

**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
ΤΜΗΜΑ ΝΑΥΤΙΛΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ**

**ΣΧΟΛΗ ΝΑΥΤΙΚΩΝ ΔΟΚΙΜΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΝΑΥΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ**



ΔΙΠΛΩΜΑ

Διοίκηση στη Ναυτική Επιστήμη και Τεχνολογία

Διπλωματική Εργασία

**“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και
δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση
προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την
πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”**

Κάρολος Γερούλανος

“ΜΝΣΝΔ 22008»

Επιβλέπων:

Αν. Καθηγητής Αλέξανδρος Αρτίκης

Πειραιάς

“Μάιος 2024”

ΔΗΛΩΣΗ ΑΥΘΕΝΤΙΚΟΤΗΤΑΣ / ΖΗΤΗΜΑΤΑ COPYRIGHT

Το άτομο το οποίο εκπονεί την Διπλωματική Εργασία φέρει ολόκληρη την ευθύνη προσδιορισμού της δίκαιης χρήσης του υλικού, η οποία ορίζεται στην βάση των εξής παραγόντων: του σκοπού και χαρακτήρα της χρήσης (εμπορικός, μη κερδοσκοπικός ή εκπαιδευτικός), της φύσης του υλικού που χρησιμοποιεί (τμήμα του κειμένου, πίνακες, σχήματα, εικόνες ή χάρτες), του ποσοστού και της σημαντικότητας των πιθανών συνεπειών αυτής στην αγορά ή στη γενικότερη αξία του υπό copyright κειμένου.

Η παρούσα Διπλωματική Εργασία εγκρίθηκε ομόφωνα από την Τριμελή Εξεταστική Επιτροπή που ορίστηκε από τη ΕΔιΕ του ΔΠΜΣ σύμφωνα με τον Κανονισμό Λειτουργίας του ΔΠΜΣ 'Διοίκηση στη Ναυτική Επιστήμη και Τεχνολογία'.

Τα μέλη της Επιτροπής ήταν:

ΜΕΛΟΣ Α΄: Αν. Καθηγητής Α. Αρτίκης (Επιβλέπων)

ΜΕΛΟΣ Β΄: Αν. Καθηγητής Ι. Λαγούδης

ΜΕΛΟΣ Γ΄: Επ. Καθηγητής Δ. Πολέμης

Η έγκριση της Διπλωματικής Εργασίας από το Τμήμα Ναυτιλιακών Σπουδών του Πανεπιστημίου Πειραιώς δεν υποδηλώνει αποδοχή των γνωμών του συγγραφέα.



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

Ευχαριστίες

Με την ευκαιρία της ολοκλήρωσης της διπλωματικής μου εργασίας, θα ήθελα να ευχαριστήσω την σύζυγό μου και τις δύο μου κόρες για την κατανόηση και την στήριξη που μου παρείχαν σε όλο αυτό το απαιτητικό διάστημα, μέχρι την ολοκλήρωση των σπουδών μου.

Ιδιαίτερα θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα Καθηγητή κ. Αλέξανδρο Αρτίκη και να του εκφράσω την ευγνωμοσύνη μου καθώς με την εμπιστοσύνη που μου επέδειξε, αναθέτοντάς μου την παρούσα εργασία, με οδήγησε στην ενασχόληση με έναν τομέα που δεν είχα μέχρι τώρα φανταστεί, αυτόν της τεχνητής νοημοσύνης.

Επιπλέον, ευχαριστώ από καρδιάς τον κ. Ανδρέα Κουβαρά, συνεργάτη του Καθηγητή κ. Αλέξανδρου Αρτίκη, καθώς η καθοδήγηση που μου παρείχε σε όλη την διάρκεια συγγραφής της παρούσας εργασίας ήταν καταλυτική. Σε καμία φάση της συγγραφής δεν αισθάνθηκα μόνος καθώς γνώριζα ότι και οι δύο θα με συνέδραμαν επιλύοντας κάθε μου απορία άμεσα και με προθυμία.

“ Ευποιίας ης έτυχεσ, μνημόνευε.

-Να μνημονεύεις τις ευεργεσίες που έχεις λάβει.

Κλεόβουλος ο Ρόδιος

Εκ των 7 σοφών της Αρχαίας Ελλάδος (6ος π.Χ. αιών)”



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

Περίληψη

Το σύγχρονο παγκόσμιο ναυτιλιακό περιβάλλον είναι αντιμέτωπο με πολλές προκλήσεις, με κυριότερες εξ αυτών την εν εξελίξει κλιματική αλλαγή αλλά και την τρέχουσα γεωπολιτική ρευστότητα που επικρατεί σε περιοχές γύρω από τις κυριότερες θαλάσσιες οδούς. Αυτές οι καταστάσεις αποτελούν παράγοντες αποσταθεροποίησης τις παγκόσμιες οικονομίας, προκαλώντας σημαντικές διαταράξεις στην παγκόσμια εφοδιαστική αλυσίδα.

Πέραν του οικονομικού αντίκτυπου που παρουσιάζουν οι ανωτέρω καταστάσεις στις εθνικές οικονομίες, επηρεάζουν σημαντικά και την εύρυθμη λειτουργία των ναυτιλιακών εταιρειών, με τις οικονομικές συνέπειες να είναι αρκετές φορές εξαιρετικά αρνητικές.

Οι σύγχρονες ναυτιλιακές εταιρείες καλούνται να συμμορφωθούν με τους ολοένα και αυστηρότερους κανονισμούς που επιβάλλει ο ΙΜΟ, οι οποίοι αφορούν την συμμόρφωση με τους κανόνες ασφαλούς ναυσιπλοΐας και την ασφάλεια της ανθρώπινης ζωής στην θάλασσα (SOLAS) αλλά και με την συμμόρφωση με τους περιβαλλοντικούς στόχους για την μείωση των συνολικά εκπεμπόμενων ρύπων έως το έτος 2050 της ναυτιλιακής βιομηχανίας.

Η ανάπτυξη σύγχρονων τεχνολογικών εφαρμογών και η ραγδαία εξέλιξη της τεχνητής νοημοσύνης έρχονται για να ενσωματωθούν στην λειτουργία των ναυτιλιακών εταιρειών καθιστώντας τις ναυτιλιακές εταιρείες βιώσιμες και ικανές να επιτύχουν την στοχοθεσία του ΙΜΟ.

Η ενσωμάτωση τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης επιτρέπει στις ναυτιλιακές εταιρείες να αναλύουν δεδομένα που προέρχονται από τους στόλους των πλοίων που διαχειρίζονται και να εξαγάγουν αξιόπιστα συμπεράσματα, τα οποία με την σειρά τους οδηγούν στην λήψη των βέλτιστων αποφάσεων. Οι αποφάσεις αυτές οδηγούν τις ναυτιλιακές εταιρείες στην επίτευξη των στόχων τους και στην οικονομική τους ανάπτυξη καθιστώντας το ναυτιλιακό κλάδο πρωτοπόρο και ηγέτη στην παγκόσμια οικονομία και στην αντιμετώπιση της κλιματικής αλλαγής.

Στην παρούσα εργασία γίνεται αναφορά στις προκλήσεις που καλούνται να αντιμετωπίσουν οι ναυτιλιακές εταιρείες. Αναλύεται το θαλάσσιο περιβάλλον καθώς και η επίδρασή του στην λειτουργία ενός πλοίου. Στην συνέχεια γίνεται εκτενής αναφορά σε μεθόδους τεχνητής νοημοσύνης και αναλύονται οι τομείς εφαρμογής τους, όπως η σχεδίαση ενός ταξιδιού, η κατανάλωση καυσίμου και η πρόβλεψη βλαβών με πεδίο εφαρμογής το πλοίο.

Τέλος, αναλύονται, αξιολογούνται και συγκρίνονται τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την ανάπτυξη τεσσάρων μοντέλων μηχανικής μάθησης με σκοπό την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου ενός πολεμικού πλοίου. Στόχος της παρούσας μελέτης δεν είναι η εκλογή του βέλτιστου μοντέλου πρόβλεψης κατανάλωσης καυσίμου αλλά η απόκτηση περαιτέρω γνώσης με σκοπό την υποβοήθηση της μελλοντικής έρευνας.

Λέξεις – Κλειδιά

Τεχνητή Νοημοσύνη – Μηχανική μάθηση – Πρόβλεψη – Κατανάλωση – Πλοίο



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

Abstract

The modern global shipping environment faces many challenges, most notably ongoing climate change and current geopolitical instability in regions surrounding major shipping routes. These situations are destabilizing factors for the global economy, causing significant disruptions in the global supply chain.

In addition to the economic impact of these situations on national economies, they also have a significant impact on the proper functioning of shipping companies, with the economic consequences often being extremely adverse.

Today's shipping companies have to comply with increasingly stringent regulations imposed by the IMO, including the Safety of Life at Sea (SOLAS) and environmental targets to reduce the total amount of pollutants emitted by the shipping industry by 2050.

The development of modern technological applications and the rapid evolution of artificial intelligence are being integrated into the operations of shipping companies to make them sustainable and capable of achieving the IMO's goal.

The integration of artificial intelligence techniques allows shipping companies to analyze data from the fleets of ships they manage and draw reliable conclusions, that lead to optimal decisions. These decisions lead shipping companies to achieve their goals and economic growth, making the shipping industry a pioneer and leader in the global economy and in the fight against climate change.

This paper highlights the challenges that shipping companies face. The marine environment and its impact on ship operations are analyzed. Subsequently, artificial intelligence methods are extensively referenced and their application areas are analyzed, such as voyage planning, fuel consumption and failure prediction in the context of a ship.

Finally, the results of the development of four machine learning models for predicting the fuel consumption of a warship are analyzed, evaluated and compared. The aim of this study is not to select the best model for predicting fuel consumption, but to gain further knowledge that will help future research.

Key – Words

Artificial Intelligence – Machine learning – Prediction – Consumption – Ship



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

Περιεχόμενα

Περίληψη.....	v
Abstract	vi
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ	ix
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ.....	x
ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΝΤΗΜΗΣΕΩΝ	xi
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 ^ο	1
1.1 Παγκόσμιο ναυτιλιακό περιβάλλον. Οι προκλήσεις του μέλλοντος.....	1
1.1.1 Ο ρόλος της ναυτιλιακής βιομηχανίας στο θαλάσσιο εμπόριο	1
1.1.2 Ο ρόλος των συστημάτων ναυτικής πρόωσης.....	6
1.1.3 Ο ρόλος των προηγμένων συστημάτων πλοήγησης.....	7
1.2 Ανάγκη συμμόρφωσης ναυτιλίας με περιβαλλοντικούς στόχους IMO	8
1.3 Η τεχνητή νοημοσύνη στη ναυτιλία.....	10
1.4 Πρόβλεψη κατανάλωσης καυσίμου και πρόληψη επικείμενων δυσλειτουργιών με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης	13
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 ^ο	16
2.1 Το περιβάλλον λειτουργίας των πλοίων	16
2.2 Περιβαλλοντικοί παράγοντες που επιδρούν στην κατανάλωση καυσίμου.....	17
2.2.1 Ανάλυση αντιστάσεων που αναπτύσσονται στην επιφάνεια ενός πλοίου	19
2.3 Λειτουργικοί παράγοντες που επιδρούν στην κατανάλωση καυσίμου.....	21
2.4 Συσχέτιση λειτουργικών και περιβαλλοντικών παραγόντων.....	22
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 ^ο	24
3.1 Τεχνητή νοημοσύνη και μηχανική μάθηση	24
3.2 Τεχνικές μηχανικής μάθησης.....	27
3.2.1 Μάθηση με επίβλεψη (supervised learning)	28
3.2.1.1 Η μέθοδος της παλινδρόμησης (regression)	28
3.2.1.2 Η μέθοδος της ταξινόμησης (classification)	29
3.2.2 Μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning).....	30
3.2.2.1 Η μέθοδος της συσταδοποίησης (clustering)	30
3.2.3 Ενισχυτική μάθηση (reinforcement learning)	31
3.2.4 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα.....	31
3.3 Εξόρυξη δεδομένων και μηχανική μάθηση	33
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 ^ο	35
4.1 Βιβλιογραφική ανασκόπηση	35
4.2 Σκοπός παρούσας μελέτης	36
4.3 Πλοίο αναφοράς.....	37
4.4 Μέθοδος συλλογής δεδομένων	40
4.4.1 Επεξεργασία και ανάλυση δεδομένων	40
4.4.2 Στατιστικά μέτρα ανάλυσης μεταβλητών	43
4.5 Μεθοδολογία.....	50
4.6 Μέτρα αξιολόγησης μοντέλων.....	51
4.6.1. Συντελεστής προσδιορισμού R^2 και εξηγημένη διακύμανση (EV)	52
4.6.2 Μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE)	52
4.6.3 Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE).....	53
4.7 Περιγραφή μοντέλων	53



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

4.7.1 Linear regression (LR)	54
4.7.2 Random Forest Regression (RFR)	55
4.7.3 Gradient Boosting Regression (GBR).....	56
4.7.4 Artificial Neural Network (ANN)	58
4.8 Συμπεράσματα	60
BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	65



Κάρολος Γερούλανος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Σχήμα 1.1	Εκπεμπόμενα γραμμάρια GHG ανά τονοχιλιόμετρο.
Σχήμα 1.2	Οι εξαγωγές εμπορευμάτων και το απόθεμα ξένου κεφαλαίου (σε δολάρια αγοράς) ως ποσοστό του παγκόσμιου εισοδήματος (σε διεθνή δολάρια).
Σχήμα 1.3	Πορεία του θαλάσσιου εμπορίου, τόνοι και τονομίλια, 2000-2024 (Ετήσια ποσοστιαία μεταβολή).
Σχήμα 1.4	Δείκτης βιομηχανικής παραγωγής του Οργανισμού Οικονομικής Συνεργασίας και Ανάπτυξης (ΟΟΣΑ) και δείκτες για το παγκόσμιο ΑΕΠ, το θαλάσσιο εμπόριο και το εμπόριο εμπορευμάτων. Στοιχεία που ελήφθησαν από την UNCTAD έως το 2014 (UNCTAD, 2015) και την UNCTADSTAT από το 2015 έως το 2020.
Σχήμα 1.5	Clarkson Research Studies, Capesize quality survey (1993).
Σχήμα 1.6	Ετήσιες εκπομπές CO ₂ από τον παγκόσμιο ναυτιλιακό στόλο, διακεκριμένες με βάση το σενάριο "business-as-usual" και το σενάριο "reduction".
Σχήμα 1.7	Εκπομπές CO ₂ από την καύση ορυκτών καυσίμων ανά βιομηχανικό κλάδο.
Σχήμα 1.8	Ορισμός της βιομηχανίας 4.0. Προκλήσεις και λύσεις για τον ψηφιακό μετασχηματισμό και τη χρήση εκθετικών τεχνολογιών. Audit. Tax. Consulting. Corporate Finance. Μάρτιος-Αύγουστος, 2014.
Σχήμα 2.1	Σχηματική αναπαράσταση της διαδικασίας της βιολογικής ρύπανσης.
Σχήμα 2.2	Επίδραση αντιστάσεων ανάλογα με την επιχειρησιακή ταχύτητα των πλοίων.
Σχήμα 2.3	Μεταβλητές που επηρεάζουν την απόδοση του πλοίου.
Σχήμα 3.1	Οι κύριοι κλάδοι της μηχανικής μάθησης.
Σχήμα 3.2	Νευρωνικό δίκτυο με τέσσερις εισόδους και ένα κρυφό επίπεδο με τρεις κρυμμένους νευρώνες.
Σχήμα 3.3	Ένα απλό νευρωνικό δίκτυο τροφοδότησης και υπολογισμός σε έναν νευρώνα.
Σχήμα 4.1	Σκαριφηματική διάταξη προωστήριας εγκατάστασης πλοίου αναφοράς.
Σχήμα 4.2	Μέγιστη επιτρεπόμενη ταχύτητα ανάλογα με το επικρατών μέγιστο ύψος κύματος.
Σχήμα 4.3	Απαιτούμενη ισχύς πρόωσης για τέσσερις (4) κύριες μηχανές ανάλογα με την ταχύτητα του πλοίου.
Σχήμα 4.4	Συνολική κατανάλωση καυσίμου και οι αντίστοιχες στροφές εκάστου άξονα ανάλογα με την ταχύτητα του πλοίου, για πλεύση με τέσσερις (4) κύριες μηχανές.
Σχήμα 4.5	Συνολικά διανυθέντα μίλια και συνολική κατανάλωση καυσίμου ανά μήνα για την εξεταζόμενη περίοδο.
Σχήμα 4.6	Ιστόγραμμα ημερήσιας κατανάλωσης καυσίμου (lts)
Σχήμα 4.7	Ιστόγραμμα ταχύτητας (GPS) πλοίου (knots)
Σχήμα 4.8	Ιστόγραμμα ταχύτητας ανέμου (knots)
Σχήμα 4.9	Ιστογράμματα στροφών και ισχύος Νο1 κύριας μηχανής
Σχήμα 4.10	Ιστογράμματα στροφών και ισχύος Νο2 κύριας μηχανής
Σχήμα 4.11	Ιστογράμματα στροφών και ισχύος Νο3 κύριας μηχανής



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

Σχήμα 4.12	Ιστογράμματα στροφών και ισχύος No4 κύριας μηχανής
Σχήμα 4.13	Πραγματική έναντι προβλεπόμενης κατανάλωσης μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης.
Σχήμα 4.14	Εξέλιξη συντελεστή προσδιορισμού R^2 ανάλογα με τον αριθμό εκτιμητών ($n_{estimators}$) για το μοντέλο RFR
Σχήμα 4.15	Πραγματική έναντι προβλεπόμενης κατανάλωσης μοντέλου παλινδρόμησης τυχαίου δάσους.
Σχήμα 4.16	Εξέλιξη συντελεστή προσδιορισμού R^2 ανάλογα με τον αριθμό εκτιμητών ($n_{estimators}$) για το μοντέλο GBR
Σχήμα 4.17	Πραγματική έναντι προβλεπόμενης κατανάλωσης μοντέλου παλινδρόμησης ενίσχυσης κλίσης.
Σχήμα 4.18	Εξέλιξη συντελεστή προσδιορισμού R^2 ανάλογα με τον αριθμό εποχών (epochs) για το μοντέλο ANN.
Σχήμα 4.19	Πραγματική έναντι προβλεπόμενης κατανάλωσης μοντέλου νευρωνικού δικτύου.
Σχήμα 4.20	Σύγκριση R^2 και EV που πέτυχαν οι αλγόριθμοι.
Σχήμα 4.21	Σύγκριση MAE και RMSE που πέτυχαν οι αλγόριθμοι.

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1	Πρόβλεψη θαλάσσιου εμπορίου, 2024-2028 (Ετήσια ποσοστιαία μεταβολή)
Πίνακας 2	Ορισμοί της τεχνητής νοημοσύνης, οργανωμένοι σε τέσσερις κατηγορίες.
Πίνακας 3	Χαρακτηριστικά πλοίου αναφοράς
Πίνακας 4	Τεχνικά χαρακτηριστικά κυρίων μηχανών
Πίνακας 5(a)	Πίνακας συντελεστών συσχέτισης Pearson για όλες τις μεταβλητές εισόδου
Πίνακας 5(b)	Πίνακας συντελεστών συσχέτισης Pearson μεταξύ μεταβλητών εισόδου και κατανάλωσης καυσίμου
Πίνακας 6(a)	Στατιστικά μέτρα ανάλυσης δεδομένων (ADLM)
Πίνακας 6(β)	Στατιστικά μέτρα ανάλυσης δεδομένων (ADLM)
Πίνακας 7	Στατιστικά μέτρα ανάλυσης δεδομένων (noon-reports)
Πίνακας 8	Μέτρα αξιολόγησης μοντέλου LR
Πίνακας 9	Χαρακτηρίστηκα αλγορίθμου RFR
Πίνακας 10	Μέτρα αξιολόγησης μοντέλου RFR
Πίνακας 11	Χαρακτηρίστηκα αλγορίθμου GBR
Πίνακας 12	Μέτρα αξιολόγησης μοντέλου GBR
Πίνακας 13	Χαρακτηρίστηκα αλγορίθμου ANN
Πίνακας 14	Μέτρα αξιολόγησης μοντέλου ANN
Πίνακας 15	Συγκριτική αξιολόγηση των μοντέλων



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΝΤΜΗΣΕΩΝ

<i>A_{AIR}</i>	<i>Επιφάνεια επάνω από την ίσαλο γραμμή</i>
<i>ADLM</i>	<i>Automated Data Logging & Monitoring</i>
<i>AI</i>	<i>Artificial Intelligence</i>
<i>ANN's</i>	<i>Artificial Neural Networks</i>
<i>A_S</i>	<i>Επιφάνεια κάτω από την ίσαλο γραμμή</i>
<i>C_F</i>	<i>Συντελεστής αντίστασης τριβής</i>
<i>CFD</i>	<i>Computational Fluid Dynamics</i>
<i>CM</i>	<i>Condition Monitoring</i>
<i>CMMS</i>	<i>Computerized Maintenance Management System</i>
<i>CO₂</i>	<i>Διοξείδιο του άνθρακα</i>
<i>CPS</i>	<i>Cyberphysical Systems</i>
<i>DCS</i>	<i>Data Collection System</i>
<i>DNV</i>	<i>Det Norske Veritas</i>
<i>ECDIS</i>	<i>Electronic Chart Display and Information Systems</i>
<i>EEDI</i>	<i>Energy Efficiency Designed Index</i>
<i>ERP</i>	<i>Enterprise Resource Planning</i>
<i>EV</i>	<i>Explained Variance</i>
<i>FAC</i>	<i>Fast Attack Craft</i>
<i>FOC</i>	<i>Fuel Oil Consumption</i>
<i>GBR</i>	<i>Gradient Boosting Regression</i>
<i>GHG</i>	<i>Green House Gases</i>
<i>GL</i>	<i>Germanischer Lloyd</i>
<i>GPS</i>	<i>Global Positioning System</i>
<i>GSDR</i>	<i>Global Sustainable Development Report</i>
<i>ICS</i>	<i>International Chamber of Shipping</i>
<i>ICT</i>	<i>Information and Communication Technology</i>
<i>IMO</i>	<i>International Maritime Organization</i>
<i>IoT</i>	<i>Internet of Things</i>
<i>IT</i>	<i>Information Technology</i>
<i>KDD</i>	<i>Knowledge Discovery from Data</i>
<i>kNN</i>	<i>k – Nearest Neighbors</i>
<i>LR</i>	<i>Linear Regression</i>
<i>LSTM</i>	<i>Long Short Term Memory</i>
<i>MAE</i>	<i>Mean Absolute Error</i>
<i>MAPE</i>	<i>Mean Absolute Percentage Error</i>
<i>MARPOL</i>	<i>Maritime Pollution (International Convention for the Prevention of Pollution from Ships)</i>
<i>ML</i>	<i>Machine learning</i>
<i>MSE</i>	<i>Mean Squared Error</i>
<i>n_T</i>	<i>Συνολικός βαθμός απόδοσης</i>
<i>NN</i>	<i>Neural Network</i>
<i>OECD</i>	<i>Organization for Economic Co-operation and Development</i>
<i>P_B</i>	<i>Πραγματική ισχύς</i>
<i>P_E</i>	<i>Ισχύς ρυμούλκησης</i>



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

Q_B	<i>Ροπή</i>
r	<i>Συντελεστής γραμμικής συσχέτισης Pearson</i>
R^2	<i>Coefficient of determination</i>
R_A	<i>Air resistance</i>
R_E	<i>Eddy resistance</i>
$ReLU$	<i>Rectified Linear Units</i>
R_F	<i>Friction resistance</i>
RF	<i>Random Forest</i>
RFR	<i>Random Forest Regression</i>
$RMSE$	<i>Root Mean Squared Error</i>
RNN	<i>Recurrent Neural Network</i>
ROC	<i>Receiver Operating Characteristic</i>
RPM	<i>Rounds per minute</i>
R_R	<i>Residual resistance</i>
R_T	<i>Total resistance</i>
R_W	<i>Wave resistance</i>
$SCADA$	<i>Supervisory Control and Data Acquisition</i>
$SEEMP$	<i>Ship Energy Efficiency Management Plan</i>
SVM	<i>Support Vector Machines</i>
TEU	<i>Twenty-foot Equivalent Unit</i>
$UNCTAD$	<i>United Nations Conference on Trade and Development</i>
$UNFCCC$	<i>United Nations Framework Convention on Climate Change</i>
$ΑΕΠ$	<i>Ακαθάριστο Εγχώριο Προϊόν</i>
$ΔΝΟ$	<i>Διεθνής Ναυτιλιακός Οργανισμός</i>
$ΟΟΣΑ$	<i>Οργανισμός Οικονομικής Συνεργασίας και Ανάπτυξης</i>



Κάρολος Γερούλανος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1^ο

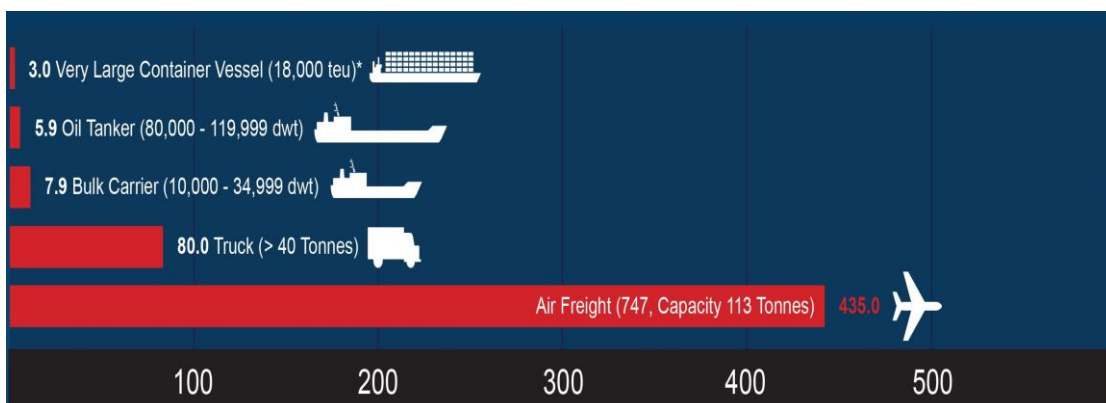
1.1 Παγκόσμιο ναυτιλιακό περιβάλλον. Οι προκλήσεις του μέλλοντος

1.1.1 Ο ρόλος της ναυτιλιακής βιομηχανίας στο θαλάσσιο εμπόριο

Η ναυτιλιακή βιομηχανία έχει διαδραματίσει σημαντικό ρόλο στο παγκόσμιο εμπόριο εδώ και αιώνες, καθώς είναι υπεύθυνη για τη μεταφορά πάνω από το 80% των παγκόσμιων αγαθών δια μέσου των θαλασσιών οδών (Li et al., 2021).

Τα πλοία λόγω των οικονομικών κλίμακας που επιτυγχάνουν αποτελούν μια μεταφορική λύση οικονομικά αποδοτική. Επιπλέον, αποτελούν μια λύση φιλική προς το περιβάλλον εξαιτίας των νέων τεχνολογιών που εφαρμόζονται στα συστήματα πρόωσής τους. Οι οικονομίες κλίμακας οδηγούν στην μείωση των δρομολογίων που απαιτούνται για την μεταφορά του συνόλου ενός φορτίου και σε συνδυασμό με τα νέα αποδοτικά συστήματα πρόωσης οδηγούν τελικά στην μείωση των εκπεμπόμενων ρύπων ανά τονοχιλιόμετρο και κατ' επέκταση στην μείωση των συνολικά εκπεμπόμενων ρύπων ενός πλοίου ανά ταξίδι.

Στο σχήμα 1.1 παρατηρούμε ότι η θαλάσσια μεταφορά προϊόντων είναι η πλέον φιλική προς το περιβάλλον καθώς επιβαρύνει το περιβάλλον με μόλις 3 – 7,9gr GHG (Green House Gases) ανά τονοχιλιόμετρο σε αντίθεση με τις οδικές και εναέριες μεταφορές των οποίων οι αντίστοιχες εκπομπές είναι σημαντικά υψηλότερες (80gr και 435gr αντίστοιχα) (“Second IMO GHG Study 2009,” 2009). Επίσης, παρατηρούμε πως οι οικονομίες κλίμακας στα πλοία, πέραν των οικονομικών ωφελειών, συμβάλλουν θετικά στην μείωση των εκπομπών GHG ανά τονοχιλιόμετρο. Ενώ σε ένα πλοίο τύπου Bulk carrier (συνολικής μεταφορικής ικανότητας 10.000 – 34,999 dwt) αντιστοιχούν εκπομπές 7,9gr GHG, όσο μεγαλώνει το μέγεθος του πλοίου οι εκπομπές μειώνονται στα 5,9gr GHG για ένα πλοίου τύπου oil tanker (συνολικής μεταφορικής ικανότητας 80.000 – 119,999 dwt) φθάνοντας τελικά στα μόλις 3gr για ένα πλοίο μεταφοράς 18.000 εμπορευματοκιβωτίων (συνολικής μεταφορικής ικανότητας άνω των 165.000 dwt) (“Οι γίγαντες των θαλασσών ανά κατηγορία (Video+pics),” 2015).



Σχήμα 1.1 Εκπεμπόμενα γραμμάρια GHG ανά τονοχιλιόμετρο.

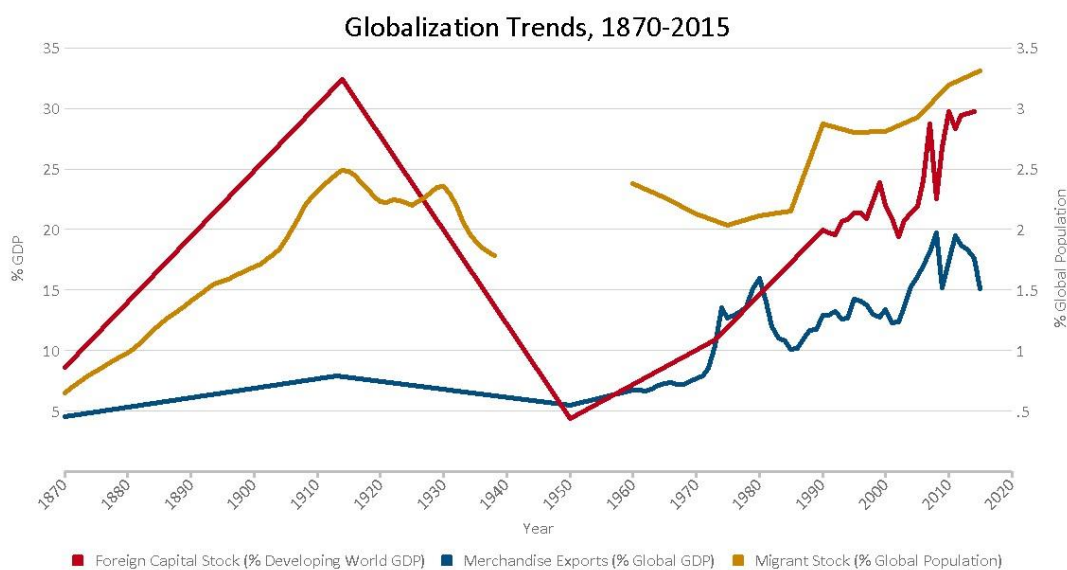
Πηγή: IMO GHG Study, 2009.



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

Η αύξηση της παγκοσμιοποίησης κατά τις τελευταίες δεκαετίες οδήγησε στην αύξηση του διεθνούς εμπορίου, όπως φαίνεται και στο σχήμα 1.2. Στο εν λόγω σχήμα παρατηρούμε την ραγδαία αύξηση των κύριων εκφραστών της παγκοσμιοποίησης δηλαδή των εμπορικών εξαγωγών και των χρηματικών ροών, ιδιαίτερα μετά το τέλος του δεύτερου παγκοσμίου πολέμου. Την αύξηση των εμπορικών εξαγωγών εκμεταλλεύτηκε η ναυτιλιακή βιομηχανία αναδεικνύοντας τον κυρίαρχο ρόλο της στην μεταφορά αγαθών όπως φαίνεται και στο σχήμα 1.4, όπου παρατηρούμε την ραγδαία αύξηση του παγκόσμιου θαλάσσιου εμπορίου από το 1975 και έπειτα.



Σχήμα 1.2 Οι εξαγωγές εμπορευμάτων και το απόθεμα ξένου κεφαλαίου (σε δολάρια αγοράς) ως ποσοστό του παγκόσμιου εισοδήματος (σε διεθνή δολάρια).

Πηγή: <https://www.brookings.edu/articles/is-globalizations-second-wave-about-to-break/>

Έως το 2020, πριν από την έναρξη της πανδημίας COVID-19, η διεθνής ναυτιλία ήταν υπεύθυνη για την μεταφορά περίπου του 80% του παγκόσμιου εμπορίου (“Shipping and world trade,” n.d.). Κατά την διάρκεια της πανδημίας παρατηρήθηκε μια μικρή πτώση του θαλάσσιου εμπορίου, η οποία διήρκησε περίπου έως τα τέλη του 2020, και εν συνεχεία η ζήτηση για θαλάσσιες μεταφορές συνέχισε να αυξάνεται, όπως φαίνεται και στο σχήμα 1.3. Σύμφωνα με τις εκτιμήσεις η ανοδική πορεία της ζήτησης θα συνεχιστεί μέχρι το τέλος του έτους 2023, με τις προβλέψεις να δείχνουν ότι η ζήτηση θα συνεχίσει την ανοδική της πορεία και κατά το έτος 2024 (“Review of Maritime Transport 2023,” 2023).

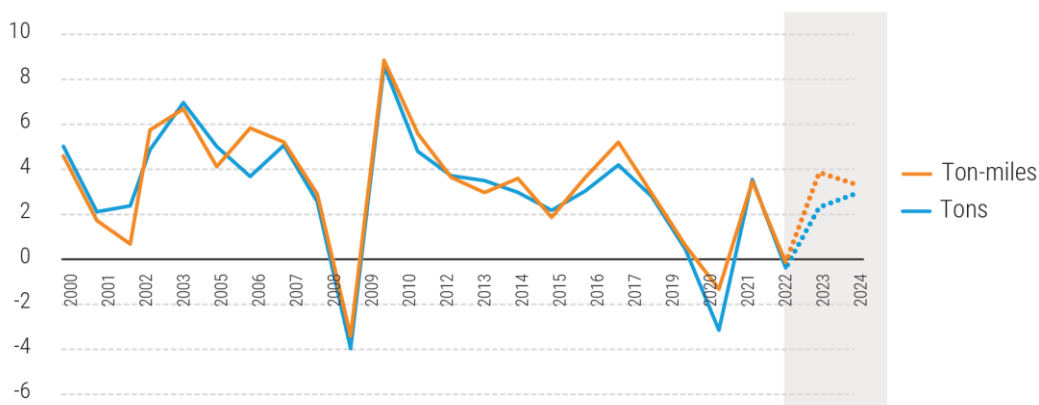
Η ζήτηση για θαλάσσιες μεταφορές επηρεάζεται άμεσα από την αύξηση του παγκόσμιου πληθυσμού, τις καταναλωτικές ανάγκες, τη βιομηχανική δραστηριότητα, την αστικοποίηση, το εμπόριο και την οικονομική ανάπτυξη.

Όπως παρατηρούμε στο σχήμα 1.4, το οποίο περιλαμβάνει στοιχεία έως τα τέλη του 2019, φαίνεται η ύπαρξη στατιστικής συσχέτισης (Psaraftis, 2019), η οποία υφίσταται μεταξύ του ακαθάριστου εγχώριου προϊόντος (ΑΕΠ), της βιομηχανικής παραγωγής, του εμπορίου και των θαλάσσιων εμπορευματικών μεταφορών. Μέσω αυτής της συσχέτισης αποδεικνύεται η σπουδαιότητα του ναυτιλιακού κλάδου στην παγκόσμια ευημερία καθώς όπως φαίνεται και στο σχήμα 1.4 είναι ο δεύτερος κλάδος σε ανάπτυξη (DEVELOPMENT, 2017).



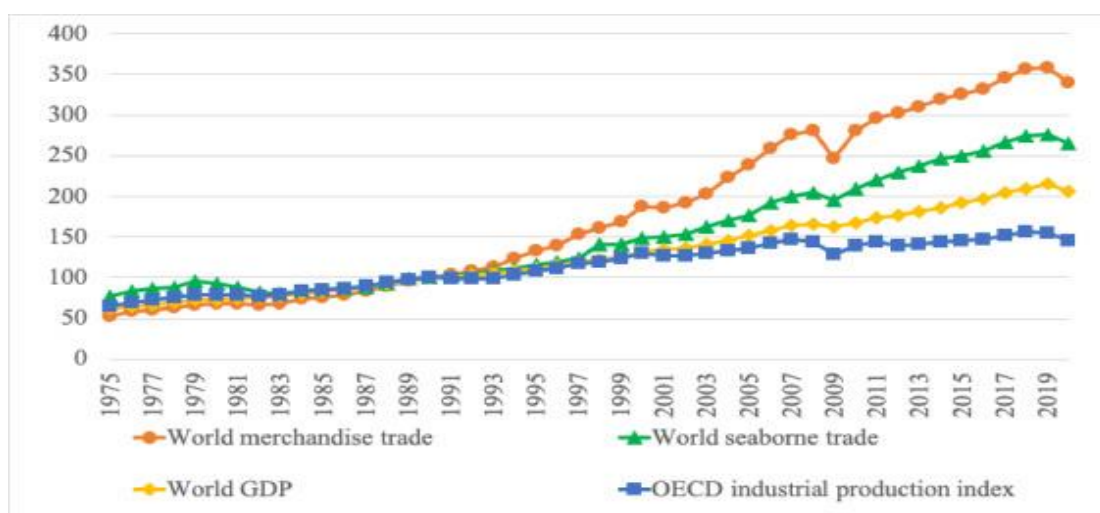
Κάρολος Γερούλιανος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”



Σχήμα 1.3 Πορεία του θαλάσσιου εμπορίου, τόνοι και τονομίλια, 2000-2024 (Ετήσια ποσοστιαία μεταβολή).

Πηγή: Clarksons Research, Shipping Intelligence Network (από τον Ιούλιο του 2023).



Σχήμα 1.4 Δείκτης βιομηχανικής παραγωγής του Οργανισμού Οικονομικής Συνεργασίας και Ανάπτυξης (ΟΟΣΑ) και δείκτες για το παγκόσμιο ΑΕΠ, το θαλάσσιο εμπόριο και το εμπόριο εμπορευμάτων. Στοιχεία που ελήφθησαν από την UNCTAD έως το 2014 (UNCTAD, 2015) και την UNCTADSTAT από το 2015 έως το 2020.

Σύμφωνα με την ετήσια έκθεση της UNCTAD (United Nations Conference on Trade and Development) για τις θαλάσσιες μεταφορές, ο όγκος του θαλάσσιου εμπορίου μπορεί να συρρικνώθηκε οριακά κατά 0,4% το 2022, αλλά στην ίδια έκθεση προβλέπεται αύξηση κατά 2,4% για το έτος 2023. Όπως φαίνεται και στον πίνακα 1, ο κλάδος της ναυτιλίας θα παραμένει σε ανοδική τροχιά αναμένοντας μεσοπρόθεσμα μια συνεχή αλλά μέτρια αύξηση του όγκου του θαλάσσιου εμπορίου (2024-2028) (“Review of Maritime Transport 2023,” 2023). Στον εν λόγω πίνακα, παρατηρούμε ότι το συνολικό θαλάσσιο εμπόριο θα συνεχίσει να έχει ανοδική πορεία έως το έτος 2028 της τάξεως του 2,1% ετησίως, με τον τομέα της μεταφοράς εμπορευματοκιβωτίων να κινείται υψηλότερα από τον υπόλοιπο κλάδο, παρουσιάζοντας ετήσια αύξηση της τάξεως του 3,1% μέχρι το 2028.

