



**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ**

Τμήμα Μηχανικών Βιομηχανικής
Σχεδίασης και Παραγωγής

&

**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΑΙΓΑΙΟΥ**

Τμήμα Ναυτιλίας και
Επιχειρηματικών Υπηρεσιών



ΔΙΔΡΥΜΑΤΙΚΟ

ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ

«ΝΕΕΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ ΣΤΗ ΝΑΥΤΙΛΙΑ ΚΑΙ ΤΙΣ ΜΕΤΑΦΟΡΕΣ»

Διπλωματική Διατριβή

Τίτλος Διατριβής:

Βελτιστοποίηση παραμέτρων διαδρομής πλοίου με μηχανική μάθηση

Optimization of ship route parameters with Machine Learning

Όνοματεπώνυμο Σπουδαστή:

Μαραγκός Βίκτωρ

Όνοματεπώνυμο Υπεύθυνου Καθηγητή:

Νικολάου Γρηγόρης

Φεβρουάριος 2021



**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ**

Τμήμα Μηχανικών Βιομηχανικής
Σχεδίασης και Παραγωγής

&

**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΑΙΓΑΙΟΥ**

Τμήμα Ναυτιλίας και
Επιχειρηματικών Υπηρεσιών



Μέλη Εξεταστικής Επιτροπής

Νικολάου Γρηγόριος

Παπουτσιδάκης Μιχαήλ

Δρόσος Χρήστος

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Ο κάτωθι υπογεγραμμένος Μαραγκός Βίκτωρ του Μάριου, με αριθμό μητρώου 44 φοιτητής του Διδρυματικού Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών «Νέες Τεχνολογίες στη Ναυτιλία και τις Μεταφορές» του Τμήματος Μηχανικών Βιομηχανικής Σχεδίασης και Παραγωγής της Σχολής Μηχανικών Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής, δηλώνω υπεύθυνα ότι:

«Είμαι συγγραφέας αυτής της μεταπτυχιακής εργασίας και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, οι όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών ή λέξεων, είτε ακριβώς είτε παραφρασμένες, αναφέρονται στο σύνολό τους, με πλήρη αναφορά στους συγγραφείς, τον εκδοτικό οίκο ή το περιοδικό, συμπεριλαμβανομένων και των πηγών που ενδεχομένως χρησιμοποιήθηκαν από το διαδίκτυο. Επίσης, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία έχει συγγραφεί από μένα αποκλειστικά και αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο δικής μου, όσο και του Ιδρύματός μου».

Παράβαση της ανωτέρω ακαδημαϊκής μου ευθύνης αποτελεί ουσιώδη λόγο για την ανάκληση του διπλώματός μου».

Ο Δηλών

Μαραγκός Βίκτωρ



Copyright© Μαραγκός Βίκτωρ 2021 .Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ'ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.

Περιεχόμενα

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ	3
Πίνακας εικόνων	8
Αρκτικόλεξο.....	9
Περίληψη	10
Abstract.....	11
Εισαγωγή.....	12
■ Σκοπός και στόχοι διπλωματικής διατριβής.....	13
1.1 Σκοπός	13
1.2 Στόχοι Διπλωματικής Διατριβής	14
1.3 Ερευνητικά ερωτήματα	14
1.4 Δομή διατριβής	14
■ Ορισμός Διαδρομής και χάραξη - Είδη πλοίων	14
2.1 Συνοπτικά είδη πλοίων.....	16
2.1.1 Φορτηγά πλοία (cargo Ships)	17
2.1.2 Επιβατηγά Πλοία	18
2.1.3 Πλοία ειδικού σκοπού	18
2.1.4 Βοηθητικά πλοία	18
2.2 Διαδρομή πλοίου	19
2.3 Ορισμός κόστους λειτουργίας πλοίου.....	19
2.4 Ιστορική αναδρομή υπολογισμού διαδρομής στη θάλασσα	20
2.4.1 Αστrolάβος και Εξάντας	20
2.4.2 Χάρτες	21
2.4.3 Ραντάρ-GPS	22
2.4.4 ECDIS (Electronic Chart Display and Information Systems) NavTex.....	23
2.5 Χάραξη διαδρομής	24
2.5.1 Από τι εξαρτάται μια διαδρομή πλοίου;	26
2.6 Σύνοψη.....	26
■ Μηχανική Μάθηση	26
3.1 Ορισμός Μηχανικής Μάθησης.....	27
3.1.1 Επαγωγική μάθηση	29
3.1.2 Τύποι μηχανικής μάθησης:.....	29
3.1.3 Αλγόριθμος ID3	34

3.1.4	Αλγόριθμος K-κοντινότερων γειτόνων	34
3.1.5	Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα	35
3.2	Μηχανική Μάθηση στη ναυτιλία	37
3.3	Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης στη ναυτιλία	39
3.4	Ορισμός Βελτιστοποίησης παραμέτρων διαδρομής με μηχανική μάθηση	39
■	Βελτιστοποίηση Παραμέτρων διαδρομής με Μηχανική Μάθηση	40
4.1	Ανάλυση προβλήματος	41
4.2	Μοντέλο	42
4.3	Κόστος απόφασης	42
4.4	Ανάλυση κριτηρίων επιλογής διαδρομής.....	43
4.4.1	Καιρικές Συνθήκες	43
4.4.2	Μήκος διαδρομής	43
4.4.3	Είδος πλοίου	45
4.4.4	Χρόνος άφιξης του πλοίου	45
4.4.5	Κατάσταση γάστρας	45
4.4.6	Κατανάλωση καυσίμου	45
4.4.7	Κόστος καυσίμου σύμφωνα με την τιμή του λίτρου	46
4.4.8	Ύψος κύματος	46
4.4.9	Ασφαλής Πλοήγηση και κανονισμοί πλεύσεις	47
4.4.10	Περιοχές ECA	48
4.5	Ενδεικτικός τρόπος βελτιστοποίησης παραμέτρων	49
4.6	Ανάλυση συστήματος και αλγορίθμου	49
4.7	Μοντελοποίηση συστήματος	50
4.8	Δένδρο αποφάσεων	50
4.8.1	Δένδρο απόφασης για τον καιρό.....	51
4.8.2	Δένδρο απόφασης για την διαδρομή	52
4.9	Συνοπτική Επεξήγηση.....	55
■	Ανάλυση, εφαρμογή και λειτουργία αλγορίθμου	56
5.1	Δομή Αλγορίθμου	56
5.2	Εφαρμογή του αλγορίθμου	57
5.2.1	Ιδιαιτερότητες πλοίων και εφαρμογή του αλγόριθμου	58
5.3	Παράδειγμα Εφαρμογής	62
■	Εναλλακτικός τρόπος βελτιστοποίησης παραμέτρων (Βελτιστοποίηση της ταχύτητας του πλοίου).....	63

6.1	Παράμετροι αντίστασης πλοίου.....	64
6.2	Τρόπος υπολογισμού	64
6.2.1	Δημιουργία μοντέλου.....	64
6.2.2	Μέθοδος επίλυσης.....	65
6.3	Μεθοδολογία για την αποφυγή λαθών	68
6.4	Αποτέλεσμα.....	68
■	Σκοπός χρήσης και χρησιμότητα των αλγορίθμων	68
■	Αλληλεπίδραση των αλγορίθμων με άλλες εφαρμογές.....	69
■	Πλεονεκτήματα-Μειονεκτήματα αλγορίθμου	71
9.1	Πλεονεκτήματα	71
9.2	Μειονεκτήματα	72
■	Μελλοντική Έρευνα και συμπεράσματα	73
10.1	Μελλοντική Έρευνα.....	73
10.2	Συμπεράσματα	73
	Βιβλιογραφία	75

Πίνακας εικόνων

Εικόνα 1 Ενδεικτική απεικόνιση κίνησης πλοίων Πηγή: Marine Traffic	12
Εικόνα 2 Λιμάνι Πειραιά πηγή CNN Greece	16
Εικόνα 3 Bulk Carrier	17
Εικόνα 4 Tanker	17
Εικόνα 5 LPG Liquid Petroleum Gas	17
Εικόνα 6 LNG (Liquid Natural Gas)	17
Εικόνα 7 RO-RO	18
Εικόνα 8 Container Ships.....	18
Εικόνα 9 Επιβατηγό Πλοίο	18
Εικόνα 10 SHIPPING SCHEDULE Ενδεικτικός Χάρτης δρομολογίων πλοίων Πηγή: https://gsat.jp/shipping-schedule-europe/	19
Εικόνα 11 Εξάντας Πηγή Wikipedia.....	21
Εικόνα 12 Χάρτης Πηγή: Wikipedia	22
Εικόνα 13 Radar-GPS Πηγή Furuno	22
Εικόνα 14 ECDIS ΣΕ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΠΗΓΗ: http://shipsbusiness.com	23
Εικόνα 15 Διαδρομές Πλοίων Πηγή: https://kids.wng.org/node/5016	24
Εικόνα 16 Δομή δένδρου απόφασης Πηγή: Wikipedia	31
Εικόνα 17 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα Πηγή: medium.com	35
Εικόνα 18 Υπόδειγμα νευρωνικού Δικτύου Πηγή Wikipedia	36
Εικόνα 19 Υπόδειγμα διαδρομών Πηγή Marine Digital.....	40
Εικόνα 20 Στατιστική εικόνα ταξιδιών πλοίου Πηγή wired.com	41
Εικόνα 21 Περιοχές Seca Πηγή: isalos.net.....	49
Εικόνα 22 Weather Decision tree.....	52
Εικόνα 23 Decision Tree for Ship Route	53
Εικόνα 24 Route Recalculation Decision Tree	54
Εικόνα 25 Διαδικασία απόφασης Πηγή: Genetic Algorithm for Shipping Route Estimation with Long- Range Tracking Data Andrea Pelizzari	55
Εικόνα 26 Αλιευτικό σε κακές καιρικές συνθήκες πηγή: https://gr.pinterest.com/pin/6192518225141560/	58
Εικόνα 27 Tanker σε κακοκαιρία Πηγή: https://www.dreamstime.com/photos-images/tanker-storm.html	59
Εικόνα 28 A crew member onboard the ONE Apus shared a picture of the Long Beach-bound ship after nearly 1,900 containers were swept overboard in severe weather Πηγή: https://lbpost.com/news/fireworks-other-goods-lost-at-sea-after-storm-throttles-long-beach-bound-c	60
Εικόνα 29 LNG πλοίο Πηγή: http://theamericanenergynews.com/energy-financial/lng-prices-slide-supplies-emerge-key-regions	61
Εικόνα 30 Υπόδειγμα διαδρομής Πλοίου από το Marine Traffic	62
Εικόνα 31 Εναλλακτική διαδρομή για την αποφυγή κυκλών.....	63
Εικόνα 32 Δομή Αλγορίθμου Πηγή: Machine Learning Approaches for Ship Speed Prediction	66

Αρκτικόλεξο

ETA: Estimated Time of Arrival

ECA: Emission Control Areas

GPS: Global Positioning System

ECDIS: Electronic Chart Display and Information Systems

RO-RO: Roll-On Roll-Off Cargo Ship

LPG: Liquid Petroleum Gas

LNG: Liquid Natural Gas

NAVTEX: Navigational Text Messages

Δ.Α.: Δένδρο απόφασης

TNΔ: Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα.

AIS: Automatic Identification System

RTA: Required Time of Arrival

VLCC: Very Large Crude Carrier)

OCR: Optical Character Recognition

IMO: International Maritime Organization

SOLAS: Safety of Life at Sea

RA: Route Analyst

VLCC: Very large crude carrier

Περίληψη

Η παρακάτω διπλωματική διατριβή αναφέρεται στην βελτιστοποίηση διαδρομής πλοίου με μηχανική μάθηση. Αρχικά παρατίθεται μια εισαγωγή για το θέμα και γίνεται επεξήγηση της διατριβής. Στη συνέχεια αναλύονται ο σκοπός, οι στόχοι, τα ερευνητικά ερωτήματα και η δομή της διατριβής. Έπειτα προχωράμε στην κύρια δομή της διπλωματικής διατριβής, όπου στο δεύτερο κεφάλαιο αναφέρονται συνοπτικά τα είδη των πλοίων, ο ορισμός διαδρομής και η χάραξη της. Το 3^ο κεφάλαιο είναι αφιερωμένο στη μηχανική μάθηση, με αναφορές στους τύπους μηχανικής μάθησης και σε πλεονεκτήματα μειονεκτήματα αυτής. Ακόμη πραγματοποιείται αναφορά στην μηχανική μάθηση μέσα στη ναυτιλία και ο ορισμός βελτιστοποιήσεις διαδρομής. Από το 4^ο κεφάλαιο ξεκινά η λύση και επεξήγηση του αλγορίθμου. Δηλαδή πραγματοποιείται ανάλυση του προβλήματος, επιλογή μοντέλου, αναλύεται το κόστος απόφασης και αναλύονται τα κριτήρια επιλογής το κάθε ένα ξεχωριστά. Στη συνέχεια παρατίθεται ο ενδεικτικός τρόπος επίλυσης του προβλήματος, καθώς και η ανάλυση του συστήματος. Ακόμη θα γίνει αναφορά στην μοντελοποίηση του συστήματος και στα 2 ξεχωριστά δένδρα αποφάσεων που θα χρησιμοποιηθούν για την λύση του προβλήματος. Επίσης υπάρχει και η συνοπτική επεξήγηση του αλγορίθμου. Στο 5^ο κεφάλαιο παρουσιάζεται η ανάλυση, εφαρμογή και λειτουργία του αλγορίθμου. Αρχικά περιγράφεται η δομή του αλγορίθμου. Στη συνέχεια αναλύεται η εφαρμογή του και οι ιδιαιτερότητες που μπορεί να υπάρχουν από πλοίο σε πλοίο. Ακόμη υπάρχει ένα συνοπτικό παράδειγμα για την καλύτερη κατανόηση του αλγορίθμου. Στο 6ο κεφάλαιο αναφέρεται ένας εναλλακτικός τρόπος βελτιστοποίησης παραμέτρων, ο οποίος είναι βελτιστοποίηση της ταχύτητας του πλοίου. Στο 7^ο κεφάλαιο αναφέρεται ο σκοπός της χρήσης του αλγορίθμου και χρησιμότητά του. Επιπρόσθετα στο 8ο υπογραμμίζεται η αλληλεπίδραση του αλγορίθμου με ήδη υπάρχον εφαρμογές. Ακόμη στο 9^ο κεφάλαιο αναφέρονται τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα του αλγορίθμου. Τέλος το 10^ο κεφάλαιο προβάλλει τη μελλοντική έρευνα, που μπορεί να εφαρμοστεί και τα συμπεράσματα της διπλωματικής διατριβής.

Abstract

The following thesis refers to Optimization of ship route parameters with machine learning. First of all there is an introduction of topic, also you could find the explanation of thesis. Subsequently objectives, research questions and structure of thesis are analyzed in first chapter. Then we move on to the main structure of the thesis. The second chapter refers to types of vessel, the definition of route. Chapter 3 is devoted to machine learning, with references to the types of machine learning and its advantages and disadvantages. I am also referring to machine learning in shipping and definition of vessel route optimization. At 4th chapter begins the solution and explanation of the algorithm. I am performing problem analysis, model selection, decision cost analysis and the selection criteria are analyzed. The following is an indicative way of solving the problem, in addition system will be analyzed. The algorithm consists of two separate decision trees that will be used to solve our topic. There is also a brief explanation of the algorithm. On chapter 5th the analysis, application and operation of the algorithm have been presented. Firstly the main structure of algorithm is described. Then follows the application analysis and the peculiarities that may exist from ship to ship. There is also a concise example for a better understanding of algorithm. Furthermore there is an alternative solution of data optimization. This is the Vessel's Speed optimization, which is referred on chapter 6th. On Chapter 7th the purpose of using the algorithm is stated. Furthermore the use of algorithm is developing. In addition, the 8th chapter emphasizes the interaction of the algorithm with already existing applications. On Chapter 9th the advantages and disadvantages of the algorithm are mentioned. Finally, on 10th chapter I am highlighting the future research, which can be applied and the conclusions of thesis.

Εισαγωγή

Η τεχνολογία στις μέρες μας πραγματοποιεί άλματα προόδου και καταλαμβάνει ίσως το μεγαλύτερο κομμάτι στην ζωή μας. Συνεπώς από αυτό επηρεάζονται πολλοί τομείς. Ένας από αυτούς είναι η ναυτιλία. Το μείζων θέμα ωστόσο είναι η μείωση το κόστους λειτουργίας των πλοίων.

Σε αυτή την περίπτωση έρχεται η μηχανική μάθηση να δώσει μια καινοτόμα λύση. Η μηχανική μάθηση είναι ουσιαστικά ο τρόπος, με τον οποίο ένας υπολογιστής παίρνει αποφάσεις με βάση τα δεδομένα τα οποία λαμβάνει.

Στις πρώτες θαλάσσιες διαδρομές των ανθρώπων ο υπολογισμός της διαδρομής πραγματοποιούταν με το μάτι καθώς ο θαλασσοπόρος υπολόγιζε την θέση του πλοίου με βάση των γωνιών που σχημάτιζαν τα ουράνια σώματα (ο ήλιος, η σελήνη, ή τα άστρα) με τον ορίζοντα. Στη συνέχεια υπήρξε η χρήση οργάνων, χαρτών, ραντάρ μέχρι που φτάσαμε στο σήμερα που ο υπολογισμός πραγματοποιείται μέσω των *ecdis*.

Πολλές έρευνες αυτή την περίοδο βασίζονται στον υπολογισμό βέλτιστης διαδρομής για ένα πλοίο. Σε αυτό το εύρος θα κυμανθεί και η παρακάτω εργασία. Στην πραγματικότητα θα μελετήσουμε τις παραμέτρους που αφορούν την διαδρομή ενός πλοίου. Τα δεδομένα τα οποία λαμβάνει ο υπολογιστής θα είναι δελτίο καιρού, ενδείξεις από τα όργανα τα οποία βρίσκονται πάνω στο πλοίο, τις αποστάσεις από τους χάρτες, ύψος κύματος κατά την διάρκεια της διαδρομής, κόστος καυσίμου την συγκεκριμένη περίοδο καθώς και τον χρόνο που θα πρέπει το πλοίο να βρίσκεται στο προορισμό του.



Εικόνα 1 Ενδεικτική απεικόνιση κίνησης πλοίων Πηγή: Marine Traffic

Σημαντικό είναι να αναφερθεί ότι τα πλοία είναι σαν πλωτά εργοστάσια, συνεπώς παράγουν συνεχώς ρίπους και απόβλητα. Ενώ όλος ο πλανήτης προσπαθεί να μειώσει τους ρίπους του, με εναλλακτικές μορφές ενέργειας, τα πλοία συνεχώς αυξάνονται λόγω της ζήτησης που υπάρχει. Αποτέλεσμα αυτού είναι η συνεχής αύξηση των ρίπων. Ωστόσο ο αλγόριθμος θα βοηθήσει σημαντικά στην μείωση του, καθώς μια από τις λειτουργίες του θα είναι η μείωση κατανάλωσης καυσίμου.

Στη συνέχεια θα αναλυθούν οι τρόποι που μπορεί να γίνει η λήψη των δεδομένων και με τι τύπο αλγορίθμου θα μπορούσε να υλοποιηθεί. Ακόμη πραγματοποιείται ανάλυση του συστήματος και του αλγορίθμου, καθώς ο τρόπος μοντελοποίησης και το δένδρο αποφάσεων.

Η συγκεκριμένη λύση έχει αρκετά πλεονεκτήματα και θα μπορούσε να μειώσει δραματικά το κόστος λειτουργίας ενός πλοίου.

Θα μπορούσαν να πραγματοποιηθούν μελλοντικές έρευνες πάνω στον ίδιο αλγόριθμο αλλά αντί για χρήση πετρελαίου να γινόταν χρήση LNG. Όπου σύμφωνα με τις μελέτες η χρήση του LNG αυτό τον καιρό είναι το μέλλον στα καύσιμα. Καθώς θα προσδίδει ακόμη μεγαλύτερη απόδοση στους κινητήρες εφόσον δεν έχει τόσες θερμικές απώλειες. Ακόμη το LNG είναι αρκετά λιγότερα ρυπογόνο, αντίθετα όμως λόγω της ευφλεκτότητάς του, υπάρχουν ακόμη αρκετά προβλήματα σχετικά με τους ανεφοδιασμούς των πλοίων. Σημαντικό είναι να αναφερθεί ότι σταθμοί ανεφοδιασμού LNG υπάρχουν στο Ρότερνταμ και την Νορβηγία.

Τέλος σημαντικό στην μελέτη είναι να συμπεριλαμβάνει όλα τα ήδη πλοίων που υπάρχουν. Όστε ο αλγόριθμος να είναι χρηστικός για κάθε είδος. Στη συνέχεια θα προχωρήσουμε σε μία σύντομη αναφορά στα ήδη των πλοίων. Όστε να αναγνωρίζουμε λίγα πράγματα για το κάθε είδος και να ξέρουμε που θα συμβάλει σε κάθε πλοίο η βελτιστοποίηση διαδρομής.

■ Σκοπός και στόχοι διπλωματικής διατριβής

Στο πρώτο κεφάλαιο αναφέρονται ο σκοπός, οι στόχοι και η δομή της διπλωματικής διατριβής. Ακόμη παρατίθενται και τα ερευνητικά ερωτήματα.

1.1 Σκοπός

Σκοπός της διπλωματικής διατριβής είναι η μελέτη των παραμέτρων για την βελτιστοποίηση διαδρομής. Οι παράμετροι υπολογισμού διαδρομής υπολογίζονται με βάση τις καιρικές συνθήκες, το φορτίο, την κατάσταση του πλοίου, τα ναύλα, την επιβάρυνση του πληρώματος κλπ. Ακόμη θα προσπαθήσουμε να εξετάσουμε δυνατότητα επέκτασης εισαγωγής μεταβλητών ώστε να αυξηθεί

ακόμη περισσότερο η αξιοπιστία και εξοικονόμηση χρημάτων καθώς και η κόπωση του πληρώματος. Σκοπός της έρευνας είναι η μείωση του κόστους λειτουργίας, η μικρότερη καταπόνηση του πληρώματος, η ασφαλέστερη πορεία των πλοίων και τέλος η διευκόλυνση των route planners και των καπετάνιων. Ουσιαστικά η τεχνολογία πρέπει να αποσυμφορήσει τον όγκο δουλειάς των εργαζομένων.

1.2 Στόχοι Διπλωματικής Διατριβής

Στόχος της διατριβής είναι η εμφάθυνση στην επιλογή βέλτιστης διαδρομής με την βελτιστοποίηση των παραμέτρων. Ακόμη θα δούμε κατά πόσο συμφέρει μια ναυτιλιακή εταιρία να αρχίσει να χρησιμοποιεί αυτού τους είδους αλγόριθμους. Τέλος κύριος στόχος είναι να δούμε κατά πόσο είναι δυνατό ένας τέτοιος αλγόριθμος να είναι αξιόπιστος.

1.3 Ερευνητικά ερωτήματα

Είναι εφικτό να είναι αξιόπιστος ένας τέτοιος αλγόριθμος; Μπορούμε να αποκαταστήσουμε την εμπιστοσύνη ανάμεσα στον άνθρωπό και τη μηχανή; Είναι εφικτό ένας υπολογιστής να αντικαταστήσει την ανθρώπινη κρίση; Σε ποια ήδη πλοίων θα ήταν εφικτό να εφαρμοστεί αυτός ο αλγόριθμος και με ποιόν τρόπο; Υπάρχει πιθανότητα να ξεπεράσει η μηχανή τον άνθρωπο;

1.4 Δομή διατριβής

Αρχικά στο 2^ο κεφάλαιο θα αναφερθούν συνοπτικά ήδη πλοίων που θα χρειαστούν κατά την διάρκεια της διατριβής. Στη συνέχεια θα υπάρξει εισαγωγή και αναδρομή στην ιστορία για την διαδρομή πλοίου. Στο τρίτο κεφάλαιο θα αναφερθεί η μηχανική μάθηση, τα μοντέλα και οι τύποι που υπάρχουν. Στη συνέχεια στο 4^ο κεφάλαιο θα αναφερθούμε στην ανάλυση του προβλήματος. Στο 5^ο κεφάλαιο θα υπάρξει η ανάλυση και η δομή του αλγόριθμου. Ακόμη παρατίθεται ένα παράδειγμα αλγόριθμου βελτιστοποίησης ταχύτητας στο κεφάλαιο 6. Έπειτα στο 7^ο κεφάλαιο θα αναφερθούμε στον σκοπό χρήσης και την χρησιμότητά του. Ακόμη στο 8^ο αναπτύσσεται η αλληλεπίδραση του ανθρώπου και της μηχανής. Επίσης στο 9^ο και προ-τελευταίο κεφάλαιο υπάρχουν πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα του αλγόριθμου. Τέλος συνοπτικά στο 10^ο κεφάλαιο συνοψίζονται σκέψεις για μελλοντική έρευνα και στα συμπεράσματα της διατριβής.

