαίωσης, αρχικά μέσω αισθητήρων και στη συνέχεια μέσω οπτικής ανάλυσης, αποδείχθηκε καθοριστική για την αντιμετώπιση αυτής της πρόκλησης. Η διαχείριση των διαφορετικών τεχνολογιών και η ενσωμάτωσή τους σε ένα λειτουργικό σύνολο αποτέλεσε επίσης μια σημαντική μαθησιακή εμπειρία.

Αναλογιζόμενος τη διαδικασία εκπόνησης της παρούσας διπλωματικής, εάν υπήρχε η δυνατότητα επανεκκίνησης, πιθανόν θα διερευνούσα περαιτέρω τη χρήση πιο εξελιγμένων τεχνικών σύντηξης δεδομένων (data fusion) από πολλαπλούς αισθητήρες στο αρχικό στάδιο ανίχνευσης, πριν την ενεργοποίηση της οπτικής ανάλυσης. Επίσης, η επέκταση του συνόλου δεδομένων για την εκπαίδευση του μοντέλου μηχανικής μάθησης με ακόμα μεγαλύτερη ποικιλία σεναρίων και συνθηκών φωτισμού θα μπορούσε δυνητικά να βελτιώσει περαιτέρω την ακρίβεια και την ανθεκτικότητά του. Ωστόσο, η υιοθετηθείσα προσέγγιση παρείχε ένα ισχυρό και λειτουργικό αποτέλεσμα εντός των δεδομένων χρονικών πλαισίων.

Η ενασχόληση με το συγκεκριμένο θέμα αποδείχθηκε ιδιαίτερα εποικοδομητική. Προσέφερε πολύτιμες γνώσεις και πρακτική εμπειρία σε ένα ευρύ φάσμα τεχνολογιών αιχμής, όπως τα δίκτυα 5G και οι υπηρεσίες URLLC, οι επικοινωνίες C-V2X, η ανάπτυξη εφαρμογών για κινητές συσκευές, τα συστήματα ανταλλαγής μηνυμάτων πραγματικού χρόνου, και κυρίως, οι εφαρμογές της μηχανικής μάθησης και της οπτικής υπολογιστικής σε προβλήματα του πραγματικού κόσμου. Η πολυπλοκότητα του εγχειρήματος και η ανάγκη για συνδυασμό διαφορετικών τεχνολογικών πεδίων ενίσχυσαν την κατανόηση του τρόπου με τον οποίο η σύγχρονη τεχνολογία μπορεί να συμβάλει στην επίλυση σημαντικών κοινωνικών προβλημάτων, όπως η οδική ασφάλεια. Αναμφίβολα, η εμπειρία αυτή δημιούργησε έντονο ενδιαφέρον για περαιτέρω ενασχόληση και έρευνα στον τομέα των ευφυών συστημάτων μεταφορών και των τεχνολογιών που τα υποστηρίζουν.

Κοιτώντας προς το μέλλον, υπάρχουν αρκετές κατευθύνσεις στις οποίες η παρούσα εργασία θα μπορούσε να επεκταθεί. Μια προφανής κατεύθυνση είναι η περαιτέρω βελτιστοποίηση (finetuning) του μοντέλου μηχανικής μάθησης, ενσωματώνοντας μεγαλύτερα και πιο ποικιλόμορφα σύνολα δεδομένων, καθώς και η διερεύνηση νεότερων αρχιτεκτονικών βαθιάς μάθησης για την ανίχνευση αντικειμένων και την ανάλυση σκηνών. Εξίσου σημαντική θα ήταν η διεξαγωγή πειραμάτων σε μεγαλύτερη κλίμακα, αξιοποιώντας προ-εμπορικά ή πλήρως εμπορικά δίκτυα 5G SA, ώστε να αξιολογηθεί η απόδοση του συστήματος σε πραγματικές, πολυσύχναστες οδικές συνθήκες και με μεγαλύτερο αριθμό ταυτόχρονων χρηστών. Θα μπορούσε επίσης να διερευνηθεί η ενσωμάτωση του συστήματος με τις υπάρχουσες πλατφόρμες διαχείρισης κυκλοφορίας ή υπηρεσιών έκτακτης ανάγκης, καθώς και η επέκτασή του για την υποστήριξη και άλλων τύπων οδικών κινδύνων πέραν των συγκρούσεων, όπως η παρουσία εμποδίων στο οδόστρωμα ή επικίνδυνες καιρικές συνθήκες. Τέλος, η περαιτέρω διερεύνηση των πτυχών ασφάλειας και ιδιωτικότητας των δεδομένων που συλλέγονται και ανταλλάσσονται από το σύστημα αποτελεί ένα πεδίο συνεχούς σημασίας.





