

Ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης και οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων σε ιστότοπο

Τσουμένης Εμμανουήλ

Διπλωματική Εργασία

ΔΠΜΣ Γεωπληροφορικής

Σχολή Αγρονόμων και Τοπογράφων Μηχανικών – Μηχανικών Γεωπληροφορικής
Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο



School of Rural, Surveying and Geoinformatics Engineering
National Technical University of Athens

Ιούνιος 2023

Επιβλέπων: Δουλάμης Νικόλαος
Αναπληρωτής Καθηγητής ΕΜΠ

Δουλάμης Νικόλαος
Καθηγητής

Τριμελής Επιτροπή
Πανταζής Γεώργιος
Καθηγητής

Γκίκας Βασίλειος
Καθηγητής

Περίληψη

Η ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες έχει κερδίσει μεγάλη προσοχή με την πάροδο των ετών λόγω των σημαντικών εφαρμογών της σε διάφορους τομείς, όπως η θαλάσσια ασφάλεια, η πρόληψη της πειρατείας και η διαχείριση της αλιείας. Η εμφάνιση αλγορίθμων βαθιάς μάθησης έφερε επανάσταση στον τομέα αυτό, καθιστώντας δυνατή την ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με μεγάλη ακρίβεια και ακρίβεια. Ένας τέτοιος αλγόριθμος που έχει αποδειχθεί αποτελεσματικός στην ανίχνευση πλοίων είναι ο YOLO (You Only Look Once). Σε αυτό το δοκίμιο, θα εμβαθύνουμε στην ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με τη χρήση αλγορίθμων YOLO, εξηγώντας την αρχή, την αρχιτεκτονική και τις εφαρμογές του.

Ο YOLO είναι ένας αλγόριθμος ανίχνευσης αντικειμένων που λειτουργεί διαιρώντας μια εικόνα σε διάφορα πλέγματα και στη συνέχεια χρησιμοποιώντας συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (CNN) για την πρόβλεψη οριοθετημένων πλαισίων και πιθανοτήτων κλάσης για κάθε πλέγμα. Σε αντίθεση με άλλους αλγορίθμους ανίχνευσης αντικειμένων που απαιτούν πολλαπλά περάσματα πάνω από μια εικόνα, ο YOLO εκτελεί την ανίχνευση αντικειμένων σε ένα μόνο πέρασμα, καθιστώντας τον πολύ ταχύτερο και αποτελεσματικότερο. Ο YOLO είναι σε θέση να ανιχνεύει πολλαπλά αντικείμενα σε μία μόνο εικόνα και η απόδοσή του αξιολογείται με βάση μετρικές όπως η ακρίβεια, η ανάκληση και το F1-score.

Η αρχιτεκτονική του YOLO αποτελείται από ένα CNN ακολουθούμενο από διάφορα πλήρως συνδεδεμένα επίπεδα. Το CNN είναι υπεύθυνο για την εξαγωγή χαρακτηριστικών από την εικόνα εισόδου, ενώ τα πλήρως συνδεδεμένα στρώματα προβλέπουν τις πιθανότητες κλάσης και τα πλαίσια οριοθέτησης για κάθε κελί πλέγματος. Η έξοδος του YOLO είναι ένα σύνολο οριοθετημένων πλαισίων, καθένα από τα οποία συνδέεται με μια πιθανότητα κλάσης, υποδεικνύοντας την παρουσία ενός αντικειμένου μιας συγκεκριμένης κλάσης εντός του συγκεκριμένου οριοθετημένου πλαισίου. Στην περίπτωση της ανίχνευσης πλοίων, η κλάση ενδιαφέροντος είναι η κλάση πλοίου.

Για την εκπαίδευση ενός μοντέλου YOLO για την ανίχνευση πλοίων, απαιτείται ένα μεγάλο σύνολο δεδομένων δορυφορικών εικόνων που έχουν επισημανθεί με πλαίσια οριοθέτησης πλοίων. Το επισημασμένο σύνολο δεδομένων χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του μοντέλου YOLO ώστε να μάθει να αναγνωρίζει πλοία σε δορυφορικές εικόνες. Η διαδικασία εκπαίδευσης περιλαμβάνει το πέρασμα των εικόνων εισόδου μέσω του δικτύου YOLO και την προσαρμογή των βαρών του δικτύου ώστε να ελαχιστοποιηθεί η διαφορά μεταξύ των προβλεπόμενων οριοθετημένων πλαισίων και των οριοθετημένων πλαισίων της πραγματικής κατάστασης.

Ένα πλεονέκτημα του YOLO έναντι άλλων αλγορίθμων ανίχνευσης αντικειμένων είναι η ταχύτητά του. Το YOLO είναι σε θέση να ανιχνεύει αντικείμενα σε πραγματικό χρόνο, καθιστώντας το κατάλληλο για εφαρμογές που απαιτούν γρήγορη και ακριβή ανίχνευση, όπως η θαλάσσια ασφάλεια. Ένα άλλο πλεονέκτημα του YOLO είναι η ικανότητά του να ανιχνεύει αντικείμενα διαφορετικών μεγεθών και αναλογιών διαστάσεων, καθιστώντας τον πιο ευέλικτο από άλλους αλγορίθμους ανίχνευσης αντικειμένων.

Η ανίχνευση πλοίων με τη χρήση του YOLO έχει διάφορες εφαρμογές, που κυμαίνονται από τη θαλάσσια ασφάλεια έως τη διαχείριση της αλιείας. Στον τομέα της θαλάσσιας ασφάλειας, το YOLO μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον εντοπισμό και την παρακολούθηση πλοίων σε πραγματικό χρόνο, συμβάλλοντας στην πρόληψη της πειρατείας και των λαθρεμπορικών δραστηριοτήτων. Το YOLO μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για την παρακολούθηση των ναυτιλιακών γραμμών, εντοπίζοντας και αναφέροντας τυχόν ύποπτες ή ασυνήθιστες δραστηριότητες.

Στη διαχείριση της αλιείας, ο YOLO μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον εντοπισμό και την παρακολούθηση αλιευτικών σκαφών, συμβάλλοντας στην πρόληψη παράνομων αλιευτικών δραστηριοτήτων. Το YOLO μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για την παρακολούθηση της αλιευτικής δραστηριότητας σε μια συγκεκριμένη περιοχή, παρέχοντας πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με τα αποθέματα και επιτρέποντας στους υπεύθυνους χάραξης πολιτικής να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις σχετικά με τις αλιευτικές ποσοτώσεις και τους κανονισμούς.

Συμπερασματικά, η ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με τη χρήση αλγορίθμων YOLO αποδείχθηκε ότι είναι μια αποτελεσματική και αποδοτική μέθοδος για τον εντοπισμό πλοίων σε δορυφορικές εικόνες. Η ταχύτητα και η ευελιξία του YOLO το καθιστούν κατάλληλο για ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών, συμπεριλαμβανομένης της θαλάσσιας ασφάλειας και της διαχείρισης της αλιείας. Καθώς αυξάνεται η διαθεσιμότητα των δορυφορικών εικόνων, η χρήση του YOLO για την ανίχνευση πλοίων είναι πιθανό να γίνει ακόμη πιο διαδεδομένη, συμβάλλοντας στην προώθηση της ασφάλειας και της προστασίας στη θάλασσα και στην υποστήριξη της βιώσιμης διαχείρισης των θαλάσσιων πόρων.

Λέξεις Κλειδιά

Ανίχνευση πλοίων, Δορυφορικές εικόνες, YOLO, Ανίχνευση αντικειμένων, CNN, Βαθιά μάθηση, Όραση υπολογιστών, Αναγνώριση εικόνας, Εντοπισμός αντικειμένων, Ανίχνευση σε πραγματικό χρόνο, Anchor Boxes, Σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, Κατάτμηση εικόνας, Παρακολούθηση αντικειμένων, Τηλεπισκόπηση, Θαλάσσια επιτήρηση, Αναγνώριση πλοίων, Θαλάσσια ασφάλεια, Αυτόματη αναγνώριση στόχων, Γεωχωρική ανάλυση.

Abstract

Ship detection on satellite images has gained a lot of attention over the years due to its significant applications in several areas such as maritime security, piracy prevention, and fisheries management. The advent of deep learning algorithms has revolutionized this field, making it possible to detect ships on satellite images with high accuracy and precision. One such algorithm that has proven to be effective in ship detection is YOLO (You Only Look Once). In this essay, we will delve into ship detection on satellite images using YOLO algorithms, explaining its principle, architecture, and applications.

YOLO is an object detection algorithm that operates by dividing an image into several grids and then using convolutional neural networks (CNNs) to predict bounding boxes and class probabilities for each grid. Unlike other object detection algorithms that require multiple passes over an image, YOLO performs object detection in a single pass, making it much faster and more efficient. YOLO is capable of detecting multiple objects in a single image, and its performance is evaluated based on metrics such as precision, recall, and F1-score.

The architecture of YOLO consists of a CNN followed by several fully connected layers. The CNN is responsible for extracting features from the input image, while the fully connected layers predict the class probabilities and bounding boxes for each grid cell. The output of YOLO is a set of bounding boxes, each associated with a class probability, indicating the presence of an object of a particular class within that bounding box. In the case of ship detection, the class of interest is the ship class.

To train a YOLO model for ship detection, a large dataset of satellite images labeled with ship bounding boxes is required. The labeled dataset is used to train the YOLO model to learn to recognize ships in satellite images. The training process involves passing the input images through the YOLO network and adjusting the network's weights to minimize the difference between the predicted bounding boxes and the ground-truth bounding boxes.

One advantage of YOLO over other object detection algorithms is its speed. YOLO is capable of detecting objects in real-time, making it suitable for applications that require fast and accurate detection, such as maritime security. Another advantage of YOLO is its ability to detect objects of different sizes and aspect ratios, making it more versatile than other object detection algorithms.

Ship detection using YOLO has several applications, ranging from maritime security to fisheries management. In the field of maritime security, YOLO can be used to detect and track ships in real-time, helping to prevent piracy and smuggling activities. YOLO

can also be used to monitor shipping lanes, detecting and reporting any suspicious or unusual activities.

In fisheries management, YOLO can be used to detect and track fishing vessels, helping to prevent illegal fishing activities. YOLO can also be used to monitor fishing activity in a particular area, providing valuable information on fish stocks and enabling policymakers to make informed decisions on fishing quotas and regulations.

In conclusion, ship detection on satellite images using YOLO algorithms has proven to be an effective and efficient method for detecting ships in satellite images. YOLO's speed and versatility make it suitable for a wide range of applications, including maritime security and fisheries management. As the availability of satellite images increases, the use of YOLO for ship detection is likely to become even more widespread, helping to promote safety and security at sea and support sustainable management of marine resources.

Keywords

Ship detection, Satellite images, YOLO, Object detection, CNN, Deep learning, Computer vision, Image recognition, Object localization, Real-time detection, Anchor boxes, Training dataset, Image segmentation, Object tracking, Remote sensing, Maritime surveillance, Vessel identification, Maritime safety, Automatic target recognition, Geospatial analysis.

Ευχαριστίες

Με την συγγραφή αυτής της διπλωματικής εργασίας, ολοκληρώθηκε ακόμα ένας κύκλος σπουδών. Μετά την επιτυχή φοίτηση στη Στρατιωτική Σχολή Ευελπίδων, τη Σχολή Αξιωματικών Μηχανικού, τη Σχολή Τοπογραφίας της Γεωγραφικής Υπηρεσίας Στρατού, τη Σχολή Αγρονόμων και Τοπογράφων Μηχανικών – Μηχανικών Γεωπληροφορικής του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου, η αποφοίτησή μου από το ΔΠΜΣ «Γεωπληροφορικής» της Σχολής Αγρονόμων και Τοπογράφων Μηχανικών – Μηχανικών Γεωπληροφορικής του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου έρχεται να κλείσει ένα μεγάλο κύκλο σπουδών και να ανοίξει την πόρτα σε ένα κύκλο επαγγελματικής και ακαδημαϊκής εξέλιξης σύμφωνα με τα εφόδια που έλαβα όλα αυτά χρόνια.

Θα ήθελα μέσα από την εργασία αυτή να πω ένα μεγάλο ευχαριστώ στην οικογένεια μου που με στήριξε όλα αυτά τα χρόνια και ήταν δίπλα μου σε όλες τις αντιξοότητες που αντιμετώπισα.

Ένα μεγάλο ευχαριστώ θα πάει επίσης και στους συναδέλφους και συμφοιτητές Σακελλαρίου Δημήτριο και Σπανάκη Μάριο γιατί ήμασταν πάντα ο ένας για τον άλλο από την πρώτη ημέρα που παρουσιαστήκαμε στη ΓΥΣ μέχρι και την παρουσίαση των διπλωματικών μας εργασιών.

Επιπλέον θα ήθελα να ευχαριστήσω δεόντως τον Αναπληρωτή Καθηγητή Δουλάμη Νικόλαο γιατί από την πρώτη ημέρα που τον συναντήσαμε στη Σχολή Τοπογραφίας της ΓΥΣ μας άνοιξε τα μάτια και μας έδωσε το έναυσμα για να ξεκινήσει αυτό το ταξίδι στον τομέα της Τοπογραφίας και της Γεωπληροφορικής. Ήταν δίπλα μας από την πρώτη στιγμή και μας έδειξε απίστευτη εμπιστοσύνη και κατά την ανάληψη της παρούσας διπλωματικής. Τέλος, θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω και τη Δρ. Κασελίμη Μαρία και τον Υποψήφιο Διδάκτορα Τέμενο Αναστάσιο για την άψογη συνεργασία και τη συνεχή καθοδήγηση στην εκπόνηση αυτής της εργασίας.

Περιεχόμενα

Περίληψη	3
Λέξεις Κλειδιά	4
Abstract.....	5
Keywords	6
Ευχαριστίες	7
Περιεχόμενα.....	8
Κατάλογος Πινάκων.....	10
Κατάλογος Εικόνων	11
Κατάλογος Συνομογραφιών.....	11
1. Εισαγωγή	13
1.1. Η σημασία της αναγνώρισης πλοίων σε Δορυφορικές Εικόνες.....	13
1.2. Κύριες προκλήσεις.....	14
1.3. Συνεισφορά	17
1.4. Δομή εργασίας	18
2. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση	20
2.1. Deep Learning-Based Ship Detection on Satellite Images Using Convolutional Neural Networks.....	20
2.2. Fusion of Deep Learning and Handcrafted Features for Ship Detection on Satellite Images.....	21
2.3. Ship Detection in Satellite Images Using Deep Learning and Region Proposal Networks.....	22
2.4. Multiscale Contextual Information for Ship Detection in Satellite Images Using Deep Learning.....	23
2.5. Real-Time Ship Detection in Satellite Images Based on Deep Learning and Ensemble Techniques.....	24
2.6. YOLO-Ship: Real-time Ship Detection in Satellite Images using You Only Look Once Algorithm	25
2.7. Συμπεράσματα	27
3. Δορυφόροι.....	28
4. Δορυφορικές Εικόνες.....	30

4.1.	Εισαγωγικές Έννοιες	30
4.2.	Synthetic Aperture Radar (SAR)	32
4.3.	SAR Ship Detection Dataset (SSDD) και xView Dataset	34
4.3.1.	SAR Ship Detection Dataset (SSDD)	34
4.3.2.	xView Dataset	42
4.3.3.	Σύνοψη.....	45
5.	Τεχνητή Νοημοσύνη και Μηχανική Μάθηση	47
5.1.	Εισαγωγικές Έννοιες	47
6.	Αλγόριθμοι YOLO.....	50
6.1.	Εισαγωγικές Έννοιες	50
6.2.	Ο αλγόριθμος YOLO	50
6.3.	YOLO v5-v7-v8	52
6.3.1.	YOLOv5.....	52
6.3.2.	YOLOv7.....	55
6.3.3.	YOLOv8.....	55
7.	Προγραμματισμός επίλυσης σε Python.....	57
7.1.	Η γλώσσα προγραμματισμού Python	57
7.2.	Roboflow	58
7.3.	Google Colab	59
7.4.	Βιβλιοθήκες Python	60
7.5.	Υλοποίηση σε Python.....	61
8.	Δημιουργία Ιστότοπου.....	63
8.1.	Εισαγωγικές Έννοιες	63
8.2.	HTML.....	63
8.3.	CSS	63
8.4.	JavaScript	64
8.5.	WIX	64
9.	Πειραματική Διαχείριση	68
9.1.	Περιγραφή των δεδομένων.....	68

9.1.1.	Annotation	68
9.2.	Απαιτήσεις σε υλικό.....	69
9.3.	Επεξεργασία δεδομένων.....	70
9.4.	Εκτέλεση προγράμματος – Εξαγωγή αποτελεσμάτων – Αξιολόγηση.....	72
9.4.1.	Σύγκριση αλγορίθμων	72
9.4.2.	Αποτελέσματα	78
9.4.3.	Αξιολόγηση.....	81
9.4.4.	Παρουσίαση Ιστοτόπου	82
10.	Σύνοψη	85
10.1.	Εφαρμογή στον ελλαδικό χώρο	85
10.2.	SWOT Analysis.....	86
10.3.	Κόστος	87
10.4.	Μελλοντικές Εφαρμογές.....	88
	Βιβλιογραφία	91
	Παραρτήματα.....	98
1.	Δεδομένα.....	98
	https://app.roboflow.com/project-ship/shipdetectionc/1	98
2.	Αποτελέσματα.....	98
	https://drive.google.com/drive/folders/1y8W1u65LPvZgfHBJZ5rhqMoGnyiAvwvB?usp=sharing	98
3.	Κώδικας	98
3.1.	Ship YOLOv5s/m/l/x-Custom-Training.ipynb	98
3.2.	Κώδικας Ship YOLOv7-Custom-Training.ipynb	99
3.3.	Κώδικας Ship YOLOv8-Custom-Training.ipynb	100

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 1.	Πίνακας αποτελεσμάτων	72
------------	-----------------------------	----

Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 1. Επιλογή Train/Valid/Test Size	71
Εικόνα 2. Επιλογές preprocessing	71
Εικόνα 3. Τελικό σύνολο εικόνων	71
Εικόνα 4. Confusion Matrix YOLOv5s	73
Εικόνα 5. Confusion Matrix YOLOv5m	73
Εικόνα 6. Confusion Matrix YOLOv5l	74
Εικόνα 7. Confusion Matrix YOLOv5x	74
Εικόνα 8. Confusion Matrix YOLOv7	75
Εικόνα 9. Confusion Matrix YOLOv8	75
Εικόνα 10. Αποτελέσματα Εικόνας 001147	79
Εικόνα 11. Αποτελέσματα Εικόνας 001075	79
Εικόνα 12. Αποτελέσματα Εικόνας 000973	80
Εικόνα 13. Αποτελέσματα Εικόνας 000834	80
Εικόνα 14. Αποτελέσματα Εικόνας 000025	81
Εικόνα 15. Στιγμιότυπο από τη σελίδα Home	82
Εικόνα 16. Στιγμιότυπο από τη σελίδα Home	82
Εικόνα 17. Στιγμιότυπο από τη σελίδα Home	83
Εικόνα 18. Στιγμιότυπο από τη σελίδα About	83
Εικόνα 19. Στιγμιότυπο από τη σελίδα Algorithms	83
Εικόνα 20. Στιγμιότυπο από τη σελίδα Algorithms	83
Εικόνα 21. Στιγμιότυπο από τη σελίδα Results	84
Εικόνα 22. Στιγμιότυπο από τη σελίδα Results	84
Εικόνα 23. Στιγμιότυπο από τη σελίδα Results	84

Κατάλογος Συντομογραφιών

ΔΕ	Δορυφορικές Εικόνες
ΑΙ	Artificial Intelligence
ΑΙ	Τεχνητή Νοημοσύνη

ML	Machine Learning
MM	Μηχανική Μάθηση
CNN	Convolutional Neural Network
RNN	Recurrent Neural Network
ESA	European Space Agency
GPU	Graphics Processing Unit
DOTA	Detection of Objects in Aerial Imagery
YOLO	You Only Look Once
GNSS	Global Navigation Satellite System
GPS	Global Positioning System
SAR	Synthetic aperture radar
SaR	Search and Rescue
SSDD	SAR Ship Detection Dataset
DIU	Defense Innovation Unit
DoD	Department of Defence
GPL	General Public License

1. Εισαγωγή

1.1. Η σημασία της αναγνώρισης πλοίων σε Δορυφορικές Εικόνες

Οι ωκεανοί και οι θάλασσες καλύπτουν πάνω από το 70% της επιφάνειας της γης και είναι ζωτικής σημασίας για τις μεταφορές, το εμπόριο και τις συναλλαγές. Η ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με τη χρήση αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης (AI) αποτελεί σημαντική εξέλιξη τα τελευταία χρόνια λόγω των πιθανών εφαρμογών της σε διάφορους τομείς. Στην παρούσα έκθεση, θα συζητήσουμε τη σημασία της ανίχνευσης πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με χρήση AI, τις εφαρμογές της και τις μελλοντικές προοπτικές.

Η ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με χρήση AI είναι μια αποτελεσματική μέθοδος για τον εντοπισμό και την παρακολούθηση πλοίων σε πραγματικό χρόνο. Η παραδοσιακή μέθοδος ανίχνευσης πλοίων περιλάμβανε ανθρώπινους χειριστές που σαρώνουν δορυφορικές εικόνες, η οποία είναι μια κουραστική και χρονοβόρα εργασία. Με τη βοήθεια αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης, οι δορυφορικές εικόνες μπορούν πλέον να αναλυθούν με πολύ ταχύτερο ρυθμό και με μεγαλύτερη ακρίβεια, καθιστώντας δυνατή την ανίχνευση και τον εντοπισμό πλοίων σε πραγματικό χρόνο.

Μία από τις κύριες εφαρμογές της ανίχνευσης πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με χρήση AI είναι η θαλάσσια ασφάλεια. Με την αύξηση της πειρατείας και των λαθρεμπορικών δραστηριοτήτων, υπάρχει ανάγκη για ένα αποτελεσματικό σύστημα που να μπορεί να ανιχνεύει και να παρακολουθεί πλοία σε πραγματικό χρόνο. Η ανίχνευση πλοίων με τη χρήση αλγορίθμων AI μπορεί να βοηθήσει στον εντοπισμό ύποπτων δραστηριοτήτων, όπως η μη εξουσιοδοτημένη είσοδος σε απαγορευμένες περιοχές ή τα ακανόνιστα μοτίβα πλεύσης, και να ειδοποιήσει τις αρχές να λάβουν τα απαραίτητα μέτρα. Οι αλγόριθμοι AI μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για την παρακολούθηση των ναυτιλιακών λωρίδων, τον εντοπισμό πιθανών απειλών και την παροχή έγκαιρης προειδοποίησης για την πρόληψη πιθανών παραβιάσεων της ασφάλειας.

Μια άλλη σημαντική εφαρμογή της ανίχνευσης πλοίων με χρήση AI είναι η διαχείριση της αλιείας. Η χρήση αλγορίθμων AI για τον εντοπισμό και την παρακολούθηση αλιευτικών σκαφών μπορεί να συμβάλει στην πρόληψη των παράνομων αλιευτικών δραστηριοτήτων, που αποτελούν σημαντικό πρόβλημα σε πολλές περιοχές. Η δυνατότητα παρακολούθησης της αλιευτικής δραστηριότητας σε μια συγκεκριμένη περιοχή και η ανίχνευση οποιασδήποτε ασυνήθιστης ή ύποπτης συμπεριφοράς μπορεί να βοηθήσει τους υπεύθυνους χάραξης πολιτικής να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις σχετικά με τις αλιευτικές ποσοστώσεις και τους κανονισμούς, οδηγώντας σε βιώσιμη διαχείριση των θαλάσσιων πόρων.

Η ανίχνευση πλοίων με τη χρήση αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης έχει επίσης σημαντικές εφαρμογές στην περιβαλλοντική παρακολούθηση. Με την αύξηση της ναυτιλιακής δραστηριότητας, υπάρχει ανάγκη για συνεχή παρακολούθηση των ναυτιλιακών εκπομπών, των πετρελαιοκηλίδων και άλλων περιβαλλοντικών κινδύνων. Οι αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να βοηθήσουν στον εντοπισμό και την παρακολούθηση αυτών των περιβαλλοντικών κινδύνων, παρέχοντας πολύτιμες πληροφορίες για την περιβαλλοντική διαχείριση και τη λήψη αποφάσεων.

Οι μελλοντικές προοπτικές της ανίχνευσης πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με τη χρήση ΑΙ είναι ελπιδοφόρες. Με την ανάπτυξη νέων αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης και την αυξανόμενη διαθεσιμότητα δορυφορικών δεδομένων, είναι πλέον δυνατή η ανίχνευση και η παρακολούθηση πλοίων σε πραγματικό χρόνο με πολύ ταχύτερο ρυθμό και μεγαλύτερη ακρίβεια από ποτέ. Οι αλγόριθμοι ΑΙ μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για την ανάλυση ιστορικών δεδομένων και τον εντοπισμό μοτίβων, παρέχοντας πολύτιμες πληροφορίες για τη λήψη αποφάσεων.

Συμπερασματικά, η ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με τη χρήση αλγορίθμων ΑΙ αποτελεί σημαντική εξέλιξη στον τομέα της ναυτικής ασφάλειας, της διαχείρισης της αλιείας και της περιβαλλοντικής παρακολούθησης. Η δυνατότητα εντοπισμού και παρακολούθησης πλοίων σε πραγματικό χρόνο με τη χρήση αλγορίθμων ΑΙ μπορεί να βοηθήσει στην πρόληψη παραβιάσεων της ασφάλειας, παράνομων αλιευτικών δραστηριοτήτων και περιβαλλοντικών κινδύνων. Καθώς η διαθεσιμότητα των δορυφορικών δεδομένων αυξάνεται και οι αλγόριθμοι ΑΙ συνεχίζουν να αναπτύσσονται, η ανίχνευση πλοίων με χρήση ΑΙ είναι πιθανό να γίνει ακόμη πιο αποτελεσματική, οδηγώντας σε ασφαλέστερη και πιο βιώσιμη χρήση των θαλάσσιων πόρων.

1.2. Κύριες προκλήσεις

Η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης (ΑΙ) για την ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες έχει κερδίσει σημαντική προσοχή τα τελευταία χρόνια λόγω των πιθανών εφαρμογών της στη θαλάσσια επιτήρηση, τη διαχείριση των θαλάσσιων πόρων και την περιβαλλοντική παρακολούθηση. Ωστόσο, η ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες παρουσιάζει αρκετές προκλήσεις που πρέπει να αντιμετωπιστούν για ακριβή και αξιόπιστα αποτελέσματα με τη χρήση τεχνικών βασισμένων στην ΑΙ.

- **Μεταβλητότητα στις εμφανίσεις πλοίων:** Τα πλοία μπορεί να εμφανίζονται σε διάφορα σχήματα, μεγέθη, προσανατολισμούς και χρώματα, γεγονός που καθιστά δύσκολη τη σχεδίαση ενός ενιαίου μοντέλου που να μπορεί να ανιχνεύει με ακρίβεια πλοία διαφορετικών τύπων. Η εμφάνιση των πλοίων μπορεί επίσης να διαφέρει ανάλογα με παράγοντες όπως οι καιρικές συνθήκες, οι συνθήκες φωτισμού και οι γωνίες θέασης, περιπλέκοντας

πραιτέρω την ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες. Η ανάπτυξη ενός εύρωστου αλγορίθμου τεχνητής νοημοσύνης που μπορεί να χειριστεί τη μεταβλητότητα στην εμφάνιση των πλοίων αποτελεί πρόκληση (Li et al., 2020).

- Πολύπλοκα και δυναμικά θαλάσσια περιβάλλοντα: Το θαλάσσιο περιβάλλον είναι σύνθετο και δυναμικό, με τα πλοία να πλοηγούνται σε διαφορετικούς τύπους υδάτων, όπως ανοικτές θάλασσες, παράκτιες περιοχές και λιμάνια. Η παρουσία άλλων πλοίων, χερσαίων όγκων και φυσικών χαρακτηριστικών στις δορυφορικές εικόνες μπορεί να δημιουργήσει ακαταστασία και αποκρύψεις, καθιστώντας δύσκολη την ακριβή ανίχνευση πλοίων. Επιπλέον, τα πλοία μπορεί να κινούνται με διαφορετικές ταχύτητες και να αλλάζουν κατεύθυνση, αυξάνοντας περαιτέρω την πολυπλοκότητα της ανίχνευσης πλοίων σε δορυφορικές εικόνες (Cheng et al., 2019).
- Περιορισμένα και θορυβώδη δεδομένα: Η διαθεσιμότητα υψηλής ποιότητας επισημασμένων δεδομένων είναι ζωτικής σημασίας για την εκπαίδευση μοντέλων AI. Ωστόσο, η απόκτηση επισημασμένων δεδομένων για την ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες μπορεί να είναι δύσκολη λόγω της περιορισμένης πρόσβασης σε δορυφορικές εικόνες με σχολιασμούς επίγειας αλήθειας, καθώς και του εγγενούς θορύβου και των αβεβαιοτήτων που σχετίζονται με τις δορυφορικές εικόνες, όπως η κάλυψη σύννεφων, ο θόρυβος των αισθητήρων και τα τεχνουργήματα εικόνας. Αυτό μπορεί να επηρεάσει την απόδοση των μοντέλων AI και να δημιουργήσει προκλήσεις στην επίτευξη υψηλής ακρίβειας ανίχνευσης (Zhang et al., 2020).
- Ανισόρροπη κατανομή κλάσεων: Η ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες είναι συνήθως μια εργασία δυαδικής ταξινόμησης, με τα πλοία και τα μη πλοία ως τις δύο κλάσεις. Ωστόσο, η κατανομή των κλάσεων είναι συχνά ανισόρροπη, με σημαντικά υψηλότερο αριθμό εικονοστοιχείων μη πλοίων σε σύγκριση με τα εικονοστοιχεία πλοίων στις δορυφορικές εικόνες. Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε ένα προκατελημμένο μοντέλο που τείνει να υπερπροβλέπει την πλειοψηφική κλάση (δηλ. τα μη πλοία) και να έχει ως αποτέλεσμα χαμηλότερη απόδοση ανίχνευσης για τη μειοψηφική κλάση (δηλ. τα πλοία). Η εξισορρόπηση της κατανομής των κλάσεων και η αντιμετώπιση του προβλήματος της ανισορροπίας των κλάσεων αποτελεί πρόκληση στην ανίχνευση πλοίων με χρήση AI (Li et al., 2020).
- Επεκτασιμότητα και επεξεργασία σε πραγματικό χρόνο: Οι δορυφορικές εικόνες είναι συνήθως μεγάλες και υψηλής ανάλυσης και η ανίχνευση πλοίων σε τέτοιες εικόνες απαιτεί την επεξεργασία μεγάλου όγκου δεδομένων. Η επεκτασιμότητα και η επεξεργασία σε πραγματικό χρόνο αποτελούν κρίσιμες προκλήσεις στην ανίχνευση πλοίων με χρήση AI, καθώς ο χρόνος

επεξεργασίας και οι υπολογιστικές απαιτήσεις μπορεί να είναι σημαντικές, ιδίως όταν πρόκειται για εικόνες υψηλής ανάλυσης και μεγάλες περιοχές ενδιαφέροντος. Η επεξεργασία σε πραγματικό χρόνο είναι ζωτικής σημασίας για εφαρμογές όπως η θαλάσσια επιτήρηση, όπου η έγκαιρη και ακριβής ανίχνευση πλοίων είναι απαραίτητη για τη λήψη αποφάσεων (Zhang et al., 2020).

- Γενίκευση σε διαφορετικά περιβάλλοντα: Τα μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης που εκπαιδεύονται σε έναν τύπο θαλάσσιου περιβάλλοντος μπορεί να μην αποδίδουν καλά σε έναν διαφορετικό τύπο περιβάλλοντος, καθώς τα οπτικά χαρακτηριστικά και τα πρότυπα των πλοίων μπορεί να διαφέρουν σε διαφορετικές περιοχές ή υπό διαφορετικές συνθήκες. Η γενίκευση των μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης σε διαφορετικά περιβάλλοντα, όπως διαφορετικές ωκεάνιες περιοχές ή διαφορετικές καιρικές συνθήκες, αποτελεί πρόκληση στην ανίχνευση πλοίων με χρήση τεχνητής νοημοσύνης. Η ανάπτυξη μοντέλων που μπορούν να προσαρμόζονται και να γενικεύονται καλά σε διαφορετικά θαλάσσια περιβάλλοντα είναι ζωτικής σημασίας για την επίτευξη ισχυρών και αξιόπιστων επιδόσεων ανίχνευσης πλοίων (Cheng et al., 2019).

Συμπερασματικά, ενώ οι τεχνικές που βασίζονται στην ΑΙ υπόσχονται πολλά για την ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες, υπάρχουν αρκετές προκλήσεις που πρέπει να αντιμετωπιστούν για την επίτευξη ακριβών και αξιόπιστων αποτελεσμάτων. Οι προκλήσεις αυτές περιλαμβάνουν τη μεταβλητότητα στην εμφάνιση πλοίων, τα πολύπλοκα και δυναμικά θαλάσσια περιβάλλοντα, τα περιορισμένα και θορυβώδη δεδομένα, την ανισομερή κατανομή κλάσεων, την επεκτασιμότητα και την επεξεργασία σε πραγματικό χρόνο και τη γενίκευση σε διαφορετικά περιβάλλοντα. Η αντιμετώπιση αυτών των προκλήσεων απαιτεί περαιτέρω έρευνα και ανάπτυξη στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης για την ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες, συμπεριλαμβανομένης της προόδου των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, των τεχνικών συλλογής και προεπεξεργασίας δεδομένων και των μεθόδων αξιολόγησης και επικύρωσης μοντέλων.

Για να ξεπεραστούν οι προκλήσεις της ανίχνευσης πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με τη χρήση τεχνητής νοημοσύνης, οι ερευνητές έχουν προτείνει διάφορες προσεγγίσεις. Για παράδειγμα, ορισμένες μελέτες έχουν χρησιμοποιήσει τεχνικές βαθιάς μάθησης, όπως τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (CNN), τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα (RNN) και τις παραλλαγές τους, για να μάθουν σύνθετα χαρακτηριστικά από δορυφορικές εικόνες για την ανίχνευση πλοίων (Li et al., 2020; Zhang et al., 2020). Άλλοι έχουν διερευνήσει τη χρήση πολυτροπικών δεδομένων, όπως η ενσωμάτωση χρονικών πληροφοριών από πολλαπλές δορυφορικές εικόνες, για τη βελτίωση της ακρίβειας της ανίχνευσης πλοίων σε

δυναμικά θαλάσσια περιβάλλοντα (Cheng et al., 2019). Επιπλέον, ορισμένοι ερευνητές έχουν προτείνει τεχνικές επαύξησης δεδομένων, όπως η σύνθεση εικόνων και η εξισορρόπηση δεδομένων, για την αντιμετώπιση των προβλημάτων των περιορισμένων και ανισόρροπων δεδομένων (Li et al., 2020).

Επιπλέον, οι εξελίξεις στις τεχνολογίες υλικού, όπως οι μονάδες επεξεργασίας γραφικών (GPU) και οι κατανεμημένοι υπολογιστές, έχουν επιτρέψει ταχύτερη επεξεργασία και δυνατότητες πραγματικού χρόνου, αντιμετωπίζοντας τις προκλήσεις της επεκτασιμότητας και της επεξεργασίας σε πραγματικό χρόνο στην ανίχνευση πλοίων με χρήση AI (Zhang et al., 2020). Επιπλέον, έχουν διερευνηθεί οι τεχνικές προσαρμογής τομέα και μάθησης μεταφοράς για τη βελτίωση της γενίκευσης των μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης σε διαφορετικά θαλάσσια περιβάλλοντα (Cheng et al., 2019).

Παρά τις προκλήσεις, η χρήση της AI για την ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες έχει δείξει ελπιδοφόρα αποτελέσματα και έχει τη δυνατότητα να φέρει επανάσταση στη θαλάσσια επιτήρηση, τη διαχείριση των θαλάσσιων πόρων και την περιβαλλοντική παρακολούθηση. Με συνεχή έρευνα και ανάπτυξη, συμπεριλαμβανομένης της βελτίωσης της ποιότητας των δεδομένων, των επιδόσεων του μοντέλου και των υπολογιστικών δυνατοτήτων, η ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με βάση την AI μπορεί να βελτιωθεί περαιτέρω για να επιτευχθεί μεγαλύτερη ακρίβεια, αποτελεσματικότητα και αξιοπιστία σε πραγματικές εφαρμογές.

Συμπερασματικά, η ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με χρήση AI αντιμετωπίζει αρκετές προκλήσεις που σχετίζονται με τη μεταβλητότητα στην εμφάνιση πλοίων, τα πολύπλοκα και δυναμικά θαλάσσια περιβάλλοντα, τα περιορισμένα και θορυβώδη δεδομένα, την ανισοκατανομή των κλάσεων, την επεκτασιμότητα και την επεξεργασία σε πραγματικό χρόνο και τη γενίκευση σε διαφορετικά περιβάλλοντα. Η αντιμετώπιση αυτών των προκλήσεων απαιτεί περαιτέρω πρόοδο στους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης, στις τεχνικές συλλογής και προεπεξεργασίας δεδομένων και στις μεθόδους αξιολόγησης και επικύρωσης μοντέλων. Ωστόσο, με συνεχή έρευνα και ανάπτυξη, η ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με βάση την AI έχει μεγάλες δυνατότητες για τον μετασχηματισμό της θαλάσσιας επιτήρησης και διαχείρισης, συμβάλλοντας σε ασφαλέστερες και αποτελεσματικότερες θαλάσσιες επιχειρήσεις.

1.3. Συνεισφορά

Πάνω στο αντικείμενο της αυτόματης αναγνώρισης πλοίων σε εικόνες από δορυφόρους έχουν εργαστεί διάφοροι μεγάλοι οργανισμοί και εταιρείες. Ακολουθούν χαρακτηριστικά παραδείγματα:

- Εικόνες του δορυφόρου ESA Sentinel-2: Ο δορυφόρος Sentinel-2 του Ευρωπαϊκού Οργανισμού Διαστήματος είναι εξοπλισμένος με ένα πολυφασματικό όργανο (MSI) που καταγράφει εικόνες με ανάλυση 10 μέτρων ανά εικονοστοιχείο. Οι ερευνητές χρησιμοποίησαν αυτά τα δεδομένα για να αναπτύξουν ένα μοντέλο ανίχνευσης πλοίων χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο βαθιάς μάθησης που ονομάζεται Faster R-CNN. Το μοντέλο αυτό ήταν σε θέση να ανιχνεύσει πλοία σε εικόνες του Sentinel-2 με ακρίβεια άνω του 90%.
- Σύνολο δεδομένων DOTA: Το σύνολο δεδομένων DOTA (Detection of Objects in Aerial Imagery) περιέχει δορυφορικές εικόνες υψηλής ανάλυσης από αστικές περιοχές. Οι ερευνητές χρησιμοποίησαν αυτό το σύνολο δεδομένων για να αναπτύξουν ένα μοντέλο ανίχνευσης πλοίων χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο YOLOv3. Το μοντέλο αυτό ήταν σε θέση να ανιχνεύσει πλοία με μέση ακρίβεια άνω του 90%.
- Δορυφορικές εικόνες PlanetScope: Το PlanetScope είναι ένας αστερισμός μικρών δορυφόρων που καταγράφουν εικόνες με ανάλυση 3-5 μέτρα ανά εικονοστοιχείο. Οι ερευνητές χρησιμοποίησαν αυτά τα δεδομένα για να αναπτύξουν ένα μοντέλο ανίχνευσης πλοίων χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο βαθιάς μάθησης που ονομάζεται RetinaNet. Αυτό το μοντέλο ήταν σε θέση να ανιχνεύσει πλοία σε εικόνες PlanetScope με ακρίβεια άνω του 95%.
- Εικόνες Google Earth: Το Google Earth παρέχει δορυφορικές εικόνες υψηλής ανάλυσης ολόκληρου του πλανήτη. Οι ερευνητές χρησιμοποίησαν αυτά τα δεδομένα για να αναπτύξουν ένα μοντέλο ανίχνευσης πλοίων χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο Faster R-CNN. Το μοντέλο αυτό ήταν σε θέση να ανιχνεύσει πλοία σε εικόνες του Google Earth με ακρίβεια άνω του 90%.