■ Ορισμός Διαδρομής και χάραξη - Είδη πλοίων



Στο παρακάτω κεφάλαιο θα πραγματοποιηθεί αναφορά στα είδη των πλοίων, στον ορισμό διαδρομής. Ακόμη θα πραγματοποιηθεί μια ιστορική αναδρομή στα όργανα, τα οποία κατά καιρούς χρησιμοποιήθηκαν για την εύρεση θέσης και χάραξη διαδρομής.

2.1 Συνοπτικά είδη πλοίων

Αρχικά τα πλοία δεν διαχωριζόταν, έτσι οι προσφώνηση πλοία συμπεριελάμβανε σχεδόν όλα τα ήδη των πλοίων. Ωστόσο με την πάροδο τον χρόνων αυτό άλλαξε διότι όλα τα πλοία ήταν πάρα πολλά και διαφορετικά, έτσι με τον καιρό άρχισε ο διαχωρισμός τους.



Εικόνα 2 Λιμάνι Πειραιά πηγή CNN Greece

Αυτός ο διαχωρισμός δεν προέκυψε μόνο λόγω της διαφορετικότητάς τους, αλλά επειδή τα πλοία με τον καιρό είχαν διαφορετικές ανάγκες. Υπάρχουν διαφορετικές ανάγκες άνεσης, εμφάνισης και ευχρηστίας, ανάμεσα σε ένα επιβατηγό και ένα φορτηγό πλοίο. Για παράδειγμα ένα Γιοτ έχει που κυρίως χρησιμοποιείτε από οικονομικά επιφανής επιβάτες, πρέπει να διαθέτει όλο τον εξοπλισμό την άνεση και την καλαισθησία ενός ξενοδοχείου. Ακόμη θα πρέπει να διαθέτει ταχύτητα και σταθερότητα ώστε να μην ταλαιπωρούνται οι επιβάτες που απολαμβάνουν τις διακοπές τους. Σε αντίθεση με ένα τάνκερ που μας ενδιαφέρει να μην να είναι αξιόπλοο, αλλά δεν φημίζεται για τον ξενοδοχειακό του εξοπλισμό. Συγκεκριμένα τα πλοία που αναφέρονται σε επιβατηγό κοινό, είτε για λόγους τουρισμού (Yachts), είτε για λόγους μεταφοράς(Πλοία γραμμής, πλοία τοπικής ναυσιπλοΐας) διαθέτουν ολόκληρα τμήματα σχετικά με τον ξενοδοχειακό τους εξοπλισμό.

Αποτέλεσμα λοιπόν των διαφορών εμφάνισης, ταχύτητας, σκοπού κλπ., τα πλοία διαχωρίστηκαν σε 4 κατηγορίες, φορτηγά πλοία, επιβατηγά πλοία, πλοία ειδικού σκοπού και βοηθητικά πλοία. Παρακάτω αναφέρονται τα είδη πλοίων και οι υποκατηγορίες τους.

2.1.1 Φορτηγά πλοία (cargo Ships)

Φορτηγά πλοία ορίζονται όλα τα πλοία που κύριο χαρακτηριστικό τους είναι η μεταφορά και μόνο εμπορευμάτων. Τα είδη και τα μεγέθη ποικίλουν ανάλογα με τον σκοπό το είδος του φορτίου τις αποστάσεις που διανύουν κλπ. Τα φορτηγά πλοία διαχωρίζονται σε πλοία μεταφοράς ξηρού φορτίου, σε πλοία μεταφοράς υγρού φορτίου και τα φορτηγά πλοία συνδυαστικού φορτίου.

1. Bulk Carrier: Τα bulk carrier μεταφέρουν ξηρό φορτίο, όπως κάρβουνο σιτηρά κλπ.



Εικόνα 3 Bulk Carrier

2. Tanker: Είναι πλοία που μεταφέρουν βενζίνη νάφθα πετρέλαιο, HFO κλπ.



Εικόνα 4 Tanker

3. LPG (Liquid Petroleum Gas): Μεταφέρει υγροποιημένο αέριο παράγωγο πετρελαίου.



Εικόνα 5 LPG Liquid Petroleum Gas

4. LNG (Liquid Natural Gas): Μεταφέρει υγροποιημένο φυσικό αέριο.



Εικόνα 6 LNG (Liquid Natural Gas)

5. RO-RO: Πλοία μεταφοράς οχημάτων



Εικόνα 7 RO-RO

6. Container Ship: Πλοία μεταφοράς εμπορευματοκιβωτίων



Εικόνα 8 Container Ships

2.1.2 Επιβατηγά Πλοία

Τα επιβατηγά πλοία χαρακτηρίζονται τα πλοία μεταφοράς επιβατών και κάτω από συγκεκριμένες συνθήκες φορτία και οχήματα. (Κρουαζιερόπλοια, υπερωκεάνια, επιβατηγά ακτοπλοΐας κλπ)



Εικόνα 9 Επιβατηγό Πλοίο

2.1.3 Πλοία ειδικού σκοπού

Είναι τα πλοία που δημιουργήθηκαν για πιο εξειδικευμένες χρήσεις και πλοία που δημιουργήθηκαν λόγω των αναγκών που υπάρχουν.

1. Μετεωρολογικό πλοίο
2. Πλοίο τοποθέτησης καλωδίων
3. Αλιευτικά
4. Ωκεανογραφικό πλοίο
5. Πλοίο ψυγείο

2.1.4 Βοηθητικά πλοία

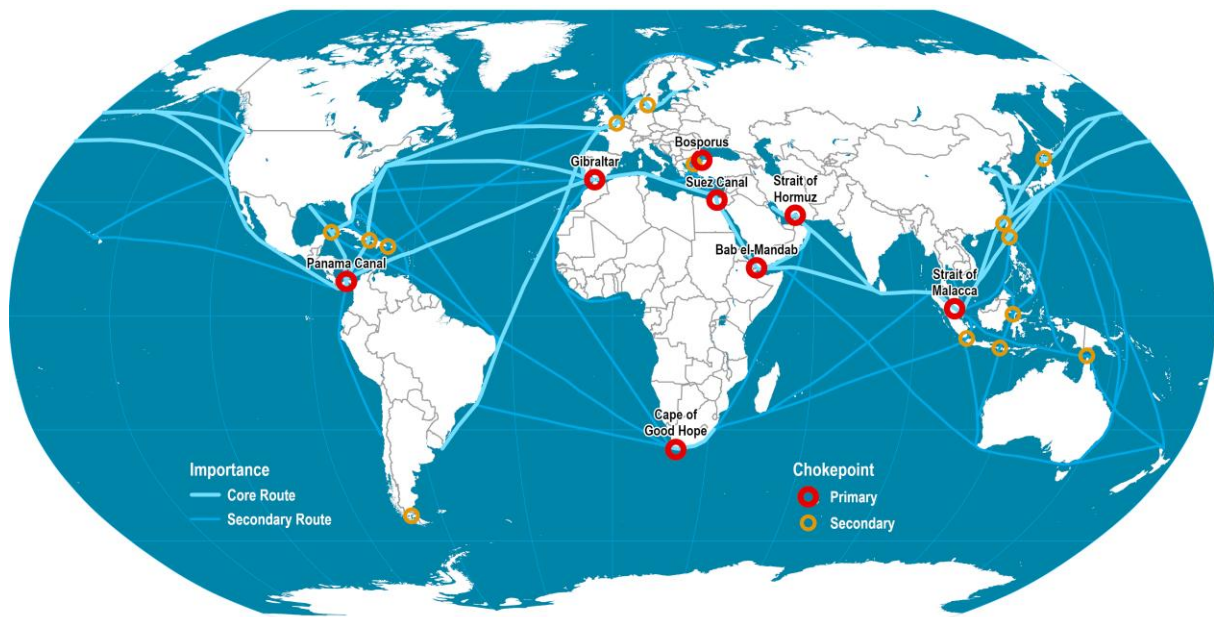
Η συγκεκριμένη κατηγορία πλοίων δημιουργήθηκε ουσιαστικά για να «βοηθούν» όλα τα υπόλοιπα πλοία. Τα πλοία αυτά δεν μεταφέρουν ανθρώπους ούτε εμπορεύματα.

1. Ναυαγοσωστικό

2. Πλωτός γερανός
3. Πλοηγίδα
4. Βυθοκόρος
5. Ρυμουλκό
6. Παγοθραυστικό

2.2 Διαδρομή πλοίου

Με τον όρο διαδρομή πλοίου εννοούμε την απόσταση που πρέπει να διανύσει ένα πλοίο για να φτάσει από ένα σημείο σε ένα άλλο. Ωστόσο στην πραγματικότητα δεν είναι τόσο απλό. Καθώς πρέπει υπολογισθούν αρκετές μεταβλητές και να ακολουθηθούν κάποιοι κανόνες.



Εικόνα 10 SHIPPING SCHEDULE Ενδεικτικός Χάρτης δρομολογίων πλοίων Πηγή: <https://gsat.jp/shipping-schedule-europe/>

2.3 Ορισμός κόστους λειτουργίας πλοίου

Κόστος λειτουργίας πλοίου ορίζεται το σύνολο των εξόδων που χρειάζεται ένα πλοίο για να λειτουργήσει είτε είναι ναυλωμένο είτε όχι. Ουσιαστικά είναι όλα τα απαραίτητα έξοδα για τη σωστή και εύρυθμη λειτουργία ενός πλοίου. Επιγραμματικά θα αναφερθούν όλα τα λειτουργικά έξοδα ενός πλοίου.

- Μισθοδοσία πληρώματος (Crew wages)

- Έξοδα πληρώματος (Crew expenses)
- Ασφάλιστρα (Insurances)
- Λιπαντικά (Lubricants)
- Υλικά και Εφόδια (Consumables/stores)
- Επισκευές και Συντήρηση (Repairs and Maintenance)
- Διοίκηση (General administration expenses)
- Πετρέλαιο (Fuel oil expenses)
- Ελλιμενισμός (Mooring expenses)

Ο αλγόριθμος βελτίωσης διαδρομής θα έχει άμεση συνεισφορά στη μείωση του κόστους του πετρελαίου. Ακόμη θα διευκολύνει σημαντικά την διοίκηση του πλοίου καθώς θα δίνει έτοιμες λύσεις διαδρομής βασισμένες σε όλα τα δεδομένα που του παρέχονται, ώστε να υπολογίζεται η πιο συμφέρουσα διαδρομή. Μελλοντικά ο αλγόριθμος θα μπορούσε να μειώσει και τα κόστη συντήρησης του πλοίου, καθώς θα υπολογίζει και την μικρότερη δυνατή καταπόνηση του πλοίου.

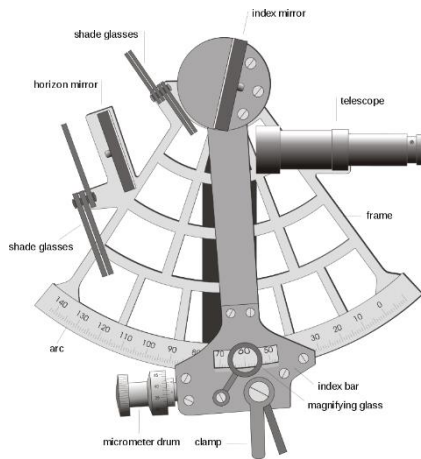
2.4 Ιστορική αναδρομή υπολογισμού διαδρομής στη θάλασσα

Περίπου το 1952 δόθηκε στο 1^ο σκάφος υπηρεσία για χάραξη διαδρομής, κύριο μέλημα ήταν το πλοίο να ακολουθήσει την προδιαγεγραμμένη διαδρομή με ασφάλεια και να αφιχθεί στον προορισμό του χωρίς ζημιές και απώλειες. Ουσιαστικά ήταν το 1^ο μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε και ενημερωνόταν από χάρτες και δελτία καιρού.

Φτάνοντας λοιπόν στο σήμερα η ασφάλεια του πλοίου και του πληρώματος είναι ένα από τα κυριότερα θέματα που λαμβάνονται υπόψιν κατά τη χάραξη διαδρομής. Ωστόσο πριν φτάσουμε στο σήμερα καλό θα ήταν να πραγματοποιηθεί μια μικρή εισαγωγή σχετικά με την χάραξη πορείας ενός πλοίου πώς ξεκίνησε και πως είναι στο σήμερα.

2.4.1 Αστρολάβος και Εξάντας

Ο άνθρωπος χάρη στην συνεχή αναζήτηση και την περιέργεια που τον διακατέχει από πολύ παλιά ήθελε να ανακαλύψει «νέους κόσμους», έτσι ξεκίνησε να πραγματοποιεί θαλάσσιες διαδρομές.



Εικόνα 11 Εξάντας Πηγή Wikipedia

Αρχικά οι πρώτοι θαλασσοπόροι υπολόγιζαν προσεγγιστικά την θέση του πλοίου τους με το μάτι και μέσω των στιγμάτων που λάμβαναν από την στεριά. Στη συνέχεια στην ανοικτή θάλασσα, στην πραγματικότητα μετρούσαν τις γωνίες που σχημάτιζαν τα ουράνια σώματα (ο ήλιος, η σελήνη, ή τα άστρα) με τον ορίζοντα. Με αυτό τον τρόπο χάραζαν προσεγγιστικά μια πορεία προς τον προορισμό τους.

Στις περισσότερες περιπτώσεις εφαρμογής της μεθόδου των ουράνιων σωμάτων, γινόταν χρήση αστρολάβων σε αυτή την περίπτωση λοιπόν ήταν απαραίτητη η σκόπευση του αστρολάβου να περιλαμβάνει ταυτόχρονα και το ουράνιο σώμα και τον ορίζοντα, από το κατάστρωμα το πλοίου, συνεπώς αρκετές φορές οδηγούταν σε ανακριβείς υπολογισμούς και τα πλοία χάνονταν και περιπλανιόταν για μέρες σε άγνωστα νερά.

Στη συνέχεια δημιουργήθηκε μια συσκευή ο εξάντας που αντικατέστησε τους αστρολάβους ο εξάντας, ο οποίος ανακαλύφθηκε από τον Άγγλο αξιωματικό του Ναυτικού Τζον Κάμπελ το 1757. Ωστόσο πριν τον εξάντα υπήρχε μια προγενέστερη συσκευή ο οκτάντας, που εφευρέθηκε από τον Τζόν Χάντλεϊ το 1731. Τα δύο όργανα διέφεραν σαν κατασκευή καθώς το προγενέστερο μετρούσε $1/8$ ενός κύκλου (45°) ενώ ο εξάντας το $1/6$ ενός κύκλου (60 μοίρες). Τα δύο όργανα μετρούν την γωνία προσπίπτουσας φωτεινής ακτίνας (από ένα ουράνιο σώμα) σε σχέση με τον ορίζοντα. Ακόμη μια διαφορά των δύο οργάνων είναι ότι ο εξάντας είχε την δυνατότητα να μετρήσει μέχρι 120° γωνία ενώ ο οκτάντας μέχρι 90° γωνία. Στη συνέχεια ο Τζέιμς Κουκ εκμεταλλευόμενος πλήρως τις δυνατότητες του εξάντα για την μέτρηση κατακόρυφων και άλλως γωνιών από οποιαδήποτε κλίση. Με την βοήθεια καταγραφών της κίνησης της σελήνης και μετρώντας τη γωνία της σελήνης ενός δοσμένου αστέρα μπορούσε να υπολογίσει τον ακριβή χρόνο. Ως αποτέλεσμα είχε την δυνατότητα να υπολογίσει την ακριβή γεωγραφική θέση του πλοίου. Χρησιμοποιώντας την μέθοδο αυτή χαρτογράφησε την Νέα Ζηλανδία στο ταξίδι του διάρκειας 1768-1771.

2.4.2 Χάρτες

Στη συνέχεια ξεκίνησε η χρήση ναυτικών χαρτών ή χάρτες ναυσιπλοΐας και πυξίδων που με την χρήση και του εξάντα κατάφεραν να υπάρχει μία ακόμη καλύτερη προσέγγιση της θέσης του πλοίου.



Εικόνα 12 Χάρτης Πηγή: Wikipedia

Ωστόσο και σε αυτή την περίπτωση υπήρχαν ανακρίβειες στους χάρτες, καθώς οι ναυτικοί έρχονταν αντιμέτωποι με αχαρτογράφητους τόπους. Ακόμη ένα σημαντικό πρόβλημα που έρχονταν αντιμέτωποι οι ναυτικοί ήταν τα βάθη των θαλασσών, καθώς υπήρχαν ανακρίβειες ακόμη και λάθη στα βάθη της θάλασσας που συνέπια ήταν να προσαράζουν πλοία ακόμη και να βυθίζονται. Πέρασαν αρκετά χρόνια ώστε να γίνουν πλήρως αξιόπιστοι και να έχουν αξιοπιστία για τις θέσεις και τα βάθη. Με την βοήθεια των χαρτών ξεκίνησε η χάραξη η πορείας να βελτιώνεται και με την βοήθεια της μετεωρολογίας που έκανε τα πρώτα της βήματα, η χάραξη πορείας ξεκίνησε να γίνεται πιο ακριβής και σχετικά ασφαλέστερη.

2.4.3 Ραντάρ-GPS



Εικόνα 13 Radar-GPS Πηγή Furuno

Τα ραντάρ εγκαταστάθηκαν αργότερα από όλα τα παραπάνω μέσα εντοπισμού θέσης στη ναυτιλία. Το πρώτο ραντάρ τοποθετήθηκε σε πλοίο το 1937. Μάλιστα ήταν σε ένα πολεμικό πλοίο έτσι με την πάροδο των χρόνων βελτιώθηκε η χρήση του. Το ραντάρ ως βασική του αρχή είχε τον εντοπισμό αντικειμένων με την μέθοδο Doppler, αλλά στη συνέχεια βοήθησε αρκετά ώστε να εξελιχθεί και να βοηθήσει σημαντικά στον υπολογισμό ακριβής θέση τους πλοίου, διότι η εμβέλεια του έχει μεγαλώσει σημαντικά. Αυτό επιτυγχάνεται σε συνεργασία με το GPS. Συνεπώς ένα πλοίο μπορεί να γνωρίζει την απόσταση του από την στεριά καθώς και την γεωγραφική του θέση (από το GPS). Ωστόσο το ραντάρ ακόμη και σήμερα έχει περιορισμένη εμβέλεια καθώς λόγω της καμπυλότητας της γης το σήμα πάνω από μια συγκεκριμένη απόσταση χάνεται. Ακόμη το ραντάρ χρησιμοποιείται και ως βυθόμετρο. Ως αποτέλεσμα ένα πλοίο γνωρίζει το βάθος στο οποίο βρίσκεται, καθώς και το βάθος που θα συναντήσει. Σημαντικό είναι να γίνει αναφορά ότι οι βασικές λειτουργίες των ραντάρ είναι ίδιες αλλά έχει αλλάξει αρκετά σε σχέση με το πρότυπο. Το GPS (Global Positioning System) είναι ένα σύστημα εντοπισμού χρήστη, βασιζόμενο σε 24 δορυφόρους της γης. Με την πάροδο των χρόνων το σύστημα

εύρεσης θέσης έχει βελτιωθεί σημαντικά και είναι αρκετά ακριβής. Έτσι συνεργασία με τους χάρτες και τα δελτία καιρού οι καπετάνιοι χάραζαν πορεία προς τον προορισμό τους με μεγαλύτερη ασφάλεια.

2.4.4 ECDIS (Electronic Chart Display and Information Systems) NavTex

Όλα τα παραπάνω συνέβαλαν ώστε να δημιουργηθεί το ECDIS, που είναι το πλέον σύγχρονο μέσω



Εικόνα 14 ECDIS ΣΕ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΠΗΓΗ:
<http://shipsbusiness.com>

εύρεση θέσης και χάραξη πορείας. Ουσιαστικά το ECDIS αντικατέστησε τα συμβατικά μέσα εύρεσης και χάραξης πορείας. Το ECDIS είναι ένα σύστημα των IBS (Ολοκληρωμένα συστήματα γέφυρας). Το ECDIS βασίζεται σε ένα συνδυασμό ναυτικών βοηθημάτων (χάρτες, radar, βυθόμετρο, γυροσκόπιο, πυξίδα, gps) τα οποία συνδυάζονται και απεικονίζονται σε μια κεντρική οθόνη. Η χρήση ECDIS έγινε υποχρεωτική Διεθνή Ναυτιλιακό Οργανισμό (IMO) το 1995.

Με αυτόν τον τρόπο οι έντυπες μορφές χαρτών αντικαθίστανται με ηλεκτρονικές μορφές. Το ECDIS δεν είναι μόνο ένα σύστημα χάραξης διαδρομής, αλλά και παρακολούθησης. Παράλληλα δίνει πληροφορίες σχετικά με περιοχές αλιείας, πληροφορίες για την στεριά και τα πλοία.

Το σύστημα μηνυμάτων NavTex είναι επίσης ένα ολοκληρωμένο μέρος των IBS, μεταδίδει επείγοντα μέτρα για την ασφάλεια στη θάλασσα και πληροφορίες (π.χ. μετεωρολογικές προβλέψεις, προειδοποιήσεις ναυσιπλοΐας που σχετίζονται με τον καιρό, ανακοινώσεις έρευνας και διάσωσης κ.λπ.) Τα πλοία λαμβάνουν αυτές τις πληροφορίες (δηλαδή τα μηνύματα NavTex) σε απόσταση περίπου 370 χιλιομέτρων (200 ναυτικά μίλια) από την ακτή. Είναι ένα οικονομικό, αυτοματοποιημένο και αξιόπιστο μέτρο, για την αποστολή σημαντικών μηνυμάτων. Συνεπώς το NavTex είναι ένα σημαντικό στοιχείο για τη ναυτιλία για τη βελτίωση της ασφάλειας πλοήγησης και αυτό συνίσταται από πολλούς οργανισμούς όπως, ΔΝΟ, Διεθνής Υδρογραφική Οργανισμός (IHO), Παγκόσμια υπηρεσία προειδοποίησης πλοήγησης (WWNWS) και το Παγκόσμιο Σύστημα Ασφάλειας Θαλάσσιων (GMDSS).

2.5 Χάραξη διαδρομής



Εικόνα 15 Διαδρομές Πλοίων Πηγή: <https://kids.wng.org/node/5016>

Ο διαχειριστής διαδρομής (Route Analyst) προδιαγράφει μια διαδρομή με την βοήθεια του ECDIS, μέσω του οποίου λαμβάνει τις βέλτιστες διαδρομές βάση ταχύτητας. Σε πολλές περιπτώσεις που το πλοίο έχει κάποια απαιτούμενη ώρα και ημερομηνία άφιξης (RTA) συνεπώς ο Route Analyst θα πρέπει να το λάβει υπόψιν και να διαλέξει την καλύτερη δυνατή διαδρομή. Ωστόσο δεν θα πρέπει να παραληφθεί η ασφάλεια του πληρώματος του πλοίου και του φορτίου. Τα περισσότερα συστήματα έχουν δυνατότητες όπως τον υπολογισμό κατά προσέγγιση της κατανάλωσης καυσίμου, καθώς και την παρακολούθηση του πλοίου κατά την διάρκεια της διαδρομής σύμφωνα με τον AIS (*Automatic Identification System*). Σε περιπτώσεις που το πλοίο παρεκκλίνει της πορείας του, ο διαχειριστής στο γραφείο θα λάβει ειδοποίηση, ώστε να επικοινωνήσει με τον κυβερνήτη και να ελέγξει τι συμβαίνει.

