



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ ΚΑΙ
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΜΕΛΕΤΗ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΤΕΝΧΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ
ΣΤΗ ΝΑΥΣΥΠΛΟΪΑ ΓΙΑ ΤΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΕΚΠΟΜΠΩΝ ΡΥΠΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Του

Αριστοφάνους Γεώργιου

Επιβλέπων : Δημήτριος Ασκούνης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Φεβρουάριος/2024



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΜΕΛΕΤΗ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ
ΣΤΗ ΝΑΥΣΥΠΛΟΪΑ ΓΙΑ ΤΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΕΚΠΟΜΠΩΝ ΡΥΠΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Του

Αριστοφάνους Γεώργιου

Επιβλέπων : Δημήτριος Ασκούνης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή τον Φεβρουάριο 2024.

.....
Δημήτριος Ασκούνης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Ιωάννης Ψαρράς
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Γρηγόριος Μέντζας
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Φεβρουάριος/2024

.....

Αριστοφάνους Γεώργιος

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

© 2024 – All rights reserved

Περίληψη

Η βελτιστοποίηση της εκπομπής ρύπων είναι μια από τις μεγαλύτερες προκλήσεις που αντιμετωπίζει σήμερα η ναυσιπλοΐα. Η τεχνητή νοημοσύνη και η ανάλυση δεδομένων αποκτούν ολοένα και μεγαλύτερη σημασία σε αυτήν καθώς, η συνεισφορά τους δημιουργεί αξία για τους ναυτικούς οργανισμούς αφού αποτελούν πλέον το πιο διαδεδομένο μέσο για τη δημιουργία προβλέψεων. Μέσω, λοιπόν, των μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης η αξιοποίηση των δεδομένων δύναται να βελτιστοποιήσει την εκπομπή ρύπων στα πλοία.

Στη παρούσα διπλωματική εργασία παρουσιάζονται, μέσω βιβλιογραφικής ανασκόπησης, μοντέλα και τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης, που αναλύοντας ναυτιλιακά δεδομένα επιχειρούν να λύσουν το πρόβλημα της βελτιστοποίησης των εκπομπών ρύπων στη ναυτιλία. Επιπλέον, χρησιμοποιώντας τεχνικές επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης θα μελετηθεί η δυνατότητα πρόβλεψης των εκπομπών ρύπων βάση πραγματικών δεδομένων πλοίων με την μοντελοποίηση του προβλήματος αυτού ως ένα πρόβλημα παλινδρόμησης και εκμάθησης συνόλου. Από τα τελικά πειραματικά αποτελέσματα, προκύπτει πως πράγματι η μηχανική μάθηση μπορεί να εφαρμοστεί επιτυχώς για τη δημιουργία ενός μοντέλου πρόβλεψης εκπομπών ρύπων.

Λέξεις Κλειδιά: Ναυτιλία, Τεχνητή Νοημοσύνη, Μηχανική Μάθηση, Εκπομπές ρύπων, Μοντέλα Πρόβλεψης

Abstract

Optimizing emissions is one of the biggest challenges facing shipping today. Artificial intelligence and data analysis are becoming increasingly important in this context as their contribution creates value for maritime organizations as they are now the most widely used means of generating forecasts. Therefore, through artificial intelligence models, the use of data can optimize the emission of pollutants on ships.

In this thesis, through a literature review, artificial intelligence models and techniques are presented that, by analyzing shipping data, attempt to solve the problem of optimizing pollutant emissions in shipping. In addition, using supervised machine learning techniques, the possibility of predicting pollutant emissions based on real ship data will be studied by modelling this problem as a regression and set learning problem. From the final experimental results, it can be seen that machine learning can indeed be successfully applied to create a pollutant emission prediction model.

Key Words: Shipping, Artificial intelligence, Machine learning, Pollutant emissions, Prediction models

Ευχαριστίες

Με την ολοκλήρωση της διπλωματικής μου εργασίας και κατ' επέκταση των προπτυχιακών μου σπουδών θα ήθελα να ευχαριστήσω τους ανθρώπους που με βοήθησαν και με στήριξαν στην προσπάθειά μου αυτή. Ξεκινώντας, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή μου, κ. Δημήτριο Ασκούνη για την εμπιστοσύνη και την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ με την παρούσα εργασία. Εν συνεχεία, δεν θα μπορούσα να μην ευχαριστήσω τους διδακτορικούς κ. Χρήστο Κοντζινό και κ. Βασίλειο Μιχαλακόπουλο για την υπομονή, την καθοδήγηση και την εξαιρετικής σημασίας βοήθεια και στήριξη που μου παρείχαν καθ' όλη τη διάρκεια εκπόνησης της παρούσας εργασίας. Οι συμβουλές και οι υποδείξεις τους ήταν καθοριστικές για την τελική μορφή της εργασίας και χωρίς την πολύτιμη συμβολή τους, δεν θα έφτανα σε αυτό το σημείο.

Θα ήθελα ακόμη, να ευχαριστήσω όλους τους κοντινούς μου ανθρώπους που στάθηκαν δίπλα μου σε αυτό το μεγάλο ταξίδι και με βοήθησαν, ο καθένας με τον τρόπο του είτε για να ακούσετε, είτε να προσφέρετε συμβουλές ή απλά για να με αποσπάσετε από τον φόρτο εργασίας, είμαι πραγματικά ευγνώμων. Τέλος, ένα μεγάλο ευχαριστώ οφείλω στην αγαπημένη μου οικογένεια και ειδικά στους γονείς μου για την στήριξη και την εμπιστοσύνη τους όντας πάντα στο πλευρό μου όλα αυτά τα χρόνια ακόμα και όταν ο δρόμος φαινόταν αβέβαιος, σας ευχαριστώ.

Περιεχόμενα

Περίληψη.....	4
Abstract.....	6
Ευχαριστίες.....	8
Λίστα Πινάκων.....	12
Λίστα Εικόνων.....	14
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 : ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	16
1.1 Μείωση των εκπομπών στη ναυτιλία με βάση την Τεχνητή Νοημοσύνη.....	16
1.2 Αντικείμενο διπλωματικής.....	16
1.3 Οργάνωση κειμένου.....	17
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ.....	18
2.1 Εισαγωγή Στη Τεχνητή Νοημοσύνη.....	18
2.1.2 Ιστορική Αναδρομή.....	20
2.1.3 Μηχανική Μάθηση (Machine Learning).....	21
2.1.4 Αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης.....	25
2.2 Εισαγωγή Στη Ναυτιλία.....	35
2.2.1 Γενικό πλαίσιο.....	35
2.2.2 Τρέχουσες Προκλήσεις στη Ναυτιλία.....	35
2.2.3 Ο Ναυτιλιακός Κλάδος στην Ελλάδα.....	40
2.3 Αντίκτυπος της Τεχνητής Νοημοσύνης στη Ναυτιλία: Μελέτη Περιπτώσεων.....	43
2.3.1 Συνεργασία Rolls-Royce και Google πάνω στα αυτόνομα πλοία.....	43
2.3.2 Πλατφόρμα Pronto του λιμανιού του Ρότερνταμ.....	44
2.3.4 Ευφυής βελτιστοποίηση διαδρομών πλοίων της Wärtsilä.....	47
2.3.5 Ανίχνευση Απάτης.....	49
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Βιβλιογραφική ανασκόπηση μοντέλων AI για τη βελτιστοποίηση εκπομπής ρύπων (CO2 Emission).....	52
3.1 Εισαγωγή.....	52
3.2 Βελτιστοποίηση εκπομπών ρύπων στη ναυτιλία.....	52
3.2.1 Ανάλυση Μεγάλων Δεδομένων.....	52
3.2.2 Ενισχυμένη Μάθηση (Reinforcement Learning) – Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANN Artificial Neuron Networks).....	55
3.2.3 Διαδικασία Gauss - ANN.....	57
3.2.4 Πυρηνικά ενεργειακά συστήματα βελτιστοποιημένης τεχνητής νοημοσύνης	60

3.2.5 Πρόβλεψη emission characteristics από γεννήτριες ενισχυμένες με SCR ..	63
3.2.6 Πρόβλεψη της συγκέντρωσης PM σε καυσαέρια πλοίων με τη χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων	67
3.3 Βελτιστοποίηση εκπομπών ρύπων – γενικό πλαίσιο	71
3.3.1 Ανάλυση πρόβλεψης εκπομπών CO ₂ στη Σαουδική Αραβία μέσω τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης.....	71
3.3.2 Αξιολόγηση του περιβαλλοντικού αντικτύπου των μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης για τον περιορισμό των εκπομπών CO ₂	75
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: Τεχνική Υλοποίηση.....	80
4.1 Εργαλεία και Βιβλιοθήκες.....	80
4.2 Δεδομένα.....	81
4.3 Προεπεξεργασία	83
4.4 Μετρικές Αξιολόγησης	87
4.5 Πειράματα.....	89
4.5.1 Μεθοδολογία	89
4.5.2 Αποτελέσματα	92
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: Συμπεράσματα και Μελλοντικές Προοπτικές	98
5.1 Σύνοψη και Συμπεράσματα	98
5.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις	98
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: Βιβλιογραφία	100

Λίστα Πινάκων

Πίνακας 1: Χαρακτηριστικά του Αρχικού Συνόλου Δεδομένων	82
Πίνακας 2: Ensemble Learning μοντέλα	91
Πίνακας 3: Αποτελέσματα μοντέλων	93
Πίνακας 4: Αποτελέσματα μετά τον συντονισμό υπερπαραμέτρων	94
Πίνακας 5: Αποτελέσματα προβλέψεων ειδικών μοντέλων.....	95

Λίστα Εικόνων

Εικόνα 2.1: Χρονολόγιο Τεχνητής Νοημοσύνης [10].....	21
Εικόνα 2.2: Τύποι μηχανικής μάθησης [12]	24
Εικόνα 2.3: Ο αλγόριθμος k-means, Diego Lopez Yse, kdnuggets.....	26
Εικόνα 2.4: Random Forest, Abhishek Sharma, Analytics Vidhya	29
Εικόνα 2.5: Decision Tree PlayTennis, Machine Learning, Tom Mitchell.....	30
Εικόνα 2.6: Εξέλιξη αλγόριθμων βασισμένων σε δέντρα αποφάσεων, XGBoost Documentation.....	31
Εικόνα 2.7: XGBoost, XGBoost Documentation	31
Εικόνα 2.8: Διαφορά στην ανάπτυξη Δέντρου μεταξύ XGBoost και LightGBM, LightGBM Documentation.....	32
Εικόνα 2.9: Ένα μοντέλο συνόλου το οποίο "υπολογίζει" τον μέσο όρο των αποτελεσμάτων αυτών των βασικών learners [24].....	33
Εικόνα 2.10: Διάγραμμα αναπαράστασης της λειτουργίας του παλινδρομητή	34
Εικόνα 2.11: Ιδιοκτησία του παγκόσμιου στόλου, ταξινομημένη κατά εμπορική αξία (εκατομμύρια US\$), 2022 [40].....	41
Εικόνα 2.12: Γραφική απεικόνιση του πως δουλεύει η εφαρμογή.....	45
Εικόνα 3.1: Διαφορές μεταξύ της συμβατικής τεχνολογίας και της νέας τεχνολογίας [46]	54
Εικόνα 3.2: Γραφική Απεικόνιση του Workflow Overview [47]	55
Εικόνα 3.3: Η ροή εργασίας για τη μοντελοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου [47]	56
Εικόνα 3.4: Χαρακτηριστικά του δεξαμενόπλοιου [48]	58
.....	58
Εικόνα 3.5: Στρατηγικές μετριασμού και παράγοντες εισόδου [48]	58
Εικόνα 3.6: Σύγκριση του NPC και του κόστους ενέργειας για τα 4 ενεργειακά συστήματα [49]..	62
Εικόνα 3.7: Εξισώσεις SCR [50].....	63
Εικόνα 3.8: Σχηματικό διάγραμμα της πειραματικής εγκατάστασης [50]	64
Εικόνα 3.9: Διάγραμμα ροής για τη μοντελοποίηση πρόβλεψης εκπομπών [50]	65
Εικόνα 3.10: Διάγραμμα ροής για τον αλγόριθμο προετοιμασίας των νευρωνικών δικτύων [51].	70
Εικόνα 3.11: Το διάγραμμα του συνόλου πρόβλεψης των τριών μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης [52].....	72
Εικόνα 3.12: Οι καμπύλες πρόβλεψης των εκπομπών CO2 στη Σαουδική Αραβία με τη χρήση των FFNN, ANFIS και LST [52].....	74
Εικόνα 3.13: Γραφική αναπαράσταση της μεθοδολογίας [53].....	77
Εικόνα 3.14: Σύγκριση (λογαριθμική κλίμακα) μεταξύ θετικών και αρνητικών ετήσιων επιπτώσεων για την ονομαστική χρήση (A) και την κλιμάκωση (B). [53].....	78
Εικόνα 4.1: Πρώτες 5 σειρές του DataSet που χρησιμοποιήθηκε	83
Εικόνα 4.2: Αναλυτικά το διάγραμμα της προεπεξεργασίας	83
Εικόνα 4.3: Γραφική αναπαράσταση της κατανομής των πιο σημαντικών μας τιμών.....	84
Εικόνα 4.4: Correlation διάγραμμα των χαρακτηριστικών θετικής συσχέτισης με τις εκπομπές CO2	86
Εικόνα 4.5: Διάγραμμα pipeline της μεθοδολογίας	89
Εικόνα 4.6: Γραφική Αναπαράσταση των προβλέψεων: α) Linear Regression, β) Random forest, γ) XGBoost, δ) LightGBM.....	93

Εικόνα 4.7: Γραφική Αναπαράσταση των αποτελεσμάτων μετά τον συντονισμό υπερπαραμέτρων	94
Εικόνα 4.8: Γραφική αναπαράσταση αποτελεσμάτων	96

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 : ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 Μείωση των εκπομπών στη ναυτιλία με βάση την Τεχνητή Νοημοσύνη

Η ραγδαία αναπτυσσόμενη τεχνολογία της τεχνητής νοημοσύνης (AI) έχει εισαγάγει μετασχηματιστικές αλλαγές σε διάφορους τομείς, με τη ναυτιλιακή βιομηχανία να μην αποτελεί εξαίρεση. Η ναυτιλιακή βιομηχανία υφίσταται σημαντικό μετασχηματισμό ο οποίος οφείλεται στην ενσωμάτωση των τεχνολογιών της Τεχνητής Νοημοσύνης (AI) και της Μηχανικής Μάθησης (ML), εξελίξεις που ανατέλλουν μια νέα εποχή στις ναυτιλιακές επιχειρήσεις, ιδίως στον κρίσιμο τομέα της περιβαλλοντικής βιωσιμότητας. Αξιοποιώντας τις προβλεπτικές ικανότητες που προσφέρει η Τεχνητή Νοημοσύνη, οι ερευνητές και οι επαγγελματίες του κλάδου αναπτύσσουν εξελιγμένα μοντέλα για την πρόβλεψη και τον περιορισμό των εκπομπών ρύπων, μια κίνηση κρίσιμη για τη μείωση του περιβαλλοντικού αποτυπώματος του ναυτιλιακού τομέα και την κατ' επέκταση τήρηση των παγκόσμιων περιβαλλοντικών προτύπων και στόχων. Επιπλέον, η εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης και του ML υπερβαίνει τις παραδοσιακές μεθόδους προβλέψεων παρέχοντας αξιοποιήσιμες πληροφορίες που προέρχονται από πολύπλοκες αναλύσεις δεδομένων. Οι τεχνολογίες αυτές επιτρέπουν στη ναυτιλιακή βιομηχανία να προβλέπει τα επίπεδα εκπομπών υπό διαφορετικά επιχειρησιακά σενάρια, επιτρέποντας προληπτικές προσαρμογές που ευθυγραμμίζονται με τους στόχους βιωσιμότητας. Η μετάβαση σε στρατηγικές με βάση την TN αντανάκλα μια ευρύτερη δέσμευση για φιλικές προς το περιβάλλον πρακτικές, δίνοντας έμφαση στο ρόλο της καινοτομίας στην επίτευξη οικολογικής ισορροπίας και κανονιστικής συμμόρφωσης. Μέσω της συνεχούς βελτίωσης και της υιοθέτησης της TN, η ναυτιλιακή βιομηχανία θέτει νέα πρότυπα για την περιβαλλοντική διαχείριση, καταδεικνύοντας τον καθοριστικό ρόλο της τεχνολογίας στην προώθηση ενός βιώσιμου μέλλοντος.

1.2 Αντικείμενο διπλωματικής

Η παρούσα διπλωματική χωρίζεται σε δύο μέρη, με πρώτο να αποτελεί τη μελέτη της υπάρχουσας SotA (State Of The Art) βιβλιογραφίας σχετικά με την εφαρμογή

μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης στην περιβαλλοντική διαχείριση και τη βελτιστοποίηση των εκπομπών ρύπων (CO₂ Emissions) στον τομέα της ναυτιλίας. Το δεύτερο μέρος αποτελεί το τεχνικό κομμάτι της διπλωματικής όπου έγινε ανάλυση πραγματικών δεδομένων για την πρόβλεψη της εκπομπής ρύπων σε πλοία χρησιμοποιώντας διάφορες τεχνικές Μηχανικής Μάθησης (ML) και αλγόριθμων πρόβλεψης. Απώτερος σκοπός ήταν η παραγωγή μίας ενιαίας μεθοδολογίας, με διακριτά βήματα ώστε οι διαδρομές και κινήσεις πλοίων να είναι όσο το δυνατό λιγότερο επισφαλείς για το περιβάλλον.

1.3 Οργάνωση κειμένου

Η διπλωματική εργασία αποτελείται από έξι κεφάλαια. Στο Κεφάλαιο 1 (Εισαγωγή) γίνεται αναφοράς στη χρήση της τεχνητής νοημοσύνης για την επίλυση του προβλήματος της μείωσης των εκπομπών ρύπων στη ναυτιλία. Στο Κεφάλαιο 2 (Θεωρητικό Υπόβαθρο) παρουσιάζεται το θεωρητικό υπόβαθρο πάνω στο οποίο βασίζεται η διπλωματική. Συγκεκριμένα, παρουσιάζονται οι βασικές θεωρητικές έννοιες για τη τεχνητή νοημοσύνη, τη μηχανική μάθηση, τη ναυτιλία καθώς και σχετική βιβλιογραφία για την επίδραση της τεχνητής νοημοσύνης στη ναυτιλία σε ένα πιο γενικό πλαίσιο. Στο Κεφάλαιο 3 (Βιβλιογραφική Ανασκόπηση) παρουσιάζεται μια ανασκόπηση της υπάρχουσας βιβλιογραφίας σχετικά με τα μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης που χρησιμοποιούνται για τη βελτιστοποίηση της εκπομπής ρύπων στη ναυτιλιακή βιομηχανία (CO₂ Emissions). Ακολούθως στο Κεφάλαιο 4 (Τεχνική Υλοποίηση) αρχικά περιγράφεται ο τρόπος με τον οποίο υλοποιήθηκαν τα μοντέλα μας εξηγώντας τα δεδομένα που είχαμε, την προεπεξεργασία που έγινε σε αυτά, καθώς επίσης και τις αναλύσεις και τις προβλέψεις που έγιναν. Κατόπιν, παρατίθενται τα αποτελέσματα των πειραμάτων που εκτελέστηκαν και η εν τέλει επιλογή του καλύτερου μοντέλου πρόβλεψης εκπομπών ρύπων. Στο Κεφάλαιο 5 (Συμπεράσματα και Μελλοντικές Προοπτικές) ανακεφαλαιώνονται τα τελικά μας συμπεράσματα από το μοντέλο που υλοποιήσαμε και παρουσιάζεται ο τρόπος με τον οποίο θα μπορούσε να κατευθυνθεί μια μελλοντική έρευνα μέσω της συγκεκριμένης διπλωματικής. Τέλος, στο Κεφάλαιο 6 παρουσιάζεται η βιβλιογραφία της διπλωματικής εργασίας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ

2.1 Εισαγωγή Στη Τεχνητή Νοημοσύνη

Η τεχνητή νοημοσύνη, ή αλλιώς AI, είναι κλάδος της επιστήμης και της τεχνολογία που αναφέρεται στην ικανότητα μας να δημιουργούμε έξυπνες μηχανές και προγράμματα υπολογιστών για την εκτέλεση διαφόρων εργασιών που κανονικά θα απαιτούσαν ανθρώπινη νοημοσύνη [1], ένα υπολογιστικό σύστημα δηλαδή, παρόμοιο με το ανθρώπινο μυαλό που μιμείται διάφορες εργασίες τις οποίες μπορεί να κάνει ένας άνθρωπος. Ο επιστήμονας πληροφορικής Pei Wang ορίζει αυτή την ομοιότητα κατά βάση με πέντε τρόπους [2, 3]:

- **Δομή** → Υποθέτοντας δηλαδή πως νοημοσύνη μπορεί να επιτευχθεί κατασκευάζοντας μια δομή που μοιάζει με τον ανθρώπινο εγκέφαλο και αποτελείται από μονάδες επεξεργασίας που μοιάζουν με νευρώνες και λειτουργούν παράλληλα. Αν και η ιδέα αυτή έχει εφαρμοστεί με διάφορες μορφές όπως το Connection Machine [4] και τα Artificial Neural Networks [5], λόγω της πολυπλοκότητας του ανθρώπινου εγκεφάλου και της διαφοράς του από έναν υπολογιστή, κανένα από αυτά τα έργα δεν σχεδιάζεται να είναι πιστό στη δομή του εγκεφάλου σε όλες τις λεπτομέρειες. Αντίθετα, λαμβάνουν τον εγκέφαλο μόνο ως πηγή έμπνευσης και τα συστήματα που προκύπτουν προσεγγίζουν τον εγκέφαλο μόνο σε ένα ορισμένο επίπεδο και εύρος περιγραφής.
- **Συμπεριφορά** → Η πιο γνωστή ιδέα σε αυτή την κατηγορία είναι το Turing test [6] σύμφωνα με το οποίο μια μηχανή θεωρείται ευφυής εάν δεν διακρίνεται από έναν άνθρωπο σε συνομιλία της με έναν αμερόληπτο παρατηρητή. Αν και ο Turing πρότεινε το τεστ αυτό μόνο ως επαρκή συνθήκη και όχι ως απαραίτητη προϋπόθεση εντούτοις έχει ληφθεί από πολλούς ως ο ορισμός του τι εστί ένα AI [7].
- **Ικανότητα** → Η ευφυΐα ενός συστήματος θα πρέπει να υποδεικνύεται από την ικανότητά του να λύνει δύσκολα προβλήματα [8]. Άλλωστε αυτό είναι και ένα μέσο με το οποίο κρίνουμε και το πόσο έξυπνος είναι ένας άνθρωπος. Εν μέρει λόγω αυτού του συλλογισμού, τα πρώτα πρακτικά προβλήματα που μελετήθηκαν από την τεχνητή νοημοσύνη ήταν δραστηριότητες όπως η απόδειξη θεωρημάτων και τα

παιχνίδια. Επομένως, εάν ένας υπολογιστής μπορεί να κάνει το ίδιο, τότε ίσως χρειαστεί να ονομάσουμε τον υπολογιστή «έξυπνο». Συγκεκριμένα, ένας υπολογιστής θεωρείται συχνά ως «έξυπνος» εάν λύνει ένα πρόβλημα που θα μπορούσε να λυθεί μόνο από ανθρώπινα όντα προηγουμένως. Κατά συνέπεια, η τεχνητή νοημοσύνη γίνεται ένα διευρυμένο σύνορο εφαρμογής υπολογιστών. Τα μεγαλύτερα επιτεύγματα τεχνητής νοημοσύνης, σύμφωνα με αυτήν την αντίληψη, περιλαμβάνουν τον Deep Blue, τον υπολογιστή που νίκησε τον παγκόσμιο πρωταθλητή στο σκάκι, και τον Stanley, το αυτοοδηγούμενο όχημα που ολοκλήρωσε μια διαδρομή 132 μιλίων σε 7 ώρες.

- **Λειτουργία** → Δεδομένου ότι οι περισσότεροι ερευνητές τεχνητής νοημοσύνης είναι επιστήμονες και μηχανικοί υπολογιστών, προτιμούν να αντιπροσωπεύουν την ικανότητα ενός ευφυούς πράκτορα, δηλαδή ενός συστήματος που μπορεί να συλλογιστεί, να μάθει και να ενεργήσει αυτόνομα, ως κάποια λειτουργία που αντιστοιχίζει την είσοδο (percepts) στην έξοδο (actions), που είναι ο τρόπος με τον οποίο ορίζεται ένα υπολογιστικό πρόγραμμα. Ο τομέας της τεχνητής νοημοσύνης αποτελείται από ξεχωριστές γνωστικές λειτουργίες, όπως αναζήτηση, συλλογισμός, προγραμματισμός, μάθηση, επικοινωνία, αντίληψη, δράση κ.λπ., καθεμία από τις οποίες έχει τις διάφορες μορφές υπολογιστικών ορισμών και αλγοριθμικών εφαρμογών [9]. Μια λειτουργία στο AI είναι μια συγκεκριμένη εργασία ή ικανότητα που εκτελείται από ένα σύστημα AI. Για παράδειγμα, μια λειτουργία ενός συστήματος AI μπορεί να είναι η αναγνώριση και ταξινόμηση αντικειμένων σε μια εικόνα ή η δημιουργία κειμένου φυσικής γλώσσας με βάση μια δεδομένη είσοδο. Οι λειτουργίες AI μπορούν να υλοποιηθούν χρησιμοποιώντας διάφορους αλγόριθμους και τεχνικές, όπως η μηχανική εκμάθηση, η επεξεργασία φυσικής γλώσσας και η ρομποτική. Φυσικά, ένα σύστημα με υψηλότερη νοημοσύνη θα πρέπει να υλοποιεί περισσότερες τέτοιες λειτουργίες πιο αποτελεσματικά.
- **Αρχή** → Υπάρχουν πολλές αρχές που καθοδηγούν την ανάπτυξη και τη χρήση της τεχνητής νοημοσύνης και αυτές οι αρχές μπορεί να διαφέρουν ανάλογα με τη συγκεκριμένη εφαρμογή και το πλαίσιο. Μερικές κοινές αρχές της τεχνητής νοημοσύνης περιλαμβάνουν:

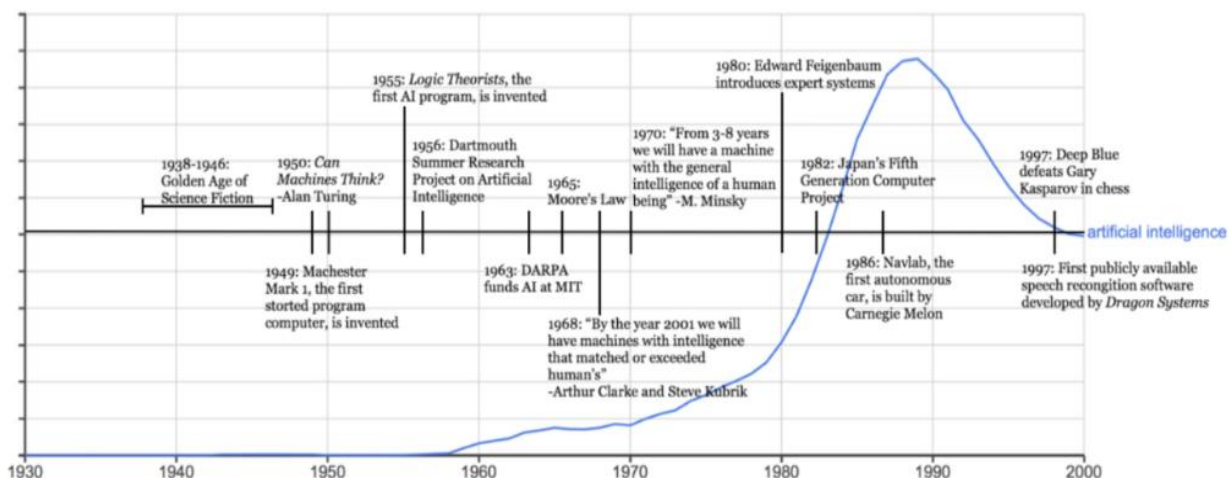
- Ευφυΐα: Η τεχνητή νοημοσύνη θα πρέπει να μπορεί να επιδεικνύει έξυπνη συμπεριφορά, όπως ικανότητα μάθησης και προσαρμογής σε νέες καταστάσεις ή επίλυση προβλημάτων με δημιουργικό και ευέλικτο τρόπο.
- Αποδοτικότητα: Η τεχνητή νοημοσύνη θα πρέπει να μπορεί να εκτελεί εργασίες γρήγορα και με ακρίβεια, με ελάχιστη χρήση πόρων.
- Ευρωστία: Η τεχνητή νοημοσύνη θα πρέπει να είναι σε θέση να χειρίζεται λάθη και απροσδόκητες καταστάσεις με εύχαρί και κατάλληλο τρόπο.
- Διαφάνεια: Η τεχνητή νοημοσύνη θα πρέπει να μπορεί να εξηγεί τις αποφάσεις και τις ενέργειές της με τρόπο κατανοητό στους ανθρώπους.
- Δικαιοσύνη: Η τεχνητή νοημοσύνη δεν πρέπει να κάνει διακρίσεις ή να ευνοεί άδικα ορισμένα άτομα ή ομάδες.
- Ευθύνη: Η τεχνητή νοημοσύνη θα πρέπει να αναπτύσσεται και να χρησιμοποιείται με τρόπο ηθικό και ωφέλιμο για την κοινωνία.

Αυτές οι αρχές λαμβάνονται συχνά υπόψη στην ανάπτυξη συστημάτων τεχνητής νοημοσύνης και χρησιμοποιούνται για να διασφαλιστεί ότι η τεχνητή νοημοσύνη χρησιμοποιείται ηθικά και υπεύθυνα.

2.1.2 Ιστορική Αναδρομή

Η τεχνητή νοημοσύνη θεωρείται ως μία από τις τεχνολογικές καινοτομίες του 20^ο αιώνα αν και έχει ρίζες που χρονολογούνται από την αρχαία ελληνική φιλοσοφία και την έννοια των *αυτόματων*(*automata*) ή αυτοκινούμενων μηχανών. Συγκεκριμένα μπορούμε να πούμε ότι «γεννήθηκε» το 1950 όταν ο Alan Turing δημοσίευσε το άρθρο του με τίτλο “Calculations Machines and Intelligence” [10]. Στο άρθρο αυτό εμφανίζονται μαζί οι όροι «σκέψη» και «μηχανή» και εκφράζετε η ερώτηση για το αν «μπορούν οι μηχανές να σκεφτούν;». Καίρια γεγονότα στην ιστορία της τεχνητής νοημοσύνης αποτελούν το συνέδριο του Dartmouth College το 1956 στο οποίο ερευνητές συγκεντρώνονται για να συζητήσουν τη δυνατότητα δημιουργίας ευφυών μηχανών και επινοείται ο όρος «τεχνητή νοημοσύνη», καθώς επίσης και όλη σχεδόν η δεκαετία του 1980 όπου μετά από χρόνια περιορισμών λόγω υπολογιστικής δύναμης και δυσκολίας στην επεκτασιμότητα, γίνονται

κατά σειρά τεράστια βήματα προόδου, γεννιέται το πεδίο της μηχανικής μάθησης, το οποίο θα δούμε εκτενώς πιο μετά, και αποκορύφωμα όλων των προηγούμενων αποτελεί ο Deep Blue που αναφέραμε πριν, ένας υπολογιστής για σκάκι που αναπτύχθηκε από την IBM, ο οποίος το 1997 νικά τον παγκόσμιο πρωταθλητή Garry Kasparov σε έναν αγώνα με μεγάλη δημοσιότητα.



Εικόνα 2.1: Χρονολόγιο Τεχνητής Νοημοσύνης [10]

2.1.3 Μηχανική Μάθηση (Machine Learning)

Η τεχνητή νοημοσύνη απαιτεί μια βάση εξειδικευμένου υλικού και λογισμικού για τη σύνταξη και την εκπαίδευση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Γενικά, τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης λειτουργούν απορροφώντας μεγάλες ποσότητες δεδομένων εκπαίδευσης (labeled training data), αναλύοντας τα δεδομένα για συσχετίσεις και μοτίβα ενώ ταυτόχρονα χρησιμοποιούν αυτά τα μοτίβα για να κάνουν προβλέψεις για μελλοντικές καταστάσεις. Ο προγραμματισμός AI εστιάζει σε τρεις γνωστικές δεξιότητες [11]: μάθηση, συλλογιστική και αυτοδιόρθωση όπου στη **διαδικασία μάθησης** η μαθησιακή πτυχή του προγραμματισμού τεχνητής νοημοσύνης εστιάζει στην απόκτηση δεδομένων και στη δημιουργία κανόνων για το πώς να μετατραπούν τα δεδομένα σε πληροφορίες. Οι "κανόνες", που στη συγκεκριμένη περίπτωση είναι αλγόριθμοι, παρέχουν στα υπολογιστικά συστήματα οδηγίες βήμα προς βήμα για το πώς να ολοκληρωθεί μια

συγκεκριμένη εργασία. Στο κομμάτι του συλλογισμού περιλαμβάνετε η ικανότητα του AI να επιλέγει τον καταλληλότερο αλγόριθμο, μεταξύ ενός συνόλου αλγορίθμων, για χρήση σε ένα συγκεκριμένο πλαίσιο και η αυτοδιόρθωση εστιάζει στην ικανότητα του AI να συντονίζει και να βελτιώνει σταδιακά ένα αποτέλεσμα μέχρι να επιτύχει τον επιθυμητό στόχο.

Ταυτόχρονα υπάρχει και η διαδικασία της εκπαίδευσης ενός μοντέλου η οποία χωρίζετε σε 3 κατηγορίες: Επιτηρούμενη Μάθηση (Supervised Learning), Μη Επιτηρούμενη Μάθηση (Unsupervised Learning) και Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)

- **Επιτηρούμενη Μάθηση (Supervised Learning)**

Ένα μοντέλο εκπαιδεύεται να κάνει προβλέψεις ή να παίρνει αποφάσεις με βάση τα δεδομένα εισόδου και τα αντίστοιχα επισημασμένα δεδομένα εξόδου. Το μοντέλο "εποπτεύεται" κατά τη διάρκεια της εκπαιδευτικής διαδικασίας επειδή του παρέχεται η σωστή έξοδος για κάθε είσοδο και ο στόχος είναι να μάθει μια συνάρτηση που μπορεί να αντιστοιχίσει τις εισόδους στις αντίστοιχες εξόδους τους. Στην εποπτευόμενη μάθηση, τα δεδομένα εκπαίδευσης αποτελούνται από ένα σύνολο ζευγών εισόδου-εξόδου, όπου η έξοδος είναι γνωστή ως ετικέτα. Για παράδειγμα, σε μια εργασία ταξινόμησης, τα δεδομένα εισόδου μπορεί να είναι μια εικόνα και η ετικέτα μπορεί να είναι η κατηγορία στην οποία ανήκει η εικόνα (π.χ. "σκύλος", "γάτα", "αυτοκίνητο" κ.λπ.). Στη συνέχεια, το μοντέλο εκπαιδεύεται να προβλέπει την ετικέτα για μια δεδομένη είσοδο ελαχιστοποιώντας το σφάλμα μεταξύ της προβλεπόμενης εξόδου και της αληθινής ετικέτας. Υπάρχουν δύο κύριοι τύποι εποπτευόμενης μάθησης: ταξινόμηση και παλινδρόμηση. Στις εργασίες ταξινόμησης, ο στόχος είναι η πρόβλεψη μιας ετικέτας κλάσης για κάθε είσοδο, ενώ στις εργασίες παλινδρόμησης, ο στόχος είναι η πρόβλεψη μιας συνεχούς τιμής εξόδου. Η εποπτευόμενη μάθηση είναι μια ευρέως χρησιμοποιούμενη τεχνική στη μηχανική μάθηση και είναι ιδιαίτερα χρήσιμη όταν υπάρχει μεγάλος αριθμός διαθέσιμων δεδομένων εκπαίδευσης με ετικέτα. Είναι επίσης σχετικά εύκολο στην εφαρμογή του, καθώς ο αλγόριθμος εκμάθησης χρειάζεται μόνο να έχει τη σωστή έξοδο για κάθε είσοδο προκειμένου να μάθει την επιθυμητή συνάρτηση. Ωστόσο, είναι σημαντικό να υπάρχει επαρκής ποσότητα επισημασμένων δεδομένων για την ακριβή εκπαίδευση του μοντέλου και η απόδοση του μοντέλου μπορεί να

υποβαθμιστεί εάν τα δεδομένα εκπαίδευσης δεν είναι αντιπροσωπευτικά των δεδομένων του πραγματικού κόσμου που θα συναντήσει.