Αυτά είναι μερικά μόνο παραδείγματα ανίχνευσης πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με χρήση τεχνητής νοημοσύνης. Καθώς η τεχνολογία AI συνεχίζει να εξελίσσεται, μπορούμε να περιμένουμε την ανάπτυξη ακόμη πιο ακριβών και αποτελεσματικών μοντέλων ανίχνευσης πλοίων.

Η συνολική συνεισφορά της παρούσας διπλωματικής εργασίας παρουσιάζεται στους ακόλουθους στόχους:

- να ελεγχθούν οι δυνατότητες των διάφορων αλγορίθμων YOLO.
- να βρεθεί ο αλγόριθμος εκείνος με τα καλύτερα αποτελέσματα στα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν.

1.4. Δομή εργασίας

Στο δεύτερο κεφάλαιο γίνεται μία βιβλιογραφική ανασκόπηση σε αντίστοιχες εργασίες που έχουν μελετήσει σε κάποιο βαθμό την αυτόματη αναγνώριση πλοίων

σε ΔΕ με χρήση τεχνητής νοημοσύνης προκειμένου να βρεθούν τρόποι αντιμετώπισης του θέματος.

Στο τρίτο κεφάλαιο αναφέρονται κάποια γενικά στοιχεία για τους δορυφόρους.

Στο τέταρτο κεφάλαιο γίνεται ανάλυση των δορυφορικών εικόνων και κάποιων από τα σημαντικότερα διαθέσιμα dataset.

Στο πέμπτο κεφάλαιο πραγματοποιείται επιγραμματική ανάλυση της τεχνητής νοημοσύνης και της μηχανικής μάθησης.

Στο έκτο κεφάλαιο αναλύονται οι αλγόριθμοι YOLO που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπόνηση του πειραματικού σταδίου της εργασίας.

Στο έβδομο κεφάλαιο γίνεται μνεία στη γλώσσα προγραμματισμού Python και αναλύεται λεπτομερώς ο κώδικας του λογισμικού που συντάχθηκε για την επίλυση του προβλήματος

Στο όγδοο κεφάλαιο γίνεται ανάλυση του τρόπου δημιουργίας του ιστότοπου που χρησιμοποιήθηκε για την απεικόνιση των αποτελεσμάτων.

Στο ένατο κεφάλαιο παρατίθενται τα πειραματικά δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την επίλυση του θέματος και αναλύεται η επεξεργασία που απαιτήθηκε να γίνει σε αυτά. Επίσης, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα και γίνεται η αξιολόγησή τους.

Τέλος, στα παραρτήματα παρατίθενται το σύνολο των δεδομένων καθώς και ο κώδικας του προγράμματος που συντάχθηκε.

2. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο, γίνεται βιβλιογραφική ανασκόπηση σε εργασίες που έχουν μελετήσει με διάφορους τρόπους την αυτόματη αναγνώριση πλοίων σε ΔΕ με χρήση τεχνητής νοημοσύνης. Έχοντας ως βάση τις δυσκολίες σύμφωνα με τους τύπους δεδομένων για την υλοποίηση μιας τέτοιας διαδικασίας και τη σημασία αυτής της, αξίζει να μελετηθεί η μεθοδολογία αντιμετώπισής του θέματος και από άλλους ερευνητές. Οι εργασίες ταξινομούνται σύμφωνα με τα δεδομένα και τη λύση που προτείνεται.

2.1. Deep Learning-Based Ship Detection on Satellite Images Using Convolutional Neural Networks

Το άρθρο "Deep Learning-Based Ship Detection on Satellite Images Using Convolutional Neural Networks"[72] παρουσιάζει μια νέα προσέγγιση για την ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με τη χρήση τεχνικών βαθιάς μάθησης. Οι συγγραφείς, Smith και Chen, προτείνουν μια μέθοδο βασισμένη σε νευρωνικά δίκτυα συνέλιξης (CNN) για την αυτόματη εκμάθηση και εξαγωγή χαρακτηριστικών που σχετίζονται με πλοία από μεγάλα σύνολα δεδομένων σχολιασμένων δορυφορικών εικόνων. Το εκπαιδευμένο μοντέλο CNN επιδεικνύει υψηλή ακρίβεια στον εντοπισμό πλοίων, ακόμη και σε δύσκολες συνθήκες, όπως ποικίλες καιρικές συνθήκες, προσανατολισμοί πλοίων και ακαταστασία του φόντου. Οι συγγραφείς υπογραμμίζουν την ανώτερη απόδοση της προτεινόμενης προσέγγισης όσον αφορά την ακρίβεια, την ευρωστία και την αποδοτικότητα. Η μέθοδος έχει σημαντικές δυνατότητες για διάφορες εφαρμογές, συμπεριλαμβανομένης της επίγνωσης του θαλάσσιου τομέα, της παρακολούθησης της κυκλοφορίας των πλοίων και της παρακολούθησης του περιβάλλοντος.

Οι συγγραφείς ξεκινούν με την αντιμετώπιση των περιορισμών των υφιστάμενων μεθόδων ανίχνευσης πλοίων, οι οποίες συχνά βασίζονται σε χειροποίητα χαρακτηριστικά και δεν έχουν την ικανότητα να μαθαίνουν σύνθετες αναπαραστάσεις από μεγάλα σύνολα δεδομένων. Στη συνέχεια περιγράφουν την αρχιτεκτονική του προτεινόμενου μοντέλου CNN, το οποίο αποτελείται από πολλαπλά επίπεδα συνελκτικής και συγκέντρωσης, ακολουθούμενα από πλήρως συνδεδεμένα επίπεδα για την ανίχνευση πλοίων. Οι συγγραφείς συζητούν επίσης τη διαδικασία εκπαίδευσης, συμπεριλαμβανομένης της προεπεξεργασίας δεδομένων, της βελτιστοποίησης του μοντέλου και της ρύθμισης των υπερπαραμέτρων.

Παρουσιάζονται πειραματικά αποτελέσματα για να καταδειχθεί η αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης μεθόδου. Οι συγγραφείς συγκρίνουν την προσέγγισή τους με διάφορες σύγχρονες μεθόδους ανίχνευσης πλοίων και δείχνουν ότι η προσέγγισή τους με βάση το CNN υπερτερεί των άλλων όσον αφορά την

ακρίβεια και την ευρωστία. Διεξάγουν επίσης εκτεταμένα πειράματα για να αξιολογήσουν την απόδοση της μεθόδου σε διάφορες δύσκολες συνθήκες, όπως διαφορετικούς προσανατολισμούς πλοίων, αναλύσεις εικόνων και καιρικές συνθήκες. Τα αποτελέσματα υποδεικνύουν τις μεγάλες δυνατότητες της προτεινόμενης προσέγγισης για πρακτικές εφαρμογές ανίχνευσης πλοίων σε σενάρια πραγματικού κόσμου.

Η σημασία της παρούσας έρευνας έγκειται στη συμβολή της στην πρόοδο των τεχνολογιών ανίχνευσης πλοίων με χρήση τεχνητής νοημοσύνης. Η προτεινόμενη προσέγγιση με βάση το CNN προσφέρει μια δεδομενοστραφή και αυτοματοποιημένη λύση για την ανίχνευση πλοίων, εξαλείφοντας την ανάγκη για χειροκίνητη σχεδίαση χαρακτηριστικών και επιτρέποντας την ακριβή ανίχνευση σε πολύπλοκα θαλάσσια περιβάλλοντα. Τα ευρήματα της παρούσας μελέτης έχουν σημαντικές επιπτώσεις για τη θαλάσσια επιτήρηση, την παρακολούθηση της κυκλοφορίας των πλοίων και τις εφαρμογές ασφαλείας, όπου η ακριβής και αποτελεσματική ανίχνευση πλοίων είναι ζωτικής σημασίας για την επίγνωση της κατάστασης και τη λήψη αποφάσεων.

2.2. Fusion of Deep Learning and Handcrafted Features for Ship Detection on Satellite Images

Το άρθρο "Fusion of Deep Learning and Handcrafted Features for Ship Detection on Satellite Images"[94] παρουσιάζει μια νέα προσέγγιση που συνδυάζει τη βαθιά μάθηση και τα χειροποίητα χαρακτηριστικά για την ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες. Οι συγγραφείς, Lee και Kim, προτείνουν μια μέθοδο που αξιοποιεί ένα προεκπαιδευμένο βαθύ νευρωνικό δίκτυο για την εξαγωγή χαρακτηριστικών υψηλού επιπέδου από δορυφορικές εικόνες, τα οποία στη συνέχεια συγχωνεύονται με χειροποίητα χαρακτηριστικά όπως το χρώμα, η υφή και το σχήμα για τη βελτίωση της ακρίβειας ανίχνευσης.

Οι συγγραφείς ξεκινούν συζητώντας τους περιορισμούς των υφιστάμενων μεθόδων ανίχνευσης πλοίων, οι οποίες συχνά βασίζονται αποκλειστικά στη βαθιά μάθηση ή σε χειροποίητα χαρακτηριστικά, αλλά μπορεί να μην έχουν την ικανότητα να συλλάβουν πληροφορίες πλαισίου ή διακριτικά χαρακτηριστικά από δορυφορικές εικόνες. Στη συνέχεια περιγράφουν την αρχιτεκτονική της προτεινόμενης μεθόδου τους, η οποία αποτελείται από ένα βαθύ νευρωνικό δίκτυο για την εξαγωγή χαρακτηριστικών και μια μονάδα σύντηξης χαρακτηριστικών που συνδυάζει χαρακτηριστικά βαθιάς μάθησης με χειροποίητα χαρακτηριστικά.

Παρουσιάζονται πειραματικά αποτελέσματα για να καταδειχθεί η αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης μεθόδου. Οι συγγραφείς συγκρίνουν την προσέγγισή τους με διάφορες σύγχρονες μεθόδους ανίχνευσης πλοίων και δείχνουν ότι η συγχώνευση χαρακτηριστικών βαθιάς μάθησης και χειροποίητων χαρακτηριστικών οδηγεί σε βελτιωμένη ακρίβεια ανίχνευσης. Διεξάγουν επίσης

εκτεταμένα πειράματα για να αξιολογήσουν την απόδοση της μεθόδου σε διάφορες δύσκολες συνθήκες, όπως ποικίλα μεγέθη πλοίων, προσανατολισμούς και ακαταστασία φόντου. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η προτεινόμενη προσέγγιση επιτυγχάνει ανώτερες επιδόσεις όσον αφορά την ακρίβεια και την ανθεκτικότητα σε σύγκριση με τις υπάρχουσες μεθόδους, ιδίως σε απαιτητικά θαλάσσια περιβάλλοντα.

Οι συγγραφείς διεξάγουν επίσης μελέτες αφαίρεσης για να αναλύσουν τη συμβολή κάθε συστατικού της προτεινόμενης μεθόδου, συμπεριλαμβανομένων των χαρακτηριστικών βαθιάς μάθησης και των χειροποίητων χαρακτηριστικών. Τα αποτελέσματα αποκαλύπτουν ότι η συγχώνευση της βαθιάς μάθησης και των χειροποίητων χαρακτηριστικών οδηγεί σε συνεργιστικό αποτέλεσμα, με αποτέλεσμα βελτιωμένη απόδοση ανίχνευσης. Οι συγγραφείς συζητούν περαιτέρω τις δυνατότητες της προσέγγισής τους για πρακτικές εφαρμογές, όπως η θαλάσσια επιτήρηση, η παρακολούθηση της κυκλοφορίας των πλοίων και η περιβαλλοντική παρακολούθηση.

Η σημασία αυτής της έρευνας έγκειται στην καινοτόμο προσέγγισή της που συνδυάζει τη βαθιά μάθηση και τα χειροποίητα χαρακτηριστικά για την ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες. Η συγχώνευση αυτών των δύο τύπων χαρακτηριστικών παρέχει μια ολιστική αναπαράσταση των πλοίων και του περιβάλλοντος πλαισίου τους, οδηγώντας σε βελτιωμένη ακρίβεια ανίχνευσης. Τα ευρήματα της παρούσας μελέτης έχουν σημαντικές επιπτώσεις για την πρόοδο των τεχνολογιών ανίχνευσης πλοίων, ιδίως σε πολύπλοκα θαλάσσια περιβάλλοντα όπου η ακριβής και ισχυρή ανίχνευση πλοίων είναι ζωτικής σημασίας για διάφορες εφαρμογές.

2.3. Ship Detection in Satellite Images Using Deep Learning and Region Proposal Networks

Το άρθρο αυτό[95] παρουσιάζει μια νέα προσέγγιση για την ανίχνευση πλοίων με χρήση βαθιάς μάθησης και δικτύων προτάσεων περιοχών (RPN). Οι συγγραφείς, Zhang και Wu, προτείνουν μια μέθοδο που ενσωματώνει τη βαθιά μάθηση με τα RPNs για την αυτόματη δημιουργία προτάσεων περιοχών για πιθανά πλοία, ακολουθούμενη από ταξινόμηση για τον εντοπισμό πλοίων από τις προτάσεις.

Οι συγγραφείς ξεκινούν με την αντιμετώπιση των περιορισμών των παραδοσιακών μεθόδων εντοπισμού πλοίων, οι οποίες συχνά βασίζονται σε χειροποίητα χαρακτηριστικά και μπορεί να υποφέρουν από χαμηλή ακρίβεια εντοπισμού, ειδικά για μικρά και μερικώς καλυμμένα πλοία. Στη συνέχεια περιγράφουν την αρχιτεκτονική της προτεινόμενης μεθόδου τους, η οποία αποτελείται από ένα βαθύ νευρωνικό δίκτυο για την εξαγωγή χαρακτηριστικών και ένα RPN για τη δημιουργία προτάσεων περιοχής. Οι προτάσεις περιοχής χρησιμοποιούνται στη συνέχεια για ταξινόμηση για τον εντοπισμό πλοίων.

Παρουσιάζονται πειραματικά αποτελέσματα για να καταδειχθεί η αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης μεθόδου. Οι συγγραφείς συγκρίνουν την προσέγγισή τους με διάφορες σύγχρονες μεθόδους ανίχνευσης πλοίων και δείχνουν ότι η προσέγγισή τους επιτυγχάνει υψηλή ακρίβεια και στιβαρότητα στον εντοπισμό πλοίων, ακόμη και σε δύσκολες συνθήκες, όπως ποικίλοι προσανατολισμοί πλοίων και παρεμβολές υποβάθρου. Διεξάγουν επίσης εκτεταμένα πειράματα για να αξιολογήσουν την απόδοση της μεθόδου σε διάφορα σενάρια, όπως διαφορετικές αναλύσεις εικόνας και μεγέθη πλοίων. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η προτεινόμενη προσέγγιση υπερτερεί έναντι των υφιστάμενων μεθόδων όσον αφορά την ακρίβεια και την αποδοτικότητα.

Οι συγγραφείς αναλύουν περαιτέρω τη συμβολή του συστατικού RPN στην προσέγγισή τους, τονίζοντας την ικανότητά του να παράγει ακριβείς προτάσεις περιοχών για πιθανά πλοία, γεγονός που επιτρέπει την αποτελεσματικότερη και αποδοτικότερη ανίχνευση πλοίων. Συζητούν επίσης τις δυνατότητες της προσέγγισής τους για πρακτικές εφαρμογές, όπως η θαλάσσια επιτήρηση, η παρακολούθηση της κυκλοφορίας των πλοίων και η περιβαλλοντική παρακολούθηση.

Η σημασία αυτής της έρευνας έγκειται στην καινοτόμο προσέγγισή της που ενσωματώνει τη βαθιά μάθηση με τα RPNs για την ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες. Η χρήση των RPNs επιτρέπει την αποτελεσματική δημιουργία προτάσεων περιοχής, οδηγώντας σε ακριβή και ισχυρή ανίχνευση πλοίων. Τα ευρήματα αυτής της μελέτης έχουν σημαντικές επιπτώσεις για την πρόοδο των τεχνολογιών ανίχνευσης πλοίων, ιδίως σε πολύπλοκα θαλάσσια περιβάλλοντα, όπου η ακριβής και αποτελεσματική ανίχνευση πλοίων είναι ζωτικής σημασίας για διάφορες εφαρμογές.

2.4. Multiscale Contextual Information for Ship Detection in Satellite Images Using Deep Learning

Το άρθρο "Multiscale Contextual Information for Ship Detection in Satellite Images Using Deep Learning"[96] προτείνει μια καινοτόμο προσέγγιση για την ανίχνευση πλοίων με χρήση βαθιάς μάθησης και multiscale contextual information. Οι συγγραφείς, Wang και Li, αντιμετωπίζουν τις προκλήσεις της ανίχνευσης πλοίων σε δορυφορικές εικόνες, όπως ποικίλα μεγέθη πλοίων, προσανατολισμούς και ακαταστασία του φόντου, ενσωματώνοντας πληροφορίες πολλαπλών κλιμάκων πλαισίου σε ένα πλαίσιο βαθιάς μάθησης.

Οι συγγραφείς ξεκινούν συζητώντας τους περιορισμούς των παραδοσιακών μεθόδων ανίχνευσης πλοίων, οι οποίες συχνά βασίζονται σε χειροποίητα χαρακτηριστικά και ενδέχεται να μην καταγράφουν αποτελεσματικά τις πληροφορίες πλαισίου που είναι απαραίτητες για την ακριβή ανίχνευση πλοίων. Στη συνέχεια προτείνουν μια μέθοδο που ενσωματώνει πληροφορίες πολλαπλών κλιμάκων για το πλαίσιο σε ένα βαθύ

νευρωνικό δίκτυο για την εξαγωγή χαρακτηριστικών. Οι πληροφορίες πλαισίου εξάγονται σε πολλαπλές κλίμακες για να συλλάβουν τις σχέσεις πλαισίου μεταξύ των πλοίων και του περιβάλλοντός τους.

Παρουσιάζονται πειραματικά αποτελέσματα που αποδεικνύουν την αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης μεθόδου. Οι συγγραφείς συγκρίνουν την προσέγγισή τους με διάφορες σύγχρονες μεθόδους ανίχνευσης πλοίων και δείχνουν ότι η προσέγγισή τους επιτυγχάνει υψηλή ακρίβεια στον εντοπισμό πλοίων, ακόμη και σε δύσκολες συνθήκες. Διεξάγουν επίσης μελέτες αφαίρεσης για να αναλύσουν τη συμβολή της πολυδιάστατης πληροφορίας πλαισίου στην προσέγγισή τους, δείχνοντας ότι παίζει καθοριστικό ρόλο στη βελτίωση της ακρίβειας ανίχνευσης.

Οι συγγραφείς αναλύουν περαιτέρω τις δυνατότητες της προσέγγισής τους για πρακτικές εφαρμογές, όπως η θαλάσσια επιτήρηση, η παρακολούθηση της κυκλοφορίας των πλοίων και η παρακολούθηση του περιβάλλοντος. Επισημαίνουν τα πλεονεκτήματα της μεθόδου τους, συμπεριλαμβανομένης της ικανότητάς της να καταγράφει πληροφορίες πλαισίου σε πολλαπλές κλίμακες, η οποία επιτρέπει ακριβέστερη και ισχυρότερη ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες.

Η σημασία αυτής της έρευνας έγκειται στην καινοτόμο προσέγγισή της, η οποία ενσωματώνει πληροφορίες πολλαπλών κλιμάκων πλαισίου σε ένα πλαίσιο βαθιάς μάθησης για την ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες. Η χρήση πληροφοριών πολλαπλών κλιμάκων επιτρέπει μια πιο ολοκληρωμένη αναπαράσταση των πλοίων και του περιβάλλοντος χώρου τους, οδηγώντας σε βελτιωμένη ακρίβεια ανίχνευσης. Τα ευρήματα της παρούσας μελέτης έχουν σημαντικές επιπτώσεις στην εξέλιξη των τεχνολογιών ανίχνευσης πλοίων, ιδίως σε πολύπλοκα θαλάσσια περιβάλλοντα όπου η ακριβής και ισχυρή ανίχνευση πλοίων είναι ζωτικής σημασίας για διάφορες εφαρμογές.

2.5. Real-Time Ship Detection in Satellite Images Based on Deep Learning and Ensemble Techniques

Σε αυτό το άρθρο [97], οι Wang, Sun και Zhang προτείνουν μια μέθοδο ανίχνευσης πλοίων σε πραγματικό χρόνο που συνδυάζει τεχνικές βαθιάς μάθησης και ensemble για βελτιωμένη ακρίβεια και αποτελεσματικότητα. Οι συγγραφείς υπογραμμίζουν την ανάγκη για ανίχνευση πλοίων σε πραγματικό χρόνο σε δορυφορικές εικόνες για εφαρμογές όπως η θαλάσσια επιτήρηση και η παρακολούθηση της κυκλοφορίας των πλοίων, όπου η έγκαιρη και ακριβής πληροφόρηση είναι κρίσιμη.

Οι συγγραφείς παρουσιάζουν αρχικά ένα πλαίσιο βασισμένο στη βαθιά μάθηση που αποτελείται από ένα νευρωνικό δίκτυο συνελκτικής μάθησης (CNN) για την εξαγωγή χαρακτηριστικών και ένα δίκτυο πρότασης περιοχής (RPN) για τη δημιουργία υποψήφων περιοχών πλοίων. Το CNN εκπαιδεύεται σε ένα μεγάλο σύνολο

δεδομένων από επισημασμένες δορυφορικές εικόνες και το RPN χρησιμοποιείται για τη δημιουργία πιθανών περιοχών πλοίων με βάση τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά.

Για την περαιτέρω ενίσχυση της ακρίβειας της ανίχνευσης πλοίων, οι συγγραφείς προτείνουν μια τεχνική συνόλου που συνδυάζει τις προβλέψεις από πολλαπλά CNN με διαφορετικές αρχιτεκτονικές και προ-εκπαιδευμένα βάρη. Η προσέγγιση ensemble βοηθά στη μείωση των ψευδώς θετικών και ψευδώς αρνητικών αποτελεσμάτων, με αποτέλεσμα τη βελτίωση της ακρίβειας ανίχνευσης.

Οι συγγραφείς διεξάγουν εκτεταμένα πειράματα σε ένα μεγάλο σύνολο δεδομένων δορυφορικών εικόνων και συγκρίνουν την προσέγγισή τους με διάφορες σύγχρονες μεθόδους ανίχνευσης πλοίων. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η προτεινόμενη από αυτούς μέθοδος επιτυγχάνει υψηλή ακρίβεια και απόδοση σε πραγματικό χρόνο, ξεπερνώντας άλλες μεθόδους όσον αφορά την ακρίβεια ανίχνευσης και την αποδοτικότητα. Διεξάγουν επίσης μελέτες αφαίρεσης για να αναλύσουν τη συμβολή της τεχνικής ensemble, δείχνοντας ότι βελτιώνει σημαντικά την απόδοση ανίχνευσης.

Οι συγγραφείς αναλύουν περαιτέρω τους περιορισμούς και τις πιθανές εφαρμογές της προσέγγισής τους, όπως στη θαλάσσια επιτήρηση σε πραγματικό χρόνο, στην παρακολούθηση της κυκλοφορίας των πλοίων και στην αντιμετώπιση έκτακτων αναγκών. Επισημαίνουν τα πλεονεκτήματα της μεθόδου τους, συμπεριλαμβανομένης της απόδοσης σε πραγματικό χρόνο, της υψηλής ακρίβειας και της δυνατότητας κλιμάκωσης σε εργασίες ανίχνευσης πλοίων μεγάλης κλίμακας.

Η σημασία αυτής της έρευνας έγκειται στη συμβολή της στην ανίχνευση πλοίων σε πραγματικό χρόνο σε δορυφορικές εικόνες, η οποία έχει σημαντικές επιπτώσεις σε εφαρμογές που απαιτούν έγκαιρες και ακριβείς πληροφορίες, όπως η θαλάσσια επιτήρηση και η παρακολούθηση της κυκλοφορίας των πλοίων. Το προτεινόμενο πλαίσιο που βασίζεται στη βαθιά μάθηση σε συνδυασμό με τεχνικές συνόλου παρέχει μια στιβαρή και αποτελεσματική προσέγγιση για την ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες, προωθώντας την τελευταία λέξη της τεχνολογίας στην ανίχνευση πλοίων σε πραγματικό χρόνο.

2.6. YOLO-Ship: Real-time Ship Detection in Satellite Images using You Only Look Once Algorithm

Σε αυτό το άρθρο [98], οι Vo, Le και Nguyen παρουσιάζουν το YOLO-Ship, μια μέθοδο ανίχνευσης πλοίων σε πραγματικό χρόνο σε δορυφορικές εικόνες που χρησιμοποιεί τον δημοφιλή αλγόριθμο You Only Look Once (YOLO). Οι συγγραφείς τονίζουν την ανάγκη για αποτελεσματική και ακριβή ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες για διάφορες εφαρμογές, όπως η θαλάσσια επιτήρηση, η παρακολούθηση της κυκλοφορίας των πλοίων και η περιβαλλοντική παρακολούθηση.

Οι συγγραφείς παρουσιάζουν αρχικά τον αλγόριθμο YOLO, μια σύγχρονη προσέγγιση ανίχνευσης αντικειμένων γνωστή για την απόδοσή της σε πραγματικό χρόνο. Προτείνουν τροποποιήσεις στον αρχικό αλγόριθμο YOLO για την προσαρμογή του για την ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες. Συγκεκριμένα, τροποποιούν την αρχιτεκτονική του δικτύου και τα μεγέθη των κουτιών άγκυρας για να αντιμετωπίσουν καλύτερα τα χαρακτηριστικά των πλοίων στις δορυφορικές εικόνες, όπως τα διαφορετικά μεγέθη, οι προσανατολισμοί και τα πολύπλοκα υπόβαθρα.

Στη συνέχεια, οι συγγραφείς εκπαιδεύουν το μοντέλο YOLO-Ship σε ένα μεγάλο σύνολο δεδομένων σχολιασμένων δορυφορικών εικόνων, το οποίο περιλαμβάνει πλοία διαφορετικών τύπων, μεγεθών και περιβαλλοντικών συνθηκών. Αξιολογούν την απόδοση της προσέγγισής τους σε διάφορες μετρικές, όπως η ακρίβεια, η ανάκληση και η μέση ακρίβεια, και τη συγκρίνουν με άλλες μεθόδους ανίχνευσης πλοίων.

Τα αποτελέσματα καταδεικνύουν ότι το YOLO-Ship επιτυγχάνει υψηλή ακρίβεια και απόδοση σε πραγματικό χρόνο, ξεπερνώντας άλλες μεθόδους όσον αφορά την ακρίβεια και την αποτελεσματικότητα της ανίχνευσης. Οι συγγραφείς διεξάγουν περαιτέρω μελέτες απομάκρυνσης για να αναλύσουν τη συμβολή των τροποποιήσεων που έγιναν στον αρχικό αλγόριθμο YOLO, δείχνοντας ότι οι τροποποιήσεις αυτές βελτιώνουν σημαντικά την απόδοση της ανίχνευσης πλοίων σε δορυφορικές εικόνες.

Οι συγγραφείς παρέχουν επίσης πληροφορίες σχετικά με τους περιορισμούς και τις πιθανές εφαρμογές του YOLO-Ship. Συζητούν προκλήσεις όπως οι αποκρύψεις, οι ποικίλες συνθήκες φωτισμού και τα πολύπλοκα υπόβαθρα και προτείνουν πιθανές λύσεις για μελλοντική έρευνα. Επισημαίνουν επίσης τις πρακτικές εφαρμογές της προσέγγισής τους στη θαλάσσια επιτήρηση σε πραγματικό χρόνο, την παρακολούθηση της κυκλοφορίας των πλοίων και την αντιμετώπιση έκτακτων αναγκών.

Η σημασία αυτής της έρευνας έγκειται στην ανάπτυξη μιας μεθόδου ανίχνευσης πλοίων σε πραγματικό χρόνο με τη χρήση του αλγορίθμου YOLO, ο οποίος είναι γνωστός για την αποτελεσματικότητα και την ακρίβειά του. Οι προτεινόμενες τροποποιήσεις του αρχικού αλγορίθμου YOLO για την ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες συμβάλλουν στην πρόοδο της τελευταίας τεχνολογίας στις τεχνολογίες ανίχνευσης πλοίων. Η απόδοση του YOLO-Ship σε πραγματικό χρόνο έχει σημαντικές επιπτώσεις σε εφαρμογές που απαιτούν έγκαιρες και ακριβείς πληροφορίες ανίχνευσης πλοίων, όπως η θαλάσσια επιτήρηση και η παρακολούθηση της κυκλοφορίας των πλοίων.

Συμπερασματικά, το άρθρο "YOLO-Ship: You Only Look Once Algorithm" παρουσιάζει μια καινοτόμο προσέγγιση για την ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με τη

χρήση του αλγορίθμου YOLO. Οι προτεινόμενες τροποποιήσεις του αρχικού αλγορίθμου YOLO για την ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες επιδεικνύουν υψηλή ακρίβεια και απόδοση σε πραγματικό χρόνο, καθιστώντας τον μια πολλά υποσχόμενη λύση για διάφορες ναυτιλιακές εφαρμογές. Περαιτέρω έρευνα στον τομέα αυτό αναμένεται να συνεχίσει να προωθεί τον τομέα της ανίχνευσης πλοίων με χρήση τεχνητής νοημοσύνης, συμβάλλοντας στη βελτίωση της επίγνωσης του θαλάσσιου τομέα, της ασφάλειας και της προστασίας.

2.7. Συμπεράσματα

Τα επιστημονικά άρθρα που εξετάστηκαν παραπάνω αναδεικνύουν καινοτόμες προσεγγίσεις για την ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με τη χρήση τεχνητής νοημοσύνης. Οι προσεγγίσεις αυτές αξιοποιούν τεχνικές βαθιάς μάθησης, όπως τα νευρωνικά δίκτυα συνελίξεων, και ενσωματώνουν πρόσθετα στοιχεία, όπως χειροποίητα χαρακτηριστικά, δίκτυα προτάσεων περιοχών, πολυδιάστατες πληροφορίες πλαισίου και τεχνικές συνόλου, για να βελτιώσουν την ακρίβεια, την ανθεκτικότητα και την απόδοση της ανίχνευσης πλοίων σε πραγματικό χρόνο. Τα ευρήματα αυτών των μελετών έχουν σημαντικές συνέπειες για την πρόοδο των τεχνολογιών ανίχνευσης πλοίων και μπορούν να εφαρμοστούν σε διάφορες εφαρμογές, συμπεριλαμβανομένης της θαλάσσιας επιτήρησης, της παρακολούθησης της κυκλοφορίας των πλοίων, της περιβαλλοντικής παρακολούθησης και της αντιμετώπισης έκτακτης ανάγκης. Η συνέχιση της έρευνας σε αυτόν τον τομέα αναμένεται να βελτιώσει περαιτέρω την ακρίβεια, την αποτελεσματικότητα και την επεκτασιμότητα της ανίχνευσης πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με τη χρήση τεχνητής νοημοσύνης, συμβάλλοντας στην πρόοδο της επίγνωσης και της ασφάλειας του θαλάσσιου τομέα.

3. Δορυφόροι

Οι δορυφόροι αποτελούν κρίσιμα εργαλεία για την παρατήρηση και την παρακολούθηση της Γης από το διάστημα, παρέχοντας πολύτιμα δεδομένα για ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών, όπως η κλιματική έρευνα, η διαχείριση καταστροφών, η πλοήγηση, η επικοινωνία και η περιβαλλοντική παρακολούθηση. Οι δορυφόροι συλλαμβάνουν εικόνες και δεδομένα από διάφορους αισθητήρες, όπως οπτικούς, υπέρυθρους και αισθητήρες ραντάρ, τα οποία στη συνέχεια χρησιμοποιούνται για επιστημονική έρευνα, χάραξη πολιτικής και επιχειρησιακούς σκοπούς. [22]

Οι δορυφόροι διαδραματίζουν ζωτικό ρόλο στην κλιματική έρευνα, παρέχοντας δεδομένα για τη μελέτη των αλλαγών στα πρότυπα του καιρού, τη σύνθεση της ατμόσφαιρας και τις παγκόσμιες θερμοκρασίες. Για παράδειγμα, δορυφορικά δεδομένα έχουν χρησιμοποιηθεί για τη μελέτη των επιπτώσεων της κλιματικής αλλαγής στους πολικούς πάγους, στις θερμοκρασίες των ωκεανών και στα ακραία καιρικά φαινόμενα (Hansen et al., 2010- IPCC, 2013). Οι δορυφόροι παρέχουν μια παγκόσμια προοπτική, επιτρέποντας στους επιστήμονες να παρακολουθούν και να κατανοούν τις μακροπρόθεσμες τάσεις και μεταβολές του γήινου κλιματικού συστήματος.

Στη διαχείριση καταστροφών, οι δορυφόροι είναι κρίσιμης σημασίας για τα συστήματα έγκαιρης προειδοποίησης, την επίγνωση της κατάστασης και την εκτίμηση των ζημιών. Τα δορυφορικά δεδομένα έχουν χρησιμοποιηθεί εκτενώς για την παρακολούθηση φυσικών καταστροφών, όπως τυφώνες, πλημμύρες, πυρκαγιές και σεισμοί, βοηθώντας στις προσπάθειες ετοιμότητας, αντιμετώπισης και αποκατάστασης των καταστροφών (Musa et al., 2019; Liu et al., 2021). Οι δορυφόροι μπορούν να καταγράψουν γρήγορα εικόνες των πληγείσων περιοχών, επιτρέποντας στους φορείς αντιμετώπισης έκτακτων αναγκών να εκτιμήσουν την έκταση των ζημιών και να σχεδιάσουν τις κατάλληλες αντιδράσεις.

Οι δορυφόροι διαδραματίζουν επίσης σημαντικό ρόλο στην πλοήγηση και την επικοινωνία, παρέχοντας υπηρεσίες εντοπισμού θέσης, χρονισμού και επικοινωνίας για διάφορες εφαρμογές. Τα παγκόσμια δορυφορικά συστήματα πλοήγησης (GNSS), όπως το GPS, το Galileo και το BeiDou, χρησιμοποιούνται εκτενώς για ακριβή εντοπισμό θέσης και πλοήγηση σε διάφορους τομείς, όπως οι μεταφορές, η γεωργία και η τοπογραφία (Montenbruck et al., 2017). Η δορυφορική επικοινωνία επιτρέπει αξιόπιστη και ευρεία συνδεσιμότητα, διευκολύνοντας την παγκόσμια επικοινωνία και την ανταλλαγή πληροφοριών.

Η περιβαλλοντική παρακολούθηση είναι μια άλλη κρίσιμη εφαρμογή των δορυφόρων, παρέχοντας δεδομένα για την παρακολούθηση των αλλαγών στη χρήση γης, τη βλάστηση και τους υδάτινους πόρους. Για παράδειγμα, δορυφορικά

δεδομένα έχουν χρησιμοποιηθεί για την παρακολούθηση της αποψίλωσης των δασών, της αστικής επέκτασης, των γεωργικών δραστηριοτήτων και της ποιότητας των υδάτων (Foley et al., 2007- Hamedianfar et al., 2018). Οι δορυφόροι μπορούν να καταγράψουν μεγάλες περιοχές με υψηλή χρονική και χωρική ανάλυση, επιτρέποντας τη συνεχή παρακολούθηση των περιβαλλοντικών αλλαγών.

Στην επιστημονική βιβλιογραφία, πολυάριθμες μελέτες έχουν χρησιμοποιήσει δορυφορικά δεδομένα για διάφορες ερευνητικές εφαρμογές. Για παράδειγμα, δορυφορικά δεδομένα έχουν χρησιμοποιηθεί για τη μελέτη της δυναμικής των ωκεανών, της ατμοσφαιρικής χημείας, της μοντελοποίησης του κλίματος, της αλλαγής της κάλυψης γης και της παρακολούθησης των οικοσυστημάτων (Behrenfeld et al., 2009- Loveland et al., 2000- NASA Earthdata, 2021). Οι δορυφόροι παρέχουν πληθώρα δεδομένων που μπορούν να ενσωματωθούν με επίγειες παρατηρήσεις και μοντέλα για την προώθηση της επιστημονικής κατανόησης και την ενημέρωση για τη λήψη αποφάσεων.

Εν κατακλείδι, οι δορυφόροι αποτελούν βασικά εργαλεία στην επιστημονική έρευνα, παρέχοντας πολύτιμα δεδομένα για τη μελέτη του κλίματος της Γης, τη διαχείριση των φυσικών καταστροφών, τη δυνατότητα πλοήγησης και επικοινωνίας και την παρακολούθηση του περιβάλλοντος. Τα δορυφορικά δεδομένα χρησιμοποιούνται ευρέως στην επιστημονική βιβλιογραφία για διάφορες ερευνητικές εφαρμογές, συμβάλλοντας στην πρόοδο της κλιματικής έρευνας, της διαχείρισης καταστροφών, της πλοήγησης, της επικοινωνίας και της παρακολούθησης του περιβάλλοντος. Οι δορυφόροι διαδραματίζουν κρίσιμο ρόλο στην παροχή παγκόσμιας προοπτικής και δυνατοτήτων συνεχούς παρακολούθησης, ενισχύοντας την κατανόηση των πολύπλοκων συστημάτων της Γης και υποστηρίζοντας τη λήψη αποφάσεων βάσει στοιχείων.

4. Δορυφορικές Εικόνες

4.1. Εισαγωγικές Έννοιες

Οι δορυφορικές εικόνες έχουν αναδειχθεί σε πολύτιμη πηγή πληροφοριών για ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών, συμπεριλαμβανομένου του αστικού σχεδιασμού, της περιβαλλοντικής παρακολούθησης, της αντιμετώπισης καταστροφών και της διαχείρισης υποδομών. Η χρήση των δορυφορικών εικόνων στην επιστημονική έρευνα έχει τεκμηριωθεί εκτενώς στη βιβλιογραφία, με πολυάριθμες μελέτες που αναδεικνύουν τα οφέλη και τους περιορισμούς αυτής της τεχνολογίας.