Τα σύγχρονα συστήματα σχεδιασμού διαδρομής επιτρέπουν την λήψη παγκόσμιων καιρικών προβλέψεων, ώστε να λαμβάνονται υπόψιν κατά την δημιουργία των διαδρομών. Ως αποτέλεσμα δίνεται η δυνατότητα να χαράξουν πολύ σύντομα την νέα διαδρομή και να ληφθεί άμεσα η απόφαση από τον καπετάνιο. Ο καπετάνιος θα διαλέξει την βέλτιστη διαδρομή με βάση την ασφάλεια και την έγκαιρη άφιξη στο λιμάνι προορισμού. Ωστόσο σε κάποια πλοία δεν αρκεί διότι είναι υποχρεωμένος

ο καπετάνιος να εναρμονιστεί με την RTA. Για τα container ships είναι σημαντικό να μην παρεκκλίνουν του προγράμματός τους καθώς οι ώρες φόρτωσης και εκφόρτωσης τις περισσότερες φορές είναι προκαθορισμένες. Συνεπώς καταλαβαίνουμε ότι κάποια καθυστέρηση στην διαδρομή από κάποιον παράγοντα που δεν προσδιορίστηκε και κατά την χάραξη της διαδρομής μπορεί να δημιουργήσει ακόμη μεγαλύτερες καθυστερήσεις, εάν έχει χάσει την σειρά του για φόρτωση και εκφόρτωση. Άλλοι παράγοντες που μπορούν να επηρεάσουν κατά πόσον ποια διαδρομή είναι πιο οικονομική, είναι οι τιμές των ναύλων το είδος του φορτίου και το ταξίδι σε περιοχές ελέγχου εκπομπών (E.C.A Emission Control Areas). Όλα τα παραπάνω είναι εξίσου σημαντικά όσο και το κόστος του καυσίμου.

Παλαιότερα οι χαράξεις διαδρομών λειτουργούσαν διαφορετικά στην αρχή τα πλοία αύξαναν ισχύ και όσο πλησίαζαν τον προορισμό τους αύξαναν η μείωναν ανάλογα με την RTA. Ωστόσο αυτή η τακτική είχε κάποιους κινδύνους και παράγοντες καθυστέρησης που δεν μπορούσαν να ληφθούν υπόψιν από την αρχή. Για παράδειγμα μια βίαιη αλλαγή του καιρού μπορούσε να βγάλει τελείως εκτός προγράμματος ένα πλοίο. Συνεπώς ο καπετάνιος έπρεπε να λειτουργήσει αστραπιαία ώστε να αποφύγει κάποια καθυστέρηση και να βγει εκτός εμβέλειας της RTA. Ωστόσο το μείζον θέμα ήταν και θα είναι το πλοίο να αφιχθεί στον προορισμό του με τη ταχύτερο και ασφαλέστερο τρόπο.

Συνοπτικά κάθε πλοίο όταν πραγματοποιούμε το route planning έχει τελείως διαφορετική αντιμετώπιση. Για παράδειγμα ένα μεγάλο container ship έχει τελείως διαφορετική συμπεριφορά στον καιρό σε σχέση με ένα VLCC (very large crude carrier) συνεπώς θα πρέπει να λαμβάνεται και αυτό υπόψιν. Στη συνέχεια σημαντικό ρόλο παίζει εάν το πλοίο είναι φορτωμένο η όχι. Στην περίπτωση που το πλοίο δεν είναι φορτωμένο με προϊόν δεν είναι τόσο σταθερό, όποτε χρησιμοποιεί τις ballast δεξαμενές ώστε να έρθει σε ισορροπία, πράγμα που αποτελεί άλλον έναν σημαντικό παράγοντα στην κατανάλωση καυσίμου και την σταθερότητα σε αντίξοες καιρικές συνθήκες. Ακόμη ένα πλοίο με «ευαίσθητο φορτίο» θα πρέπει να ακολουθεί μια πιο «ομαλή» διαδρομή καθώς μπορεί κατά την διάρκεια του ταξιδιού να καταστραφεί το φορτίο. Όλες αυτές λοιπόν τις πληροφορίες τις λαμβάνει υπόψιν ο route analyst και χαράζει την διαδρομή. Ωστόσο με την βοήθεια και την εξέλιξη της τεχνολογίας, όπως για παράδειγμα η μηχανική μάθηση θα μπορούσαν να προσθέσουν και άλλες δυνατότητες σε όλα αυτά τα συστήματα. Για παράδειγμα θα μπορούσε να προστεθούν οι πληροφορίες από Marine Digital Fos (fuel optimization system), τα ναύλα την συγκεκριμένη περίοδο και άλλα.

Τέλος να αναφέρουμε ότι υπάρχουν αρκετές εταιρίες που προμηθεύουν συστήματα χάραξης διαδρομής. Ορισμένες από αυτές είναι οι παρακάτω: "Navi-Planner" της Tranzas, "PassageManager"

της ChartCo, "Bon Voyage System" της StormGeo, "Ship Performance Optimization" System" της MeteoGroup, "Commercial Marine Vessel Routing" της Jeppesen, Navtor.

2.5.1 Από τι εξαρτάται μια διαδρομή πλοίου;

Η διαδρομή που θα ακολουθήσει το κάθε πλοίο εξαρτάται από το μέγεθός του την ταχύτητά του το είδος του φορτίου (αν μιλάμε για φορτηγό πλοίο) και τους κανόνες πλεύσης. Ακόμη σημαντικό ρόλο στην χάραξη μιας διαδρομής κατέχει ο χρόνος άφιξης το είδος του εμπορεύματος και ο προγραμματισμός του λιμένος άφιξης. Συνεπώς η χάραξη διαδρομής είναι μια σύνθετη διεργασία που καταναλώνει πολύ χρόνο και χρήμα σε μια ναυτιλιακή εταιρία. Ωστόσο με την εισαγωγή της μηχανικής μάθησης στην ναυτιλία ο χρόνος αυτός έχει αρχίσει και μειώνεται. Τέλος θα πρέπει να υπάρχει ευελιξία στην αναπροσαρμογή της, καθώς η θάλασσα είναι απρόβλεπτη και οι καιρικές συνθήκες αλλάζουν συνεχώς.

2.6 Σύνοψη

Τέλος οι ανάγκες της εποχής έχουν γεννήσει ένα νέο ζήτημα, την βελτιστοποίηση της διαδρομής με βάση τον καιρό, αλλά σε συνδυασμό και με άλλους παράγοντες όπως είναι τα καύσιμα το φορτίο τα ναύλα κ.λπ. Όπως είδαμε και νωρίτερα σε αρκετές ναυτιλιακές εταιρίες υπάρχουν ολόκληρα τμήματα που εργάζονται πάνω σε αυτό. Δηλαδή στον υπολογισμό διαδρομής με το χαμηλότερο δυνατό κόστος και την ασφαλέστερη πορεία για το πλοίο και το πλήρωμα. Ακόμη έχουν αναπτυχθεί αλγόριθμοι που προβλέπουν την κόπωση του πληρώματος και το πότε θα πρέπει να αντικατασταθεί. Όλα αυτά γενούν νέες ανησυχίες, συνεπώς υπάρχουν απαιτήσεις για την ανάπτυξη της τεχνολογίας.

Μηχανική Μάθηση

Η μάθηση είναι μια από τις ιδιότητες της συμπεριφοράς του ανθρώπου. Έπειτα από πολλές μελέτες των επιστημόνων ακόμα και σήμερα ο όρος μάθηση δεν έχει οριστεί πλήρως. Ωστόσο σιγά σιγά οι επιστήμονες έχουν αρχίσει να δημιουργούν συστήματα ικανά να μάθουν και να εκπαιδευτούν, να επιτύχουν δηλαδή την μηχανική μάθηση.

Μηχανική μάθηση είναι ένα παρακλάδι της επιστήμης των υπολογιστών. Η μηχανική μάθηση αναπτύχθηκε λόγω της αναγνώρισης προτύπων και της τεχνητής νοημοσύνης. Σύμφωνα λοιπόν με τον Άρθουρ Σάμιουελ ορίζεται ως: "Πεδίο μελέτης που δίνει στους υπολογιστές την ικανότητα να μαθαίνουν, χωρίς να έχουν ρητά προγραμματιστεί". Η μηχανική μάθηση ουσιαστικά είναι ένας

αλγόριθμος ο οποίος έχει την δυνατότητα να εκπαιδευτεί διαβάζοντας δεδομένα, με αποτέλεσμα να μπορεί να παράγει κάποια συμπεράσματα ανάλογα την εφαρμογή. Συχνά τέτοιους αλγορίθμους συναντάμε ακόμη και στην καθημερινή μας ζωή.

Η μηχανική μάθηση συνδέεται με την υπολογιστική στατιστική καθώς την χρησιμοποιεί, ώστε να πράξει ένα αποτέλεσμα ή μια πρόβλεψη με την χρήση υπολογιστών.

Η μηχανική μάθηση εφαρμόζεται σε περιπτώσεις που ο άρτιος σχεδιασμός και προγραμματισμός αλγορίθμων είναι ανέφικτος. Για παράδειγμα 2 εφαρμογές που είναι ευρέως διαδεδομένες ακόμα και στην καθημερινή ζωή είναι τα φίλτρα ανεπιθύμητων μηνυμάτων στην αλληλογραφία μας, καθώς και η αναγνώριση χαρακτήρων μέσω της μηχανικής όρασης. Ακόμη η μηχανική μάθηση χρησιμοποιείται για την ανάλυση δεδομένων, γνωστή ως μη επιτηρούμενη μάθηση.

Σε αυτή την περίπτωση η μηχανική μάθηση χρησιμοποιείται για την κατανόηση πολλαπλών μοντέλων και αλγορίθμων ώστε να πραγματοποιηθεί μια πρόβλεψη.

Παραδείγματα εφαρμογών μηχανικής μάθησης:

- τα φίλτρα spam
- οπτική αναγνώριση χαρακτήρων (OCR)
- μηχανές αναζήτησης

3.1 Ορισμός Μηχανικής Μάθησης

Ο Tom M. Mitchell πρότεινε έναν ορισμό που χρησιμοποιείται ευρέως: «Ένα πρόγραμμα υπολογιστή λέγεται ότι μαθαίνει από εμπειρία E ως προς μια κλάση εργασιών T και ένα μέτρο επίδοσης P , αν η επίδοσή του σε εργασίες της κλάσης T , όπως αποτιμάται από το μέτρο P , βελτιώνεται με την εμπειρία E ».

Η μηχανική μάθηση ωστόσο μπορεί να οριστεί ως ένα σύστημα το οποίο βελτιώνει την απόδοση του κατά την εκτέλεση εργασιών, χωρίς την ανάγκη επαναπρογραμματισμού.

Για να επιλυθεί ένα πρόβλημα με μηχανική μάθηση θα πρέπει να ακολουθήσουμε κάποια βήματα. Αρχικά θα πρέπει να καθοριστεί το πρόβλημα που πρέπει να επιλυθεί. Στη συνέχεια θα πρέπει να δημιουργηθούν οι κανόνες που θα ακολουθήσει ο αλγόριθμος ώστε να φέρει εις πέρας το αποτέλεσμα. Ακόμη θα πρέπει να βρεθεί το όριο απόφασης ή αλλιώς το κόστος απόφασης. Έπειτα θα πρέπει να γίνει μοντελοποίηση του συστήματος. Δηλαδή αναπαράσταση με τέτοιο τρόπο ώστε να



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ

Τμήμα Μηχανικών Βιομηχανικής
Σχεδίασης και Παραγωγής

&

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΙΓΑΙΟΥ

Τμήμα Ναυτιλίας και
Επιχειρηματικών Υπηρεσιών



αναλυθεί και να προβλεφθεί η συμπεριφορά του. Στη συνέχεια ανάλογα με το πρόβλημα που πρέπει να επιλυθεί πρέπει να γίνει και η επιλογή.

3.1.1 Επαγωγική μάθηση

Κατά την επαγωγική μάθηση ο άνθρωπος κατανοεί το περιβάλλον του μέσω των παρατηρήσεων με την διαδικασία της επαγωγής. Στη συνέχεια δημιουργεί νοητικά μοντέλα. Επιπλέον ο άνθρωπος έχει την δυνατότητα να συσχετίζει της εμπειρίες του με την πάροδο των χρόνων και να δημιουργεί νέες δομές, με ονομασία νοητικά πρότυπα. Αποτέλεσμα της διαδικασίας είναι η δημιουργία νέων προτύπων τα οποία βασίζονται σε παλαιότερα και εξαρτώνται σε μεγαλύτερο βαθμό με την προ υπάρχουσα γνώση για ένα πρόβλημα. Παραδείγματα αυτής της μορφής η μάθηση από επεξήγηση και η μάθηση από περιπτώσεις.

3.1.2 Τύποι μηχανικής μάθησης:

Οι τύποι μηχανικής μάθησης διαιρούνται σε 3 μεγάλους κλάδους, ανάλογα με το σήμα ανατροφοδότησης που είναι διαθέσιμο σε ένα σύστημα μηχανικής μάθησης.

1. Επιτηρούμενη μάθηση (supervised learning)

Σύμφωνα λοιπόν με τον ορισμό είναι ένας είδος μάθησης με επίβλεψη. Κατά την εκπαίδευση δίνεται στο σύστημα η σωστή απάντηση για κάθε παράδειγμα

Χρήση σε προβλήματα:

- Ταξινόμησης (Classification)
- Πρόγνωσης (Prediction)
- Διερμηνείας (Interpretation)

2. Μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning)

Στην μάθηση χωρίς επίβλεψη δεν παρέχεται κανένα δεδομένο στον αλγόριθμο μάθησης και πρέπει να βρεί την δομή των δεδομένων εισόδου. Για παράδειγμα οι προτάσεις του Netflix.

Χρήση σε προβλήματα:

- Ανάλυσης Συσχετισμών (Association Analysis)
- Ομαδοποίησης (Clustering)

3. Ενισχυτική μάθηση

Ένας αλγόριθμος υπολογιστή αλληλοεπιδρά με τον εξωτερικό περιβάλλον στο οποίο πρέπει να φέρεις εις πέρας έναν συγκεκριμένο στόχο. Για παράδειγμα τα αυτόνομα αυτοκίνητα.

3.1.2.1 Ταξινόμηση

Ένα ακόμη σημαντικό στέλεχος για την επίλυση ενός προβλήματος με μηχανική μάθηση είναι η ταξινόμηση. Ουσιαστικά δίνουμε στον αλγόριθμο δεδομένα εκπαίδευσής με την μορφή ετικέτα ή κλάσης. Στη συνέχεια δημιουργείται ένα μοντέλο πρόβλεψης διακριτών τάξεων, κλάσεων ή κατηγοριών σε συνάρτηση με τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά. Ο στόχος της ταξινόμησης είναι να αντιστοιχηθούν τα καινούργια δεδομένα σε μια κατηγορία με όσο το δυνατόν μεγαλύτερη ακρίβεια.

Τρόποι επίλυσης προβλημάτων με μηχανική μάθηση

Για να λυθεί ένα πρόβλημα με μηχανική μάθηση δεν αρκεί μόνο να αποφασισθεί με ποια μορφή μηχανικής μάθησης θα λυθεί. Η λύση στο πρόβλημα θα δοθεί μέσω των τεχνικών επίλυσης προβλημάτων με μηχανική μάθηση. Επιπροσθέτως αξίζει να αναφερθεί ότι για την επίλυση των προβλημάτων με μηχανική μάθηση υπάρχουν πολλές τεχνικές, κάποιες από αυτές αναφέρονται επιγραμματικά παρακάτω

1. Εκμάθηση με δέντρο απόφασης
2. Αλγόριθμος ID3
3. Αλγόριθμος K-κοντινότερων γειτόνων
4. Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα
5. Ενισχυτική μάθηση
6. Συλλογιστική Βασισμένη σε Περιπτώσεις (Case-Based Reasoning-CBR)

Διάφορες εφαρμογές της μηχανικής μάθησης στην καθημερινότητα:

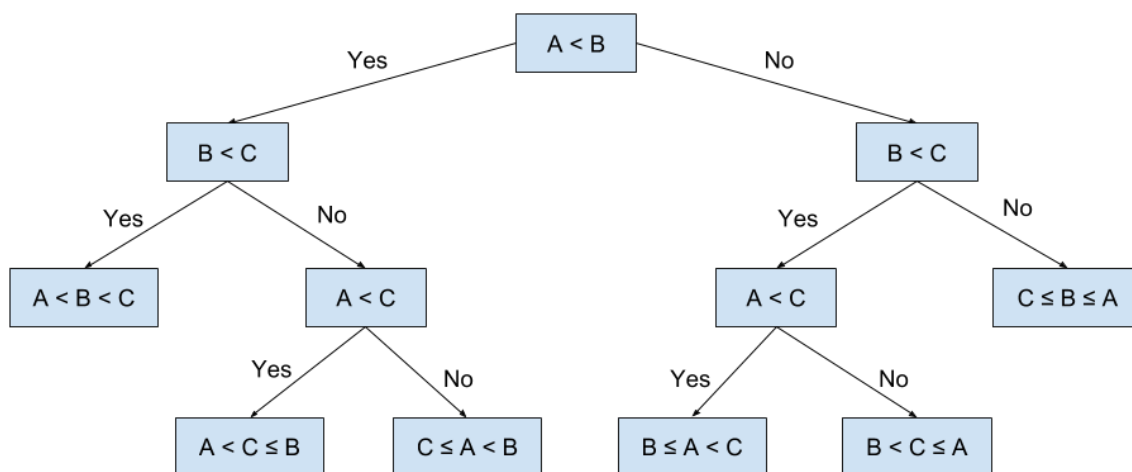
- Αναγνώριση φωνής (Cortana windows 10, στα κινητά τηλέφωνα κ.λ.π)
- Ρομποτική ιατρική (Για βελτιστοποίηση σταθερότητας και μηδενισμό λάθους)
- Ηλεκτρονικά παιχνίδια
- Λογισμικά
- Μηχανές αναζήτησης (Google, amazon, etc)
- Ρομποτική
- Μηχανική όραση (αναγνώριση αντικειμένων, κλπ)
- Αυτόνομα αυτοκίνητα
- Ανάλυση χρηματιστηρίου
- Οικονομικές προβλέψεις και αναλύσεις
- Υπολογισμός βέλτιστων διαδρομών

- Έλεγχος κινήσεων σε διατραπεζικές συναλλαγές
- Διαφημίσεις μέσω διαδικτύου κ.α.

Στη συνέχεια θα αναφερθούμε με λίγα λόγια στους τρόπους επίλυσης των προβλημάτων με μηχανική μάθηση.

3.1.2.2 Εκμάθηση με δέντρο απόφασης

Η επίλυση αλγορίθμων με μηχανική μάθηση είναι ίσως η περισσότερο διαδεδομένη μορφή επίλυσης προβλημάτων. Έχει εφαρμοσθεί σε διαφόρων ειδών εφαρμογές όπως, στην ιατρική για την διάγνωση, στην αναγνώριση προσώπων και εικόνων, ακόμη και στις διαφημίσεις και σε πολλές ακόμα εφαρμογές. Οι Δ.Α. (δένδρα απόφασης) αλγόριθμοι οδηγούνται σε δημιουργία μιας δενδροειδούς μορφής όπου τα φύλλα αποτελούν τις κατηγορίες ταξινόμησης. Η μορφή αυτή ορίζεται και ως ένα σύνολο κανόνων, που ονομάζουμε κανόνες ταξινόμησης.



Εικόνα 16 Δομή δένδρου απόφασης Πηγή: Wikipedia

Για την περιγραφή ενός δένδρου απόφασης μπορούμε να πούμε ότι:

Η ρίζα του δένδρου είναι ένα χαρακτηριστικό όπου ο αλγόριθμος κρίνει χρησιμότερο να επιλέξει.

Εσωτερικό κόμβο του δένδρου αποτελεί ένα νέο χαρακτηριστικό που δεν έχει ήδη χρησιμοποιηθεί στο συγκεκριμένο κλαδί του δένδρου.

Ακμή ονομάζουμε με μια διαφορετική τιμή που μπορεί να πάρει το χαρακτηριστικό του κόμβου από τον οποίο ξεκινάει.

Το φύλλο αντιστοιχεί σε μια κατηγορία ταξινόμησης.

Προϋποθέσεις για τη λειτουργία ενός αλγόριθμου επαγωγικής μάθησης είναι:

- Ο καθορισμός ενός συνόλου χαρακτηριστικών (FS) ως των προϋποθέσεων του επιδιωκόμενου προς εξαγωγή κανόνα ταξινόμησης:

$$FS = \{F_1, F_2, \dots, F_{|fs|}\}$$

Ύπαρξη προκαθορισμένων διακριτών κατηγοριών ταξινόμησης (classes – C) ως στόχου του διαχωρισμού τον οποίο θα επιδιώξει ο αλγόριθμος και, στη συνέχεια, ως συμπερασμάτων (conclusions) των κανόνων στους οποίους θα οδηγήσει η αναγνώριση της δενδροειδούς μορφής που θα αναπτύξει ο αλγόριθμος:

$$C = \{c_1, c_2, c_3, \dots, c_{|c|}\}$$

ύπαρξη επαρκούς αριθμού δειγμάτων που θα προκύψουν από παρατηρήσεις και θα χρησιμοποιηθούν για τη δημιουργία του εκπαιδευτικού συνόλου (TS).

Συνοπτικά Χαρακτηριστικά Δ.Α.

- C κατηγορία ταξινόμησης
- TS το σύνολο δειγμάτων εκπαίδευσης
- FS το σύνολο των χαρακτηριστικών του TS
- F_i ένα επιλεγμένο χαρακτηριστικό του οποίου οι τιμές $v_1, v_2, v_3, \dots, v_n$ διαμερίζουν το σύνολο TS σε υποσύνολα TS1, TS2, TS3, ... TSn

3.1.2.3 Πλεονεκτήματα – Μειονεκτήματα των δένδρων αποφάσεων

Ένα από τα σημαντικότερα πλεονεκτήματα των Δ.Α είναι η εύκολη χρήση και κατανόησή τους. Ακόμη μπορούμε να πούμε ότι είναι αρκετά αποτελεσματικοί αλγόριθμοι στην επίλυση προβλημάτων. Ωστόσο υπάρχει ένα σοβαρό μειονέκτημα που θα μπορούσε να μας βάλει σε μπελάδες, με κατάληξη ένα λάθος αποτέλεσμα. Στους Δ.Α. σημαντικό είναι να γίνει σωστή επιλογή των χαρακτηριστικών και να είναι επαρκείς ο αριθμός των δειγμάτων, σε κάθε άλλη περίπτωση μπορούμε να οδηγηθούμε σε



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ

Τμήμα Μηχανικών Βιομηχανικής
Σχεδίασης και Παραγωγής

&

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΙΓΑΙΟΥ

Τμήμα Ναυτιλίας και
Επιχειρηματικών Υπηρεσιών



εσφαλμένα συμπεράσματα και λύσεις. Τέλος σε περίπτωση λάθους διαχείρισης του αλγορίθμου μπορούμε να οδηγηθούμε σε μακροσκελείς αλγορίθμους και αρκετές φορές σε λάθος αποτελέσματα.

3.1.3 Αλγόριθμος ID3

Ο αλγόριθμος ID3 (Iterative Dichotomizer 3) αναπτύχθηκε στο Πανεπιστήμιο του Σίδνεϋ από τον J. Ross Quinlan και βασίζεται στον αλγόριθμο Concept Learning System (CLS) που αποτελεί τυπικό αλγόριθμο δημιουργίας ΔΑ. Κύριο χαρακτηριστικό των ID3 είναι η εύρεση χαρακτηριστικών για διαχωρισμό. Πιο συγκεκριμένα σε κάθε κόμβο του δένδρου απόφασης αναζητά το κύριο χαρακτηριστικό με το οποίο θα έχει την δυνατότητα να διαχωρίζει καλύτερα τα δείγματα. Αν αλγόριθμος με το χαρακτηριστικό που θα βρει καταφέρει και διαχωρίσει πλήρως τα δείγματα, τότε σταματά, σε κάθε άλλη περίπτωση συνεχίζει στα υποσύνολα έτσι ώστε να καταφέρει να βρει το καλύτερο δυνατό χαρακτηριστικό ώστε να διαχωρίσει τα δείγματα.

Ένας ID3 βασίζεται κυρίως στις έννοιες εντροπία και κέρδος πληροφορίας.

Ο ID3 είναι ένα παρακλάδι των ΔΑ συνεπώς έχει τα ίδια μειονεκτήματα και πλεονεκτήματα με τους υπόλοιπους ΔΑ αλγορίθμους.