Σύμφωνα με την έκθεση του Οργανισμού Οικονομικής Συνεργασίας και Ανάπτυξης (ΟΟΣΑ) για το γ' τρίμηνο του 2017 (OECD 2017c) προβλέπεται ότι σε σχέση με το 2015,



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

η συνολική ζήτηση (σε δισεκατομμύρια τονοχιλιόμετρα) για τις εγχώριες και διεθνείς εμπορευματικές μεταφορές, αναμένεται να τριπλασιαστεί μέχρι το έτος 2050, κυρίως λόγω της οικονομικής ανάπτυξης. Αυτό συνεπάγεται ότι οι θαλάσσιες μεταφορές θα συνεχίσουν να αντιπροσωπεύουν το μεγαλύτερο μερίδιο της ζήτησης, απορροφώντας, έτσι, το 75% της συνολικής μεταφορικής ζήτησης μέχρι το 2050, από το 71% για το 2015 (Psaraftis, 2019).

Στο σύνολό τους, αυτές οι αυξητικές τάσεις συνεπάγονται ορισμένες επιπτώσεις στην ναυτιλιακή βιομηχανία επηρεάζοντας άμεσα τις απαιτήσεις στις υποδομές των θαλάσσιων μεταφορών, τις ανάγκες αυξημένης χωρητικότητας των πλοίων, το σχεδιασμό και την τεχνολογία των πλοίων, τις υποδομές και τις αποδόσεις των λιμένων, και τη δομή της αγοράς. Επομένως, η αναμενόμενη αύξηση των θαλάσσιων μεταφορών εκτός των οικονομικών ωφελειών αναμένεται να δημιουργήσει αρνητικές εξωτερικότητες¹ (Ziolo et al., 2019). Αυτές εκφράζονται με την αύξηση των συνολικών εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα (CO₂), καθώς ο αριθμός των πλοίων που θα αναλάβει μεταφορικό έργο θα αυξηθεί, δημιουργώντας έτσι ένα μεγάλο πρόβλημα το οποίο έχει ήδη κληθεί να διαχειριστεί ο Διεθνής Ναυτιλιακός Οργανισμός (ΔΝΟ) (Chiong et al., 2021).

Πίνακας 1

Πρόβλεψη θαλάσσιου εμπορίου, 2024-2028 (Ετήσια ποσοστιαία μεταβολή)		
Έτος	Συνολικό θαλάσσιο εμπόριο	Εμπόριο εμπορευματοκιβωτίων
2024	2.1	3.2
2025	2.2	3.2
2026	2.2	3.2
2027	2.1	3.0
2028	2.1	2.9

Πηγή: UNCTAD, Ιούλιος 2023.

Σημείωση: Οι προβλέψεις της UNCTAD βασίζονται στις εκτιμώμενες ελαστικότητες του θαλάσσιου εμπορίου σε σχέση με το ακαθάριστο εγχώριο προϊόν (ΑΕΠ), τον όγκο των εξαγωγών, το μερίδιο των επενδύσεων στο ΑΕΠ, καθώς και στα μηνιαία στοιχεία για το θαλάσσιο εμπόριο που δημοσιεύει η Clarksons Research. Βασίζονται επίσης στις προβλέψεις για το ΑΕΠ που δημοσιεύονται στο Διεθνές Νομισματικό Ταμείο, World Economic Outlook, Ιούλιος 2023.

Όλες αυτές οι εξελίξεις έχουν σημαντικές επιπτώσεις στον σχεδιασμό των πλοίων, την πρόσβαση στην αγορά, τη συχνότητα των δρομολογίων, τις διαδρομές, τα εμπορικά δίκτυα θαλάσσιων και χερσαίων μεταφορών, τα επίπεδα ανταγωνισμού, τους ναύλους, τα κέρδη και τα έξοδα των μεταφορών.

Ανάλογα με την εξέλιξη των παραπάνω τάσεων, είναι σαφές ότι θα διαμορφώσουν σημαντικά την ατζέντα της βιωσιμότητας για τις θαλάσσιες μεταφορές, ιδίως όσον αφορά την οικονομική διάσταση της βιωσιμότητας. Στο πλαίσιο αυτό, οι ναυτιλιακές εταιρείες που θα θελήσουν να είναι ανταγωνιστικές θα πρέπει να εναρμονίσουν τον υπάρχον στόλο τους με τους περιβαλλοντικούς στόχους του Διεθνούς Ναυτιλιακού Οργανισμού (ΙΜΟ), ή να επενδύσουν στην ναυπήγηση πλοίων νέας τεχνολογίας (“Review of Maritime Transport 2023,” 2023).

¹ «Οι εξωτερικότητες μπορεί να είναι είτε θετικές είτε αρνητικές. Οι θετικές εξωτερικότητες, που ονομάζονται επίσης εξωτερικότητες, προσδίδουν ένα όφελος σε ένα τρίτο μέρος. Ομοίως, μια αρνητική εξωτερικότητα, που αναφέρεται επίσης ως εξωτερικό κόστος, επιβάλλει ένα κόστος σε ένα τρίτο μέρος, το οποίο συνεπάγεται απώλεια χρησιμότητας (κλασικό παράδειγμα είναι ένα χημικό εργοστάσιο που προκαλεί ρύπανση του νερού)». Μετάφραση από (McAleese, 2004) σελ. 188.

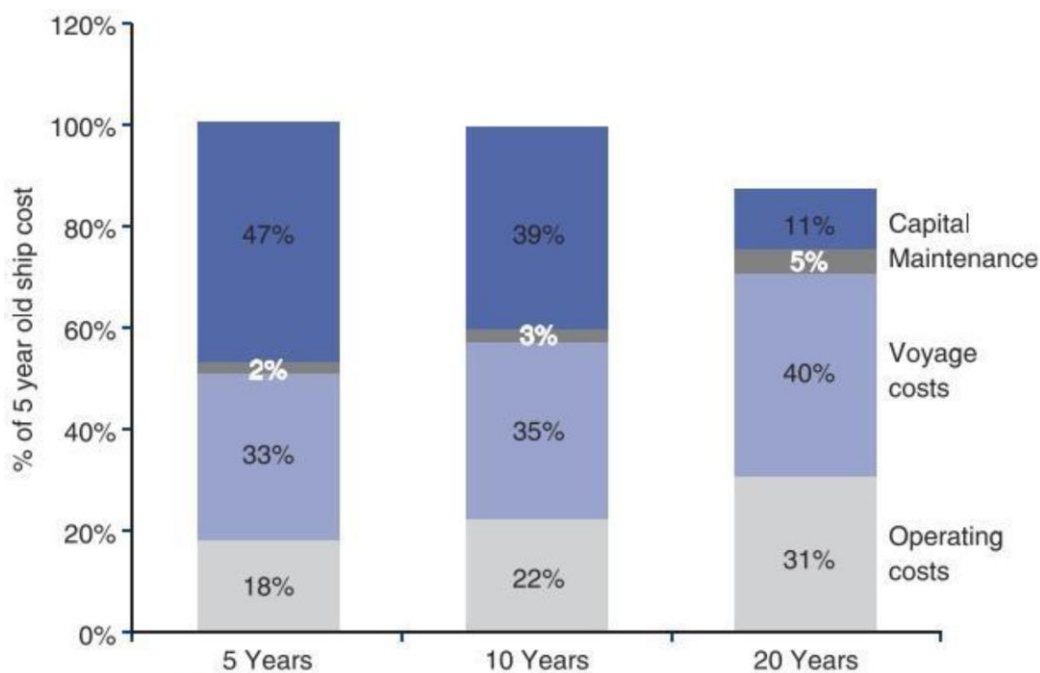


Κάρολος Γερούλανος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

Μέσα στο ασταθές περιβάλλον που δημιουργείται στο θαλάσσιο εμπόριο, παρατηρούμε ότι η ανάγκη ανάπτυξης μεθόδων ελαχιστοποίησης και ελέγχου των εξόδων μιας ναυτιλιακής εταιρείας είναι ζωτικής σημασίας. Έχοντας ως γνώμονα ότι το βασικό κόστος μίας ναυτιλιακής εταιρείας προέρχεται από την λειτουργία των πλοίων, οι ναυτιλιακές εταιρείες καλούνται να αναπτύξουν τρόπους και μεθόδους για την αποδοτικότερη και οικονομικότερη λειτουργία των πλοίων τους. Το κόστος λειτουργίας ενός πλοίου αποτελείται από το λειτουργικό κόστος, το κόστος ταξιδιού, το κόστος συντήρησης και το κόστος κεφαλαίου (Stopford, 2008). Όπως φαίνεται και στο σχήμα 1.5, το κόστος ταξιδιού, το οποίο περιλαμβάνει το κόστος του καυσίμου, μαζί με το κόστος συντήρησης του πλοίου αποτελούν το μεγαλύτερο έξοδο για μια ναυτιλιακή εταιρεία. Στο ίδιο σχήμα φαίνεται ενδεικτικά το κόστος λειτουργίας ενός πλοίου capsize bulk carrier και ο τρόπος με τον οποίο διαμορφώνεται ανάλογα με την ηλικία του. Παρατηρούμε ότι το κόστος ταξιδιού μαζί με το κόστος συντήρησης αποτελούν το 35% - 45% του συνολικού κόστους του πλοίου. Αντίστοιχη αναλογία κατανομής κόστους λειτουργίας βάση της ηλικίας του πλοίου ισχύει για όλους τους τύπους πλοίων (Stopford, 2008). Επιπλέον, σύμφωνα με μελέτες, σε πλοία μεταφοράς εμπορευματοκιβωτίων (Ronen, 2011), όταν η τιμή των καυσίμων ανέρχεται περίπου στα 500 δολάρια ΗΠΑ ανά τόνο, το κόστος καυσίμων αντιπροσωπεύει περίπου το 75% του συνολικού κόστους λειτουργίας του πλοίου.

Η επιδιωκόμενη, λοιπόν, βελτιστοποίηση της λειτουργίας των πλοίων θα επιτευχθεί μέσω της ενσωμάτωσης, αποδοτικών συστημάτων ναυτικής πρόωσης και προηγμένων συστημάτων πλοήγησης, στα πλοία, τα οποία σε συνδυασμό με προγράμματα τεχνητής νοημοσύνης (TN – AI artificial intelligence), θα μπορούν να προβλέπουν με σχετική ακρίβεια την κατανάλωση του καυσίμου, να επιλέγουν την βέλτιστη διαδρομή πλοήγησης και να αποτρέπουν πιθανές κοστοβόρες βλάβες.



Σχήμα 1.5 Πηγή: Clarkson Research Studies, Capesize quality survey (1993).



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

1.1.2 Ο ρόλος των συστημάτων ναυτικής πρόωσης

Με τον όρο συστήματα ναυτικής πρόωσης αναφερόμαστε στους κινητήρες που παράγουν την απαιτούμενη ισχύ για την πρόωση ενός πλοίου, ή γενικότερα ενός πλωτού μέσου, μέσα στο νερό. Τα κυριότερα είδη τέτοιων κινητήρων είναι τα εξής:

- Κινητήρες εσωτερικής καύσης (Κινητήρες ντίζελ, Κινητήρες βενζίνης): Οι κινητήρες ντίζελ χρησιμοποιούνται ευρέως σε μεγάλα πλοία ενώ οι κινητήρες βενζίνης σε μικρότερα σκάφη και σκάφη αναψυχής.
- Ατμοστρόβιλοι: Είναι ιστορικής σημασίας με λιγότερο συχνή χρήση στις ημέρες μας. Χρησιμοποιούν ατμό που παράγεται από την κατανάλωση καυσίμου για την κίνηση ενός στρόβιλου.
- Αεριοστρόβιλοι: Πρόκειται για σύγχρονους και αποδοτικούς κινητήρες, οι οποίοι χρησιμοποιούν μια διαδικασία καύσης για την παραγωγή καυσαερίων υψηλής ταχύτητας που κινούν έναν στρόβιλο.
- Ηλεκτρικά συστήματα πρόωσης: Συνδυάζουν γεννήτριες ντίζελ και ηλεκτροκινητήρες για την πρόωση. Επιπλέον, μπορούν να χρησιμοποιούν αποθηκευμένη ηλεκτρική ενέργεια, μέσω μπαταριών, με σκοπό την κίνηση ηλεκτρικών κινητήρων.
- Προώθηση με νερό: Το νερό εισέρχεται στο σκάφος και εκτοξεύεται με μεγάλη ταχύτητα μέσω ενός ακροφυσίου, προωθώντας το σκάφος προς τα εμπρός.

Τα παραπάνω θαλάσσια συστήματα ναυτικής πρόωσης είναι απαραίτητα για την ομαλή λειτουργία του ναυτιλιακού κλάδου. Με την πάροδο των ετών έχουν εξελιχθεί σημαντικά, από τις παραδοσιακές μεθόδους όπως τα πανιά και τα κουπιά μέχρι τις σύγχρονες τεχνολογίες πρόωσης, όπως οι κινητήρες ντίζελ, οι αεριοστρόβιλοι και η ηλεκτρική πρόωση.

Η ναυτιλιακή βιομηχανία εστιάζει ολοένα και περισσότερο στη βιωσιμότητα. Συνεπώς οι εξελίξεις στην τεχνολογία των συστημάτων πρόωσης, με σκοπό την αύξηση της αποδοτικότητάς τους, είναι ζωτικής σημασίας. Η βιωσιμότητα των μεταφορών, λαμβάνοντας υπόψη το κόστος των καυσίμων και των επιπτώσεων των αερίων του θερμοκηπίου (GHG), μπορεί να διασφαλιστεί μόνο με τη βελτίωση των συστημάτων ναυτικής πρόωσης (Kalghatgi, 2019). Οι κυριότεροι άξονες της τεχνολογικής τους εξέλιξης αφορούν:

- Την αποδοτικότητα του καυσίμου: Τα αποδοτικά συστήματα πρόωσης μειώνουν την κατανάλωση καυσίμων (FOC – Fuel Oil Consumption), γεγονός που όχι μόνο μειώνει το λειτουργικό κόστος για τις ναυτιλιακές εταιρείες, αλλά συμβάλλει επίσης στην ελαχιστοποίηση των περιβαλλοντικών επιπτώσεων των θαλάσσιων μεταφορών.



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

- Την αξιοπιστία: Τα σύγχρονα συστήματα πρόωσης είναι σχεδιασμένα ώστε να παρέχουν υψηλό επίπεδο αξιοπιστίας, ελαχιστοποιώντας τον κίνδυνο μηχανικών βλαβών που θα μπορούσαν να οδηγήσουν σε δαπανηρές επισκευές και ενδεχομένως σε προβλήματα ασφάλειας στη θάλασσα.
- Την ταχύτητα και τις επιδόσεις: Τα αποδοτικά συστήματα πρόωσης επιτρέπουν στα πλοία να διατηρούν σταθερό τον προγραμματισμό των δρομολογίων τους, εξασφαλίζοντας, έτσι, έγκαιρες παραδόσεις αγαθών. Η ταχύτητα και οι υψηλές επιδόσεις είναι ιδιαίτερα κρίσιμες στη μεταφορά αγαθών με ευαισθησία στην τήρηση των χρονικών περιορισμών, π.χ. ευπαθή αγαθά.

1.1.3 Ο ρόλος των προηγμένων συστημάτων πλοήγησης

Η ναυσιπλοΐα είναι μια άλλη κρίσιμη πτυχή της ναυτιλιακής βιομηχανίας, διασφαλίζοντας ότι τα πλοία φτάνουν εγκαίρως και με ασφάλεια στον προορισμό τους. Τα προηγμένα συστήματα πλοήγησης αξιοποιούν την τεχνολογία αιχμής με σκοπό την ενίσχυση της ασφάλειας, την αύξηση της αποδοτικότητας και την βελτίωση της ακρίβειας. Τα κυριότερα συστήματα υποβοήθησης ναυσιπλοΐας είναι:

- GPS και δορυφορική πλοήγηση: Το παγκόσμιο σύστημα εντοπισμού θέσης (GPS) και τα δορυφορικά συστήματα πλοήγησης έχουν φέρει επανάσταση στη ναυσιπλοΐα. Παρέχουν εξαιρετικά ακριβείς πληροφορίες εντοπισμού θέσης, επιτρέποντας στα πλοία να πλοηγούνται με μεγάλη ακρίβεια ακόμη και σε απομακρυσμένα και δύσκολα θαλάσσια περιβάλλοντα.
- Ηλεκτρονικά συστήματα απεικόνισης χαρτών και πληροφοριών (ECDIS): Το ECDIS έχει αντικαταστήσει τους παραδοσιακούς χάρτες, παρέχοντας ψηφιακές πληροφορίες πλοήγησης σε πραγματικό χρόνο που βελτιώνουν την αντίληψη του θαλάσσιου περιβάλλοντος και μειώνουν ταυτόχρονα τον κίνδυνο σύγκρουσης ή προσάραξης.
- Πρόγνωση καιρού και βελτιστοποίηση διαδρομής: Τα προηγμένα συστήματα πλοήγησης μπορούν να έχουν πρόσβαση σε δεδομένα καιρού σε πραγματικό χρόνο και να τα χρησιμοποιούν για τη βελτιστοποίηση των διαδρομών, αποφεύγοντας τις δύσκολες καιρικές συνθήκες και μειώνοντας την κατανάλωση καυσίμων.

Συνοψίζοντας, τα αποδοτικά συστήματα ναυτικής πρόωσης και πλοήγησης είναι απαραίτητα για τη διασφάλιση της ομαλής λειτουργίας της ναυτιλιακής βιομηχανίας. Επενδύοντας σε τεχνολογίες αιχμής για την πρόωση και τη ναυσιπλοΐα, η ναυτιλιακή βιομηχανία μπορεί να συνεχίσει να υποστηρίζει το παγκόσμιο εμπόριο, ακόμη και σε παρουσία προκλήσεων όπως η κλιματική αλλαγή, η αύξηση του κόστους των καυσίμων και η υιοθέτηση αυστηρότερων κανονισμών.



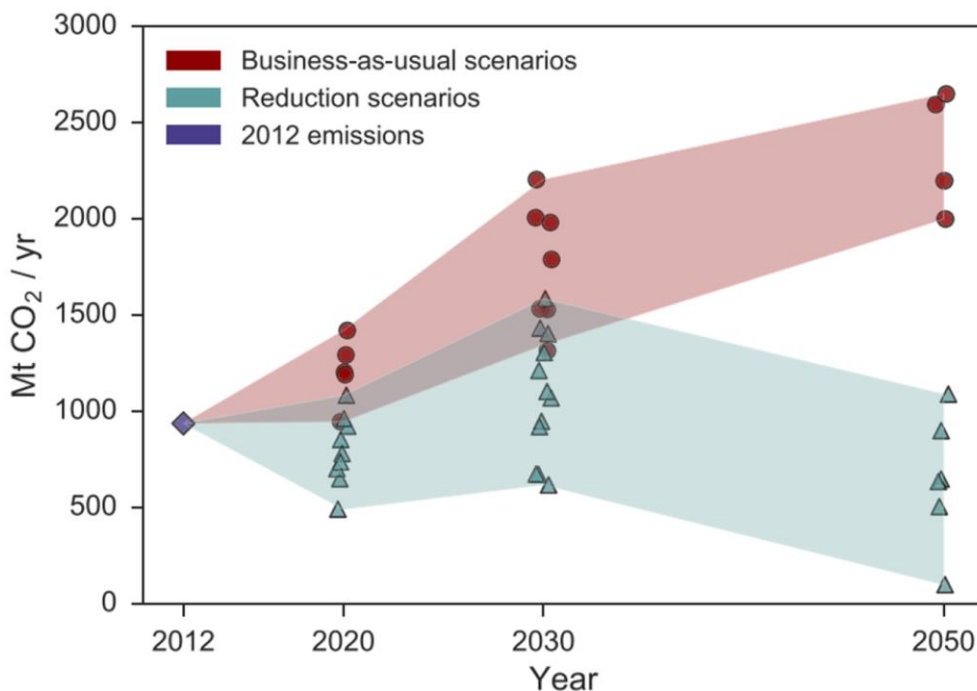
Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

1.2 Ανάγκη συμμόρφωσης ναυτιλίας με περιβαλλοντικούς στόχους IMO

Η ναυτιλιακή βιομηχανία συμβάλλει σημαντικά στις εκπομπές αερίων του θερμοκηπίου, αντιπροσωπεύοντας περίπου το 2,2% των συνολικών παγκόσμιων εκπομπών (García et al., 2021). Με την ταχεία ανάπτυξη του διεθνούς εμπορίου τις τελευταίες δεκαετίες, οι εκπομπές από τη διεθνή ναυτιλία συνεχίζουν να αυξάνονται και προβλέπεται ότι θα αυξηθούν, εάν δεν ληφθούν τα κατάλληλα μέτρα, μεταξύ 50% και 250% έως το 2050 (García et al., 2021). Στο σχήμα 1.6 παρουσιάζονται δυο σενάρια σχετικά με την πρόβλεψη της αύξησης ή της μείωσης της ποσότητας των εκπεμπόμενων ρύπων ανάλογα με την πολιτική που θα ακολουθηθεί έχοντας σαν σημείο αναφοράς το έτος 2012 και ως στόχο το έτος 2050. Παρατηρούμε ότι στην περίπτωση του σεναρίου «business-as-usual», δηλαδή στην περίπτωση που οι μεταφορές συνεχιστούν με τα σημερινά δεδομένα, οι εκπεμπόμενοι ρύποι αυξάνονται. Από την άλλη, στην περίπτωση το σεναρίου «reduction», δηλαδή στην περίπτωση της υιοθέτησης μέτρων περιορισμού των ρύπων, επιτυγχάνεται η επιδιωκόμενη μείωση που στοχοθετείται από τον IMO (Ni et al., 2020).

Η ναυτιλιακή βιομηχανία αντιπροσωπεύει ένα αυξανόμενο μερίδιο των παγκόσμιων εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα (CO₂), με τις εκπομπές από τα πλοία να έχουν αυξηθεί κατά 70% από το 1990 (Laurie et al., 2021). Στόχος του IMO είναι πλέον η μείωση των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου (GHG) κατά 50% πριν από το 2050 (“2018 Initial IMO Strategy,” 2018) ακολουθώντας πιστά τους στόχους που έχουν θέσει τα Ηνωμένα Έθνη για την αειφόρο ανάπτυξη (“Home | Sustainable Development,” n.d.). Ο στόχος αυτός σε σύγκριση με τα επίπεδα του 2008 σηματοδότησε την στροφή της ναυτιλιακής βιομηχανίας προς την κατεύθυνση της συμμετοχής της στην ρύθμιση της παγκόσμιας κλιματικής αλλαγής (“Review of Maritime Transport 2023,” 2023).



Σχήμα 1.6 Ετήσιες εκπομπές CO₂ από τον παγκόσμιο ναυτιλιακό στόλο, διακεκριμένες με βάση το σενάριο "business-as-usual" και το σενάριο "reduction".

Πηγή: “Measurement and Control of Marine Diesel Engine NO_x and CO₂ Emissions”, Hountalas Dimitrios and Pariotis Efthimios, ISBN 978-1-4471-7374-8.



Κάρολος Γερούλανος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

Στο σχήμα 1.7 παρουσιάζεται η συνεισφορά όλων των βιομηχανικών κλάδων στις συνολικές εκπομπές διοξειδίου του άνθρακα (CO₂). Παρατηρούμε ότι ο κλάδος με την μεγαλύτερη επιβάρυνση του περιβάλλοντος σε εκπομπές CO₂ είναι ο κλάδος της παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, σε ποσοστό 35% των συνολικά εκπεμπόμενων ρύπων, ακολουθούμενος από τον κλάδο των χερσαίων μεταφορών με ποσοστό 21,7%. Εν αντιθέσει, ο κλάδος της ναυτιλίας ευθύνεται μόλις για το 2,7% των συνολικών εκπομπών CO₂. Λαμβάνοντας υπόψη και το σχήμα 1.1, που αναφέρθηκε στην αρχή του κεφαλαίου, γίνεται αντιληπτό ότι ο κλάδος της ναυτιλίας αποτελεί τον πλέον φιλικό προς το περιβάλλον τρόπο μεταφοράς προϊόντων.

Ωστόσο, οι εκπομπές αερίων του θερμοκηπίου από τη διεθνή ναυτιλία λαμβάνουν όλο και μεγαλύτερη προσοχή και εξετάζονται πιθανά μέτρα μετριασμού, τόσο σε κανονιστικό όσο και σε κλαδικό επίπεδο. Κατά τη διάρκεια της Σύμβασης-Πλαισίου των Ηνωμένων Εθνών για την Κλιματική Αλλαγή (UNFCCC) το 1992 (“Σύμβαση - Πλαίσιο των Η.Ε. για την Κλιματική Αλλαγή -,” 1992), συζητήθηκαν οι εκπομπές αερίων του θερμοκηπίου από όλους τους κλάδους (σχήματα 1.1 και 1.7) και τονίστηκε η δέσμευση των κρατών να τις μειώσουν. Ειδικότερα, η ρύθμιση των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου όσον αφορά τα πλοία ανατέθηκε στον IMO, ο οποίος αποτελεί το εξειδικευμένο όργανο των Ηνωμένων Εθνών (ΟΗΕ) για θέματα της διεθνούς ναυτιλίας. Κατά συνέπεια, ο IMO σηματοδότησε την έναρξη ισχύος του κεφαλαίου IV του παραρτήματος VI της MARPOL την 1η Ιανουαρίου 2013 (Ni et al., 2020).



Σχήμα 1.7 Εκπομπές CO₂ από την καύση ορυκτών καυσίμων ανά βιομηχανικό κλάδο.

Πηγή: “EEDI explained”, SNAME, 2011, PANOS ZACHARIADIS.

Το εν λόγω παράρτημα είναι το πρώτο υποχρεωτικό παγκόσμιο καθεστώς για τον έλεγχο των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου που αφορά τον τομέα της ναυτιλίας. Εισήγαγε τον Δείκτη Ενεργειακής Απόδοσης Σχεδιασμού (EEDI) ως σημείο αναφοράς ενεργειακής απόδοσης που πρέπει να πληρούν τα νεότευκτα πλοία, καθώς και το Σχέδιο Διαχείρισης Ενεργειακής Απόδοσης Πλοίων (SEEMP) για τη βελτίωση της λειτουργικής ενεργειακής απόδοσης των υφιστάμενων πλοίων. Ο EEDI αντιπροσωπεύει τις ειδικές εκπομπές CO₂ που αντιστοιχούν στην ταχύτητα σχεδίασης ενός πλοίου. Όσο μικρότερος είναι ο EEDI τόσο πιο ενεργειακά αποδοτικός είναι ο σχεδιασμός του πλοίου (Psaraftis,



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

2019). Αποσκοπεί στην επίτευξη μείωσης της κατανάλωσης καυσίμων μέσω τεχνικών και σχεδιαστικών μέτρων που επικεντρώνονται στα νέα πλοία που ναυπηγούνται μετά τον Ιανουάριο του 2013 (Hansen et al., 2020). Το SEEMP ενσωματώνει τις βέλτιστες πρακτικές για την αποδοτική λειτουργία των πλοίων, οδηγώντας σε σημαντική μείωση της κατανάλωσης καυσίμων και των εκπομπών CO₂. Σκοπός του SEEMP, το οποίο είναι υποχρεωτικό για τα νέα αλλά και τα υπάρχοντα πλοία, είναι η δημιουργία ενός μηχανισμού για την βελτίωση της ενεργειακής απόδοσης των πλοίων μέσω τεσσάρων σταδίων: την προετοιμασία του σχεδίου διαχείρισης, την εφαρμογή του, την παρακολούθηση του και την αυτοαξιολόγηση (Hansen et al., 2020).

Το 2015, η Συμφωνία του Παρισιού προσδιόρισε έναν σαφή στόχο για τον περιορισμό των επιπτώσεων της κλιματικής αλλαγής, διατηρώντας την υπερθέρμανση του πλανήτη πολύ κάτω από τους 2°C σε σχέση με τα επίπεδα του 2008. Ο εν λόγω στόχος ενέτεινε την ανάγκη μείωσης των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου από όλους τους εμπλεκόμενους φορείς καθώς η αύξηση της θερμοκρασίας του πλανήτη σχετίζεται άμεσα τις εν λόγω εκπομπές.

Τον Ιανουάριο του 2019 τέθηκε σε ισχύ, το Σύστημα Συλλογής Δεδομένων (DCS) από τον IMO (“IMO Data Collection System (DCS),” 2016) ως σύστημα καταγραφής και συλλογής δεδομένων σχετικά με την κατανάλωση καυσίμων των πλοίων που εκτελούν διεθνείς πλόες, έτσι ώστε να είναι δυνατός ο έλεγχος της ποσότητας των εκπεμπόμενων ρύπων ανά πλοίο. Τα δεδομένα που θα συλλέγονται θα αποτελέσουν την βάση για τη λήψη αποφάσεων σχετικά με πρόσθετους κανονισμούς που θα συμπληρώσουν ή θα τροποποιήσουν τους κανονισμούς που έχει ήδη υιοθετήσει ο IMO στο πλαίσιο της προσπάθειάς του για την περιβαλλοντικά ορθή ναυτιλία (IMO, 2016).

Όσον αφορά στη βελτίωση της αποδοτικότερης κατανάλωσης των καυσίμων, ο ναυτιλιακός κλάδος επενδύει συνεχώς σε προηγμένες τεχνολογίες, όπως οι ενεργειακά αποδοτικοί κινητήρες, τα προηγμένα σχέδια γάστρας και τα υβριδικά ή ηλεκτρικά συστήματα πρόωσης. Με δεδομένο ότι μία από τις μεγαλύτερες προκλήσεις που αντιμετωπίζει ο ναυτιλιακός κλάδος είναι η συνεχής αύξηση του κόστους των καυσίμων, το οποίο αντιπροσωπεύει σημαντικό μέρος των λειτουργικών εξόδων μίας ναυτιλιακής εταιρείας, η υιοθέτηση καινοτομιών που στοχεύουν στην μείωσή του κρίνεται ως επιτακτική.

Συνοψίζοντας, ο ναυτιλιακός τομέας αντιμετωπίζει πολύπλευρες προκλήσεις όπως η αποδοτικότητα των καυσίμων, η ασφάλεια και οι περιβαλλοντικές επιπτώσεις. Οι προκλήσεις αυτές είναι αλληλένδετες και απαιτούν συντονισμένες προσπάθειες από τους ενδιαφερόμενους φορείς του κλάδου, τις ρυθμιστικές αρχές και την παγκόσμια κοινότητα για την αντιμετώπισή τους. Καθώς ο ναυτιλιακός τομέας αντιμετωπίζει αυτές τις προκλήσεις, πρέπει να στραφεί προς την καινοτομία, να υιοθετήσει βιώσιμες πρακτικές και να δώσει προτεραιότητα στην ασφάλεια και την περιβαλλοντική υπευθυνότητα, ώστε να διασφαλίσει τον ηγετικό του ρόλο του στο παγκόσμιο εμπόριο, ελαχιστοποιώντας παράλληλα τον αντίκτυπό του στον πλανήτη.

1.3 Η τεχνητή νοημοσύνη στη ναυτιλία

Η μεγάλη πρόκληση που αντιμετωπίζει πλέον η ναυτιλιακή βιομηχανία είναι η ενσωμάτωση ευφών εργαλείων τεχνητής νοημοσύνης για την προληπτική παρακολούθηση και τη διαχείριση των περιουσιακών της στοιχείων (πλοία, μηχανές κ.λπ.) μέσω της τεχνολογίας πληροφοριών και επικοινωνιών (Information and Communication Technology



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

(ICT)), με κύρια έμφαση στην παρακολούθηση και την πρόβλεψη της φθοράς και δευτερευόντως στην ανίχνευση και διάγνωση βλαβών, καθώς και στην πρόβλεψη κατανάλωσης καυσίμου όπως αναφέρθηκε στην ενότητα 1.1.3.

Η τεχνητή νοημοσύνη (AI) αποτελεί μια πολλά υποσχόμενη στρατηγική που χρησιμοποιείται για την αντιμετώπιση ποικίλων ζητημάτων, όπως η μηχανική, η ιατρική, η τεχνολογία της πληροφορίας και πολλές άλλες εφαρμογές (*Data Mining*, 2011). Χαρακτηριστικό της τεχνητής νοημοσύνης είναι ότι οι αλγόριθμοι AI βασίζονται στην ύπαρξη μεγάλου αριθμού δεδομένων για την εκπαίδευση τους αλλά δεν απαιτούν την φυσική κατανόηση του συστήματος για το οποίο αναπτύσσονται (Yusri et al., 2018). Επιπλέον, όταν υφίστανται επαρκή δεδομένα εκπαίδευσης η πλειονότητα των αλγορίθμων μπορεί να αναπτύξει τα ζητούμενα προβλεπτικά μοντέλα (Ineza Havugimana et al., 2023).

Μετά το πρώτο και το δεύτερο κύμα ανάπτυξης των αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης στη δεκαετία του 1970 και του 2000, αντίστοιχα, τώρα βρισκόμαστε στη μέση ενός τρίτου κύματος (Makridakis, 2017). Υπήρξαν πολλές προκλήσεις που συνέβαλαν στην ανάπτυξη αλγορίθμων AI για την επίλυση προβλημάτων που αφορούσαν την ορθή λειτουργία μιας μηχανής. Οι μεγαλύτερες προκλήσεις είναι η πρόβλεψη, η ρύθμιση και η βελτιστοποίηση των μη γραμμικών και πολύπλοκων φαινομένων που συμβαίνουν στο εσωτερικό ενός κινητήρα εσωτερικής καύσης. Παραδείγματα φαινομένων που συμβαίνουν στο εσωτερικό ενός κινητήρα αποτελούν οι διακυμάνσεις θερμοκρασιών και πιέσεων εντός του κυλίνδρου, οι αντίστοιχες διακυμάνσεις των ρευστών των δικτύων του κινητήρα (ελαίου, πετρελαίου, γλυκού και θαλασσινού νερού ψύξης), καθώς και των προϊόντων της καύσεως όπως η ποσότητα των εκπεμπόμενων ρύπων (Ineza Havugimana et al., 2023).

Με άλλα λόγια, μπορούμε να λάβουμε μεγάλο όγκο πληροφοριών από έναν κινητήρα όσον αφορά την ταχύτητα, την ροπή, την έγχυση και κατανάλωση καυσίμου, την πίεση, το φορτίο, τη θερμοκρασία και πολλά άλλα. Ο καλύτερος τρόπος για τη διαχείριση του τεράστιου όγκου δεδομένων για την αξιοποίησή τους στο μέγιστο βαθμό είναι η χρήση τεχνητών ευφυών αλγορίθμων.

Όπως φαίνεται στο σχήμα 1.8, βρισκόμαστε ήδη στην εποχή της 4^{ης} Βιομηχανικής επανάστασης ή αλλιώς στην εποχή της Βιομηχανίας 4.0. Η Βιομηχανία 4.0 αναφέρεται σε μια γενιά βιομηχανικών δραστηριοτήτων που χαρακτηρίζεται από έξυπνα συστήματα και λύσεις που βασίζονται στο διαδίκτυο. Η Βιομηχανία 4.0 χαρακτηρίζεται από κυβερνοφυσικά συστήματα (cyberphysical systems (CPS)) και ευφυή εργοστάσια (ή ευφυή πλοία όταν αναφερόμαστε στην ναυτιλία) που βασίζονται στην έννοια του "Διαδικτύου των πραγμάτων" (IoT) (σχήμα 1.8) (Galar and Kumar, 2017). Τα κυβερνοφυσικά συστήματα ή ενσωματωμένα συστήματα είναι ολοκληρωμένα ηλεκτρονικά ή ψηφιακά στοιχεία που παρακολουθούν και ελέγχουν φυσικές συσκευές. Τα συστήματα αυτά επικοινωνούν μέσω ενός δικτύου που συνήθως βασίζεται στην τεχνολογία του Διαδικτύου, δημιουργώντας ένα IoT (Internet of Things). (“Advanced Manufacturing and Automation V,” 2016).

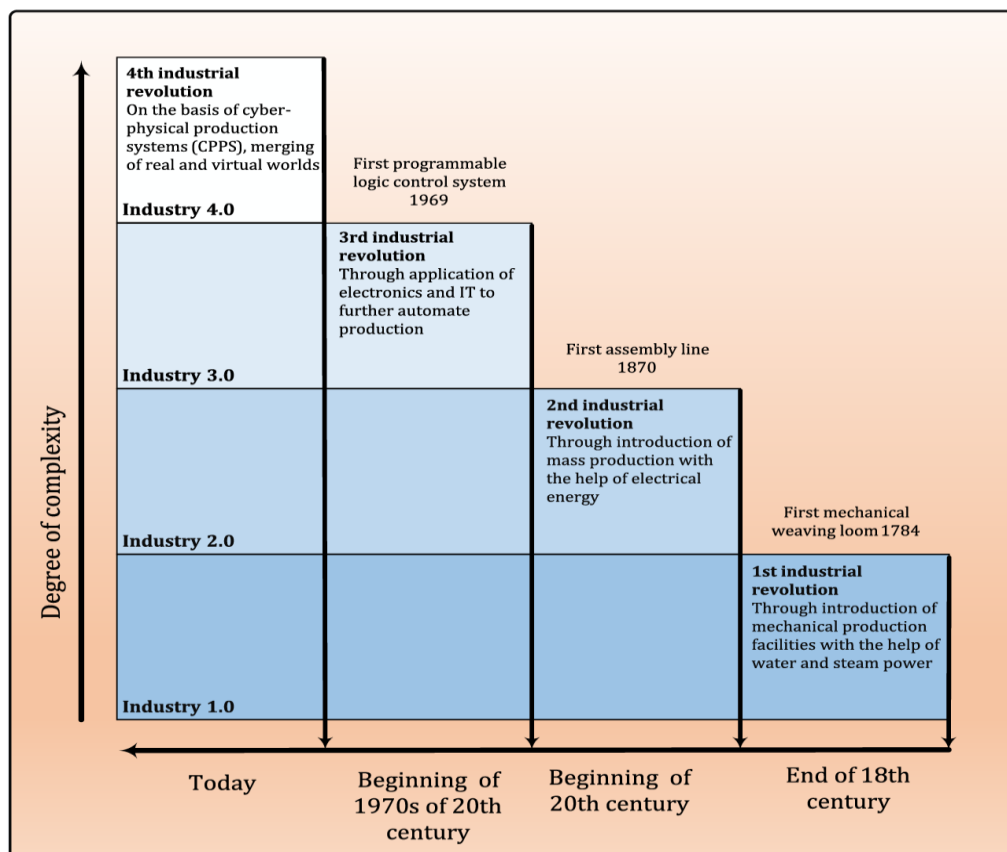
Ένας από τους τομείς εφαρμογής της Βιομηχανίας 4.0 που παρουσιάζει ιδιαίτερο ενδιαφέρον για την ναυτιλία είναι η συντήρηση με τη μορφή αυτοδιδασκόμενων και ευφυών συστημάτων που έχουν την δυνατότητα να προβλέπουν τις βλάβες και να κάνουν ακριβείς διαγνώσεις. Ένας άλλος τομέας που παρουσιάζει επίσης μεγάλο ενδιαφέρον για την ναυτιλία είναι η ανάπτυξη ευφυών συστημάτων για την πρόβλεψη κατανάλωσης καυσίμου. Αυτά τα συστήματα, για την ακριβή εξαγωγή πληροφοριών, παρουσιάζουν υψηλές απαιτήσεις όσον αφορά την πρόσβαση σε δεδομένα αλλά και την ποιότητα αυτών των δεδομένων, με αποτέλεσμα να χρησιμοποιούν πολλαπλές πηγές δεδομένων ώστε να εξασφαλίζεται η αξιοπιστία τους.



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

Τα δεδομένα που σχετίζονται με την τεχνητή νοημοσύνη παράγονται, συλλέγονται, και επεξεργάζονται σε διαφορετικά επίπεδα από διαφορετικά συστήματα τεχνολογίας πληροφοριών (IT), π.χ. σύστημα προγραμματισμού επιχειρησιακών πόρων (ERP) όσον αφορά επιχειρηματικές λειτουργίες, σύστημα εποπτικού ελέγχου και συλλογής δεδομένων (SCADA) για λειτουργίες διεργασιών, σύστημα ηλεκτρονικής διαχείρισης συντήρησης (CMMS) και σύστημα παρακολούθησης της κατάστασης (CM) για λειτουργίες συντήρησης και συστήματα με όργανα ασφαλείας για λειτουργίες που σχετίζονται με την ασφάλεια (Galar and Kumar, 2017).



