



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ

UNIVERSITY OF PIRAEUS

Πανεπιστήμιο Πειραιώς

Σχολή Τεχνολογιών Πληροφορικής και Επικοινωνιών

Τμήμα Ψηφιακών Συστημάτων

Κατεύθυνση Προηγμένα Πληροφοριακά Συστήματα

Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία

**Ανάλυση, Μοντελοποίηση και Πρόγνωση του
δείκτη ναυλαγοράς Baltic Dry Index (BDI) με
χρήση Machine Learning αλγορίθμων και
Νευρωνικών Δικτύων**

Δημήτριος Κουτσούκος
ΜΕ1908

Επιβλέπων:

Δρ. Φιλιππάκης Μιχαήλ
Αναπληρωτής Καθηγητής

Πειραιάς, Μάρτιος, 2022

Προς έγκριση από την εξεταστική επιτροπή την 10/03/2022

Μιχαήλ Φιλιππάκης
Αναπληρωτής Καθηγητής

Μαρία Χαλκίδη
Αναπληρώτρια Καθηγήτρια

Δημοσθένης Κυριαζής
Αναπληρωτής Καθηγητής

.....
Δημήτριος Κουτσούκος
Τμήμα Ψηφιακών Συστημάτων
Πανεπιστήμιο Πειραιώς

Copyright © Δημήτριος Κουτσούκος, 2022
Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευτεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Πανεπιστημίου Πειραιώς.

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους τους καθηγητές του μεταπτυχιακού προγράμματος σπουδών, καθώς η συμβολή τους στην εκπαιδευτική διαδικασία ήταν απαραίτητη για την απόκτηση των γνώσεων που χρειάζονται για την εκπόνηση μιας μεταπτυχιακής διπλωματικής εργασίας, καθώς και τον επιβλέπων καθηγητή μου, Μιχαήλ Φιλιππάκη, ο οποίος μου έδωσε την ευκαιρία να ασχοληθώ με το ερευνητικό θέμα της παρούσας εργασίας. Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω τη ΔΡ . Μαρία Ελένη Πούλου για την πολύτιμη βοήθεια της στην επίβλεψη της διπλωματικής.

Θέλω να ευχαριστήσω από καρδιάς την οικογένεια μου, η οποία με στήριξε καθ' όλη την διάρκεια των σπουδών μου, αλλά και ήταν είναι και θα είναι ένα χέρι αμέριστης βοήθειας σε κάθε μου προσπάθεια.

Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω τους φίλους μου οι οποίοι έδειξαν κατανόηση το διάστημα εκπόνησης της εργασίας, τους συμφοιτητές μου, οι οποίοι με βοήθησαν όποτε το χρειαζόμουν, και στην Κατερίνα, για την μόνιμη ψυχολογική υποστήριξη που μου έδινε.

28/02/2022

Δημήτρης Κουτσούκος

Περίληψη

Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας πραγματοποιείται βιβλιογραφική ανασκόπηση ερευνών οι οποίες χρησιμοποιούν αλγορίθμους μηχανικής μάθησης και νευρωνικά δίκτυα με σκοπό την πρόβλεψη του χρηματιστηριακού δείκτη Baltic Dry Index (BDI). Οι έρευνες αυτές θα κατηγοριοποιηθούν ανάλογα τον τρόπο μοντελοποίησης και πρόβλεψης που χρησιμοποιούν.

Επίσης θα γίνει εκτενής αναφορά στον τρόπο με τον οποίο λειτουργεί το σύστημα της μεταφοράς χύδην ξηρού φορτίου και στους παράγοντες από τους οποίους επηρεάζεται ο δείκτης ναυλαγοράς και κατά συνέπεια και η τιμή των ναύλων, με στόχο την κατανόηση των συσχετίσεων που υπάρχουν στο σύστημα και επομένως τον καθορισμό του τρόπου δόμησης του μοντέλου που θα δημιουργηθεί για την πρόβλεψη του δείκτη.

Επιπροσθέτως θα αναλυθεί ο τρόπος λειτουργίας των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης οι οποίοι χρησιμοποιούνται στην βιβλιογραφία για πρόβλεψη του δείκτη με σκοπό την εύρεση των αλγορίθμων οι οποίοι προσαρμόζονται καλύτερα στις ιδιαιτερότητες του χρηματιστηριακού δείκτη. Θα αναλυθεί ο τρόπος με τον οποίο θα γίνει η συλλογή, η προεπεξεργασία και η μοντελοποίηση των δεδομένων με σκοπό την χρήση τους στους κατάλληλους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης.

Στην συνέχεια θα πραγματοποιηθεί μονομεταβλητή και πολυμεταβλητή ανάλυση (Univariate / Multivariate analysis) με σκοπό να εξεταστεί αν κάποια από τις δύο προσεγγίσεις παράγει ακριβέστερο μοντέλο πρόβλεψης του δείκτη ναυλαγοράς BDI.

Τέλος θα γίνει σύγκριση των πιο αποτελεσματικών μοντέλων για κάθε μία από τις μεθόδους ανάλυσης ενώ θα επιχειρηθεί βελτίωση του μοντέλου πρόβλεψης του δείκτη, δοκιμάζοντας τον συνδυασμό των μοντέλων που επιτυγχάνουν βέλτιστη πρόβλεψη.

Λέξεις Κλειδιά: Πρόγνωση Χρονοσειρών, Δείκτης Ναυλαγοράς BDI, Νευρωνικά Δίκτυα, Μηχανική Μάθηση

Abstract

In the framework of this Thesis, a literature review is carried out among articles that use machine learning algorithms and neural networks in order to predict the Baltic Dry Index (BDI). These surveys will be categorized according to their modeling work and prediction analysis.

There will also be extensive reference to the way in which the bulk cargo transport system operates and to the factors that affect the Baltic dry index and consequently the freight rates, in order to understand the correlations that exist in the system and therefore determining the structure of the model that will be created to predict the index.

In addition, the operation of the machine learning algorithms used in the literature to predict the index will be analyzed in order to find the algorithms that are best adapted to the specifics of the Baltic Dry index. The way in which the data will be collected, pre-processed and modeled in order to use them in the appropriate machine learning algorithms will be analyzed.

Univariate / Multivariate analysis will then be performed to examine whether either approach produces a more accurate model for predicting the BDI freight rate index and finally, the most effective models for each of the analysis methods will be compared while an attempt will be made to improve the index forecasting model by testing the combination of the models that achieve optimal forecasting.

Keywords: Forecasting, Baltic Dry Index, Neural Networks, Machine Learning

Πίνακας περιεχομένων

Ευχαριστίες	i
Περίληψη	iii
Abstract	v
Πίνακας περιεχομένων	viii
Πίνακας σχημάτων	xi
Πίνακας πινάκων	xiii
1 Εισαγωγή	1
1.1 Πλαίσιο, σκοπός και στόχοι της διπλωματικής εργασίας	1
1.2 Ορισμοί	2
1.3 Οργάνωση, κεφαλαίωση, διάρθρωση της εργασίας	3
2 Ο Δείκτης Ναυλαγοράς Baltic Dry Index - BDI	7
2.1 Η Ναυτιλία	7
2.2 Ναυλαγορά	9
2.2.1 Είδη Ναυλαγοράς	9
2.2.2 Διάκριση Ναυλώσεων	10
2.2.3 Είδη Ναυλώσεων	12
2.3 Μεταφορά Χύδην Ξηρού Φορτίου	14
2.3.1 Χύδην Ξηρό Φορτίο	14
2.3.2 Dry Bulk Carriers	16
2.3.3 Το Κόστος Μεταφοράς	18
2.4 Baltic Dry Index	20
2.4.1 Baltic Dry Exchange	21
2.4.2 Υπολογισμός του δείκτη	22
2.4.3 Παράγοντες οι οποίοι επηρεάζουν τον δείκτη BDI	23
2.5 Η ανάγνωση της αγοράς	32
3 Βιβλιογραφική Ανασκόπηση	33
3.1 Έρευνες Μονομεταβλητής Ανάλυσης	34
3.2 Έρευνες Πολυμεταβλητής Ανάλυσης	38
3.3 Σχετικές Διερευνητικές Εργασίες	41

4	Ανάλυση και Πρόγνωση Χρονοσειρών	45
4.1	Δομή Χρονοσειρών	45
4.2	Κατηγοριοποίηση Χρονοσειρών	49
4.3	Ανάλυση Χρονοσειρών	51
4.3.1	Διερευνητική Ανάλυση	51
4.3.2	Προεπεξεργασία Δεδομένων	54
4.3.3	Μοντελοποίηση και Προγνωστική Ανάλυση	66
4.4	Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks -ANN's)	72
4.4.1	Τρόπος Λειτουργίας	72
4.4.2	Εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων	74
4.4.3	Κατηγορίες Νευρωνικών Δικτύων	76
4.4.4	Συνάρτηση Κόστους Νευρωνικού Δικτύου (Cost Function)	86
4.4.5	Αλγόριθμοι Βελτιστοποίησης - Optimizers	87
4.4.6	Αξιολόγηση των Μοντέλων Πρόγνωσης	93
5	Πρόγνωση του Δείκτη Ναυλαγοράς Baltic Dry Index- BDI	95
5.1	Γενικές Πληροφορίες	95
5.1.1	Δεδομένα	95
5.1.2	Πλαίσιο ανάπτυξης	96
5.2	Μεθοδολογία	97
5.3	Διερευνητική Ανάλυση και Επεξεργασία Δεδομένων	98
5.3.1	Διερεύνηση Στατιστικών Τιμών	99
5.3.2	Έλεγχος Κανονικότητας	99
5.3.3	Διερεύνηση ανά έτος	101
5.3.4	Στασιμότητα Χρονοσειράς	102
5.3.5	Αυτοσυσχέτιση και Μερική Αυτοσυσχέτιση	103
5.3.6	Έλεγχος Μετασχηματισμών	105
5.4	Μοντελοποίηση και πρόγνωση με ARIMA	106
5.4.1	Παραμετροποίηση	106
5.4.2	Πρόγνωση	108
5.4.3	Αποτελέσματα ARIMA(2,0,1)	111
5.5	Μονομεταβλητή Ανάλυση με Νευρωνικό Δίκτυο LSTM	111
5.5.1	Παραμετροποίηση του LSTM	112
5.5.2	Πρόγνωση με LSTM	115
5.6	Μονομεταβλητή Ανάλυση με Νευρωνικό Δίκτυο GRU	116
5.6.1	Παραμετροποίηση του GRU	116
5.6.2	Πρόγνωση με GRU	117
5.7	Πολυμεταβλητή Ανάλυση με Νευρωνικό Δίκτυο LSTM	118
5.7.1	Επιλογή και Προεπεξεργασία Δεδομένων	118
5.7.2	Αποτελέσματα Πολυμεταβλητού LSTM	122
5.8	Συνδυασμός Αποτελεσμάτων	123
5.8.1	Αποτελέσματα Συνδιασμών	123
6	Συμπεράσματα και Σχόλια	127
	Βιβλιογραφικές Αναφορές	129

Πίνακας σχημάτων

Εικόνα 1.	Γραφική παράσταση μεγέθους της εμπορικής ναυτιλίας και της παγκόσμιας οικονομίας, UNCTAD 2021	8
Εικόνα 2.	Δείκτες Ναυλαγοράς 2015-2017	9
Εικόνα 3.	Διαφορετικές κατηγορίες εμπορικών πλοίων	12
Εικόνα 4.	Δυνατότητα μεταφοράς φορτίου ανά κατηγορία για τα έτη 2020-2021 (UNCTAD 2021)	14
Εικόνα 5.	Παράδειγμα λιμένα φορτοεκφόρτωσης χύδην ξηρού φορτίου	15
Εικόνα 6.	Κύρια εμπορεύματα που μεταφέρουν τα Dry Bulk Carriers (UNCTAD 2021)	15
Εικόνα 7.	Ζήτηση για μεταφορά φορτίου (χιαλιάδας τόνων) ανά κατηγορία πλοίων, για τις χρονιές 2000-2021, (UNCTAD 2021)	17
Εικόνα 8.	Παράδοση νέων πλοίων ανά κατηγορία και χώρα, (UNCTAD 2021)	18
Εικόνα 9.	Ανάπτυξη παγκόσμιου στόλου Dry Bulk Carriers (https://www.klaveness.com)	19
Εικόνα 10.	Ιστορικές τιμές του δείκτη ναυλαγοράς Baltic Dry Index (1985-2022) (https://tradingeconomics.com)	20
Εικόνα 11.	Διαδρομές που παρακολουθεί ο δείκτης των Capesize πλοίων	22
Εικόνα 12.	Διαδρομές που παρακολουθεί ο δείκτης των Panamax πλοίων	23
Εικόνα 13.	Διαδρομές που παρακολουθεί ο δείκτης των Supermax πλοίων	23
Εικόνα 14.	Οικονομικοί κύκλοι στην ναυτιλία (Stopford 2009)	25
Εικόνα 15.	Ετήσια ποσοστιαία μεταβολή του παγκόσμιου GDP ανά κάτοικο (https://data.worldbank.org)	29
Εικόνα 16.	Διακύμανση της τιμής του δείκτη Libor (https://www.macrotrends.net)	30
Εικόνα 17.	Διακύμανση τιμής πετρελαίου (https://tradingeconomics.com)	30
Εικόνα 18.	Χρονοσειρά με ξεκάθαρη ανοδική τάση	46
Εικόνα 19.	Χρονοσειρά με χαρακτηριστικά εποχικότητας	46
Εικόνα 20.	Χρονοσειρά με χαρακτηριστικά κυκλικότητας	47
Εικόνα 21.	Διάφορα είδη θορύβων	48
Εικόνα 22.	Παράδειγμα συνεχούς και μη συνεχούς χρονοσειράς	50
Εικόνα 23.	Διαφορετικές γραφικές παραστάσεις απεικόνισης ελάχιστης ημερίσιας θερμοκρασίας	52
Εικόνα 24.	Γραφική παράσταση αυτοσυσχέτισης χρονοσειράς	53
Εικόνα 25.	Γραφική απεικόνιση συντελεστών αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης χρονοσειράς	54
Εικόνα 26.	Γραφική απεικόνιση μεθόδων εξομάλυνσης (https://media.dailyfx.com)	57
Εικόνα 27.	Γραφική παράσταση αυτοσυσχέτισης λευκού θορύβου (Brownlee 2019)	59
Εικόνα 28.	Γραφική παράσταση διαφόρισης πρώτου βαθμού μιας χρονοσειράς με χαρακτηριστικά random walk (Brownlee 2019)	60

Εικόνα 29.	Εικόνα κύματος κατά Fourier και κατά Ανάλυσης Κυματιδίων	63
Εικόνα 30.	Απεικόνιση αρχής λειτουργίας Principal Component Analysis	66
Εικόνα 31.	Παραδείγματα Γραμμικής και Μη Γραμμικής Παλινδρόμησης	68
Εικόνα 32.	Γραφήματα αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης για τις περιπτώσεις AR(1), MA(1) και ARIMA(1,1) αντίστοιχα	70
Εικόνα 33.	Δομή τυπικού Νευρωνικού Δικτύου	72
Εικόνα 34.	Δομή και λειτουργία τυπικού Κόμβου/ Νευρώνα	74
Εικόνα 35.	Αρχιτεκτονική νευρωνικού δικτύου MLP (Khalafi και Mirvakili 2011)	77
Εικόνα 36.	Αρχιτεκτονική των κόμβων νευρωνικού δικτύου RNN (Næss 2018)	77
Εικόνα 37.	Εσωτερικό ενός κόμβου νευρωνικού δικτύου RNN (Næss 2018)	78
Εικόνα 38.	Αρχιτεκτονική νευρωνικού δικτύου LSTM (https://medium.com)	79
Εικόνα 39.	Δομή πύλης λήθης (https://medium.com)	80
Εικόνα 40.	Δομή πύλης εισόδου (https://medium.com)	80
Εικόνα 41.	Δομή πύλης εξόδου (https://medium.com)	81
Εικόνα 42.	Αρχιτεκτονική ανατροφοδοτούμενων μονάδων νευρωνικών δικτύων με πύλη - GRU (https://towardsdatascience.com/)	82
Εικόνα 43.	Αρχιτεκτονική συνελκτικού Νευρωνικού δικτύου- CNN (https://towardsdatascience.com/)	84
Εικόνα 44.	Λειτουργία κατηγοριοποίησης Support Vector Machine)	86
Εικόνα 45.	Απόδοση διάφορων αλγορίθμων βελτιστοποίησης (https://towardsdatascience.com/)	91
Εικόνα 46.	Τρόπος λειτουργίας μικρού και μεγάλου ρυθμού μάθησης	92
Εικόνα 47.	Διάγραμμα ροής λειτουργίας Γενετικού Αλγορίθμου	93
Εικόνα 48.	Δομή δεδομένων στην αρχική τους μοεφή	98
Εικόνα 49.	Γραφική παράσταση δείκτη ναυλαγοράς BDI	98
Εικόνα 50.	Γραφική παράσταση Kernel Density Estimator	100
Εικόνα 51.	Γραφική παράσταση Quantile-Quantile	100
Εικόνα 52.	Γραφική παράσταση Boxplot	101
Εικόνα 53.	Γραφική αποσύνθεση της χρονοσειράς του δείκτη BDI	102
Εικόνα 54.	Αποτελέσματα ελέγχου ADF	102
Εικόνα 55.	Αποτελέσματα ελέγχου KPSS	103
Εικόνα 56.	Αυτοσυσχέτιση χρονοσειράς	103
Εικόνα 57.	Συντελεστές Αυτοσυσχέτισης και Μερικής Αυτοσυσχέτισης	104
Εικόνα 58.	Γραφήματα λογαριθμημένης (αριστερά) και διαφοροποιημένη (δεξιά) χρονοσειράς	105
Εικόνα 59.	Γραφήματα συντελεστών αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης διαφορισμένης σειράς	106
Εικόνα 60.	Αποτελέσματα ακρίβειας μοντέλων ARIMA για διαφορετικές τιμές p,d,q	107
Εικόνα 61.	Αποτελέσματα μοντέλου Auto ARIMA(4,1,4)	108
Εικόνα 62.	Περιγραφή σφαλμάτων πρόγνωσης ARIMA(2,0,1)	108
Εικόνα 63.	Κατανομή και συντελεστές αυτοσυσχέτισης σφαλμάτων πρόγνωσης ARIMA(2,0,1) 109	
Εικόνα 64.	Απεικόνιση αποτελεσμάτων πρόγνωσης ARIMA(2,0,1)	110
Εικόνα 65.	Αποτελέσματα πρόγνωσης (αριστερά: πρόγνωση, δεξιά: πραγματικές τιμές) ARIMA(2,0,1)	110
Εικόνα 66.	Γραφήματα πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών	111
Εικόνα 67.	Γραφήματα επεξήγησης καμπυλών απώλειας	113
Εικόνα 68.	Γραφήματα επεξήγησης καμπυλών απώλειας	114
Εικόνα 69.	Γραφήματα συναρτήσεων απώλειας για χρήση Adam-AMSgrad	115
Εικόνα 70.	Γράφημα προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών χρονοσειράς BDI	115

Εικόνα 71.	Τιμές πρόγνωσης μοντέλου LSTM	116
Εικόνα 72.	Γραφήματα συναρτήσεων απώλειας νευρωνικού δικτύου GRU	117
Εικόνα 73.	Γράφημα προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών χρονοσειράς BDI	117
Εικόνα 74.	Τιμές πρόγνωσης μοντέλου GRU	118
Εικόνα 75.	Συχνότητα δεδομένων δεικτών προς πολυμεταβλητή ανάλυση	119
Εικόνα 76.	Επιλογή δεικτών προς πολυμεταβλητή ανάλυση	119
Εικόνα 77.	Περιγραφή δεικτών προς πολυμεταβλητή ανάλυση	120
Εικόνα 78.	Αποτελέσματα ελέγχου συσχέτισης CFS	120
Εικόνα 79.	Οπτικοποίηση αποτελεσμάτων ελέγχου CFS	121
Εικόνα 80.	Αποτελέσματα ελέγχου Granger	122
Εικόνα 81.	Γράφημα πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών πολυμεταβλητής ανάλυσης με LSTM	123
Εικόνα 82.	Πίνακας τιμών πρόγνωσης των μοντέλων και των μεταξύ τους συνδιασμών.	124
Εικόνα 83.	Γραφήματα πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών συνδιασμών των μοντέλων	124

Πίνακας πινάκων

Πίνακας 1.	Είδη εμπορικών πλοίων ανά χωρητικότητα νεκρού βάρους (UNCTAD 2021)	16
Πίνακας 2.	Στατιστικά στοιχεία χρονοσειράς	99
Πίνακας 3.	Τιμές ελέγχων ADF και KPSS για μετασχηματισμένη χρονοσειρά	105
Πίνακας 4.	Παραμετροποίηση Νευρωνικού Δικτύου LSTM	113
Πίνακας 5.	Παραμετροποίηση Νευρωνικού Δικτύου LSTM με χρήση Adam-AMSgrad	114
Πίνακας 6.	Παραμετροποίηση Νευρωνικού Δικτύου GRU	116
Πίνακας 7.	Παραμετροποίηση Νευρωνικού Δικτύου LSTM για πολυμεταβλητή ανά- λυση	122
Πίνακας 8.	Σφάλματα των συνδιασμών των μοντέλων	125

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

Η πρόγνωση χρονοσειρών είναι η διαδικασία κατά την οποία γίνεται ανάλυση μιας χρονοσειράς, χρησιμοποιώντας στατιστική, και στην συνέχεια πραγματοποιείται δημιουργία μοντέλου για την χρονοσειρά με σκοπό την εκτίμηση μελλοντικών τιμών της. Βρίσκει εφαρμογή με πληθώρα περιπτώσεων, όπως για παράδειγμα κλιματολογικές προβλέψεις, προγνώσεις σε θέματα υγείας, οικονομικές και χρηματιστηριακές εκτιμήσεις ή ακόμα και πρόγνωση της κατανάλωσης ηλεκτρικού ρεύματος για μία περιοχή. Κάθε συλλογή δεδομένων η οποία αποτελείται από μετρήσεις μιας τιμής συναρτήσει του χρόνου, μπορεί να αναλυθεί να μοντελοποιηθεί και να γίνει πρόγνωση των μελλοντικών τιμών της. Στην εποχή μας, τέτοιες προγνώσεις μπορεί να είναι πολύ χρήσιμες σε διάφορους τομείς, καθώς έχοντας ακριβή εκτίμηση για την μελλοντική εξέλιξη κάποιας σημαντικής τιμής, μπορεί κανείς να είναι καλύτερα προετοιμασμένος ή και να λάβει κάποια σημαντική απόφαση. Για παράδειγμα οι πάροχοι ηλεκτρικής ενέργειας θα μπορούσαν, έχοντας μια εκτίμηση για επερχόμενη αυξημένη ζήτηση σε ηλεκτρικό ρεύμα, να είναι κατάλληλα προετοιμασμένοι και έτσι να αποφευχθεί τυχόν μια διακοπή ρεύματος, ή οι υπεύθυνοι παραγωγής σε κάποιο εργοστάσιο έχοντας μία πρόβλεψη για μελλοντικές τιμές πωλήσεων ενός προϊόντος, θα μπορούσαν να ρυθμίσουν κατάλληλα την ποσότητα που θα παραχθεί, αποφεύγοντας έτσι περιττά έξοδα. Καθίστανται λοιπόν σαφές πως η πρόγνωση χρονοσειρών είναι ένα σημαντικό εργαλείο που μπορεί να προσφέρει πολλά οφέλη αν χρησιμοποιηθεί σωστά.