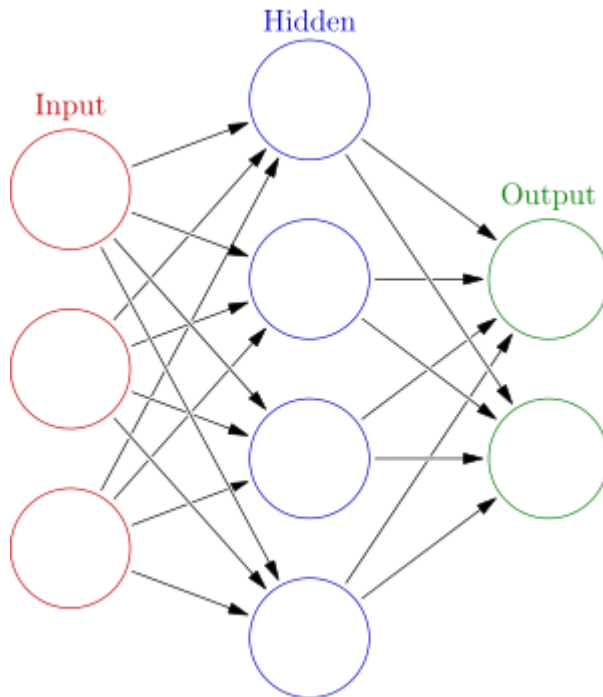
3.1.4 Αλγόριθμος K-κοντινότερων γειτόνων

Ο αλγόριθμος K-Κοντινότερων γειτόνων πραγματοποιεί κατηγοριοποίηση βασισμένη σε 2 βήματα. Αρχικά πραγματοποιείται κατασκευή μοντέλου στη συνέχεια εφαρμόζει το μοντέλο για τον έλεγχο των δειγμάτων. Συγκεκριμένα βασίζεται στα χαρακτηριστικά των κοντινότερων δειγμάτων. Δηλαδή βασίζεται στα γνωστά χαρακτηριστικά των κοντινότερων δειγμάτων. Ωστόσο αυτή η περίπτωση εγκυμονεί κινδύνους για λάθος κατηγοριοποίηση των δειγμάτων. Για να κατηγοριοποιηθεί μια εγγραφή πρέπει να ακολουθηθούν τα παρακάτω βήματα, υπολογισμός απόστασης από τις εγγραφές του συνόλου, εύρεση των K κοντινότερων γειτόνων και χρήση των κλάσεων ώστε να καθοριστεί η κλάση της άγνωστης εγγραφής.

Όπως αναφέρθηκε νωρίτερα ένα σημαντικό μειονέκτημα του παραπάνω αλγορίθμου είναι να υποπέσει σε σφάλματα στις κατηγοριοποιήσεις και να οδηγηθούμε σε λάθος συμπεράσματα.

3.1.5 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Τα νευρωνικά δίκτυα εμπνέονται από την λειτουργία βιολογικών μοντέλων, συγκεκριμένα τείνουν να μιμούνται την συμπεριφορά του ανθρώπινου εγκεφάλου.



Εικόνα 17 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα Πηγή: medium.com

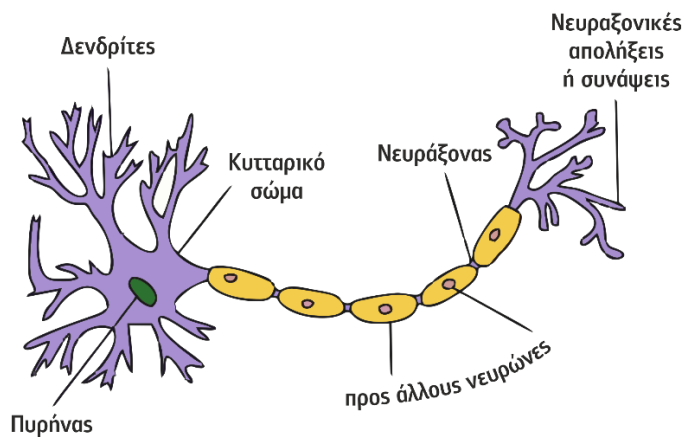
Σύμφωνα λοιπόν με την επιστήμη ο εγκέφαλος αποτελείται από διακριτά στοιχεία, τους νευρώνες, οι οποίοι επικοινωνούν μεταξύ τους. Οι νευρώνες αποτελούν το σημαντικότερο δομικό στοιχείο του ανθρώπινου εγκεφάλου. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος διαθέτει πάρα πολλούς νευρώνες, οι οποίοι είναι τοποθετημένοι σε ομάδες. Οι ομάδες αυτές ονομάζονται φυσικά νευρωνικά δίκτυα. Ως συνέπεια στον ανθρώπινο εγκέφαλο υπάρχουν εκατοντάδες φυσικά νευρωνικά δίκτυα. Κάθε νευρωνικό δίκτυο περιέχει χιλιάδες συνδεδεμένους νευρώνες, ο μέσος αριθμός συνδέσεων ανά νευρώνα ανέρχεται στις 1000 με 10.000.

Οι νευρώνες διαχωρίζονται από τα υπόλοιπα κύτταρα με μια μεμβράνη, ωστόσο έχει την δυνατότητα μεταφοράς ηλεκτρικών σημάτων σε άλλους νευρώνες με τους οποίους έχει επικοινωνία.

3.1.5.1 Πλεονεκτήματα μειονεκτήματα ΤΝΔ

Οι ΤΝΔ αλγόριθμοι μπορούν να πραγματοποιούν πολύ εύκολα αναγνώριση μοτίβων, σχεδόν όλα τα προγράμματα αναγνώρισης φωνής και αυτόματης μετάφρασης έχουν δημιουργηθεί με ΤΝΔ αλγόριθμους. Ακόμη έχουν ανοχή στα λάθη, καθώς αν καταρρεύσει ένα κομμάτι του αλγορίθμου ο

ΤΝΔ αναπροσαρμόζεται και λειτουργεί ακόμη και με το σφάλμα. Ένα ακόμη πλεονέκτημα είναι η ταχύτητα ανάλυσης δεδομένων και η εξαγωγή αποτελεσμάτων. Ωστόσο η λύση προβλημάτων με ΤΝΔ δεν είναι πανάκια διότι αναφέρονται σε ορισμένο εύρος και αριθμό προβλημάτων κυρίως προβλημάτων ασαφούς λογικής. Σε αυτά τα είδη προβλημάτων ο κλασσικός προγραμματισμός αδυνατεί να δώσει λύσεις. Τέλος ένα νευρωνικό δίκτυο πράγματι λειτουργεί πανομοιότυπα με τον ανθρώπινο εγκέφαλο, αλλά δεν πλησιάζει σε τίποτα την πολυπλοκότητα του ανθρώπινου εγκεφάλου.



Εικόνα 18 Υπόδειγμα νευρωνικού Δικτύου Πηγή Wikipedia

Τμήματα νευρώνα:

- Δενδρίτες (λειτουργούν ως σημεία εισόδου)
- Κυτταρικό σώμα (cell body)
- Νευροάξονα του κυττάρου (αχον), μέσο σύνδεσης του νευρώνα με άλλους νευρώνες.
- Συνάψεις

3.1.5.2 Λειτουργία ενός νευρωνικού δικτύου:

Ο κύριος άξονας του νευρώνα μεταφέρει σήματα στους δενδρίτες σου πλησιέστερους νευρώνες μέσω του σημείου σύναψης. Ένας νευρώνας λαμβάνει σήματα από γειτονικούς νευρώνες με την βοήθεια των δενδριτών, με σκοπό να τα επεξεργαστεί και να τροφοδοτήσει την έξοδο μέσω του νευράξονα προς ένα άλλο σύνολο νευρώνων. Τα σήματα που εισέρχονται ουσιαστικά μετριοιούνται και αθροίζονται. Όταν το άθροισμα φτάσει και ξεπεράσει την τιμή κατωφλίου, δημιουργείτε μια έξοδος στον άξονα του, η έξοδος στην συνέχεια μεταφέρεται μέσω των νευροαξονικών απολήξεων(συνάψεις) στους γύρω νευρώνες.

Τέλος με την ανάπτυξη της μηχανικής μάθησης τίθενται αρκετά ηθικά ζητήματα. Καθώς μπορεί τα δεδομένα που συλλέγονται είναι δυνατόν να εμπεριέχουν προκαταλήψεις ρατσιστικά πρότυπα και άλλα αρνητικά δεδομένα. Με αποτέλεσμα να δημιουργούνται λανθασμένα συμπεράσματα και συμπεριφορές από τους αλγορίθμους. Συνεπώς σημαντικό είναι η λήψη δεδομένων και η συλλογή να γίνεται υπεύθυνα και όχι μονομερή.

3.2 Μηχανική Μάθηση στη ναυτιλία

Καθώς η μηχανική μάθηση και τεχνίτη νοημοσύνη εισάγετε στην καθημερινότητά μας, έτσι λοιπόν έχει αρχίσει να εφαρμόζεται και στη ναυτιλία. Ωστόσο σε αρκετούς παραδοσιακούς πλοιοκτήτες προκαλεί αντιδράσεις. Καθώς υπάρχει δυσπιστία στο πώς ένας αλγόριθμος θα αντικαταστήσει την εμπειρία χρόνων των ναυτικών. Ακόμη σημαντικό είναι να αναφερθεί ότι πολλές φορές στέκονται και στο θέμα της αξιοπιστίας και του σφάλματος που μπορεί να προκύψει, ωστόσο σε ότι εργασία πραγματοποιεί ένας άνθρωπος υπάρχει το ενδεχόμενο του ανθρώπινου λάθους.

Ωστόσο οι ναυτιλιακές εταιρίες επενδύουν αρκετά χρήματα στην γρηγορότερη επικοινωνία με τα πλοία, με την ταχύτερη επικοινωνία δεν θα επωφεληθούν μόνο οι καπετάνιοι, αλλά και οι ίδιες οι ναυτιλιακές εταιρίες. Τα περισσότερα πλοία έχουν μετατραπεί σε ένα απομακρυσμένο γραφείο, καθώς διαθέτουν e-mail, vrn και άλλα. Συνεπώς είναι η ευκαιρία η ναυτιλία να επενδύσει στις νέες τεχνολογίες.

Η μηχανική μάθηση θα συμβάλει ενεργά στην βελτιστοποίηση της ασφάλειας καθώς και στην μείωση του κόστους λειτουργίας ενός πλοίου. Υπάρχουν ήδη αλγόριθμοι σε πειραματικά στάδια. Για παράδειγμα υπάρχουν αλγόριθμοι που ελέγχουν την κατάσταση της γάστρας, αλγόριθμοι υπολογισμού βέλτιστης διαδρομής βασισμένοι στον καιρό και άλλα. Παρακάτω θα γίνει εκτεταμένη μελέτη για την υλοποίηση του αλγορίθμου βέλτιστης διαδρομής.

Οι υπολογιστές έχουν την δυνατότητα να επεξεργάζονται τεράστιο όγκο δεδομένων σε πολλή μικρό χρονικό διάστημα και πολύ γρηγορότερα από τους ανθρώπους. Σε κάθε περίπτωση σε ένα πλοίο μπορούμε να λάβουμε δεδομένα ανά πάσα στιγμή όπως π.χ. το στίγμα από δορυφόρο μέσω gps, καιρικές προβλέψεις, στοιχεία από την λειτουργία των μηχανών, στοιχεία από το φορτίο κ.λπ., συνάρτηση όλων αυτών, δίνεται η ευκαιρία να αναπτυχθούν αλγόριθμοι που θα συμβάλουν ενεργά στην μείωση του λειτουργικού κόστους. Για παράδειγμα υπάρχουν αλγόριθμοι που προβλέπουν την κατανάλωση καυσίμου και εξάγουν προτάσεις για την μείωση του.

Ένα πλοίο παράγει μια βιβλιοθήκη με στοιχεία και δεδομένα αλλά μένουν ανεκμετάλλευτα, καθώς δεν υπάρχει ακόμη τρόπος να αξιοποιηθούν. Με την μηχανική μάθηση τα περισσότερα από αυτά αν όχι όλα θα επεξεργάζονται και θα καταλήγουν σε χρήσιμα συμπεράσματα για την λειτουργία ενός πλοίου.

Ακόμη υπάρχουν συνεργασίες ανάμεσα σε κολοσσούς στον τομέα της τεχνολογίας, της μηχανικής μάθησης και σε κατασκευάστριες εταιρίες στον τομέα της ναυτιλίας. Για παράδειγμα η συνεργασία της Google και της Rolls Royce. Η συνεργασία αυτή έχει σκοπό την ανάπτυξη των νέων τεχνολογιών. Αποτέλεσμα αυτής της συνεργασίας θα είναι η ασφαλέστερη ναυσιπλοΐα. Αρκετές εταιρίες έχουν αρχίσει και εντάσσουν στον στόλο τους τις νέες τεχνολογίες, πράγμα που καθιστά τους στόλους πιο οικονομικούς ως προς την λειτουργία, πιο «φιλικούς» προς το περιβάλλον, καθώς τους καθιστούν και πιο σύγχρονους.

Η μηχανική μάθηση θα δώσει την δυνατότητα στις ναυτιλιακές εταιρίες να ενταχθούν στον ψηφιακό κόσμο και να υιοθετήσουν την επεξεργασία όλων αυτών των δεδομένων που εξάγονται από ένα πλοίο. Είδη σε αρκετά μέρη του πλοίου χρησιμοποιείτε η μηχανική μάθηση, όπως για παράδειγμα σε κάποια από τα συστήματα γέφυρας.

Τέλος συμπεραίνετε ότι με την μηχανική μάθηση μπορεί να ψηφιοποιηθεί ένα ολόκληρο πλοίο και να λαμβάνουμε Data και πληροφορίες από οποιοδήποτε κομμάτι του πλοίου στο γραφείο με ταχύτητα και ακρίβεια. Με αποτέλεσμα να γνωρίζει ανά πάσα στιγμή το προσωπικό του γραφείου τι συμβαίνει στο πλοίο. Η ναυτιλία με την μηχανική μάθηση θα εισαχθεί σε μια νέα εποχή με ψηφιοποίηση σχεδόν κάθε κομματιού του πλοίου.

Βελτιστοποίηση διαδρομής με μηχανική μάθηση

Αρχικά θα αναφερθούμε στο πως δουλεύει ένας αλγόριθμος βελτιστοποίησης διαδρομής σε κάποιες περιπτώσεις εκτός ναυτιλίας και στη συνέχεια θα αναλύσουμε πώς αυτό το μοντέλο θα μπορέσει να δουλέψει και στη ναυτιλία.

Ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης διαδρομής θα δώσει την δυνατότητα στο πλοίο να υλοποιεί πιο γρήγορα το πλάνο διαδρομής από το σημείο εκκίνησης στον προορισμό. Καθώς θα δίνεται η δυνατότητα στην ιδιοκτήτρια εταιρία του πλοίου να ελέγχει ανά πάσα στιγμή την διαδρομή και τους λόγους που επιλέχθηκε. Ουσιαστικά η μηχανική μάθηση θα είναι ένας άμεσος σύμβουλος στην επιλογή διαδρομής. Ακόμη θα μειώσει το κόστος λειτουργίας και θα αυξήσει την ασφάλεια ενός

πλοίου καθώς θα επιλέγει την γρηγορότερη, οικονομικότερη και ασφαλέστερη διαδρομή όσο για το πλήρωμα όσο και για το ίδιο το πλοίο.

Αξίζει να γίνει αναφορά στην αλληλεπίδραση, που μπορούν να έχουν αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης μεταξύ τους. Για παράδειγμα υπάρχουν οι αλγόριθμοι ελέγχου γάστρας σε συνδυασμό με τον αλγόριθμο υπολογισμού διαδρομής θα μπορεί να προβλεφθεί και η καταπόνηση του σκαριού με βάση τον καιρό που θα συναντήσει στη διαδρομή. Ως αποτέλεσμα θα υπάρχει καλύτερη διαχείριση της κατάστασης ενός πλοίου. Ακόμη θα αυξήσει την ακρίβεια για την κατανάλωση καυσίμου καθώς, όσο περισσότερο είναι καταπονημένη και γεμάτη με μικροοργανισμούς η γάστρα, τόσο μεγαλύτερη τριβή έχει, με αποτέλεσμα την αύξηση κατανάλωσης καυσίμου.

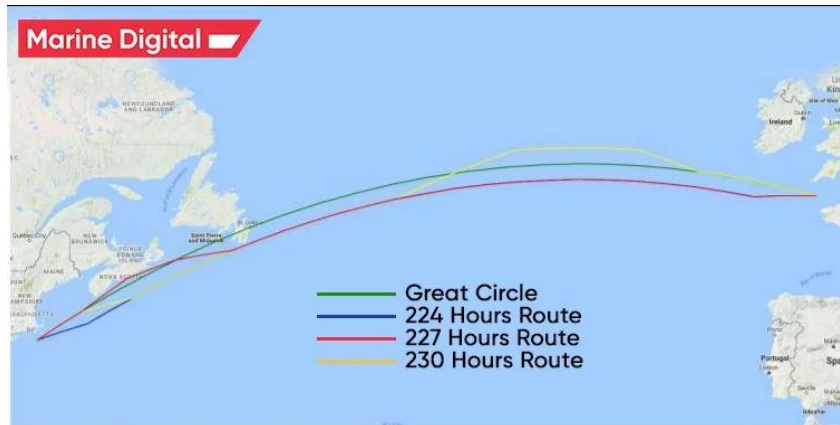
Τέλος οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης έχουν πολλά πλεονεκτήματα, καθώς όσο περισσότερο λειτουργούν και παράγουν αποτέλεσμα τόσο καλύτερα εκπαιδεύονται. Ως συνέπεια συνεχώς το αποτέλεσμα βελτιώνεται. Στην περίπτωση της ναυτιλίας σημαίνει ότι θα αυξάνεται συνεχώς η ασφάλεια και θα μειώνεται το κόστος λειτουργίας. Άρα θα αυξάνονται και τα κέρδη σε μια εταιρία.

3.3 Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης στη ναυτιλία

Καθώς η μηχανική μάθηση εισέρχεται στις ζωές μας, έτσι αρχίζει να λαμβάνει χώρα και στην ναυτιλία. Πέρα από αλγόριθμους βελτιστοποίησης διαδρομής, υπάρχουν αλγόριθμοι πρόβλεψης συντηρήσεων, ελέγχου κατάστασης γάστρας, αλγόριθμοι εξαγωγής πλάνων οικονομικών στρατηγικών, αλγόριθμοι υπολογισμού κόπωσης πληρώματος και άλλοι πολλοί. Ωστόσο πέρα από τους είδη γνωστούς υπάρχουν και αρκετοί σε ερευνητικά στάδια, ή στάδια δοκιμών. Όπως για παράδειγμα το αυτόνομο πλοίο. Το οποίο μπορεί να εκτελέσει δρομολόγια χωρίς πλήρωμα. Στη συνέχεια θα δούμε πως μπορεί να βελτιωθεί μια διαδρομή, βελτιώνοντας τις παραμέτρους της.

3.4 Ορισμός Βελτιστοποίησης παραμέτρων διαδρομής με μηχανική μάθηση

Η βελτιστοποίηση παραμέτρων διαδρομής με μηχανική μάθηση βασίζεται κυρίως στην πρόβλεψη της διαδρομής βάση των καιρικών φαινομένων που μπορεί να συναντήσει ένα πλοίο σε μια προδιαγεγραμμένη πορεία. Συνεπώς ο αλγόριθμος λαμβάνει τις προβλέψεις καιρού και υπολογίζει την διαδρομή. Ωστόσο καθώς η μηχανική μάθηση εξελίσσεται είναι εφικτό να αξιοποιεί περισσότερα δεδομένα. Συνοπτική αναφορά στα δεδομένα που λαμβάνονται υπόψιν από τον αλγόριθμο



Εικόνα 19 Υπόδειγμα διαδρομών Πηγή Marine Digital

1. Καιρός
2. Απόσταση
3. Άφιξη
4. Καύσιμα
5. Καταπόνηση πλοίου και πληρώματος

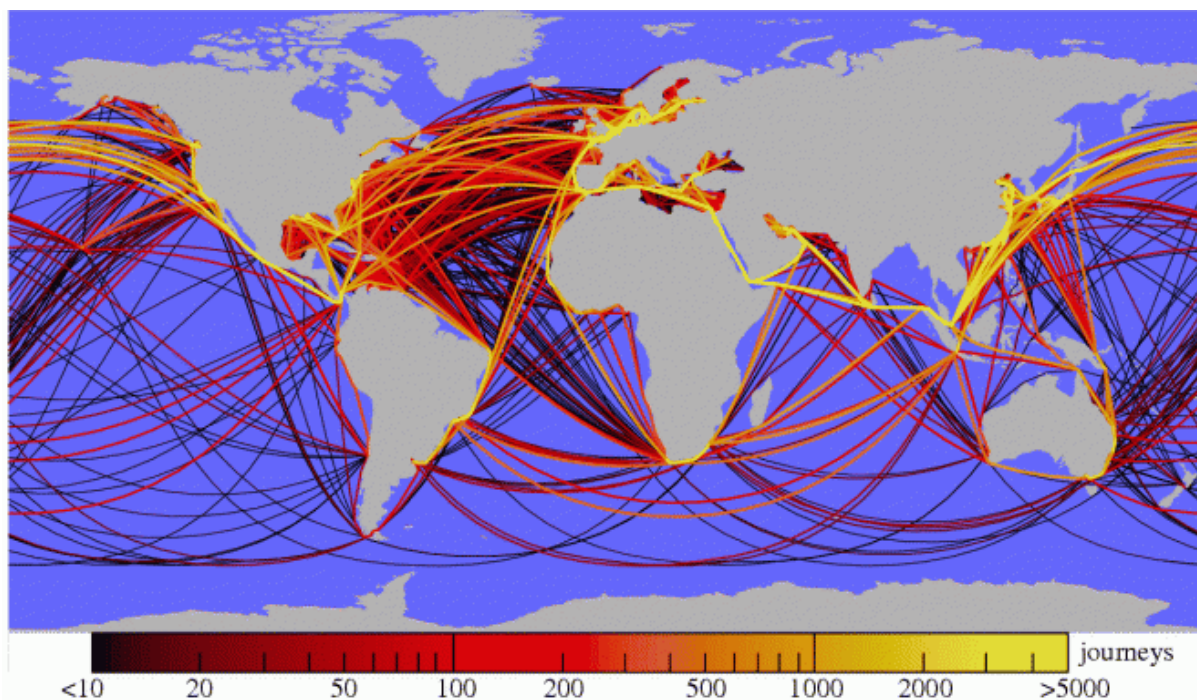
Τρόπος υλοποίησης βελτιστοποίησης διαδρομής

Για την υλοποίηση του αλγορίθμου χρειάζονται κάποια δεδομένα για να εισάγουμε ώστε να γίνει αναπαραγωγή του αποτελέσματος. Όπως έγινε και αναφορά το κύριο χαρακτηριστικό είναι ο καιρός. Άρα για να υλοποιηθεί θα πρέπει ο αλγόριθμος να έχει συνεχής ενημέρωση του καιρού και να λαμβάνει συνεχώς νεότερα δελτία ακόμη και κατά την διάρκεια της διαδρομής, καθώς είναι εφικτό ακόμα και πραγματοποιήσει επαναπροσδιορισμό της διαδρομής. Άρα βασικό κριτήριο για την υλοποίηση του αλγορίθμου είναι η συνεχής ενημέρωση.