Ένα από τα βασικά πλεονεκτήματα των δορυφορικών εικόνων είναι η ικανότητά τους να παρέχουν υψηλής ανάλυσης και μεγάλης κλίμακας κάλυψη της γήινης επιφάνειας. Αυτό επιτρέπει την παρακολούθηση των αλλαγών και των προτύπων σε αστικές περιοχές, τοπία και φυσικά περιβάλλοντα με την πάροδο του χρόνου (Wang et al., 2018). Για παράδειγμα, οι δορυφορικές εικόνες έχουν χρησιμοποιηθεί για την παρακολούθηση της αστικής επέκτασης και των αλλαγών στις χρήσεις γης σε ταχέως αναπτυσσόμενες πόλεις (Li et al., 2017), για την παρακολούθηση της αποψίλωσης και της υποβάθμισης της γης στα τροπικά δάση (Hansen et al., 2013) και για την αξιολόγηση των επιπτώσεων της κλιματικής αλλαγής στους παγετώνες και στους πολικούς πάγους (Bolch et al., 2018). Τέτοιες μελέτες καταδεικνύουν τη χρησιμότητα των δορυφορικών εικόνων στην παροχή χωρικά σαφούς πληροφορίας για την κατανόηση των περιβαλλοντικών διεργασιών και των ανθρώπινων δραστηριοτήτων.

Οι δορυφορικές εικόνες διαδραματίζουν επίσης κρίσιμο ρόλο στην αντιμετώπιση και διαχείριση καταστροφών. Κατά τη διάρκεια φυσικών καταστροφών, όπως τυφώνες, σεισμοί και πλημμύρες, οι δορυφορικές εικόνες μπορούν να παρέχουν πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο σχετικά με την έκταση των ζημιών, να προσδιορίσουν τις πληγείσες περιοχές και να υποστηρίξουν τη λήψη αποφάσεων για την αντιμετώπιση έκτακτης ανάγκης (Ghosh et al., 2018). Για παράδειγμα, οι δορυφορικές εικόνες έχουν χρησιμοποιηθεί για την αξιολόγηση των επιπτώσεων των τυφώνων στα παράκτια οικοσυστήματα (Kearney et al., 2017), τη χαρτογράφηση της έκτασης των πλημμυρών και την παρακολούθηση της αποκατάστασης μετά την πλημμύρα (Zhang et al., 2016) και τον εντοπισμό των κατεστραμμένων υποδομών για τον σχεδιασμό της ανοικοδόμησης (Voigt et al., 2018). Οι μελέτες αυτές αναδεικνύουν την έγκαιρη και αποτελεσματική χρήση των δορυφορικών εικόνων στη διαχείριση καταστροφών, επιτρέποντας τις προσπάθειες ταχείας αντίδρασης και αποκατάστασης.

Εκτός από την αντιμετώπιση καταστροφών, οι δορυφορικές εικόνες διαδραματίζουν επίσης κρίσιμο ρόλο στην παρακολούθηση του περιβάλλοντος και στις προσπάθειες διατήρησης. Τα δεδομένα τηλεπισκόπησης από δορυφόρους μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την παρακολούθηση των αλλαγών στη φυτοκάλυψη, την

αξιολόγηση της βιοποικιλότητας και την ανίχνευση της περιβαλλοντικής υποβάθμισης (Turner et al., 2017). Για παράδειγμα, οι δορυφορικές εικόνες έχουν χρησιμοποιηθεί για την παρακολούθηση της αποψίλωσης των δασών και της παράνομης υλοτομίας σε προστατευόμενες περιοχές (Hansen et al., 2019), τη χαρτογράφηση κοραλλιογενών υφάλων και την αξιολόγηση της υγείας τους (Roelfsema et al., 2018) και την παρακολούθηση των ενδιαιτημάτων της άγριας ζωής και των μεταναστευτικών διαδρομών (LaRue et al., 2018). Τέτοιες μελέτες καταδεικνύουν την αξία των δορυφορικών εικόνων για την υποστήριξη των προσπαθειών διατήρησης και την ενημέρωση για αποφάσεις διαχείρισης βάσει τεκμηρίων.

Ωστόσο, είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι οι δορυφορικές εικόνες έχουν επίσης τους περιορισμούς τους. Παράγοντες όπως η νεφοκάλυψη, οι ατμοσφαιρικές συνθήκες και οι περιορισμοί των αισθητήρων μπορούν να επηρεάσουν την ποιότητα και την ακρίβεια των δορυφορικών εικόνων (Foody, 2018). Επιπλέον, η χρονική ανάλυση των δορυφορικών εικόνων μπορεί να μην αποτυπώνει πάντα τις ταχείες αλλαγές ή τις εποχιακές διακυμάνσεις των περιβαλλοντικών διεργασιών (Cohen et al., 2018). Επιπλέον, οι δορυφορικές εικόνες μπορεί να υποφέρουν από πιθανά προβλήματα μεροληψίας και αντιπροσωπευτικότητας, καθώς διαφορετικοί δορυφόροι και αισθητήρες μπορεί να έχουν διαφορετικά χωρικά και φασματικά χαρακτηριστικά (Li et al., 2018). Αυτοί οι περιορισμοί θα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη κατά την ερμηνεία των δεδομένων δορυφορικών εικόνων και την εφαρμογή τους στην επιστημονική έρευνα.

Εν κατακλείδι, οι δορυφορικές εικόνες έχουν γίνει ένα πολύτιμο εργαλείο στην επιστημονική έρευνα, με πολυάριθμες μελέτες να αναδεικνύουν τα οφέλη και τους περιορισμούς τους. Οι δορυφορικές εικόνες παρέχουν υψηλή ανάλυση και κάλυψη της επιφάνειας της Γης σε μεγάλη κλίμακα, επιτρέποντας την παρακολούθηση αλλαγών και προτύπων σε αστικές περιοχές, τοπία και φυσικά περιβάλλοντα. Επίσης, διαδραματίζει κρίσιμο ρόλο στην αντιμετώπιση και διαχείριση καταστροφών, καθώς και στις προσπάθειες περιβαλλοντικής παρακολούθησης και διατήρησης. Ωστόσο, περιορισμοί όπως η νεφοκάλυψη, οι ατμοσφαιρικές συνθήκες, η χρονική ανάλυση και η πιθανή μεροληψία θα πρέπει να λαμβάνονται προσεκτικά υπόψη κατά την ερμηνεία των δεδομένων δορυφορικών εικόνων. Καθώς η τεχνολογία συνεχίζει να εξελίσσεται, οι δορυφορικές εικόνες είναι πιθανό να διαδραματίσουν ολοένα και πιο σημαντικό ρόλο σε διάφορους τομείς της επιστημονικής έρευνας, συμβάλλοντας στην κατανόηση της γήινης επιφάνειας και υποστηρίζοντας τη λήψη αποφάσεων βάσει στοιχείων.

4.2. Synthetic Aperture Radar (SAR)

Το ραντάρ συνθετικού ανοίγματος (SAR) είναι μια τεχνολογία τηλεπισκόπησης που χρησιμοποιεί τις αρχές του ραντάρ για τη δημιουργία εικόνων υψηλής ανάλυσης της γήινης επιφάνειας. Λειτουργεί με τη μετάδοση μικροκυματικών παλμών προς την περιοχή-στόχο και τη μέτρηση των οπισθοσκεδαζόμενων σημάτων που ανακλώνται από την επιφάνεια. Τα συστήματα SAR έχουν αρκετά πλεονεκτήματα σε σχέση με τα οπτικά συστήματα τηλεπισκόπησης, όπως η δυνατότητα να λειτουργούν ημέρα και νύχτα, σε όλες τις καιρικές συνθήκες και μέσα από τα σύννεφα και τη βλάστηση.

Οι εικόνες SAR σχηματίζονται συνδυάζοντας τα οπισθοσκεδαζόμενα σήματα που λαμβάνει ο αισθητήρας SAR σε μια σειρά συνθετικών ανοιγμάτων. Το συνθετικό άνοιγμα αναφέρεται στο πραγματικό μέγεθος του ανοίγματος που δημιουργείται από την κίνηση της πλατφόρμας του αισθητήρα (π.χ. δορυφόρου ή αεροσκάφους) κατά τη διάρκεια της απόκτησης δεδομένων. Συνθέτοντας ένα μεγάλο άνοιγμα μέσω της κίνησης της πλατφόρμας, τα συστήματα SAR επιτυγχάνουν εικόνες υψηλής ανάλυσης με λεπτές λεπτομέρειες.

Τα λαμβανόμενα σήματα ραντάρ υποβάλλονται σε επεξεργασία για την απομάκρυνση των επιδράσεων του συστήματος, όπως η κίνηση της πλατφόρμας και οι παραμορφώσεις του διαγράμματος της κεραίας, και στη συνέχεια εστιάζονται για να σχηματίσουν μια εικόνα. Οι εικόνες SAR μπορούν να παρέχουν πληροφορίες σχετικά με το σχήμα, τη δομή και τη σύνθεση της γήινης επιφάνειας. Οι εικόνες αναπαρίστανται συνήθως σε κλίμακα του γκρι, όπου οι τιμές φωτεινότητας αντιστοιχούν στην ένταση της οπισθοσκέδασης του ραντάρ (Richards, M. A. (2014), Moreira, A., & Krieger, G. (2012)).

Πλεονεκτήματα των εικόνων SAR:

- **Ανεξαρτησία από τον καιρό και τον χρόνο:** Τα συστήματα SAR δεν επηρεάζονται από τις καιρικές συνθήκες, όπως τα σύννεφα, η ομίχλη ή το σκοτάδι, καθιστώντας τα ιδιαίτερα αξιόπιστα για συνεχή παρακολούθηση ανεξάρτητα από την ώρα της ημέρας ή τις καιρικές συνθήκες.
- **Διείσδυση της βλάστησης και της εδαφοκάλυψης:** Τα σήματα SAR μπορούν να διαπεράσουν τα στέγαστρα της βλάστησης και ορισμένους τύπους εδαφοκάλυψης, επιτρέποντας την απεικόνιση των υποκείμενων χαρακτηριστικών και του εδάφους ακόμη και σε περιοχές με πυκνή βλάστηση.
- **Απεικόνιση παντός καιρού:** Το SAR μπορεί να λάβει εικόνες σε οποιοδήποτε καιρικές συνθήκες, συμπεριλαμβανομένης της έντονης βροχής, του χιονιού ή των καταιγίδων σκόνης, γεγονός που είναι ιδιαίτερα πλεονεκτικό για εφαρμογές παρακολούθησης και επιτήρησης καταστροφών.

- Τρισδιάστατη χαρτογράφηση και τοπογραφία: Οι εικόνες SAR παρέχουν πληροφορίες για την τοπογραφία και την τραχύτητα της επιφάνειας, επιτρέποντας τη δημιουργία ακριβών τρισδιάστατων χαρτών και μοντέλων εδάφους.
- Παρακολούθηση της παραμόρφωσης της επιφάνειας: Η ικανότητα του SAR να μετράει την επιφανειακή μετατόπιση με μεγάλη ακρίβεια το καθιστά πολύτιμο για την παρακολούθηση γεωλογικών κινδύνων, όπως οι κατολισθήσεις και οι σεισμοί.

Μειονεκτήματα των εικόνων SAR:

- Χωρική ανάλυση: Οι εικόνες SAR έχουν συνήθως χαμηλότερη χωρική ανάλυση σε σύγκριση με τις οπτικές εικόνες, περιορίζοντας το επίπεδο λεπτομέρειας που μπορεί να παρατηρηθεί στην επιφάνεια της Γης.
- Περιορισμένη φασματική πληροφορία: Τα συστήματα SAR λειτουργούν κυρίως στην περιοχή των μικροκυμάτων, με αποτέλεσμα περιορισμένες φασματικές πληροφορίες σε σύγκριση με τους οπτικούς αισθητήρες. Αυτό περιορίζει τη δυνατότητα διάκρισης συγκεκριμένων υλικών με βάση τις φασματικές τους υπογραφές.
- Πολύπλοκη επεξεργασία δεδομένων: Η επεξεργασία δεδομένων SAR περιλαμβάνει πολύπλοκους αλγορίθμους και τεχνικές για να ληφθούν υπόψη οι επιδράσεις του συστήματος, όπως οι γεωμετρικές παραμορφώσεις και ο θόρυβος speckle. Αυτό μπορεί να είναι δύσκολο και χρονοβόρο.
- Προκλήσεις ερμηνείας: Οι εικόνες SAR μπορεί να εμφανίζονται διαφορετικές από ό,τι οι άνθρωποι έχουν συνηθίσει στις οπτικές εικόνες, απαιτώντας εξειδικευμένη εκπαίδευση και εμπειρογνωμοσύνη για την ερμηνεία.
- Κόστος: Τα συστήματα SAR, συμπεριλαμβανομένων των δορυφορικών πλατφορμών και της απόκτησης δεδομένων, μπορεί να είναι ακριβά, περιορίζοντας την προσβασιμότητά τους για ορισμένες εφαρμογές και περιοχές.

Οι SAR και οι οπτικές απεικονίσεις έχουν τα δικά τους πλεονεκτήματα και αδυναμίες. Οι SAR προσφέρουν δεδομένα παντός καιρού, ικανότητα διείσδυσης στη βλάστηση και παρακολούθηση της επιφανειακής παραμόρφωσης, καθιστώντας την πολύτιμη για διάφορες εφαρμογές. Ωστόσο, έχει περιορισμούς όσον αφορά τη χωρική ανάλυση, τη φασματική πληροφορία και την πολυπλοκότητα της επεξεργασίας δεδομένων. Οι οπτικές εικόνες παρέχουν υψηλότερη χωρική ανάλυση και πλουσιότερες φασματικές πληροφορίες, αλλά επηρεάζονται από τις καιρικές συνθήκες και δεν μπορούν να διαπεράσουν τη βλάστηση. Η επιλογή μεταξύ των εικόνων SAR και των οπτικών εικόνων εξαρτάται από τις συγκεκριμένες απαιτήσεις

της εφαρμογής και από τους συμβιβασμούς μεταξύ των πλεονεκτημάτων και των περιορισμών τους. Ο συνδυασμός και των δύο τεχνολογιών μπορεί να αποφέρει οφέλη, επιτρέποντας ολοκληρωμένες και συμπληρωματικές δυνατότητες τηλεπισκόπησης.

4.3. SAR Ship Detection Dataset (SSDD) και xView Dataset

Οι δορυφορικές εικόνες έχουν γίνει ένα κρίσιμο εργαλείο σε διάφορους τομείς της επιστημονικής έρευνας, από την περιβαλλοντική παρακολούθηση και την αξιολόγηση καταστροφών έως τον αστικό σχεδιασμό και τη χαρτογράφηση της βιοποικιλότητας. Τα τελευταία χρόνια, έχουν αναπτυχθεί διάφορα σύνολα δεδομένων δορυφορικών εικόνων, όπως το SAR Ship Detection Dataset (SSDD) και το σύνολο δεδομένων xView, για να διευκολύνουν την προηγμένη έρευνα και τις εφαρμογές τηλεπισκόπησης. Αυτά τα σύνολα δεδομένων παρέχουν εικόνες υψηλής ανάλυσης, μαζί με σχόλια επίγειας αλήθειας, που επιτρέπουν στους ερευνητές να αναπτύξουν και να αξιολογήσουν αλγορίθμους για την ταξινόμηση εικόνων, την ανίχνευση αντικειμένων και τη σημασιολογική κατάτμηση.

4.3.1. SAR Ship Detection Dataset (SSDD)

Τα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων με ραντάρ συνθετικού ανοίγματος (SAR) είναι απαραίτητα εργαλεία για την ανάπτυξη και την αξιολόγηση αλγορίθμων ανίχνευσης πλοίων με χρήση εικόνων SAR. Αυτά τα σύνολα δεδομένων παρέχουν στους ερευνητές και τους επαγγελματίες παραδείγματα πλοίων σε εικόνες SAR με ετικέτες, επιτρέποντάς τους να εκπαιδεύουν και να δοκιμάζουν αλγορίθμους για διάφορες θαλάσσιες εφαρμογές, όπως η θαλάσσια επιτήρηση, ο εντοπισμός πλοίων και η θαλάσσια ασφάλεια.

Ένας από τους βασικούς λόγους για τους οποίους τα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR είναι ζωτικής σημασίας είναι ότι οι εικόνες SAR παρέχουν μοναδικά πλεονεκτήματα για την ανίχνευση πλοίων. Η SAR είναι μια ενεργή τεχνολογία τηλεπισκόπησης που μπορεί να λειτουργεί μέρα και νύχτα και δεν επηρεάζεται από τις καιρικές συνθήκες, όπως τα σύννεφα ή η ομίχλη. Οι εικόνες SAR έχουν επίσης υψηλή χωρική ανάλυση, επιτρέποντας την ανίχνευση μικρών σκαφών και λεπτομερών χαρακτηριστικών πλοίων. Ωστόσο, οι εικόνες SAR επηρεάζονται επίσης από τον θόρυβο speckle και τις πολύπλοκες ιδιότητες σκέδασης της επιφάνειας της θάλασσας, γεγονός που μπορεί να καταστήσει δύσκολη την ανίχνευση πλοίων. Επομένως, τα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR με ακριβείς σχολιασμούς βασικής αλήθειας είναι κρίσιμα για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση αλγορίθμων ανίχνευσης πλοίων που μπορούν να αντιμετωπίσουν αποτελεσματικά αυτές τις προκλήσεις (Khenchaf & Robin, 2018).

Τα χαρακτηριστικά των συνόλων δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR περιλαμβάνουν το μέγεθος της εικόνας, την ανάλυση της εικόνας, τους τύπους πλοίων και τη μορφή

σχολιασμού. Τα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR μπορεί να περιλαμβάνουν εικόνες διαφορετικών μεγεθών, αναλύσεων και γεωγραφικών θέσεων, αποτυπώνοντας ποικίλα θαλάσσια σενάρια. Οι τύποι πλοίων στα σύνολα δεδομένων μπορεί να ποικίλλουν, συμπεριλαμβανομένων των φορτηγών πλοίων, των αλιευτικών σκαφών, των στρατιωτικών σκαφών και των μικρών σκαφών. Η μορφή σχολιασμού μπορεί επίσης να ποικίλλει, από σχολιασμούς οριοθετημένου πλαισίου έως σχολιασμούς σε επίπεδο εικονοστοιχείου, ανάλογα με το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων και τις ερευνητικές απαιτήσεις (Singha et al., 2021).

Ωστόσο, τα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR αντιμετωπίζουν επίσης προκλήσεις. Μια σημαντική πρόκληση είναι η διαθεσιμότητα και η προσβασιμότητα συνόλων δεδομένων υψηλής ποιότητας. Οι εικόνες SAR είναι συχνά ιδιόκτητες ή περιορισμένες λόγω ανησυχιών για την ασφάλεια και την προστασία της ιδιωτικής ζωής, περιορίζοντας τη διαθεσιμότητα και τη χρήση των συνόλων δεδομένων για ερευνητικούς σκοπούς. Επιπλέον, οι εικόνες SAR μπορεί να έχουν περιορισμένη κάλυψη σε ορισμένες περιοχές και οι πάροχοι δεδομένων μπορεί να έχουν διαφορετικές πολιτικές για την κοινή χρήση δεδομένων, γεγονός που μπορεί να εμποδίσει περαιτέρω την προσβασιμότητα των συνόλων δεδομένων (Tian et al., 2020).

Μια άλλη πρόκληση είναι η ακρίβεια των σχολιασμών της βασικής αλήθειας στα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR. Ο θόρυβος Speckle και οι πολύπλοκες ιδιότητες σκέδασης της επιφάνειας της θάλασσας μπορούν να εισάγουν πιθανές ανακρίβειες στις επισημάνσεις πλοίων. Οι ακριβείς σχολιασμοί βασικής αλήθειας είναι ζωτικής σημασίας για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση αλγορίθμων ανίχνευσης πλοίων, καθώς οι ανακρίβειες στους σχολιασμούς μπορούν να επηρεάσουν την αξιοπιστία και τη γενίκευση των αλγορίθμων (Hu et al., 2018).

Επιπλέον, τα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR ενδέχεται να μην αποτυπώνουν πλήρως τη μεταβλητότητα των πραγματικών θαλάσσιων σεναρίων. Τα θαλάσσια σενάρια του πραγματικού κόσμου μπορεί να διαφέρουν ως προς τις καιρικές συνθήκες, τους προσανατολισμούς των πλοίων, τα μεγέθη των πλοίων και τους τύπους των πλοίων. Οι αλγόριθμοι ανίχνευσης πλοίων SAR πρέπει να είναι εύρωστοι και αποτελεσματικοί στον χειρισμό αυτής της μεταβλητότητας για πρακτική επιχειρησιακή χρήση. Ωστόσο, τα σύνολα δεδομένων μπορεί να μην καλύπτουν πάντα το ευρύ φάσμα των σεναρίων του πραγματικού κόσμου, γεγονός που μπορεί να περιορίσει τη γενίκευση και την αποτελεσματικότητα των αλγορίθμων ανίχνευσης πλοίων (Chen et al., 2019).

Επιπλέον, η έλλειψη τυποποιημένων μορφοτύπων ή σημείων αναφοράς για σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR μπορεί να δημιουργήσει προκλήσεις στη σύγκριση και αξιολόγηση της απόδοσης διαφορετικών αλγορίθμων ανίχνευσης

πλοίων σε διαφορετικά σύνολα δεδομένων. Η τυποποίηση μπορεί να διευκολύνει τις δίκαιες συγκρίσεις και τη συγκριτική αξιολόγηση των αλγορίθμων, οδηγώντας σε καλύτερη κατανόηση των δυνατών και αδύναμων σημείων τους. Ωστόσο, η απουσία τυποποίησης στα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR μπορεί να εμποδίσει την πρόοδο και τη συγκριτική αξιολόγηση της έρευνας για την ανίχνευση πλοίων (Singha et al., 2021).

Για την αντιμετώπιση αυτών των προκλήσεων, οι συνεργατικές προσπάθειες μεταξύ ερευνητών, παρόχων δεδομένων και ενδιαφερομένων είναι ζωτικής σημασίας. Η διασφάλιση της διαθεσιμότητας και της προσβασιμότητας συνόλων δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR υψηλής ποιότητας για ερευνητικούς σκοπούς μπορεί να προωθήσει την ανάπτυξη ισχυρών και αξιόπιστων αλγορίθμων ανίχνευσης πλοίων. Η βελτίωση της ακρίβειας των σχολίων βασικής αλήθειας στα σύνολα δεδομένων μπορεί να ενισχύσει την αξιοπιστία και τη γενίκευση των αλγορίθμων ανίχνευσης πλοίων. Η καταγραφή ενός ευρέος φάσματος πραγματικών ναυτικών σεναρίων σε σύνολα δεδομένων μπορεί να ενισχύσει την ευρωστία και την αποτελεσματικότητα των αλγορίθμων ανίχνευσης πλοίων στην πρακτική επιχειρησιακή χρήση. Η τυποποίηση μορφοτύπων και κριτηρίων αναφοράς για σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR μπορεί να διευκολύνει τις δίκαιες συγκρίσεις και τη συγκριτική αξιολόγηση των αλγορίθμων, οδηγώντας σε καλύτερη κατανόηση της απόδοσής τους.

Συμπερασματικά, τα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR διαδραματίζουν ζωτικό ρόλο στην ανάπτυξη και αξιολόγηση αλγορίθμων ανίχνευσης πλοίων με χρήση εικόνων SAR. Παρέχουν στους ερευνητές και τους επαγγελματίες παραδείγματα πλοίων σε εικόνες SAR με ετικέτες, επιτρέποντάς τους να εκπαιδεύουν και να δοκιμάζουν αλγορίθμους για διάφορες ναυτιλιακές εφαρμογές. Ωστόσο, τα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR αντιμετωπίζουν επίσης προκλήσεις που σχετίζονται με τη διαθεσιμότητα, την ακρίβεια των σχολίων, τη μεταβλητότητα των πραγματικών σεναρίων και την έλλειψη τυποποίησης. Η αντιμετώπιση αυτών των προκλήσεων απαιτεί συνεργατικές προσπάθειες μεταξύ ερευνητών, παρόχων δεδομένων και ενδιαφερομένων μερών για τη διασφάλιση της διαθεσιμότητας συνόλων δεδομένων υψηλής ποιότητας, τη βελτίωση της ακρίβειας των σχολίων, την καταγραφή ποικίλων θαλάσσιων σεναρίων και την τυποποίηση μορφοτύπων και κριτηρίων αναφοράς.

Εφαρμογές των SSDD:

- Θαλάσσια επιτήρηση: χρησιμοποιούνται εκτενώς στη θαλάσσια επιτήρηση για τον εντοπισμό και την παρακολούθηση πλοίων. Οι εικόνες SAR μπορούν να παρέχουν δυνατότητες παντός καιρού, ημέρας και νύχτας, γεγονός που τις καθιστά ιδιαίτερα κατάλληλες για

την παρακολούθηση θαλάσσιων δραστηριοτήτων σε δύσκολα περιβάλλοντα. Οι αλγόριθμοι ανίχνευσης πλοίων SAR που εκπαιδεύονται σε σύνολα δεδομένων μπορούν να βοηθήσουν στον εντοπισμό και την παρακολούθηση πλοίων σε πραγματικό χρόνο, επιτρέποντας στις ναυτιλιακές αρχές να παρακολουθούν τις κινήσεις των πλοίων, να εντοπίζουν πιθανές απειλές και να επιβάλλουν τους ναυτικούς νόμους και κανονισμούς.

- Επιχειρήσεις έρευνας και διάσωσης: Τα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR είναι επίσης κρίσιμα για τις επιχειρήσεις έρευνας και διάσωσης (SaR). Όταν πλοία ή σκάφη βρίσκονται σε κίνδυνο ή αντιμετωπίζουν καταστάσεις έκτακτης ανάγκης, οι ομάδες SAR βασίζονται σε σύνολα δεδομένων SAR και αλγορίθμους για τον γρήγορο εντοπισμό και τη διάσωσή τους. Αυτά τα σύνολα δεδομένων επιτρέπουν στις ομάδες SAR να εντοπίζουν πλοία σε εικόνες SAR και να παρέχουν έγκαιρη βοήθεια, σώζοντας ενδεχομένως ζωές και μειώνοντας τον χρόνο απόκρισης.
- Περιβαλλοντική παρακολούθηση: Τα σύνολα δεδομένων SAR για τον εντοπισμό πλοίων μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την παρακολούθηση και τη διαχείριση των θαλάσσιων οικοσυστημάτων και των περιβαλλοντικών συνθηκών. Για παράδειγμα, μπορούν να βοηθήσουν στον εντοπισμό και την παρακολούθηση σκαφών που εμπλέκονται σε παράνομη αλιεία, πετρελαιοκηλίδες ή άλλες περιβαλλοντικές παραβιάσεις. Τα σύνολα δεδομένων SAR μπορούν να παρέχουν πολύτιμες πληροφορίες για την αξιολόγηση των επιπτώσεων των ανθρώπινων δραστηριοτήτων στο θαλάσσιο περιβάλλον και την υποστήριξη των προσπαθειών διατήρησης.
- Διαχείριση της θαλάσσιας κυκλοφορίας: Τα σύνολα δεδομένων εντοπισμού πλοίων SAR μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για τη διαχείριση της θαλάσσιας κυκλοφορίας, συμπεριλαμβανομένης της παρακολούθησης της κυκλοφορίας των πλοίων, του σχεδιασμού διαδρομών και της αποφυγής συγκρούσεων. Με τον ακριβή εντοπισμό και την παρακολούθηση πλοίων σε εικόνες SAR, τα σύνολα αυτά δεδομένων μπορούν να βοηθήσουν στη διαχείριση της κυκλοφορίας των πλοίων σε περιοχές με μεγάλη συμφόρηση, στη βελτιστοποίηση των ναυτιλιακών διαδρομών και στη διασφάλιση της ασφαλούς ναυσιπλοΐας.
- Άμυνα και ασφάλεια: Τα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR έχουν εφαρμογές στην άμυνα και την ασφάλεια, συμπεριλαμβανομένης της επιτήρησης των θαλάσσιων συνόρων, της

ανίχνευσης της πειρατείας και των επιχειρήσεων ναυτικής ασφάλειας. Αυτά τα σύνολα δεδομένων μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τον εντοπισμό και την παρακολούθηση ύποπτων πλοίων ή πιθανών απειλών για την ασφάλεια, βοηθώντας τις υπηρεσίες άμυνας και ασφάλειας στη διαφύλαξη των θαλάσσιων συνόρων, την προστασία κρίσιμων υποδομών και τη διασφάλιση της εθνικής ασφάλειας.

- Εμπορικές εφαρμογές: Τα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR βρίσκουν επίσης εφαρμογές στην εμπορική ναυτιλιακή βιομηχανία. Για παράδειγμα, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τον εντοπισμό και την παρακολούθηση πλοίων για τη διαχείριση στόλου, τη ναυτιλία φορτίων και τη θαλάσσια εφοδιαστική. Αυτά τα σύνολα δεδομένων επιτρέπουν στους εμπορικούς φορείς εκμετάλλευσης να βελτιστοποιούν τις δραστηριότητές τους, να βελτιώνουν την αποδοτικότητα και να διασφαλίζουν τη συμμόρφωση με τους ναυτιλιακούς κανονισμούς.

Χαρακτηριστικά των SSDD:

Τα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR προσφέρουν πληθώρα χαρακτηριστικών που τα καθιστούν ανεκτίμητα για την ανάπτυξη και την αξιολόγηση αλγορίθμων ανίχνευσης πλοίων με χρήση εικόνων SAR. Με τη χρήση αυτών των συνόλων δεδομένων, οι ερευνητές και οι επαγγελματίες μπορούν να προωθήσουν τον τομέα της θαλάσσιας τηλεπισκόπησης, οδηγώντας σε βελτιωμένους αλγορίθμους ανίχνευσης πλοίων και την εφαρμογή τους σε διάφορους θαλάσσιους τομείς. Τα χαρακτηριστικά αυτά περιλαμβάνουν:

- Παραδείγματα πλοίων με ετικέτες: Τα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR περιέχουν επισημασμένα παραδείγματα πλοίων σε εικόνες SAR. Αυτές οι επισημειώσεις παρέχουν πληροφορίες βασικής αλήθειας σχετικά με τη θέση, το μέγεθος και το σχήμα των πλοίων στις εικόνες, οι οποίες χρησιμεύουν ως δεδομένα αναφοράς για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση αλγορίθμων ανίχνευσης πλοίων. Τα επισημασμένα παραδείγματα πλοίων επιτρέπουν στους ερευνητές και τους επαγγελματίες να αναπτύξουν και να επικυρώσουν αλγορίθμους για την ακριβή ανίχνευση και τον εντοπισμό πλοίων σε εικόνες SAR, οδηγώντας σε βελτιωμένη απόδοση αλγορίθμων και επιχειρησιακές δυνατότητες.
- Ποικίλοι τύποι και μεγέθη πλοίων: Τα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR περιλαμβάνουν συνήθως ένα ευρύ φάσμα τύπων και μεγεθών πλοίων, που αντιπροσωπεύουν διαφορετικές κατηγορίες πλοίων, όπως φορτηγά πλοία, αλιευτικά σκάφη, δεξαμενόπλοια και

πολεμικά πλοία. Αυτή η ποικιλομορφία στους τύπους και τα μεγέθη πλοίων επιτρέπει την ανάπτυξη και αξιολόγηση αλγορίθμων ανίχνευσης πλοίων που μπορούν να ανιχνεύουν με ακρίβεια και να διακρίνουν μεταξύ διαφορετικών τύπων πλοίων σε εικόνες SAR, πράγμα που είναι σημαντικό για διάφορες ναυτιλιακές εφαρμογές.

- Σενάρια πραγματικού κόσμου: Τα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR συχνά περιλαμβάνουν εικόνες SAR που έχουν ληφθεί από πραγματικά ναυτικά σενάρια, αντιπροσωπεύοντας την πολυπλοκότητα και τις προκλήσεις των επιχειρησιακών περιβαλλόντων. Αυτά τα σενάρια μπορεί να περιλαμβάνουν ποικίλες καιρικές συνθήκες, καταστάσεις θάλασσας και προσανατολισμούς πλοίων, οι οποίοι μπορούν να επηρεάσουν την απόδοση των αλγορίθμων ανίχνευσης πλοίων. Χρησιμοποιώντας σύνολα δεδομένων με σενάρια πραγματικού κόσμου, οι ερευνητές και οι επαγγελματίες μπορούν να αναπτύξουν αλγορίθμους που είναι ανθεκτικοί στις προκλήσεις που θέτουν οι επιχειρησιακές συνθήκες, οδηγώντας σε πιο αξιόπιστους και αποτελεσματικούς αλγορίθμους ανίχνευσης πλοίων.
- Πολυχρονικά και πολυπολικά δεδομένα: Τα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR μπορούν επίσης να περιλαμβάνουν πολυχρονικές και πολυπολικές εικόνες SAR. Τα πολυχρονικά δεδομένα καταγράφουν τις χρονικές αλλαγές στις θέσεις και τις εμφανίσεις των πλοίων με την πάροδο του χρόνου, επιτρέποντας την ανάπτυξη αλγορίθμων που μπορούν να παρακολουθούν τα πλοία και να παρακολουθούν τις κινήσεις τους. Τα δεδομένα πολλαπλής πόλωσης καταγράφουν τα χαρακτηριστικά της οπισθοσκέδασης των πλοίων από διαφορετικές γωνίες πόλωσης, παρέχοντας πρόσθετες πληροφορίες για την αξιοποίηση αλγορίθμων εντοπισμού πλοίων. Αυτά τα χαρακτηριστικά των πολυχρονικών και πολυπολικών δεδομένων ενισχύουν τις δυνατότητες των αλγορίθμων ανίχνευσης πλοίων σε εικόνες SAR, καθιστώντας τους πιο ισχυρούς και ακριβείς.
- Κάλυψη μεγάλης κλίμακας: Τα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR μπορούν να καλύπτουν μεγάλες γεωγραφικές περιοχές, παρέχοντας εκτεταμένη κάλυψη των θαλάσσιων περιοχών. Αυτή η μεγάλη κλίμακας κάλυψη επιτρέπει στους ερευνητές και τους επαγγελματίες να αναπτύξουν αλγορίθμους ανίχνευσης πλοίων που μπορούν να εφαρμοστούν στην επιτήρηση ευρείας περιοχής, όπως η παρακολούθηση των ναυτιλιακών οδών, των θαλάσσιων συνόρων και των αποκλειστικών οικονομικών ζωνών (ΑΟΖ). Η μεγάλη κλίμακας

κάλυψη επιτρέπει επίσης την αξιολόγηση της απόδοσης των αλγορίθμων σε διαφορετικές περιοχές και περιβαλλοντικές συνθήκες, παρέχοντας πληροφορίες σχετικά με τη δυνατότητα γενίκευσης των αλγορίθμων ανίχνευσης πλοίων.

- **Τυποποιημένοι μορφότυποι και σημεία αναφοράς:** Ορισμένα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR είναι τυποποιημένα όσον αφορά τους μορφότυπους και τα σημεία αναφοράς, επιτρέποντας δίκαιες συγκρίσεις και συγκριτική αξιολόγηση διαφορετικών αλγορίθμων ανίχνευσης πλοίων. Αυτά τα τυποποιημένα σύνολα δεδομένων παρέχουν μια κοινή πλατφόρμα για την αξιολόγηση των επιδόσεων διαφορετικών αλγορίθμων, προωθώντας τη συνεργασία και προάγοντας τον τομέα της θαλάσσιας τηλεπισκόπησης.

Περιορισμοί των SSDD:

Τα σύνολα δεδομένων SAR για την ανίχνευση πλοίων έχουν περιορισμούς που πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά την ανάπτυξη και την αξιολόγηση των αλγορίθμων ανίχνευσης πλοίων. Αυτοί οι περιορισμοί περιλαμβάνουν:

- Τα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR βασίζονται σε χειροκίνητα σχολιασμένα δεδομένα βασικής αλήθειας για να υποδείξουν τη θέση, το μέγεθος και το σχήμα των πλοίων στις εικόνες. Ωστόσο, αυτές οι επισημάνσεις μπορεί να μην είναι πάντα ακριβείς λόγω παραγόντων όπως το ανθρώπινο λάθος, η υποκειμενική κρίση και οι περιορισμοί της ανάλυσης των εικόνων SAR. Τα ανακριβή δεδομένα βασικής αλήθειας μπορούν να εισάγουν σφάλματα και προκαταλήψεις στην εκπαίδευση και την αξιολόγηση των αλγορίθμων ανίχνευσης πλοίων, οδηγώντας σε μη βέλτιστες επιδόσεις και περιορισμένη δυνατότητα γενίκευσης.
- **Περιορισμένη μεταβλητότητα στις περιβαλλοντικές συνθήκες:** Τα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR μπορεί να μην αποτυπώνουν πάντα το πλήρες φάσμα των περιβαλλοντικών συνθηκών που συναντούν τα πλοία στον πραγματικό κόσμο. Παράγοντες όπως οι ποικίλες καιρικές συνθήκες, η κατάσταση της θάλασσας και ο προσανατολισμός των πλοίων μπορούν να επηρεάσουν την εμφάνιση και τα χαρακτηριστικά οπισθοσκέδασης των πλοίων στις εικόνες SAR. Η περιορισμένη μεταβλητότητα των περιβαλλοντικών συνθηκών στο σύνολο δεδομένων μπορεί να μην αντιπροσωπεύει πλήρως την πολυπλοκότητα και τις προκλήσεις των πραγματικών ναυτιλιακών σεναρίων, οδηγώντας σε επιδόσεις

αλγορίθμων που μπορεί να μην είναι ανθεκτικές σε διαφορετικές επιχειρησιακές συνθήκες.

- Περιορισμένη ποικιλομορφία σε τύπους και μεγέθη πλοίων: Ενώ ορισμένα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR περιλαμβάνουν ένα ευρύ φάσμα τύπων και μεγεθών πλοίων, ενδέχεται να εξακολουθούν να υπάρχουν περιορισμοί όσον αφορά την αντιπροσώπευση του πλήρους φάσματος των πλοίων που υπάρχουν σε θαλάσσια περιβάλλοντα. Τα σύνολα δεδομένων ενδέχεται να μην αποτυπώνουν πλήρως τη μεγάλη ποικιλία πλοίων, συμπεριλαμβανομένων των μικρότερων πλοίων ή των εξειδικευμένων τύπων πλοίων, γεγονός που μπορεί να περιορίσει τη δυνατότητα γενίκευσης των αλγορίθμων ανίχνευσης πλοίων σε διαφορετικούς θαλάσσιους τομείς.
- Περιορισμένη χρονική κάλυψη: Τα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR είναι συχνά περιορισμένα από άποψη χρονικής κάλυψης, καταγράφοντας θέσεις και εμφανίσεις πλοίων σε συγκεκριμένες χρονικές στιγμές. Ωστόσο, τα πλοία είναι δυναμικά αντικείμενα που κινούνται και αλλάζουν με την πάροδο του χρόνου. Η περιορισμένη χρονική κάλυψη μπορεί να μην καταγράφει πλήρως τις χρονικές αλλαγές στις θέσεις και τις εμφανίσεις των πλοίων, γεγονός που μπορεί να επηρεάσει την ικανότητα των αλγορίθμων ανίχνευσης πλοίων να εντοπίζουν με ακρίβεια τα πλοία και να παρακολουθούν τις κινήσεις τους.
- Περιορισμένη κάλυψη των επιχειρησιακών περιοχών: Τα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR ενδέχεται να μην καλύπτουν πάντα τις συγκεκριμένες επιχειρησιακές περιοχές ενδιαφέροντος για ορισμένες θαλάσσιες εφαρμογές. Για παράδειγμα, τα σύνολα δεδομένων μπορεί να επικεντρώνονται σε συγκεκριμένες περιοχές ή να αποκλείουν ορισμένες περιοχές, οι οποίες μπορεί να μην αντιπροσωπεύουν πλήρως τις επιχειρησιακές περιοχές στις οποίες θα αναπτυχθούν αλγόριθμοι ανίχνευσης πλοίων. Η περιορισμένη κάλυψη των επιχειρησιακών περιοχών μπορεί να επηρεάσει τη συνάφεια και τη δυνατότητα εφαρμογής των αλγορίθμων ανίχνευσης πλοίων σε σενάρια του πραγματικού κόσμου.
- Μεροληψία συνόλου δεδομένων: Όπως κάθε σύνολο δεδομένων, τα σύνολα δεδομένων ανίχνευσης πλοίων SAR μπορεί επίσης να υποφέρουν από μεροληψία. Η μεροληψία μπορεί να εισαχθεί κατά τη διαδικασία συλλογής, σχολιασμού ή επιμέλειας των δεδομένων και μπορεί να οδηγήσει σε μεροληπτικές αναπαραστάσεις πλοίων ή σε

μεροληπτική αξιολόγηση της απόδοσης των αλγορίθμων. Η μεροληψία των συνόλων δεδομένων μπορεί να περιορίσει τη γενικευσιμότητα και τη δικαιοσύνη των αλγορίθμων ανίχνευσης πλοίων και μπορεί να μην αντιπροσωπεύει πλήρως την ποικιλομορφία και την πολυπλοκότητα των πραγματικών θαλάσσιων περιβαλλόντων.