1.1 Πλαίσιο, σκοπός και στόχοι της διπλωματικής εργασίας

Στην παρούσα διπλωματική εργασία θα πραγματοποιηθεί ανάλυση, μοντελοποίηση και πρόγνωση μίας χρονοσειράς, και πιο συγκεκριμένα του δείκτη ναυλαγοράς Baltic Dry Index (BDI). Πρόκειται για μία πολύ ενδιαφέρουσα περίπτωση χρονοσειράς καθώς παρουσιάζει μεγάλη αστάθεια (Volatility) και ακραίες μεταβολές, επομένως είναι δύσκολη η πρόβλεψη μελλοντικών τιμών του, αλλά ταυτόχρονα πρόκειται για έναν δείκτη στον οποίο αντικατοπτρίζεται η πορεία του χώρου της ναυτιλίας, καθώς ο δείκτης συσχετίζεται με τις τιμές των ναύλων για την μεταφορά χύδην ξηρού φορτίου, και επομένως η τιμή του είναι ενδεικτική της παγκόσμιας οικονομικής και εμπορικής κατάστασης. Επιπρόσθετο ενδιαφέρον στην ανάλυση του δείκτη ναυλαγοράς δίνει το γεγονός ότι στην παγκόσμια βιβλιογραφία, οι προσπάθειες πρόγνωσης του δείκτη, με χρήση νευρωνικών δικτύων, είναι περιορισμένες, και ενώ υπάρχουν δημοσιευμένα άρθρα και έρευνες σχετικά με την χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και νευρωνικών δικτύων αλλά και πιο απλών μοντέλων για την πρόγνωση της τιμής του, η επιστημονική κοινότητα δεν έχει έρθει σε συμφωνία για κάποια βέλτιστη προσέγγιση.

Σκοπός λοιπόν της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η εκτενής ανασκόπηση πρόσφατων βιβλιογραφικών ερευνών και ανάλυση των τρόπων που χρησιμοποιήθηκαν για να επιτευχθεί πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς, η εξερεύνηση των συστημάτων της αγοράς και της ναυτιλίας τα

οποία ρυθμίζουν τον δείκτη ναυλαγοράς BDI, η ανάλυση του τρόπου λειτουργίας των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και των νευρωνικών δικτύων που χρησιμοποιήθηκαν για την μοντελοποίηση της χρονοσειράς, και η χρήση κάποιων εξ αυτών για την εκ νέου πρόγνωση του δείκτη, καθώς και η σύγκριση των αποτελεσμάτων, μεταξύ τους, αλλά και με τα αποτελέσματα της βιβλιογραφίας. Τελικός στόχος είναι να οριστεί ποιος από τους τρόπους ανάλυσης και μοντελοποίησης της χρονοσειράς είναι βέλτιστος και παράγει ακριβέστερα αποτελέσματα, αλλά και να γίνει μια προσπάθεια ενίσχυσης ενίσχυσης της ακρίβειας μέσω συνδυασμού των μοντέλων.

1.2 Ορισμοί

Χρονοσειρά (Time Series):

Χρονολογσειρά είναι ένα σύνολο σημείων δεδομένων τα οποία έχουν μετρηθεί και παρουσιάζονται σε σχέση με τον χρόνο. Πιο συγκεκριμένα, μια χρονολογσειρά είναι μια ακολουθία δεδομένων που λαμβάνονται σε διαδοχικά ισαπέχουσες χρονικές στιγμές. Παραδείγματα χρονολογσειρών είναι η ημερήσια τιμή κλεισίματος του Dow Jones, η μέτρηση της γλυκόζης ενός ασθενούς μια φορά την μέρα ή οι πωλήσεις ενός προϊόντος ανά τρίμηνο.

Αστάθεια χρηματιστηριακού δείκτη (Stock Index volatility):

Η αστάθεια χρηματιστηριακού δείκτη είναι το μέτρο κατά το οποίο η τιμή μιας χρηματιστηριακής μετοχής διακυμαίνεται ανοδικά ή καθοδικά. Μαθηματικά αυτή η τιμή της αστάθειας υπολογίζεται από το πόσο απέχει η τιμή μιας μετοχής από τον μέσο όρο της τιμής της μετοχής. Η τυπική απόκλιση της τιμής αυτής συχνά χρησιμοποιείται για να εκφράσει την αστάθεια του δείκτη. Έτσι, ένας χρηματιστηριακός δείκτης ο οποίος παρουσιάζει έντονες διακυμάνσεις σε ορισμένο χρονικό διάστημα, θεωρείται ότι είναι έντονα ασταθής (highly volatile).

Πολυμεταβλητή Ανάλυση (Multivariate Analysis):

Πρόκειται για την διαδικασία κατά την οποία πραγματοποιείται ανάλυση πάνω σε δεδομένα τα οποία αποτελούνται από περισσότερες από μία ανεξάρτητες μεταβλητές. Για παράδειγμα δεν μπορεί να γίνει πρόγνωση της θερμοκρασίας μίας περιοχής (εξαρτώμενη μεταβλητή/ dependent variable), αν δεν γνωρίζουμε την ατμοσφαιρική πίεση, την υγρασία, την ημερομηνία (ανεξάρτητες μεταβλητές/ independent variables).

Μονομεταβλητή Ανάλυση (Univariate Analysis):

Πρόκειται για την διαδικασία κατά την οποία πραγματοποιείται ανάλυση πάνω σε δεδομένα τα οποία αποτελούνται από μία εξαρτημένη και μία ανεξάρτητη μεταβλητή. Για παράδειγμα ο πληθυσμός της γης (εξαρτώμενη μεταβλητή/ dependent variable), σε συνάρτηση με τον χρόνο (ανεξάρτητη μεταβλητή/ independent variable).

Αποδόμηση Πλοίων (Ship Scrapping):

Είναι η διαδικασία κατά την οποία όταν ένα πλοίο έχει χρησιμοποιηθεί για πολλά χρόνια, και έχει φτάσει στο τέλος της «ζωής» του, αυτό διαλύεται σε ειδικές δομές οι οποίες αναλαμβάνουν αυτή την διαδικασία. Η διάλυση γίνεται στα βασικά του δομικά υλικά, τα οποία αργότερα, ανάλογα το είδος τους, ξαναχρησιμοποιούνται, λιώνονται (μέταλλα) ή ανακυκλώνονται. Τα σύγχρονα πλοία έχουν χρόνο ζωής 25-30 χρόνια πριν η διάβρωση καταστήσει αδύνατη την λειτουργία τους. Για αυτόν τον λόγο οι πλοιοκτήτριες εταιρίες τα πωλούν στις δομές αποδόμησης οι οποίες εκμεταλλεύονται την αξία των υλικών που θα συλλέξουν από την διάλυση των πλοίων.

Out-of-sample/in-sample:

Για την χρήση ενός μοντέλου πρόγνωσης, χρησιμοποιούνται κάποια δεδομένα με σκοπό την εκπαίδευση του μοντέλου σε αυτά. Στην διεθνή ορολογία, αυτά τα δεδομένα λέγονται sample (δείγμα).

Μετά την εκπαίδευση, μετριέται η προγνωστική ικανότητα του μοντέλου βάσει δοκιμής, δηλαδή πραγματοποιείται πρόγνωση μιας τιμής και ελέγχεται ο βαθμός στον οποίο η τιμή είναι πλησίον της πραγματικής τιμής. Εάν αυτή η τιμή που εκτίμησε το μοντέλο, ήταν μέρος των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του μοντέλου, τότε η πρόγνωση ονομάζεται in-sample forecast, ενώ στην περίπτωση που η εκτίμηση έγινε για δεδομένα τα οποία δεν χρησιμοποιήθηκαν για εκπαίδευση του μοντέλου, τότε η πρόγνωση ονομάζεται out-of-sample forecast.

Long Memory:

Η ιδιότητα των χρονοσειρών να παρουσιάζουν μακρά μνήμη (long memory), είναι ένα χαρακτηριστικό το οποίο παρουσιάζεται κατά την ανάλυση χρονοσειρών. Επίσης συναντάται σαν «μακροχρόνια εξάρτηση». Ουσιαστικά αυτό το χαρακτηριστικό αναφέρεται στην στατιστική συσχέτιση μεταξύ δύο σημείων της χρονοσειράς. Πιο συγκεκριμένα, πρόκειται για τον ρυθμό με τον οποίο μειώνεται η στατιστική συσχέτιση μεταξύ δύο σημείων της χρονοσειράς, όσο μεγαλώνει η (χρονική) απόσταση μεταξύ τους. Επομένως αν ο ρυθμός αυτός μειώνεται με πολύ μικρό βαθμό σχετικά με τον χρόνο, τότε η χρονοσειρά παρουσιάζει ιδιότητες Long Memory.

Ετεροσκεδαστικότητα:

Πρόκειται για ορισμό της στατιστικής επιστήμης, ο οποίος περιγράφει ένα χαρακτηριστικό που πιθανόν να εμφανίζεται σε κάποιες σχέσεις. Μια απλουστευμένη προσέγγιση, είναι ότι σε υποθετική περίπτωση σχέσης εξαρτημένης μεταβλητής A και ανεξάρτητης μεταβλητής B, παρατηρείται ετεροσκεδαστικότητα, εάν αυξάνεται η διασπορά των τιμών της εξαρτημένης μεταβλητής A, όσο αυξάνεται η τιμή της ανεξάρτητης μεταβλητής B.

Forward Freight Agreements - FFA:

Πρόκειται για ένα είδος συμφωνίας μεταξύ δύο πλευρών για την πώληση ή την αγορά μιας καθορισμένης ποσότητας κάποιου αγαθού σε μια μελλοντική προσυμφωνημένη ημερομηνία και σε μια συγκεκριμένη τιμή σήμερα, δίνοντας έτσι μέσω των FFA η δυνατότητα σε ιδιώτες ή άλλες εταιρείες να έχουν μια επαφή με την ναυτιλία. Στην αγορά ξηρού φορτίου (Dry FFA) τα συμβόλαια εκφράζονται σε ημέρες χρονοναύλωσης, καθώς εδώ τα συναλλασσόμενα μέλη αγοράζουν και πουλάνε ημέρες ναύλωσης. Τα FFA δημιουργήθηκαν με σκοπό τη μείωση της έκθεσης στη μεταβλητότητα του ύψους των ναύλων, καθώς και ως κερδοσκοπικοί / επενδυτικοί μηχανισμοί.

Θεωρία Ασαφών Συνόλων (Fuzzy Sets Theory):

Πρόκειται για έναν κλάδο των μαθηματικών ο οποίος ασχολείται με την γενίκευση της κλασικής θεωρίας συνόλων. Στα κλασικά σύνολα, το αν ένα σημείο ή μια ομάδα σημείων ανήκει ή δεν ανήκει σε ένα σύνολο, ορίζεται από σαφώς καθορισμένους κανόνες από τους οποίους προκύπτει το δυαδικό (0,1) αποτέλεσμα το οποίο χαρακτηρίζει το αν εν τέλη ανήκει η όχι σε κάποιο σύνολο. Αντίθετα, στην θεωρία ασαφών συνόλων, οι κανόνες αυτοί που διέπουν το σύνολο, είναι ασαφείς, με την έννοια ότι το αποτέλεσμα που παράγουν είναι ένα εύρος [0,1], το οποίο χαρακτηρίζει τον βαθμό στον οποίο το σημείο ή η ομάδα σημείων ανήκει ή δεν ανήκει στο σύνολο. Η θεωρία ασαφών σημείων βρίσκει εφαρμογές σε διάφορα πεδία, τα οποία διαχειρίζονται δεδομένα τα οποία είναι ατελή ή ανακριβή, δηλαδή μπορεί να ενέχουν πολύ θόρυβο ή είναι δύσκολο να γίνουν ακριβείς μετρήσεις, όπως στο πεδίο της βιοπληροφορικής.

1.3 Οργάνωση, κεφαλαίωση, διάρθρωση της εργασίας

Η διαδικασία της εξερεύνησης του τρόπου λειτουργίας του συστήματος το οποίο επηρεάζει και καθορίζει τον δείκτη ναυλαγοράς BDI, της εκτεταμένης βιβλιογραφικής ανασκόπησης, της ανάλυσης του τρόπου λειτουργίας των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και των στατιστικών

μοντέλων που χρησιμοποιούνται σε ερευνητικό επίπεδο για την πρόγνωση του δείκτη, και η διαδικασία εύρεσης εκ νέου βέλτιστου μοντέλου πρόβλεψης, μέσω της ανάλυσης της χρονοσειράς, οργανώνεται ως εξής στα παρακάτω κεφάλαια:

- Δεδομένου ότι στο πρώτο κεφάλαιο πραγματοποιείται η εισαγωγή στην διπλωματική εργασία, στο δεύτερο κεφάλαιο γίνεται μια ιστορική αναδρομή του χρηματιστηριακού δείκτη ναυλαγοράς Baltic Dry Index (BDI), και διερευνώνται διάφοροι παράγοντες του συστήματος του εμπορίου και της ναυτιλίας οι οποίοι καθορίζουν την τιμή του δείκτη. Αυτό έχει ως στόχο να γίνει κατανοητός ο τρόπος με τον οποίο ο δείκτης BDI λειτουργεί, και να βρεθούν πιθανές αιτίες οι οποίες καθορίζουν την συμπεριφορά του δείκτη, και οι οποίες μπορούν αργότερα να χρησιμοποιηθούν για την μοντελοποίηση της χρονοσειράς.
- Στο τρίτο κεφάλαιο θα γίνει εκτεταμένη αναφορά σε πρόσφατες σχετικά έρευνες που έχουν δημοσιευθεί, οι οποίες έχουν προσπαθήσει να προγνώσουν την τιμή του δείκτη χρησιμοποιώντας εργαλεία μηχανικής μάθησης, στατιστικής ανάλυσης, αλλά και νευρωνικά δίκτυα. Στόχος της βιβλιογραφικής ανασκόπησης είναι να βρεθούν οι αλγόριθμοι και οι τρόποι ανάλυσης που δείχνουν να προσφέρουν τα καλύτερα αποτελέσματα στην διαδικασία της πρόγνωσης.
- Στο τέταρτο κεφάλαιο θα γίνει ανάλυση του τρόπου λειτουργίας των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, των νευρωνικών δικτύων και όλων των στατιστικών και μαθηματικών μοντέλων που χρησιμοποιούνται στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας για την μοντελοποίηση και πρόβλεψη της τιμής του δείκτη BDI. Στόχος είναι να γίνει κατανοητός ο τρόπος λειτουργίας των αλγορίθμων και να κατασταθεί σαφής ο λόγος για τον οποίο προτιμήθηκαν κάποιοι αλγόριθμοι έναντι κάποιων άλλων.
- Στο πέμπτο κεφάλαιο θα πραγματοποιηθεί η διαδικασία της ανάλυσης, μοντελοποίησης και πρόγνωσης της χρονοσειράς, χρησιμοποιώντας τα τελευταία δεδομένα που βρίσκονται διαθέσιμα στο διαδίκτυο. Θα χρησιμοποιηθούν διάφοροι αλγόριθμοι και τρόποι ανάλυσης. Στόχος είναι η εξαγωγή αποτελεσμάτων και τιμών του δείκτη ναυλαγοράς BDI, που θα προβλέψει το κάθε μοντέλο. Επιπροσθέτως, θα συγκριθούν μεταξύ τους τα αποτελέσματα που θα έχουν παραχθεί, βάση της απόδοσης τους στην πρόγνωση, και θα επιλεγθούν οι αλγόριθμοι που παράγουν τα αποτελέσματα με το ελάχιστο σφάλμα σε σύγκριση με τα πραγματικά δεδομένα. Επίσης θα γίνει προσπάθεια να συνδυαστούν τα αποτελέσματα μεταξύ τους με σκοπό την πιθανή εύρεση κάποιου συνδυασμού ο οποίος θα δίνει πιο ακριβείς προβλέψεις σε σχέση με τα αυτούσια μοντέλα πρόγνωσης.
- Στο έκτο και τελευταίο κεφάλαιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας, γίνεται κριτική παρουσίαση και ανάλυση των αποτελεσμάτων καθώς και σύγκριση τους με τα βιβλιογραφικά αποτελέσματα, ενώ ταυτόχρονα θα πραγματοποιηθεί και σχολιασμός της διαδικασίας που ακολουθήθηκε. Στόχος είναι να εξακριβωθεί η ακρίβεια των μοντέλων και να προταθούν συστάσεις για επόμενες έρευνες.

Στην ελληνική και ξένη βιβλιογραφία υπάρχουν έρευνες που έχουν ασχοληθεί με την πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς BDI, χρησιμοποιώντας εργαλεία μηχανικής μάθησης και νευρωνικά δίκτυα. Ωστόσο οι εργασίες οι οποίες το έχουν πετύχει αυτό με χρήση σύγχρονων αλγορίθμων, και όχι με πιο απλών στατιστικών μοντέλων όπως το μοντέλο ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average), είναι σχετικά περιορισμένες. Ακόμα πιο ελλιπής φαίνεται πως είναι η παρουσία εργασιών οι οποίες να εξετάζουν την πρόγνωση του δείκτη χρησιμοποιώντας εργαλεία πολυμεταβλητής ανάλυσης (Multivariate Analysis). Η συνεισφορά επομένως της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η προσπάθεια χρήσης διαφορετικών προσεγγίσεων και σύγχρονων αλγορίθμων για την πρόβλεψη του δείκτη ναυλαγοράς, ενώ ταυτόχρονα η συγκριτική ανάλυση μεθόδων Univariate

και Multivariate, για να διαπιστωθεί ποιά μέθοδος προβλέπει με μεγαλύτερη ακρίβεια τον δείκτη. Ακόμα μια καινοτομία που θα εφαρμοστεί είναι η προσπάθεια σύμπτυξης των αποτελεσμάτων που θα προκύψουν από κάθε τρόπο ανάλυσης για να διαπιστωθεί το κατά πόσο είναι αποτελεσματικός κάποιος τέτοιος συνδυασμός μοντέλων.

Πρέπει να γίνει κατανοητό πως ο δείκτης ναυλαγοράς BDI είναι ένας δείκτης ο οποίος αποτυπώνει με την τιμή του δεδομένα του πραγματικού κόσμου και της οικονομίας. Η θεώρηση λοιπόν της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι ότι δεν είναι δυνατό να επιτευχθεί η βέλτιστη πρόγνωση του δείκτη χωρίς να συνυπολογιστούν στο μοντέλο πρόβλεψης τα δεδομένα αυτά τα οποία επηρεάζουν τον δείκτη και να χειριστούμε τον δείκτη αποκλειστικά σαν αριθμητική μεταβλητή. Επομένως παρότι οι πλειοψηφία των ερευνών της βιβλιογραφίας ερευνά την μοντελοποίηση του δείκτη BDI μονομεταβλητά, στα πλαίσια της παρούσας εργασίας θα ερευνηθεί η μοντελοποίηση και μονομεταβλητά και πολυμεταβλητά, και τα αποτελέσματα που θα προκύψουν θα σχολιαστούν στο τελευταίο κεφάλαιο.

Κεφάλαιο 2

Ο Δείκτης Ναυλαγοράς Baltic Dry Index - BDI

Σε αυτό το κεφάλαιο θα γίνει αναλυτική περιγραφή της ιστορίας και της σημασίας του δείκτη ναυλαγοράς BDI, και θα εξηγηθούν οι κύριοι παράγοντες οι οποίοι επηρεάζουν την τιμή του. Είναι σημαντικό να γίνει κατανοητός ο τρόπος λειτουργίας του συστήματος της ναυλαγοράς ο οποίος αφορά τον καθορισμό της τιμής των ναύλων, καθώς μόνο έτσι μπορεί να εξηγηθεί η διακύμανση της τιμής του δείκτη, καθώς και να γίνει πιο ακριβής προσέγγιση σε ένα μοντέλο πρόγνωσης του. Η παρούσα εργασία έχει ως βάση τους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης που θα χρησιμοποιηθούν για να προβλεφθεί η τιμή του δείκτη ναυλαγοράς, ωστόσο όταν πρόκειται να γίνει ανάλυση σε μία χρονοσειρά η οποία αφορά ένα συγκεκριμένο σύστημα, όπως στην παρούσα περίπτωση το σύστημα της ναυλαγοράς, δεν γίνεται να ολοκληρωθεί η ανάλυση χωρίς την ουσιαστική κατανόηση του τρόπου λειτουργίας του ίδιου του συστήματος.