Βελτιστοποίηση Παραμέτρων διαδρομής με Μηχανική Μάθηση

Σε αυτό το κεφάλαιο θα πραγματοποιηθεί ανάλυση του προβλήματος και των μεταβλητών του, καθώς και ανάλυση δεδομένων που θα πρέπει να λαμβάνει ο αλγόριθμος. Η μέθοδος που χρησιμοποιείτε είναι η μηχανική μάθηση με δένδρα απόφασης. Αρχικά ο υπολογισμός διαδρομής γινόταν με το χέρι με τους παραδοσιακούς χάρτες και τα σύμφωνα με τα δελτία καιρού που είχαν λάβει στο τελευταίο λιμάνι. Στη συνέχεια αυτό άλλαξε, πλέον έχουν πάρει την θέση τους οι υπολογιστές και οι ηλεκτρονικοί χάρτες. Όπως για παράδειγμα τα ECDIS. Οι πρόσθετη υπολογιστική ισχύς και συνεχής ενημέρωση με τα δελτία καιρού καθιστούν πιο εύκολη την χάραξη μιας ασφαλούς και γρήγορης διαδρομής. Ωστόσο με την βοήθεια της μηχανικής μάθησης το πρόβλημα θα μπορούσε

να εξαλειφθεί τελείως. Καθώς οι σύγχρονοι υπολογιστές με σωστό προγραμματισμό μπορούν να αντικαταστήσουν επάξια τον άνθρωπο, λόγω της δυνατότητας που έχουν να επεξεργάζονται πιο γρήγορα και πιο πολλά δεδομένα. Ως αποτέλεσμα θα έχουμε πιο γρήγορα και πιο έγκυρα αποτελέσματα. Εν συνεχεία θα μπορεί να επαναπροσδιορίζει την διαδρομή σε περίπτωση που αλλάξουν οι καιρικές συνθήκες η αυξηθεί η κατανάλωση καυσίμου. Ακόμη θα επεμβαίνει σε περιπτώσεις που το ραντάρ ανιχνεύει κάποιο πλοίο η εμπόδιο και θα προειδοποιεί. Σε αυτή την περίπτωση θα επαναπροσδιορίζει την διαδρομή με την μικρότερη δυνατή απόκλιση. Γενικά έχει την δυνατότητα να επαναπροσδιορίσει την διαδρομή άμεσα, για οποιαδήποτε αλλαγή των κριτηρίων, με αποτέλεσμα να μην χάνεται έξτρα χρόνος και κόπωση στον επαναπροσδιορισμό της διαδρομής.



Εικόνα 20 Στατιστική εικόνα ταξιδιών πλοίου Πηγή wired.com

4.1 Ανάλυση προβλήματος

Το πιο κοινό πρόβλημα στην βελτιστοποίηση παραμέτρων διαδρομής είναι οι βίαιες αλλαγές του καιρού, η μικρή ανάλυση των δεδομένων και αργή απόκριση στις αλλαγές του καιρού. Συνεπώς αυτό που θέλουμε είναι η εξοικονόμηση καυσίμου χρόνου και όσο το δυνατόν ταχύτερη απόκριση του αλγορίθμου.

Άρα τα ζητούμενα είναι τα εξής: Βελτιστοποίηση των κριτηρίων και την ταχύτητα διαδικασίας λήψης αποφάσεων. Στην πραγματικότητα ο αλγόριθμος θα πρέπει να υπολογίζει την βέλτιστη διαδρομή όχι

μόνο βάση απόστασης, καιρού, χαμηλότερου δυνατού κόστους αλλά συναρτήσει των βελτιστοποιημένων, συνεπώς τα μελετούμενα κριτήρια διαμορφώνονται παρακάτω. Ωστόσο θα πρέπει να πραγματοποιηθεί και η πλήρης αυτοματοποίηση της διαδικασίας.

Κριτήρια υπολογισμού διαδρομής:

- Καιρικές Συνθήκες
- Μήκος διαδρομής
- Είδος πλοίου
- Εκτιμώμενος χρόνος άφιξης του πλοίου
- Κατάσταση γάστρας
- Κατανάλωση καυσίμου
- Κόστος καυσίμου βασισμένο στην τρέχουσα τιμή
- Ύψος κύματος
- Καταπόνηση του σκαριού λόγω των κυμάτων και ασφάλεια του πληρώματος
- Ασφαλής Πλοήγηση και κανονισμοί πλεύσεις
- Περιοχές ECA

Ουσιαστικά με βάση τα παραπάνω κριτήρια, ο αλγόριθμος θα πρέπει να βελτιστοποιεί τα κριτήρια. Ωστόσο θα πρέπει να του δοθούν και κάποια πρότυπα μοντέλα, στην πραγματικότητα να εκπαιδευτεί ο αλγόριθμος με κάποια πρότυπα. τα οποία θα συγκρίνει τα δεδομένα που θα λαμβάνει και θα αποφασίζει για την βέλτιστη διαδρομή.

4.2 Μοντέλο

Τα μοντέλα θα αποτελούνται από παλαιότερους υπολογισμούς διαδρομών με βάση τα παραπάνω κριτήρια. Έτσι ο αλγόριθμος θα έχει την δυνατότητα να λαμβάνει την κατάλληλη απόφαση. Ακόμη τα μοντέλα αποτελούνται από συνθήκες καιρού και το ύψος κυμάτωσης που προκαλούν. Στο μοντέλο θα μπορούμε να εισάγουμε ακόμα και δεδομένων των ECDIS και συμπεριφορές του καιρού σε παρόμοιες καταστάσεις. Με αυτόν τον τρόπο θα μπορούσαμε να μειώσουμε σημαντικά τον κίνδυνο μια λανθασμένης απόφασης.

4.3 Κόστος απόφασης

Ένα σημαντικό κομμάτι του προβλήματος είναι το κόστος απόφασης. Δηλαδή θα πρέπει να ορισθεί ένα κατώφλι το οποίο θα λαμβάνεται υπόψη σε μία οριακή απόφαση. Για παράδειγμα αν υπάρχουν δύο διαδρομές με τον ίδιο ακριβώς χρόνο άφιξης, τότε ο αλγόριθμος θα πρέπει να λαμβάνει μια

απόφαση. Έτσι λοιπόν βάση της τάσης της εποχής θα διαλέγει την διαδρομή με το δυνατότερο χαμηλό κόστος. Στόχος αυτού είναι η μείωση των σφαλμάτων στον υπολογισμό. Καθώς το κύριο μέλημα είναι το χαμηλότερο δυνατό κόστος και η ασφάλεια.

4.4 Ανάλυση κριτηρίων επιλογής διαδρομής

Στη συνέχεια θα πραγματοποιήσουμε την ανάλυση των κριτηρίων του αλγορίθμου, καθώς και επεξήγηση για την χρήση τους.

Πλέον στις ναυτιλιακές εταιρίες υπάρχουν τμήματα που πραγματοποιούν τον έλεγχο και λαμβάνουν τις αποφάσεις για την επιλογή διαδρομής.

4.4.1 Καιρικές Συνθήκες

Σε αυτό το κομμάτι θα προστίθεται στον έλεγχο και οι καιρικές συνθήκες. Για τις καιρικές συνθήκες ο αλγόριθμος θα μπορούσε να λαμβάνει ενημέρωση από τα τοπικά δελτία καιρού, από τα όργανα του πλοίου, καθώς και από τα διεθνή μέσα ενημέρωσης. Σε αυτή την περίπτωση απαραίτητη προϋπόθεση είναι ο υπολογιστής να έχει συνεχή πρόσβαση στο διαδίκτυο. Σε περιπτώσεις που η σύνδεση στο διαδίκτυο χάνεται θα υπολογίζει την διαδρομή συνάρτηση των πιο πρόσφατων ενημερώσεων έχει λάβει από τα δελτία καιρού. Ακόμη στην συγκεκριμένη περίπτωση θα μπορούσε να δοθεί μεγαλύτερη βαρύτητα στα όργανα του πλοίου καθώς έχουν πιο άμεση επαφή με τον καιρό και τις συνθήκες που επικρατούν εκείνη την ώρα. Με αυτό τον τρόπο ο αλγόριθμος θα έχει την δυνατότητα να επαναπροσδιορίσει την διαδρομή και να βγάλει από δύσκολες καιρικές συνθήκες το πλοίο.

4.4.2 Μήκος διαδρομής

Ένα από τα βασικά κριτήρια είναι ο υπολογισμός μήκους της διαδρομής. Σε αυτή την περίπτωση ο αλγόριθμος αρχικά θα πρέπει να υπολογίζει την βέλτιστη και ταχύτερη διαδρομή με βάση την απόσταση. Τα συγκεκριμένα Data θα τα λαμβάνει από τους ηλεκτρονικούς χάρτες του πλοίου, ωστόσο θα μπορούσε να συνεργασθεί και με το ECDIS και τα υπόλοιπα συστήματα πλοήγησης και χάραξης πορείας. Με αυτό τον τρόπο θα γίνεται εφικτός ο υπολογισμός της βέλτιστης απόστασης, με κριτήριο την απόσταση σε ναυτικά μίλια. Ακόμη το ECDIS διαθέτει πλήρως ενημερωμένους χάρτες συνεπώς ο αλγόριθμος θα λαμβάνει τα πλέον ενημερωμένα και ασφαλή δεδομένα. Ωστόσο έχουν παρατηρηθεί περιπτώσεις όπου τα πλοία χάραξαν πορείες μεγαλύτερες για να εξοικονομήσουν καύσιμο, αλλά λόγω κακών καιρικών συνθηκών καθυστέρησαν αρκετά το δρομολόγιο τους. Συνεπώς ο αλγόριθμος θα πρέπει να υπολογίζει όλους τους παράγοντες πέραν των παλαιότερων μοντέλων.



**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ**

Τμήμα Μηχανικών Βιομηχανικής
Σχεδίασης και Παραγωγής

&

**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΑΙΓΑΙΟΥ**

Τμήμα Ναυτιλίας και
Επιχειρηματικών Υπηρεσιών



4.4.3 Είδος πλοίου

Πλέον στις θάλασσες υπάρχουν πάρα πολλά ήδη πλοίων. Συνεπώς είναι ένα βασικό κριτήριο σχετικά με τον υπολογισμό της καταλληλότερης διαδρομής. Κάθε πλοίο έχει διαφορετικές ανάγκες, συνεπώς θα πρέπει ο αλγόριθμος να προσαρμόζεται σε αυτές, ώστε να υπολογίζεται η καλύτερη δυνατή διαδρομή. Για παράδειγμα τα πλοία μεταφοράς εμπορευματοκιβωτίων (container ships), είναι σαφώς ταχύτερα από ένα πλοίο μεταφοράς καυσίμων-χημικών(tankers), διότι μεταφέρει εμπορεύματα που τις περισσότερες φορές πρέπει να μεταφερθούν όσο το δυνατόν γρηγορότερα. Συνεπώς το είδος του πλοίου είναι ένα σημαντικό κριτήριο, που θα πρέπει να λαμβάνεται υπόψιν.

4.4.4 Χρόνος άφιξης του πλοίου

Στα προηγούμενα έρχεται να προστεθεί και ο χρόνος άφιξης του πλοίου, δηλαδή ένα ακόμη κριτήριο που θα κάνει τον αλγόριθμο μας πιο αξιόπιστο. Σε αυτή την περίπτωση ο αλγόριθμος λαμβάνει τον χρόνο άφιξης και υπολογίζει την βέλτιστη διαδρομή ώστε να είναι μέσα στο χρονοδιάγραμμα. Ωστόσο σε περίπτωση που αυτό αλλάξει κατά την διάρκεια του ταξιδιού, ο αλγόριθμος θα μπορεί να επαναπροσδιορίσει την διαδρομή ώστε να μειωθεί η κατανάλωση καυσίμου σε περίπτωση που πρέπει να καθυστερήσει ή διαφορετικά να αυξήσει ταχύτητα ώστε να φτάσει στην ώρα του στην περίπτωση που η ημερομηνία και ώρα άφιξης γίνουν πιο σύντομες από το αρχικό πλάνο. Ακόμη θα μπορούσε να έχει καταγραφές παλαιότερων διαδρομών με όλα τα στοιχεία που συνέβαλαν σε καθυστερήσεις (καθυστερήσεις, καιρικές συνθήκες, κλπ), ώστε να προλαμβάνει κάποιες καταστάσεις.

4.4.5 Κατάσταση γάστρας

Σημαντικό για το κόστος της διαδρομής είναι η κατάσταση της γάστρας, καθώς στη γάστρα προσκολλούνται θαλάσσιοι οργανισμοί, που μεγαλώνουν την τριβή με το νερό. Ουσιαστικά μειώνουν σημαντικά την υδροδυναμική απόδοση της γάστρας με αποτέλεσμα να αυξάνονται οι τριβές με το νερό και να αυξάνεται η κατανάλωση καυσίμου. Συνεπώς θα μπορούσε σε μια μελλοντική έρευνα του αλγορίθμου, ο αλγόριθμος να ειδοποιεί τότε ένα πλοίο θα πρέπει να καθαριστεί, ώστε να υπάρχει καλύτερη απόδοση.

4.4.6 Κατανάλωση καυσίμου

Ίσως το σημαντικότερο κριτήριο για τον προσδιορισμό διαδρομής είναι η κατανάλωση καυσίμου, καθώς από αυτό το κριτήριο εξαρτάται κατά πόσον θα είναι οικονομική μια διαδρομή. Η κατανάλωση καυσίμου εξαρτάται από πολλούς παράγοντες, από την φόρτωση του πλοίου, το ύψος των κυμάτων,

τον καιρό κλπ. Ακόμη σημαντικό είναι να αναφέρουμε ότι όσο περισσότερο ζορίζεται ένας κινητήρας εσωτερικής καύσης τόσο μεγαλύτερη κατανάλωση θα έχει. Σύμφωνα με τα θα χαράζει μια διαδρομή οικονομική όπου θα εξυπηρετεί όλα τα κριτήρια. Παρόλα αυτά ώστε να διασφαλιστεί η ασφαλέστερη και καταλληλότερη διαδρομή θα προστεθεί μια κατώτατη τιμή κατωφλίου στον αλγόριθμο επιλογής με βάση τον καιρό ώστε αν υπάρχει μεγάλη διαφορά ανάμεσα σε δυο διαδρομές στην κατανάλωση καυσίμου, ο αλγόριθμος θα αποφασίζει έγκαιρα και έγκυρα με βάση την ασφάλεια του πλοίου και του πληρώματος.

4.4.7 Κόστος καυσίμου σύμφωνα με την τιμή του λίτρου

Ένα ακόμη σημαντικό κριτήριο είναι το κόστος καυσίμου. Καθώς ξέρουμε ότι στις ζώνες SECA (Sulphur Emission Control Area) τα καύσιμα είναι σαφώς ακριβότερα διότι, πρέπει να χρησιμοποιούνται καύσιμα με χαμηλή περιεκτικότητα υδρόθειου. Σε αρκετές περιπτώσεις ίσως να συμφέρει οικονομικά μια διαδρομή πιο μακρινή, αλλά με πιο οικονομικό καύσιμο. Ωστόσο με την εισαγωγή των scrubber οι εκπομπές θείου είναι αρκετά χαμηλότερες. Ακόμη ο αλγόριθμος θα πρέπει να ενημερώνετε συνεχώς σχετικά με την τιμή του καυσίμου στην τρέχουσα περίοδο. Σημαντικό σημείο αναφοράς είναι ότι σε αρκετές περιπτώσεις που τα πλοία επιλέγουν διαδρομές μεγαλύτερες σε διάρκεια, αν «πέσουν» σε κακοκαιρία αρκετές φορές τα καύσιμα φτάνουν σχεδόν οριακά για να φτάσουν στο προορισμό τους.

4.4.8 Ύψος κύματος

Σε συνάρτηση με τα δελτία καιρού θα λαμβάνει επακριβώς το ύψος κύματος και θα προσδιορίζει την διαδρομή. Καθώς όσο μεγαλύτερα ύψη κύματος έχουμε τόσο μεγαλύτερη κατανάλωση καυσίμου υπάρχει. Ωστόσο τα ύψη των κυμάτων μπορούν να καταπονήσουν αρκετά το σκαρί και το πλήρωμα. Ως γνωστόν η κόπωση στον άνθρωπο προκαλεί πολλές φορές λάθος αποφάσεις, πράγμα που αποτελεί κίνδυνο, συνεπώς θα ήταν πολύ σημαντικό η καταπόνηση του πληρώματος να είναι όσο το δυνατόν μικρότερη. Καταπόνηση του σκαριού λόγω των κυμάτων και ασφάλεια του πληρώματος. Επιπρόσθετα με το τελευταίο κριτήριο θα πρέπει να λαμβάνεται υπόψη και η ασφάλεια του πλοίου και κατά πόσον θα μπορεί να ανταπεξέλθει σε κακοκαιρία. Σε αυτή την περίπτωση αν το δίλλημα είναι ασφαλέστερη διαδρομή ή διαδρομή υψηλού ρίσκου ο αλγόριθμος θα πρέπει να λαμβάνει την απόφαση με βάση την ασφάλεια. Καθώς σε όλες τις εργασίες που πραγματοποιούμε προέχει η ασφάλεια. Ακόμη και να μην υπάρχει πρόβλημα για το πλοίο, θα πρέπει να συνηγορείται και η

καταπόνηση του πληρώματος, καθώς η κόπωση, η σύγχυση και η ναυτία, μπορούν να οδηγήσουν το πλήρωμα σε λάθος χειρισμούς

4.4.9 Ασφαλής Πλοήγηση και κανονισμοί πλεύσεις

Ακόμη ένα σημαντικό κριτήριο για τον αλγόριθμο είναι η ασφαλής πλοήγηση και οι κανονισμοί πλεύσης. Σε αυτή την περίπτωση θα πρέπει ο αλγόριθμος να εκπαιδευτεί κατάλληλα με τους κανόνες ασφαλείας που ορίζονται από τους παρακάτω οργανισμούς.

- **AIS** Automatic Identification System: an anti-collision ship to ship radio communication system that transmits the identity of a vessel, its position, route and other information on its current navigation status
- **EMSA** European Maritime Safety Agency: the operational Agency of the European Commission that provides services in the field of maritime safety, security, and environmental protection (www.emsa.europa.eu)
- **IMO** International Maritime Organization: the United Nations body responsible for the maritime safety and the environmental protection of the sea (www.imo.org)
- **LRIT** Long-Range Identification and Tracking: an international satellite and internet based platform for worldwide secure tracking of cargo, cruise ships, and off-shore platforms
- **T-AIS** Terrestrial AIS: a shore based tracking platform to collect and store AIS signals from ships sailing near the coast
- **Sat-AIS** Satellite AIS: a satellite based tracking platform to collect and store AIS signals from ships worldwide
- **SOLAS** The International Convention for the Safety of Life at Sea, governed by the IMO
- **ETL** Extract, Transform and Load: the data processing procedure used to retrieve and prepare data for analysis
- **VMS** Vessel Monitoring System: a tracking platform for fishery monitoring
- **CSV** Comma Separated Value: a file format used in the project to load AIS and LRIT positions into the database

Συνεπώς ο αλγόριθμος θα πρέπει να είναι πλήρως συμμορφωμένος με τους κανονισμούς των παραπάνω οργανισμών. Ακόμη σημαντικό είναι να αναφερθεί ότι είναι ένα υψίστης βαρύτητας κριτήριο.

4.4.10 Περιοχές ECA

Οι περιοχές ECA, είναι οι περιοχές στις οποίες το καύσιμο που καταναλώνεται θα πρέπει τα καυσαέρια να είναι χαμηλά εκπομπές οξειδίων του θείου(SO_x) και Οξειδία του Αζώτου (NO_x) στην ατμόσφαιρα. Ωστόσο εκτός από τις περιοχές ECA κάποιες χώρες εφαρμόζουν τοπικής ισχύος κανονισμούς με στόχο την μείωση των ρύπων των πλοίων ακόμα περισσότερο. Για παράδειγμα η Ευρωπαϊκή ένωση έχει θεσπίσει κανονισμό για τα πλοία, βρίσκονται δεμένα στο λιμάνι, θα πρέπει να κάνουν χρήση καυσίμων με 0,1% περιεκτικότητα σε θείο. Σε περιπτώσεις μη συμμόρφωσης με τους κανονισμούς, επιβάλλονται κυρώσεις και πρόστιμα ανάλογα με τους ισχύοντες τοπικούς κανονισμούς. Άρα είναι πολύ σημαντικό ο αλγόριθμος να ειδοποιεί και να προνοεί ότι θα πραγματοποιηθεί αλλαγή στο είδος καυσίμου πριν το πλοίο εισαχθεί σε αυτές τις περιοχές, ώστε να αποφευχθεί οποιαδήποτε κύρωση ή πρόστιμο. Ωστόσο τα καύσιμα χαμηλής περιεκτικότητας σε θείο είναι αρκετά ακριβότερα από την τιμή του Heavy Fuel Oil (HFO). Το HFO είναι το λεγόμενο ακατέργαστο καύσιμο και χρησιμοποιείται κατά κόρον στην ναυτιλία.

Βάση λοιπόν της Marpol από το 2010 υπάρχουν τέσσερις περιοχές:

- Βαλτική θάλασσα
- Βόρεια Θάλασσα
- NAECA (η Περιοχή Ελέγχου Εκπομπών της Βορείου Αμερικής)
- US Caribbean ECA, η οποία περιλαμβάνει κυρίως την αμερικανική ακτή της Καραϊβικής θάλασσας.

Σε αυτές τις περιοχές λοιπόν οι νέοι κανονισμοί επιβάλλουν την μείωση των εκπομπών του θείου από 1,5% σε 1,0%.



Εικόνα 21 Περιοχές Seca Πηγή: isalos.net

4.5 Ενδεικτικός τρόπος βελτιστοποίησης παραμέτρων

Ένας από τους τρόπους που θα μπορούσε να λύσει πρόβλημα είναι το δένδρο απόφασης. Θα μπορούσαμε να χρησιμοποιήσουμε ως συνθήκες τα κριτήρια απόφασης. Ωστόσο θα πρέπει να ορισθούν τα όρια, με βάση το αποδεκτό εύρος τιμών για το κάθε κριτήριο. Θα μπορούσαμε να θέσουμε τιμές κατωφλίου και μέγιστες αποδεκτές τιμές σε κάθε κριτήριο, καθώς και στο σημείο της τελικής απόφασης.

Παράδειγμα: Καιρικές Συνθήκες: Ο αλγόριθμος υπολογίζει την τελική διαδρομή, αλλά η συντομότερη δυνατή απαρτίζεται από δύσκολες καιρικές συνθήκες, πράγμα που σημαίνει ότι και το πλήρωμα θα καταπονηθεί και θα υπάρξει αύξηση κατανάλωσης καυσίμου. Σε αυτή την περίπτωση ο αλγόριθμος θα επαναυπολογίζει την διαδρομή ακόμη και λίγο μακρύτερη, αλλά με λιγότερη καταπόνηση πληρώματος και με μικρότερη καταπόνηση καυσίμου.

4.6 Ανάλυση συστήματος και αλγορίθμου

Ως σύστημα ορίζουμε ένα σύνολο στοιχείων συνδεδεμένων μεταξύ τους με σκοπό να εκτελεσθεί μια διαδικασία. Κάθε σύστημα διαθέτει εισόδους και εξόδους οι οποίες εξαρτώνται άμεσα από τις εισόδους. Στο μελετώμενο σύστημα οι εισοδοί μας είναι οι εξής:

- Μήκος απόστασης

- Καιρικές Συνθήκες
- Χρόνος άφιξης του πλοίου
- Κατάσταση γάστρας
- Κατανάλωση καυσίμου
- Κόστος καυσίμου βασισμένο στην τρέχουσα τιμή
- Ύψος κύματος
- Είδος πλοίου

Ωστόσο θα πρέπει να υπάρχουν κάποια δεδομένα, προ-εισαγόμενα, αλλά να ενημερώνονται συνεχώς μέσω ίντερνετ για τυχόν αλλαγές. Τα παρακάτω δεδομένα είναι πολύ σημαντικά καθώς επηρεάζουν αρκετά την διαδρομή ενός πλοίου.

- Καταπόνηση του σκαριού λόγω των κυμάτων και ασφάλεια του πληρώματος
- Ασφαλής Πλοήγηση και κανονισμοί πλεύσεις
- Περιοχές SECA

Ενώ σαν εξόδους θα λαμβάνουμε τα παρακάτω:

- υπολογισμός της διαδρομής
- η ποσότητα του καταναλισκόμενου καυσίμου
- ο χρόνος της διαδρομής
- χρόνος αναχώρησης (ETD)
- προσδιορισμός χρόνου άφιξης (ETA)
- Συνολικό κόστος διαδρομής

4.7 Μοντελοποίηση συστήματος

Για να μοντελοποιήσουμε το σύστημα θα πρέπει να χρησιμοποιήσουμε το μοντέλο του άσπρου κουτιού, καθώς γνωρίζουμε το μοντέλο και η τοπολογία του δικτύου είναι γνωστή. Ακόμη έχουμε την δυνατότητα να λαμβάνει ο αλγόριθμος άγνωστες παραμέτρους άμεσα από τοπικά αισθητήρια. Για παράδειγμα αν στο δελτίο καιρού υπάρχει ένα λανθασμένο δεδομένο(π.χ. βροχή) τότε ο αλγόριθμος θα λαμβάνει από τον τοπικό αισθητήρα τα δεδομένα και θα παρακάμπτει την χαμένη η λανθασμένη παράμετρο.