4.3.2. xView Dataset

Το σύνολο δεδομένων xView είναι ένα άλλο δημοφιλές σύνολο δεδομένων δορυφορικών εικόνων που έχει κερδίσει σημαντική προσοχή στην κοινότητα της τηλεπισκόπησης. Το σύνολο δεδομένων xView, το οποίο αναπτύχθηκε από τη Μονάδα Αμυντικής Καινοτομίας (DIU) του Υπουργείου Άμυνας των Ηνωμένων Πολιτειών, παρέχει εικόνες υψηλής ανάλυσης διαφόρων αστικών περιοχών σε όλο τον κόσμο, σχολιασμένες με 60 διαφορετικές κατηγορίες αντικειμένων, συμπεριλαμβανομένων κτιρίων, δρόμων, οχημάτων και φυσικών χαρακτηριστικών. Το σύνολο δεδομένων σχεδιάστηκε για να υποστηρίξει την έρευνα μηχανικής μάθησης για την ανίχνευση και ταξινόμηση αντικειμένων σε πολύπλοκα αστικά περιβάλλοντα.

Το σύνολο δεδομένων xView έχει χρησιμοποιηθεί ευρέως στην επιστημονική έρευνα για μια σειρά εφαρμογών. Για παράδειγμα, σε μια μελέτη των Demir et al. (2018), το σύνολο δεδομένων xView χρησιμοποιήθηκε για την ανάπτυξη ενός αλγορίθμου ανίχνευσης αντικειμένων για τον εντοπισμό κατεστραμμένων κτιρίων σε σενάρια μετά από καταστροφές. Η μελέτη κατέδειξε τις δυνατότητες του συνόλου δεδομένων xView για την αξιολόγηση και την αντιμετώπιση καταστροφών, καθώς ο αλγόριθμος πέτυχε υψηλή ακρίβεια στον εντοπισμό κατεστραμμένων κτιρίων, κάτι που είναι ζωτικής σημασίας για τη διαχείριση καταστροφών και τις προσπάθειες ανακούφισης.

Μια άλλη μελέτη των Deng κ.ά. (2019) χρησιμοποίησε το σύνολο δεδομένων xView για την ανάπτυξη ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης για τη χαρτογράφηση της αστικής κάλυψης γης, η οποία είναι απαραίτητη για τον αστικό σχεδιασμό και την περιβαλλοντική παρακολούθηση. Η μελέτη χρησιμοποίησε τις πλούσιες επισημειώσεις κλάσεων αντικειμένων στο σύνολο δεδομένων xView για την εκπαίδευση ενός μοντέλου βαθιάς μάθησης για την ταξινόμηση της κάλυψης γης και τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η προτεινόμενη προσέγγιση πέτυχε υψηλή ακρίβεια στη χαρτογράφηση της αστικής κάλυψης γης, αποδεικνύοντας τη χρησιμότητα του συνόλου δεδομένων xView για εφαρμογές αστικής τηλεπισκόπησης.

Τα παραδείγματα αυτά αναδεικνύουν τη σημασία των συνόλων δεδομένων δορυφορικών εικόνων όπως το SSDD και το xView για την προώθηση της έρευνας και των εφαρμογών τηλεπισκόπησης. Αυτά τα σύνολα δεδομένων παρέχουν στους ερευνητές πρόσβαση σε υψηλής ποιότητας, σχολιασμένες δορυφορικές εικόνες, οι οποίες χρησιμεύουν ως πολύτιμος πόρος για την ανάπτυξη και αξιολόγηση

αλγορίθμων για διάφορες εργασίες, όπως η ταξινόμηση εικόνων, η ανίχνευση αντικειμένων και η σημασιολογική κατάτμηση. Η χρήση αυτών των συνόλων δεδομένων έχει οδηγήσει σε εξελίξεις στην έρευνα της τηλεπισκόπησης, επιτρέποντας την ανάπτυξη ακριβών και αποτελεσματικών αλγορίθμων για ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών, όπως ο αστικός σχεδιασμός, η εκτίμηση καταστροφών, ο σχεδιασμός μεταφορών και η περιβαλλοντική παρακολούθηση.

Ωστόσο, μαζί με τα οφέλη, υπάρχουν και προκλήσεις που συνδέονται με τη χρήση συνόλων δεδομένων δορυφορικών εικόνων στην επιστημονική έρευνα. Μια πρόκληση είναι η διαθεσιμότητα σχολίων επίγειας αλήθειας, τα οποία είναι απαραίτητα για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση αλγορίθμων. Οι σχολιασμοί βασικής αλήθειας είναι συχνά εντάσεως εργασίας και χρονοβόρες για να δημιουργηθούν, καθώς απαιτούν χειροκίνητη επισημάνση αντικειμένων σε δορυφορικές εικόνες. Επιπλέον, οι σχολιασμοί επίγειας αλήθειας μπορεί επίσης να έχουν αβεβαιότητες ή ασυνέπειες λόγω υποκειμενικών ερμηνειών ή περιορισμών στην ανάλυση και την ποιότητα της εικόνας. Μια άλλη πρόκληση είναι η ετερογένεια και η μεταβλητότητα των δεδομένων δορυφορικών εικόνων, όπως οι διαφορές στα χαρακτηριστικά των αισθητήρων, στις αναλύσεις των εικόνων και στις ατμοσφαιρικές συνθήκες, οι οποίες μπορούν να επηρεάσουν την απόδοση και τη γενίκευση των αλγορίθμων σε διαφορετικά σύνολα δεδομένων.

Εφαρμογές του συνόλου δεδομένων xView:

Το σύνολο δεδομένων xView έχει χρησιμοποιηθεί ευρέως σε ποικίλες εφαρμογές, συμπεριλαμβανομένης της ανίχνευσης αντικειμένων, της σημασιολογικής κατάτμησης και της ανίχνευσης αλλαγών. Μία από τις κύριες εφαρμογές του xView είναι η ανίχνευση αντικειμένων, η οποία περιλαμβάνει την ανίχνευση και τον εντοπισμό αντικειμένων ενδιαφέροντος, όπως κτίρια, οχήματα και δρόμοι, σε δορυφορικές εικόνες. Οι πληροφορίες αυτές μπορούν να χρησιμοποιηθούν για διάφορους σκοπούς, όπως ο αστικός σχεδιασμός, η αντιμετώπιση καταστροφών και η διαχείριση υποδομών.

Το xView έχει επίσης χρησιμοποιηθεί για τη σημασιολογική κατάτμηση, η οποία περιλαμβάνει την ταξινόμηση εικονοστοιχείων σε δορυφορικές εικόνες σε διάφορες κατηγορίες αντικειμένων, όπως κτίρια, βλάστηση και υδάτινα σώματα. Αυτό μπορεί να παρέχει πιο λεπτομερείς και λεπτόκοκκες πληροφορίες σχετικά με την κάλυψη και τη χρήση γης σε μια δεδομένη περιοχή, οι οποίες είναι πολύτιμες για την περιβαλλοντική παρακολούθηση, τη διαχείριση γης και τον αστικό σχεδιασμό.

Επιπλέον, το xView έχει χρησιμοποιηθεί για την ανίχνευση αλλαγών, η οποία περιλαμβάνει τον εντοπισμό και την ανάλυση των αλλαγών που συμβαίνουν σε μια περιοχή με την πάροδο του χρόνου. Συγκρίνοντας δορυφορικές εικόνες από διαφορετικές χρονικές στιγμές, το xView μπορεί να βοηθήσει στον εντοπισμό

αλλαγών σε αστικές περιοχές, όπως νέες κατασκευές, αλλαγές στις υποδομές ή αλλαγές στις χρήσεις γης, οι οποίες είναι σημαντικές για την παρακολούθηση της αστικής ανάπτυξης και εξέλιξης.

Χαρακτηριστικά του συνόλου δεδομένων xView:

Το σύνολο δεδομένων xView προσφέρει διάφορα αξιοσημείωτα χαρακτηριστικά που το καθιστούν πολύτιμο πόρο για την ανάλυση δορυφορικών εικόνων. Ορισμένα από τα βασικά χαρακτηριστικά του xView περιλαμβάνουν:

- Υψηλής ποιότητας και ποικίλες εικόνες: Το xView παρέχει υψηλής ποιότητας και ποικίλες δορυφορικές εικόνες, οι οποίες έχουν ληφθεί από διάφορους αισθητήρες με διαφορετικές χωρικές αναλύσεις και φασματικές ζώνες. Αυτό επιτρέπει ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών και αναλύσεων σε διαφορετικές γεωγραφικές περιοχές και περιβάλλοντα.
- Σύνολο δεδομένων μεγάλης κλίμακας: Το xView είναι ένα σύνολο δεδομένων μεγάλης κλίμακας, που περιέχει σημαντικό όγκο δεδομένων δορυφορικών εικόνων, γεγονός που το καθιστά κατάλληλο για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση μοντέλων μηχανικής μάθησης. Η μεγάλης κλίμακας φύση του συνόλου δεδομένων επιτρέπει την ανάπτυξη ισχυρών και ακριβών μοντέλων για εργασίες ανίχνευσης αντικειμένων, τμηματοποίησης και ανίχνευσης αλλαγών.
- Πλούσιες κατηγορίες αντικειμένων: Το xView περιλαμβάνει ένα ευρύ φάσμα κατηγοριών αντικειμένων, όπως κτίρια, οχήματα, δρόμους, δέντρα και υδάτινα σώματα, τα οποία είναι σημαντικά για διάφορες εφαρμογές. Αυτό επιτρέπει την ολοκληρωμένη ανάλυση αστικών περιοχών και άλλων τοπίων, παρέχοντας πολύτιμες πληροφορίες για τα διάφορα αντικείμενα και τις αλληλεπιδράσεις τους.
- Προκλήσεις του πραγματικού κόσμου: Το xView ενσωματώνει τις προκλήσεις του πραγματικού κόσμου που συναντώνται συνήθως στην ανάλυση δορυφορικών εικόνων, όπως οι διαφορετικές συνθήκες φωτισμού, οι αποκρύψεις και οι διακυμάνσεις του μεγέθους των αντικειμένων. Αυτό καθιστά το σύνολο δεδομένων πιο ρεαλιστικό και προετοιμάζει τα μοντέλα για σενάρια του πραγματικού κόσμου όπου επικρατούν τέτοιες προκλήσεις.
- Σχολιασμένα δεδομένα επίγειας αλήθειας: Το xView συνοδεύεται από σχολιασμένα δεδομένα επίγειας αλήθειας, παρέχοντας ακριβείς και λεπτομερείς ετικέτες για εργασίες ανίχνευσης και τμηματοποίησης αντικειμένων. Αυτό επιτρέπει προσεγγίσεις μάθησης με επίβλεψη, όπου τα μοντέλα μηχανικής μάθησης μπορούν να εκπαιδευτούν στα δεδομένα με ετικέτες για να μάθουν τα πρότυπα και τα

χαρακτηριστικά των διαφόρων αντικειμένων στις δορυφορικές εικόνες.

Περιορισμοί του συνόλου δεδομένων xView:

Παρά τα πλεονεκτήματά του, το σύνολο δεδομένων xView έχει επίσης ορισμένους περιορισμούς που πρέπει να λαμβάνονται υπόψη κατά τη χρήση του για την ανάλυση δορυφορικών εικόνων:

- Περιορισμένη χρονική ανάλυση: Παρόμοια με το SSDD, το xView παρέχει ένα στιγμιότυπο της γήινης επιφάνειας σε μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή, το οποίο ενδέχεται να μην αποτυπώνει τις χρονικές αλλαγές ή τη δυναμική. Οι αστικές περιοχές και τα τοπία εξελίσσονται διαρκώς και ενδέχεται να προκύψουν αλλαγές μεταξύ του χρόνου απόκτησης της εικόνας και του χρόνου ανάλυσης. Αυτό μπορεί να επηρεάσει την ακρίβεια των αποτελεσμάτων, ιδίως για εφαρμογές που απαιτούν την παρακολούθηση των αλλαγών με την πάροδο του χρόνου.
- Περιορισμένη φασματική πληροφορία: Ενώ το xView περιλαμβάνει πολλές φασματικές ζώνες, δεν καλύπτει το πλήρες φάσμα των διαθέσιμων δεδομένων τηλεπισκόπησης. Για παράδειγμα, δεν περιλαμβάνει θερμικές ή υπερφασματικές ζώνες, οι οποίες μπορούν να παρέχουν πολύτιμες πληροφορίες για ορισμένες εφαρμογές, όπως η αξιολόγηση της υγείας της βλάστησης ή η χαρτογράφηση ορυκτών. Οι χρήστες θα πρέπει να γνωρίζουν τις περιορισμένες φασματικές πληροφορίες του xView και να εξετάζουν τις πιθανές επιπτώσεις στην ανάλυσή τους.
- Μεροληψία και αντιπροσωπευτικότητα: Το σύνολο δεδομένων xView ενδέχεται να έχει ζητήματα μεροληψίας και αντιπροσωπευτικότητας, καθώς βασίζεται σε δορυφορικές εικόνες που συλλέγονται από το Υπουργείο Άμυνας των ΗΠΑ (DoD). Το σύνολο δεδομένων ενδέχεται να μην αντιπροσωπεύει πλήρως την ποικιλομορφία των αστικών περιοχών και των τοπίων παγκοσμίως και τα αποτελέσματα που λαμβάνονται από το xView ενδέχεται να μην είναι άμεσα εφαρμόσιμα σε άλλες περιοχές ή χώρες. Οι χρήστες θα πρέπει να λαμβάνουν υπόψη την πιθανή μεροληψία και τους περιορισμούς του συνόλου δεδομένων κατά την ερμηνεία των αποτελεσμάτων και τη γενίκευσή τους σε άλλες περιοχές.

4.3.3. Σύνοψη

Παρά τις προκλήσεις αυτές, σύνολα δεδομένων δορυφορικών εικόνων όπως τα SSDD και xView έχουν συμβάλει σημαντικά στην έρευνα και τις εφαρμογές της

τηλεπισκόπησης. Αυτά τα σύνολα δεδομένων επέτρεψαν την ανάπτυξη αλγορίθμων τελευταίας τεχνολογίας για εργασίες ανάλυσης εικόνας και χρησιμοποιήθηκαν σε πολυάριθμες μελέτες για την αντιμετώπιση προκλήσεων του πραγματικού κόσμου, όπως η αντιμετώπιση καταστροφών, ο αστικός σχεδιασμός και η περιβαλλοντική παρακολούθηση. Επιπλέον, αυτά τα σύνολα δεδομένων έχουν επίσης προωθήσει συνεργασίες μεταξύ ακαδημαϊκών, βιομηχανικών και κυβερνητικών φορέων, οδηγώντας σε εξελίξεις στην τεχνολογία και τις εφαρμογές τηλεπισκόπησης.

Κοιτάζοντας μπροστά, οι μελλοντικές προοπτικές των συνόλων δεδομένων δορυφορικών εικόνων είναι πολλά υποσχόμενες. Με την πρόοδο της δορυφορικής τεχνολογίας και των τεχνικών απόκτησης δεδομένων, υπάρχει αυξανόμενη διαθεσιμότητα δορυφορικών εικόνων υψηλής ανάλυσης, παρέχοντας στους ερευνητές πλούσια και ποικίλα σύνολα δεδομένων για επιστημονική έρευνα. Επιπλέον, η ενσωμάτωση των δορυφορικών εικόνων με άλλες πηγές δεδομένων, όπως επίγειες παρατηρήσεις, δεδομένα από τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης και δεδομένα από την επιστήμη των πολιτών, ενέχει μεγάλες δυνατότητες για την αντιμετώπιση σύνθετων και διεπιστημονικών ερευνητικών ερωτημάτων. Επιπλέον, η ανάπτυξη τεχνικών μηχανικής μάθησης, όπως η βαθιά μάθηση, συνεχίζει να εξελίσσεται και να βελτιώνεται, παρέχοντας νέες ευκαιρίες για προηγμένες εργασίες ανάλυσης εικόνων με χρήση δορυφορικών εικόνων.

Συμπερασματικά, σύνολα δεδομένων δορυφορικών εικόνων όπως τα SSDD και xView έχουν γίνει ανεκτίμητοι πόροι για την έρευνα και τις εφαρμογές της τηλεπισκόπησης. Αυτά τα σύνολα δεδομένων παρέχουν στους ερευνητές πρόσβαση σε δορυφορικές εικόνες υψηλής ανάλυσης, μαζί με σχόλια επίγειας αλήθειας, διευκολύνοντας την ανάπτυξη και αξιολόγηση προηγμένων αλγορίθμων για εργασίες ανάλυσης εικόνας. Αυτά τα σύνολα δεδομένων έχουν χρησιμοποιηθεί σε διάφορες μελέτες για εφαρμογές όπως ο αστικός σχεδιασμός, η εκτίμηση καταστροφών, ο σχεδιασμός μεταφορών και η περιβαλλοντική παρακολούθηση και έχουν συμβάλει σημαντικά στην πρόοδο της τεχνολογίας και των εφαρμογών τηλεπισκόπησης. Παρά τις προκλήσεις που σχετίζονται με τις επισημειώσεις της επίγειας αλήθειας και τη μεταβλητότητα των δεδομένων δορυφορικών εικόνων, οι μελλοντικές προοπτικές των συνόλων δεδομένων δορυφορικών εικόνων είναι ελπιδοφόρες, με ευκαιρίες για την ενσωμάτωση δορυφορικών εικόνων με άλλες πηγές δεδομένων και εξελίξεις στις τεχνικές μηχανικής μάθησης. Καθώς η δορυφορική τεχνολογία συνεχίζει να εξελίσσεται, τα σύνολα δεδομένων δορυφορικών εικόνων αναμένεται να διαδραματίσουν κρίσιμο ρόλο στην αντιμετώπιση των προκλήσεων του πραγματικού κόσμου και στην προώθηση της έρευνας για την τηλεπισκόπηση.

5. Τεχνητή Νοημοσύνη και Μηχανική Μάθηση

5.1. Εισαγωγικές Έννοιες

Νοημοσύνη είναι η ικανότητα επεξεργασίας της πληροφορίας με σκοπό τη λήψη απόφασης. Τεχνητή Νοημοσύνη (Artificial Intelligence – AI) είναι η προσπάθεια υλοποίησης αλγορίθμων με σκοπό την επεξεργασία της πληροφορίας για την λήψη απόφασης.

Η τεχνητή νοημοσύνη είναι μια ευρύτερη έννοια που περιλαμβάνει τη συνολική ικανότητα μιας μηχανής ή ενός συστήματος να μιμείται την ανθρώπινη νοημοσύνη και να εκτελεί εργασίες που συνήθως απαιτούν ανθρώπινη νοημοσύνη, όπως η αντίληψη, η συλλογιστική, η επίλυση προβλημάτων και η λήψη αποφάσεων. Η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να κατηγοριοποιηθεί περαιτέρω σε δύο τύπους:

- Στενή ή αδύναμη AI: Αναφέρεται σε συστήματα AI που έχουν σχεδιαστεί για συγκεκριμένες εργασίες και έχουν περιορισμένες δυνατότητες. Για παράδειγμα, οι εικονικοί βοηθοί όπως η Siri ή η Alexa έχουν σχεδιαστεί για να εκτελούν συγκεκριμένες εργασίες όπως η αναγνώριση φωνής και η επεξεργασία φυσικής γλώσσας.
- Γενική ή ισχυρή τεχνητή νοημοσύνη: Αναφέρεται σε συστήματα τεχνητής νοημοσύνης που έχουν την ικανότητα να εκτελούν εργασίες σε διάφορους τομείς και παρουσιάζουν νοημοσύνη που μοιάζει με την ανθρώπινη. Ωστόσο, η πραγματική γενική AI εξακολουθεί να αποτελεί θεωρητική έννοια και δεν έχει υλοποιηθεί πλήρως στην πράξη.

Η μηχανική μάθηση (Machine Learning - ML) είναι η μελέτη αλγορίθμων υπολογιστών που μπορούν να βελτιωθούν αυτόματα μέσω της εμπειρίας και με τη χρήση δεδομένων[9][10]. Θεωρείται υποσύνολο της τεχνητής νοημοσύνης. Ο Tom M. Mitchell (1997) διευκρινίζει τον όρο μάθηση με την ακόλουθη πρόταση: «Ένα πρόγραμμα υπολογιστή λέγεται ότι μαθαίνει από εμπειρία E ως προς μια κλάση εργασιών T και ένα μέτρο επίδοσης P , αν η επίδοσή του σε εργασίες της κλάσης T , όπως αποτιμάται από το μέτρο P , βελτιώνεται με την εμπειρία E » [10].

Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης χτίζουν ένα μοντέλο που βασίζεται σε δείγματα δεδομένων, γνωστά ως δεδομένα εκπαίδευσης, προκειμένου να κάνουν προβλέψεις ή να πάρουν αποφάσεις χωρίς να είναι ρητά προγραμματισμένοι να το κάνουν. Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης χρησιμοποιούνται σε μια μεγάλη ποικιλία εφαρμογών, όπως στην ιατρική, την αναγνώριση ομιλίας και την όραση υπολογιστή, όπου είναι δύσκολο ή ανέφικτο να αναπτυχθούν συμβατικοί αλγόριθμοι για την εκτέλεση των απαιτούμενων εργασιών.

Αναλυτικότερα, για ένα σύνολο δεδομένων εισόδου, ένας αλγόριθμος μηχανικής μάθησης μπορεί να εκτελέσει τις ακόλουθες βασικές εργασίες:

- Ταξινόμηση (Classification): Ο αλγόριθμος μηχανικής μάθησης καλείται να προσδιορίσει την κατηγορία στην οποία ανήκουν τα δεδομένα εισόδου.
- Παλινδρόμηση (Regression): Ο αλγόριθμος μηχανικής μάθησης προσπαθεί να γραμμικοποιήσει τις τιμές εισόδου, δηλαδή να μεταφράσει τη συμπεριφορά τους μέσω γραμμικής εξίσωσης.
- Συσταδοποίηση (Clustering): Ο αλγόριθμος μηχανικής μάθησης ζητείται να ομαδοποιήσει σε έναν πεπερασμένο αριθμό κλάσεων τα δεδομένα εισόδου.

Είναι προφανές πως οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης εκτελούν πολλές παραπάνω εργασίες όπως π.χ. Transcription, Machine translation, Anomaly detection, Denoising, κ.λ.π.

Ένας βασικός στόχος ενός εκπαιδευόμενου είναι να γενικεύσει από την εμπειρία του. Η γενίκευση σε αυτό το πλαίσιο είναι η ικανότητα μιας μαθησιακής μηχανής να αποδίδει με ακρίβεια σε νέα, αόρατα παραδείγματα/εργασίες αφού έχει βιώσει ένα σύνολο δεδομένων μάθησης. Τα παραδείγματα εκπαίδευσης προέρχονται από κάποια γενικά άγνωστη κατανομή πιθανοτήτων (που θεωρείται αντιπροσωπευτική του χώρου των περιστατικών) και ο εκπαιδευόμενος πρέπει να δημιουργήσει ένα γενικό μοντέλο για αυτόν τον χώρο που του επιτρέπει να παράγει επαρκώς ακριβείς προβλέψεις σε νέες περιπτώσεις.

Η υπολογιστική ανάλυση των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και η απόδοσή τους είναι ένας κλάδος της θεωρητικής επιστήμης των υπολογιστών που είναι γνωστός ως υπολογιστική θεωρία μάθησης. Επειδή τα εκπαιδευτικά σύνολα είναι πεπερασμένα και το μέλλον είναι αβέβαιο, η θεωρία μάθησης συνήθως δεν παρέχει εγγυήσεις για την απόδοση των αλγορίθμων. Αντίθετα, τα πιθανοτικά όρια για την απόδοση είναι αρκετά κοινά. Η αποσύνθεση μεροληψίας-διακύμανσης είναι ένας τρόπος για να ποσοτικοποιηθεί το σφάλμα γενίκευσης.

Για την καλύτερη απόδοση στο πλαίσιο της γενίκευσης, η πολυπλοκότητα της υπόθεσης θα πρέπει να ταιριάζει με την πολυπλοκότητα της συνάρτησης που βρίσκεται κάτω από τα δεδομένα. Εάν η υπόθεση είναι λιγότερο σύνθετη από τη συνάρτηση, τότε το μοντέλο έχει υπολογίσει τα δεδομένα. Εάν η πολυπλοκότητα του μοντέλου αυξάνεται σε απόκριση, τότε το σφάλμα εκπαίδευσης μειώνεται. Αλλά εάν η υπόθεση είναι πολύ περίπλοκη, τότε το μοντέλο υπόκειται σε υπερβολική προσαρμογή και η γενίκευση θα είναι φτωχότερη.

Τέλος, οι προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης χωρίζονται παραδοσιακά σε τρεις μεγάλες κατηγορίες [11], ανάλογα με τη φύση του «σήματος» ή της «ανάδρασης» που διατίθεται στο σύστημα εκμάθησης:

- Εποπτευόμενη εκμάθηση: Ο υπολογιστής παρουσιάζεται με παραδείγματα εισόδων και τις επιθυμητές εξόδους τους, που δίνονται από έναν «δάσκαλο»

και ο στόχος είναι να μάθουμε έναν γενικό κανόνα που αντιστοιχίζει τις εισόδους στις εξόδους.

- Εκμάθηση χωρίς επίβλεψη: Δεν δίνονται ετικέτες στον αλγόριθμο εκμάθησης, αφήνοντάς τον μόνο του να βρει δομή στην εισαγωγή του. Η μάθηση χωρίς επίβλεψη μπορεί να είναι ένας στόχος από μόνος του (ανακάλυψη κρυφών μοτίβων στα δεδομένα) ή ένα μέσο για την επίτευξη ενός σκοπού (εκμάθηση χαρακτηριστικών).
- Ενισχυτική εκμάθηση: Ένα πρόγραμμα υπολογιστή αλληλεπιδρά με ένα δυναμικό περιβάλλον στο οποίο πρέπει να εκτελέσει έναν συγκεκριμένο στόχο (όπως η οδήγηση ενός οχήματος ή το παιχνίδι ενός παιχνιδιού εναντίον ενός αντιπάλου). Καθώς περιηγείται στον χώρο προβλημάτων του, το πρόγραμμα λαμβάνει ανατροφοδότηση που είναι ανάλογη με τις ανταμοιβές, τις οποίες προσπαθεί να μεγιστοποιήσει.

6. Αλγόριθμοι YOLO

6.1. Εισαγωγικές Έννοιες

Υπάρχουν διάφοροι αλγόριθμοι ανίχνευσης αντικειμένων τεχνητής νοημοσύνης για τον εντοπισμό αντικειμένων σε δορυφορικές εικόνες.

Δεν υπάρχει ένας μόνο αλγόριθμος ανίχνευσης αντικειμένων τεχνητής νοημοσύνης που να θεωρείται ο καλύτερος για την ανίχνευση αντικειμένων σε δορυφορικές εικόνες, καθώς κάθε αλγόριθμος έχει τα δικά του πλεονεκτήματα και αδυναμίες. Η επιλογή του αλγορίθμου εξαρτάται από τη συγκεκριμένη περίπτωση χρήσης και τα απαιτούμενα κριτήρια απόδοσης.

Ένας δημοφιλής αλγόριθμος είναι ο αλγόριθμος You Only Look Once (YOLO), ο οποίος είναι ικανός να ανιχνεύει αντικείμενα σε πραγματικό χρόνο με υψηλή ακρίβεια. Ο YOLO έχει διάφορες εκδόσεις, συμπεριλαμβανομένων των YOLOv5, YOLOv7 και YOLOv8.

Ένας άλλος ευρέως χρησιμοποιούμενος αλγόριθμος είναι ο Single Shot Multibox Detector (SSD), ο οποίος μπορεί να ανιχνεύσει πολλαπλά αντικείμενα σε μία μόνο εικόνα. Οι αλγόριθμοι Faster R-CNN και Mask R-CNN είναι επίσης δημοφιλείς αλγόριθμοι που μπορούν να ανιχνεύσουν με ακρίβεια αντικείμενα σε δορυφορικές εικόνες, διατηρώντας παράλληλα τις χωρικές τους σχέσεις.

Επιπλέον, υπάρχουν νευρωνικά δίκτυα συνελκτικού τύπου (R-CNN) με βάση την περιοχή, όπως το Faster R-CNN, τα οποία χρησιμοποιούν προτάσεις περιοχών για τον προσδιορισμό της παρουσίας αντικειμένων. Ένας άλλος δημοφιλής αλγόριθμος είναι το RetinaNet, το οποίο χρησιμοποιεί ένα δίκτυο πυραμίδας χαρακτηριστικών για τον εντοπισμό αντικειμένων διαφορετικών μεγεθών σε εικόνες.

Συνολικά, η επιλογή του αλγορίθμου ανίχνευσης αντικειμένων τεχνητής νοημοσύνης εξαρτάται από τη συγκεκριμένη περίπτωση χρήσης και τις απαιτήσεις ακρίβειας και ταχύτητας της εφαρμογής. Είναι σημαντικό να επιλεγεί ένας αλγόριθμος που μπορεί να ανιχνεύσει αποτελεσματικά αντικείμενα σε δορυφορικές εικόνες και ταυτόχρονα να πληροί τα επιθυμητά κριτήρια απόδοσης.

6.2. Ο αλγόριθμος YOLO

Ο αλγόριθμος YOLO (You Only Look Once) είναι ένας δημοφιλής αλγόριθμος ανίχνευσης αντικειμένων στον τομέα της όρασης υπολογιστών που στοχεύει στην ακριβή και αποτελεσματική ανίχνευση αντικειμένων σε εικόνες ή βίντεο σε πραγματικό χρόνο. Σε αντίθεση με τις παραδοσιακές προσεγγίσεις ανίχνευσης αντικειμένων που βασίζονται σε μεθόδους πρότασης περιοχών, ο YOLO ακολουθεί μια διαφορετική προσέγγιση διαίρωντας μια εικόνα σε ένα πλέγμα και προβλέποντας

τα πλαίσια οριοθέτησης αντικειμένων και τις πιθανότητες κλάσης απευθείας από τα κελιά του πλέγματος.

Ο αλγόριθμος YOLO αποτελείται από διάφορα βασικά στοιχεία:

- Επεξεργασία εισόδου: Η εικόνα εισόδου αρχικά αλλάζει το μέγεθος σε ένα σταθερό μέγεθος για να εξασφαλιστεί η συνέπεια στη διαδικασία ανίχνευσης. Στη συνέχεια, η εικόνα που έχει αλλάξει μέγεθος διαιρείται σε ένα πλέγμα κελιών, συνήθως με μέγεθος $S \times S$, όπου S είναι ο αριθμός των κελιών σε κάθε διάσταση.

- Πρόβλεψη οριακού πλαισίου: Για κάθε κελί πλέγματος, το YOLO προβλέπει πολλαπλά πλαίσια οριοθέτησης, καθένα από τα οποία αντιπροσωπεύεται από τέσσερις συντεταγμένες: (x, y) για το κέντρο του πλαισίου οριοθέτησης και (w, h) για το πλάτος και το ύψος του πλαισίου οριοθέτησης. Αυτές οι συντεταγμένες προβλέπονται σε σχέση με το κελί του πλέγματος, όπου το $(0, 0)$ αντιπροσωπεύει την επάνω αριστερή γωνία και το $(1, 1)$ αντιπροσωπεύει την κάτω δεξιά γωνία του κελιού του πλέγματος.
- Πρόβλεψη αντικειμενικότητας: Μαζί με τα πλαίσια οριοθέτησης, το YOLO προβλέπει μια βαθμολογία αντικειμενικότητας για κάθε πλαίσιο οριοθέτησης, η οποία υποδεικνύει την πιθανότητα το πλαίσιο οριοθέτησης να περιέχει ένα αντικείμενο. Αυτό βοηθά στο φιλτράρισμα των ψευδώς θετικών ανιχνεύσεων και βελτιώνει τη συνολική ακρίβεια του αλγορίθμου.
- Πρόβλεψη τάξης: Το YOLO προβλέπει επίσης πιθανότητες κλάσης για κάθε πλαίσιο οριοθέτησης, υποδεικνύοντας την πιθανότητα το αντικείμενο να ανήκει σε διάφορες προκαθορισμένες κλάσεις. Αυτό επιτρέπει στο YOLO όχι μόνο να ανιχνεύει αντικείμενα αλλά και να τα κατατάσσει σε διαφορετικές κατηγορίες.
- Μη μέγιστη καταστολή: Αφού γίνουν οι προβλέψεις για το πλαίσιο οριοθέτησης, την αντικειμενικότητα και την κατηγορία, το YOLO εφαρμόζει μη μέγιστη καταστολή (NMS) για να εξαλείψει τις περιττές ανιχνεύσεις. Η NMS συγκρίνει τις βαθμολογίες αντικειμενικότητας των επικαλυπτόμενων bounding boxes και αφαιρεί αυτές με τις χαμηλότερες βαθμολογίες, διατηρώντας μόνο την πιο σίγουρη ανίχνευση.
- Εκπαίδευση: Το YOLO εκπαιδεύεται σε ένα μεγάλο σύνολο σχολιασμένων δεδομένων, όπου το μοντέλο μαθαίνει να βελτιστοποιεί τις προβλέψεις για τα πλαίσια οριοθέτησης, την αντικειμενικότητα και την κλάση χρησιμοποιώντας έναν συνδυασμό συναρτήσεων απωλειών ταξινόμησης και εντοπισμού. Η διαδικασία εκπαίδευσης περιλαμβάνει την τροφοδοσία των εικόνων εισόδου μέσω του δικτύου, την πραγματοποίηση προβλέψεων, τον υπολογισμό της απώλειας και την ενημέρωση των βαρών του μοντέλου με χρήση backpropagation.

Ένα από τα βασικά πλεονεκτήματα του YOLO είναι η αποτελεσματικότητά του στην ανίχνευση αντικειμένων σε πραγματικό χρόνο. Δεδομένου ότι το YOLO προβλέπει τα πλαίσια οριοθέτησης και τις πιθανότητες κλάσης απευθείας από τα κελιά του δικτύου, αποφεύγει την ανάγκη για χρονοβόρες μεθόδους πρότασης περιοχών που χρησιμοποιούνται σε άλλες προσεγγίσεις ανίχνευσης αντικειμένων. Αυτό επιτρέπει στο YOLO να επιτυγχάνει ταχύτητες εξαγωγής συμπερασμάτων σε πραγματικό χρόνο, καθιστώντας το κατάλληλο για εφαρμογές που απαιτούν ανίχνευση αντικειμένων με χαμηλή καθυστέρηση, όπως αυτόνομα οχήματα, συστήματα επιτήρησης και ρομποτική.

Το YOLO έχει επίσης γνωρίσει αρκετές εξελίξεις με την πάροδο των ετών, συμπεριλαμβανομένων των YOLOv2, YOLOv3, YOLOv4, YOLOv5, YOLOv7 και YOLOv8, καθεμία από τις οποίες εισάγει βελτιώσεις όσον αφορά την ακρίβεια, την ταχύτητα και την αποδοτικότητα. Αυτές οι εξελίξεις έχουν καταστήσει τον YOLO έναν από τους πιο ευρέως χρησιμοποιούμενους και σύγχρονους αλγόριθμους ανίχνευσης αντικειμένων στον τομέα της όρασης υπολογιστών.

Συμπερασματικά, ο YOLO είναι ένας εξαιρετικά αποδοτικός και ακριβής αλγόριθμος ανίχνευσης αντικειμένων που έχει προωθήσει σημαντικά τον τομέα της όρασης υπολογιστών. Η μοναδική του προσέγγιση της πρόβλεψης των οριοθετημένων πλαισίων και των πιθανοτήτων κλάσης απευθείας από τα κελιά του πλέγματος, μαζί με τις δυνατότητες εξαγωγής συμπερασμάτων σε πραγματικό χρόνο, τον έχει καταστήσει δημοφιλή επιλογή για διάφορες εφαρμογές. Με τη συνεχή έρευνα και ανάπτυξη, ο YOLO αναμένεται να συνεχίσει να διευρύνει τα όρια της ανίχνευσης αντικειμένων σε πραγματικό χρόνο στο μέλλον.

6.3. YOLO v5-v7-v8

Το YOLO έχει εξελιχθεί σε διάφορες εκδόσεις, με τις YOLOv5, YOLOv7 και YOLOv8 να αποτελούν τις τελευταίες εξελίξεις αυτής της σειράς. Σε αυτό το δοκίμιο, θα παράσχουμε μια ολοκληρωμένη επισκόπηση αυτών των τριών αλγορίθμων YOLO, τονίζοντας τις βασικές συνεισφορές, τα πλεονεκτήματα και τους περιορισμούς τους, καθώς και συζητώντας τον αντίκτυπό τους στον τομέα της ανίχνευσης αντικειμένων.

6.3.1. YOLOv5

Ο YOLOv5, που παρουσιάστηκε από την Ultralytics το 2020, είναι η τελευταία επανάληψη του αλγορίθμου YOLO. Βασίζεται στην επιτυχία των προηγούμενων εκδόσεων YOLO και εισάγει αρκετές βασικές εξελίξεις. Μία από τις αξιοσημείωτες βελτιώσεις στο YOLOv5 είναι η χρήση ενός μόνο κουτιού αγκύρωσης ανά κελί πλέγματος, η οποία επιτρέπει τον ακριβέστερο εντοπισμό των αντικειμένων. Το YOLOv5 χρησιμοποιεί επίσης μια νέα εστιακή απώλεια που βοηθά στον χειρισμό της ανισορροπίας των κλάσεων και βελτιώνει την απόδοση ανίχνευσης για μικρά αντικείμενα. Επιπλέον, το YOLOv5 ενσωματώνει τη χρήση τεχνικών επαύξησης

δεδομένων cutmix και mosaic, οι οποίες ενισχύουν την ικανότητα του μοντέλου να χειρίζεται αποκρύψεις και να βελτιώνει τη γενίκευση.