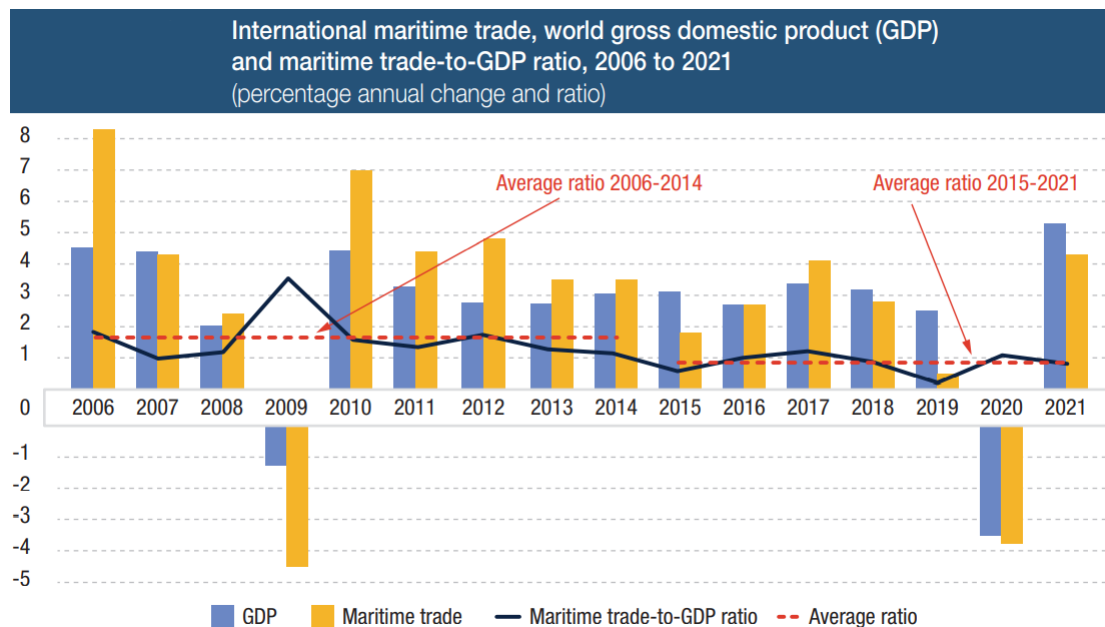
2.1 Η Ναυτιλία

Από αρχαιοτάτων χρόνων η ναυτιλία ήταν κλάδος καθοριστικής σημασίας σε παγκόσμια κλίμακα. Οι λαοί οι οποίοι είχαν ενισχυμένο τον τομέα της εμπορικής ναυτιλίας, ιστορικά, είχαν και ιδιαίτερα ανεπτυγμένη οικονομία αλλά και ισχυρή γεωπολιτική θέση στην εκάστοτε εποχή. Ταυτόχρονα η ναυτιλία συνεισέφερε σημαντικά στην παγκόσμια ανάπτυξη, καθώς οι χώρες αντάλλασσαν μεταξύ τους αγαθά, όπως στο παράδειγμα της αυξημένης ζήτησης ασιατικών υφασμάτων στις χώρες της Ευρώπης κατά την περίοδο του διαφωτισμού, αλλά και στην κοινωνία, όπως συνέβη με την ανακάλυψη και αποίκηση της Αμερικής.

Στην εποχή μας, η ναυτιλία αποτελεί την βάση του παγκόσμιου εμπορίου. Αξιοσημείωτο είναι το γεγονός πως σύμφωνα με τον Παγκόσμιο Οργανισμό Εμπορίου (World Trade Organization – WTO), εκτιμάται πως περίπου το 80% όλων των αγαθών σε παγκόσμια κλίμακα, μεταφέρεται δια της θαλάσσης.

Συνολικά, από οικονομική, οικολογική και λειτουργική άποψη, η μεταφορά μέσω θαλάσσης υπερέρχει αυτής μέσω αέρος. Σύμφωνα με το Συνέδριο των Ηνωμένων Εθνών για το Εμπόριο και την Ανάπτυξη (UNCTAD 2021) μέσω εμπορικών πλοίων μεταφέρθηκαν το 2019 συνολικά 11 δισεκατομμύρια τόνοι εμπορευμάτων. Πιο αναλυτικά μεταφέρθηκαν 3,1 δισεκατομμύρια τόνοι πετρελαίου και φυσικού αερίου, 3,2 δισεκατομμύρια τόνοι εμπορευματοκιβωτίων και 4,7 δισεκατομμύρια τόνοι χύδην ξηρού φορτίου. Σύμφωνα με την ίδια δημοσίευση, το 54% της των συναλλαγών αφορούν την ασιατική ήπειρο, ενώ μόλις το 15% την Ευρώπη και το 18% την Αμερική, πράγμα λογικό εφόσον τα περισσότερα αγαθά παράγονται και καταναλώνονται στην Ασία, λόγω του πληθυσμού και της έντονα παραγωγικής της οικονομίας.

Η παγκόσμια οικονομία είναι άρρηκτα συνδεδεμένη με την εμπορική ναυτιλία. Χαρακτηριστικά σημειώνεται πως το 2020, δεδομένης της εξάπλωσης της πανδημίας του Covid-19, ο παγκόσμιος οικονομικός δείκτης συρρικνώθηκε κατά 3,5%, ενώ ταυτόχρονα το θαλάσσιο εμπόριο μειώθηκε και αυτό κατά 3,8%, καθώς μεταφέρθηκαν συνολικά 10,7 δισεκατομμύρια τόνοι εμπορευμάτων, 0,4 δις. τόνοι λιγότεροι σε σύγκριση με το 2019. Ωστόσο σύμφωνα με το UNCTAD 2021, εκτιμάται πως το 2021 σημειώθηκε 4,3% ανάκαμψη, και πως η ανοδική τάση αυτή θα συνεχιστεί την επόμενη τετραετία. Η σχέση αυτή της παγκόσμιας οικονομίας και της ναυτιλίας αποτυπώνεται στην Εικόνα 1



Εικόνα 1. Γραφική παράσταση μεγέθους της εμπορικής ναυτιλίας και της παγκόσμιας οικονομίας, UNCTAD 2021

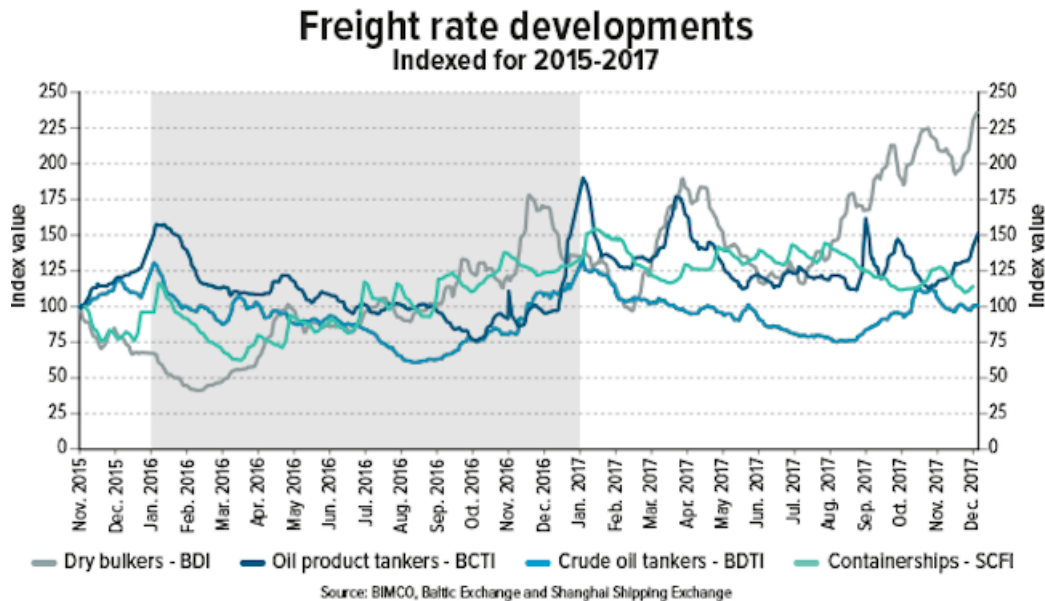
Στο γράφημα φαίνονται με κίτρινο χρώμα στις κάθετες μπάρες η ετήσια ποσοστιαία μεταβολή των μεταφερθέντων δια θαλάσσης τόνων και με μπλε χρώμα το η ετήσια ποσοστιαία μεταβολή του παγκόσμιου ακαθάριστου προϊόντος (GDP). Ταυτόχρονα με την μαύρη γραμμή αποτυπώνεται η αναλογία του ποσοστού της ναυτιλίας προς το ποσοστό του GDP, ενώ με κόκκινη διακεκομμένη γραμμή φαίνεται η μέση τιμή της αναλογίας, η οποία όπως καθίσταται εμφανές, στα πιο πρόσφατα χρόνια, πλησιάζει στην τιμή 1, δηλαδή σχεδόν σε ταύτιση. Από αυτή την αναλογία προκύπτει ότι η ναυτιλία τείνει επηρεάζεται όλο και περισσότερο από την παγκόσμια οικονομία.

Αφού έχει γίνει κατανοητή η σημασία που έχει για την παγκόσμια οικονομία η ναυτιλία, πρέπει εξεταστεί και ο τρόπος λειτουργίας της. Βασική προϋπόθεση λοιπόν για την μεταφορά των φορτίων και των εμπορευμάτων είναι η ναύλωση των πλοίων. Ως ναύλωση ορίζεται ο θεσμός ο οποίος περιέχει όλους τους κανόνες, τις διαδικασίες και τα κόστη που επισφραγίζουν μια εμπορική συμφωνία για μεταφορά φορτίου μέσω θαλάσσης. Όλη η αγορά της εκμίσθωσης πλοίων διέπεται από τις βασικές αρχές της οικονομίας, καθώς η προσφορά που υπάρχει από το μέγεθος του παγκόσμιου στόλου εμπορικών πλοίων καθώς και η ζήτηση για μεταφορά οποιουδήποτε φορτίου ανά την υφήλιο, είναι καθοριστικής σημασίας για το ύψος των ναύλων. Παρότι η διαδικασία της ναύλωσης μπορεί να φαντάζει απλή, στην πραγματικότητα είναι αρκετά περίπλοκη, καθώς οι όροι αποτελούνται από παράγοντες όπως το είδος και η χωρητικότητα του πλοίου που θα μισθωθεί, το είδος και η ποσότητα του φορτίου που θα μεταφερθεί, η επιλογή διαδρομής πλεύσης, τα λιμάνια άφιξης και αναχώρησης, και άλλα. Ζητήματα που αφορούν το εμπόριο συγκεκριμένου φορτίου από συγκεκριμένα λιμάνια, και οι ανάγκες που προκύπτουν για ανταλλαγή αγαθών μεταξύ συγκεκρι-

κριμένων χωρών καθώς και οι ναυλώσεις κατάλληλων πλοίων για επιλογή βέλτιστης διαδρομής, αφορούν τον κλάδο της ναυλαγοράς.

2.2 Ναυλαγορά

Ως Ναυλαγορά μπορεί να οριστεί το σύστημα μέσω του οποίου καθορίζονται οι ναύλοι και περατώνονται οι θαλάσσιες μεταφορές. Αναλυτικότερα, σύμφωνα με τον Γκιζιάκης 2010, ως ναυλαγορά, ορίζεται ένα σύστημα από αλληλοεπιδρώντα πρόσωπα, καταστάσεις και παράγοντες οι οποίοι μέσα από οικονομοτεχνικές διεργασίες και μηχανισμούς, καθορίζουν το ύψος των ναύλων με τους οποίους πραγματοποιούνται οι διεθνείς θαλάσσιες μεταφορές.



Εικόνα 2. Δείκτες Ναυλαγοράς 2015-2017

Στην Εικόνα 2, παρατηρείται μέσα από το γράφημα, η εξέλιξη των κύριων δεικτών οι οποίοι συντελούν την γενική εικόνα της ναυλαγοράς, ενδεικτικά για τα έτη 2015-2017. Αυτοί οι δείκτες είναι οι εξής

- BDI, που ακολουθεί τα ναύλα για εμπόριο χύδην ξηρού φορτίου
- BCTI, που ακολουθεί τα ναύλα για μεταφορά προϊόντων πετρελαίου
- BDTI, που ακολουθεί τα ναύλα για μεταφορά πετρελαίου
- SCFI, που ακολουθεί τα ναύλα για την μεταφορά εμπορευμάτων και προϊόντων (containers)

2.2.1 Είδη Ναυλαγοράς

Η Ναυλαγορά διαχωρίζεται στις εξής τρεις βασικές κατηγορίες, ανάλογα με τον τύπο της υπηρεσίας η οποία παρέχεται:

1. Αγορά πλοίων γραμμών (liner)

Πρόκειται για το είδος ναυλοσυμφώνων που ασχολείται με τα πλοία τα οποία πραγματοποιούν δρομολόγια αποκλειστικά μεταξύ συγκεκριμένων λιμανιών, με ορισμένο χρονοδιάγραμμα δρομολογίων και θεσπισμένες τιμές ναύλων. Αυτά τα χαρακτηριστικά προϋποθέτουν την ύπαρξη κάποιων προδιαγραφών για τα εμπλεκόμενα λιμάνια, διότι απαιτείται ο

κατάλληλος εξοπλισμός για τον ορθή εκφόρτωση των εμπορευμάτων στα πλοία. Το είδος αυτό αγοράς (liner) αποτελεί περίπου το 25% με 30% των συνολικών ναυλοσυμφώνων. Παρότι σαν ποσοστό δεν καταλαμβάνει το μεγαλύτερο μέρος της αγοράς, η αξία των εμπορευμάτων είναι πολύ μεγάλη και μπορεί να φτάσει ακόμα και το 85% του συνολικού τζίρου που παράγεται στο θαλάσσιο εμπόριο.

2. Ελεύθερη αγορά πλοίων (tramp market)

Η ελεύθερη αγορά αποτελείται από ναυλοσύμφωνα για πλοία τα οποία, εν αντιθέσει με το προηγούμενο είδος ναυλώσεων (liner), πραγματοποιείται συμφωνία για πλοία τα οποία δεν πλέουν σε προκαθορισμένα δρομολόγια και δεν έχουν σταθερά ναύλα. Τα πλοία τα οποία προορίζονται για συμβόλαια στην ελεύθερη αγορά πλοίων πραγματοποιούν δρομολόγια τα οποία καθορίζονται αποκλειστικά ανάλογα από τις ανάγκες του εκάστοτε ναυλοσυμβολαίου το οποίο έχει συμφωνηθεί και ορίζεται από τα λιμάνια άφιξης και αναχώρησης, από το είδος του εμπορεύματος και από το ύψος των ναύλων.

3. Βιομηχανική αγορά (Industrial)

Ο συγκεκριμένος τύπος ναυλοσυμφώνων, σε αντίθεση με τους προηγούμενους, είναι πιο εξειδικευμένος διότι απευθύνεται σε μεγάλες βιομηχανίες καθώς αυτές έχουν ανάγκη να εισάγουν μεγάλες ποσότητες από συγκεκριμένες πρώτες ύλες, και να εξάγουν μεγάλες ποσότητες από το εμπόρευσμά τους, κάνοντας σταθερή χρήση ιδιόκτητων πλοίων. Έχοντας σταθερά σύμφωνα για θαλάσσιες μεταφορές σε βάθος χρόνου, επιδιώκουν χαμηλότερα ναύλα. Αξίζει να σημειωθεί πως συχνά μπορεί να είναι δυσδιάκριτες οι διαφορές μεταξύ των ειδών ναυλοσυμφώνων tramp και Industrial, καθώς δεν είναι σπάνιο το φαινόμενο των βιομηχανιών οι οποίες σε διαστήματα μειωμένης ανάγκης για μεταφορά πρώτων υλών και εμπορευμάτων, να διαθέτουν ένα μέρος από τον στόλο τους στην ελεύθερη αγορά πλοίων.

2.2.2 Διάκριση Ναυλώσεων

Οι κατηγορίες αυτές των ναυλοσυμφώνων διαχωρίζονται βάση ορισμένων παραγόντων. Παρακάτω θα αναφερθούν οι παράγοντες αυτοί οι οποίοι καθορίζουν τον διαχωρισμό ανάμεσα στα δύο κύρια είδη ναυλαγοράς, δηλαδή την Liner και την Tramp.

- Η δομή της αγοράς

Η βασική διαφορά στη θεώρηση των δύο αυτών αγορών βρίσκεται στον τρόπο με τον οποίο οι ανταγωνιστές λειτουργούν στα πλαίσια της αγοράς. Στην liner αγορά, υφίστανται το καθεστώς των καρτέλ, καθώς οι ανταγωνιστές συνυπάρχουν σε κοινοπραξίες με στόχο την ρύθμιση συγκεκριμένων ναυτικών δρομολογίων με προσυμφωνημένες τιμές. Έτσι δημιουργούνται ολιγοπώλια και οι τιμές συμφωνούνται στις κοινοπραξίες, οι οποίες κρατούν την μερίδα του λέοντος στην αγορά.

Αντιθέτως, στην tramp αγορά παρουσιάζεται τέλειος ανταγωνισμός διότι η πληθώρα επιλογών που προσφέρουν τα ελεύθερα ναυλοσύμφωνα συνδυαστικά με την μεγάλη προσφορά εμπορικών πλοίων, προσφέρουν ελευθερία στον ανταγωνισμό. Σε τέτοιες συνθήκες ανταγωνισμού είναι δύσκολη η ρύθμιση των ναύλων διότι αυτά ακολουθούν αποκλειστικά από τους νόμους της προσφοράς και της ζήτησης.

- Το είδος των υπηρεσιών

Όπως σημειώθηκε και νωρίτερα, οι λεπτομέρειες στις θαλάσσιες μεταφορές κατά την χρήση υπηρεσιών στην liner αγορά, είναι προκαθορισμένες. Τα πλοία διαγράφουν προκαθορισμένα δρομολόγια σε αυστηρά χρονικά πλαίσια μεταξύ των λιμανιών. Επομένως στην περίπτωση της liner αγοράς, δεν μισθώνεται το πλοίο αλλά η δέσμευση της ναυτιλιακής εταιρίας που κατέχει το πλοίο να μεταφέρει το εμπόρευμα από το ένα λιμάνι στο άλλο.

Στην tramp αγορά αντιθέτως, στο ναυλοσύμφωνο με το οποίο μισθώνεται το πλοίο, ορίζονται όλοι οι όροι για τις υπηρεσίες που θα προσφερθούν κατά την διάρκεια της μίσθωσης.

- Ο τύπος του εμπορεύματος

Στην tramp αγορά, τα φορτία είναι συνήθως ομογενή, χαμηλής αξίας, όπως για παράδειγμα εμπορεύματα όπως ο άνθρακας και διάφορα μεταλλεύματα, και δεν είναι σπάνιο το φαινόμενο του να εξυπηρετούνται σε μία διαδρομή παραπάνω από ένας ναυλωτές, μέχρι να είναι το πλοίο πλήρες, με σκοπό την από κοινού διαίρεση των ναύλων ανάμεσα στους ναυλωτές. Στην περίπτωση της liner αγοράς, τα φορτία είναι διαφορετικής ποικιλίας και ανόμοια, ακόμα και για μεταφορά σε ένα δρομολόγιο, πράγμα που ανεβάζει το κόστος των ναύλων ανά μονάδα. Το είδος των εμπορευμάτων μπορεί να κατηγοριοποιηθεί ανάλογα τον τομέα παραγωγής τους ως εξής:

1. Ο πρωτογενής τομέας

Σε αυτή την κατηγορία βρίσκονται τα εμπορεύματα τα οποία μεταφέρονται στην φυσική τους κατάσταση, χωρίς κάποια προηγούμενη επεξεργασία. Παράδειγμα τέτοιου εμπορεύματος είναι το αργό πετρέλαιο και άλλα χύδην φορτία όπως τα σιτηρά.

2. Ο δευτερογενής τομέας

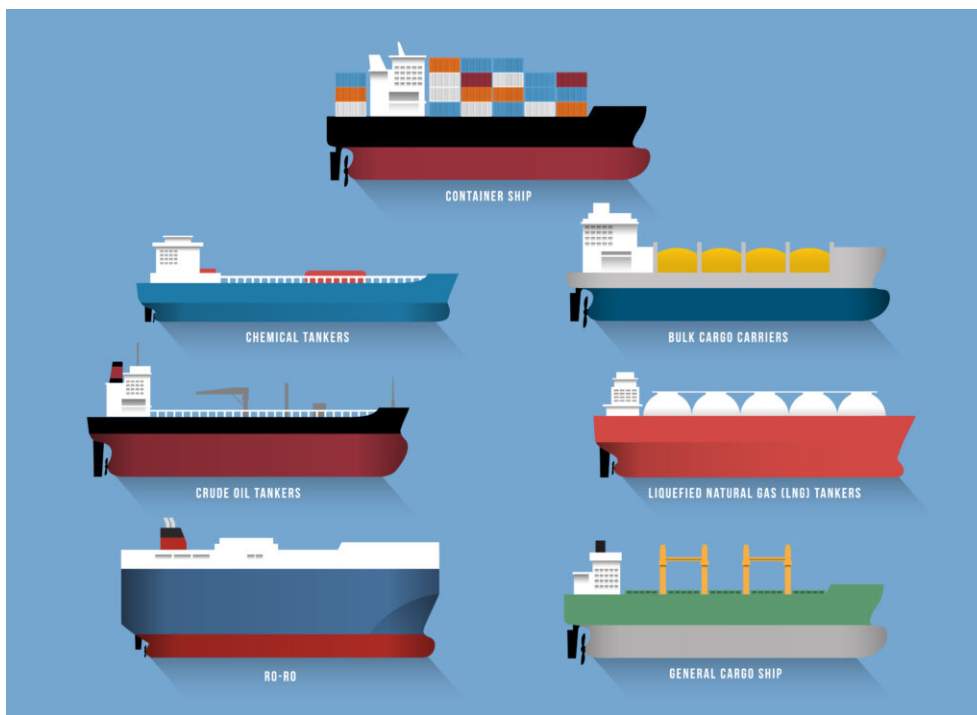
Στον δευτερογενή τομέα συγκαταλέγονται τα εμπορεύματα τα οποία έχουν υποστεί επεξεργασία και μεταφέρονται μετά την μεταποίηση τους. Τέτοια εμπορεύματα θα μπορούσε να είναι χύδην φορτία ή εμπορευματοκιβώτια.

3. Ο τριτογενής τομέας

Αυτός ο τομέας ασχολείται με υπηρεσίες σχετικά με τις μεταφορές και αποτελείται από εταιρίες οι οποίες ως μέρος της μεταφορικής αλυσίδας, στοχεύουν στην παράδοση των προϊόντων στον τελικό αποδέκτη

- Το είδος του πλοίου

Ο τελευταίος παράγοντας που χαράσσει τις κύριες διαφορές ανάμεσα στις βασικές αγορές είναι το είδος των πλοίων που ναυλώνονται για να πραγματοποιήσουν τις μεταφορές αυτές. Στην tramp αγορά, λόγω των εμπορευμάτων, χρησιμοποιούνται πλοία τα οποία είναι σχεδιασμένα για συγκεκριμένα είδη φορτίων, όπως για παράδειγμα τα δεξαμενόπλοια. Αυτά τα είδη πλοίων συνήθως κατηγοριοποιούνται ανάλογα την χωρητικότητά τους και όχι το είδος του εμπορεύματος, καθώς τα χαρακτηριστικά των πιθανών φορτίων είναι παρόμοια. Εν αντιθέτως στην liner αγορά χρησιμοποιούνται πλοία τα οποία δεν φέρουν κάποια εξειδίκευση για μεταφορά συγκεκριμένου φορτίου, και τα οποία κατά συνέπεια μπορούν να μεταφέρουν διάφορα είδη φορτίου, καθώς μεγαλύτερη σημασία στην αγορά αυτή έχει ο η συχνότητα των διαδρομών και τα λιμάνια άφιξης και προορισμού. Αξίζει να σημειωθεί πως υπάρχουν και πλοία με δυνατότητες οι οποίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν και στα δύο είδη αγορών. Στην εικόνα 3 παρουσιάζονται σε σχέδια, διαφορετικές κατηγορίες εμπορικών πλοίων, μερικές από τις οποίες έχουν προαναφερθεί.