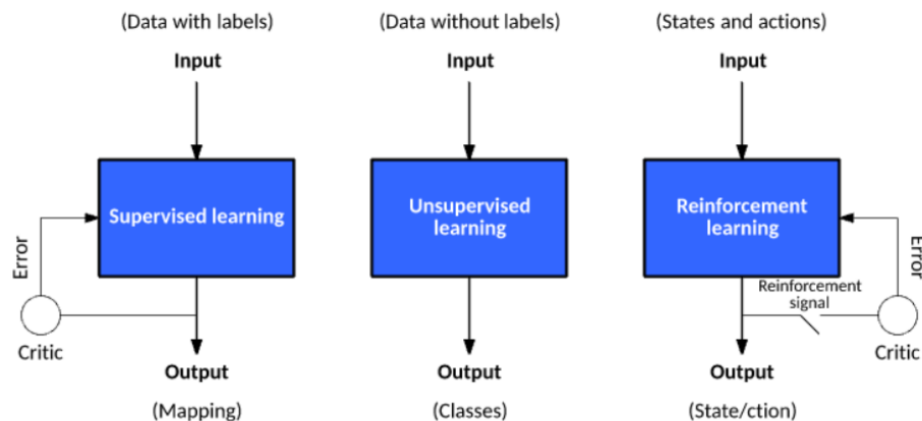
- **Μη Επιτηρούμενη Μάθηση (Unsupervised Learning)**

Το μοντέλο εκπαιδεύεται σε δεδομένα εισόδου χωρίς αντίστοιχα δεδομένα εξόδου με ετικέτα. Στο μοντέλο δεν παρέχεται καμία καθοδήγηση ή επίβλεψη κατά τη διάρκεια της εκπαιδευτικής διαδικασίας και ο στόχος είναι να ανακαλύψει πρότυπα και σχέσεις στα δεδομένα. Η μάθηση χωρίς επίβλεψη μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την εκτέλεση εργασιών όπως η ομαδοποίηση, η μείωση διαστάσεων και η ανίχνευση ανωμαλιών. Στην ομαδοποίηση, ο στόχος είναι να ομαδοποιηθούν τα σημεία δεδομένων σε clusters με βάση την ομοιότητά τους. Για παράδειγμα, ένας αλγόριθμος ομαδοποίησης μπορεί να ομαδοποιήσει πελάτες με παρόμοιες αγοραστικές συνήθειες. Στη μείωση διαστάσεων, ο στόχος είναι να μειωθεί ο αριθμός των διαστάσεων στα δεδομένα, διατηρώντας παράλληλα όσο το δυνατόν περισσότερες πληροφορίες. Αυτό μπορεί να είναι χρήσιμο για την οπτικοποίηση δεδομένων υψηλών διαστάσεων ή για τη βελτίωση της απόδοσης των αλγορίθμων μηχανικής εκμάθησης. Στην ανίχνευση ανωμαλιών, ο στόχος είναι να εντοπιστούν σημεία δεδομένων που είναι ασυνήθιστα ή αποκλίνουν από τον κανόνα. Η μάθηση χωρίς επίβλεψη χρησιμοποιείται συχνά όταν τα δεδομένα με ετικέτα δεν είναι διαθέσιμα ή είναι δύσκολο να αποκτηθούν. Μπορεί επίσης να είναι χρήσιμη για την εξερεύνηση και την κατανόηση της υποκείμενης δομής ενός συνόλου δεδομένων. Ωστόσο, η μάθηση χωρίς επίβλεψη μπορεί να είναι πιο δύσκολη στην εφαρμογή από την εποπτευόμενη μάθηση, καθώς το μοντέλο δεν έχει το πλεονέκτημα να γνωρίζει τη σωστή έξοδο για κάθε είσοδο. Μπορεί επίσης να είναι πιο δύσκολο να αξιολογηθεί η απόδοση ενός μοντέλου μάθησης χωρίς επίβλεψη, καθώς δεν υπάρχουν επισημασμένα δεδομένα εξόδου για να συγκριθούν οι προβλέψεις του μοντέλου.

- **Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)**

Στην ενισχυτική μάθηση ένας πράκτορας μαθαίνει να αλληλεπιδρά με το περιβάλλον του προκειμένου να μεγιστοποιήσει ένα σήμα ανταμοιβής. Ο πράκτορας λαμβάνει μια ανταμοιβή για την εκτέλεση συγκεκριμένων ενεργειών και προσπαθεί να μάθει μια πολιτική που θα μεγιστοποιήσει τη συνολική αναμενόμενη

ανταμοιβή με την πάροδο του χρόνου. Στην ενισχυτική μάθηση, ο πράκτορας και το περιβάλλον σχηματίζουν έναν βρόχο (loop) στον οποίο ο πράκτορας αναλαμβάνει μια ενέργεια, το περιβάλλον ανταποκρίνεται με μια νέα κατάσταση και μια ανταμοιβή και ο πράκτορας χρησιμοποιεί αυτές τις πληροφορίες για να ενημερώσει την πολιτική του. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι ο πράκτορας να μάθει μια βέλτιστη πολιτική. Η ενισχυτική μάθηση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επίλυση ενός ευρέος φάσματος προβλημάτων, συμπεριλαμβανομένων των εργασιών ελέγχου, των παιχνιδιών και της αυτόνομης λήψης αποφάσεων. Είναι ιδιαίτερα χρήσιμο για καταστάσεις όπου είναι δύσκολο να καθοριστεί η σωστή ενέργεια για κάθε πιθανή κατάσταση, καθώς ο πράκτορας μπορεί να μάθει μέσω δοκιμής και λάθους. Ωστόσο, η εφαρμογή της ενισχυτικής μάθησης μπορεί να είναι δύσκολη, καθώς απαιτεί τον σχεδιασμό μιας κατάλληλης συνάρτησης ανταμοιβής και τη διασφάλιση ότι ο πράκτορας έχει επαρκή εξερεύνηση για να μάθει μια βέλτιστη πολιτική. Μερικά παραδείγματα ενισχυτικής μάθησης περιλαμβάνουν αυτοοδηγούμενα αυτοκίνητα, εργασίες χειρισμού ρομπότ και πράκτορες παιχνιδιών. Σε κάθε μία από αυτές τις περιπτώσεις, ο πράκτορας πρέπει να μάθει να αλληλεπιδρά με το περιβάλλον του προκειμένου να επιτύχει έναν συγκεκριμένο στόχο, όπως η πλοήγηση σε ένα οδικό δίκτυο ή η νίκη σε ένα παιχνίδι.



Εικόνα 2.2: Τύποι μηχανικής μάθησης [12]

2.1.4 Αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης

Ακολουθεί παρουσίαση και επεξήγηση των διαφόρων Αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης που χρησιμοποιήθηκαν για τους σκοπούς της εργασίας.

Αλγόριθμος ομαδοποίησης K-Means

Ο αλγόριθμος k-means είναι γενικά η πιο γνωστή και χρησιμοποιούμενη μέθοδος ομαδοποίησης. Ο τυπικός αλγόριθμος προτάθηκε για πρώτη φορά από τον Stuart Lloyd των Bell Labs το 1957 ως τεχνική για τη διαμόρφωση παλμικού κώδικα, αν και δεν δημοσιεύτηκε ως άρθρο σε περιοδικό μέχρι το 1982 [13]. Ο αλγόριθμος K-Means είναι ένας επαναληπτικός αλγόριθμος που προσπαθεί να χωρίσει το σύνολο δεδομένων σε K προκαθορισμένες διακριτές μη επικαλυπτόμενες υποομάδες (clusters), όπου κάθε σημείο δεδομένων ανήκει σε μία μόνο ομάδα. Προσπαθεί να καταστήσει τα σημεία δεδομένων εντός των ομάδων όσο το δυνατόν πιο όμοια, διατηρώντας παράλληλα τις ομάδες όσο το δυνατόν πιο διαφορετικές (μακρινές). Αναθέτει τα σημεία δεδομένων σε μια ομάδα έτσι ώστε το άθροισμα της τετραγωνικής απόστασης μεταξύ των σημείων δεδομένων και του κεντροειδούς της ομάδας (αριθμητικός μέσος όλων των σημείων δεδομένων που ανήκουν στη συγκεκριμένη ομάδα) να είναι το ελάχιστο. Όσο μικρότερη διακύμανση έχουμε εντός των συστάδων, τόσο πιο ομοιογενή (παρόμοια) είναι τα σημεία δεδομένων εντός της ίδιας συστάδας.

Ο τρόπος λειτουργίας του αλγορίθμου kmeans είναι ο εξής [14]:

1. Καθορίστε τον αριθμό των συστάδων K.
2. Βήμα ανάθεσης: Κάθε παρατήρηση ανατίθεται στη συστάδα με τον πλησιέστερο μέσο όρο που υπολογίζεται μέσω της μικρότερης τετραγωνικής ευκλείδειας απόστασης,

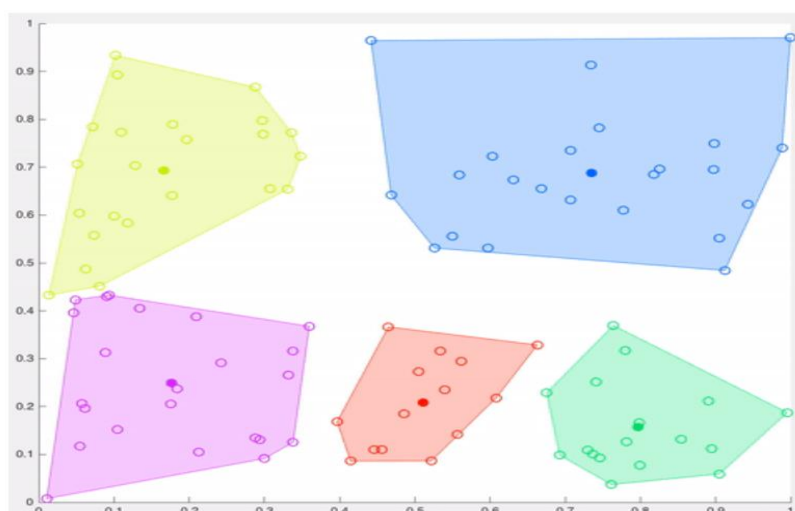
$$S_i^{(t)} = \left\{ x_p : \|x_p - m_i^{(t)}\|^2 \leq \|x_p - m_j^{(t)}\|^2 \forall j, 1 \leq j \leq k \right\}$$

όπου κάθε x_p ανατίθεται σε ακριβώς ένα $S_i^{(t)}$, ακόμη και αν θα μπορούσε να ανατεθεί σε δύο ή περισσότερα από αυτά.

3. Συνεχίστε την επανάληψη έως ότου δεν υπάρχει καμία αλλαγή στα κεντροειδή, δηλαδή η ανάθεση των σημείων δεδομένων σε συστάδες δεν αλλάζει.

$$m_i^{(t+1)} = \frac{1}{|S_i^{(t)}|} \sum_{x_j \in S_i^{(t)}} x_j$$

Η χρήση μιας διαφορετικής συνάρτησης απόστασης εκτός της (τετραγωνικής) ευκλείδειας απόστασης μπορεί να αποτρέψει τη σύγκλιση του αλγορίθμου. Έχουν προταθεί διάφορες τροποποιήσεις του k-means, όπως ο σφαιρικός k-means και ο k-medoids, που επιτρέπουν τη χρήση άλλων μέτρων απόστασης.



Εικόνα 2.3: Ο αλγόριθμος k-means, Diego Lopez Yse, [kdnuggets](#)

Γραμμική Παλινδρόμηση (Linear Regression)

Η γραμμική παλινδρόμηση είναι μια θεμελιώδης μέθοδος στατιστικής και μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται για τη μοντελοποίηση της σχέσης μεταξύ μιας εξαρτημένης μεταβλητής και μιας ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών [15]. Ο στόχος της γραμμικής παλινδρόμησης είναι να βρεθεί η ευθεία γραμμή με την καλύτερη προσαρμογή μέσω των σημείων δεδομένων που προβλέπει τις τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής από την/τις ανεξάρτητες μεταβλητές.

Απλή γραμμική παλινδρόμηση: Στην απλή γραμμική παλινδρόμηση, μοντελοποιούμε τη σχέση μεταξύ δύο μεταβλητών προσαρμόζοντας μια γραμμική εξίσωση στα παρατηρούμενα δεδομένα. Μαθηματικά, μπορούμε να γράψουμε αυτή τη γραμμική σχέση ως

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \epsilon$$

όπου:

- y είναι η εξαρτημένη μεταβλητή (η μεταβλητή που προσπαθούμε να προβλέψουμε),
- x είναι η ανεξάρτητη μεταβλητή (η μεταβλητή που χρησιμοποιούμε για να κάνουμε προβλέψεις),
- β_0 είναι η y -διακοπή της ευθείας (η τιμή της y όταν το x είναι 0),
- β_1 είναι η κλίση της ευθείας (πόσο μεταβάλλεται η y για μια μεταβολή της x κατά μία μονάδα),
- ϵ είναι ο όρος σφάλματος (η διαφορά μεταξύ των παρατηρούμενων τιμών και των τιμών που προβλέπει το μοντέλο).

Ο στόχος είναι να βρεθούν οι τιμές των β_0 και β_1 που ελαχιστοποιούν το άθροισμα των τετραγωνικών διαφορών μεταξύ των παρατηρούμενων τιμών και των τιμών που προβλέπει η γραμμική εξίσωση. Η μέθοδος αυτή είναι γνωστή ως προσέγγιση των ελαχίστων τετραγώνων.

Πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση: Η πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση επεκτείνει την έννοια της απλής γραμμικής παλινδρόμησης ώστε να συμπεριλάβει δύο ή περισσότερες ανεξάρτητες μεταβλητές. Η εξίσωση για την πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση είναι:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + \epsilon$$

όπου:

- y είναι η εξαρτημένη μεταβλητή,
- x_1, x_2, \dots, x_n είναι οι ανεξάρτητες μεταβλητές,
- β_0 είναι η τετμημένη y ,
- $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ είναι οι συντελεστές των ανεξάρτητων μεταβλητών, οι οποίοι αντιπροσωπεύουν τη μεταβολή της εξαρτημένης μεταβλητής για μεταβολή κατά μία μονάδα στην αντίστοιχη ανεξάρτητη μεταβλητή,
- ϵ είναι ο όρος σφάλματος.

Η διαδικασία της "προσαρμογής" της καλύτερης γραμμής τόσο στην απλή όσο και στην πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση περιλαμβάνει τον υπολογισμό των συντελεστών

$(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n)$ που ελαχιστοποιούν το άθροισμα των τετραγώνων των καταλοίπων (διαφορές μεταξύ παρατηρούμενων και προβλεπόμενων τιμών). Αυτό γίνεται συνήθως με τη χρήση στατιστικού λογισμικού ή γλωσσών προγραμματισμού που διαθέτουν ενσωματωμένες συναρτήσεις ή βιβλιοθήκες για γραμμική παλινδρόμηση.

Τυχαία Δάση (Random Forests)

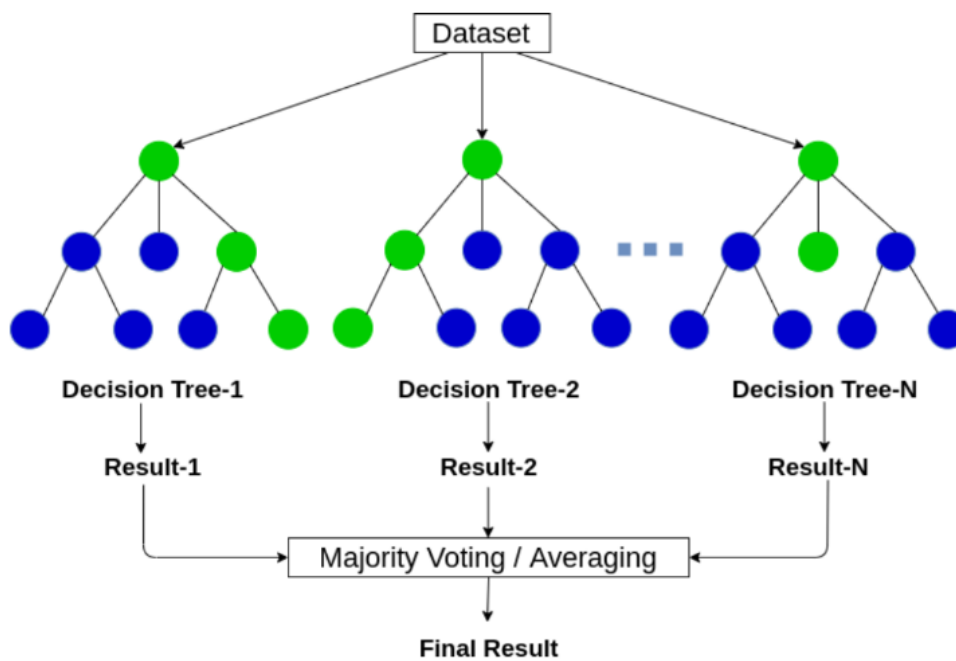
Ένας από τους πιο αποδοτικούς αλγόριθμους ταξινόμησης ML είναι ο αλγόριθμος των Τυχαίων Δασών (Random Forests). Προτάθηκε για πρώτη φορά από τον Tin Kam Ho [16], βελτιώθηκε αργότερα από τον Breiman [17] και είναι πλέον από τους πιο γνωστούς και διαδεδομένους αλγόριθμους. Ο αλγόριθμος RF ακολουθεί μια συνηθισμένη τεχνική στην Επιβλεπόμενη Μάθηση, την ανεξάρτητη εκπαίδευση πολλών ταξινομητών και το συνδυασμό των αποτελεσμάτων τους για την τελική πρόβλεψη (Ensemble Learning) [18]. Η χρήση αυτής της τεχνικής επιφέρει σημαντικά πλεονεκτήματα καθώς λόγω της ανεξάρτητης εκπαίδευσης του κάθε ταξινομητή, ο καθένας μπορεί να επικεντρωθεί σε κάποια χαρακτηριστικά των δεδομένων και να αδιαφορήσει για άλλα, τα οποία θα αξιοποιήσει κάποιος άλλος ταξινομητής. Μετά την ξεχωριστή εκπαίδευση ακολουθεί μια συνάρτηση συσχέτισης η οποία θα αξιοποιήσει τα επιμέρους αποτελέσματα και θα μας δώσει την τελική πρόβλεψη [16].

Ένα Random Forest αποτελεί μια συλλογή από πολλά Decision Trees. Κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης των δέντρων χρησιμοποιείται μια τεχνική αποκαλούμενη “σακούλιασμα - bagging” η οποία ορίζει σε κάθε δέντρο το υποσύνολο δεδομένων εκπαίδευσης που θα χρησιμοποιήσει κατά την εκπαίδευση του. Αυτό επιτρέπει στους ταξινομητές Decision Trees να αντιλαμβάνονται καλύτερα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά. Με το πέρας της εκπαίδευσης του, το κάθε Tree δίνει ένα αποτέλεσμα, και ως εκ τούτου, η κάθε κλάση υποδεικνύεται από ορισμένο αριθμό trees. Στη συνέχεια η τελική και οριστική

ταξινόμηση γίνεται με την επιλογή της επικρατέστερης κλάσης από το Τυχαίο Δάσος [16], [17].

Δέντρα Αποφάσεων (Decision Trees)

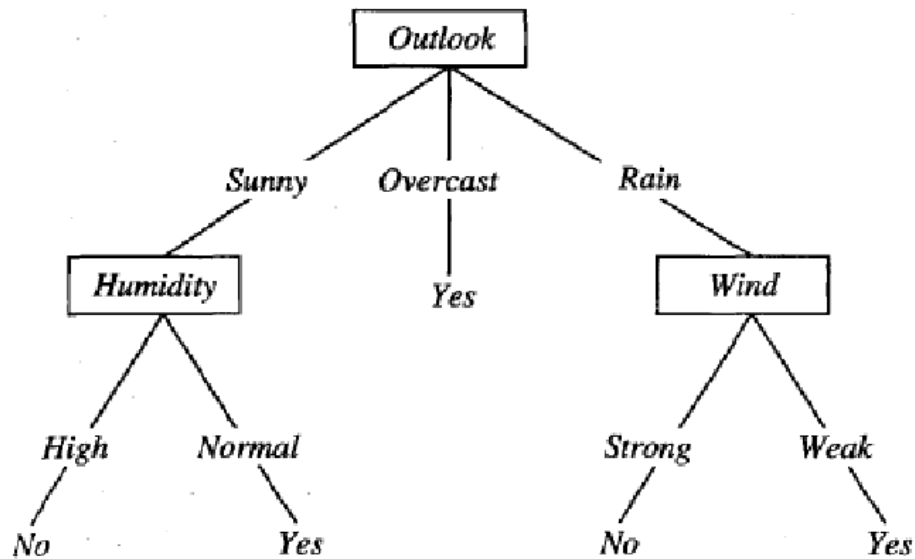
Τα Δέντρα Αποφάσεων είναι ευρέως διαδεδομένα και χρησιμοποιούμενα σε προβλήματα ταξινόμησης. Μπορούν να εφαρμοστούν σε μεγάλη ποικιλία προβλημάτων



Εικόνα 2.4: Random Forest, [Abhishek Sharma, Analytics Vidhya](#)

ταξινόμησης, όπως π.χ. για τη λήψη απόφασης με βάση πιθανές εκβάσεις σε ένα παίγνιο, την ιατρική διάγνωση βασισμένη σε συμπτώματα, τη διαπίστωση πιθανότητας καταιγίδας σύμφωνα με καιρικές παρατηρήσεις, κ.ά. Ο αλγόριθμος αυτός, οδηγεί στη δημιουργία μιας ανάποδης δενδροειδούς δομής στην οποία οι κατηγορίες ταξινόμησης είναι τα φύλλα. Τα δέντρα αυτά μπορούν να αναπαρασταθούν ως σύνολο κανόνων if-then για να είναι πιο αναγνώσιμα από τον άνθρωπο. Τα Δέντρα Αποφάσεων ταξινομούν ένα δείγμα πραγματοποιώντας μια διάσχιση του δέντρου με αφετηρία τη ρίζα και τερματισμό σε κάποιο από τα φύλλα. Η διάσχιση του δέντρου γίνεται “απαντώντας” κατάλληλα σε κάθε κόμβο του δέντρου και συνεχίζοντας στο σωστό μονοπάτι. Κάθε κόμβος του δέντρου αποτελεί έλεγχο ενός χαρακτηριστικού του δείγματος και κάθε κλαδί αυτού του κόμβου

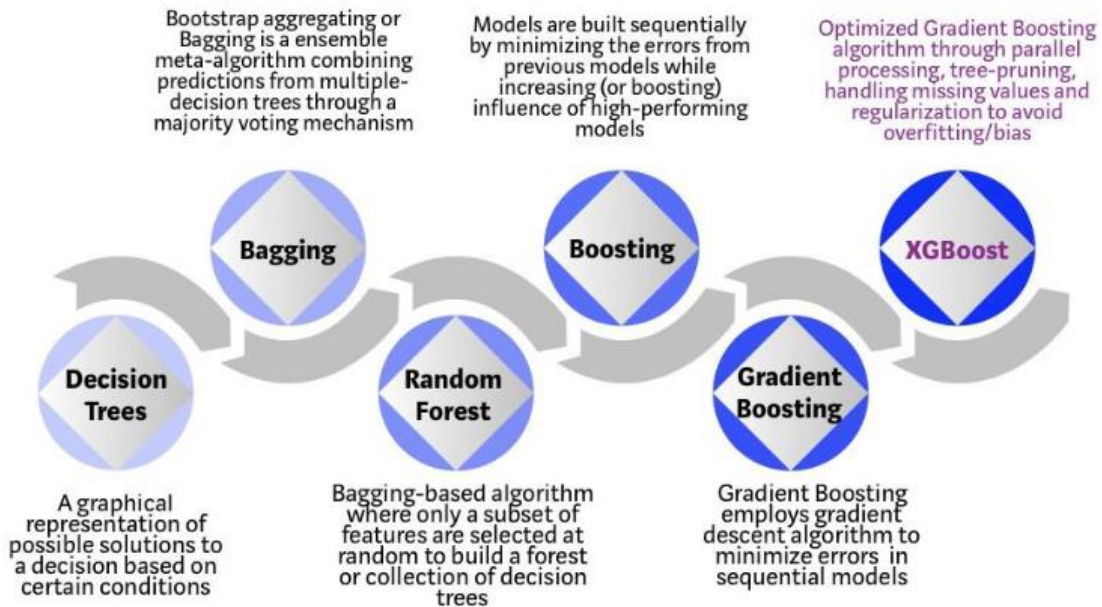
αντιστοιχεί σε μια από τις πιθανές τιμές αυτού του χαρακτηριστικού [19],[20]. Για την καλύτερη κατανόηση, παρατίθεται το παρακάτω παράδειγμα δέντρου απόφασης το οποίο σκοπεύει στην λήψη απόφασης για την πραγματοποίηση ενός αγώνα τένις, λαμβάνοντας υπόψιν τις καιρικές συνθήκες.



Εικόνα 2.5: Decision Tree PlayTennis, [Machine Learning, Tom Mitchell](#)

XGBoost

Ο XGBoost είναι μια εξέλιξη των δέντρων απόφασης που χρησιμοποιεί αρκετές έξυπνες βελτιστοποιήσεις για να πετυχαίνει καλύτερο αποτέλεσμα. Κάποιες από τις βελτιστοποιήσεις που χρησιμοποιεί είναι παραλληλοποίηση, κλάδεμα δέντρων, και βελτιστοποίηση υπολογιστικών πόρων.



Εικόνα 2.6: Εξέλιξη αλγορίθμων βασισμένων σε δέντρα αποφάσεων, [XGBoost Documentation](#)

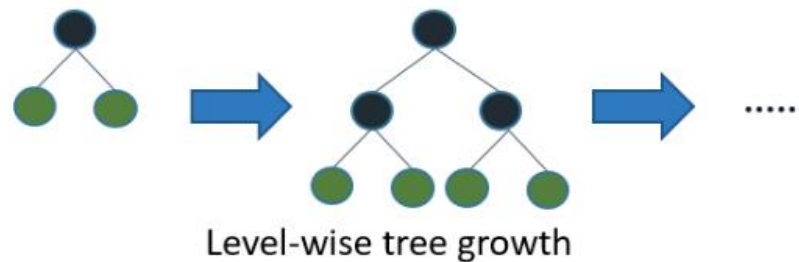


Εικόνα 2.7: XGBoost, [XGBoost Documentation](#)

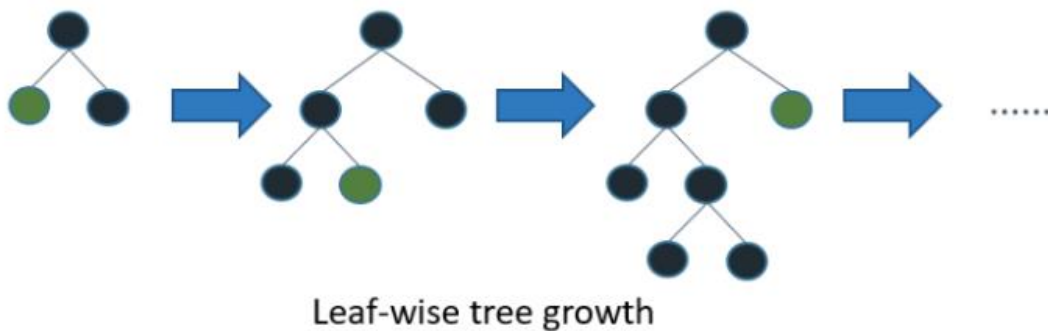
Ο αλγόριθμος αυτός δημιουργήθηκε ως μέρος έρευνας στο Πανεπιστήμιο της Washington. Οι Tianqi Chen και Carlos Guestrin παρουσίασαν τη δουλειά τους στο συνέδριο SIGKDD 2016 [21].

LightGBM

Ο Light Gradient Boosting Machine είναι άλλος ένας αλγόριθμος που βασίζεται σε δέντρα αποφάσεων. Ο αλγόριθμος αυτός δημιουργήθηκε από τον Guolin Ke στην Microsoft [22]. Ο LightGBM διαφέρει ως προς το γεγονός ότι αναπτύσσει δέντρα οριζόντια, δηλαδή επιλέγει να αναπτύξει το φύλλο που πιστεύει θα οδηγήσει στη μεγαλύτερη μείωση της απώλειας, ενώ άλλοι αλγόριθμοι αναπτύσσουν δέντρα ανά επίπεδο, βασιζόμενοι στο βάθος του δέντρου. Στην Εικόνα 2.8, φαίνεται μια απεικόνιση της διαφοράς του από τους υπόλοιπους αλγόριθμους της κατηγορίας του.



Level-wise tree growth in XGBOOST.



Leaf wise tree growth in Light GBM.

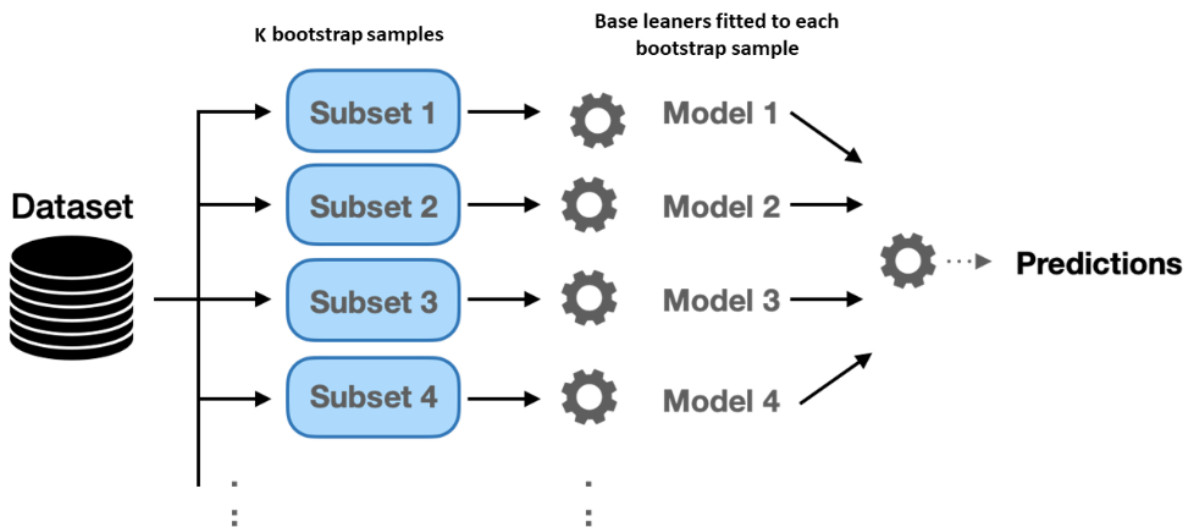
Εικόνα 2.8: Διαφορά στην ανάπτυξη Δέντρου μεταξύ XGBoost και LightGBM, [LightGBM Documentation](#)

Επιπλέον, δεν χρησιμοποιεί τον κλασικό αλγόριθμο των δέντρων αποφάσεων, ο οποίος ψάχνει το καλύτερο σημείο διαίρεσης βασισμένος σε ταξινομημένες τιμές χαρακτηριστικών των δεδομένων, αλλά υλοποιεί έναν εξαιρετικά βελτιστοποιημένο

αλγόριθμο δέντρων αποφάσεων που βασίζεται σε ιστογράμματα. Βασικά πλεονεκτήματα του αλγόριθμου είναι η μικρή χρήση μνήμης, η παράλληλη μάθηση και η ευκολία του να διαχειρίζεται μεγάλους όγκους δεδομένων.

Εκμάθηση Συνόλου (Ensemble Learning)

Παραδοσιακά, στην Μηχανική Μάθηση ένα πρόβλημα μπορούσε να αντιμετωπιστεί με μόνο ένα μοντέλο (single learner) όπως αυτά που είδαμε πριν (Decision Trees κ.λπ.). Στην πορεία όμως στην αναζήτηση για καλύτερα αποτελέσματα, γεννήθηκαν τεχνικές που χρησιμοποιούν σύνολο μοντέλων (Ensemble Methods) [23]. Οι μέθοδοι αυτοί χρησιμοποιούν πολλούς learners για να αυξήσουν την απόδοση των μοντέλων. Αυτές οι μέθοδοι μπορούν να χαρακτηριστούν ως τεχνικές που βασίζονται σε ένα σύνολο από αδύναμους (weak) learners, δηλαδή learners που επιτυγχάνουν οριακά καλύτερα αποτελέσματα από τυχαία ταξινόμηση, με σκοπό τη δημιουργία ενός πιο δυνατού (strong) learner.



Εικόνα 2.9: Ένα μοντέλο συνόλου το οποίο "υπολογίζει" τον μέσο όρο των αποτελεσμάτων αυτών των βασικών learners [24]

Παλινδρομητής Ψηφοφορίας (Voting Regressor)

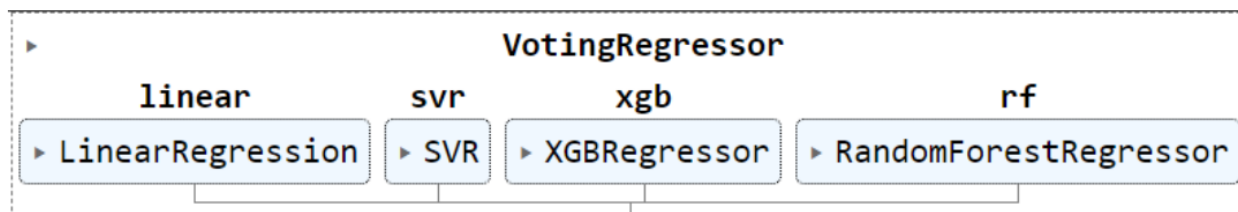
Στην οικογένεια της εκμάθησης συνόλου, μια αποτελεσματική μέθοδος για εργασίες παλινδρόμησης στη Μηχανική μάθηση είναι ο παλινδρομητής ψηφοφορίας [25]. Ο αλγόριθμος ψηφοφορίας έχει δύο παραλλαγές: Ταξινομητής Ψηφοφορίας (Voting

Classifier) και ο Παλινδρομητής Ψηφοφορίας (Voting Regressor). Ο ταξινομητής ψηφοφορίας χρησιμοποιείται ρητά μόνο για εργασίες ταξινόμησης, ενώ ο δείκτης ψηφοφορίας χρησιμοποιείται για εργασίες παλινδρόμησης, αλλά και οι δύο λειτουργούν με παρόμοιους τρόπους με λίγες λογικές αλλαγές. Αυτή η μέθοδος συνόλου συνδυάζουν τις προβλέψεις από πολλαπλά μεμονωμένα μοντέλα παλινδρόμησης για να κάνει μια τελική πρόβλεψη αξιοποιώντας τη σοφία του πλήθους με απλή μέτρηση του μέσου ή σταθμισμένου μέσου όρου, δηλαδή την ανάθεση διαφορετικών βαρών στις προβλέψεις από κάθε μοντέλο πριν από τη μέση τιμή, των προβλέψεων των μοντέλων που το αποτελούν, κάτι που οδηγεί σε πιο ακριβείς και ισχυρές προβλέψεις σε σύγκριση με μεμονωμένα μοντέλα.

Η μαθηματική έννοια του ψηφοφοριακού συστήματος παλινδρόμησης είναι αρκετά εύκολη και παρόμοια με αυτή ενός ταξινομητή ψηφοφορίας. Εάν λάβουμε υπόψη ένα πλήθος μοντέλων μηχανικής μάθησης ως M_1, M_2, \dots, M_x τότε κάθε μοντέλο θα παράγει μια πρόβλεψη P_n για ένα δεδομένο δεδομένα εισόδου I . Τώρα αν το περάσουμε από το Voting Regressor τότε η τελική πρόβλεψη θα είναι P_{voting} . Τώρα, μπορούμε να επιλέξουμε την απλή μέση λειτουργία που κατανέμει ομοιόμορφα το συνολικό βάρος σε όλα τα μοντέλα ή μπορούμε να επιλέξουμε προσαρμοσμένα βάρη για κάθε μοντέλο που ονομάζεται σταθμισμένος μέσος όρος.

Για απλό μέσο όρο: $P_{voting} = \frac{1}{x} \sum_{n=1}^x P_n$

Για σταθμισμένο μέσο όρο: $P_{voting} = \sum_{n=1}^x (wt_n \cdot P_n)$ πού wt_n είναι τα προσαρμοσμένα βάρη που εκχωρούνται κατά τη διάρκεια της εκπαιδευτικής διαδικασίας.



Εικόνα 2.10: Διάγραμμα αναπαράστασης της λειτουργίας του παλινδρομητή

2.2 Εισαγωγή Στη Ναυτιλία

2.2.1 Γενικό πλαίσιο

Πριν από σχεδόν έναν αιώνα, ο C. Ernest Fayle χαρακτήρισε τις θαλάσσιες μεταφορές ως τη «βασική βιομηχανία του κόσμου» ('The World 's key Industry') [26]. Πράγματι, δεδομένου ότι οι θάλασσες καλύπτουν το μεγαλύτερο μέρος της επιφάνειας του πλανήτη μας, περίπου το 70%, είναι ασφαλές να υποθέσουμε ότι η ναυτιλιακή βιομηχανία αποτελεί τον κύριο μοχλό ανάπτυξης του εμπορίου και ως εκ τούτου συνέβαλε στην ανάπτυξη και την επέκταση μιας παγκόσμιας οικονομίας. Σύμφωνα με την έκθεση του ICS (International Chamber of Shipping) για το 2020, το 90% του όγκου του διεθνούς εμπορίου αγαθών μεταφέρεται δια θαλάσσης [27] το οποίο σημαίνει ότι σε κάθε δεδομένη στιγμή υπάρχουν περίπου 50.000 εμπορικά πλοία που μεταφέρουν έως και 6 εκατομμύρια εμπορευματοκιβώτια γεμάτα φορτία μεταξύ όλων των ηπείρων του κόσμου¹. Η συντριπτική πλειονότητα των αγαθών από τα οποία εξαρτόμαστε καθημερινά μεταφέρονται μέσω της ναυτιλιακής βιομηχανίας. Η ναυτιλιακή βιομηχανία αποτελεί ένα αγωγό της παγκόσμια οικονομίας καθώς επίσης και ένα ουσιαστικό σύνδεσμο επικοινωνίας που συνδέει πόλεις, χώρες και ηπείρους. Βοηθά το έθνος μας, και όλα τα έθνη, να ευδοκιμούν μέσα σε μια προηγμένη αγορά και πολλές πόλεις βασίζονται στα λιμάνια τους ως κύρια πηγή εσόδων.