4.8 Δένδρο αποφάσεων

Για την αναπαράσταση του αλγορίθμου θα χρησιμοποιήσουμε δενδροειδής δομή. Δηλαδή θα αναπαραστήσουμε γραφικά την δομή του αλγόριθμου. Το δένδρο αποφάσεων θα απαρτίζεται από τους κόμβους απόφασης, τα κλαδιά αποφάσεων, την ρίζα και τα φύλλα που ουσιαστικά είναι οι τερματικοί κόμβοι.

Ωστόσο λόγω της πολυπλοκότητας της εφαρμογής θα μπορούσαμε να χρησιμοποιήσουμε την τακτική του καταμερισμού που στον προγραμματισμό ονομάζεται διαίρει και βασίλευε. Δηλαδή στην συγκεκριμένη εφαρμογή έχουμε ως είσοδο τον καιρό, ωστόσο για να αποφασίσουμε κατά πόσον ο καιρός είναι καλός η κακός υπάρχουν πολύ παράγοντες. Οπότε στην προκειμένη περίπτωση θα μπορούσαμε να δημιουργήσουμε δύο δένδρα αποφάσεων. Με την διαδικασία αυτή θα πραγματοποιήσουμε ένα δένδρο αποφάσεων για τον καιρό και ένα για την τελική απόφαση.

4.8.1 Δένδρο απόφασης για τον καιρό

Οι παράγοντες που αφορούν τον καιρό είναι οι εξής:

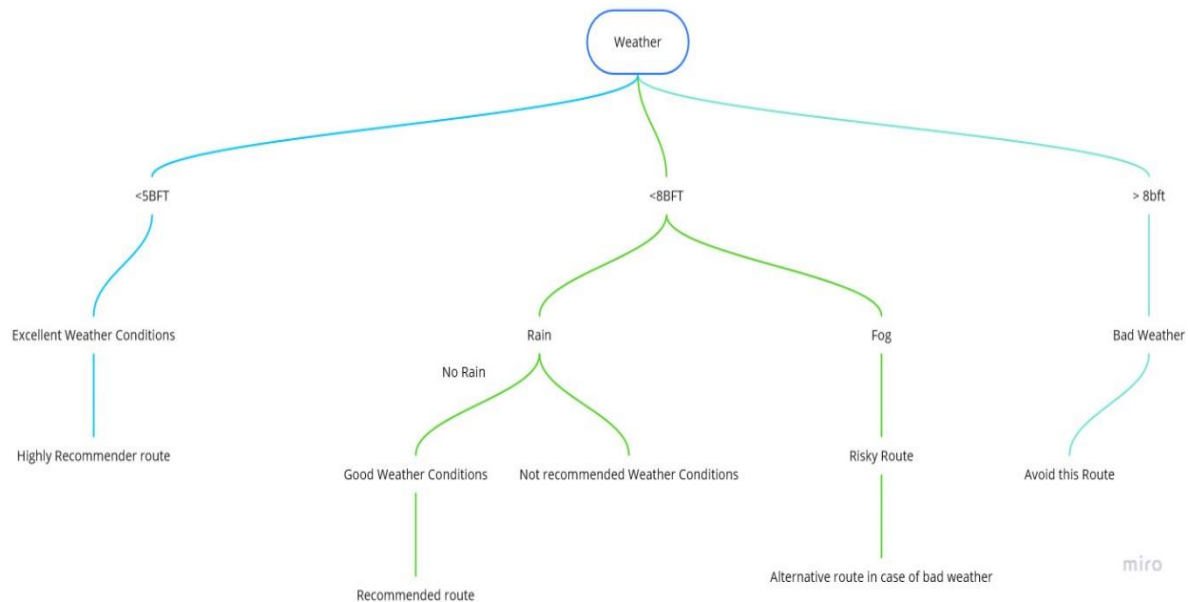
- Ταχύτητα ανέμων
- Βροχή ή ήλιος
- Ομίχλη (περιορισμός ορατότητας)

Με αυτό τον τρόπο θα μπορούσαμε να χρησιμοποιήσουμε την έξοδο του δένδρου απόφασης για τον καιρό ως είσοδο στο τελικό μας δένδρο για τον υπολογισμό της βέλτιστης διαδρομής.

Στο δένδρο αποφάσεων για τον καιρό η ρίζα είναι ο άνεμος ως το πιο βασικό χαρακτηριστικό για να θεωρήσουμε αν το πλοίο πρέπει να πλεύσει με αυτή την ρότα. Στη συνέχεια είναι οι κόμβοι με τους οποίους ορίζουμε τις συνθήκες ελέγχου. Αν ο άνεμος είναι κάτω των 7 μποφόρ τότε ο καιρός ορίζεται ως καλός. Στη συνέχεια αν είναι παραπάνω τότε πάμε σε δευτερεύων έλεγχο στον παράγοντα της βροχής. Αν βρέχει πάμε σε έλεγχο ορατότητας. Σε περίπτωση που η ορατότητα είναι καλή και κάτω των 9 μποφόρ ο άνεμος τότε προχωράμε στο συμπέρασμα ότι ο καιρός είναι σχετικά καλός για πλεύση αν δεν βρέχει ο μοναδικός έλεγχος που γίνεται είναι αν ο άνεμος είναι μικρότερος των 9 μποφόρ. Αν είναι μικρότερης έντασης τότε προχωράμε στο συμπέρασμα ότι ο καιρός είναι καλός για πλεύση.

Τέλος θα χρησιμοποιήσουμε την έξοδο αυτού του δένδρου ως είσοδο στο δένδρο απόφαση για την διαδρομή. Με αυτή την τεχνική απλοποιήσαμε λίγο το τελικό δένδρο και πραγματοποιήσαμε έναν πληρέστερο έλεγχο για τον καιρό. Συνεπώς θα έχουμε πολύ καλύτερα αποτελέσματα για την πρόγνωση του καιρού. Αντίθετα αν χρησιμοποιούσαμε τον έλεγχο στο τελικό δενδροδιάγραμμα, δεν

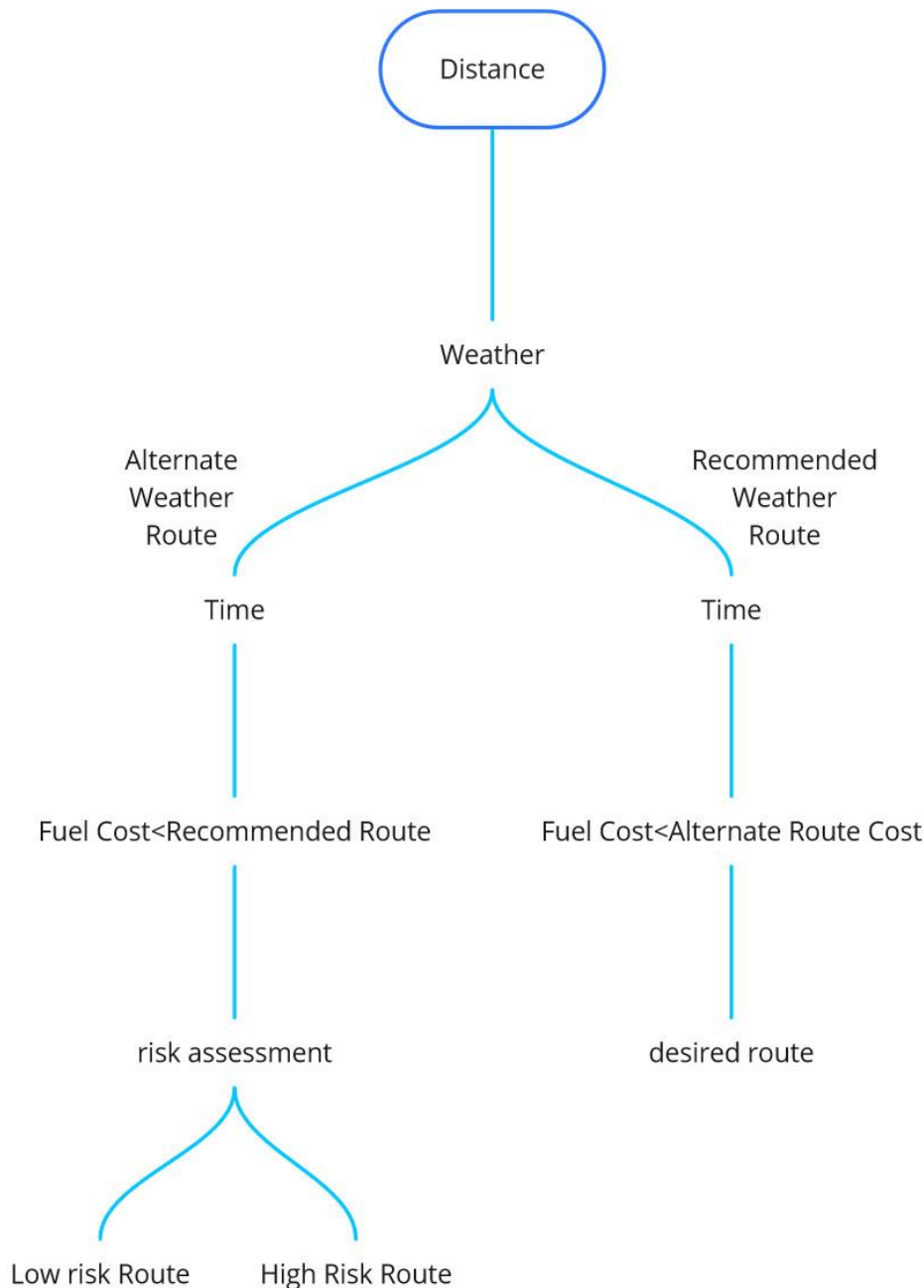
θα είχαμε την ίδια ακρίβεια. Ωστόσο το ίδιο ισχύει και με τον κώδικα καθώς θα γίνει απλούστερος σε σχέση με πριν.



Εικόνα 22 Weather Decision tree

4.8.2 Δένδρο απόφασης για την διαδρομή

Στη συνέχεια θα πραγματοποιήσουμε το δένδρο αποφάσεων για την διαδρομή. Στην κορυφή του δένδρου ως ρίζα θα χρησιμοποιήσουμε την απόσταση. Στη συνέχεια ως δεύτερο κριτήριο θα χρησιμοποιήσουμε τον καιρό αν είναι καλός η όχι, όπου την είσοδο την λαμβάνουμε από το δένδρο απόφασης του καιρού. Το τρίτο κριτήριο θα είναι ο επιθυμητός χρόνος και αν βρισκόμαστε εντός χρονοδιαγράμματος και ίσως να χρειαστεί να ρισκάρουμε την συντομότερη διαδρομή με κακό καιρό. Το επόμενο κριτήριο είναι κόστος καυσίμου ανάλογα με την περιοχή που βρισκόμαστε δηλαδή εντός η εκτός SECA. Το επόμενο κριτήριο είναι η κατανάλωση καυσίμου που θα χρειαστεί για να πραγματοποιήσουμε την συγκεκριμένη απόσταση.

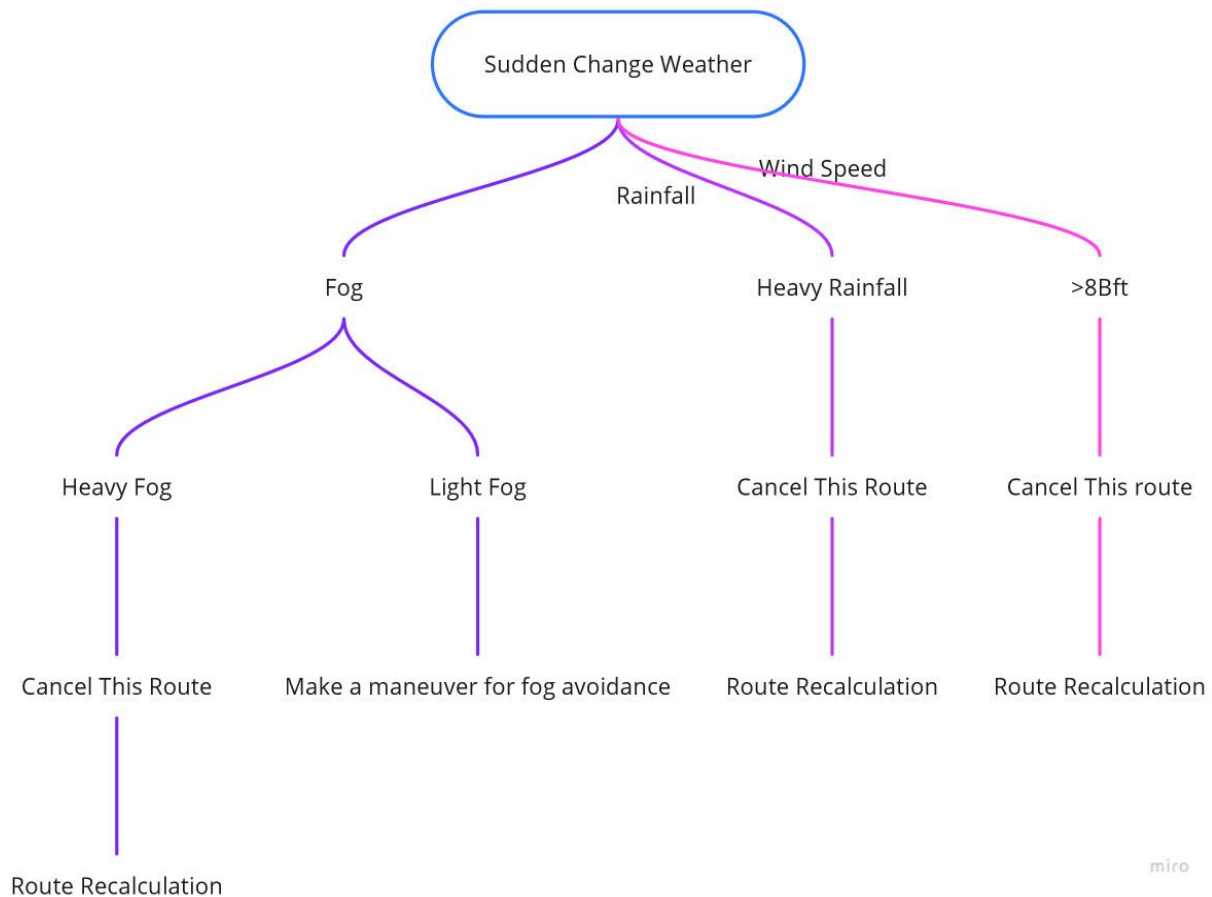


miro

Εικόνα 23 Decision Tree for Ship Route

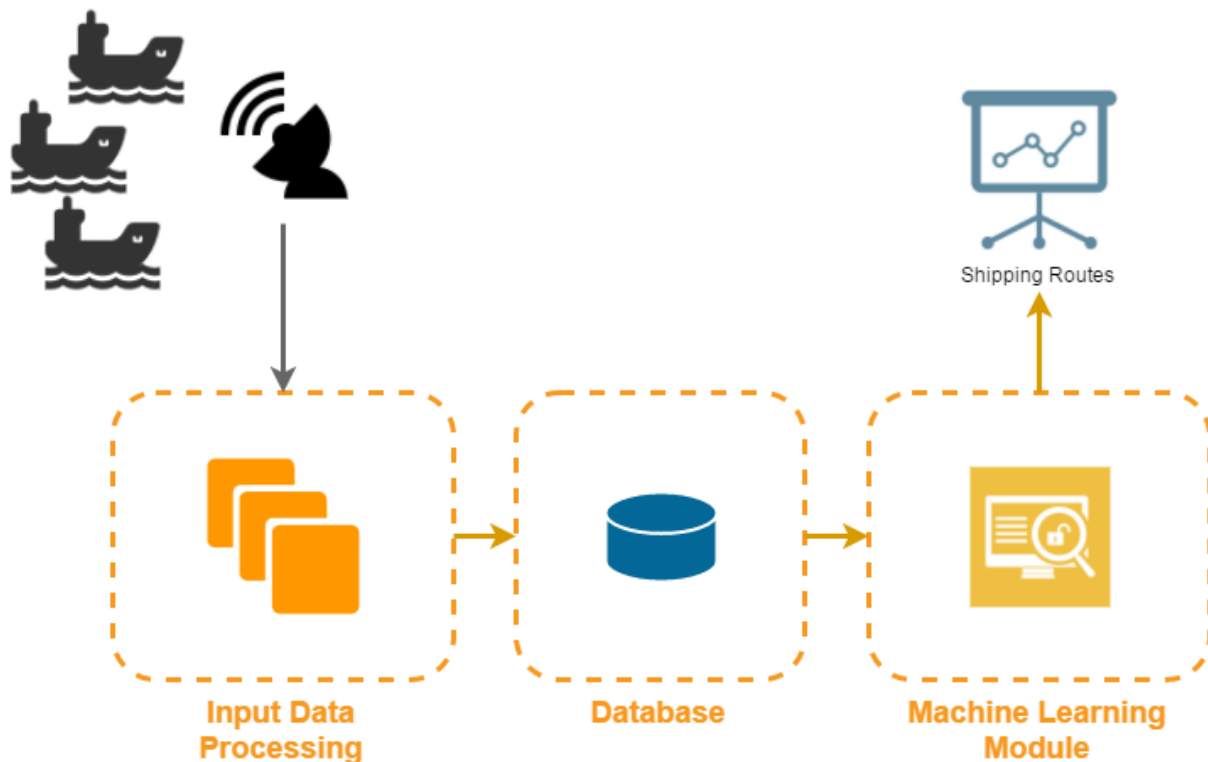
Ακόμη καλό θα ήταν να αναφερθεί ότι και σε αυτή την περίπτωση θα μπορούσαμε να σπάσουμε λίγο ακόμα το δένδρο σε σχέση με το κριτήριο του καυσίμου. Αλλά κατά την διάρκεια δημιουργίας του δένδρου παρατηρήθηκε ότι η κατανάλωση καυσίμου δεν έρχιζε περαιτέρω ανάλυσης σε επιμέρους δένδρα.

Επίσης θα δημιουργηθεί ένα ακόμη δένδρο απόφασης, που κατά την διάρκεια του ταξιδιού θα τρέχει συνεχώς ελέγχοντας τον καιρό για κάποια αιφνίδια αλλαγή. Άρα σε περίπτωση που υπάρξει κάποια αλλαγή, τότε ο αλγόριθμος θα χρησιμοποιεί κάποια από τις εναλλακτικές διαδρομές ή θα επαναπολογίζει εξίσου την νέα διαδρομή.



Εικόνα 24 Route Recalculation Decision Tree

Τέλος θα πρέπει να δίνεται ιδιαίτερη βαρύτητα στο δένδρο απόφασης διαδρομής στην ασφάλεια του πλοίου και του πληρώματος.



Εικόνα 25 Διαδικασία απόφασης Πηγή: Genetic Algorithm for Shipping Route Estimation with Long-Range Tracking Data Andrea Pelizzari

4.9 Συνοπτική Επεξήγηση

Συνοπτικά όπως βλέπουμε στο παραπάνω σχήμα αρχικά ο αλγόριθμος θα λαμβάνει τα απαραίτητα στοιχεία από τα μετεωρολογικά δελτία τα μετεωρολογικά όργανα που υπάρχουν πάνω στο πλοίο, τις τιμές των καυσίμων στην τρέχουσα περίοδο κλπ. Στη συνέχεια όλα τα στοιχεία θα συγκεντρώνονται σε μία βάση δεδομένων (Data Base). Ακόμη σε αυτή την βάση θα είναι φορτωμένα και παλαιότερα παραδείγματα υπολογισμού διαδρομής είτε από τον ίδιο τον αλγόριθμο είτε από άλλα μέσα. Στην συνέχεια θα λαμβάνει χώρα η μηχανική μάθηση. Σε αυτό το στάδιο ο αλγόριθμος θα επεξεργάζεται τα στοιχεία που του δίνονται και σύμφωνα με τα δένδρα απόφασης θα πραγματοποιεί τον υπολογισμό μίας νέας διαδρομής. Ωστόσο όλοι υπολογισμοί θα πρέπει να έρχονται σε πλήρη συμφωνία με τα κριτήρια του αλγορίθμου καθώς με και τους κανονισμούς Solas, AIS κλπ.

■ Ανάλυση, εφαρμογή και λειτουργία αλγορίθμου

Αρχικά αναφερόμαστε στην δομή του αλγορίθμου και τα επι-μέρος σκέλη του. Στη συνέχεια θα πραγματοποιηθεί ανάλυση του αλγορίθμου. Ακόμη παρατίθενται η αρχή λειτουργίας του. Παράλληλα θα αναφερθούμε στις ιδιαιτερότητες που μπορεί να υπάρχουν στον αλγόριθμο ανάλογα με το πλοίο. Τέλος υπάρχει ένα παράδειγμα βελτιστοποίησης παραμέτρων διαδρομής. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα η παράμετρος που βελτιστοποιείτε είναι ο καιρός.

5.1 Δομή Αλγορίθμου

Αρχικά ο αλγόριθμος αποτελείται από 3 βασικά σκέλη:

1. Πλοήγηση πλοίου και βελτιστοποίηση παραμέτρων διαδρομής (optimization of route parameters and planning)
 - Ανάλυση του καιρού
 - Δημιουργία διαδρομής
 - Εναρμόνιση με τους κανόνες πλεύσης
 - Επικοινωνία με τους fleet performer στη στεριά άμεσα και γρήγορα.
2. Υπηρεσίες ενημέρωσης καιρικών φαινομένων (Weather Services)
 - Συνεχής ενημέρωση καιρού 365 μέρες τον χρόνο 24 ώρες το 24ωρο.
3. Αποθήκευση και εξαγωγή δεδομένων
 - Καταγραφές σχετικά με την διαδρομή
 - Ενδείξεις ότι το πλοίο δεν έχει παραβεί κάποιους από του κανόνες πλεύσης
 - Συνεχής ενημέρωση θέσης του πλοίου
 - Καταγραφή όλων των δεδομένων κατά την διάρκεια του ταξιδιού

Το κάθε σκέλος είναι σημαντικό για εύρυθμη λειτουργία του αλγορίθμου και την αλληλεπίδραση του σκάφους με την στεριά. Στο 1^ο σκέλος όταν το πλοίο λαμβάνει το προγραμματισμό του και τον προορισμό του, ο αλγόριθμος χαράζει διαδρομές για το λιμάνι προορισμό του πλοίου, βάση των ηλεκτρονικών χαρτών μέσω του ECDIS και παρουσιάζει τις επιλογές που έχουμε. Σε αυτές τις διαδρομές αναπαράγει όλα τα δεδομένα της κάθε διαδρομής, όπως το κόστους καυσίμου την ταχύτητα και τον καιρό που θα βρει το πλοίο σε κάθε διαδρομή. Ακόμη πιστοποιεί πλήρως ότι το πλοίο κατά την διάρκεια του ταξιδιού θα εναρμονιστεί πλήρως με όλους του κανόνες πλεύσεις και δεν θα αποκλίνει αυτών. «Για παράδειγμα να μπει σε περιοχή ECA δίχως το σωστό καύσιμο.» Στη

συνέχεια όλα τα δεδομένα αποστέλλονται στο γραφείο που βρίσκεται στην στεριά και ο Fleet performer επιλέγει την καταλληλότερη διαδρομή.

Ωστόσο όπως είναι γνωστό πλέον λόγω της κλιματικής αλλαγής ο καιρός δεν μπορεί να προβλεφθεί πάντα με ασφάλεια, έτσι λοιπόν αρκετές φορές κατά την διάρκεια του ταξιδιού λαμβάνουμε συνεχώς ενημερώσεις για τον καιρό. Σε περίπτωση που υπάρξει κάποια ένδειξη ότι το πλοίο θα «πέσει» σε επικίνδυνα καιρικά φαινόμενα κατά την πορεία του, ο αλγόριθμος ειδοποιεί και το πλοίο και την στεριά και εξάγει άμεσα εναλλακτικές διαδρομές. Στη συνέχεια αποστέλλονται στο γραφείο και λαμβάνονται οι τελικές αποφάσεις.