Εικόνα 3. Διαφορετικές κατηγορίες εμπορικών πλοίων

2.2.3 Είδη Ναυλώσεων

Στον χώρο τον θαλάσσιων μεταφορών, μέχρι στιγμής, έχουν παρουσιαστεί οι βασικές κατηγορίες πλοίων και ναυλαγορών. Αυτό που συνδέει και καθιστά εφικτό την εμπορική χρήση πλοίων είναι η σύναψη συμφωνίας ανάμεσα σε αυτούς που ζητούν την χρήση πλοίου και αυτούς που μπορούν να την προσφέρουν. Αυτή η συμφωνία αποτυπώνεται μαζί με όλες της τις λεπτομέρειες σε ένα ναυλοσύμφωνο. Οι ναυλώσεις επομένως είναι οι συμφωνίες που πραγματοποιούνται για τις μεταφορές αγαθών δια της θαλάσσης. Έχοντας τόσο μεγάλη ποικιλία στα είδη αγοράς και στις ανάγκες που προκύπτουν, είναι λογικό να πρέπει να οροθετηθούν τα σύνορα μεταξύ των διαφορετικών τύπων ναυλώσεων. Μερικοί από τους παράγοντες πάνω στους οποίους στηρίζεται αυτή η διαφοροποίηση είναι ο αριθμός των δρομολογίων καθώς και η απόσταση που διανύει ένα πλοίο, το χρονικό διάστημα για το οποίο ναυλώνεται το πλοίο, το ρίσκο και το κόστος του ταξιδιού, όπως επίσης και η μεταφερόμενη ποσότητα ή και ο τρόπος πληρωμής για την ναύλωση. Βάση αυτών μα και διάφορων άλλων κριτηρίων, παρουσιάζονται τα εξής βασικά είδη ναυλώσεων:

1. Voyage Charter (Ναύλωση ανά ταξίδι)

Στην συγκεκριμένη κατηγορία ναύλωσης, το πλοίο ναυλώνεται για ένα συγκεκριμένο δρομολόγιο ενώ έχει προκαθορισμένα λιμάνια άφιξης και αναχώρησης. Το είδος του πλοίου επιλέγεται βάση του φορτίου που θα μεταφερθεί, ενώ αρχικώς ορίζεται η ποσότητα του και το ποσό που χρεώνει η πλοιοκτήτρια εταιρία, το οποίο ονομάζεται ναύλο (freight).

2. Time Charter (Χρονοναύλωση)

Αυτό το είδος ναύλωσης είναι ένα είδος ενοικίασης του πλοίου από τον ναυλωτή. Αφορά την εκμίσθωση όχι μόνο του πλοίου αλλά και του ανθρώπινου δυναμικού που στελεχώνει και λειτουργεί το πλοίο. Η χρέωση υπολογίζεται ανά ημέρα και καταβάλλεται κάθε μήνα ή κάθε δεκαπέντε ημέρες. Στα πλαίσια της συγκεκριμένης ναύλωσης, διάφορες παράμετροι οι οποίες προκαθορίζονται με την σύναψη του ναυλοσύμφωνου είναι το μέρος και η ημερομηνία παραλαβής και παράδοσης του πλοίου, η επιτρεπόμενες περιοχές πλεύσης καθώς και τα εμπορεύματα που θα μεταφέρει το πλοίο

3. Consecutive Voyages (Ναύλωση για σειρά ταξιδιών)
Πρόκειται για μία ειδική κατηγορία ναυλώσεων καθώς προσυμφωνείται η ναύλωση του πλοίου για επαναλαμβανόμενες διαδρομές οι οποίες καθορίζονται είτε από συγκεκριμένο χρονικό ορίζονται στην συμφωνία, είτε από συγκεκριμένο αριθμό διαδρομών που θα εκτελέσει το πλοίο.
4. Contract of Affreightment (Εργολαβική Ναύλωση)
Στην συγκεκριμένη κατηγορία ναυλώσεων, το σύμφωνο προβλέπει μία συνεργασία του ναυλωτή και της πλοιοκτήτριας εταιρίας η οποία έχει διάρκεια αρκετών μηνών ή και χρόνων. Η ιδιαιτερότητα του είδους αυτού ναύλωσης, έγκειται στο ότι προκαθορίζεται μόνο μια γενική εικόνα για τα διάφορα είδη, ποσότητες και διαδρομές που πιθανών να απασχολούν τον ναυλωτή. Αυτό σημαίνει πως οι πλοιοκτήτες έχουν την υποχρέωση να παρέχουν στον πελάτη τους το πλοίο το οποίο θα εξυπηρετεί κατά περίπτωση την ανάγκη του. Τα ναύλα σε αυτό το σύμφωνο καταβάλλονται για κάθε διαδρομή που πραγματοποιείται.
5. Bare boat Charter («ναύλωση γυμνού πλοίου» ή ναύλωση κατά παραχώρηση)
Αυτό το είδος ναύλωσης ενός πλοίου έχει το βασικό χαρακτηριστικό πως ο ναυλωτής θα αναλάβει εξ ολοκλήρου την διαχείριση του πλοίου που ναυλώνει. Αυτό σημαίνει πως φέρει την ευθύνη ακόμα και για την στελέχωση ή και την ασφάλιση του πλοίου. Ένα ακόμα χαρακτηριστικό της συγκεκριμένης κατηγορίας είναι πως στο τέλος του συμφώνου, ο ναυλωτής έχει συνήθως την επιλογή να εξαγοράσει το πλοίο.
6. Part Cargoes (Μερική Ναύλωση)
Η μερική ναύλωση πλοίου ορίζεται ως συμφωνία κατά την οποία ο ναυλωτής θα χρησιμοποιήσει μέρος της χωρητικότητας του πλοίου ενώ η πλοιοκτήτρια εταιρία θα προσπαθήσει να εξασφαλίσει περισσότερους ναυλωτές για να συμπληρώσει την χωρητικότητα του πλοίου. Με αυτό τον τρόπο ναυλωτές με μικρά φορτία πετυχαίνουν πιο οικονομικά συμβόλαια ενώ οι πλοιοκτήτες μειώνει το κόστος μεταφοράς.
7. Lumpsum (Ναύλωση κατ' αποκοπή)
Στο είδος αυτό, ο ναυλωτής και ο ιδιοκτήτης επισυνάπτουν συμφωνία με συγκεκριμένο χρονικό πλαίσιο και προκαθορισμένο ναύλο ο οποίος παραμένει σταθερός μέχρι την λήξη του συμφώνου και δεν εξαρτάται από την διάρκεια της ναύλωσης, από την απόσταση που διανύει το πλοίο, από το μεταφερόμενο φορτίο, από την διάρκεια του συμφώνου ή από την τάση των αγορών.

2.3 Μεταφορά Χύδην Ξηρού Φορτίου

Το κομμάτι αυτό του θαλάσσιου εμπορίου το οποίο ασχολείται με το χύδην ξηρό φορτίο αποτελεί αναπόσπαστο μέρος της αγοράς, καθώς ένα σημαντικό ποσοστό της παγκόσμιας ναυτιλίας ασχολείται με αυτό. Η σημαντικότητα της αγοράς χύδην ξηρού φορτίου αποτυπώνεται και στον ενεργό παγκόσμιο στόλο του εμπορικού ναυτικού. Χαρακτηριστικά, με σκοπό την κάλυψη της ζήτησης για μεταφορά χύδην ξηρού φορτίου, το 2021 σύμφωνα με την έρευνα του UNCTAD 2021, η συνολική χωρητικότητα των πλοίων τα οποία μεταφέρουν χύδην ξηρό φορτίο (bulk carriers) ανήλθε στα 913.032 εκατομμύρια τόνους, σημειώνοντας αύξηση 3,79% σε σχέση με την αντίστοιχη τιμή για το 2020. Αυτή η δυνατότητα για μεταφορά χύδην ξηρού φορτίου αποτελεί το μεγαλύτερο μερίδιο της αγοράς για τις δυνατότητες μεταφοράς φορτίων από την παγκόσμια ναυτιλία. Χαρακτηριστικά το 42,77% της δυνατότητας μεταφοράς φορτίου του παγκόσμιου στόλου εμπορικής ναυτιλίας, όπως φαίνεται και στην εικόνα 4, αφορά το χύδην ξηρό φορτίο.

World fleet by principal vessel type, 2020–2021 (thousand dead-weight tons and percentage)					
Principal types	2020		2021		Percentage change 2021 over 2020
Bulk carriers	879 725	42.47%	913 032	42.77%	3.79%
Oil tankers	601 342	29.03%	619 148	29.00%	2.96%
Container ships	274 973	13.27%	281 784	13.20%	2.48%
Other types of ships:	238 705	11.52%	243 922	11.43%	2.19%
<i>Offshore supply</i>	84 049	4.06%	84 094	3.94%	0.05%
<i>Gas carriers</i>	73 685	3.56%	77 455	3.63%	5.12%
<i>Chemical tankers</i>	47 480	2.29%	48 858	2.29%	2.90%
<i>Other/not available</i>	25 500	1.23%	25 407	1.19%	-0.36%
<i>Ferries and passenger ships</i>	7 992	0.39%	8 109	0.38%	1.46%
General cargo ships	76 893	3.71%	76 754	3.60%	-0.18%
World total	2 071 638		2 134 640		3.04%

Source: UNCTAD calculations, based on data from Clarksons Research.

Note: Propelled seagoing merchant vessels of 100 tons and above; beginning-of-year figures.

Εικόνα 4. Δυνατότητα μεταφοράς φορτίου ανά κατηγορία για τα έτη 2020-2021 (UNCTAD 2021)

2.3.1 Χύδην Ξηρό Φορτίο

Για λόγους ακρίβειας αξίζει να σημειωθεί σε αυτό το σημείο πως, ως χύδην ξηρό φορτίο, ορίζεται το φορτίο εκείνο το οποίο δεν είναι συσκευασμένο και επομένως δεν μεταφέρεται σε εμπορευματοκιβώτια (containers). Τέτοιου τύπου φορτίο είναι εμπορεύματα συνήθως του πρωτογενή τομέα, δηλαδή γεωργικά προϊόντα, σιδηρομεταλλεύματα, άνθρακας, ξύλο, βωξίτης, αλουμίνια, φώσφατα και άλλα, αλλά και φορτία του δευτερογενή τομέα όπως τσιμέντο. Το σημαντικό πλεονέκτημα που έχει η μεταφορά χύδην ξηρού φορτίου, είναι πως σε σχέση με την μεταφορά άλλων αγαθών, έχει ελάχιστη πιθανότητα ζημίας του μεταφερόμενου φορτίου, καθώς και το γεγονός ότι μεταφέρεται εύκολα και γρήγορα σε μεγάλες ποσότητες, λόγω έλλειψης συσκευασίας.

Αγαθά όπως τα σιδηρομεταλλεύματα ή άλλα τα οποία προέρχονται από εξόρυξη, παρουσιάζουν συνήθως σταθερότητα στην παραγωγή και την ζήτηση τους, με αποτέλεσμα η αγορά που ασχολείται με την μεταφορά αυτών να είναι σχετικά στάσιμη κατά την διάρκεια του χρόνου. Αντι-

θέτως τα εμπορεύματα όπως τα σιτηρά και τα γεωργικά προϊόντα, όπως είναι κατανοητό, παρουσιάζουν εποχικότητα καθώς η παραγωγή τους δεν είναι σταθερή. Επιπροσθέτως η πεπερασμένη διάρκεια ζωής τους και οι πιο εξειδικευμένες ανάγκες που παρουσιάζουν για την μεταφορά τους, καθιστά την αγορά ασταθή και μεταβλητή. Σε αυτό το σημείο αξίζει επίσης να σημειωθεί η περίπτωση των φώσφατων, καθώς η παραγωγή τους είναι σταθερά μικρή, παρουσιάζουν μικρή διάρκεια ζωής, και ταυτόχρονα έχουν πολύ μεγάλη ζήτηση, κάτι που καθιστά την αγορά της μεταφοράς τους σημαντική. Τέλος υπάρχουν τα αγαθά τα οποία είναι δευτερεύοντα για το κομμάτι της αγοράς που ασχολείται με τα χύδην ξηρά φορτία, όπως το αλάτι και η ξυλεία, καθώς αυτά παρουσιάζουν ιδιαιτερότητες στην μεταφορά τους.



Εικόνα 5. Παράδειγμα λιμένα φορτοεκφόρτωσης χύδην ξηρού φορτίου

Dry bulk trade 2019–2020 (million tons and percentage change)			
	2019	2020	Percentage change 2019–2020
Main bulka	3 218.0	3 181.0	-1.1%
<i>of which:</i>			
Iron ore	1 456.0	1 503.0	3.2%
Coal	1 284.0	1 165.0	-9.3%
Grain	478.0	512.0	7.1%
Minor bulk	2 030.0	1 986.0	-2.2%
<i>of which:</i>			
Steel products	373.0	354.0	-5.1%
Forest products	383.0	365.0	-4.7%
Total dry bulk	5 248.0	5 167.0	-1.5%

Εικόνα 6. Κύρια εμπορεύματα που μεταφέρουν τα Dry Bulk Carriers (UNCTAD 2021)

2.3.2 Dry Bulk Carriers

Επειδή ακριβώς το είδος του φορτίου σε κάθε περίπτωση είναι παρόμοιο, και επομένως τα πλοία που το μεταφέρουν δεν εμφανίζουν σημαντικές διαφορές μεταξύ τους, ο βασικός τρόπος να κατηγοριοποιηθούν τα πλοία αυτά είναι βάση του μεγέθους τους. Στην ναυτιλία, ο κύριος τρόπος μέτρησης και κατηγοριοποίησης του μεγέθους ενός πλοίου, είναι βάση του Dead Weight Tonnes, ή αλλιώς, της χωρητικότητας νεκρού βάρους, το οποίο σαν μέγεθος δείχνει το ανώτατο συνολικό βάρος εμπορεύματος που μπορεί να μεταφέρει ένα εμπορικό πλοίο. Πέρα από κάποια δευτερεύοντα εξειδικευμένα είδη πλοίων όπως τα OBO's και τα VLOC's, τα οποία είναι πλοία τα οποία εξειδικεύονται κατά κύριο λόγο στην μεταφορά μεταλλεύματος, τα βασικά είδη πλοίων μεταφοράς χύδην ξηρού φορτίου είναι τα Handysize, Handymax, Panamax και Capesize bulk carriers, με αύξουσα σειρά χωρητικότητας, όπως αυτή παρουσιάζεται στον πίνακα 1

Είδος Πλοίου (Dry Bulk Carrier)	Χωρητικότητα (Dead weight tonnes)
Handysize	10.000 - 39.999 dwt
Handymax	40.000 - 64.999 dwt
Panamax	65.000 - 99.999 dwt
Capesize	100.000+ dwt

Πίνακας 1. Είδη εμπορικών πλοίων ανά χωρητικότητα νεκρού βάρους (UNCTAD 2021)

Ως dry bulk carriers ορίζονται τα πλοία αυτά τα οποία εξειδικεύονται στην μεταφορά χύδην ξηρού φορτίου. Όπως φαίνεται και στην εικόνα 5 όπου μπορεί κανείς να δει λιμένα ο οποίος εκτελεί φορτώσεις και εκφορτώσεις πλοίων dry bulk, απαιτούνται ειδικές εγκαταστάσεις και εξοπλισμός για την εξυπηρέτηση των συγκεκριμένων πλοίων. Το μέγεθος των γερανών που αναλαμβάνουν να φορτώσουν και να ξεφορτώσουν τα dry bulk carriers, καθώς και το μέγεθος και το βάθος του λιμένα, καθορίζουν και το μέγεθος των πλοίων τα οποία μπορεί να εξυπηρετήσει ο λιμένας. Πέρα από τις προαναφερθείσες βασικές κατηγορίες των dry bulk carriers, βάση μεγέθους προκύπτουν και άλλες κατηγορίες όπως:

- Mini Bulk carriers
Σε αυτή την κατηγορία ανήκουν μικρά πλοία με χωρητικότητα μικρότερη των 10.000 dwt (dead weight tonne) και μήκος το οποίο δεν ξεπερνά τα 130 μέτρα. Πρόκειται κυρίως για πλοία τροφοδοσίας, τα οποία εξυπηρετούν την φόρτωση και εκφόρτωση μεγαλύτερων πλοίων σε λιμάνια τα οποία είναι μικρά για να εξυπηρετηθούν. Μια άλλη χρήση των πλοίων αυτού του μεγέθους είναι η μεταφορά φορτίου σε ποτάμια.
- Handysize - Handymax bulk carrier
Όπως έχει ήδη προαναφερθεί, πρόκειται για την κατηγορία dry bulk carriers με χωρητικότητα 10.000-59.999 dwt και μήκος που μπορεί να φτάσει τα 200 μέτρα. Στην ναυτιλία, τα πλοία αυτής της κατηγορίας θεωρούνται μεσαίου μεγέθους και είναι τα πιο δημοφιλή μεταξύ των υπόλοιπων κατηγοριών, καθώς το 70% περίπου, του παγκόσμιου εμπορικού στόλου dry bulk carriers, αποτελείται από πλοία αυτής της κατηγορίας.
- Panamax – Suezmax
Πρόκειται για κατηγορίες που έχουν ονομαστεί από τις διώρυγες του Παναμά και του Σουέζ αντίστοιχα. Το όνομα τους συμβολίζει το μέγιστο βάρος και διαστάσεις που πρέπει να έχει ένα πλοίο dry bulk έτσι ώστε να μπορεί να διασχίσει την αντίστοιχη διώρυγα. Για την περι-

πτώση της διώρυγας του Παναμά, τα μέγιστα όρια των πλοίων είναι 230 μέτρα μήκος και 17 μέτρα βύθισμα. Το αντίστοιχο βύθισμα για τα Suezmax πλοία είναι 22 μέτρα.

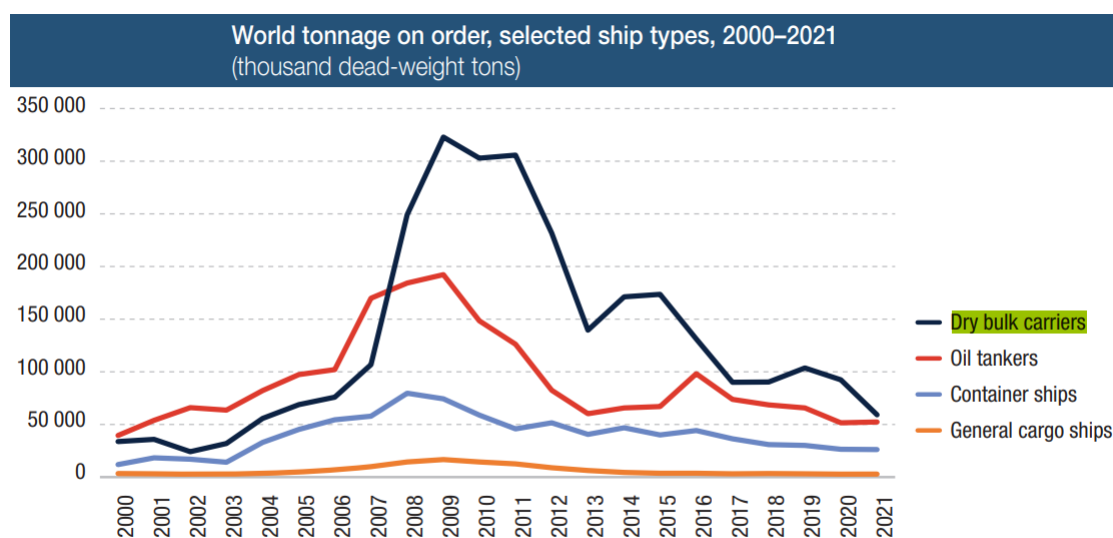
- Seawaymax

Είναι μια κατηγορία αρκετά σπάνια, στην οποία εντάσσονται πλοία με μέγιστες διαστάσεις τα 226x24 μέτρα και μέγιστο βύθισμα τα 8 μέτρα. Το μέγεθος τους έχει οριστεί έτσι ώστε να είναι εφικτή η διέλευση τους από τα κανάλια του Saint Lawrence (Αμερική), όμως το χαμηλό βύθισμα τους δεν τους επιτρέπει να διασχίσουν τον Ατλαντικό Ωκεανό.

- Capesize bulk carriers

Σε αυτή την κατηγορία, όπως έχει ήδη σχολιαστεί, ανήκουν τα πλοία αυτά με τις μεγαλύτερες δυνατότητες μεταφοράς φορτίου. Οι διαστάσεις τους δεν είναι συγκεκριμένες, όμως είναι τόσο μεγάλες που δεν είναι εφικτή η διέλευση τους από σημαντικά σημεία όπως τις διώρυγες του Σουέζ ή του Παναμά. Για αυτόν τον λόγο τα πλοία αυτά πλέουν περιμετρικά σε ανοιχτές θάλασσες.

Αξιοσημείωτα είναι τα δεδομένα που προκύπτουν από την αγορά που ασχολείται με την μεταφορά χύδην ξηρού φορτίου, καθώς αυτό αποτελεί βάση του πρωτογενή τομέα, δηλαδή της βιομηχανικής παραγωγής, και επομένως πρόκειται για ένδειξη της πορείας και ανάπτυξης της παγκόσμιας οικονομίας. Τα στοιχεία δείχνουν ότι μεγάλες οικονομίες όπως αυτές της Αμερικής ή της Κίνας, είναι ικανές να καθορίσουν και την δύναμη της Ναυλαγοράς σχετικά με το εμπόριο χύδην ξηρού φορτίου. Σε περιόδους παγκόσμιας ανάπτυξης, επηρεάζεται και η ναυτιλία, όπως στην περίπτωση της δεκαετίας του 1980 όπου η μεγάλη ζήτηση για μεταφορά χύδην ξηρού φορτίου, έφερε ετήσια ανάπτυξη της τάξεως του 2% στην αγορά, ενώ τα χρόνια πριν το 2006 η συνολική ανάπτυξη έφτασε το 35% (Alizadeh και N. K. Nomikos 2009). Οι αριθμοί αυτοί αποτυπώνονται και στην γραφική παράσταση της εικόνας 7, όπου φαίνεται η παγκόσμια ζήτηση σε χιλιάδες τόνους για μεταφορά σε πλοία της κάθε κατηγορίας. Αποδεικνύεται πως σε σχέση με τις υπόλοιπες κατηγορίες της ναυλαγοράς, η μεταφορά χύδην ξηρού φορτίου είναι αυτή η οποία είναι πιο ισχυρή αλλά και επηρεάζεται περισσότερο από την πορεία της οικονομίας, καθώς είναι αυτή με την μεγαλύτερη μεταβλητότητα, ακολουθώντας τους παγκόσμιους οικονομικούς δείκτες.