2.2.2 Τρέχουσες Προκλήσεις στη Ναυτιλία

Παρά τη σημασία της, ο κλάδος αντιμετωπίζει μια σειρά από προκλήσεις τόσο στο παρόν όσο και στο μέλλον που επηρεάζουν την ασφάλεια, τη βιωσιμότητα και την κερδοφορία του. Μερικές από αυτές περιλαμβάνουν το αντίκτυπο της πανδημίας του COVID-19, τη συμμόρφωση με τα νέα περιβαλλοντικά δεδομένα, της ανάγκης δηλαδή για

¹ (RealLifeLore video + <https://www.marinetraffic.com>)

απαλλαγή από τις ανθρακούχες εκπομπές σε όλη σχεδόν τη βιομηχανία (αυτό θα εξεταστεί εκτενώς παρακάτω) και τη συνεχιζόμενη ανάγκη διασφάλισης της ασφάλειας και της ευημερίας των ναυτικών. Ταυτόχρονα, η ναυτιλιακή βιομηχανία αντιμετωπίζει επίσης σημαντική τεχνολογική αναστάτωση, με τη δυνατότητα οι νέες τεχνολογίες όπως τα αυτόνομα πλοία, το blockchain και η τεχνητή νοημοσύνη να φέρουν επανάσταση στον κλάδο. Ενώ αυτές οι τεχνολογίες προσφέρουν σημαντικά οφέλη, θέτουν επίσης νέες προκλήσεις όσον αφορά τους κινδύνους στον κυβερνοχώρο και την ανάγκη για νέες δεξιότητες και κατάρτιση για τους επαγγελματίες του κλάδου. Πιο κάτω, θα διερευνήσουμε τις τρέχουσες και μελλοντικές προκλήσεις που αντιμετωπίζει η ναυτιλιακή βιομηχανία, βασιζόμενοι σε πραγματικές στατιστικές και δημοσιεύσεις για να παρέχουμε μια εις βάθος ανάλυση. Θα συζητήσουμε επίσης πιθανές λύσεις σε αυτές τις προκλήσεις και τα βήματα που μπορεί να κάνει η βιομηχανία για να παραμείνει ανταγωνιστική τα επόμενα χρόνια.

Περιβαλλοντικοί Κανονισμοί

Η ναυτιλιακή βιομηχανία είναι υπεύθυνη για σημαντική ποσότητα εκπομπών αερίων θερμοκηπίου (GHG), που αποτελεί περίπου το 2-3% των παγκόσμιων εκπομπών. Ως αποτέλεσμα, ο κλάδος αντιμετωπίζει αυξανόμενες πιέσεις να μειώσει τις εκπομπές του και να γίνει πιο βιώσιμος. Ο International Maritime Organisation (IMO) έχει θέσει ως στόχο τη μείωση των εκπομπών GHG κατά τουλάχιστον 50% έως το 2050 σε σύγκριση με τα επίπεδα του 2008 [28]. Για να το επιτύχει αυτό, ο IMO εισήγαγε το όριο θείου του 2020, το οποίο περιορίζει την περιεκτικότητα σε θείο του μαζούτ που χρησιμοποιούν τα πλοία στο 0,5%, από 3,5%. Το ανώτατο όριο θείου είχε ήδη σημαντικό αντίκτυπο καθώς πολλές εταιρείες πρέπει να στραφούν σε ακριβότερα καύσιμα χαμηλής περιεκτικότητας σε θείο. Άλλοι περιβαλλοντικοί κανονισμοί που αντιμετωπίζει η ναυτιλιακή βιομηχανία περιλαμβάνουν τη Ballast Water Management Convention (Σύμβαση Διαχείρισης Υδάτων Έρματος), η οποία στοχεύει στην πρόληψη της εξάπλωσης χωροκατακτητικών ειδών μέσω του νερού έρματος πλοίων, και η Σύμβαση του Χονγκ Κονγκ, η οποία επιδιώκει να διασφαλίσει την ασφαλή και περιβαλλοντικά ορθή ανακύκλωση των πλοίων. Οι προκλήσεις της εφαρμογής και της συμμόρφωσης με αυτούς τους κανονισμούς μπορεί να είναι σημαντικές, ειδικά για μικρότερες εταιρείες που ενδέχεται να μην έχουν τους πόρους για να επενδύσουν σε νέες τεχνολογίες και διαδικασίες.

COVID-19

Οι επιχειρήσεις παγκοσμίως αντιμετώπισαν πρωτόγνωρες δυσκολίες λόγω της πανδημίας του COVID-19, και ο παγκόσμιος ναυτιλιακός τομέας δεν αποτέλεσε εξαίρεση. Το παγκόσμιο εμπόριο επηρεάστηκε ως αποτέλεσμα της εφαρμογής αποκλεισμών και ταξιδιωτικών περιορισμών από διάφορα κράτη για να σταματήσει η εξάπλωση του ιού, γεγονός που μείωσε τη ζήτηση για ναυτιλιακές υπηρεσίες. Συγκεκριμένα, σύμφωνα με έκθεση της Διάσκεψης των Ηνωμένων Εθνών για το Εμπόριο και την Ανάπτυξη (UNCTAD) [29] η πανδημία COVID-19 προκάλεσε μείωση της τάξης 4,1% στο παγκόσμιο θαλάσσιο εμπόριο το 2020, με πιθανή μείωση 10,1% στον όγκο διακίνησης εμπορευματοκιβωτίων. Ενδεικτικό είναι ότι μετά από έρευνα του πανεπιστημίου της Οξφόρδης εκτιμήθηκε ότι η ναυτιλιακή βιομηχανία είδε απώλεια εσόδων έως και 412 δισεκατομμύρια δολάρια το 2020 [30]. Στο παρελθόν, η ναυτιλιακή βιομηχανία έχει βιώσει σημαντικά σοκ, συμπεριλαμβανομένης της παγκόσμιας οικονομικής κρίσης του 2008 και της χρεοκοπίας του 2016 της Hanjin Shipping της Νότιας Κορέας ωστόσο αυτά που έγιναν εξαιτίας της πανδημίας ήταν άνευ προηγουμένου. Οι περιορισμοί του COVID-19, σύμφωνα με το *United Nations Conference on Trade and Development (UNCTAD)* [31], κατά καιρούς άφησαν σχεδόν 400.000 ναυτικούς εγκλωβισμένους στα πλοία, δημιουργώντας μια ανθρωπιστική κρίση για τους ναυτικούς. Παρόλο που η ζήτηση για ναυτιλιακές υπηρεσίες έχει αρχίσει να αυξάνεται, εξακολουθεί να είναι πολύ χαμηλότερη από τα προ της πανδημίας επίπεδα. Επιπλέον, η πανδημία έχει προκαλέσει καθυστερήσεις στην αλυσίδα εφοδιασμού και συμφόρηση στα λιμάνια, για παράδειγμα υπήρξαν καθυστερήσεις στην εκφόρτωση εμπορευματοκιβωτίων στα λιμάνια λόγω της έλλειψης λιμενεργατών, οδηγών φορτηγών και εργαζομένων σε αποθήκες, οι οποίοι επηρεάστηκαν από το COVID-19 [32] λόγω των πρόσθετων κανονισμών υγείας και ασφάλειας και των προσπαθειών να σταματήσει η εξάπλωση του ιού. Η πανδημία COVID-19 επέστησε την προσοχή στην ανάγκη ώστε ο ναυτιλιακός τομέας να είναι πιο ανθεκτικός και προσαρμόσιμος σε μελλοντικούς κλυδωνισμούς. Η επιδημία επιτάχυνε την υιοθέτηση ψηφιακών τεχνολογιών στον τομέα της ναυτιλίας, όπως οι απομακρυσμένες επιθεωρήσεις και οι εικονικές έρευνες, καθώς και τη χρήση της ανάλυσης δεδομένων και της τεχνητής νοημοσύνης για τη βελτιστοποίηση

των ναυτιλιακών διαδρομών και την εξοικονόμηση κόστους [33]. Προκειμένου να μειωθεί η πιθανότητα μετάδοσης του COVID-19 μεταξύ των εργαζομένων, η πανδημία έχει επίσης αυξήσει το ενδιαφέρον για τη χρήση αυτόνομων πλοίων και μη επανδρωμένων αεροσκαφών για ναυτιλιακές και λιμενικές εργασίες. Όπως αναφέραμε και πριν μέχρι το 2050, ο IMO επιθυμεί οι εκπομπές αερίων του θερμοκηπίου του ναυτιλιακού τομέα να είναι τουλάχιστον 50% χαμηλότερες από ό,τι ήταν το 2008 [27] και η επιδημία ανάγκασε τη βιομηχανία να επιταχύνει την ανάπτυξη πράσινων τεχνολογιών και εναλλακτικών καυσίμων, όπως το υδρογόνο και τα βιοκαύσιμα, προκειμένου να επιτευχθούν αυτοί οι στόχοι. Ο ναυτιλιακός τομέας μπορεί να ξεπεράσει τα εμπόδια της πανδημίας και να αναδειχθεί ισχυρότερος στη μετά-COVID-19 εποχή αγκαλιάζοντας την ψηφιακή τεχνολογία, την αυτόνομη ναυτιλία και τις καθαρές τεχνολογίες.

Πειρατεία και Απειλές κατά της Ασφάλειας

Το διεθνές εμπόριο, η ναυσιπλοΐα και η τοπική ασφάλεια επηρεάζονται σημαντικά από την παγκόσμια θαλάσσια πειρατεία η οποία γίνεται ολοένα και πιο περίπλοκη, πολύπλευρη και απαιτεί συνεχή επαγρύπνηση και καινοτόμες λύσεις. Αποτελεί την πράξη επίθεσης, αεροπειρατείας ή κλοπής πλοίων και συνήθως πραγματοποιείται από οργανωμένες εγκληματικές ομάδες ή μεμονωμένους εγκληματίες. Ο Κόλπος της Γουινέας, το Κέρασ της Αφρικής (ειδικά κοντά στη Σομαλία), το Στενό της Μαλάκας και τα νερά ανοιχτά της Νοτιοανατολικής Ασίας είναι επί του παρόντος οι πιο «καυτές» περιοχές εκδήλωσης πειρατείας. Οι επιθέσεις από πειρατές μπορεί να λάβουν πολλές διαφορετικές μορφές, από απλή κλοπή και ληστεία έως πιο δύσκολα σχέδια όπως η αεροπειρατεία και η απαγωγή για λύτρα. Σύμφωνα με το International Maritime Bureau (IMB), το 2020, σημειώθηκαν 195 περιστατικά πειρατείας και ένοπλης ληστείας σε πλοία παγκοσμίως, αριθμός αυξητικός σε σύγκριση με τα 162 περιστατικά του 2019 [35]. Επιπλέον, στον Κόλπος της Γουινέας πραγματοποιήθηκε περισσότερο από το 95% όλων των απαγωγών πληρώματος το 2020, με συνολικά 130 καταγεγραμμένα περιστατικά, σε σχέση με 121 το 2019 [22]. Η Νοτιοανατολική Ασία παρουσίασε επίσης αύξηση 17% στα περιστατικά πειρατείας, με τη Συμφωνία Περιφερειακής Συνεργασίας για την καταπολέμηση της πειρατείας και της ένοπλης ληστείας κατά πλοίων στην Ασία (ReCAAP) να αναφέρει 97 περιστατικά το 2020 σε σύγκριση με 83 το 2019 [36]. Έχουν υιοθετηθεί διάφορα αντίμετρα

για την αντιμετώπιση αυτών των προβλημάτων και τη διασφάλιση της ασφάλειας των πληρωμάτων τα οποία περιλαμβάνουν την εφαρμογή βέλτιστων πρακτικών διαχείρισης (BMP), την ανάπτυξη ιδιωτικών ομάδων ασφαλείας καθώς επίσης και την επένδυση σε μέτρα κυβερνοασφάλειας. Οι ναυτιλιακές εταιρείες ακολουθούν τις κατευθυντήριες γραμμές BMP κυρίως για να ενισχύσουν την ασφάλεια των πλοίων και να μειώσουν την πιθανότητα επιτυχών επιθέσεων. Αυτές οι γραμμές περιλαμβάνουν τη διατήρηση μιας διέλευσης υψηλής ταχύτητας μέσω περιοχών υψηλού κινδύνου, την ανάπτυξη επιφυλακών και την τοποθέτηση φυσικών φραγμών στα πλοία. Επιπλέον η χρήση ιδιωτικών ομάδων ασφαλείας στα πλοία έχει γίνει πιο κοινή σε περιοχές υψηλού κινδύνου, παρέχοντας ένα επιπλέον επίπεδο προστασίας και αποτροπή επιθέσεων ενώ παράλληλα γίνονται προσπάθειες και σε διεθνή επίπεδο με κοινές ναυτικές περιπολίες, ανταλλαγή πληροφοριών και υπογραφές περιφερειακών συμφωνιών, όπως ο Κώδικας Δεοντολογίας του Τζιμπουτί και η ReCAAP, που συμβάλλουν στη συνολική ασφάλεια και ευημερία του θαλάσσιου εμπορίου. Αυτές οι συλλογικές προσπάθειες ενισχύουν την αποτελεσματικότητα των αντίμετρων και διασφαλίζουν ένα πιο ασφαλές θαλάσσιο περιβάλλον.

Cybersecurity

Καθώς η ναυτιλία γίνεται ολοένα και πιο ψηφιοποιημένη, την καθιστά επίσης και πιο ευάλωτη σε κυβερνοεπιθέσεις. Σήμερα, τα πλοία διαθέτουν μια ποικιλία συνδεδεμένου εξοπλισμού που είναι επιρρεπής σε hacking, συμπεριλαμβανομένων συστημάτων πλοήγησης και συστημάτων παρακολούθησης φορτίου. Μια κυβερνοεπίθεση σε ένα πλοίο μπορεί να βλάψει σοβαρά όχι μόνο το ίδιο το πλοίο αλλά και το περιβάλλον, το φορτίο που μεταφέρει αλλά και το προσωπικό. Λόγω της εξάρτησής του από απαρχαιωμένες τεχνολογίες και της έλλειψης εμπειρίας στον κυβερνοχώρο, ο ναυτιλιακός τομέας είναι ιδιαίτερα ευαίσθητος σε κυβερνοεπιθέσεις. Για την αντιμετώπιση αυτών των ανησυχιών, το International Association of Classification Societies (IACS) [37] και το Συμβούλιο Βαλτικής και Διεθνούς Ναυτιλίας (BIMCO) έχουν αναπτύξει κατευθυντήριες γραμμές για την ασφάλεια στον κυβερνοχώρο επί των πλοίων. Αυτές οι κατευθυντήριες γραμμές παρέχουν συστάσεις για το πώς να ασφαλιστούν τα συστήματα και τα δίκτυα των πλοίων, καθώς και πώς να ανταποκριθούν σε μία ενδεχόμενη επίθεση στον κυβερνοχώρο.

Οι προκλήσεις που αντιμετωπίζει η ναυτιλιακή βιομηχανία τόσο στο παρόν όσο και στο μέλλον αναμένεται να συνεχιστούν καθώς ταυτόχρονα ο κλάδος αυτοματοποιείται και ψηφιοποιείται όλο και περισσότερο. Τα αυτόνομα πλοία είναι πιθανό να γίνουν πιο διαδεδομένα, όπως και οι ψηφιακές τεχνολογίες όπως το blockchain. Αυτές οι τεχνολογίες θα επιτρέψουν πιο αποτελεσματική και ασφαλή διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας, καθώς και βελτιωμένη ασφάλεια και περιβαλλοντική απόδοση. Εν κατακλείδι η βιομηχανία αντιμετωπίζει σημαντικές προκλήσεις, τόσο του παρόντος όσο και του μέλλοντος. Οι περιβαλλοντικοί κανονισμοί, η κυβερνοασφάλεια, οι επιπτώσεις του COVID-19, οι διακοπές της εφοδιαστικής αλυσίδας, οι γεωπολιτικές εντάσεις όπως επίσης και η πειρατεία είναι όλες σημαντικές προκλήσεις που θα απαιτήσουν προσεκτική διαχείριση και επένδυση σε νέες τεχνολογίες και διαδικασίες. Το μέλλον της ναυτιλιακής βιομηχανίας θα εξαρτηθεί από την ικανότητα του κλάδου να ανταποκρίνεται σε αυτές τις προκλήσεις και να αγκαλιάζει νέες ευκαιρίες για ανάπτυξη και καινοτομία.

2.2.3 Ο Ναυτιλιακός Κλάδος στην Ελλάδα

Με τη μακρά ιστορία και την πλεονεκτική της θέση, η ναυτιλιακή βιομηχανία στη χώρα μας αποτελεί εδώ και καιρό πυλώνα του διεθνούς θαλάσσιου εμπορίου. Ως ένας από τους μεγαλύτερους και με τεράστια επιρροή παίκτες στον κλάδο, ο ελληνικός εμπορικός στόλος έχει διαδραματίσει σημαντικό ρόλο στη διαμόρφωση της βιομηχανίας διαχρονικά. Ενδεικτικό αυτής της σημαντικότητας και επιρροής αποτελεί το γεγονός ότι σύμφωνα με το Review of Maritime Transport του ΟΗΕ για το 2022, η Ελλάδα βρίσκεται στη δεύτερη θέση σε αριθμό ιδιοκτησίας εμπορικού στόλου πίσω μόνο από την Κίνα.

Table 2.4 Ownership of the world fleet, ranked by commercial value (million US\$), 2022, main vessel types											
Country or Territory of Ownership	Container Ships	Bulk Carriers	Oil Tankers	Offshore vessels	Ferries & Passenger Ships	Gas Carriers	General Cargo Ships	Chemical Tankers	Other/NA	Total	
1	China	45 104	56 487	14 948	11 457	5 219	4 630	9 026	3 857	4 098	154 827
2	Greece	30 051	55 797	35 608	228	2 280	22 432	297	932	533	148 157
3	Japan	34 010	51 558	10 105	5 145	3 264	18 420	3 670	5 270	13 036	144 477
4	United States	5 230	5 385	5 056	14 119	50 999	1 553	1 626	963	1 035	85 966
5	Germany	52 934	8 072	1 800	666	10 100	1 572	5 211	762	533	81 649
6	Singapore	21 249	19 553	12 942	4 274	12	4 844	1 393	5 406	809	70 481
7	United Kingdom	17 232	5 717	4 095	14 218	5 507	7 212	1 016	1 552	3 788	60 336
8	Hong Kong, China	29 066	15 475	7 160	124	2 075	1 619	1 305	266	1 613	58 704
9	Norway	4 297	5 573	5 436	20 251	3 423	8 224	1 397	2 488	5 235	56 325
10	Republic of Korea	13 801	11 854	6 994	403	524	6 029	701	1 587	4 035	45 929

Εικόνα 2.11: Ιδιοκτησία του παγκόσμιου στόλου, ταξινομημένη κατά εμπορική αξία (εκατομμύρια US\$), 2022 [40]

Η στρατηγική θέση της Ελλάδας στη Μεσόγειο, μαζί με την εκτεταμένη ακτογραμμή της και τα πολυάριθμα της νησιά, την έχουν καταστήσει φυσικό κόμβο ναυτιλιακών και θαλάσσιων δραστηριοτήτων από την αρχαιότητα. Οι Έλληνες ήταν από τους πρώτους που ανέπτυξαν ναυτιλιακούς εμπορικούς δρόμους, που συνέδεαν τον πολιτισμό τους με άλλους πολιτισμούς και αυτοκρατορίες σε όλη τη Μεσόγειο. Αυτή η ναυτική παράδοση συνεχίστηκε στο πέρασμα των αιώνων, με τους Έλληνες πλοιοκτήτες και ναυτιλιακές εταιρείες να διαδραματίζουν κεντρικό ρόλο στην ανάπτυξη της σύγχρονης ναυτιλιακής βιομηχανίας. Από τον Σεπτέμβριο του 2021, οι Έλληνες πλοιοκτήτες έλεγχαν περίπου το 21% του παγκόσμιου στόλου [38] με αυτόν να περιλαμβάνει πλοία μεταφοράς χύδην φορτίου, δεξαμενόπλοιων καθώς επίσης και αυτά που μεταφέρουν εμπορευματοκιβώτια. Η επιτυχία της ελληνικής ναυτιλιακής βιομηχανίας μπορεί να αποδοθεί σε διάφορους παράγοντες, όπως η ανθεκτικότητα και η προσαρμοστικότητα των οικογενειακών επιχειρήσεων, η στρατηγική θέση της χώρας και η ισχυρή ναυτική παράδοση που έχει περάσει από γενιά σε γενιά. Η πόλη του Πειραιά, που βρίσκεται κοντά στην Αθήνα, είναι ένας σημαντικός ναυτιλιακός κόμβος και το επίκεντρο της ελληνικής ναυτιλιακής βιομηχανίας. Το λιμάνι του Πειραιά είναι ένα από τα μεγαλύτερα και πιο πολυσύχναστα λιμάνια της Μεσογείου, εξυπηρετώντας μια μεγάλη ποικιλία εμπορευμάτων και επιβατών. Πολυάριθμες ναυτιλιακές εταιρείες, εταιρείες διαχείρισης πλοίων και πάροχοι ναυτιλιακών

υπηρεσιών έχουν την έδρα τους στον Πειραιά, διαμορφώνοντας ένα ζωντανό ναυτιλιακό σύμπλεγμα που οδηγεί την ανάπτυξη και την καινοτομία του κλάδου. Η ναυτιλιακή βιομηχανία αποτελεί κρίσιμο συστατικό της ελληνικής οικονομίας, συμβάλλοντας ουσιαστικά στο ΑΕΠ της και παρέχοντας ευκαιρίες απασχόλησης τόσο άμεσα όσο και έμμεσα. Η ναυτιλία παράγει σημαντικά έσοδα από συνάλλαγμα για την Ελλάδα, ενισχύοντας το ισοζύγιο πληρωμών της χώρας και βοηθώντας την να αντιμετωπίσει τις οικονομικές προκλήσεις. Επιπλέον, η επιτυχία του κλάδου είχε πολλαπλασιαστικό αποτέλεσμα σε άλλους τομείς, όπως η ναυπηγική βιομηχανία, οι ναυτιλιακές υπηρεσίες και ο τουρισμός. Παρά τις επιτυχίες της, η ελληνική ναυτιλιακή βιομηχανία αντιμετωπίζει αρκετές προκλήσεις. Οι διακυμάνσεις των ναύλων και οι γεωπολιτικές εντάσεις που επηρεάζουν το παγκόσμιο εμπόριο μπορούν να δημιουργήσουν αβεβαιότητα και αστάθεια στον κλάδο. Επιπλέον, η βιομηχανία πρέπει να προσαρμοστεί στις νέες τεχνολογίες και την ψηφιοποίηση για να παραμείνει ανταγωνιστική στην παγκόσμια αγορά. Αυτό απαιτεί σημαντικές επενδύσεις για τον εκσυγχρονισμό των στόλων, την υιοθέτηση ψηφιακών λύσεων και την αναβάθμιση του εργατικού δυναμικού. Τα τελευταία χρόνια, η αυξανόμενη συνειδητοποίηση των περιβαλλοντικών επιπτώσεων της ναυτιλιακής βιομηχανίας έχει οδηγήσει σε αυξημένο έλεγχο και ρύθμιση. Αυτό περιλαμβάνει την ατμοσφαιρική ρύπανση, τις εκπομπές αερίων του θερμοκηπίου και τον κίνδυνο πετρελαιοκηλίδων. Ως σημαντικός παράγοντας στον κλάδο, η ελληνική ναυτιλιακή βιομηχανία πρέπει να πρωτοστατήσει στην υιοθέτηση πιο πράσινων τεχνολογιών και πρακτικών. Αυτό περιλαμβάνει επενδύσεις σε εναλλακτικά καύσιμα, όπως το υδροποιημένο φυσικό αέριο (LNG) και το υδρογόνο, καθώς και την εφαρμογή ενεργειακά αποδοτικών σχεδίων και συστημάτων για τη μείωση του περιβαλλοντικού τους αποτυπώματος [39]. Η ελληνική ναυτιλιακή βιομηχανία υπήρξε, και συνεχίζει να είναι, σημαντική δύναμη στο παγκόσμιο θαλάσσιο εμπόριο και διαχρονικά στην ιστορία της, έχει επιδείξει ανθεκτικότητα και προσαρμοστικότητά απέναντι σε πολυάριθμες προκλήσεις. Καθώς ο κλάδος εξελίσσεται για να αντιμετωπίσει τις περιβαλλοντικές ανησυχίες και να αγκαλιάζει τις νέες τεχνολογίες, η ελληνική ναυτιλιακή βιομηχανία βρίσκεται σε καλή θέση να συνεχίσει την κληρονομιά της ως παγκόσμια ναυτιλιακή δύναμη. Η ικανότητα της βιομηχανίας να προσαρμόζεται και να καινοτομεί θα είναι κρίσιμη για τη διαμόρφωση του μέλλοντος της και τη διασφάλιση της θέσης της ως ηγέτη στο συνεχώς μεταβαλλόμενο τοπίο της διεθνούς ναυτιλίας.

2.3 Αντίκτυπος της Τεχνητής Νοημοσύνης στη Ναυτιλία: Μελέτη Περιπτώσεων

Όπως είδαμε και προηγούμενός, η τεχνητή νοημοσύνη (AI) έχει αναδειχθεί ως ισχυρή κινητήρια δύναμη στον 21ο αιώνα, μεταμορφώνοντας τις βιομηχανίες σε όλο τον κόσμο με την αυτοματοποίηση των διαδικασιών, την ενίσχυση της λήψης αποφάσεων και τον επαναπροσδιορισμό των επιχειρηματικών μοντέλων. Ταυτόχρονα, και όντας ο ακρογωνιαίος λίθος του παγκόσμιου εμπορίου, η ναυτιλιακή βιομηχανία δεν αποτέλεσε εξαίρεση στην υιοθέτηση αυτής της τεχνολογικής επανάσταση. Η επιρροή της τεχνητής νοημοσύνης στον ναυτιλιακό τομέα είναι πολύπλευρη και περιλαμβάνει πτυχές όπως η πλοήγηση, η διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας, η αυτόνομη ναυτιλία, η περιβαλλοντική βιωσιμότητα, η ανάπτυξη εργατικού δυναμικού και η ασφάλεια στον κυβερνοχώρο. Σε αυτό το σημείο θα εμβαθύνουμε στον σημαντικό αντίκτυπο της τεχνητής νοημοσύνης στη ναυτιλιακή βιομηχανία, επισημαίνοντας τους καινοτόμους τρόπους με τους οποίους οι πρωτοβουλίες που βασίζονται στην τεχνητή νοημοσύνη έχουν συμβάλει στη βελτίωση της αποτελεσματικότητας, της ασφάλειας και της βιωσιμότητας στις ναυτιλιακές δραστηριότητες.

2.3.1 Συνεργασία Rolls-Royce και Google πάνω στα αυτόνομα πλοία

Η συνεργασία μεταξύ της Rolls-Royce και της Google για τη δημιουργία αυτόνομων συστημάτων πλοίων που βασίζονται στην τεχνητή νοημοσύνη είναι μια αξιοσημείωτη απεικόνιση της επιρροής της τεχνητής νοημοσύνης στον ναυτιλιακό τομέα [41]. Η συμμαχία είχε στόχο να αναπτύξει ένα σύστημα που θα μπορούσε να επεξεργάζεται δεδομένα από πολλές πηγές, όπως ραντάρ, κάμερες και αισθητήρες LIDAR, χρησιμοποιώντας τη μηχανή μηχανικής εκμάθησης του Google Cloud [41]. Τα πλοία θα είναι σε θέση να κάνουν ελιγμούς με ασφάλεια και αυτόνομα σε δύσκολες συνθήκες λόγω αυτού. Η προκύπτουσα τεχνολογία έχει τη δυνατότητα να μεταμορφώσει τη ναυσιπλοΐα του πλοίου, να μειώσει το ανθρώπινο σφάλμα και να μειώσει τις ατυχίες που προκαλούνται από τα σφάλματα πλοήγησης.

2.3.2 Πλατφόρμα Pronto του λιμανιού του Ρότερνταμ

Το λιμάνι του Ρότερνταμ, το μεγαλύτερο λιμάνι της Ευρώπης, έχει αναπτύξει την πλατφόρμα Pronto [42], ένα σύστημα που βασίζεται στην τεχνητή νοημοσύνη και έχει σχεδιαστεί για τη πιο αποδοτική λειτουργία των λιμενικών εργασιών και τη μείωση του χρόνου αναμονής για τα πλοία. Το Pronto είναι μια ψηφιακή πλατφόρμα που έχει σχεδιαστεί για τη βελτιστοποίηση των λιμενικών logistics με την ορθολογιστική επικοινωνία μεταξύ όλων των μελών που εμπλέκονται σε μια κλήση στο λιμάνι. Ο πυρήνας των δυνατοτήτων του Pronto βρίσκεται στη χρήση της τεχνητής νοημοσύνης. Οι αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης αναλύουν τεράστιες ποσότητες δεδομένων, συμπεριλαμβανομένων των προδιαγραφών του πλοίου, των λεπτομερειών φορτίου και των ιστορικών δεδομένων σχετικά με τις λιμενικές λειτουργίες για να προβλέψουν τη βέλτιστη ακολουθία γεγονότων για τη κάθε κλήση πλοίου στο λιμάνι. Αυτό περιλαμβάνει τον καθορισμό της καλύτερης ώρας για να φτάσει ένα πλοίο στο λιμάνι, την πιο αποτελεσματική σειρά φόρτωσης και εκφόρτωσης του φορτίου και τον βέλτιστο προγραμματισμό υπηρεσιών όπως ανεφοδιασμός καυσίμων, διάθεση απορριμμάτων και επιθεωρήσεις. Αυτό όχι μόνο ενισχύει την αποτελεσματικότητα των λιμενικών λειτουργιών, αλλά συμβάλλει επίσης στη βιωσιμότητα μειώνοντας τον χρόνο αδράνειας και τις σχετικές εκπομπές. Από την εφαρμογή του, το Pronto οδήγησε σε σημαντική μείωση του χρόνου αναμονής για τα πλοία στο λιμάνι του Ρότερνταμ επιτρέποντας πιο ακριβή και αποτελεσματικό προγραμματισμό των λιμενικών υπηρεσιών με αποτέλεσμα τα πλοία να περνούν λιγότερο χρόνο στο λιμάνι, οδηγώντας σε εξοικονόμηση κόστους για τις ναυτιλιακές εταιρείες και μείωση της συμφόρησης των λιμένων. Επιπλέον, παρέχοντας πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο για τις λιμενικές λειτουργίες, το Pronto επέτρεψε επίσης στις λιμενικές αρχές και στους παρόχους υπηρεσιών να διαχειρίζονται τους πόρους τους πιο αποτελεσματικά. Αυτό είχε ως αποτέλεσμα βελτιωμένη λειτουργική αποτελεσματικότητα και αυξημένη χωρητικότητα, επιτρέποντας στο λιμάνι του Ρότερνταμ να χειρίζεται περισσότερα σκάφη χωρίς την ανάγκη φυσικής επέκτασης. Μέσω της επιτυχίας του Pronto προσφέρεται μια συναρπαστική ευκαιρία μελέτης για άλλα λιμάνια σε όλο τον κόσμο. Αξιοποιώντας τη δύναμη της τεχνητής νοημοσύνης, η Pronto έδειξε πώς οι ψηφιακές τεχνολογίες μπορούν να μεταμορφώσουν τις παραδοσιακές λιμενικές λειτουργίες, οδηγώντας σε σημαντικές βελτιώσεις στην αποτελεσματικότητα, τη βιωσιμότητα και τη χωρητικότητα. Καθώς τα

λιμάνια σε όλο τον κόσμο αντιμετωπίζουν τις προκλήσεις της αύξησης του μεγέθους των πλοίων, του αυξανόμενου όγκου φορτίου και των αυξανόμενων περιβαλλοντικών ανησυχιών, λύσεις όπως το Pronto προσφέρουν μια πολλά υποσχόμενη πορεία προς έξυπνα, αποτελεσματικά και βιώσιμα λιμάνια του μέλλοντος.



Εικόνα 2.12: Γραφική απεικόνιση του πως δουλεύει η εφαρμογή

2.3.3 Πλατφόρμα Blockchain TradeLens της Maersk και της IBM

Η Maersk, η μεγαλύτερη εταιρεία μεταφοράς εμπορευματοκιβωτίων στον κόσμο, σε συνεργασία με την IBM, παγκόσμιου ηγέτη στις υπηρεσίες πληροφορικής και τις συμβουλές, ανέπτυξαν το TradeLens, μια μεταμορφωτική ψηφιακή πλατφόρμα με δυνατότητα blockchain που στοχεύει στην προώθηση πιο αποτελεσματικού και ασφαλούς παγκόσμιου εμπορίου [43]. Το TradeLens κυκλοφόρησε από τη Maersk και την IBM το 2018 για να αντιμετωπίσει την πολυπλοκότητα και την αναποτελεσματικότητα στις παγκόσμιες αλυσίδες εφοδιασμού. Η πλατφόρμα αξιοποιεί τη διαφάνεια, την ασφάλεια και την ιχνηλασιμότητα της τεχνολογίας blockchain για να διευκολύνει την απρόσκοπτη ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ των πολυάριθμων φορέων που εμπλέκονται στο ταξίδι

μιας αποστολής. Η πλατφόρμα ενσωματώνει και ψηφιοποιεί ογκώδη δεδομένα της εφοδιαστικής αλυσίδας από διάφορες πηγές, όπως αποστολές, ναυτιλιακές γραμμές, λιμάνια, τερματικά, τελωνειακές αρχές και διαμεταφορείς, δημιουργώντας ένα αμετάβλητο αρχείο του κύκλου ζωής μιας αποστολής. Αυτές οι πληροφορίες, όταν αποσιωπηθούν και είναι δύσκολο να συγχρονιστούν, γίνονται εύκολα προσβάσιμες και επαληθεύσιμες, ενισχύοντας τη διαφάνεια και την εμπιστοσύνη μεταξύ των συμμετεχόντων. Η υποκείμενη τεχνολογία του TradeLens είναι το blockchain, ένα αποκεντρωμένο καθολικό που καταγράφει με ασφάλεια τις συναλλαγές σε πολλούς υπολογιστές. Αυτή η τεχνολογία διασφαλίζει ότι κάθε συναλλαγή στην πλατφόρμα είναι διαφανής, αμετάβλητη και επαληθεύσιμη, εξαλείφοντας την ανάγκη για μεσάζοντες και μειώνοντας τον κίνδυνο απάτης και λαθών. Η τεχνητή νοημοσύνη συμπληρώνει το blockchain στο TradeLens παρέχοντας προγνωστικά αναλυτικά στοιχεία, ενισχύοντας την ορατότητα και επιτρέποντας την προληπτική λήψη αποφάσεων. Για παράδειγμα, η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να αναλύσει ιστορικά δεδομένα και δεδομένα σε πραγματικό χρόνο για να προβλέψει τις καθυστερήσεις αποστολής, επιτρέποντας στους ενδιαφερόμενους να προσαρμόσουν τις δραστηριότητές τους ανάλογα και να ελαχιστοποιήσουν τις διακοπές. Με την ψηφιοποίηση και τον εξορθολογισμό της ανταλλαγής δεδομένων της εφοδιαστικής αλυσίδας, η πλατφόρμα μείωσε τον χρόνο και το κόστος που σχετίζεται με τις μη αυτόματες διαδικασίες τεκμηρίωσης. Η Maersk ανέφερε ότι η χρήση του TradeLens μείωσε τον χρόνο διέλευσης μιας αποστολής υλικών συσκευασίας σε μια γραμμή παραγωγής στις Ηνωμένες Πολιτείες κατά 40%, εξοικονομώντας χιλιάδες δολάρια. Επιπλέον, η διαφάνεια και η ιχνηλασιμότητα της πλατφόρμας έχουν ενισχύσει την ασφάλεια και την αξιοπιστία των παγκόσμιων αλυσίδων εφοδιασμού. Αυτό ήταν ιδιαίτερα πολύτιμο σε βιομηχανίες όπως τα φαρμακευτικά προϊόντα και τα τρόφιμα, όπου η επαλήθευση της γνησιότητας και της ασφάλειας των προϊόντων είναι κρίσιμης σημασίας. Η TradeLens έχει επίσης διευκολύνει τη μεγαλύτερη συνεργασία και την καινοτομία στον κλάδο παρέχοντας μια ανοιχτή και ουδέτερη πλατφόρμα, δίνοντας τη δυνατότητα στους συμμετέχοντες να αναπτύξουν νέα επιχειρηματικά μοντέλα και υπηρεσίες που βελτιώνουν την αποτελεσματικότητα και τη βιωσιμότητα του παγκόσμιου εμπορίου. Η επιτυχία του TradeLens υπογραμμίζει τις μετασχηματιστικές δυνατότητες του blockchain και της τεχνητής νοημοσύνης στη ναυτιλιακή βιομηχανία. Καθώς η πλατφόρμα συνεχίζει να εξελίσσεται και να προσελκύει

περισσότερους συμμετέχοντες, είναι έτοιμη να επιφέρει ακόμη μεγαλύτερη αποτελεσματικότητα και καινοτομία στο παγκόσμιο εμπόριο. Ωστόσο, το πλήρες δυναμικό του TradeLens και παρόμοιων πλατφόρμων εξαρτάται από την ευρεία υιοθέτησή τους σε ολόκληρο τον κλάδο. Αυτό απαιτεί να ξεπεραστούν προκλήσεις, όπως ανησυχίες σχετικά με το απόρρητο δεδομένων, ρυθμιστικά εμπόδια και αντίσταση στην αλλαγή. Ωστόσο, δεδομένων των σημαντικών πλεονεκτημάτων αυτών των πλατφόρμων, υπάρχει ένα ισχυρό κίνητρο για τη βιομηχανία να ξεπεράσει αυτές τις προκλήσεις και να αγκαλιάσει την ψηφιακή επανάσταση στο παγκόσμιο εμπόριο.