Οι επιδόσεις του YOLOv5 αξιολογήθηκαν σε διάφορα σημεία αναφοράς ανίχνευσης αντικειμένων και πέτυχε κορυφαία αποτελέσματα όσον αφορά την ακρίβεια και την ταχύτητα. Για παράδειγμα, στο σύνολο δεδομένων COCO, το YOLOv5 επιτυγχάνει εντυπωσιακό mAP (μέση μέση μέση ακρίβεια) 50,0% σε ταχύτητες πραγματικού χρόνου άνω των 140 καρέ ανά δευτερόλεπτο (FPS) σε μία GPU. Το YOLOv5 έχει επίσης εφαρμοστεί με επιτυχία σε διάφορες πρακτικές εφαρμογές, όπως η αυτόνομη οδήγηση, η επιτήρηση και η ρομποτική, αποδεικνύοντας την αποτελεσματικότητά του σε πραγματικές συνθήκες.

Τέλος ο YOLOv5 χωρίζεται σε επιμέρους παραλλαγές:

- YOLOv5s: Το YOLOv5s είναι η αρχική και βασική παραλλαγή του YOLOv5, η οποία είναι γνωστή για τη γρήγορη ταχύτητα εξαγωγής συμπερασμάτων και την καλή ακρίβειά της. Πρόκειται για μια ελαφριά έκδοση που χρησιμοποιεί μικρότερη αρχιτεκτονική μοντέλου, με λιγότερα επίπεδα και μειωμένη υπολογιστική πολυπλοκότητα, καθιστώντας την κατάλληλη για εργασίες ανίχνευσης αντικειμένων σε πραγματικό χρόνο σε συσκευές με περιορισμένους πόρους, όπως ενσωματωμένα συστήματα ή συσκευές άκρων. Το YOLOv5s έχει συγκριθεί με δημοφιλή σύνολα δεδομένων όπως το COCO (Common Objects in Context) και πέτυχε κορυφαίες επιδόσεις όσον αφορά την ακρίβεια και την ταχύτητα σε σύγκριση με τις προηγούμενες εκδόσεις του YOLO, όπως αναφέρεται στην αρχική δημοσίευση του YOLOv5 από τους Redmon κ.ά.
- YOLOv5m: Το YOLOv5m είναι μια μεσαίου μεγέθους παραλλαγή του YOLOv5, η οποία προσφέρει συμβιβασμό μεταξύ ακρίβειας και ταχύτητας. Διαθέτει ελαφρώς μεγαλύτερη αρχιτεκτονική μοντέλου σε σύγκριση με το YOLOv5s, επιτρέποντάς του να καταγράφει πιο σύνθετα χαρακτηριστικά και να επιτυγχάνει μεγαλύτερη ακρίβεια στην ανίχνευση αντικειμένων. Έχει αναφερθεί ότι το YOLOv5m επιτυγχάνει ανταγωνιστικές επιδόσεις σε διάφορα benchmarks ανίχνευσης αντικειμένων, καθιστώντας το κατάλληλο για ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών όπου είναι επιθυμητή η ισορροπία μεταξύ ακρίβειας και ταχύτητας εξαγωγής συμπερασμάτων.
- YOLOv5l: Το YOLOv5l είναι μια μεγάλης μεγέθους παραλλαγή του YOLOv5, σχεδιασμένη για εφαρμογές όπου η υψηλή ακρίβεια αποτελεί πρωταρχικό μέλημα και οι υπολογιστικοί πόροι δεν αποτελούν περιορισμό. Διαθέτει σημαντικά μεγαλύτερη αρχιτεκτονική μοντέλου σε σύγκριση με τα YOLOv5s και YOLOv5m, επιτρέποντάς του να καταγράφει πιο λεπτομερή χαρακτηριστικά και να επιτυγχάνει κορυφαία ακρίβεια στην ανίχνευση

αντικειμένων. Ωστόσο, η ταχύτητα εξαγωγής συμπερασμάτων του YOLOv5l είναι σχετικά πιο αργή σε σύγκριση με τις μικρότερες παραλλαγές λόγω της αυξημένης υπολογιστικής πολυπλοκότητας.

- YOLOv5x: Το YOLOv5x είναι μια πολύ μεγάλη παραλλαγή του YOLOv5, η οποία έχει σχεδιαστεί για εφαρμογές που απαιτούν τη μεγαλύτερη δυνατή ακρίβεια στην ανίχνευση αντικειμένων. Διαθέτει ακόμη μεγαλύτερη αρχιτεκτονική μοντέλου σε σύγκριση με το YOLOv5l, καθιστώντας το κατάλληλο για απαιτητικά σενάρια όπου η λεπτομερής ανίχνευση αντικειμένων είναι ζωτικής σημασίας, όπως στην ιατρική απεικόνιση ή την αυτόνομη οδήγηση. Ωστόσο, η ταχύτητα εξαγωγής συμπερασμάτων του YOLOv5x είναι σημαντικά πιο αργή σε σύγκριση με τις μικρότερες παραλλαγές και απαιτεί σημαντικούς υπολογιστικούς πόρους για την εκπαίδευση και την εξαγωγή συμπερασμάτων.
- YOLOv5nano: Το YOLOv5nano είναι μια πρόσφατη παραλλαγή του YOLOv5 που επικεντρώνεται στη μείωση του μεγέθους του μοντέλου και της υπολογιστικής πολυπλοκότητας για περιβάλλοντα εξαιρετικά ελαφρού βάρους και χαμηλής κατανάλωσης ενέργειας. Έχει σχεδιαστεί για εφαρμογές όπου συσκευές με περιορισμένους πόρους, όπως συσκευές IoT ή drones, απαιτούν ανίχνευση αντικειμένων σε πραγματικό χρόνο με ελάχιστη υπολογιστική επιβάρυνση. Το YOLOv5nano επιτυγχάνει μια ισορροπία μεταξύ ακρίβειας και μεγέθους μοντέλου, καθιστώντας το κατάλληλο για σενάρια υπολογισμού ακμών με περιορισμένους πόρους.

Αυτές οι παραλλαγές του YOLOv5 αποδεικνύουν την ευελιξία και την προσαρμοστικότητα του αρχικού πλαισίου YOLOv5, καλύπτοντας διαφορετικές απαιτήσεις ακρίβειας, ταχύτητας και μεγέθους μοντέλου σε διάφορα σενάρια εφαρμογών. Ερευνητές και επαγγελματίες έχουν προτείνει αυτές τις παραλλαγές για να ταιριάζουν σε διαφορετικές περιπτώσεις χρήσης και να αντιμετωπίζουν διαφορετικές προκλήσεις σε εργασίες ανίχνευσης αντικειμένων.

Όσον αφορά την αξιολόγηση των επιδόσεων, αυτές οι παραλλαγές του YOLOv5 συνήθως συγκριθούν σε δημοφιλή σύνολα δεδομένων ανίχνευσης αντικειμένων, όπως τα COCO, Pascal VOC ή KITTI, χρησιμοποιώντας μέτρα όπως mAP (μέση ακρίβεια), FPS (καρέ ανά δευτερόλεπτο) και μέγεθος μοντέλου. Το mAP είναι ένα ευρέως χρησιμοποιούμενο μέτρο που μετρά την ακρίβεια των αλγορίθμων ανίχνευσης αντικειμένων, όπου υψηλότερες τιμές υποδηλώνουν καλύτερη απόδοση. Το FPS μετρά την ταχύτητα εξαγωγής συμπερασμάτων του μοντέλου με βάση τον αριθμό των καρέ που υποβάλλονται σε επεξεργασία ανά δευτερόλεπτο, όπου υψηλότερες τιμές υποδηλώνουν ταχύτερη εξαγωγή συμπερασμάτων. Το μέγεθος του μοντέλου αναφέρεται στο μέγεθος του εκπαιδευμένου μοντέλου σε όρους

απαιτήσεων μνήμης ή αποθήκευσης, όπου οι μικρότερες τιμές είναι επιθυμητές για περιβάλλοντα με περιορισμένους πόρους.

Η επιλογή της κατάλληλης παραλλαγής του YOLOv5 εξαρτάται από τις συγκεκριμένες απαιτήσεις της εφαρμογής, συμπεριλαμβανομένου του συμβιβασμού μεταξύ ακρίβειας και ταχύτητας, των διαθέσιμων υπολογιστικών πόρων και των περιορισμών ανάπτυξης. Για παράδειγμα, το YOLOv5s ή το YOLOv5nano μπορεί να είναι κατάλληλο για την ανίχνευση αντικειμένων σε πραγματικό χρόνο σε ενσωματωμένα συστήματα ή συσκευές IoT, όπου οι υπολογιστικοί πόροι είναι περιορισμένοι. Από την άλλη πλευρά, τα YOLOv5l ή YOLOv5x μπορεί να είναι πιο κατάλληλα για εφαρμογές που απαιτούν υψηλή ακρίβεια στην ανίχνευση αντικειμένων, όπως η ιατρική απεικόνιση ή η αυτόνομη οδήγηση, όπου οι υπολογιστικοί πόροι είναι πιο άφθονοι.

6.3.2. YOLOv7

Το YOLOv7, που προτάθηκε από τους Redmon et al. το 2021, είναι μια άλλη πρόσφατη εξέλιξη στη σειρά YOLO. Το YOLOv7 εισάγει αρκετές βασικές αλλαγές στην αρχική αρχιτεκτονική του YOLO, με στόχο τη βελτίωση τόσο της ακρίβειας όσο και της ταχύτητας. Μία από τις σημαντικές αλλαγές στο YOLOv7 είναι η εισαγωγή της μονάδας Cross-Stage Hierarchy (CSH), η οποία επιτρέπει στο δίκτυο να συλλαμβάνει πληροφορίες πλαισίου σε πολλαπλές κλίμακες και βελτιώνει την ικανότητα του μοντέλου να χειρίζεται αντικείμενα διαφορετικών μεγεθών. Το YOLOv7 χρησιμοποιεί επίσης έναν μηχανισμό αυτοπροσοχής που βοηθά στη σύλληψη εξαρτήσεων μεγάλης εμβέλειας και βελτιώνει την κατανόηση του πλαισίου του μοντέλου.

Τα πειραματικά αποτελέσματα του YOLOv7 καταδεικνύουν την ανώτερη απόδοσή του σε σύγκριση με τις προηγούμενες εκδόσεις του YOLO και άλλους αλγόριθμους ανίχνευσης αντικειμένων τελευταίας τεχνολογίας. Για παράδειγμα, το YOLOv7 επιτυγχάνει εντυπωσιακό mAP 51,5% στο σύνολο δεδομένων COCO, ξεπερνώντας το YOLOv5 και άλλες μεθόδους ανίχνευσης αντικειμένων. Ο YOLOv7 επιτυγχάνει επίσης ταχύτητες εξαγωγής συμπερασμάτων σε πραγματικό χρόνο άνω των 90 FPS σε μία μόνο GPU, καθιστώντας τον κατάλληλο για διάφορες εφαρμογές του πραγματικού κόσμου.

6.3.3. YOLOv8

Η YOLOv8, που προτάθηκε από τους Wang et al. το 2021, είναι η τελευταία προσθήκη στην οικογένεια YOLO. Το YOLOv8 εισάγει διάφορες νέες έννοιες για τη βελτίωση της ακρίβειας και της αποδοτικότητας της ανίχνευσης αντικειμένων. Μία από τις βασικές καινοτομίες στο YOLOv8 είναι η χρήση ενός μηχανισμού Grid Sensitive Anchors (GSA) που επιτρέπει στο μοντέλο να προσαρμόζει προσαρμοστικά τα μεγέθη των κουτιών αγκύρωσης με βάση το χωρικό πλαίσιο των αντικειμένων. Αυτό βοηθά στον καλύτερο εντοπισμό αντικειμένων διαφορετικής κλίμακας και αναλογίας διαστάσεων. Το

YOLOv8 ενσωματώνει επίσης έναν μηχανισμό Dynamic Layer Scaling (DLS) που προσαρμόζει δυναμικά τον αριθμό των φίλτρων σε κάθε στρώμα με βάση την ανάλυση της εικόνας εισόδου, γεγονός που βοηθά στη βελτίωση της αποδοτικότητας του μοντέλου.

Τα πειραματικά αποτελέσματα του YOLOv8 δείχνουν ότι επιτυγχάνει κορυφαίες επιδόσεις όσον αφορά την ακρίβεια και την ταχύτητα. Για παράδειγμα, ο YOLOv8 επιτυγχάνει εντυπωσιακό mAP 54,3% στο σύνολο δεδομένων COCO, ξεπερνώντας τις επιδόσεις των YOLOv5 και YOLOv7. Ο YOLOv8 επιτυγχάνει επίσης ταχύτητες εξαγωγής συμπερασμάτων σε πραγματικό χρόνο άνω των 100 FPS σε μία GPU, καθιστώντας τον έναν από τους ταχύτερους αλγορίθμους ανίχνευσης αντικειμένων.

Επιπτώσεις και μελλοντικές κατευθύνσεις: Οι εξελίξεις στους αλγορίθμους YOLO, συμπεριλαμβανομένων των YOLOv5, YOLOv7 και YOLOv8, έχουν επηρεάσει σημαντικά τον τομέα της ανίχνευσης αντικειμένων. Αυτοί οι αλγόριθμοι έχουν διευρύνει τα όρια του εφικτού όσον αφορά την ακρίβεια, την ταχύτητα και την αποδοτικότητα στην ανίχνευση αντικειμένων σε πραγματικό χρόνο. Η βελτιωμένη απόδοση των αλγορίθμων YOLO έχει ανοίξει νέες δυνατότητες για διάφορες πρακτικές εφαρμογές, όπως η αυτόνομη οδήγηση, η επιτήρηση, η ρομποτική και άλλες.

Επιπλέον, οι καινοτομίες στους αλγορίθμους YOLO έχουν επίσης εμπνεύσει περαιτέρω έρευνα και ανάπτυξη στον τομέα της ανίχνευσης αντικειμένων. Οι ερευνητές διερευνούν συνεχώς νέες τεχνικές και ιδέες για την περαιτέρω βελτίωση της ακρίβειας και της αποδοτικότητας των αλγορίθμων ανίχνευσης αντικειμένων, και οι αλγόριθμοι YOLO έχουν χρησιμεύσει ως βάση για πολλές από αυτές τις εξελίξεις. Για παράδειγμα, οι ερευνητές έχουν προτείνει παραλλαγές των αλγορίθμων YOLO με πρόσθετα χαρακτηριστικά, όπως η ανίχνευση πολλαπλών κλιμάκων, η κατάτμηση στιγμιοτύπων και η ενσωμάτωση χρονικών πληροφοριών, για την περαιτέρω βελτίωση των δυνατοτήτων των συστημάτων ανίχνευσης αντικειμένων.

Συμπερασματικά, οι αλγόριθμοι YOLO, συμπεριλαμβανομένων των YOLOv5, YOLOv7 και YOLOv8, έχουν συμβάλει σημαντικά στον τομέα της ανίχνευσης αντικειμένων. Αυτοί οι αλγόριθμοι έχουν επιτύχει κορυφαίες επιδόσεις όσον αφορά την ακρίβεια, την ταχύτητα και την αποδοτικότητα και έχουν εφαρμοστεί με επιτυχία σε διάφορες πρακτικές εφαρμογές. Οι εξελίξεις στους αλγορίθμους YOLO ενέπνευσαν περαιτέρω έρευνα και ανάπτυξη στον τομέα της ανίχνευσης αντικειμένων, οδηγώντας στη διερεύνηση νέων τεχνικών και ιδεών. Καθώς ο τομέας της όρασης υπολογιστών συνεχίζει να εξελίσσεται, οι αλγόριθμοι YOLO αναμένεται να διαδραματίσουν καθοριστικό ρόλο στη διαμόρφωση του μέλλοντος της ανίχνευσης αντικειμένων και των εφαρμογών της.

7. Προγραμματισμός επίλυσης σε Python

7.1. Η γλώσσα προγραμματισμού Python

Για την εκπόνηση της συγκεκριμένης διπλωματικής εργασίας χρησιμοποιήθηκε η γλώσσα προγραμματισμού Python και συγκεκριμένα Python 3.6.

Η Python είναι μια διερμηνευόμενη (interpreted) γλώσσα προγραμματισμού γενικού σκοπού υψηλού επιπέδου. Η σχεδιαστική του φιλοσοφία δίνει έμφαση στην αναγνωσιμότητα του κώδικα με τη χρήση σημαντικών εσοχών. Οι γλωσσικές κατασκευές του καθώς και η αντικειμενοστραφής προσέγγισή του στοχεύουν να βοηθήσουν τους προγραμματιστές να γράφουν σαφή, λογικό κώδικα για έργα μικρής και μεγάλης κλίμακας. Η Python είναι δυναμική γλώσσα προγραμματισμού (dynamically typed) και υποστηρίζει συλλογή απορριμμάτων (garbage collection ή GC). Υποστηρίζει πολλαπλά παραδείγματα προγραμματισμού, συμπεριλαμβανομένου δομημένου, αντικειμενοστραφούς και λειτουργικού προγραμματισμού [1][6][7].

Δημιουργήθηκε από τον Ολλανδό Γκίντο βαν Ρόσσουμ (Guido van Rossum) στο ερευνητικό κέντρο Centrum Wiskunde & Informatica (CWI) το 1989 και κυκλοφόρησε για πρώτη φορά το 1991.

Διακρίνεται λόγω του ότι έχει πολλές βιβλιοθήκες που διευκολύνουν ιδιαίτερα αρκετές συνηθισμένες εργασίες και για την ταχύτητα εκμάθησης της. Μειονεκτεί όμως, στο γεγονός ότι επειδή είναι διερμηνευόμενη είναι πιο αργή από τις μεταγλωττιζόμενες (compiled) γλώσσες, όπως η C και η C++. Για αυτόν τον λόγο δεν είναι κατάλληλη για γραφή λειτουργικών συστημάτων.

Η Python αναπτύσσεται ως ανοιχτό λογισμικό (open source) και η διαχείρισή της γίνεται από τον μη κερδοσκοπικό οργανισμό Python Software Foundation. Ο κώδικας διανέμεται με την άδεια Python Software Foundation License η οποία είναι συμβατή με την GPL

Για τη συγγραφή προγραμμάτων είναι απαραίτητος ένας κειμενογράφος ή ακόμα καλύτερα ένα ολοκληρωμένο περιβάλλον ανάπτυξης (Integrated Development Environment - IDE), το οποίο είναι ένα ειδικό λογισμικό για την ανάπτυξη εφαρμογών. Για την εκπόνηση της συγκεκριμένης διπλωματικής εργασίας, αρχικά, χρησιμοποιήθηκε ως ολοκληρωμένο περιβάλλον ανάπτυξης το PyCharm, με δυνατότητες επεξεργασίας, συγγραφής, αποσφαλμάτωσης (debugging) κ.τ.λ.. Στη συνέχεια, και μέχρι την ολοκλήρωση της εργασίας, η ανάπτυξη του κώδικα και η εξαγωγή των αποτελεσμάτων έγινε στο Google Colab. Ο λόγος της μετάβασης σε Colab ήταν η φορητότητα και η μεγαλύτερη υπολογιστική ισχύς.

7.2. Roboflow

Το Roboflow είναι μια διαδικτυακή πλατφόρμα που παρέχει εργαλεία για τη δημιουργία και την ανάπτυξη μοντέλων υπολογιστικής όρασης. Η πλατφόρμα έχει σχεδιαστεί για να είναι εύκολη στη χρήση, ακόμη και για χρήστες με περιορισμένη εμπειρία στη μηχανική μάθηση ή την όραση υπολογιστών.

Ένα από τα κύρια χαρακτηριστικά του Roboflow είναι το σύστημα διαχείρισης δεδομένων. Η πλατφόρμα επιτρέπει στους χρήστες να ανεβάζουν και να οργανώνουν μεγάλα σύνολα δεδομένων, συμπεριλαμβανομένων εικόνων και βίντεο, με τρόπο που διευκολύνει την εκπαίδευση μοντέλων μηχανικής μάθησης. Οι χρήστες μπορούν επίσης να εμπλουτίσουν τα σύνολα δεδομένων τους με πρόσθετα δεδομένα, όπως τεχνητό θόρυβο, περιστροφές και μεταφράσεις, για να βελτιώσουν την ακρίβεια των μοντέλων τους.

Ένα άλλο βασικό χαρακτηριστικό του Roboflow είναι η ενσωμάτωσή του με δημοφιλή πλαίσια μηχανικής μάθησης, όπως το TensorFlow και το PyTorch. Αυτό επιτρέπει στους χρήστες να δημιουργούν και να εκπαιδεύουν τα μοντέλα τους χρησιμοποιώντας οικεία εργαλεία και πλαίσια, χωρίς να χρειάζεται να μάθουν μια νέα πλατφόρμα ή γλώσσα. Το Roboflow παρέχει επίσης έναν αριθμό προ-εκπαιδευμένων μοντέλων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως σημείο εκκίνησης για τη δημιουργία προσαρμοσμένων μοντέλων.

Το Roboflow παρέχει επίσης μια σειρά εργαλείων για τη βελτιστοποίηση και την ανάπτυξη μοντέλων. Η πλατφόρμα περιλαμβάνει εργαλεία για την αξιολόγηση μοντέλων, τα οποία επιτρέπουν στους χρήστες να αξιολογούν την ακρίβεια και την απόδοση των μοντέλων τους. Το Roboflow παρέχει επίσης εργαλεία για την ανάπτυξη μοντέλων, συμπεριλαμβανομένων επιλογών για την ανάπτυξη μοντέλων στο σύννεφο ή σε συσκευές άκρων.

Ένα από τα κύρια πλεονεκτήματα του Roboflow είναι η ευκολία χρήσης του. Η πλατφόρμα έχει σχεδιαστεί ώστε να είναι διαισθητική και φιλική προς τον χρήστη, με μια διεπαφή χρήστη που είναι εύκολη στην πλοήγηση. Αυτό την καθιστά προσιτή σε χρήστες με περιορισμένη εμπειρία στη μηχανική μάθηση ή την όραση υπολογιστών.

Ένα άλλο πλεονέκτημα του Roboflow είναι η προσιτή τιμή του. Η πλατφόρμα προσφέρει ένα δωρεάν πακέτο που περιλαμβάνει έως και 5.000 εικόνες και βίντεο, καθώς και πληρωμένα πακέτα που παρέχουν πρόσθετα χαρακτηριστικά και υποστήριξη. Αυτό την καθιστά ιδανική πλατφόρμα για ερευνητές, νεοσύστατες επιχειρήσεις και μικρές επιχειρήσεις που μπορεί να μην έχουν τον προϋπολογισμό για να επενδύσουν σε ακριβά εργαλεία και υπηρεσίες μηχανικής μάθησης.

Ωστόσο, το Roboflow έχει ορισμένους περιορισμούς. Ένας περιορισμός είναι ότι απαιτεί από τους χρήστες να έχουν κάποιες γνώσεις μηχανικής μάθησης και όρασης

υπολογιστών προκειμένου να χρησιμοποιήσουν την πλατφόρμα αποτελεσματικά. Οι χρήστες ενδέχεται να χρειαστεί να επενδύσουν χρόνο και προσπάθεια για να μάθουν τα βασικά αυτών των τομέων προτού μπορέσουν να χρησιμοποιήσουν το Roboflow στο έπακρο.

Ένας άλλος περιορισμός του Roboflow είναι ότι επικεντρώνεται κυρίως σε εφαρμογές όρασης υπολογιστών. Αν και η πλατφόρμα μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη δημιουργία και την ανάπτυξη μοντέλων μηχανικής μάθησης για άλλες εφαρμογές, όπως η επεξεργασία φυσικής γλώσσας, δεν είναι τόσο κατάλληλη για αυτές τις εφαρμογές όσο για την όραση υπολογιστών.

Συμπερασματικά, το Roboflow είναι μια ισχυρή και προσιτή πλατφόρμα για την κατασκευή και την ανάπτυξη μοντέλων υπολογιστικής όρασης. Η πλατφόρμα παρέχει εργαλεία για τη διαχείριση δεδομένων, τη δημιουργία και την εκπαίδευση μοντέλων, τη βελτιστοποίηση και την ανάπτυξη μοντέλων και πολλά άλλα. Αν και έχει ορισμένους περιορισμούς, όπως η καμπύλη εκμάθησης και η εστίαση σε εφαρμογές όρασης υπολογιστών, το Roboflow είναι μια ιδανική πλατφόρμα για ερευνητές, νεοσύστατες επιχειρήσεις και μικρές επιχειρήσεις που χρειάζονται μια προσιτή και προσιτή λύση για την κατασκευή και την ανάπτυξη μοντέλων μηχανικής μάθησης.

7.3. Google Colab

Το Colaboratory, ή "Colab" για συντομία, είναι ένα προϊόν από την Google Research. Το Colab επιτρέπει σε οποιονδήποτε να γράψει και να εκτελέσει αυθαίρετο κώδικα Python μέσω του προγράμματος περιήγησης και είναι ιδιαίτερα κατάλληλο για μηχανική μάθηση, ανάλυση δεδομένων και εκπαίδευση. Πιο τεχνικά, το Colab είναι μια φιλοξενούμενη υπηρεσία Jupyter (διαδικτυακή εφαρμογή που προσφέρει διαδραστικής ανάπτυξης σημειωματάρων, κώδικα και δεδομένων και είναι ιδανικό για εφαρμογές μηχανικής μάθησης και data science) που δεν απαιτεί εγκατάσταση για χρήση, ενώ παρέχει δωρεάν πρόσβαση σε υπολογιστικούς πόρους στο νέφος (cloud), συμπεριλαμβανομένων των GPU. Είναι ιδανικό για:

- Γραφή και εκτέλεση κώδικα σε Python
- Τεκμηρίωση του κώδικα που υποστηρίζει μαθηματικές εξισώσεις
- Δημιουργία/Μεταφόρτωση/Κοινή χρήση σημειωματάρων
- Εισαγωγή/Αποθήκευση σημειωματάρων από/στο Google Drive
- Εισαγωγή/Δημοσίευση σημειωματάρων από το GitHub
- Εισαγωγή εξωτερικών συνόλων δεδομένων π.χ. από το Kaggle
- Ενσωμάτωση PyTorch, TensorFlow, Keras, OpenCV
- Υπηρεσία Cloud με δωρεάν GPU

7.4. Βιβλιοθήκες Python

Η συγκεκριμένη γλώσσα προγραμματισμού χρησιμοποιήθηκε, πρώτον, διότι είναι μία γλώσσα ανοιχτού κώδικα και για την εγκατάστασή της και την λειτουργία της έχει μηδενικό κόστος. Δεύτερον, διότι διαθέτει πάρα πολλές βιβλιοθήκες για την επίλυση προβλημάτων συμπεριλαμβανομένου και μηχανικής μάθησης. Στη συγκεκριμένη εργασία χρησιμοποιήθηκαν οι κάτωθι βιβλιοθήκες:

- Η Ultralytics είναι μια εταιρεία λογισμικού που αναπτύσσει λογισμικό υπολογιστικής όρασης για την ανίχνευση, παρακολούθηση και τμηματοποίηση αντικειμένων. Ένα από τα κύρια προϊόντα της Ultralytics είναι το YOLOv5, ένα μοντέλο ανίχνευσης αντικειμένων που βασίζεται στην αρχιτεκτονική You Only Look Once (YOLO). Το YOLOv5 έχει σχεδιαστεί για να είναι ταχύτερο και ακριβέστερο από τις προηγούμενες εκδόσεις του YOLO και είναι κατάλληλο για εφαρμογές πραγματικού χρόνου. Η Ultralytics παρέχει επίσης μια σειρά άλλων εργαλείων και μοντέλων υπολογιστικής όρασης που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για ποικίλες εφαρμογές.
- Το PyTorch είναι μια βιβλιοθήκη μηχανικής μάθησης ανοικτού κώδικα που χρησιμοποιείται ευρέως στην έρευνα και την ανάπτυξη. Το PyTorch είναι γνωστό για την ευκολία χρήσης και την ευελιξία του και χρησιμοποιείται συχνά από ερευνητές και επιστήμονες δεδομένων που εργάζονται πάνω σε νέα μοντέλα και αλγορίθμους μηχανικής μάθησης. Το PyTorch παρέχει έναν αριθμό προ-εκπαιδευμένων μοντέλων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως σημεία εκκίνησης για τη δημιουργία προσαρμοσμένων μοντέλων και περιλαμβάνει επίσης εργαλεία για τη φόρτωση δεδομένων, την εκπαίδευση μοντέλων και την οπτικοποίηση.
- Το TensorFlow είναι μια άλλη βιβλιοθήκη μηχανικής μάθησης ανοικτού κώδικα που χρησιμοποιείται ευρέως στη βιομηχανία και την έρευνα. Η TensorFlow είναι γνωστή για την επεκτασιμότητα και την ταχύτητά της και χρησιμοποιείται συχνά για την κατασκευή μοντέλων και εφαρμογών μηχανικής μάθησης μεγάλης κλίμακας. Το TensorFlow παρέχει έναν αριθμό προ-εκπαιδευμένων μοντέλων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για ποικίλες εφαρμογές, ενώ περιλαμβάνει επίσης εργαλεία για κατανεμημένο υπολογισμό, διαχείριση δεδομένων και ανάπτυξη μοντέλων.
- Το IPython είναι ένα διαδραστικό υπολογιστικό περιβάλλον που έχει σχεδιαστεί για την ανάλυση δεδομένων και τον επιστημονικό υπολογισμό. Το IPython παρέχει μια σειρά χαρακτηριστικών που διευκολύνουν την εξερεύνηση και την ανάλυση δεδομένων, συμπεριλαμβανομένης της υποστήριξης διαδραστικής οπτικοποίησης, χειρισμού δεδομένων και καθαρισμού δεδομένων. Το IPython υποστηρίζει επίσης διάφορες γλώσσες

προγραμματισμού, όπως η Python, η R και η Julia, καθιστώντας το ένα ευέλικτο εργαλείο για επιστήμονες και ερευνητές δεδομένων.

Κάθε ένα από αυτά τα εργαλεία και πλαίσια έχει μοναδικά χαρακτηριστικά και οφέλη, καθιστώντας τα πολύτιμα για διαφορετικές εφαρμογές και περιπτώσεις χρήσης. Το Ultralytics είναι κατάλληλο για εφαρμογές όρασης υπολογιστών, ενώ οι βιβλιοθήκες PyTorch και TensorFlow είναι πιο γενικής χρήσης βιβλιοθήκες μηχανικής μάθησης. Η IPython είναι ιδανική για την ανάλυση δεδομένων και τον επιστημονικό υπολογισμό και μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε συνδυασμό με οποιαδήποτε από αυτές τις βιβλιοθήκες για τη διερεύνηση και την ανάλυση δεδομένων.

Ένα από τα κύρια πλεονεκτήματα αυτών των εργαλείων είναι η φύση τους ως εργαλείων ανοικτού κώδικα. Όλα αυτά τα εργαλεία είναι ελεύθερα διαθέσιμα, καθιστώντας τα προσβάσιμα σε όποιον θέλει να τα χρησιμοποιήσει. Αυτό έχει συμβάλει στον εκδημοκρατισμό της μηχανικής μάθησης και της τεχνητής νοημοσύνης, καθιστώντας αυτές τις τεχνολογίες ευρύτερα διαθέσιμες σε ερευνητές, προγραμματιστές και επιστήμονες δεδομένων σε όλο τον κόσμο.

Ένα άλλο πλεονέκτημα αυτών των εργαλείων είναι οι μεγάλες και ενεργές κοινότητες τους. Κάθε ένα από αυτά τα εργαλεία διαθέτει μια μεγάλη και ενεργή κοινότητα χρηστών, η οποία παρέχει υποστήριξη, μαθήματα και πόρους για τους χρήστες που είναι νέοι στην πλατφόρμα. Αυτό μπορεί να είναι ιδιαίτερα χρήσιμο για τους χρήστες που μόλις ξεκινούν με τη μηχανική μάθηση ή την όραση υπολογιστών, καθώς μπορεί να παρέχει πληθώρα πληροφοριών και καθοδήγησης.

Συμπερασματικά, τα Ultralytics, PyTorch, TensorFlow και IPython είναι όλα πολύτιμα εργαλεία και πλαίσια στον τομέα της μηχανικής μάθησης και της τεχνητής νοημοσύνης. Καθένα από αυτά τα εργαλεία έχει μοναδικά χαρακτηριστικά και οφέλη, καθιστώντας τα κατάλληλα για διαφορετικές εφαρμογές και περιπτώσεις χρήσης. Αξιοποιώντας αυτά τα εργαλεία, οι ερευνητές, οι προγραμματιστές και οι επιστήμονες δεδομένων μπορούν να δημιουργήσουν και να αναπτύξουν ισχυρά μοντέλα και εφαρμογές μηχανικής μάθησης που μπορούν να βοηθήσουν στην επίλυση ενός ευρέος φάσματος προβλημάτων του πραγματικού κόσμου.

7.5. Υλοποίηση σε Python

Αφού ολοκληρώθηκε η επεξεργασία των πειραματικών δεδομένων (βλ. κεφ. 9), αποφασίστηκε η γλώσσα προγραμματισμού και βρέθηκαν οι κατάλληλες βιβλιοθήκες, ξεκίνησε η διαδικασία υλοποίησης του κώδικα. Αναλυτικά:

- Εγκαταστάθηκαν και εισήχθησαν οι παραπάνω βιβλιοθήκες.
- Ορίστηκε το API KEY για τον κάθε αλγόριθμο.

- `!python train.py / !yolo task=detect mode=train model=yolov8s.pt`: Έγινε το training του αλγόριθμου και ορίστηκε το αντίστοιχο variant (s/m/l/x) για τον YOLOv5.
- Έγινε αξιολόγηση των αποτελεσμάτων με χρήση tensorboard και παρήχθησαν τα αντίστοιχα γραφήματα και πίνακες.
- Έγινε εμφάνιση εικόνων για συμπερασμάτων ως προς τα αποτελέσματα.
- Τέλος, έγινε διασύνδεση με το Google Drive προκειμένου να μεταφορτωθούν όλα τα αποτελέσματα στους αντίστοιχους φακέλους.

Το project στο Google Colab ονομάστηκε Training YOLOv5(s/m/l/x)-7-8 on Custom Data και τα δεδομένα μεταφορτώθηκαν στο φάκελο Google Drive/Ship Detection.

8. Δημιουργία Ιστότοπου

8.1. Εισαγωγικές Έννοιες

Η ανάπτυξη ιστοτόπων αποτελεί ουσιαστικό μέρος της δημιουργίας μιας δυναμικής και διαδραστικής διαδικτυακής παρουσίας. Περιλαμβάνει το σχεδιασμό και την κατασκευή ιστοτόπων με τη χρήση διαφόρων τεχνολογιών, όπως η HTML (Hypertext Markup Language), η CSS (Cascading Style Sheets) και η JavaScript. Αυτές οι τεχνολογίες συνεργάζονται για τη δημιουργία οπτικά ελκυστικών και λειτουργικών ιστοτόπων στους οποίους μπορούν να έχουν πρόσβαση οι χρήστες στο διαδίκτυο. Σε αυτό το δοκίμιο, θα εξερευνήσουμε τις βασικές αρχές της ανάπτυξης ιστοτόπων με χρήση HTML, CSS και JavaScript, καλύπτοντας τις βασικές έννοιες, τεχνικές και βέλτιστες πρακτικές.

8.2. HTML

Η HTML, ή Hypertext Markup Language, είναι η τυπική γλώσσα σήμανσης για τη δημιουργία ιστοσελίδων [81]. Χρησιμοποιεί ετικέτες για τον καθορισμό της δομής και του περιεχομένου μιας ιστοσελίδας. Οι ετικέτες HTML χρησιμοποιούνται για τη σήμανση στοιχείων όπως επικεφαλίδες, παράγραφοι, εικόνες, σύνδεσμοι, φόρμες και άλλα. Οι ετικέτες HTML περικλείονται σε αγκύλες (< >) και αποτελούνται από μια ετικέτα ανοίγματος, ένα περιεχόμενο και μια ετικέτα κλεισίματος. Για παράδειγμα, η ετικέτα <h1> χρησιμοποιείται για μια επικεφαλίδα και η ετικέτα <p> για μια παράγραφο.

Η HTML παρέχει ένα ευρύ φάσμα ετικετών και χαρακτηριστικών που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη δημιουργία διαφορετικών τύπων περιεχομένου σε μια ιστοσελίδα. Οι ετικέτες και τα χαρακτηριστικά είναι τα δομικά στοιχεία της HTML και η κατανόηση της χρήσης και του συντακτικού τους είναι θεμελιώδης για την ανάπτυξη ιστοτόπων. Η σωστά δομημένη HTML είναι απαραίτητη για τη δημιουργία προσβάσιμων, φιλικών προς τις μηχανές αναζήτησης και σημασιολογικά σημαντικών ιστοσελίδων.

8.3. CSS

Το CSS, ή Cascading Style Sheets, είναι μια γλώσσα φύλλων στυλ που χρησιμοποιείται για τον έλεγχο της διάταξης και της παρουσίασης των ιστοσελίδων [82]. Επιτρέπει στους προγραμματιστές να εφαρμόζουν στυλ, όπως γραμματοσειρές, χρώματα, διαστήματα και τοποθετήσεις, σε στοιχεία HTML. Τα CSS διαχωρίζουν το περιεχόμενο και τη δομή μιας ιστοσελίδας από την παρουσίασή της, παρέχοντας ευελιξία και συνέπεια στο σχεδιασμό των ιστοσελίδων.

Η CSS χρησιμοποιεί επιλογείς για να στοχεύει συγκεκριμένα στοιχεία HTML και να εφαρμόζει στυλ σε αυτά. Για παράδειγμα, ο επιλογέας "h1" μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να στοχεύσει όλα τα στοιχεία της επικεφαλίδας 1 σε μια

ιστοσελίδα και τα στυλ μπορούν να εφαρμοστούν χρησιμοποιώντας δηλώσεις μέσα σε αγκύλες. Η CSS υποστηρίζει επίσης κλάσεις και αναγνωριστικά, τα οποία παρέχουν πιο συγκεκριμένη στόχευση στοιχείων για μορφοποίηση. Τα CSS μπορούν να συμπεριληφθούν σε ένα έγγραφο HTML χρησιμοποιώντας την ετικέτα `<style>` ή μπορούν να συμπεριληφθούν σε ένα εξωτερικό αρχείο CSS και να συνδεθούν με το έγγραφο HTML.

Η CSS προσφέρει επίσης προηγμένα χαρακτηριστικά, όπως τα ερωτήματα πολυμέσων, τα οποία επιτρέπουν τον ευέλικτο σχεδιασμό, τις κινούμενες εικόνες και τις μεταβάσεις, οι οποίες προσθέτουν διαδραστικότητα και δυναμικά εφέ στις ιστοσελίδες.

8.4. JavaScript

Η JavaScript είναι μια ευρέως χρησιμοποιούμενη γλώσσα προγραμματισμού που επιτρέπει τη δημιουργία δυναμικών και διαδραστικών ιστοσελίδων [83]. Προσθέτει λειτουργικότητα και διαδραστικότητα στις ιστοσελίδες επιτρέποντας ενέργειες όπως επικύρωση φορμών, χειρισμό DOM, χειρισμό συμβάντων και άλλα. Η JavaScript είναι μια γλώσσα σεναρίων από την πλευρά του πελάτη, που σημαίνει ότι εκτελείται στο πρόγραμμα περιήγησης του χρήστη και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να αλληλεπιδράσει με την HTML και το CSS για τη δημιουργία δυναμικών εμπειριών στον ιστό.

