



Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών  
& Μηχανικών Υπολογιστών

**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ  
ΠΕΛΟΠΟΝΝΗΣΟΥ**

## **Διπλωματική Εργασία**

Στο πλαίσιο του Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών

«Τεχνολογίες Ευφυών Συστημάτων Πληροφορικής και Επικοινωνιών»

# **«Ανάλυση δεδομένων από drone για επιτήρηση και αναγνώριση απειλών σε χώρους θαλάσσης»**

**Φώτιος Λαμπρόπουλος**

**A.M.: 2010**



**Επιβλέποντες:**

**Δρ. Ισίδωρος Περίκος**

**Επίκ. Καθ. Μιχάλης Παρασκευάς**

**Πάτρα, 2023**

**Copyright ©** Με την επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved. **Λαμπρόπουλος Φώτιος, Μάιος, 2023**

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας διπλωματικής εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις θέσεις του επιβλέποντος, της επιτροπής εξέτασης ή τις επίσημες θέσεις του Πανεπιστημίου Πελοποννήσου.

#### **ΔΗΛΩΣΗ ΠΕΡΙ ΠΝΕΥΜΑΤΙΚΩΝ ΔΙΚΑΙΩΜΑΤΩΝ ΚΑΙ ΛΟΓΟΚΛΟΠΗΣ**

Με πλήρη επίγνωση των συνεπειών του νόμου περί πνευματικών δικαιωμάτων, δηλώνω ενυπόγραφα ότι η παρούσα διπλωματική εργασία προετοιμάστηκε και ολοκληρώθηκε από εμένα αποκλειστικά και ότι είμαι ο αποκλειστικός συγγραφέας του κειμένου της. Η εργασία μου δεν προσβάλλει οποιασδήποτε μορφής δικαιώματα πνευματικής ιδιοκτησίας, προσωπικότητας ή προσωπικών δεδομένων τρίτων, δεν περιέχει έργα/εισφορές τρίτων για τα οποία απαιτείται άδεια των δημιουργών/δικαιούχων και δεν είναι προϊόν μερικής ή ολικής αντιγραφής ή λογοκλοπής. Κάθε βοήθεια που έλαβα για την ολοκλήρωση της εργασίας είναι αναγνωρισμένη και αναφέρεται λεπτομερώς στο κείμενό της. Ειδικότερα, έχω αναφέρει ευδιάκριτα μέσα στο κείμενο και με την κατάλληλη παραπομπή όλες τις πηγές δεδομένων, κώδικα προγραμματισμού Η/Υ, απόψεων, θέσεων και προτάσεων, ιδεών και λεκτικών αναφορών που χρησιμοποιήθηκαν, είτε κατά κυριολεξία είτε βάσει επιστημονικής παράφρασης, και η σχετική αναφορά περιλαμβάνεται στο τμήμα των βιβλιογραφικών αναφορών με πλήρη περιγραφή. Επιπλέον, όλες οι πηγές που χρησιμοποιήθηκαν περιορίζονται στις βιβλιογραφικές αναφορές και μόνον και πληρούν τους κανόνες της επιστημονικής παράθεσης κατά τα διεθνή πρότυπα. Τέλος δηλώνω ενυπόγραφα ότι αναλαμβάνω πλήρως, ατομικά και προσωπικά, όλες τις νομικές και διοικητικές συνέπειες στην περίπτωση κατά την οποία αποδειχθεί, διαχρονικά, ότι η εργασία αυτή ή τμήμα της είναι προϊόν λογοκλοπής. Μάιος 2023

## Ευχαριστίες

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω εγκάρδια τον επιβλέπων καθηγητή κ. Περίκο Ισίδωρο και τον κ. Μιχάλη Παρασκευά, τόσο για την εμπιστοσύνη που μου έδειξαν με την ανάληψη της παρούσας διπλωματικής εργασίας καθώς και για την πολύτιμη στήριξη που μου προσέφεραν όποτε αυτή ήταν απαραίτητη, καθ' όλη τη διάρκεια της εκπόνησης της. Όσο και για την επιστημονική τους καθοδήγηση, τις υποδείξεις τους, την εκπληκτική συνεργασία και τη συνεχή τους υποστήριξη μέχρι την περάτωση της συγκεκριμένης ενδιαφέρουσας εργασίας.

Τέλος, θα ήθελα να εκφράσω την ευγνωμοσύνη μου στην οικογένεια μου, και στην σύντροφό μου για την στήριξη, τη συμπαράσταση και την κατανόησή τους, καθ' όλη τη διάρκεια των σπουδών μου και ιδιαίτερα κατά τη διάρκεια της εκπόνησης της διπλωματικής μου εργασίας.

## Περίληψη

Τα καινοτόμα και λειτουργικά συστήματα AI Drones (Τεχνητής Νοημοσύνης Μη Επανδρωμένων Αεροσκαφών) κοινώς γνωστά ως «drones», έχουν φέρει επανάσταση σε πεδία όπως η πολιτική προστασία, η θαλάσσια και χερσαία επιτήρηση, η διαχείριση καταπολέμησης φυσικών καταστροφών και η παρακολούθηση απειλών σε δημόσιου χώρους. Περισσότερο από ποτέ, τα «drones» έρχονται στη καθημερινότητα μας για να βελτιώσουν τη δημόσια ασφάλεια στην έρευνα και διάσωση, στον εντοπισμό σημαντικών πληροφοριών από ψηφιακές εικόνες, βίντεο και άλλες οπτικές εισροές ώστε να προβαίνουν σε ενέργειες και να αυξήσουν την αποτελεσματικότητα να σώσουν ανθρώπινες ζωές. Μια από τις πιο σημαντικές εφαρμογές των «drones» είναι στη θαλάσσια και χερσαία επιτήρηση και αναγνώριση απειλών, χρησιμοποιούνται για την παρακολούθηση τεράστιων θαλάσσιων περιοχών, τον εντοπισμό για εγκληματικές και προβατικές δραστηριότητες και την πρόληψη σε οτιδήποτε περιστατικό σε θαλάσσιους χώρους. Αυτά τα «drones» έχουν την ικανότητα να κινούνται πιο αποτελεσματικά από τις παραδοσιακές μεθόδους επιτήρησης σε σύντομο χρονικό διάστημα. Επιπλέον, τα «drones» είναι εξοπλισμένα με αισθητήρες υψηλής ανάλυσης και θερμικές κάμερες μπορούν να ανιχνεύουν απειλές όπως παράνομη αλιεία, πετρελαιοκηλίδες, πνιγμούς, σωστικές λέμβους και άλλους δημόσιους κινδύνους.

Πολλά τα οφέλη για τα «drones» που διαδραματίζουν βασικούς ρόλους επίλυσης προβλημάτων σε διάφορα πεδία όπως και στην θαλάσσια ασφάλεια, υπάρχουν όμως και κάποιοι μεμονωμένοι περιορισμοί. Ένας από τους πιο βασικούς περιορισμούς είναι οι κανονισμοί που αφορούν τη χρήση των έξυπνων UAV (Μη Επανδρωμένων Αεροσκαφών). Σε ορισμένες περιοχές, η χρήση τους είναι περιορισμένη και απαιτεί ειδική άδεια. Στην πραγματικότητα, τα έξυπνα UAV είναι ιδιαίτερα δημοφιλή που χρησιμοποιούν την τεχνητή νοημοσύνη (AI) σε πραγματικό χρόνο, επιτρέποντας την ταχεία ανάλυση δεδομένων, καταγραφή του θαλάσσιου χώρου το οποίο χάρη στο λογισμικό τεχνητής νοημοσύνης

μπορεί να αντιληφθεί το περιστατικό, να αναγνωρίσει αντικείμενα και να παρέχει αναλυτική επεξεργασία ανατροφοδότησης σε πραγματικό χρόνο. Τα UAV (Μη Επανδρωμένα Αεροσκάφη) τεχνητής νοημοσύνης κοινώς «drones» ερευνούν την προσέγγιση τους, βοηθώντας με θετικά αποτελέσματα στον συντονισμό πρόληψης επικίνδυνων καταστάσεων και στην αποστολή έρευνας και διάσωσης.

**Λέξεις κλειδί:** Τεχνητή Νοημοσύνη (AI), Έξυπνα UAV, Real-Time, Object Detection, Deep learning.

## Abstract

Innovative and functional AI Drones (Artificial Intelligence Unmanned Aircraft) systems, commonly known as 'drones', have revolutionized fields such as civil protection, maritime and land surveillance, natural disaster management and threat monitoring in public spaces. More than ever, drones are coming into our daily lives to improve public safety in search and rescue, to identify important information from digital images, video and other visual inputs to take action and increase efficiency in saving lives. . One of the most important applications of drones is in maritime and land surveillance and threat identification, they are used to monitor vast sea areas, detect criminal and criminal activities and prevent any incident in maritime areas. These drones have the ability to move more efficiently than traditional surveillance methods in a short amount of time. In addition, drones equipped with high-resolution sensors and thermal cameras can detect threats such as illegal fishing, oil spills, drownings, lifeboats and other public hazards.

There are many benefits to drones playing key problem-solving roles in various fields such as maritime security, but there are also some individual limitations. One of the most basic constraints is the regulations surrounding the use of smart UAVs (Unmanned Aerial Vehicles). In some areas, their use is restricted and requires special permission. In fact, smart UAVs are particularly popular that use artificial intelligence (AI) in real time, allowing rapid data analysis, recording of the marine space which thanks to the artificial intelligence software can perceive the incident, identify objects and provide real-time analytical feedback processing. Artificial intelligence UAVs (Unmanned Aerial Vehicles) commonly known as "drones" research their approach, helping with positive results in the coordination of prevention of dangerous situations and the mission of search and rescue.

**Keywords:** Artificial Intelligence, Smart UAV, Real-Time, Object Detection, Deep learning.

## Πίνακας περιεχομένων

Ευχαριστίες.....	3
Περίληψη.....	3
Abstract .....	4
Ευρετήριο εικόνων .....	6
Ευρετήριο πινάκων .....	8
1. Εισαγωγή .....	9
1.1 Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) - Μη Επανδρωμένα Εναέρια Οχήματα (Drones) .	9
1.2 Βασικές Λειτουργίες Εναέριας Πλοήγησης.....	12
1.3 Κατηγοριοποίηση των Μη Επανδρωμένων Εναέριων Οχημάτων .....	14
2. Σχετικές Υλοποιήσιμες Εφαρμογές .....	16
3. Ανίχνευση Αντικειμένων .....	20
3.1 Τι είναι Computer Visio .....	20
3.2 Λειτουργία OpenCV-Python .....	22
3.3 Συστήματα Deep Learning.....	23
3.4 Εργαλείο TensorFlow .....	24
3.5 Εργαλείο Keras .....	25
3.6 Μοντέλο αναγνώρισης YOLO .....	27
3.7 Προσεγγίσεις R-CNN, Fast R-CNN & Faster R-CNN .....	29
4.Υλοποίηση .....	33
4.1 Υλοποίηση Εφαρμογής.....	33
4.2 Επεξήγηση Πηγαίου Κώδικα .....	34
4.3 Αποτελέσματα Εφαρμογής .....	38
4.4 Αξιολόγηση της απόδοσης του σημείου τομής .....	45
5. Συμπεράσματα και Μελλοντικές Προτάσεις .....	53
5.1 Συμπεράσματα .....	53
5.2 Μελλοντικές Προτάσεις .....	54
6. Πηγές – Βιβλιογραφία.....	55

## Ευρετήριο εικόνων

Εικόνα 1: Σύστημα εντοπισμού θέσης (GPS)

Εικόνα 2: Συσκευή βαρόμετρου

Εικόνα 3: Συσκευή γυροσκοπίου

Εικόνα 4: Συσκευή επιταχυνσιόμετρο

Εικόνα 5: Βασική λειτουργία εναέριας πλοήγησης UAV-drone

Εικόνα 6: Οι τρεις κατηγορίες στο είδος των πτερυγίων του UAV-drone

Εικόνα 7: Περιγραφή συστήματος προειδοποίησης έκτακτης ανάγκης

Εικόνα 8: Εφαρμογή εκτέλεσης αποστολής UAV drone SAR

Εικόνα 9: Ανθρώπινη όραση- Όραση υπολογιστή

Εικόνα 10: Ανίχνευση αντικειμένων

Εικόνα 11: Διάγραμμα Venn που περιγράφει την Βαθιά Εκμάθηση (Deep Learning) ως ένα υποπεδίο της Μηχανικής Μάθησης (Machine learning) το οποίο με τη σειρά του είναι υποπεδίο της Τεχνητής Νοημοσύνης (AI)

Εικόνα 12: Απεικόνιση ενός νευρωνικού δικτύου

Εικόνα 13: Ιστότοπος βιβλιοθήκης: <https://www.tensorflow.org>

Εικόνα 14: Ιστότοπος βιβλιοθήκης: <https://keras.io/>

Εικόνα 15: Στιγμιότυπο κλήσης επιπέδου Tensorflow.Keras

Εικόνα 16: Ανίχνευση αντικειμένων YOLO

Εικόνα 17: Αρχιτεκτονική του μοντέλου YOLO σε συνδυασμό με το νευρωνικό δίκτυο (CNN)

Εικόνα 18: Λειτουργία μοντέλου YOLO

Εικόνα 19: Διαδικασίες του R-CNN ενώ ανιχνεύει ένα αντικείμενο

Εικόνα 20: Λειτουργία ορίου πλαισίου για τον καθορισμό αντικειμένων στην εικόνα

Εικόνα 21: Αρχιτεκτονική νευρωνικού δικτύου Fast R-CNN

Εικόνα 22: Ανίχνευση αντικειμένων στις προτεινόμενες περιοχές με χρήση Fast R-CNN

Εικόνα 23: Υπολογισμός επιπέδων συνέλιξης για αναγνώριση αντικειμένου

Εικόνα 24: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης αντικειμένων

Εικόνα 25: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης αντικειμένων

Εικόνα 26: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης αντικειμένων

Εικόνα 27: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης πολλών αντικειμένων

Εικόνα 28: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης μη φανερών αντικειμένων

Εικόνα 29: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης εντός θαλάσσης αντικειμένων

Εικόνα 30: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης μη φανερών αντικειμένων

Εικόνα 31: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης αντικειμένων VisDrone

Εικόνα 32: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης αντικειμένων VisDrone

Εικόνα 33: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης αντικειμένων VisDrone

Εικόνα 34: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης αντικειμένων VisDrone

Εικόνα 35: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης αντικειμένων VisDrone

Εικόνα 36: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης αντικειμένων VisDrone

Εικόνα 37: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης αντικειμένων VisDrone

Εικόνα 38: Εφαρμογή του (IoU) της θεωρίας Τομής πάνω από την Ένωση

Εικόνα 39: Εφαρμογή υπολογισμού (IoU)

Εικόνα 40: Παράδειγμα εικόνας εισόδου

Εικόνα 41: Παράδειγμα εικόνας στην έξοδο

Εικόνα 42: Εξήγηση της Τομής πάνω από την ένωση (IoU)

Εικόνα 43: Πλαίσιο οριοθέτησης εικόνας (πλοίου)

Εικόνα 44: Πλαίσιο οριοθέτησης εικόνας μεταξύ των πλαισίων προβλεπόμενης και βασικής αλήθειας

Εικόνα 45: Αποτέλεσμα βαθμολογίας (IoU)

Εικόνα 46: Διάγραμμα καμπύλης ακριβείας ανάκλησης (precisions- recalls)

Εικόνα 47: Αποτελέσματα ακριβείας ανάκλησης (precisions- recalls) και αποθηκευμένη thresholds λίστα των ορίων (IoU)

Εικόνα 48: Διάγραμμα καλύτερης μέσης τιμής ακρίβειας (AP)

Εικόνα 49: Αποτέλεσμα της μέσης ακρίβειας (AP)

## Ευρετήριο πινάκων

Πίνακας 1: Πίνακας τύπων ταξινόμησης UAVs-Drones

Πίνακας 2: Συγκεντρωτικά χαρακτηριστικά λειτουργίας εναέριου οχήματος (UAV-drone)

Πίνακας 3: Με βάση την τροφοδοσία του UAV-drone

Πίνακας 4: Αρχιτεκτονική Keras Layers API

Πίνακας 5: Χρονοδιάγραμμα του μοντέλου YOLO

Πίνακας 6: Εξάλειψη των pixel της εικόνας σε χαμηλότερες τιμές

Πίνακας 7: Τμήμα κώδικα Tracker Object

Πίνακας 8: Τμήμα τερματικού python

Πίνακας 9: Τμήμα πηγαίου-κυρίου κώδικα

Πίνακας 10: Μαθηματικός τύπος υπολογισμού (IoU)

Πίνακας 11: Συνάρτηση υπολογισμού (IoU)

Πίνακας 12: Συνάρτηση υπολογισμού ακριβείας ανάκλησης (precision- recall)



## 1. Εισαγωγή

### 1.1 Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) - Μη Επανδρωμένα Εναέρια Οχήματα (Drones)

Με την ραγδαία εξέλιξη της ψηφιακής τεχνολογίας από το 1980 μέχρι και σήμερα, ο σχεδιασμός των μη επανδρωμένων εναέριων οχημάτων «UAVs-Drones» κοινώς γνωστό ως Drone έφερε κυριολεκτικά την επανάσταση σε τομείς όπως στην πολιτική προστασία, στο υπουργείο εθνικής άμυνας, στο υπουργείο δικαιοσύνης, στην ναυτιλία καθώς και σε διάφορες δημόσιες άλλες αρχές.

Γίνεται κατανοητό, τα «UAVs-Drones» αναπτύχθηκαν για αποστολές εναέριας που περιλαμβάνουν αεροφωτογράφιση, παρακολούθηση δασικών πυρκαγιών, περιβαλλοντική παρακολούθηση, αστυνόμευση και επιτήρηση, επιθεωρήσεις υποδομής, έλεγχος για αποφυγή ατυχημάτων, στρατιωτικές επιχειρήσεις-διασώσεις και πολλών άλλων αναγκών περαιτέρω της ανάπτυξης τους. Η ανάπτυξη της τεχνολογίας κατέστη δυνατή για την ύπαρξη μεγάλων «UAVs-Drones», όπως τα δύο πρώτα αμερικάνικα το Global Hawk και το Predator, καθώς και την ανάπτυξη μικρών με συνεχώς αυξανόμενες δυνατότητες.

Σύμφωνα με τον (HENRI EISENBEIß,2009), τα μη επανδρωμένα εναέρια οχήματα «UAVs-Drones» νοούνται τα «ακατοίκητα και επαναχρησιμοποιήσιμα μηχανοκίνητα εναέρια οχήματα». Αυτό σημαίνει ότι τα «UAVs-Drones» είναι εναέρια οχήματα αυτόνομα χωρίς άνθρωπο πιλότο και τηλεκατευθυνόμενα ταυτόχρονα. Δηλαδή η πτήση του γίνεται από χειριστή στο έδαφος που ελέγχει και κατευθύνει το drone ή μπορεί να πετάξει αυτόνομα με προγραμματισμένη πτήση. Επίσης οι τύποι των «UAVs-Drones» ποικίλουν όπως κάθε άλλο εναέριο αεροσκάφος, σύμφωνα με την κατασκευαστική του ιδιότητα, όπως το βάρος του, ο τύπος του κινητήρα, το μέγιστο ύψος πτήσης, ο βαθμός επιχειρησιακής αυτονομίας, ο επιχειρησιακός ρόλος κ.λπ. Συγκεντρωτικά, τα «UAVs-Drones» ταξινομούνται σε πέντε κατηγορίες όπως φαίνεται παρακάτω:

Ομάδα	Ομάδα 1	Ομάδα 2	Ομάδα 3	Ομάδα 4	Ομάδα 5
Μέγεθος	Μικρό	Μεσαίο	Μεγάλο	Μεγαλύτερος	Το μεγαλύτερο
Μέγιστο βάρος απογείωσης	<20 λίβρες (9,1 κιλά)	>20 & <55	>55 & <1320	>1.320 λίβρες (600 κιλά)	>1.320 λίβρες (600 κιλά)
Λειτουργικό υψόμετρο	<1.200 πόδια (370 μ.)	<3.500 πόδια (1.100 μ.)	<18.000 πόδια (5.500 μ.)	<18.000 πόδια (5.500 μ.)	>18.000 πόδια (5.500 μ.)
Ταχύτητα	<100 kn (190 km/h)	<250 kn (460 km/h)	<250 kn (460 km/h)	οποιασδήποτε ταχύτητα	οποιασδήποτε ταχύτητα

**Πίνακας 1: Πίνακας τύπων ταξινόμησης UAVs-Drones.**

Επιπρόσθετα, τα μη επανδρωμένα εναέρια οχήματα «UAVs-Drones» φέρουν αισθητήρες πλοήγησης με χρήση κάποιου εξειδικευμένου λογισμικού το οποίο ελέγχει την πτήση και σε

συνεργασία με το GPS καθοδηγεί το εναέριο όχημα όπως περιγράφεται και απεικονίζεται στις παρακάτω εικόνες:

- **Το σύστημα εντοπισμού θέσης (GPS)**

Για να επιτευχθεί η απομακρυσμένη πτήση του εκάστοτε UAV-Drone, είναι απαραίτητο η συνεχής ανατροφοδότηση της πληροφορίας όσο αφορά τις βασικές μετρήσεις του τηλεχειριζόμενου εναέριου οχήματος. Μέσω της κεραίας GPS μπορεί να προσδιοριστεί η θέση του, το ύψος του καθώς και η ταχύτητά του. Επιπλέον, σε πιο προχωρημένα συστήματα η ανύψωση του οχήματος, μπορεί να πετάει αυτόνομα ή να πιλοτάρετε εξ αποστάσεως χωρίς την ανθρώπινη παρέμβαση, με την επιστροφή του στο σημείο εκκίνησης σε περίπτωση που αποσυνδεθεί ο πομπός του.



Εικόνα 1: Σύστημα εντοπισμού θέσης (GPS).

- **Το βαρόμετρο**

Το συγκεκριμένο όργανο προσδιορίζει με ακρίβεια το ύψος του UAV-Drone. Αυτό συμβαίνει διότι η συνεχής μετρήσεις της πίεσης του αέρα προσδιορίζουν το υψόμετρο. Η διαφορά μεταξύ αυτού του σένσορα και του συστήματος εντοπισμού GPS βρίσκεται στην μεγαλύτερη ακρίβεια που δείχνει το βαρόμετρο λόγω της μηχανικής υπόστασης σε αντίθεση με την ανταλλαγή των σημάτων που παρέχει το GPS για τον προσδιορισμό του ύψους. Τέλος, ένα εξίσου σημαντικό χαρακτηριστικό που παρέχει το εργαλείο αυτό είναι η ενεργοποίηση του τρόπου κράτησης του UAV-Drone σε ένα σταθερό ύψος.



Εικόνα 2: Συσκευή βαρόμετρου.