Source: UNCTAD calculations, based on data from Clarksons Research.

Notes: Propelled seagoing merchant vessels of 100 gross tons and above; beginning-of-year figures.

Εικόνα 7. Ζήτηση για μεταφορά φορτίου (χιλιάδας τόνων) ανά κατηγορία πλοίων, για τις χρονιές 2000-2021, (UNCTAD 2021)

Σήμερα, μετά την παγκόσμια οικονομική κρίση του 2008 και στην έξοδο από την συρρίκνωση λόγω Covid-19, παρατηρείται σε γενικές γραμμές επάνοδο της αγοράς. Η γενική αυτή ανάπτυξη αποτυπώνεται στην ζήτηση για μεταφορά χύδην ξηρού φορτίου, το οποίο κρατάει το μεγαλύτερο μερίδιο της αγοράς. Χαρακτηριστικό είναι το γεγονός πως το 2020, το 46% των κατασκευών νέων πλοίων αφορούσε dry bulk carriers, όπως φαίνεται και στην εικόνα 8. Φυσικά η Κίνα, η οποία είναι χώρα με τεράστια πρωτογενή βιομηχανία, είναι η χώρα η οποία έχει την μεγαλύτερη ζήτηση για νέα Dry Bulk Carriers.

Deliveries of newbuildings by major vessel types and countries of construction, 2020 (thousand gross tons)							
Vessel type	China	Republic of Korea	Japan	Philippines	Rest of the world	Total	Percentage
Bulk carriers	15 051	1 442	9 383	551	311	26 738	46
Oil tankers	2 702	7 071	1 901	1	478	12 152	21
Container ships	2 665	5 357	394	56	200	8 671	15
Gas carriers	869	4 046	353		7	5 275	9
Ferries and passenger ships	251	64	76		1 208	1 600	3
Chemical tankers	488	88	465		55	1 095	2
General cargo	390	1	142		360	893	2
Offshore	340	101	7		118	566	1
Other	501	4	107		162	775	1
Total	23 257	18 174	12 827	608	2 898	57 765	100
<i>Percentage</i>	<i>40</i>	<i>31</i>	<i>22</i>	<i>1</i>	<i>5</i>	<i>100</i>	

Source: UNCTAD calculations, based on data from Clarksons Research.

Notes: Propelled seagoing merchant vessels of 100 gross tons and above. For more data on other shipbuilding countries, see <http://stats.unctad.org/shipbuilding>.

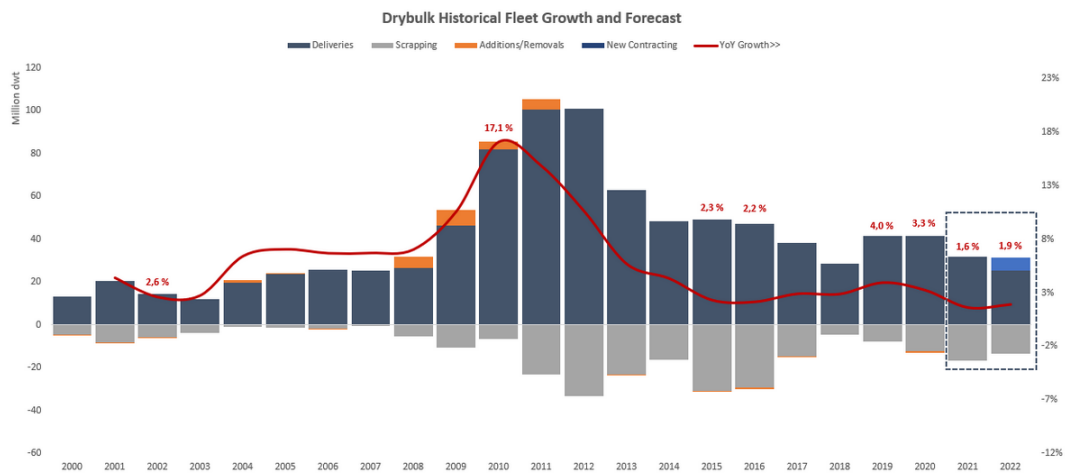
Εικόνα 8. Παράδοση νέων πλοίων ανά κατηγορία και χώρα, (UNCTAD 2021)

2.3.3 Το Κόστος Μεταφοράς

Με τα παραπάνω δεδομένα λοιπόν, αποδεικνύεται πως το κομμάτι της ναυτιλίας το οποίο ασχολείται με την μεταφορά χύδην ξηρού φορτίου, είναι ένας χώρος εξαιρετικά μεταβαλλόμενος και άρρηκτα συνδεδεμένος με τις εξελίξεις στην παγκόσμια οικονομία. Ένας άλλος παράγοντας που επηρεάζει την συγκεκριμένη αγορά είναι η ισορροπία ανάμεσα στην προσφορά και στην ζήτηση για μεταφορά φορτίου. Σε περιόδους ανάπτυξης της παγκόσμιας οικονομίας, υπήρχαν αυξημένες ανάγκες στην βιομηχανία του πρωτογενούς (και όχι μόνο) τομέα, με αποτέλεσμα να υπάρχει ιδιαιτέρως αυξημένη ανάγκη για μεταφορά πρώτων υλών οι οποίες με την σειρά τους απαιτούσαν μεταφορά από το σημείο συγκομιδής/ εξόρυξης, ως το σημείο επεξεργασίας, και επομένως η ζήτηση για πλοία μεταφοράς χύδην ξηρού φορτίου ήταν αυξημένη, προσφέροντας χώρο για ανάπτυξη στην αγορά. Το γεγονός ωστόσο ότι ο παγκόσμιος στόλος έχει πεπερασμένο αριθμό από πλοία, και ότι η κατασκευή νέων πλοίων είναι μια διαδικασία η οποία διαρκεί χρόνια, οριοθετεί την δυνατότητα παροχής των υπηρεσιών της παγκόσμιας ναυτιλίας. Η ζήτηση λοιπόν από την μία ανεβαίνει απότομα ενώ η προσφορά δεν μπορεί να ακολουθήσει τους ίδιους ρυθμούς αύξησης, και αυτή η ανισορροπία προσφέρει έντονη διαφορά ανάμεσα στην προσφορά και την ζήτηση. Βεβαίως αυτό, ακολουθώντας βασικές γνώσεις οικονομικών, μεταφράζεται σε αυξημένο κόστος μεταφοράς, δηλαδή ακριβότερα ναύλα (Chou και K.-S. Lin 2019). Η διακύμανση και το ύψος των ναύλων ωστόσο, είναι μεγέθη άρρηκτα συνδεδεμένα με το είδος της ναύλωσης το οποίο συμφωνεί-

ται, ακόμα και από την χωρητικότητα των πλοίων που χρησιμοποιούνται. Μάλιστα παρατηρείται πως για χρήση dry bulk carriers με μεγαλύτερη χωρητικότητα, το ύψος των ναύλων παρουσιάζει μεγαλύτερη αστάθεια στον χρόνο, σε σχέση με την αντίστοιχη τιμή για πλοία χαμηλότερης χωρητικότητας.

Βεβαίως δεν είναι μόνο αυτοί οι παράγοντες οι οποίοι επηρεάζουν το ύψος των ναύλων. Αργότερα θα εξεταστούν αναλυτικότερα όλες οι μεταβλητές αυτές που ρυθμίζουν την αγορά. Το οικοσύστημα αυτό το οποίο καθορίζει στο σύνολο του το ύψος της τιμής των ναύλων για τα dry bulk carriers, παρακολουθείται και αποτυπώνεται στον δείκτη ναυλαγοράς Baltic Dry Index (BDI). Στα επόμενα κεφάλαια θα γίνει αναλυτική περιγραφή του δείκτη και θα εξεταστούν οι παράγοντες οι οποίοι τον επηρεάζουν, με σκοπό να βρεθούν οι κατάλληλες μεταβλητές οι οποίες μπορούν να προσφέρουν πιο ακριβή αποτελέσματα στην προσπάθεια για πρόβλεψη του δείκτη.



Εικόνα 9. Ανάπτυξη παγκόσμιου στόλου Dry Bulk Carriers (<https://www.klaveness.com>)

Στην εικόνα 9 φαίνεται ο ετήσιος ποσοστιαίος ρυθμός ανάπτυξης του στόλου των Dry Bulk Carriers, μα και η ανάπτυξη του όπως αποτυπώνεται σε dead weight tonnes, δηλαδή σε δυνατότητα μεταφοράς φορτίου, τα τελευταία χρόνια, και μια πρόβλεψη για το 2022. Με μπλε χρώμα αποτυπώνεται η αύξηση του στόλου λόγω παραδόσεων νέων πλοίων, με γκρι φαίνεται η μείωση λόγω αποσύνθεσης υπάρχοντων πλοίων, ενώ με κόκκινο, το ποσοστό της ετήσιας αύξησης.

2.4 Baltic Dry Index

Ο δείκτης ναυλαγοράς Baltic Dry Index (BDI), είναι ένας δείκτης ο οποίος αποτιμά το ύψος των ναύλων, δηλαδή του κόστους της θαλάσσιας μεταφοράς χύδην ξηρών φορτίων, σε παγκόσμιο επίπεδο. Η τιμή του δείκτη BDI ανανεώνεται καθημερινά, και ο οργανισμός που ασχολείται με την αποτίμηση του δείκτη αυτού, ονομάζεται Baltic Exchange και πρόκειται για έναν χρηματιστηριακό οργανισμό ο οποίος εδρεύει στο Λονδίνο.



Εικόνα 10. Ιστορικές τιμές του δείκτη ναυλαγοράς Baltic Dry Index (1985-2022) (<https://tradingeconomics.com>)

Στην εικόνα 10 φαίνεται η γραφική παράσταση στην οποία απεικονίζονται οι ιστορικές τιμές του δείκτη ναυλαγοράς Baltic Dry Index, από το 1985 όπου και εκδόθηκε για πρώτη φορά, μέχρι και σήμερα. Ξεχωριστή εντύπωση προκαλεί η κάθετη πτώση της τιμής του δείκτη το 2008, όπου επηρεασμένος από την παγκόσμια οικονομική κρίση, έπεσε από την ιστορικά ψηλότερη τιμή του, περίπου 11.500 μονάδες την πρώτη Μαΐου του 2008, σε μία από τις χαμηλότερες τιμές του, στις 700 περίπου μονάδες, 6 μόλις μήνες μετά, την πρώτη Νοεμβρίου 2008. Τα αίτια της κατακόρυφης αυτής πτώσης θα αναλυθούν αργότερα μαζί με τους παράγοντες που καθορίζουν τον δείκτη. Από τότε μέχρι σήμερα, η τιμή του δείκτη έχει παρουσιάσει ανάκαμψη, με σημαντικότερη στιγμή αυτή του Οκτωβρίου του 2021 όπου έφτασε σε ένα τοπικά μέγιστο σημείο, ωστόσο μετά υποχώρησε, και γενικά ποτέ δεν έχει πλησιάσει σε μια τιμή κοντά σε αυτή που είχε πριν την κατάρρευση το 2008.

Ο τρόπος με τον οποίο υπολογίζεται η τιμή του δείκτη BDI συμπεριλαμβάνει την κίνηση της αγοράς σε σχέση με την χρήση τριών από τους βασικότερους τύπους Dry Bulk Carriers, δηλαδή τα Handymax, Capesize και Panamax, για την μεταφορά χύδην ξηρού φορτίου σε 31 κεντρικές θαλάσσιες οδούς (ρότες), συσχετίζοντας την με την ισορροπία ανάμεσα στην ζήτηση και την προσφορά. Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως, η ζήτηση στην αγορά είναι οι ανάγκες που υπάρχει σε χωρητικότητα για μεταφορά χύδην ξηρού φορτίου, και είναι μια σχετικά ασταθής μεταβλητή η οποία αλλάζει κατά περίπτωση, ενώ με την προσφορά εννοείται η δυνατότητα του παγκόσμιου στόλου σε μετρημένη σε χωρητικότητα, ή αλλιώς σε dead weight tonnes, για να μεταφέρει τα εμπορεύματα. Η προσφορά είναι ένα γενικά σταθερό μέγεθος καθώς το μέγεθος του παγκόσμιου στόλου δεν μεταβάλλεται από μέρα σε μέρα. Η ναυπήγηση νέων πλοίων είναι μια διαδικασία χρονοβόρα, καθώς για την κατασκευή νέου πλοίου χρειάζονται περίπου δύο χρόνια, μετά την παραγγελία του, αλλά και περίπλοκη, καθώς το κομμάτι της αγοράς το οποίο ασχολείται με την ναυπήγηση νέων πλοίων είναι ένα ξεχωριστό οικοσύστημα με δικούς του κανόνες και συσχετίσεις. Εν κατακλείδι, ο

δείκτης ναυλαγοράς BDI, παρακολουθεί την σχέση ανάμεσα στην προσφορά και την ζήτηση που υπάρχει για μεταφορά χύδην ξηρού φορτίου, και επομένως αποτυπώνει την τάση των παγκόσμιων εισαγωγών και εξαγωγών.

2.4.1 Baltic Dry Exchange

Το χρηματιστήριο ναύλων του Λονδίνου, δηλαδή το Baltic Exchange, είναι ένας οργανισμός ο οποίος ασχολείται με την συλλογή και παροχή πληροφοριών σχετικά με τις παγκόσμιες αγορές θαλάσσιου εμπορίου. Στο χρηματιστήριο αυτό εντάσσονται περισσότερες από 650 επιχειρήσεις ενώ στο στόχαστρο του χρηματιστηρίου βρίσκονται τα φυσικά μεγέθη αλλά και όλες οι συμβάσεις αυτών των εταιριών, με αποτέλεσμα να καλύπτεται το μεγαλύτερο μέρος της παγκόσμιας ναυτιλίας. Αξιοσημείωτο είναι το γεγονός ότι μέσω του Baltic Exchange, ρυθμίζεται και η ίδια η ναυτιλιακή αγορά, καθώς οι συμβαλλόμενες επιχειρήσεις δεσμεύονται από τον κώδικα επιχειρηματικής συμπεριφοράς, τον οποίο έχει θεσπίσει το ίδιο το χρηματιστήριο. Η οικουμενικότητα του Baltic Exchange είναι διασφαλισμένη καθώς οι επιχειρήσεις που εντάσσονται σε αυτό, ελέγχουν την πλειοψηφία του παγκόσμιου στόλου σε πλοία μεταφοράς χύδην ξηρού φορτίου αλλά και σε δεξαμενόπλοια. Οι επτά τιμές που δημοσιεύει σε καθημερινή βάση το χρηματιστήριο είναι οι εξής:

1. Baltic Dry Index (BDI)
2. Baltic Handysize Index (BHSI)
3. Baltic Panamax Index (BPI)
4. Baltic Supermax Index (BSI)
5. Baltic Capesize Index (BCI)
6. Baltic Dirty Tanker Index (BDTI)
7. Baltic Clean Tanker Index (BCTI)

Πέρα από τις τιμές των παραπάνω δεικτών, το Baltic Exchange παρακολουθεί και ενημερώνει επίσης σχετικά με διάφορες εξειδικευμένες κατηγορίες ναύλων, αξιολογεί την αγορά των υγραεριοφόρων, τα οποία είναι πλοία που μεταφέρουν υγρό αέριο σε υγρή μορφή, αλλά και παρέχει γενικότερα πληροφορίες σχετικά με τις εξελίξεις στο θαλάσσιο εμπόριο.

Η ιστορική αναδρομή του χρηματιστηριακού οργανισμού Baltic Exchange, ξεκινάει το 1774, όταν ένα κατάστημα εστίασης με την επωνυμία «Virginia and Maryland coffee house» και έδρα στον δρόμο «Threadneedle Street» του Λονδίνου, άλλαξε το όνομα του σε «Virginia and Baltick». Ο σκοπός αυτής της μετονομασίας ήταν να περιγράφεται καλύτερα τα επιχειρησιακά ενδιαφέροντα των εμπόρων που συναντιόντουσαν εκεί. Ο σημερινός οργανισμός Baltic Exchange έχει τις ρίζες του σε μια επιτροπή εμπόρων που σχηματίστηκε το 1823 για να ρυθμίσει τις συναλλαγές τους σε σχέση με το θαλάσσιο εμπόριο. Η εγκατάσταση συστημάτων τηλεφωνικής επικοινωνίας, στην πρώτη μορφή τους, η οποία ξεκίνησε την δεκαετία του 1860, έφερε την επανάσταση στον χώρο της ναυτιλίας, καθώς απλοποιούσε την επικοινωνία μεταξύ των εμπόρων. Όμως επειδή η εγκατάσταση τηλεφωνικών γραμμών ήταν ακριβή, δημιουργήθηκε η ανάγκη καθορισμού ενός σημείου συνάντησης των ιδιοκτητών πλοίων και των ναυλομεσιτών, το οποίο θα έχει δική του τηλεφωνική γραμμή για την επικοινωνία με άλλους εμπόρους. Αυτό το σημείο ορίστηκε ως το Baltic Exchange, το προαναφερθέν δηλαδή κατάστημα, το οποίο έτσι αποτέλεσε το κέντρο του παγκόσμιου δικτύου επικοινωνίας των προσώπων που όριζαν το θαλάσσιο εμπόριο, επειδή ήταν το σημείο που διευκόλυνε την επικοινωνία. Με την έκρηξη της πληροφορικής την δεκαετία του 1970, και με την ολοένα και ευκολότερη παγκόσμια επικοινωνία, μέσω χρήσης ασύρματων τηλεφώνων, φαξ, και αργότερα e-mail και δικτύων υπολογιστών, η συνομιλία μεταξύ των εμπλεκόμενων στην ναυτιλία

έγινε ευκολότερη και πιο φθηνή, επομένως το Baltic Exchange έχασε τον τίτλο του ως το κέντρο συνάντησης των ναυλομεσιτών. Ωστόσο ακόμα και σήμερα παραμένει ένας φορέας ιστορικής και πρακτικής σημασίας για τον χώρο της ναυτιλίας, καθώς αντιπροσωπεύει και ρυθμίζει βασικές αρχές βάση των οποίων λειτουργεί το παγκόσμιο θαλάσσιο εμπόριο (Τσιούμας 2016).

Τον Ιανουάριο του 1985 εκδόθηκε για πρώτη φορά η τιμή του δείκτη ναυλαγοράς Baltic Dry Index, ο οποίος μέχρι και σήμερα συνεχίζει να δημοσιεύεται καθημερινά από τον χρηματιστηριακό φορέα.