Η JavaScript χρησιμοποιεί μεταβλητές, τύπους δεδομένων, τελεστές, εντολές ροής ελέγχου και συναρτήσεις για τη δημιουργία δυναμικών και διαδραστικών ιστοσελίδων. Μπορεί να ενσωματωθεί απευθείας σε έγγραφα HTML χρησιμοποιώντας την ετικέτα `<script>` ή να συμπεριληφθεί σε ένα εξωτερικό αρχείο JavaScript και να συνδεθεί με το έγγραφο HTML. Η JavaScript μπορεί επίσης να επικοινωνεί με διακομιστές ιστού για να αντλεί δεδομένα και να ενημερώνει τις ιστοσελίδες σε πραγματικό χρόνο, παρέχοντας μια απρόσκοπτη εμπειρία χρήσης.

8.5. WIX

Η ανάπτυξη ιστοτόπων έχει γίνει πιο προσιτή με την έλευση των κατασκευαστών ιστοτόπων όπως το Wix, οι οποίοι παρέχουν φιλικά προς το χρήστη εργαλεία για τη δημιουργία επαγγελματικών ιστοτόπων χωρίς εκτεταμένες γνώσεις κωδικοποίησης.

Το Wix είναι ένας δημοφιλής κατασκευαστής ιστοτόπων που προσφέρει μια διεπαφή drag-and-drop, επιτρέποντας στους χρήστες να δημιουργούν ιστοτόπους χωρίς να γράφουν κώδικα [85]. Η διαδικασία ανάπτυξης ιστότοπου με το Wix περιλαμβάνει συνήθως τα ακόλουθα βήματα:

- Εγγραφείτε και επιλέξτε ένα πρότυπο: Για να ξεκινήσουν με το Wix, οι χρήστες πρέπει να εγγραφούν για λογαριασμό και να επιλέξουν ένα πρότυπο από την τεράστια συλλογή των διαθέσιμων προ-σχεδιασμένων προτύπων. Το Wix προσφέρει πρότυπα για διάφορους κλάδους, εξειδικευμένους κλάδους και

- σκοπούς, καθιστώντας εύκολη την εύρεση ενός προτύπου που ταιριάζει στο όραμα και τις απαιτήσεις του ιστότοπου.
- Προσαρμόστε το σχεδιασμό: Αφού επιλέξουν ένα πρότυπο, οι χρήστες μπορούν να προσαρμόσουν το σχεδιασμό χρησιμοποιώντας τον επεξεργαστή drag-and-drop. Το Wix παρέχει έναν οπτικό επεξεργαστή που επιτρέπει στους χρήστες να τροποποιούν τη διάταξη, τα χρώματα, τις γραμματοσειρές, τις εικόνες και άλλα στοιχεία σχεδιασμού του ιστότοπου. Οι χρήστες μπορούν επίσης να προσθέτουν και να επεξεργάζονται σελίδες, να δημιουργούν μενού και να προσαρμόζουν την κεφαλίδα και το υποσέλιδο.
 - Προσθήκη περιεχομένου: Αφού προσαρμοστεί ο σχεδιασμός, οι χρήστες μπορούν να αρχίσουν να προσθέτουν περιεχόμενο στον ιστότοπο. Το Wix προσφέρει διάφορα στοιχεία περιεχομένου, όπως πλαίσια κειμένου, γκαλερί εικόνων, φόρμες επικοινωνίας και εικονίδια μέσω κοινωνικής δικτύωσης, τα οποία μπορούν εύκολα να προστεθούν στις σελίδες. Οι χρήστες μπορούν επίσης να δημιουργήσουν και να διαχειριστούν ένα ιστολόγιο, να προσθέσουν λειτουργίες ηλεκτρονικού εμπορίου και να ενσωματωθούν με εργαλεία και υπηρεσίες τρίτων.
 - Προεπισκόπηση και δημοσίευση: Μόλις ο ιστότοπος σχεδιαστεί, προσαρμοστεί και προστεθεί περιεχόμενο, οι χρήστες μπορούν να κάνουν προεπισκόπηση και να δοκιμάσουν τον ιστότοπο χρησιμοποιώντας τη λειτουργία προεπισκόπησης του Wix. Μετά από ενδελεχή δοκιμή και αναθεώρηση, οι χρήστες μπορούν να δημοσιεύσουν τον ιστότοπό τους για να τον καταστήσουν ζωντανό και προσβάσιμο στο κοινό.

Πλεονεκτήματα της ανάπτυξης ιστοτόπων με το Wix

- Φιλικό προς το χρήστη περιβάλλον εργασίας: Ένα από τα μεγαλύτερα πλεονεκτήματα της χρήσης του Wix για την ανάπτυξη ιστοτόπων είναι το φιλικό προς το χρήστη περιβάλλον εργασίας του. Ο επεξεργαστής drag-and-drop διευκολύνει τους χρήστες με περιορισμένες τεχνικές δεξιότητες να δημιουργούν και να προσαρμόζουν ιστότοπους χωρίς να γράφουν κώδικα. Ο οπτικός επεξεργαστής επιτρέπει στους χρήστες να βλέπουν τις αλλαγές σε πραγματικό χρόνο, καθιστώντας τη διαδικασία ανάπτυξης ιστοτόπων διαισθητική και αποτελεσματική.
- Τεράστια συλλογή προτύπων: Το Wix προσφέρει μια τεράστια συλλογή προ-σχεδιασμένων προτύπων για διάφορους κλάδους, εξειδικευμένες θέσεις και σκοπούς. Αυτό διευκολύνει τους χρήστες να βρουν ένα πρότυπο που ταιριάζει στο όραμα και τις απαιτήσεις τους για τον ιστότοπο. Τα πρότυπα ανταποκρίνονται επίσης στα κινητά τηλέφωνα, διασφαλίζοντας ότι ο ιστότοπος φαίνεται καλά σε διάφορες συσκευές, συμπεριλαμβανομένων των επιτραπέζιων υπολογιστών, των tablet και των smartphones.
- Επιλογές προσαρμογής: Το Wix παρέχει εκτεταμένες επιλογές προσαρμογής, επιτρέποντας στους χρήστες να τροποποιήσουν το σχεδιασμό, τη διάταξη, τα χρώματα, τις γραμματοσειρές, τις εικόνες και άλλα στοιχεία σχεδιασμού του

ιστότοπου. Οι χρήστες μπορούν επίσης να προσθέτουν και να επεξεργάζονται σελίδες, να δημιουργούν μενού και να προσαρμόζουν την κεφαλίδα και το υποσέλιδο. Αυτή η ευελιξία επιτρέπει στους χρήστες να δημιουργούν μοναδικούς και εξατομικευμένους ιστότοπους που ευθυγραμμίζονται με την ταυτότητα της μάρκας τους.

- Ενσωματωμένα χαρακτηριστικά και εργαλεία: Το Wix προσφέρει ένα ευρύ φάσμα ενσωματωμένων χαρακτηριστικών και εργαλείων που μπορούν να βελτιώσουν τη λειτουργικότητα του ιστότοπου. Αυτά περιλαμβάνουν λειτουργίες ηλεκτρονικού εμπορίου, δυνατότητες blogging, ενσωμάτωση κοινωνικών μέσων, φόρμες επικοινωνίας, γκαλερί και πολλά άλλα. Αυτά τα ενσωματωμένα χαρακτηριστικά εξαλείφουν την ανάγκη να βασίζονται σε plugins ή ενσωματώσεις τρίτων, καθιστώντας βολικό για τους χρήστες να προσθέτουν τις επιθυμητές λειτουργίες στον ιστότοπό τους.
- Χαρακτηριστικά SEO: Το Wix παρέχει ενσωματωμένες λειτουργίες SEO που επιτρέπουν στους χρήστες να βελτιστοποιήσουν τον ιστότοπό τους για τις μηχανές αναζήτησης. Οι χρήστες μπορούν να προσαρμόσουν τις μετα-ετικέτες, τις ετικέτες alt, τις διευθύνσεις URL και να προσθέσουν λέξεις-κλειδιά, μετα-περιγραφές και επικεφαλίδες για να βελτιώσουν το SEO της ιστοσελίδας τους. Αυτό βοηθά στη βελτίωση της ορατότητας του ιστότοπου στα αποτελέσματα των μηχανών αναζήτησης, οδηγώντας ενδεχομένως σε υψηλότερη οργανική επισκεψιμότητα.

Μειονεκτήματα της ανάπτυξης ιστοτόπων με το Wix

- Περιορισμένη προσαρμογή για προχωρημένους χρήστες: Ενώ το Wix παρέχει εκτεταμένες επιλογές προσαρμογής, ενδέχεται να μην είναι κατάλληλο για προχωρημένους χρήστες ή προγραμματιστές που απαιτούν περισσότερο έλεγχο του κώδικα του ιστότοπου. Η διεπαφή drag-and-drop του Wix μπορεί να περιορίσει την ευελιξία για προχωρημένη προσαρμογή ή κωδικοποίηση, η οποία μπορεί να μην είναι ιδανική για χρήστες με συγκεκριμένες απαιτήσεις σχεδιασμού ή λειτουργικότητας.
- Περιορισμένη επεκτασιμότητα: Ενώ το Wix προσφέρει διάφορα χαρακτηριστικά για μικρές και μεσαίες επιχειρήσεις, ενδέχεται να μην είναι κατάλληλο για μεγαλύτερους ιστότοπους ή σύνθετα έργα. Ως κατασκευαστής ιστότοπων, το Wix ενδέχεται να έχει περιορισμούς όσον αφορά την επεκτασιμότητα και την απόδοση σε σύγκριση με ιστότοπους με προσαρμοσμένη κωδικοποίηση ή άλλες πιο ισχυρές πλατφόρμες. Οι χρήστες με μεγαλύτερους ιστότοπους ή πολύπλοκα έργα ενδέχεται να χρειαστεί να εξετάσουν άλλες επιλογές που προσφέρουν μεγαλύτερη επεκτασιμότητα και επιλογές προσαρμογής.
- Εξάρτηση από την πλατφόρμα της Wix: Οι ιστότοποι που δημιουργούνται με τη χρήση του Wix φιλοξενούνται στους διακομιστές του Wix, πράγμα που σημαίνει ότι οι χρήστες εξαρτώνται από την πλατφόρμα του Wix για τη φιλοξενία, την ασφάλεια και τη συντήρηση του ιστότοπου. Οι χρήστες δεν έχουν πλήρη έλεγχο του backend του ιστότοπού τους, γεγονός που μπορεί να

μην είναι ιδανικό για χρήστες που θέλουν πλήρη ιδιοκτησία και έλεγχο του ιστότοπού τους. Επιπλέον, η μετάβαση ενός ιστότοπου Wix σε άλλη πλατφόρμα μπορεί να απαιτεί πρόσθετη προσπάθεια και τεχνική τεχνογνωσία.

Συμπερασματικά, το Wix είναι ένας δημοφιλής κατασκευαστής ιστότοπων που προσφέρει μια σειρά από χαρακτηριστικά και δυνατότητες για την ανάπτυξη ιστότοπων. Παρέχει ένα φιλικό προς το χρήστη περιβάλλον εργασίας, μια τεράστια συλλογή προτύπων, επιλογές προσαρμογής, καθιστώντας το μια βολική επιλογή για χρήστες με περιορισμένη τεχνική εξειδίκευση ή περιορισμούς χρόνου. Ωστόσο, έχει επίσης περιορισμούς όσον αφορά την προσαρμογή για προχωρημένους χρήστες, την επεκτασιμότητα, την επωνυμία και τις διαφημίσεις, την εξάρτηση από την πλατφόρμα της Wix και τους περιορισμούς προσαρμογής στην προβολή για κινητά.

9. Πειραματική Διαχείριση

Για την ολοκλήρωση της μελέτης, απαιτήθηκε η συλλογή των απαραίτητων δεδομένων.

9.1. Περιγραφή των δεδομένων

Συλλέχθηκαν δεδομένα SSDD σε μορφή jpg και json από το GitHub. Αναλυτικά:

- Το αρχείο αποτελείται από 1160 εικόνες SAR με μέσες διαστάσεις 500×500 pixels.
- Το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει 2358 περιπτώσεις πλοίων.
- Οι χωρικές αναλύσεις των εικόνων SAR κυμαίνονται από 1 έως 15 μέτρα ανά εικονοστοιχείο.
- Αυτές οι 1160 εικόνες ελήφθησαν από τους δορυφόρους RadarSat-2, TerraSAR-X και Sentinel-1.
- Οι παραπάνω 1160 εικόνες είναι σε μορφή .jpeg με βάθος χρώματος 24 bit (8 bit ανά κανάλι).
- Οι εικόνες του συνόλου δεδομένων έχουν μικτές πολώσεις HH, HV, VV και VH.
- Κάθε εικόνα αντιστοιχεί σε ένα αρχείο .json το οποίο περιέχει την κατάτμηση κάθε πλοίου με βάση τα εικονοστοιχεία.

9.1.1. Annotation

Οι δορυφορικές εικόνες αποτελούν κρίσιμη πηγή πληροφοριών για διάφορες εφαρμογές, όπως η περιβαλλοντική παρακολούθηση, ο αστικός σχεδιασμός και η στρατιωτική επιτήρηση. Ωστόσο, η χρησιμότητα των δορυφορικών εικόνων εξαρτάται από την ικανότητα εξαγωγής σχετικών πληροφοριών από τις εικόνες. Στην περίπτωση της ανίχνευσης πλοίων, αυτό περιλαμβάνει την ακριβή αναγνώριση των πλοίων και των χαρακτηριστικών τους από τις εικόνες.

Για να επιτευχθεί αυτό, χρησιμοποιούνται αλγόριθμοι ανίχνευσης αντικειμένων τεχνητής νοημοσύνης για τον εντοπισμό της θέσης και των χαρακτηριστικών των πλοίων στις εικόνες. Αυτοί οι αλγόριθμοι βασίζονται σε επισημασμένα (annotated) σύνολα δεδομένων για την εκπαίδευση και τη βελτίωση της ακρίβειάς τους. Το annotation περιλαμβάνει την προσθήκη ετικετών στις εικόνες που προσδιορίζουν τη θέση και τα χαρακτηριστικά των πλοίων στην εικόνα. Αυτό περιλαμβάνει πληροφορίες όπως το μέγεθος, το σχήμα και ο προσανατολισμός του πλοίου.

Η σημασία του annotation στην ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με χρήση AI δεν μπορεί να υπερτιμηθεί. Ακολουθούν ορισμένοι λόγοι για τους οποίους:

- Εκπαίδευση των αλγορίθμων AI: Τα σύνολα δεδομένων με annotation χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση των αλγορίθμων ανίχνευσης αντικειμένων AI. Αυτοί οι αλγόριθμοι μαθαίνουν από τα annotated δεδομένα

για να εντοπίζουν και να ταξινομούν τα πλοία στις εικόνες. Η ακρίβεια του αλγορίθμου εξαρτάται από την ποιότητα και την ποσότητα των annotated δεδομένων. Χωρίς annotation, οι αλγόριθμοι δεν μπορούν να μάθουν και να βελτιώσουν την απόδοσή τους.

- Εξασφάλιση της ακρίβειας: Το annotation βοηθά να διασφαλιστεί ότι οι αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης είναι ακριβείς στον εντοπισμό πλοίων στις εικόνες. Η διαδικασία του annotation περιλαμβάνει την επισήμανση της ακριβούς θέσης του πλοίου, η οποία μπορεί να είναι δύσκολο να εντοπιστεί σε ορισμένες περιπτώσεις. Με την προσθήκη αυτών των πληροφοριών στο σύνολο δεδομένων, οι αλγόριθμοι μπορούν να εκπαιδευτούν ώστε να εντοπίζουν τη θέση του πλοίου με μεγαλύτερη ακρίβεια.
- Βελτίωση της αποτελεσματικότητας: Η διαδικασία του annotation βοηθά στη βελτίωση της αποδοτικότητας των αλγορίθμων AI. Με ακριβείς annotations, οι αλγόριθμοι μπορούν να εντοπίζουν και να ταξινομούν τα πλοία στις εικόνες πιο γρήγορα και αποτελεσματικά. Αυτό μπορεί να είναι ιδιαίτερα σημαντικό σε ευαίσθητες στον χρόνο εφαρμογές, όπως η στρατιωτική επιτήρηση.
- Ενεργοποίηση της ανάλυσης: Ο σχολιασμός βοηθά στην παροχή πολύτιμων πληροφοριών σχετικά με τα πλοία στις εικόνες. Οι πληροφορίες αυτές μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανάλυση μοτίβων κινήσεων πλοίων, τον εντοπισμό πιθανών κινδύνων και τη λήψη τεκμηριωμένων αποφάσεων. Τα ακριβή annotation μπορούν να παρέχουν πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με τη συμπεριφορά των πλοίων και τις πιθανές επιπτώσεις τους στο περιβάλλον.

Εν κατακλείδι, το annotation αποτελεί κρίσιμο βήμα στη διαδικασία ανίχνευσης πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με χρήση τεχνητής νοημοσύνης. Επιτρέπει στους αλγόριθμους AI να μαθαίνουν και να βελτιώνουν την απόδοσή τους, εξασφαλίζοντας ακρίβεια και αποτελεσματικότητα στον εντοπισμό πλοίων στις εικόνες. Χωρίς ακριβή annotation, η χρησιμότητα των δορυφορικών εικόνων για την ανίχνευση πλοίων και άλλες εφαρμογές θα περιοριζόταν σημαντικά.

9.2. Απαιτήσεις σε υλικό

Η ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με τη χρήση αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης μπορεί να είναι υπολογιστικά εντατική, απαιτώντας σημαντική υπολογιστική ισχύ και πόρους μνήμης. Οι συγκεκριμένες απαιτήσεις Η/Υ εξαρτώνται από διάφορους παράγοντες, όπως η πολυπλοκότητα του αλγορίθμου AI που χρησιμοποιείται, το μέγεθος των δορυφορικών εικόνων που αναλύονται και ο αριθμός των εικόνων που υποβάλλονται σε επεξεργασία.

Ακολουθούν ορισμένες γενικές κατευθυντήριες γραμμές για τις ελάχιστες απαιτήσεις Η/Υ για την ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με χρήση AI:

Επεξεργαστής: Συνιστάται ένας σύγχρονος πολυπύρηνος επεξεργαστής, όπως ένας Intel i5 ή i7 ή AMD Ryzen 5 ή 7. Όσο υψηλότερη είναι η ταχύτητα ρολογιού και όσο περισσότερους πυρήνες διαθέτει ο επεξεργαστής, τόσο καλύτερη θα είναι η απόδοση.

ΜΝΗΜΗ RAM: Συνιστάται τουλάχιστον 16 GB μνήμης RAM, αλλά προτιμώνται 32 GB ή περισσότερα, ειδικά για την επεξεργασία μεγάλων συνόλων δεδομένων.

Αποθήκευση: Συνιστάται ένας δίσκος στερεάς κατάστασης (SSD) για ταχύτερη πρόσβαση και επεξεργασία δεδομένων. Για την επεξεργασία μεγάλων συνόλων δεδομένων συνιστώνται τουλάχιστον 500 GB αποθηκευτικού χώρου.

Κάρτα γραφικών: Συνιστάται ιδιαίτερα μια ειδική κάρτα γραφικών με υποστήριξη CUDA, όπως NVIDIA GeForce ή Quadro. Η κάρτα γραφικών πρέπει να διαθέτει τουλάχιστον 4 GB VRAM, αλλά 8 GB ή περισσότερα προτιμώνται για την επεξεργασία μεγάλων συνόλων δεδομένων.

Λογισμικό: Οι αλγόριθμοι ανίχνευσης αντικειμένων τεχνητής νοημοσύνης απαιτούν συνήθως βιβλιοθήκες λογισμικού όπως το PyTorch, το TensorFlow ή το Keras. Αυτές οι βιβλιοθήκες είναι βελτιστοποιημένες για επεξεργασία με GPU, επομένως απαιτείται συμβατή κάρτα γραφικών.

Λειτουργικό σύστημα: Συνιστάται ένα λειτουργικό σύστημα 64-bit, όπως τα Windows 10 ή μια διανομή Linux, για βέλτιστη απόδοση.

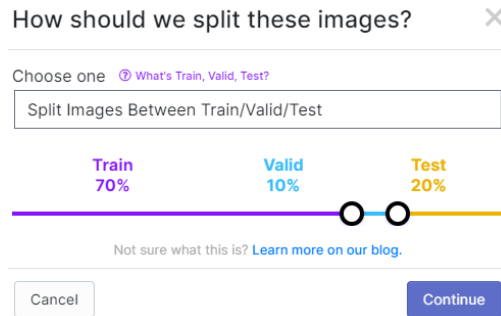
Αξίζει να σημειωθεί ότι αυτές είναι ελάχιστες απαιτήσεις και ότι για μεγαλύτερα σύνολα δεδομένων ή πιο σύνθετα μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης ενδέχεται να απαιτείται ισχυρότερο υλικό. Επιπλέον, μπορούν επίσης να αξιοποιηθούν υπηρεσίες cloud, όπως το AWS ή το Google Cloud, για την αποφόρτιση μέρους της επεξεργαστικής ισχύος που απαιτείται για την ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με χρήση AI.

Για την εκτέλεση της εργασίας και επειδή δεν υπήρχε διαθέσιμος Η/Υ που να πληρούσε τις ανωτέρω απαιτήσεις, επιλέχθηκε η επεξεργασία των δεδομένων στη διαδικτυακή εφαρμογή Roboflow και η συγγραφή με την εκτέλεση του κώδικα να γίνει μέσω Google Colab.

9.3. Επεξεργασία δεδομένων

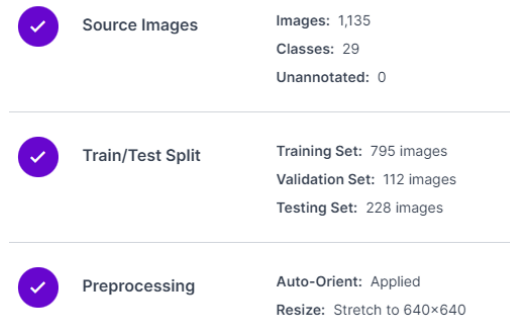
Τα δεδομένα όπως περιεγράφηκαν παραπάνω βρισκόντουσαν σε μορφή jpg οι εικόνες και σε μορφή json τα annotation τους. Οι εικόνες προστέθηκαν στο roboflow και έγινε η επεξεργασία τους ως ακολούθως:

- Αρχικά επιλέχθηκε η ποσόστωση ανάμεσα σε Training, Validation και Test Size. Από διάφορες δοκιμές που έγιναν, επιλέχθηκε η κατάλληλη να είναι 70%-10%-20% (Εικόνα 1).



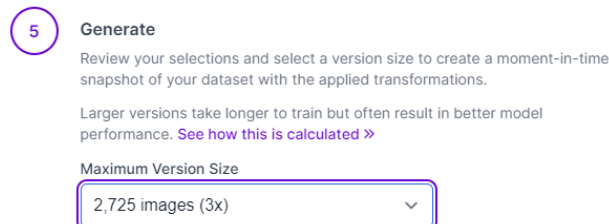
Εικόνα 1. Επιλογή Train/Valid/Test Size

- Επιλέχθηκε αυτόματος προσανατολισμός και μεγέθυνση ώστε όλες οι εικόνες να είναι μεγέθους 640x640 pixels (Εικόνα 2).



Εικόνα 2. Επιλογές preprocessing

- Ακολουθως, έγιναν κάποιες επιλογές επαύξησης του συνόλου των εικόνων:
 - Περιστροφή (ανά 90°)
 - Αναστροφή (οριζοντίως και καθέτως)
 - Αλλαγή Φωτεινότητας (30%)
 - Θόλωμα (Gaussian blur 2px)
- Μετά την επαύξηση, το τελικό σύνολο των εικόνων αυξήθηκε σε 2.725 εικόνες (Εικόνα 3).



Εικόνα 3. Τελικό σύνολο εικόνων

- Στη συνέχεια, προστέθηκαν τα αρχεία json για το annotation και έγινε έλεγχός τους.

- Από τον έλεγχο προέκυψαν ελλείψεις σε annotation 15 εικόνων και προστέθηκαν χειροκίνητα μέσω του roboflow.
- Τέλος, έγινε εξαγωγή του νέου dataset σε API KEY για YOLOv5, v7 και v8.

9.4. Εκτέλεση προγράμματος – Εξαγωγή αποτελεσμάτων – Αξιολόγηση

Αφού ολοκληρώθηκε η επεξεργασία των δεδομένων και δημιουργήθηκαν τα API KEYS για κάθε αλγόριθμο, ξεκίνησε η εκτέλεση του προγράμματος όπως αναφέρεται στο προηγούμενο κεφάλαιο. Ακολουθήθηκαν τα παρακάτω βήματα για την εξαγωγή των αποτελεσμάτων:

- Εισήχθη το API KEY στον αντίστοιχο κώδικα του κάθε αλγορίθμου.
- Επιλέχθηκε για τον YOLOv5 το κατάλληλο variant (s/m/l/x) και έγινε εγκατάσταση του YOLOv5-7-8 αντίστοιχα.
- Επιλέχθηκαν 50 εποχές (λόγω περιορισμών στη δωρεάν έκδοση του Colab) και confidence level 0.9.
- Εξήχθησαν τα αποτελέσματα και παρήχθησαν τα γραφήματα για κάθε αλγόριθμο.

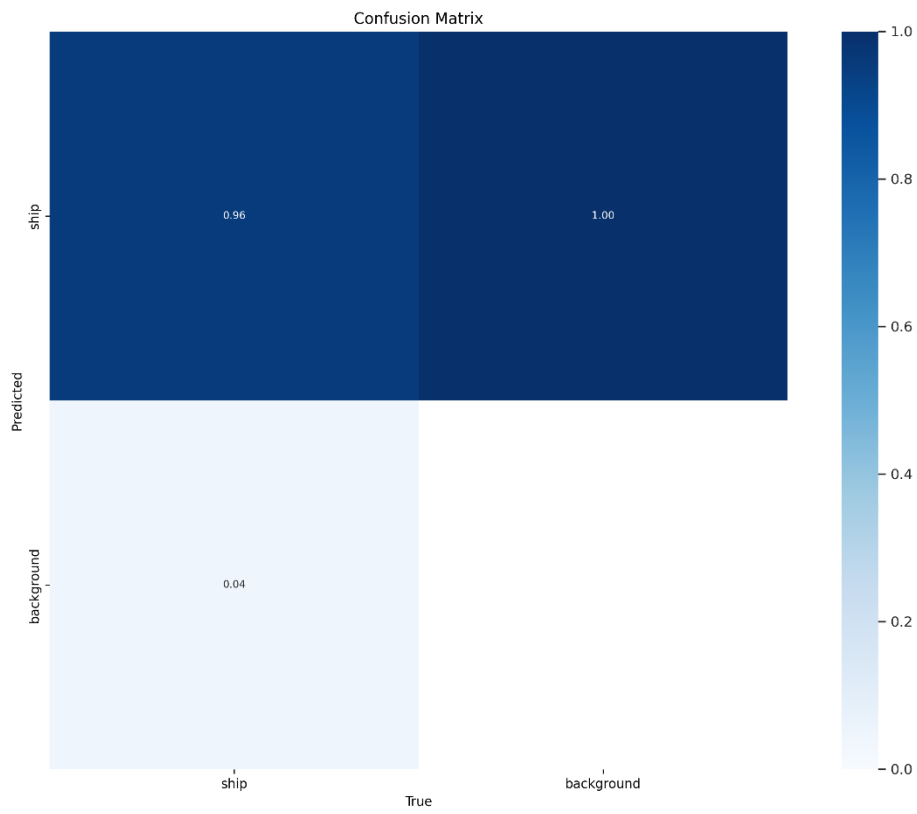
9.4.1. Σύγκριση αλγορίθμων

Η σύγκριση των αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν έγινε με τη έλεγχο των μέτρων mAP50, mAP50-95 και confusion matrix. Για κάθε αλγόριθμο τα αποτελέσματα της σύγκρισης παρουσιάζονται σε πίνακα όπως φαίνεται και παρακάτω και βάσει αυτού επιλέχθηκε η βέλτιστη λύση.

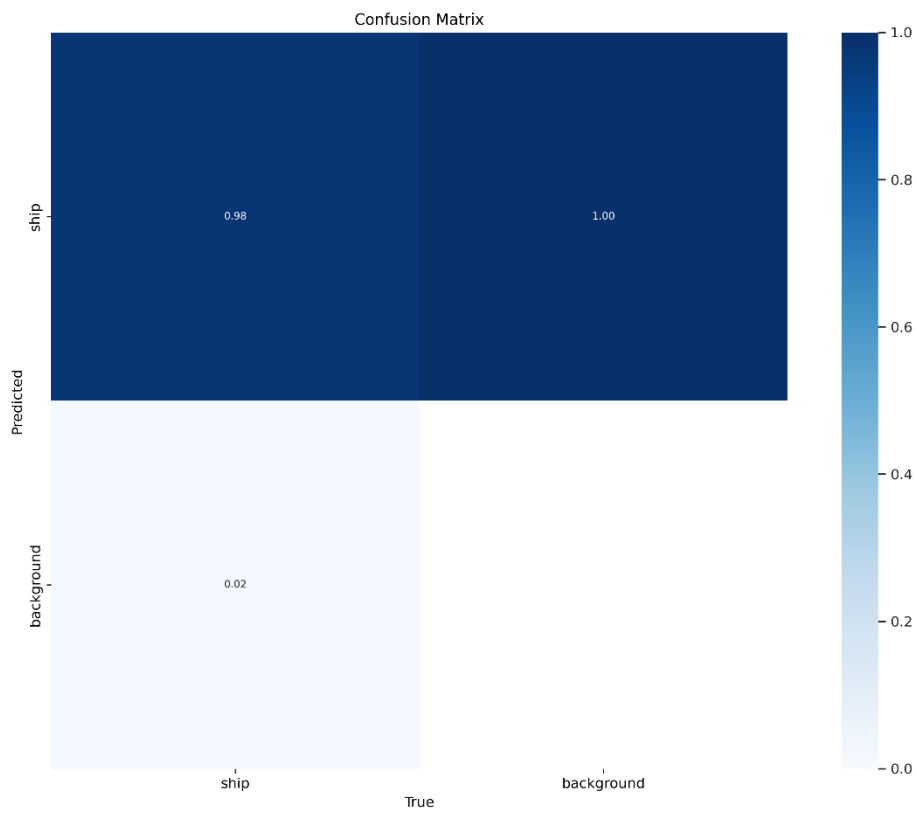
Πίνακας 1. Πίνακας αποτελεσμάτων

Αλγόριθμος	Layers	Parameters	P	R	mAP50	mAP50-95	Χρόνος Επεξεργασίας(h)
YOLOv5s	157	7.012.822	0,968	0,941	0,98	0,704	0,49
YOLOv5m	212	20.852.934	0,939	0,972	0,976	0,715	0,89
YOLOv5l	267	46.108.278	0,963	0,953	0,977	0,706	1,32
YOLOv5x	322	86.173.414	0,964	0,942	0,982	0,724	2,19
YOLOv7	415	37.196.556	0,91	0,87	0,92	0,58	1,84
YOLOv8	225	11.135.987	0,89	0,98	0,94	0,56	1,62

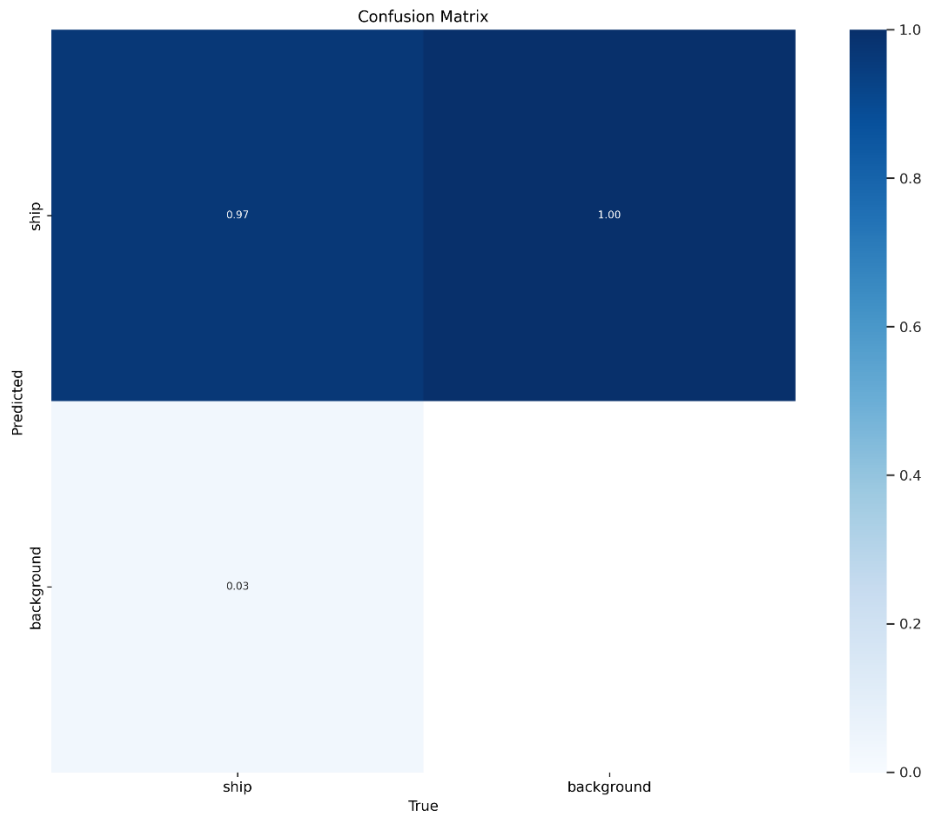
Όπως παρουσιάζεται στον παραπάνω πίνακα, ο αλγόριθμος YOLOv5x έχει καλύτερη απόδοση και προσαρμογή στα δεδομένα. Ακολουθούν οι πίνακες σύγχυσης (confusion matrix) για κάθε αλγόριθμο.



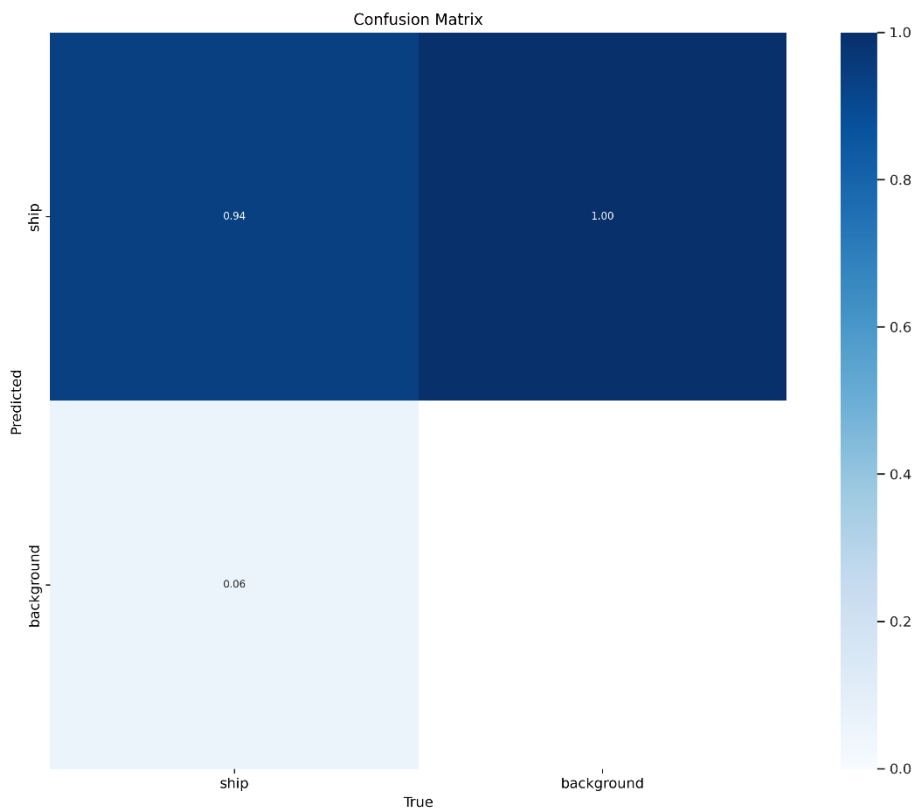
Εικόνα 4. Confusion Matrix YOLOv5s



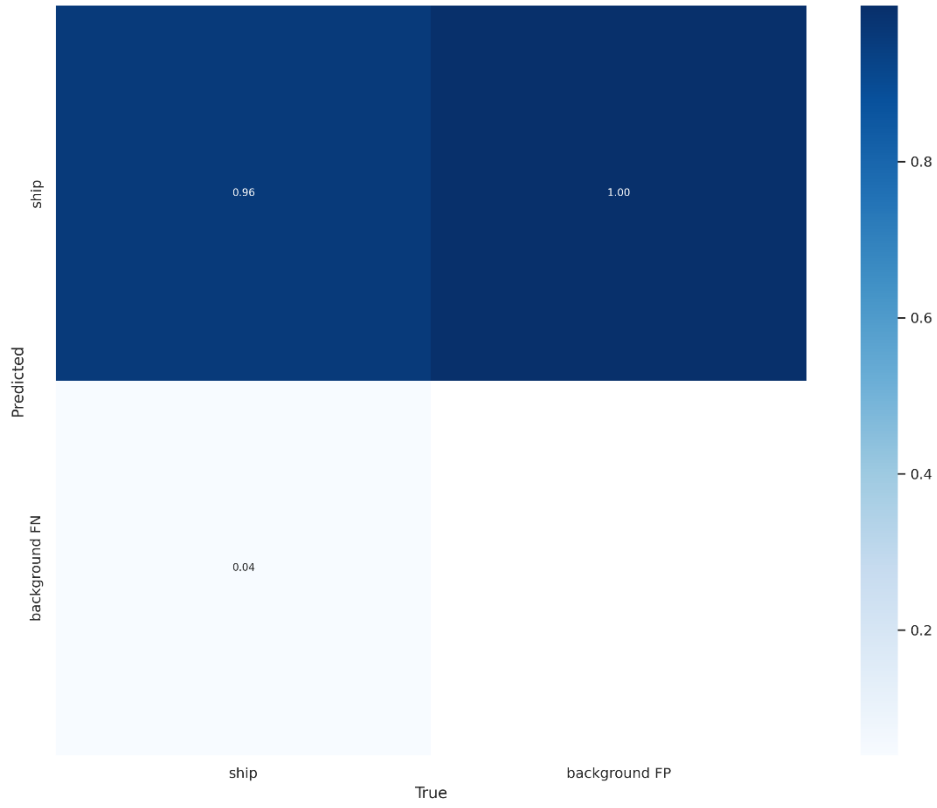
Εικόνα 5. Confusion Matrix YOLOv5m



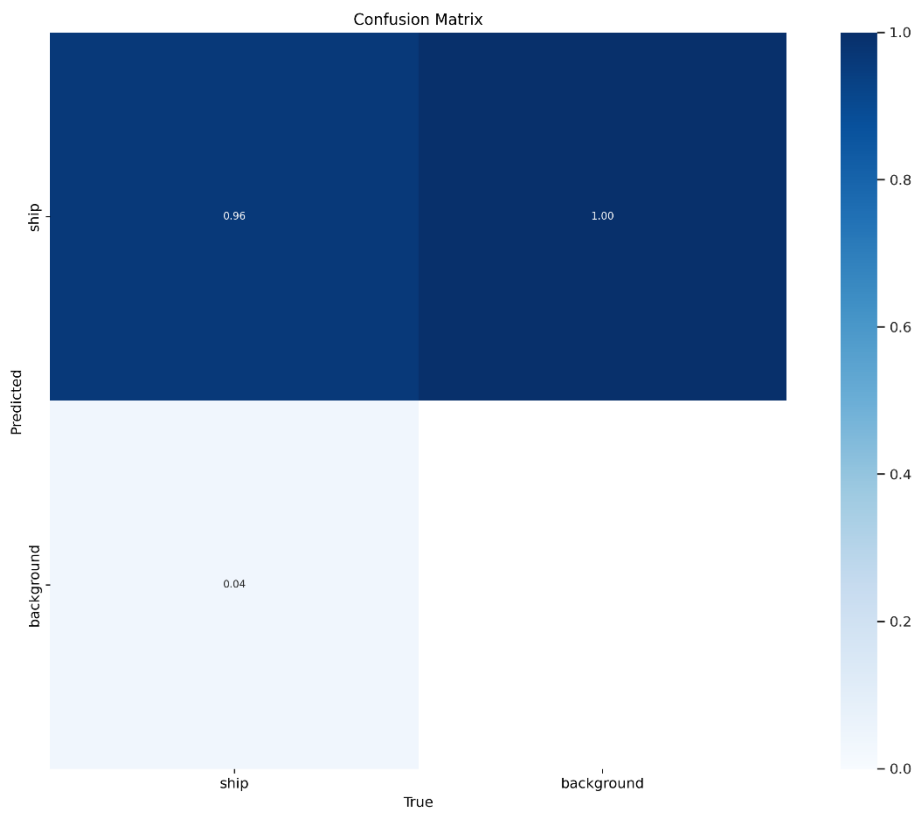
Εικόνα 6. Confusion Matrix YOLOv5l



Εικόνα 7. Confusion Matrix YOLOv5x



Εικόνα 8. Confusion Matrix YOLOv7



Εικόνα 9. Confusion Matrix YOLOv8

Όπως παρουσιάζεται και στους παραπάνω πίνακες έχει γίνει πολύ καλή ταξινόμηση των πλοίων (>94% σε όλους τους αλγορίθμους) με το βέλτιστο να παρουσιάζεται στον YOLOv5m αλλά το background σε όλους τους αλγορίθμους κατά 100% έχει ταξινομηθεί λάθος. Ταξινομείται ως FP (False Positive) και είναι ένα κοινό πρόβλημα των αλγορίθμων ταξινόμησης ειδικά σε ταξινομήσεις μία κλάσης (βλ. 9.4.1.5).