- **Το γυροσκόπιο**

Ένα από τους σημαντικότερους αισθητήρες για την πλοήγηση του UAV-Drone είναι το γυροσκόπιο. Η συσκευή του επιτρέπει την μηχανική μέτρηση και την σταθερή διατήρηση του προσανατολισμού στο UAV-Drone το οποίο επιτυγχάνεται μέσω της περιστροφής των εξωτερικών μερών.



Εικόνα 3: Συσκευή γυροσκοπίου.

- **Το επιταχυνσιόμετρο**

Το εργαλείο αυτό επιτρέπει να μετρήσουμε με απόλυτη ακρίβεια την μεταβολή της ταχύτητας του UAV-Drone το οποίο είναι χρήσιμο για τις περιπτώσεις σε κλειστούς χώρους, όπου τα εμπόδια βρίσκονται σε κοντινή απόσταση μεταξύ τους.



Εικόνα 4: Συσκευή επιταχυνσιόμετρο.

## 1.2 Βασικές Λειτουργίες Εναέριας Πλοήγησης

Ο έλεγχος και η λειτουργία ενός μη επανδρωμένου εναέριου οχήματος (UAV-drone) είναι αυτόνομος, ημιαυτόνομος και τηλεχειριζόμενος ταυτόχρονα. Αυτό σημαίνει ότι το UAV-drone έχει πολλούς παραμέτρους στο σύστημα πτήσης του, για το λόγο αυτό οι βασικές λειτουργίες ελέγχου εναέριας πλοήγησης ποικίλουν. Επίσης, το μη επανδρωμένο εναέριο όχημα (UAV-drone) είναι ευέλικτο μπορεί να φέρει μια ή περισσότερες κάμερες, αισθητήρες και άλλες συσκευές ανίχνευσης για να την αναγνώριση και τον εντοπισμό των αντικειμένων, ατόμων και πραγμάτων.

Ο πιο κοινός τρόπος ελέγχου είναι με τηλεχειρισμό από απόσταση. Δηλαδή η εναέρια πτήση του γίνεται από χειριστή που είναι σε σταθμό ελέγχου ή μπορεί να πετάξει αυτόνομα με βάση τον καθορισμένο πρόγραμμα πτήσης του χωρίς την παρουσία κάποιου χειριστή ελέγχου. Σύμφωνα, με το (HENRI EISENBEIß, 2009) το μη επανδρωμένο εναέριο όχημα (UAV-drone) χρησιμοποιείται ευρέως στο πεδίο εφαρμογής για λήψη εικόνων ή βίντεο, χαρτογράφησης, αναζήτησης και ανάλυσης δεδομένων ακόμη και για επιτήρηση σε περιοχές μη προσβάσιμες. Έτσι, ανάλογα με το βάρος και το μέγιστο εύρος του UAV-drone πτήσης, το διαιρούμε σε UAV-drone: τακτικό, λειτουργικό-τακτικό, στρατηγικό-λειτουργικό, στρατηγικό και ειδικό, όπως περιγράφονται παρακάτω:

- **Τακτικό:** Το υψόμετρο της εναέριας πτήσης του φτάνει μέχρι τα 500km, η διάρκεια πτήσης του είναι περίπου από 30 λεπτά μέχρι 2 ώρες και το βάρος του είναι 1.000kg.
- **Λειτουργικό-τακτικό:** Το υψόμετρο της εναέριας πτήσης του είναι χαμηλό με βαθιά διείσδυση -Low Altitude Deep Penetration (LADP).
- **Στρατηγικό-λειτουργικό:** Το υψόμετρο της εναέριας πτήσης του είναι από 5.500m έως 9.000m και κάποια μοντέλα μπορεί να φτάσουν έως και τα 12.000m. Η χρονική διάρκεια λειτουργίας της πτήσης του είναι περίπου 45 λεπτά μέχρι 2 ώρες, το μέσο βάρος του είναι 200kg και έχει εξωτερικά φορτία που φέρουν βάρος έως 900kg. Επίσης, έχει ενσωματωμένες θερμικές κάμερες συνεχούς ροής λήψης σε βίντεο-προβολέα ή εικόνων σε πραγματικό χρόνο. Τέλος, το UAV-drone αυτού του είδους είναι αρκετά σημαντικό για την επιτήρηση και αναγνώριση στόχων για αμυντικά ζητήματα αλλά και για πολιτική προστασία.
- **Στρατηγικό:** Το UAV-drone αυτό, μπορεί να πετάξει σε υψόμετρο έως 15.000m. Η χρονική διάρκεια λειτουργίας της πτήσης του είναι περίπου από 24 έως 48 ώρες, το μέσο βάρος του είναι 2.500kg έως 5.000kg. Ο βασικός ρόλος λειτουργίας του είναι κυρίως για επιστημονικό σκοπό όπως για συλλογή πληροφοριών σε παγκόσμια κλίμακα (π.χ κλιματική αλλαγή, στρατηγική παρατήρηση).
- **Ειδικό:** Το υψόμετρο της εναέριας πτήσης του μπορεί να φτάσει μέχρι τα 20.000m, με μέσο βάρος 750kg και η διάρκεια λειτουργίας της εναέριας πτήσης του είναι περίπου 30 ώρες και μπορεί να διαρκέσει και 4 ημέρες. Τέλος, αξίζει να τονιστεί ότι τέτοιου είδους UAV-drone χρησιμοποιείται μόνο από τη NASA λόγω ότι είναι αρκετά δαπανηρό.

Στο παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται συγκεντρωτικά τα χαρακτηριστικά λειτουργίας εναέριας πλοήγησης ενός μη επανδρωμένου εναέριου οχήματος (UAV-drone), ανάλογα με τη μάζα (μέσο βάρος) και το μέγιστο εύρος πτήσης του:

Κατηγορία	Υποκατηγορία	Μάζα(kg)	Μέγιστο εύρος δράσης (km)	
			με επιστροφή	χωρίς επιστροφή
Τακτικά (πτήσεις κοντινής εμβέλειας)	Nano	0,025	έως 1	
	Micro	κάτω των 5	κάτω των 10	κάτω από 20
	Mini	20-150	κάτω από 30	κάτω από 60
	Κλείσιμο εύρους (cr)	25-150	10-30	30-80
Λειτουργικά-Τακτικά	Μικρής εμβέλειας (sr)	50-250	30-80	90-160
	Μέση εμβέλεια (mr)	150-500	80-200	240-400
	Μεσαία αντοχή(mre)	500-1500	200-500	600-1000
	Βαθιά διείσδυση σε χαμηλό υψόμετρο(ladp)	250-2500	250-300	700-800
Στρατηγικά-Λειτουργικά	Χαμηλός υψόμετρο μακράς αντοχής (lale)	150-250	500-800	1500-1600
	Μεσαίο υψόμετρο μεγάλη αντοχή (Male)	1000-1500	500-800	1500-1600
Στρατηγικά	Μεγάλο υψόμετρο μεγάλη αντοχή (hale)	2500-5000	κάτω από 2000	κάτω από 2000
Ειδικά	Μη επανδρωμένο αεροσκάφος μάχης (ucav)	πάνω από 1000	μέχρι 1500	μέχρι 1500
	Lethal (leth)			
	Decoy(dec)			
	Stratosheric(strato)			
	Exostratospheric(exo)			
	Space			

**Πίνακας 2: Συγκεντρωτικά χαρακτηριστικά λειτουργίας εναέριας πλοήγησης ενός μη επανδρωμένου εναέριου οχήματος (UAV-drone).**

Ειδικότερα, ο έλεγχος και η βασική λειτουργία που γίνεται στην εναέρια πλοήγηση ενός μη επανδρωμένου εναέριου οχήματος (UAV-drone) ανίχνευσης για την αναγνώριση και τον εντοπισμό των αντικειμένων, ατόμων και πραγμάτων έτσι ώστε να είναι εντελώς ασφαλής και αποδοτική η εναέρια πτήση του κατά τη διάρκεια μιας αποστολής του, είναι η μέθοδος της αυτόνομης εναέριας πλοήγησης. Η αυτόνομη εναέρια πλοήγηση βασίζεται κατά κύριο τρόπο λειτουργίας ελέγχου του UAV-drone σε συνδυασμό με τους αισθητήρες του. Πιο συγκεκριμένα, ο τρόπος λειτουργίας ελέγχου επικοινωνεί με την ραδιοσυχνότητα με τους αισθητήρες του UAV-drone, έτσι ώστε να δέχεται συνεχή ροή πληροφορίας για την καλύτερη εναέρια πλοήγηση και την αποφυγή σφαλμάτων. Έτσι, μέσω κάποιου αλγορίθμου που ελέγχει την εναέρια πλοήγηση του UAV-drone, και εγκαίρως αποφεύγει σφάλματα το UAV-drone πετάει αυτόνομα και δημιουργεί ένα χάρτη εναέριας πλοήγησης μέσω των αισθητήρων αναγνώρισής του, ο οποίος χάρτης μπορεί να είναι απλός με συντεταγμένες ή ένα χάρτη πρόβλεψης κινήσεων του UAV-drone. Το αποτέλεσμα ενός τέτοιου ελέγχου εναέριας πλοήγησης εφαρμοσμένο στο UAV-drone, απεικονίζεται στην επόμενη εικόνα:



Εικόνα 5: Βασική λειτουργία εναέριας πλοήγησης UAV-drone.

### 1.3 Κατηγοριοποίηση των Μη Επανδρωμένων Εναέριων Οχημάτων

Τα μη επανδρωμένα εναέρια οχήματα (UAV-drones), κατηγοριοποιούνται με βάση τα δύο κύρια χαρακτηριστικά που είναι: 1) το πεδίο εφαρμογής, δηλαδή το μη επανδρωμένο εναέριο όχημα (UAV-drone) χρησιμοποιείται από φορέα της Πολιτικής προστασίας, Στρατιωτικής ή άλλης δημόσιας υπηρεσίας και 2) ως προς την κατεύθυνση της απογείωσης & της προσγείωσης, χωρίζεται ως εξής:

- Η κατεύθυνση της απογείωσης του UAV-drone μπορεί να είναι: οριζόντια (H), κάθετη (V) και πολλαπλή ανύψωση. Επίσης, πάντα καθορίζεται η κατεύθυνση της απογείωσης διότι έχει άμεση εξάρτηση με τον τύπο της πτέρυγας του UAV-drone.
- Η κατεύθυνση της προσγείωσης του UAV-drone μπορεί να είναι: οριζόντια (H), κάθετη (V), αλεξιπτωτο (P), ιστό (M), μη στάση (N) και πολλαπλό πηδάλιο, δηλαδή με συνδυασμό διάφορων τύπων προσγείωσης του UAV-drone.

Ειδικότερα, σύμφωνα με το (HENRI EISENBEIB, 2009), τα μη επανδρωμένα εναέρια οχήματα (UAV-drones), μπορούν να φέρουν σταθερά ή περιστρεφόμενα πτερύγια, να είναι ελαφρύτερα ή βαρύτερα από τον αέρα, και ακόμα να τροφοδοτούνται με μπαταρίες ή όχι. Στη συνέχεια παρουσιάζεται ένα πίνακας με την κατηγοριοποίηση των υπαρχόντων (UAV-drones):

	Ελαφρύτερα από τον αέρα	Βαρύτερα από τον αέρα		
		Ευέλικτα πτερύγια	Σταθερά πτερύγια	Περιστροφικά πτερύγια
Μη τροφοδοτούμενα - Unpowered	Ballon -Μπαλόνι	Hang glider- Αιωρόπτερο	Gliders- Ανεμόπτερα	Χαρταετός με ρότορα
		Paraglider- Παραπέντε		
		Kites-Χαρταετοί		
Τροφοδοτούμενα - Powered	Airship - Αεροπλάνα	Paraglider- Παραπέντε	Propeller- Προπέλα	Single rotors- Με ένα ρότορα
			Jet engines- Μηχανοκίνητα	Dual rotors (coaxial)-Με δύο ρότορες
				Quand rotors- Με τέσσερις ρότορες
				Multi rotors- Με πολλούς ρότορες

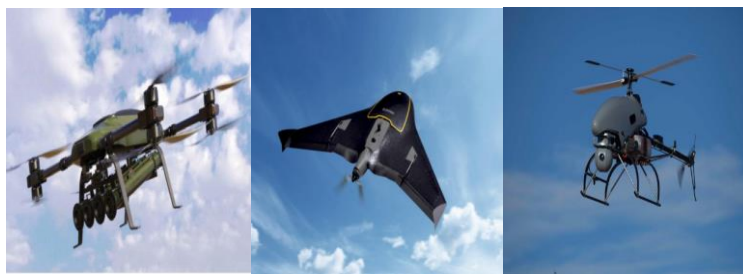
Πίνακας 3: Με βάση την τροφοδοσία του UAV-drone.

Επιπλέον, τα μη επανδρωμένα εναέρια οχήματα (UAVs-drones) κατηγοριοποιούνται και με βάση την τροφοδοσία τους και με τη σχέση τους με τον αέρα δηλαδή ταξινομούνται σε ελαφρότερα από τον αέρα τα οποία είναι πιο λιγότερα αριθμητικά, σε σχέση με τα βαρύτερα από τον αέρα, και τα διακρίνουμε με τις εξής ονομασίες, οι οποίες είναι δύο: τα μπαλόνια και τα αεροπλάνα (UAVs-drones).

- Τα μπαλόνια (UAVs-drones) θεωρούνται μη τροφοδοτούμενα (unpowered) και η διάρκεια της εναέριας πτήσης τους γίνεται με έλεγχο από τα σχοινιά με αποτέλεσμα το υψόμετρο πτήσης να περιορίζεται μέχρι εκεί που μπορούν να φθάσουν τα σχοινιά καθώς και από την απόσταση από το χειριστή (HENRI EISENBEIß, 2009).
- Τα αεροπλάνα (UAVs-drones) θεωρούνται τροφοδοτούμενα (powered), έχουν την ικανότητα να παραμένουν στον αέρα για αρκετή ώρα πτήσης και είναι ικανά για εφαρμογές που μελετούν και αναζητούν σε βάθος χρόνου (HENRI EISENBEIß, 2009).

Μερικά, από μη επανδρωμένα εναέρια οχήματα (UAVs-drones) που είναι βαρύτερα από τον αέρα ταξινομούνται σε τρεις κατηγορίες, με έμφαση στο είδος των πτερυγίων του UAV-drone και είναι τα εξής: το ευέλικτο, το σταθερό και το περιστροφικό πτερύγιο.

- Το ευέλικτο πτερύγιο κατανέμεται στα αιωρόπτερα (UAVs-drones), θεωρείται μη τροφοδοτούμενο. Παρόμοια και τα παραπέντε (UAVs-drones), τα οποία είναι ως τροφοδοτούμενο αλλά και ως μη τροφοδοτούμενο (HENRI EISENBEIß, 2009).
- Το σταθερό πτερύγιο κατανέμεται στα ανεμόπτερα (UAVs-drones), θεωρείται μη τροφοδοτούμενο. Χρησιμοποιεί τον αέρα για να ανυψωθεί και να κινηθεί, οι προπέλες του UAV-drone κινούνται με έλικες ή στροβιλοκινητήρα, ωστόσο δεν είναι ευέλικτο στους ελιγμούς αλλά μπορεί να μένει αρκετή ώρα στον αέρα και σε περιοχές μεγάλης έκτασης (HENRI EISENBEIß, 2009).
- Τέλος, το περιστροφικό πτερύγιο κατανέμεται στους χαρταετούς με ρότορα (UAVs-drones), θεωρείται μη τροφοδοτούμενο. Απαρτίζεται από μονά, διπλά, τετραπλά και πολύ-ροτορικά συστήματα (HENRI EISENBEIß, 2009).



**Εικόνα 6: Οι τρεις κατηγορίες στο είδος των πτερυγίων του UAV-drone.**

## 2. Σχετικές Υλοποιήσιμες Εφαρμογές

Στις μέρες μας, η χρήση της κάμερας που βρίσκεται τοποθετημένη στο εκάστοτε UAV-drone για την αναγνώριση και επιτήρηση εντοπισμού έχει φέρει μεγάλη εξέλιξη στο χώρο της ασφάλειας και προστασίας. Κυκλοφορούν πολλές εφαρμογές εντοπισμού σε πραγματικό χρόνο από εικόνες ή βίντεο UAV-drone. Παρακάτω, παρουσιάζονται ολοκληρωμένες υλοποιήσιμες μεθόδους εντοπισμού αντικειμένων, ανθρώπων και οχημάτων τα τελευταία χρόνια.

Στο ηλεκτρονικό άρθρο «Ανίχνευση ατόμων και οχημάτων σε πραγματικό χρόνο από εικόνες UAV» (Πηγή 21), παρουσιάζεται η μέθοδος εντοπισμού με θερμική κάμερα από UAV-drone ανίχνευση οχημάτων και ανθρώπων σε πραγματικό χρόνο. Ο εντοπισμός των οχημάτων βασίζεται σε πολλαπλά επίπεδα εκπαιδευμένα cascaded Haar classifiers, ενώ ο εντοπισμός γίνεται με τη χρήση θερμικής κάμερας που αποδίδεται σε πραγματική εικόνα. Παρόμοια μοντέλα ανίχνευσης επιτυγχάνονται και για τον εντοπισμό των ατόμων. Τα ποσοστά επιτυχίας ανίχνευσης κυμαίνονται περίπου στο 70% για τα άτομα που κινούνται σε πραγματικό χρόνο, ενώ τα ποσοστά των οχημάτων στο 80%. Αξιοσημείωτο είναι το γεγονός ότι σε κάθε πτήση του UAV-drone το συνολικό ποσοστό φθάνει να αγγίξει το 90%. Στην υλοποίηση της εφαρμογής η δειγματοληψία γίνεται με ρυθμό 1 fps με σκοπό την καλύτερη λήψη εικόνας από την θερμική κάμερα του UAV-drone. Η βασική διαφορά στην ανίχνευση ενός ατόμου ή ενός οχήματος είναι το μέγεθος του. Είναι πιο αντιληπτό να γίνει η ανίχνευση ενός μεγάλου οχήματος, σε σχέση με ένα άτομο που συχνά λόγω της χαμηλής αντίθεσης του δεν γίνεται αντιληπτό εύκολα. Επίλυση αυτού του προβλήματος είναι οι θερμικές κάμερες του. Βελτιώνουν σε μεγάλο βαθμό την αρχική κατάσταση της εικόνας, αλλά το πρόβλημα εξακολουθεί να είναι φανερό λόγω των απρόβλεπτων καιρικών φαινομένων που επικρατούν σε κάθε περίπτωση και επηρεάζουν την εικόνα από την θερμική κάμερα του UAV-drone.

Εκτός από την ανίχνευση ατόμου και οχήματος, γίνεται και η επεξεργασία τους ως ένας δείκτης εμπιστοσύνης για κάθε άτομο ή όχημα που εντοπίζεται. Η πληροφορία αυτή μπορεί βοηθήσει ως μια είσοδος σε κάποιο άλλο δευτερεύον σύστημα ελέγχου με έμφαση την πιο εύκολη ταξινόμηση των αποτελεσμάτων αλλά και την περαιτέρω διερεύνηση τους. Έτσι λοιπόν, η αυξημένη ακρίβεια γίνεται με τη χρήση πολλαπλών ταξινομητών και αισθητήρων που είναι επανδρωμένο το UAV-drone.

Το σύστημα ελέγχου που χρησιμοποιείται για τη λήψη εικόνων από το μη επανδρωμένο UAV-drone το οποίο περιλαμβάνει μια οπτική και θερμική κάμερα. Είναι ρυθμισμένο να κάνει πτήση πάνω από 60 μέτρα σε υψόμετρο, με την θερμική κάμερα να είναι στραμμένη προς το έδαφος με γωνία 45 μοιρών, δημιουργώντας μια απόσταση από το στόχο σε μια ευθεία γραμμή 180 μέτρα. Οι λαμβανόμενες εικόνες αποστέλλονται στο κέντρο πληροφοριών μέσω του ράδιο δέκτη και η επεξεργασία της ανίχνευσης πραγματοποιείται σε τετραπύρρηνο επεξεργαστή της Intel συχνότητας λειτουργίας 2.33 GHz.

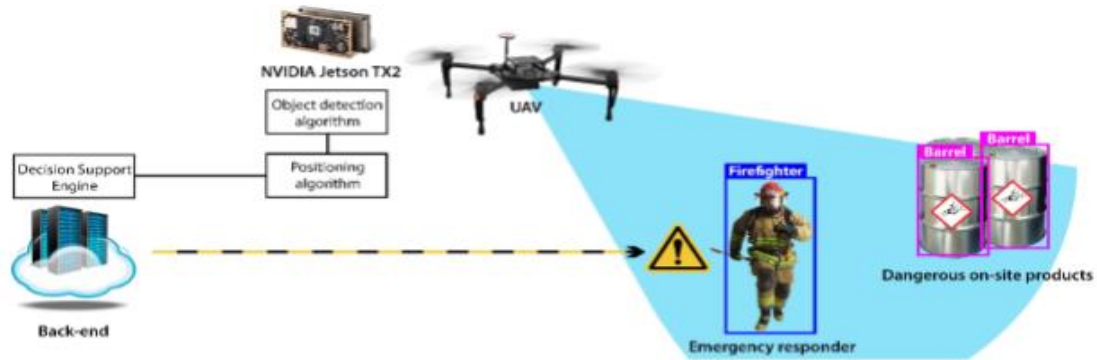
Καταλήγοντας, οι ρουτίνες ανίχνευσης ατόμου ή οχήματος χρησιμοποιούν ένα ζεύγος εικόνων, μια οπτική εικόνα και μια θερμική. Στην πρώτη φάση οι δύο εικόνες επεξεργάζονται η καθεμία ξεχωριστά και στη συνέχεια οι πληροφορίες τους εξάγονται συνδυαστικά για το τελικό αποτέλεσμα. Για την ανίχνευση οχήματος από την οπτική εικόνα,



ο έλεγχος πραγματοποιείται με διαφορετικά πολλαπλά cascaded Haar classifiers που έχουν εκπαιδευτεί για ανίχνευση οχήματος σε διαφορετικές κατευθύνσεις και φωτισμό. Αφού εντοπιστεί κάποιο όχημα με όλα τα παραπάνω μοντέλα, το συγκεκριμένο σημείο αυτό της εικόνας ελέγχεται και στην αντίστοιχη θερμική εικόνα. Με παρόμοιο τρόπο επιτυγχάνεται και ο εντοπισμός ενός ατόμου. Πρέπει να τονίσουμε ότι ο δείκτης εμπιστοσύνης θα αυξηθεί περισσότερο αν το σημείο που τοποθετηθεί το περίγραμμα μοιάζει με το Gaussian μοντέλο και το σημείο υπάρχει εντός της αντίστοιχης περιοχής ανίχνευσης.