2.3.4 Ευφυής βελτιστοποίηση διαδρομών πλοίων της Wärtsilä

Η Wärtsilä, μια φινλανδική εταιρεία τεχνολογίας με έμφαση στους τομείς της ναυτιλίας και της ενέργειας, έχει αναπτύξει μια ιδέα έξυπνου πλοίου που ενσωματώνει τεχνητή νοημοσύνη και μηχανική μάθηση για τη βελτιστοποίηση της διαδρομής και της κατανάλωσης ενέργειας ενός πλοίου. Η ιδέα αποσκοπεί στην ενίσχυση της αποτελεσματικότητας, της ασφάλειας και της βιωσιμότητας των ναυτιλιακών επιχειρήσεων. Ένα από τα βασικά στοιχεία της έννοιας του ευφυούς πλοίου της Wärtsilä [44] είναι η λύση Fleet Operations Solution (FOS). Το FOS είναι μια ολοκληρωμένη πλατφόρμα που συνδυάζει το σχεδιασμό ταξιδιού, τη δρομολόγηση με βάση τις καιρικές συνθήκες και την παρακολούθηση της απόδοσης του πλοίου για τη βελτιστοποίηση της διαδρομής και της ταχύτητας του πλοίου. Αναλύοντας δεδομένα από πολλαπλές πηγές, συμπεριλαμβανομένων των μετεωρολογικών προβλέψεων, των συνθηκών θάλασσας και των μετρήσεων απόδοσης του πλοίου, το σύστημα καθορίζει τη βέλτιστη διαδρομή και ταχύτητα για κάθε πλοίο, μεγιστοποιώντας την αποδοτικότητα των καυσίμων και μειώνοντας τις εκπομπές. Η λύση Fleet Operations Solution περιλαμβάνει τα ακόλουθα χαρακτηριστικά:

- **Σχεδιασμός ταξιδιού:** Το FOS παρέχει ένα ολοκληρωμένο εργαλείο σχεδιασμού ταξιδιών που βοηθά τις ναυτιλιακές εταιρείες να σχεδιάζουν και να διαχειρίζονται αποτελεσματικότερα τις διαδρομές των πλοίων τους. Λαμβάνει υπόψη διάφορους παράγοντες, όπως οι συνθήκες της θάλασσας,

οι προβλέψεις καιρού και οι περιορισμοί πλοήγησης, για να δημιουργήσει μια βέλτιστη διαδρομή για κάθε ταξίδι.

Δρομολόγηση με βάση τις καιρικές συνθήκες: Το FOS χρησιμοποιεί προηγμένους αλγορίθμους δρομολόγησης καιρού για τη βελτιστοποίηση της διαδρομής του πλοίου με βάση τις καιρικές και θαλάσσιες συνθήκες. Αποφεύγοντας τις δυσμενείς καιρικές συνθήκες και τη θαλασσοταραχή, το σύστημα ελαχιστοποιεί τους κινδύνους που σχετίζονται με τις δυσμενείς καιρικές συνθήκες, όπως ζημιές στο φορτίο και τραυματισμούς του πληρώματος, ενώ παράλληλα μειώνει την κατανάλωση καυσίμων και τις εκπομπές ρύπων.

- **Παρακολούθηση της απόδοσης του πλοίου:** Το FOS παρακολουθεί συνεχώς την απόδοση του πλοίου, αναλύοντας παραμέτρους όπως η ταχύτητα, η κατανάλωση καυσίμου και η απόδοση του κινητήρα. Οι πληροφορίες αυτές χρησιμοποιούνται για τον εντοπισμό πιθανών ανεπαρκειών και ευκαιριών βελτιστοποίησης, επιτρέποντας στις ναυτιλιακές εταιρείες να λαμβάνουν αποφάσεις βάσει δεδομένων που βελτιώνουν τη συνολική απόδοση του στόλου τους.
- **Συνδεσιμότητα και συνεργασία:** Το FOS συνδέει τα συστήματα επί του σκάφους με τις λειτουργίες στην ξηρά, επιτρέποντας στις ναυτιλιακές εταιρείες να μοιράζονται δεδομένα και πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο μεταξύ του στόλου τους, καθώς και με εξωτερικούς ενδιαφερόμενους φορείς, όπως οι λιμενικές αρχές και οι ιδιοκτήτες φορτίων. Αυτή η συνδεσιμότητα ενισχύει τη συνεργασία και βελτιώνει τη συνολική επιχειρησιακή αποδοτικότητα.
- **Ενσωμάτωση με άλλες λύσεις της Wärtsilä:** Το FOS μπορεί να ενσωματωθεί με άλλες λύσεις της Wärtsilä, όπως το ολοκληρωμένο σύστημα πλοήγησης Wärtsilä Nacos Platinum, το οποίο παρέχει προηγμένες δυνατότητες πλοήγησης και βελτιωμένη επίγνωση της κατάστασης των πλοίων.

Αξιοποιώντας την Τεχνητή Νοημοσύνη και τη μηχανική μάθηση, η έννοια του ευφυούς πλοίου και η λύση Fleet Operations Solution της Wärtsilä συμβάλλουν σε μια πιο

βιώσιμη ναυτιλιακή βιομηχανία, βελτιστοποιώντας την κατανάλωση καυσίμων, μειώνοντας τις εκπομπές και βελτιώνοντας τη συνολική επιχειρησιακή αποδοτικότητα. Το σύστημα συμβάλλει επίσης στην ενίσχυση της ναυτικής ασφάλειας, παρέχοντας καλύτερες πληροφορίες πλοήγησης και δρομολόγησης για τις καιρικές συνθήκες, μειώνοντας τους κινδύνους που σχετίζονται με τις κακοκαιρίες και τις θαλασσοταραχές.

2.3.5 Ανίχνευση Απάτης

Καθώς η βιομηχανία πλέει προς τον ψηφιακό μετασχηματισμό, η απόκοσμη σιλουέτα των δόλιων δραστηριοτήτων ρίχνει μια μεγαλύτερη σκιά, προκαλώντας νέες προκλήσεις και τρωτά σημεία. Ωστόσο, σε αυτήν την ψηφιακή εποχή, η τεχνολογία δεν αποτελεί αποκλειστικά πηγή νέων απειλών αφού φέρνει επίσης και την υπόσχεση για καινοτόμα αντίμετρα. Χρησιμοποιώντας εξελιγμένους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης μπορούν να αναλυθούν ιστορικά αρχεία αποστολής, να εντοπιστούν μοτίβα και να επισημανθούν ανώμαλες δραστηριότητες που μπορεί να υποδηλώνουν δόλιες συναλλαγές [45]. Ο μηχανισμός ανίχνευσης απάτης με γνώμονα την τεχνητή νοημοσύνη λειτουργεί με μια απλή αρχή: οι περισσότερες συναλλαγές στη ναυτιλιακή βιομηχανία ακολουθούν προβλέψιμα πρότυπα και δραστηριότητες και οποιαδήποτε απόκλιση από αυτά τα πρότυπα θα μπορούσε να υποδηλώσει πιθανή απάτη. Αναλύοντας τεράστιες ποσότητες ιστορικών δεδομένων, η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να μάθει τι αποτελεί μια «κανονική» συναλλαγή και στη συνέχεια να επισημάνει δραστηριότητες που δεν εμπίπτουν σε αυτόν τον κανόνα. Αυτή η ανίχνευση σε πραγματικό χρόνο επιτρέπει στις ναυτιλιακές εταιρείες να ενεργούν ακαριαία, αποτρέποντας πιθανή απάτη προτού αυτή προκαλέσει σημαντική ζημιά. Τα οφέλη της ανίχνευσης απάτης με τεχνητή νοημοσύνη είναι πολλαπλά. Πρώτον, βελτιώνει σημαντικά τη λειτουργική αποτελεσματικότητα αυτοματοποιώντας τη διαδικασία παρακολούθησης και ανάλυσης των συναλλαγών με ένταση εργασίας. Δεύτερον, διατηρεί την ακεραιότητα της εφοδιαστικής αλυσίδας εντοπίζοντας και αποτρέποντας έγκαιρα δόλιες δραστηριότητες, προστατεύοντας έτσι τα οικονομικά και τη φήμη της εταιρείας. Επιπλέον, η προγνωστική φύση της τεχνητής νοημοσύνης επιτρέπει στο σύστημα να μαθαίνει συνεχώς από νέα δεδομένα, βελτιώνοντας την ακρίβεια και την αξιοπιστία του με την πάροδο του χρόνου. Ωστόσο, η

εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης στον εντοπισμό απάτης θέτει επίσης προκλήσεις. Το απόρρητο και η ασφάλεια των δεδομένων αποτελούν πρωταρχικά ζητήματα, καθώς το σύστημα απαιτεί πρόσβαση σε τεράστιες ποσότητες ευαίσθητων δεδομένων συναλλαγών. Η διασφάλιση της ασφαλούς αποθήκευσης και επεξεργασίας αυτών των δεδομένων είναι απαραίτητη για τη διατήρηση της εμπιστοσύνης των ενδιαφερομένων και τη συμμόρφωση με τους κανονισμούς προστασίας δεδομένων. Επιπλέον, η πολυπλοκότητα των δόλιων σχημάτων εξελίσσεται συνεχώς, απαιτώντας από το σύστημα AI να προσαρμοστεί και να μάθει νέα πρότυπα απάτης. Αυτό υπογραμμίζει την ανάγκη για συνεχείς επενδύσεις στην τεχνολογία AI, την ασφάλεια δεδομένων και το εξειδικευμένο προσωπικό για τη διαχείριση και την ερμηνεία των ευρημάτων του συστήματος. Ενώ υπάρχουν προκλήσεις, τα πιθανά οφέλη όσον αφορά τη λειτουργική αποτελεσματικότητα, την οικονομική προστασία και την ακεραιότητα της εφοδιαστικής αλυσίδας είναι σημαντικά. Καθώς η τεχνολογία AI συνεχίζει να εξελίσσεται και να ωριμάζει, ο ρόλος της στην προστασία της ναυτιλιακής βιομηχανίας από απάτες αναμένεται να αυξηθεί ακόμη περισσότερο.

Τα πραγματικά παραδείγματα που επισημάναμε, συμπεριλαμβανομένου του ρόλου της τεχνητής νοημοσύνης στη βελτιστοποίηση και την πλοήγηση, τα αυτόνομα πλοία, την προγνωστική συντήρηση, τις λιμενικές λειτουργίες και την ενσωμάτωση της με την τεχνολογία blockchain, τονίζουν το εύρος και το βάθος της επιρροής της τεχνητής νοημοσύνης στον κλάδο. Η λύση Fleet Operations της Wärtsilä, το σύστημα Intelligent Awareness της Rolls-Royce, το σύστημα πρόβλεψης συντήρησης της Kongsberg Maritime, η πλατφόρμα Pronto του Port of Rotterdam και η πλατφόρμα TradeLens της Maersk και της IBM είναι όλα εμβληματικά αυτής της αλλαγής. Το καθένα αντιπροσωπεύει μια μοναδική εφαρμογή τεχνολογίας AI σχεδιασμένη να αντιμετωπίζει κρίσιμες προκλήσεις στον κλάδο, από τη βελτίωση της λειτουργικής αποτελεσματικότητας και ασφάλειας έως τη μείωση των περιβαλλοντικών επιπτώσεων και τη διευκόλυνση του ασφαλούς παγκόσμιου εμπορίου. Το AI έχει αναμφίβολα οδηγήσει σε σημαντικές προόδους στη ναυτιλιακή βιομηχανία ωστόσο το ταξίδι προς την πλήρη ολοκλήρωση είναι ακόμη σε εξέλιξη. Καθώς η βιομηχανία συνεχίζει να αντιμετωπίζει τις προκλήσεις που έχουμε ήδη αναφέρει, η τεχνητή νοημοσύνη παρουσιάζει ένα ισχυρό εργαλείο για την αντιμετώπιση τους. Ωστόσο, η επιτυχής εφαρμογή αυτών των τεχνολογιών θα εξαρτηθεί από την ευρεία

υιοθέτησή τους και την ικανότητα του κλάδου να ξεπεράσει πιθανά εμπόδια, όπως οι ανησυχίες σχετικά με την προστασία της ιδιωτικής ζωής των δεδομένων και την αντίσταση στην αλλαγή. Επιπλέον, καθώς αυτές οι τεχνολογίες συνεχίζουν να εξελίσσονται και να ωριμάζουν, οι δυνατότητές τους να μεταμορφώσουν τη ναυτιλιακή βιομηχανία γίνεται όλο και πιο εμφανής. Το μέλλον της ναυτιλιακής βιομηχανίας, που τροφοδοτείται από την τεχνητή νοημοσύνη, υπόσχεται βελτιωμένη λειτουργική απόδοση, βελτιωμένη ασφάλεια και σημαντική μείωση των περιβαλλοντικών επιπτώσεων. Ωστόσο, είναι ζωτικής σημασίας για τη βιομηχανία να καλλιεργήσει μια κουλτούρα καινοτομίας και ετοιμότητας για αλλαγή ώστε να αξιοποιήσει πλήρως τις δυνατότητες της τεχνητής νοημοσύνης. Συμπερασματικά, η ενσωμάτωση τεχνολογιών τεχνητής νοημοσύνης στη ναυτιλιακή βιομηχανία σηματοδοτεί ένα σημαντικό βήμα προς ένα αποτελεσματικό, ασφαλές και βιώσιμο μέλλον. Οι εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης που έχουν ήδη αναφερθεί σε αυτό το δοκίμιο χρησιμεύουν ως απόδειξη της μεταμορφωτικής δύναμης αυτής της τεχνολογίας και παρέχουν μια ματιά σε ένα μέλλον όπου το AI είναι πλήρως ενσωματωμένο στον ιστό της ναυτιλιακής βιομηχανίας οδηγώντας την προς ένα πολλά υποσχόμενο και ευημερούν μέλλον.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Βιβλιογραφική ανασκόπηση μοντέλων AI για τη βελτιστοποίηση εκπομπής ρύπων (CO2 Emission)

3.1 Εισαγωγή

Το παρόν κεφάλαιο επιχειρεί να παρουσιάσει μια όσο το δυνατό πιο ολοκληρωμένη ανασκόπηση της υπάρχουσας βιβλιογραφίας σχετικά με τα μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης που χρησιμοποιούνται για τη βελτιστοποίηση της εκπομπής ρύπων στη ναυτιλιακή βιομηχανία (CO2 Emissions). Αρχικά εξερευνήθηκε ένα ευρύ φάσμα μεθοδολογιών το οποίο περιλαμβάνει ανάλυση μεγάλων δεδομένων (Big Data), αλγόριθμους μηχανικής μάθησης (μοντέλα παλινδρόμησης και δέντρα αποφάσεων), συνελκτικά και επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα καθώς επίσης και προηγμένες μέθοδοι όπως η ενισχυτική μάθηση. Το κεφάλαιο αυτό ολοκληρώθηκε με την ανάλυση μερικών πιο γενικών paper για την εφαρμογή μοντέλων AI στη βελτιστοποίηση των CO2 emissions, όχι απαραίτητα στον ναυτιλιακό τομέα, προκειμένου να έχουμε μια πιο ολοκληρωμένη εικόνα για αυτό το θέμα.

3.2 Βελτιστοποίηση εκπομπών ρύπων στη ναυτιλία

3.2.1 Ανάλυση Μεγάλων Δεδομένων

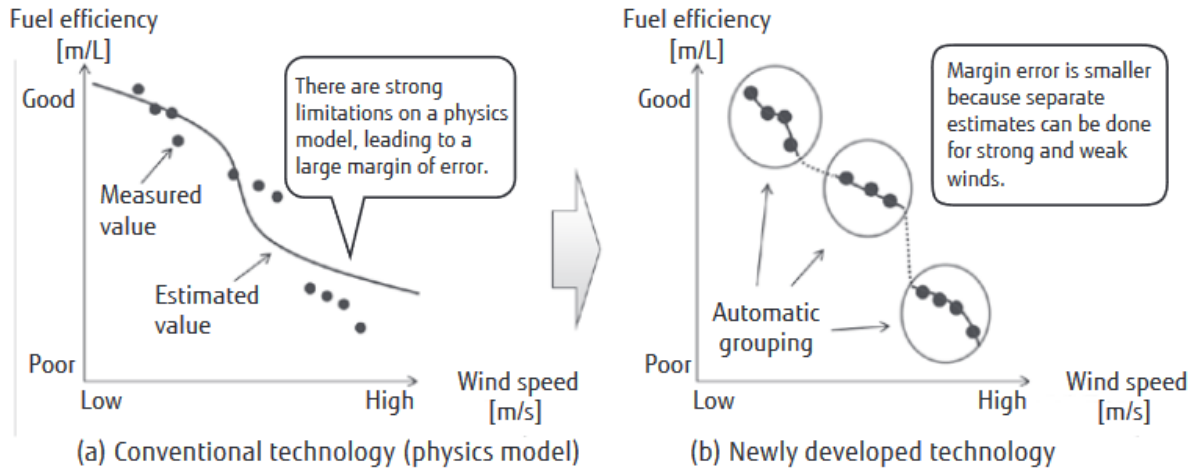
Σε μια εποχή όπου η έκκληση για πιο πράσινες και βιώσιμες τεχνολογίες στο τομέα της ναυτιλίας είναι πιο ηχηρή από ποτέ, (βλ. προηγούμενο κεφάλαιο) η πρόκληση της βελτίωσης της απόδοσης των καυσίμων και του περιορισμού των εκπομπών άνθρακα αποτελεί βασικό επίκεντρο των ερευνητών και των ειδικών του κλάδου. Μια σημαντική ανακάλυψη σε αυτόν τον τομέα προέκυψε από τα εργαστήρια της Fujitsu [46], όπου αναπτύχθηκε μια νέα τεχνολογία η οποία χρησιμοποιεί έναν συνδυασμό ανάλυσης μεγάλων δεδομένων και τεχνητής νοημοσύνης για την εκτίμηση και απεικόνιση των επιδόσεων των πλοίων σε πραγματικά θαλάσσια ύδατα με υψηλό βαθμό ακρίβειας και μέσω της εφαρμογής των αποτελεσμάτων στην προσομοίωση δρομολόγησης καιρικών συνθηκών, τη δυνατότητα μεγάλης βελτίωσης της οικονομίας καυσίμου. Με την ανάλυση μεγάλου όγκου δεδομένων λειτουργίας του πλοίου και δεδομένων καταγραφής του

κινητήρα, η τεχνολογία μπορεί να προσδιορίσει την πραγματική επίδραση των ανέμων και των κυμάτων σε ένα πλοίο, χωρίς τη χρήση συμβατικών μοντέλων φυσικής. Η τεχνολογία απεικονίζει την ταχύτητα και την αποδοτικότητα των πλοίων και εκτιμά την ταχύτητα και την κατανάλωση καυσίμων των πλοίων σε πραγματικές διαδρομές. Η ταχύτητα των πλοίων και η κατανάλωση καυσίμων μπορούν να εκτιμηθούν με σφάλμα 5% ή λιγότερο.

Το μοντέλο τεχνητής νοημοσύνης που χρησιμοποιήθηκε βασίζεται σε έναν αλγόριθμο μηχανικής μάθησης που εφαρμόζει μια τεχνική που ονομάζεται παλινδρόμηση του πλησιέστερου γείτονα (k - nearest neighbor regression) για την εκτίμηση της ταχύτητας του πλοίου μέσα στο νερό (STW – Speed Through The Water) και της κατανάλωσης καυσίμου με βάση τα επιχειρησιακά δεδομένα. Ο αλγόριθμος εκπαιδεύεται χρησιμοποιώντας ένα μεγάλο σύνολο δεδομένων τα οποία περιλαμβάνουν πληροφορίες όπως η ταχύτητα του πλοίου, η ισχύς του κινητήρα, η κατανάλωση καυσίμου, η ταχύτητα και η κατεύθυνση του ανέμου, το ύψος και η κατεύθυνση των κυμάτων καθώς επίσης και η ταχύτητα και η κατεύθυνση του θαλάσσιου ρεύματος. Ο αλγόριθμος επικυρώνεται χρησιμοποιώντας μια μέθοδο 10πλής διασταυρούμενης επικύρωσης η οποία περιλαμβάνει τη διαίρεση του συνόλου δεδομένων σε 10 μπλοκ, την επιλογή και εκμάθηση εννέα από αυτών και τη χρήση των δεδομένων του υπόλοιπου μπλοκ για την αξιολόγηση του σφάλματος εκτίμησης με το Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (ΜΑΠΣ), να χρησιμοποιείται ως δείκτης σφάλματος για την αξιολόγηση του σφάλματος εκτίμησης.

Τα αποτελέσματα ενός πειράματος επίδειξης στα ανοικτά της Tateyama (παραθαλάσσια πόλη στην Ιαπωνία) ενσωματώθηκαν στην προσομοίωση δρομολόγησης καιρού του TUMSAT (Tokyo University of Marine Science and Technology) και αξιολογήθηκε η επίδραση της μείωσης της κατανάλωσης καυσίμων από αυτή την τεχνολογία. Επιβεβαιώθηκε ότι κατά την πλοήγηση σε βέλτιστες διαδρομές με βάση τις επιδόσεις του πλοίου που απεικονίζονται από αυτή την τεχνολογία, η κατανάλωση καυσίμων μπορεί να μειωθεί κατά περίπου 5% σε σύγκριση με την πλοήγηση στη συντομότερη διαδρομή και, ως αποτέλεσμα, μπορεί να επιτευχθεί σημαντική μείωση του κόστους καυσίμων και των εκπομπών CO₂. Οι συγγραφείς σχεδιάζουν να βελτιώσουν περαιτέρω την ακρίβεια εκτίμησης αυτής της τεχνολογίας μέσω συνεργατικής έρευνας με το Πανεπιστήμιο Θαλάσσιας Επιστήμης και Τεχνολογίας του Τόκιο στο μέλλον. Συνολικά, η τεχνολογία αυτή έχει τη δυνατότητα να βελτιώσει σημαντικά την απόδοση της

δρομολόγησης των καιρικών συνθηκών και να μειώσει την κατανάλωση καυσίμων και τις εκπομπές CO₂ στη ναυτιλιακή βιομηχανία.

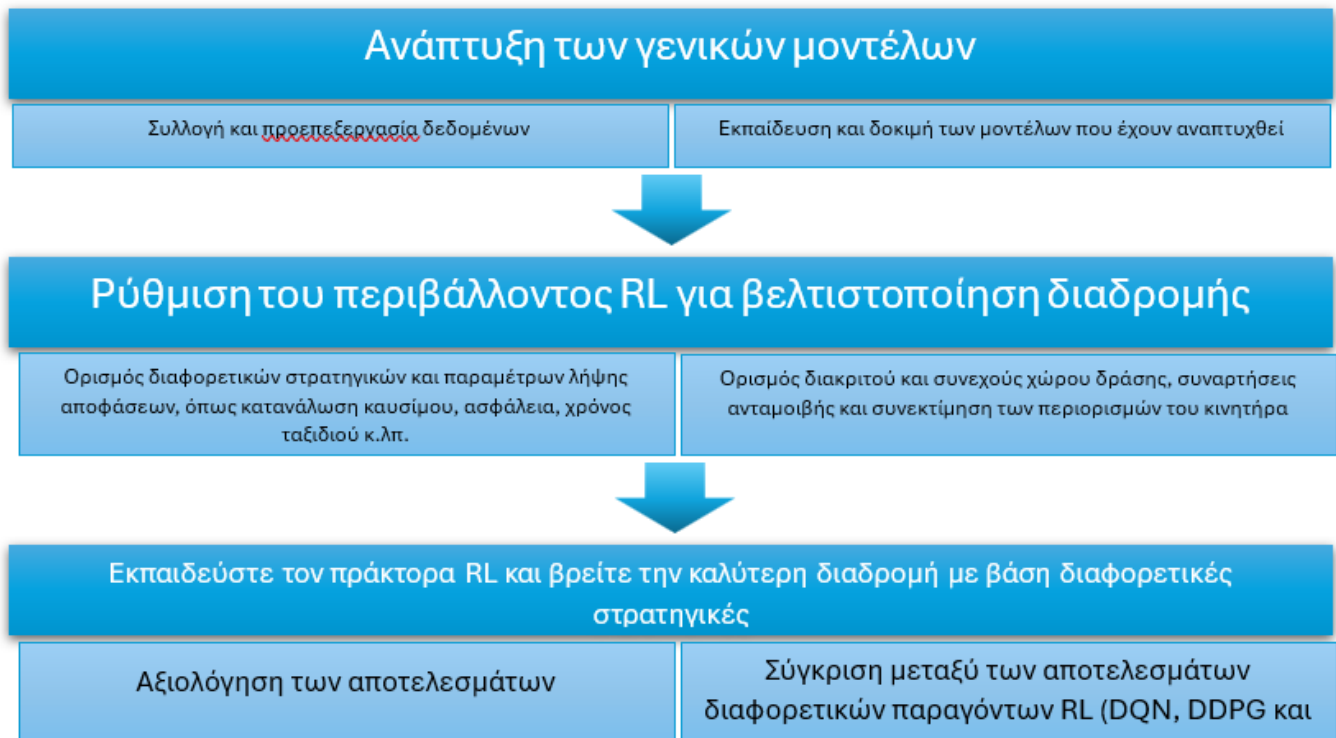


Εικόνα 3.1: Διαφορές μεταξύ της συμβατικής τεχνολογίας και της νέας τεχνολογίας [46]

Οι συγγραφείς αυτής της έρευνας πιστεύουν ότι αυτή η τεχνολογία μπορεί να εφαρμοστεί όχι μόνο σε εμπορικά πλοία, αλλά και σε αλιευτικά σκάφη, σκάφη αναψυχής και άλλους τύπους πλοίων. Σημειώνουν επίσης ότι η προτεινόμενη τεχνολογία είναι καταλληλότερη για τη βέλτιστη επιλογή διαδρομής από τους παραδοσιακούς αλγορίθμους δρομολόγησης με βάση τον καιρό που χρησιμοποιούν μοντέλα φυσικής. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι η τεχνολογία μπορεί να εκτιμήσει τις επιδόσεις των πλοίων με βάση πραγματικά επιχειρησιακά δεδομένα, αντί να βασίζεται σε θεωρητικά μοντέλα που ενδέχεται να μην αντικατοπτρίζουν με ακρίβεια τις συνθήκες του πραγματικού κόσμου. Επιπλέον επισημαίνεται από τους ερευνητές ότι η τεχνολογία αυτή μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε συνδυασμό με άλλες εφαρμογές, όπως συστήματα πρόβλεψης καιρού και παρακολούθησης της απόδοσης των πλοίων, για να βελτιωθεί περαιτέρω η ακρίβεια της επιλογής διαδρομής και η βελτιστοποίηση της αποδοτικότητας καυσίμου.

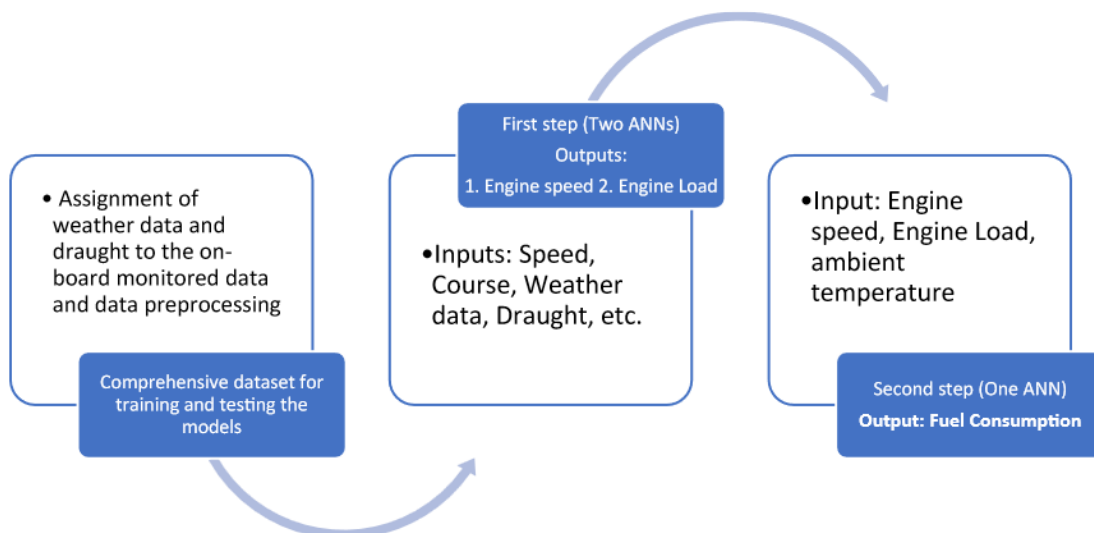
3.2.2 Ενισχυμένη Μάθηση (Reinforcement Learning) – Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANN Artificial Neuron Networks)

Συνεχίζοντας στο κομμάτι του route optimization, εξετάστηκε μία νέα και καινοτόμος προσέγγιση για τη βελτιστοποίηση της θαλάσσιας διαδρομής χρησιμοποιώντας μεθόδους ενισχυτικής μάθησης (RL) με στόχο τη μείωση της κατανάλωσης καυσίμου και την ελαχιστοποίηση των εκπομπών CO₂. Το RL είναι ένα ισχυρό εργαλείο για την επίλυση σύνθετων προβλημάτων βελτιστοποίησης και έχει χρησιμοποιηθεί με επιτυχία σε άλλους τομείς, όπως η ρομποτική και τα τυχερά παιχνίδια. Οι συγγραφείς αυτής της έρευνας [47] ανέπτυξαν ένα γενικό μοντέλο πλοίου χρησιμοποιώντας τεχνητά feed-forward νευρωνικά δίκτυα (ANN) για να προβλέψουν την κατανάλωση καυσίμου με βάση παραμέτρους εισόδου, όπως δεδομένα καιρού, ταχύτητα πλοίου, ταχύτητα κινητήρα, φορτίο κινητήρα και θερμοκρασία περιβάλλοντος. Στη συνέχεια χρησιμοποίησαν τρεις διαφορετικές μεθόδους RL, δηλαδή Deep Q-Network (DQN), Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG) και Proximal Policy Optimization (PPO), για να βελτιστοποιήσουν τη διαδρομή του πλοίου και να μειώσουν την κατανάλωση καυσίμου.



Εικόνα 3.2: Γραφική Απεικόνιση του Workflow Overview [47]

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η προτεινόμενη προσέγγιση μπορεί να μειώσει σημαντικά την κατανάλωση καυσίμων και τις εκπομπές CO₂, διατηρώντας παράλληλα υψηλό επίπεδο ακρίβειας στην πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμων. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η DDPG ήταν η πιο αποτελεσματική μέθοδος για τη μείωση της κατανάλωσης καυσίμων, επιτυγχάνοντας εξοικονόμηση έως και 6,64%. Συγκριτικά, η DQN, η οποία είναι μια μέθοδος με διακριτό χώρο δράσης, πέτυχε εξοικονόμηση μόλις 1,07%. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι η DQN μπορεί να λάβει μόνο έναν περιορισμένο αριθμό ενεργειών, γεγονός που περιορίζει τη δυνατότητά της να βελτιστοποιήσει τη διαδρομή του πλοίου. Από την άλλη πλευρά, η DDPG είναι μια μέθοδος βέλτιστης πολιτικής (On-Off Policy) που επιτρέπει έναν συνεχή χώρο ενεργειών, γεγονός που την καθιστά πιο αποτελεσματική στη βελτιστοποίηση της διαδρομής του πλοίου. Οι συγγραφείς συνέκριναν επίσης την προσέγγισή τους με άλλες υπάρχουσες μεθόδους και διαπίστωσαν ότι η προσέγγισή τους υπερτερεί αυτών των μεθόδων όσον αφορά τη μείωση της κατανάλωσης καυσίμου.



Εικόνα 3.3: Η ροή εργασίας για τη μοντελοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου [47]

Ένα από τα δυνατά σημεία της έρευνας ήταν η χρήση δεδομένων από τον πραγματικό κόσμο για την ανάπτυξη του μοντέλου του πλοίου. Χρησιμοποιήθηκαν επί του πλοίου καταγεγραμμένα δεδομένα πραγματικού κόσμου για να αναπτυχθεί ένα γενικό μοντέλο πλοίου δύο τμημάτων με βάση τα ANN. Αυτή η προσέγγιση είναι πιο ακριβής από τη χρήση προσομοιωμένων δεδομένων και μπορεί να παρέχει πιο ρεαλιστικές προβλέψεις της κατανάλωσης καυσίμου. Χρησιμοποιήθηκαν επίσης μια ποικιλία δεδομένων καιρού για

την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου, η οποία αποτελεί σημαντικό παράγοντα στη βελτιστοποίηση των θαλάσσιων διαδρομών. Η χρήση μεθόδων RL επέτρεψε στους συγγραφείς να βελτιστοποιήσουν ταυτόχρονα την ταχύτητα και την πορεία του πλοίου, γεγονός που αποτελεί σημαντικό παράγοντα για τη μείωση της κατανάλωσης καυσίμων.

Ωστόσο, υπάρχουν ορισμένοι περιορισμοί στην παρούσα εργασία που πρέπει να ληφθούν υπόψη. Ένας περιορισμός είναι η ανάγκη για πιο ακριβή δεδομένα καιρού. Χρησιμοποιήθηκε μια ποικιλία δεδομένων για να προβλεφθεί η κατανάλωση καυσίμου, αλλά η ακρίβεια αυτών των προβλέψεων εξαρτάται από την ακρίβεια των ίδιων των δεδομένων. Τα ανακριβή δεδομένα οδηγούν σε ανακριβείς προβλέψεις κατανάλωσης καυσίμων, γεγονός που μπορεί να επηρεάσει την αποτελεσματικότητα των μεθόδων που χρησιμοποιήθηκαν. Ένας άλλος περιορισμός είναι η υπολογιστική τους πολυπλοκότητα και κατ' επέκταση κόστος, γεγονός που περιορίζει την χρήση τους σε πραγματικές εφαρμογές. Οι συγγραφείς αναγνώρισαν αυτόν τον περιορισμό και πρότειναν μελλοντικές ερευνητικές κατευθύνσεις που επικεντρώνονται στην ανάπτυξη πιο αποδοτικών αλγορίθμων RL.

3.2.3 Διαδικασία Gauss - ANN

Μια παρόμοια με τη προηγούμενη εργασία, από άποψη μεθοδολογίας [48], συνέκρινε την απόδοση δύο στατιστικών μοντέλων, του τεχνητού νευρωνικού δικτύου και της διαδικασίας Gaussian για την πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης των πλοίων και την αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας διαφόρων στρατηγικών μετριασμού που συμβάλουν στη μείωση των εκπομπών των πλοίων.

Τα μοντέλα αναπτύχθηκαν χρησιμοποιώντας εισόδους (inputs) όπως ταχύτητα, trim², βύθισμα και καιρικές συνθήκες, ενώ η έξοδος (output) είναι η κατανάλωση καυσίμου του πλοίου. Τα μοντέλα εκπαιδεύτηκαν και επικυρώθηκαν χρησιμοποιώντας δεδομένα από ένα χημικό δεξαμενόπλοιο, συμπεριλαμβανομένων δεδομένων AIS, μεσημεριανών αναφορών και μετεωρολογικών αναφορών από τον Ιανουάριο του 2017 έως τον Μάρτιο του 2018. Στη μελέτη περίπτωσης εξετάστηκαν τρεις στρατηγικές μετριασμού: μείωση της

² Trimming (ship): Προσθήκη, αφαίρεση ή μετατόπιση βάρους σε ένα πλοίο για την επίτευξη των απαιτούμενων βυθίσεων προς τα εμπρός και πίσω.