Από την στιγμή που υπάρχει πλήρης καταγραφεί όλων των δεδομένων κατά τη διάρκεια της πλεύσης μπορούν να εξαχθούν δεδομένα, που θα βοηθήσουν σημαντικά στην ανάλυση του κόστους λειτουργίας και της κατάστασης που βρίσκεται το πλοίο. Ακόμη μπορούν να καταγραφούν οι εκπομπές καυσαερίων με βάση την κατανάλωση καυσίμου και το πώς συμπεριφέρθηκε το πλοίο στον καιρό κατά την διάρκεια όλο του ταξιδιού.

Όπως είναι γνωστό ένας ηλεκτρονικός υπολογιστής μπορεί να επεξεργαστεί πολύ γρηγορότερα τα δεδομένα, ο αλγόριθμος έχει την δυνατότητα να ανατρέχει στο ιστορικό των διαδρομών, σε περίπτωση που βρεθεί κάποια παρόμοια, η ακόμη και η ίδια δρομολόγηση παλαιότερη χρονικά μπορεί να εξάγει άμεσα και γρήγορα μια διαδρομή. Χωρίς όμως να παραβλέπει τα δελτία καιρού. Αν υπάρχει η ίδια διαδρομή αλλά ο καιρός έχει αρκετές διαφορές σε σχέση με την τελευταία φόρα καταγραφής, τότε ο αλγόριθμος θα υπολογίσει μια νέα διαδρομή, βασιζόμενη όμως στην υπάρχων.

5.2 Εφαρμογή του αλγορίθμου

Ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης διαδρομής με μηχανική μάθηση μπορεί αν εφαρμοστεί σε όλα τα είδη πλοίων. Ωστόσο σε κάθε είδος πλοίου μπορεί να τροποποιούνται τα στοιχεία καθώς και η βαρύτητα που θα έχουν τα κριτήρια επιλογής διαδρομής. Δηλαδή σε περίπτωση που δεν είναι κύριο μέλημα ο χρόνος άφιξης ETA, τότε ο αλγόριθμος θα ακολουθεί μια πιο αργή ίσως διαδρομή με χαμηλότερη κατανάλωση καυσίμου. Γενικά ο αλγόριθμος θα προσαρμόζεται στις ανάγκες του εκάστοτε πλοίου και τις απαιτήσεις που θα υπάρχουν για την κάθε διαδρομή. Στις διαδρομές που θα είναι σημαντικός ο χρόνος άφιξης, τότε ο αλγόριθμος θα υπολογίζει την ταχύτερη δυνατή διαδρομή με την μικρότερη δυνατή οικονομική επιβάρυνση. Σε άλλη περίπτωση που το κύριο μέλημα είναι η μικρότερη δυνατή οικονομική επιβάρυνση τότε ο αλγόριθμος θα μειώνει ίσως την ταχύτητα του πλοίου για μεγαλύτερη εξοικονόμηση χρημάτων.

5.2.1 Ιδιαιτερότητες πλοίων και εφαρμογή του αλγόριθμου

Αρχικά ο αλγόριθμος θα είχε νόημα να εφαρμοστεί στα φορτηγά πλοία, δηλαδή bulk Carrier, Container ships, LPG, LNG και Tankers. Καθώς τα πλοία ειδικού σκοπού για παράδειγμα τις περισσότερες φορές δεν έχουν να καταγράψουν μεγάλες πορείες και η εργασία τους είναι συγκεκριμένη, συνεπώς δεν θα βοηθήσει ιδιαίτερα στην χάραξη πορείας.



Εικόνα 26 Αλιευτικό σε κακές καιρικές συνθήκες πηγή: <https://gr.pinterest.com/pin/6192518225141560/>

Στη συνέχεια τα πλοία ακτοπλοΐας καταγράφουν συγκεκριμένες πορείες και συνήθως δεν έρχονται αντιμέτωπα με απρόσμενες και επικίνδυνες καιρικές συνθήκες. Ωστόσο μελλοντικά θα μπορούσε να εφαρμοστεί ώστε να προχωρήσουμε σε περεταίρω εξοικονόμηση καυσίμου και μείωση οποιουδήποτε κινδύνου και αύξηση της ασφάλειας.

Τέλος τα πλοία που ενδείκνυται η χρήση του, το κάθε πλοίο ξεχωριστά έχει διαφορετικά κριτήρια. Γενικά κυμαίνονται πάνω στον ίδιο προσανατολισμό. Αλλά υπάρχουν διαφορές μεταξύ τους και θα πρέπει να δοθούν στον αλγόριθμο ανάλογα με το είδος του πλοίου και διαφορετικές βαρύτητες για την επιλογή της διαδρομής.

5.2.1.1 Εφαρμογή του αλγορίθμου στα φορτηγά πλοία

Όπως έγινε αναφορά νωρίτερα στα πλοία που παρατηρείται η μεγαλύτερη αναγκαιότητα είναι τα φορτηγά πλοία. Ωστόσο μεταξύ τους διαφέρουν καθώς στα τάνκερ δεν μας ενδιαφέρει τόσο η

ταχύτητα όσο η σταθερότητα και η μείωση του κόστους μεταφοράς του καυσίμου. Αντίθετα στα container ships μας ενδιαφέρει η ταχύτητα καθώς, αναφερόμαστε σε πλοία εμπορίου. Συνεπώς θέλουμε τα εμπορεύματα να καταφθάνουν όσο το δυνατόν γρηγορότερα.

5.2.1.1.1 Tanker

Στα tanker θα πρέπει να υπολογίζονται τα ναύλα το κόστος της διαδρομής ο καιρός και η καταπόνηση



Εικόνα 27 Tanker σε κακοκαιρία Πηγή: <https://www.dreamstime.com/photos-images/tanker-storm.html> του πληρώματος και του σκαριού. Ακόμη ξέρουμε ότι τις τα Τάνκερ μεταφέρουν εύφλεκτα φορτία. Άρα πρωταρχικό μέλημα είναι η ασφάλεια, άρα δεύτερο θα έρχεται σε βαρύτητα ο καιρός. Στη συνέχεια ο αλγόριθμος θα υπολογίζει μια διαδρομή η οποία θα πληροί όλες τις προϋποθέσεις. Ωστόσο η επιλογή διαδρομής μπορεί να διαφέρει από Τάνκερ σε Τάνκερ, κυρίως λόγω μεγέθους, το είδος του φορτίου και την ταχύτητα που θέλουμε να φτάσει το πλοίο στο λιμάνι άφιξής του. Τέλος ο αλγόριθμος έχει την δυνατότητα να υπολογίζει και τον τύπο τον καυσίμων που θα κάψει.

5.2.1.1.2 Container

Στα Container Ships βασική μεταβλητή είναι η ταχύτητα συνεπώς βαρύτητα θα δοθεί στην ταχύτερη διαδρομή. Ωστόσο θα πρέπει να υπολογιστεί και η καταπόνηση του σκαριού καθώς το φορτίο συνήθως είναι αρκετά «βαρύ». Αν ένα container ship πέσει σε κακοκαιρία μπορεί να αντιμετωπίσει

αρκετά προβλήματα με το φορτίο. Καθώς μπορεί κάποια container να πέσουν και να προκαλέσουν μετατόπιση φορτίου μια πολύ δύσκολη κατάσταση για οποιοδήποτε πλοίο. Πολλές φορές πλοία μεταφοράς εμπορευματοκιβωτίων έχουν κοπεί στη μέση λόγω μετατόπισης φορτίου η λάθος κατά την φόρτωση του πλοίου. Αρκετές φορές όταν ένα container ship συναντά θαλασσοταραχή, υπάρχει πιθανότητα να χαθούν κάποια από τα container, καθώς πέφτουν στην θάλασσα.



Εικόνα 28 A crew member onboard the ONE Apus shared a picture of the Long Beach-bound ship after nearly 1,900 containers were swept overboard in severe weather Πηγή:<https://lbpost.com/news/fireworks-other-goods-lost-at-sea-after-storm-throttles-long-beach-bound-c>

Σημαντικό είναι να μην χάνονται εμπορευματοκιβώτια, άρα ο αλγόριθμος θα πρέπει να υπολογίζει την ταχύτερη και ασφαλέστερη διαδρομή. Τέλος τα containers ships συνήθως ακολουθούν συγκεκριμένο πρόγραμμα και σπάνια βρίσκονται αντιμέτωπα με αλλαγές. Συνεπώς ο αλγόριθμος θα δίνει την δυνατότητα να λαμβάνει και τον προγραμματισμού του λιμένα που κατευθύνεται το πλοίο, έτσι ώστε να υπολογίζει με μεγαλύτερη ακρίβεια την ημέρα και ώρα άφιξης στο λιμάνι.

5.2.1.1.3 LPG-LNG

Και τα δυο φορτηγά πλοία μεταφέρουν εξαιρετικά εύφλεκτο φορτίο, συνεπώς θα πρέπει να εγγραφεί η ασφάλεια του πλοίου από τον αλγόριθμο, άρα θα πρέπει να υπολογιστεί η οικονομικότερη και συνάμα ταχύτερη διαδρομή.



Εικόνα 29 LNG πλοίο Πηγή:<http://theamericanenergynews.com/energy-financial/lng-prices-slide-supplies-emerge-key-regions>

Σε κάθε περίπτωση των παραπάνω προέχει η ασφάλεια. Το κατώφλι τις ασφάλειας θα ορίζεται ανάλογα με τα στοιχεία που παρέχονται από το πλοίο. Για παράδειγμα το μέγεθος του πλοίου, το είδος του φορτίου, την ανθεκτικότητα του πλοίου και την συμπεριφορά του σε δύσκολες καιρικές συνθήκες. Για παράδειγμα ένα μεγαλύτερο πλοίο τις περισσότερες φορές έχει σαφώς καλύτερη συμπεριφορά σε θάλασσα που πνέει άνεμος 8bft. Ένα μικρότερο πλοίο δεν θα έχει την ίδια ευστάθεια οπότε θα υπάρχει μεγαλύτερη καταπόνηση στο πλήρωμα και μεγαλύτερη κατανάλωση καυσίμου.

5.2.1.1.4 Κρουαζιερόπλοια – Yachts

Είτε αναφερόμαστε σε κρουαζιερόπλοια είτε σε Yachts και τα δύο απευθύνονται σε επιβατικό κοινό συνεπώς και τα δύο έχουν ως στόχο την ασφάλεια και την άνεση των επιβατών. Καταλαβαίνουμε όλοι πόσο δυσάρεστο θα ήταν για τους επιβάτες ένα πλοίο να εκτεθεί σε απρόσμενα κακές καιρικές συνθήκες λόγω ενός λάθους στον υπολογισμό διαδρομής. Συχνά κρουαζιερόπλοια έχουν εκτεθεί σε δυσμενής καιρικές συνθήκες είτε αψηφώντας τον καιρό, είτε λόγω λάθους υπολογισμού. Συνεπώς σε αυτή την περίπτωση κατανοούμε ότι σημαντικότερο είναι ένα άνετο, γρήγορο και ασφαλές ταξίδι χωρίς ταλαιπωρίες λόγω του καιρού.

Τέλος όπως παρατηρήθηκε από την έρευνα των σημαντικότερων αναγκών του κάθε πλοίου, η ασφάλεια είναι το σημείο τομής σε όλα τα είδη πλοίων. Ο κύριος στόχος όλων των χαράξεων διαδρομής είναι η ασφάλεια.

5.3 Παράδειγμα Εφαρμογής

Παρακάτω θα εφαρμόσουμε ένα μικρό και περιεκτικό παράδειγμα για την καλύτερη δυνατή κατανόηση του αλγορίθμου. Στο παρακάτω παράδειγμα θα δούμε την βελτιστοποίηση της παραμέτρου του καιρού.



Εικόνα 30 Υπόδειγμα διαδρομής Πλοίου από το Marine Traffic

Ας υποθέσουμε ότι έχουμε ένα Containers Ship. Η απόσταση που θα διαγράψει είναι από το λιμάνι της Σανγκάης στο λιμάνι του Πειραιά με ενδιάμεσο σταθμό στο λιμάνι της Σιγκαπούρης. Η βέλτιστη διαδρομή βάση της απόστασης είναι τα 7888,4nmι. Αρχικά λοιπόν ο αλγόριθμος θα υπολογίζει την διαδρομή βάση των μιλίων, στη συνέχεια θα λαμβάνει τα δελτία καιρού ύψη κυμάτων κλπ., και θα πραγματοποιήσει τις κατάλληλες προσαρμογές στη διαδρομή. Ακόμη θα πρέπει να υπολογίσει και τις καθυστερήσεις εισαγωγής και εξαγωγής από το λιμάνι της Σιγκαπούρης ώστε να φτάσουμε στην επιθυμητή ETA στο λιμάνι του Πειραιά. Ιδανικά το ταξίδι θα διαρκούσε χωρίς την ενδιάμεση στάση στη Σιγκαπούρη και με ιδανικές συνθήκες 19 μέρες αν το πλοίο είχε σταθερή ταχύτητα 18nmι. Τώρα ας υποθέσουμε ότι δημιουργείτε ένας κυκλώνας ανοιχτά της Ινδίας κατά την διάρκεια του ταξιδιού, σε αυτή την περίπτωση ο αλγόριθμος θα προσαρμόσει την διαδρομή αποφεύγοντας τον κυκλώνα. Ωστόσο ανάλογα με την απόκλιση της διαδρομής θα πρέπει να υπολογιστούν τα καύσιμα, τον χρόνο που θα χαθεί την σημαντικότητα που έχει η άφιξη, να είναι on schedule. Λαμβάνοντας υπόψιν όλα τα παραπάνω θα επαναπροσδιορίζει την διαδρομή. Σε περίπτωση που το πλοίο πρέπει να επιτύχει

την επιθυμητή ημερομηνία άφιξης, τότε ο αλγόριθμος θα δίνει την επιλογή αύξησης ταχύτητας συνεπώς και αύξησης κατανάλωσης καυσίμου. Διαφορετικά απλά θα αναπροσαρμόζει την διαδρομή με την χαμηλότερη δυνατή απόκλιση της διαδρομής και κατανάλωσης καυσίμου.



Εικόνα 31 Εναλλακτική διαδρομή για την αποφυγή κυκλώνα

Στην παραπάνω εικόνα(No18) μπορούμε να δούμε την απόκλιση της διαδρομής ανοιχτά και δυτικά της Ινδίας σε σχέση με την εικόνα(No17). Ωστόσο σε περίπτωση που το πλοίο φτάσει στο σημείο για αλλαγή ρότας και η καιρική πρόβλεψη έχει αλλάξει τότε ο αλγόριθμος θα επαναπροσδιορίσει την διαδρομή στην ταχύτερη δυνατή.

Εναλλακτικός τρόπος βελτιστοποίησης παραμέτρων (Βελτιστοποίηση της ταχύτητας του πλοίου)

Ένας κοινός τρόπος υπολογισμός διαδρομής για τη μείωση καυσίμου, είναι ο υπολογισμός της ολικής αντίστασης του πλοίου. Σύμφωνα με μελέτες [33] αυτό δεν είναι εφικτό με συμβατικό τρόπο, καθώς δεν μπορούμε να υπολογίσουμε με αυτή την μέθοδο την αντίσταση όλων των πλοίων. Συνεπώς χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος μηχανικής μάθησης. Ο αλγόριθμος αυτός εκπαιδεύεται από το σύστημα AIS, λαμβάνοντας Data. Με αυτό τον τρόπο υπάρχει ένα σημαντικό πλήθος πληροφοριών ώστε να εκπαιδευτεί ο αλγόριθμος.

Καθώς το κόστος καυσίμου είναι τα 66% του κόστους ταξιδιού και το 25% του ολικού κόστους, καταλαβαίνουμε ότι μειώνοντας το κόστος καυσίμου, βελτιστοποιούμε αρκετά το κόστος διαδρομής και μειώνονται σημαντικά τα έξοδα για ένα πλοίο. Άρα ο συγκεκριμένος αλγόριθμος βασίζεται στον υπολογισμό της βελτιστοποίησης της ταχύτητας του πλοίου, με στόχο την μείωση καυσίμου.

6.1 Παράμετροι αντίστασης πλοίου

Σύμφωνα λοιπόν με τις μελέτες η απώλεια ταχύτητας μπορεί να υπολογισθεί με βάση την ολική αντίσταση του πλοίου κατά την διάρκεια της διαδρομής. Άρα όσο καλύτερη επιλογή γίνει στην διαδρομή τόσο καλύτερη ταχύτητα θα έχει το πλοίο και λιγότερες απώλειες. Συνεπώς θα υπάρχει και καλύτερη οικονομική απόδοση.

Η συνολική αντίσταση του πλοίου υπολογίζεται από τα παρακάτω:

- Άνεμος
- Κυματισμός
- Πηδάλιο
- Θερμοκρασία της θάλασσας
- Αλατότητα
- Επιφανειακή πίεση
- Μετατόπιση του πλοίου

6.2 Τρόπος υπολογισμού

Η αντίσταση του πλοίου υπολογίζεται και με μαθηματικό-συμβατικό τρόπο, ωστόσο έχουν πραγματοποιηθεί μελέτες αλγορίθμων που την υπολογίζουν μέσω μηχανικής μάθησης.

Η μοντελοποίηση αυτών των συστημάτων συνήθως γίνονται σε ήρεμα νερά με προσομοίωση του αέρα. Με αυτή τη μέθοδο συχνά δεν υπάρχουν ακριβή και ασφαλή αποτελέσματα.

Έτσι σύμφωνα με την μελέτη [33] για να υπολογιστεί η πραγματική ταχύτητα του πλοίου πρέπει να συνεργαστούν πολλοί αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης. Στον αλγόριθμο βελτιστοποίησης ταχύτητας χρησιμοποιούνται τα Data από το AIS και από τον καιρό. Με αυτό τον τρόπο ο αλγόριθμος είναι πιο έγκυρος και ακριβής. Με αυτόν τον τρόπο δίνεται η δυνατότητα να μειωθεί αρκετά το κόστος καυσίμου.

6.2.1 Δημιουργία μοντέλου

Για να δημιουργηθεί αυτό το μοντέλο βελτιστοποίησης ταχύτητα του πλοίου είναι ένας συνδυασμός πολλών αλγορίθμων. Οι μορφές μηχανικής μάθησης είναι η παρακάτω:

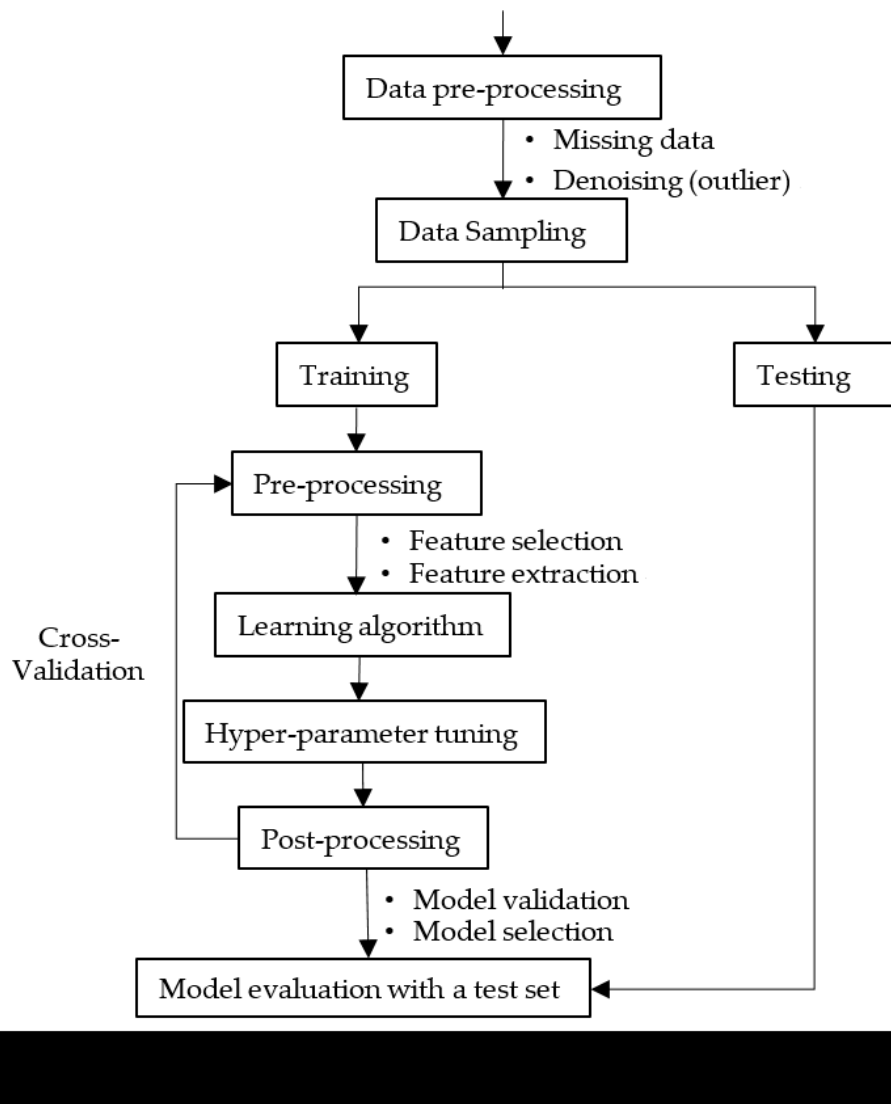
- Γραμμική παλινδρόμηση
- Δένδρα απόφασης
- Ενισχυτική Μάθηση
- Εξειδικευμένη ενισχυτική μάθηση
- Απόφαση μέσω πολλών αλγορίθμων δένδρων απόφασης

Χρησιμοποιώντας αυτές τις μεθόδους βελτιώνεται αρκετά ο υπολογισμός την πραγματικής ταχύτητας ενός πλοίου.

6.2.2 Μέθοδος επίλυσης

Για τον υπολογισμό βέλτιστης ταχύτητας, έχει διαχωριστεί επίλυση του σε στάδια. Τα στάδια είναι τα παρακάτω:

- Εξόρυξη δεδομένων
- Προ-επεξεργασία δεδομένων
- Επιλογή και εξαγωγή χαρακτηριστικών
- Μοντέλα πρόβλεψης
- Συντονισμός Υπερ-παραμέτρων
- Επικύρωση μοντέλου



Εικόνα 32 Δομή Αλγορίθμου Πηγή: Machine Learning Approaches for Ship Speed Prediction

Αρχικά πραγματοποιείτε η εξόρυξη δεδομένων μέσω του AIS. Γενικά το AIS δίνει πάρα πολλά δεδομένα για το πλοίο. Αρκετά από αυτά δεν είναι χρήσιμα. Όπως για παράδειγμα το IMO number η σημαία του πλοίου κλπ. Ωστόσο μέσα σε αυτά τα δεδομένα υπάρχουν και χρήσιμα δεδομένα. Συνεπώς εφαρμόζονται φίλτρα ώστε να γίνει εξόρυξη αυτών. Τα δεδομένα αναφέρονται παρακάτω επιγραμματικά: (Σύμφωνα με την πηγή [33])

- Max draught (m)
- Course over the ground (COG) (deg.)
- True heading deg.
- Total wave height m
- Total wave direction deg.

- Total wave period sec
- Wind wave height m
- Wind wave direction deg.
- Wind wave period sec
- Swell wave height m
- Swell wave direction deg.
- Swell wave period sec
- Wind UV m/sec
- Wind VV m/sec
- Pressure at mean sea level (MSL) hPa
- Pressure surface hPa
- Ambient temperature _C
- Sea surface salinity Psu
- Sea surface temperature _C
- Current UV m/s
- Current VV m/s
- Ship length m
- Ship width m
- Dead weight tons
- Gross tonnage tons

Συναρτήσει όλων των παραπάνω κριτηρίων θα αναπαράγεται το αποτέλεσμα που είναι η βέλτιστη ταχύτητα διαδρομής.

Στην συνέχεια πραγματοποιείται η προ-επεξεργασία των δεδομένων, ώστε ο αλγόριθμος να προχωρήσει στην εκπαίδευση. Στη συνέχεια επιλέγονται χαρακτηριστικά και προχωράει στην εξαγωγή τους. Τα Τελικά δεδομένα σύμφωνα με τις μελέτες [33] είναι τα εξής:

- Max draught m
- COG deg.
- Total wave height m
- Total wave direction deg.
- Total wave period sec
- Wind speed m/sec
- Wind speed m/sec

- Pressure MSL hPa
- Ambient temperature _C
- Sea surface salinity Psu
- Current speed m/s
- Current speed m/s
- Gross tonnage tons

Έπειτα ενισχύονται οι υπερ-παράμετροι και καταλήγει στο επιθυμητό αποτέλεσμα.