Σε αυτό το ηλεκτρονικό άρθρο «Ενσωματωμένη ανίχνευση αντικειμένων σε πραγματικό χρόνο από ένα UAV στο σύστημα προειδοποίησης» (Πηγή 22), παρουσιάζεται ο εντοπισμός ανίχνευσης σε πραγματικό χρόνο οποιοδήποτε αντικειμένου και ατόμου που κινείται και καταγράφεται από το UAV. Η ανίχνευση πραγματοποιείται με αλγόριθμό YOLOv2 το οποίο στοχεύει σε ένα σύστημα προειδοποίησης έκτακτης ανάγκης. Ο αλγόριθμος αυτός, εκτελείται σε GPU με χαμηλές απαιτήσεις σε ισχύ ώστε να είναι δυνατή η εκτέλεση του και σε κινητές συσκευές όπως (smartphones, mobiles, tablet). Επιτρέπονται αρκετές εικόνες ή βίντεο ως ροή δεδομένων για την επεξεργασία και την ακρίβεια της πρόβλεψης ώστε να ενεργοποιηθεί το σύστημα προειδοποίησης έκτακτης ανάγκης που λαμβάνουν χώρα σε πραγματικό χρόνο. Οι εναέριες πτήσεις από το UAV που συλλέγει εικόνες ή βίντεο μπορεί να υποδείξει με ακρίβεια τα πιθανά σημεία μιας έκτακτης ανάγκης λόγω χάρη μιας εστίας πυρκαγιάς που εκδηλώνετε σε πραγματικό χρόνο. Επίσης, μπορεί να βοηθήσει στον εντοπισμό ατόμων που έχουν εγκλωβιστεί από την φωτιά, στη έρευνα αγνοούμενων ατόμων και στη διάσωση τους. Ο σχεδιασμός εδώ είναι ο εντοπισμός και η διαχείριση της ειδοποίησης του συστήματος έκτακτης ανάγκης. Όλη η υλοποίηση γίνεται «onboard» ώστε να μην υπάρχει κίνδυνος απώλειας δεδομένων σε μια πιθανή ασύρματη σύνδεση. Έχει τοποθετηθεί πάνω στο UAV μία κάμερα GPU, η οποία ανιχνεύει με πολύ καλή αναλογία ακρίβειας και ταχύτητας fps την εικόνα ή το βίντεο σε πραγματικό χρόνο.

Στη συγκεκριμένη δημοσίευση, το βασικό πλεονέκτημα του μη επανδρωμένου οχήματος UAV είναι ότι μπορεί να φτάσει σε σημεία πολύ γρηγορότερα και μη προσβάσιμα, που ο άνθρωπος δεν μπορεί άμεσα να πλησιάσει για να ενεργήσει. Έτσι λοιπόν όταν ο άνθρωπος βρεθεί στο σημείο εκείνο που του έχει υποδείξει το UAV διαθέτει πλέον την πλήρη εικόνα της κατάστασης. Αφού συλλέξουμε την εικόνα ή το βίντεο στη συνέχεια ακολουθεί ο εντοπισμός και η ειδοποίηση πιθανής έκτακτης ανάγκης δηλαδή γίνεται μια ακολουθία αξιολόγησης της κατάστασης. Πιο συγκεκριμένα, εντοπίζονται αντικείμενα, άτομα, οχήματα καθώς και οτιδήποτε άλλο θεωρείται ως ύποπτο αντικείμενο και παρέχεται μέσω του αλγορίθμου YOLOv2 μια καλύτερη και αξιόπιστη εικόνα για τους πιθανούς κινδύνους ώστε το σύστημα προειδοποίησης έκτακτης ανάγκης να ενεργοποιηθεί. Τα δεδομένα αυτά συλλέγονται και επεξεργάζονται αφού πρώτα εισαχθούν ως είσοδο σε μια μηχανή αποφάσεων η οποία αυτόματα ελέγχει και αξιολογεί τα δεδομένα προς την αποφυγή του ανθρώπινου λάθους και στη συνέχεια με ταχύτερη απόφαση καθορίζει την προειδοποίηση αν τελικά έχουμε εικόνα έκτακτης ανάγκης. Ακολουθεί ένα παράδειγμα που περιγράφεται με εικόνα και παρουσιάζει μια έκτακτη κατάσταση περιστατικού.



**Εικόνα 7: Περιγραφή συστήματος προειδοποίησης έκτακτης ανάγκης.**

Σε αυτή την εφαρμογή «Ένας γρήγορος ανιχνευτής αντικειμένων που βασίζεται σε κλίσεις υψηλής τάξης και παλινδρόμηση διαδικασίας μάσκας Gauss για εικόνες UAV» (Πηγή 23), ιδιαίτερη έμφαση γίνεται στο ύψος του μη επανδρωμένου οχήματος UAV drone. Το υψόμετρο πτήσης του UAV drone είναι περίπου 2 χιλιόμετρα από την στόχευση για τον εντοπισμό μιας ανθρώπινης φιγούρας ή κάποιου αντικειμένου και η ανίχνευση γίνεται με τις σκιές που δημιουργούνται από την λήψη της εικόνας ή το βίντεο που μεταδίδεται από το UAV drone .

Αρχικά, ο αλγόριθμος που χρησιμοποιείται εντοπίζει τους στόχους (ανθρώπινη φιγούρα, αντικείμενο) χρησιμοποιώντας ως μέθοδος ανίχνευσης κηλίδων σε εικόνες την Maximally Stable Extremal Regions (MSER). Στη συνέχεια οι κηλίδες των στόχων που εντοπίζονται δίνονται ως είσοδοι στον αλγόριθμο μέσω φίλτρων για εντοπισμό άνθρωπου ή αντικειμένου. Αυτό επιτυγχάνεται, με διάφορα στοιχεία από την λήψη εικόνας ή βίντεο από το UAV drone όπως είναι η γωνία λήψης, η κατάσταση ημέρα/νύχτας, η ώρα που γίνεται η μετάδοση της εικόνας λόγω των καιρικών συνθηκών. Με αυτόν τον τρόπο ελαχιστοποιούμε το ενδεχόμενο για λανθασμένους στόχους, λόγω χάρη κάποιος άνθρωπος εντοπίζεται πολύ μεγάλος ή πολύ μικρός σε σχέση σε ποία κατάσταση τραβήχτηκε η εικόνα. Πιο αναλυτικά, για να εντοπιστεί κάποιο άτομο ή αντικείμενο επιτυχώς στόχος πρέπει να έχουμε αποκλειστικά ζευγάρι ανθρώπου/αντικειμένου με την αντίστοιχη κηλίδα του που ταιριάζει. Ωστόσο, προκειμένου να έχουμε καλύτερα αποτελέσματα επιτυχούς στόχων στον εντοπισμό της αναγνώρισης λαμβάνουμε υπόψιν και τα ιστορικά δεδομένα αν τυχόν έχουμε.

Αξίζει να τονιστεί ότι η εφαρμογή αυτή χρησιμοποιείται για την αναγνώριση πυρκαγιών με την παρακολούθηση θερμικής κάμερας από το UAV drone που επιτηρεί σε διάφορες δασικές εκτάσεις. Στην περίπτωση πιθανής εστίας πυρκαγιάς ο αλγόριθμος MSER ανιχνεύει με την μέθοδο του την αντίστοιχη εικόνα που καταγράφηκε από την θερμική κάμερα του UAV drone και στη συνέχεια ακολουθεί ο χρωματικός έλεγχος ώστε να επιβεβαιώσει αν υπάρχει πιθανή εστία πυρκαγιάς με έμφαση στο αν εμπίπτει ο αντίστοιχος χρωματισμός.

Το UAV drone SAR είναι μια ηλεκτρονική εφαρμογή «UAV drone SAR - Έρευνα & Διάσωση-<https://www.dronesarpilot.com>» (Πηγή 24) που δημιουργήθηκε μετά από αρκετές μελέτες και έρευνας για την χρήση των μη επανδρωμένων οχημάτων UAV drones για την αντιμετώπιση μια έκτακτης ανάγκης. Προσφέρει σημαντικές πληροφορίες σε τοπικούς οργανισμούς και φορείς που ο χρόνος και οι πόροι είναι περιορισμένοι δηλαδή δεν διαθέτουν μη επανδρωμένων οχημάτων UAV drones. Η λειτουργία του λογισμικού βασίζεται σε πραγματικές έκτακτες ανάγκες που ειδοποιούν τους φορείς που εμπλέκονται για την αντιμετώπιση της κατάστασης . Ακολουθεί μια επίδειξη εκτέλεσης αποστολής του drone SAR όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα.



**Εικόνα 8: Εφαρμογή εκτέλεσης αποστολής UAV drone SAR.**

Παρέχεται μια σειρά από ενέργειες για την αποστολή της πληροφορίας σε ηλεκτρονικές συσκευές (ηλεκτρονικό υπολογιστή, smartphones, tablets) καθώς και στην κινητή συσκευή κάποιου που διαθέτει την εφαρμογή του drone SAR. Πιο συγκεκριμένα μπορείς να επιλέξεις το custom grid function, όπου αναζητάς την περιοχή που θέλεις να τσεκάρεις. Επίσης, μπορείς να επιλέξεις την δρομολογημένη αποστολή «Waypoint Mission». Σε αυτή την καθορισμένη αποστολή το UAV drone SAR ακολουθεί συγκεκριμένα σημεία που έχουν επιλεγεί στο χάρτη. Επίσης, παρέχεται η δυνατότητα να γνωρίζεις το γεωγραφικό μήκος και πλάτος του σημείου που εντόπισες την έκτακτη ανάγκη επιλέγοντας από το μενού το Lat/Long Mission. Έχτρα διαθέσιμες πληροφορίες (πχ καιρικές συνθήκες, προσβάσιμο μέρος) κατά την πτήση της αποστολής στην οθόνη της ηλεκτρονικής συσκευής ή κινητής συσκευής του χρήστη που χρησιμοποιεί την ηλεκτρονική εφαρμογή UAV drone SAR.

Τέλος, δύναται η ζωντανή μετάδοση λήψης εικόνας ή βίντεο από το σημείο που γίνεται η πτήση του UAV drone SAR με έμφαση την κοινοποίηση της τοποθεσίας του.

### 3. Ανίχνευση Αντικειμένων

#### 3.1 Τι είναι Computer Visio

Η ανίχνευση αντικειμένων ή προσώπων μέσω της όρασης του υπολογιστή (Computer Vision) είναι μια ολοένα και εξελίξιμη τεχνολογία με πολύ βάθος και σημαντικές δυνατότητες και εφαρμογές. Τα βασικά στάδια για να προσπαθήσουμε να αναγνωρίσουμε κάποια βασικά σχήματα σε μια στατική εικόνα ή βίντεο προϋποθέτει την εγκατάσταση της Python και το πακέτο OpenCV-Python. Κατόπιν, θα μπορούμε να διαβάσουμε και να επεξεργαστούμε την εικόνα ή το βίντεο στο οποίο θέλουμε να ανιχνεύσουμε καταστάσεις όπως αντικείμενα, πρόσωπα, σχήματα κτλ.

Σε αυτό το σημείο, η όραση του υπολογιστή είναι ένα πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης (Artificial Intelligence) που περιλαμβάνει τις μεθόδους απόκτησης, επεξεργασίας, ανάλυσης και κατανόησης ψηφιακών εικόνων, βίντεο και άλλων οπτικών εισροών από τον πραγματικό κόσμο προκειμένου οι υπολογιστές και τα συστήματα να αντλούν και να εξάγουν σημαντικές πληροφορίες από εικόνες ή βίντεο. Τα δεδομένα εικόνας και του βίντεο μπορούν να ληφθούν από την κάμερα του εκάστοτε UAV-Drone. Εάν τώρα, η τεχνητή νοημοσύνη που εκπαιδεύει τους υπολογιστές και στα συστήματα να σκέφτονται και να ερμηνεύουν τον οπτικό κόσμο, η όραση του υπολογιστή τους δίνει τη δυνατότητα να αντλούν, να μελετούν και να επεξεργάζονται την ψηφιακή εικόνα ή το βίντεο.

Χρησιμοποιώντας τις ψηφιακές εικόνες ή τα βίντεο από την κάμερα του UAV-Drone η όραση του υπολογιστή λειτουργεί παρόμοια με την ανθρώπινη όραση, η οποία έχει προβάδισμα να μπορεί να ξεχωρίζει τα αντικείμενα, το πόσο μακριά βρίσκονται και αν κινούνται ή αν υπάρχει κάτι λάθος σε αυτό που βλέπουν. Έτσι λοιπόν, η όραση του υπολογιστή που είναι ένα υποπεδίο της βαθιάς εκμάθησης (Deep Learning) και της τεχνητής νοημοσύνης (AI) εκπαιδεύει τις μηχανές να μπορούν να αναγνωρίσουν βέλτιστα σε λίγο χρόνο και να ταξινομήσουν με ακρίβεια τα αντικείμενα ή πρόσωπα και στη συνέχεια να περιγράψουν αυτό που «βλέπουν».

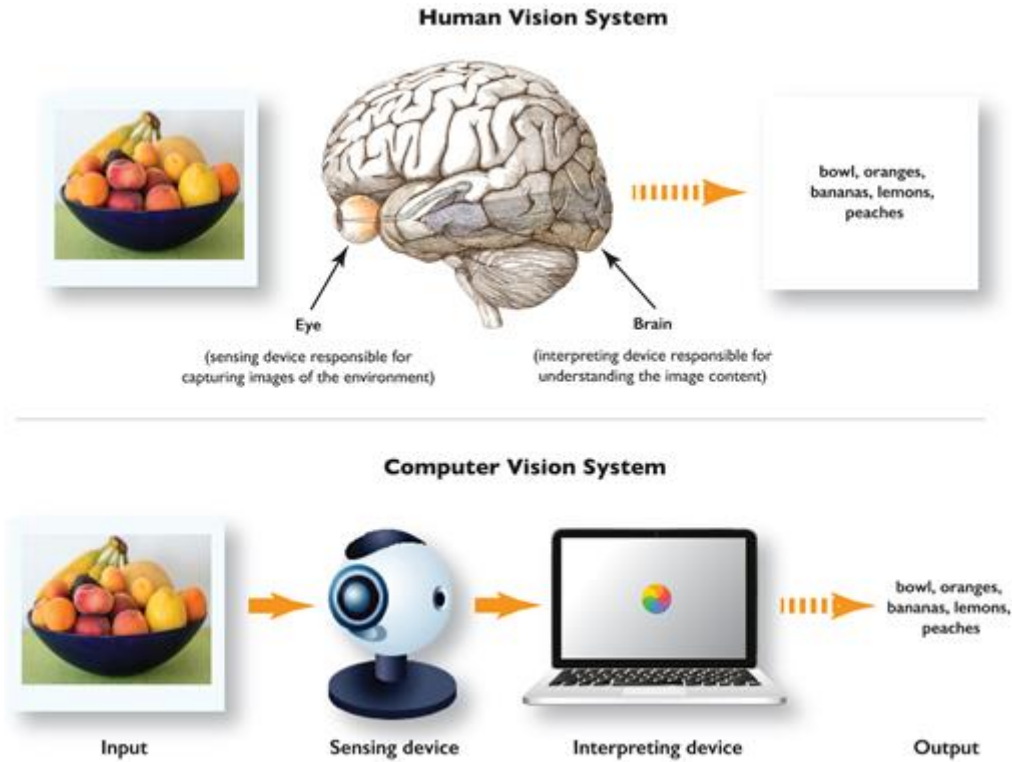
Το τρέχον ενδιαφέρον για την όραση υπολογιστή είναι οι δύο βασικές τεχνολογίες που χρησιμοποιούνται για να επιτευχθεί αυτό, η οποίες είναι:

- ✓ Ένας τύπος μηχανικής μάθησης (Machine learning) που ονομάζεται βαθιά εκμάθηση (Deep Learning)
- ✓ Ένα συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο (CNN).

Η μηχανική μάθηση χρησιμοποιεί τα αλγοριθμικά μοντέλα που επιτρέπουν στον υπολογιστή να εκπαιδεύσει τον ίδιο του τον εαυτό σχετικά με το σύνολο των οπτικών δεδομένων που δέχεται. Εάν τα δεδομένα που τροφοδοτούνται μέσω του μοντέλου, ο υπολογιστής θα «επιλέξει» τα δεδομένα και θα ταξινομήσει τη μια εικόνα από την άλλη. Οι αλγόριθμοι επιτρέπουν στο υπολογιστή να μαθαίνει και να κατανοεί μόνος του, αντί να το προγραμματίζει κάποιος άλλος για να μπορεί να αναγνωρίσει μια εικόνα ή βίντεο.

Ένα συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο (CNN) βοηθά το μοντέλο μηχανικής μάθησης να «επιλέξει» διακρίνει τις εικόνες σε pixel στις οποίες δίνονται ετικέτες. Χρησιμοποιεί τις ετικέτες αυτές για να εκτελέσει συνελίξεις δηλαδή μια μαθηματική πράξη σε δύο

συναρτήσεις και στη συνέχεια την παραγωγή μιας τρίτης συνάρτησης ώστε να κάνει σχετικές προβλέψεις με το τι «βλέπει». Ακόμη, το νευρωνικό δίκτυο εκτελεί συνεκρίσεις που ελέγχει την ακρίβεια των προβλέψεών του σε μια σειρά από επαναλήψεις μέχρι να αρχίσουν να πραγματοποιούνται οι σχετικές προβλέψεις. Τέλος, αναγνωρίζει και κατανοεί τις εικόνες με τρόπο παρόμοιο με τον άνθρωπο.



Εικόνα 9: Ανθρώπινη όραση- Όραση υπολογιστή.

### 3.2 Λειτουργία OpenCV-Python

Το OpenCV (Open source computer vision), είναι ευρέως γνωστό εργαλείο στην υπολογιστική όραση, μηχανική μάθηση και την επεξεργασία εικόνας και βίντεο για την αναγνώριση αντικειμένων, προσώπων ή ακόμα και για τον γραφικό χαρακτήρα ενός ατόμου. Είναι μια τεράστια βιβλιοθήκη όρασης υπολογιστών ανοικτού κώδικα, που υποστηρίζει μια ποικιλία γλωσσών προγραμματισμού όπως Python, C++, Java κ.λπ με βαρύτητα σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου. Αναπτύχθηκε από την εταιρεία Intel, με πρώτη του εμφάνιση τον Ιανουάριο του 1999 και έχει χρησιμοποιηθεί σε αρκετές εφαρμογές. Περιλαμβάνει πάνω από 500 συναρτήσεις που καλύπτουν ένα ευρύ φάσμα της όρασης υπολογιστών (Computer Vision). Επίσης, περιλαμβάνει βιβλιοθήκες μηχανικής μάθησης (Machine learning) γενικού σκοπού για πιο εξαιρετικά αποτελέσματα και μπορεί να επεξεργαστεί την εικόνα, βίντεο (image, video processing). Στη συνέχεια, υποστηρίχθηκε από την Willow Garage και το OpenCV θεωρείται η διαδικασία του Ανοίγματος Εικόνας-Βίντεο, η Επεξεργασία Εικόνας-Βίντεο και τέλος η Εξαγωγή Εικόνας-Βίντεο.

Οι βασικές εφαρμογές του OpenCV ακολουθεί μια διαδικασία εκμάθησης που μαθαίνει κανείς σε μία γλώσσα προγραμματισμού Python για να υποστηρίξει συστήματα Deep Learning, όπως είναι το TensorFlow, Keras. Συνεπώς, η βιβλιοθήκη του OpenCV περιλαμβάνει πάνω από τους 2500 αλγόριθμους, ενώ και η χρήση του γίνεται εμφανέστατη το 2012 αφού ξεπέρασε τα 2.5 εκατομμύρια μεταφορτώσεις σε εφαρμογές. Έτσι χρησιμοποιώντας το OpenCV μπορεί να γίνει με ακρίβεια η αναγνώριση και ο εντοπισμός αντικειμένων. Για τον προσδιορισμό της επεξεργασίας και ανάλυσης της εικόνας ή το βίντεο ενσωματώνουμε τις διαθέσιμες βιβλιοθήκες όπως η NumPy που είναι ικανή να αντλήσει πολλές πληροφορίες με τη βοήθεια του OpenCV από την εικόνα ή το βίντεο.

Ο τρόπος με τον οποίο οι εφαρμογές του OpenCV αντιλαμβάνονται εικόνες ή βίντεο για την αναγνώριση αντικειμένων γίνεται από την κάμερα του εκάστοτε UAV-Drone, μερικές από αυτές παρατίθενται παρακάτω:

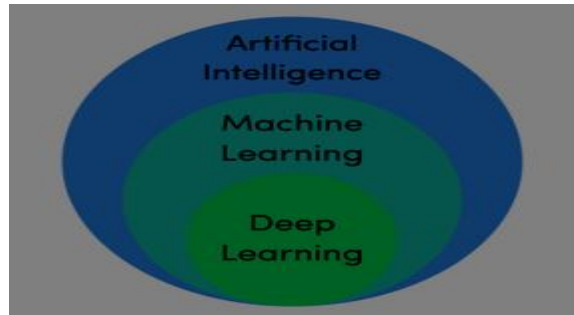
- Αναγνώριση προσώπων, αντικειμένων, πλοίων κτλ
- Ανάλυση-Επεξεργασία εικόνας, βίντεο
- Αυτοματοποιημένη επιθεώρηση και επιτήρηση
- Αριθμός ατόμων
- Αναζήτηση και ανάκτηση εικόνας/βίντεο
- Πλοήγηση και έλεγχος χωρίς χειριστή



Εικόνα 10: Ανίχνευση αντικειμένων.

### 3.3 Συστήματα Deep Learning

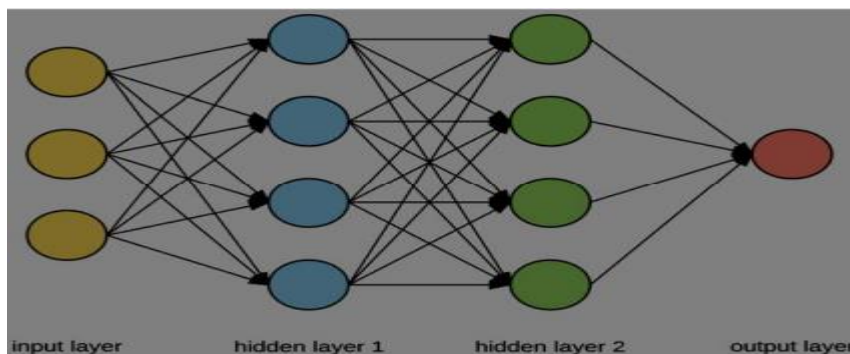
Βαθιά Εκμάθηση ή συνηθέστερο (Deep Learning) είναι το υποπεδίο της Μηχανικής Μάθησης (Machine learning) το οποίο με τη σειρά του είναι υποπεδίο της τεχνητής νοημοσύνης (Artificial intelligence). Μια γραφική αναπαράσταση που δηλώνει την σύνδεση με τις έννοιες φαίνεται στην επόμενη εικόνα:



**Εικόνα 11: Διάγραμμα Venn που περιγράφει την Βαθιά Εκμάθηση (Deep Learning) ως ένα υποπεδίο της Μηχανικής Μάθησης (Machine learning) το οποίο με τη σειρά του είναι υποπεδίο της Τεχνητής Νοημοσύνης (AI).**

Βασίζεται στην δημιουργία διαδοχικών μεθόδων μάθησης με επίπεδα αναπαράστασης τα οποία ενισχύουν την διαδικασία της εκμάθησης του μοντέλου. Αναφορικά, ως όρος «Βαθιά Μάθηση» δεν είναι η τεχνολογία αυτή που επιτυγχάνει και εκπαιδεύει πιο «βαθιά» εκμάθηση ενός μοντέλου σε σχέση με τις άλλες τεχνολογίες της τεχνητής νοημοσύνης. Αντιθέτως, ο όρος αυτός δημιουργεί ένα επίπεδο πολλαπλών συνδεδεμένων σε σειρά νευρωνικών δικτύων συνδεδεμένα διαδοχικά σε στρώσεις.