ταχύτητας, βελτιστοποίηση του trim και δρομολόγηση λόγω καιρού. Οι αντίστοιχοι παράγοντες εισόδου στο μοντέλο παρουσιάζονται στις εικόνες 3.4 και 3.5.

Ειδικό πλοίο	Ρύθμιση	Ειδικό πλοίο	Ρύθμιση
Τύπος σκάφους	Χημικό βυτιοφόρο	Συνολικό μήκος (μέτρα)	181
Τύπος περιβλήματος	Διπλό	Ευρύ (μέτρα)	31.3
Μέγιστο βύθισμα (μέτρα)	12.4	Μέγιστη χωρητικότητα (Μέτρα ³)	51,000
Αριθμός κύριου κινητήρα	2	Αριθμός βοηθητικού κινητήρα	2

Εικόνα 3.4: Χαρακτηριστικά του δεξαμενόπλοιου [48]

Στρατηγικές μετριασμού	Παράγοντες εισόδου
Μείωση ταχύτητας	Ταχύτητα
Βελτιστοποίηση βυθίσματος	Βύθισμα
Δρομολόγηση καιρού	Ταχύτητα ανέμου
	Κατεύθυνση ανέμου
	Ύψος κύματος
	Κατεύθυνση κύματος

Εικόνα 3.5: Στρατηγικές μετριασμού και παράγοντες εισόδου [48]

Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι και τα δύο μοντέλα έχουν παρόμοια απόδοση στην πρόβλεψη, ωστόσο το μοντέλο διαδικασίας Gauss έχει το πλεονέκτημα ότι μπορεί να αναλύσει τη σχέση μεταξύ των παραγόντων της εισόδου και της εξόδου και μπορεί να λάβει κατάλληλα* υπόψη την αβεβαιότητα πρόβλεψης. Ποιο μοντέλο είναι καλύτερο εξαρτάται από την ίδια την περίπτωση και τους πόρους δεδομένων. Σε σύγκριση με το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, το μοντέλο της διαδικασίας Gauss μπορεί να υπολογίσει κατάλληλα την αβεβαιότητα πρόβλεψης αλλά είναι πιο δαπανηρό από *υπολογιστικής άποψης στη μελέτη περίπτωσης. Για καλύτερη σύγκριση, μια σημαντική μελλοντική εργασία είναι η σύγκριση αυτών των δύο μοντέλων σε διαφορετικούς τύπους πλοίων και διαφορετικά ενεργειακά συστήματα πλοίων.

Συμπερασματικά, η χρήση στατιστικών μοντέλων όπως το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο και η διαδικασία Gauss μπορεί να αποτελέσει μια αποτελεσματική προσέγγιση για την αξιολόγηση της ενεργειακής κατανάλωσης των πλοίων και τον εντοπισμό ευκαιριών βελτίωσης. Τα μοντέλα μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως εργαλεία υποστήριξης αποφάσεων για τη χάραξη πολιτικής σχετικά με την επιλογή στρατηγικών μετριασμού*. Η μελέτη περίπτωσης ενός χημικού δεξαμενόπλοιου δείχνει ότι η μείωση της ταχύτητας, η δρομολόγηση με βάση τις καιρικές συνθήκες και η βελτιστοποίηση του trim μπορούν όλα να μειώσουν την κατανάλωση καυσίμων, με τη μείωση της ταχύτητας να έχει το μεγαλύτερο ποσό μείωσης. Οι μελλοντικές εργασίες θα πρέπει να επικεντρωθούν στη

σύγκριση αυτών των δύο μοντέλων σε διαφορετικούς τύπους πλοίων και διαφορετικά ενεργειακά συστήματα πλοίων.

Ένας περιορισμός της παρούσας μελέτης είναι ότι επικεντρώνεται μόνο στη μελέτη περίπτωσης ενός χημικού δεξαμενόπλοιου. Αν και τα αποτελέσματα είναι ελπιδοφόρα, είναι σημαντικό να δοκιμαστούν τα μοντέλα σε ένα ευρύτερο φάσμα τύπων πλοίων και ενεργειακών συστημάτων, ώστε να διασφαλιστεί η αποτελεσματικότητά τους σε ένα πιο γενικό πλαίσιο. Επιπλέον, τα μοντέλα βασίζονται σε ακριβή και αξιόπιστα δεδομένα, τα οποία μπορεί να μην είναι πάντα διαθέσιμα στην πράξη επομένως απαιτείται περαιτέρω έρευνα για να διερευνηθεί η σκοπιμότητα της εφαρμογής αυτών των μοντέλων σε σενάρια του πραγματικού κόσμου και να εντοπιστούν τυχόν εμπόδια στην υιοθέτησή τους. Ένας άλλος περιορισμός είναι ότι η μελέτη εξετάζει μόνο τρεις στρατηγικές μετριασμού: μείωση της ταχύτητας, δρομολόγηση με βάση τις καιρικές συνθήκες και βελτιστοποίηση του trim. Ενώ οι στρατηγικές αυτές είναι αποτελεσματικές στη μείωση της κατανάλωσης καυσίμου και των εκπομπών, ενδέχεται να υπάρχουν και άλλες στρατηγικές που θα μπορούσαν να διερευνηθούν. Για παράδειγμα, η χρήση εναλλακτικών καυσίμων ή η εφαρμογή ενεργειακά αποδοτικών τεχνολογιών θα μπορούσε επίσης να είναι αποτελεσματική στη μείωση των εκπομπών. Η μελλοντική έρευνα θα πρέπει να διερευνήσει ένα ευρύτερο φάσμα στρατηγικών μετριασμού και να αξιολογήσει την αποτελεσματικότητά τους με τη χρήση στατιστικών μοντέλων. Τέλος, η μελέτη δεν εξετάζει την οικονομική σκοπιμότητα των στρατηγικών μετριασμού. Ενώ η μείωση της κατανάλωσης καυσίμων και των εκπομπών είναι σημαντική, είναι επίσης σημαντικό να εξεταστεί το κόστος που συνδέεται με την εφαρμογή αυτών των στρατηγικών. Η μελλοντική έρευνα θα πρέπει να διερευνήσει την οικονομική σκοπιμότητα των διαφόρων στρατηγικών μετριασμού και να αξιολογήσει τη σχέση κόστους-αποτελεσματικότητάς τους με τη χρήση στατιστικών μοντέλων. Παρ' όλους τους περιορισμούς της μελέτης όμως, τα αποτελέσματα είναι ελπιδοφόρα και υποδηλώνουν ότι απαιτείται περαιτέρω έρευνα για τη διερεύνηση της σκοπιμότητας και της αποτελεσματικότητας αυτών των μοντέλων σε σενάρια του πραγματικού κόσμου.

3.2.4 Πυρηνικά ενεργειακά συστήματα βελτιστοποιημένης τεχνητής νοημοσύνης

Λαμβάνοντας υπόψη τον στόχο του Διεθνούς Ναυτιλιακού Οργανισμού (ΙΜΟ) για μείωση των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου από τη ναυτιλία κατά 50% (αναφερθήκαμε σε αυτό στο προηγούμενο κεφάλαιο) και αναγνωρίζοντας την αποδοτικότητα και την αξιοπιστία της πυρηνικής ενέργειας, η Σχολή Ενεργειακών Συστημάτων και Πυρηνικών Επιστημών του Πανεπιστημίου του Οντάριο διερεύνησε έναν καινοτόμο σχεδιασμό [49]. Η πρότασή τους επικεντρώνεται σε ένα ενεργειακό σύστημα θαλάσσιου σκάφους που ενσωματώνει απρόσκοπτα την πυρηνική ενέργεια με βιώσιμες ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, όπως η ηλιακή, η αιολική και η κυματική, και όλα αυτά βελτιστοποιούνται με τη χρήση αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης. Στην έρευνα συζητήθηκε η σημασία της μείωσης των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου από τα θαλάσσια πλοία και προτάθηκε μια λύση που χρησιμοποιεί συνδυασμό πυρηνικών και ανανεώσιμων πηγών ενέργειας.

Οι συγγραφείς εκτιμούν τις ενεργειακές απαιτήσεις ενός πετρελαιοφόρου και εισάγουν τέσσερα ενεργειακά συστήματα για να προσδιορίσουν το πιο εφικτό ενεργειακό σύστημα για τις θαλάσσιες μεταφορές. Τα τέσσερα ενεργειακά συστήματα είναι τα ακόλουθα:

1. Σύστημα κινητήρα ντίζελ
2. Σύστημα πυρηνικής ενέργειας
3. Σύστημα ανανεώσιμων πηγών ενέργειας
4. Ολοκληρωμένο σύστημα πυρηνικής ενέργειας-ανανεώσιμων πηγών ενέργειας

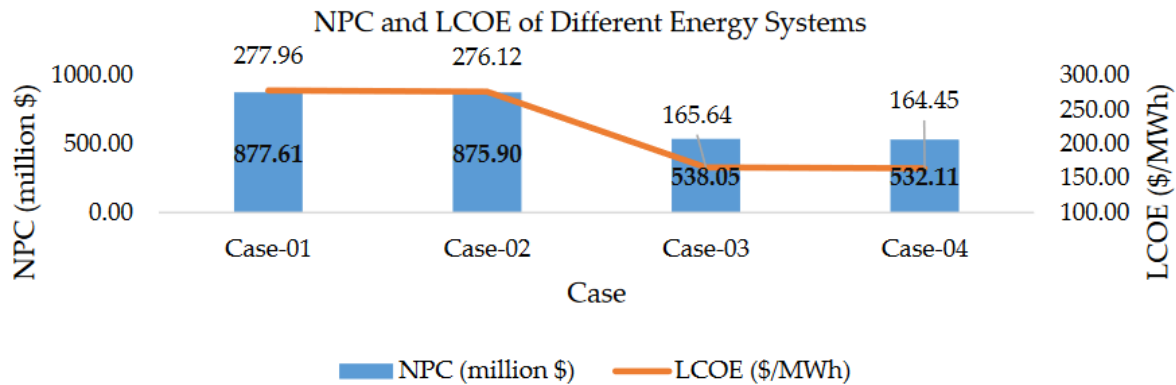
Το σύστημα κινητήρα ντίζελ είναι το συμβατικό ενεργειακό σύστημα που χρησιμοποιείται στα πλοία της ναυτιλίας. Το σύστημα πυρηνικής ενέργειας χρησιμοποιεί έναν πυρηνικό αντιδραστήρα για την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας, η οποία στη συνέχεια χρησιμοποιείται για την τροφοδοσία του πλοίου. Το σύστημα ανανεώσιμης ενέργειας χρησιμοποιεί ηλιακή, αιολική και κυματική ενέργεια για την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας, η οποία στη συνέχεια χρησιμοποιείται για την τροφοδοσία του πλοίου. Τέλος το ολοκληρωμένο σύστημα πυρηνικής και ανανεώσιμης ενέργειας

συνδυάζει τις πυρηνικές και τις ανανεώσιμες πηγές για να παρέχει αξιόπιστη και βιώσιμη ενέργεια για τα πλοία.

Ορίστηκαν διάφοροι βασικοί δείκτες επιδόσεων (KPI – Key Performance Indicators) για την αξιολόγηση της σκοπιμότητας των τεσσάρων ενεργειακών συστημάτων. Οι δείκτες απόδοσης χωρίζονται σε τρεις κατηγορίες: τεχνικοί, οικονομικοί και περιβαλλοντικοί. Οι τεχνικοί δείκτες απόδοσης περιλαμβάνουν την ενεργειακή απόδοση, την αξιοπιστία και την ασφάλεια των ενεργειακών συστημάτων, οι οικονομικοί περιλαμβάνουν το καθαρό παρόν κόστος (NPC – Net Present Cost) και την περίοδο απόσβεσης των ενεργειακών συστημάτων και οι περιβαλλοντικοί βασικοί δείκτες επιδόσεων περιλαμβάνουν τις εκπομπές αερίων του θερμοκηπίου και τις περιβαλλοντικές επιπτώσεις των ενεργειακών συστημάτων.

Διαμορφώνεται συνεπώς ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης, για τον προσδιορισμό του πλέον εφικτού ενεργειακού συστήματος για τις θαλάσσιες μεταφορές με την αντικειμενική συνάρτηση να είναι η ελαχιστοποίηση του καθαρού παρόν κόστους του ενεργειακού συστήματος, ικανοποιώντας παράλληλα τους τεχνικούς, οικονομικούς και περιβαλλοντικούς περιορισμούς. Οι συγγραφείς χρησιμοποιούν έναν αλγόριθμο τεχνητής νοημοσύνης που ονομάζεται αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων (PSO) για την επίλυση του προβλήματος βελτιστοποίησης. Ο αλγόριθμος PSO είναι ένας αλγόριθμος βελτιστοποίησης με βάση τον πληθυσμό προσπαθώντας επαναληπτικά να βελτιώσει μια υποψήφια λύση σε σχέση με ένα δεδομένο μέτρο ποιότητας ή "συνάρτησης καταλληλότητας". Παρουσιάστηκε το 1995 από τους Kennedy και Eberhart και είναι εμπνευσμένος από την κοινωνική συμπεριφορά των πτηνών και των ψαριών.

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το ολοκληρωμένο σύστημα πυρηνικής και ανανεώσιμης ενέργειας (περίπτωση-04) είναι το πιο εφικτό ενεργειακό σύστημα για τις θαλάσσιες μεταφορές. Το σύστημα Case-04 έχει το χαμηλότερο NPC(όπως φαίνεται και στην εικόνα: 3.5) καθώς επίσης και τη μικρότερη περίοδο αποπληρωμής μεταξύ όλων των ενεργειακών συστημάτων. Το σύστημα Case-04 έχει επίσης τις χαμηλότερες εκπομπές αερίων του θερμοκηπίου και τις χαμηλότερες περιβαλλοντικές επιπτώσεις μεταξύ όλων των ενεργειακών συστημάτων. Οι συγγραφείς καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι το ολοκληρωμένο σύστημα πυρηνικής-ανανεώσιμης ενέργειας είναι μια πολλά υποσχόμενη λύση για τη μείωση των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου από τα θαλάσσια πλοία.



Εικόνα 3.6: Σύγκριση του NPC και του κόστους ενέργειας για τα 4 ενεργειακά συστήματα [49]

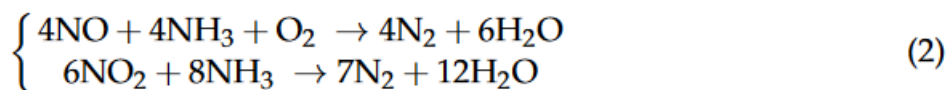
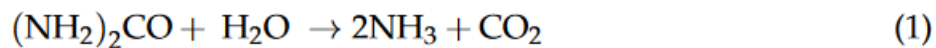
Πραγματοποιήθηκε επίσης ανάλυση ευαισθησίας για να διερευνηθεί η ανθεκτικότητα των αποτελεσμάτων. Η ανάλυση ευαισθησίας δείχνει ότι η περίπτωση-04 εμφανίζει πάντα το χαμηλότερο NPC μεταξύ όλων των ενεργειακών συστημάτων, ανεξάρτητα από οποιαδήποτε αλλαγή στην παράμετρο. Διερευνήθηκε επίσης η επίδραση του προεξοφλητικού* επιτοκίου της τιμής των καυσίμων και του φόρου άνθρακα στην NPC των ενεργειακών συστημάτων με τα αποτελέσματα να δείχνουν ότι το σύστημα Case-04 είναι το πιο ανθεκτικό ενεργειακό σύστημα, καθώς επηρεάζεται λιγότερο από τις αλλαγές στο προεξοφλητικό επιτόκιο, στην τιμή των καυσίμων και στον φόρο άνθρακα.

Η κύρια συμβολή της παραπάνω μελέτης ήταν η παροχή μιας ολοκληρωμένης λύσης για τη μείωση των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου από τα θαλάσσια πλοία με το ολοκληρωμένο σύστημα πυρηνικής και ανανεώσιμης ενέργειας να αποτελεί μια πολλά υποσχόμενη λύση. Οι συγγραφείς προτείνουν ότι η μελλοντική έρευνα θα πρέπει να διερευνήσει τη σκοπιμότητα εφαρμογής του ολοκληρωμένου συστήματος πυρηνικής-ανανεώσιμης ενέργειας σε μεγαλύτερη κλίμακα και σε διαφορετικούς τύπους θαλάσσιων πλοίων.

3.2.5 Πρόβλεψη emission characteristics από γεννήτριες ενισχυμένες με SCR

Σε αυτή την ενότητα, εξετάζουμε μια αξιoσημείωτη μελέτη που δημοσιεύθηκε στο Journal Of Marine Science And Engineering. Η έρευνα αυτή επικεντρώνεται στη χρήση της τεχνητής νοημοσύνης (AI) για να προβλέψει τα χαρακτηριστικά εκπομπής (emission characteristics) των γεννητριών που είναι εξοπλισμένες με τεχνολογία SCR (Selective Catalytic Reduction). Στόχος μας είναι η παροχή μιας ολοκληρωμένης επισκόπησης που θα χρησιμεύει ως πολύτιμη πηγή τόσο για τους ακαδημαϊκούς όσο και για τους επαγγελματίες του κλάδου.

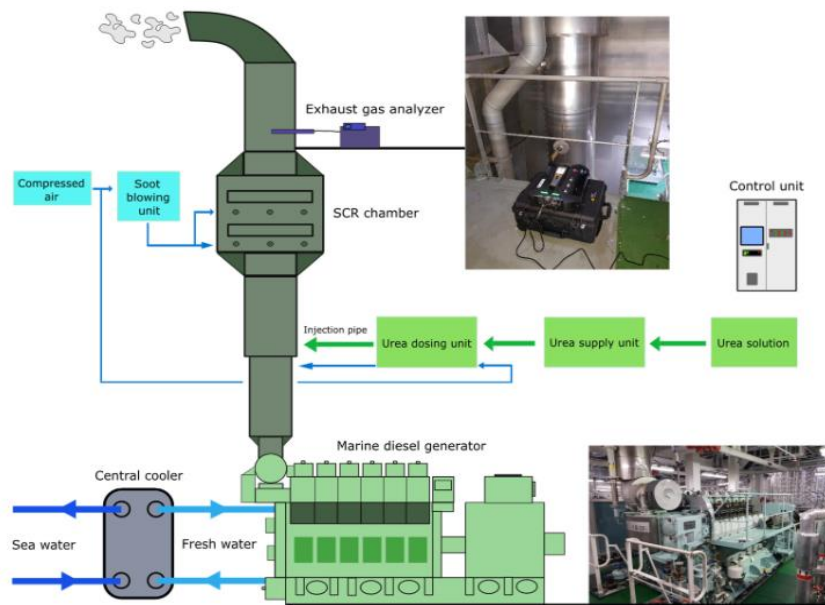
Η Επιλεκτική Καταλυτική Αναγωγή (SCR) [50] είναι μια φιλική προς το περιβάλλον τεχνολογία που χρησιμοποιείται για τη μείωση των εκπομπών οξειδίων του αζώτου (NOx) από κινητήρες ντίζελ. Το σύστημα SCR αποτελείται από έναν καταλύτη και έναν αναγωγικό παράγοντα, συνήθως ουρία, ο οποίος εγχέεται στο ρεύμα καυσαερίων. Η ουρία αντιδρά με τα NOx παρουσία του καταλύτη και σχηματίζει άζωτο και υδρατμούς, οι οποίοι είναι αβλαβείς για το περιβάλλον. Η χημική αντίδραση που λαμβάνει χώρα στο σύστημα SCR μπορεί να αναπαρασταθεί από την εξίσωση (2) της εικόνας 3.7. Στην εξίσωση αυτή, το NO αντιπροσωπεύει το οξείδιο του αζώτου, το NH₃ αντιπροσωπεύει την αμμωνία, το O₂ αντιπροσωπεύει το οξυγόνο, το N₂ αντιπροσωπεύει το άζωτο και το H₂O αντιπροσωπεύει τους υδρατμούς. Το σύστημα SCR μπορεί να μειώσει τις εκπομπές NOx έως και 90%. Η χρήση της τεχνολογίας SCR γίνεται ολοένα και πιο δημοφιλής στη ναυτιλιακή βιομηχανία ως μέσο μείωσης των εκπομπών από τους κινητήρες των γεννητριών και συμμόρφωσης με τους περιβαλλοντικούς κανονισμούς.



Εικόνα 3.7: Εξισώσεις SCR [50]

Οι συγγραφείς πραγματοποίησαν πρώτα μια ολοκληρωμένη ανασκόπηση της βιβλιογραφίας σχετικά με τη χρήση μηχανικής μάθησης για την πρόβλεψη των εκπομπών

κινητήρων ντίζελ, διαπιστώνοντας πως οι μελέτες σχετικά με τις εκπομπές των κινητήρων γεννητριών είναι περιορισμένες, ως εκ τούτου, η μελέτη που πραγματοποιήσαν είναι πολύτιμη για την πρόβλεψη των θαλάσσιων εκπομπών ενός κινητήρα γεννήτριας.

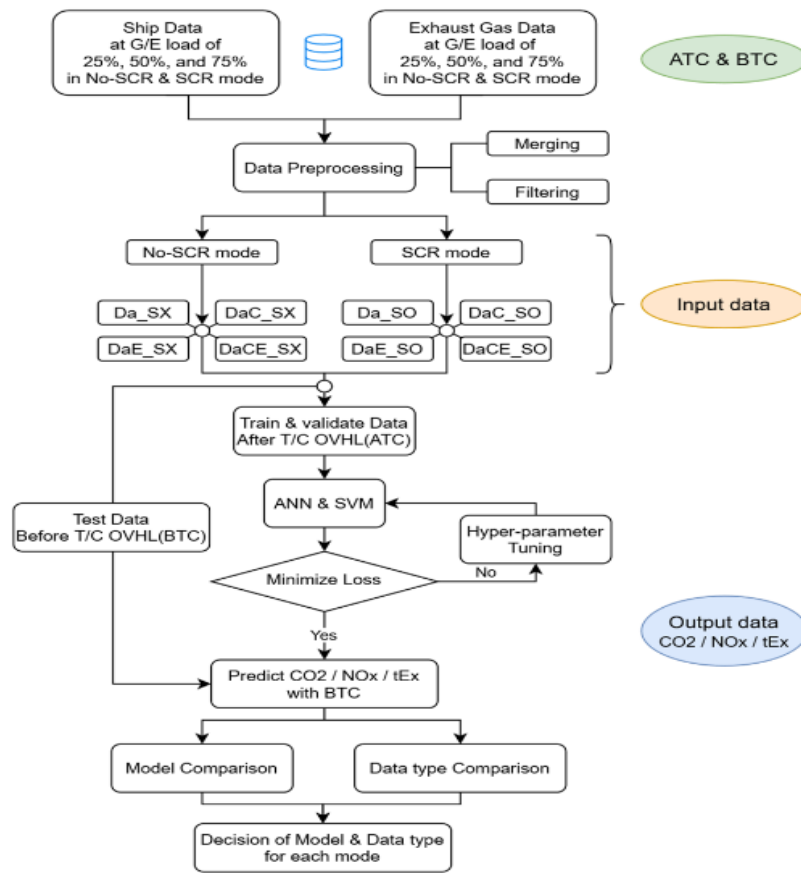


Εικόνα 3.8: Σχηματικό διάγραμμα της πειραματικής εγκατάστασης [50]

Στη συνέχεια εφάρμοσαν δύο εξελιγμένες μεθοδολογίες τεχνητής νοημοσύνης: το Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (ANN) και τη Μηχανή Διανυσμάτων Υποστήριξης (SVM). Στόχος ήταν η ακριβής πρόβλεψη των εκπομπών NO_x που προέρχονται από έναν κινητήρα γεννήτριας ενσωματωμένο με τεχνολογία SCR. Τα μοντέλα ANN και SVM εκπαιδεύτηκαν χρησιμοποιώντας δεδομένα από έναν δοκιμαστικό κινητήρα και επικυρώθηκαν χρησιμοποιώντας δεδομένα από έναν διαφορετικό κινητήρα. Η μελέτη συνέκρινε την απόδοση των μοντέλων ANN και SVM καθώς επίσης και τις επιδόσεις τους σε σχέση με ένα παραδοσιακό μοντέλο παλινδρόμησης και διαπίστωσε δύο πράγματα, ότι και τα δύο μοντέλα είχαν υψηλή ακρίβεια στην πρόβλεψη των εκπομπών NO_x του κινητήρα της γεννήτριας και ότι υπερέιχαν έναντι του παραδοσιακού μοντέλου.

Διευκρινίζεται με λεπτομέρεια η μεθοδολογία που διέπει την ανάπτυξη του μοντέλου, με τα αρχικά στάδια να περιλάμβαναν την προεπεξεργασία των δεδομένων, όπου το σύνολο τους υποβλήθηκε σε καθαρισμό για την απομάκρυνση των ανωμαλιών,

την αφαίρεση των ακραίων τιμών και διαδικασίες κανονικοποίησης για τη διασφάλιση της ομοιομορφίας στο εύρος των χαρακτηριστικών εισόδου. Στη συνέχεια έγινε ανάλυση συσχέτισης με χάρτη θερμότητας για την επιλογή των πιο σχετικών χαρακτηριστικών, εντοπίζοντας μεταβλητές υψίστης σημασίας για τη διαδικασία πρόβλεψης με αυτές να περιλαμβάνουν παραμέτρους όπως το φορτίο του κινητήρα, τη ταχύτητα του κινητήρα, τη θερμοκρασία των καυσαερίων και τον όγκο της ουρίας που εισάγεται στο σύστημα SCR. Μετά την οριοθέτηση αυτών των σημαντικών χαρακτηριστικών, αποτέλεσαν τη βάση για την εκπαίδευση του μοντέλου τεχνητού νευρωνικού δικτύου (ANN) χρησιμοποιώντας το καθορισμένο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Η βελτιστοποίηση του μοντέλου ANN πραγματοποιήθηκε μέσω του συνόλου επικύρωσης, ένα επιτακτικό βήμα για την αποφυγή της υπερπροσαρμογής. Στη συνέχεια, η αποτελεσματικότητα του μοντέλου διαπιστώθηκε με τη χρήση ενός ανεξάρτητου συνόλου δοκιμών. Επιπλέον, το χειρόγραφο παρέχει στους αναγνώστες μια σχηματική αναπαράσταση - ένα διάγραμμα ροής - που περιγράφει τη συστηματική προσέγγιση που υιοθετήθηκε για τη μοντελοποίηση πρόβλεψης εκπομπών.



Εικόνα 3.9: Διάγραμμα ροής για τη μοντελοποίηση πρόβλεψης εκπομπών [50]

Το μοντέλο μπόρεσε να προβλέψει με ακρίβεια τις εκπομπές NOx από τον κινητήρα με μέσο απόλυτο σφάλμα μικρότερο του 5% ενώ, συγκρίθηκαν επίσης και οι επιδόσεις του χρησιμοποιώντας διαφορετικά σύνολα δεδομένων, συμπεριλαμβανομένου του βασικού συνόλου δεδομένων κινητήρα και του συνόλου δεδομένων DaCE, το οποίο περιλαμβάνει μεταβλητές που σχετίζονται με την ψύξη και την ηλεκτρική ενέργεια, με τα αποτελέσματα να δείχνουν ότι το σύνολο δεδομένων DaCE απέδωσε την καλύτερη συνολική απόδοση πρόβλεψης.

Η μεθοδολογία των συγγραφέων για την ανάπτυξη του μοντέλου AI είναι ολοκληρωμένη και παρέχει ένα χρήσιμο πλαίσιο για μελλοντική έρευνα στον τομέα αυτό. Οι μέθοδοι προ επεξεργασίας δεδομένων και επιλογής χαρακτηριστικών που χρησιμοποιούνται στη μελέτη είναι ιδιαίτερα αξιολογικές, καθώς μπορούν να εφαρμοστούν και σε άλλες εφαρμογές μηχανικής μάθησης. Η προσέγγιση των συγγραφέων για την εκπαίδευση και την επικύρωση του μοντέλου είναι επίσης αυστηρή και μπορεί να γίνει σημείο αναφοράς για μελλοντικές μελέτες παρόλα αυτά, οι περιορισμοί της μελέτης, όπως ο μικρός αριθμός μηχανών που χρησιμοποιήθηκαν για την επικύρωση και η έλλειψη εξέτασης άλλων παραγόντων που μπορεί να επηρεάζουν τις εκπομπές όπως η ποιότητα του καυσίμου και το φορτίο του κινητήρα, είναι σημαντικό να ληφθούν υπόψη στο μέλλον. Η μελέτη συζητά επίσης τις προκλήσεις της εφαρμογής αυτής της τεχνολογίας σε πραγματικές συνθήκες με τη πιο κύρια εξ αυτών να είναι η διαθεσιμότητα δεδομένων, καθώς το μοντέλο απαιτεί μεγάλο όγκο δεδομένων για να εκπαιδευτεί και να επικυρωθεί, όπως επίσης και του κόστους εφαρμογής της τεχνολογίας SCR, το οποίο μπορεί να είναι απαγορευτικό για ορισμένες εφαρμογές. Οι συγγραφείς προτείνουν ότι η μελλοντική έρευνα θα πρέπει να επικεντρωθεί στην ανάπτυξη ακριβέστερων και αποδοτικότερων μοντέλων AI για την πρόβλεψη των εκπομπών από κινητήρες γεννητριών, καθώς και στην επέκταση του συνόλου δεδομένων που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση και την επικύρωση του μοντέλου, ώστε να περιλαμβάνει ένα ευρύτερο φάσμα κινητήρων και συνθηκών λειτουργίας. Επιπλέον, οι μελλοντικές έρευνες θα πρέπει να εξετάσουν την επίδραση άλλων παραγόντων στις εκπομπές, όπως η ποιότητα του καυσίμου και το φορτίο του κινητήρα, για την ανάπτυξη ακριβέστερων και πληρέστερων μοντέλων.

Συμπερασματικά, η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη των εκπομπών από κινητήρες γεννητριών με τεχνολογία SCR είναι μια πολλά υποσχόμενη

προσέγγιση για τη μείωση των εκπομπών στη ναυτιλιακή βιομηχανία. Τα ευρήματα των συγγραφέων καταδεικνύουν τη δυνατότητα χρήσης της τεχνολογίας του AI για την πρόβλεψη των εκπομπών από κινητήρες γεννητριών με τεχνολογία SCR και υποδηλώνουν ότι η τεχνολογία αυτή έχει τη δυνατότητα να μειώσει σημαντικά τις εκπομπές στη ναυτιλιακή βιομηχανία.

3.2.6 Πρόβλεψη της συγκέντρωσης PM σε καυσαέρια πλοίων με τη χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων

Με τον όρο PM εννοούμε τα αιωρούμενα σωματίδια (particulate matter), τα οποία με τη σειρά τους αναφέρονται σε ένα σύνθετο μείγμα εξαιρετικά μικρών σωματιδίων και υγρών σταγονιδίων που αιωρούνται στον αέρα. Κατηγοριοποιούνται σε τρεις κύριους τύπους με βάση το μέγεθος τους, τα PM10 όπου περιλαμβάνουν σωματίδια με διάμετρο 10 μικρομέτρων ή μικρότερη, τα PM2.5, λεπτότερα σωματίδια με διάμετρο 2.5 μικρομέτρων ή μικρότερη και τα εξαιρετικά λεπτά PM1 με διάμετρο 1 μικρόμετρο ή μικρότερη. Τα σωματίδια αυτά μπορεί να αποτελούνται από διάφορα συστατικά, όπως οξέα (νιτρικά και θειικά άλατα), οργανικές χημικές ουσίες, μέταλλα, χώμα ή σωματίδια σκόνης και μπορεί να είναι επιβλαβή για την ανθρώπινη υγεία και το περιβάλλον [51]. Πιο κάτω θα μελετηθεί έρευνα η οποία επικεντρώνεται στην πρόβλεψη των συγκεντρώσεων των PM στα αέρια καυσαερίων πλοίων με τη χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων, όπου στόχο έχει, την ανάπτυξη ακριβών και αποτελεσματικών μεθόδων για την παρακολούθηση και τη μείωση της ατμοσφαιρικής ρύπανσης στον θαλάσσιο τομέα καθώς, οι παραδοσιακές μέθοδοι μέτρησης και πρόβλεψης της ρύπανσης από τα πλοία είναι συχνά δαπανηρές, απαιτούν πολλά δεδομένα, ανθρώπινους πόρους και μπορεί να είναι επιρρεπείς σε σημαντικά σφάλματα ενώ με τη χρήση της τεχνητής νοημοσύνης, επιτυγχάνετε η ανάπτυξη μιας πιο ακριβής και αποτελεσματικής μεθόδου.

Η εργασία ξεκινά υπογραμμίζοντας την αυξανόμενη ανησυχία για τις εκπομπές διοξειδίου του άνθρακα στον τομέα των μεταφορών, συμπεριλαμβανομένου του θαλάσσιου τομέα, και την ανάγκη για ακριβή μοντέλα πρόβλεψης που θα βοηθήσουν στην ανάπτυξη στρατηγικών μείωσης των εκπομπών. Οι συγγραφείς τονίζουν ότι η μείωση των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα στον τομέα των μεταφορών έχει γίνει η κατεύθυνση της

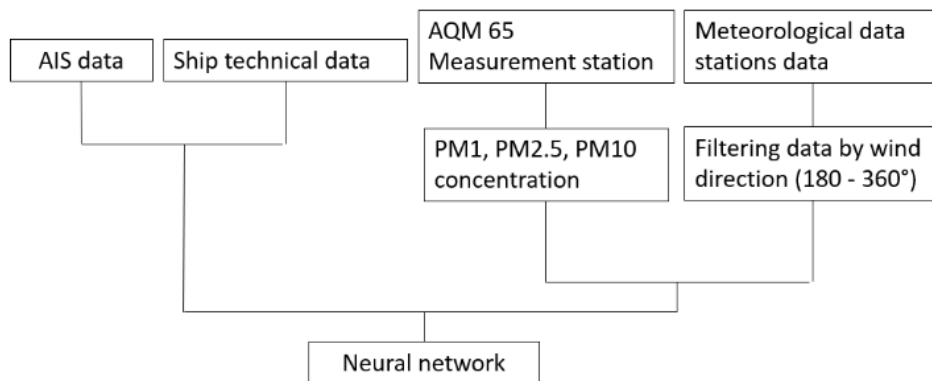
στρατηγικής ανάπτυξης του την τελευταία δεκαετία, με την Ευρωπαϊκής Ένωσης (ΕΕ) να έχει υιοθετήσει φιλόδοξα σχέδια για τη μείωση των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου κατά τουλάχιστον 55% έως το τέλος του 2030 και την επίτευξη κλιματικής ουδετερότητας έως το τέλος του 2050. Για να επιτευχθούν αυτά τα αποτελέσματα για τον τομέα των διεθνών θαλάσσιων μεταφορών έως το 2050, το σχέδιο προβλέπει τη μείωση των εκπομπών CO₂ κατά τουλάχιστον 82% σε σύγκριση με το 1990. Ωστόσο, το γεγονός ότι η ναυτιλία (με μικρές εξαιρέσεις) χρησιμοποιεί σήμερα αποκλειστικά ορυκτά καύσιμα περιπλέκει τη λύση του προβλήματος στον τομέα αφού, το 97% των 44 εκατομμυρίων τόνων που καταναλώθηκαν από τα πλοία που καταγράφηκαν το 2018 έγινε από υγρά ορυκτά καύσιμα.

Πριν δούμε το κομμάτι της μεθοδολογίας που ακολούθησαν οι ερευνητές, είναι σημαντικό να αναφερθούμε στους λόγους που τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιήθηκαν σε αυτή τη περίπτωση. Στο πλαίσιο της πρόβλεψης των συγκεντρώσεων αιωρούμενων σωματιδίων, τα ANN μπορούν να εκπαιδευτούν σε μεγάλα σύνολα δεδομένων μεταβλητών εισόδου (όπως δεδομένα AIS³, μετεωρολογικά δεδομένα και μετρούμενη συγκέντρωση ρύπων στα καυσαέρια των πλοίων) και αντίστοιχων μεταβλητών εξόδου (όπως οι συγκεντρώσεις PM). Το δίκτυο μαθαίνει να αναγνωρίζει μοτίβα στα δεδομένα και μπορεί στη συνέχεια να χρησιμοποιήσει αυτή τη γνώση για να κάνει προβλέψεις σε νέα δεδομένα. Ένα από τα κύρια πλεονεκτήματα των ANN για την πρόβλεψη των συγκεντρώσεων αιωρούμενων σωματιδίων είναι η ικανότητά τους να χειρίζονται πολύπλοκες, μη γραμμικές σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών εισόδου και των μεταβλητών εξόδου. Οι παραδοσιακές μέθοδοι για την πρόβλεψη των συγκεντρώσεων σωματιδίων συχνά βασίζονται σε μοντέλα γραμμικής παλινδρόμησης, τα οποία ενδέχεται να μην αποτυπώνουν την πλήρη πολυπλοκότητα των δεδομένων. Τα ANN μπορούν επίσης να χειριστούν ελλιπή δεδομένα, κάτι που είναι σύνηθες στα σύνολα δεδομένων του πραγματικού κόσμου.