6.3 Μεθοδολογία για την αποφυγή λαθών

Ωστόσο κατά την επιλογή των δεδομένων θα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη κάποια κριτήρια για την αποφυγή λαθών.

Τα κριτήρια είναι τα παρακάτω:

- Φιλτράρισμα των περιττών πληροφοριών
- Περιττά δεδομένα όπως κινήσεις σε αγκυροβόλια
- Δεδομένα με ταχύτητα μικρότερη των 5knots
- Τιμές που αποκλίνουν σημαντικά από τις μέσες τιμές
- Τα δεδομένα πρέπει να προέρχονται αυστηρά όταν τα πλοία βρίσκεται σε κατάσταση πρόωσης κινητήρα.

6.4 Αποτέλεσμα

Το αποτέλεσμα αυτού του τρόπου βελτιστοποίησης παραμέτρων είναι η καλύτερη δυνατή ταχύτητα του πλοίου. Όσο καλύτερα υπολογιστή η ταχύτητα με βάση τα δεδομένα που αναφέρθηκαν στο 6.2.2 τόσο μικρότερη κατανάλωση καυσίμου έχουμε. Αν υπολογίσουμε λοιπόν ότι τα καύσιμα απαρτίζουν τα 2/3 του κόστους ταξιδιού και το ¼ του ολικού κόστους, τότε καταλαβαίνουμε ότι μια μείωση στα καύσιμα της τάξης του 10%, από την στιγμή που αναφερόμαστε σε πλοία που καταναλώνουν τόνους καυσίμου καθημερινά, είναι ένα σημαντικό ποσό. Μειώνοντας την κατανάλωση καυσίμου, μειώνονται και τα καυσαέρια. Οπότε υπάρχει σημαντική μείωση της ατμοσφαιρικής ρύπανσης.

■ Σκοπός χρήσης και χρησιμότητα των αλγορίθμων

Στο παρακάτω κεφάλαιο θα γίνει αναφορά στο σκοπό χρήσης του αλγορίθμου και στην χρησιμότητα και την επιρροή που ήδη έχει στη ναυτιλία.

Ο κύριος σκοπός του αλγορίθμου είναι η ταχύτητα, η μείωση του κόστους και η ασφάλεια του πληρώματος. Όσο περνούν τα χρόνια οι απαιτήσεις συνεχώς αυξάνονται, τα σοβαρότερα ζητήματα ωστόσο είναι η ασφάλεια, η ταχύτητα και η μείωση του κόστους λειτουργίας. Δηλαδή η κάθε εταιρία προσπαθεί να αυξήσει τα κέρδη της, να αυξήσει την ασφάλεια του πληρώματος και να είναι όσο πιο συνεπής γίνεται στα χρονοδιαγράμματά της. Σε αυτή την περίπτωση ο αλγόριθμος με την βοήθεια της μηχανικής μάθησης, θα εκπαιδεύεται συνεχώς και θα αυξάνει την ακρίβεια του. Με αποτέλεσμα να γίνεται συνεχώς πιο ακριβής στις αποφάσεις και θα αυξάνει την ταχύτητα λήψης μιας απόφασης.

Ακόμη σύμφωνα με τους νέους κανονισμούς τα πλοία θα πρέπει να χρησιμοποιούν scrubber ή καύσιμα με χαμηλή περιεκτικότητα σε ενώσεις του θείου (SO_x). Λόγω των πολλών δεδομένων που επεξεργάζεται ο αλγόριθμος, θα εξάγει αποτελεσματικά την μελέτη για χρήση των καυσίμων με χαμηλές συγκεντρώσεις θείου. Σε αρκετές περιπτώσεις η εγκατάσταση Scrubber ειδικά σε πλοία που οδεύουν προς το τέλος χρήσης του είναι ασύμφορη. Επομένως ο αλγόριθμος θα παρουσιάζει άμεσα και έγκυρα κατά πόσον είναι συμφέρον η εγκατάσταση Scrubber.

Συνεπώς ο αλγόριθμος θα διευκολύνει τον άνθρωπο, με αμεσότητα στην λήψη αποφάσεων και στον γρηγορότερο σχεδιασμό των διαδρομών. Ωστόσο εφόσον ο αλγόριθμος θα είναι πλήρως εναρμονισμένος με τους διεθνείς κανονισμούς και θα ενημερώνεται συνεχώς με τα δελτία καιρού, θα προσφέρει μεγαλύτερη ασφάλεια και στο πλήρωμα και στο πλοίο. Συνεπώς η χρησιμότητα του αλγορίθμου θα αρχίσει να φαίνεται από την αρχή της χρήσης του, σιγά σιγά θα αρχίσει να εισάγεται όλο και πιο συχνά στις ναυτιλιακές εταιρίες και θα γίνεται ένα σημαντικό εργαλείο για την κάθε εταιρία.

■ Αλληλεπίδραση των αλγορίθμων με άλλες εφαρμογές

Ο αλγόριθμος θα μπορούσε να αλληλοεπιδρά και να λαμβάνει δεδομένα από σχεδόν όλες τις εφαρμογές που υπάρχουν σε ένα πλοίο. Αρχικά λαμβάνει δεδομένα υποχρεωτικά τα δεδομένα των παρακάτω ώστε να τα χρησιμοποιεί για την βελτιστοποίηση της διαδρομής.

- Ραντάρ
- GPS
- Όργανα καιρού
- Από το monitoring φόρτωσης πλοίου
- Δελτία Καιρού
- Δεδομένα σχετικά με το κόστος καυσίμου είτε μέσω web είτε από βάση δεδομένων

Ωστόσο θα μπορούσε να λαμβάνει δεδομένα και από άλλες εφαρμογές ώστε να αξιοποιήσουμε πλήρως τις δυνατότητες της μηχανικής μάθησης. Παρακάτω αναφέρονται κάποιες εφαρμογές που θα μπορούσαμε να αντλήσουμε δεδομένα μελλοντικά.

- Κατάσταση γάστρας
- Εφαρμογές υπολογισμού σέρβις μηχανών
- Δεδομένα από στο σύστημα πρόωσης
- Δεδομένα από το πρόγραμμα των λιμένων προορισμού (κυρίως για container ship)
- Δεδομένα από το Mewis Duct (σύστημα εξαγωγής αέρα με σκοπό την μείωση της τριβής)

Με την αλληλεπίδραση του αλγορίθμου και με τις παραπάνω εφαρμογές θα μπορούσε να πραγματοποιηθεί περεταίρω μείωση του κόστους λειτουργίας ενός πλοίου, όπως και την μείωση των ζημιών. Τέλος όλα τα δεδομένα θα εξάγονται από έναν και μόνο αλγόριθμο. Συνεπώς ο αλγόριθμος θα εξάγει μια σημαντική σε ποσότητα βάση δεδομένων. Τα δεδομένα θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για τον υπολογισμό του ετήσιου μπάτζετ για ένα πλοίο, για τον υπολογισμό και τον προγραμματισμό των dry dock, των επισκευών των περιοδικών service κλπ. Ουσιαστικά θα μπορούσε να εξελιχθεί σε ένα πολύ χρήσιμο εργαλείο για μια ναυτιλιακή εταιρία. Καθώς θα διατηρούσε όλα τα δεδομένα καταγραφής και θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για την καλύτερη οικονομική διαχείριση ενός πλοίου.

■ Πλεονεκτήματα-Μειονεκτήματα αλγορίθμου

Στο παρακάτω κεφάλαιο θα πραγματοποιηθεί ανάλυση και αναφορά στα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα του αλγορίθμου.

9.1 Πλεονεκτήματα

Αρχικά θα πραγματοποιηθεί παράθεση των πλεονεκτημάτων και στην συνέχεια ανάλυση τους.

- Ταχύτερη διαδρομή
- Γρηγορότερος υπολογισμός διαδρομής
- Επεξεργασία πολλών δεδομένων σε μικρό χρονικό διάστημα
- Ασφαλέστερη πλεύση
- Χαμηλότερη καταπόνηση του πλοίου
- Εξοικονόμηση καυσίμου
- Μείωση φόρτου εργασίας του ανθρωπίνου δυναμικού
- Μείωση του κόστους λειτουργίας
- Μείωση ρύπων προς την ατμόσφαιρα
- Μείωση ζημιών και καταπόνησης σκαριού
- Δυνατότητα αλληλεπίδρασης με άλλες εφαρμογές και λειτουργίες του πλοίου

Αρχικά ο αλγόριθμος θα βοηθήσει ώστε να εκμεταλλευτούμε κάθε έξτρα δυνατότητα που θα μικρύνει τον χρόνο που θέλουμε για να φτάσουμε στον προορισμό μας. Στη συνέχεια λόγω της εναρμόνισης με τους κανόνες ασφαλούς πλεύσης και του συνδυασμού του με τα δελτία καιρού, το πλοίο θα είναι πιο ασφαλές στη θάλασσα. Ώς αποτέλεσμα η καταπόνηση του σκαριού θα είναι πολύ μικρότερη. Ακόμη θα συνεισφέρει αρκετά στη μείωση του καυσίμου, καθώς το πλοίο δεν θα πέφτει σε θαλασσοταραχές και θα ελέγχεται και η κατάσταση της γάστρας αν είναι καθαρή από θαλάσσιους οργανισμούς. Επίσης θα μειωθεί αρκετά ο φόρτος εργασίας των αξιωματικών γέφυρας και του καπετάνιου, καθώς θα πρέπει απλά να εγκριθεί το αποτέλεσμα του αλγορίθμου και όχι να πραγματοποιηθεί όλη η χάραξη της διαδρομής από το πλήρωμα. Αποτέλεσμα όλων των παραπάνω θα είναι η σημαντική μείωση του κόστους λειτουργίας του πλοίου. Ωστόσο ένα πολύ σημαντικό πλεονέκτημα του αλγορίθμου είναι η μείωση των ρύπων καθώς ο αλγόριθμος θα μειώνει την κατανάλωση καυσίμου, τόσο θα μειώνονται και οι ρύποι. Συνεπώς θα συνεισφέρει σημαντικά στην προστασία του περιβάλλοντος. Αποτέλεσμα όλων των προαναφερθέντων θα είναι η ελάττωση των ζημιών που μπορεί να υποστεί ένα πλοίο, καθώς οι μηχανές του θα ζορίζονται πολύ λιγότερο, το

σκαρί θα καταπονείτε πολύ λιγότερο. Ακόμη θα μπορούσαν να υπάρχουν πρότυπες διαδρομές σύμφωνα με τις τελευταίες διαδρομές κάθε πλοίου προς τα λιμάνια. Έτσι ώστε να ανατρέχει σε αυτές τις διαδρομές και να αναπροσαρμόζεται ανάλογα με το επιθυμητό αποτέλεσμα. Τέλος ο αλγόριθμος θα μπορούσε να λαμβάνει δεδομένα και να αλληλοεπιδρά και με άλλες εφαρμογές, με αποτέλεσμα να υπάρχουν πάρα πολλά δεδομένα που θα μπορούσαν να βελτιώσουν ακόμη περισσότερο την λειτουργία ενός πλοίου, καθώς και την μείωση του κόστους λειτουργίας.

9.2 Μειονεκτήματα

Ωστόσο δεν θα μπορούσαμε να παραλείψουμε και κάποιο μειονέκτημα που θα μπορούσε να έχει ένας τέτοιου είδους αλγόριθμος.

- Λάθος υπολογισμός διαδρομής λόγω έλλειψης στοιχείων
- Λάθος υπολογισμός κόστους καυσίμου

Αρχικά ιδιαίτερα στους πρώτους υπολογισμούς διαδρομής, ο αλγόριθμος θα μπορούσε να υποπέσει σε κάποια λάθη, καθώς δεν θα έχει εκπαιδευτεί πλήρως, στη συνέχεια όμως θα εκπαιδευτεί και θα μειωθεί αρκετά η πιθανότητα λάθος. Ακόμη θα μπορούσε να υπολογιστεί λάθος το κόστος καυσίμου σε περίπτωση που υπάρχει κάποια αλλαγή στη τιμή και δεν την λάβει υπόψη ο αλγόριθμος. Ωστόσο με την πάροδο του χρόνου ο αλγόριθμος θα εκπαιδεύεται όλο και περισσότερο και σε συνεργασία με την μελλοντική εξέλιξη τα λάθη θα εκμηδενιστούν.

Όμως υπάρχει ένα ηθικό ζήτημα που τίθεται. Αυτό δεν είναι άλλο πέρα από το αν θα μειωθούν οι θέσεις εργασίας σε ένα πλοίο ή σε μια ναυτιλιακή εταιρία. Διότι αρκετές εργασίες, που θα πραγματοποιεί ο αλγόριθμος, σήμερα τις πραγματοποιούν ολόκληρα τμήματα ναυτιλιακών. Πράγμα που σημαίνει ότι θα μπορούσε να αντιμετωπιστεί με δυσπιστία από τους ναυτικούς και από τους ανθρώπους της ναυτιλίας. Ωστόσο κάτι τέτοιο θα μπορούσε να δημιουργήσει και νέες θέσεις και νέα πόστα σε μία ναυτιλιακή εταιρία.

Τέλος αν σκεφτούμε ότι θα ελαττώσει το κόστος λειτουργίας ενός πλοίου, θα έχει ως αποτέλεσμα την αύξηση των κερδών. Μακροπρόθεσμα σημαίνει αύξηση στόλου, συνεπώς και αύξηση θέσεων εργασίας.

Μελλοντική Έρευνα και συμπεράσματα

Στο παρακάτω κεφάλαιο θα πραγματοποιηθεί αναφορά στην μελλοντική έρευνα και εξέλιξη που θα μπορούσε να έχει ο αλγόριθμος καθώς και στα συμπεράσματα που καταλήξαμε μετά την μελέτη του αλγορίθμου βελτιστοποίησης διαδρομής.

10.1 Μελλοντική Έρευνα

Κατά την διάρκεια της μελέτης του αλγορίθμου παρατηρήθηκε ότι καλύτερη δυνατή επίλυση θα δινόταν μέσω των νευρωνικών δικτύων. Καθώς τα νευρωνικά δίκτυα πραγματοποιούν με μεγαλύτερη ταχύτητα του υπολογισμού και επεξεργάζονται γρηγορότερα τα δεδομένα. Ακόμη σημαντικό είναι να αναφερθεί πως ο αλγόριθμος θα μπορούσε να εξελιχθεί και άλλο με την πρόσθεση ακόμη κάποιων παραγόντων ακόμα όπως το κόστος των ναύλων την εκάστοτε περίοδο. Επίσης άλλη μια δυνατότητα που θα μπορούσε να προστεθεί είναι ο υπολογισμός ολόκληρου του κόστους ταξιδιού και αν η μεταφορά ενός φορτίου είναι πραγματικά συμφέρουσα η ζημιογόνα είτε άμεσα είτε έμμεσα, η αν το πλοίο είναι προτιμότερο να περιμένει για κάποιο άλλο φορτίο. Για παράδειγμα έχουμε ένα Tanker στο οποίο μπορεί να μεταφέρει διάφορα φορτία καυσίμου. Ωστόσο σημαντικό ρόλο έχει η ποιότητα του τελευταίου καυσίμου που μετέφεραν. Έτσι λοιπόν θα δίνονται στον αλγόριθμο τα οικονομικά οφέλη που θα επιφέρει ένα όχι και τόσο καθαρό φορτίο π.χ HFO, και τα οφέλη που θα είχε αν περίμενε για κάποιο φορτίο καλύτερης ποιότητας π.χ Kerosene. Καθώς αν λάμβανε ένα <<βρώμικο>> φορτίο, η επόμενη εταιρία που θα ήθελε να ναυλώσει το πλοίο μπορεί να μην προχωρούσε με την ναύλωση λόγω της ποιότητας του προηγούμενου φορτίου. Ακόμη θα μπορούσε να γίνει περεταίρω ανάλυση των ήδη υπάρχων μεταβλητών έτσι ώστε να μειωθεί η πιθανότητα σφαλμάτων. Τέλος εφόσον ο αλγόριθμος διαθέτει όλα τα στοιχεία των δρομολογίων, το κόστος των διαδρομών και την κατανάλωση καυσίμων. Στο τέλος κάθε χρονιάς όλα τα στοιχεία που έχει συλλέξει ο αλγόριθμος θα μπορούν γίνουν εξαγωγή και να μελετηθούν από τα υπεύθυνα τμήματα σχετικά με τα κέρδη που επέφερε το κάθε πλοίο, τις ζημίες που προβλέφθηκαν. Ακόμη αν αλγόριθμος μείωσε ουσιαστικά και κατά πόσο τοις εκατό το κόστος λειτουργίας.

10.2 Συμπεράσματα

Βασιζόμενος στα ευρήματα κατά την διάρκεια της έρευνας, συμπεραίνεται ότι ο αλγόριθμος είναι πραγματικά μια πολύ συμφέρον λύση για την επιλογή διαδρομής. Κατά ένα μεγάλο ποσοστό ελαττώνει το κόστος ταξιδιού και τις περισσότερες φορές αναπροσαρμόζει άμεσα την διαδρομή σε περίπτωση κακοκαιρίας, με αποτέλεσμα το πλοίο και το πλήρωμα να «ξεφεύγει» από τις κακοκαιρίες. Ωστόσο σε κάποια container ships όπου έχουν εγκατασταθεί αντίστοιχοι αλγόριθμοι, παρατηρείτε

ότι τα πλοία τις περισσότερες φορές είναι μέσα στο χρονοδιάγραμμά τους χωρίς καθυστερήσεις. Ακόμη οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης παραμέτρων διαδρομής δεν εξοικονομούν μόνο χρόνο και χρήματα, αλλά αυξάνουν την ασφάλεια του πλοίου και του πληρώματος. Ωστόσο κατά τη διάρκεια της έρευνας συμπεράνα ότι ένας τέτοιος αλγόριθμός είναι σημαντικότερος σε πλοία με πιεσμένο πρόγραμμα και πλοία με επιτάσσονται να βρίσκονται «on schedule». Τις περισσότερες φορές τα container ships χρειάζονται την καλύτερη δυνατή λύση στον υπολογισμό διαδρομής, διότι είναι επιτακτική ανάγκη να βρίσκονται στην RTA στο λιμάνι άφιξης τους, καθώς σε περίπτωση καθυστέρησης θα χάσουν την σειρά φόρτο-εκφόρτωσης και θα υπάρξουν περεταίρω καθυστερήσεις. Ας μην ξεχνάμε ότι στην ναυτιλία όσο μεγαλύτερη είναι μια καθυστέρηση τόσο περισσότερη είναι η χασούρα. Τέλος μπορούμε να αναφέρουμε κάποιους οργανισμούς που ασχολούνται με το κομμάτι της βελτιστοποίησης όπως είναι η StormGeo, Marine Digital, Maersk, Adrenaship, Napa και άλλες. Όσο η μηχανική μάθηση εισβάλλει στον κλάδο της ναυτιλίας συνεχώς όλο και περισσότερες εταιρίες ξεκινούν να τη χρησιμοποιούν και όχι μόνο στην βελτιστοποίηση διαδρομής.

Βιβλιογραφία

- [1]<https://todocontenedores.com.ar/this-is-an-incredible-visualization-of-the-worlds-shipping-routes/>
- [2] <https://www.wired.com/2010/01/global-shipping-map/>
- [3]https://e-nautilia.gr/blog-post_9778/
- [4]<https://el.wikipedia.org/wiki/%CE%9D%CE%B1%CF%85%CF%84%CE%B9%CE%BA%CF%8C%CF%82%CF%87%CE%AC%CF%81%CF%84%CE%B7%CF%82>
- [5]<https://el.wikipedia.org/wiki/ECDIS>
- [6]<https://e-nautilia.gr/katigories-kai-eidi-ploiwn/>
- [7]<https://www.isalos.net/2016/04/enas-odigos-gia-tis-emission-control-areas-ecas/>
- [8]https://marine-digital.com/article_optimizing_vessels_route
- [9]https://marine-digital.com/article_ai_and_ml
- [10]<https://www.stormgeo.com/solutions/shipping/campaigns/sh-pm-2020-05-shunt/bvs/>
- [11]<https://el.wikipedia.org/wiki/%CE%95%CE%BE%CE%AC%CE%BD%CF%84%CE%B1%CF%82>
- [12]<https://www.furuno.com/en/products/radar?market=recreational>
- [13]<http://shipsbusiness.com/ECDIS-voyage-planning-guide.html>
- [14]<http://theamericanenergynews.com/energy-financial/lng-prices-slide-supplies-emerge-key-regions>
- [15]<https://www.thoughtco.com/machine-learning-and-data-science-3960320>
- [16]https://el.wikipedia.org/wiki/%CE%9C%CE%B7%CF%87%CE%B1%CE%BD%CE%B9%CE%BA%CE%AE_%CE%BC%CE%AC%CE%B8%CE%B7%CF%83%CE%B7
- [17] Τεχνητή Νοημοσύνη, Ι. Βλαχάβας, Π. Κεφαλάς, Ν. Βασιλειάδης, Φ. Κόκκορας, Η. Σακελλαρίου, Γ' Έκδοση
- [18] Εισαγωγή στην εξόρυξη δεδομένων, Tan Pang - Ning, Steinbach Michael, Kumar Vipin, 2010
- [19] Τεχνητή Νοημοσύνη Μια Σύγχρονη Προσέγγιση, Ryussell & Norvig, 2007

[20] *Pattern Recognition, Theodoridis & Koutroumbas, 4th Edition*

[21] *MACHINE LEARNING An Algorithmic Perspective Second Edition*

[22] *Stephen Marsland Introduction to Machine Learning with Python A GUIDE FOR DATA SCIENTISTS*
Andreas C. Müller & Sarah Guido

[23] *Advanced Navigation Route Optimization for an Oceangoing Vessel E. Kobayashi, T. Asajima & N. Sueyoshi*
Kobe University, Kobe, Japan

[24] *Multi-objective optimization of ship routes Master's thesis in Complex Adaptive Systems ANGELICA ANDERSSON*

[25] *Weather routing and safe ship handling in the future of shipping Lokukaluge P. Perera¹, C. Guedes Soares**

[26] *A novel, data-driven heuristic framework for vessel weather routing Christos Gkerekos *, Iraklis Lazakis*

[27] *Method for simultaneously optimizing ship route and speed with emission control areas*

*Ship weather routing: A taxonomy and survey Thalís P.V. Zís *, Harilaos N. Psaraftis, Li Ding*

[28] *Machine learning approach to ship fuel consumption: A case of container vessel Tayfun Uyanık, Çağlar Karatuğ, Yasin Arslanoğlu**

[29] *Ship scheduling and routing optimization. An application to Western Mediterranean area* Mauro Catalani*

[30] *VESSEL ROUTE OPTIMIZATION FOR OFFSHORE MARINE TRANSPORT Montra Wongmayura and Thananya Wasusri*
Logistics and Supply Chain Management, Graduate School of Management and Innovation King Mongkut's University of Technology Thonburi

[31] *THE SHIP-ROUTING OPTIMIZATION BASED ON THE THREE-DIMENSIONAL MODIFIED ISOCHRONE METHOD Yu-Hsien Lin* Ming-Chung Fang*

[32] *Development of a New Ship Adaptive Weather Routing Model Based on Seakeeping Analysis and Optimization Silvia Pennino, Salvatore Gaglione, Anna Innac, Vincenzo Piscopo and Antonio Scamardella*

[33] *Machine Learning Approaches for Ship Speed Prediction towards Energy Efficient Shipping*
Misganaw Abebe, Yongwoo Shin , Yoojeong Noh, Sangbong Lee and Inwon Lee

[34] *Near-Optimal Weather Routing by Using Improved A* Algorithm* Yong Woo Shin, Misganaw Abebe, Yoojeong Noh, Sangbong Lee, Inwon Lee, Donghyun Kim, Jungchul Bae and Kyung Chun Kim

[35] *Decision Tree for the Weather Forecasting* Rajesh Kumar

[36] *Genetic Algorithm for Shipping Route Estimation with Long-Range Tracking Data Automatic reconstruction of shipping routes based on the historical ship positions for Maritime Safety Applications.* Andrea Pelizzari

[37] *MACHINE LEARNING An Algorithmic Perspective Second Edition*

[38] *Stephen Marsland Introduction to Machine Learning with Python A GUIDE FOR DATA SCIENTISTS*
Andreas C. Müller & Sarah Guido