Σχήμα 1.8 Ορισμός της βιομηχανίας 4.0. Προκλήσεις και λύσεις για τον ψηφιακό μετασχηματισμό και τη χρήση εκθετικών τεχνολογιών. Audit. Tax. Consulting. Corporate Finance. Μάρτιος-Αύγουστος, 2014.

Πηγή: Προσαρμογή από Deloitte, 2014. Βιομηχανία 4.0.

Μέχρι πρότινος, ο συνδυασμός των τεχνολογιών CMMS, SCADA και CM αποτελούσε ένα εξαιρετικά ακριβό και δύσκολο εγχείρημα. Με το σημερινό επίπεδο τεχνολογίας είναι σχετικά εύκολο και οικονομικά προσιτό να συνδυαστούν οι πληροφορίες που παρέχονται από αυτά τα συστήματα. Σκοπός αυτών των συστημάτων είναι η ανάπτυξη προβλεπτικών μοντέλων τόσο για την διαχείριση της συντήρησης όσο και για την κατανάλωση καυσίμου (Galar and Kumar, 2017).

Η τεχνητή νοημοσύνη, η τεχνολογία αισθητήρων, η τρισδιάστατη (3D) εκτύπωση, η ρομποτική, τα μη επανδρωμένα αεροσκάφη και η νανοτεχνολογία είναι μερικά παραδείγματα τεχνολογιών που επιταχύνουν τις βιομηχανικές διαδικασίες και τις καθιστούν πιο ευέλικτες συνδυάζοντας τα κυβερνοφυσικά συστήματα και τα IoT. Πολλές από αυτές



Κάρολος Γερούλανος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

τις τεχνολογίες δεν είναι νέες· εμφανίστηκαν πριν από περίπου 20 ή 30 χρόνια, αλλά οι πρόσφατες ραγδαίες αυξήσεις στην υπολογιστική ισχύ (νόμος του Moore) (“Moore’s Law,” 2023) καθώς και η μείωση του κόστους τις καθιστούν πλέον κατάλληλες για βιομηχανική χρήση (“Challenges and solutions for the digital transformation and use of exponential | Deloitte Taiwan | Manufacturing,” 2023). Ο νόμος του Moore πήρε το όνομά του από τον συνιδρυτή της Intel, Gordon Moore, λόγω της παρατήρησης που έκανε, το 1965, σχετικά με τον αριθμό των transistor σε ένα ηλεκτρονικό κύκλωμα. Σύμφωνα με τον νόμο αυτό, κάθε 18 με 24 μήνες η πυκνότητα των ενσωματωμένων κυκλωμάτων σε ένα ηλεκτρονικό κύκλωμα διπλασιάζεται. Αυτή η αύξηση συνεπάγεται σημαντική εξέλιξη στον τομέα της τεχνολογίας και έχει συμβάλει στην ανάπτυξη ισχυρότερων, γρηγορότερων και αποδοτικότερων υπολογιστικών συστημάτων.

1.4 Πρόβλεψη κατανάλωσης καυσίμου και πρόληψη επικείμενων δυσλειτουργιών με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης

Η βασική επιδίωξη κάθε ναυτιλιακής εταιρίας είναι η αποτελεσματική λειτουργία των πλοίων της ώστε να επιτυγχάνει την μείωση του κόστους λειτουργίας και την αύξηση της κερδοφορίας της. Αυτή η κατεύθυνση αντιμετωπίζεται με ενδιαφέρον από πολλούς φορείς που δραστηριοποιούνται στη ναυτιλιακή βιομηχανία, όπως οι διαχειριστές πλοίων, οι ρυθμιστικές αρχές της ναυτιλίας και οι φορείς που διαμορφώνουν την πολιτική. Η αποτελεσματική λειτουργία ενός πλοίου, όπως προαναφέρθηκε, έχει ουσιαστικές οικονομικές προεκτάσεις οι οποίες εκφράζονται δια μέσου παραγόντων όπως η μειωμένη κατανάλωση καυσίμων και το μειωμένο κόστος συντήρησης.

Το πρόβλημα της εκτίμησης της κατανάλωσης καυσίμου ενός πλοίου, είναι πολυδιάστατο καθώς πέραν της λειτουργίας της κύριας μηχανής εξαρτάται από παραμέτρους που επηρεάζουν τη συνολική αντίσταση του πλοίου όπως ο καιρός (π.χ. ύψος κύματος, θαλάσσια ρεύματα, ένταση ανέμου), το βύθισμα και η ταχύτητα του πλοίου, η ρύπανση της γάστρας, της προπέλας και του αξονικού συστήματος.

Η διαδικασία της προγραμματισμένης συντήρησης ενός μηχανήματος ή ενός εξαρτήματος είναι μία από τις πιο κρίσιμες διαδικασίες που λαμβάνουν χώρα σε ένα πλοίο και στοχεύει στην ορθή και αδιάλειπτη λειτουργία ενός συστήματος. Η διαδικασία αυτή θα πρέπει να σχεδιάζεται προσεκτικά και να προγραμματίζεται λεπτομερώς από κάθε ναυτιλιακή εταιρεία. Τα πλοία, τα οποία αποτελούν τα κύρια περιουσιακά στοιχεία των ναυτιλιακών εταιρειών, επηρεάζονται ιδιαίτερα από το πρόβλημα της αστοχίας κάποιου υλικού ή συστήματος. Κάθε πλοίο αποτελείται από ένα σύνολο συστημάτων (πρώσης, ενέργειας, ναυσιπλοΐας κ.α.) τα οποία, με την πάροδο του χρόνου, μπορούν να αστοχήσουν. Μια βλάβη μπορεί να οδηγήσει σε ιδιαίτερα πολύπλοκες καταστάσεις όπως ο δεξαμενισμός του πλοίου ή μακροχρόνια επισκευή, οι οποίες επιφέρουν σημαντικές οικονομικές επιπτώσεις σε μια ναυτιλιακή επιχείρηση (Cipollini et al., 2018a).

Κάθε σύστημα σχεδιάζεται για έναν συγκεκριμένο κύκλο ζωής, ο οποίος πολλές φορές μπορεί να επηρεαστεί από διάφορους παράγοντες, όπως οι πρώτες ύλες που χρησιμοποιήθηκαν, οι εκτιμώμενες ώρες εργασίας και οι περιβαλλοντικές συνθήκες (Takata et al., 2004). Η φθορά των επιμέρους εξαρτημάτων του συστήματος θα απαιτήσει κάποια στιγμή την επισκευή ή την αντικατάστασή τους, με αποτέλεσμα το σύστημα να πρέπει να τεθεί εκτός λειτουργίας για την εκτέλεση των προγραμματισμένων εργασιών συντήρησης ή επισκευής (Peng et al., 2010).



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

Σημαντικό εργαλείο στην επίλυση των προβλημάτων της πρόβλεψης κατανάλωσης καυσίμου και της πρόληψης επικείμενων δυσλειτουργιών μέσω της προληπτικής συντήρησης αποτελεί η τεχνητή νοημοσύνη. Τα προγράμματα ΑΙ που αναπτύσσονται για την αντιμετώπιση αυτών των προβλημάτων βασίζονται σε αλγόριθμους μηχανικής μάθησης, έννοιες που θα αναλυθούν λεπτομερώς στο κεφάλαιο 3. Επιπλέον, για την επίτευξη αυτών των στόχων απαιτείται η ανάπτυξη κατάλληλων μοντέλων που θα λαμβάνουν υπόψη διάφορες μεταβλητές, των εξεταζόμενων προβλημάτων, οι οποίες θα παρουσιάζουν συσχέτιση μεταξύ τους και στη συνέχεια θα αναλύονται.

Η εξαγωγή ενός τέτοιου μοντέλου το οποίο θα μπορεί να προβλέψει με ακρίβεια την απόδοση του πλοίου κάτω από διάφορα προφίλ λειτουργίας (λειτουργία υπό συγκεκριμένο βύθισμα, λειτουργία υπό συγκεκριμένη φόρτιση μηχανών, πλους με περιορισμό πρόωσης λόγω βλάβης κ.α.) και υπό διαφορετικές καιρικές συνθήκες μπορεί να βοηθήσει στον προσδιορισμό των βέλτιστων προφίλ λειτουργίας του πλοίου και συνεπώς στην πρόβλεψη κατανάλωσης καυσίμου (Gkerekos et al., 2019). Η ύπαρξη ενός τέτοιου μοντέλου θα μπορούσε να βοηθήσει στον εντοπισμό προτύπων επιδόσεων που αποκλίνουν από το βέλτιστο λειτουργικό προφίλ. Επίσης, το μοντέλο αυτό θα μπορούσε να υποδείξει την ενδεχόμενη υπολειτουργία διαφόρων συστημάτων ή/και των υποσυστημάτων του πλοίου (Cipollini et al., 2018b).

Στην βιβλιογραφία έχουν αναφερθεί διάφορες προσπάθειες μοντελοποίησης καταστάσεων λειτουργίας ενός πλοίου, οι οποίες κυμαίνονται από προσεγγίσεις που βασίζονται σε δοκιμές μοντέλων με συνδυασμό δεδομένων, έως την ανάπτυξη μοντέλων μηχανικής μάθησης (ML) που βασίζονται αποκλειστικά στην χρήση δεδομένων (Gkerekos et al., 2019).

Η μηχανική μάθηση ορίζεται ως η διαδικασία προγραμματισμού μέσω υπολογιστή με σκοπό την βελτιστοποίηση ενός συγκεκριμένου κριτηρίου απόδοσης βασισμένο σε εικονικά δεδομένα (π.χ. εκπαίδευση) ή σε προηγούμενη εμπειρία (Gkerekos et al., 2019). Τα προβλήματα μηχανικής μάθησης συνήθως ταξινομούνται σε προβλήματα με επίβλεψη (supervised) και σε προβλήματα χωρίς επίβλεψη (unsupervised). Στην περίπτωση της μάθησης με επίβλεψη, ο στόχος του αλγορίθμου είναι να αξιοποιήσει τα δεδομένα εισόδου για την εκπαίδευσή του και σε συνδυασμό με τον δεδομένο στόχο (έξοδο) να δημιουργήσει μια αντιστοίχιση που θα επιστρέφει μια σχετική τιμή-στόχο για τις νέες παρατηρήσεις. Στα προβλήματα χωρίς επίβλεψη τα παραδείγματα που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του αλγορίθμου περιλαμβάνουν μόνο τιμές εισόδου και ο στόχος του αλγορίθμου είναι να παρέχει κάποια εικόνα ή τιμή για την είσοδο αυτή. Λεπτομερής ανάλυση των τεχνικών της μηχανικής μάθησης θα παρουσιαστεί στο κεφάλαιο 3.

Η άντληση των δεδομένων πραγματοποιείται μέσω συστημάτων αυτοματοποιημένης καταγραφής και παρακολούθησης δεδομένων (ADLM), τα οποία έχουν την δυνατότητα εξαγωγής πληροφοριών μέσα από τεράστιους όγκους ακατέργαστων δεδομένων (raw data). Τα μοντέλα μηχανικής μάθησης, αν και πιο δαπανηρά από υπολογιστικής απόψεως, προσφέρουν το πλεονέκτημα της παροχής αποτελεσμάτων προσαρμοσμένων σε συγκεκριμένα σχήματα γάστρας (π.χ. πλοία με επίπεδη γάστρα, πλοία με γάστρα σε σχήμα V, catamaran κ.α.), σε συνθήκες πλεύσης και λειτουργίας κύριας μηχανής καθώς και σε συγκεκριμένο προφίλ λειτουργίας του πλοίου (Gkerekos et al., 2019).

Συνοψίζοντας, όσον αφορά την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να αναλύσει τα δεδομένα που συλλέγονται από αισθητήρες στο πλοίο, όπως η ταχύτητα, η κατάσταση της θάλασσας και η κατάσταση του κινητήρα. Αυτή η διαδικασία θα οδηγήσει σε βελτιστοποίηση της διαχείρισης του καυσίμου και κατά συνέπεια στη μείωση του λειτουργικού κόστους του εκάστοτε πλοίου. Επιπλέον οι



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης μπορούν κατόπιν συλλογής και επεξεργασίας δεδομένων να προσαρμόζουν αυτόματα τις ρυθμίσεις του κινητήρα και του συστήματος πλοήγησης στο επιθυμητό από τον χρήστη μοντέλο λειτουργίας, λαμβάνοντας υπόψη τις συνθήκες και τις απαιτήσεις του ταξιδιού, έτσι ώστε να επιτυγχάνεται η εξοικονόμηση του καυσίμου (Gkerekos et al., 2019).

Όσον αφορά την συντήρηση των συστημάτων του πλοίου οι τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να παρακολουθούν συνεχώς την κατάσταση των εξαρτημάτων και των συστημάτων και να ανιχνεύουν ανωμαλίες στη λειτουργία τους. Με βάση αυτή την παρακολούθηση, θα προκύπτουν μοντέλα λειτουργίας και η απόκλιση από αυτά θα δίνει την δυνατότητα της προληπτικής συντήρησης ή την συντήρηση βάση της κατάστασης λειτουργίας με σκοπό την αποφυγή βλαβών (Cipollini et al., 2018a).

Συμπερασματικά, η εισαγωγή τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης στην ναυτιλία μπορεί να έχει σημαντικά οφέλη τόσο στην πρόβλεψη κατανάλωσης καυσίμου, όσο και στην πρόληψη επικείμενων δυσλειτουργιών. Οι επικείμενες δυσλειτουργίες αφορούν τις συνθήκες λειτουργίας οι οποίες αποκλίνουν από την προβλεπόμενη λειτουργία ενός μηχανήματος ή συστήματος και οι οποίες εάν δεν αντιμετωπιστούν άμεσα μπορεί να οδηγήσουν σε δυσάρεστες καταστάσεις όπως στην καταστροφή ενός εξαρτήματος ή ακόμα και στην ολική καταστροφή ενός μηχανήματος, με τις επιπτώσεις που αναφέρθηκαν στην αρχή της ενότητας. Είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να βοηθήσει το πλήρωμα ενός πλοίου παρέχοντάς του πληροφορίες και συμβουλές σε πραγματικό χρόνο για την λειτουργία της προωστήριας εγκατάστασης. Απώτερος σκοπός είναι η λήψη αποφάσεων από τους χειριστές των συστημάτων που θα οδηγήσουν στην βέλτιστη, κατά περίπτωση, λειτουργία της εγκατάστασης με στόχο την εξοικονόμηση καυσίμου και την αποφυγή δυσλειτουργιών.



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2^ο

2.1 Το περιβάλλον λειτουργίας των πλοίων

Τα πλοία επιχειρούν στο πολυσύνθετο και πολύπλοκο θαλάσσιο περιβάλλον. Οι παράγοντες που επιδρούν σε αυτό εμφανίζουν εποχικότητα και αποτελούνται από τον άνεμο (ένταση, διεύθυνση), τα κύματα (ύψος, περίοδος, κατεύθυνση) και τα υποθαλάσσια ρεύματα (Vettor and Guedes Soares, 2016). Η αντίσταση που συναντά ένα πλοίο κατά την πλεύση του καθορίζεται από τους παραπάνω παράγοντες και έχει σημαντική επίδραση στην ταχύτητα του πλοίου και συνεπώς στην κατανάλωση καυσίμου με αποτέλεσμα την αύξηση του κόστους ταξιδιού του πλοίου (Psaraftis and Kontovas, 2014).

Τα πλοία αναλόγως του εκτοπίσματός τους, της μορφής της γάστρας τους αλλά και της συνολικής επιφάνειας των εξάλων τους (υπερκατασκευή) εντείνουν το πρόβλημα της αντίστασης (Schultz, 2004). Η προσπάθεια ελέγχου αυτών των παραγόντων γίνεται για τους μεν σχεδιαστικούς παράγοντες κατά την διάρκεια σχεδίασης του πλοίου και ως εκ τούτου δεν μπορούν να επηρεαστούν στην διάρκεια ζωής του πλοίου, για τους δε περιβαλλοντικούς παράγοντες, οι οποίοι συνθέτουν ένα πολύπλοκο δυναμικό σύστημα το οποίο συνεχώς μεταβάλλεται, η προσπάθεια ελέγχου είναι συνεχής. Οι περιβαλλοντικοί παράγοντες, ωστόσο, μπορούν να προβλεφθούν με ιδιαίτερη ακρίβεια με την χρήση προβλεπτικών εργαλείων παρέχοντας πολύτιμη πληροφόρηση στα πληρώματα των πλοίων σε πραγματικό χρόνο.

Η ιδιαίτερη φύση του θαλάσσιου περιβάλλοντος ευνοεί την ανάπτυξη θαλάσσιας ρύπανσης στην βυθιζόμενη επιφάνεια της γάστρας του πλοίου καθώς επίσης και στο αξονικό σύστημα, στην προπέλα και στο πηδάλιο. Η θαλάσσια ρύπανση, η οποία συχνά αναφέρεται και ως βιολογική ρύπανση, εκφράζεται με την μορφή της ανεπιθύμητης ανάπτυξης μικροοργανισμών που προσκολλώνται στην βυθισμένη επιφάνεια του πλοίου αυξάνοντας έτσι την συνολική του αντίσταση (Schultz, 2007). Η ρύπανση αυτή αποτελεί τον κύριο παράγοντα υποβάθμισης της απόδοσης της γάστρας και της προπέλας (Khor and Xiao, 2011). Η μείωση της αποδοτικότητας οφείλεται στην αναπτυσσόμενη αντίσταση λόγω της τριβής που αναπτύσσεται στην επιφάνεια της γάστρας και στα εξαρτήματα που κινούνται μέσα στο θαλασσινό νερό (προπέλα, άξονας, πηδάλιο) μειώνει έντονα την αποδοτικότητά τους (Coraddu et al., 2019).

Στο σχήμα 2.1 φαίνεται η χρονική εξέλιξη της διαδικασίας της βιολογικής ρύπανσης στην επιφάνεια μιας μεταλλικής επιφάνειας βυθισμένης στο θαλασσινό νερό (Coraddu et al., 2019). Παρατηρούμε ότι μέσα σε λίγα λεπτά από την βύθιση των υφάλων ενός πλοίου στην θάλασσα αρχίζει να προσκολλάται στην επιφάνεια της γάστρας διαλυμένη οργανική ύλη, η οποία δημιουργεί ένα λεπτό υπόστρωμα. Μέσα σε λίγες ώρες ένα σύνθετο βιολογικό στρώμα αποτελούμενο από διάφορους μικροοργανισμούς προσκολλάται πάνω στο προηγούμενο υπόστρωμα. Τελικά το υπόστρωμα αποικίζεται από διάφορους μικροοργανισμούς και φύκια. Τα φύκια και οι μικροοργανισμοί αναπτύσσονται δημιουργώντας έτσι μια κοινότητα μακροσκοπικών οργανισμών οι οποίοι μετά από λίγους μήνες γίνονται ορατοί χωρίς την χρήση ειδικού εξοπλισμού (Farkas et al., 2020).

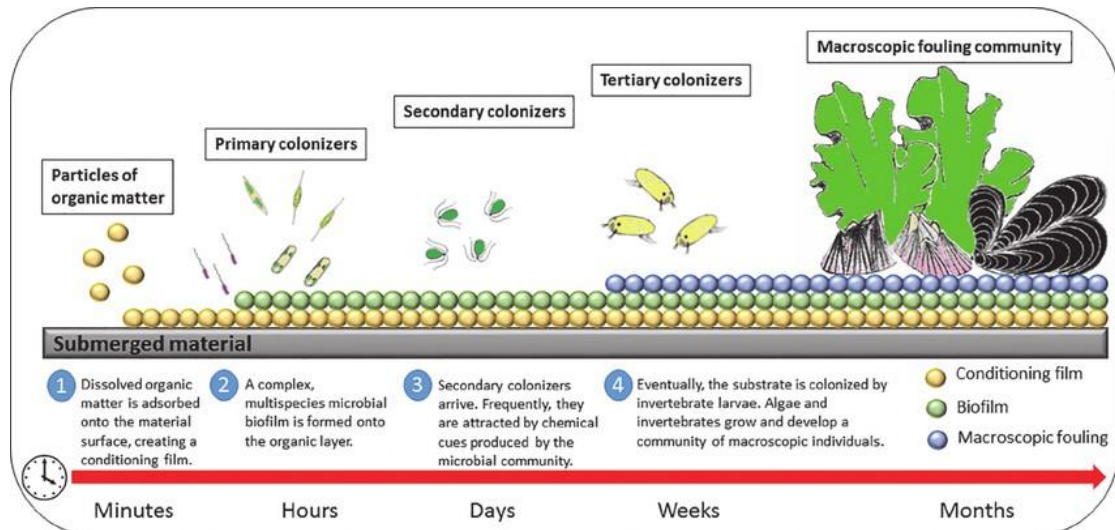
Η παρουσία αυτής της ρύπανσης στην γάστρα του πλοίου αυξάνει την τραχύτητα της επιφάνειας, αυξάνοντας έτσι την αντίσταση τριβής (Schultz, 2007, 2004). Στην προπέλα, η παρουσία ρύπανσης αυξάνει την επιφανειακή τραχύτητα της επιφάνειας του πτερυγίου, απαιτώντας έτσι περισσότερη ισχύ για τη διατήρηση της ίδιας ταχύτητας (Owen et al., 2018).



Κάρολος Γερούλιάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

Στην συνέχεια του κεφαλαίου, θα αναπτυχθούν λεπτομερώς οι παράγοντες που συνθέτουν το θαλάσσιο περιβάλλον καθώς και ο τρόπος με τον οποίο αυτοί υπολογίζονται και επενεργούν στις λειτουργικές παραμέτρους του πλοίου. Επίσης, θα γίνει μια προσπάθεια συσχετισμού αυτών των παραγόντων ώστε να φανεί η επίδραση τους στην κατανάλωση καυσίμου και στην διαδικασία επιλογής της βέλτιστης διαδρομής.



Σχήμα 2.1 Σχηματική αναπαράσταση της διαδικασίας της βιολογικής ρύπανσης.

Πηγή: https://www.researchgate.net/figure/Schematic-representation-of-the-biofouling-process_fig1_275274831.

2.2 Περιβαλλοντικοί παράγοντες που επιδρούν στην κατανάλωση καυσίμου

Με τον όρο «περιβαλλοντικοί παράγοντες» εννοούμε όλους εκείνους τους παράγοντες οι οποίοι συμβάλουν στην συνολική αντίσταση που αντιμετωπίζει το πλοίο κατά την κίνηση του μέσα στην θάλασσα, και κατ' επέκταση στην αύξηση της κατανάλωσης του καυσίμου. Αυτοί οι παράγοντες είναι συνδυασμός των καιρικών συνθηκών που επικρατούν στην περιοχή που πλέει το πλοίο καθώς και της αλληλεπίδρασης του σκάφους με την θάλασσα (Psaraftis and Kontovas, 2014).

Συγκεκριμένα, όταν αναφερόμαστε σε καιρικές συνθήκες εννοούμε την ένταση και την διεύθυνση του ανέμου, το ύψος και την διεύθυνση των κυμάτων και την ένταση και την διεύθυνση των υποθαλάσσιων ρευμάτων. Αντίστοιχα, όταν αναφερόμαστε στην αλληλεπίδραση του πλοίου με την θάλασσα εννοούμε το σύνολο των αντιστάσεων που αναπτύσσονται εξαιτίας της σχετικής κίνησης του πλοίου μέσα στο ρευστό.

Αυτό που πρέπει να γίνει σαφές είναι το γεγονός ότι οι αναπτυσσόμενες αντιστάσεις, οι οποίες θα αναλυθούν στην συνέχεια του κεφαλαίου, και οι περιβαλλοντικοί παράγοντες έχουν άμεση συσχέτιση. Δηλαδή, οι παράγοντες όπως η βιολογική ρύπανση, η ένταση του ανέμου, το ύψος των κυμάτων και η ένταση των υποθαλάσσιων ρευμάτων αποτελούν παράγοντες που λαμβάνονται υπόψη στον υπολογισμό των προαναφερθέντων αντιστάσεων. Υπό αυτή την έννοια, γίνεται ευκολότερα αντιληπτό πως οι περιβαλλοντικοί παράγοντες επιδρούν στην συνολική κατανάλωση καυσίμου μέσω αυτών των αντιστάσεων.

Για να κινηθεί ένα πλοίο μέσα στην θάλασσα είναι απαραίτητο να καταφέρει να υπερνικήσει την αντίσταση που επιδρά αντίθετα στην προωστήρια δύναμη. Η αντίσταση



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

ενός πλοίου επηρεάζεται ιδιαίτερα από παράγοντες όπως το βύθισμα, τη μορφή της γάστρας και την ταχύτητα.

Η συνολική αντίσταση αποτελείται από επιμέρους αντιστάσεις οι οποίες κατηγοριοποιούνται σε τρεις κύριες ομάδες: την αντίσταση τριβής R_F , την υπόλοιπη αντίσταση R_R και την αντίσταση αέρα R_A (Schultz, 2004). Η υπόλοιπη αντίσταση χωρίζεται επιπλέον σε αντίσταση κυματισμού R_W και αντίσταση δινών R_E . Το ποσοστό της επιφάνειας του πλοίου που βρίσκεται βυθισμένο στο νερό, δηλαδή που βρίσκεται κάτω από την ίσαλο γραμμή, καθορίζει το μέγεθος της αντίστασης τριβής R_F και της υπόλοιπης αντίστασης R_R ενώ αντίστοιχα το ποσοστό της επιφάνειας του πλοίου που βρίσκεται πάνω από την ίσαλο γραμμή καθορίζει την επίδραση της αντίστασης του αέρα R_A (I. E. Κολλινιάτης, 2020). Κατά κανόνα, και στις δύο περιπτώσεις, όσο μεγαλύτερες είναι οι αντίστοιχες επιφάνειες τόσο μεγαλύτερο είναι και το ποσοστό επίδρασης των εκάστοτε αναπτυσσόμενων αντιστάσεων.

Στο σχήμα 2.2, φαίνονται, ενδεικτικά, τα ποσοστά επίδρασης των ανωτέρω αντιστάσεων ανάλογα με την επιχειρησιακή ταχύτητα των πλοίων. Παρατηρούμε ότι στα πλοία υψηλών ταχυτήτων η αναπτυσσόμενη αντίσταση αναφέρεται κυρίως στην αντίσταση τριβής R_F και την αντίσταση κυματισμού R_W (συνολικό ποσοστό 85%) ενώ στα πλοία χαμηλών ταχυτήτων η κύρια αντίσταση που καλείται το πλοίο να υπερνικήσει είναι η αντίσταση τριβής R_F , η οποία αντιστοιχεί στο 90% της συνολικά αναπτυσσόμενης αντίστασης.

Ένας άλλος σημαντικός περιβαλλοντικός παράγοντας που επηρεάζει την κατανάλωση καυσίμου είναι ο βαθμός της βιολογικής ρύπανσης της γάστρας και της προπέλας. Η βιολογική ρύπανση, η οποία ορίστηκε στο υποκεφάλαιο 2.1, προκαλεί πρόσθετη επιφανειακή τραχύτητα στην γάστρα του πλοίου, αυξάνοντας με αυτόν τον τρόπο την αντίσταση της γάστρας και της προπέλας και κατά συνέπεια την απαιτούμενη ισχύ πρόωσης για την διατήρηση της απαιτούμενης ταχύτητας (Laurie et al., 2021).

Η βιολογική ρύπανση επηρεάζεται κυρίως από περιβαλλοντικούς παράγοντες, όπως η θερμοκρασία του νερού, το βάθος, η αλατότητα και το pH (Uzun et al., 2019). Ο ρυθμός της βιολογικής ρύπανσης επηρεάζεται από παράγοντες, όπως ο κύκλος λειτουργίας του πλοίου δηλαδή η χρονική διάρκεια της περιόδου που το πλοίο παραμένει εκτός υπηρεσίας, η ταχύτητα του πλοίου και η διάρκεια του ταξιδιού (Farkas et al., 2020).

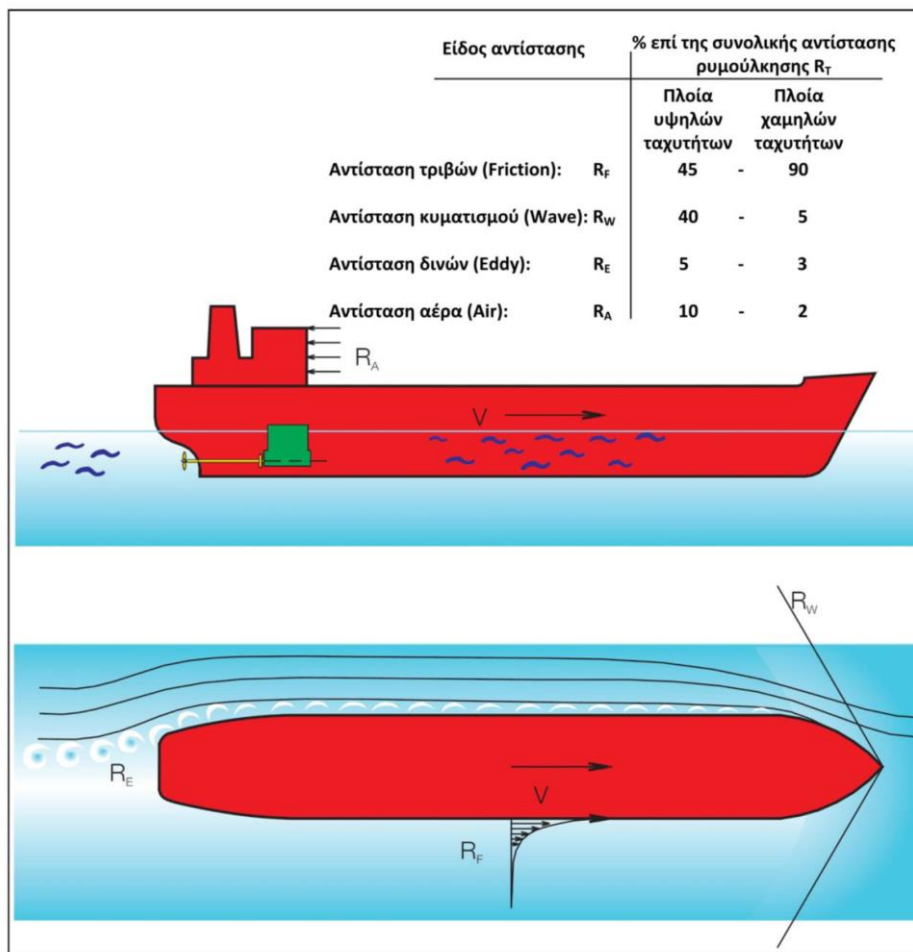
Η ανάπτυξη βιολογικής ρύπανσης μπορεί να οδηγήσει σε σταδιακή αύξηση της πραγματικής ισχύος κατά 25% - 59% σε ένα εύρος ταχυτήτων λειτουργίας, γεγονός που αυξάνει σημαντικά το κόστος λειτουργίας ενός πλοίου (Schultz, 2007; Uzun et al., 2019). Σε αυτές τις περιπτώσεις οι ναυτιλιακές εταιρείες καλούνται να επιλέξουν προσεκτικά την χρονική στιγμή που θα εκτελέσουν καθαρισμό της γάστρας του πλοίου.

Οι διαδικασίες καθαρισμού της γάστρας και του έλικα, λαμβάνουν συνήθως χώρα κατά την διάρκεια δεξαμενισμού ενός πλοίου. Οι διαδικασίες που απομακρύνουν τη ρύπανση, είναι δαπανηρές και χρονοβόρες (Laurie et al., 2021). Επομένως, είναι επιθυμητό να προσδιοριστεί το χρονικό σημείο κατά το οποίο οι επιπτώσεις της ρύπανσης είναι αρκετά σημαντικές ούτως ώστε να δικαιολογείται ο καθαρισμός της γάστρας και της προπέλας. Επιπλέον, ο προσδιορισμός της επίδρασης της βιολογικής ρύπανσης στην συνολική αντίσταση που υφίσταται το πλοίο αλλά και στην επιβάρυνση της προωστήριας εγκατάστασης είναι εξαιρετικά σημαντικός καθώς ενισχύει την απόφαση για την εκτέλεση καθαρισμού της γάστρας του πλοίου (Owen et al., 2018; Song et al., 2020).



Κάρολος Γερούλιανος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”



Σχήμα 2.2 Επίδραση αντιστάσεων ανάλογα με την επιχειρησιακή ταχύτητα των πλοίων.

Πηγή: ΝΑΥΠΗΓΙΑ Ιωάννου Εμ. Κολλιναίτη, ΙΔΡΥΜΑ ΕΥΓΕΝΙΔΙΟΥ, Γ Έκδοση, Αθήνα 2020.

Η πλειονότητα των σημερινών προσπαθειών για την ποσοτικοποίηση των επιπτώσεων της ρύπανσης περιορίζεται σε εμπειρικές προσεγγίσεις και προσεγγίσεις που βασίζονται σε προσομοιώσεις. Κατά κύριο λόγο χρησιμοποιούνται εμπειρικές προσεγγίσεις, με πειραματικά δεδομένα που χρησιμοποιούνται ως βάση για μαθηματικά μοντέλα ρύπανσης (Laurie et al., 2021).

2.2.1 Ανάλυση αντιστάσεων που αναπτύσσονται στην επιφάνεια ενός πλοίου

Αντίσταση τριβής R_F

Η αντίσταση τριβής (frictional resistance) αναφέρεται στην αντίσταση που αναπτύσσεται στην επιφάνεια της γάστρας και εξαρτάται άμεσα από το εμβαδόν της επιφάνειας που βρίσκεται ανά πάσα στιγμή κάτω από την ίσαλο γραμμή, A_S , και από τον συντελεστή αντίστασης τριβής, C_F (Schultz, 2004). Συγκεκριμένα, η αντίσταση τριβής δίνεται από την παρακάτω σχέση:

$$R_F = C_F \times \rho \times V^2 \times A_S \quad (1)$$



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

Καθώς το πλοίο ταξιδεύει έχει την τάση να γίνεται συνεχώς ελαφρύτερο λόγω της κατανάλωσης καυσίμου. Αυτό οδηγεί στην σταδιακή μείωση της βρεχάμενης επιφάνειας άρα και στην ελάττωση της αντίστασης τριβής (I. E. Κολλινιάτης, 2020). Ωστόσο, η αντίσταση τριβής είναι ένα μέγεθος το οποίο εξαρτάται άμεσα και από το επίπεδο ρύπανσης της γάστρας. Έτσι, όταν στην επιφάνεια της γάστρας έχουν αναπτυχθεί θαλάσσιοι μικροοργανισμοί (φύκια, όστρακα κλπ.) η αντίσταση τριβής αυξάνεται ανάλογα με το επίπεδο ρύπανσης της γάστρας (Owen et al., 2018). Η χρήση αντιρρυπαντικών χρωμάτων είναι μια ευρέως διαδεδομένη μέθοδος για την αντιμετώπιση αυτού του είδους ρύπανσης.

Η αντίσταση τριβής είναι ένα μέγεθος το οποίο αυξάνεται ανάλογα με το τετράγωνο της ταχύτητας του σκάφους (I. E. Κολλινιάτης, 2020). Αποτελεί ένα αρκετά σημαντικό ποσοστό της συνολικής αντίστασης του πλοίου, το οποίο, όπως προαναφέρθηκε και στο σχήμα 2.2, για πλοία χαμηλών ταχυτήτων όπως δεξαμενόπλοια και πλοία μεταφοράς χύδην φορτίου ανέρχεται περίπου στο 70% έως 90% της συνολικής αντίστασης και για πλοία υψηλών ταχυτήτων, όπως επιβατηγά και κρουαζιερόπλοια, αντιπροσωπεύει λιγότερο από το 45% της συνολικής αντίστασης (σχήμα 2.2).

Υπόλοιπη αντίσταση R_R

Η υπόλοιπη αντίσταση (residual resistance) διακρίνεται σε δύο κατηγορίες: την αντίσταση κυματισμού (wave resistance) και την αντίσταση δινών (eddy resistance) (Schultz, 2007). Λόγω της κίνησης του πλοίου μέσα στο νερό δημιουργούνται κύματα τα οποία οδηγούν με την σειρά τους σε απώλεια ενέργειας πρόωσης του σκάφους, ενέργεια στην οποία αναφέρεται η αντίσταση κυματισμού. Εν συνεχεία, λόγω του διαχωρισμού της ροής, ο οποίος δημιουργεί δίνες, προκαλείται επιπλέον απώλεια ενέργειας, ενέργεια στην οποία αναφέρεται με την σειρά της η αντίσταση δινών.

Αντίστοιχα με την αντίσταση τριβής, η αντίσταση κυματισμού σε χαμηλές ταχύτητες είναι ανάλογη με το τετράγωνο της ταχύτητας αλλά στις υψηλές ταχύτητες αυξάνεται με μεγαλύτερο ρυθμό (I. E. Κολλινιάτης, 2020).

Το βάθος των υδάτων στα οποία πλέει ένα σκάφος επηρεάζει την υπόλοιπη αντίσταση και συγκεκριμένα όταν το βάθος είναι μικρότερο από το δεκαπλάσιο βύθισμα του πλοίου, η υπόλοιπη αντίσταση παρουσιάζει αυξημένη επίδραση. Για βάθη μεγαλύτερα από την προαναφερθείσα τιμή, η επίδραση της υπόλοιπης αντίστασης είναι ελάχιστη (I. E. Κολλινιάτης, 2020).

Η υπόλοιπη αντίσταση αποτελεί το 8-25% της συνολικής αντίστασης που ασκείται σε πλοία χαμηλών ταχυτήτων και ανέρχεται στο 40-60% για τα πλοία που πλέουν με υψηλές ταχύτητες.

Αντίσταση αέρα R_{AIR}

Η αντίσταση αέρα (air resistance) είναι η αντίσταση που προκαλείται στο πλοίο λόγω της δυναμικής πίεσης που ασκεί ο αέρας στην επιφάνεια του πλοίου που βρίσκεται πάνω από την ίσαλο γραμμή (A_{AIR}) (Pedersen and Larsen, 2009). Συνήθως, αντιστοιχεί στο 2% της συνολικής αναπτυσσόμενης αντίστασης και είναι ανάλογη με το τετράγωνο της ταχύτητας του πλοίου και ανάλογη με την επιφάνεια διατομής του πλοίου που βρίσκεται πάνω από την ίσαλο γραμμή.

Αξίζει να σημειωθεί ότι για πλοία μεταφοράς εμπορευματοκιβωτίων, τα οποία έχουν μεγάλη επιφάνεια άνω της ισάλου γραμμής, η αντίσταση αέρα μπορεί να προσεγγίσει το 10% της συνολικής αντίστασης (I. E. Κολλινιάτης, 2020).



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

Η αντίσταση αέρα υπολογίζεται από την παρακάτω σχέση, η οποία είναι βασισμένη στο 90% της δυναμικής πίεσης του αέρα με ταχύτητα V :

$$R_{AIR} = 0,90 \times 0,5 \times \rho_{AIR} \times V^2 \times A_{AIR} \quad (2)$$

Συνολική αντίσταση ρυμούλκησης R_T και απαιτούμενη πραγματική ισχύς P_B

Η συνολική αντίσταση ρυμούλκησης είναι η δύναμη που απαιτείται για να ρυμουλκηθεί ένα πλοίο μέσα στο νερό. Η γνώση αυτής της αντίστασης μας δίνει την δυνατότητα εκτίμησης της ισχύος που απαιτείται για την κίνηση του πλοίου. Η συνολική αντίσταση ρυμούλκησης R_T δίνεται από την παρακάτω σχέση (Song et al., 2020):

$$R_T = R_F + R_R + R_A \quad (3)$$

και επομένως η συνολική ισχύς ρυμούλκησης που απαιτείται για την κίνηση του πλοίου με ταχύτητα V ισούται με (I. E. Κολλινιάτης, 2020):

$$P_E = V \times R_T \quad (4)$$

Επιπλέον, η ισχύς ρυμούλκησης, P_E , συνδέεται με την πραγματική ισχύ, P_B , της κύριας μηχανής με την παρακάτω σχέσης (I. E. Κολλινιάτης, 2020):

$$n_T = \frac{P_E}{P_B} \quad (5)$$

Στην σχέση (5) ο συντελεστής, n_T , ονομάζεται συνολικός βαθμός απόδοσης και εξαρτάται από την γάστρα, τον έλικα και το αξονικό σύστημα.