³ AIS (Automatic Identification System) σημαίνει σύστημα αυτόματης αναγνώρισης. Είναι ένα σύστημα εντοπισμού που χρησιμοποιείται στη ναυτιλιακή βιομηχανία για την αναγνώριση και τον εντοπισμό των πλοίων. Τα δεδομένα AIS περιλαμβάνουν πληροφορίες όπως ο αριθμός αναγνώρισης του σκάφους, η θέση, η ταχύτητα και η πορεία του σκάφους πάνω από το έδαφος. Στο παρούσα έρευνα, οι συγγραφείς χρησιμοποίησαν δεδομένα AIS που παρέχει η λιθουανική διοίκηση ασφάλειας μεταφορών για να φιλτράρουν τα πλοία που δραστηριοποιούνται στα ύδατα του λιμένα Klaipėda και να συλλέξουν δεδομένα σχετικά με την ταχύτητα του πλοίου, την πορεία πάνω από το έδαφος, την πραγματική πορεία, το γεωγραφικό μήκος και το γεωγραφικό πλάτος.

Στο πλαίσιο της μεθοδολογίας που ακολουθήθηκε, οι συγγραφείς έλαβαν δείγματα συγκεντρώσεων PM από καυσαέρια διάφορων πλοίων στο λιμάνι της Klaipėda στη Λιθουανία χρησιμοποιώντας ένα φορητό όργανο παρακολούθησης. Η δειγματοληψία αυτή περιελάμβανε διάφορους τύπους πλοίων όπως: μεταφοράς εμπορευματοκιβωτίων, μεταφοράς χύδην φορτίου, μια μηχανότρατα και ένα πλοίο ψυγείων. Αφού συγκέντρωσαν τα δεδομένα, επέλεξαν συγκεκριμένες μεταβλητές εισόδου, εκπαίδευσαν ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο και χρησιμοποίησαν το δίκτυο αυτό για να προβλέψουν τις συγκεντρώσεις PM με βάση τις μεταβλητές που επιλέχθηκαν. Οι μεταβλητές εισόδου περιλάμβαναν δεδομένα AIS που παρείχε η λιθουανική διοίκηση ασφαλείας, μετεωρολογικά δεδομένα (ταχύτητα του ανέμου, διεύθυνση του ανέμου, θερμοκρασία και σχετική υγρασία) που ελήφθησαν από τη λιθουανική υδρομετεωρολογική υπηρεσία και τη μετρούμενη συγκέντρωση ρύπων στα καυσαέρια των πλοίων. Χρησιμοποιήθηκε μια τυπική κατανομή 60% δειγμάτων εκπαίδευσης, 20% δειγμάτων επιλογής και 20% δειγμάτων δοκιμής για την εκπαίδευση του δικτύου και επιλέχθηκε ένα νευρωνικό δίκτυο 5 επιπέδων με 4 συναρτήσεις ενεργοποίησης υπερβολικής εφασπτομένης (tanh). Οι συγγραφείς χρησιμοποίησαν τον αλγόριθμο Levenberg-Marquardt για την εκπαίδευση του δικτύου και τη μέθοδο κανονικοποίησης Bayesian για την αποφυγή της υπερπροσαρμογής.

Οι συγγραφείς αξιολόγησαν την απόδοση του εκπαιδευμένου νευρωνικού δικτύου συγκρίνοντας τις προβλεπόμενες συγκεντρώσεις PM με τις μετρούμενες συγκεντρώσεις χρησιμοποιώντας στατιστικές μετρικές όπως το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) και το συντελεστής προσδιορισμού (R^2) για να αξιολογήσουν την ακρίβεια των προβλέψεων. Η προσέγγιση των συγγραφέων τούς επέτρεψε να προβλέψουν τις συγκεντρώσεις των PM στα νέφη καυσαερίων πλοίων υπό διαφορετικές περιβαλλοντικές συνθήκες, θέσεις πλοίων και αποστάσεις, χωρίς την ανάγκη ακριβών εξωτερικών συσκευών ή εκτεταμένης ανάλυσης δεδομένων.



Εικόνα 3.10: Διάγραμμα ροής για τον αλγόριθμο προετοιμασίας των νευρωνικών δικτύων [51]

Διαπιστώθηκε ότι το μοντέλο νευρωνικού δικτύου παρουσίασε καλή συσχέτιση με τα δεδομένα μέτρησης για τα PM1, PM2.5 και PM10, με τιμές R^2 0,903, 0,880 και 0,807, αντίστοιχα. Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα για τα δείγματα δοκιμής ήταν 0,123. Συνολικά, τα ευρήματα υποδηλώνουν ότι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα μπορούν να αποτελέσουν ένα αποτελεσματικό εργαλείο για την πρόβλεψη των συγκεντρώσεων PM σε αέρια καυσαέρια πλοίων και ενώ οι συγγραφείς δεν παρέχουν συγκεκριμένες πληροφορίες σχετικά με το μέλλον σε αυτό το άρθρο, είναι πιθανό ότι περαιτέρω έρευνα θα μπορούσε να βασιστεί στα ευρήματά τους και να αναπτύξει πιο ακριβείς και αποτελεσματικές μεθόδους για την πρόβλεψη των συγκεντρώσεων PM στη ναυτιλιακή βιομηχανία.

⁴ Το R^2 είναι ένα στατιστικό μέτρο που αντιπροσωπεύει το ποσοστό της διακύμανσης της εξαρτημένης μεταβλητής που μπορεί να προβλεφθεί από την ανεξάρτητη μεταβλητή. Με άλλα λόγια, το R^2 παρέχει ένα μέτρο του πόσο καλά τα παρατηρούμενα αποτελέσματα αναπαράγονται από το μοντέλο, με βάση το ποσοστό της συνολικής διακύμανσης των αποτελεσμάτων που εξηγείται από το μοντέλο. Κυμαίνεται από 0 έως 1, με το 1 να υποδεικνύει ότι το μοντέλο παλινδρόμησης προβλέπει τέλεια την εξαρτημένη μεταβλητή και το 0 να υποδεικνύει ότι το μοντέλο δεν εξηγεί καμία από τη διακύμανση της εξαρτημένης μεταβλητής.

3.3 Βελτιστοποίηση εκπομπών ρύπων – γενικό πλαίσιο

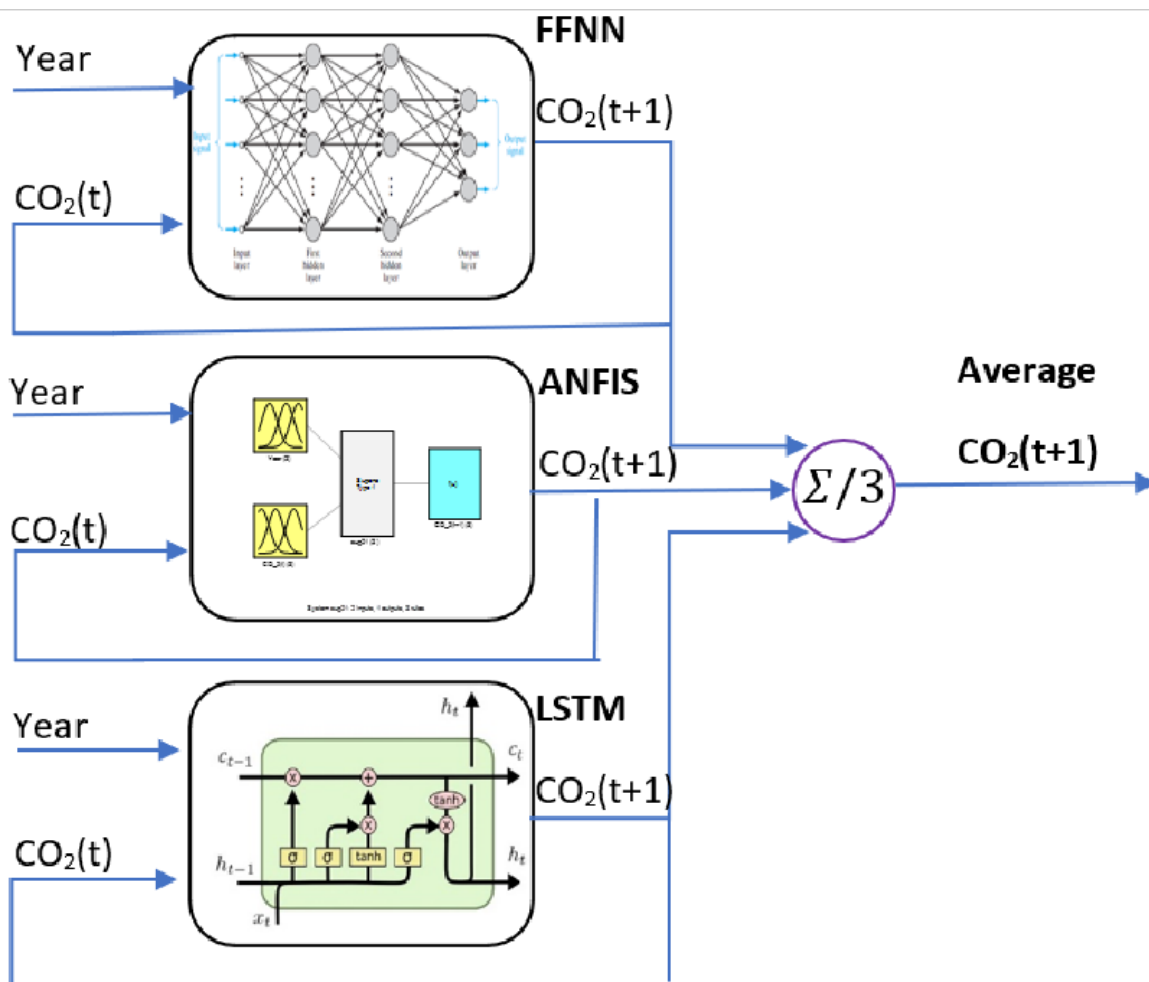
3.3.1 Ανάλυση πρόβλεψης εκπομπών CO₂ στη Σαουδική Αραβία μέσω τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης

Οι παγκόσμιες ανησυχίες σχετικά με την κλιματική αλλαγή έχουν επιταχύνει την ανάγκη για ακριβή παρακολούθηση και πρόβλεψη των CO₂ όπως έχουμε ήδη δει. Πιο κάτω θα αναλυθεί μελέτη [52] η οποία περιγράφει μια έρευνα σχετικά με την εφαρμογή εργαλείων Τεχνητής Νοημοσύνης για την πρόβλεψη των εκπομπών CO₂ στη Σαουδική Αραβία - τον μεγαλύτερο εξαγωγέα ορυκτών καυσίμων στον κόσμο - από το 2020 έως το 2030 με απώτερος στόχος να είναι η παροχή στους υπεύθυνους χάραξης πολιτικής ακριβείς και αξιόπιστες προβλέψεις εκπομπών CO₂, οι οποίες μπορούν να βοηθήσουν στο να ληφθούν τα απαραίτητα μέτρα για τη μείωση των εκπομπών και την επίτευξη ενός βιώσιμου περιβάλλοντος.

Όσον αφορά τις τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης που χρησιμοποιήθηκαν στη μελέτη, το έγγραφο παρουσιάζει τρία διαφορετικά μοντέλα: FFNN, ANFIS και LSTM. FFNN σημαίνει Feedforward Neural Network (Νευρωνικό Δίκτυο Προώθησης), το οποίο είναι ένας τύπος τεχνητού νευρωνικού δικτύου που χρησιμοποιείται ευρέως στη μοντελοποίηση και την πρόβλεψη δεδομένων. Αποτελείται από ένα στρώμα εισόδου, ένα ή περισσότερα κρυφά στρώματα και ένα στρώμα εξόδου. Το στρώμα εισόδου λαμβάνει τα δεδομένα εισόδου και τα κρυφά στρώματα επεξεργάζονται τα δεδομένα μέσω μιας σειράς μαθηματικών πράξεων. Το στρώμα εξόδου παράγει την τελική έξοδο του μοντέλου. Το FFNN είναι γνωστό για την ικανότητά του να μαθαίνει πολύπλοκα μοτίβα στα δεδομένα και να κάνει ακριβείς προβλέψεις.

Το ANFIS σημαίνει Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System, το οποίο είναι ένας τύπος συστήματος ασαφούς λογικής που συνδυάζει τα πλεονεκτήματα των νευρωνικών δικτύων και της ασαφούς λογικής. Το ANFIS χρησιμοποιεί την ασαφή λογική για την αναπαράσταση και τον χειρισμό αβέβαιων ή ανακριβών πληροφοριών και τα νευρωνικά δίκτυα για τη μάθηση από τα δεδομένα. Το ANFIS είναι γνωστό για την ικανότητά του να χειρίζεται πολύπλοκα και μη γραμμικά δεδομένα και να κάνει ακριβείς προβλέψεις.

Το LSTM σημαίνει Long Short-Term Memory, το οποίο είναι ένας τύπος επαναλαμβανόμενου νευρωνικού δικτύου που έχει σχεδιαστεί για να χειρίζεται διαδοχικά δεδομένα. Το LSTM είναι γνωστό για την ικανότητά του να συλλαμβάνει τις μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις στα δεδομένα και να κάνει ακριβείς προβλέψεις. Το LSTM χρησιμοποιείται ευρέως στην επεξεργασία φυσικής γλώσσας, στην αναγνώριση ομιλίας και στην πρόβλεψη χρονοσειρών.



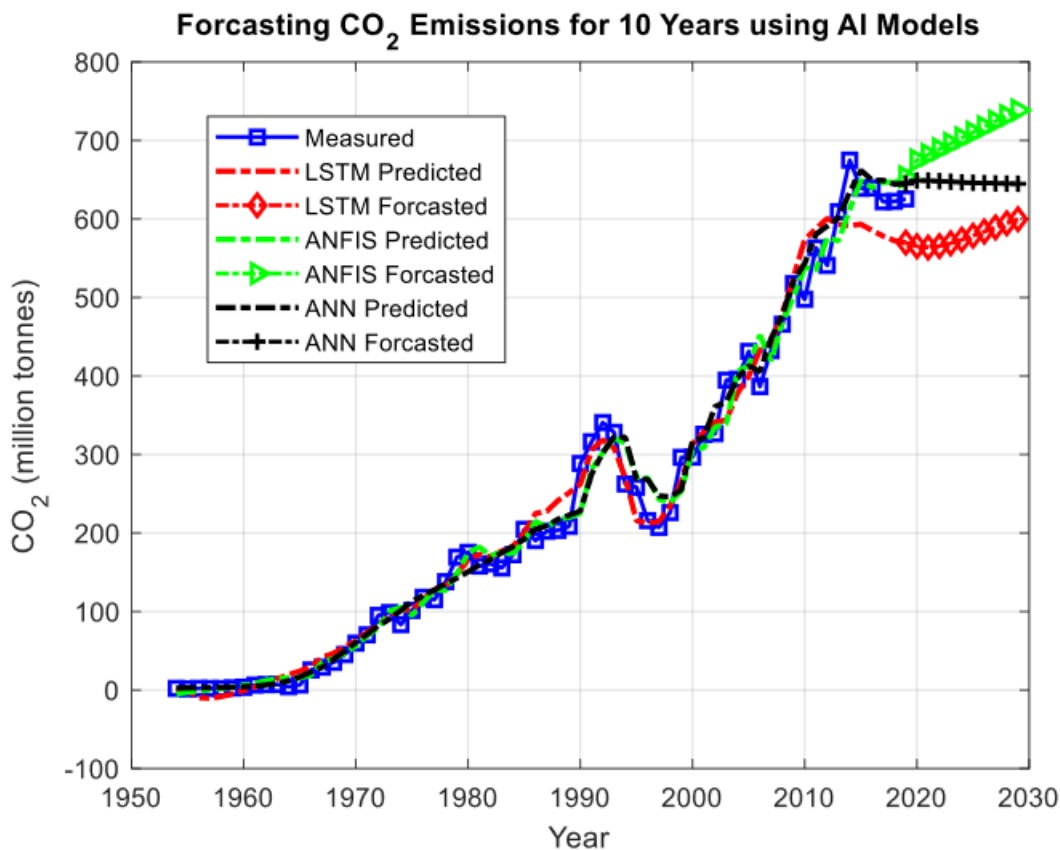
Εικόνα 3.11: Το διάγραμμα του συνόλου πρόβλεψης των τριών μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης [52]

Τα ιστορικά δεδομένα των ετήσιων εκπομπών CO₂ που εκτείνονται από το 1936 έως το 2020 αποτέλεσαν αντικείμενο επεξεργασίας, αν και έλειπαν ορισμένα σημεία δεδομένων. Ως εκ τούτου, η ανάλυση επικεντρώθηκε κυρίως στο χρονικό διάστημα από το 1954 έως το 2020. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν στη μελέτη αναδιαμορφώθηκαν

σε μορφή πίνακα εισόδου-εξόδου και ο πίνακας προετοιμάστηκε ώστε να έχει 66 εγγραφές δεδομένων για την πρόβλεψη του επόμενου δείγματος από το παρόν δείγμα. Αυτές οι εγγραφές χωρίστηκαν σε 46 δείγματα για εκπαίδευση και τα υπόλοιπα 20 δείγματα κρατήθηκαν για δοκιμή για να επιτευχθεί η βέλτιστη αναλογία 70:30, αντίστοιχα. Ο κώδικας κατασκευάστηκε με τη χρήση του MATLAB R2022 σε έναν υπολογιστή Intel CORE i7, 8 MB RAM. Κάθε μοντέλο εκπαιδεύτηκε σχολαστικά για να πετύχει το χαμηλότερο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) στα δεδομένα δοκιμής. Πραγματοποιήθηκε επίσης διεξοδική εξέταση για να διαπιστωθεί ο βέλτιστος συνδυασμός εισόδου για βελτιωμένη απόδοση. Οι επιδόσεις των μοντέλων μετρήθηκαν με βάση τις ελάχιστες τιμές RMSE και μέγιστου συντελεστή προσδιορισμού (R^2). Διαπιστώθηκε ότι η ομαδοποίηση που περιλάμβανε παρελθοντικές τιμές και τον ετήσιο διαχρονικό δείκτη απέδωσε ανώτερα αποτελέσματα. Κατά μέσο όρο, τα RMSE που παρήγαγαν τα FFNN, ANFIS και LSTM ήταν 19,78, 20,89505 και 15,42295, αντίστοιχα, ενώ οι μέσες τιμές R^2 ήταν 0,990985, 0,98875 και 0,9945, αντίστοιχα. Η οριστική προβλεπόμενη έξοδος προέκυψε ως η τιμή συνόλου (μέσος όρος) από τα τρία μοντέλα AI, η οποία επικυρώθηκε περαιτέρω χρησιμοποιώντας δεδομένα εκπομπών του 2021, αποδίδοντας ένα ποσοστιαίο σφάλμα 6,8675% και μια ακρίβεια 93,1325%. Αυτό το υψηλό επίπεδο ακρίβειας πιστοποιεί την ανθεκτικότητα του μοντέλου.

Σύμφωνα με την πρόβλεψη του συνόλου, αναμένεται σημαντική μείωση των εκπομπών CO₂ στη Σαουδική Αραβία, από 9,4976 εκατομμύρια τόνους ετησίως κατά την περίοδο 1954-2020 σε 6,1707 εκατομμύρια τόνους ετησίως κατά την περίοδο 2020-2030, γεγονός που υποδηλώνει ποσοστό μείωσης 35,03%. Το αποτέλεσμα αυτό χρησιμεύει ως πολύτιμο σημείο αναφοράς για τους υπεύθυνους χάραξης πολιτικής, βοηθώντας στη διαμόρφωση τεκμηριωμένων στρατηγικών δράσης για το κλίμα τόσο για το εγγύς όσο και για το απώτερο μέλλον. Τα αποτελέσματα υποδηλώνουν ότι ένας σταθερός ρυθμός μείωσης 35% ανά δεκαετία θα μπορούσε να διευκολύνει την επίτευξη καθαρών μηδενικών εκπομπών CO₂ στη Σαουδική Αραβία έως το 2060, ή και νωρίτερα. Για μελλοντικές προσπάθειες, η ενσωμάτωση εναλλακτικών εργαλείων μηχανικής μάθησης, όπως η Μηχανή Διανυσμάτων Υποστήριξης Παλινδρόμησης (RSVM), στο σύνολο μπορεί να βελτιώσει περαιτέρω την ακρίβεια πρόβλεψης του μοντέλου. Επιπλέον, η συνεχής

ανανέωση του μοντέλου με νέες ετήσιες μετρήσεις εκπομπών, όταν αυτές καθίστανται διαθέσιμες, θα μπορούσε να ενισχύσει την προβλεπτική του ικανότητα.



Εικόνα 3.12: Οι καμπύλες πρόβλεψης των εκπομπών CO₂ στη Σαουδική Αραβία με τη χρήση των FFNN, ANFIS και LST [52]

Συμπερασματικά, η μελέτη αυτή δεν αναδεικνύει μόνο την εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης στην αντιμετώπιση περιβαλλοντικών προβλημάτων στη Σαουδική Αραβία, αλλά δημιουργεί επίσης ένα προηγούμενο για την αξιοποίηση προηγμένων υπολογιστικών τεχνικών σε προσπάθειες δράσης για το κλίμα σε παγκόσμιο επίπεδο. Τα πολλά υποσχόμενα αποτελέσματα της παρούσας μελέτης υπογραμμίζουν τον καίριο ρόλο της προβλεπτικής ανάλυσης στη διαμόρφωση συνεκτικών, μακροπρόθεσμων σχεδίων μείωσης των εκπομπών. Με την αξιοποίηση των ισχυρών προβλεπτικών δυνατοτήτων του AI, οι υπεύθυνοι χάραξης πολιτικής είναι σε καλύτερη θέση να κατανοήσουν τις τάσεις των εκπομπών, να αξιολογήσουν την αποτελεσματικότητα των υφιστάμενων στρατηγικών μετριασμού και να προσαρμόσουν τις μελλοντικές πολιτικές για την επίτευξη των στόχων

μείωσης των εκπομπών. Επιπλέον, μια συγκριτική ανάλυση των τάσεων των εκπομπών CO₂ και των μοντέλων πρόβλεψης με βάση την τεχνητή νοημοσύνη σε άλλες χώρες με υψηλές εκπομπές θα μπορούσε να προσφέρει παγκόσμιες γνώσεις και να προωθήσει τη διεθνή συνεργασία για την επίτευξη κοινών κλιματικών στόχων. Επίσης, η επέκταση του πεδίου εφαρμογής της μελέτης ώστε να συμπεριληφθούν και άλλα αέρια του θερμοκηπίου και η εξέταση του σωρευτικού αντίκτυπου διαφόρων πηγών εκπομπών θα μπορούσε να προσφέρει μια πιο ολιστική κατανόηση των περιβαλλοντικών προκλήσεων που αντιμετωπίζονται, ενημερώνοντας έτσι για πιο ολοκληρωμένες στρατηγικές δράσης για το κλίμα. Μέσω της συνεχούς βελτίωσης και προσαρμογής, το προτεινόμενο μοντέλο πρόβλεψης με βάση την TN υπόσχεται να συμβάλει σημαντικά στην παγκόσμια καταπολέμηση της κλιματικής αλλαγής, υπογραμμίζοντας την επιτακτική ανάγκη της τεχνολογικής καινοτομίας για την προώθηση της βιώσιμης περιβαλλοντικής διαχείρισης.

3.3.2 Αξιολόγηση του περιβαλλοντικού αντίκτυπου των μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης για τον περιορισμό των εκπομπών CO₂

Παρά τις δυνατότητες των μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης και ML για τη βελτίωση του περιβάλλοντος, η βιβλιογραφία προσέφερε μέχρι σήμερα μια περιορισμένη εξέταση του αποτυπώματος κατανάλωσης ενέργειας που είναι εγγενές σε αυτά τα μοντέλα. Η παράλειψη αυτή υπογραμμίζει ένα κρίσιμο κενό γνώσης, καθιστώντας την τρέχουσα συζήτηση για τις περιβαλλοντικές λύσεις με βάση το AI κάπως μωπική. Η επιδίωξη της μείωσης των εκπομπών CO₂ μέσω μοντέλων AI απαιτεί μια πιο τεκμηριωμένη κατανόηση του αποτυπώματος άνθρακα που δημιουργείται κατά τη διάρκεια του κύκλου ζωής αυτών των μοντέλων, απαιτώντας έτσι μια πιο ρεαλιστική και ολιστική αξιολόγηση του καθαρού περιβαλλοντικού τους αντίκτυπου.

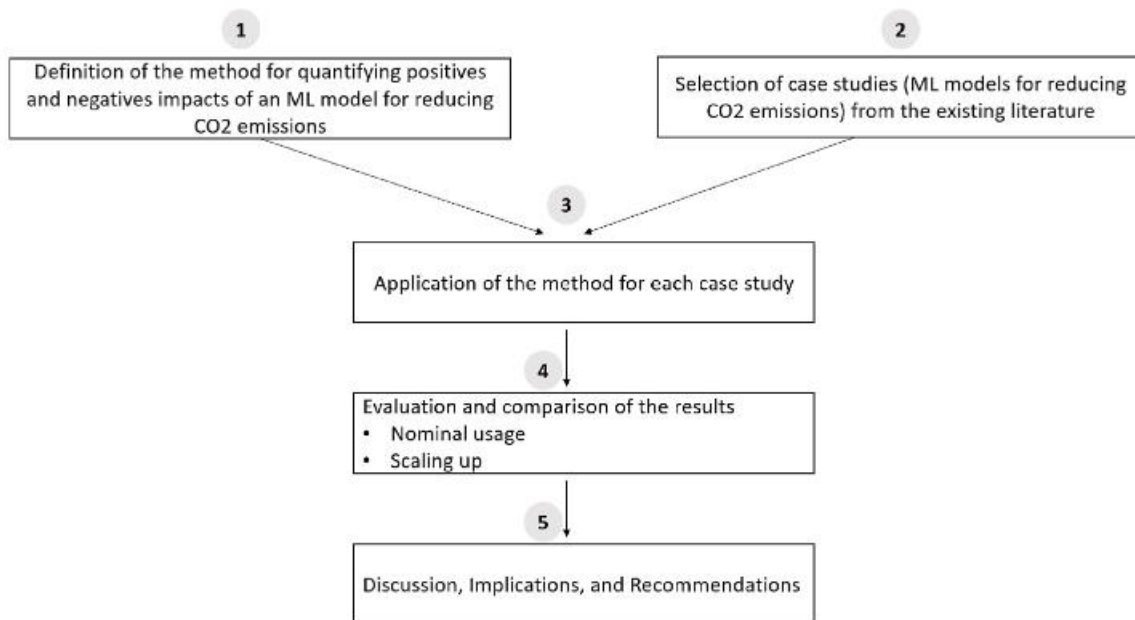
Υπό το πρίσμα των προαναφερθέντων, το παρόν υποκεφάλαιο αφιερώνεται στην παρουσίαση μιας έρευνας [53] η οποία ασχολείται με το θέμα της μεθοδικής διερεύνησης του αποτυπώματος άνθρακα που συνεπάγεται η ανάπτυξη μοντέλων AI και ML, ιδίως εκείνων που είναι προσανατολισμένα στη μείωση των εκπομπών CO₂. Στόχος είναι μέσω

αυτής να προταθεί ένα στιβαρό μεθοδολογικό πλαίσιο σχεδιασμένο για την ποσοτικοποίηση τόσο των αρνητικών επιπτώσεων (το ποσό των εκπομπών CO₂ που δημιουργούνται κατά την εκπαίδευση και τη χρήση των μοντέλων) όσο και των θετικών επιπτώσεων (το ποσό των εκπομπών CO₂ που μειώνεται μέσω της ανάπτυξης των μοντέλων). Η προσπάθεια αυτή αποσκοπεί στην παροχή μιας πιο ισορροπημένης και ολοκληρωμένης κατανόησης των περιβαλλοντικών συμβιβασμών που συνεπάγεται η ανάπτυξη μοντέλων AI και ML για τον μετριασμό των εκπομπών CO₂.

Η μεθοδολογία που αναπτύσσεται στην παρούσα έρευνα εκτυλίσσεται μέσα από μια πεντάδα δομημένων σταδίων. Το αρχικό βήμα αφορά τη χάραξη μιας αξιόπιστης μεθόδου για την ποσοτικοποίηση τόσο των πλεονεκτικών όσο και των επιζήμιων επιπτώσεων ενός μοντέλου ML που χρησιμοποιείται για τη μείωση των εκπομπών CO₂. Το εγχείρημα αυτό αναδεικνύεται ως μια σημαντική συμβολή του παρόντος διαλόγου, δεδομένου ότι η υπάρχουσα βιβλιογραφία δεν έχει τυποποιήσει μια μέθοδο για την ποσοτικοποίηση και των δύο όψεων, ιδίως των αρνητικών επιπτώσεων που παραδοσιακά παραμένουν ανεκτίμητες. Στο επόμενο βήμα, πραγματοποιείται μια συνετή επιλογή μελετών περίπτωσης από το προϋπάρχον σώμα της βιβλιογραφίας, με άξονα ένα καλά διατυπωμένο σύνολο κριτηρίων.

Η πρώτη μελέτη περίπτωσης ήταν ένα μοντέλο AI που σχεδιάστηκε για τη βελτιστοποίηση της κατανάλωσης ενέργειας σε βραζιλιάνικα νοικοκυριά με ηλιακά panels. Η δεύτερη μελέτη ασχολήθηκε με ένα σύστημα άντλησης νερού που τροφοδοτείται από ηλιακά panels στην Τυνησία και η τρίτη ήταν ένα μοντέλο τεχνητής νοημοσύνης, στόχος του οποίου ήταν η πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης ηλεκτρικών οχημάτων για την εξοικονόμηση ενέργειας στη Σουηδία. Οι ερευνητές επέλεξαν αυτά τα μοντέλα AI που περιγράφονται με τα κριτήρια επιλογής να περιλαμβάνουν την παροχή ολοκληρωμένων λεπτομερειών, την τεχνική διευκρίνιση σχετικά με την αλγοριθμική εφαρμογή, ένα φάσμα βιομηχανικών τομέων και μια γεωγραφική ποικιλομορφία.

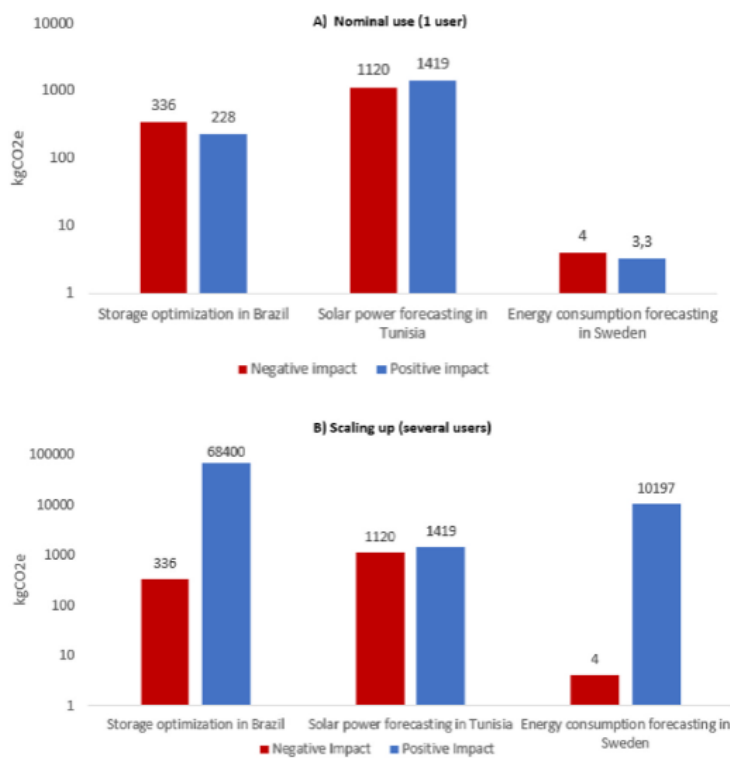
Προχωρώντας στο τρίτο βήμα, η περιγραφόμενη μέθοδος εφαρμόζεται επιμελώς σε κάθε μελέτη περίπτωσης που επιλέχθηκε πριν. Με διαχωρισμένο τρόπο για κάθε ξεχωριστό πλαίσιο, υπολογίζονται οι θετικές και αρνητικές επιπτώσεις κάθε μοντέλου AI. Το τέταρτο βήμα περιλαμβάνει την αξιολόγηση και τη σύγκριση των αποτελεσμάτων για όλες τις μελέτες περίπτωσης. Επειδή η φύση και το μέγεθος των έργων μπορεί να είναι πολύ διαφορετικά, η σύγκριση θα πραγματοποιηθεί σε δύο επίπεδα: την ονομαστική χρήση (μία περίπτωση ή ένας χρήστης του μοντέλου) και την κλιμάκωση (ρεαλιστικές προβλέψεις με πολλές περιπτώσεις ή χρήστες). Τέλος, το πέμπτο βήμα περιλαμβάνει μια επιστημονική συζήτηση των επιπτώσεων και των γενικών συστάσεων για τη μείωση του αποτυπώματος άνθρακα των μοντέλων μηχανικής μάθησης γενικά.



Εικόνα 3.13: Γραφική αναπαράσταση της μεθοδολογίας [53]

Οι συγγραφείς διαπίστωσαν ότι ο θετικός αντίκτυπος των μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης στη μείωση των εκπομπών CO₂ ήταν σημαντικός και στις τρεις περιπτώσεις. Για παράδειγμα, το μοντέλο τεχνητής νοημοσύνης για τη βελτιστοποίηση της κατανάλωσης ενέργειας σε βραζιλιάνικα νοικοκυριά με ηλιακούς συλλέκτες είχε ως αποτέλεσμα τη μείωση των εκπομπών CO₂ κατά 1,5 τόνους ετησίως. Ομοίως, το μοντέλο τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης ενέργειας των ηλεκτρικών οχημάτων στη Σουηδία είχε ως αποτέλεσμα τη μείωση κατά 0,5 τόνους εκπομπών CO₂ ετησίως.

Ωστόσο, οι συγγραφείς διαπίστωσαν επίσης ότι η κατανάλωση ενέργειας των μοντέλων AI ήταν σημαντική και θα μπορούσε να αντισταθμίσει τα οφέλη από τη μείωση του CO₂ ειδικά στη περίπτωση της ονομαστικής χρήσης (1 χρήστης). Για παράδειγμα, η κατανάλωση ενέργειας του μοντέλου AI για τη βελτιστοποίηση της κατανάλωσης ενέργειας στα βραζιλιάνικα νοικοκυριά εκτιμήθηκε ότι ήταν 1,5 φορές υψηλότερη από την κατανάλωση ενέργειας της κατάστασης αναφοράς. Ομοίως, η κατανάλωση ενέργειας του μοντέλου AI για την πρόβλεψη της κατανάλωσης ενέργειας των ηλεκτρικών οχημάτων εκτιμήθηκε ότι ήταν 2,5 φορές υψηλότερη από την κατανάλωση ενέργειας της κατάστασης αναφοράς όμως, το ισοζύγιο γίνεται και πάλι ιδιαίτερα θετικό όταν τα δύο αυτά έργα κλιμακώνονται (ρεαλιστικές προβλέψεις με πολλούς χρήστες) με τη βελτιστοποίηση της κατανάλωσης ενέργειας στα βραζιλιάνικα νοικοκυριά να αυξάνεται κατά 10 φορές όταν ο αριθμός των νοικοκυριών πηγή από 1 στο 100.



Εικόνα 3.14: Σύγκριση (λογαριθμική κλίμακα) μεταξύ θετικών και αρνητικών ετήσιων επιπτώσεων για την ονομαστική χρήση (A) και την κλιμάκωση (B). [53]

Συνολικά, οι συγγραφείς κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι η ενεργειακή κατανάλωση των μοντέλων AI πρέπει να λαμβάνεται υπόψη κατά την αξιολόγηση των επιπτώσεών τους

στη μείωση των εκπομπών CO₂. Παρείχαν επίσης επτά ευρύτερες συστάσεις για τη μείωση της ενεργειακής κατανάλωσης των μοντέλων AI με αυτές να είναι, η χρήση ενεργειακά αποδοτικού υλικού, η βελτιστοποίηση των υπερπαραμέτρων, η μείωση του μεγέθους των μοντέλων, η χρήση ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και η εξέταση ολόκληρου του κύκλου ζωής του μοντέλου.

Η εργασία ολοκληρώθηκε με μια συζήτηση των αποτελεσμάτων, των περιορισμών και των συστάσεων για περαιτέρω έρευνα. Οι συγγραφείς προτείνουν ότι η μέθοδός τους μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως μια πρότυπη μετρική για τη σύγκριση, ταξινόμηση ή και ιεράρχηση έργων AI με βάση τις περιβαλλοντικές τους επιπτώσεις. Σημειώνουν επίσης ότι η μέθοδός τους μπορεί να είναι χρήσιμη για ένα ευρύ φάσμα ακροατηρίων, συμπεριλαμβανομένων των μελετητών, των επιστημόνων δεδομένων, των εμπειρογνομόνων, των προγραμματιστών, των διαχειριστών και των ιδρυμάτων όλων των τομέων που βασίζονται στη χρήση μοντέλων AI για τη μείωση των εκπομπών CO₂.