Η πτυχή της «Βαθιάς Μάθησης» είναι ότι αυτά τα επίπεδα σχεδιάζονται όχι από τους προγραμματιστές αλλά προκύπτουν από το σύνολο των δεδομένων που χρησιμοποιώντας χρησιμοποιούνται για την διαδικασία εκμάθησης ενός μοντέλου (Y. LeCun, 2015). Τα επίπεδα των Νευρωνικών δικτύων πήραν το όνομα τους από την νευροβιολογία δεν λειτουργούν όμως με τον ίδιο τρόπο με τα νευρωνικά δίκτυα του ανθρώπινου εγκεφάλου. Τα νευρωνικά δίκτυα είναι κομμάτι της τεχνητής νοημοσύνης η οποία παρέχει ένα σύνολο αλγορίθμων και τεχνικών στα δίκτυα τα οποία με τη σειρά τους αποτελούνται από διασυνδεδεμένους κόμβους οι οποίοι χρησιμοποιούν διαισθητικά τα μαθηματικά μοντέλα για να επεξεργαστούν την πληροφορία. Η ακόλουθη εικόνα είναι η απεικόνιση ενός νευρωνικού δικτυού:



**Εικόνα 12: Απεικόνιση ενός νευρωνικού δικτυού.**

Επιπλέον, γίνεται κατανοητό ότι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι και μια κατηγορία αλγορίθμων της μηχανικής μάθησης (machine learning) οι οποίοι εκπαιδεύουν τα σύνολα δεδομένων στην είσοδο και έξοδο του μοντέλου. Ακολούθως, οι αλγόριθμοι ειδικεύονται και μαθαίνουν να κατανοούν τα πρότυπα αναγνώρισης εμπνευσμένα από τη δομή και τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Η βαθιά εκμάθηση (Deep Learning) ανήκει στο σύνολο της σε κατηγορία αλγορίθμων για τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και στις περισσότερες περιπτώσεις οι δυο έννοιες χρησιμοποιούνται εναλλάξ. Αυτή η λειτουργία του Deep Learning χρησιμοποιείται για τα datasets με στόχο να πετύχει καλύτερα αποτελέσματα το μοντέλο το οποίο παραμετροποιεί τα βάρη του αλγορίθμου που χρησιμοποιείται για την εκμάθηση του νευρωνικού δικτύου.

### 3.4 Εργαλείο TensorFlow

Από τα σημαντικότερα πλεονεκτήματα που έχει η γλώσσα προγραμματισμού γενικού σκοπού Python είναι ο τεράστιος αριθμός από βιβλιοθήκες οι οποίες προσφέρουν εργαλεία κατάλληλα για πληθώρα εφαρμογές. Ξεκίνησε τον Μάρτιο του 2021 επίσημα με το αποθετήριο της Python (PyPi) που περιέχει πάνω από περισσότερες 290,000 βιβλιοθήκες. Οι βιβλιοθήκες που χρησιμοποιούνται για να υλοποιήσουν με έμφαση να βοηθήσουν την παραγωγικότητα του προγραμματιστή σε πολλές εφαρμογές που συμπεριλαμβάνεται το machine learning, το data analysis και το data visualization. Γενικά, η Python είναι ιδιαίτερη στη διαχείριση και την οπτικοποίηση δεδομένων για τους τομείς της πληροφορικής όπως είναι:

- Αυτοματοποίηση
- Ανάλυση δεδομένων
- Επεξεργασία εικόνας
- Βάσεις δεδομένων
- Γραφικά περιβάλλοντα διεπαφής χρήστη
- Μηχανική Μάθηση
- Επεξεργασία κειμένων

Μια εξαιρετική βιβλιοθήκη είναι η **TensorFlow** την οποία θα χρησιμοποιήσουμε. Είναι ένα σημαντικό εργαλείο για την υλοποίηση νευρωνικών δικτύων.



Εικόνα 13: Ιστότοπος βιβλιοθήκης: <https://www.tensorflow.org>.

**TensorFlow** είναι μια βιβλιοθήκη ανοιχτού λογισμικού για μηχανική μάθηση (Machine Learning) και τεχνητή νοημοσύνη (Artificial intelligence). Δημιουργήθηκε με σκοπό να διευκολύνει τις διαδικασίες της μηχανικής εκμάθησης ανοιχτού κώδικα στην εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου για εφαρμογές όρασης υπολογιστή (Computer Vision). Γενικά, το εργαλείο TensorFlow μπορεί να δημιουργήσει και να εκπαιδεύσει ισχυρά μοντέλα σε πραγματικό χρόνο. Είναι ένα σύστημα μηχανικής μάθησης που δημιουργήθηκε από την Google το DistBelief το 2011, βασισμένο πάνω στην βαθιά εκμάθηση (Deep Learning) και



στα νευρωνικά δίκτυα (CNN). Η βιβλιοθήκη TensorFlow έγινε ευρέως γνωστή πολύ γρήγορα από τις εταιρίες της Alphabet για ερευνητικούς και εμπορικούς σκοπούς. Λόγο ότι η βιβλιοθήκη αυτή χρησιμοποιούσε μόνο τους πυρήνες του επεξεργαστή για την δημιουργία και εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων. Αναπτύχτηκε ραγδαία από την Google που δημιούργησε την βιβλιοθήκη tensorflow και για πρώτη φορά ανακοινώνεται η έκδοση του TensorFlow το 2017 με βέλτιστη εκτέλεση με επεξεργαστή CPU καθώς και με GPU.

Το εργαλείο TensorFlow χρησιμοποιείται σε μια μεγάλη γκάμα εφαρμογών. Παραδείγματα τέτοιων εφαρμογών από εταιρίες που αξιοποιούν την βιβλιοθήκη αυτή είναι:

- Google: Ένας αλγόριθμος τεχνητής νοημοσύνης (AI) αποτελεί το κομμάτι της μηχανής αναζήτησης.
- Mozilla: Ένα σύστημα αναγνώρισης φωνής.
- Coca Cola: Ένα νευρωνικό δίκτυο αναγνώρισης κωδικών που βρίσκονται κάτω από το καπάκι του μπουκαλιού.
- PayPal: Ένα νευρωνικό δίκτυο αναγνώρισης μοτίβων που αποτρέπει την εξαπάτηση των χρημάτων.
- AirBnB: Χρησιμοποιείται ένα νευρωνικό δίκτυο για την ταξινόμηση των εικόνων από ένα διαμέρισμα καθώς και τον αντίστοιχο χώρο ενός σπιτιού.

Αυτός είναι ένας σημαντικός λόγος με την βοήθεια της γλώσσας προγραμματισμού python και των βιβλιοθηκών Tensorflow και Keras που θα δούμε στη συνέχεια για να καταφέρουμε να εφαρμόσουμε τα δίκτυα αυτά σε πραγματικά δεδομένα με σκοπό την αναγνώριση και τον εντοπισμό αντικειμένων από την εικόνα ή το βίντεο του UAV-Drone.

### 3.5 Εργαλείο Keras



Εικόνα 14: Ιστότοπος βιβλιοθήκης: <https://keras.io/>.

Το **Keras** είναι άλλη μια πολύτιμη βιβλιοθήκη λογισμικού ανοιχτού κώδικα της Python η οποία λειτουργεί ως διεπαφή για άλλες βιβλιοθήκες που αφορούν την μηχανική μάθηση (Machine Learning) όπως και η βιβλιοθήκη Tensorflow . Είναι ένα API νευρωνικού δικτύου που επιτρέπει να δημιουργούμε πρωτότυπα και αποδοτικά μοντέλα. Να ερευνούμε και να αναπτύσσουμε τα μοντέλα βαθιάς εκμάθησης (Deep Learning) με εύκολη προσαρμογή και βελτιστοποιημένο τρόπο. Μπορώ να εκπαιδεύσω το μοντέλο Keras με :

- Απλό: Το εργαλείο Keras εστιάζει στο μέρος του προβλήματος όπου απαιτείται η σταδιακή μάθηση σε κάθε βήμα.
- Ευέλικτο: Το εργαλείο Keras είναι ένα εξαιρετικά ευέλικτο πλαίσιο που ακολουθεί την αρχή της προοδευτικής αποκάλυψης της πολυπλοκότητας δηλαδή διευκολύνει το ξεκίνημα, πρέπει να είναι γρήγορες και εύκολες οι απλές ροές εργασίας, ενώ θα

πρέπει να είναι δυνατές μέσω μιας εκτενής διαδρομής οι αυθαίρετα προηγμένες ροές εργασίας με έμφαση στα όσα ήδη έχει εκπαιδευτεί.

- Ισχυρό: Το εργαλείο Keras παρέχει ένα επίπεδο της γρήγορης απόδοσης και επέκτασης τόσο για την ανάπτυξη και αποστολή λύσεων μηχανικής εκμάθησης σε μεγάλα συμπλέγματα GPU και μπορεί να εξάγει τα μοντέλα Keras για εκτέλεση στη γλώσσα προγραμματισμού Python.

Η υλοποίηση των βασικών δεδομένων του Keras είναι τα επίπεδα και τα μοντέλα API. Τα επίπεδα (keras layers API) είναι τα δομικά στοιχεία των νευρωνικών δικτύων. Αποτελούνται από συναρτήσεις υπολογισμού που διατηρούν τις μεταβλητές του Tensorflow. Ένα στιγμιότυπο επιπέδου καλείται όπως μια συνάρτηση:

```
from tensorflow.keras import layers

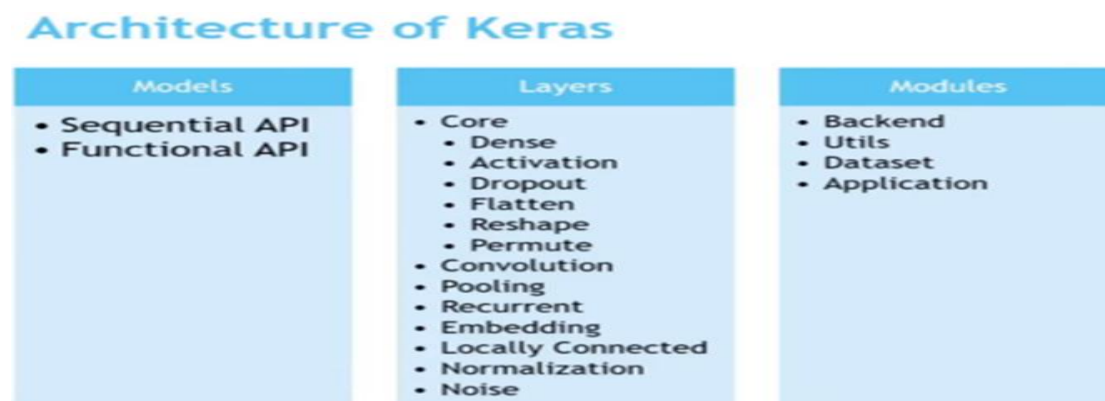
layer = layers.Dense(32, activation='relu')
inputs = tf.random.uniform(shape=(10, 20))
outputs = layer(inputs)
```

Εικόνα 15: Στιγμιότυπο κλήσης επιπέδου Tensorflow.Keras.

Τα μοντέλα του Keras δημιουργούνται με τρεις τρόπους για την ανάλυση και τον σχεδιασμό των δεδομένων. Επιλέγοντας ένα συγκεκριμένο μοντέλο για την ανίχνευση αντικειμένων μιας εικόνας ή το βίντεο και το εκπαιδεύουμε στο σύνολο δεδομένων coco. Οι τρεις κατηγορίες (keras model API) είναι:

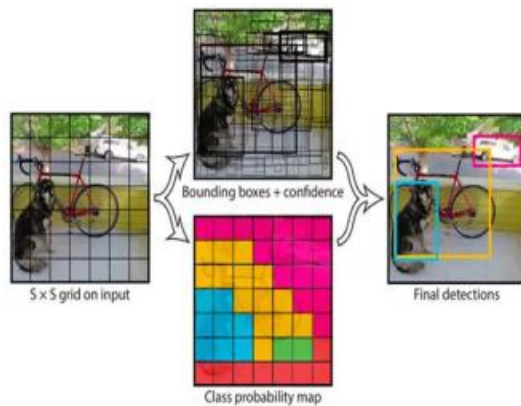
- Sequential model: Είναι πολύ απλό, περιορίζεται σε μια βασική λίστα Python. Ως εκ τούτου, περιορίζεται σε απλές διαδοχικές στήβες επιπέδων εισόδου και εξόδου.
- Functional API: Είναι το κύριο μοντέλο keras «industry force», εφαρμόζεται κατά κύριο λόγο για τα μοντέλα με πολλαπλές εισόδους και πολλαπλές εξόδους.
- Model subclassing: Είναι μια υποκατηγορία των μοντέλων, εφαρμόζεται σε περιπτώσεις χρήσης έρευνας σε συνδυασμό κατάστασης με κάποιο υπολογισμό.

Τέλος, συγκεντρωτικά η αρχιτεκτονική του keras όπως διατυπώνεται στον παρακάτω πίνακα:



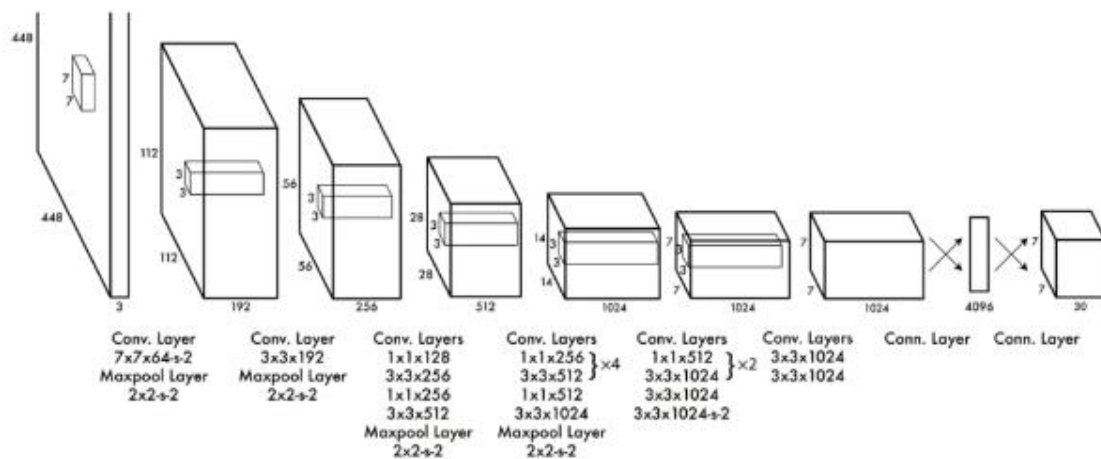
Πίνακα 4: Αρχιτεκτονική Keras Layers API.

### 3.6 Μοντέλο αναγνώρισης YOLO



Εικόνα 16: Ανίχνευση αντικειμένων YOLO.

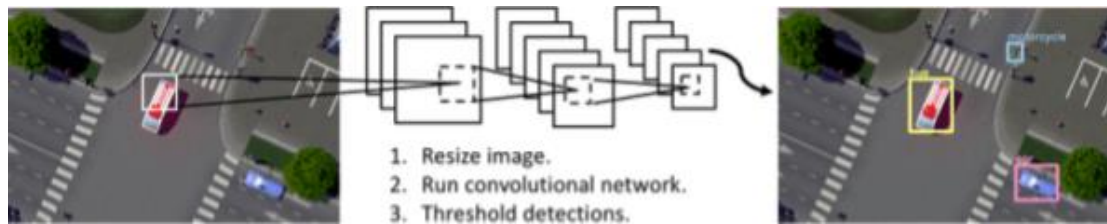
Άλλοι αλγόριθμοι ανίχνευσης αντικειμένων και προσφέρει υψηλή ακρίβεια των αποτελεσμάτων του με μεγάλη ταχύτητα. Είναι ένα από τα γρηγορότερα μοντέλα αναγνώρισης λόγω της μεγάλης διαφοροποίησης που υπάρχει στον τρόπο που γίνεται η αναγνώριση των αντικειμένων στην εικόνα ή το βίντεο. Η αρχιτεκτονική του μοντέλου του αλγορίθμου YOLO το οποίο δέχεται την εικόνα ως είσοδο και στη συνέχεια την επεξεργάζεται με ένα απλό βαθύ συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο (CNN) ώστε να γίνει η ανιχνεύσει αντικείμενων περιγράφεται παρακάτω.



Εικόνα 17: Αρχιτεκτονική του μοντέλου YOLO σε συνδυασμό με το νευρωνικό δίκτυο (CNN).

Αυτή η θεμελιώδης διαφορετική προσέγγιση στην ανίχνευση αντικειμένων YOLO πέτυχε αποτελέσματα αιχμής, με μεγάλη διαφοροποίηση στον τρόπο που γίνεται η αναγνώριση. Σε άλλα δίκτυα, χρησιμοποιούνται μέθοδοι για τον εντοπισμό αντικειμένων με αλγορίθμους που δημιουργούν κουτιά τα οποία χρησιμοποιούν μοντέλα classifiers. Η λειτουργία του YOLO είναι αρκετά απλή και εκτελεί για την ίδια εικόνα ή βίντεο μόνο μια επανάληψη ενώ τα άλλα δίκτυα εκτελούν πολλαπλές επαναλήψεις στην περιοχή των κουτιών για την ίδια εικόνα. Πιο αναλυτικά, πρώτα αλλάζει το μέγεθος της εικόνας και έπειτα το δίκτυο που χρησιμοποιείται εκτελεί τις προβλέψεις στα κουτιά «boxes» και τις πιθανότητες κλάσης για αυτά μόνο μια επανάληψη σε πραγματικό χρόνο με μεγάλη διαφορά, σε σύγκριση με διάφορα άλλα μοντέλα. Η διαδικασία αυτή ταξινομεί την αναγνώριση της εικόνας, η οποία στοχεύει στο να προβλέψει την κλάση της εικόνας (ενός αντικείμενου, ατόμου, οχήματος

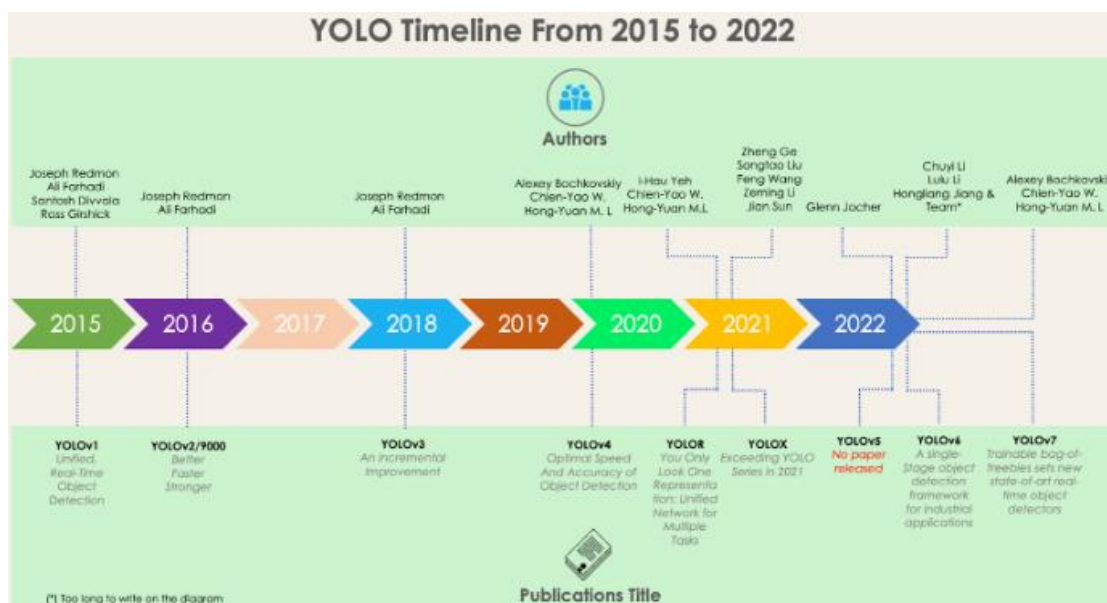
κτλ) μέσα από την εικόνα σε μια από τις κατηγορίες αναγνώρισης όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα.



Εικόνα 18: Λειτουργία μοντέλου YOLO.

Μια βασική μέθοδο που χρησιμοποιεί το μοντέλο YOLO είναι η μη μέγιστη καταστολή (NMS), η οποία είναι μια μέθοδο τεχνικής επεξεργασίας που χρησιμοποιείται για την ανίχνευση αντικειμένων. Το NMS χρησιμοποιείται για την αποτελεσματικότερη ακρίβεια και την εξάλειψη των πολλαπλών πλαισίων οριοθέτησης για το μεμονωμένο αντικείμενο σε μια εικόνα. Για να γίνει η ανίχνευση αντικειμένων και να εμφανίσουμε τα πλαίσια οριοθέτησης γύρω από την εικόνα ή το βίντεο εκτελούμε την επεξεργασία ανίχνευσης (NMS) χρησιμοποιώντας τη μέθοδο `cv2.dnn.NMSBoxes()` και τη μέθοδο `cv2.rectangle()` της βιβλιοθήκης OpenCV.

Ως εκ τούτου, το YOLO μπορεί να αναγνωρίσει αντικείμενα σε πραγματικό χρόνο, όπως αντικείμενα, άτομα, οχήματα κτλ. Είναι σημαντικό για τα συστήματα επιτήρησης όπως η εναέρια πλοήγηση ενός UAV drone που συγκεντρώνει δεδομένα εικόνας ή βίντεο που στη συνέχεια χρειάζονται την ανίχνευση αντικειμένων με την χρήση του μοντέλου YOLO. Ως αποτέλεσμα, το μοντέλο είναι ανθεκτικό και αξιόπιστο σε πραγματικό χρόνο στο να αναγνωρίζει ορισμένα πράγματα (αντικείμενα, άτομα, οχήματα κτλ) σε μια εικόνα ή ένα βίντεο. Αρκετές νέες εκδόσεις του μοντέλου YOLO κυκλοφόρησαν από την αρχική του κυκλοφορία το 2015. Ακολουθεί το χρονοδιάγραμμα του που δείχνει ότι καθεμία έκδοση βασίζεται και βελτιώνεται από τον προκάτοχό της.