2.4.2 Υπολογισμός του δείκτη

Ο φορέας Baltic Exchange, το 1985, προσπαθώντας καλύψει τις ανάγκες των οργανισμών-μελών του, δημοσιεύει την για πρώτη φορά τον δείκτη ναυλαγοράς Baltic Freight Index (BFI), αποτυπώνοντας σε αυτόν μια προσέγγιση για τις τιμές των ναύλων σε μερικές από τις πιο συνηθισμένες ρότες που χρησιμοποιούσαν τα πλοία μεταφοράς χύδην ξηρού φορτίου. Το 1999, ο δείκτης BFI, μετονομάστηκε σε Baltic Dry Index (BDI), και κρατάει το συγκεκριμένο όνομα μέχρι και σήμερα, σαν δείκτης ο οποίος αντανάκλα την εικόνα της παγκόσμιας αγοράς Dry Bulk Carrier. Την πρώτη Μαρτίου του 2018 ο δείκτης BDI επαναπροσδιορίστηκε εκ νέου ως προς τον τρόπο υπολογισμού του, και μέχρι και σήμερα συνυπολογίζεται κατά 40% από την τιμή του δείκτη που αντιστοιχεί στα πλοία μεγέθους Capesize, κατά 30% του δείκτη που αντιστοιχεί στα πλοία μεγέθους Panamax και 30% του δείκτη που αντιστοιχεί στα πλοία μεγέθους Supermax. Πιο συγκεκριμένα, για κάθε έναν από τους παραπάνω δείκτες, καθημερινά υπολογίζεται ο μέσος όρος των ναύλων που συμφωνούνται για χρονοναύλωση (Time charter), μετρημένα σε δολάρια που αντιστοιχούν σε μία μέρα χρονοναύλωσης του πλοίου, για κάποιες από τις πιο συνηθισμένες διαδρομές που χρησιμοποιούνται από τα πλοία του συγκεκριμένου μεγέθους. Οι μέσοι όροι των ναύλων για κάθε μέγεθος πλοίου πολλαπλασιάζονται με τον δείκτη βαρύτητας, όπως αυτός αναφέρθηκε νωρίτερα (40%, 30% και 30% αντίστοιχα), και τρεις δείκτες αθροίζονται μεταξύ τους. Το αποτέλεσμα πολλαπλασιάζεται με την τιμή 0,1, και το αποτέλεσμα είναι η τιμή του δείκτη ναυλαγοράς BDI για την εκάστοτε μέρα. Η εξίσωση μέσω της οποίας υπολογίζεται η τιμή του BDI (Katris και Manolis G. Kavussanos 2021) παρουσιάζεται συνοπτικά ως:

$$((\text{Capesize } 5\text{TCavg} \times 0.4) + (\text{Panamax } 5\text{TCavg} \times 0.3) + (\text{Supramax } 10\text{TCavg} \times 0.3)) \times 0.10$$

Όπου TCavg είναι η μέση τιμή των ναύλων για χρονοναύλωση πλοίων για τις αντίστοιχες διαδρομές σε καθημερινή βάση. Οι διαδρομές αυτές για κάθε τύπο πλοίου παρουσιάζονται στις εικόνες 11, 12 και 13 (<https://www.balticexchange.com>)

Capesize Index	
C2	- Tubarao to Rotterdam
C3	- Tubarao to Qingdao
C5	- West Australia to Qingdao
C7	- Bolivar to Rotterdam
C8_14	- Gibraltar/Hamburg transatlantic round voyage
C9_14	- Continent/Mediterranean trip China-Japan
C10_14	- China-Japan transpacific round voyage
C14	- China-Brazil round voyage
C16	- Revised backhaul
C17	- Saldanha Bay to Qingdao

Εικόνα 11. Διαδρομές που παρακολουθεί ο δείκτης των Capesize πλοίων

Panamax Index
P1A_82 - Panamax Skaw-Gib transatlantic round voyage
P2A_82 - Panamax Skaw-Gib trip to Taiwan-Japan
P3A_82 - Panamax Japan-S Korea Transpacific round voyage
P4_82 - Panamax Japan-S Korea trip to Skaw Passero
P5_82 - Panamax South China, Indonesian round voyage (BEP Asia)
P6_82 - Panamax Singapore round voyage via Atlantic
P7 - Panamax USG to Qingdao grain 66,000 MT
P8 - Panamax Santos to Qingdao grain 66,000 MT
P1A_03 - Panamax 74 Skaw-Gib transatlantic round voyage 74,000 MT
P2A_03 - Panamax 74 Skaw-Gib trip to Taiwan-Japan 74,000 MT
P3A_03 - Panamax 74 Japan-S Korea Transpacific round voyage 74,000 MT

Εικόνα 12. Διαδρομές που παρακολουθεί ο δείκτης των Panamax πλοίων

Supramax Index
S1B_58 - Canakkale trip via Med or BI Sea to China-South Korea
S1C_58 - US Gulf trip to China-south Japan
S2_58 - North China one Australian or Pacific round voyage
S3_58 - North China trip to West Africa
S4A_58 - US Gulf trip to Skaw-Passero
S4B_58 - Skaw-Passero trip to US Gulf
S5_58 - West Africa trip via east coast South America to north China
S8_58 - South China trip via Indonesia to east coast India
S9_58 - West Africa trip via east coast South America to Skaw-Passero
S10_58 - South China trip via Indonesia to south China

Εικόνα 13. Διαδρομές που παρακολουθεί ο δείκτης των Supermax πλοίων

2.4.3 Παράγοντες οι οποίοι επηρεάζουν τον δείκτη BDI

Όπως έχει τονιστεί πολλές φορές μέχρι στιγμής, ο δείκτης ναυλαγοράς Baltic Dry Index είναι ένας δείκτης ο οποίος παρουσιάζει έντονη μεταβλητότητα καθώς αντικατοπτρίζει τις κινήσεις μιας αγοράς η οποία είναι ιδιαίτερος ανταγωνιστική, συνεχώς αναπτυσσόμενη και άρρηκτα συνδεδεμένη με την παγκόσμια ανθρώπινη δραστηριότητα. Όλοι αυτοί οι παράγοντες οι οποίοι επηρεάζουν και ρυθμίζουν μια τέτοια αγορά, δεν είναι δυνατόν να ενταχθούν ολοκληρωτικά σε μια λίστα και να καταμετρηθούν, ούτε να μετατραπούν σε μετρήσιμα μεγέθη. Η αβεβαιότητα της ανθρώπινης καθημερινότητας παράγει συνεχώς αφορμές οι οποίες αλλάζουν τα υπάρχοντα δεδομένα και μεταβάλλουν το παγκόσμιο εμπόριο, επηρεάζοντας έτσι και την ίδια την ναυλαγορά. Πόλεμοι, πολιτικές εξελίξεις, φυσικές καταστροφές ακόμα και ο ίδιος ο καιρός, είναι αστάθμητοι παράγοντες οι οποίοι σε μικρό ή μεγάλο βαθμό αλλάζουν τις ισορροπίες ανάμεσα στις συμβαλλόμενες μεριές και ενισχύουν ή απορυθμίζουν το ύψος των ναύλων στην αγορά χύδην ξηρού φορτίου.

Ωστόσο, πέρα από τους αστάθμητους παράγοντες, ο δείκτης ναυλαγοράς BDI, επηρεάζεται σαφώς και από διάφορους πιο καθημερινούς και μετρήσιμους συντελεστές. Η πορεία της οικονομίας, η προσφορά και η ζήτηση στην αγορά, οι δείκτες ανάπτυξης, είναι θεμέλια πάνω στα οποία στηρίζεται ο δείκτης ναυλαγοράς, και ταυτόχρονα είναι μεγέθη τα οποία αποτυπώνονται σε αριθμούς. Στόχος της συγκεκριμένης εργασίας δεν είναι να εξηγήσει αναλυτικά την δομή της αγοράς, αλλά να εξερευνήσει τις καλύτερες ενδείξεις που θα οδηγήσουν σε πιο πετυχημένες εκτιμήσεις του BDI, και να ανακαλύψει τον τρόπο που αυτές συνδέονται με τον δείκτη.

Χαρακτηριστικό παράδειγμα των αλυσιδωτών αντιδράσεων της αγοράς, και του πως αυτές επηρεάζουν τον δείκτη BDI, είναι η αλληλουχία γεγονότων που κατέληξαν στην κατάρρευση του δείκτη το 2008. Η ραγδαία ανάπτυξη της Κίνας στις αρχές της δεκαετίας του 2000 έφερε και μεγάλη άνοδο στην ναυτιλία. Η έντονη βιομηχανική δραστηριότητα και η εσωτερική αναβάθμιση της χώρας, απαιτούσε την μεταφορά μεγάλων ποσοτήτων πρώτων υλών προς την Κίνα, και στην συνέχεια αντίστοιχα απαιτούταν η μεταφορά των εμπορευμάτων προς τις χώρες στις οποίες τα εξήγαγε η Κίνα. Όλη αυτή η δραστηριότητα προσέφερε τεράστια ζήτηση σε σημείο που η υπάρχουσα προσφορά δεν μπορούσε να καλύψει τις ανάγκες για θαλάσσια μεταφορά των αγαθών από και προς την Κίνα. Αυτή η τεράστια άνοδος της ζήτησης εκτόξευσε το ύψος των ναύλων σε σημείο που δεν έχει επαναληφθεί ακόμα και σήμερα. Βεβαίως στην αγορά δημιουργήθηκε αρκετός χώρος για δραστηριοποίηση νέων επενδυτών και επέκταση του στόλου ήδη υπάρχοντων ναυτιλιακών εταιριών. Για να καλυφθεί λοιπόν η διαφορά ανάμεσα στην προσφορά και την ζήτηση, ολόένα και περισσότερες εταιρίες αγόραζαν εμπορικά πλοία, ή και ξεκινούσαν την κατασκευή νέων πλοίων, αυξάνοντας το μέγεθος του παγκόσμιου στόλου. Με αυτόν τον τρόπο η προσφορά μέσω μεταφοράς στην αγορά ολόένα και αυξανόταν. Το 2008 με την κατάρρευση της μεσιτικής αγοράς, η οποία ξεκίνησε στην Αμερική, έναν από τους κύριους εισαγωγείς προϊόντων της Κινέζικης βιομηχανίας μαζί με την Ευρώπη και την Ιαπωνία (Bao et al. 2016), δημιουργήθηκε μια παγκόσμια οικονομική κρίση η οποία δεν άφησε ανεπηρέαστη την βιομηχανία της Κίνας. Με τις περισσότερες οικονομίες στον ανεπτυγμένο κόσμο να βρίσκονται σε συρρίκνωση, ο ρυθμός που οι χώρες καταλάωναν μειώθηκε, με αποτέλεσμα η ανάγκη για εξαγωγές προϊόντων από την Κίνα να ελαττωθεί, και κατά συνέπεια να μειωθεί και η ανάγκη για μεταφορά πρώτων υλών προς την Κίνα. Όλη αυτή η συρρίκνωση της αγοράς βεβαίως έριξε δραματικά την ζήτηση για μεταφορά θαλάσσιων προϊόντων, σε μια εποχή που πλέον υπήρχε υπερπροσφορά. Όπως έχει προαναφερθεί, η προσφορά στην ναυτιλία είναι ένα μέγεθος βραδύ, καθώς οι ρυθμοί δημιουργίας ή καταστροφής πλοίων είναι ιδιαίτερος αργοί. Αντίθετα η ζήτηση σαν μέγεθος είναι πολύ πιο ευμετάβλητο και ασταθές. Κατά συνέπεια των προηγούμενων, η απότομη ανισορροπία ανάμεσα στην μειωμένη ζήτηση και στην μεγάλη προσφορά, έφερε την κατάρρευση των τιμών των ναύλων. Ως την αποκλιμάκωση της οικονομικής κρίσης, και την επαναφορά της κανονικότητας στις παγκόσμιες αγορές, πολλές από τις νέες και μικρές ναυτιλιακές εταιρίες δεν είχαν καταφέρει να επιβιώσουν της συρρίκνωσης της ναυτιλίας, ενώ οι μεγάλες και πιο παραδοσιακές εταιρίες είχαν σημειώσει σημαντικές απώλειες. Σήμερα σε γενικές γραμμές παρατηρείται μεγαλύτερη σταθερότητα, καθώς μετά τα γεγονότα του 2008, έχουν θεσπιστεί αυστηρότερα κριτήρια για την είσοδο μιας νέας εταιρίας στην ναυτιλιακή αγορά και την αγορά εμπορικών πλοίων. Παρόλα αυτά, ανεξέλεγκτες μεταβλητές και απρόσμενα γεγονότα όπως αυτό του ξεσπάσματος της πανδημίας του Covid-19, δοκιμάζουν τις αντοχές της αγοράς και ταλαντεύουν τις ισορροπίες στην παγκόσμια ναυτιλία.

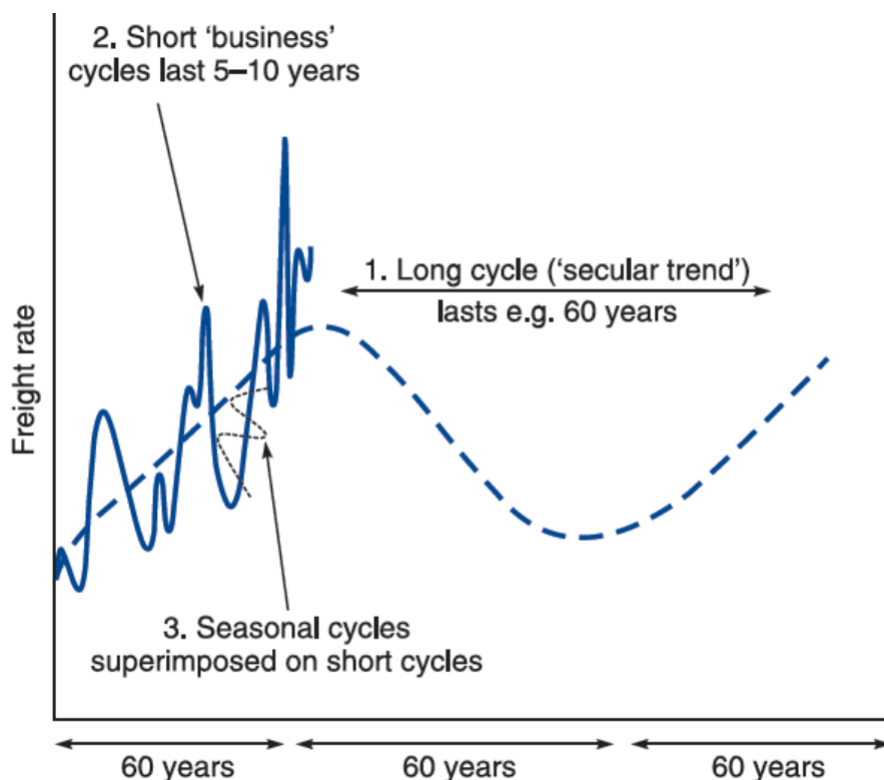
Από το παραπάνω παράδειγμα μπορεί να συμπεράνει κανείς πως μερικοί από τους παράγοντες οι οποίοι συνδέονται με τον δείκτη ναυλαγοράς είναι για παράδειγμα οικονομικοί δείκτες της Κίνας, ο ρυθμός κατασκευής νέων πλοίων και η ισορροπία ανάμεσα στην προσφορά και την ζήτηση. Η γενική εικόνα λοιπόν είναι κατανοητή, ωστόσο δεν μπορεί να πει κανείς με σιγουριά ποια ακριβώς μεγέθη είναι αυτά τα οποία θα υποδείξουν την πορεία του Baltic Dry Index και κατά συνέπεια το ύψος των ναύλων. Στην ελληνική και στην διεθνή βιβλιογραφία, σε έρευνες που έχουν γίνει με στόχο την πρόβλεψη του δείκτη ναυλαγοράς με χρήση multivariate analysis εργαλείων, δεν υπάρχει κάποιο ξεκάθαρο μέγεθος το οποίο χρησιμοποιείται σαν μεταβλητή στα πλαίσια των εργασιών. Αυτό γίνεται έντονα αισθητό στην προσπάθεια διαφορετικών ερευνητικών εργασιών να προσμετρήσουν με κάποιο τρόπο την πορεία της οικονομίας. Σε κάποιες έρευνες έχει χρησιμοποιηθεί σαν οικονομικό στοιχείο το παγκόσμιο GDP, ενώ άλλες έρευνες εστιάζουν αποκλειστικά στην πορεία μιας οικονομίας, συνήθως της Κίνας ή της Αμερικής. Για να εδραιωθεί το παραπάνω φαινόμενο, αναφέρεται πως στην έρευνα των S.-H. Bae et al. 2021, χρησιμοποιήθηκε σαν μεταβλητή το ακαθάριστο εθνικό προϊόν (GDP) της Κίνας, στην εργασία των Papailias et al. 2017 ο δείκτης που ακολουθεί την πορεία του δολαρίου, ενώ στην εργασία των Bao et al. 2016 χρησιμοποιήθηκε

σαν μεταβλητή το συνάλλαγμα μεταξύ του Κινέζικου Γουάν και του Ευρώ, του Αμερικάνικου δολαρίου και του Ιαπωνικού Γιεν. Γίνεται με αυτόν τον τρόπο κατανοητό πως δεν υπάρχει κάποια συλλογή από αναγνωρισμένους δείκτες οι οποίοι δείχνουν να ρυθμίζουν την πορεία του δείκτη ναυλαγοράς BDI.

Παρόλα αυτά, έρευνες οι οποίες εστιάζουν στην μελέτη και ανάλυση της ναυτιλίας σαν επιστήμη, και όχι στην εκτίμηση των μελλοντικών τιμών του δείκτη BDI, ορίζουν κάποιες γενικές μεταβλητές οι οποίες θεωρητικά υποδεικνύουν την γενική πορεία της αγοράς. Αξιοσημείωτη είναι η έρευνα του Κωστούλας 2016, στην οποία πραγματοποιεί στατιστική ανάλυση για την εξεύρεση και αξιολόγηση των κυριότερων τομέων οι οποίοι, σύμφωνα με την ναυτιλιακή επιστήμη, θεωρούνται ως κρίσιμοι για την εξέλιξη της αγοράς. Βάση της μέχρι τώρα προσέγγισης, παρακάτω θα πραγματοποιηθεί μια εισαγωγική αναφορά στις μεταβλητές αυτές οι οποίες κατά κύριο λόγο συνδέονται με την εξέλιξη του δείκτη ναυλαγοράς BDI.

• Ναυτιλιακοί Κύκλοι

Σημάδια κυκλικότητας στην τάση των αγορών, δεν εμφανίζονται μόνο στην ναυτιλία, αλλά σε όλα τα οικονομικά πεδία. Η επιστήμη της οικονομίας έχει αναλύσει αυτούς τους οικονομικούς κύκλους και τους έχει ορίσει βάση μιας στατιστικής τεχνικής η οποία ονομάζεται «decomposition» (αποσύνθεση), (Nerlove et al. 1979). Μπορεί αυτό που παρατηρείται να μην είναι απλώς ένας κύκλος, αλλά να υπάρχει υπέρθεση διαφορετικών κύκλων οι οποίοι αποτελούνται από διαφορετικά στοιχεία, ρυθμίζονται από διαφορετικούς παράγοντες και έχουν διαφορετική περίοδο. Στην εικόνα 14 παρουσιάζεται μια εκτίμηση από το βιβλίο Stopford 2009 σύμφωνα με την οποία στην ναυτιλία υπάρχει ένας μεγάλος ναυτικός κύκλος με περίοδο διάρκειας περίπου 60 χρόνων, έναν μικρότερο επιχειρηματικό κύκλο με διάρκεια 5 με 10 χρόνια και φυσικά ο ετήσιος κύκλος, ο οποίος παρουσιάζεται λόγω της εποχικότητας των ναυτιλιακών αναγκών.



Εικόνα 14. Οικονομικοί κύκλοι στην ναυτιλία (Stopford 2009)

Οι μεγάλοι οικονομικοί κύκλοι είναι αυτοί οι οποίοι παρουσιάζονται λόγω πολιτικών οικονομικών και τεχνικών αλλαγών σε γεωγραφικές περιοχές που υπάρχει ναυτιλιακή δραστηριότητα. Είναι πολύ δύσκολο να οριστούν καθώς η μεγάλη περίοδος τους (40-60 έτη) δυσκολεύει την όποια ανάλυση μπορεί να γίνει πάνω τους. Κύρια χαρακτηριστικά τους είναι η διάρκεια, και η ηπιότητα, καθώς δεν παρουσιάζουν έντονες μεταβολές.

Οι μικροί (επιχειρηματικοί) κύκλοι, είναι αυτοί που ο περισσότερος κόσμος στον χώρο της ναυτιλίας εννοεί όταν αναφέρεται σε ναυτικούς κύκλους. Παρότι είναι καλύτερα ορισμένοι σαν κύκλοι, η πορεία τους ενέχει δυσκολία στην πρόβλεψη καθώς παρουσιάζουν έντονη μεταβλητότητα, όντας συνεχώς υπό την επιρροή ξαφνικών κοινωνικών πολιτικών και οικονομικών συμβάντων. Στην οικονομική θεωρία αναφέρεται πως αυτοί οι κύκλοι μπορούν να χωριστούν σε τέσσερα διαδοχικά στάδια μέσα σε μία ολοκληρωμένη περίοδο (Storford 2009). Τα στάδια αυτά είναι:

1. Ύφεση (Recession)
2. Κρίση (Crisis)
3. Ανάκαμψη (Recovery)
4. Ευημερία (Prosperity)

Τέλος υπάρχουν οι εποχικοί κύκλοι οι οποίοι παρατηρούνται με διακυμάνσεις στο ύψος των ναύλων μέσα στον χρόνο, οι οποίες εξαρτώνται από συγκεκριμένες ανάγκες της αγοράς. Ένα καλό παράδειγμα τέτοιας εποχικότητας είναι τα αγροτικά προϊόντα, τα οποία έχουν συγκεκριμένες περιόδους μέσα στο έτος κατά τις οποίες καλλιεργούνται, συλλέγονται και μεταφέρονται.

Η εξέλιξη του εκάστοτε ναυτιλιακού κύκλου είναι κάτι το οποίο οι ναυτιλιακές εταιρίες λαμβάνουν πολύ σοβαρά υπόψη στην διαδικασία λήψης αποφάσεων. Μάλιστα σε περιόδους ευημερίας, όπου να ναύλα έχουν πολύ ψηλές τιμές, δεν είναι σπάνιο το να κοστολογούνται τα μεταχειρισμένα πλοία πιο ακριβά από τα νέα, καθώς οι εφοπλιστές επιδιώκουν την άμεση εκμετάλλευση της ανόδου της αγοράς. Μετά από περίοδο ευημερίας, κατά την πορεία του ναυτικού κύκλου, επέρχεται περίοδος ύφεσης. Η ύφεση φέρνει ανασφάλεια στις αγορές και για αυτό τον λόγο οι ναυτιλιακές εταιρίες προτιμούν να ναυλώνουν τα πλοία τους με μακροχρόνια ναυλοσύμφωνα, προσπαθώντας να εξασφαλίσουν σχετικά ψηλή τιμή ναύλων, πριν η τάση της αγοράς μειώσει την αξία των ναύλων. Στην συνέχεια επέρχεται περίοδος κρίσης όπου επικρατούν πολύ χαμηλές τιμές στα ναύλα και υπάρχει πλεόνασμα χωρητικότητας, δηλαδή πλοία τα οποία μένουν ανεκμετάλλευτα. Σε τέτοιες περιόδους παρατηρείται πως μικρές ναυτιλιακές εταιρίες οι οποίες δεν έχουν εδραιωθεί ακόμα, πιθανώς να μην μπορέσουν να επιβιώσουν, ενώ οι μεγαλύτερες ναυτιλιακές εταιρίες με προβλήματα ρευστότητας, διαλύουν (Scrapping) μέρος του στόλου για να μπορέσουν να επιβιώσουν. Επόμενη φάση του ναυτικού κύκλου είναι η ανάκαμψη. Σε αυτό το στάδιο η ζήτηση αρχίζει να φτάνει και πάλι τα επίπεδα της προσφοράς με αποτέλεσμα να αυξάνονται τα ναύλα και να επιστρέφει ρευστότητα στις επιχειρήσεις. Χαρακτηριστικό της φάσης αυτής είναι η αύξηση στην ζήτηση μεταχειρισμένων πλοίων.

Όπως γίνεται αντιληπτό, η φάση του κύκλου στην οποία βρίσκεται η αγορά είναι ένα σημαντικό μέγεθος για τους ανθρώπους που απασχολούνται στον χώρο. Η σωστή ανάγνωση του κύκλου αλλά και η πετυχημένη πρόβλεψη του μπορεί να οδηγήσει σε λήψη αποφάσεων ζωτικής σημασίας για τους εμπλεκόμενους. Βεβαίως η πρόβλεψη αλλά και η κατανόηση των ναυτιλιακών κύκλων δεν είναι κάτι εύκολο και ακριβές. Είναι μια δύσκολη διαδικασία καθώς δεν υπάρχει μια απόλυτη μεθοδολογία εξήγησης των φαινομένων. Σημαντικό είναι πως απαιτείται εμπειρία στην αγορά, καθώς η κυκλικότητα δεν επηρεάζει μόνο το ύψος των ναύλων, αλλά και τις αντιδράσεις των ανταγωνιστών στην αγορά. Σε αυτό το σημείο πρέπει

να γίνει αναφορά στην σημαντικότητα του ενστίκτου ενός έμπειρου επιχειρηματία, καθώς μπορεί με τις αποφάσεις του να βγει κερδισμένος από μια περίοδο κρίσης, επενδύοντας σωστά τους πόρους της εταιρίας.