Τέλος, η ροπή του άξονα της κύριας μηχανής, Q_B , θα ισούται με (I. E. Κολλινιάτης, 2020):

$$Q_B = \frac{P_B}{2\pi \times n} \quad (6)$$

όπου, n , ο αριθμός στροφών της κύριας μηχανής.

2.3 Λειτουργικοί παράγοντες που επιδρούν στην κατανάλωση καυσίμου

Η απόδοση του πλοίου αναφέρεται στη σχέση μεταξύ της ταχύτητας του πλοίου και της αντίστοιχης κατανάλωσης ενέργειας ή καυσίμου (Haranen et al., 2016). Οι κυριότεροι παράγοντες που επηρεάζουν την κατανάλωση καυσίμου σε ένα πλοίο, εκτός των περιβαλλοντικών παραγόντων που αναλύθηκαν προηγουμένως, είναι η ορθή λειτουργία της κύριας μηχανής και η κατάσταση της γάστρας και της προπέλας (Pedersen and Larsen, 2009). Με τον όρο «λειτουργικοί παράγοντες» εννοούμε, λοιπόν, όλους εκείνους τους παράγοντες που επηρεάζουν την ορθή λειτουργία του προωστήριου σκεύους, δηλαδή την ορθή λειτουργία της κύριας μηχανής του πλοίου.

Η εκτίμηση και η πρόβλεψη της ορθής λειτουργίας της κύριας μηχανής θα επιτευχθεί μέσω της σύγκρισης των τιμών που επιτεύχθηκαν κατά τη διάρκεια των



Κάρολος Γερούλιανος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

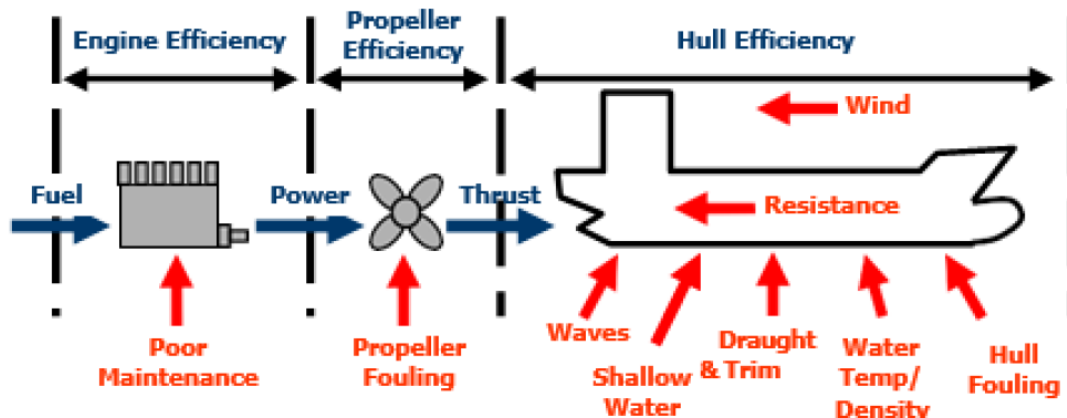
θαλάσσιων δοκιμών του πλοίου και των πληροφοριών που εξάγονται οποιαδήποτε δεδομένη χρονική στιγμή λειτουργίας της μηχανής (Alexiou et al., 2021). Αυτή η σύγκριση, θα οδηγήσει στην ακριβή πρόβλεψη της υποβάθμισης της απόδοσης της κύριας μηχανής η οποία, μεταξύ άλλων, μπορεί να υφίσταται λόγω της υποβάθμισης της απόδοσης ενός συγκεκριμένου εξαρτήματός της (Göksu and Erginer, 2020).

Ένας άλλος παράγοντας που υποδεικνύει την κατάσταση λειτουργίας της κύριας μηχανής είναι η αποδιδόμενη ισχύ σε συνάρτηση με τις στροφές της μηχανής. Η ισχύς, ανάλογα με την απαιτούμενη ταχύτητα και τις στροφές, καθώς και η ροπή που αναπτύσσεται στο αξονικό σύστημα στις αντίστοιχες συνθήκες, είναι οι παράγοντες που υποδεικνύουν κατά πόσο η λειτουργία τη μηχανής βρίσκεται εντός της βέλτιστης λειτουργίας, η οποία έχει καθοριστεί από τον κατασκευαστή κατά την περίοδο των δοκιμών (Pedersen and Larsen, 2009). Η απαιτούμενη ισχύς των κυρίων μηχανών σχετίζεται άμεσα με την κατανάλωση καυσίμου (FOC) (Alexiou et al., 2021). Επομένως, η απαίτηση για μεγαλύτερη ισχύ συνεπάγεται αύξηση του αριθμού στροφών (rpm) της κύριας μηχανής και κατ' επέκταση αύξηση του FOC.

2.4 Συσχέτιση λειτουργικών και περιβαλλοντικών παραγόντων

Στόχος της παρούσας εργασίας είναι η εκμετάλλευση του συσχετισμού μεταξύ των προαναφερθέντων παραμέτρων, τόσο της προωστήριας εγκατάστασης όσο και των παραμέτρων ναυσιπλοΐας (περιβαλλοντικοί παράγοντες), με σκοπό την ανάπτυξη μοντέλου τεχνητής νοημοσύνης το οποίο θα είναι σε θέση να προβλέπει την κατανάλωση καυσίμου.

Στο σχήμα 2.3 (Pedersen and Larsen, 2009), παρατηρούμε την συσχέτιση που υφίσταται μεταξύ των παραγόντων που αναφέρθηκαν στα υποκεφάλαια 2.2 και 2.3. Συγκεκριμένα, παρατηρούμε ότι οι μεταβλητές που εξετάζουμε διακρίνονται σε τρεις κατηγορίες. Στην πρώτη κατηγορία ανήκουν οι μεταβλητές που επιδρούν στην απόδοση της γάστρας (hull efficiency), στην δεύτερη κατηγορία ανήκουν οι μεταβλητές που επιδρούν στην απόδοση του έλικα (propeller efficiency) και στην τρίτη κατηγορία οι μεταβλητές που επιδρούν στην απόδοση τη κύριας μηχανής (engine efficiency).



Σχήμα 2.3 Μεταβλητές που επηρεάζουν την απόδοση του πλοίου.

Πηγή: Modeling of Ship Propulsion Performance, Pedersen and Larsen, 2009.

Στην πρώτη κατηγορία (hull efficiency) οι μεταβλητές που λαμβάνονται υπόψη είναι η ρύπανση της γάστρας, η θερμοκρασία και πυκνότητα του νερού, το βύθισμα και η διαγωγή του πλοίου, το βάθος των υδάτων, τα κύματα και ο άνεμος. Στην δεύτερη



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

κατηγορία (propeller efficiency) η μεταβλητή που λαμβάνεται υπόψη είναι η ρύπανση του έλικα. Στην τρίτη κατηγορία (engine efficiency) λαμβάνεται υπόψη το επίπεδο συντήρησης της κύριας μηχανής. Με τα κόκκινα βέλη απεικονίζονται οι μεταβλητές που έχουν αρνητική επίδραση στην συνολική απόδοση του πλοίου.

Παρατηρούμε ότι όλες αυτές οι μεταβλητές επιδρούν στην απόδοση της κύριας μηχανής μέσω της απαιτούμενης κάθε φορά ισχύος (power) η οποία θα μεταφραστεί στην απαιτούμενη ώση (thrust) η οποία αποτελεί την δύναμη που θα υπερνικήσει την συνολικά αναπτυσσόμενη αντίσταση και θα οδηγήσει τελικά στην προώθηση του πλοίου μέσα στο νερό. Όλες αυτές οι μεταβλητές θα επηρεάσουν την κατανάλωση καυσίμου που απαιτείται από την κύρια μηχανή ώστε να επιτευχθεί η επιθυμητή ταχύτητα.

Όπως αναφέρθηκε στο υποκεφάλαιο 2.2.1 η συσχέτιση των μεταβλητών που αφορούν την απόδοση της γάστρας και του έλικα εκφράζεται μέσω της σχέσης (3). Αντίστοιχα, η συσχέτιση των μεταβλητών της απαιτούμενης ισχύος και της συνολικής αντίστασης που αναπτύσσεται στην γάστρα του πλοίου εκφράζεται μέσω της σχέσης (4). Η πραγματική ισχύς της κύριας μηχανής έχει άμεση συσχέτιση με την ισχύ ρυμούλκησης, με την αναπτυσσόμενη ροπή του άξονα και με τις στροφές της μηχανής, όπως εκφράζεται μέσα από τις σχέσεις (5) και (6).

Οι συσχετίσεις που αναλύθηκαν προηγουμένως θα ληφθούν υπόψη ούτως ώστε να γίνει η καταλληλότερη επιλογή αλγορίθμου μηχανικής μάθησης. Ο αλγόριθμος θα λαμβάνει ως είσοδο τα ανωτέρω δεδομένα και θα αποδίδει ως έξοδο την πρόβλεψη κατανάλωσης καυσίμου για συγκεκριμένη διαδρομή και θα είναι σε θέση να προτείνει εναλλακτικές διαδρομές ανάλογα των καιρικών συνθηκών προειδοποιώντας παράλληλα τον εκάστοτε χρήστη για τυχόν επερχόμενη βλάβη.

Στο επόμενο κεφάλαιο θα γίνει συνοπτική επισκόπηση της υπάρχουσας βιβλιογραφίας σχετικά με τους δημοφιλέστερους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης. Επίσης, θα γίνει μια προσπάθεια αξιολόγησής τους βάσει του προβλήματος το οποίο θα κληθούν να επιλύσουν, με στόχο την επιλογή των καταλληλότερων για τον σκοπό της παρούσας εργασίας.



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3^ο

3.1 Τεχνητή νοημοσύνη και μηχανική μάθηση

Η τεχνητή νοημοσύνη αποτελεί ένα από τα νεότερα πεδία των σύγχρονων επιστημών και της μηχανικής. Ο όρος τεχνητή νοημοσύνη, ή αλλιώς AI (Artificial Intelligence), αναφέρεται σε ένα επιστημονικό πεδίο το οποίο προσπαθεί όχι μόνο να κατανοήσει τις διάφορες φυσικές οντότητες αλλά προσπαθεί και να δημιουργήσει ευφυείς οντότητες.

Η AI περιλαμβάνει μια τεράστια ποικιλία επιμέρους πεδίων, που κυμαίνονται από τα γενικά (μάθηση και αντίληψη) έως τα ειδικά, όπως η εκτέλεση εξειδικευμένων διεργασιών δηλαδή η απόδειξη μαθηματικών θεωρημάτων, η οδήγηση ενός αυτοκινήτου σε έναν πολυσύχναστο δρόμο, η διάγνωση ασθενειών κ.α.

Όπως προκύπτει από την βιβλιογραφία είναι δύσκολο να δώσουμε έναν απόλυτο ορισμό του τι σημαίνει τεχνητή νοημοσύνη. Ωστόσο, μπορούμε να θεωρήσουμε ότι η τεχνητή νοημοσύνη αναφέρεται στην ανάπτυξη υπολογιστικών συστημάτων που μπορούν να εκτελούν διεργασίες οι οποίες, υπό φυσιολογικές συνθήκες απαιτούν ανθρώπινη νοημοσύνη (Russell et al., 2010). Οι διεργασίες αυτές περιλαμβάνουν:

- Την επεξεργασία φυσικής γλώσσας ώστε να είναι δυνατή η επικοινωνία σε διάφορες γλώσσες μέσω της άμεσης μετάφρασης.
- Την αναπαράσταση γνώσης, μέσω των ήδη αποθηκευμένων γνωστών πληροφοριών.
- Την αναγνώριση ομιλίας.
- Την αυτοματοποιημένη συλλογιστική ώστε να είναι δυνατή η χρήση αποθηκευμένων πληροφοριών με σκοπό την απάντηση σε ερωτήσεις και την εξαγωγή νέων συμπερασμάτων.
- Την μηχανική μάθηση ώστε να προσαρμόζεται σε νέες συνθήκες και να εντοπίζει και να εξάγει πρότυπα λήψης αποφάσεων.

Σύμφωνα με τους Russell et al., (2010), υφίστανται οκτώ διαφορετικοί ορισμοί της AI και τέσσερις διαφορετικές προσεγγίσεις οι οποίες εξαρτώνται από τον τρόπο σκέψης και τον τρόπο εφαρμογής της. Στον πίνακα 2 παρουσιάζονται αυτές οι προσεγγίσεις. Ο πίνακας είναι χωρισμένος σε τέσσερα μέρη (όσες και οι προσεγγίσεις) και σε κάθε μέρος αντιστοιχούν δύο ορισμοί. Σύμφωνα, λοιπόν, με αυτόν τον πίνακα, οι ορισμοί τις πρώτης γραμμής βασίζονται στον τρόπο σκέψης (συλλογιστική) και στην λογική, ενώ οι ορισμοί στη δεύτερη γραμμή βασίζονται στην συμπεριφορά αυτού που αναπτύσσει το πρόγραμμα. Οι ορισμοί που βρίσκονται στην αριστερή στήλη μετρούν την επιτυχία εφαρμογής της AI σε σύγκριση με την αντίστοιχη ανθρώπινη απόδοση, ενώ οι ορισμοί που βρίσκονται στη δεξιά στήλη μετρούν την επιτυχία εφαρμογής της AI σε σχέση με ένα ιδανικό μέτρο απόδοσης που ονομάζεται ορθολογισμός. Σύμφωνα με τον ορθολογισμό, ένα σύστημα είναι ορθολογικό εάν καταλήγει στο «ορθό» συμπέρασμα, σύμφωνα με τα όσα ήδη γνωρίζει (Russell et al., 2010).

Ιστορικά, έχουν ακολουθηθεί και οι τέσσερις προσεγγίσεις της AI, η καθεμία από διαφορετικούς ανθρώπους με διαφορετικές μεθόδους (Russell et al., 2010). Η ανθρωποκεντρική προσέγγιση είναι εν μέρει μια εμπειρική προσέγγιση η οποία περιλαμβάνει παρατηρήσεις και υποθέσεις σχετικά με την ανθρώπινη συμπεριφορά. Η ορθολογιστική προσέγγιση βασίζεται σε έναν συνδυασμό μαθηματικών και μηχανικής.

Ένας σημαντικός κλάδος της AI είναι η μηχανική μάθηση ή αλλιώς machine learning (ML). Η ML βασίζεται στην ιδέα ότι τα συστήματα υπολογιστών έχουν την



Κάρολος Γερούλιανος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

ικανότητα να εκπαιδεύονται με γρήγορο ρυθμό μέσω συγκεκριμένων δεδομένων και επιπλέον έχουν την δυνατότητα να εντοπίζουν σωστά τα αναπτυσσόμενα μοτίβα και τις σχέσεις που δημιουργούνται μεταξύ ενός συγκεκριμένου συνόλου δεδομένων (Tsaganos et al., 2020). Η μηχανική μάθηση αποσκοπεί στο να επιτρέψει στις μηχανές να εκτελούν τα καθήκοντά τους με επιδεξιότητα χρησιμοποιώντας ευφυές λογισμικό με σκοπό να μπορούν να λαμβάνουν αποφάσεις με ελάχιστη ανθρώπινη παρέμβαση.

ΠΙΝΑΚΑΣ 2

Ορισμοί της τεχνητής νοημοσύνης, οργανωμένοι σε τέσσερις κατηγορίες

Σκεπτόμενος άνθρωπινα	Σκεπτόμενος λογικά
<p>"Η συναρπαστική νέα προσπάθεια να κάνουμε τους υπολογιστές να σκέφτονται ... μηχανές με μυαλό, με την πλήρη και κυριολεκτική έννοια." (Haugeland, 1985)</p> <p>"[Η αυτοματοποίηση] δραστηριοτήτων που συνδέουμε με την ανθρώπινη σκέψη, δραστηριότητες όπως η λήψη αποφάσεων, η επίλυση προβλημάτων, η μάθηση ..." (Bellman, 1978)</p>	<p>"Η μελέτη των νοητικών ικανοτήτων μέσω της χρήσης υπολογιστικών μοντέλων". (Charniak και McDermott, 1985)</p> <p>"Η μελέτη των υπολογισμών που καθιστούν δυνατή την αντίληψη, τη λογική και τη δράση". (Winston, 1992)</p>
Ενεργώντας άνθρωπινα	Ενεργώντας ορθολογικά
<p>"Η τέχνη της δημιουργίας μηχανών που εκτελούν λειτουργίες που απαιτούν νοημοσύνη όταν εκτελούνται από ανθρώπους". (Kurzweil, 1990)</p> <p>"Η μελέτη του πώς να κάνουμε τους υπολογιστές να κάνουν πράγματα στα οποία, προς το παρόν, οι άνθρωποι είναι καλύτεροι". (Rich and Knight, 1991)</p>	<p>"Η υπολογιστική νοημοσύνη είναι η μελέτη του σχεδιασμού ευφυών πρακτόρων". (Poole et al., 1998)</p> <p>"Η τεχνητή νοημοσύνη ... ασχολείται με την ευφυή συμπεριφορά των τεχνουργημάτων". (Nilsson, 1998)</p>

Πηγή: Russell and Norvig, Artificial Intelligence A Modern Approach, 3rd Edition, 2010, κεφάλαιο 1, σελ. 2.

Οι τεχνικές μηχανικής μάθησης, οι οποίες θα αναπτυχθούν στην συνέχεια του κεφαλαίου, αποτελούν τη ραχοκοκαλιά του ευφυούς λογισμικού που χρησιμοποιείται για την ανάπτυξη της μηχανικής νοημοσύνης (Mohammed et al., 2016). Γενικά η ML, για την εκπαίδευση του εκάστοτε συστήματος, βασίζεται σε παρατηρήσεις και σε μετρήσεις που προκύπτουν από μια δεξαμενή δεδομένων, όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως, τα οποία σε συνδυασμό με ήδη καταγεγραμμένα δεδομένα, τα οποία έχουν αναλυθεί, οδηγούν τελικά στην εκπαίδευση του συστήματος (Mohammed et al., 2016).



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

Οι τεχνικές ML εξαρτώνται από αλγορίθμους μηχανικής μάθησης, οι οποίοι με την σειρά τους απαιτούν δεδομένα για να αναπτυχθούν. Έτσι η μηχανική μάθηση συνδέεται άμεσα με έναν άλλο σημαντικό κλάδο, τον κλάδο των βάσεων δεδομένων, όντας έτσι συνυφασμένη με όρους όπως η ανακάλυψη γνώσης από δεδομένα (Knowledge Discovery from Data - KDD), η εξόρυξη δεδομένων (data mining) και η αναγνώριση προτύπων (pattern recognition) (Mohammed et al., 2016).

Η ML, λοιπόν, περιλαμβάνει τη μελέτη αλγορίθμων και στατιστικών μοντέλων που χρησιμοποιούνται από υπολογιστικά συστήματα με σκοπό την σταδιακή βελτίωση της απόδοσή τους σε μια συγκεκριμένη εργασία ή λειτουργία με την πάροδο του χρόνου (Tsaganos et al., 2020). Οι μέθοδοι που βασίζονται στην ML έχουν εφαρμοστεί ευρέως τα τελευταία χρόνια σε πολλά επιστημονικά και μηχανολογικά προβλήματα (Lary et al., 2016).

Η μηχανική μάθηση περιλαμβάνει τα ακόλουθα πέντε (5) βήματα εκτέλεσης μιας εργασίας (Russell et al., 2010; Tsaganos et al., 2020):

- Την συλλογή των δεδομένων
- Την προετοιμασία των δεδομένων
- Την εκπαίδευση των μοντέλων
- Την αξιολόγηση μοντέλων
- Την βελτίωση της απόδοσης

Οι τρεις κυριότερες τεχνικές μηχανικής μάθησης είναι η μάθηση με επίβλεψη (supervised learning), η μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning) και η ενισχυμένη μάθηση (reinforcement learning) (Russell et al., 2010; Tsaganos et al., 2020), όπως φαίνεται στο σχήμα 3.1 (Rajbanshi, 2021). Στο σχήμα 3.1 παρατηρούμε, επίσης, τους διαφορετικούς τύπους ανά τεχνική ML καθώς και τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης που αντιστοιχούν σε κάθε τύπο.

Η μάθηση με επίβλεψη (supervised) χωρίζεται σε δύο ομάδες αλγορίθμων, τους αλγορίθμους ταξινόμησης (classification) και τους αλγορίθμους παλινδρόμησης (regression) (Rajbanshi, 2021). Στους αλγόριθμους ταξινόμησης ανήκουν οι ταξινομητές Naive Bayes (Naive Bayes Classifier), τα δέντρα απόφασης (Decision Trees), οι SVM (Support Vector Machines), τα τυχαία δάση (Random Forest) και ο kNN (k – Nearest Neighbors) (Russell et al., 2010; Tsaganos et al., 2020). Στους αλγόριθμους παλινδρόμησης ανήκουν η απλή γραμμική παλινδρόμηση, η πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση, η πολυωνυμική παλινδρόμηση, η παλινδρόμηση δέντρου αποφάσεων, η παλινδρόμηση τυχαίου δάσους και οι μέθοδοι συνόλου (ensemble methods) (Russell et al., 2010; Tsaganos et al., 2020).

Η μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised) αποτελείται από αλγορίθμους συσταδοποίησης (clustering) όπως την ανάλυση συστάδων (k-means clustering), την ιεραρχική συσσωρευτική συσταδοποίηση και άλλους (Rajbanshi, 2021; Russell et al., 2010). Τέλος, η ενισχυμένη μάθηση (reinforcement learning) βασίζεται σε αλγορίθμους λήψης απόφασης δηλαδή το τελικό αποτέλεσμα προκύπτει κάθε φορά από την αλληλεπίδραση του συστήματος με το περιβάλλον εντός του οποίου λειτουργεί. Παραδείγματα τέτοιων αλγορίθμων είναι οι αλγόριθμοι Q-learning, R-learning και TD learning (Mohammed et al., 2016; Rajbanshi, 2021).

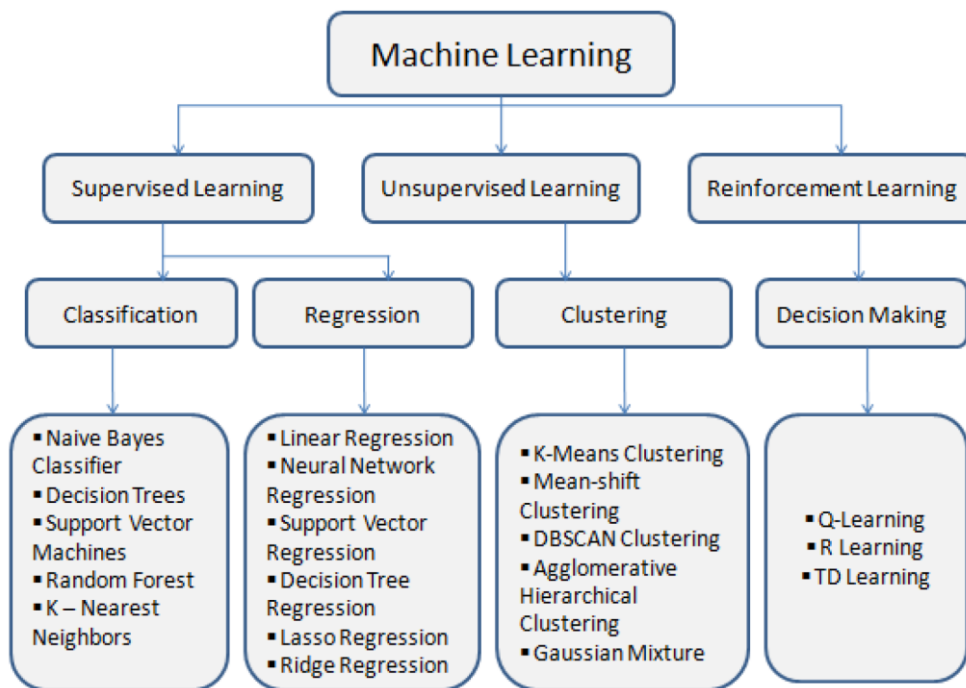
Η περαιτέρω ανάπτυξη ευφών συστημάτων, μέσω των εργαλείων της ML, παρουσιάζει εξαιρετικό ενδιαφέρον και για τον κλάδο της ναυτιλίας. Η ενσωμάτωση ευφών συστημάτων στα πλοία έχει εφαρμογή τόσο στην βελτιστοποίηση κατανάλωσης καυσίμου όσο και στην πρόληψη επικείμενων δυσλειτουργιών (Psarftis, 2019). Η AI θα καταστήσει με την πάροδο του χρόνου τα πλοία αποτελεσματικότερα, ασφαλέστερα και τα



Κάρολος Γερούλιανος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

συστήματά τους ευκολότερα στη χρήση (Tsaganos et al., 2020). Η ML θα αποτελέσει τον πύλωνα ώστε στο μέλλον να γίνουν πραγματικότητα τα πλήρως αυτόνομα πλοία (Dalaklis Dimitrios et al., 2018).



Σχήμα 3.1 Οι κύριοι κλάδοι της μηχανικής μάθησης.

Πηγή: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/03/everything-you-need-to-know-about-machine-learning/> (Rajbanshi, 2021)

Επιπλέον, η χρήση της AI θα παρέχει στα πληρώματα των πλοίων καλύτερη κατανόηση τόσο του εσωτερικού όσο και του εξωτερικού περιβάλλοντος του πλοίου. Αυτό θα επιτευχθεί με την συσχέτιση των δεδομένων που λαμβάνονται μέσω των υφιστάμενων συστημάτων του πλοίου, τόσο από τους αισθητήρες της προωστήριας εγκατάστασης όσο και από τους αισθητήρες παρακολούθησης εξωτερικών παραγόντων (π.χ ανεμόμετρο, ταχύτητα GPS κ.α).

Η διαρκώς αυξανόμενη ζήτηση περισσότερων δεδομένων σχετικά με την διεξαγωγή ασφαλούς ναυσιπλοΐας σε συνδυασμό με την ψηφιοποίηση του ναυτιλιακού κλάδου, συνδέεται άμεσα με σημαντικές τεχνικές προκλήσεις (Dalaklis Dimitrios, 2018). Η AI και η ML θα επιτελέσουν κυρίαρχο ρόλο στην επίλυση του προβλήματος της διαχείρισης του τεράστιου όγκου δεδομένων που προκύπτουν από την λειτουργία των πλοίων των ναυτιλιακών επιχειρήσεων, δίνοντας έτσι λύσεις που θα έχουν σημαντικό αντίκτυπο στην βιωσιμότητα του ναυτιλιακού κλάδου (Tsaganos et al., 2020).

3.2 Τεχνικές μηχανικής μάθησης

Όπως αναφέρθηκε και στο προηγούμενο υποκεφάλαιο η μηχανική μάθηση χωρίζεται σε τρεις κύριες κατηγορίες τεχνικών μάθησης (σχήμα 3.1). Την μάθηση με επίβλεψη (supervised learning), την μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning) και την ενισχυμένη μάθηση (reinforcement learning). Κάθε μία από αυτές τις τεχνικές μπορεί να



Κάρολος Γερούλιανος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

υλοποιηθεί μέσω διάφορων αλγορίθμων. Στη συνέχεια αυτής της ενότητας θα αναλυθούν συνοπτικά οι τρεις κατηγορίες τεχνικών μηχανικής μάθησης και θα γίνει αναφορά στις κυριότερες μεθόδους της κάθε τεχνικής.

3.2.1 Μάθηση με επίβλεψη (supervised learning)

Στην μάθηση με επίβλεψη τα διαθέσιμα δεδομένα έχουν «ετικέτες (labels)» σχετικά με το επιθυμητό τους αποτέλεσμα. Δηλαδή οι αλγόριθμοι ως είσοδο δέχονται τις τιμές ενός μόνο μέρους του συνόλου των δεδομένων, τα οποία γι' αυτήν την περίπτωση αποτελούν τα δεδομένα εκπαίδευσης (Russell et al., 2010). Οι αλγόριθμοι μαθαίνουν από ένα σύνολο δεδομένων με ετικέτες, ώστε να δημιουργήσουν αναμενόμενες προβλέψεις ως απόκριση σε νέα δεδομένα (Rajbanshi, 2021). Σε αυτή την περίπτωση, δηλαδή, οι αλγόριθμοι γνωρίζουν που αντιστοιχίζονται τα δεδομένα εισόδου δηλαδή ποιο θα είναι με άλλα λόγια το αναμενόμενο αποτέλεσμα (Mohammed et al., 2016).

Τα αποτελέσματα (εξόδος) των δεδομένων εισόδου, αναφέρονται και ως δεδομένα εξόδου. Στόχος της μάθησης με επίβλεψη είναι να εκπαιδευτεί ο αλγόριθμος πάνω σε έναν κανόνα με βάση τον οποίο θα είναι σε θέση να αντιστοιχεί τις εισόδους με τα αποτελέσματά τους (τις εξόδους) με σκοπό όταν εισέρχονται νέα δεδομένα ο αλγόριθμος να είναι σε θέση να προβλέψει με την μεγαλύτερη δυνατή αξιοπιστία και ακρίβεια το αποτέλεσμα των νέων δεδομένων εισόδου.

Κατά κύριο λόγο, η αξιολόγηση του αποτελέσματος εξόδου εκτελείται από επόπτες οι οποίοι είναι άνθρωποι, χωρίς όμως να αποκλείεται το γεγονός η αξιολόγηση να ανατίθεται και σε μηχανές. Ωστόσο οι ανθρώπινες κρίσεις είναι ακριβέστερες από τις αντίστοιχες των μηχανών, γεγονός που έχει αποδειχθεί μέσω ερευνών (Mohammed et al., 2016) όπου τα ποσοστά σφάλματος σε δεδομένα που έχουν αξιολογηθεί από μηχανές είναι πολύ υψηλότερα από τις αντίστοιχες ανθρώπινες αξιολογήσεις.

Όπως έχει ήδη αναφερθεί η μάθηση με επίβλεψη χωρίζεται σε δύο ομάδες αλγορίθμων, τους αλγορίθμους ταξινόμησης (classification) και τους αλγορίθμους παλινδρόμησης (regression) (Mohammed et al., 2016). Στη συνέχεια θα ακολουθήσει μια σύντομη περιγραφή των δυο μεθόδων πάνω στις οποίες βασίζονται αυτές οι κατηγορίες αλγορίθμων.

3.2.1.1 Η μέθοδος της παλινδρόμησης (regression)

Η παλινδρόμηση είναι μια στατιστική μέθοδος που χρησιμοποιείται για την ανάλυση της συσχέτισης που παρουσιάζεται μεταξύ δύο ή περισσότερων μεταβλητών προκειμένου να προβλεφθεί μια μεταβλητή με βάση τις άλλες (Rajbanshi, 2021). Για να έχει νόημα η εφαρμογή ενός μοντέλου παλινδρόμησης, θα πρέπει να υφίσταται γραμμική συσχέτιση μεταξύ των εξεταζόμενων μεταβλητών. Αυτό σημαίνει ότι η διακύμανση της τιμής της μιας μεταβλητής θα προκαλεί αντίστοιχα κάποια διακύμανση στη τιμή της άλλης μεταβλητής (Uysal and Güvenir, 1999).

Στο απλούστερο σενάριο, όπου υφίστανται δύο μεταβλητές, η μια ονομάζεται εξαρτημένη (Y) και η άλλη ανεξάρτητη (X). Η γραμμική συσχέτιση μεταξύ των μεταβλητών μας επιτρέπει να προβλέψουμε τις τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής (Y) εάν είναι γνωστές οι τιμές της ανεξάρτητης μεταβλητής (X) (Mohammed et al., 2016). Αντίστοιχα, ένα μοντέλο παλινδρόμησης μπορεί να γενικευθεί ώστε να περιλαμβάνει περισσότερες από δύο μεταβλητές, οι οποίες συμβολίζονται με "n".



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

Παρά την προσπάθεια ακριβούς πρόβλεψης των τιμών της μεταβλητής Y , αυτό είναι πρακτικά αδύνατο λόγω της παρουσίας του "τυχαίου σφάλματος", δηλαδή λόγω της παρουσίας μη ελεγχόμενων (τυχαίων) παραγόντων που επηρεάζουν το μοντέλο παλινδρόμησης. Αυτό το τυχαίο σφάλμα (ε) εμποδίζει την ακριβή πρόβλεψη της εξαρτημένης μεταβλητής Y για μια δεδομένη τιμή της ανεξάρτητης μεταβλητής X ή για πολλαπλές τιμές άλλων μεταβλητών X_1, X_2, \dots, X_n (Fernández-Delgado et al., 2019).

Η γενική μορφή ενός γραμμικού μοντέλου που περιγράφει τη συσχέτιση μεταξύ της εξαρτημένης μεταβλητής Y και των ανεξάρτητων μεταβλητών X_1, X_2, \dots, X_n εκφράζεται ως εξής (Uysal and Güvenir, 1999):

$$Y = a + bX + \varepsilon \quad (7)$$

Στην παραπάνω εξίσωση, το X αποτελεί το διάνυσμα των ανεξάρτητων μεταβλητών X (X_1, X_2, \dots, X_n), το b είναι το διάνυσμα των συντελεστών των ανεξάρτητων μεταβλητών X δηλαδή $b = (b_1, b_2, \dots, b_n)$ και το ε δηλώνει το τυχαίο σφάλμα κατά την προσαρμογή του μοντέλου παλινδρόμησης.

Εάν υποθέσουμε ότι πρόκειται για πρόβλημα δυο μεταβλητών με σφάλμα $\varepsilon=0$, τότε ο συντελεστής b της ευθείας $Y = a + bX$ εκφράζει την μεταβολή που θα επέλθει στην εξαρτημένη μεταβλητή Y όταν η ανεξάρτητη μεταβλητή X μεταβληθεί κατά μία μονάδα. Ο συντελεστής a αντίστοιχα παριστάνει την τιμή που θα πάρει η εξαρτημένη μεταβλητή Y όταν η ανεξάρτητη μεταβλητή X είναι ίση με το 0.

Για την αξιολόγηση των μεθόδων παλινδρόμησης, χρησιμοποιούνται συγκεκριμένοι στατιστικοί συντελεστές οι οποίοι, αναλόγως της τιμής τους, υποδεικνύουν την ακρίβεια που επιτυγχάνει το εκάστοτε προβλεπτικό μοντέλο.

Τα πιο γνωστά μέτρα αξιολόγησης των μοντέλων παλινδρόμησης είναι τα εξής (Fernández-Delgado et al., 2019; Russell et al., 2010):

- Συντελεστής προσδιορισμού R^2 (Coefficient of determination).
- Μέσο τετραγωνικό σφάλμα (Mean Squared Error (MSE)).
- Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος (Root Mean Squared Error (RMSE)).
- Μέσο απόλυτο σφάλμα (Mean Absolute Error (MAE)).
- Μέσο απόλυτο ποσοστό σφάλματος (Mean Absolute Percentage Error (MAPE)).

3.2.1.2 Η μέθοδος της ταξινόμησης (classification)

Η ταξινόμηση είναι μια τεχνική μηχανικής μάθησης με επίβλεψη η οποία στοχεύει στο να ταξινομήσει δεδομένα σε προκαθορισμένες κατηγορίες, οι οποίες μπορεί να είναι δύο ή περισσότερες. Η ταξινόμηση εντάσσεται στην τεχνική της μάθησης με επίβλεψη διότι ο εκάστοτε αλγόριθμος εκπαιδεύεται με βάση τα υπάρχοντα δεδομένα, τα οποία περιλαμβάνουν τις κλάσεις στις οποίες ανήκουν οι παρατηρήσεις.

Κατόπιν, ο αλγόριθμος, εκπαιδεύεται ούτως ώστε να αντιστοιχίζει αυτές τις παρατηρήσεις στις κλάσεις με βάση τις τιμές ορισμένων χαρακτηριστικών (Rajbanshi, 2021). Μετά την εκπαίδευση, ο αλγόριθμος είναι σε θέση να προβλέπει την κλάση για τα νέα δεδομένα, βασιζόμενος στις τιμές των χαρακτηριστικών, προσπαθώντας έτσι να προσφέρει όσο το δυνατόν πιο ακριβείς και αξιόπιστες προβλέψεις (Kesavaraj and Sukumaran, 2013).



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

Ο στόχος στην μέθοδο της ταξινόμησης είναι να πάρουμε ένα διάνυσμα εισόδου x και να το κατατάξουμε σε μία από τις N διακριτές κλάσεις C_n , όπου $n = 1, \dots, N$. Στο πιο συνηθισμένο σενάριο, οι κλάσεις θεωρούνται διαχωρισμένες, με τέτοιο τρόπο ώστε κάθε είσοδος να αντιστοιχίζεται σε μία μόνο κλάση (Bishop, 2006).

Για την αξιολόγηση της προβλεπτικής ικανότητας των αλγορίθμων ταξινόμησης υφίστανται αρκετά μέτρα με τα πιο γνωστά να είναι τα εξής:

- Πίνακας ή μήτρα σύγχυσης (confusion matrix).
- Καμπύλη ROC (Receiver Operating Characteristic).

3.2.2 Μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning)

Σε αντίθεση με την επιβλεπόμενη μάθηση, η κεντρική ιδέα της μάθησης χωρίς επίβλεψη βασίζεται στην εύρεση μιας συσχέτισης μεταξύ των δεδομένων χωρίς να υφίσταται η ύπαρξη ετικετών σε αυτά. Η μάθηση χωρίς επίβλεψη στοχεύει στην κατηγοριοποίηση των δεδομένων χωρίς να γνωρίζει εκ των προτέρων τι πρέπει να αναζητήσει (Russell et al., 2010).

Στη μάθηση χωρίς επίβλεψη δεν έχουμε επόπτες ή δεδομένα εκπαίδευσης παρά μόνο δεδομένα χωρίς ετικέτες. Η ιδέα είναι ο αλγόριθμος να εντοπίσει μια κρυφή συσχέτιση ανάμεσα σε αυτά τα δεδομένα (Mohammed et al., 2016). Στη συνέχεια, ο αλγόριθμος εκπαιδεύεται σε ένα σύνολο δεδομένων χωρίς ετικέτες και προσπαθεί να καταλήξει σε κάποιο συμπέρασμα εξάγοντας από μόνος του κοινά χαρακτηριστικά μεταξύ των δεδομένων, επαναλήψεις δεδομένων και υφιστάμενα μοτίβα (Rajbanshi, 2021).

Η πιο συνηθισμένη μέθοδος στην μάθησης χωρίς επίβλεψη είναι η συσταδοποίηση (clustering), δηλαδή η ανίχνευση δυνητικά χρήσιμων ομάδων δεδομένων εισόδου (Russell et al., 2010). Στη συνέχεια θα ακολουθήσει μια σύντομη περιγραφή αυτής της μεθόδου.

3.2.2.1 Η μέθοδος της συσταδοποίησης (clustering)

Η τεχνική της συσταδοποίησης ανήκει στην κατηγορία της μάθησης χωρίς επίβλεψη. Σε αυτή την μέθοδο αναλύεται ένα σύνολο δεδομένων έχοντας ως κριτήριο την ομοιότητα που παρουσιάζεται μεταξύ των παρατηρήσεων ενός συνόλου χαρακτηριστικών (Mohammed et al., 2016).