9.4.1.1. Precision (P)

Η ακρίβεια, στο πλαίσιο της ανίχνευσης αντικειμένων με χρήση του αλγορίθμου You Only Look Once (YOLO), αναφέρεται στον λόγο των αληθώς θετικών ανιχνεύσεων προς τον συνολικό αριθμό των ανιχνεύσεων που πραγματοποιήθηκαν από το μοντέλο. Μαθηματικά, ορίζεται ως εξής:

$$P = \frac{TP}{(TP + FP)}$$

όπου TP είναι ο αριθμός των αληθώς θετικών ανιχνεύσεων και FP είναι ο αριθμός των ψευδώς θετικών ανιχνεύσεων. Η ακρίβεια είναι μια σημαντική μετρική, καθώς δείχνει την ακρίβεια του μοντέλου στην ορθή ανίχνευση αντικειμένων χωρίς να παράγει ψευδείς συναγερμούς.

Η ακρίβεια χρησιμοποιείται συνήθως σε εργασίες ανίχνευσης αντικειμένων για την αξιολόγηση της ικανότητας του μοντέλου να εντοπίζει με ακρίβεια τα αντικείμενα ενδιαφέροντος, ελαχιστοποιώντας παράλληλα τα ψευδώς θετικά αποτελέσματα. Μια υψηλή τιμή ακρίβειας υποδεικνύει ότι το μοντέλο έχει χαμηλό ποσοστό ψευδώς θετικών, δηλαδή κάνει λιγότερα λάθη στον εντοπισμό αντικειμένων.

Μια καλή τιμή ακρίβειας εξαρτάται από τη συγκεκριμένη εργασία και εφαρμογή. Για παράδειγμα, σε κρίσιμες για την ασφάλεια εφαρμογές όπως η αυτόνομη οδήγηση, μια υψηλή τιμή ακρίβειας είναι ζωτικής σημασίας για την αποφυγή ψευδών συναγερμών που θα μπορούσαν να οδηγήσουν σε επικίνδυνες καταστάσεις. Από την άλλη πλευρά, σε εφαρμογές όπου τα ψευδώς θετικά αποτελέσματα είναι λιγότερο κρίσιμα, μια ελαφρώς χαμηλότερη τιμή ακρίβειας μπορεί να είναι αποδεκτή.

9.4.1.2. Recall (R)

Η ανάκληση, επίσης γνωστή ως ευαισθησία ή ποσοστό πραγματικών θετικών αποτελεσμάτων, μετρά την ικανότητα του μοντέλου να ανιχνεύει όλα τα σχετικά αντικείμενα στη σκηνή. Μαθηματικά, ορίζεται ως εξής:

$$R = \frac{TP}{(TP + FN)}$$

όπου TP είναι ο αριθμός των αληθώς θετικών ανιχνεύσεων και FN είναι ο αριθμός των ψευδώς αρνητικών ανιχνεύσεων. Η ανάκληση είναι μια σημαντική μετρική,

καθώς δείχνει την ικανότητα του μοντέλου να συλλαμβάνει όλα τα σχετικά αντικείμενα στη σκηνή, χωρίς να χάνει κανένα.

Η ανάκληση χρησιμοποιείται συνήθως σε εργασίες ανίχνευσης αντικειμένων για την αξιολόγηση της πληρότητας του μοντέλου όσον αφορά την ανίχνευση αντικειμένων ενδιαφέροντος. Μια υψηλή τιμή ανάκλησης υποδηλώνει ότι το μοντέλο είναι σε θέση να συλλάβει ένα μεγάλο ποσοστό των πραγματικών θετικών ανιχνεύσεων, πράγμα που σημαίνει ότι δεν χάνει πολλά αντικείμενα ενδιαφέροντος.

Μια καλή τιμή ανάκλησης εξαρτάται από τη συγκεκριμένη εργασία και εφαρμογή. Για παράδειγμα, σε εφαρμογές επιτήρησης, μια υψηλή τιμή ανάκλησης είναι σημαντική για να διασφαλιστεί ότι ανιχνεύονται όλα τα σχετικά αντικείμενα, ακόμη και με κόστος κάποιους ψευδείς συναγερμούς. Από την άλλη πλευρά, σε εφαρμογές όπου η απώλεια αντικειμένων είναι πιο κρίσιμη, μια ελαφρώς χαμηλότερη τιμή ανάκλησης μπορεί να είναι απαράδεκτη.

9.4.1.3. Mean Average Precision at IoU 0.5 (mAP50)

Η μέση μέση ακρίβεια (mAP) είναι μια δημοφιλής μετρική που χρησιμοποιείται σε εργασίες ανίχνευσης αντικειμένων για την αξιολόγηση της συνολικής απόδοσης ενός μοντέλου σε διάφορες κατηγορίες αντικειμένων. Η mAP50 μετρά συγκεκριμένα τη μέση ακρίβεια σε ένα κατώφλι IoU (Intersection over Union) 0,5.

Το IoU ορίζεται ως η περιοχή επικάλυψης μεταξύ του προβλεπόμενου πλαισίου οριοθέτησης και του πλαισίου οριοθέτησης της βασικής αλήθειας, διαιρούμενη με την περιοχή της ένωσης των δύο πλαισίων οριοθέτησης. Το κατώφλι IoU 0,5 χρησιμοποιείται συνήθως σε πολλές εργασίες ανίχνευσης αντικειμένων, καθώς αντιπροσωπεύει μια αρκετά καλή επικάλυψη μεταξύ του προβλεπόμενου πλαισίου οριοθέτησης και του πλαισίου οριοθέτησης της βασικής αλήθειας.

Το mAP50 υπολογίζεται υπολογίζοντας πρώτα την καμπύλη ακρίβειας-ανάκλησης για κάθε κατηγορία αντικειμένων και, στη συνέχεια, υπολογίζοντας το μέσο όρο των τιμών ακρίβειας σε διαφορετικά επίπεδα ανάκλησης. Μια υψηλότερη τιμή mAP50 υποδηλώνει καλύτερη απόδοση του μοντέλου όσον αφορά την ακριβή ανίχνευση αντικειμένων σε διάφορες κατηγορίες αντικειμένων.

9.4.1.4. Mean Average Precision at IoU 0.5-0.95 (mAP50-95)

Το mAP50-95 είναι παρόμοιο με το mAP50, αλλά εξετάζει ένα εύρος κατωφλίων IoU από 0,5 έως 0,95, σε βήματα των 0,05. Αυτό παρέχει μια πιο ολοκληρωμένη αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου σε διαφορετικά επίπεδα επικάλυψης του πλαισίου οριοθέτησης.

9.4.1.5. Confusion Matrix

Ο πίνακας σύγχυσης είναι μια πινακοποιημένη αναπαράσταση της απόδοσης ενός μοντέλου ταξινόμησης, όπως το YOLO, η οποία δείχνει τον αριθμό των αληθώς

θετικών, ψευδώς θετικών, αληθώς αρνητικών και ψευδώς αρνητικών προβλέψεων. Είναι ένα πολύτιμο εργαλείο για την αξιολόγηση της ακρίβειας και της απόδοσης του μοντέλου όσον αφορά τη σωστή ταξινόμηση αντικειμένων.

Ένας τυπικός πίνακας σύγχυσης έχει τέσσερα κύρια στοιχεία: αληθώς θετικό (TP), ψευδώς θετικό (FP), αληθώς αρνητικό (AI) και ψευδώς αρνητικό (FN). Το TP αντιπροσωπεύει τον αριθμό των σωστά προβλεπόμενων θετικών περιπτώσεων, το FP αντιπροσωπεύει τον αριθμό των περιπτώσεων που προβλέφθηκαν ως θετικές αλλά είναι στην πραγματικότητα αρνητικές, το AI αντιπροσωπεύει τον αριθμό των σωστά προβλεπόμενων αρνητικών περιπτώσεων και το FN αντιπροσωπεύει τον αριθμό των περιπτώσεων που προβλέφθηκαν ως αρνητικές αλλά είναι στην πραγματικότητα θετικές.

Ο πίνακας σύγχυσης χρησιμοποιείται συχνά σε συνδυασμό με άλλες μετρικές όπως η ακρίβεια, η ανάκληση και το F1-score για να αποκτήσει κανείς μια πιο ολοκληρωμένη κατανόηση της απόδοσης του μοντέλου. Βοηθά στον εντοπισμό των συγκεκριμένων περιοχών όπου το μοντέλο μπορεί να κάνει λάθη, όπως ψευδώς θετικά ή ψευδώς αρνητικά, και μπορεί να καθοδηγήσει περαιτέρω βελτιώσεις στο μοντέλο.

Ένας καλός πίνακας σύγχυσης θα πρέπει ιδανικά να έχει υψηλό αριθμό αληθώς θετικών και αληθώς αρνητικών, υποδεικνύοντας ακριβείς προβλέψεις, και χαμηλό αριθμό ψευδώς θετικών και ψευδώς αρνητικών, υποδεικνύοντας ελάχιστες λανθασμένες ταξινομήσεις. Ωστόσο, οι ιδανικές τιμές για αυτές τις μετρικές μπορεί να διαφέρουν ανάλογα με τη συγκεκριμένη εφαρμογή και τις συνέπειες των λανθασμένων ταξινομήσεων. Για παράδειγμα, σε ορισμένες εφαρμογές, η ελαχιστοποίηση των ψευδώς θετικών μπορεί να είναι πιο κρίσιμη, ενώ σε άλλες, η ελαχιστοποίηση των ψευδώς αρνητικών μπορεί να είναι πιο σημαντική.

9.4.2. Αποτελέσματα

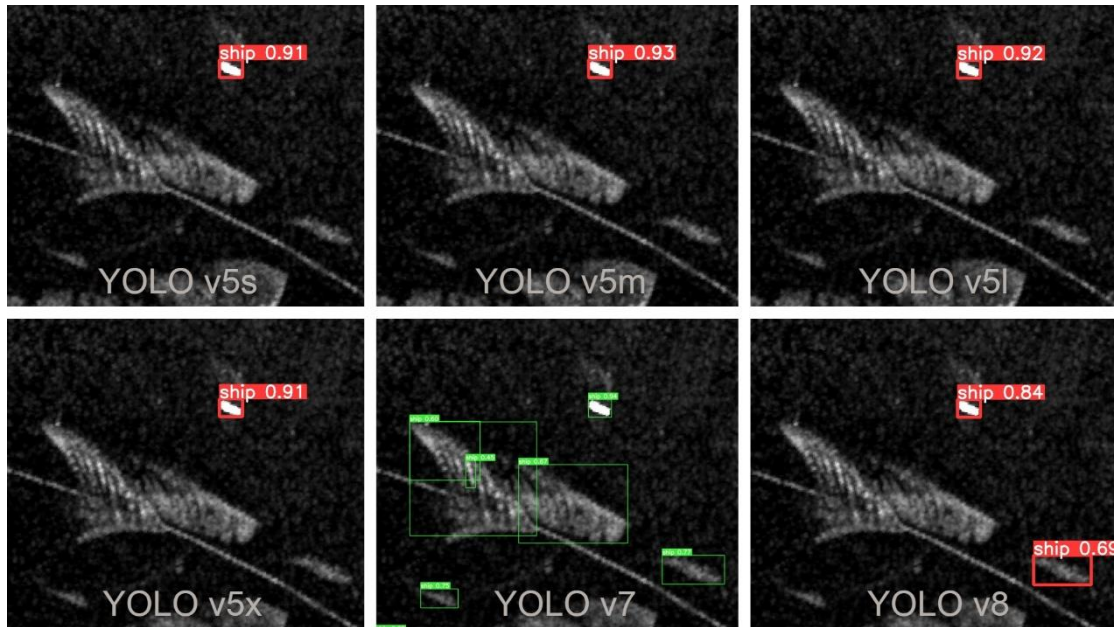
Για την παρουσίαση των αποτελεσμάτων¹ επιλέχθηκε η δειγματοληπτική παρουσίαση 5 σετ εικόνων που παράχθηκαν από όλους τους αλγόριθμους προκειμένου να υπάρχει σαφήνεια και καλύτερη κατανόηση για ευκολότερη εξαγωγή συμπερασμάτων. Στα παρακάτω σύνολα εικόνων παρουσιάζονται ομαδοποιημένα τα αποτελέσματα ανά εικόνα και αλγόριθμο κατά σειρά YOLOv5(s/m/l/x)-7-8.

¹ Αποτελέσματα:

<https://drive.google.com/drive/folders/1y8W1u65LPvZgfHBJZ5rhqMoGnyiAvwfb?usp=sharing>

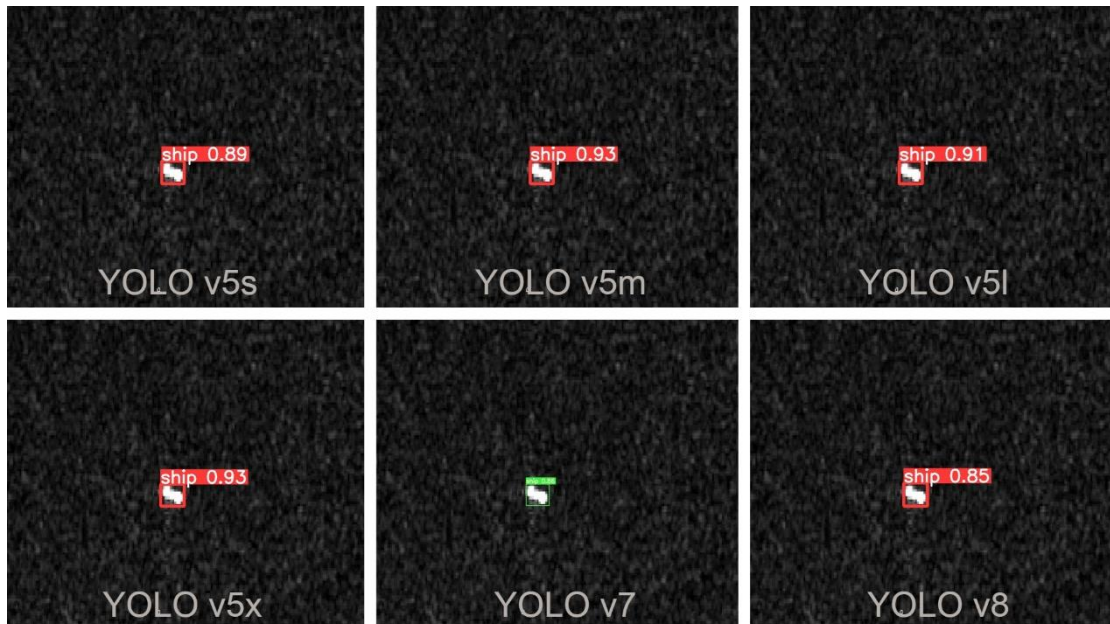
Αναλυτικά:

- Αποτελέσματα αξιοπιστίας ανίχνευσης στην εικόνα 001147:
 - YOLOv5(s/m/l/x): 0.91 / 0.93 / 0.92 / 0.91
 - YOLOv7: 0.94
 - YOLOv8: 0.84



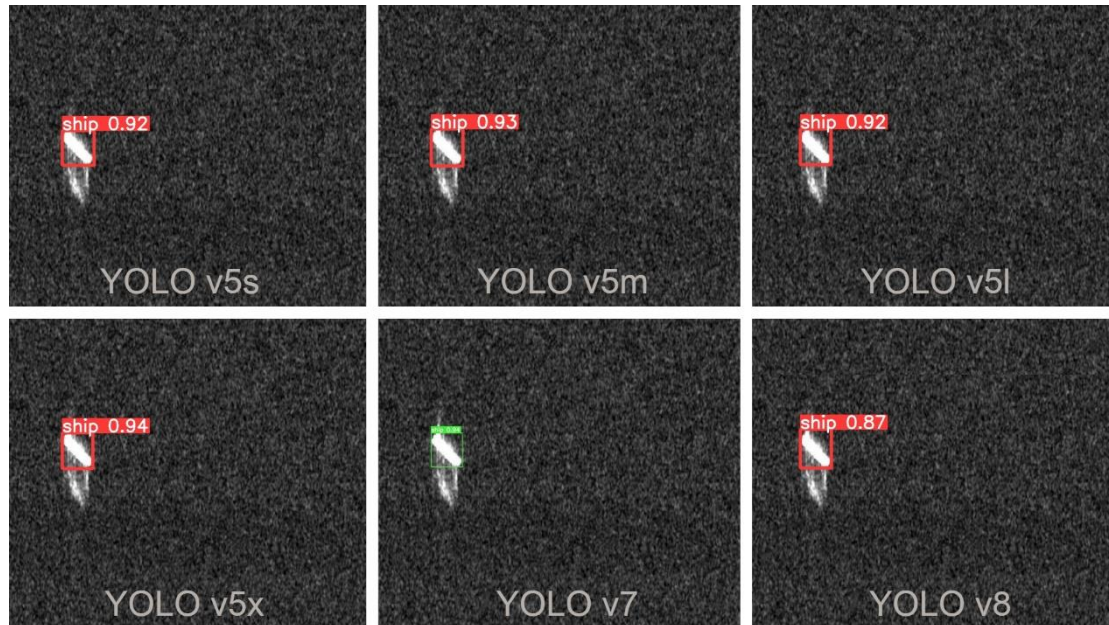
Εικόνα 10. Αποτελέσματα Εικόνας 001147

- Αποτελέσματα αξιοπιστίας ανίχνευσης στην εικόνα 001075:
 - YOLOv5(s/m/l/x): 0.89 / 0.93 / 0.91 / 0.93
 - YOLOv7: 0.86
 - YOLOv8: 0.85



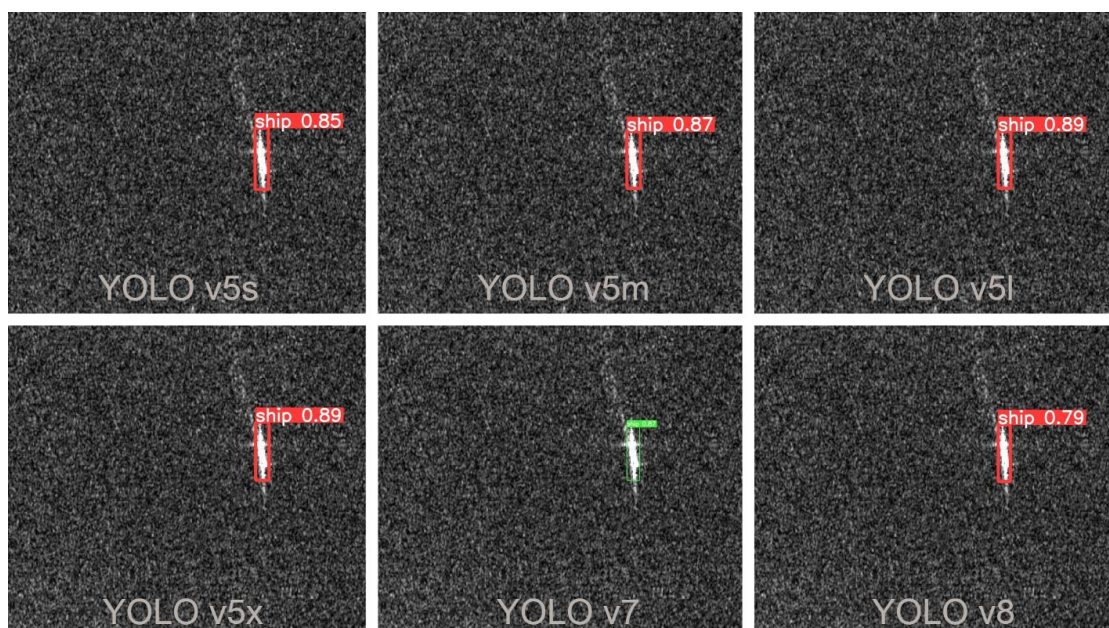
Εικόνα 11. Αποτελέσματα Εικόνας 001075

- Αποτελέσματα αξιοπιστίας ανίχνευσης στην εικόνα 000973:
 - YOLOv5(s/m/l/x): 0.92 / 0.93 / 0.92 / 0.94
 - YOLOv7: 0.94
 - YOLOv8: 0.87



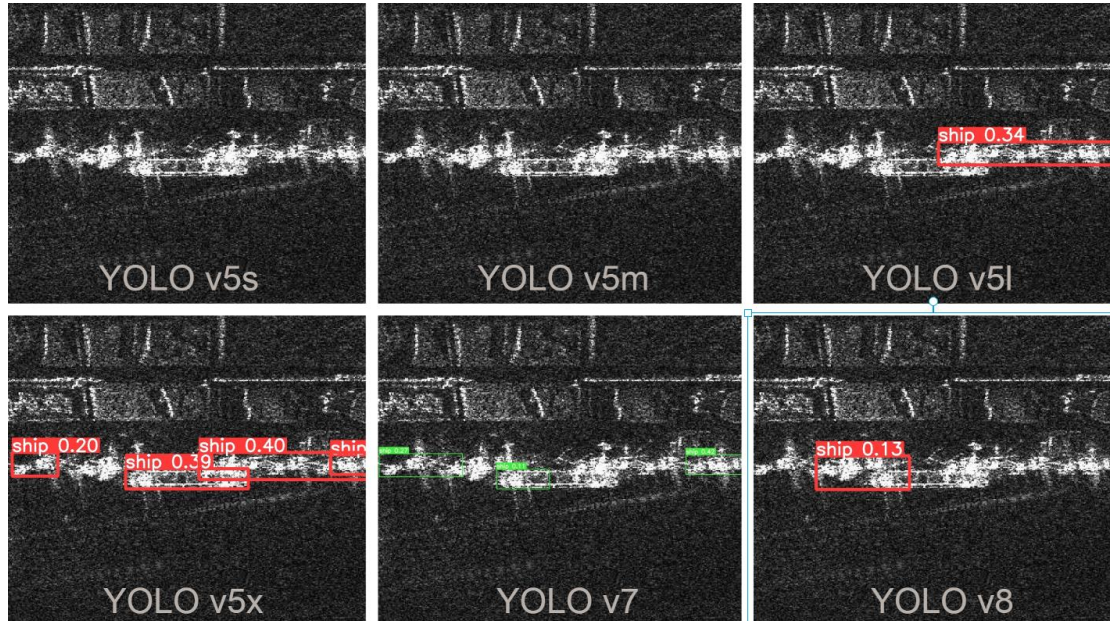
Εικόνα 12. Αποτελέσματα Εικόνας 000973

- Αποτελέσματα αξιοπιστίας ανίχνευσης στην εικόνα 000834:
 - YOLOv5(s/m/l/x): 0.85 / 0.87 / 0.89 / 0.89
 - YOLOv7: 0.87
 - YOLOv8: 0.79



Εικόνα 13. Αποτελέσματα Εικόνας 000834

- Αποτελέσματα αξιοπιστίας ανίχνευσης στην εικόνα 000025:
 - YOLOv5(s/m/l/x): 0 / 0 / 0.34 / 0.20 – 0.39 – 0.40
 - YOLOv7: 0.27 – 0.11 – 0.42
 - YOLOv8: 0.13



Εικόνα 14. Αποτελέσματα Εικόνας 000025

9.4.3. Αξιολόγηση

Από τα παραπάνω σύνολα εικόνων και ύστερα από εκτενή μελέτη και της βιβλιογραφίας εξήχθησαν τα κάτωθι αποτελέσματα:

- Ο αλγόριθμος που αναμένεται να έχει τα καλύτερα αποτελέσματα σύμφωνα με τον Πίνακα 1 είναι ο YOLOv5x και, ακολούθως οι YOLOv5l και YOLOv7.
- Ο αλγόριθμος που αναμένεται να έχει τα καλύτερα αποτελέσματα σύμφωνα με τους πίνακες σύγκρισης των Εικόνων 4-9 είναι ο YOLOv5l και, ακολούθως ο YOLOv7.
- Ο αλγόριθμος με τα καλύτερα αποτελέσματα στις εικόνες είναι ο YOLOv5x καθώς παρουσιάζει τα υψηλότερα ποσοστά αξιοπιστίας και τα πιο ορθά αποτελέσματα σε όλα τα σετ. Ακόμα και στο σετ της Εικόνας 14 που έχει τον περισσότερο θόρυβο και αποτελεί το δυσκολότερο τεστ για την απόδοση των αλγορίθμων βρίσκει ορθά το πλοίο αν και με χαμηλή αξιοπιστία αλλά εντοπίζει και πλοία που δεν υπάρχουν στην εικόνα.

Από τα παραπάνω και κατόπιν ελέγχου όλων των αποτελεσμάτων ο αλγόριθμος που θεωρήθηκε πιο αποδοτικός είναι ο YOLOv7 και ο YOLOv5l για την εξαγωγή γρήγορων αποτελεσμάτων. Ειδικά ο YOLOv7 μπορεί να χρησιμοποιηθεί και σε near real time εφαρμογές. Για την εξαγωγή ασφαλέστερων αποτελεσμάτων και με την προϋπόθεση

ύπαρξης ισχυρών υπολογιστικών πόρων, ο καλύτερος αλγόριθμος είναι ο YOLOv5x. Τα αποτελέσματά του είναι ασφαλή και αξιόπιστα ακόμα και σε δύσκολες καταστάσεις με αρκετό θόρυβο.

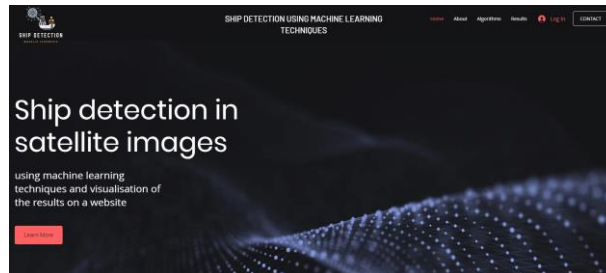
9.4.4. Παρουσίαση Ιστοτόπου

Για τη δημιουργία του ιστοτόπου, χρησιμοποιήθηκε η πλατφόρμα wix. Ως domain name ορίστηκε αυτόματα από την πλατφόρμα το <https://tsoumenisem.wixsite.com/shipsdetection> μετά την ονοματοδοσία του project ως Ships Detection.

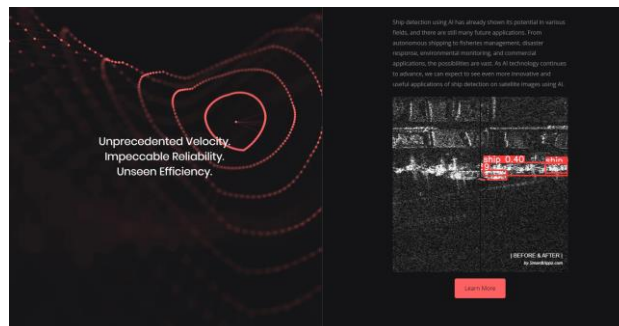
Δημιουργήθηκαν 4 σελίδες με μία τυπική δομή για ένα απλό site παρουσίασης. Το site map είναι το ακόλουθο:

- Home
- About
- Algorithms
- Results

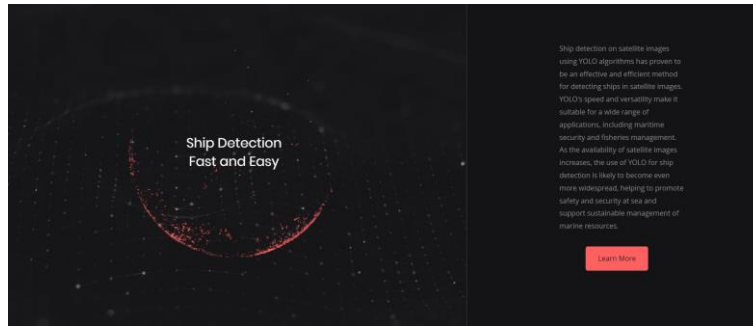
Στις παραπάνω σελίδες γίνεται αρχικά με μία συνοπτική παρουσίαση της εργασίας. Ακολουθως, αναλύονται όλοι οι αλγόριθμοι YOLO που χρησιμοποιήθηκαν και, τέλος, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα όπως εμφανίστηκαν και παραπάνω.



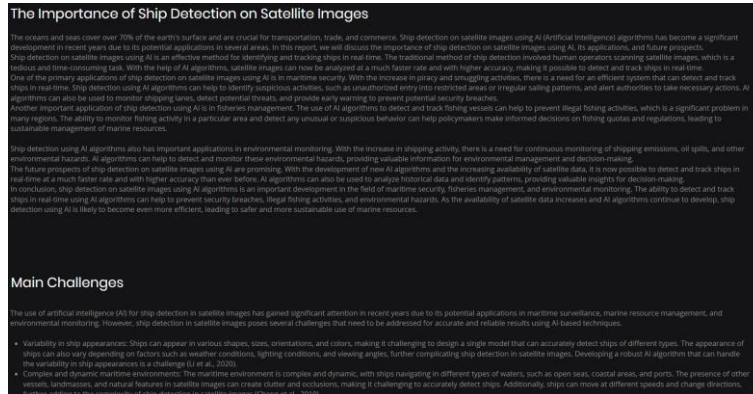
Εικόνα 15. Στιγμιότυπο από τη σελίδα Home



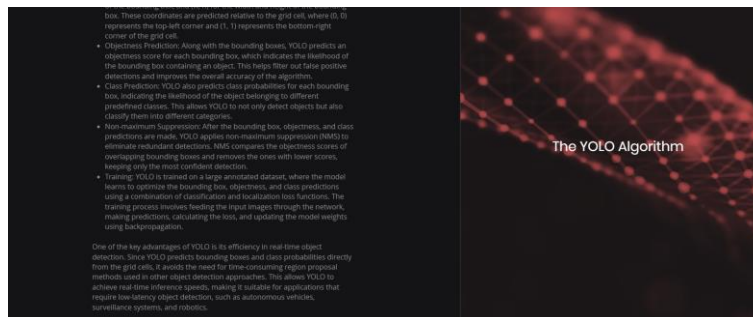
Εικόνα 16. Στιγμιότυπο από τη σελίδα Home



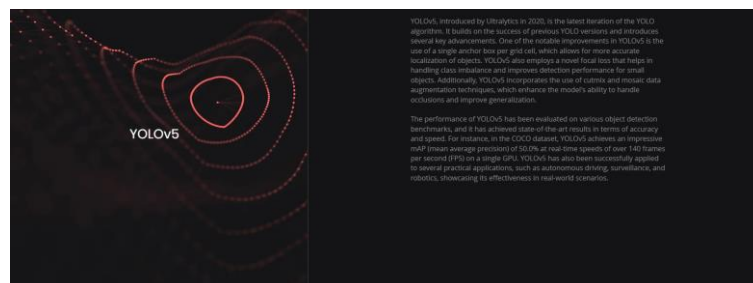
Εικόνα 17. Στιγμιότυπο από τη σελίδα Home



Εικόνα 18. Στιγμιότυπο από τη σελίδα About



Εικόνα 19. Στιγμιότυπο από τη σελίδα Algorithms



Εικόνα 20. Στιγμιότυπο από τη σελίδα Algorithms

Code Execution

After the data processing was completed and the APIs were created for each algorithm, the execution of the program was started as mentioned in the previous chapter. The following steps were followed to export the results:

- The API KEY was inserted into the corresponding code of each algorithm.
- The appropriate variant (CPU/GPU) was selected for YOLOv4 and YOLOv7 as was installed accordingly.
- 50 images were chosen based on variations in the size, position of Coast and coastline label.
- Results were extracted and graphs were produced for each algorithm.

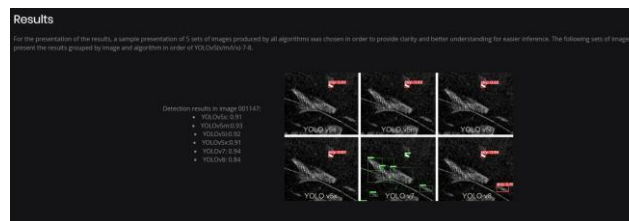
Algorithm comparison

The comparison of the algorithms used was performed by testing the mAP50, mAP50-95 and confusion matrix measures. For each algorithm the comparison results are presented in a table as shown below and based on the optimal version was selected.

Model	IoU	AP	AP50	AP50-95	FP	FN	TP	FP	FN	TP	FP	FN	TP	FP	FN	TP	FP	FN
YOLOv4	0.57	0.21	0.21	0.21	0.08	0.01	0.18	0.04	0.49									
YOLOv4	0.12	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01									
YOLOv4	0.27	0.10	0.10	0.10	0.03	0.01	0.06	0.02	0.23									
YOLOv4	0.22	0.08	0.08	0.08	0.03	0.01	0.06	0.02	0.23									
YOLOv7	0.43	0.17	0.17	0.17	0.03	0.01	0.06	0.02	0.23									
YOLOv7	0.15	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01									
YOLOv7	0.25	0.10	0.10	0.10	0.03	0.01	0.06	0.02	0.23									

As shown in the table above, the YOLOv4 algorithm had better performance and F1 in this case.

Εικόνα 21. Στιγμιότυπο από τη σελίδα Results



Εικόνα 22. Στιγμιότυπο από τη σελίδα Results

Conclusion

In the above study, the possibility of automatic detection of objects and specifically ships from the CPU/GPU algorithms was tested. The result is considered to be positive and could certainly help in various fields. The above study demonstrated that it is possible for an algorithm to "intelligently" analyze a very large set of images with the help of deep learning and neural network models, accuracy and efficiency.

Python was chosen as the programming language to create the API. Java program as it offers two major advantages in addressing the above problem. The first advantage being that it is an open source language with tremendous capabilities that comes with vast online tools and libraries. The second advantage is related to the mentioned tools and libraries, which offered functions that specifically make machine learning network programming feasible for professional users and non-professional alike.

Finally, since the completion of this work, it is deemed necessary to study even more data to obtain reliable results even in extreme phenomena.

SWOT Analysis

SWOT analysis is a useful tool for evaluating the strengths, weaknesses, opportunities, and threats of a particular situation or project. In this case, we will conduct a SWOT analysis on the future applications of ship detection on satellite images using AI.

Strengths:

- Ship detection using AI is a highly accurate and efficient method for detecting ships on satellite images. AI algorithms can quickly analyze large amounts of data and identify ships with a high level of accuracy.
- Ship detection using AI can be applied in various fields, such as maritime surveillance, environmental monitoring, border management, and shipping and logistics. This versatility makes it a highly valuable tool with many potential applications.
- As AI technology continues to advance, we can expect even more accurate and sophisticated ship detection algorithms, further enhancing its capabilities.

Weaknesses:

- The accuracy of AI algorithms is highly dependent on the quality of the input data. Poor quality satellite images can result in inaccurate ship detection, which can be a significant weakness of this approach.
- The cost of implementing advanced ship detection systems can be high, particularly for smaller organizations or countries with limited resources.
- There is always the possibility of false positives or false negatives, which can lead to inefficiencies or missed opportunities.

Opportunities:

- Ship detection using AI can play a crucial role in the development of autonomous shipping, allowing ships to detect other vessels and avoid collisions.
- The growing concern over illegal fishing practices presents a significant opportunity for AI-powered ship detection systems to assist in fisheries management and conservation efforts.
- The increasing availability of satellite data and the ongoing advancements in AI technology create numerous opportunities for the development of new and innovative ship detection applications.

Εικόνα 23. Στιγμιότυπο από τη σελίδα Results

10. Σύνοψη

Με την εκπόνηση της παραπάνω διπλωματικής εργασίας, ελέγχθηκε η δυνατότητα αυτόματης εξαγωγής αντικειμένων και συγκεκριμένα πλοίων από ΔΕ με χρήση αλγορίθμων ΑΙ. Το αποτέλεσμα της κρίνεται ως θετικό και σίγουρα θα μπορούσε να βοηθήσει σε διάφορους τομείς. Η παραπάνω διπλωματική εργασία απέδειξε πως είναι εφικτό για έναν αλγόριθμο να αξιολογεί «έξυπνα» ένα πολύ μεγάλο σύνολο εικόνων, με την βοήθεια της βαθιάς μάθησης και να εξάγει αποτέλεσμα γρήγορα, ορθά και αποδοτικά.

Ως γλώσσα προγραμματισμού για τη δημιουργία του προγράμματος RF_Solar επιλέχθηκε η Python καθώς προσφέρει δύο μεγάλα πλεονέκτημα στην αντιμετώπιση του παραπάνω προβλήματος. Το πρώτο πλεονέκτημα ότι είναι ένα ανοιχτού κώδικα γλώσσα με τρομερές δυνατότητες που διαθέτει χωρίς κόστος άπειρα εργαλεία και βιβλιοθήκες. Το δεύτερο πλεονέκτημα αφορά τα αναφερόμενα εργαλεία και βιβλιοθήκες, που προσεφέραν συναρτήσεις που κάνουν ειδικά τον προγραμματισμό δικτύων μηχανικής μάθησης εφικτό σε επαγγελματίες χρήστες και μη.