- **Νέες παραγγελίες πλοίων**

Από την στιγμή που θα πραγματοποιηθεί παραγγελία για την κατασκευή ενός νέου σκάφους, χρειάζονται περίπου τρία με τέσσερα χρόνια μέχρι το σκάφος να είναι έτοιμο για θαλάσσια δοκιμή. Μέσα σε αυτό το διάστημα, η πορεία της αγοράς πιθανώς να έχει μεταβληθεί σε σχέση με την εικόνα που παρουσίαζε η αγορά την στιγμή της παραγγελίας. Για αυτόν τον λόγο είναι σημαντικό να γίνεται μια εκτίμηση της πορείας της αγοράς πριν γίνει η παραγγελία, έτσι ώστε να βρεθεί η κατάλληλη περίοδος για να ξεκινήσουν οι εργασίες. Η τιμές για την κατασκευή νέων πλοίων είναι και αυτές ένας κρίκος της αλυσίδας και επηρεάζονται από την γενική πορεία της αγοράς. Όταν ευημερεί η αγορά, οι ναυτιλιακές εταιρίες εστιάζουν την προσοχή τους σε μεταχειρισμένα πλοία για άμεση χρήση, και έτσι τα ναυπηγεία δεν έχουν μεγάλη ζήτηση, με αποτέλεσμα να πέφτει το κόστος της κατασκευής νέου σκάφους. Όταν όμως οι τιμές των μεταχειρισμένων σκαφών ανέβουν σημαντικά λόγω της μεγάλης ζήτησης, όλο και περισσότεροι στρέφονται στα ναυπηγεία για την κατασκευή νέων πλοίων, ανεβάζοντας τις τιμές. Αυτός είναι ένας συνεχής κύκλος μεταξύ του κόστους κατασκευής νέων σκαφών και του κόστους των μεταχειρισμένων.

Επίσης ενδιαφέρον παρουσιάζει η αγορά των ναυπηγείων, καθώς η εταιρία η οποία έδωσε την παραγγελία για κατασκευή, δεν είναι αναγκαστικά και η εταιρία η οποία θα παραλάβει το πλοίο. Οι τίτλοι ιδιοκτησίας του πλοίου είναι πιθανό να αλλάξουν χέρια παραπάνω από μια φορά κατά την διάρκεια κατασκευής του σκάφους, ανάλογα με τις επιχειρηματικές βλέψεις της κάθε εταιρίας και τις κινήσεις της ναυτιλιακής αγοράς.

- **Αγοραπωλησίες σκαφών**

Μια πολύ ενδιαφέρουσα εικόνα για την αγορά σκαφών, δίνεται από τον Stopford 2009, σε ελεύθερη μετάφραση, ως εξής: «Τα πλοία πωλούνται σαν σακιά πατάτες σε λαϊκή αγορά». Οι περισσότερες από τις αγοραπωλησίες πραγματοποιούνται από ναυλομεσίτες, ενώ τυπικά το σκάφος θα πωληθεί εγκαίρως, μετά από τυπικό έλεγχο, με μετρητά, χωρίς ύπαρξη ναυλοσυμφώνων, ελεύθερο από υποχρεώσεις όπως δανειακές υποχρεώσεις. Οι λόγοι για την πώληση ενός σκάφους από μια ναυτιλιακή εταιρία ποικίλουν, καθώς μπορεί να υπάρχει συγκεκριμένη πολιτική σχετικά με την χρονολογία των σκαφών με τα οποία δουλεύει η εταιρία, ή να μεταβληθεί το επιχειρησιακό της πλάνο, ή απλά να χρειάζεται την ρευστότητα για κάλυψη άλλων εξόδων. Μάλιστα για μερικές ναυτιλιακές εταιρίες οι οποίες ασχολούνται εκτεταμένα με την αγοραπωλησία σκαφών, προσπαθώντας να πραγματοποιούν αγορές και πωλήσεις την κατάλληλη στιγμή, δεν είναι σπάνιο το φαινόμενο του να παρουσιάζουν μεγαλύτερα κέρδη από τις επιτυχείς αγοραπωλησίες πλοίων, παρά από την λειτουργία των πλοίων για μεταφορά εμπορευμάτων.

Το κόστος αγοράς συμφωνείται μετά από συμφωνία της πωλήτριας και αγοράστριας εταιρίας, ενώ η μέση τιμή αγοράς, είναι ένα επίσης πολύ ασταθές μέγεθος, καθώς ανάλογα το είδος, το μέγεθος και την χρονολογία κατασκευής του πλοίου, εξαρτάται από άλλους παράγοντες όπως την προσφορά και την ζήτηση για αγορά σκαφών την εκάστοτε χρονική στιγμή, καθώς και την γενική εικόνα της αγοράς, αλλά και από οικονομικά μεγέθη όπως ο πληθωρισμός. Ο λόγος για τον οποίο είναι κρίσιμη η τιμή πώλησης ενός πλοίου, είναι διότι στην τιμή που θα συμφωνηθεί ανάμεσα στον πωλητή και τον αγοραστή, αποτυπώνεται, εκτός άλλων, και η ενστικτώδης εκτίμηση της πορείας της αγοράς από τα δύο αυτά μέλη της συμφωνίας. Εάν λοιπόν εκτιμούν ότι η αγορά θα ανέβει, ενδέχεται η τιμή πώλησης να είναι μεγαλύτερη της αντικειμενικής αξίας, ενώ αν εκτιμάται συρρίκνωση της αγοράς, ενδέχεται να συμφωνηθεί σχετικά μειωμένη τιμή πώλησης.

• Διάλυση πλοίων

Η αγορά της καταστροφής πλοίων (scrapping), έχει παρόμοια χαρακτηριστικά με τις αγοραπωλησίες σκαφών, μόνο που σε αυτή την περίπτωση, οι αγοραστές είναι εταιρίες οι οποίες σκοπό έχουν να αποσυνθέσουν το πλοίο και να εκμεταλλευτούν την αξία των υλικών από τα οποία είναι κατασκευασμένο, χωρίς να εκμεταλλευτούν τις μεταφορικές ικανότητες του. Είναι μια έντονα βιομηχανική διεργασία και οι εταιρίες που ασχολούνται σε αυτή συνήθως εδρεύουν σε ανατολικές χώρες της Ασίας, όπως Κίνα, Ινδία Πακιστάν και Μπαγκλαντές. Λόγω των αρνητικών περιβαλλοντικών αποτυπωμάτων που αφήνει μια τέτοια βιομηχανική δραστηριότητα, τα τελευταία χρόνια γίνεται προσπάθεια οργάνωσης της βιομηχανίας, έτσι ώστε να εστιάζεται στην ανακύκλωση των υλικών με πιο οικολογικούς τρόπους.

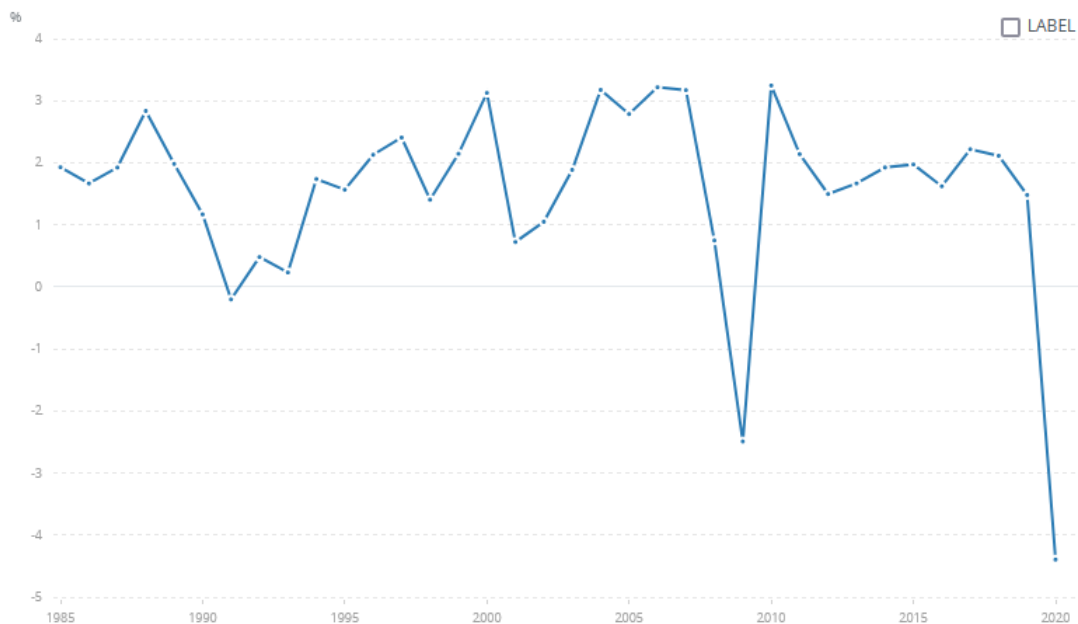
Η τιμή πώλησης ενός σκάφους στην βιομηχανία αυτή είναι σαφώς χαμηλότερη της τιμής μεταπώλησης του σε κάποια άλλη ναυτιλιακή εταιρία, και εξαρτάται από την αξία των μετάλλων από τα οποία είναι κατασκευασμένο το σκάφος, αλλά και από την γενικότερη κίνηση της ναυτιλιακής αγοράς. Συνήθως ένα σκάφος δίνεται προς διάλυση όταν έχουν επέλθει αρκετά χρόνια από την κατασκευή του, και πλέον τα έξοδα λειτουργίας και συντήρησης του είναι δυσβάσταχτα για την πλοιοκτήτρια εταιρία, ενώ ταυτόχρονα λόγω παλαιότητας, έχει τεχνολογικά μειονεκτήματα σε σχέση με πιο σύγχρονα πλοία. Η διάλυση ενός πλοίου μπορεί να προσφέρει στην εταιρία που θα το πουλήσει οικονομική ρευστότητα σε περιόδους κρίσης, αλλά είναι και σημαντική για την αγορά, καθώς κρατάει την ισορροπία ανάμεσα στην συνολική προσφορά και ζήτηση.

• Οικονομικοί δείκτες

Τα διάφορα οικονομικά στοιχεία θεωρούνται βασικές πληροφορίες σχετικά με την εξέλιξη της ναυτιλίας. Η πορεία της οικονομίας διαδραματίζει βασικό ρόλο στην ρύθμιση της τιμής των ναύλων, και είναι κάτι το οποίο πρέπει να ερμηνευτεί σωστά από τις ναυτιλιακές εταιρίες. Οι οικονομετρικοί παράγοντες οι οποίοι μεταβάλλονται κατά την διάρκεια ενός επιχειρηματικού κύκλου μπορούν να κατηγοριοποιηθούν ανάλογα τον χρόνο κατά τον οποίο μεταβάλλουν την πορεία τους ως εξής:

1. Δείκτες που προηγούνται της αγοράς, δηλαδή δείκτες των οποίων η πορεία επηρεάζει την εξέλιξη της όποιας αγοράς είναι υπό έρευνα. Τέτοιου τύπου δείκτες χρησιμοποιούνται για να επιτευχθούν μελλοντικές προβλέψεις.
2. Δείκτες που υστερούν της αγοράς, δηλαδή δείκτες οι οποίοι επηρεάζονται από την αγορά που ερευνάται, και μεταβάλλονται σε χρόνο μετά από κάποιο γεγονός που συνέβη στην αγορά. Τέτοιου τύπου δείκτες επιβεβαιώνουν τις μακροχρόνιες τάσεις της αγοράς ωστόσο δεν μπορούν να τις προβλέψουν.
3. Δείκτες σύμπτωσης, οι οποίοι όταν μεταβάλλονται άμεσα και ταυτόχρονα με κάποιο γεγονός στην αγορά, μπορούν να εξηγήσουν την τρέχουσα κατάσταση της αγοράς.

Ένας πολύ σημαντικός οικονομικός δείκτης είναι αυτός του ακαθάριστου εγχώριου προϊόντος μίας χώρας (GDP – Gross Domestic Product), καθώς όπως είναι λογικό, το εμπόριο μπορεί να αναπτυχθεί περισσότερο σε χώρες οι οποίες ευημερούν οικονομικά. Έρευνες όπως αυτή του Stopford 2009 έχουν ερευνήσει την σχέση μεταξύ των θαλάσσιων εισαγωγών μιας χώρας και του ακαθάριστου εθνικού προϊόντος της, και έχουν καταλήξει πως υπάρχει γραμμική σύνδεση μεταξύ τους. Η γραμμικότητα αυτή στην σχέση είναι αναμενόμενη, αν αναλογιστεί κανείς πως μια μεγαλύτερη οικονομία έχει περισσότερες ανάγκες για πρώτες ύλες ή και προϊόντα του δευτερογενούς τομέα, πως το εύρος των καταναλωτικών αναγκών της, δημιουργεί περισσότερες ανάγκες για εισαγωγές προϊόντων, καθώς είναι πιθανό να μην μπορούν να καλυφθούν από την εγχωρία κάλυψη, και πως μια τέτοια οικονομία θα έχει και μεγάλες ανάγκες για εξαγωγή προϊόντων για εμπορικούς σκοπούς.

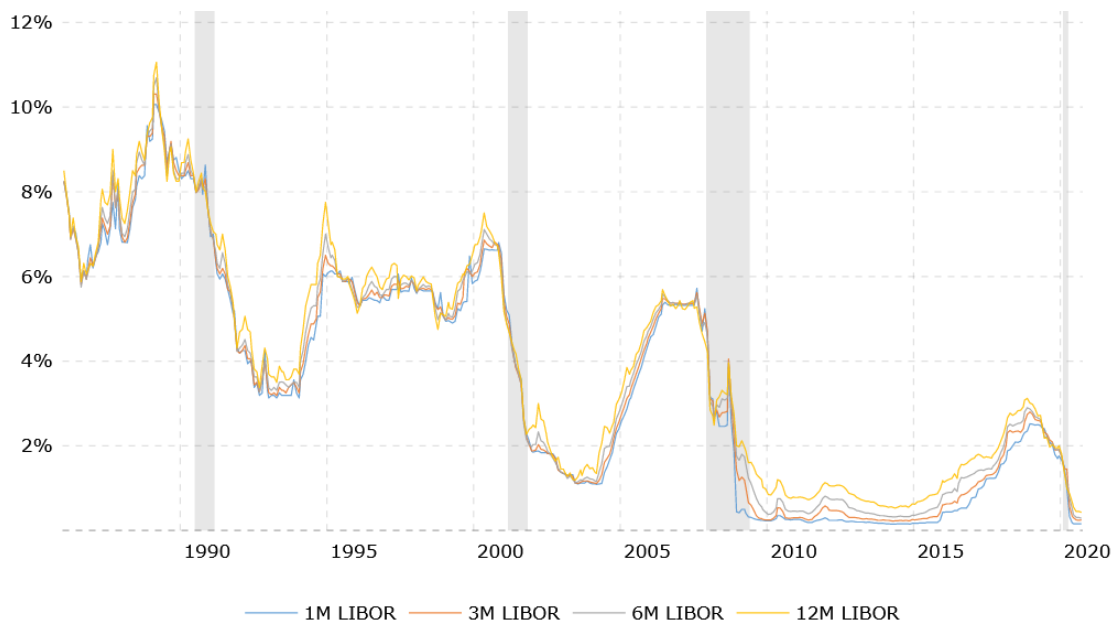


Εικόνα 15. Ετήσια ποσοστιαία μεταβολή του παγκόσμιου GDP ανά κάτοικο (<https://data.worldbank.org>)

Ένα ακόμα ενδιαφέρον στοιχείο είναι πως σε διάφορες έρευνες ο πληθυσμός μιας χώρας αναφέρεται ως παράγοντας ο οποίος επηρεάζει το εμπόριο. Κάτι τέτοιο μπορεί να ακούγεται λογικό καθώς χώρες με μεγάλο πληθυσμό είναι λογικό να έχουν ανάγκη από εισαγωγή προϊόντων καθώς η εγχώρια παραγωγή δεν θα είναι ικανή να καλύψει τις ανάγκες των πολιτών, ωστόσο σύμφωνα με την έρευνα του Stopford 2009, κάτι τέτοιο δεν ισχύει. Ο συντελεστής συσχέτισης μεταξύ των ναυτιλιακών μετρικών και της πληθυσμιακής διακύμανσης βρέθηκε πολύ χαμηλός (0,2 correlation coefficient), και ως εκ τούτου δεν είναι ένας παράγοντας ο οποίος βοηθάει στην μελέτη ναυτιλιακών δεικτών.

Επίσης, ένας δείκτης ο οποίος συσχετίζεται με την υγεία της οικονομίας μίας χώρας είναι αυτός των τρεχόντων συναλλαγών. Αυτός ο δείκτης καταγράφει τις συναλλαγές ενός κράτους με τον υπόλοιπο κόσμο. Πιο συγκεκριμένα, πρόκειται για το άθροισμα των χρημάτων που μια χώρα κερδίζει από τις εξαγωγές προϊόντων, υπηρεσιών και επενδύσεων, και των χρημάτων που δαπανά για τις αντίστοιχες εισαγωγές. Μεταβολές σε αυτόν τον δείκτη μπορούν να αποκαλύψουν αλλαγή στην συμπεριφορά μιας χώρας ως προς τις εισαγωγές της.

Το τελευταίο οικονομικό στοιχείο το οποίο αξίζει να σημειωθεί, είναι αυτό του μέσου επιτοκίου ως κόστος δανεισμού, που θα έχουν οι τράπεζες για να δανειστούν χρήματα από άλλες τράπεζες, χωρίς την παροχή εξασφαλίσεων στις χρηματαγορές, σε διάφορα νομίσματα. Ο δείκτης αυτός ονομάζεται διατραπεζικό επιτόκιο του Λονδίνου (London Interbank Offered Rate) ή εν συντομία, LIBOR. Το LIBOR αντικατοπτρίζει ένα επιτόκιο διατραπεζικού δανεισμού, παρεχόμενο από συγκεκριμένες τράπεζες (Libor panel Banks), που συμβάλλουν στον καθορισμό του και βασίζεται σε ανεξασφάλιστες διατραπεζικές συναλλαγές, στον μεγαλύτερο δυνατό βαθμό. Τα νομίσματα στα οποία αναφέρεται είναι το Αμερικάνικο δολάριο (USD), το Ελβετικό φράγκο (CHF), το Ευρώ (EUR), το Ιαπωνικό Γιεν (JPY) και η Βρετανική Στερλίνα (GBP). Το Libor σαν μέγεθος χρησιμοποιείται ευρέως σαν σημείο αναφοράς για επιτόκια, από πολλά οικονομικά χρηματιστηριακά και εμπορικά πεδία.



Εικόνα 16. Διακύμανση της τιμής του δείκτη Libor (<https://www.macrotrends.net>)

• Τιμή πετρελαίου

Οι διακυμάνσεις στην τιμή του πετρελαίου αναγκάζουν την ναυτιλία να προσαρμοστεί σε αυτές, καθώς το πετρέλαιο για την λειτουργία των σκαφών αποτελεί κατά μέσο όρο το 47% του συνολικού κόστους των πλοίων, σύμφωνα με το Stopford 2009. Παρότι οι ναυτιλιακές εταιρίες δεν μπορούν να ελέγξουν την τιμή των καυσίμων, η αντίδραση τους στις όποιες διακυμάνσεις είναι η ανάλογη προσαρμογή των ταχυτήτων των πλοίων. Όταν πέφτει η τιμή των καυσίμων, τότε τα πλοία κατά μέσο όρο ταξιδεύουν με μεγαλύτερες ταχύτητες σε σχέση με περιόδους αυξημένης τιμής καυσίμων, διότι τα επιπλέον έσοδα που θα έχουν από την ταχύτερη μεταφορά αγαθών, θα υπερκαλύπτουν τα επιπλέον έξοδα από την μεγαλύτερη κατανάλωση καυσίμων. Αντίθετα αν το κόστος των καυσίμων είναι υψηλό, τότε προτιμάται η ελάττωση των λειτουργικών εξόδων.



Εικόνα 17. Διακύμανση τιμής πετρελαίου (<https://tradingeconomics.com>)

- **Συμφόρηση στα λιμάνια**

Σύμφωνα με τον Stopford 2009, η συμφόρηση στα λιμάνια δείχνει να είναι ένας παράγοντας ο οποίος επηρεάζει πολύ την διακύμανση των ναύλων. Επίσης είναι ενδεικτικό της έναρξης και της λήξης των επιχειρηματικών ναυτικών κύκλων. Μερικοί λόγοι για τους οποίους μπορεί να εμφανιστεί συμφόρηση στα λιμάνια είναι ξαφνικά έντονα καιρικά φαινόμενα, κάποιο ατύχημα όπως για παράδειγμα το φράξιμο της διώρυγας το Σουέζ από ένα εμπορικό πλοίο τον Μάρτιο του 2021, ξαφνική άνοδος του εμπορίου, εποχικές διακυμάνσεις και άλλα. Ένα σκάφος μεταφοράς χύδην ξηρού φορτίου, κατά μέσο όρο επισκέπτεται λιμάνια 14 φορές τον χρόνο, βάση αυστηρού προγράμματος. Εάν επέλθει καθυστέρηση κάποιων ημερών σε λιμάνι, καθυστερεί το υπόλοιπο πρόγραμμα. Αυτό το φαινόμενο, πολλαπλασιαζόμενο για όλα τα σκάφη σε παγκόσμιο επίπεδο, μπορεί να μεταβάλλει τις ισορροπίες προσφοράς και ζήτησης και να επηρεάσει το ύψος των ναύλων.

- **Συσσώρευση αποθεμάτων**

Πρόκειται για ακόμα έναν δείκτη ο οποίος μπορεί να αποτυπώνει την ψυχολογία της αγοράς. Αν οι υπεύθυνοι των διάφορων βιομηχανιών αναμένουν αυξημένες ανάγκες σε πρώτες ύλες, ή άνοδο των τιμών, τότε προσπαθούν να συσσωρεύσουν αποθέματα σε χαμηλότερες τιμές, για να προλάβουν την άνοδο ή την αυξημένη ζήτηση που θα επέλθει. Σύμφωνα με τον Gratsos 2011, η συσσώρευση αποθεμάτων σιδηρομεταλλευμάτων στην Κίνα το 2007, δημιούργησε αύξηση της ζήτησης για μεταφορά η οποία με την σειρά της οδήγησε σε αύξηση των παραγγελιών για κατασκευή νέων σκαφών.