Ο κύριος στόχος της μεθόδου είναι ο σχηματισμός "συστάδων" ή ομάδων παρατηρήσεων που παρουσιάζουν τον υψηλότερο βαθμό ομοιότητας. Για να θεωρηθεί επιτυχής, η μέθοδος συσταδοποίησης στοχεύει στην υψηλή ομοιογένεια εντός κάθε ομάδας παρατηρήσεων και σε σημαντική διαφοροποίηση μεταξύ των παρατηρήσεων που ανήκουν σε διαφορετικές ομάδες (Ezugwu et al., 2022). Υπάρχουν δύο κύριες κατηγορίες μεθόδων ομαδοποίησης (Ezugwu et al., 2022):

- Ιεραρχικές μέθοδοι, οι οποίες κατηγοριοποιούνται επιμέρους σε διαιρετικές (divisive) και συσσωρευτικές (agglomerative) μεθόδους.
- Μη Ιεραρχικές μέθοδοι.

Τα πιο γνωστά μέτρα αξιολόγησης των μοντέλων συσταδοποίησης είναι τα εξής:

- Silhouette Coefficient.
- Δείκτης Davies – Bouldin.
- Δείκτης Dunn.



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

3.2.3 Ενισχυτική μάθηση (reinforcement learning)

Η μέθοδος της ενισχυτικής μάθησης βασίζεται στην εκμετάλλευση των παρατηρήσεων που συλλέγονται λόγω της αλληλεπίδραση του προγράμματος με το περιβάλλον, με σκοπό την μεγιστοποίηση του οφέλους και την ελαχιστοποίηση του ρίσκου (Mohammed et al., 2016).

Προκειμένου να παραχθούν ευφυή προγράμματα (ή πράκτορες), η ενισχυτική μάθηση ακολουθεί τα εξής βήματα:

- Τα δεδομένα εισόδου λαμβάνονται από τον πράκτορα.
- Στη συνέχεια ο πράκτορας χρησιμοποιεί μια συνάρτηση απόφασης ώστε να εκτελέσει μια ενέργεια.
- Αφού εκτελεστεί η απαιτούμενη ενέργεια, ο πράκτορας λαμβάνει μια ανταμοιβή ή ενίσχυση από το περιβάλλον.
- Οι πληροφορίες που προέκυψαν λόγω της ενέργειας του πράκτορα σχετικά με την ανταμοιβή αποθηκεύονται.

Χρησιμοποιώντας τις αποθηκευμένες πληροφορίες, ο πράκτορας, επιτυγχάνει την λήψη της βέλτιστης απόφασης.

3.2.4 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks-ANN's) αποτελούν τμήμα της τεχνικής της επιβλεπόμενης μάθησης. Τα ANN's είναι μαθηματικά, αλγοριθμικά, μοντέλα λογισμικού εμπνευσμένα από τα αντίστοιχα βιολογικά και τα οποία επιτρέπουν την εκτέλεση πολύπλοκων μη γραμμικών σχέσεων μεταξύ της μεταβλητής απόκρισης και των εισόδων της (Bishop, 2006; Russell et al., 2010). Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από βασικές μονάδες, που ονομάζονται νευρώνες (Lazakis et al., 2018).

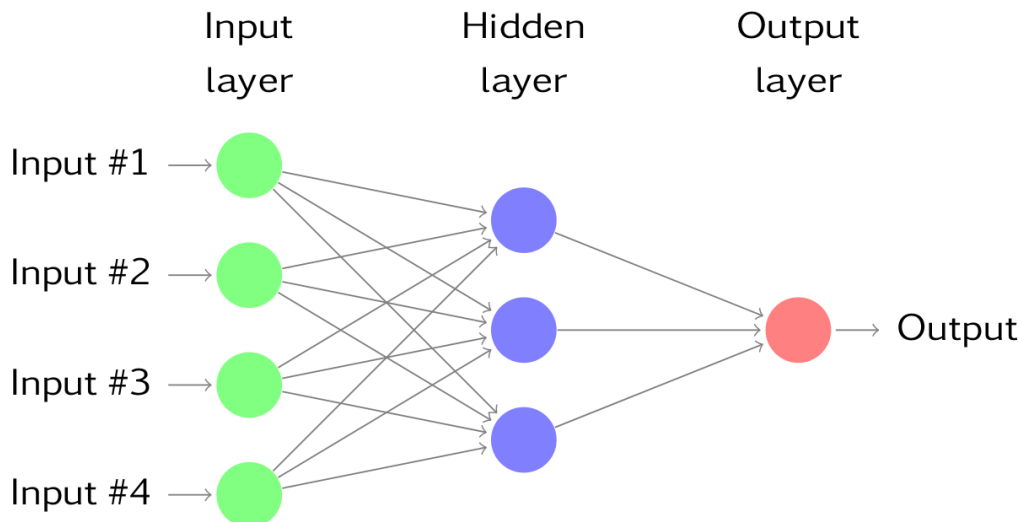
Στόχος των ANN's είναι να μιμηθούν τον τρόπο με τον οποίο οι βιολογικοί νευρώνες επικοινωνούν με σκοπό να επεξεργαστούν τις εισόδους ώστε να προκύψει μια έξοδος. Οι νευρώνες (neurons) αποτελούν ένα δίκτυο που ανταποκρίνεται στα ερεθίσματα έτερων νευρώνων του δικτύου (Russell et al., 2010). Το σχήμα 3.2 αναπαριστά ένα νευρωνικό δίκτυο με πολλαπλούς νευρώνες. Παρατηρούμε ότι οι νευρώνες στο στρώμα εισόδου (input layer) ενεργοποιούν τους νευρώνες στο κρυφό στρώμα (hidden layer), στο οποία εκτελείται ένας υπολογισμός ανάλογα με τις εισόδους, οι οποίοι στη συνέχεια ενεργοποιούν τον νευρώνα στο στρώμα εξόδου (output layer) όπου η απόκριση είναι η ζητούμενη έξοδος (Bishop, 2006; Moreira et al., 2021). Με λίγα λόγια κάθε στρώμα των κρυφών νευρώνων λαμβάνει είσοδο από τα αμέσως προηγούμενα στρώματα και δημιουργεί εξόδους οι οποίες λειτουργούν ως είσοδοι για τα αμέσως επόμενα στρώματα.

Το "σήμα" που μεταβιβάζεται μεταξύ των νευρώνων αποτελείται από έναν πραγματικό αριθμό και η έξοδος κάθε νευρώνα καθορίζεται από μια μη γραμμική συνάρτηση, η οποία προκύπτει από το άθροισμα των εισόδων του (Bishop, 2006; Moreira et al., 2021). Οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων συχνά αναφέρονται και ως ακμές (Bishop, 2006). Οι νευρώνες και οι ακμές έχουν συνήθως κάποια βαρύτητα η οποία ρυθμίζεται κατά τη διάρκεια της διαδικασίας τη μάθησης (Moreira et al., 2021). Ο ρόλος της εκάστοτε βαρύτητας είναι είτε να ενισχύει είτε να μειώνει την ισχύ του δημιουργούμενου κάθε φορά σήματος σε μια σύνδεση.



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”



Σχήμα 3.2 Νευρωνικό δίκτυο με τέσσερις εισόδους και ένα κρυφό επίπεδο με τρεις κρυμμένους νευρώνες.

Πηγή: <https://otexts.com/fpp2/nnetar.html>

Οι εισοδοί, λοιπόν, σε κάθε νευρώνα (ή κόμβο) συνδυάζονται με τη χρήση ενός γραμμικού συνδυασμού. Εν συνεχεία, το αποτέλεσμα τροποποιείται βάση μιας μη γραμμικής συνάρτησης πριν από την έξοδό του. Μαθηματικά αυτό εκφράζεται με την παρακάτω σχέση (Bishop, 2006):

$$n = \sum_{j=1}^n w_j p_j + b \quad (8)$$

όπου:

n: Εκφράζει την έξοδο ή την ενεργοποίηση ενός νευρώνα.

w: Εκφράζει τα βάρη των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων.

p: Εκφράζει τις τιμές εισόδου (ή ενεργοποιήσεις) από τους νευρώνες στο προηγούμενο επίπεδο.

b: Ο όρος αυτός αναφέρεται ως όρος «μεροληψίας (bias)». Η μεροληψία αποτελεί ένα πρόσθετο βάρος το οποίο προστίθεται στο συνολικό άθροισμα Σ και δίνει την δυνατότητα στο νευρωνικό δίκτυο να τροποποιήσει την έξοδο.

Όπως παρατηρούμε και στο σχήμα 3.3, η εξίσωση (8) είναι μια βασική αναπαράσταση του τρόπου με τον οποίο ένας μεμονωμένος νευρώνας σε ένα νευρωνικό δίκτυο υπολογίζει την έξοδό του με βάση τις εισόδους, τα βάρη και την μεροληψία (Bishop, 2006). Έτσι, με απλούστερους όρους και παρατηρώντας το σχήμα 3.3, η εξίσωση (8) σημαίνει ότι η ενεργοποίηση του νευρώνα (n) υπολογίζεται παίρνοντας το άθροισμα των γινομένων των βαρών (w) και των αντίστοιχων τιμών εισόδου (p) και στη συνέχεια προστίθεται η μεροληψία (b).

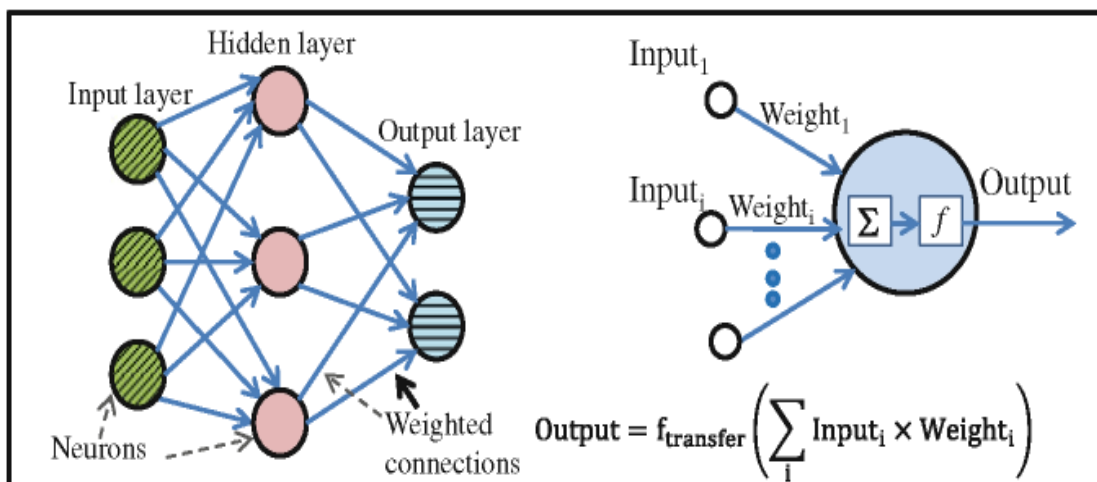
Στη συνέχεια, σε κάθε νευρώνα στο κρυφό στρώμα, η είσοδος n που θα προκύψει από την σχέση (8) τροποποιείται με τη χρήση μιας μη γραμμικής σιγμοειδούς συνάρτησης, ως εξής (Moreira et al., 2021):

$$f(n) = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (9)$$



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”



Σχήμα 3.3 Ένα απλό νευρωνικό δίκτυο τροφοδότησης και υπολογισμός σε έναν νευρώνα.

Πηγή: https://ebrary.net/98123/economics/artificial_neural_networks

Κάθε ANN πρέπει να εκπαιδευτεί αρκετές φορές με την χρήση κάθε φορά διαφορετικών τυχαίων σημείων εκκίνησης, με τα αποτελέσματα να υπολογίζονται κατά μέσο όρο (Moreira et al., 2021). Ο αριθμός των κρυφών στρωμάτων και ο αριθμός των κόμβων σε κάθε κρυφό στρώμα πρέπει να καθορίζονται εκ των προτέρων.

Τέλος, τα ANN υιοθετούνται για την αντιμετώπιση προβλημάτων που σχετίζονται με τη λειτουργική διάγνωση συστημάτων. Στόχος είναι να αναπτυχθεί ένα αυτοματοποιημένο διαγνωστικό πρόγραμμα το οποίο θα είναι σε θέση να μαθαίνει από ιστορικά δεδομένα επισκευών, απαιτώντας ελάχιστη ανθρώπινη παρέμβαση και να παρέχει ακριβή διαγνωστική καθοδήγηση. Το χαρακτηριστικό των ANN's είναι το γεγονός ότι μπορούν να δημιουργήσουν συσχετίσεις μεταξύ βλαβών και ενεργειών επισκευής χωρίς να απαιτείται η πλήρης κατανόηση της πολύπλοκης λειτουργίας ενός συστήματος (Bishop, 2006; Moreira et al., 2021; Russell et al., 2010).

3.3 Εξόρυξη δεδομένων και μηχανική μάθηση

Η διαδικασία ανακάλυψης μοτίβων σε σύνολα δεδομένων ορίζεται ως εξόρυξη δεδομένων. Ο σκοπός της ανακάλυψης αυτών των μοτίβων μέσω αυτής της διαδικασίας είναι να οδηγηθούμε σε κάποιο πλεονέκτημα, το οποίο συνήθως έχει οικονομικές προεκτάσεις (*Data Mining*, 2011).

Στην εξόρυξη δεδομένων, τα δεδομένα αποθηκεύονται ηλεκτρονικά και η αναζήτηση εκτελείται με την βοήθεια υπολογιστή. Πολλοί κλάδοι, πλέον, βασίζουν την βιωσιμότητά τους στην εξόρυξη και διαχείριση μεγάλου όγκου δεδομένων (*Data Mining*, 2011), όπως ο κλάδος της ναυτιλίας. Τα εμφανιζόμενα μοτίβα στα δεδομένα δίνουν την δυνατότητα στους χρήστες να δημιουργήσουν προβλεπτικά μοντέλα με απώτερο στόχο το οικονομικό όφελος.

Τα σύγχρονα τεχνολογικά μέσα επιτρέπουν την συγκέντρωση τεράστιων όγκων δεδομένων τα οποία συχνά αναφέρονται ως Big Data. Με τον όρο Big Data εννοούμε τα τεράστια, πολύπλοκα σύνολα δεδομένων, τα οποία είναι δύσκολο να αναλυθούν και να επεξεργαστούν με τη χρήση συμβατικών μεθόδων και εφαρμογών επεξεργασίας δεδομένων (Bui and Nguyen, 2021). Αυτό το κενό ήρθε να το καλύψει η τεχνητή νοημοσύνη.



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

Ο όγκος και η πολυπλοκότητα των πληροφοριών, απαιτούν την ανάπτυξη νέων τεχνικών με σκοπό οι χρήστες να αποκτήσουν την δυνατότητα να ερμηνεύουν σωστά τις αποκτηθείσες πληροφορίες και να εξάγουν χρήσιμα συμπεράσματα. Τέτοιου είδους τεχνικές είναι οι τεχνικές μηχανικής μάθησης οι οποίες αναλύθηκαν στα προηγούμενα υποκεφάλαια (*Data Mining*, 2011).

Ο κλάδος της ναυτιλιακής βιομηχανίας απαιτεί τεράστιο όγκο πληροφοριών (Big Data) με σκοπό την βελτίωση της κατανάλωσης καυσίμου, του ελέγχου των εκπεμπόμενων ρύπων και την αποδοτική συντήρηση των συστημάτων ενός πλοίου. Σε ένα πλοίο τα μέσα τα οποία συνεισφέρουν στην συλλογή των δεδομένων είναι το σύνολο των αισθητήρων του πλοίου. Μέσω των αισθητήρων μπορούν να καταγραφούν τόσο ναυτιλιακά όσο και δεδομένα λειτουργίας των διαφόρων συστημάτων του πλοίου. Η διαχείριση των δεδομένων εκτελείται μέσω των εγκατεστημένων συστημάτων καταγραφής και διαχείρισης δεδομένων. Ωστόσο, η χρήση των Big Data παρουσιάζει κάποιους σημαντικούς περιορισμούς, όπως η ποιότητα των δορυφορικών επικοινωνιών, τα τεχνικά εμπόδια στη συλλογή και χρήση Big Data, η ποιότητα και το κόστος των εγκατεστημένων αισθητήρων επί του πλοίου και πλέον η ιδιοκτησία και προστασία των προσωπικών και μη δεδομένων (Bui and Nguyen, 2021).

Καθώς, λοιπόν, η αφθονία των δεδομένων αυξάνεται και οι υπολογιστές μπορούν να αναλάβουν την διαχείρισή τους, οι ευκαιρίες για εξόρυξη δεδομένων αυξάνονται. Καθώς ο κλάδος της ναυτιλίας διογκώνεται διαρκώς, λόγω της συνεχούς αύξησης της ζήτησης για μεταφορική ικανότητα αγαθών και της εισαγωγής νέων τεχνολογιών στα πλοία, οδηγείται σε αύξηση της πολυπλοκότητας της διαχείρισης ενός πλοίου (Bui and Nguyen, 2021).

Η εισαγωγή τεχνολογιών ΑΙ στην ναυτιλία αποτελεί μονόδρομο καθώς ο ίδιος ο κλάδος κατακλύζεται με τα δεδομένα που παράγει, αναδεικνύοντας έτσι την σπουδαιότητα της εξόρυξης δεδομένων καθιστώντας την καθοριστική για την αποκάλυψη των μοτίβων που δημιουργούνται στις εκάστοτε ομάδες δεδομένων. Οι σύγχρονες τεχνικές μηχανικής μάθησης, εκμεταλλευόμενες αυτά τα δημιουργούμενα μοτίβα, επιτυγχάνουν την δημιουργία προβλεπτικών μοντέλων τόσο για την κατανάλωση του καυσίμου και την βελτιστοποίηση του ταξιδιού ενός πλοίου όσο και για την ορθή και αποδοτική διαχείριση του συστήματος συντήρησης του πλοίου οδηγώντας σε αποφυγή βλαβών και δυσλειτουργιών.



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4^ο

4.1 Βιβλιογραφική ανασκόπηση

Η διεθνής βιβλιογραφία περιλαμβάνει πλήθος ερευνών και μελετών σχετικά με την εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης (AI) στην ναυτιλιακή βιομηχανία. Το φάσμα εφαρμογής της τεχνητής νοημοσύνης εκτείνεται από την διαχείριση λιμένων και τερματικών σταθμών έως τον σχεδιασμό και την λειτουργία ενός πλοίου. Ωστόσο, ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η εφαρμογή τεχνικών AI στην λειτουργία ενός πλοίου με απώτερο σκοπό την ανάπτυξη προβλεπτικών μοντέλων τα οποία θα οδηγούν στην μείωση της κατανάλωσης καυσίμου, στην έγκαιρη διάγνωση βλαβών και στην επιλογή της βέλτιστης διαδρομής ταξιδιού. Στόχος, αυτών των προβλέψεων, είναι η μείωση των εξόδων ενός πλοίου και κατ' επέκταση η συνολική μείωση των εξόδων μιας ναυτιλιακής εταιρείας.

Αρκετές από τις μελέτες που έχουν ήδη διενεργηθεί εστιάζουν στην ανάπτυξη αλγορίθμων μηχανικής μάθησης με σκοπό την πρόβλεψη και βελτιστοποίηση κατανάλωσης καυσίμου (fuel prediction and fuel optimization) καθώς και στην πρόβλεψη επικείμενων βλαβών (failure prediction). Επίσης, πολλές μελέτες προσπαθούν να αναπτύξουν αλγορίθμους οι οποίοι, πέραν των λειτουργικών παραμέτρων της μηχανολογικής εγκατάστασης (κύριες μηχανές και αξονικό σύστημα), θα λαμβάνουν υπόψη και δεδομένα καιρού έτσι ώστε να επιτυγχάνουν την βέλτιστη σχεδίαση ταξιδιού (voyage optimization).

Η μελέτη των Huang et al., (2022) παρουσιάζει μία γενική επισκόπηση των τεχνικών μηχανικής μάθησης με πεδίο εφαρμογής την ναυτιλία. Στην εν λόγω μελέτη αναλύονται οι βασικές αρχές των τεχνικών της μηχανικής μάθησης και οι εφαρμογές τους σε τομείς όπως η σχεδίαση πλοίων, οι λειτουργικές επιδόσεις μηχανών και ο σχεδιασμός ταξιδιού. Σε κάθε έναν από τους προαναφερθέντες τομείς αναλύονται και συγκρίνονται οι κατάλληλες προσεγγίσεις ML, με βάση διάφορα πιθανά σενάρια, ενώ γίνεται αναφορά και στο περιθώριο βελτίωσης της κάθε μεθόδου ανάλογα με το πρόβλημα που προσεγγίζει.

Στην μελέτη των Bal Beşikçi et al., (2016) γίνεται προσπάθεια πρόβλεψης της κατανάλωσης καυσίμου ενός δεξαμενόπλοιου λαμβάνοντας υπόψη διάφορες συνθήκες λειτουργίας του πλοίου. Η πρόβλεψη τους βασίστηκε στην ανάπτυξη ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου (ANN), στο οποίο χρησιμοποίησαν τις ακόλουθες επτά μεταβλητές εισόδου: την ταχύτητα, τον αριθμό στροφών του άξονα, το μέσο βύθισμα, τη διαγωγή (trim), το βάρος του μεταφερόμενου φορτίου, καθώς και την επίδραση του ανέμου και της θάλασσας στην αντίσταση του πλοίου. Το νευρωνικό δίκτυο που αναπτύχθηκε παρουσίασε ακρίβεια πρόβλεψης με σφάλμα 7%.

Οι Petersen et al., (2012) ανέπτυξαν ένα βελτιωμένο νευρωνικό δίκτυο (NN) με σκοπό την βελτιστοποίηση κατανάλωσης καυσίμου χρησιμοποιώντας δεδομένα που εξήχθησαν από πλοίο τακτικών γραμμών, τα οποία λαμβάνονταν μέσω συστήματος υπολογιστών οι οποίοι τοποθετήθηκαν στο πλοίο με σκοπό την καταγραφή αυτών των δεδομένων. Για την ανάπτυξη του NN χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα ταχύτητας, κατανάλωσης καυσίμου, βήμα προπέλας, γωνία πηδαλίου, σχετικής ταχύτητας ανέμου, σχετικής διεύθυνσης ανέμου, διαγωγή πλοίου (trim) καθώς και η απόσταση δύο σημείων του κύριου καταστρώματος του πλοίου από την επιφάνεια της θάλασσας ώστε να υπολογίζεται το βύθισμα του πλοίου και το ύψος κύματος. Το νευρωνικό δίκτυο που αναπτύχθηκε απέδωσε ένα μοντέλο με σφάλμα μόλις 1,50%.

Ο Chaal, (2018) στην έρευνά του έκανε χρήση αλγορίθμων KNN, δέντρων απόφασης και νευρωνικών δικτύων, διαπιστώνοντας ότι αυτοί οι αλγόριθμοι αποδίδουν σε



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

μεγάλο βαθμό παρόμοια αποτελέσματα. Στη συνέχεια, οι Soner et al., (2019) μελέτησαν περαιτέρω αλγόριθμους δέντρων αποφάσεων κάνοντας χρήση των ίδιων δεδομένων που προέκυψαν από το πλοίο της εργασίας των Petersen et al., (2012). Από την σύγκριση των δύο μελετών προέκυψε ότι ο αλγόριθμος RF (Random Forest) των Soner et al., (2019) πέτυχε μικρότερο σφάλμα στην πρόβλεψη κατανάλωσης καυσίμου από το νευρωνικό δίκτυο των Petersen et al., (2012). Συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος RF πέτυχε σφάλμα 43,5 L/h σε σύγκριση με το 47,2 L/h που πέτυχε το νευρωνικό δίκτυο.

Οι Laurie et al., (2021) συνέκριναν αλγόριθμους πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης, KNN, δέντρα αποφάσεων, νευρωνικά δίκτυα και RF με σκοπό την πρόβλεψη της απαιτούμενης ισχύος του άξονα για την πρόωση του πλοίου. Συνέλεξαν δεδομένα από πλοία μεταφοράς εμπορευματοκιβωτίων και πληροφορίες κατάστασης θαλάσσης που λαμβάνονταν μέσω δορυφόρων. Από την έρευνά τους προέκυψε ότι το αποτελεσματικότερο μοντέλο στην πρόβλεψη της ισχύος του άξονα ήταν το RF, με σφάλμα 1,17%.

Όσον αφορά την επίδραση της βιολογικής ρύπανσης στην απόδοση του πλοίου, οι Demirel et al., (2017) στην μελέτη τους παρουσιάζουν μια μέθοδο βασισμένη σε CFD's (Computational Fluid Dynamics). Τα CFD's αποτελούν κλάδο της μηχανικής των ρευστών και χρησιμοποιούν αριθμητικές μεθόδους και αλγόριθμους με σκοπό την επίλυση και την ανάλυση προβλημάτων που σχετίζονται με τη ροή ρευστών (Khor and Xiao, 2011). Μέσω των CFD's οι Demirel et al., (2017) ασχολούνται με την πρόβλεψη της επίδρασης της βιολογικής ρύπανσης στην συνολική αντίσταση του πλοίου. Στην μελέτη τους εξέτασαν τις επιδράσεις της τραχύτητας της γάστρας λόγω της βιολογικής ρύπανσης στην αντίσταση και στην πραγματική ισχύ ενός πλοίου.

Οι Yuan et al., (2021) ανέπτυξαν ένα νευρωνικό δίκτυο LSTM (Long Short Term Memory) το οποίο χρησιμοποιήθηκε ώστε να είναι σε θέση να προβλέψει σε πραγματικό χρόνο τον ρυθμό κατανάλωσης καυσίμου. Το LSTM είναι ένας τύπος αρχιτεκτονικής επαναλαμβανόμενου νευρωνικού δικτύου (RNN), το οποίο έχει σχεδιαστεί με σκοπό να υπερβεί τους περιορισμούς που αντιμετώπιζαν τα παραδοσιακά RNN όσον αφορά την ικανότητά τους να μαθαίνουν και να ανακτούν πληροφορίες από παλαιότερα δεδομένα.

Εν συνεχεία, το μοντέλο που αναπτύχθηκε χρησιμοποιήθηκε με σκοπό τον επανασχεδιασμό ενός προηγούμενου ταξιδιού κάνοντας χρήση των ήδη καταγεγραμμένων δεδομένων. Η έρευνά τους έδειξε ότι με την επανασχεδίαση της διαδρομής μέσω του νευρωνικού δικτύου επετεύχθη εξοικονόμηση καυσίμου της τάξεως του 33,54% σε σχέση με την πραγματική διαδρομή.

4.2 Σκοπός παρούσας μελέτης

Στην παρούσα μελέτη αναπτύχθηκαν τέσσερις αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης με σκοπό την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου των κύριων μηχανών του πλοίου.

Συγκεκριμένα αναπτύχθηκαν οι εξής αλγόριθμοι:

- Απλής γραμμικής παλινδρόμησης (Linear regression)
- Τυχαίου δάσους (Random Forest)
- Παλινδρόμησης με ενίσχυση κλίσης (Gradient boosting regression)
- Νευρωνικού δικτύου (ANN)

Στην συνέχεια, εκτελέστηκε συγκριτική αξιολόγηση μεταξύ των ανωτέρω αλγορίθμων ώστε να αναδειχθεί ο αλγόριθμος με το μικρότερο σφάλμα, με βάση τα



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

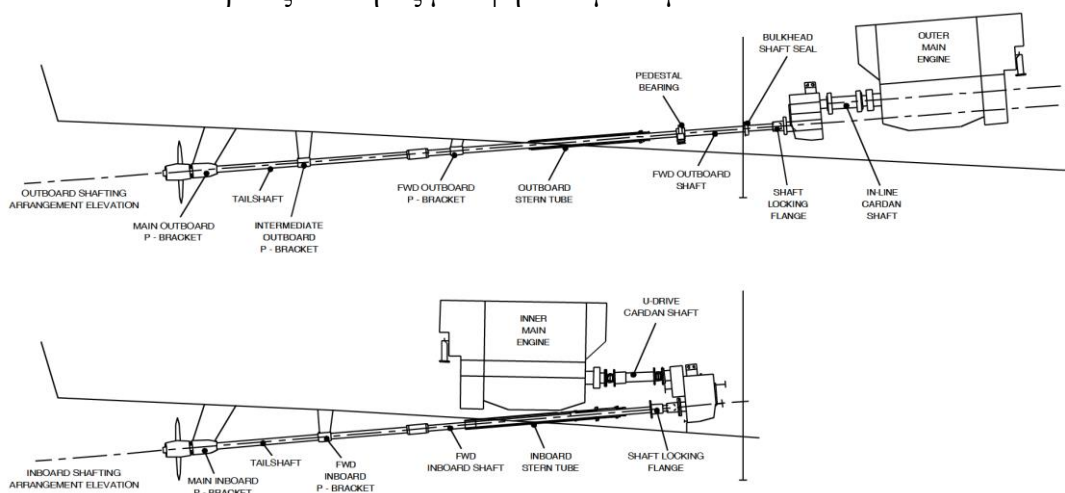
δεδομένα που εξήχθησαν από το πλοίο αναφοράς που εξετάστηκε στην παρούσα εργασία και το οποίο αναλυτικά παρουσιάζεται στο υποκεφάλαιο 4.3.

Η τελική επιλογή των μεταβλητών για την ανάπτυξη των ανωτέρω αλγορίθμων βασίστηκε στον βαθμό συσχέτισης μεταξύ ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης καθώς και στον βαθμό που αυτά επενεργούν στην κατανάλωση καυσίμου. Ο βαθμός συσχέτισης των δεδομένων εξήχθη μέσω της ανάλυσής τους με χρήση μοντέλων παλινδρόμησης, τα αποτελέσματα των οποίων αναλύονται στο υποκεφάλαιο 4.4.1. Ο τρόπος με τον οποίο αυτά τα δεδομένα επηρεάζουν την κατανάλωση καυσίμου βασίστηκε στην τρέχουσα βιβλιογραφία.

4.3 Πλοίο αναφοράς²

Για την διενέργεια αυτής της μελέτης επιλέχθηκε πλοίο του ελληνικού πολεμικού ναυτικού κατηγορίας πυραυλακάτου (FAC), συνολικού εκτοπίσματος 680tn. Η προωστήρια εγκατάσταση του πλοίου αποτελείται από τέσσερις κύριες μηχανές MTU, πολύστροφες, τετράχρονες και υπερπληρούμενες. Το πλοίο κινείται μέσω τεσσάρων αξόνων, καθένας από τους οποίους φέρει μια πεντάφυλλη έλικα σταθερού βήματος. Μεταξύ κυρίων μηχανών και αξόνων παρεμβάλλονται τέσσερις μειωτήρες στροφών με σχέση μείωσης στροφών μηχανής προς στροφές άξονα ίσο με 2,676:1. Η διάταξη της προωστήριας εγκατάστασης του πλοίου αναφοράς φαίνεται στο σχήμα 4.1

Οι κύριες μηχανές, μέσω του συστήματος μειωτήρων - αξόνων, κινούν τις προπέλες ώστε με την περιστροφή τους μέσα στο νερό να δημιουργείται η απαιτούμενη ώση για την προώθηση του πλοίου προς τα εμπρός. Επιπλέον, το πλοίο διαθέτει σύστημα σταθμιστήρων ευστάθειας (stabilizer) με σκοπό την μείωση του φαινομένου του διατοιχισμού (roll) όταν αυτό πλέει σε καιρικές συνθήκες με υψηλό κυματισμό.



Σχήμα 4.1 Σκαριφηματική διάταξη προωστήριας εγκατάστασης πλοίου αναφοράς.

Ανάλογα με το ύψος κύματος και για λόγους ασφαλούς ναυσιπλοΐας το πλοίο μπορεί να αναπτύξει συγκεκριμένη ταχύτητα η οποία καθορίζεται από το ύψος κύματος που επικρατεί στην περιοχή πλεύσης, όπως φαίνεται στο σχήμα 4.2. Σε αυτό το σχήμα παρατηρούμε ότι για ύψος κύματος έως και 4m το πλοίο πλέει ασφαλώς με ταχύτητα έως

² Όλα τα διαγράμματα έχουν ληφθεί μέσω πραγματικών μετρήσεων που εκτελέστηκαν από τον γερμανικό νηογνώμονα GL (μετέπειτα DNV) κατά την περίοδο δοκιμών παραλαβής του πλοίου αναφοράς.

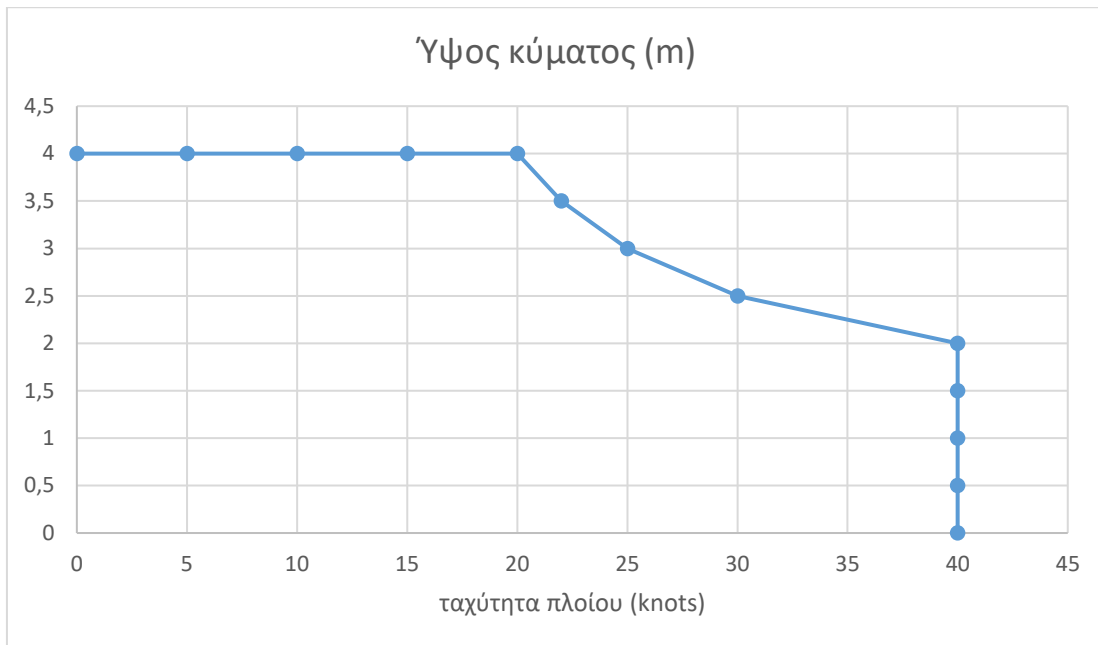


Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

20knots ενώ για ύψος κύματος μικρότερο των 2m το πλοίο μπορεί να κινηθεί έως την μέγιστη ταχύτητα των 35knots. Το καύσιμο που χρησιμοποιείται για την πρόωση του πλοίου είναι πετρέλαιο ναυτικού τύπου F-76.

Στους πίνακες που ακολουθούν παρουσιάζονται τα γενικά χαρακτηριστικά του πλοίου (πίνακας 3) και τα χαρακτηριστικά των κυρίων μηχανών (πίνακας 4).



Σχήμα 4.2 Μέγιστη επιτρεπόμενη ταχύτητα ανάλογα με το επικρατών μέγιστο ύψος κύματος.

ΠΙΝΑΚΑΣ 3

Χαρακτηριστικά πλοίου αναφοράς

Μέγιστο μήκος	61,9m
Μήκος μεταξύ κάθετων	58,3m
Μέγιστο πλάτος	9,5m
Εκτόπισμα πλήρους φόρτου	680tn
Εκτόπισμα άφορτου πλοίου	552tn
Πρωραίο βύθισμα	2,8m
Πρυμναίο βύθισμα	2,7m
Ύψος τρόπιδας από κύριο κατάστρωμα	6m

ΠΙΝΑΚΑΣ 4

Τεχνικά χαρακτηριστικά κυρίων μηχανών

Μέγιστη ισχύς ανά μηχανή	4280 KW – 5800 hp
Στροφές	1900 rpm max / 500 rpm idle
Κυβισμός	5,95 ltr/κύλινδρο
Αριθμός κυλίνδρων	16
Μέγιστη ταχύτητα	35knots

Το πλοίο είναι σχεδιασμένο να πλέει με τις τέσσερις κύριες μηχανές σε ταυτόχρονη λειτουργία ωστόσο ανάλογα με την φύση του εκάστοτε ταξιδιού μπορεί να επιλεγούν διάφορα σχήματα πρόωσης με σκοπό την μείωση κατανάλωσης καυσίμου (δύο μηχανές

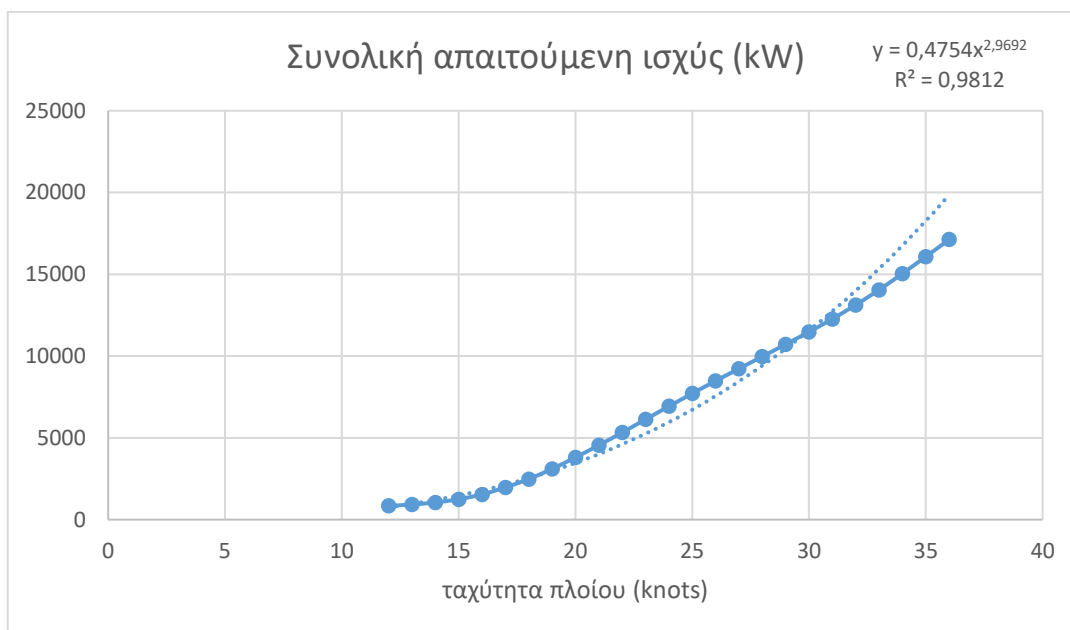


Κάρολος Γερούλιανος

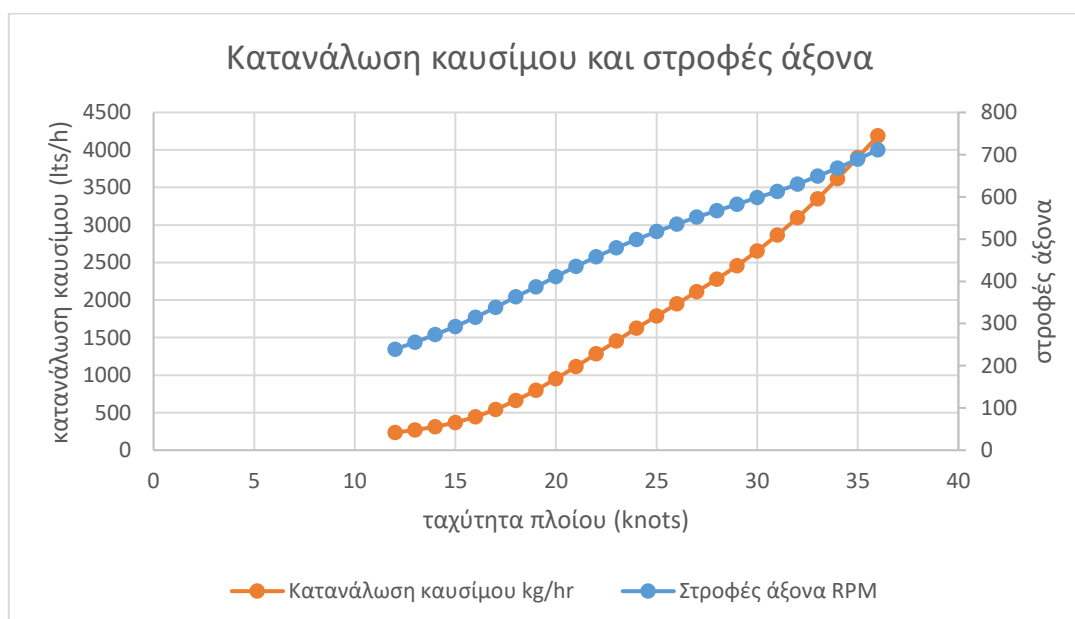
“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

στην πρόωση με δύο άξονες παρασυρόμενους ή μία μηχανή στην πρόωση με τρεις άξονες παρασυρόμενους κ.ο.κ). Παρ’ όλα αυτά τα συνηθέστερα σχήματα πρόωση που επιλέγονται είναι με τέσσερις ή με δύο μηχανές στην πρόωση.