ΚΕΦΆΛΑΙΟ 4: Τεχνική Υλοποίηση

4.1 Εργαλεία και Βιβλιοθήκες

Το πρόβλημα που αντιμετωπίσαμε υπάγεται στο γενικότερο κλάδο του Supervised Machine Learning και ειδικότερα στο Regression. Ο πρωταρχικός μας στόχος, όπως έχουμε ήδη αναφέρει, ήταν η ανάπτυξη μοντέλων μηχανικής μάθησης για την πρόβλεψη των εκπομπών CO₂ για θαλάσσια ταξίδια πλοίων. Η γλώσσα προγραμματισμού που χρησιμοποιήθηκε για την κατασκευή των μοντέλων μας είναι η Python και η πλατφόρμα στην οποία έγινε ο προγραμματισμός είναι το Colaboratory⁵ της Google. Ένα από τα βασικά χαρακτηριστικά του Google Colab είναι η ικανότητά του να παρέχει δωρεάν πρόσβαση σε υπολογιστικούς πόρους, συμπεριλαμβανομένων των GPU και TPU, οι οποίοι είναι ιδιαίτερα επωφελείς για εργασίες μηχανικής μάθησης και ανάλυσης δεδομένων, εξ ου και ο λόγος που επιλέχθηκε. Η Python αποτελεί μια ερμηνευμένη, υψηλού επιπέδου, γλώσσα προγραμματισμού γενικού σκοπού. Η φιλοσοφία σχεδιασμού της Python δίνει έμφαση στην αναγνωσιμότητα του κώδικα με την αξιοσημείωτη χρήση σημαντικού κενού χώρου. Οι γλωσσικές κατασκευές και η αντικειμενοστραφής προσέγγιση στοχεύουν να βοηθήσουν τους προγραμματιστές να γράψουν σαφή, λογικό κώδικα για μικρά και μεγάλα έργα. Υποστηρίζει πολλαπλά παραδείγματα προγραμματισμού, συμπεριλαμβανομένων του δομημένου (ιδιαίτερα διαδικαστικού), αντικειμενοστραφούς και λειτουργικού προγραμματισμού. Φυσικά ενδείκνυται για την επίλυση προβλημάτων που κατηγοριοποιούνται ομοίως με το δικό μας πρόβλημα.

Η Scikit-learn (sklearn)⁶ και τα Pandas⁷ είναι δύο βασικές βιβλιοθήκες Python που χρησιμοποιήθηκαν σε μεγάλο βαθμό στη δημιουργία και στην εκτέλεση των μοντέλων μας. Η Scikit-learn χρησιμοποιήθηκε σε διάφορα στάδια της εκπαίδευσης αλγορίθμων ML. Παραδείγματα της χρήσης της είναι η χρήση της `train_test_split` για τον διαχωρισμό των δεδομένων σε σύνολα εκπαίδευσης (train test) και ελέγχου (test set). Περιέχει μεθόδους

⁵ Google Colab (συντομογραφία του Colaboratory): Είναι μια δωρεάν υπηρεσία cloud που παρέχεται από την Google η οποία επιτρέπει στους χρήστες να γράφουν και να εκτελούν κώδικα Python μέσω του browser τους.

⁶ Scikit – learn : Βιβλιοθήκη μηχανικής μάθησης ανοιχτού κώδικα για την Python. Διαθέτει αλγορίθμους ταξινόμησης παλινδρόμησης, ομαδοποίησης και βοηθητικά προγράμματα για την προεπεξεργασία και την αξιολόγηση μοντέλων ML. (<https://scikit-learn.org/stable/>)

⁷ Pandas: Βιβλιοθήκη ανοιχτού κώδικα που παρέχει δομές και εργαλεία ανάλυσης δεδομένων για την Python. Χρησιμοποιείται για χειρισμό και ανάλυση δεδομένων. (<https://pandas.pydata.org/>)

κανονικοποίησης δεδομένων όπως ο `MinMaxScaler` που χρησιμοποιήθηκε σε σημεία της εργασίας. Τα `Pandas`, από την άλλη πλευρά, διαθέτει μεθόδους για πιο εύκολη διαχείριση των δεδομένων και συγχώνευση `datasets`. Η βιβλιοθήκη `NumPy` χρησιμοποιείται για πράξεις μεταξύ πινάκων. Διαθέτει πληθώρα συναρτήσεων στο πεδίο της γραμμικής άλγεβρας, μετασχηματισμούς κ.α. Η `Matplotlib` είναι μια εύχρηστη βιβλιοθήκη απεικόνισης (`plotting library`), η οποία διαθέτει συναρτήσεις απεικόνισης γραφημάτων αλλά και εικόνων

Επιπλέον χρησιμοποιήθηκαν οι βιβλιοθήκες `LinearRegression`, `RandomForestRegressor`, `XGBoost`, `LightGBM` και `VotingRegressor` για την υλοποίηση και εκπαίδευση των αντίστοιχων μοντέλων.

4.2 Δεδομένα

Το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε στη διπλωματική ελήφθη στα πλαίσια ενός ευρωπαϊκού έργου και παρέχει λεπτομερείς πληροφορίες σχετικά με θαλάσσια ταξίδια. Το σύνολο δεδομένων παρουσιάζει μια επισκόπηση των ταξιδιών εντός του έτους 2019, καλύπτοντας μια παγκόσμια κλίμακα επιχειρήσεων στην εμπορική ναυτιλία. Το πρωταρχικό αναγνωριστικό για κάθε εγγραφή είναι ο μοναδικός αριθμός του Διεθνούς Ναυτιλιακού Οργανισμού (IMO) για κάθε πλοίο, 1466 πλοία συνολικά, με τα βασικά χαρακτηριστικά του κάθε ταξιδιού να περιλαμβάνουν το βύθισμα (βάθος του σκάφους στο νερό), τα λιμάνια αναχώρησης και άφιξης, γεωγραφικά δεδομένα όπως γεωγραφικό πλάτος και μήκος τόσο για τα λιμάνια αναχώρησης όσο και για τα λιμάνια άφιξης, χρονικά δεδομένα δηλαδή ώρες αναχώρησης και άφιξης, περιβαλλοντικές επιπτώσεις τα δεδομένα δηλαδή των εκπομπών CO₂ του κάθε ταξιδιού, λειτουργικές μετρήσεις με χαρακτηριστικά όπως το `seapassage_distance` και `seapassage_duration`, το είδος του πλοίου συγκεκριμένα τέσσερα είδη Πλοία Γενικού Φορτίου, Δεξαμενόπλοια Πετρελαίου, Πλοία Μεταφοράς Χύδην Φορτίου, Πλοία Μεταφοράς Εμπορευματοκιβωτίων και τέλος ένα σύνολο από 13 `time_bf` που αντιπροσωπεύουν το χρόνο που δαπανάται σε κάθε επίπεδο της κλίμακας μποφόρ (μονάδα μέτρησης της ταχύτητας του αέρα) από το 0 έως το 12 κατά τη διάρκεια του ταξιδιού. Αναλυτικά, όλα τα χαρακτηριστικά παρουσιάζονται στον Πίνακα 1.

Στήλη	Περιγραφή	Dtype
imo	Μοναδικός Αριθμός IMO	int64
v_draft	Βύθισμα του σκάφους	float64
v_departure_port	Λιμάνι αναχώρησης	object
v_departure_lat	Γεωγραφικό Πλάτος Λιμανιού Αναχώρησης	float64
v_departure_lon	Γεωγραφικό Μήκος Λιμανιού Αναχώρησης	float64
v_arrival_port	Λιμάνι Άφιξης	object
v_arrival_lat	Γεωγραφικό Πλάτος Λιμανιού Άφιξης	float64
v_arrival_lon	Γεωγραφικό Μήκος Λιμανιού Άφιξης	float64
v_departure_time	Ώρα Αναχώρησης	object
v_arrival_time	Ώρα Άφιξης	object
v_sea_passage_start_time	Ώρα που ξεκινάει το πλοίο το ταξίδι στη θάλασσα	object
v_sea_passage_end_time	Ώρα που σταματάει το πλοίο το ταξίδι στη θάλασσα	object
ship_type	Είδος Πλοίου	object
co2	Κατανάλωση CO2 σε τόνους	float64
seapassage_distance	Απόσταση ταξιδιού	float64
seapassage_duration	Διάρκεια Ταξιδιού	int64
seapassage_avg_speed	Μέση Ταχύτητα Ταξιδιού	float64
time_bf0	Χρόνος του ταξιδιού σε 0 μποφόρ	float64
time_bf1	Χρόνος του ταξιδιού σε 1 μποφόρ	float64
time_bf2	Χρόνος του ταξιδιού σε 2 μποφόρ	float64
time_bf3	Χρόνος του ταξιδιού σε 3 μποφόρ	float64
time_bf4	Χρόνος του ταξιδιού σε 4 μποφόρ	float64
time_bf5	Χρόνος του ταξιδιού σε 5 μποφόρ	float64
time_bf6	Χρόνος του ταξιδιού σε 6 μποφόρ	float64
time_bf7	Χρόνος του ταξιδιού σε 7 μποφόρ	float64
time_bf8	Χρόνος του ταξιδιού σε 8 μποφόρ	float64
time_bf9	Χρόνος του ταξιδιού σε 9 μποφόρ	float64
time_bf10	Χρόνος του ταξιδιού σε 10 μποφόρ	float64
time_bf11	Χρόνος του ταξιδιού σε 11 μποφόρ	float64
time_bf12	Χρόνος του ταξιδιού σε 12 μποφόρ	float64

Πίνακας 1: Χαρακτηριστικά του Αρχικού Συνόλου Δεδομένων

Συνολικά, ο πίνακας αυτός χρησιμεύει ως μια χρήσιμη αναφορά για τους ερευνητές που ενδιαφέρονται για το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα μελέτη. Παρέχει μια σαφή επισκόπηση των διαφόρων χαρακτηριστικών, των αντίστοιχων τιμών τους και το Data Type (τύπος δεδομένου) τους επιτρέποντας την καλύτερη κατανόηση των μεταβλητών που ενδέχεται να επηρεάζουν τις εκπομπές CO2 στη ναυτιλιακή βιομηχανία.

Στην Εικόνα 4.1 παρουσιάζεται παράδειγμα των πρώτων 5 σειρών και κάποιων από των σημαντικών στηλών του dataset μας.

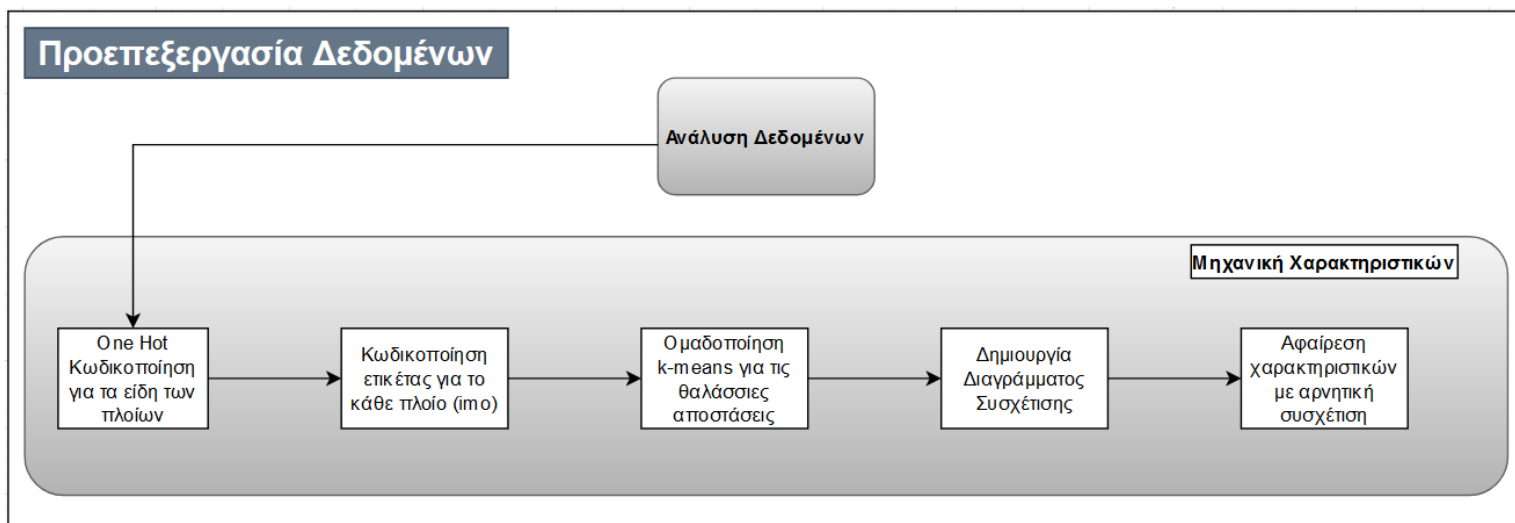


```
data.head()
  imo  v_draft  v_departure_port  v_departure_lat  v_departure_lon  v_arrival_port  v_arrival_lat  v_arrival_lon  v_departure_time  v_arrival_time  ...
0  7801740    6.8      Sao Cristovao    -22.850000    -43.133333  Guanabara Bay Terminals    -22.813683    -43.155383  01/21/19 02:45 AM  01/22/19 06:55 PM  ...
1  7801740    7.2      Acu Superport    -21.827500    -40.979367      Santos    -23.992733    -46.306067  04/26/19 07:53 PM  04/28/19 08:05 PM  ...
2  7801740    8.0      Acu Superport    -21.827500    -40.979367  Rio de Janeiro    -22.882350    -43.197333  10/23/19 07:18 PM  10/24/19 05:19 PM  ...
3  7801740    7.5      Marlim Oil Field    -22.340150    -40.204333  Governor's Island    -22.850000    -43.133333  01/03/19 04:20 PM  01/07/19 04:47 PM  ...
4  7801740    7.6      Alemoa Terminal    -23.918333    -46.363300  Admiral Barroso Terminal    -23.808333    -45.386667  05/01/19 10:42 AM  05/14/19 12:43 PM  ...
5 rows x 30 columns
```

Εικόνα 4.1: Πρώτες 5 σειρές του DataSet που χρησιμοποιήθηκε

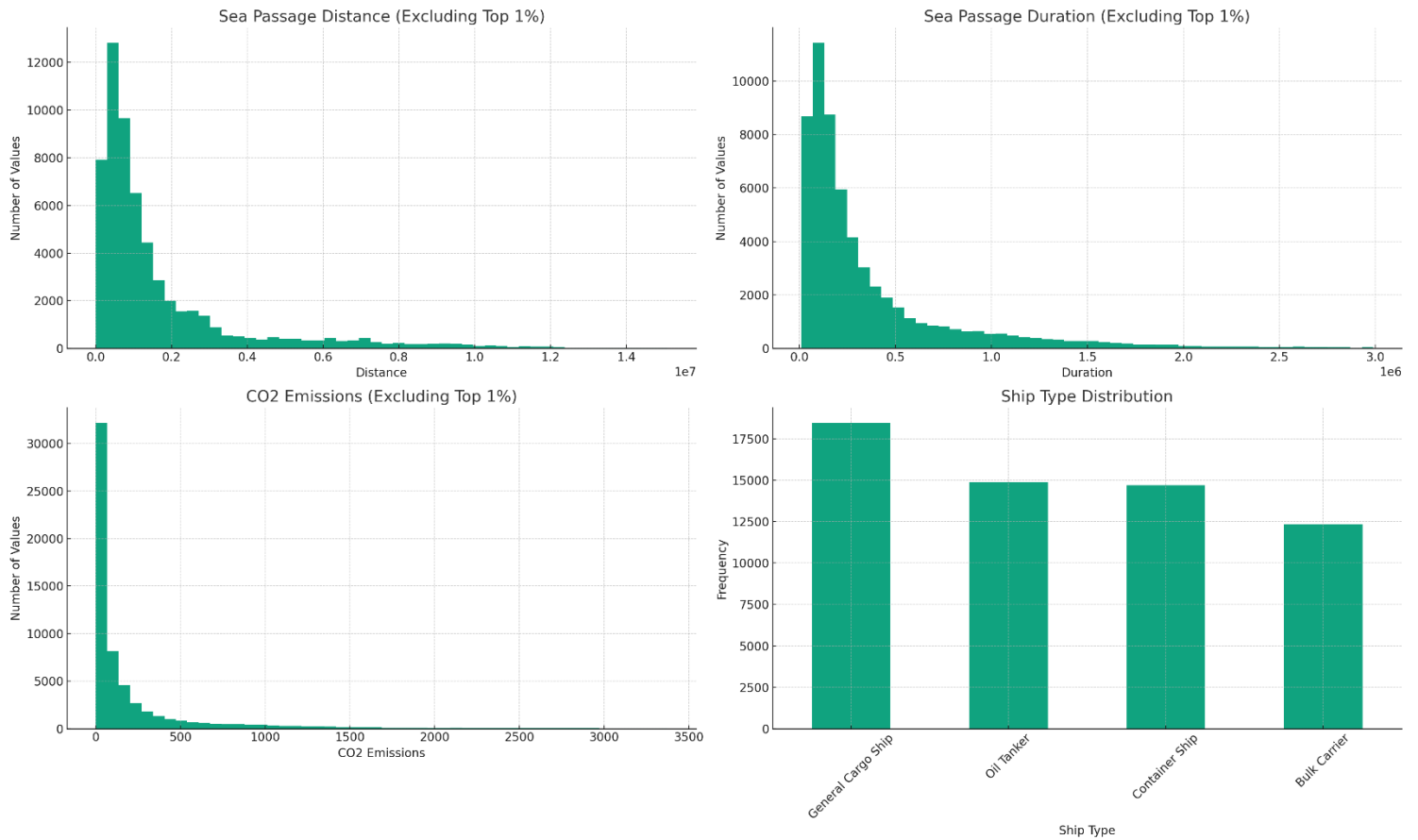
4.3 Προεπεξεργασία

Στην παρούσα μελέτη, μια ποικιλία τεχνικών προεπεξεργασίας δεδομένων εφαρμόστηκαν στα ναυτιλιακά δεδομένα προκειμένου να προετοιμαστούν για την ανάλυση μηχανικής μάθησης. Τα βήματα που ακολουθήθηκαν φαίνονται στην εικόνα 4.2



Εικόνα 4.2: Αναλυτικά το διάγραμμα της προεπεξεργασίας

Αρχικά, πραγματοποιήσαμε μια ενδελεχή ανάλυση του συνόλου των δεδομένων για να διασφαλίσουμε την απουσία οποιωνδήποτε ελλিপών τιμών (NULLs), την επιβεβαίωση ότι όλοι οι τύποι δεδομένων είχαν αποδοθεί σωστά και τη δημιουργία ιστογραμμάτων για την οπτική αξιολόγηση της κατανομής των τιμών σε όλα τα βασικά χαρακτηριστικά μας. Τα ιστογράμματα (histograms) αυτά φαίνονται λεπτομερώς στην Εικόνα 4.3.



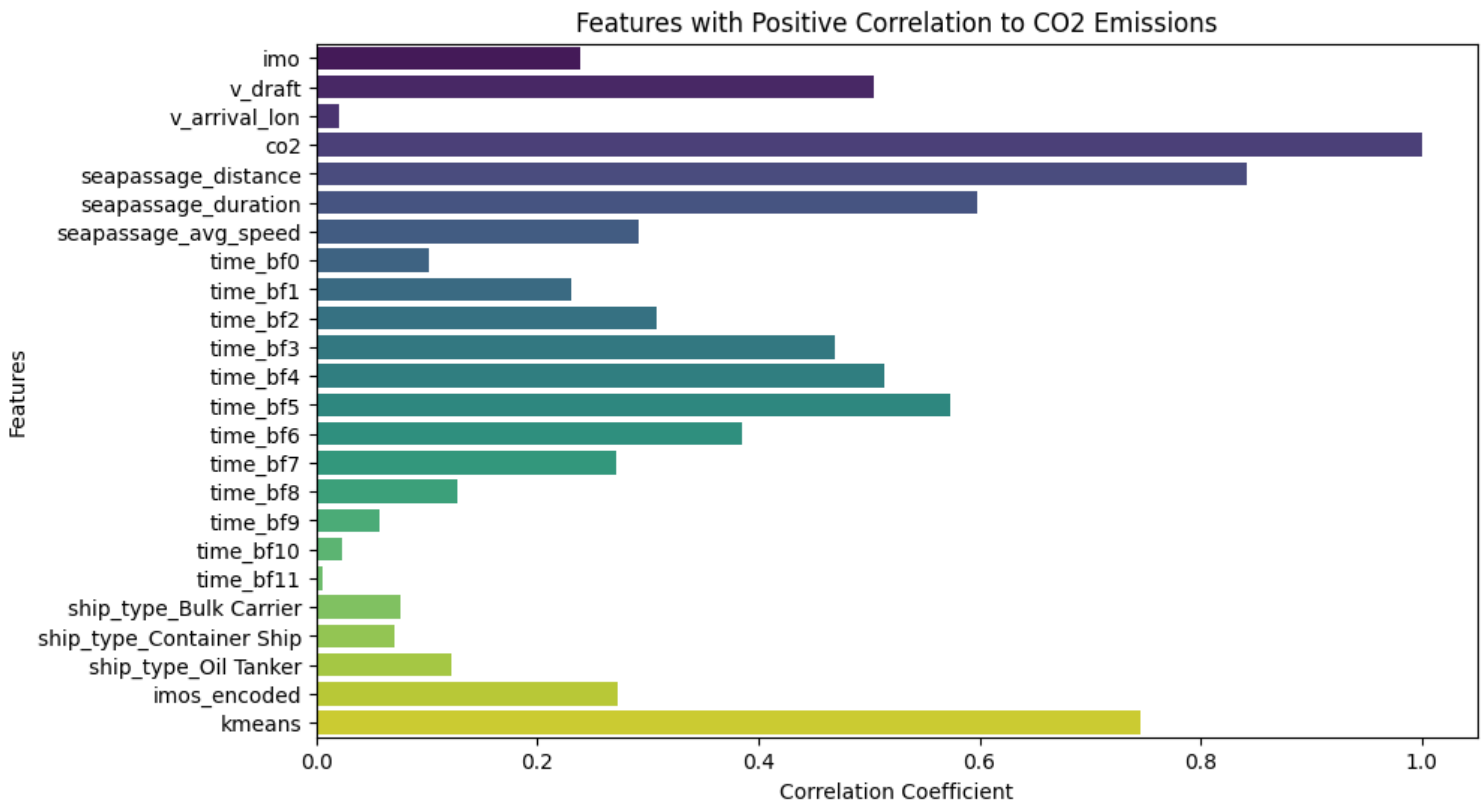
Εικόνα 4.3: Γραφική αναπαράσταση της κατανομής των πιο σημαντικών μας τιμών

Κατόπιν περάσαμε στο Feature Engineering του προβλήματος όπου αρχικά, το κατηγορικό χαρακτηριστικό "ship_type" κωδικοποιήθηκε σε μοναδικές κατηγορίες (one hot encoded). Αυτό ήταν απαραίτητο επειδή τα κατηγορικά χαρακτηριστικά δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν άμεσα ως είσοδοι για αλγορίθμους μηχανικής μάθησης και η one hot κωδικοποίηση επιτρέπει τη δημιουργία δυαδικών χαρακτηριστικών που αντιπροσωπεύουν τις διάφορες κατηγορίες. Επιπλέον, το χαρακτηριστικό "imos" κωδικοποιήθηκε με ετικέτες (Label Encoding), γεγονός που συνεπάγεται την αντιστοίχιση κάθε μοναδικής τιμής του χαρακτηριστικού σε μια αριθμητική ετικέτα. Αυτό επέτρεψε στο χαρακτηριστικό imos (μοναδικός αριθμός κάθε πλοίου) να χρησιμοποιηθεί ως είσοδος για αλγορίθμους μηχανικής μάθησης.

Στη συνέχεια, χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος ομαδοποίησης k-means που για την ομαδοποίηση των θαλάσσιων περασμάτων σε διακριτές ομάδες με βάση την απόσταση τους (seapassage_distance). Τον χρησιμοποιήσαμε στο seapassage_distance καθώς

παρατηρώντας και την εικόνα 4.3, προσέξαμε ότι στο ιστόγραμμα εμφανίστηκε δεξιά-λοξή κατανομή, υποδηλώνοντας ότι ενώ τα περισσότερα από τα θαλάσσια πέρασματα βρίσκονται σε μικρότερες αποστάσεις, υπάρχουν περιπτώσεις πολύ μεγάλων αποστάσεων που όμως επηρεάζουν σημαντικά τη μέση απόσταση. Εφαρμόζοντας τον k-means δημιουργήθηκε ένα νέο χαρακτηριστικό που έδειχνε την υποομάδα (cluster) στην οποία άνηκε κάθε θαλάσσιο πέρασμα, το οποίο χρησιμοποιήθηκε ως είσοδος στα μοντέλα. Στην ουσία χωρίσαμε τις αποστάσεις μας σε μικρές, μεσαίες και μεγάλες. Η απόσταση ενός ταξιδιού είναι ένας κρίσιμος παράγοντας για τον προσδιορισμό των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα στον τομέα της ναυτιλίας. Ως εκ τούτου, η χρήση του k-means αλγορίθμου για την ομαδοποίηση των θαλάσσιων διελεύσεων σε διακριτές ομάδες με βάση την απόστασή τους ήταν ένα κρίσιμο βήμα στην παρούσα μελέτη.

Κατόπιν, κάναμε μία Ανάλυση Συσχέτισης (Correlation Analysis) με τα νέα δεδομένα που δημιουργήθηκαν προκειμένου να καταδειχθούν οι θετικές συσχετίσεις. Η ανάλυση συσχέτισης χρησιμοποιείται για τον αποκλεισμό των στατιστικά άσχετων χαρακτηριστικά για τις εκπομπές CO₂, από την είσοδο των μοντέλων ML. Όπως αναμενόταν, οι λιγότερο στατιστικά σχετικές παράμετροι είναι οι πληροφορίες σχετικά με τα λιμάνια, ο χρόνος του ταξιδιού και οι χρόνος που ο άνεμος ήταν πάνω από εννέα στην κλίμακα Beaufort. Συνεπώς, τα χαρακτηριστικά αυτά εξαιρέθηκαν από το σύνολο δεδομένων πριν από τη διαδικασία πρόβλεψης. Στην εικόνα 4.4 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της Ανάλυσης Συσχέτισης.



Εικόνα 4.4: Correlation διάγραμμα των χαρακτηριστικών θετικής συσχέτισης με τις εκπομπές CO2

Τέλος, εφαρμόστηκε στο σύνολο δεδομένων ένας Min-Max-Scaler για να μετασχηματιστούν οι τιμές των χαρακτηριστικών σε ένα κοινό εύρος μεταξύ 0 και 1. Αυτός ο μετασχηματισμός είναι απαραίτητος, διότι επιτρέπει σε όλα τα χαρακτηριστικά να συμβάλλουν εξίσου στο μοντέλο και μειώνει την επίδραση των ακραίων τιμών που ενδέχεται να επηρεάσουν την απόδοση του μοντέλου. Επιπλέον, το σύνολο δεδομένων χωρίστηκε σε σύνολα εκπαίδευσης και δοκιμής σε αναλογία 80:20. Με τη χρήση αυτών των τεχνικών προεπεξεργασίας, το σύνολο δεδομένων προετοιμάστηκε αποτελεσματικά για χρήση σε μοντέλα μηχανικής μάθησης, τα οποία επέτρεψαν την ακριβή πρόβλεψη των ναυτιλιακών εκπομπών CO2.

4.4 Μετρικές Αξιολόγησης

Οι Μετρικές Αξιολόγησης είναι σημαντικές για την εξαγωγή συμπερασμάτων μετά την εκπαίδευση των μοντέλων μας προκειμένου να είναι δυνατή η σύγκριση μεταξύ των μοντέλων αλλά και ως γενική ένδειξη της αποτελεσματικότητας ενός μοντέλου. Υπάρχουν διάφορες μετρικές και η επιλογή της κατάλληλης εξαρτάται πάντα από τη φύση του προβλήματος που αντιμετωπίζεται.

Στην παρούσα μελέτη, η αποτελεσματικότητα των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιήθηκαν για τις προβλέψεις μας αξιολογήθηκε, χρησιμοποιώντας τέσσερις μετρικές αξιολόγησης: R2, MAE, RMSE, NRMSE και εξηγούμε:

- **Συντελεστής προσδιορισμού (R²):** Ο συντελεστής προσδιορισμού μετρά πόσο καλά η γραμμή παλινδρόμησης ταιριάζει στα δεδομένα. Αντιπροσωπεύει το ποσοστό της διακύμανσης της εξαρτημένης μεταβλητής (εκπομπές CO₂) που μπορεί να προβλεφθεί από τις ανεξάρτητες μεταβλητές (τύπος πλοίου, πληροφορίες ταξιδιού και περιβαλλοντικοί παράγοντες). Η τιμή του R² κυμαίνεται μεταξύ 0 και 1, με το 1 να υποδηλώνει τέλεια προσαρμογή.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}{\sum_{t=1}^n (y_t - \bar{y})^2}$$

- **Μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE):** Το MAE αντιπροσωπεύει τη μέση απόλυτη διαφορά μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών εκπομπών CO₂. Παρέχει ένα μέτρο για το πόσο ακριβείς είναι οι προβλέψεις του μοντέλου σε απόλυτες τιμές.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t|$$

- **Μέσο τετραγωνικό απόλυτο σφάλμα (RMSE):** Το RMSE αντιπροσωπεύει την τετραγωνική ρίζα της δεύτερης δειγματικής στιγμής των διαφορών μεταξύ των προβλεπόμενων τιμών και των παρατηρούμενων τιμών ή τον τετραγωνικό μέσο όρο αυτών των διαφορών. Με απλούστερους όρους, το RMSE ποσοτικοποιεί τη διαφορά μεταξύ των τιμών που προβλέπονται από ένα μοντέλο ή έναν εκτιμητή και

των τιμών που παρατηρούνται πραγματικά από το περιβάλλον που μοντελοποιείται ή εκτιμάται.

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(\hat{y}_i - y_i)^2}{n}}$$

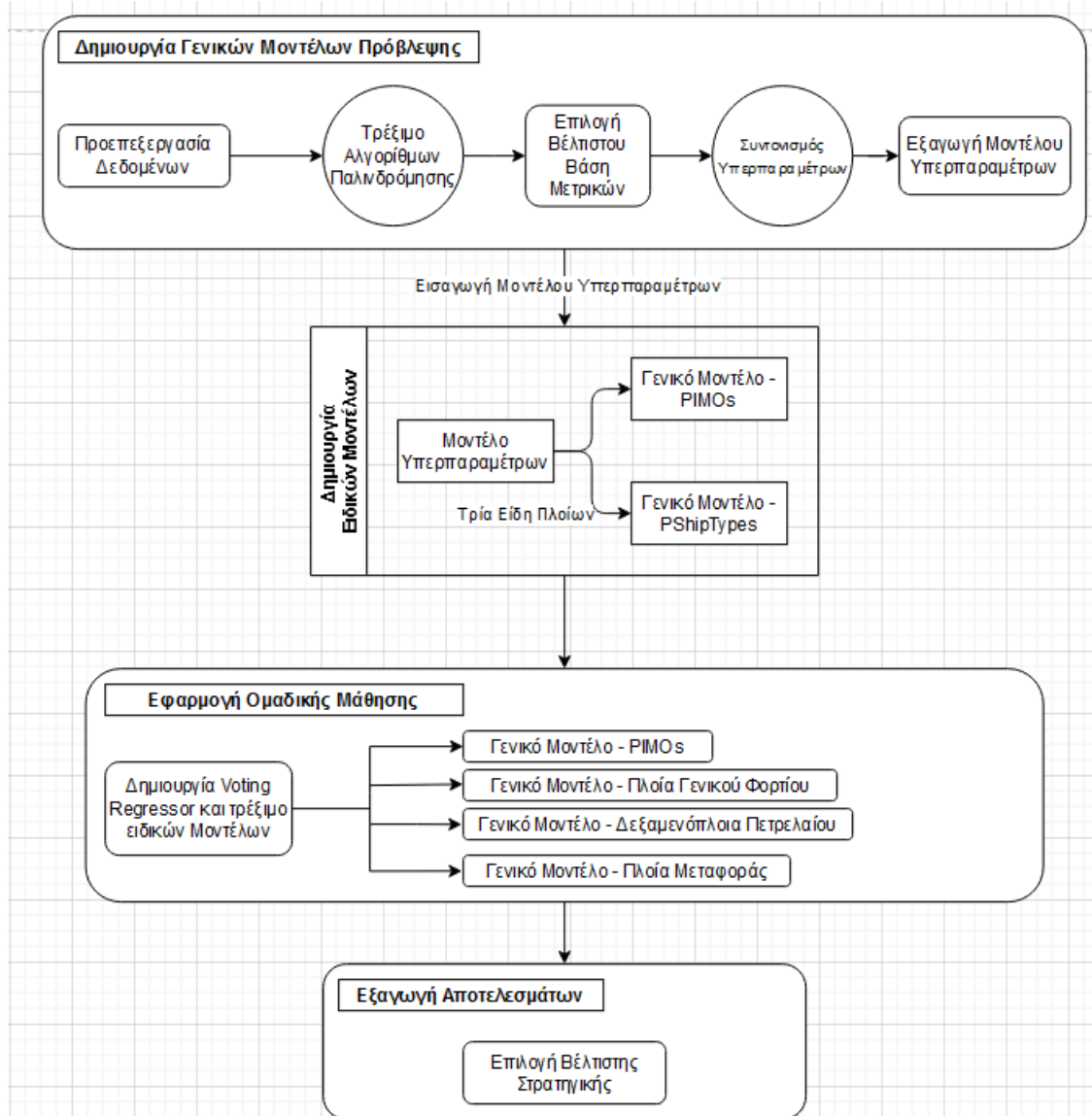
- **Κανονικοποιημένο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (NRMSE):** Το NRMSE είναι μια κανονικοποιημένη εκδοχή του μέσου τετραγωνικού σφάλματος, το οποίο μετρά την απόκλιση μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών εκπομπών CO₂. Η κανονικοποίηση γίνεται διαιρώντας το μέσο τετραγωνικό σφάλμα με τον μέσο όρο των πραγματικών εκπομπών CO₂. Αυτή η μετρική παρέχει μια σχετική μέτρο της ακρίβειας των προβλέψεων.

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}}{\bar{y}}$$

4.5 Πειράματα

4.5.1 Μεθοδολογία

Η επίλυση του προβλήματος μας γενικά χωρίζεται σε τρεις φάσεις, με το συνολικό διάγραμμα του pipeline της μεθοδολογίας μας να φαίνεται στην Εικόνα 4.5.



Εικόνα 4.5: Διάγραμμα pipeline της μεθοδολογίας

Σε πρώτη φάση τρέξαμε τις τέσσερις τεχνικές Παλινδρόμησης που εξηγήσαμε στο 2^ο Κεφάλαιο για την πρόβλεψη των εκπομπών ρύπων δηλαδή τις, Γραμμική Παλινδρόμηση (Linear Regression), το Τυχαίο Δάσος (Random Forest), το Xgboost και το

Lightgbm. Αξιολογώντας τα αποτελέσματα μας, επιλέξαμε το μοντέλο το οποίο είχε τα καλύτερα αποτελέσματα με βάση τις μετρικές που περιγράψαμε πριν. Κατόπιν, εφαρμόσαμε σε αυτό το μοντέλο Hyperparameter Tuning (Συντονισμός Υπερπαραμέτρων) με στόχο τη βελτίωση της απόδοσης του κάτι το οποίο πετύχαμε όπως θα δούμε και παρακάτω. Ο πρωταρχικός στόχος του συντονισμού των υπερπαραμέτρων [41] είναι να βρεθεί το σύνολο των υπερπαραμέτρων που αποδίδει καλύτερα σε ένα μοντέλο. Δεδομένου ότι οι βέλτιστες ρυθμίσεις μπορεί να διαφέρουν σημαντικά μεταξύ συνόλων δεδομένων και μοντέλων, ο συντονισμός είναι απαραίτητος για την επίτευξη της υψηλότερης ακρίβειας, την ελαχιστοποίηση του σφάλματος ή τη βελτιστοποίηση άλλης σχετικής μετρικής απόδοσης. Γενικά ο συντονισμός υπερπαραμέτρων είναι μια κρίσιμη διαδικασία στη μηχανική μάθηση και την προγνωστική ανάλυση και περιλαμβάνει τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων ενός μοντέλου που δεν μαθαίνονται από τα δεδομένα. Αυτές οι παράμετροι, γνωστές ως υπερπαραμέτροι, ελέγχουν τη συνολική συμπεριφορά ενός μοντέλου και μπορούν να επηρεάσουν σημαντικά την απόδοσή του. Με πιο απλά λόγια, χρησιμοποιώντας τον συντονισμό των υπερπαραμέτρων σωστά, πετυχαίνουμε η ίδια η διαδικασία εκμάθησης ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης να γίνεται καλύτερη χωρίς να αλλάζει η βασική του δομή.