Πίνακας 5: Χρονοδιάγραμμα του μοντέλου YOLO.

Επιπροσθέτως, το κύριο πλεονέκτημα του μοντέλου YOLO είναι η αρκετά γρήγορη ταχύτητα συμπερασμάτων του, αφού το δίκτυο αναγνωρίζει παλινδρομικά την εικόνα και έχει ένα απλό pipeline. Επίσης, επεξεργάζεται ολόκληρη την εικόνα με ταχύτητα 45 fps η απλή έκδοση του ενώ η γρήγορη έκδοση 150 fps κατά την εκπαίδευση. Αυτό συνεπάγεται ότι έτσι κωδικοποιεί έμμεσα τις πληροφορίες σχετικά με τις τάξεις καθώς και την εμφάνισή τους. Το ίδιο μπορεί να ισχύσει και στο βίντεο, σε πραγματικό χρόνο με αφάνεια (latency) λιγότερο από 25 ms. Δεδομένης της βαθμιαίας εξέλιξης του μοντέλου YOLO, είναι αναμφίβολα ένα κορυφαίο μοντέλο για ανίχνευση αντικείμενων τόσο σε εικόνες όσο και σε ροές βίντεο χρησιμοποιώντας ακόμα και την βαθιά εκμάθηση (Deep Learning), την υπολογιστική όραση (OpenCV) και την γλώσσα προγραμματισμού Python. Σε σύγκριση με διάφορα άλλα μοντέλα όπως το DPM, το R-CNN και το Fast R-CNN, τα οποία είναι γνωστά και αυτά μοντέλα αναγνώρισης αντικείμενων πιο αργά σε ταχύτητα και δεν προβλέπουν με τόσο ακρίβεια το φόντο της εικόνας «background» προσδιορίζοντας αρκετές φορές λάθος αναγνώρισεις, αφού δεν κατανοούν την εικόνα συνολικά.

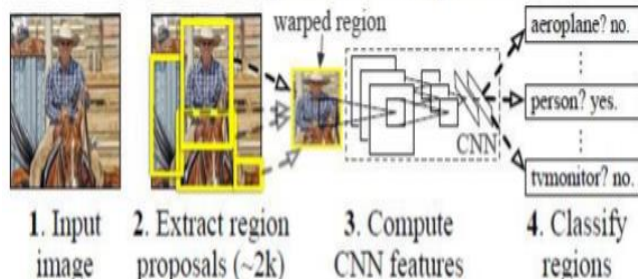
### 3.7 Προσεγγίσεις R-CNN, Fast R-CNN & Faster R-CNN

Υπάρχουν αρκετά μοντέλα αναγνώρισης αντικείμενων όπως είναι τα Region Proposals (R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN) καθώς και το You Only Look Once (YOLO) που παρουσιάστηκε παραπάνω. Οι προσεγγίσεις αυτών των μοντέλων εστιάζουν τόσο στην ακρίβεια των συμπερασμάτων, ενώ ορισμένα στην ταχύτητα ώστε να είναι πιο γρήγορος ο εντοπισμός αντικείμενων σε πραγματικό χρόνο. Η ανίχνευση των αντικείμενων βασίζεται εν γένει στις προσεγγίσεις της μηχανικής μάθησης (Machine Learning) και της βαθιάς εκμάθησης (Deep Learning). Για τις προσεγγίσεις της μηχανικής μάθησης είναι άκρως απαραίτητο να οριστούν εκείνα τα χαρακτηριστικά που θα χρησιμοποιηθούν στα μοντέλα αναγνώρισης αντικείμενων. Για τις προσεγγίσεις της βαθιάς μάθησης καθίσταται απαραίτητο ένα συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο (CNN) το οποίο καθορίζει συγκεκριμένα χαρακτηριστικά για την ανίχνευση αντικείμενων. Έτσι λοιπόν, η προσέγγιση της βαθιάς μάθησης περιλαμβάνει:

- Τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN)
- Το μοντέλο (YOLO)

Παρακάτω ακολουθεί μια παρουσίαση των συνελκτικών νευρωνικών δικτύων

**R-CNN:** Τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (Convolutional Neural Networks CNN) είναι μια



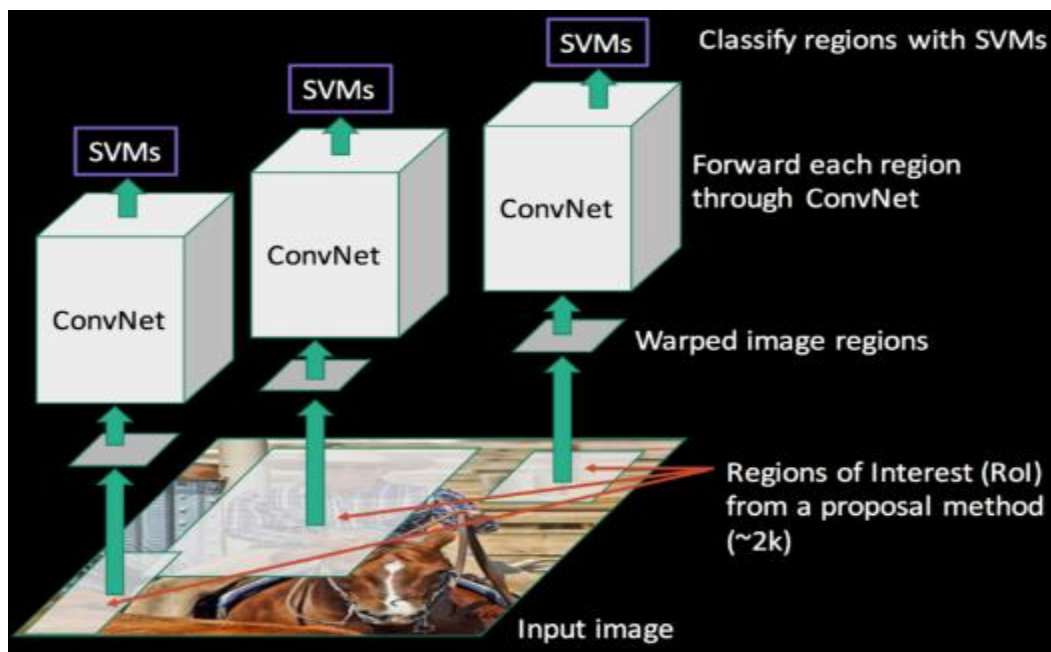
ξεχωριστή κατηγορία μηχανικής μάθησης (Machine Learning). Αποτελούν σημαντικό συστατικό για να εκπαιδύσουμε τους ηλεκτρονικούς υπολογιστές να ανιχνεύουν μοτίβα και να αναγνωρίζουν αντικείμενα με έμφαση αυτό που «βλέπουν» και

**Εικόνα 19: Διαδικασίες του R-CNN ενώ ανιχνεύει ένα αντικείμενο.** να ταξινομήσουν με μεγάλη ακρίβεια την εικόνα. Η έμπνευση της χρήσης ενός νευρωνικού δικτύου είναι αρκετά αποδοτική, ερμηνεύει τις πληροφορίες όπως ο ανθρώπινος εγκέφαλος. Οι τεχνητοί νευρώνες ή κόμβοι (nodes) συνδέονται με άλλους και έχουν

συγκεκριμένο βάρος (weight) και κατώφλι (threshold) σε ένα CNN το οποίο δέχεται ως εισόδους, στην συνέχεια γίνεται επεξεργασία και έπειτα αποδίδουν το αποτέλεσμα στην έξοδο, έτσι ακριβώς λειτουργούν και οι νευρώνες του ανθρώπινου εγκεφάλου στο σώμα μας.

Για να επιτευχθεί αυτό χρειάζεται το στρώμα εξόδου να εξάγει τα χαρακτηριστικά της εικόνας, αφού πρώτα τα έχει εντοπίσει με τον αλγόριθμο ανίχνευσης του νευρωνικού δικτύου (Deep Neural Network-DNN) ο οποίος σχεδιάζει το πλαίσιο οριοθέτησης γύρω από το ενδιαφερόμενο αντικείμενο μέσα από την εικόνα. Σε αντίθεση με τον αλγόριθμο ταξινόμησης εικόνων, ο ανιχνευτής αντικειμένων R-CNN ο οποίος χρησιμοποιεί ένα συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο (CNN) επεξεργάζεται μόνο τις περιοχές που είναι πιθανές να περιέχουν το ενδιαφερόμενο αντικείμενο για να ταξινομήσει αυτές τις περιοχές εικόνας μέσα σε μια εικόνα. Αυτό ουσιαστικά μειώνει το υπολογιστικό κόστος που προκύπτει από την εκτέλεση ενός νευρωνικού δικτύου.

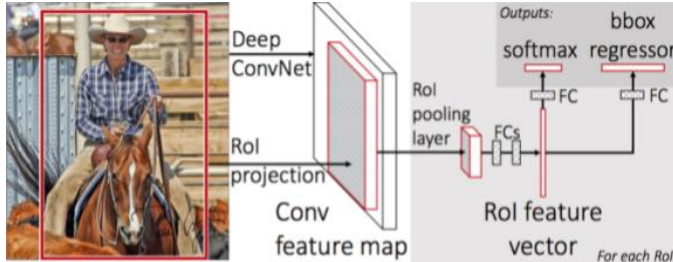
Ωστόσο, η εκπαίδευση στο R-CNN δίκτυο γίνεται με περισσότερα στρώματα σε σχέση με το νευρωνικό δίκτυο (CNN) που έχει μόνο δύο (02) συνελκτικά και συγκεντρωτικά στρώματα. Ο ανιχνευτής αντικειμένων R-CNN έχει πέντε (05) συνελκτικά στρώματα με πολύ μεγάλα receptive fields ( $195 \times 195$  pixels) και strides ( $32 \times 32$  pixels) στην εικόνα εισόδου. Επίσης, στο test-time μπορεί να γίνει αναζήτηση πάνω από 2000 περιοχές ενδιαφέροντος. Η κάθε περιοχή ενδιαφέροντος εξάγει τα χαρακτηριστικά της περιοχής όπου το CNN υπολογίζει ένα σταθερό μήκος διανύσματος και στη συνέχεια οι ταξινομητές SVM ταξινομούν τα αντικείμενα που εντοπίστηκαν στην κάθε περιοχή. Δεδομένου ότι οι ακόλουθες προτάσεις περιοχής (region) συνδέονται με το CNN, προκύπτει το όνομα R-CNN (Regions with CNN features). Η όλη αρχιτεκτονική του R-CNN που αποτελεί έναν ταξινομητή SVM ο οποίος διαχωρίζει τα διάφορα αντικείμενα στην κατηγορία τους μπορεί να αναπαρασταθεί στο παρακάτω σχήμα.



Εικόνα 20: Λειτουργία ορίου πλαισίου για τον καθορισμό αντικειμένων στην εικόνα.

Επιπλέον, ο αλγόριθμος ανίχνευσης R-CNN έχει απόδοση 53.3% mAP, μικρότερο χρόνο εκτέλεσης στην επεξεργασία της εικόνας αλλά έχει καλύτερη απεικόνιση της εικόνας με μεγαλύτερη ακρίβεια. Όμως κάθε μία περιοχή ενδιαφέροντος επεξεργάζεται ξεχωριστά, και για αυτό η διαδικασία της ταξινόμησης εικόνων συνολικά παραμένει σχετικά αργή η ταχύτητα τόσο στην ταυτοποίηση της περιοχής μιας εικόνας όσο και στην εξαγωγή της πληροφορίας.

**Fast R-CNN:** Η αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου Fast R-CNN είναι ένα βελτιωμένο μοντέλο που κατάφερε να ξεπεράσει τους περιορισμούς του R-CNN, ήταν πολύ αργή η ταχύτητα επεξεργασίας εικόνων και οι υπολογισμοί γίνονταν για κάθε μια από τις προτάσεις περιοχής (region) ξεχωριστά. Το μοντέλο Fast R-CNN επιτάχυνε την πολύ αργή ταχύτητα του R-CNN και χρησιμοποίησε τη SPPnet (Spatial pyramid pooling network) για την επιτάχυνση της ταχύτητας και την κατανομή των υπολογισμών. Η διαδικασία της SPPnet υπολογίζει ένα συνελκτικό νευρικό χάρτη με βαθύ πλαίσιο σε ολόκληρη την εικόνα εισόδου και εν συνέχεια την ταξινομεί σε κάθε κατηγορία του αντικείμενου μέσα από την εικόνα. Χρησιμοποιεί ένα μήκος διανύσματος που εξάγει ένα κοινόχρηστο χάρτη. Ο τρόπος αυτός επιτυγχάνει μεγαλύτερη ταχύτητα στον ανιχνευτή Fast R-CNN στο test time αυξάνοντας τον από 10 έως 100 φορές.

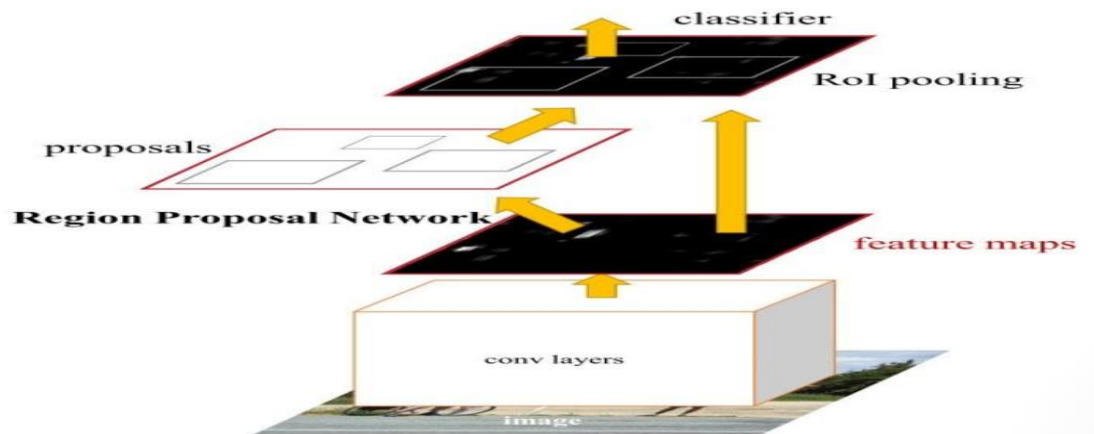


**Εικόνα 21: Αρχιτεκτονική νευρωνικού δικτύου Fast R-CNN.**

Με λίγα λόγια το μοντέλο Fast R-CNN λειτουργεί ως εξής:

- Αρχικά το Δίκτυο πρότασης περιοχής (RPN) δημιουργεί προτάσεις περιοχής.
- Σε όλες τις προτάσεις περιοχών μέσα στην εικόνα, δημιουργείται ένα διάνυσμα σταθερού μήκους χαρακτηριστικών που εξάγεται από κάθε περιοχή στο επίπεδο συγκέντρωσης RoI pooling.
- Τα εξαγόμενα διανύσματα εν συνεχεία ταξινομούνται με την χρήση του Fast R-CNN.

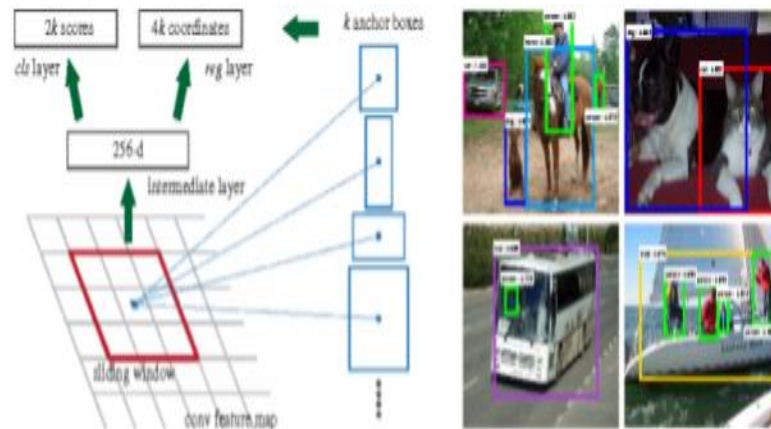
Όπως παρουσιάζεται σχηματικά παρακάτω η ανίχνευση του μοντέλου Fast R-CNN για τον εντοπισμό ενδιαφέροντος αντικείμενου μέσα στην εικόνα.



**Εικόνα 22: Ανίχνευση αντικειμένων στις προτεινόμενες περιοχές με χρήση Fast R-CNN.**

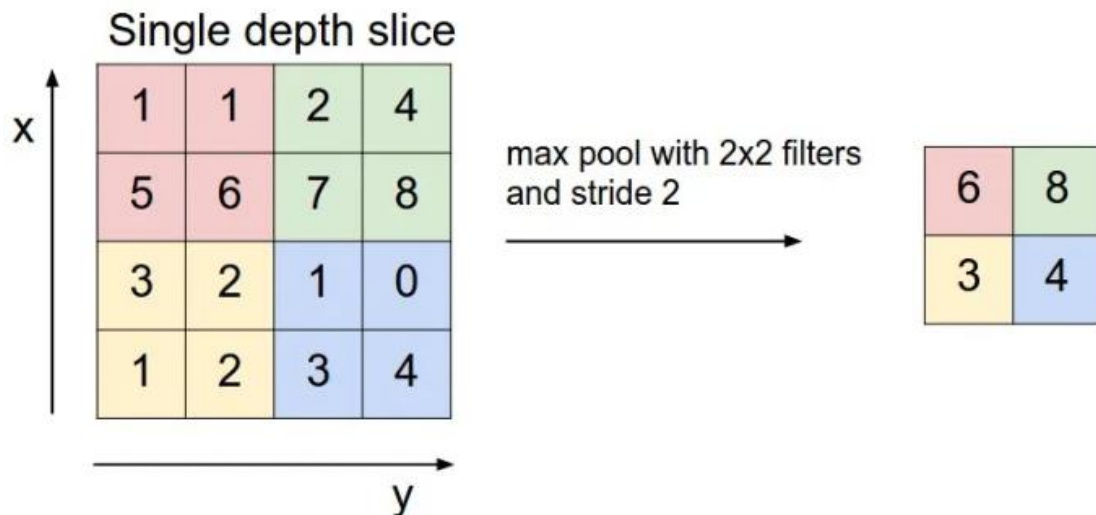
Προφανώς, ο χρόνος εκπαίδευσης μειώνεται κατά 3 φορές λόγω της ταχύτερης εξαγωγής χαρακτηριστικών προτάσεων για κάθε περιοχή. Ως εκ τούτου, ο αλγόριθμος ανίχνευσης Fast R-CNN έχει καλύτερη απόδοση 66% mAP σε σχέση με τον προηγούμενο που αναλύθηκε παραπάνω.

**Faster R-CNN:** Είναι το μοντέλο που βελτιώνει το Fast R-CNN χρησιμοποιώντας ένα δίκτυο



πρότασης περιοχής (RPN) με ένα βαθύ συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο (CNN). Το δίκτυο πρότασης περιοχής ή RPN είναι ένα συνελκτικό δίκτυο που μοιράζει τα συνελκτικά χαρακτηριστικά του χάρτη που δημιουργείται για την ανίχνευση της πλήρους εικόνας. Είναι

**Εικόνα 23:Υπολογισμός επιπέδων συνέλιξης για αναγνώριση αντικειμένου.** Είναι ένα πλήρως συνελκτικό δίκτυο καθώς κωδικοποιεί κάθε πρόταση περιοχής χάρτη με ένα σταθερό διάνυσμα χαρακτηριστικών και ταυτόχρονα σε κάθε περιοχή του συνελκτικού χάρτη εξάγει βαθμολογίες αντικειμενικότητας. Υπολογίζουμε το επίπεδο της συνέλιξης σε όλο το μήκος της εικόνας εισόδου και εξάγουμε το αποτέλεσμα σε ένα πίνακα δύο διαστάσεων που είναι ο χάρτης χαρακτηριστικών ολόκληρης της εικόνας. Στη συνέχεια γίνεται η συγκέντρωση η οποία μειώνει την ποσότητα των χαρακτηριστικών της εικόνας στον χάρτη χαρακτηριστικών με χαμηλότερες τιμές των pixel όπως απεικονίζεται στον παρακάτω πίνακα pixel.



**Πίνακας 6: Εξάλειψη των pixel της εικόνας σε χαμηλότερες τιμές.**

Τέλος, χρησιμοποιούμε το πλήρως συνδεδεμένο επίπεδο για να ταξινομήσουμε τα χαρακτηριστικά της εικόνας με το μοντέλο ανίχνευσης Faster R-CNN. Η απόδοση του είναι 70.4% mAP καλύτερη από τα άλλα δύο συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (R-CNN, Fast R-CNN).



## 4.Υλοποίηση

### 4.1 Υλοποίηση Εφαρμογής

Ο κώδικας της εφαρμογής είναι προγραμματισμένος σε γλώσσα Python, OpenCV, YOLO και γίνεται χρήση της βαθιάς εκμάθησης (Deep Learning) με αλγορίθμους ανίχνευσης συνελκτικών νευρωνικών δικτύων (R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN). Η εφαρμογή θα πρέπει στην έξοδο ενός βίντεο ή λήψης εικόνας (Real Time) να αναγνωρίζονται άτομα, αντικείμενα και οχήματα. Με αυτό το είδος αναγνώρισης και εντοπισμού, η ανίχνευση αντικειμένων (Object Detection) είναι η τεχνική της όρασης υπολογιστή (OpenCV) που μας επιτρέπει να αναγνωρίζουμε από το εκάστοτε UAV drone και να εντοπίζουμε αντικείμενα με την λογική της τεχνικής νοημοσύνης (Artificial intelligence). Ο προσδιορισμός και η αναγνώριση με ακρίβεια στην έξοδο του βίντεο ή εικόνας εκχωρείται με μια ετικέτα στο «ενδιαφερόμενο» αντικείμενο.

Το μοντέλο YOLO ανιχνεύει πού είναι το κάθε αντικείμενο και ποια ετικέτα θα πρέπει να εφαρμοστεί. Με τον τρόπο αυτόν, η ανίχνευση αντικειμένων υπόκειται σε ανάλυση προσεγγίσεων που βασίζονται στη μηχανική μάθηση (Machine Learning) και σε προσεγγίσεις που βασίζονται σε βαθιά εκμάθηση (Deep Learning) παρέχοντας περισσότερες πληροφορίες για το βίντεο ή μια εικόνα από τις παραδοσιακές προσεγγίσεις για την αναγνώριση. Οι προσεγγίσεις αυτές χρησιμοποιούν για τον εντοπισμό ομάδες pixel που μπορεί να ανήκουν μεμονωμένα σε ένα αντικείμενο. Αυτό στη συνέχεια, τροφοδοτεί ένα μοντέλο παλινδρόμησης με την βοήθεια ενός αλγορίθμου ανίχνευσης αντικειμένων ενός συνελκτικού νευρωνικού δικτύου (R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN) που προσεγγίζει τη θέση του αντικειμένου και δίνοντας ταυτόχρονα την ετικέτα του.