Στο σχήμα 4.3 φαίνεται η συνολική απαιτούμενη ισχύς για πρόωση του πλοίου με τέσσερις κύριες μηχανές σε συνάρτηση με την διαταχθείσα ταχύτητα και στο σχήμα 4.4 παρουσιάζεται η συνολική κατανάλωση καυσίμου και οι αντίστοιχες στροφές εκάστου άξονα ανάλογα με την επιλεγμένη κάθε φορά ταχύτητα πλεύσης.



Σχήμα 4.3 Απαιτούμενη ισχύς πρόωσης για τέσσερις (4) κύριες μηχανές ανάλογα με την ταχύτητα του πλοίου.



Σχήμα 4.4 Συνολική κατανάλωση καυσίμου και οι αντίστοιχες στροφές εκάστου άξονα ανάλογα με την ταχύτητα του πλοίου, για πλεύση με τέσσερις (4) κύριες μηχανές.



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

4.4 Μέθοδος συλλογής δεδομένων

Η παρούσα μελέτη αφορά σε δεδομένα που εξήχθησαν από πλοίο του πολεμικού ναυτικού της Ελλάδας. Τα δεδομένα λαμβάνονταν μέσω εγκατεστημένου επί του πλοίου συστήματος αυτόματης καταγραφής και παρακολούθησης δεδομένων (ADLM) καθώς και μέσω ποο-ports τα οποία συμπληρώνονταν καθημερινά από το πλήρωμα του πλοίου και παρείχαν καταγραφή της ημερήσιας κατανάλωση καυσίμου.

Επιπρόσθετα, υπήρχε η δυνατότητα μετάδοσης και παρακολούθησης των δεδομένων και σε σταθμό ξηράς, σε πραγματικό χρόνο, μέσω της πλατφόρμας i-platform της εταιρείας MTIS, η οποία δραστηριοποιείται στον χώρο της ναυτιλίας. Η συχνότητα δειγματοληψίας των δεδομένων που αφορούσαν τις λειτουργικές παραμέτρους της προωστήριας εγκατάστασης καθώς και των δεδομένων καιρού ήταν της τάξεως του ενός λεπτού ενώ η κατανάλωση καυσίμου λαμβανόταν με ημερήσια συχνότητα μέσω των ποο-ports.

Η περιοχή στην οποία δραστηριοποιήθηκε το πλοίο ήταν το κεντρικό Αιγαίο και τα δεδομένα αφορούν χρονική περίοδο τεσσάρων μηνών, δηλαδή από 14 Αυγούστου 2023 έως και 19 Δεκεμβρίου 2023.

Στο ανωτέρω χρονικό διάστημα το πλοίο αναφοράς πραγματοποίησε συνολικά είκοσι τρεις (23) μη συνεχόμενες ημέρες εν πλω (541 ώρες) και παρέμεινε εν όρμω για συνολικό διάστημα εκατό τριών ημερών (103). Συνολικά διένυσε 5011 ναυτικά μίλα καταναλώνοντας συνολικά 334.790 lts πετρελαίου F-76.

4.4.1 Επεξεργασία και ανάλυση δεδομένων

Όπως ήδη αναφέρθηκε στο κεφάλαιο 2 της παρούσας μελέτης, οι παράγοντες που επηρεάζουν την κατανάλωση καυσίμου σε ένα πλοίο διακρίνονται σε περιβαλλοντικούς και λειτουργικούς. Από τα διαθέσιμα δεδομένα που ελήφθησαν από το πλοίο αναφοράς έγινε προσπάθεια επιλογής μεταβλητών που να αφορούν και στις δύο κατηγορίες με σκοπό την λήψη πιο αξιόπιστων αποτελεσμάτων.

Ως εκ τούτου, για την ανάπτυξη των αλγορίθμων ML της παρούσας εργασίας χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα ταχύτητας πλοίου, έντασης σχετικού ανέμου, στροφών μηχανής και ισχύος εκάστης μηχανής.

Η κατανάλωση του καυσίμου επηρεάζεται άμεσα από τις στροφές ανά λεπτό (RPM) της μηχανής και συνεπώς από την ταχύτητα του πλοίου. Όσο πιο γρήγορα στρέφει μια μηχανή τόσο μεγαλύτερη ταχύτητα αναπτύσσει το πλοίο και συνεπώς καταναλώνει μεγαλύτερη ποσότητα καυσίμου. Επιπλέον, οι μεγάλες ταχύτητες σημαίνουν υψηλή απαίτηση ισχύος από εκάστη μηχανή και υψηλή αναπτυσσόμενη ροπή αξόνων. Μεταξύ ταχύτητας πλοίου και κατανάλωσης καυσίμου υφίσταται μη γραμμική συσχέτιση. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι η απαιτούμενη κατανάλωση ισχύος των κυρίων μηχανών είναι ανάλογη της τρίτης δύναμης του ρυθμού μεταβολής της ταχύτητας (Bal Beşikçi et al., 2016; Ronen, 2011). Επομένως, για να διπλασιαστεί η ταχύτητα του πλοίου απαιτείται περίπου οκτώ φορές περισσότερη ισχύς, όπως φαίνεται και στο σχήμα 4.3 το οποίο αφορά το πλοίο αναφοράς.

Επιπρόσθετα, σημαντική επίδραση στην κατανάλωση καυσίμου διαδραματίζουν και οι επικρατούσες καιρικές συνθήκες, οι οποίες, στην παρούσα μελέτη, εκφράζονται μέσω της έντασης του ανέμου και της διεύθυνσης του σχετικού ανέμου (Sang et al., 2023). Η συνολική αντίσταση που υφίσταται ένα πλοίο επηρεάζεται σημαντικά και από την



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

κατάσταση της θάλασσας (ύψος κύματος) η οποία συνεπακόλουθα επηρεάζει σημαντικά την ισχύ πρόωσης άρα και την κατανάλωση καυσίμου (Pedersen and Larsen, n.d.), συσχετίσεις οι οποίες αναλύθηκαν στο κεφάλαιο 2. Ωστόσο, επειδή στην παρούσα εργασία δεν ελήφθησαν μετρήσεις σχετικά με το ύψος κύματος, θεωρήθηκε ότι η πραγματική ταχύτητα του ανέμου αντιπροσωπεύει σε κάποιο βαθμό το ύψος κύματος λόγω της ισχυρής συσχέτισής τους (Blake, 1991). Κάνοντας αυτή την παραδοχή το ύψος κύματος δεν λήφθηκε υπόψη.

Επιπλέον, επειδή το εγκατεστημένο επί του πλοίου αναφοράς σύστημα συλλογής δεδομένων βρισκόταν σε περίοδο δοκιμών υπήρξαν χρονικά διαστήματα όπου δεν ήταν δυνατή η λήψη του συνόλου των μεταβλητών που αφορούσαν στην λειτουργία των κυρίων μηχανών (στροφές, ισχύς). Ως εκ τούτου λόγω της ομοιογένειας αυτών των μεταβλητών (στροφές, ισχύς) και της ισχυρής γραμμικής τούς συσχέτισης, όπως εξηγείται στην συνέχεια, τα δεδομένα που δεν είχαν καταγραφές αντικαταστάθηκαν με τα αντίστοιχα δεδομένα των έτερων μηχανών. Ακολουθήθηκε συνεπώς μια διαδικασία αντίστοιχη της διαδικασίας του πιο όμοιου πλοίου (most similar vessel), δηλαδή η συμπλήρωση των μη καταγεγραμμένων δεδομένων με δεδομένα αντίστοιχων όμοιων πλοίων έτσι όπως παρουσιάζεται στην μελέτη των Johansson et al., (2017).

Στους πίνακες 5(α) και 5(β) παρουσιάζονται οι συντελεστές συσχέτισης Pearson για τις μεταβλητές που ελήφθησαν υπόψη. Ο συντελεστής συσχέτισης Pearson (r) είναι ένα μέτρο προσδιορισμού της γραμμικής συσχέτισης που υφίσταται μεταξύ δύο μεταβλητών (Isaac, 2018; Yuan et al., 2021). Η συσχέτιση περιλαμβάνει τη μέτρηση της σχέσης μεταξύ δύο μεταβλητών ώστε να προσδιοριστεί αν συνδέονται θετικά ή αρνητικά ή αν δεν συνδέονται καθόλου. Δύο μεταβλητές σχετίζονται εάν οι μεταβολές στη μία μεταβλητή επηρεάζουν τις μεταβολές στην άλλη μεταβλητή (Isaac, 2018).

Γενικά, ο συντελεστής συσχέτισης λαμβάνει τιμές από -1 έως +1, υποδηλώνοντας την τέλεια γραμμική αρνητική ή θετική συσχέτιση αντίστοιχα, ενώ όταν ο συντελεστής έχει τιμή ίση με 0 υποδηλώνει την μη ύπαρξη γραμμικής συσχέτισης, χωρίς ωστόσο αυτό να σημαίνει ότι δεν υφίσταται άλλου είδους συσχέτιση μεταξύ των εξεταζόμενων μεταβλητών (Isaac, 2018; Yuan et al., 2021). Ο συντελεστής γραμμικής συσχέτισης Pearson (r) δίνεται από την παρακάτω σχέση:

$$r = \frac{S_{xy}}{S_x S_y} = \frac{\sum_{i=1}^N (x(i) - \bar{x})(y(i) - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x(i) - \bar{x})^2} * \sqrt{\sum_{i=1}^N (y(i) - \bar{y})^2}} \quad (9)$$

όπου:

N : το πλήθος των δεδομένων κάθε μεταβλητής.

\bar{x}, \bar{y} : η μέση τιμή των συγκρινόμενων μεταβλητών.

Ανάλογα με την τιμή του συντελεστή συσχέτισης r ισχύει η παρακάτω κατηγοριοποίηση:

για $r = \pm 1$, υφίσταται τέλεια γραμμική συσχέτιση.

για $-0.3 \leq r < 0.3$, δεν υφίσταται γραμμική συσχέτιση.

για $-0.5 < r \leq -0.3$ ή $0.3 \leq r < 0.5$, υφίσταται ασθενής γραμμική συσχέτιση.

για $-0.7 < r \leq -0.5$ ή $0.5 \leq r < 0.7$, υφίσταται μέση γραμμική συσχέτιση.

για $-0.8 < r \leq -0.7$ ή $0.7 \leq r < 0.8$, υφίσταται ισχυρή γραμμική συσχέτιση.

για $-1 < r \leq -0.8$ ή $0.8 \leq r < 1$, υφίσταται πολύ ισχυρή γραμμική συσχέτιση.



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

Σύμφωνα, λοιπόν, με τον πίνακα 5(α) οι μεταβλητές που επιλέχθηκαν για την ανάπτυξη των αλγορίθμων παρουσιάζουν γραμμική συσχέτιση μεταξύ τους, με την συσχέτιση αυτή να είναι πολύ ισχυρή όταν πρόκειται για μεταβλητές που αφορούν την απόδοση των κυρίων μηχανών (στροφές, ισχύς) ή όταν πρόκειται για μεταβλητές που αφορούν καιρικές συνθήκες (κατεύθυνση και ταχύτητα ανέμου). Η συσχέτιση μεταξύ λειτουργικών και καιρικών μεταβλητών παρουσιάζει ασθενή γραμμική συσχέτιση όπως παρατηρούμε στον πίνακα 5(α).

Αντίστοιχα, στον πίνακα 5(β) παρουσιάζονται οι συντελεστές συσχέτισης Pearson μεταξύ των μεταβλητών που επιλέχθηκαν και της κατανάλωσης καυσίμου. Σε αυτόν τον πίνακα παρατηρούμε την ασθενή γραμμική συσχέτιση μεταξύ των μεταβλητών που αφορούν τις καιρικές συνθήκες και της κατανάλωσης καυσίμου και την μέση γραμμική συσχέτιση μεταξύ των μεταβλητών που αφορούν την απόδοση των κυρίων μηχανών και την κατανάλωση καυσίμου.

ΠΙΝΑΚΑΣ 5(α)

Πίνακας συντελεστών συσχέτισης Pearson για όλες τις μεταβλητές

	WIND DIRECTION TRUE	WIND SPEED TRUE	GPS SPEED	ME1 ENGINE RPM	ME2 ENGINE RPM	ME3 ENGINE RPM	ME4 ENGINE RPM	ME1 POWER (KW)	ME2 POWER (KW)	ME3 POWER (KW)	ME4 POWER (KW)
WIND DIRECTION TRUE	1,0000										
WIND SPEED TRUE (knots)	-0,0205	1,0000									
GPS SPEED (knots)	-0,0452	0,4042	1,0000								
ME1 ENGINE RPM	0,0092	0,4185	0,8868	1,0000							
ME2 ENGINE RPM	0,0076	0,4228	0,8893	0,9900	1,0000						
ME3 ENGINE RPM	0,0109	0,3971	0,8923	0,7906	0,7892	1,0000					
ME4 ENGINE RPM	0,0073	0,3975	0,8933	0,7848	0,7838	0,9778	1,0000				
ME1 POWER (KW)	0,0567	0,4943	0,8835	0,8520	0,8530	0,8357	0,8398	1,0000			
ME2 POWER (KW)	0,0618	0,4814	0,8609	0,8289	0,8317	0,8128	0,8169	0,9928	1,0000		
ME3 POWER (KW)	0,0321	0,4352	0,8576	0,8189	0,8200	0,8352	0,8381	0,9906	0,9928	1,0000	
ME4 POWER (KW)	0,0313	0,4360	0,8576	0,8196	0,8209	0,8323	0,8378	0,9913	0,9933	0,9980	1,0000

ΠΙΝΑΚΑΣ 5(β)

Πίνακας συντελεστών συσχέτισης Pearson μεταξύ μεταβλητών εισόδου και κατανάλωσης καυσίμου

	FUEL CONSUMPTION
WIND DIRECTION TRUE	0,1661
WIND SPEED TRUE	0,4411
SHIPS SPEED	0,5849
ME1 ENGINE RPM	0,6053
ME2 ENGINE RPM	0,6068
ME3 ENGINE RPM	0,5883
ME4 ENGINE RPM	0,5941
ME1 POWER (KW)	0,6477
ME2 POWER (KW)	0,6302
ME3 POWER (KW)	0,6243
ME4 POWER (KW)	0,6247

Η επιλογή, λοιπόν, των μεταβλητών για την ανάπτυξη των προαναφερθέντων αλγορίθμων με σκοπό την πρόβλεψη κατανάλωσης καυσίμου έγινε με γνώμονα την μεταξύ τους συσχέτιση καθώς και την επιρροή τους στην κατανάλωση καυσίμου. Ως εκ τούτου,



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

λαμβάνοντας υπόψη τους πίνακες 5(α) και 5(β) καθώς και την τρέχουσα βιβλιογραφία (Bal Beşikçi et al., 2016; Ronen, 2011; Sang et al., 2023) για την ανάπτυξη των αλγορίθμων επιλέχθηκαν οι μεταβλητές της ταχύτητας του ανέμου, της ταχύτητας του πλοίου, οι στροφές και η ισχύς των κύριων μηχανών. Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας η κατεύθυνση του ανέμου δεν επιλέχθηκε τελικά ως μεταβλητή για λόγους απλοστευσης των αλγορίθμων.

Τέλος για να βελτιωθεί η αξιοπιστία των αλγορίθμων, η διαδικασία που ακολουθήθηκε σχετικά με την διαχείριση των δεδομένων ώστε να εξαχθούν τα αποτελέσματα ήταν η ακόλουθη (Gkerekos et al., 2019):

- Φόρτωση του συνόλου των δεδομένων.
- Απόρριψη των περιττών μεταβλητών.
- Απόρριψη των δεδομένων που αφορούσαν εν όρμω λειτουργία του πλοίου και κινήσεων χειρισμού κατά τις διαδικασίες απάρσεως και παραβολής του πλοίου.
- Εξαγωγή πρόσθετων χαρακτηριστικών μέσω των noon-reports (όπως FOC, διανυθέντα μίλια και ώρες εν πλω).
- Διαχωρισμός του συνόλου δεδομένων σε δεδομένα εισόδου (input data) και δεδομένα στόχο (target data).

4.4.2 Στατιστικά μέτρα ανάλυσης μεταβλητών

Τα δεδομένα, όπως προαναφέρθηκε, εξήχθησαν μέσω του εγκατεστημένου επί του πλοίου αναφοράς συστήματος ADLM και μέσω των noon-reports που λαμβάνονταν από τα μέλη του πληρώματος.

Στους πίνακες 6(α) και 6(β) παρουσιάζονται τα στατιστικά μέτρα ανάλυσης για τα δεδομένα που προέρχονται μέσω του ADLM και στον πίνακα 7 τα αντίστοιχα μέτρα για τα δεδομένα των noon-reports. Στα σχήματα 4.5 έως 4.11 παρατίθενται τα ιστογράμματα συχνότητων των μεταβλητών που επελέγησαν για την ανάπτυξη των αλγορίθμων.

Όσον αφορά τα δεδομένα μέσω του ADLM παρατηρούμε ότι ελήφθησαν από 20758 έως 28582 δείγματα για κάθε μεταβλητή με συχνότητα ενός λεπτού. Αντίστοιχα, μέσω των noon-reports ελήφθησαν 61 δείγματα για κάθε μεταβλητή με ημερήσια συχνότητα. Τελικά, μετά την επεξεργασία των δεδομένων, για την ανάπτυξη των αλγορίθμων χρησιμοποιήθηκαν 21175 δείγματα από κάθε μεταβλητή συχνότητας ενός λεπτού και 55 δείγματα από κάθε μεταβλητή με ημερήσια συχνότητα.



Κάρολος Γερούλανος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

ΠΙΝΑΚΑΣ 6(α)

Στατιστικά μέτρα ανάλυσης δεδομένων (ADLM)

	WIND DIRECTION TRUE	WIND SPEED TRUE (knots)	GPS SPEED (knots)	ME1 ENGINE (rpm)	ME2 ENGINE (rpm)	ME3 ENGINE (rpm)	ME4 ENGINE (rpm)
Αριθμός δειγμάτων	28582	28582	28582	28582	28582	28582	28582
Μέση τιμή	206,11	14,25	10,21	635,31	633,95	637,82	638,47
Τυπική απόκλιση (σ)	110,78	9,20	7,79	467,17	465,43	473,43	468,13
Ελάχιστη τιμή (min)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Q1 (25%)	126,75	7,44	5,84	509,00	505,00	513,00	506,00
Q2 (50%)	221,35	12,12	7,47	512,50	509,00	516,50	509,00
Q3 (75%)	306,81	18,94	15,77	897,00	894,00	903,00	897,50
Μέγιστη τιμή (max)	359,89	57,25	31,45	1883,5	1892,5	1862,5	1852,0

ΠΙΝΑΚΑΣ 6(β)

Στατιστικά μέτρα ανάλυσης δεδομένων (ADLM)

	ME1 POWER (KW)	ME2 POWER (KW)	ME3 POWER (KW)	ME4 POWER (KW)
Αριθμός δειγμάτων	20758	20758	27761	27761
Μέση τιμή	446,70	451,85	455,67	445,11
Τυπική απόκλιση (σ)	738,68	762,38	806,24	796,93
Ελάχιστη τιμή (min)	0,00	0,00	0,00	0,00
Q1 (25%)	1,40	0,90	0,40	0,30
Q2 (50%)	112,50	110,55	89,70	24,30
Q3 (75%)	400,80	387,18	385,30	381,80
Μέγιστη τιμή (max)	3955,90	4108,30	4012,10	4012,10

ΠΙΝΑΚΑΣ 7

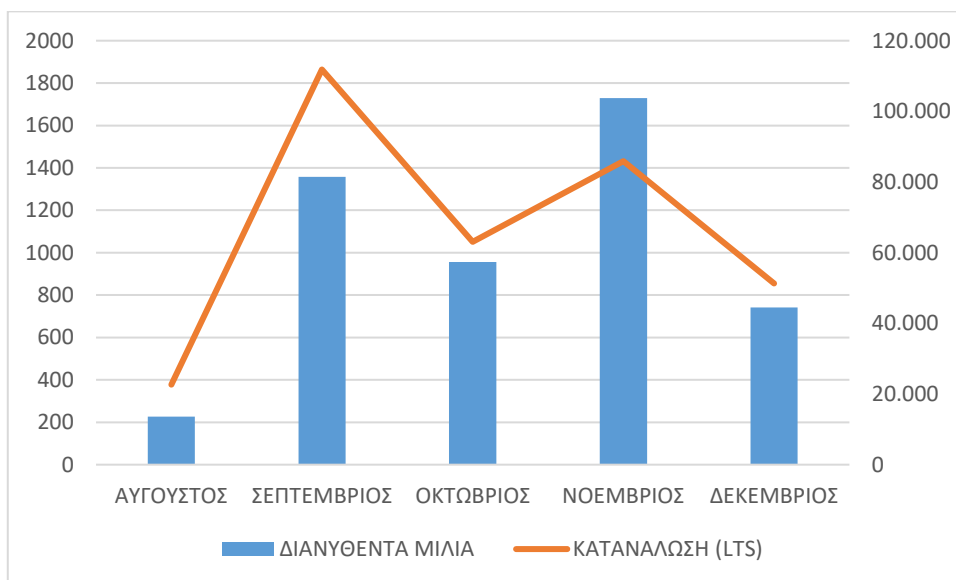
Στατιστικά μέτρα ανάλυσης δεδομένων (noon-reports)

	ΩΡΕΣ ΕΝ ΠΛΩ (HR)	ΔΙΑΝΥΘΕΝΤΑ ΜΙΛΙΑ (NM)	ΚΑΤΑΝΑΛΩΣΗ (LTS)
Αριθμός μετρήσεων	61	61	61
Μέση τιμή	8,87	82,14	5488,36
Τυπική απόκλιση (σ)	6,97	75,52	5981,76
Ελάχιστη τιμή (min)	0,30	1,00	90,00
Q1 (25%)	2,00	18,00	1100,00
Q2 (50%)	9,00	65,00	3490,00
Q3 (75%)	11,00	112,00	8000,00
Μέγιστη τιμή (max)	24,00	289,00	26000,00
ΣΥΝΟΛΟ	540,9	5010,6	334790

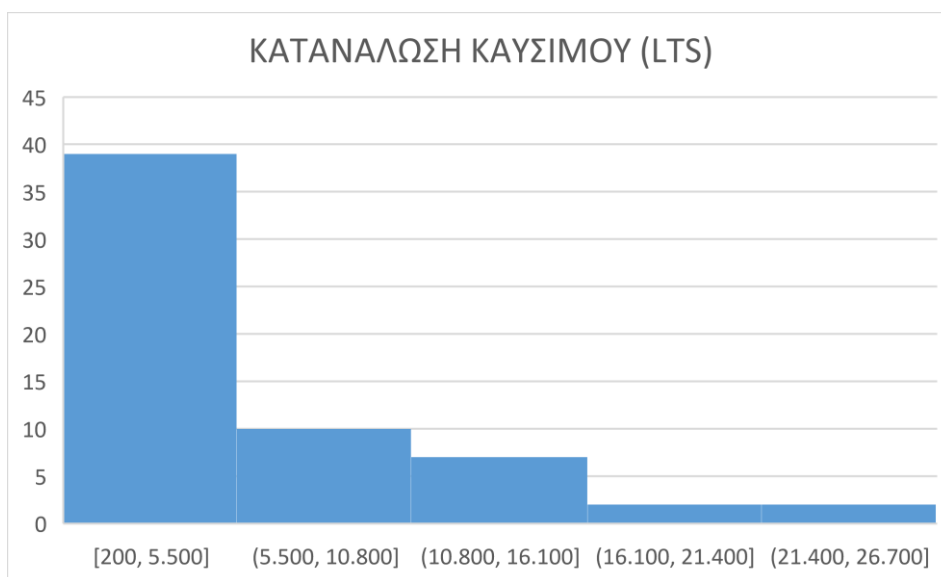


Κάρολος Γερούλιανος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”



Σχήμα 4.5 Συνολικά διανυθέντα μίλια και συνολική κατανάλωση καυσίμου ανά μήνα για την εξεταζόμενη περίοδο.

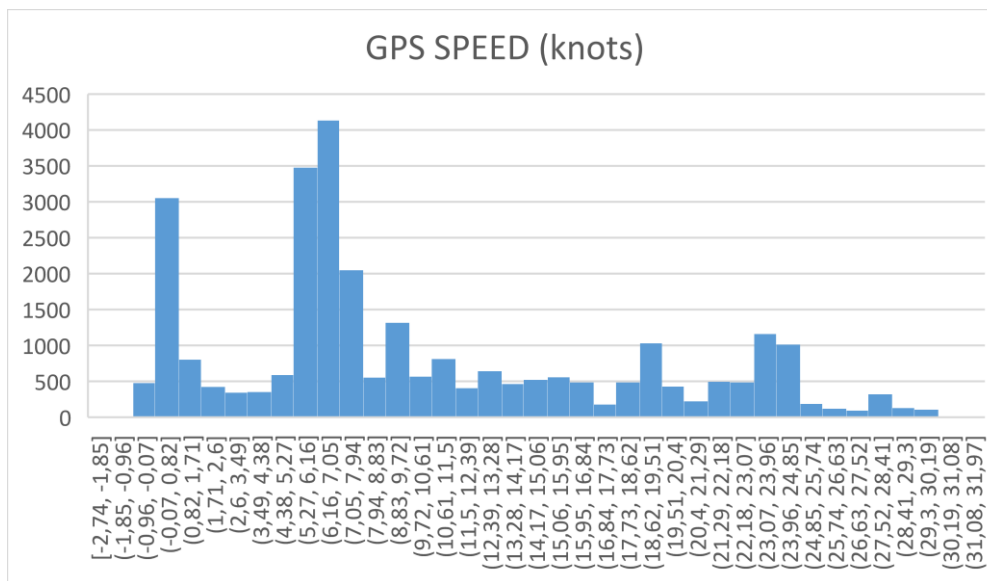


Σχήμα 4.6 Ιστόγραμμα ημερήσιας κατανάλωσης καυσίμου.

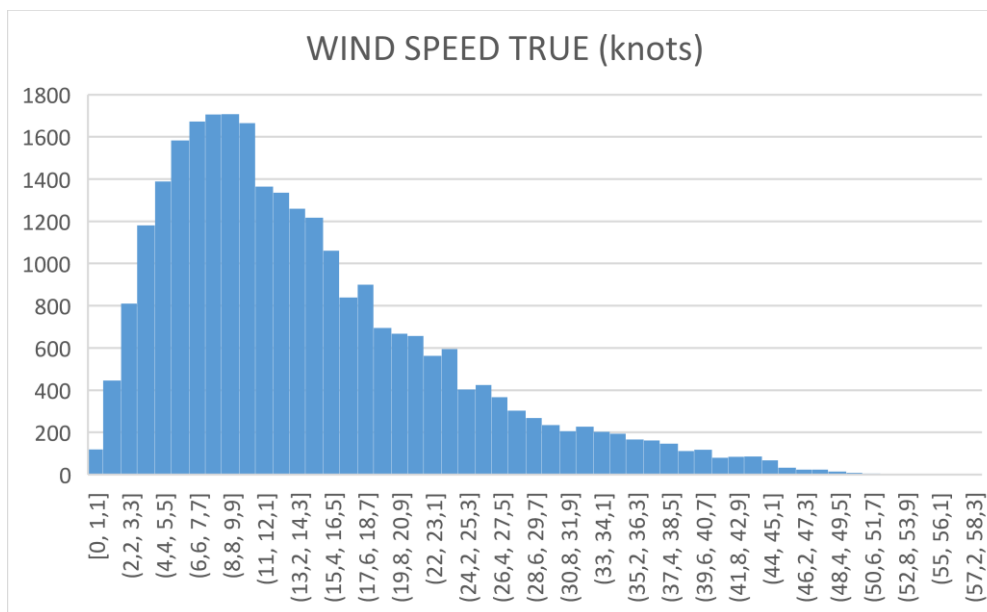


Κάρολος Γερούλιανος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”



Σχήμα 4.7 Ιστόγραμμα ταχύτητας (GPS) πλοίου.

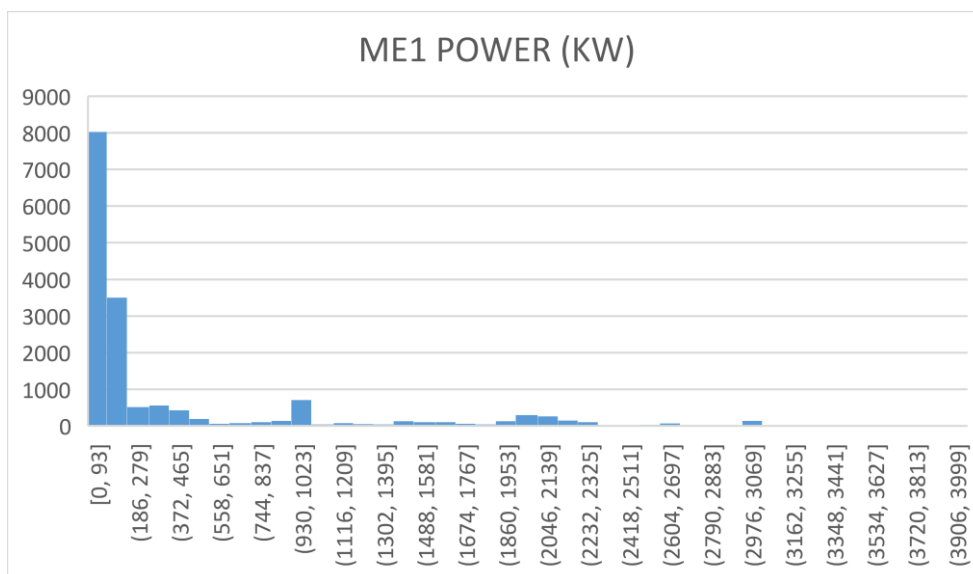
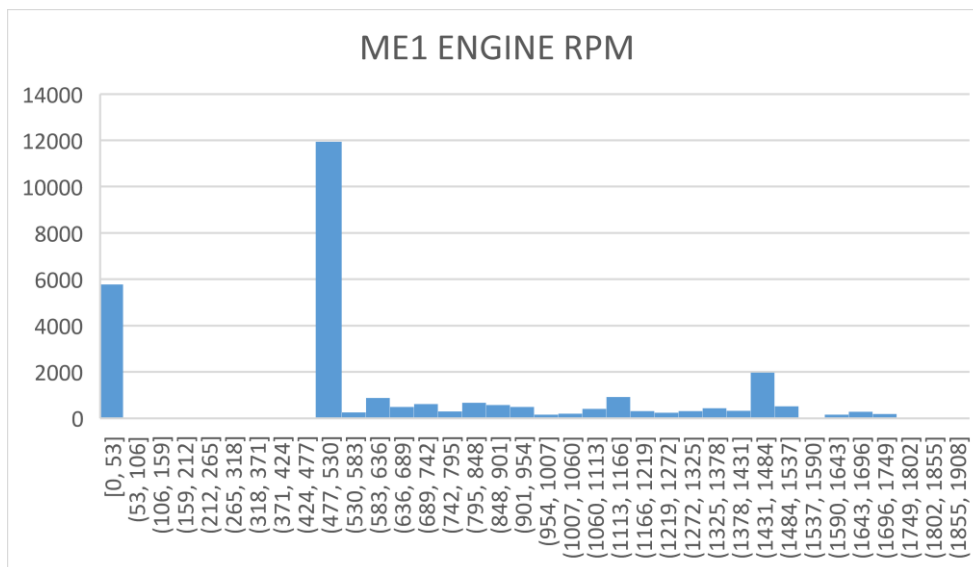


Σχήμα 4.8 Ιστόγραμμα ταχύτητας ανέμου.



Κάρολος Γερούλιανος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

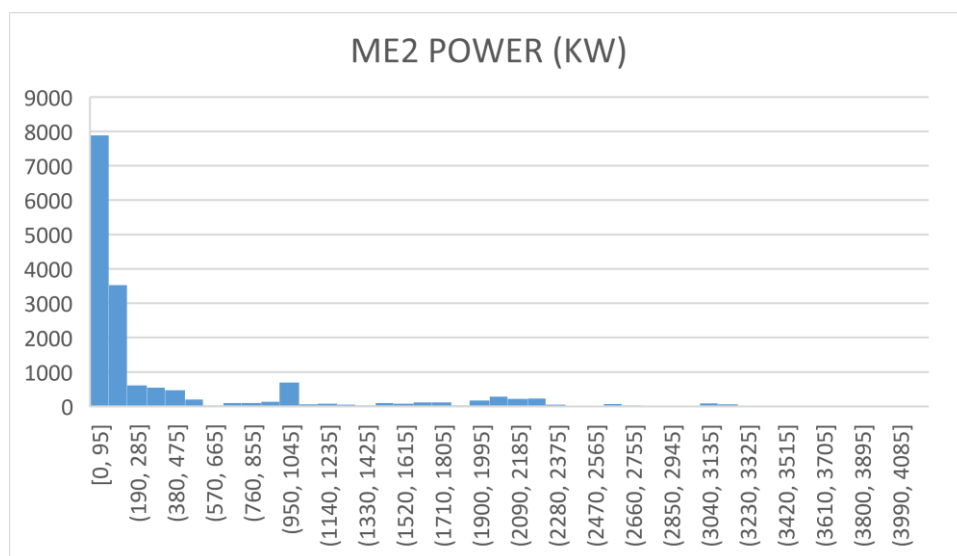
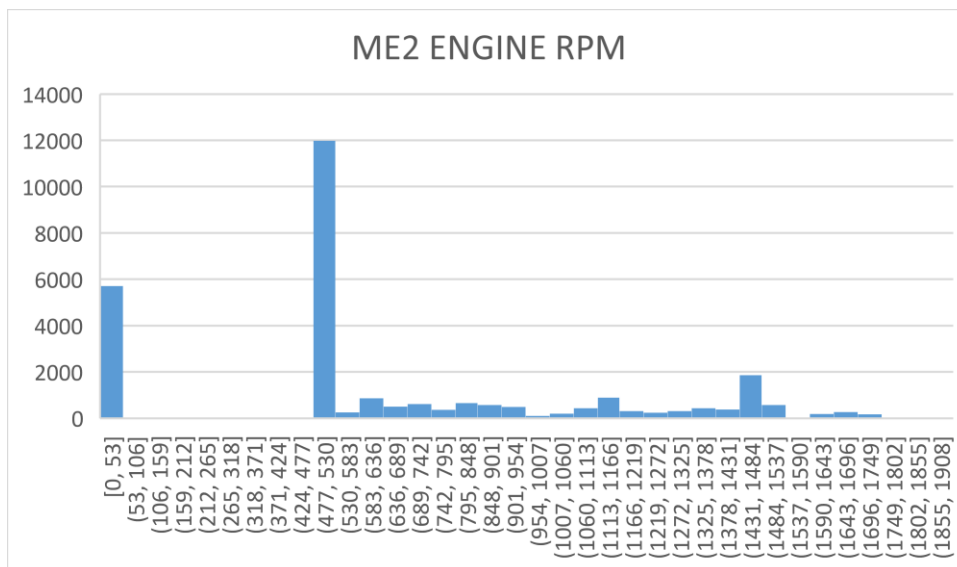


Σχήμα 4.9 Ιστογράμματα στροφών και ισχύος No1 κύριας μηχανής.



Κάρολος Γερούλιανος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

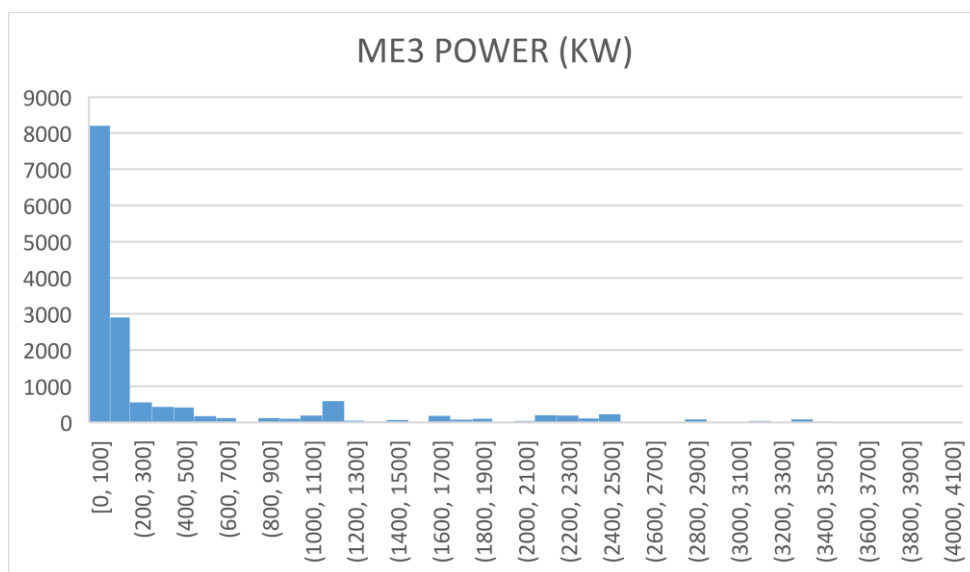
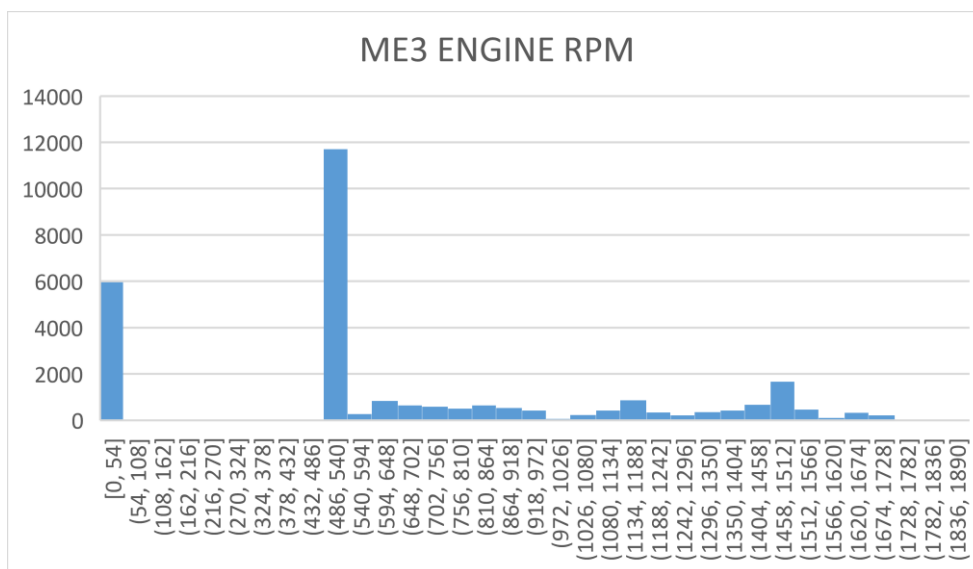


Σχήμα 4.10 Ιστογράμματα στροφών και ισχύος No2 κύριας μηχανής.