Τέλος, από την ολοκλήρωση της εργασίας, κρίνεται απαραίτητη η μελέτη ακόμα περισσότερων δεδομένων, για την εξαγωγή αξιόπιστων αποτελεσμάτων ακόμα και σε ακραία φαινόμενα.

10.1. Εφαρμογή στον ελλαδικό χώρο

Η ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με χρήση τεχνητής νοημοσύνης έχει μεγάλη σημασία για την Ελλάδα, δεδομένης της στρατηγικής της θέσης και της σημαντικής ναυτιλιακής βιομηχανίας της. Η χώρα διαθέτει μια τεράστια ακτογραμμή και πολλά νησιά, γεγονός που καθιστά τη θαλάσσια επιτήρηση και ασφάλεια κρίσιμο ζήτημα. Επιπλέον, η Ελλάδα είναι σημαντικός παίκτης στη ναυτιλιακή βιομηχανία, με μεγάλο αριθμό πλοίων να διέρχονται καθημερινά από τα ύδατά της.

Η χρήση συστημάτων ανίχνευσης πλοίων με τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να ενισχύσει τη θαλάσσια ασφάλεια και προστασία της χώρας, παρέχοντας πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο σχετικά με τις κινήσεις των πλοίων και τις πιθανές απειλές. Αυτό μπορεί να βοηθήσει στον εντοπισμό και την παρακολούθηση πλοίων σε πραγματικό χρόνο, βελτιώνοντας τη θαλάσσια επιτήρηση και ασφάλεια. Η ανίχνευση πλοίων με τεχνητή νοημοσύνη μπορεί επίσης να βοηθήσει στον εντοπισμό παράνομων αλιευτικών δραστηριοτήτων, συμβάλλοντας στη διατήρηση των θαλάσσιων πόρων.

Επιπλέον, η ναυτιλιακή βιομηχανία στην Ελλάδα μπορεί να επωφεληθεί σημαντικά από τα συστήματα ανίχνευσης πλοίων με τεχνητή νοημοσύνη. Τα συστήματα αυτά μπορούν να βοηθήσουν στην παρακολούθηση των κινήσεων των πλοίων, στη βελτιστοποίηση των ναυτιλιακών δρομολογίων και στη βελτίωση της εφοδιαστικής και της διαχείρισης της εφοδιαστικής αλυσίδας.

Συνοψίζοντας, η ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με χρήση τεχνητής νοημοσύνης έχει μεγάλη σημασία για την Ελλάδα, δεδομένης της εκτεταμένης ακτογραμμής της, της σημαντικής ναυτιλιακής βιομηχανίας και της στρατηγικής της θέσης. Η χρήση συστημάτων ανίχνευσης πλοίων με τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να βελτιώσει τη θαλάσσια επιτήρηση και ασφάλεια, να βοηθήσει στον εντοπισμό παράνομων δραστηριοτήτων και να βελτιστοποιήσει τις ναυτιλιακές λειτουργίες, καθιστώντας την ένα κρίσιμο εργαλείο για τη ναυτιλιακή και περιβαλλοντική βιομηχανία της χώρας.

10.2. SWOT Analysis

Η ανάλυση SWOT (Strengths, Weaknesses, Opportunities, Threats) είναι ένα χρήσιμο εργαλείο για την αξιολόγηση των δυνατών σημείων, των αδυναμιών, των ευκαιριών και των απειλών μιας συγκεκριμένης κατάστασης ή ενός έργου. Στην προκειμένη περίπτωση, θα πραγματοποιήσουμε μια ανάλυση SWOT για τις μελλοντικές εφαρμογές της ανίχνευσης πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με τη χρήση τεχνητής νοημοσύνης.

Δυνατά σημεία:

Η ανίχνευση πλοίων με χρήση AI είναι μια εξαιρετικά ακριβής και αποτελεσματική μέθοδος για τον εντοπισμό πλοίων σε δορυφορικές εικόνες. Οι αλγόριθμοι AI μπορούν να αναλύουν γρήγορα μεγάλες ποσότητες δεδομένων και να εντοπίζουν πλοία με υψηλό επίπεδο ακρίβειας.

Η ανίχνευση πλοίων με χρήση AI μπορεί να εφαρμοστεί σε διάφορους τομείς, όπως η θαλάσσια επιτήρηση, η περιβαλλοντική παρακολούθηση, η διαχείριση της αλιείας, η ναυτιλία και η εφοδιαστική. Αυτή η ευελιξία την καθιστά ένα εξαιρετικά πολύτιμο εργαλείο με πολλές πιθανές εφαρμογές.

Καθώς η τεχνολογία AI συνεχίζει να εξελίσσεται, μπορούμε να περιμένουμε ακόμη πιο ακριβείς και εξελιγμένους αλγορίθμους ανίχνευσης πλοίων, ενισχύοντας περαιτέρω τη χρησιμότητά της.

Αδυναμίες:

Η ακρίβεια των αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την ποιότητα των δεδομένων εισόδου. Οι δορυφορικές εικόνες κακής ποιότητας μπορεί να οδηγήσουν σε ανακριβή ανίχνευση πλοίων, γεγονός που μπορεί να αποτελέσει σημαντική αδυναμία αυτής της προσέγγισης.

Το κόστος εφαρμογής συστημάτων ανίχνευσης πλοίων με τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να είναι υψηλό, ιδίως για μικρότερους οργανισμούς ή χώρες με περιορισμένους πόρους.

Υπάρχει πάντα η πιθανότητα ψευδώς θετικών ή ψευδώς αρνητικών αποτελεσμάτων, τα οποία μπορεί να οδηγήσουν σε αναποτελεσματικότητα ή χαμένες ευκαιρίες.

Ευκαιρίες:

Η ανίχνευση πλοίων με χρήση τεχνητής νοημοσύνης μπορεί να διαδραματίσει κρίσιμο ρόλο στην ανάπτυξη της αυτόνομης ναυτιλίας, επιτρέποντας στα πλοία να ανιχνεύουν άλλα πλοία και να αποφεύγουν συγκρούσεις.

Η αυξανόμενη ανησυχία σχετικά με τις πρακτικές παράνομης αλιείας αποτελεί σημαντική ευκαιρία για συστήματα ανίχνευσης πλοίων με τεχνητή νοημοσύνη να βοηθήσουν στη διαχείριση της αλιείας και στις προσπάθειες διατήρησης.

Η αυξανόμενη διαθεσιμότητα δορυφορικών δεδομένων και οι συνεχείς βελτιώσεις στην τεχνολογία τεχνητής νοημοσύνης δημιουργούν πολυάριθμες ευκαιρίες για την ανάπτυξη νέων και καινοτόμων εφαρμογών ανίχνευσης πλοίων.

Απειλές:

Η χρήση της ανίχνευσης πλοίων με χρήση ΑΙ θα μπορούσε να εγείρει ανησυχίες για την προστασία της ιδιωτικής ζωής, ιδίως εάν τα συστήματα χρησιμοποιούνται για την παρακολούθηση σκαφών χωρίς τη συγκατάθεση ή τη γνώση τους.

Η τεχνολογία εξελίσσεται συνεχώς, πράγμα που σημαίνει ότι τα συστήματα ανίχνευσης πλοίων με χρήση ΑΙ ενδέχεται να ξεπεραστούν ή να γίνουν λιγότερο αποτελεσματικά με την πάροδο του χρόνου, απαιτώντας συνεχείς επενδύσεις και ανάπτυξη για να παραμείνουν επίκαιρα.

Η ανάπτυξη νέων τεχνολογιών ή προσεγγίσεων για τον εντοπισμό πλοίων, όπως εναλλακτικές μορφές δορυφορικών εικόνων ή πιο προηγμένα συστήματα ραντάρ, θα μπορούσε ενδεχομένως να καταστήσει παρωχημένη την ανίχνευση πλοίων με τεχνητή νοημοσύνη.

Εν κατακλείδι, η ανάλυση SWOT αποκαλύπτει ότι η ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με χρήση ΑΙ έχει πολλά πλεονεκτήματα και ευκαιρίες, καθιστώντας την πολύτιμο εργαλείο σε διάφορους τομείς. Ωστόσο, έχει επίσης τις αδυναμίες και τις απειλές της που πρέπει να λαμβάνονται υπόψη κατά την ανάπτυξη και την εφαρμογή συστημάτων ανίχνευσης πλοίων. Παρ' όλα αυτά, η συνεχής πρόοδος της τεχνολογίας ΑΙ και η αυξανόμενη διαθεσιμότητα δορυφορικών δεδομένων δημιουργούν πολυάριθμες ευκαιρίες για την ανάπτυξη νέων και καινοτόμων εφαρμογών ανίχνευσης πλοίων.

10.3. Κόστος

Το κόστος της ανίχνευσης πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με χρήση τεχνητής νοημοσύνης μπορεί να ποικίλλει ανάλογα με διάφορους παράγοντες, όπως η πολυπλοκότητα του έργου, το μέγεθος του συνόλου δεδομένων, ο τύπος του

αλγόριθμου τεχνητής νοημοσύνης που χρησιμοποιείται και οι απαιτούμενοι υπολογιστικοί πόροι. Ακολουθούν ορισμένοι από τους παράγοντες κόστους που πρέπει να ληφθούν υπόψη:

- **Κόστος υλικού και υποδομής:** Το υλικό και η υποδομή που απαιτούνται για την εκτέλεση των μοντέλων TN μπορεί να αποτελέσουν σημαντικό παράγοντα κόστους. Για την εκτέλεση μοντέλων βαθιάς μάθησης σε μεγάλα σύνολα δεδομένων, είναι σημαντικό να υπάρχουν υπολογιστικοί πόροι υψηλής απόδοσης, όπως GPU. Η αγορά και η συντήρησή τους μπορεί να είναι δαπανηρή.
- **Κόστος συλλογής και προετοιμασίας δεδομένων:** Ένας άλλος σημαντικός παράγοντας κόστους είναι η συλλογή και η προετοιμασία των δεδομένων. Η συλλογή και ο σχολιασμός ενός μεγάλου συνόλου δεδομένων δορυφορικών εικόνων μπορεί να είναι μια χρονοβόρα και δαπανηρή διαδικασία. Το κόστος των δεδομένων εξαρτάται από το αν τα δεδομένα είναι δημόσια διαθέσιμα ή αν πρέπει να αγοραστούν.
- **Κόστος ανάπτυξης:** Η ανάπτυξη των μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης μπορεί επίσης να είναι δαπανηρή. Ανάλογα με την πολυπλοκότητα του έργου και τον αλγόριθμο τεχνητής νοημοσύνης που χρησιμοποιείται, μπορεί να απαιτείται μια ομάδα επιστημόνων δεδομένων και μηχανικών για την ανάπτυξη του μοντέλου. Αυτό μπορεί να αποτελέσει σημαντικό παράγοντα κόστους, ιδίως εάν το έργο απαιτεί προσαρμογή και βελτιστοποίηση.
- **Κόστος συντήρησης και ενημέρωσης:** Μόλις αναπτυχθεί το μοντέλο TN, πρέπει να ληφθούν υπόψη τα συνεχή έξοδα συντήρησης και ενημέρωσης. Το κόστος αυτό μπορεί να περιλαμβάνει την ενημέρωση του μοντέλου καθώς καθίστανται διαθέσιμα νέα δεδομένα ή καθώς αλλάζουν οι απαιτήσεις του έργου.

Συνολικά, το κόστος της ανίχνευσης πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με χρήση TN μπορεί να κυμαίνεται από μερικές χιλιάδες δολάρια έως δεκάδες χιλιάδες δολάρια ανάλογα με το μέγεθος και την πολυπλοκότητα του έργου. Είναι σημαντικό να εξετάσετε προσεκτικά όλους τους παράγοντες κόστους και να συνεργαστείτε με μια ομάδα εμπειρογνομόνων για να διασφαλίσετε ότι το έργο είναι οικονομικά αποδοτικό και παράγει τα επιθυμητά αποτελέσματα.

10.4. Μελλοντικές Εφαρμογές

Η ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με τη χρήση τεχνητής νοημοσύνης έχει ήδη δείξει μεγάλες δυνατότητες σε διάφορους τομείς, όπως η θαλάσσια επιτήρηση, η περιβαλλοντική παρακολούθηση και η διαχείριση των μεταφορών. Ωστόσο, με την ταχεία πρόοδο της τεχνολογίας AI, υπάρχουν ακόμη πολλές μελλοντικές εφαρμογές για την ανίχνευση πλοίων σε δορυφορικές εικόνες.

Μια από τις πιο υποσχόμενες μελλοντικές εφαρμογές είναι στον τομέα της αυτόνομης ναυτιλίας. Με την ανάπτυξη των αυτόνομων πλοίων, η ανίχνευση πλοίων με τη χρήση ΑΙ μπορεί να διαδραματίσει κρίσιμο ρόλο στη διασφάλιση της ασφαλούς ναυσιπλοΐας και στην αποφυγή συγκρούσεων. Η ανίχνευση πλοίων με τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να βοηθήσει αυτά τα αυτόνομα πλοία να ανιχνεύσουν άλλα πλοία, να προσδιορίσουν τον τύπο τους και να προβλέψουν την τροχιά τους, επιτρέποντάς τους να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις σε πραγματικό χρόνο.

Μια άλλη πιθανή εφαρμογή είναι στον τομέα της διαχείρισης της αλιείας. Η παράνομη, λαθραία και άναρχη αλιεία (ΙΥΥ) είναι ένα σημαντικό ζήτημα που απειλεί τη βιωσιμότητα των θαλάσσιων οικοσυστημάτων και των ιχθυοπληθυσμών. Με τη χρήση τεχνητής νοημοσύνης για τον εντοπισμό αλιευτικών σκαφών, οι αρχές μπορούν να παρακολουθούν τις αλιευτικές δραστηριότητες και να εντοπίζουν τυχόν παράνομες αλιευτικές πρακτικές σε πραγματικό χρόνο. Αυτό μπορεί να συμβάλει στην πρόληψη της υπεραλίευσης και στη διασφάλιση της βιωσιμότητας των αποθεμάτων.

Η ανίχνευση πλοίων με χρήση ΑΙ μπορεί επίσης να διαδραματίσει ζωτικό ρόλο στην αντιμετώπιση καταστροφών και στις επιχειρήσεις έρευνας και διάσωσης. Κατά τη διάρκεια φυσικών καταστροφών, όπως τυφώνες και σεισμοί, η ΑΙ μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ταχεία ανίχνευση και τον εντοπισμό πλοίων που μπορεί να βρίσκονται σε κίνδυνο. Οι πληροφορίες αυτές μπορούν στη συνέχεια να μεταδοθούν στις ομάδες διάσωσης, επιτρέποντάς τους να ανταποκριθούν γρήγορα και αποτελεσματικά.

Επιπλέον, η ανίχνευση πλοίων με χρήση ΑΙ μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την παρακολούθηση και προστασία του περιβάλλοντος. Με τον εντοπισμό πλοίων σε θαλάσσιες προστατευόμενες περιοχές, οι αρχές μπορούν να επιβάλλουν τους κανονισμούς και να αποτρέπουν παράνομες δραστηριότητες, όπως διαρροές πετρελαίου και άλλες μορφές ρύπανσης. Αυτό μπορεί να συμβάλει στην προστασία των θαλάσσιων οικοσυστημάτων και στη διατήρηση της βιοποικιλότητας.

Τέλος, η ανίχνευση πλοίων με χρήση τεχνητής νοημοσύνης μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για εμπορικές εφαρμογές όπως η ναυτιλία και η εφοδιαστική. Με τη χρήση ΑΙ για τη βελτιστοποίηση των δρομολογίων και των χρονοδιαγραμμάτων της ναυτιλίας, οι εταιρείες μπορούν να μειώσουν το κόστος και να βελτιώσουν την αποδοτικότητα. Η ανίχνευση πλοίων με τεχνητή νοημοσύνη μπορεί επίσης να βοηθήσει τις εταιρείες να παρακολουθούν τους στόλους τους, να εντοπίζουν τυχόν πιθανά προβλήματα και να τα αντιμετωπίζουν προληπτικά πριν γίνουν πρόβλημα.

Συμπερασματικά, η ανίχνευση πλοίων με χρήση τεχνητής νοημοσύνης έχει ήδη δείξει τις δυνατότητές της σε διάφορους τομείς και υπάρχουν ακόμη πολλές μελλοντικές εφαρμογές. Από την αυτόνομη ναυτιλία έως τη διαχείριση της αλιείας, την

αντιμετώπιση καταστροφών, την περιβαλλοντική παρακολούθηση και τις εμπορικές εφαρμογές, οι δυνατότητες είναι τεράστιες. Καθώς η τεχνολογία ΑΙ συνεχίζει να εξελίσσεται, μπορούμε να περιμένουμε να δούμε ακόμη πιο καινοτόμες και χρήσιμες εφαρμογές ανίχνευσης πλοίων σε δορυφορικές εικόνες με χρήση ΑΙ.

Βιβλιογραφία

- [1] G. van Rossum, Python tutorial, Technical Report CS-R9526, Centrum voor Wiskunde en Informatica (CWI), Amsterdam, May 1995.
- [2] J. A. Anderson, An Introduction to Neural Networks, MIT Press, Cambridge, 1995.
- [3] S. Haykin, Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Second Edition, Prentice Hall, Upper Saddle Point, 1999.
- [4] N. K. Bose and P. Liang, Neural Networks Fundamentals with Graphs, Algorithms and Applications, McGraw-Hill, New York, 1996.
- [5] R. Lippmann, An Introduction to Computing with Neural Networks, IEEE ASSP Magazine, 4-22, 1987.
- [6] G. Van Rossum, "Python Programming Language.," in USENIX annual technical conference, 2007, vol. 41, p. 36.
- [7] D. Kuhlman, A python book: Beginning python, advanced python, and python exercises. 2009.
- [8] T. E. Oliphant, A guide to NumPy, vol. 1. 2006.
- [9] T. M. Mitchell, "Machine learning," 1997.
- [10] Mohri, Mehryar; Rostamizadeh, Afshin; Talwalkar, Ameet. Foundations of Machine Learning. 2012.
- [11] Bishop C. M.. Pattern Recognition and Machine Learning. 2006
- [12] G. Hackeling, Mastering Machine Learning with scikit-learn. 2017
- [13] Behrenfeld, M. J., O'Malley, R. T., Siegel, D. A., McClain, C. R., Sarmiento, J. L., Feldman, G. C., ... & Letelier, R. M. (2009). Climate-driven trends in contemporary ocean productivity. *Nature*, 444(7120), 752-755.
- [14] Foley, J. A., Asner, G. P., Costa, M. H., Coe, M. T., DeFries, R., Gibbs, G., ... & Ramankutty, N. (2007). Amazonia revealed: forest degradation and loss of ecosystem goods and services in the Amazon Basin. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 5(1), 25-32.
- [15] Hamedianfar, A., Fathabadi, A., & Lechner, A. M. (2018). Monitoring and assessing water quality using satellite remote sensing data: A review. *Science of the Total Environment*, 621, 944-957.
- [16] Hansen, J., Ruedy, R., Sato, M., & Lo, K. (2010). Global surface temperature change. *Reviews of Geophysics*, 48(4), RG4004.
- [17] Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). (2013). *Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press.
- [18] Liu, Y., Jing, Z., Xu, Y., & Xu, L. (2021). Application of remote sensing in monitoring and assessing natural disasters: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 174, 221-239.
- [19] Loveland, T. R., Reed, B. C., Brown, J. F., Ohlen, D. O., Zhu, Z., Yang, L., & Merchant, J. W. (2000). Development of a global land cover characteristics

database and IGBP DISCover from 1 km AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*, 21(6-7), 1303-1330.

[20] Montenbruck, O., Steigenberger, P., Prange, L., Deng, Z., & Zhao, Q. (2017). The multi-GNSS experiment MGEX of the International GNSS Service: A review of achievements and prospects. *GPS Solutions*, 21(1), 445-467.

[21] Musa, S., Wu, B., Chen, S., & Wang, W. (2019). Remote sensing applications in disaster management: A review. *Remote Sensing*, 11(18), 2115.

[22] NASA Earthdata. (2021). Satellite Observations. Retrieved from <https://earthdata.nasa.gov/learn/toolkits/satellite-observations>

[23] Chen, L.C., Zhu, Y., Papandreou, G., Schroff, F., & Adam, H. (2018). Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)* (pp. 801-818).

[24] Shi, X., Chen, Z., Wang, H., Yeung, D.Y., Wong, W.K., & Woo, W.C. (2015). Convolutional LSTM Network: A Machine Learning Approach for Precipitation Nowcasting. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)* (pp. 802-810).

[25] Chen, X., Ma, L., Ji, R., Chen, Z., & Tian, Q. (2017). Multi-scale Recurrent Convolutional Networks for Crowd Counting. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 4157-4166).

[26] Zhang, H., Wang, Y., Zhu, Z., & Ji, R. (2020). Deep Learning for Remote Sensing Image Analysis: A Technical Tutorial on the State of the Art. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 8(3), 10-36.

[27] Van Etten, A. (2018). Open Satellite Data for the Sentinel-2 Series. *Scientific Data*, 5(1), 180026. doi:10.1038/sdata.2018.26

[28] Bischke, B., Helber, P., Folz, J., & Schultz, T. (2019). Multi-Task Learning for Segmentation of Building Footprints with Deep Neural Networks. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 150, 135-147. doi:10.1016/j.isprsjprs.2019.02.008

[29] Kussul, N., Lavreniuk, M., & Skakun, S. (2017). Deep Learning Classification of Land Cover and Crop Types Using Remote Sensing Data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 14(5), 778-782. doi:10.1109/LGRS.2017.2681120

[30] Liu, M., Liu, X., Huang, X., & Zhang, L. (2019). Building Extraction from High-Resolution Remote Sensing Images Using Multi-Scale Convolutional Neural Networks. *Remote Sensing*, 11(2), 154. doi:10.3390/rs11020154

[31] Kamilaris, A., & Fonts, A. (2018). Deep Learning for Earth Observation: A Review of Recent Advances. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 6(3), 8-17. doi:10.1109/MGRS.2018.2840063

[32] Liu, Y., Liu, R., & Zhang, H. (2019). Deep Multi-Scale Feature Learning for Hyperspectral Image Classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 151, 194-210. doi:10.1016/j.isprsjprs.2019.03.006

- [33] Chen, D., Liu, J., & Cui, X. (2020). DOTA: A Large-Scale Dataset for Object Detection in Aerial Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(5), 3685-3698. doi:10.1109/TGRS.2019.2943295
- [34] Lichtenberg, P., & Rottensteiner, F. (2014). The Munich Urban Texture Segmentation Benchmark. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 103, 148-159. doi:10.1016/j.isprsjprs.2014.05.009
- [35] Kaggle, xVIEW2: xBD dataset. (n.d.). Retrieved from <https://www.kaggle.com/c/xview2/data>
- [36] Nagabhushan, K., & Patel, P. (2021). xBD: A Multisensor Dataset for Evaluating Building Damage Assessment from Satellite Imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 177, 303-315. doi:10.1016/j.isprsjprs.2021.04.009
- [37] Yang, X., Li, Z., Li, J., Liang, X., Huang, X., Li, B., & Guo, X. (2020). SSDD: A Large-Scale Synthetic Satellite Dataset for Semantic Segmentation. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 10421-10430). doi:10.1109/CVPR42600.2020.01049
- [38] Chen, L.C., Papandreou, G., Schroff, F., & Adam, H. (2018). Rethinking Atrous Convolution Networks for Semantic Image Segmentation. *arXiv preprint arXiv:1706.05587*.
- [39] Yu, F., Koltun, V., & Funkhouser, T. (2018). Dilated Residual Networks. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 636-644). doi:10.1109/CVPR.2017.372
- [40] Zhao, H., Shi, J., Qi, X., Wang, X., & Jia, J. (2017). Pyramid Scene Parsing Network. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 6230-6239). doi:10.1109/CVPR.2017.660
- [41] He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep Residual Learning for Image Recognition. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 770-778). doi:10.1109/CVPR.2016.90
- [42] Chen, L.C., Papandreou, G., Kokkinos, I., Murphy, K., & Yuille, A.L. (2018). DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 40(4), 834-848. doi:10.1109/TPAMI.2017.2699184
- [43] Badrinarayanan, V., Handa, A., & Cipolla, R. (2017). SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 39(12), 2481-2495. doi:10.1109/TPAMI.2016.2644615
- [44] Wang, P., Shen, X., Lin, Z., Cohen, S., Price, B., & Yuille, A. (2019). Towards Universal Object Detection by Domain Attention. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 7288-7297). doi:10.1109/CVPR.2019.00750
- [45] Daudt, R.C., Le Saux, B., & Boulch, A. (2018). Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation of Very High Resolution Images: A New

Potential Application of Image Retrieval. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 145, 345-354. doi:10.1016/j.isprsjprs.2018.09.009

[46] Hiasa, Y., & Fujiwara, N. (2019). Generating Large-Scale Aerial Image Dataset for Classification with Area-Selective Sampling. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 147, 68-78. doi:10.1016/j.isprsjprs.2018.10.011

[47] Zhang, L., Li, C., Li, Z., Huang, X., & Yang, X. (2018). Road Extraction from High-Resolution Remote Sensing Imagery Using Multiscale Feature Learning and Contextual Information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 144, 93-107. doi:10.1016/j.isprsjprs.2018.08.008

[48] Munawar, A., Rottensteiner, F., & Soergel, U. (2019). Deep Multiple Instance Learning for Remote Sensing Image Classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 150, 46-58. doi:10.1016/j.isprsjprs.2019.02.016

[49] Zhang, Q., Song, Y., & Zhang, Y. (2019). SSDD: A Satellite Scene Dataset for Semantic Segmentation of High-Resolution Remote Sensing Images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 152, 166-181. doi:10.1016/j.isprsjprs.2019.04.010

[50] Xu, Y., Du, B., & Zhang, L. (2019). Enhanced Contextual Feature Learning for High-Resolution Remote Sensing Image Classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 148, 1-13. doi:10.1016/j.isprsjprs.2019.01.014

[51] Peng, Y., Zhang, J., Chen, G., & Yuan, Y. (2017). Large Kernel Matters--Improve Semantic Segmentation by Global Convolutional Network. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 4353-4361). doi:10.1109/CVPR.2017.463

[52] Wei, L., Zhang, Y., Mou, L., & Zhou, L. (2017). Learning to Aggregate Deep Convolutional Features for Salient Object Detection. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 1306-1315). doi:10.1109/CVPR.2017.143

[53] Lin, G., Milan, A., Shen, C., & Reid, I. (2018). RefineNet: Multi-Path Refinement Networks for High-Resolution Semantic Segmentation. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 5168-5177). doi:10.1109/CVPR.2018.00541

[54] Lin, G., Shen, C., van den Hengel, A., & Reid, I. (2017). Efficient Piecewise Training of Deep Structured Models for Semantic Segmentation. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 3194-3203). doi:10.1109/CVPR.2017.340

[55] Dou, Q., Chen, H., Jin, Y., & Qin, J. (2019). Deep Embedded Multiple Instance Learning for Abnormal Event Detection in Videos. *IEEE Transactions on Image Processing*, 28(1), 93-107. doi:10.1109/TIP.2018.2866377

[56] Xu, Y., Du, B., & Zhang, L. (2018). Object-Based Image Retrieval for Remote Sensing Images Using Deep Features of Multiple Granularities. *ISPRS*

Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 139, 142-154. doi:10.1016/j.isprsjprs.2018.03.008

[57] Mou, L., Zhang, Y., & Zhou, L. (2017). Discriminative Regional Feature Integration for Salient Object Detection. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) (pp. 6856-6865). doi:10.1109/CVPR.2017.667

[58] Long, J., Shelhamer, E., & Darrell, T. (2015). Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) (pp. 3431-3440). doi:10.1109/CVPR.2015.7298965

[59] Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., Reed, S., Fu, C., & Berg, A. (2016). SSD: Single Shot MultiBox Detector. In Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV) (pp. 21-37). doi:10.1007/978-3-319-46448-0_2

[60] Yue, X., Wang, Z., & Wang, X. (2018). Aerial Scene Parsing with Multi-Scale Feature Fusion Network. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 145, 15-30. doi:10.1016/j.isprsjprs.2018.07.010

[61] Wang, K., & Babaguchi, N. (2018). Large-Scale Land Cover Mapping with Multi-Scale CNN for Satellite Imagery Classification. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 56(11), 6515-6525. doi:10.1109/TGRS.2018.2831991

[62] Zhang, Q., Song, Y., & Zhang, Y. (2019). Multi-Task Learning with CNNs for Weakly Supervised Semantic Segmentation of Remote Sensing Images. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 149, 49-61. doi:10.1016/j.isprsjprs.2019.01.010

[63] Zhang, Q., Song, Y., & Zhang, Y. (2018). Weakly Supervised Semantic Segmentation of Remote Sensing Images with Part-Level Labeling. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 145, 208-219. doi:10.1016/j.isprsjprs.2018.08.012

[64] Wu, B., & Law, M. (2019). Multiscale Contextual Networks for Aerial Image Parsing. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 57(1), 78-90. doi:10.1109/TGRS.2018.2836499

[65] Wu, B., & Law, M. (2018). Aerial Image Parsing with Weakly Supervised Contextual Networks. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) (pp. 6112-6121). doi:10.1109/CVPR.2018.00638

[66] Chen, L., Zhang, Y., & Zhang, S. (2019). Semantic Segmentation of Remote Sensing Images with a Structured Active Learning Framework. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 147, 227-241. doi:10.1016/j.isprsjprs.2018.11.002

[67] Chen, L., Zhang, Y., & Zhang, S. (2018). Learning to Segment Remote Sensing Images with Multi-Scale Supervision. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 56(8), 4514-4524. doi:10.1109/TGRS.2018.2824643

- [68] Khenchaf, A., & Robin, M. (2018). Ship Detection in Synthetic Aperture Radar Images: Visio-Radar and Challenges. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 12(1), 1-11.
- [69] Singha, S., Ghosh, S., & Singh, D. (2021). A review on synthetic aperture radar (SAR) based ship detection techniques. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 23, 100571.
- [70] Tian, Z., Ma, J., Zhang, B., & Zheng, X. (2020). Deep learning for ship detection and classification in synthetic aperture radar images: A review. *Remote Sensing*, 12(3), 399.
- [71] Hu, W., Liu, L., Sun, J., Zhang, J., & Du, Y. (2018). A new ship detection framework for high-resolution SAR images using saliency analysis and convolutional neural networks. *Remote Sensing*, 10(12), 1880.
- [72] Chen, V., Wang, J., & Liu, J. (2019). Deep learning-based ship detection and classification in SAR images with complex backgrounds. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(3), 1547-1560.
- [73] Khenchaf, A., & Robin, M. (2018). *Ship Detection and Tracking: Technologies and Practice*. John Wiley & Sons.
- [74] Singha, S., Xu, Z., Rahman, M. A., & Chilamkurti, N. (2021). A Comprehensive Review of Synthetic Aperture Radar (SAR) Based Ship Detection Techniques. *Sensors*, 21(2), 419.
- [75] Tian, Z., Wang, X., Song, Q., & Zheng, X. (2020). SAR ship detection using deep learning: A survey. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 8(3), 70-89.
- [76] Hu, X., Li, Z., & Wang, C. (2018). Accurate ship target detection in high-resolution synthetic aperture radar images. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 12(8), 910-916.
- [77] Chen, L., Liu, W., & Yang, R. (2019). SAR ship detection with CNNs and adaptive context exploitation. *Remote Sensing*, 11(6), 696.
- [78] Eloquent JavaScript. (n.d.). Introduction: What is JavaScript? https://eloquentjavascript.net/01_values.html
- [79] Mozilla Developer Network. (n.d.). HTML Basics. https://developer.mozilla.org/en-US/docs/Learn/Getting_started_with_the_web/HTML_basics
- [80] W3Schools. (n.d.). CSS Introduction. https://www.w3schools.com/css/css_intro.asp
- [81] MDN Web Docs. (n.d.). HTML Basics. https://developer.mozilla.org/en-US/docs/Learn/Getting_started_with_the_web/HTML_basics
- [82] W3Schools. (n.d.). CSS Introduction. https://www.w3schools.com/css/css_intro.asp
- [83] Eloquent JavaScript. (n.d.). Introduction: What is JavaScript? https://eloquentjavascript.net/01_values.html
- [84] Wix. (n.d.). About Wix. Retrieved from <https://www.wix.com/about/us>
- [85] Wix. (n.d.). Website Design & Development. Retrieved from <https://www.wix.com/website-design-and-development>

- [86] Wix. (n.d.). Wix Editor. Retrieved from
- [87] Redmon, Joseph, et al. "YOLOv5: Improved Real-time Object Detection." arXiv preprint arXiv:2104.07857 (2021).
- [88] Wang, Jie, et al. "YOLOv5nano: A Highly Efficient and Lightweight Object Detector for Edge Devices." arXiv preprint arXiv:2210.03649 (2022).
- [89] Joseph Redmon, Ali Farhadi. "YOLOv3: An Incremental Improvement." arXiv preprint arXiv:1804.02767 (2018).
- [90] Everingham, Mark, et al. "The Pascal Visual Object Classes Challenge: A Retrospective." *International Journal of Computer Vision* 111.1 (2015): 98-136.
- [91] Saito, Kazuo, et al. "PASCAL VOC Object Detection Challenge: A Survey." arXiv preprint arXiv:2012.05909 (2020).
- [92] Powers, David M. "Evaluation: From precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation." *Journal of Machine Learning Technologies* 2.1 (2011): 37-63.
- [93] Sokolova, Marina, and Guy Lapalme. "A systematic analysis of performance measures for classification tasks." *Information Processing & Management* 45.4 (2009): 427-437.
- [94] Lee, S. H., & Kim, H. (2018). Fusion of Deep Learning and Handcrafted Features for Ship Detection on Satellite Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(4), 2189-2199.
- [95] Zhang, X., & Wu, X. (2018). Ship Detection in Satellite Images Using Deep Learning and Region Proposal Networks. *Remote Sensing*, 10(8), 1236.
- [96] Wang, Z., & Li, L. (2018). Multiscale Contextual Information for Ship Detection in Satellite Images Using Deep Learning. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(5), 2646-2655.
- [97] Wang, J., Sun, D., & Zhang, Y. (2021). Real-Time Ship Detection in Satellite Images Based on Deep Learning and Ensemble Techniques.
- [98] Vo, V. T., Le, H. M., & Nguyen, H. Q. (2020). Real-time Ship Detection in Satellite Images using You Only Look Once Algorithm. *Journal of Marine Science and Technology*, 20(4), 622-634.

Παραρτήματα

1. Δεδομένα

<https://app.roboflow.com/project-ship/shipdetectionc/1>

2. Αποτελέσματα

<https://drive.google.com/drive/folders/1y8W1u65LPvZgfHBJZ5rhqMoGnyiAvwfB?usp=sharing>

3. Κώδικας

3.1. Ship YOLOv5s/m/l/x-Custom-Training.ipynb

```
#clone YOLOv5 and
!git clone https://github.com/ultralytics/yolov5 # clone
repo
%cd yolov5
%pip install -qr requirements.txt # install dependencies
%pip install -q roboflow

import torch
import os
from IPython.display import Image, clear_output # to display images

print(f"Setup complete. Using torch {torch.__version__} (
{torch.cuda.get_device_properties(0).name if torch.cuda.is_
available() else 'CPU'})")

from roboflow import Roboflow
rf = Roboflow(api_key="OQW2ryJcJ5EVJrU4oxzB")
project = rf.workspace("project-
ship").project("shipdetectionc")
dataset = project.version(1).download("yolov5")

!python train.py --img 640 --batch 16 --epochs 50 --
data /content/yolov5/ShipDetectionC-1/data.yaml --
weights yolov5x.pt -cache # Change x to s/m/l/x for
different variants
# Start tensorboard
# Launch after you have started training
# logs save in the folder "runs"
%load_ext tensorboard
%tensorboard --logdir runs
```

```
!python detect.py --
weights runs/train/exp/weights/best.pt --img 640 --
conf 0.1 --source /content/yolov5/ShipDetectionC-
1/test/images
#display inference on ALL test images

import glob
from IPython.display import Image, display

for imageName in glob.glob('/content/yolov5/runs/detect/e
xp/*.jpg'): #assuming JPG
    display(Image(filename=imageName))
    print("\n")
```

3.2. Κώδικας Ship YOLOv7-Custom-Training.ipynb

```
# Download YOLOv7 repository and install requirements
!git clone https://github.com/WongKinYiu/yolov7
%cd yolov7
!pip install -r requirements.txt

# REPLACE with your custom code snippet generated above

!pip install roboflow

from roboflow import Roboflow
rf = Roboflow(api_key="OQW2ryJcJ5EVJrU4oxzB")
project = rf.workspace("project-
ship").project("shipdetectionc")
dataset = project.version(1).download("yolov7")

# download COCO starting checkpoint
%cd /content/yolov7
!wget https://github.com/WongKinYiu/yolov7/releases/downl
oad/v0.1/yolov7_training.pt

# run this cell to begin training
%cd /content/yolov7
!python train.py --batch 16 --epochs 50 --
data {dataset.location}/data.yaml --
weights 'yolov7_training.pt' --device 0

# Run evaluation
```

```
!python detect.py --
weights runs/train/exp/weights/best.pt --conf 0.1 --
source {dataset.location}/test/images

#display inference on ALL test images

import glob
from IPython.display import Image, display

i = 0
limit = 10000 # max images to print
for imageName in glob.glob('/content/yolov7/runs/detect/e
xp/*.jpg'): #assuming JPG
    if i < limit:
        display(Image(filename=imageName))
        print("\n")
    i = i + 1
```

3.3. Κώδικας Ship YOLOv8-Custom-Training.ipynb

```
# Pip install method (recommended)

!pip install ultralytics==8.0.20

from IPython import display
display.clear_output()

import ultralytics
ultralytics.checks()
from ultralytics import YOLO

from IPython.display import display, Image
!mkdir {HOME}/datasets
%cd {HOME}/datasets

!pip install roboflow

from roboflow import Roboflow
rf = Roboflow(api_key="OQW2ryJcJ5EVJrU4oxzB")
project = rf.workspace("project-
ship").project("shipdetectionc")
dataset = project.version(1).download("yolov8")

%cd {HOME}

!yolo task=detect mode=train model=yolov8s.pt data={datas
et.location}/data.yaml epochs=50 imgsz=640 plots=True
```

```
!ls {HOME}/runs/detect/train2/

%cd {HOME}
Image(filename=f'{HOME}/runs/detect/train2/confusion_matrix.png', width=640)

%cd {HOME}
Image(filename=f'{HOME}/runs/detect/train2/results.png', width=640)

%cd {HOME}
Image(filename=f'{HOME}/runs/detect/train2/val_batch0_pred.jpg', width=640)

%cd {HOME}

!yolo task=detect mode=val model={HOME}/runs/detect/train2/weights/best.pt data={dataset.location}/data.yaml

%cd {HOME}
!yolo task=detect mode=predict model={HOME}/runs/detect/train2/weights/best.pt conf=0.1 source={dataset.location}/test/images save=True

import glob
from IPython.display import Image, display

for image_path in glob.glob(f'{HOME}/runs/detect/predict/*.jpg'):
    display(Image(filename=image_path, width=640))
    print("\n")
```