Σκοπός της εφαρμογής είναι η ανίχνευση αντικειμένων με έμφαση στον εντοπισμό ενός ή περισσότερων «ενδιαφερόμενων» στόχων από δεδομένα ενός βίντεο ή λήψης εικόνας (Real Time). Ο κώδικας για το σενάριο εφαρμογής από το UAV drone για την ανίχνευση πολλαπλών στόχων σε πραγματικό κόσμο επιτυγχάνεται με το «tracker object.py» ένα αντικείμενο παρακολούθησης γραμμένο στην Python. Είναι μια κλάση αντικειμένου ανίχνευσης κίνησης των ατόμων, αντικειμένων και οχημάτων που παρακολουθεί και καταγράφει πληροφορίες που σχετίζονται με το συγκεκριμένο βίντεο ή εικόνα. Η δημιουργία του έχει μεθόδους αναγνωριστικών κουτιών και αναγνωριστικών σημείων του κάθε αντικειμένου που έχει ήδη εντοπιστεί. Ενημερώνει το σύνολο δεδομένων ανίχνευσης αντικειμένων που είναι το coco το οποίο κατηγοριοποιεί τα χαρακτηριστικά που διαθέτει στην έξοδο του βίντεο ή της εικόνας. Ακολουθεί τμήμα κώδικα της κλάσης αντικειμένου ανίχνευσης κίνησης.

```
import math
class Tracker:
    def __init__(self):
        self.center_points = {}
        self.id_count = 0

    def update(self, objects_rect):
        # Objects boxes and ids
        objects_bbs_ids = []
```

```
# Get center point of new object
for rect in objects_rect:
    x, y, w, h = rect
    cx = (x + x + w) // 2
    cy = (y + y + h) // 2

    # Find out if that object was detected already
    same_object_detected = False
    for id, pt in self.center_points.items():
        dist = math.hypot(cx - pt[0], cy - pt[1])

        if dist < 35:
            self.center_points[id] = (cx, cy)
            print(self.center_points)
            objects_bbs_ids.append([x, y, w, h, id])
            same_object_detected = True
            break

    # New object is detected we assign the ID to that object
    if same_object_detected is False:
        self.center_points[self.id_count] = (cx, cy)
        objects_bbs_ids.append([x, y, w, h, self.id_count])
        self.id_count += 1

new_center_points = {}
for obj_bb_id in objects_bbs_ids:
    object_id = obj_bb_id
    center = self.center_points[object_id]
    new_center_points[object_id] = center

# Update dictionary with IDs not used removed
self.center_points = new_center_points.copy()
return objects_bbs_ids
```

**Πίνακα 7: Τμήμα κώδικα Tracker Object.**

#### 4.2 Επεξήγηση Πηγαίου Κώδικα

Στο κύριο κώδικα παρέχονται όλες οι απαραίτητες βιβλιοθήκες και λειτουργίες για την τελική υλοποίηση της εφαρμογής μας. Το μοντέλο που έχει επιλεγεί είναι το YOLO με το αντικείμενο της κλάσης Tracker που απαιτείται για την σχεδίαση του παραλληλογράμμου κουτιού γύρο από κάθε αντικείμενο. Αν πρόκειται για καράβι ή πρόσωπο ή οτιδήποτε άλλο αντικείμενο από το οπτικό σύνολο δεδομένων coco σχεδιάζεται σωστά καθώς εκτελούνται οι αλγόριθμοι ανίχνευσης των συνελκτικών νευρωνικών δικτύων. Αρχικά φορτώνεται το βίντεο που καταγράφεται από το εκάστοτε UAV drone που ανιχνεύει και αναγνωρίζει την κάθε κατηγορία είδος του αντικειμένου που εντοπίζει. Ο ακριβής προσδιορισμός του γίνεται επί της εκατό της εμφάνισης του ονόματος της αναγνώρισης του στιγμιότυπου της εικόνας μέσα από το βίντεο χρησιμοποιώντας την τεχνική όραση του υπολογιστή (openCV). Αφού εκτελείται το βίντεο η χάραξη του κουτιού στα συγκεκριμένα σημεία αναγράφεται στο τερματικό της ργthon ο αριθμός των αντικειμένων που εντοπίστηκαν καθώς και η κατηγορία τους και άλλες πληροφορίες όπως φαίνεται στον παρακάτω πίνακα.

```
*IDLE Shell 3.10.10*
File Edit Shell Debug Options Window Help
0: 384x640 2 persons, 1 boat, 101.7ms
Speed: 0.0ms preprocess, 101.7ms inference, 1.0ms postprocess per image at shape (1, 3, 640, 640)
Squeezed text (64 lines).
0
1
2
0: 384x640 3 persons, 1 boat, 109.7ms
Speed: 0.0ms preprocess, 109.7ms inference, 1.0ms postprocess per image at shape (1, 3, 640, 640)
Squeezed text (64 lines).
0
1
2
3
0: 384x640 2 persons, 1 boat, 102.7ms
Speed: 1.0ms preprocess, 102.7ms inference, 1.0ms postprocess per image at shape (1, 3, 640, 640)
Squeezed text (64 lines).
0
1
2
0: 384x640 2 persons, 104.7ms
Speed: 1.0ms preprocess, 104.7ms inference, 1.0ms postprocess per image at shape (1, 3, 640, 640)
Squeezed text (64 lines).
0
1
0: 384x640 2 persons, 1 boat, 101.7ms
Speed: 0.0ms preprocess, 101.7ms inference, 1.0ms postprocess per image at shape (1, 3, 640, 640)
Squeezed text (64 lines).
0
1
2
0: 384x640 3 persons, 1 truck, 2 boats, 104.7ms
Speed: 1.0ms preprocess, 104.7ms inference, 1.0ms postprocess per image at shape (1, 3, 640, 640)
Squeezed text (64 lines).
0
1
2
3
4
5
0: 384x640 2 persons, 1 boat, 104.7ms
Speed: 1.0ms preprocess, 104.7ms inference, 1.0ms postprocess per image at shape (1, 3, 640, 640)
Squeezed text (64 lines).
0
1
2
```

### Πίνακας 8: Τμήμα τερματικού pyhton

Η εξαγωγή της περιοχής ενδιαφέροντος της εικόνας από το βίντεο μπορεί να μεταβληθεί από τις τιμές διαστάσεων που δίνεται κάθε φορά στην εκτέλεση για αλλαγή μεγέθους «καρέ» του βίντεο στα πεδία width και height ώστε να υπάρχει καλύτερη βελτιστοποίηση στην ανίχνευση του αντικειμένου. Σε περίπτωση που θέλουμε να «παγώσουμε» την εικόνα, δηλαδή να σταματήσουμε την εκτέλεση η εντολή που εκτελείται αυτόματα με το πάτημα του κουμπιού «q» είναι η παρακάτω γραμμή του κώδικα:

```
{ if cv2.waitKey(1) == ord("q") :  
  
    break }
```

η οποία τερματίζει στιγμιαία την εκτέλεση του βίντεο και μπορεί ο χρήστης να έχει καλύτερη εστίαση ανίχνευσης της εικόνας στο συγκεκριμένο στιγμιότυπο. Δεδομένου ότι εισάγαμε τις απαραίτητες βιβλιοθήκες openCV στην pyhton, διαβάσαμε το δείγμα του βίντεο (rio.mp4), εκπαιδεύσαμε το μοντέλο YOLO, χρησιμοποιήσαμε το οπτικό σύνολο δεδομένων coco για τα προκαθορισμένα αντικείμενα ανίχνευσης και ως αποτέλεσμα ανιχνεύσαμε και αναγνωρίσαμε το ενδιαφέρον αντικείμενο με ακρίβεια από την κλάση

αντικειμένουTracker.py (συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα που είναι εκπαιδευμένα για την αναγνώριση αντικειμένων). Ως εκ τούτου, μπορούμε να δημιουργήσουμε τον ακόλουθο κώδικα:

```
import random
import cv2
import numpy as np
from ultralytics import YOLO

my_file = open("utils/coco.txt", "r")
data = my_file.read()
class_list = data.split("\n")
my_file.close()

detection_colors = []
for i in range(len(class_list)):
    r = random.randint(0, 255)
    g = random.randint(0, 255)
    b = random.randint(0, 255)
    detection_colors.append((b, g, r))

model = YOLO("weights/yolov8n.pt", "v8")

frame_wid = 640
frame_hyt = 480

cap = cv2.VideoCapture("inference/videos/rio12.MP4")

if not cap.isOpened():
    print("Cannot open camera")
    exit()

while True:
    ret, frame = cap.read()
    if not ret:
        print("Can't receive frame (stream end?). Exiting ...")
        break

    detect_params = model.predict(source=[frame], conf=0.45, save=False)

    DP = detect_params[0].numpy()
    print(DP)

    if len(DP) != 0:
        for i in range(len(detect_params[0])):
            print(i)

            boxes = detect_params[0].boxes
```

```
box = boxes[i] # returns one box
clsID = box.cls.numpy()[0]
conf = box.conf.numpy()[0]
bb = box.xyxy.numpy()[0]

cv2.rectangle(
    frame,
    (int(bb[0]), int(bb[1])),
    (int(bb[2]), int(bb[3])),
    detection_colors[int(clsID)],
    3,
)

font = cv2.FONT_HERSHEY_COMPLEX
cv2.putText(
    frame,
    class_list[int(clsID)] + " " + str(round(conf, 3)) + "%",
    (int(bb[0]), int(bb[1]) - 10),
    font,
    1,
    (255, 255, 255),
    2,
)

cv2.imshow("ObjectDetection", frame)

if cv2.waitKey(1) == ord("q"):
    break

cap.release()
cv2.destroyAllWindows()
```

**Πίνακας 9: Τμήμα πηγαίου-κυρίου κώδικα**

### 4.3 Αποτελέσματα Εφαρμογής

Σε κάθε περίπτωση φορτώνεται ένα οποιοδήποτε βίντεο, η πραγματική ροή βίντεο από την κάμερα του UAV-drone για να ανιχνεύει την παρουσία και να εντοπίζει τη θέση των πολλαπλών κατηγοριών αντικειμένων από το coco ένα οπτικό σύνολο δεδομένων που είναι σημαντικό ρόλο για την τεχνική όρασης του υπολογιστή (OpenCV). Η κατανόηση των οπτικών σκηνών στο βίντεο ή την εικόνα που περιλαμβάνει την αναγνώριση του αντικειμένου και τον προσδιορισμό του χαρακτηρισμού του αντικειμένου με την χρήση της ετικέτας δείχνει ότι η διαδικασία αναγνώρισης αντικειμένου έχει επικεντρωθεί με αποτελεσματικότητα και ακρίβεια σε: (1) πλήρης ταξινόμηση των εικόνων που εντοπίζει, (2) καθορισμένο πλαίσιο κουτιού σε κάθε αντικείμενο, (3) τμηματοποίηση των ομάδων ρixel του κάθε αντικειμένου,(4) τμηματοποίηση του «ενδιαφερόμενου» αντικειμένου με την επισήμανση της ετικέτας του. Όλες οι παραπάνω λεπτομέρειες πληροφοριών για την ανίχνευση αντικειμένων, για παράδειγμα κατά την εκτέλεση ενός συγκεκριμένου βίντεο για αναζήτηση εικόνων σε σκηνές πραγματικής ζωής πχ άτομα, οχήματα, πλοία κτλ. Δείτε τα στιγμιότυπα των παρακάτω εικόνων που προέρχονται από το βίντεο ή την εικόνα.



Εικόνα 24: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης αντικειμένων



Εικόνα 25: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης αντικειμένων



Εικόνα 26: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης αντικειμένων

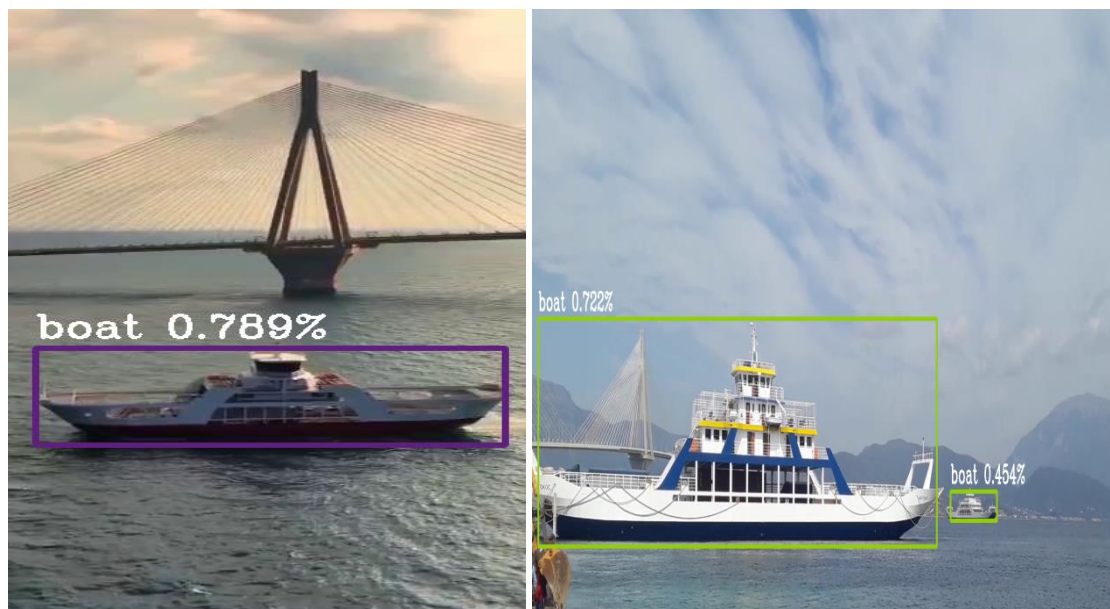
Αξίζει να επισημανθεί πως η ανίχνευση αντικειμένων σε πραγματικό χρόνο (Real Time) μπορεί να επεκταθεί για την επιτήρηση κυκλοφορίας οδηγούμενων οχημάτων στα πλοία αλλά και εντός της δικαιοδοσίας του λιμανιού και σε πολλούς άλλους τομείς. Δείγματα αποτελεσμάτων που αναγνωρίζουν ορισμένα πράγματα σε μία εικόνα ή ένα βίντεο φαίνονται παρακάτω ως έχτρα υλικό της εφαρμογής που γενικεύει περισσότερο στον εντοπισμό και αποδίδει καλύτερα στη βελτίωση του μοντέλου ανίχνευσης.



Εικόνα 27: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης πολλών αντικειμένων

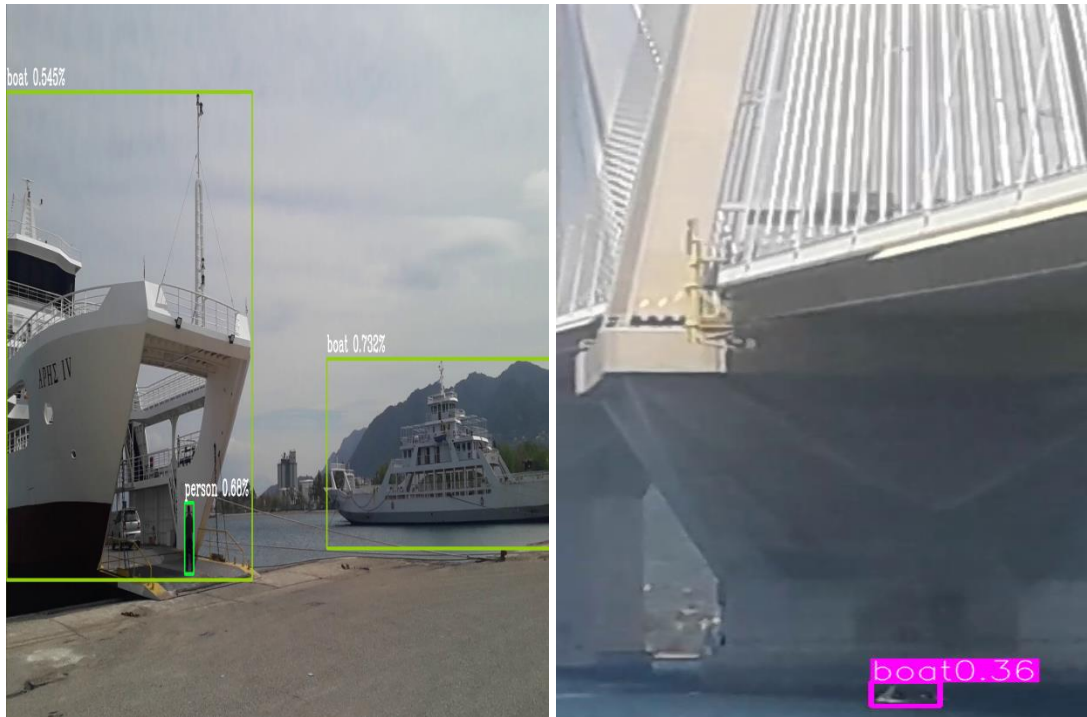


Εικόνα 28: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης μη φανερών αντικειμένων



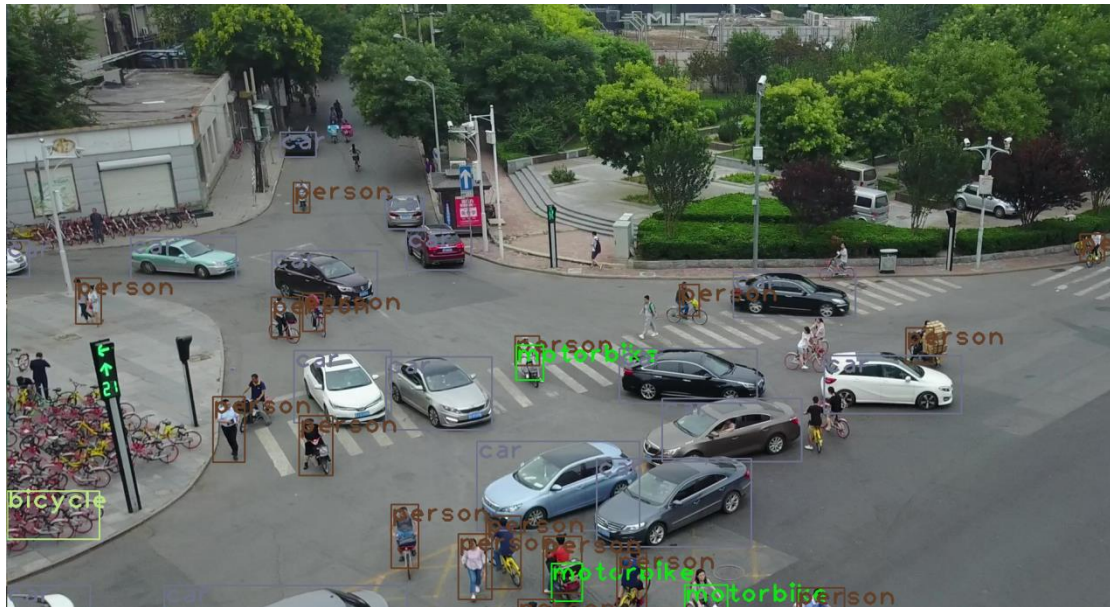
Εικόνα 29: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης εντός θαλάσσης αντικειμένων



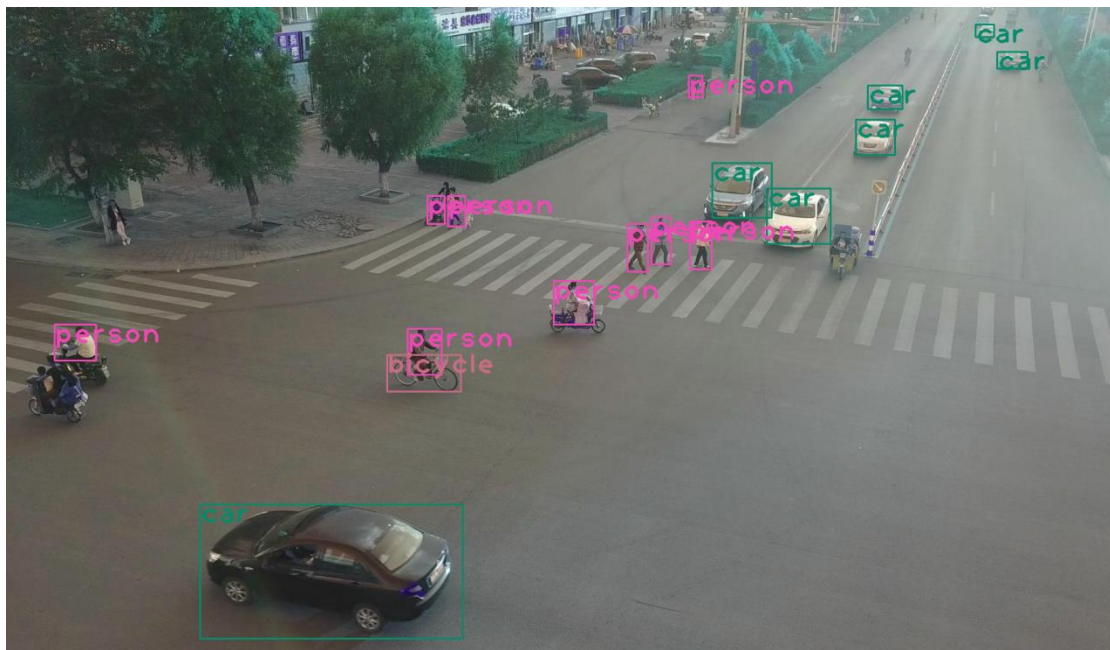


**Εικόνα 30: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης μη φανερών αντικειμένων**

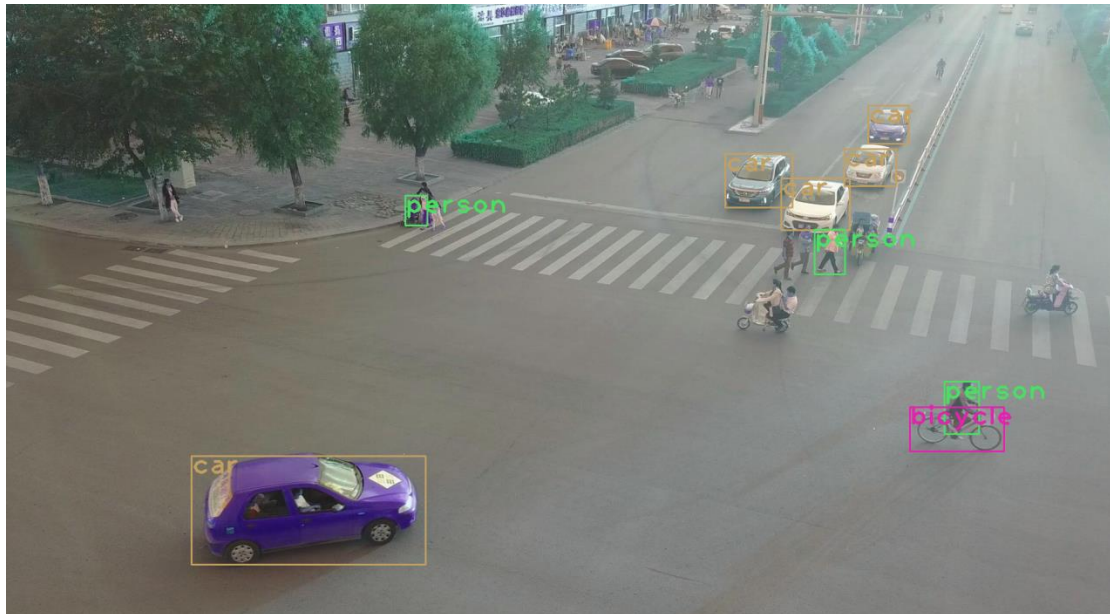
Όπως έχει προαναφερθεί, ήδη η τεχνολογία ανίχνευσης αντικειμένων του υπολογιστή όρασης (computer visio) είναι απαραίτητα για πολλές εφαρμογές. Το χρησιμοποιούμε και σε άλλους χώρους. Ως εκ τούτο, μπορούμε να δούμε στιγμιότυπα σκηνών από ένα ακόμα σύνολο δεδομένων VisDrone που συλλέγονται από την πανεπιστημιακή ομάδα AISKYEYE στο Lab of Machine Learning and Data Mining της Κίνας. Το σύνολο δεδομένων εφαρμόζεται πρακτικά στο yolov7.py για την ανίχνευση αντικειμένων σε στατικές εικόνες. Σημείωση ότι, το σύνολο των δεδομένων εικόνων που συλλέχτηκαν από την λήψη drone υπό διάφορες καιρικές συνθήκες και συνθήκες φωτισμού. Αυτό αναδεικνύει, το πόσο σημαντικό και εξαιρετικό είναι να ανιχνεύονται στόχοι αντικειμένων κάτω από ιδιαίτερες συνθήκες, παρέχοντας μια καλύτερη χρήση των δεδομένων. Στοχεύει στον εντοπισμό αντικειμένων προκαθορισμένων κατηγοριών (πχ οχήματα, άτομα, μοτοσυκλέτες, ποδήλατα κτλ) από μεμονωμένες εικόνες που ελήφθησαν από drone. Παραδείγματα, ανίχνευσης αντικειμένων σε εικόνες όπως φαίνονται παρακάτω.