Κάρολος Γερούλιανος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

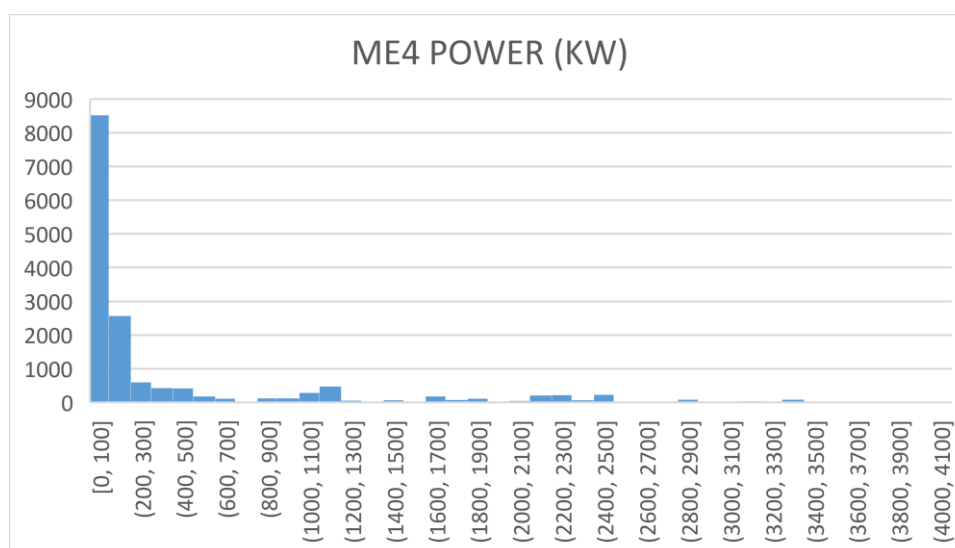
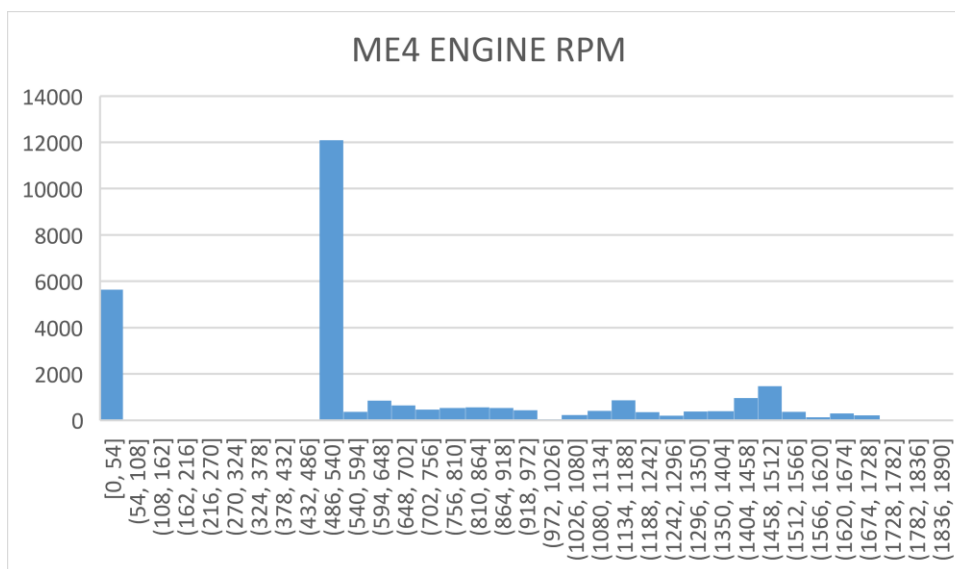


Σχήμα 4.11 Ιστογράμματα στροφών και ισχύος Νο3 κύριας μηχανής.



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”



Σχήμα 4.12 Ιστογράμματα στροφών και ισχύος Νο3 κύριας μηχανής.

4.5 Μεθοδολογία

Στην παρούσα εργασία αναπτύχθηκαν τέσσερις διαφορετικοί αλγόριθμοι παλινδρόμησης με σκοπό την πρόβλεψη κατανάλωσης καυσίμου με βάση τα δεδομένα του πλοίου αναφοράς.

Για τον λόγο αυτό, χρησιμοποιήθηκαν δέκα (10) μεταβλητές εισόδου (input data) με σκοπό την πρόβλεψη της μεταβλητής εξόδου (target data). Οι μεταβλητές εισόδου (input data) ήταν οι εξής:

- Ταχύτητα ανέμου (wind speed)
- Ταχύτητα πλοίου (ship speed)
- Στροφές Νο1 κύριας μηχανής (me1 rpm)



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

- Στροφές No2 κύριας μηχανής (me2 rpm)
- Στροφές No3 κύριας μηχανής (me3 rpm)
- Στροφές No4 κύριας μηχανής (me4 rpm)
- Ισχύς No1 κύριας μηχανής (me1 power)
- Ισχύς No2 κύριας μηχανής (me2 power)
- Ισχύς No3 κύριας μηχανής (me3 power)
- Ισχύς No4 κύριας μηχανής (me4 power)

Αντίστοιχα, η μεταβλητή εξόδου (target data) ήταν η ημερήσια κατανάλωση καυσίμου (fuel consumption).

Οι μεταβλητές εισόδου λαμβάνοντας μέσω του συστήματος ADLM του πλοίου αναφοράς με συχνότητα δειγματοληψίας το 1m ενώ η κατανάλωση καυσίμου μέσω των ποιο reports με ημερήσια συχνότητα.

Για να επιτευχθεί, λοιπόν, η πρόβλεψη κατανάλωσης καυσίμου η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε σε όλους τους αλγορίθμους ήταν η εξής: Τα δεδομένα εισόδου, αφού επεξεργάστηκαν, ενοποιήθηκαν σε δεδομένα με ημερήσια συχνότητα αντί για την αρχική συχνότητα του ενός λεπτού με την οποία λαμβανόντουσαν. Για να γίνει αυτό, για κάθε μεταβλητή εισόδου, ως αντιπροσωπευτική τιμή ελήφθη η μέση ημερήσια τιμή της. Έτσι προέκυψαν 55 ημερήσια δείγματα για κάθε μεταβλητή εισόδου. Κατόπιν, σε κάθε ημερήσιο σετ μεταβλητών εισόδου αντιστοιχίστηκε η καταγραφείσα, μέσω των ποιο reports, ημερήσια κατανάλωση καυσίμου.

Η ανάπτυξη όλων των αλγορίθμων της παρούσας εργασίας διενεργήθηκε με χρήση του ελεύθερου στο κοινό εργαλείου Colaboratory (ή Colab) της Google, το οποίο επιτρέπει την συγγραφή και εκτέλεση κώδικα σε γλώσσα προγραμματισμού Python, μέσω του προγράμματος περιήγησης του κάθε χρήστη, έχοντας μεγάλη εφαρμογή στα πεδία της μηχανικής μάθησης και της ανάλυσης δεδομένων. Επιπλέον, μέσω του Colab παρέχεται η δυνατότητα χρήσης των βιβλιοθηκών της Python καθώς και η ανάλυση και οπτικοποίηση των δεδομένων.

Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκαν διάφορες βιβλιοθήκες της Python ανάλογα με το εκάστοτε πεδίο εφαρμογής. Συγκεκριμένα για την ανάλυση και διαχείριση των δεδομένων χρησιμοποιήθηκαν οι βιβλιοθήκες NumPy και Pandas, για την ανάπτυξη των αλγορίθμων χρησιμοποιήθηκαν οι βιβλιοθήκες Scikit-learn και Keras και τέλος για την οπτικοποίηση των δεδομένων χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη Matplotlib.

Στην συνέχεια του κεφαλαίου, περιγράφονται οι τέσσερις αλγόριθμοι που αναπτύχθηκαν και αναλύονται τα μέτρα που χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση τους.

4.6 Μέτρα αξιολόγησης μοντέλων

Η αξιολόγηση των μοντέλων που αναπτύχθηκαν βασίστηκε σε στατιστικά μέτρα αξιολόγησης όπως ο συντελεστής προσδιορισμού R^2 (coefficient of determination), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE – Mean Absolute Error), η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE – Root Mean Squared Error) και η εξηγημένη διακύμανση (EV – Explained Variance). Με βάση την επίδοση του κάθε αλγορίθμου σε κάθε ένα από τα προαναφερθέντα μέτρα αξιολόγησης, προέκυψε τελικά το βέλτιστο μοντέλο για την πρόβλεψη της ημερήσιας κατανάλωσης καυσίμου του πλοίου αναφοράς.

Όπως θα δούμε και στην συνέχεια, υψηλές τιμές των R^2 και EV σε συνδυασμό με χαμηλές τιμές των MAE και RMSE υποδηλώνουν ένα ισχυρό και καλά σχεδιασμένο προβλεπτικό μοντέλο (Bal Beşikci et al., 2016).



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

4.6.1. Συντελεστής προσδιορισμού R^2 και εξηγμένη διακύμανση (EV)

Ο συντελεστής προσδιορισμού R^2 εκφράζει το ποσοστό της μεταβλητότητας της εξαρτημένης μεταβλητής (y) που μπορεί να προβλεφθεί από τις ανεξάρτητες μεταβλητές (x_i) και υπολογίζεται από την παρακάτω σχέση (Gkerekos et al., 2019):

$$R^2(y, \hat{y}) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (10)$$

όπου:

n : το πλήθος των δεδομένων της εξαρτημένης μεταβλητής.

\bar{y} : η μέση τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής.

\hat{y} : η εκτιμώμενη τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής που προκύπτει από το μοντέλο παλινδρόμησης.

Ο συντελεστής R^2 είναι καθαρός αριθμός και εκφράζεται ως ποσοστό. Λαμβάνει τιμές από $0 \leq R^2 \leq 1$ με την τιμή 1 να υποδηλώνει ότι το μοντέλο έχει τέλεια προβλεπτική ικανότητα. Γενικά όσο πιο κοντά στην τιμή 1 είναι ένα μοντέλο τόσο πιο ικανοποιητικό θεωρείται.

Η εξηγμένη διακύμανση EV εκφράζει το ποσοστό της μεταβλητότητας της εξαρτημένης μεταβλητής (y) που ερμηνεύεται (εξηγείται) από τις ανεξάρτητες μεταβλητές (x_i) και υπολογίζεται από την παρακάτω σχέση (Gkerekos et al., 2019):

$$EV(y, \hat{y}) = 1 - \frac{\sigma_{(y-\hat{y})}^2}{\sigma_y^2} \quad (11)$$

όπου:

σ_y^2 : η διακύμανση της εξαρτημένης μεταβλητής.

$\sigma_{(y-\hat{y})}^2$: η διακύμανση των υπολοίπων (residuals) του μοντέλου.

Από την παραπάνω εξίσωση προκύπτει ότι η EV λαμβάνει την μέγιστη τιμή της όταν $\sigma_{(y-\hat{y})}^2 \rightarrow 0$. Ομοίως με το R^2 η EV είναι καθαρός αριθμός και λαμβάνει τις ίδιες τιμές.

Συνοψίζοντας, το R^2 και η EV είναι μεγέθη που σχετίζονται άμεσα ωστόσο εκφράζουν την ίδια ιδέα, δηλαδή το ποσοστό της διακύμανσης της εξαρτημένης μεταβλητής που εξηγείται από τις ανεξάρτητες μεταβλητές, με διαφορετικό τρόπο (Gkerekos et al., 2019).

4.6.2 Μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE)

Το MAE υπολογίζει την απόλυτη τιμή της διαφοράς μεταξύ προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών της εξαρτημένης μεταβλητής και δίδεται από την παρακάτω σχέση (Gkerekos et al., 2019):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (12)$$

όπου:

n : το πλήθος των δεδομένων της εξαρτημένης μεταβλητής.

y : η τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής.



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

\hat{y} : η εκτιμώμενη τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής που προκύπτει από το μοντέλο παλινδρόμησης.

Το MAE έχει τις ίδιες μονάδες μέτρηση με την εξαρτημένη μεταβλητή και μπορεί να πάρει οποιαδήποτε τιμή. Ωστόσο, όσο μικρότερη είναι η τιμή του MAE τόσο καλύτερη προσαρμογή παρουσιάζει το μοντέλο στα δεδομένα, με την τιμή μηδέν (0) να θεωρείται η βέλτιστη.

4.6.3 Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE)

Η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος ορίζεται ως η τετραγωνική ρίζα του μέσου όρου της διαφοράς των τετραγώνων της πραγματικής τιμής με την προβλεπόμενη τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής, με βάση το μοντέλο που έχει εφαρμοστεί (Alexiou et al., 2021).

Αντίστοιχα με το MAE, όσο μικρότερη είναι η τιμή της RMSE τόσο καλύτερη προσαρμογή παρουσιάζει το μοντέλο στα δεδομένα, με την τιμή μηδέν (0) να θεωρείται η βέλτιστη (Bal Beşikçi et al., 2016). Η RMSE έχει την ίδια μονάδα μέτρησης με την εξαρτημένη μεταβλητή και δίδεται από την παρακάτω σχέση:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (13)$$

όπου:

n : το πλήθος των δεδομένων της εξαρτημένης μεταβλητής.

y : η πραγματική τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής.

\hat{y} : η εκτιμώμενη τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής που προκύπτει από το μοντέλο παλινδρόμησης.

4.7 Περιγραφή μοντέλων

Στην παρούσα εργασία, όλα τα προβλεπτικά μοντέλα που αναπτύχθηκαν αποτελούν μοντέλα παλινδρόμησης και ανήκουν στην κατηγορία της επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης, όπως αναλυτικά παρουσιάστηκε στο κεφάλαιο 3. Γενικά, τα μοντέλα παλινδρόμησης παρουσιάζουν διάφορα επίπεδα πολυπλοκότητας και επομένως διάφορα επίπεδα ακρίβειας (Bishop, 2006; Russell et al., 2010).

Επομένως, για την πρόβλεψη της ημερήσιας κατανάλωσης καυσίμου του πλοίου αναφοράς, οι αλγόριθμοι που αναπτύχθηκαν και παρουσιάζονται στη συνέχεια κάλυψαν ένα ευρύ φάσμα πολυπλοκότητας, περιλαμβάνοντας τους εξής αλγόριθμους παλινδρόμησης:

- Γραμμικής παλινδρόμησης (Linear regression)
- Τυχαίου δάσους (Random Forest regression)
- Ενίσχυσης κλίσης (Gradient Boosting regression)
- Τεχνητού νευρωνικού δικτύου (Artificial Neural Network)

Στην συνέχεια ακολουθεί περιγραφή των ανωτέρω μοντέλων και στο υποκεφάλαιο 4.8 γίνεται συγκριτική αξιολόγηση μεταξύ τους ώστε να επιλεγεί ο καταλληλότερος για την περίπτωση που εξετάζεται στην παρούσα εργασία.



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

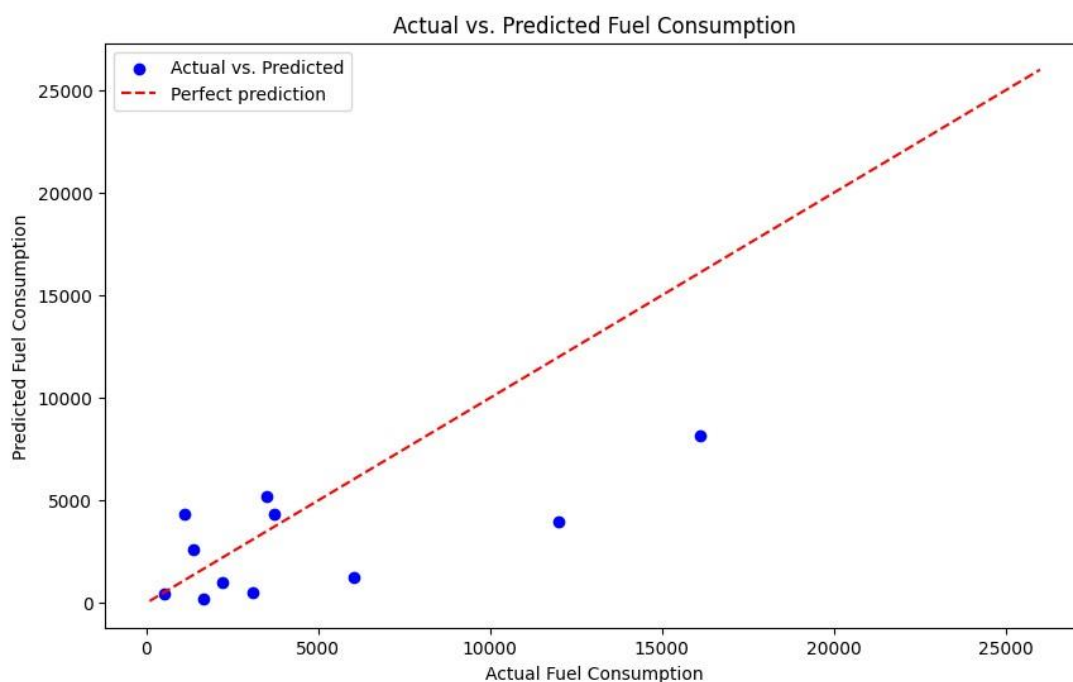
4.7.1 Linear regression (LR)³

Ο αλγόριθμος γραμμικής παλινδρόμησης, ο οποίος παρουσιάστηκε αναλυτικά στο κεφάλαιο 3, απέδωσε το διάγραμμα του σχήματος 4.13, στο οποίο παρατηρούμε τις πραγματικές και τις προβλεπόμενες τιμές της κατανάλωσης καυσίμου, καθώς και τα αποτελέσματα του πίνακα 8. Σύμφωνα με αυτά ο εν λόγω αλγόριθμος παρουσιάζει $R^2=0,2853$ γεγονός που σημαίνει ότι μόλις το 28,53% της μεταβλητότητας της κατανάλωσης καυσίμου μπορεί να προβλεφθεί από τις μεταβλητές εισόδου.

Συνοπλοποιώντας και τις υπόλοιπες τιμές των μέτρων αξιολόγησης του πίνακα 8 το μοντέλο αυτό κρίνεται ανεπαρκές για την πρόβλεψη κατανάλωσης καυσίμου με βάση τις παραμέτρους της παρούσας εργασίας, καθώς το R^2 και η EV παρουσιάζουν χαμηλές τιμές ενώ το MAE και η RMSE παρουσιάζουν υψηλές τιμές.

ΠΙΝΑΚΑΣ 8
Μέτρα αξιολόγησης μοντέλου LR

Μοντέλο	RMSE (lt/day)	MAE (lts/day)	Explained Variance (%)	R ² (%)
Linear regression	4009,67	2995,60	42,34	28,53



Σχήμα 4.13 Πραγματική έναντι προβλεπόμενης κατανάλωσης μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης.

³ Ο αλγόριθμος LR που αναπτύχθηκε για τους σκοπούς της παρούσας εργασίας είναι προσβάσιμος στην εξής διεύθυνση: <https://github.com/gkarolos/Ship-FOC/commit/d498ff41164dc854f15c66af60ff2e8890ac349a>



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

4.7.2 Random Forest Regression (RFR)⁴

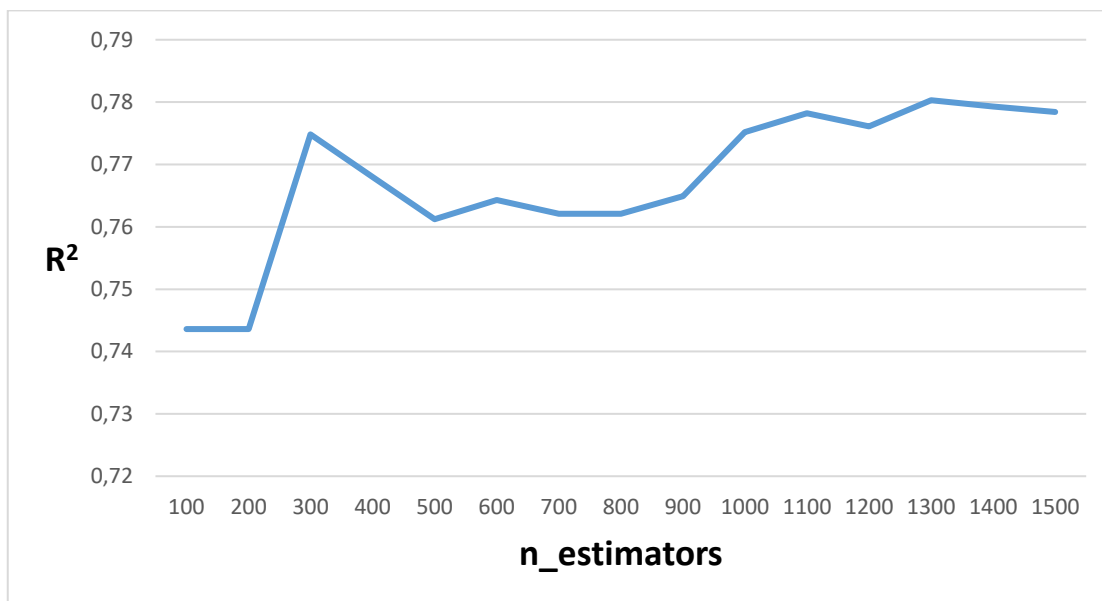
Η παλινδρόμηση με τυχαία δάση (Random Forest regression) βασίζεται στην τεχνική «bagging» σύμφωνα με την οποία δημιουργείται ένας αριθμός δέντρων απόφασης, γνωστά και ως εκτιμητές (estimators), τα οποία προβαίνουν σε αποφάσεις (προβλέψεις) με βάση το διαθέσιμο σύνολο δεδομένων (Gkerekos et al., 2019; R, 2021; Xie et al., 2023).

Στην συνέχεια, η τελική πρόβλεψη (έξοδος) του δάσους υπολογίζεται ως ο μέσος όρος των εξόδων των εκτιμητών επιτυγχάνοντας έτσι πιο ακριβή και αξιόπιστη πρόβλεψη της εξαρτημένης μεταβλητής.

Ο αλγόριθμος που αναπτύχθηκε στην παρούσα εργασία είχε τα εξής χαρακτηριστικά:

Τα δεδομένα χωρίστηκαν σε δεδομένα εκπαίδευσης και δεδομένα ελέγχου σε ποσοστό 80% και 20% αντίστοιχα. Ως υπερπαράμετροι (hyperparameters) του αλγορίθμου επιλέχθηκαν οι $n_estimators=1300$ και το $random_state=42$. Η επιλογή $random_state=42$ ελήφθη ως προεπιλογή μέσω των βιβλιοθηκών Scikit-learn. Αυτή η υπερπαράμετρος εξασφαλίζει ότι κάθε φορά που εκτελείται ο κώδικας τα δεδομένα χωρίζονται με τον ίδιο τρόπο οδηγώντας έτσι σε πιο αξιόπιστα αποτελέσματα.

Η ρύθμιση των $n_estimators=1300$ επιλέχθηκε κατόπιν πολλαπλών δοκιμών με διάφορες τιμές estimators όπου διαπιστώθηκε ότι σε αυτήν την τιμή ο αλγόριθμος παρουσίαζε την βέλτιστη τιμή R^2 , όπως φαίνεται και στο σχήμα 4.14.



Σχήμα 4.14 Εξέλιξη συντελεστή προσδιορισμού R^2 ανάλογα με τον αριθμό εκτιμητών ($n_estimators$) για το μοντέλο RFR.

Στον πίνακα 9 συνοψίζονται τα χαρακτηριστικά του αλγορίθμου RFR ενώ από τα μέτρα αξιολόγησης που φαίνονται στον πίνακα 10 προκύπτει ότι ο εν λόγω αλγόριθμος παρουσιάζει υψηλό συντελεστή προσδιορισμού $R^2=78,08\%$ και υψηλή EV ενώ τόσο το MAE όσο και το RMSE έχουν μειωθεί αισθητά σε σχέση με τα αντίστοιχα μεγέθη που απέδωσε το μοντέλο της γραμμικής παλινδρόμησης. Συνεπώς αυτό το μοντέλο, βάση των

⁴ Ο αλγόριθμος RFR που αναπτύχθηκε για τους σκοπούς της παρούσας εργασίας είναι προσβάσιμος στην εξής διεύθυνση: <https://github.com/gkarolos/Ship-FOC/blob/main/Random%20Forest%20Regression>



Κάρολος Γερούλιανος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

τιμών του πίνακα 10, κρίνεται αξιόπιστο παρουσιάζοντας καλή προβλεπτική ικανότητα και καλή προσαρμογή στα δεδομένα.

ΠΙΝΑΚΑΣ 9

Χαρακτηριστικά αλγορίθμου RFR

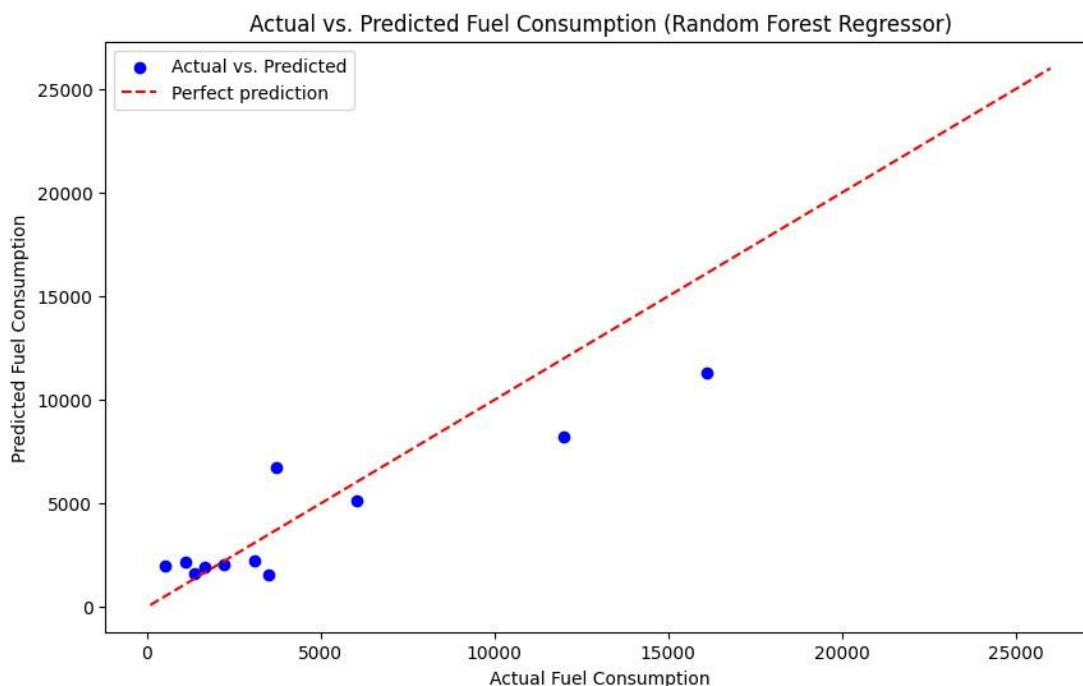
n estimators	1300
random state	42
test size	0,2

ΠΙΝΑΚΑΣ 10

Μέτρα αξιολόγησης μοντέλου RFR

Μοντέλο	RMSE (lt/day)	MAE (lts/day)	Explained Variance (%)	R ² (%)
Random Forest regression	2223,07	1680,00	79,62	78,03

Τέλος στο σχήμα 4.15 παρατηρούμε διαγραμματικά τις πραγματικές και τις προβλεπόμενες τιμές της κατανάλωσης καυσίμου για το εν λόγω μοντέλο.



Σχήμα 4.15 Πραγματική έναντι προβλεπόμενης κατανάλωσης μοντέλου παλινδρόμησης τυχαίου δάσους.

4.7.3 Gradient Boosting Regression (GBR)⁵

Ο αλγόριθμος ενίσχυσης κλίσης GBR αποτελείται από έναν σταθερό αριθμό πολλαπλών δέντρων αποφάσεων όπου τα δέντρα θεωρούνται αδύναμα μοντέλα. Ο αλγόριθμος λειτουργεί επαναληπτικά όπου σε κάθε επανάληψη δημιουργείται ένα νέο δέντρο

⁵ Ο αλγόριθμος GBR που αναπτύχθηκε για τους σκοπούς της παρούσας εργασίας είναι προσβάσιμος στην εξής διεύθυνση: <https://github.com/gkarolos/Ship-FOC/blob/main/Gradient%20Boost%20Regression>



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

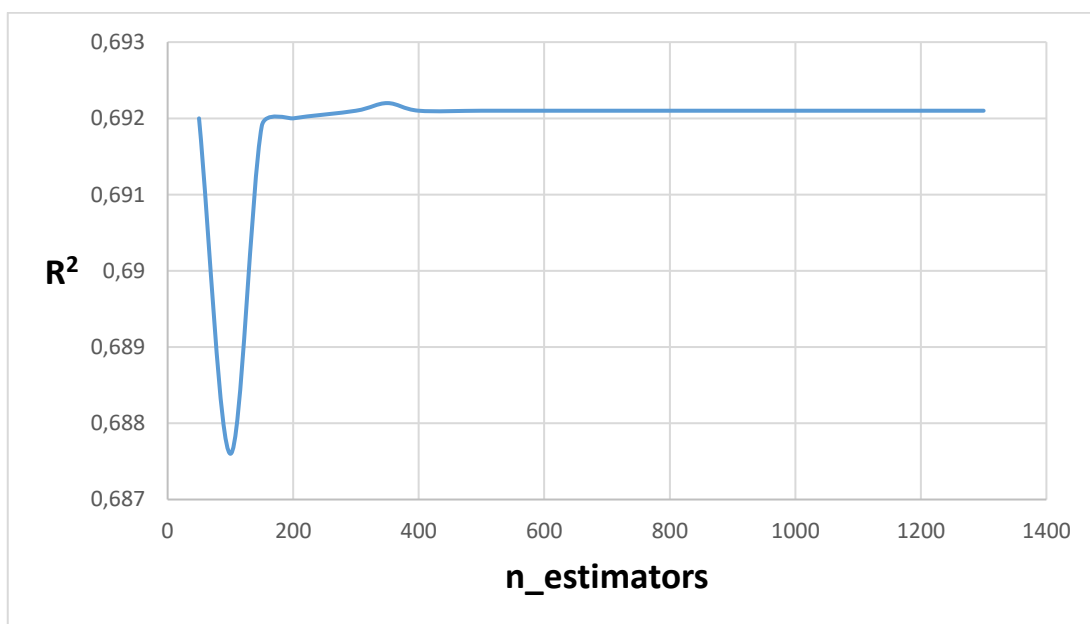
αποφάσεων το οποίο στοχεύει στην πρόβλεψη της πραγματικής τιμής της εξαρτημένης μεταβλητής (Saini, 2021; Xie et al., 2023).

Ως εκ τούτου, σε κάθε επανάληψη υπολογίζεται η διαφορά μεταξύ προβλεπόμενης και πραγματικής τιμής της εξαρτημένης μεταβλητής, δηλαδή το υπόλοιπο (residual). Το υπόλοιπο που προκύπτει από κάθε δέντρο χρησιμοποιείται ως πληροφορία για το επόμενο δέντρο με σκοπό την ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος. Η μέθοδος ολοκληρώνεται όταν το μέσο τετραγωνικό σφάλμα δεν μπορεί να μειωθεί περαιτέρω ή όταν ολοκληρωθεί ο αριθμός των επαναλήψεων του μοντέλου (Saini, 2021).

Ο αλγόριθμος GBR παρουσιάζει αρκετές ομοιότητες με τον RF ωστόσο, όπως αναλύθηκε προηγουμένως, η ουσιαστική τους διαφορά έγκειται στον τρόπο λήψης της απόφασης από τα εκάστοτε δέντρα αποφάσεων. Ο αλγόριθμος, λοιπόν, που αναπτύχθηκε στην παρούσα εργασία είχε τα εξής χαρακτηριστικά:

Τα δεδομένα χωρίστηκαν σε δεδομένα εκπαίδευσης και δεδομένα ελέγχου σε ποσοστό 80% και 20% αντίστοιχα. Ως υπερπαράμετροι (hyperparameters) του αλγορίθμου επιλέχθηκαν οι $n_estimators=350$ και το $random_state=42$.

Η ρύθμιση των $n_estimators=350$ επιλέχθηκε κατόπιν πολλαπλών δοκιμών με διάφορες τιμές $n_estimators$ όπου διαπιστώθηκε ότι σε αυτήν την τιμή ο αλγόριθμος παρουσίαζε την βέλτιστη τιμή R^2 , όπως φαίνεται και στο σχήμα 4.16.



Σχήμα 4.16 Εξέλιξη συντελεστή προσδιορισμού R^2 ανάλογα με τον αριθμό εκτιμητών ($n_estimators$) για το μοντέλο GBR.

Στον πίνακα 11 συνοψίζονται τα χαρακτηριστικά του αλγορίθμου GBR ενώ από τα μέτρα αξιολόγησης που φαίνονται στον πίνακα 12 προκύπτει ότι ο εν λόγω αλγόριθμος παρουσιάζει μέτριο συντελεστή προσδιορισμού $R^2=69,02\%$ και μέτρια EV. Επίσης, παρατηρούμε ότι η τιμή του MAE είναι καλή ενώ η τιμή της RMSE μέτρια υποδεικνύοντας ότι αυτό το μοντέλο παρουσιάζει μέτρια προβλεπτική ικανότητα και μέτρια προσαρμογή στα δεδομένα.



Κάρολος Γερούλιανος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

ΠΙΝΑΚΑΣ 11

Χαρακτηρίστηκα αλγορίθμου GBR

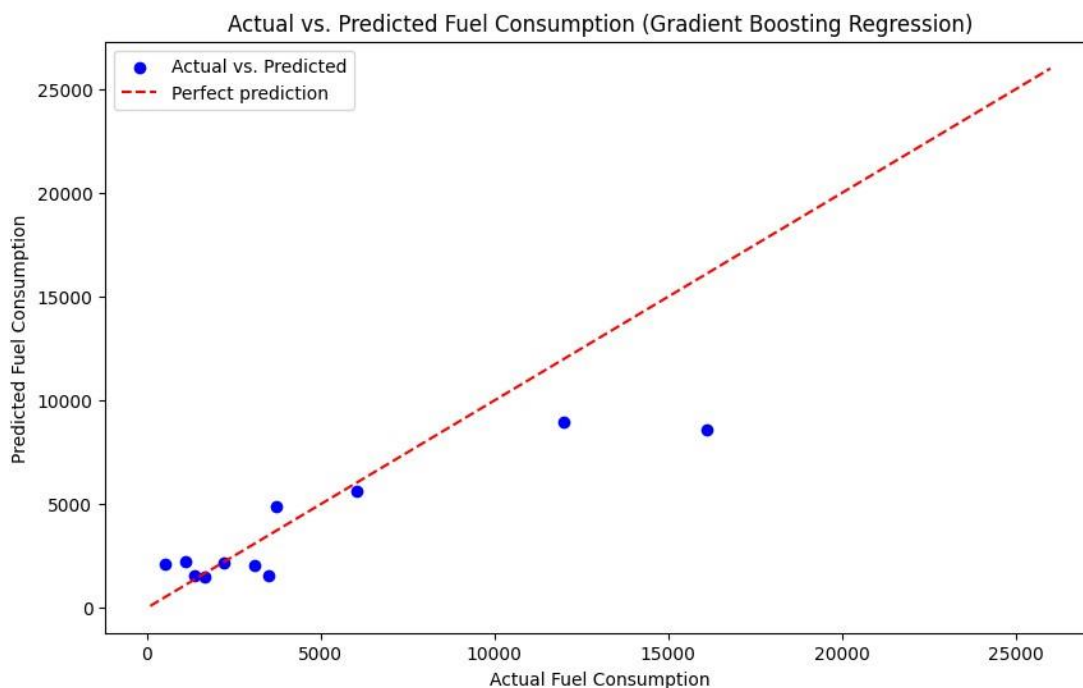
n estimators	350
random state	42
test size	0,2

ΠΙΝΑΚΑΣ 12

Μέτρα αξιολόγησης μοντέλου GBR

Μοντέλο	RMSE (lt/day)	MAE (lts/day)	Explained Variance (%)	R ² (%)
Gradient boosting regression	2631,58	1661,72	72,89	69,20

Τέλος στο σχήμα 4.17 παρατηρούμε διαγραμματικά τις πραγματικές και τις προβλεπόμενες τιμές της κατανάλωσης καυσίμου για το εν λόγω μοντέλο.



Σχήμα 4.17 Πραγματική έναντι προβλεπόμενης κατανάλωσης μοντέλου παλινδρόμησης ενίσχυσης κλίσης.

4.7.4 Artificial Neural Network (ANN)⁶

Τα νευρωνικά δίκτυα προσπαθούν να μιμηθούν την λειτουργία των νευρώνων του ανθρώπινου εγκεφάλου και αναλύθηκαν εκτενώς στο κεφάλαιο 3. Τα χαρακτηριστικά του αλγορίθμου ANN που αναπτύχθηκε στην παρούσα εργασία είναι τα εξής:

⁶ Ο αλγόριθμος ANN που αναπτύχθηκε για τους σκοπούς της παρούσας εργασίας είναι προσβάσιμος στην εξής διεύθυνση: <https://github.com/gkarolos/Ship-FOC/blob/main/Artificial%20Neural%20Network>



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

Τα δεδομένα χωρίστηκαν σε δεδομένα εκπαίδευσης και δεδομένα ελέγχου σε ποσοστό 80% και 20% αντίστοιχα. Ως υπερπαράμετροι (hyperparameters) του αλγορίθμου επιλέχθηκαν τα στοιχεία του πίνακα 13.

Ο αλγόριθμος αποτελείται από τρία στρώματα (layers). Το πρώτο στρώμα αποτελεί το στρώμα εισόδου (input layer) και περιλαμβάνει δέκα νευρώνες (neurons), όσες και οι μεταβλητές εισόδου του αλγορίθμου. Στην συνέχεια εφαρμόστηκε ένα κρυφό στρώμα (hidden layer) αποτελούμενο από 64 νευρώνες. Ως συνάρτηση ενεργοποίησης του κάθε κόμβου επιλέχθηκε η συνάρτηση ReLU (Rectified Linear Units). Το τρίτο και τελευταίο στρώμα του αλγορίθμου αποτελεί το στρώμα εξόδου (output layer) και περιλαμβάνει ένα νευρώνα που υπολογίζει την κατανάλωση καυσίμου.

Για την ρύθμιση του αριθμού των εποχών (epochs=2000) εκτελέστηκαν πολλαπλές δοκιμές με διάφορες τιμές epochs και επιλέχθηκε τελικά ο αριθμός εποχών στον οποίο ο αλγόριθμος παρουσίαζε την βέλτιστη τιμή R^2 , όπως φαίνεται και στο σχήμα 4.18.

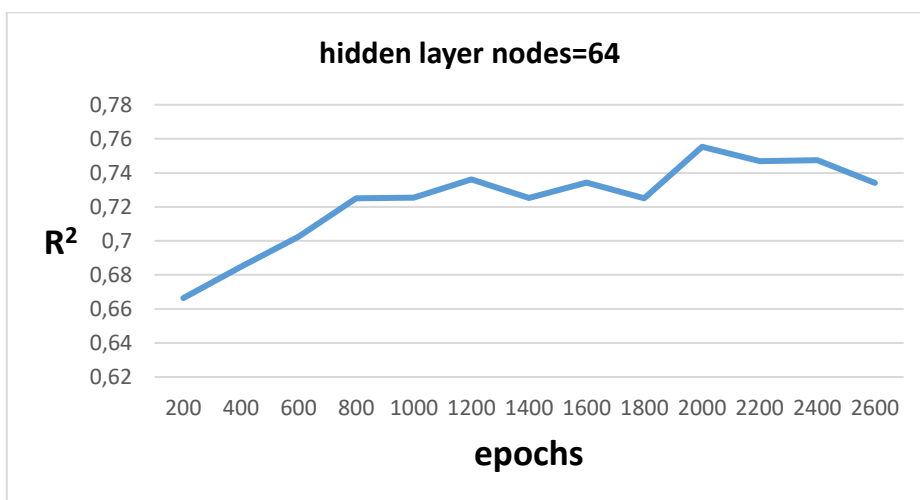
Στον πίνακα 14 παρουσιάζονται τα μέτρα αξιολόγησης του μοντέλου. Παρατηρούμε ότι το μοντέλο ANN παρουσιάζει υψηλό συντελεστή προσδιορισμού $R^2=75,47\%$ και ακόμα υψηλότερη EV. Επίσης, το MAE και η RMSE παρουσιάζουν σχετικά καλές τιμές, σε σύγκριση και με τις τιμές των υπολοίπων μοντέλων, ενώ αντίστοιχα η EV έχει την μεγαλύτερη τιμή που παρατηρήθηκε.