# Βιβλιογραφία

- [1] M. Bhosale, L. Guo, G. Comert, and Y. Jia, “On-board smartphone-based road hazard detection with cloud-based fusion,” *Vehicles*, vol. 5, no. 2, pp. 312–332, 2023. Available: <https://www.mdpi.com/2624-8921/5/2/31>
- [2] L. Liu, S. Leung, A. Lopez et al., “Smartphone-based hard-braking event detection at scale for road safety services,” *arXiv preprint*, arXiv:2202.01934, 2022. Available: <https://arxiv.org/abs/2202.01934>
- [3] Z. Chen, H. Zou, H. Jiang, Q. Zhu, Y. Soh and L. Xie, “Fusion of WiFi, smartphone sensors and landmarks using the Kalman filter for indoor localization,” *Sensors*, vol. 15, no. 1, pp. 715–732, 2015. Available: <https://www.mdpi.com/1424-8220/15/1/715>
- [4] MQTT.org, “MQTT: The standard for IoT messaging,” 2024. Available: <https://mqtt.org>
- [5] N. Naik, “Choice of effective messaging protocols for IoT systems: MQTT, CoAP, AMQP and HTTP,” *arXiv preprint*, arXiv:1703.08067, 2017. Available: <https://arxiv.org/abs/1703.08067>
- [6] Ultralytics, “YOLO documentation,” 2023. Available: <https://docs.ultralytics.com>
- [7] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, “You only look once: Unified, real-time object detection,” *arXiv preprint*, arXiv:1506.02640, 2016. Available: <https://arxiv.org/abs/1506.02640>
- [8] Android Developers, “Sensors overview,” 2023. Available: [https://developer.android.com/develop/sensors-and-location/sensors/sensors\\_overview](https://developer.android.com/develop/sensors-and-location/sensors/sensors_overview)
- [9] L. Kulanuwat, J. Tripathi, A. Tansakul, and A. Chotipant, “Anomaly detection using a sliding window technique and data imputation with ML for hydrological time series,” *Water*, vol. 13, no. 13, pp. 1862, 2021. Available: <https://www.mdpi.com/2073-4441/13/13/1862>
- [10] 5GAA, “C-V2X use cases,” 5G Automotive Association, 2020. Available: <https://5gaa.org/news/c-v2x-use-cases/>
- [11] I. Soto, M. Calderon, O. Amador, M. Urueña, “A survey on road safety and traffic efficiency vehicular applications based on C-V2X technologies,” *arXiv preprint*, arXiv:2403.17851, 2022. Available: <https://arxiv.org/abs/2403.17851>
- [12] Android Developers, “Create and monitor geofences,” 2023. Available: <https://developer.android.com/develop/sensors-and-location/location/geofencing>
- [13] T. Nguyen, Q. Ngo, and H. Nguyen, “EdgeYOLO: Real-time object detection on edge devices,” *Sensors*, vol. 22, no. 3, pp. 1241, 2022. Available: <https://www.mdpi.com/1424-8220/22/3/1241>
- [14] D. Thangavel, X. Ma, A. Valera, H. Tan, C. K. Y. Tan, “Performance evaluation of MQTT and CoAP via a common middleware,” *IEEE ICC*, 2014. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6907168>
- [15] M. Tan, R. Pang, and Q. V. Le, “EfficientDet: Scalable and efficient object detection,” *arXiv preprint*, arXiv:1911.09070, 2019. Available: <https://arxiv.org/abs/1911.09070>

- [16] L. Lathuilière, P. Mesejo, X. Alameda-Pineda, R. Horaud, “A comprehensive analysis of deep regression,” *Pattern Recognition*, vol. 81, pp. 430–443, 2018. Available: <https://arxiv.org/abs/2005.06407>
- [17] E. Bisong, “Google Colaboratory,” in *Building Machine Learning and Deep Learning Models on Google Cloud Platform*, Apress, Berkeley, CA, 2019. Available: [https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-1-4842-4470-8\\_7](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-1-4842-4470-8_7)
- [18] G. Welch and G. Bishop, “An introduction to the Kalman Filter,” University of North Carolina at Chapel Hill, 2006. Available: [https://www.cs.unc.edu/~welch/media/pdf/kalman\\_intro.pdf](https://www.cs.unc.edu/~welch/media/pdf/kalman_intro.pdf)
- [19] Android Developers, “App performance,” 2023. Available: <https://developer.android.com/topic/performance>
- [20] W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy et al., “SSD: Single Shot MultiBox Detector,” *arXiv preprint*, arXiv:1512.02325, 2015. Available: <https://arxiv.org/abs/1512.02325>