Εικόνα 31: Στιγμιότυπα σηνών αναγνώρισης αντικειμένων VisDrone



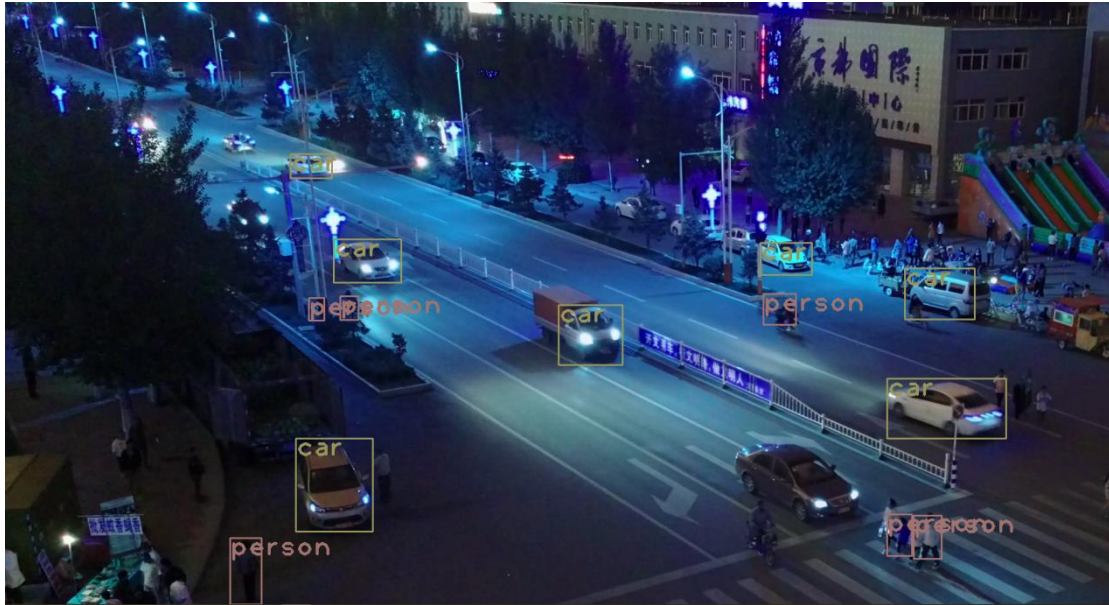
Εικόνα 32: Στιγμιότυπα σηνών αναγνώρισης αντικειμένων VisDrone



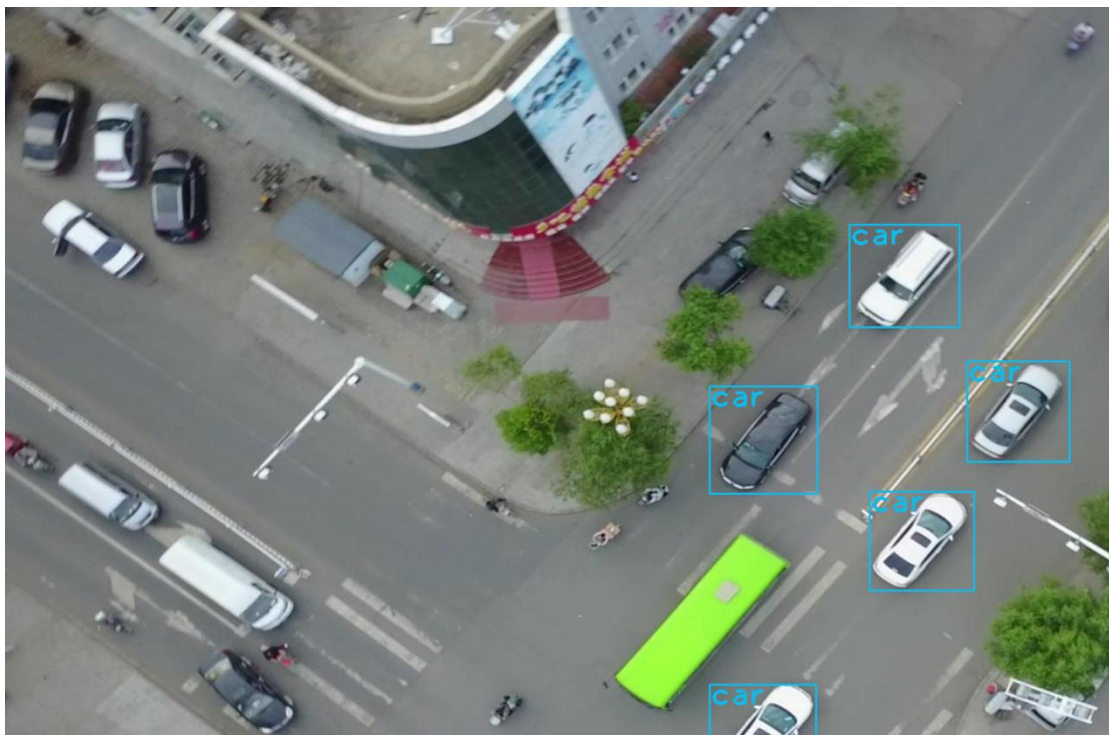
Εικόνα 33: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης αντικειμένων VisDrone



Εικόνα 34: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης αντικειμένων VisDrone



Εικόνα 35: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης αντικειμένων VisDrone



Εικόνα 36: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης αντικειμένων VisDrone



Εικόνα 37: Στιγμιότυπα σκηνών αναγνώρισης αντικειμένων VisDrone

#### 4.4 Αξιολόγηση της απόδοσης του σημείου τομής

Το σημείο τομής Intersection over Union (IoU) στην ανίχνευση αντικειμένων είναι ένα απαραίτητο μέτρο που χρησιμοποιείται για αποτίμηση και την αξιολόγηση της απόδοσης του αλγορίθμου YOLOv7 στην ανίχνευση αντικειμένων μέσα σε μια εικόνα. Υπολογίζεται ο λόγος της τομής του προβλεπόμενου πλαισίου οριοθέτησης και του πλαισίου οριοθέτησης της αλήθειας του εδάφους που επικαλύπτει προς την ένωση των δύο οριοθέτησης. Αντίστοιχα η τιμή είναι 1 που υποδηλώνει τέλεια επικάλυψη, ενώ η τιμή 0 υποδηλώνει ότι δεν υπάρχει επικάλυψη. Στη συνέχεια, εάν η αντίστοιχη βαθμολογία του IoU είναι υψηλότερη από ένα καθορισμένο όριο για ένα αντικείμενο του προβλεπόμενου πλαισίου οριοθέτησης θεωρείται ως «σωστή» ανίχνευση. Τα δύο πλαίσια επικαλύπτονται ή τέμνονται μεταξύ τους όπως ενδεικτικά φαίνεται στην παρακάτω εικόνα, μπορούμε να υπολογίσουμε το σημείο τομής (IoU) το οποίο είναι ο λόγος του εμβαδού επικάλυψης μεταξύ των δύο πλαισίων προς το συνολικό εμβαδόν των συνδυασμένων πλαισίων.



Εικόνα 38: Εφαρμογή του (IoU) της θεωρίας Τομής πάνω από την Ένωση



Υπολογισμός περιοχής τομής

$$IoU(A, B) = \frac{(A \cap B)}{(A \cup B)}$$

Άρα, για τις συντεταγμένες της περιοχής τομής, έχουμε:

$$X_0^1 = \max(x_0^A, x_0^B)$$

$$Y_0^1 = \max(y_0^A, y_0^B)$$

$$X_1^1 = \min(x_1^A, x_1^B)$$

$$Y_1^1 = \min(y_1^A, y_1^B)$$

Στη συνέχεια, μπορούμε να υπολογίσουμε την περιοχή τομής (A ∩ B) ως εξής:  $(A \cap B) = (x_1^1 - x_0^1) * (y_1^1 - y_0^1)$

Έπειτα, υπολογίσουμε την περιοχή ένωσης (A ∪ B) ως εξής:

$$(A \cup B) = \text{area}_A + \text{area}_B - (A \cap B)$$

Όπου:

$$\text{area}_A = (x_1^A - x_0^A) * (y_1^A - y_0^A)$$

$$\text{area}_B = (x_1^B - x_0^B) * (y_1^B - y_0^B)$$

Εικόνα 39: Εφαρμογή υπολογισμού (IoU)

Πίνακας 10: Μαθηματικός τύπος υπολογισμού IoU

Τώρα, ας δούμε αρχικά μια λήψη φωτογραφίας και στη συνέχεια το μοντέλο ανίχνευσης Yolo7n7 διαιρεί την εικόνα εισόδου σε πλέγμα  $S \times S$ . Κάθε κελί πλέγματος προβλέπει ένα καθορισμένο αντικείμενο «πλοίο».



Εικόνα 40: Παράδειγμα εικόνας εισόδου

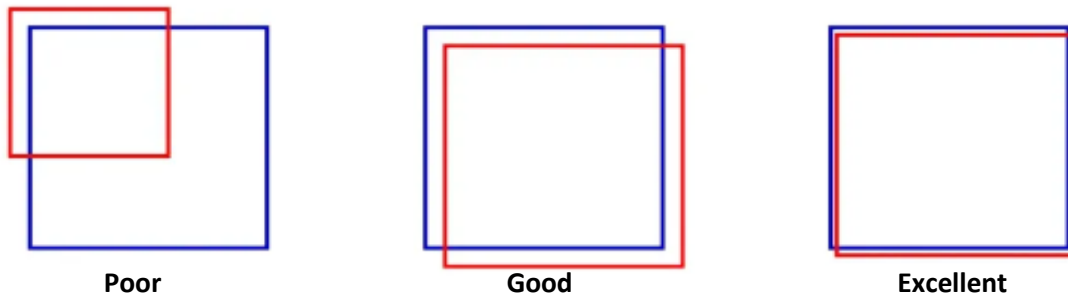


**Εικόνα 41: Παράδειγμα εικόνας στην έξοδο**

Για το παράδειγμα, το κόκκινο κελί πλέγματος προβλέπει το αντικείμενο «πλοίο» του οποίου το κέντρο βρίσκεται μέσα στο μώβ κελί του πλέγματος. Επίσης, κάθε κελί πλέγματος προβλέπει έναν σταθερό αριθμό πλαισίων ορίων. Για το παράδειγμα, το κόκκινο κελί πλέγματος κάνει μια πρόβλεψη πλαισίου ορίου (μώβ πλαίσιο) για να εντοπίσει πού βρίσκεται το «πλοίο». Επιπλέον, ο κανόνας ενός αντικειμένου περιορίζει πόσο κοντά μπορεί να είναι το αντικείμενο που ανιχνεύεται. Ας περιγράψουμε με περισσότερες λεπτομέρειες πως φαίνεται η έξοδος. Κάθε κελί πλαισίου περιέχει 5 στοιχεία:  $(x, y, w, h)$  και την **βαθμολογία εμπιστοσύνης πλαισίου**. Η βαθμολογία εμπιστοσύνης αντικατοπτρίζει την πρόβλεψη πόσο πιθανό το πλαίσιο να περιέχει ένα αντικείμενο (**αντικειμενικότητα**) και πόσο ακριβές είναι το πλαίσιο οριοθέτησης. Κανονικοποιούμε το πλάτος του πλαισίου οριοθέτησης  $w$  και το ύψος  $h$  με το πλάτος και το ύψος της εικόνας. Τα  $x$  και  $y$  είναι μετατοπίσεις στο αντίστοιχο κελί πλέγματος. Επομένως, τα  $x, y, w$  και  $h$  είναι όλα μεταξύ **0 και 1**. Με άλλα λόγια, κάθε κελί θα προβλέπει την τιμή εμπιστοσύνης για κάθε πλαίσιο οριοθέτησης. Αυτή είναι μια πιθανότητα ότι ένα κουτί πλέγματος περιέχει ένα αντικείμενο. Σε περίπτωση όμως που δεν έχουμε ανιχνεύσει κάποιο αντικείμενο σε κάποιο κελί πλέγματος, είναι σημαντικό η τιμή εμπιστοσύνης να είναι πιο χαμηλή για αυτό το κελί πλέγματος. Με τον τρόπο αυτό, οπτικοποιούμε όλες τις πιθανές προβλέψεις, παίρνουμε έναν χάρτη με όλα τα ανιχνεύσιμα αντικείμενα που βρίσκονται στην εικόνα με μια δέσμη πλαισίων που ταξινομείται με βάση την τιμή εμπιστοσύνης του κάθε πλαισίου. Το πλαίσιο οριοθέτησης περιέχει:

- Το  $[x_0^1, y_0^1]$  το οποίο αναφέρεται στο επάνω αριστερό σημείο του πλαισίου οριοθέτησης.
- Το  $[x_1^1, y_1^1]$  αναφέρεται στο κάτω δεξιό σημείο του πλαισίου οριοθέτησης.

Στη συνέχεια, προχωράμε στη διασταύρωση πάνω από την ένωση (IoU) η οποία είναι μια κοινή μέτρηση αξιολόγησης που χρησιμοποιείται στην ανίχνευση αντικειμένων για τη μέτρηση της ακρίβειας των προβλεπόμενων οριοθετημένων πλαισίων. Δηλαδή, συγκρίνει το προβλεπόμενο πλαίσιο οριοθέτησης με το πλαίσιο οριοθέτησης αλήθειας εδάφους και υπολογίζει τον λόγο του εμβαδού της τομής προς το εμβαδόν της ένωσης.



Εικόνα 42: Εξήγηση της Τομής πάνω από την ένωση (IoU)

Δεδομένου ότι μετράμε την επικάλυψη μεταξύ του προβλεπόμενου πλαισίου οριοθέτησης και του πλαισίου οριοθέτησης της αλήθειας εδάφους. Στην περίπτωση, που είναι μια υψηλότερη τιμή IoU υποδεικνύει ότι το προβλεπόμενο πλαίσιο οριοθέτησης ταιριάζει καλύτερα με το πλαίσιο οριοθέτησης αλήθειας εδάφους, παρέχοντας έτσι μια πιο ακριβή ανίχνευση αντικειμένων. Οι τιμές IoU κυμαίνονται από 0 έως 1, με μια τέλεια αντιστοίχιση να έχει τιμή IoU 1 και καμία αντιστοιχία να έχει τιμή IoU 0. Καθώς η αποτίμηση της εικόνας τελειώνει, θα αξιολογήσουμε το μοντέλο Yolov7 ανίχνευσης αντικειμένων στο σύνολο δεδομένων δοκιμής και στο τέλος θα υπολογίσουμε τη μέση τιμή IoU (Διατομή πάνω από την Ένωση) όλων των εικόνων και το εκτυπώνουμε στην οθόνη.

Τώρα, για να υπολογίσουμε το IoU σε μια εικόνα, καλούμε την συνάρτηση που έχουμε δημιουργήσει με το όνομα `intersection_union()` (πίνακας 11) και έχουμε τις ακόλουθες παραμέτρους:

1. `gt_box`: Ground\_truth bounding box
2. `pred_box`: Predicted bounding box.



Εικόνα 43: Πλαίσιο οριοθέτησης εικόνας πλοίου

```
def intersection_union(gt_box, pred_box):  
  
    inter_box_top_left = [max(gt_box[0], pred_box[0]), max(gt_box[1],  
pred_box[1])]   
  
    inter_box_bottom_right = [min(gt_box[0]+gt_box[2],  
pred_box[0]+pred_box[2]), min(gt_box[1]+gt_box[3],  
pred_box[1]+pred_box[3])]   
  
    inter_box_w = inter_box_bottom_right[0] - inter_box_top_left[0]   
  
    inter_box_h = inter_box_bottom_right[1] - inter_box_top_left[1]   
  
    intersection = inter_box_w * inter_box_h   
  
    union = gt_box[2] * gt_box[3] + pred_box[2] * pred_box[3] - intersection   
  
    iou = intersection / union   
  
    return iou, intersection, union   
  
im = cv2.imread("boat.jpg")   
  
gt_box = [10, 120, 1660, 530]   
  
pred_box = [10,100, 1650, 540]
```

Πίνακας 11: Συνάρτηση υπολογισμού IoU



Εδώ είναι η βασική αλήθεια και τα προβλεπόμενα πλαίσια οριοθέτησης της εικόνας που μεταβιβάστηκε στη συνάρτηση για να σχεδιάζει τα πλαίσια οριοθέτησης πάνω από την εικόνα 43. Τα αποτελέσματα από την εικόνα με τα πλαίσια οριοθέτησης και η βαθμολογία του **IoU** είναι **0.9399**.



**Εικόνα 44: Πλαίσιο οριοθέτησης εικόνας μεταξύ των πλαισίων προβλεπόμενης και βασικής αλήθειας**

```
*IDLE Shell 3.10.10*
File Edit Shell Debug Options Window Help
Python 3.10.10 (tags/v3.10.10:aad5f6a, Feb 7 2023, 17:20:36) [MSC v.1929 64 bit
(AMD64)] on win32
Type "help", "copyright", "credits" or "license()" for more information.
>>>
===== RESTART: C:\Users\FOTIS\OneDrive\Υπολογιστής\teliko\test.py =====
iou: 0.9399649430324277
```

**Εικόνα 45: Αποτέλεσμα βαθμολογίας (IoU)**

Αυτό σημαίνει ότι υπάρχει επικάλυψη 93% μεταξύ των πλαισίων βασικής αλήθειας και των προβλεπόμενων οριοθετημένων πλαισίων. Παρατηρώντας τα πλαίσια, μπορούμε να δούμε οπτικά ότι είναι αρκετά εξαιρετικό (excellent) για να συμπεραίνουμε ότι το μοντέλο εντόπισε το αντικείμενο του πλοίου.

Μετά τον υπολογισμό της τομής πάνω από την ένωση (IoU), γνωρίζουμε εάν μια περιοχή έχει ένα αντικείμενο ή όχι. Όσο πιο υψηλότερο είναι το ποσοστό (IoU) τόσο καλύτερη είναι η πρόβλεψη του αντικειμένου. Επίσης, όταν το (IoU) είναι μεγαλύτερο από το προβλεπόμενο όριο που είναι αποθηκευμένα στη **thresholds** λίστα, θα δημιουργήσει τιμές για την ακρίβεια (**precision**) και την ανάκληση (**recall**). Επομένως, το πλαίσιο ταξινομείται ως **Θετικό** καθώς περιβάλλει ένα αντικείμενο. Ενώ σε διαφορετική περίπτωση που είναι μικρότερο ταξινομείται ως **Αρνητικό**. Το επόμενο βήμα είναι πως επωφελείται ο υπολογισμός της μέσης ακρίβειας (mAP) για την ανίχνευση του αντικειμένου.