Εν κατακλείδι, αυτό το μοντέλο, βάση των τιμών του πίνακα 14, κρίνεται αξιόπιστο παρουσιάζοντας καλή προβλεπτική ικανότητα και σχετικά καλή προσαρμογή στα δεδομένα.

ΠΙΝΑΚΑΣ 13

Χαρακτηριστικά αλγορίθμου ANN

Activation function	ReLU
No of hidden layers	1
Hidden layer size	64
Number of epochs	2000
Batch size	5
Optimizer	Adam
Learning rate	0,001
test size	0,2



Σχήμα 4.18 Εξέλιξη συντελεστή προσδιορισμού R^2 ανάλογα με των αριθμό εποχών (epochs) για το μοντέλο ANN.



Κάρολος Γερουλάνος

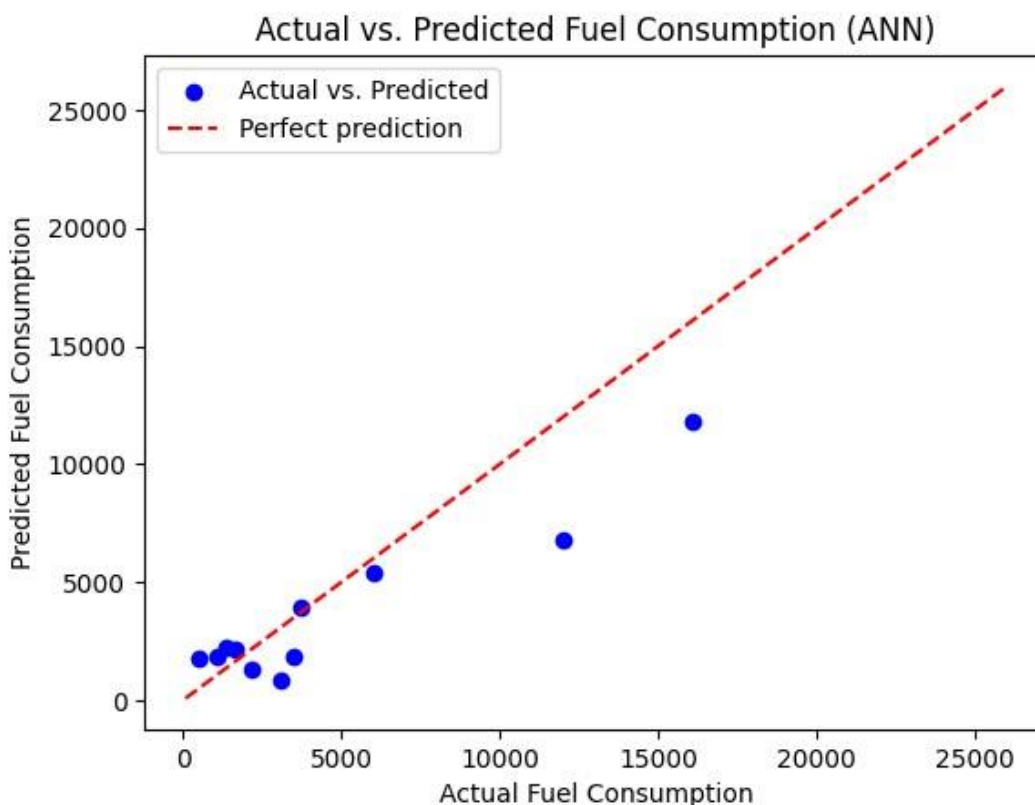
“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

ΠΙΝΑΚΑΣ 14

Μέτρα αξιολόγησης μοντέλου ANN

Μοντέλο	RMSE (lt/day)	MAE (lts/day)	Explained Variance (%)	R ² (%)
ANN	2348,96	1700,23	81,14	75,47

Τέλος στο σχήμα 4.19 παρατηρούμε διαγραμματικά τις πραγματικές και τις προβλεπόμενες τιμές της κατανάλωσης καυσίμου για το εν λόγω μοντέλο.



Σχήμα 4.19 Πραγματική έναντι προβλεπόμενης κατανάλωσης μοντέλου νευρωνικού δικτύου.

4.8 Συμπεράσματα

Στην παρούσα εργασία έγινε προσπάθεια πρόβλεψης της κατανάλωσης καυσίμου ενός πολεμικού πλοίου της Ελλάδας με δεδομένα που συλλέχθηκαν από το εγκατεστημένο, στο πλοίο αναφοράς, σύστημα αυτόματης παρακολούθησης και καταγραφής δεδομένων καθώς και μέσω των noon-reports που συμπληρώνονταν από το προσωπικό του πλοίου.

Για τον σκοπό αυτό αναπτύχθηκαν τέσσερις αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης και ως μεταβλητές εισόδου επελέγησαν τόσο λειτουργικές παράμετροι των κύριων μηχανών του πλοίου όσο και οι επικρατούσες καιρικές συνθήκες στις περιοχές μέσα στις οποίες έπλεε το πλοίο αναφοράς. Ο βαθμός συσχέτισης μεταξύ των διαθέσιμων μεταβλητών καθώς και μεταξύ αυτών και της κατανάλωσης καυσίμου, όπως παρουσιάζεται στους πίνακες 5(α) και 5(β), ήταν ο καθοριστικός παράγοντας για την τελική επιλογή εκείνων που θα αποτελούσαν την είσοδο των αλγορίθμων.



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

Οι επικρατούσες συνθήκες στην θαλάσσια περιοχή όπου πλέει ένα πλοίο έχουν σημαντική επίδραση στην κατανάλωση καυσίμου, όπως αναλυτικά παρουσιάστηκε στο κεφάλαιο 2. Αυτή η επίδραση, στην παρούσα εργασία, εκφράστηκε μέσω της ταχύτητας του ανέμου η οποία όπως εξηγήθηκε και στο υποκεφάλαιο 4.4.1 θεωρήθηκε ότι αντιπροσωπεύει σε κάποιο βαθμό και το ύψος κύματος λόγω της ισχυρής συσχέτισής τους (Blake, 1991).

Σχετικά με τις μεταβλητές της προωστήριας εγκατάστασης που ελήφθησαν υπόψη, όπως φαίνεται και στους πίνακες 5(α) και 5(β), παρουσίαζαν υψηλή γραμμική συσχέτιση μεταξύ τους και μέση γραμμική συσχέτιση με την κατανάλωση καυσίμου γεγονός που βοήθησε αρκετά στην εξαγωγή αξιόπιστων αποτελεσμάτων από τους αλγορίθμους που αναπτύχθηκαν.

Ωστόσο, πρέπει να τονιστεί το γεγονός ότι το σύνολο των δεδομένων που ελήφθησαν λαμβάνονταν μέσω πιλοτικής πλατφόρμας η οποία είχε τοποθετηθεί στο πλοίο αναφοράς και βρισκόταν σε περίοδο δοκιμών. Επιπλέον, η ημερήσια κατανάλωση καυσίμων λαμβανόταν μέσω των καθημερινών noon-reports τα οποία συμπληρώνονταν από το προσωπικό του πλοίου αναφοράς.

Αυτοί οι δύο παράγοντες είχαν αρνητική επίδραση στην ποιότητα των δεδομένων καθώς αρκετά δεδομένα που αφορούσαν την λειτουργία των κυρίων μηχανών δεν ελήφθησαν και χρειάστηκε να αντικατασταθούν με αντίστοιχα παρόμοια δεδομένα ακολουθώντας την τεχνική του most similar vessel (Johansson et al., 2017). Επίσης, η αξιοπιστία των noon-reports ελέγχεται καθόσον η συμπλήρωσή τους βασιζόταν στον ανθρώπινο παράγοντα.

Επιπλέον, ένας ακόμα παράγοντας ο οποίος είχε σημαντική επίδραση στην μεταβλητότητα των δεδομένων όπως φαίνεται και στην ανάλυση των πινάκων 6(α), 6(β) και 7 ήταν η φύση του ταξιδιού του πλοίου αναφοράς. Δεδομένου ότι ένα πολεμικό πλοίο δεν έχει σκοπό την αποκόμιση οικονομικών ωφελειών, όταν πλέει ακολουθεί διάφορα μοτίβα κίνησης. Ένα πολεμικό πλοίο, όπως το πλοίο αναφοράς, σπάνια θα ακολουθήσει συγκεκριμένο μοτίβο κίνησης τόσο για λόγους ασφαλείας όσο και για λόγους που αφορούν την εκάστοτε φύση της αποστολής που εκτελεί. Αυτό σημαίνει ότι για να μεταβεί από το σημείο Α στο σημείο Β δεν θα λάβει υπόψη ούτε την κατανάλωση καυσίμου αλλά ούτε και τον χρόνο.

Επιπρόσθετα, το γεγονός ότι το πλοίο αναφοράς διαθέτει τέσσερις κύριες μηχανές οι οποίες κατά την διάρκεια του ταξιδιού μπορούν να λειτουργήσουν με οποιονδήποτε συνδυασμό (είτε ταυτόχρονη λειτουργία όλων των μηχανών είτε συνδυασμός αυτών) αυξάνει ακόμα περισσότερο την μεταβλητότητα και την πολυπλοκότητα των δεδομένων και κατ' επέκταση την μεταβλητότητα της κατανάλωσης καυσίμου.

Όλοι οι ανωτέρω παράγοντες ελήφθησαν υπόψη για τον έλεγχο της αξιοπιστίας των αλγορίθμων που αναπτύχθηκαν με σκοπό την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου. Στον πίνακα 15 παρουσιάζονται συνολικά τα μέτρα αξιολόγησης που ελήφθησαν υπόψη για την συγκριτική αξιολόγηση των αλγορίθμων. Στα σχήματα 4.20 και 4.21 γίνεται διαγραμματική απεικόνιση των μέτρων αξιολόγησης ώστε να γίνουν ευκολότερα κατανοητές οι μεταξύ τους διαφορές. Στα σχήματα 4.13, 4.15, 4.17 και 4.19 γίνεται οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων εκάστου αλγορίθμου.

Όσον αφορά τα αποτελέσματα των αλγορίθμων, όπως προκύπτει από τα ανωτέρω στοιχεία και διαγράμματα συμπεραίνουμε τα εξής:

Ο αλγόριθμος γραμμικής παλινδρόμησης (LR) αποδείχθηκε ο πιο αδύναμος στην πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου, συγκριτικά με τους υπολοίπους, παρουσιάζοντας πολύ χαμηλό συντελεστή προσδιορισμού, μόλις 28,53%. Η τιμή της $RMSE=4009,67$ lts/day



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

υποδηλώνει ότι οι προβλέψεις του μοντέλου αποκλίνουν αρκετά από τις πραγματικές τιμές κατά μέσο όρο. Αντίστοιχα με την RMSE, το υψηλό MAE=2995,60 lts/day μας δείχνει ότι υφίστανται μεγάλα σφάλματα μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών. Η πολύ χαμηλή τιμή της EV=42,34% υποδηλώνει ότι το μοντέλο δεν μπορεί να εξηγήσει σε ικανοποιητικό βαθμό την διακύμανση των δεδομένων. Τέλος, όπως αναφέρθηκε στην αρχή της παραγράφου το ιδιαίτερα χαμηλό $R^2=28,53\%$ υποδεικνύει ότι οι ανεξάρτητες μεταβλητές ερμηνεύουν μόλις το 28,53% της μεταβλητότητας της κατανάλωσης καυσίμου. Συνολικά ο αλγόριθμος LR παρουσίασε τις χειρότερες επιδόσεις ανάμεσα σε όλους τους αλγορίθμους όπως φαίνεται στα σχήματα 4.20 και 4.21 και στον πίνακα 15.

ΠΙΝΑΚΑΣ 15

Συγκριτική αξιολόγηση μοντέλων

Μοντέλο	Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) (lts/day)	Μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) (lts/day)	Explained Variance (EV) (%)	R ² (%)
Linear regression	4009,67	2995,60	42,34	28,53
Random Forest regression	2223,07	1680,00	79,62	78,03
Gradient boosting regression	2631,58	1661,72	72,89	69,20
ANN	2348,96	1700,23	81,14	75,47

Ο αλγόριθμος τυχαίου δάσους (RFR) αποδείχθηκε αρκετά πιο αξιόπιστος τόσο στην διαχείριση των δεδομένων όσο και στην προβλεπτική του ικανότητα. Συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος RFR παρουσίασε αρκετά χαμηλότερες τιμές RMSE (2223,07 lts/day) και MAE (1680 lts/day) από τον αντίστοιχο αλγόριθμο LR. Επίσης, πέτυχε υψηλό $R^2=78,03\%$ υποδεικνύοντας ότι οι ανεξάρτητες μεταβλητές ερμηνεύουν το 78,03% της μεταβλητότητας της κατανάλωσης καυσίμου και σε συνδυασμό με την επίσης υψηλή EV ο αλγόριθμος RFR παρέχει πιο ακριβείς προβλέψεις. Συνολικά ο αλγόριθμος RFR πέτυχε την υψηλότερη τιμή R^2 και την χαμηλότερη τιμή RMSE μεταξύ όλων των αλγορίθμων που αναπτύχθηκαν όπως φαίνεται και στα σχήματα 4.20 και 4.21 και στον πίνακα 15.

Αντίστοιχα με τον αλγόριθμο RFR, ο αλγόριθμος ενίσχυσης κλίσης (GBR) παρουσίασε συνολικά καλύτερες επιδόσεις από τον αλγόριθμο LR, όπως φαίνεται και στον πίνακα 15, υποδεικνύοντας πιο ακριβείς προβλέψεις από αυτόν αλλά υστέρησε σε σχέση με τους υπόλοιπους. Συγκεκριμένα ο αλγόριθμος GBR πέτυχε $R^2=69,20\%$ το οποίο είναι η τρίτη κατά σειρά επίδοση, η οποία χαρακτηρίζεται ως μέτρια ερμηνεία της μεταβλητότητας κατανάλωσης καυσίμου. Όπως φαίνεται και στον πίνακα 15 ο αλγόριθμος GBR πέτυχε την καλύτερη επίδοση όσον αφορά το μέσο απόλυτο σφάλμα επιτυγχάνοντας MAE=1661,72 lts/day, με πολύ μικρές ωστόσο διαφορές από τις αντίστοιχες τιμές των αλγορίθμων ANN και RFR. Συνολικά, ο εν λόγω αλγόριθμος παρουσίασε σχετική ακρίβεια τιμών και μέτρια προβλεπτική ικανότητα.

Ο αλγόριθμος νευρωνικού δικτύου (ANN) αποδείχθηκε αρκετά αξιόπιστος, συγκρινόμενος με τους αντίστοιχους RFR και GBR. Πέτυχε την δεύτερη καλύτερη επίδοση όσον αφορά το R^2 και την καλύτερη επίδοση στην EV=81,14% υποδηλώνοντας ότι ήταν ο πιο αξιόπιστος, μεταξύ των τεσσάρων αλγορίθμων, στο να αντιληφθεί τις μη γραμμικές

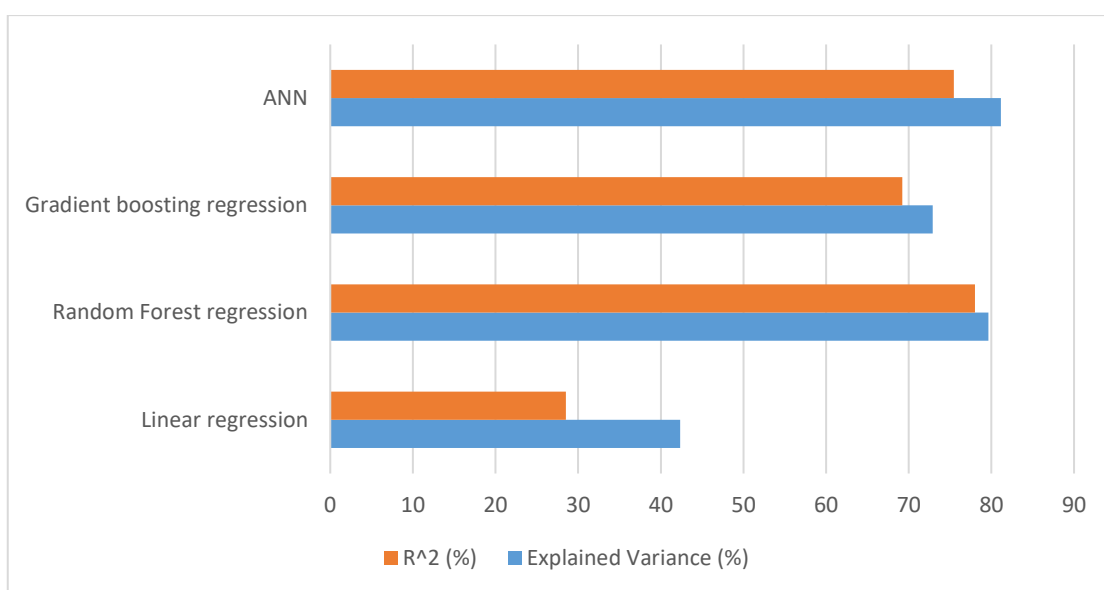


Κάρολος Γερούλιάνος

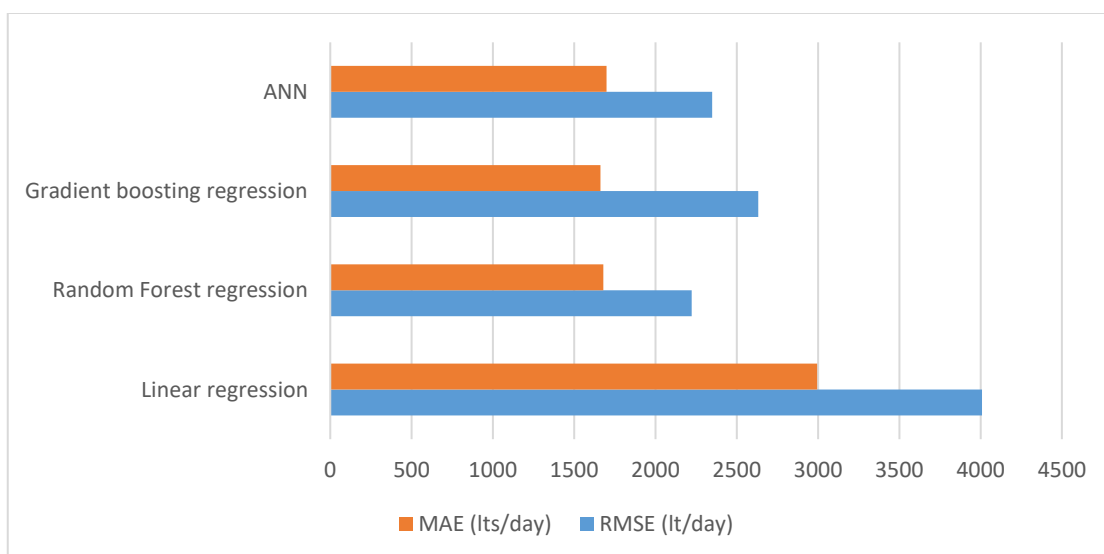
“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

συσχετίσεις μεταξύ των δεδομένων. Η τιμή $R^2=75,47\%$ είναι υψηλή και συγκρίσιμη με την αντίστοιχη του μοντέλου RFR, υποδεικνύοντας ότι το 75,47% της μεταβλητότητας της κατανάλωσης καυσίμου μπορεί να προβλεφθεί από τις ανεξάρτητες μεταβλητές. Συνολικά, ο αλγόριθμος ANN αποδείχθηκε αξιόπιστος τόσο στην διαχείριση των δεδομένων όσο και στην προβλεπτική του ικανότητα.

Μελετώντας τα σχήματα 4.13, 4.15, 4.17 και 4.19 παρατηρούμε ότι όλα τα μοντέλα, πλην αυτού της LR, παρουσιάζουν πάρα πολύ καλή προβλεπτική ικανότητα στις χαμηλές καταναλώσεις κάτι που όμως δεν ισχύει και για τις υψηλές καταναλώσεις. Ενδεχομένως αυτό να οφείλεται στο γεγονός ότι το πλοίο για την εξετασθείσα περίοδο έπλεε με μικρές ταχύτητες, άρα και καταναλώσεις, όπως φαίνεται και στα σχήματα 4.6 και 4.7 οπότε και τα ληφθέντα δεδομένα ήταν πολύ περισσότερα σε αυτήν την περιοχή τιμών.



Σχήμα 4.20 Σύγκριση R^2 και EV που πέτυχαν οι αλγόριθμοι.



Σχήμα 4.21 Σύγκριση MAE και RMSE που πέτυχαν οι αλγόριθμοι.



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

Παρατηρώντας τα σχήματα 4.20 και 4.21 διαπιστώνουμε ότι τα καταλληλότερα μοντέλα για την πρόβλεψη κατανάλωσης καυσίμου, σύμφωνα με τα δεδομένα τις παρούσας εργασίας, είναι το ANN και το RFR. Αυτά τα δύο μοντέλα παρουσίασαν υψηλά R^2 και EV όντας και τα υψηλότερα μεταξύ των τεσσάρων μοντέλων, όπως φαίνεται στο σχήμα 4.20, ενώ παράλληλα πέτυχαν χαμηλές τιμές RMSE και MAE, τις χαμηλότερες μεταξύ όλων όπως φαίνεται στο σχήμα 4.21.

Τέλος, συγκριτικά με αντίστοιχες έρευνες της τρέχουσας βιβλιογραφίας οι οποίες αναπτύχθηκαν στην αρχή του κεφαλαίου, το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) που πέτυχαν οι αλγόριθμοι RFR, GBR και ANN κυμάνθηκε από 1661,72 lts/day έως 1700,23 lts/day ήτοι από 69,24 lts/h έως 70,84 lts/h το οποίο κρίνεται ως αρκετά ικανοποιητικό αποτέλεσμα. Λαμβάνοντας υπόψη και τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά του πλοίου αναφοράς, τα οποία αναλύθηκαν στην αρχή του υποκεφαλαίου, καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι τα προβλεπτικά μοντέλα που αναπτύχθηκαν πέτυχαν τον σκοπό της παρούσας εργασίας.

Αξίζει να σημειωθεί ότι στόχος της παρούσας μελέτης δεν ήταν αποκλειστικά η εκλογή του καταλληλότερου μοντέλου πρόβλεψης της κατανάλωσης καυσίμου. Εξετάστηκαν οι επιδόσεις διαφόρων προβλεπτικών μοντέλων μηχανικής μάθησης ώστε να αποκτηθούν περαιτέρω γνώσεις με σκοπό την περαιτέρω μελλοντική έρευνα, στον τομέα της ναυτιλίας, σχετικά με την μοντελοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου σε πλοία.



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- 2018 Initial IMO Strategy [WWW Document], 2018. URL <https://www.imo.org/en/OurWork/Environment/Pages/Vision-and-level-of-ambition-of-the-Initial-IMO-Strategy.aspx> (accessed 11.16.23).
- Advanced Manufacturing and Automation V, 2016. . WIT Transactions on Engineering Sciences 113.
- Alexiou, K., Pariotis, E.G., Zannis, T.C., Leligou, H.C., 2021. Prediction of a Ship’s Operational Parameters Using Artificial Intelligence Techniques. JMSE 9, 681. <https://doi.org/10.3390/jmse9060681>
- Bal Beşikçi, E., Arslan, O., Turan, O., Ölçer, A.I., 2016. An artificial neural network based decision support system for energy efficient ship operations. Computers & Operations Research 66, 393–401. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2015.04.004>
- Bishop, C.M., 2006. Pattern recognition and machine learning, Information science and statistics. Springer, New York.
- Blake, R.A., 1991. The dependence of wind stress on wave height and wind speed. J. Geophys. Res. 96, 20531–20545. <https://doi.org/10.1029/91JC02223>
- Bui, V.D., Nguyen, H.P., 2021. A Comprehensive Review on Big Data-Based Potential Applications in Marine Shipping Management. International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology 11, 1067. <https://doi.org/10.18517/ijaseit.11.3.15350>
- Chaal, M., 2018. Ship operational performance modelling for voyage optimization through fuel consumption minimization.
- Challenges and solutions for the digital transformation and use of exponential | Deloitte Taiwan | Manufacturing [WWW Document], 2023. . Deloitte Taiwan. URL <https://www2.deloitte.com/tw/en/pages/manufacturing/articles/industry4-0.html> (accessed 10.16.23).
- Chiong, M.-C., Kang, H.-S., Shaharuddin, N.M.R., Mat, S., Quen, L.K., Ten, K.-H., Ong, M.C., 2021. Challenges and opportunities of marine propulsion with alternative fuels. Renewable and Sustainable Energy Reviews 149, 111397. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111397>
- Cipollini, F., Oneto, L., Coraddu, A., Murphy, A.J., Anguita, D., 2018a. Condition-based maintenance of naval propulsion systems: Data analysis with minimal feedback. Reliability Engineering & System Safety 177, 12–23. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2018.04.015>
- Cipollini, F., Oneto, L., Coraddu, A., Murphy, A.J., Anguita, D., 2018b. Condition-Based Maintenance of Naval Propulsion Systems with supervised Data Analysis. Ocean Engineering 149, 268–278. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2017.12.002>
- Coraddu, A., Oneto, L., Baldi, F., Cipollini, F., Atlar, M., Savio, S., 2019. Data-driven ship digital twin for estimating the speed loss caused by the marine fouling. Ocean Engineering 186, 106063. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2019.05.045>
- Dalaklis Dimitrios, 2018. Exploring the Issue of Technology Trends in the “Era of Digitalisation.” <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.18767.79524>
- Dalaklis Dimitrios, Baldauf, M., Kitada, M., 2018. Vulnerabilities of the Automatic Identification System in the Era of Maritime Autonomous Surface Ships. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.14478.46408>



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

- Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques, 2011. . Elsevier. <https://doi.org/10.1016/C2009-0-19715-5>
- Demirel, Y.K., Turan, O., Incecik, A., 2017. Predicting the effect of biofouling on ship resistance using CFD. *Applied Ocean Research* 62, 100–118. <https://doi.org/10.1016/j.apor.2016.12.003>
- DEVELOPMENT, U.N.C.O.T.A., 2017. REVIEW OF MARITIME TRANSPORT 2016. UNITED NATIONS, Place of publication not identified.
- Ezugwu, A.E., Ikotun, A.M., Oyelade, O.O., Abualigah, L., Agushaka, J.O., Eke, C.I., Akinyelu, A.A., 2022. A comprehensive survey of clustering algorithms: State-of-the-art machine learning applications, taxonomy, challenges, and future research prospects. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 110, 104743. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.104743>
- Farkas, A., Song, S., Degiuli, N., Martić, I., Demirel, Y.K., 2020. Impact of biofilm on the ship propulsion characteristics and the speed reduction. *Ocean Engineering* 199, 107033. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2020.107033>
- Fernández-Delgado, M., Sirsat, M.S., Cernadas, E., Alawadi, S., Barro, S., Febrero-Bande, M., 2019. An extensive experimental survey of regression methods. *Neural Networks* 111, 11–34. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2018.12.010>
- Galar, D., Kumar, U., 2017. Maintenance Decision Support Systems, in: *eMaintenance*. Elsevier, pp. 371–474. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-811153-6.00007-5>
- Garcia, B., Foerster, A., Lin, J., 2021. Net Zero for the International Shipping Sector? An Analysis of the Implementation and Regulatory Challenges of the IMO Strategy on Reduction of GHG Emissions. *Journal of Environmental Law* 33, 85–112. <https://doi.org/10.1093/jel/eqaa014>
- Gkerekos, C., Lazakis, I., Theotokatos, G., 2019. Machine learning models for predicting ship main engine Fuel Oil Consumption: A comparative study. *Ocean Engineering* 188, 106282. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2019.106282>
- Göksu, B., Erginer, K.E., 2020. Prediction of Ship Main Engine Failures by Artificial Neural Networks. *J ETA Maritime Sci* 8, 98–113. <https://doi.org/10.5505/jems.2020.90377>
- Hansen, E.K., Rasmussen, H.B., Lützen, M., 2020. Making shipping more carbon-friendly? Exploring ship energy efficiency management plans in legislation and practice. *Energy Research & Social Science* 65, 101459. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2020.101459>
- Haranen, M., Pakkanen, P., Kariranta, R., Salo, J., 2016. White, Grey and Black-Box Modelling in Ship Performance Evaluation.
- Home | Sustainable Development [WWW Document], n.d. URL <https://sdgs.un.org/> (accessed 11.16.23).
- Huang, L., Pena, B., Liu, Y., Anderlini, E., 2022. Machine learning in sustainable ship design and operation: A review. *Ocean Engineering* 266, 112907. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2022.112907>
- IMO Data Collection System (DCS) [WWW Document], 2016. URL <https://www.imo.org/en/ourwork/environment/pages/data-collection-system.aspx> (accessed 10.11.23).
- Ineza Havugimana, L.F., Liu, B., Liu, F., Zhang, J., Li, B., Wan, P., 2023. Review of Artificial Intelligent Algorithms for Engine Performance, Control, and Diagnosis. *Energies* 16, 1206. <https://doi.org/10.3390/en16031206>
- Isaac, E., 2018. Test for Significance of Pearson’s Correlation Coefficient ().



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

- Johansson, L., Jalkanen, J.-P., Kukkonen, J., 2017. Global assessment of shipping emissions in 2015 on a high spatial and temporal resolution. *Atmospheric Environment* 167, 403–415. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2017.08.042>
- Kalghatgi, G., 2019. Development of Fuel/Engine Systems—The Way Forward to Sustainable Transport. *Engineering* 5, 510–518. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2019.01.009>
- Kesavaraj, G., Sukumaran, S., 2013. A study on classification techniques in data mining, in: 2013 Fourth International Conference on Computing, Communications and Networking Technologies (ICCCNT). Presented at the 2013 Fourth International Conference on Computing, Communications and Networking Technologies (ICCCNT), IEEE, Tiruchengode, pp. 1–7. <https://doi.org/10.1109/ICCCNT.2013.6726842>
- Khor, Y.S., Xiao, Q., 2011. CFD simulations of the effects of fouling and antifouling. *Ocean Engineering* 38, 1065–1079. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2011.03.004>
- Lary, D.J., Alavi, A.H., Gandomi, A.H., Walker, A.L., 2016. Machine learning in geosciences and remote sensing. *Geoscience Frontiers* 7, 3–10. <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2015.07.003>
- Laurie, A., Anderlini, E., Dietz, J., Thomas, G., 2021. Machine learning for shaft power prediction and analysis of fouling related performance deterioration. *Ocean Engineering* 234, 108886. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2021.108886>
- Lazakis, I., Raptodimos, Y., Varelas, T., 2018. Predicting ship machinery system condition through analytical reliability tools and artificial neural networks. *Ocean Engineering* 152, 404–415. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2017.11.017>
- Li, W., Pundt, R., Miller-Hooks, E., 2021. An updatable and comprehensive global cargo maritime network and strategic seaborne cargo routing model for global containerized and bulk vessel flow estimation. *Maritime Transport Research* 2, 100038. <https://doi.org/10.1016/j.martra.2021.100038>
- Makridakis, S., 2017. The forthcoming Artificial Intelligence (AI) revolution: Its impact on society and firms. *Futures* 90, 46–60. <https://doi.org/10.1016/j.futures.2017.03.006>
- McAleese, D., 2004. *Economics for business: competition, macro-stability and globalisation*, 3rd ed. ed. Financial Times/Prentice Hall, Harlow.
- Mohammed, M., Khan, M.B., Bashier, E.B.M., 2016. *Machine Learning*, 0 ed. CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781315371658>
- Moore’s Law [WWW Document], 2023. . Intel. URL <https://www.intel.com/content/www/us/en/newsroom/resources/moores-law.html> (accessed 10.17.23).
- Moreira, L., Vettor, R., Guedes Soares, C., 2021. Neural Network Approach for Predicting Ship Speed and Fuel Consumption. *JMSE* 9, 119. <https://doi.org/10.3390/jmse9020119>
- Ni, P., Wang, X., Li, H., 2020. A review on regulations, current status, effects and reduction strategies of emissions for marine diesel engines. *Fuel* 279, 118477. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2020.118477>
- Owen, D., Demirel, Y.K., Oguz, E., Tezdogan, T., Incecik, A., 2018. Investigating the effect of biofouling on propeller characteristics using CFD. *Ocean Engineering* 159, 505–516. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2018.01.087>
- Pedersen, B.P., Larsen, J., 2009. *Modeling of Ship Propulsion Performance*.
- Pedersen, B.P., Larsen, J., n.d. *Prediction of Full-Scale Propulsion Power using Artificial Neural Networks*.



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

- Peng, Y., Dong, M., Zuo, M.J., 2010. Current status of machine prognostics in condition-based maintenance: a review. *Int J Adv Manuf Technol* 50, 297–313. <https://doi.org/10.1007/s00170-009-2482-0>
- Petersen, J.P., Jacobsen, D.J., Winther, O., 2012. Statistical modelling for ship propulsion efficiency. *J Mar Sci Technol* 17, 30–39. <https://doi.org/10.1007/s00773-011-0151-0>
- Psaraftis, H.N. (Ed.), 2019. *Sustainable Shipping: A Cross-Disciplinary View*. Springer International Publishing, Cham. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-04330-8>
- Psaraftis, H.N., Kontovas, C.A., 2014. Ship speed optimization: Concepts, models and combined speed-routing scenarios. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 44, 52–69. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2014.03.001>
- R, S.E., 2021. *Understand Random Forest Algorithms With Examples (Updated 2024)*. Analytics Vidhya. URL <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/06/understanding-random-forest/> (accessed 4.17.24).
- Rajbanshi, S., 2021. *Everything you need to know about Machine Learning*. Analytics Vidhya. URL <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/03/everything-you-need-to-know-about-machine-learning/> (accessed 12.31.23).
- Review of Maritime Transport 2023, 2023. . REVIEW OF MARITIME TRANSPORT.
- Ronen, D., 2011. The effect of oil price on containership speed and fleet size. *Journal of the Operational Research Society* 62, 211–216. <https://doi.org/10.1057/jors.2009.169>
- Russell, S.J., Norvig, P., Davis, E., 2010. *Artificial intelligence: a modern approach*, 3rd ed. ed, Prentice Hall series in artificial intelligence. Prentice Hall, Upper Saddle River.
- Saini, A., 2021. *Gradient Boosting Algorithm: A Complete Guide for Beginners*. Analytics Vidhya. URL <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/09/gradient-boosting-algorithm-a-complete-guide-for-beginners/> (accessed 4.17.24).
- Sang, Y., Ding, Y., Xu, J., Sui, C., 2023. Ship voyage optimization based on fuel consumption under various operational conditions. *Fuel* 352, 129086. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2023.129086>
- Schultz, M.P., 2007. Effects of coating roughness and biofouling on ship resistance and powering. *Biofouling* 23, 331–341. <https://doi.org/10.1080/08927010701461974>
- Schultz, M.P., 2004. Frictional Resistance of Antifouling Coating Systems. *Journal of Fluids Engineering* 126, 1039–1047. <https://doi.org/10.1115/1.1845552>
- Second IMO GHG Study 2009 [WWW Document], 2009. URL <https://www.imo.org/en/OurWork/Environment/Pages/Second-IMO-GHG-Study-2009.aspx> (accessed 11.16.23).
- Shipping and world trade: driving prosperity [WWW Document], n.d. URL <https://www.ics-shipping.org/shipping-fact/shipping-and-world-trade-driving-prosperity/> (accessed 10.8.23).
- Soner, O., Akyuz, E., Celik, M., 2019. Statistical modelling of ship operational performance monitoring problem. *J Mar Sci Technol* 24, 543–552. <https://doi.org/10.1007/s00773-018-0574-y>
- Song, S., Demirel, Y.K., De Marco Muscat-Fenech, C., Tezdogan, T., Atlar, M., 2020. Fouling effect on the resistance of different ship types. *Ocean Engineering* 216, 107736. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2020.107736>
- Stopford, M., 2008. *Maritime Economics* 3e, 3rd ed. Routledge, London. <https://doi.org/10.4324/9780203891742>



Κάρολος Γερουλάνος

“Συσχέτιση ναυτιλιακών δεδομένων και δεδομένων προωστήριας εγκατάστασης με χρήση προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης καυσίμου”

- Takata, S., Kirnura, F., Van Houten, F.J.A.M., Westkamper, E., Shpitalni, M., Ceglarek, D., Lee, J., 2004. Maintenance: Changing Role in Life Cycle Management. *CIRP Annals* 53, 643–655. [https://doi.org/10.1016/S0007-8506\(07\)60033-X](https://doi.org/10.1016/S0007-8506(07)60033-X)
- Tsaganos, G., Nikitakos, N., Dalaklis, D., Ölcer, A.I., Papachristos, D., 2020. Machine learning algorithms in shipping: improving engine fault detection and diagnosis via ensemble methods. *WMU J Marit Affairs* 19, 51–72. <https://doi.org/10.1007/s13437-019-00192-w>
- Uysal, İ., Güvenir, H.A., 1999. An overview of regression techniques for knowledge discovery. *The Knowledge Engineering Review* 14, 319–340. <https://doi.org/10.1017/S026988899900404X>
- Uzun, D., Demirel, Y.K., Coraddu, A., Turan, O., 2019. Time-dependent biofouling growth model for predicting the effects of biofouling on ship resistance and powering. *Ocean Engineering* 191, 106432. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2019.106432>
- Vettor, R., Guedes Soares, C., 2016. Development of a ship weather routing system. *Ocean Engineering* 123, 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2016.06.035>
- Xie, X., Sun, B., Li, X., Olsson, T., Maleki, N., Ahlgren, F., 2023. Fuel Consumption Prediction Models Based on Machine Learning and Mathematical Methods. *JMSE* 11, 738. <https://doi.org/10.3390/jmse11040738>
- Yuan, Z., Liu, J., Zhang, Q., Liu, Y., Yuan, Y., Li, Z., 2021. Prediction and optimisation of fuel consumption for inland ships considering real-time status and environmental factors. *Ocean Engineering* 221, 108530. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2020.108530>
- Yusri, I.M., Abdul Majeed, A.P.P., Mamat, R., Ghazali, M.F., Awad, O.I., Azmi, W.H., 2018. A review on the application of response surface method and artificial neural network in engine performance and exhaust emissions characteristics in alternative fuel. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 90, 665–686. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.03.095>
- Ziolo, M., Filipiak, B.Z., Bąk, I., Cheba, K., Tırca, D.M., Novo-Corti, I., 2019. Finance, Sustainability and Negative Externalities. An Overview of the European Context. *Sustainability* 11, 4249. <https://doi.org/10.3390/su11154249>
- Οι γίγαντες των θαλασσών ανά κατηγορία (Video+pics), 2015. . e-Nautilia.gr | Το Ελληνικό Portal για την Ναυτιλία. Τελευταία νέα, άρθρα, Οπτικοακουστικό Υλικό. URL <https://e-nautilia.gr/ta-megalitera-ploia-pagosmios-ana-katigoria-2/> (accessed 11.27.23).
- Σύμβαση - Πλαίσιο των Η.Ε. για την Κλιματική Αλλαγή -, 1992. URL <https://ypen.gov.gr/perivallon/klimatiki-allagi/diethneis-diapragmatefseis/symvasi-plaisio-ton-ie-gia-tin-klimati/> (accessed 10.11.23).
- Ιωάννη Εμ. Κολλινιάτη, Ναυπηγία, Γ' έκδοση, Ίδρυμα Ευγενίδου, Αθήνα 2020, ISBN: 978-960-337-164-9.