Η απόδοση όλων των πιθανών συνδυασμών υπερ-παραμέτρων στο εκάστοτε μοντέλο γίνεται με τη μέθοδο της αναζήτησης πλέγματος [42] (Grid Search). Η αναζήτηση πλέγματος είναι απλά η εξαντλητική αναζήτηση όλων των συνδυασμών ενός ορισμένου συνόλου τιμών για κάθε υπερ-παράμετρο του μοντέλου. Οι τιμές αυτές ορίζονται χειροκίνητα βάσει δοκιμών και εμπειρικής γνώσης. Η μέθοδος πρέπει να καθοδηγείται από μια μετρική επίδοσης η οποία αποτιμάται πάνω στο σύνολο ελέγχου (test set) με τη χρήση διασταυρωμένης επικύρωσης (Cross Validation). Η υλοποίηση της μεθόδου έγινε μέσω της συνάρτησης GridSearchCV της βιβλιοθήκης Sci-kit Learn.

Έχοντας λοιπόν στα χέρια μας ένα ήδη αποδοτικό μοντέλο πρόβλεψης περάσαμε αισίως στη δεύτερη φάση της επίλυσης. Χρησιμοποιώντας μια Ensemble Learning τεχνική επιχειρήσαμε να μεταφέρουμε τη γνώση και τις υπερπαραμέτρους εκπαίδευσης του αρχικού μας μοντέλου σε κάθε πλοίο ξεχωριστά (per imo) προκειμένου να πετύχουμε ακόμα καλύτερα, εξατομικευμένα αυτή τη φορά, αποτελέσματα. Είναι σημαντικό να αναφέρουμε σε αυτό το σημείο ότι λόγω της φύσης του dataset μας τα αποτελέσματα στη

πρώτη φάση της επίλυσης ήταν κάτω από μία γενική σκοπιά. Αυτό ακριβώς θέλαμε να αλλάξουμε με τη δημιουργία του Ensemble Learning μοντέλου μας. Θέλαμε να πάρουμε την αποδοτικότητα του γενικού μοντέλου και να την εφαρμόσουμε διάφορα features του dataset μας, όχι μόνο απαραίτητα per imo, προκειμένου να πετύχουμε όσο το δυνατό καλύτερες CO2 προβλέψεις.

Για να το πετύχουμε αυτό, χρησιμοποιήσαμε τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Voting Regressor [42] που συνδυάζει τις προβλέψεις από πολλαπλά μοντέλα παλινδρόμησης (Regression) για να παράξει μία τελική πρόβλεψη. Ξεκινώντας, ο Voting Regressor εκπαιδεύει πολλά διαφορετικά μοντέλα στο ίδιο σύνολο δεδομένων. Αυτά τα μοντέλα μπορεί να κυμαίνονται από απλούς γραμμικούς παλινδρομικούς παράγοντες έως πιο σύνθετα, όπως δέντρα αποφάσεων, μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης ή ακόμα και νευρωνικά δίκτυα.

Αφού όλα τα μεμονωμένα μοντέλα έχουν κάνει τις προβλέψεις τους, ο Voting Regressor συγκεντρώνει αυτές τις προβλέψεις για να σχηματίσει μια τελική πρόβλεψη. Η συνάθροιση μπορεί να γίνει με διάφορους τρόπους, αλλά οι πιο συνηθισμένες μέθοδοι είναι ο μέσος όρος, λαμβάνοντας υπόψη δηλαδή τον αριθμητικό μέσο όρο των προβλέψεων από όλα τα μοντέλα βάσης και ο σταθμισμένος μέσος όρος, δηλαδή την ανάθεση διαφορετικών βαρών στις προβλέψεις από κάθε μοντέλο πριν από τη μέση τιμή, όπου τα βάρη καθορίζονται με βάση την απόδοση των μοντέλων. Στην περίπτωση μας χρησιμοποιήθηκε το 2ο και δοκιμάζοντας πολλά και διαφορετικά βάρη καταλήξαμε σε 1 προς 1.

Συνολικά, τρέξαμε τέσσερα μοντέλα με αυτή τη τεχνική. Συνδυάσαμε το Γενικό Μοντέλο (General Model – GM) της πρώτης φάσης με ένα μοντέλο που ήταν για κάθε πλοίο (per IMO) και με τα τρία από τα τέσσερα ship_types που είχαν θετικό correlation, τα Bulk Carriers, τα Container Ships και τα Oil Tankers. Στο Πίνακα 2 φαίνονται αναλυτικά:

Original	Specific
General Model	Per IMO
General Model	Per Ship Type – Bulk Carrier
General Model	Per Ship Type – Container Ship
General Model	Per Ship Type – Oil Tankers

Πίνακας 2: Ensemble Learning μοντέλα

4.5.2 Αποτελέσματα

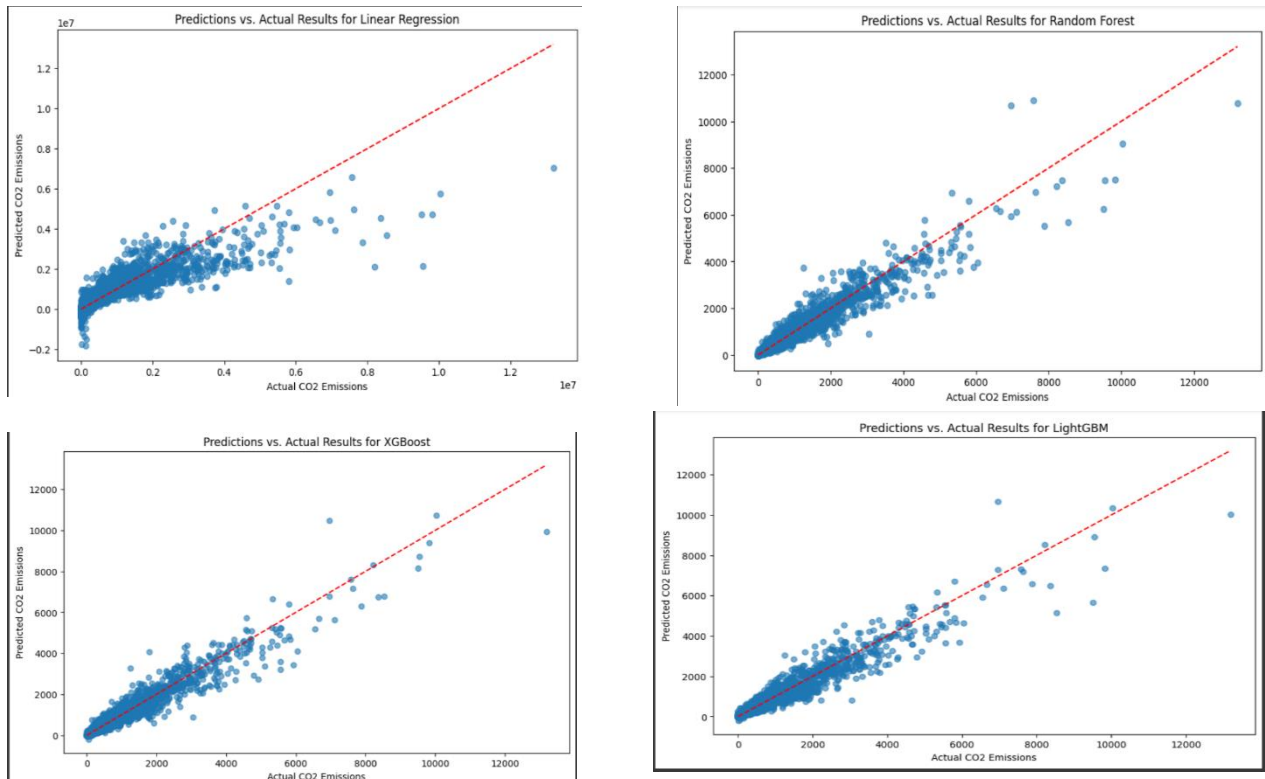
Σε αυτό το σημείο της διπλωματικής θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα των πειραμάτων που εξηγήθηκαν παραπάνω για την πρόβλεψη των εκπομπών CO₂, καθώς επίσης και η επιλογή της καλύτερης στρατηγικής με βάση τις μετρικές που επιλέχθηκαν. Για αρχή παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της πρώτης φάσης, δηλαδή της Γραμμικής Παλινδρόμησης, του Τυχαίου Δάσους (Random Forest), του XGBoost και του LightGBM. Τα αποτελέσματα θα παρουσιαστούν με γραφικές αναπαραστάσεις όπου:

- Κάθε κουκκίδα αντιπροσωπεύει ένα μεμονωμένο σημείο δεδομένων (ή παρατήρηση) από το σύνολο δοκιμών.
- Η συντεταγμένη x της κουκκίδας αντιπροσωπεύει την πραγματική τιμή των εκπομπών CO₂ για το συγκεκριμένο σημείο δεδομένων.
- Η συντεταγμένη y της κουκκίδας αντιπροσωπεύει την προβλεπόμενη τιμή των εκπομπών CO₂ για το συγκεκριμένο σημείο δεδομένων, όπως προβλέπεται από το μοντέλο.

Στην ουσία:

- Εάν μια κουκκίδα βρίσκεται πάνω στην κόκκινη διακεκομμένη γραμμή, σημαίνει ότι η πρόβλεψη του μοντέλου για το συγκεκριμένο σημείο δεδομένων ήταν τέλεια.
- Οι κουκκίδες πάνω από την κόκκινη διακεκομμένη γραμμή υποδηλώνουν υποπροβλέψεις από το μοντέλο. Σε αυτές τις περιπτώσεις, το μοντέλο προέβλεψε μια τιμή που είναι χαμηλότερη από την πραγματική τιμή.
- Οι κουκκίδες κάτω από την κόκκινη διακεκομμένη γραμμή υποδηλώνουν υπερβολικές προβλέψεις από το μοντέλο. Σε αυτές τις περιπτώσεις, το μοντέλο προέβλεψε μια τιμή υψηλότερη από την πραγματική τιμή.

Όσο πιο κοντά βρίσκονται οι κουκκίδες στην κόκκινη διακεκομμένη γραμμή, τόσο πιο ακριβείς είναι οι προβλέψεις του μοντέλου για τα εν λόγω σημεία δεδομένων. Αντίθετα, οι κουκκίδες που απέχουν περισσότερο από τη γραμμή υποδηλώνουν μεγαλύτερες αποκλίσεις μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών.



Εικόνα 4.6: Γραφική Αναπαράσταση των προβλέψεων: α) Linear Regression, β) Random forest, γ) XGBoost, δ) LightGBM

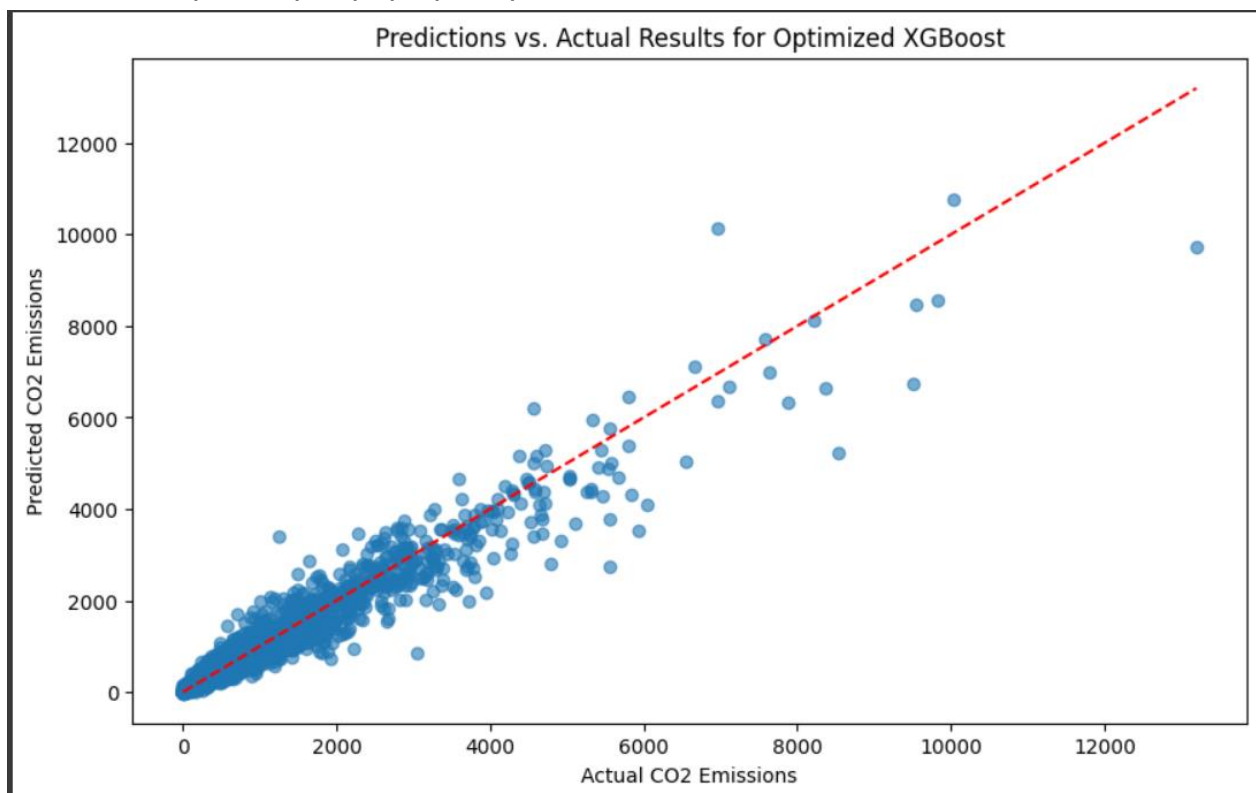
Αναλυτικά όλα τα αποτελέσματα των μοντέλων μας φαίνονται στον Πίνακα 3:

Comprehensive Model Evaluation Metrics

	R ²	MAE	RMSE	NRMSE
Linear Regression	0.7650	164,237.37	319,702.73	1.1643
Random Forest	0.9374	53,946.61	165,021.40	0.6010
XGBoost	0.9440	54,826.74	156,097.32	0.5685
LightGBM	0.9396	58,384.42	162,109.40	0.5904

Πίνακας 3: Αποτελέσματα μοντέλων

Στον Πίνακα 3 υπογραμμίσαμε τη γραμμή του XGBoost καθώς, αυτό ήταν το μοντέλο το οποίο είχε τα καλύτερα αποτελέσματα και εν τέλη επιλέξαμε για να εφαρμοστεί πάνω του ο Συντονισμός Υπερπαραμέτρων. Το αποτέλεσμα του μοντέλου XGBoost μετά τον Συντονισμό Υπερπαραμέτρων φαίνεται πιο κάτω:



Εικόνα 4.7: Γραφική Αναπαράσταση των αποτελεσμάτων μετά τον συντονισμό υπερπαραμέτρων

XGBoost After Hyperparameter	R²	MAE	RMSE	NRMSE
Tuning	0.947	51.73	151.67	0.55

Πίνακας 4: Αποτελέσματα μετά τον συντονισμό υπερπαραμέτρων

Όπως ήταν λογικό οι μετρικές μας είχαν καλύτερα αποτελέσματα.

Σε δεύτερη φάση θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα των ειδικών μοντέλων, δηλαδή του Γενικού Μοντέλου – PIMOs, του Γενικού Μοντέλου – Πλοία Γενικού Φορτίου, Γενικού Μοντέλου – Δεξαμενόπλοιων Πετρελαίου και του Γενικού Μοντέλου – Πλοία

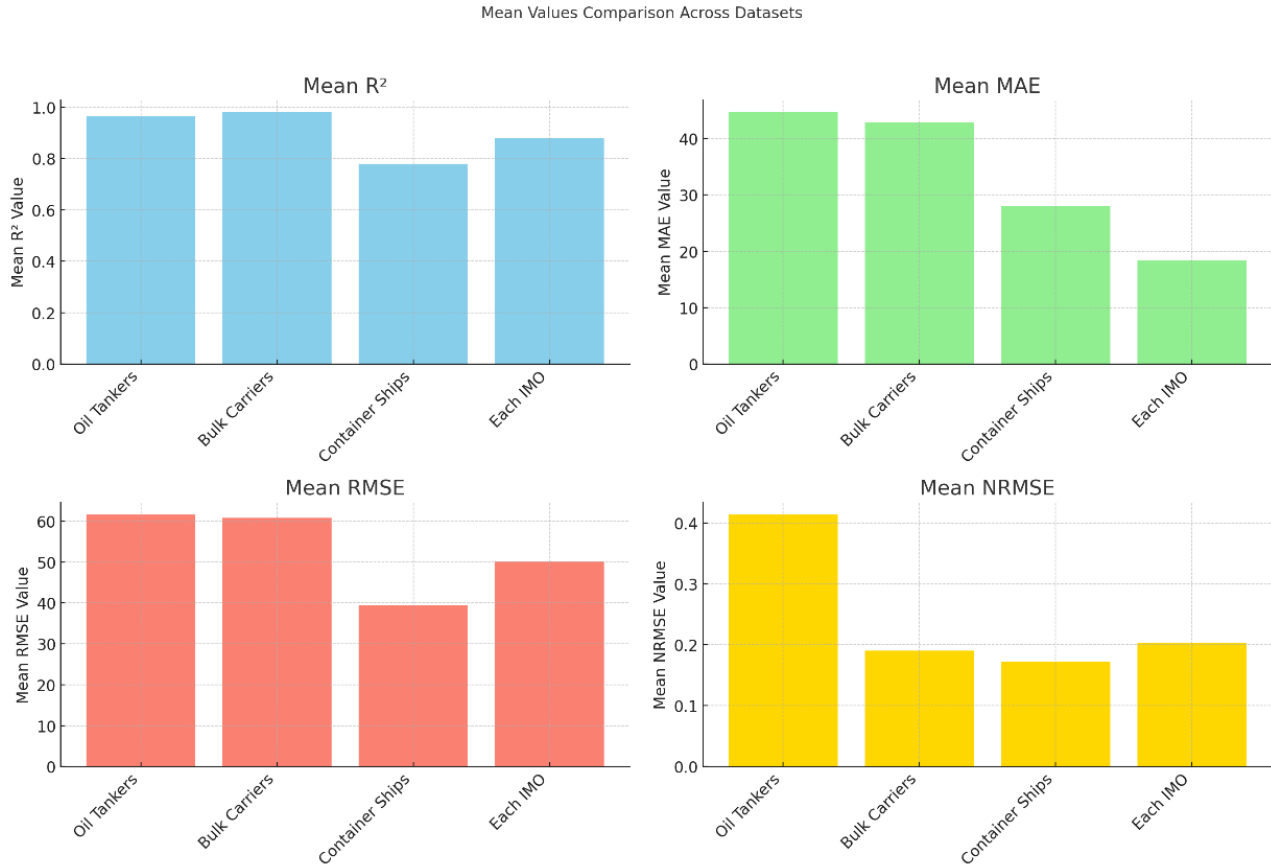
Μεταφοράς. Στη συνέχεια και με βάση των αποτελεσμάτων των μετρικών μας θα γίνει η επιλογή της βέλτιστης στρατηγικής.

Για τις ανάγκες του συγκεκριμένου πειράματος εισαγάγαμε δύο νέες μετρικές, την **Min R²** και την **Max R²**. Το Min R² χρησιμεύει ως δείκτης της χειρότερης απόδοσης των μοντέλων και το Max της καλύτερης. Ο λόγος που χρησιμοποιήθηκαν ήταν ότι υπήρχαν μεμονωμένα πλοία με ακραία αρνητικά R² που δυστυχώς επηρέαζαν τη γενική απόδοση των μοντέλων μας επομένως μας βοηθούν στο καταλάβουμε καλύτερα την αποτελεσματικότητα των προβλέψεων που κάνουν τα μοντέλα μας. Στον Πίνακα 5 φαίνονται αναλυτικά τα αποτελέσματα των μετρικών:

Dataset	Mean R²	Min R²	Max R²	Mean MAE	Mean RMSE	Mean NRMSE
Oil Tankers	0.964	-3,479.88	0.9996	44.69	61.51	0.413
Bulk Carriers	0.980	-2,952,110.16	0.9999	42.92	60.74	0.191
Container Ships	0.779	-11.43	0.9995	27.96	39.39	0.172
PIMO	0.879	-0.045	0.9998	18.38	50.09	0.203

Πίνακας 5: Αποτελέσματα προβλέψεων ειδικών μοντέλων

Σκιασμένα είναι τα αποτελέσματα των μετρικών μας για το εκάστοτε ειδικό μοντέλο που φαίνεται στα αριστερά του πίνακα.



Εικόνα 4.8: Γραφική αναπαράσταση αποτελεσμάτων

Εξετάζοντας τη γραφική αναπαράσταση και τα συνοπτικά στατιστικά στοιχεία των μέσων τιμών για το R^2 , το MAE, το RMSE και το NRMSE στα τέσσερα σύνολα δεδομένων (δεξαμενόπλοια πετρελαίου, πλοία μεταφοράς χύδην φορτίου, πλοία μεταφοράς εμπορευματοκιβωτίων και κάθε IMO), ακολουθούν ορισμένες παρατηρήσεις για τον προσδιορισμό της καλύτερης στρατηγικής:

- **R^2 (συντελεστής προσδιορισμού):**

Το σύνολο των δεδομένων των πλοίων χύδην φορτίου εμφανίζει την υψηλότερη μέση τιμή R^2 , ακολουθούμενο στενά από τα δεξαμενόπλοια πετρελαίου. Οι υψηλές τιμές R^2 δείχνουν ότι τα μοντέλα εξηγούν μεγάλο μέρος της διακύμανσης των εκπομπών ρύπων ωστόσο, είναι ζωτικής σημασίας να σημειωθεί η παρουσία εξαιρετικά αρνητικών τιμών R^2 στο σύνολο δεδομένων, ιδίως για τα πλοία χύδην φορτίου, οι οποίες ενδέχεται να υποδηλώνουν ακραίες τιμές ή μοντέλα που αποδίδουν ελάχιστα σε ορισμένες διαδρομές.

- **MAE (μέσο απόλυτο σφάλμα) και RMSE (μέσο τετραγωνικό σφάλμα):**

Το σύνολο δεδομένων για το κάθε IMO έχει το χαμηλότερο μέσο MAE, γεγονός που υποδηλώνει ότι γίνονται μικρότερα σφάλματα πρόβλεψης για αυτή τη προσέγγιση. Ωστόσο, έχει επίσης μεγάλο εύρος τιμών MAE, υποδεικνύοντας μεταβλητότητα στην απόδοση του μοντέλου. Για το RMSE, τα πλοία μεταφοράς εμπορευματοκιβωτίων έχουν τη χαμηλότερη μέση τιμή, υποδεικνύοντας μικρότερη μεταβλητότητα στα σφάλματα πρόβλεψης σε σύγκριση με τα άλλα σύνολα δεδομένων. Οι χαμηλότερες τιμές RMSE είναι προτιμότερες, καθώς υποδηλώνουν καλύτερη απόδοση του μοντέλου με μικρότερη απόκλιση από τις πραγματικές τιμές.

- **NRMSE (Κανονικοποιημένο μέσο τετραγωνικό σφάλμα):**

Τα πλοία εμπορευματοκιβωτίων έχουν τη χαμηλότερη μέση τιμή NRMSE, γεγονός που υποδηλώνει ότι τα σφάλματα πρόβλεψης είναι μικρότερα σε σχέση με το εύρος του συνόλου δεδομένων.

Βέλτιστη στρατηγική

Εν κατακλείδι και με βάση τα προηγούμενα καταλήξαμε στο συμπέρασμα πως η βέλτιστη στρατηγική για την επίλυση του προβλήματος μας είναι αυτή του **Γενικού Μοντέλου – PIMOs**. Εκτός του ότι το συγκεκριμένο μοντέλο έχει το χαμηλότερο Μέσο Απόλυτο Σφάλμα, ήταν αυτό το οποίο είχε τη μικρότερη διαφορά μέγιστης και ελάχιστης μέσης τιμής στις μετρικές μας υποδηλώνοντας σταθερότητα και αξιοπιστία στις προβλέψεις του. Πέραν αυτών όμως, το πιο σημαντικό για εμάς στην επιλογή αυτής της στρατηγικής ως βέλτιστης, είναι το γεγονός πως είναι ένα μοντέλο το οποίο χρησιμοποιεί όλα τα δεδομένα για εκπαίδευση και πρόβλεψη. Είναι ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης το οποίο μπορεί να αποδώσει πολύ καλά αποτελέσματα ανεξαρτήτου είδους πλοίου εξαρτώμενο σχεδόν καθαρά από τις ίδιες τις διαδρομές των πλοίων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: Συμπεράσματα και Μελλοντικές Προοπτικές

5.1 Σύνοψη και Συμπεράσματα

Σε αυτή τη διπλωματική εργασία εξετάστηκε το τοπίο των μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης (AI) στη ναυτιλία, με ιδιαίτερη έμφαση στην πρόβλεψη των εκπομπών ρύπων. Αρχικά έγινε ανασκόπηση της υπάρχουσας βιβλιογραφίας για τη βελτιστοποίηση των εκπομπών ρύπων στη ναυτιλία και στη συνέχεια έγινε ανάλυση πραγματικών δεδομένων πλοίων και πρόβλεψη των εκπομπών ρύπων τους, χρησιμοποιώντας τεχνικές Μηχανικής Μάθησης.

Στο τεχνικό κομμάτι της εργασίας σε πρώτη φάση, χρησιμοποιήθηκαν τέσσερις αλγόριθμοι παλινδρόμησης για τις προβλέψεις η Γραμμική Παλινδρόμηση (Linear Regression), το Τυχαίο Δάσος (Random Forest), το LightGBM και το XGBoost με το τελευταίο να δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα, βάση των μετρικών που επιλέχθηκαν, και να εφαρμόζετε πάνω του Συντονισμός Υπερπαραμέτρων (Hyperparameter Tuning) δημιουργώντας ένα Γενικό Μοντέλο Πρόβλεψης. Στην συνέχεια αυτό το Γενικό Μοντέλο το εξατομικεύσαμε σε κάθε πλοίο του συνόλου δεδομένων μας και είδος πλοίου ξεχωριστά με τη χρήση ενός αλγορίθμου Ομαδικής Μάθησης (Ensemble Learning) με όνομα Παλινδρομητή Ψηφοφορίας (Voting Regressor) δημιουργώντας τέσσερα έξτρα μοντέλα πρόβλεψης εκπομπών ρύπων. Η στρατηγική πρόβλεψης για κάθε πλοίο αναδείχθηκε ως η πιο αποτελεσματική καθώς, πέρα από το γεγονός ότι πέτυχε το χαμηλότερο μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), είχε τη μικρότερη διαφορά μέγιστης και ελάχιστης μέσης τιμής στις μετρικές με τη διακύμανση της απόδοσης του μοντέλου σε διαφορετικά σύνολα δεδομένων (πετρελαιοφόρα, πλοία μεταφοράς χύδην φορτίου, πλοία μεταφοράς εμπορευματοκιβωτίων) να αναδεικνύει την προσαρμοστικότητα και τη γενική του επιτυχία.

5.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις

Η παρούσα εργασία θα μπορούσε να επεκταθεί σε διάφορες κατευθύνσεις. Στο πεδίο της μηχανικής μάθησης, μπορούν να χρησιμοποιηθούν πιο προηγμένες τεχνικές για τις προβλέψεις των εκπομπών ρύπων όπως τα μοντέλα βραχείας μνήμης (LSTM's) ή τα

μοντέλα βαθιάς μάθησης (Deep Learning). Ειδικά τα Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα (CNN) και τα Επαναλαμβανόμενα Νευρωνικά Δίκτυα (RNN), μπορεί να βελτιώσουν την ακρίβεια των προβλέψεων εκπομπών καταγράφοντας πολύπλοκα μοτίβα σε δεδομένα υψηλών διαστάσεων, όπως χρονικές ακολουθίες. Επίσης στο πεδίο της ομοσπονδιακής μάθησης εντοπίζονται τα περισσότερα περιθώρια επέκτασης της παρούσας εργασίας. Στο μέλλον, μπορούν να γίνουν δοκιμές για την εφαρμογή του τρέχοντος αλγορίθμου ομοσπονδιακής μάθησης σε μεγάλης κλίμακας προβλήματα, όπου τα συνεργαζόμενα πλοία είναι πολύ περισσότερα, αλλά να δοκιμαστούν και διάφορες άλλες παραλλαγές αλγορίθμων ομοσπονδιακής μάθησης, οι οποίες μπορούν να διορθώσουν της αδυναμίες του απλού μοντέλου που κατασκευάστηκε εδώ. Όλες οι παραπάνω προσεγγίσεις μπορούν, τέλος, να εφαρμοστούν για την αντιμετώπιση άλλων προβλημάτων του τομέα της ναυτιλίας, όπως η προληπτική συντήρηση (predictive maintenance).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: Βιβλιογραφία

- [1] “Artificial Intelligence Definitions”. <https://hai.stanford.edu/sites/default/files/2020-09/AI-Definitions-HAI.pdf>
- [2] “Rigid Flexibility: The Logic of Intelligence Springer” Wang, P. (2006).
- [3] “What Do You Mean by “AI”?”. [Online] Pei Wang Temple University, Philadelphia, USA <http://www.cis.temple.edu/~pwang/>
- [4] “The Connection Machine” Hillis, W. D. (1986). MIT Press, Cambridge, Massachusetts
- [5] “On the proper treatment of connectionism”. Behavioral and Brain Sciences Smolensky, P. (1988)., 11:1–74.
- [6] “Computing machinery and intelligence.” Turing, A. M. (1950). Mind, LIX:433–460.
- [7] “Machine intelligence and the Turing Test.” Brackenbury, I. F. and Ravin, Y. (2002). IBM Systems Journal, 41(3):524–529.
- [8] “The Society of Mind.” Minsky, M. (1985). Simon and Schuster, New York.
- [9] https://people.engr.tamu.edu/guni/csce421/files/AI_Russell_Norvig.pdf
- [10] R. Anyoha, “The History of Artificial Intelligence”, 2017. [Online]. Available: Harvard University, <https://sitn.hms.harvard.edu/>.
- [11] K. Warwick, “Artificial intelligence: the basics”, Routledge, 2013
- [12] “Supervised, Unsupervised, & Reinforcement Learning”, 2020. [Online]. Available: Gradient, <https://docs.paperspace.com/>.
- [13] Lloyd, Stuart P. (1957). "Least square quantization in PCM". Bell Telephone Laboratories Paper. *Published in journal much later*: Lloyd, Stuart P. (1982). "[Least squares quantization in PCM](#)"
- [14] [MacKay, David](#) (2003). "[Chapter 20. An Example Inference Task: Clustering](#)" (PDF). [Information Theory, Inference and Learning Algorithms](#)
- [15] James, Gareth, et al. "Linear regression." An introduction to statistical learning: With applications in python. Cham: Springer International Publishing, 2023.
- [16] T. K. Ho, “Random decision forests,” in Proceedings of the Third International Conference on Document Analysis and Recognition (Volume 1) - Volume 1, USA, Aug. 1995

- [17] L. Breiman, "Random Forests," *Mach. Learn.*, vol. 45, no. 1, pp. 5–32, Oct. 2001, doi: 10.1023/A:1010933404324.
- [18] C. Zhang and Y. Ma, Eds., *Ensemble Machine Learning*. New York: Springer, 2012.
- [19] R. A. Fisher, "The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems," *Ann. Eugen.*, vol. 7, no. 2, pp. 179–188, 1936, doi: 10.1111/j.1469-1809.1936.tb02137.x.
- [20] J. R. Quinlan, "Induction of decision trees," *Mach. Learn.*, vol. 1, no. 1, pp. 81–106, Mar. 1986, doi: 10.1007/BF00116251.
- [21] T. Chen and C. Guestrin, "XGBoost: A Scalable Tree Boosting System," in *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, New York, NY, USA, Aug. 2016, pp. 785–794. doi: 10.1145/2939672.2939785.
- [22] G. Ke et al., "LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree," Dec. 2017. [Online]. Available: <https://www.microsoft.com/en-us/research/publication/lightgbm-a-highly-efficient-gradient-boosting-decision-tree/>
- [23] C. Zhang and Y. Ma, Eds., *Ensemble Machine Learning*. New York: Springer, 2012.
- [24] RRMSE VOTING REGRESSOR: A WEIGHTING FUNCTION BASED IMPROVEMENT TO ENSEMBLE REGRESSION, Shikun Chen
- [25] Voting Regressor: <https://www.geeksforgeeks.org/voting-regressor/>
- [26] A Short History of the World's Shipping Industry By C. Ernest Fayle
- [27] Annual Review – International Chamber Of Shipping, <https://www.ics-shipping.org/wp-content/uploads/2020/11/annual-review-2020-final-compressed.pdf>
- [28] <https://www.imo.org/en/MediaCentre/HotTopics/Pages/Cutting-GHG-emissions.aspx>
- [29] UNCTAD. "Review of Maritime Transport 2021." https://unctad.org/system/files/official-document/rmt2021_en_0.pdf
- [30] "Coronavirus (COVID-19) – Guidance for Ship Operators for the Protection of the Health of Seafarers." International Maritime Organization. Accessed September 28, 2021. <https://www.ics-shipping.org/publication/coronavirus-covid-19-guidance-fourth-edition/>
- [31] <https://unctad.org/news/united-nations-bodies-call-further-action-end-seafarer-crisis>

[32] Tracking the economic impacts of COVID-19 one ship at a time. <https://www.ox.ac.uk/news/2021-04-15-tracking-economic-impacts-covid-19-one-ship-time>

[33] <https://www.unescap.org/sites/default/d8files/knowledge-products/ShippingPoliyBrief-16Oct2020-FINAL.pdf>

[34] COVID-19: Remote audits and smart options are the new normal. <https://safety4sea.com/cm-covid-19-remote-audits-and-smart-options-are-the-new-normal/>

[35] International Maritime Bureau (IMB) - 2020 Annual Piracy Report. https://www.icc-ccs.org/reports/2020_Annual_Piracy_Report.pdf

[36] Regional Cooperation Agreement on Combating Piracy and Armed Robbery against Ships in Asia (ReCAAP) - 2020 Annual Report <https://www.recaap.org/resources/ck/files/reports/annual/ReCAAP%20ISC%20Annual%20Report%202020.pdf>

[37] <https://www.ics-shipping.org/wp-content/uploads/2021/02/2021-Cyber-Security-Guidelines.pdf>

[38] Greek shipping remains world's leading maritime force <https://www.greeknewsagenda.gr/topics/business-r-d/7691-greek-shipping-remains-the-world%E2%80%99s-leading-maritime-force>

[39] <https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmg/gr/pdf/2022/02/the-future-of-shipping-070222.pdf>

[40] https://unctad.org/system/files/official-document/rmt2022_en.pdf

[41] Rolls-Royce. (2017). Rolls-Royce and Google Cloud to deliver autonomous ships. <https://www.rolls-royce.com/media/press-releases/2017/03-10-2017-rr-joins-forces-with-google-cloud-to-help-make-autonomous-ships-a-reality.aspx>

[42] <https://gm.imo.org/wp-content/uploads/2018/11/IMO-MTCC-Port-Call-Optimization-with-Pronto-.pdf>

[43] Managing a blockchain-based platform ecosystem for industry-wide adoption: The case of TradeLens, Marin Jovanovic, Nikola Kostić, Ina M. Sebastian, Tomaz Sede

[44] Wärtsilä. (n.d.). Wärtsilä Fleet Operations Solution. Retrieved from: <https://www.wartsila.com/voyage/fos>

[45] Data-driven fraud detection in international shipping R. Triepels, H. Daniels, A. Feelders - Expert Systems with Applications, 2018

[46] New Artificial Intelligence Technology Improving Fuel Efficiency and Reducing CO2 Emissions of Ships through Use of Operational Big Data, Taizo Anan, Hiroyuki Higuchi, Naoki Hamada

[47] Ocean Engineering 259 (2022), Marine route optimization using reinforcement learning approach to reduce fuel consumption and consequently minimize CO2 emissions Mohammad Hossein Moradi, Martin Brutsche, Markus Wenig, Uwe Wagner, Thomas Koch

[48] Comparison of Using Artificial Neural Network and Gaussian Process in Ship Energy Consumption Evaluation, Jun Yuan, Shumei Wei, China Institute of FZT Supply Chain, Shanghai Maritime University, Shanghai, China

[49] Optimal Planning of Integrated Nuclear-Renewable Energy System for Marine Ships Using Artificial Intelligence Algorithm, Hossam A. Gabbar, Md. Ibrahim Adham and Muhammad R. Abdussami

[50] Prediction of Emission Characteristics of Generator Engine with Selective Catalytic Reduction Using Artificial Intelligence, Min-Ho Park, Chang-Min Lee, Antony John Nyongesa, Hee-Joo Jang, Jae-Hyuk Choi, Jae-Jung Hur and Won-Ju Lee

[51] Particulate Matter (PM1, 2.5, 10) Concentration Prediction in Ship Exhaust Gas Plume through an Artificial Neural Network, Giedrius Šilas, Paulius Rapalis and Sergejus Lebedevas

[52] Application of Artificial Intelligence to Predict CO2 Emissions: Critical Step towards Sustainable Environment, Ahmed M. Nassef, Abdul Ghani Olabi, Hegazy Rezk and Mohammad Ali Abdelkareem

[53] Method and evaluations of the effective gain of artificial intelligence models for reducing CO2 emissions Paul Delanoë, Dieudonné Tchuenta, Guillaume Colin