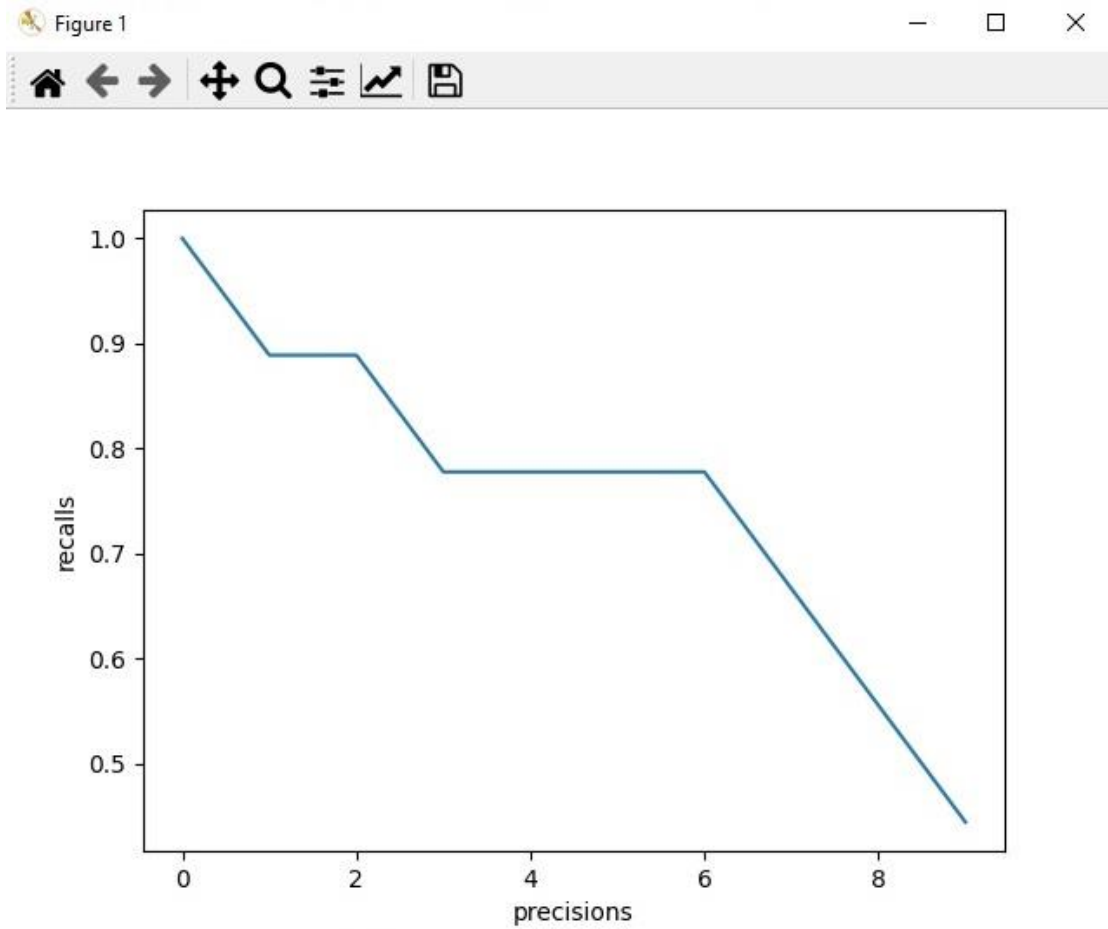
Για να υπολογίσουμε την μέση ακρίβεια AP για την κλάση, έχουμε τις ακόλουθες παραμέτρους:

1. `y_true = ["negative", "positive", "positive", "negative", "negative", "positive", "positive", "positive", "negative", "positive"]`
2. `pred_scores = [0.32, 0.9, 0.5, 0.1, 0.25, 0.9, 0.55, 0.3, 0.35, 0.85]`

Η αποθηκευμένη **thresholds** λίστα των ορίων (IoU) αρχικοποιείται από 0,2 έως 0,9 με 0,25 βήμα. Ακολουθεί, το τμήμα του κώδικα της συνάρτησης `precision_recall()` πίνακας 12 η οποία δέχεται τις ετικέτες της αλήθειας, τις βαθμολογίες πρόβλεψης και τα όρια κατώφλια. Επιστρέφει, τις τιμές ακρίβειας και ανάκλησης με διάγραμμα καμπύλης ακριβείας ανάκλησης (**precision- recall**). Με βάση αυτή την καμπύλη ακριβείας-ανάκλησης, που σχεδιάστηκε από τις τιμές η μέση **AP** είναι **0.889**.

```
def precision_recall(y_true, pred_scores, thresholds):  
  
    precisions = []  
  
    recalls = []  
  
    for threshold in thresholds:  
  
        y_pred = ["positive" if score >= threshold else "negative" for score in pred_scores]  
  
        precision = sklearn.metrics.precision_score(y_true=y_true, y_pred=y_pred, pos_label="positive")  
  
        recall = sklearn.metrics.recall_score(y_true=y_true, y_pred=y_pred, pos_label="positive")  
  
        precisions.append(precision)  
  
        recalls.append(recall)  
  
    return precisions, recalls  
  
precisions, recalls = precision_recall_curve(y_true=y_true, pred_scores=pred_scores, thresholds=thresholds)  
  
print("precision:", precision)  
  
print("recall:", recall)
```

**Πίνακας 12: Συνάρτηση υπολογισμού ακριβείας ανάκλησης (precision- recall)**

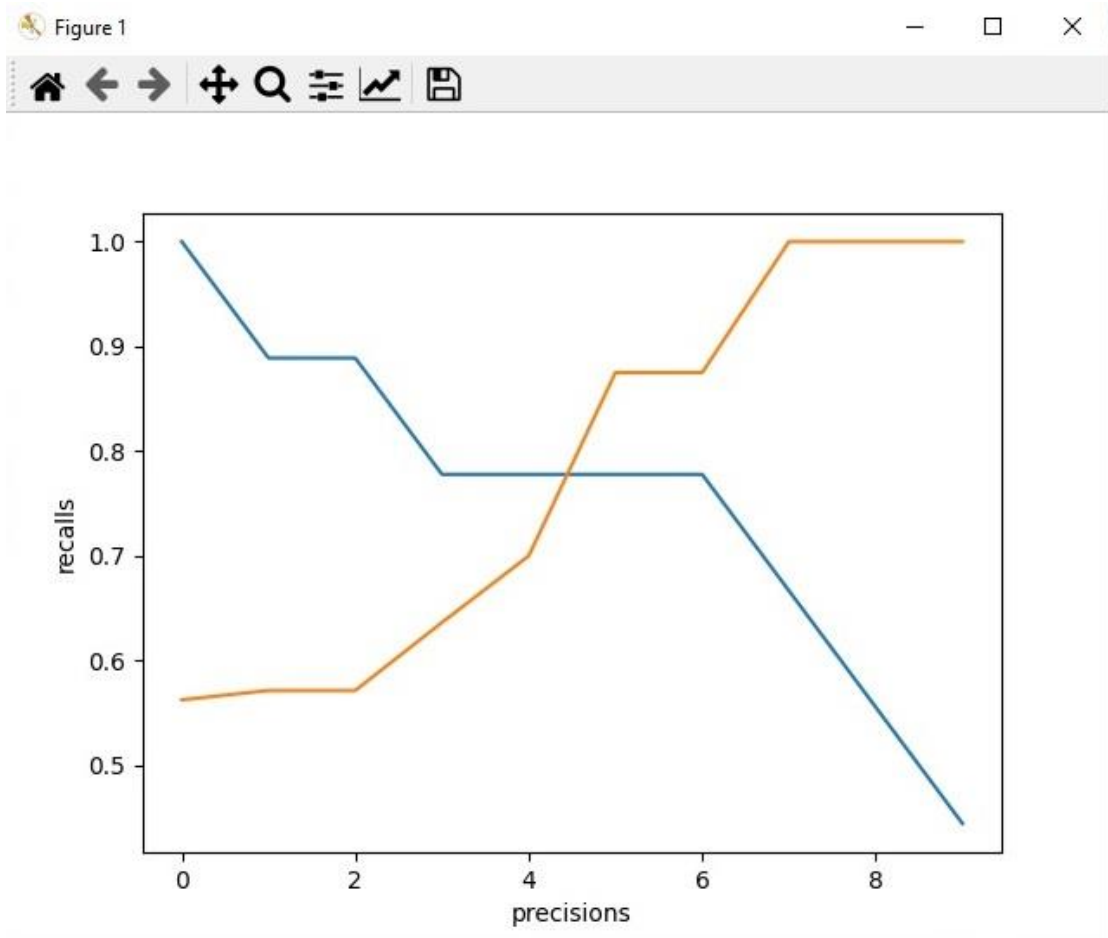


Εικόνα 46: Διάγραμμα καμπύλης ακριβείας ανάκλησης (precisions- recalls)

```
IDLE Shell 3.10.10
File Edit Shell Debug Options Window Help
Python 3.10.10 (tags/v3.10.10:aad5f6a, Feb 7 2023, 17:20:36) [MSC v.1929 64 bit (AMD64)] on win32
Type "help", "copyright", "credits" or "license()" for more information.
>>>
===== RESTART: C:/Users/FOTIS/OneDrive/Υπολογιστής/teliko/print22.py =====
['positive', 'negative', 'positive', 'positive', 'positive', 'positive', 'negative', 'negative', 'negative', 'negative']
Confusion Matrix
[[4 2]
 [1 3]]
precision: 0.8
recall: 0.6666666666666666
thresholds: [0.2 0.25 0.3 0.35 0.4 0.45 0.5 0.55 0.6 0.65]
```

Εικόνα 47: Αποτελέσματα ακριβείας ανάκλησης (precisions- recalls) και αποθηκευμένη thresholds λίστα των ορίων (IoU)

Η καμπύλη ακριβείας ανάκλησης διευκολύνει την μέση ακρίβεια (AP) για τον καθορισμό σε μια ενιαία τιμή που αντιπροσωπεύει το μέσο όρο όλων των ακριβειών. Σύμφωνα με το διάγραμμα εικόνα 48, η καλύτερη μέση τιμή AP είναι **0.889**.



Εικόνα 48: Διάγραμμα καλύτερης μέσης τιμής ακρίβειας (AP)

```
IDLE Shell 3.10.10
File Edit Shell Debug Options Window Help
Python 3.10.10 (tags/v3.10.10:aad5f6a, Feb 7 2023, 17:20:36) [MSC v.1929 64 bit
(AMD64)] on win32
Type "help", "copyright", "credits" or "license()" for more information.
>>>
===== RESTART: C:\Users\FOTIS\OneDrive\Υπολογιστής\teliko\print22.py =====
['positive', 'negative', 'positive', 'positive', 'positive', 'positive', 'negati
ve', 'negative', 'negative', 'negative']
Confusion Matrix
[[4 2]
 [1 3]]
precision: 0.8
recall: 0.6666666666666666
thresholds: [0.2 0.25 0.3 0.35 0.4 0.45 0.5 0.55 0.6 0.65]
AP: 0.8898809523809523
>>>
```

Εικόνα 49: Αποτέλεσμα της μέσης ακρίβειας (AP)

Είναι σημαντικό να αναφέρουμε όσο μεγαλύτερη τιμή έχει η μέση ακρίβεια, τόσο πιο σίγουρο είναι το αντικείμενο να έχει ταξινομηθεί ως δείγμα **Θετικό**. Καθώς, και η υψηλότερη τιμή της ανάκλησης, δηλώνει περισσότερα θετικά δείγματα στο αντικείμενο που ταξινομήθηκε σωστά ως **Θετικό**.

## 5. Συμπεράσματα και Μελλοντικές Προτάσεις

### 5.1 Συμπεράσματα

Στο πλαίσιο της ολοκλήρωσης της διπλωματικής εργασίας, αξίζει να τονισθούν και να επισημανθούν μια σειρά θετικών συμπερασμάτων, τα οποία προέκυψαν από την επιτήρηση και ανίχνευση της εναέριας πτήσης του UAV όσο και της διαδικασίας εκτέλεσης του πρακτικού λογισμικού που υλοποιήθηκε για μια ειλικρινή αποτύπωση του αποτελέσματος για αναγνώριση αντικειμένων σε θαλάσσιους χώρους. Πέρα από αυτό, όμως, είναι εξίσου σημαντικό να αναφερθεί και το προσωπικό όφελος που προκύπτει μέσα από την περάτωση ενός UAV που δύναται να χρησιμοποιείται στο πεδίο της Ναυτιλίας.

Όπως είναι γνωστό, η αποτύπωση του UAV-drone είναι πλέον διαδεδομένη σε επιστημονικά πεδία που έχουν την δυνατότητα να ενεργούν σε μια χαρτογράφηση, μια ανάλυση και ψηφιακή εικόνα, τον εντοπισμό ανά πάσα στιγμή κάποιου πλοίου, τον έλεγχο παρατήρησης για αποφυγή συμβάντος και οτιδήποτε άλλο επιδιώκουν να πραγματοποιήσουν με εκτενή τρόπο μέχρι την επίτευξη της όλης διαδικασίας.

Αφενός, σε ότι έχει να κάνει με τον τρόπο που αναγνωρίζονται οι καταστάσεις για την απεικόνιση της ζωντανής μετάδοσης της εικόνας από το UAV, πρέπει να αναφερθεί ότι είναι ένα εναέριο μέσο που χωρίζει την φυσική παρουσία και οι ενδότερες εντολές γίνονται με αυτόματο τρόπο. Σε σχέση με τα ποσοτικά αποτελέσματα που αντλούμε μέσα από την κάμερα του UAV φέρει αποτελέσματα μεγαλύτερης λεπτομέρειας και ανάλυσης από τις παραδοσιακές επιτόπιες αυτοψίες. Η δυνατότητα προσδιορισμού στόχων είναι περισσότερο ωφέλιμη για την εκμετάλλευση και την άμεση αντιμετώπιση των καταστάσεων χωρίς να δημιουργείται έπειτα φόβος αντιμετώπισης. Το λογισμικό αυτό, παράγει ένα βίντεο μετάδοσης ζωντανής εικόνας με ανίχνευση ενός συνόλου δεδομένων εικόνων, τμηματοποίησης των δημοφιλών αντικειμένων που αναγνωρίζονται με ετικέτες και είναι διαθέσιμες για δημόσια χρήση.

Αφετέρου, οι σύγχρονες λύσεις των UAV - drones βασίζονται στην τεχνική νοημοσύνη (AI) εξακολουθούν να είναι σε θέση να παράγουν ωφέλιμο έργο για ακριβή αποτελέσματα, στο γεγονός ότι το σύνολο δεδομένων COCO που χρησιμοποιείται στο λογισμικό είναι ένα σημαντικό σημείο αναφοράς για εκπαίδευση, δοκιμή και βελτίωση μοντέλων για ταχύτερη κλιμάκωση της όλης διαδικασίας. Επιπλέον, το σύνολο δεδομένων COCO είναι ένα συμπλήρωμα για την επεξεργασία των δεδομένων και για την τμηματοποίηση των στιγμιότυπων που απεικονίζεται μέσω της κάμερας των έξυπνων UAV – drones.

Ωστόσο, τα έξυπνα UAV – drones δύναται να εξυπηρετήσουν καταστάσεις ανίχνευσης σημείων «κλειδιών» που ωφελούν τον διαχειριστή που παρακολουθεί την ζωντανή εικόνα και μπορεί να δημιουργήσει ένα πλαίσιο αντιμετώπισης μέχρι να μεταβεί στο συγκεκριμένο σημείο που διαδραματίζεται ένα περιστατικό. Όλες οι επιχειρησιακές καταστάσεις απαιτούν συντονισμό μεταξύ των διάφορων καταστάσεων που θα αντιμετωπίσεις είναι εξίσου εύχρηστο το να γνωρίζεις και να λειτουργείς πιο μεθοδικά για την ολοκλήρωση μιας επιτυχημένης κατάστασης όπου χρειάστηκε η επίδειξη δυνατοτήτων των UAV – drones με την συμβολή του λογισμικού που περιλαμβάνει ένα σύνολο δεδομένων COCO, μια τεράστια γκάμα αντικειμένων, πραγμάτων, υλικών που συναντάμε στην καθημερινή ζωή μας. Είναι

ένα πρότυπο αναφοράς για την μεθοδολογία της ανάλυσης και αξιολόγησης της ανίχνευσης σε θαλάσσιους χώρους. Ελπίζω, η προσπάθεια αυτή, να βρεί συνοδοιπόρους αλλά και συνεχιστές που θα διακατέχονται από τον ίδιο ενθουσιασμό με εμένα.

## 5.2 Μελλοντικές Προτάσεις

Η διαδικασία του θεωρητικού μέρους της διπλωματικής εργασίας, θα μπορούσε να αποτελέσει κομμάτι επιστημονικής γνώσης και μελέτης στα έξυπνα UAV - drones. Έχοντας λάβει την εξειδικευμένη χρήση λειτουργίας των εναέριων εποπτικών μέσων αλλά και την παρουσίαση μιας πρακτικής εφαρμογής πάνω στην ανάλυση δεδομένων από UAV – drone και στην αναγνώριση σημείων «κλειδιών» σε θαλάσσιους χώρους.

Μέσα στο πλαίσιο αυτό, η επιπλέον έρευνα που μπορεί να πραγματοποιηθεί είναι αρκετά καινοτόμα και μπορεί να επεκταθεί με σταδιακή πρόοδο στους εξής τομείς:

- Στην μελέτη και ανάπτυξη ενός εναέριου εποπτικού κέντρου ελέγχου επιτήρησης και αναγνώρισης προτύπων από έξυπνα, ταχύτατα, λειτουργικά UAVs – drones για παρακολούθηση κινήσεων σε θαλάσσιους χώρους.
- Στην ανάπτυξη ενός on-line συστήματος παρακολούθησης και άμεση αποφυγή ενός κινούμενου στόχου που μπορεί να βλάψει την δημόσια υγεία.
- Στην υλοποίηση συστημάτων που θα επιτρέπει την συμμετοχή και την συνεργασία πολλαπλών με την εναέρια πτήση των UAVs – drones για την ομαλή και ασφαλή αποπεράτωση διαφόρων καταστάσεων σε θαλάσσιους χώρους.
- Στην προσέγγιση και επεξεργασία εικόνων διαδικτυακά μέσω server και την χρήση δικτύου του UAV – drone για την αποστολή ταχείας ενημέρωσης σε άτομα που έχουν πρόσβαση στον υπολογιστή να μην μεταβούν σε κάποιο σημείο του θαλάσσιου χώρου.
- Στην ένταξη ασύρματων αισθητήρων και άλλων εποπτικών μέσων που θα φέρει το UAV – drone σε συνεργασία με το σύστημα δορυφορικής πλοήγησης (EGNSS) θα επιφέρει άμεσες θετικές μεταβολές στον τρόπο αντιμετώπισης περιστατικών σε θαλάσσιους χώρους.

Ως αποτέλεσμα, η παρούσα διπλωματική εργασία προσφέρει εξαιρετική θεωρητική γνώση και μελέτη στον καθοριστικό ρόλο των έξυπνων UAVs – drones, αλλά και της πρακτικής γνώσης και λειτουργίας των εναέριων εποπτικών μέσων στο επιθυμητό μέλλον όπως διατυπώθηκαν οι μελλοντικές προτάσεις.

## 6. Πηγές – Βιβλιογραφία

1. Detection and tracking of belugas, kayaks and motorized boats in drone video using deep learning από <https://cdnsiencepub.com/doi/10.1139/juvs-2021-0024>.
2. Ceif G , (2018), «Deep Learning vs Classical Machine Learning» , διαθέσιμο στον ιστότοπο:<https://towardsdatascience.com/deeplearning-vs-classicalmachine-learning-9a42c6d48aa>.
3. Deep learning-based strategies for the detection and tracking of drones using several cameras από: [https://ipsjcva.springeropen.com/articles/10.1186/s41074-019-0059-x?trk=public\\_post\\_comment-text](https://ipsjcva.springeropen.com/articles/10.1186/s41074-019-0059-x?trk=public_post_comment-text).
4. A review on deep learning in UAV remote sensing από: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030324342100163X>.
5. Audebert, N., Le Saux, B., Lefevre, S., 2019. Deep learning for classification ofhyperspectral data: A comparative review. IEEE Geosci. Remote Sens. Mag. 7,159–173. <https://doi.org/10.1109/MGRS.2019.2912563> arXiv:1904.10674.
6. Bithas, P.S., Michailidis, E.T., Nomikos, N., Vouyioukas, D., Kanatas, A.G., 2019. A survey on machine-learning techniques for UAV-based communications. Sensors (Switzerland) 19, 1–39. <https://doi.org/10.3390/s19235170>.
7. De Oliveira, D.C., Wehrmeister, M.A., 2018. Using deep learning and low-cost rgb and thermal cameras to detect pedestrians in aerial images captured by multirotor UAV. Sensors (Switzerland) 18. <https://doi.org/10.3390/s18072244>.
8. Dian Bah, M., Hafiane, A., Canals, R., 2018. Deep learning with unsupervised data labeling for weed detection in line crops in UAV images. Remote Sens. 10, 1–22. <https://doi.org/10.3390/rs10111690>.
9. Barbedo, J.G.A., Koenigkan, L.V., Santos, T.T., Santos, P.M., 2019. A study on the detection of cattle in UAV images using deep learning. Sensors (Switzerland) 19, 1–14. <https://doi.org/10.3390/s19245436>.
10. Barbedo, J.G.A., Koenigkan, L.V., Santos, P.M., Ribeiro, A.R.B., 2020. Counting cattle in UAV images-dealing with clustered animals and animal/background contrast changes. Sensors 20. <https://doi.org/10.3390/s20072126> & <https://www.mdpi.com/1424-8220/20/7/2126>.
11. Fu, Y., Kinniry, M. & Kloepper, L.N. (2018) The Chirocopter: a UAV for recording sound and video of bats at altitude. Methods in Ecology and Evolution,9, 1531–1535.
12. Gaspar, T., Oliveira, P. & Silvestre, C. (2011) UAV-based marine mammals positioning and tracking system. In: Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Beijing, China, pp.1050–1055.
13. Allan, B.M., Ierodiaconou, D., Hoskins, A.J. & Arnould, J.P.Y. (2019) A rapid UAV method for assessing body condition in fur seals. Drones,3, 24.
14. Liu H, Wei Z, Chen Y, Pan J, Lin L, Ren Y (2017) Drone detection based on an audio-assisted camera array. In: Multimedia Big Data (BigMM), 2017 IEEE Third International Conference On. IEEE. pp 402–406.
15. Gallagher S (2013) German chancellor’s drone ‘attack’ shows the threat of weaponized UAVs. Ars Technica.
16. Dinan S (2017) Drones become latest tool drug cartels use to smuggle drugs into u.s. <https://www.washingtontimes.com/news/2017/aug/20/mexican-drug-cartels-using-drones-to-smuggle-heroin/>.

17. Zhang L, Young S (2018) China busts smugglers using drones to transport smartphones: state media. <https://www.reuters.com/article/us-chinacrime-smartphones-smugglers/china-busts-smugglers-using-drones-to-transport-smartphones-state-media-idUSKBN1H60BT>.
18. Hammer M, Hebel M, Laurenzis M, Arens M (2018) Lidar-based detection and tracking of small uavs. In: Emerging Imaging and Sensing Technologies for Security and Defence III and Unmanned Sensors, Systems, and Countermeasures, vol. 10799. International Society for Optics and Photonics. p 107990
19. Schumann A, Sommer L, Klatte J, Schuchert T, Beyerer J (2017) Deep cross-domain flying object classification for robust UAV detection. In: Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS), 2017 14th IEEE International Conference On. IEEE. pp 1–6.
20. Müller T (2017) Robust drone detection for day/night counter-UAV with static vis and swir cameras. In: Ground/Air Multisensor Interoperability, Integration, and Networking for Persistent ISR VIII, vol. 10190. International Society for Optics and Photonics. p 1019018.
21. Anna Gąszczak , Toby P. Breckona , Jiwan Hana aCranfield University, School of Engineering, United Kingdom
22. Nils Tijtgat, Bruno Volckaert, Toon Goedemé, Gent, Belgium, Technologiecampus DE NAYER, Katholieke Universiteit Leuven, Leuven, Flanders, BE
23. Thomas Moranduzzo, Farid Melgani, Yakoub Bazi, Naif Alajlan, International Journal of Remote Sensing, 2015
24. DroneSAR | Emergency Response specific software for DJI drones. <https://www.dronesarpilot.com>
25. Shalev-Shwartz, Shai, and Shai Ben-David. Understanding machine learning: From theory to algorithms. Cambridge university press, 2014.
26. Girshick, Ross, et al. "Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2014.
27. Redmon, Joseph, et al. "You only look once: Unified, real-time object detection." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016.
28. Bradski, Gary, and Adrian Kaehler. "Learning OpenCV: Computer vision with the OpenCV library." (2008).