2.5 Η ανάγνωση της αγοράς

Έχοντας σημειώσει μερικούς από τους δείκτες οι οποίοι βρίσκονται στο γενικό σύστημα της ναυτιλίας, και τον τρόπο με τον οποίο διαμορφώνουν και διαμορφώνονται από τις γενικές διακυμάνσεις της αγοράς, δίνεται μια καλύτερη εικόνα για τον τρόπο λειτουργίας των ναυλοσυμφώνων και του μηχανισμού που καθορίζει το ύψος των ναύλων. Η ορθή ανάγνωση και πρόγνωση της κίνησης της αγοράς και του δείκτη ναυλαγοράς είναι ζωτικής σημασίας για τις ναυτιλιακές εταιρίες. Η επενδυτικές αποφάσεις που θα παρθούν ορίζονται κάθε φορά από το ύψος των ναύλων, ενώ μια σωστή εκτίμηση για την μελλοντική διακύμανση του, καθορίζει την επιτυχία των επενδύσεων. Έτσι όταν διαφαίνεται μελλοντική άνοδος του ύψους των ναύλων, δίνεται εντολή για κατασκευή νέων πλοίων, τα οποία θα πρέπει να είναι έτοιμα την περίοδο της ευημερίας, για καλύτερη εκμετάλλευση των αυξημένων ναύλων. Είναι δυνατόν μια ναυτιλιακή εταιρία να μεγιστοποιήσει τα κέρδη της με την χρονικά σωστή τοποθέτηση των πόρων της σε κατασκευή νέων σκαφών, αν μπορεί να προβλέψει σωστά το βέλτιστο χρονικό σημείο για την παραγγελία. Ο ορισμός αυτού του βέλτιστου χρονικού σημείου δεν είναι εύκολος, καθώς θεωρητικά πρέπει να βρεθεί η κατάλληλη ισορροπία ανάμεσα στην τιμή των ναύλων και το κόστος κατασκευής ενός νέου σκάφους.

Με τον τρόπο αυτό, για όλες τις ναυτιλιακές εταιρίες, η πρόγνωση μελλοντικών τιμών της αγοράς είναι κομμάτι της καθημερινότητάς. Σε αυτές τις προβλέψεις στηρίζονται πολλές λήψεις αποφάσεων που έχουν να κάνουν με την αγορά μεταχειρισμένων σκαφών ή με την κατασκευή νέων, με το είδος του ναυλοσύμφωνού με το οποίο θα συνάψουν συμφωνία με πελάτες ή και η διάλυση μέρους του στόλου. Κοινός παρονομαστής κάθε τέτοιας απόφασης, είναι η μεγιστοποίηση του κέρδους της εταιρίας. Όμως η σωστή πρόγνωση των μελλοντικών καταστάσεων δεν είναι κάτι το οποίο αφορά μόνο τον χώρο της ναυτιλίας. Ο εμπορικός και τραπεζικός τομέας επίσης ενδιαφέρονται για τις εξελίξεις στην ναυτιλία καθώς επηρεάζονται από αυτήν. Μπορεί να πει κανείς πως οι προβλέψεις για την εξέλιξη της ναυτιλιακής αγοράς, αποτελούν μέρος ενός ευρύτερου συνόλου οικονομικών προβλέψεων, το οποίο είναι ένα πολύπλοκο σύστημα και δύσκολο να αναγνωστεί καθώς επηρεάζεται από πολλούς οικονομικούς και γεωπολιτικούς παράγοντες και εξελίξεις.

Αυτή η πολυπλοκότητα καθιστά αναγκαία την χρήση της προσωπικής εκτίμησης βάση εμπειρίας που διέπει τους ανθρώπους του χώρου. Η εμπειρική κρίση των εμπλεκόμενων είναι αυτή που ολοκληρώνει τα αποτελέσματα μιας εμπειριστατωμένης πρόγνωσης για την μελλοντική διακύμανση της αγοράς. Για αυτόν τον λόγο είναι σημαντικό να ληφθεί υπόψιν η εμπειρία των μελετητών της ναυλαγοράς και οι ήδη υπάρχουσες έρευνες που έχουν πραγματοποιηθεί για την πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς. Στο επόμενο κεφάλαιο θα εξεταστούν διάφορες έρευνες και ο τρόπος με τον οποίο λειτούργησαν αυτές για να φτάσουν σε πρόγνωση του δείκτη BDI. Μέσα από την εμπειρία που προκύπτει από την υπάρχουσα βιβλιογραφία, χαράζεται ένας βέλτιστος τρόπος επίτευξης αποτελεσμάτων, ο οποίος θα ακολουθηθεί προς αποφυγή λαθών.

Κεφάλαιο 3

Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

Για τις ανάγκες της παρούσας διπλωματικής εργασίας, εξετάστηκαν έρευνες οι οποίες έχουν κοινό στόχο, δηλαδή την πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς BDI. Οι λόγοι για τους οποίους δόθηκε έμφαση στις πιο σύγχρονες εργασίες, είναι δύο. Αφενός, τα τελευταία χρόνια υπάρχει όλο και καλύτερη κάλυψη, αποθήκευση και διανομή δεδομένων, με αποτέλεσμα οι εργασίες που γίνονται πάνω στον τομέα, τα τελευταία χρόνια, να έχουν περισσότερα δεδομένα από τα οποία να αντλούν πληροφορίες. Επιπροσθέτως, ο δείκτης ναυλαγοράς δημοσιεύεται από το 1985, και έρευνες που πραγματοποιήθηκαν μέχρι και τα μέσα της δεκαετίας του 2000, είχαν δεδομένα για τα μισά έτη από όσα έχουν έρευνες οι οποίες πραγματοποιούνται σήμερα. Στον τομέα της ανάλυσης, περισσότερα χρόνια σημαίνει περισσότερα δεδομένα, και αυτό με την σειρά του σημαίνει πιο ακριβή και καλύτερα αποτελέσματα. Τέλος, από τις έρευνες δεν θα πρέπει να λείπουν γεγονότα όπως η κατάρρευση του 2008 ή η παρούσα πανδημία του Covid-19, τα οποία σαφώς επηρεάζουν την αγορά και αποτελούν ένα ιδιαίτερο αντικείμενο παρατήρησης. Αφετέρου, η τεχνολογία εξελίσσεται και εμφανίζονται νέοι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης οι οποίοι χρησιμοποιούνται και βελτιστοποιούνται για να επιτύχουν πρόγνωση δεικτών όπως ο BDI, αλλά ταυτόχρονα προκύπτουν μέσω της έρευνας, νέες προσεγγίσεις σε υπάρχοντες αλγόριθμους ή και επέκταση των υπάρχοντων μοντέλων. Χαρακτηριστικό παράδειγμα της εξέλιξης στην προσέγγιση της κοινότητας για την επίτευξη καλύτερης πρόβλεψης, είναι η επιστράτευση υβριδικών μοντέλων μηχανικής μάθησης, μερικά από τα οποία θα παρουσιαστούν παρακάτω. Επομένως στόχος για την παρούσα εργασία είναι να παρουσιάσει κάποιους τυχόν νεότερους ή βελτιστοποιημένους αλγόριθμους έτσι ώστε να αναδειχθούν οι νεότερες τάσεις που υπάρχουν στην ερευνητική κοινότητα. Με αυτά ως ζητούμενα, επιλέχθηκαν κάποιες ενδιαφέρουσες έρευνες οι οποίες έχουν δημοσιευθεί περίπου από το 2015 και έπειτα. Ωστόσο αυτό δεν είναι απόλυτο, καθώς δεν θα μπορούσαν να παραληφθούν διάφορες παλαιότερες έρευνες της βιβλιογραφίας οι οποίες προσέφεραν κάποια πολύ ενδιαφέροντα αποτελέσματα και αποτέλεσαν βάση ανάπτυξης των σύγχρονων ερευνών.

Επίσης αξίζει να σημειωθεί πως για τους σκοπούς της παρούσας εργασίας, οι έρευνες χωρίζονται σε 2 βασικές κατηγορίες, σε αυτές που χρησιμοποιούν μεθόδους πολυμεταβλητής ανάλυσης και αυτές που χρησιμοποιούν μεθόδους μονομεταβλητής ανάλυσης (Multivariate και Univariate Analysis, βλ. 1.2), και οι οποίες θα μελετηθούν ακολουθώντας αυτό το κριτήριο διαχωρισμού. Όπως εξηγήθηκε και νωρίτερα, ο λόγος που διαχωρίζονται με αυτό τον τρόπο οι έρευνες της βιβλιογραφίας, είναι ότι διαφαίνεται εντονότερη προτίμηση στην κοινότητα των ερευνητών να πραγματοποιούν μελέτες βάση Univariate μεθόδων, καθώς με διαφορά οι περισσότερες έρευνες λειτουργούν έτσι. Αντίθετα έρευνες οι οποίες προσπαθούν να παράγουν πρόγνωση από την γενική εικόνα της αγοράς, τείνουν να είναι πιο σπάνιες, ενώ τα αποτελέσματα που παράγουν είναι ακριβή. Στην παρούσα εργασία θα εξεταστούν μέθοδοι και από τις δύο κατηγορίες και θα συγκριθούν τα αποτελέσματα μεταξύ τους. Παρακάτω, παρουσιάζονται κάποιες από τις πιο βασικές έρευνες της βιβλιογραφίας, βάση της μεθόδου ανάλυσης που χρησιμοποιήσαν.

3.1 Έρευνες Μονομεταβλητής Ανάλυσης

Η ερευνητική κοινότητα που ασχολείται με την πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς BDI, αναγνωρίζοντας τη σημασία που έχει για τις διεθνείς αγορές η ευστοχία ενός προγνωστικού μοντέλου, έχει ξεκινήσει από τις αρχές της δεκαετίας του 1990 να πειραματίζεται με οικονομετρικά και στατιστικά μοντέλα. Ήδη προς τα τέλη της δεκαετίας υπήρξαν δημοσιεύσεις που πρότειναν την χρήση νευρωνικών δικτύων για την επίτευξη καλύτερων αποτελεσμάτων, ωστόσο η ευρύτερη εξερεύνηση των δυνατοτήτων τους ήρθε περίπου στα μέσα της δεκαετίας του 2000. Η αδυναμία να χαρακτηριστεί ένας τρόπος προσέγγισης ως ξεκάθαρα καλύτερος, ανάγκασε την ερευνητική κοινότητα να ξεκινήσει από τις αρχές της δεκαετίας του 2010 να πειραματίζεται με πιο περίπλοκα μοντέλα, στην προσπάθεια της να παραβλέψει την έντονη μεταβλητότητα (volatility) και την έλλειψη γραμμικότητας (non-linearity) και στασιμότητας (non-stationary) που χαρακτηρίζουν τον Baltic Dry Index σαν χρονοσειρά. Για την επίτευξη αυτού του σκοπού, τα τελευταία χρόνια έχουν χρησιμοποιηθεί στις έρευνες της διεθνούς βιβλιογραφίας υβριδικά μοντέλα, εργαλεία εξάλειψης του θορύβου που εμπεριέχεται στην χρονοσειρά, ανεπτυγμένα νευρωνικά δίκτυα και μαθηματικά μοντέλα ανίχνευσης της κυκλικότητας που χαρακτηρίζει την ναυλαγορά, όπως αναφέρθηκε στην παράγραφο που αναλύονται οι παράγοντες που επηρεάζουν τον δείκτη (2.4.3).

Πρωτοπόρος στην έρευνα για την στατιστική πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς BDI με χρήση μοντέλων ανάλυσης χρονοσειρών, στάθηκε ο K. Cullinane 1992, ο οποίος αναλύει τα πλεονεκτήματα που δίνει στην ναυλαγορά η ακριβής εκτίμηση του δείκτη BFI (πρόγονο του σημερινού δείκτη BDI), και χρησιμοποίησε το στατιστικό και οικονομικό μοντέλο για ανάλυση χρονοσειρών ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) για να πετύχει πρόγνωση. Ο ίδιος, στην εργασία του Cullinane et al. 1999, ήλεγξε τον βαθμό στον οποίο επηρεάστηκε το μοντέλο ανάλυσης ARIMA, μετά την μεταβολή στην σύνθεση του δείκτη. Οι M. Kavussanos και N. Nomikos 2003, στην έρευνα τους χρησιμοποίησαν το μοντέλο VECM (Vector Error Correction Model) και συνέκριναν τα αποτελέσματα τους με την ακρίβεια στην πρόβλεψη του μοντέλου ARIMA, βρίσκοντας έτσι πως το μοντέλο VECM παράβει πιο ακριβείς προγνώσεις ως προς τις μελλοντικές τιμές του δείκτη BDI. Τα αποτελέσματα αυτά επιβεβαιώθηκαν στην εργασία των Batchelor et al. 2007, όπου βρέθηκε πως και το VECM μοντέλο αλλά και το VAR (Vector Autoregression) προσφέρουν μεγαλύτερη ακρίβεια στην πρόγνωση. Την υπεροχή στην πρόγνωση του μοντέλου VAR επιβεβαίωσαν και οι S. Chen et al. 2012, οι οποίοι, με χρήση του μοντέλου VAR, παρήγαγαν ακριβέστερες προγνώσεις σε σχέση με το μοντέλο ARIMA, σε out-of-sample προγνώσεις (1.2).

Μια από τις πρώτες απόπειρες για χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης στην πρόγνωση τιμής ναύλων, έγινε από τους Jun Li και Parsons 1997, οι οποίοι αξιολόγησαν την απόδοση ενός ANN (Artificial Neural Network) μοντέλου με σκοπό την πρόγνωση της άμεσης και της μακροπρόθεσμης τιμής των ναύλων των σκαφών μεταφοράς πετρελαίου. Οι Lyridis et al. 2004, εξέτασαν τα πλεονεκτήματα της χρήσης ANN αλγορίθμων για την πρόγνωση των ναύλων των VLCC (Very Large Crude Carriers) σκαφών, καταλήγοντας στο συμπέρασμα πως με σωστή παραμετροποίηση και εκπαίδευση, μπορεί να αποδειχθούν ισχυρά εργαλεία πρόγνωσης σε αγορές οι οποίες παρουσιάζουν έντονη μεταβλητότητα, καθώς για μακροπρόθεσμες προβλέψεις, ακόμα και σε βάθος 12 μηνών, οι αλγόριθμοι ANN παρουσιάζουν σημαντικά μεγαλύτερη ακρίβεια σε σχέση με παραδοσιακά μοντέλα πρόγνωσης χρονοσειρών. Οι Leonon και Nikolov 2012 πρότειναν αντίστοιχα ένα μοντέλο βασισμένο σε αλγορίθμους ανάλυσης κυκλικότητας (Wavelet analysis) και νευρωνικά δίκτυα, έτσι ώστε να εστιάσει περισσότερο στην ανάλυση των ναυτικών κύκλων για την πρόβλεψη του δείκτη. Οι Santos et al. 2014, επιβεβαιώνουν πως τα νευρωνικά δίκτυα πετυχαίνουν πιο ακριβείς προγνώσεις σε σχέση με το στατιστικό μοντέλο ARIMA στην πρόβλεψη του ύψους των ναύλων για τον τρέχον ναυτιλιακό κύκλο, για τα σκάφη μεταφοράς χύδην ξηρού φορτίου, τύπου VLCC.

Αργότερα, οι Şahin et al. 2018, χρησιμοποίησαν επίσης ANN αλγορίθμους για να πετύχει πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς, κάνοντας στην εργασία τους μια προσπάθεια να παράγουν

ακριβείς προγνώσεις χρησιμοποιώντας τα ελάχιστα δυνατά μέσα. Για αυτό τον λόγο δημιούργησαν και συνέκριναν μεταξύ τους τρία διαφορετικά ANN μοντέλα πρόγνωσης του δείκτη ναυλαγοράς BDI. Στο πρώτο χρησιμοποίησαν μόνο τις τιμές του δείκτη ναυλαγοράς BDI της τελευταίας εβδομάδας, στο δεύτερο τις τιμές του δείκτη για τις περασμένες δύο εβδομάδες, και στο τρίτο χρησιμοποίησαν τις τιμές του δείκτη για την τελευταία εβδομάδα σε συνδυασμό με τις αντίστοιχες τιμές του αργού πετρελαίου. Έγινε χρήση του αλγορίθμου Leven-Marquardt (LM) για την εκπαίδευση των μοντέλων, ενώ ως μέτρο ακρίβειας των προγνώσεων σε σχέση με τις πραγματικές τιμές, χρησιμοποιήθηκε η τιμή Mean Square Error (MSE). Από τα προβλεπόμενα αποτελέσματα βρέθηκε πως τα τρία μοντέλα παρουσιάζουν παρόμοια ακρίβεια στις προγνώσεις τους, ωστόσο το μοντέλο που εκπαιδεύεται με τις τιμές των δυο τελευταίως εβδομάδων δείχνει να είναι ελαφρώς πιο ακριβές. Οι ερευνητές καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι τα μοντέλα ANN είναι κατάλληλα για την πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς.

Τέλος οι X. Zhang, Xue et al. 2018 πραγματοποιούν σύγκριση της ακρίβειας πρόγνωσης διάφορων στατιστικών μοντέλων (ARIMA και υβρίδιο ARIMA και GARCH - Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) με τρία ANN μοντέλα, βρίσκοντας πως ενώ τα στατιστικά μοντέλα πετυχαίνουν ακριβέστερες προγνώσεις για τις ημερήσιες τιμές του δείκτη, τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων προσφέρουν μεγαλύτερη ακρίβεια στις πιο μακροπρόθεσμες προγνώσεις. Τα τελευταία χρόνια λοιπόν, φαίνεται πως η επιστημονική κοινότητα που ασχολείται με την πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς, έχει προσπαθήσει να χρησιμοποιήσει αλγορίθμους μηχανικής μάθησης και νευρωνικά δίκτυα, τα οποία μπορούν καλύτερα να αναγνωρίσουν και να αποτυπώσουν την έλλειψη γραμμικότητας στον δείκτη BDI.

Σε αυτό το σημείο αξίζει να αναφερθεί η εργασία των Katris και Manolis G. Kavussanos 2021, στην οποία επιχειρείται ο συνδυασμός μοντέλων για την πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς. Το αξιοσημείωτο είναι πως το κάθε μοντέλο χρησιμοποιείται για να εστιάσει σε διαφορετικά τεχνικά χαρακτηριστικά της χρονοσειράς, ενώ για τον συνδυασμό τους ελέγχονται διάφορες μεθοδολογίες. Στην έρευνα τους, δοκιμάζονται διάφορα μοντέλα FARIMA (Fractional ARIMA) και ARIMA, με στόχο την εστίαση στα Long Memory χαρακτηριστικά της χρονοσειράς, αλλά και παραλλαγές τους, με σκοπό την εστίαση σε χαρακτηριστικά όπως μη κανονικές κατανομές σφαλμάτων, και από ετεροσκεδαστικότητα (βλ. 1.2). Με σκοπό το να μπορέσουν να συμπεριλάβουν και την έλλειψη γραμμικότητας του δείκτη, χρησιμοποιούν επίσης νευρωνικά δίκτυα ANN, SVR (Support Vector Regression) και MARS (Multivariate Adaptive Regression Spline). Με σκοπό την ενίσχυση της ακρίβειας, επιχειρείται ο συνδυασμός μερικών στατιστικών μοντέλων και μοντέλων νευρωνικών δικτύων. Παρόμοια τεχνική χρησιμοποίησαν και οι Geomelos και Xideas 2014, οι οποίοι επιχειρήσαν στην έρευνα τους να συνδυάσουν με την τεχνική του απλού μέσου όρου, μοντέλα πρόγνωσης τα οποία χρησιμοποιούσαν αλγορίθμους VAR, VECM, ARMA (Autoregressive Moving Average) και GARCH, επιτυγχάνοντας έτσι ακριβέστερα αποτελέσματα στις προβλέψεις τους. Στην εργασία τους, οι Katris και Manolis G. Kavussanos 2021, για το συνδυασμό των μοντέλων, πρωτοπορούν δοκιμάζοντας διάφορες μεθοδολογίες, όπως Standard Eigenvector, Newbold/Granger, Median, Bates/Granger, Inverse Rank και Simple Mean, οι οποίες δοκιμάστηκαν για πρώτη φορά στην βιβλιογραφία, με εξαίρεση την περίπτωση του απλού μέσου (Simple Mean). Επίσης ενδιαφέρον στην συγκεκριμένη ερευνητική εργασία παρουσιάζει το γεγονός πως τα μοντέλα δεν αξιολογούνται βάση της γενικής επίδοσης τους, αλλά βάση της επιτυχίας πρόγνωσης των τιμών του δείκτη ναυλαγοράς σε διαφορετικούς επιχειρηματικούς κύκλους. Με αυτόν τον τρόπο κάθε ναυτιλιακός κύκλος χαρακτηρίζεται από το μοντέλο το οποίο μπορεί να τον περιγράψει καλύτερα. Συνοψίζοντας, οι Katris και Manolis G. Kavussanos 2021, συμπέραναν τα εξής σε σχέση με τα στατιστικά μοντέλα:

- Μοντέλα τα οποία έχουν μη κανονική κατανομή σφαλμάτων δεν βελτιώνουν την ακρίβεια των προβλέψεων.
- Μοντέλα τα οποία συμπεριλαμβάνουν την στην ιδιότητα της μακράς μνήμης του δείκτη, δεν

βελτιώνουν την ακρίβεια των προβλέψεων.

- Μοντέλα τα οποία λαμβάνουν υπόψιν την ετεροσκεδαστικότητα, δεν βελτιώνουν την ακρίβεια των προβλέψεων.
- Η ταυτόχρονη κάλυψη των 3 παραπάνω ιδιοτήτων, προσφέρει καλύτερα αποτελέσματα στην πρόγνωση του δείκτη.

Στην περίπτωση των μοντέλων μηχανικής μάθησης, διερευνήθηκε η χρήση τους με 1 έως 5 κόμβους εισόδου (input nodes), 1 έως 10 κόμβους (nodes) σε 1 κρυφή στρώση (hidden layer), και έναν κόμβο εξόδου (output layer). Τελικώς βρέθηκε πως τα πιο ακριβή αποτελέσματα τα προσφέρει το μοντέλο ANN με χρήση 2 κόμβων εισόδου, 9 κρυφούς κόμβους και γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης (linear activation function). Επίσης τονίζεται πως μοντέλα τα οποία εστιάζουν στην έλλειψη γραμμικότητας της χρονοσειράς, δεν βελτιώνουν την ακρίβεια της πρόβλεψης.

Στην ερευνητική διαδικασία, χρησιμοποιώντας το τεστ Bai και Perron 2003, κατέληξε στο συμπέρασμα πως ο δείκτης ναυλαγοράς αποτελείται από 5 επιχειρηματικούς κύκλους. Ο πρώτος ορίζεται ως ο κύκλος με διάρκεια από την ημερομηνία πρώτης δημοσιοποίησης του δείκτη BDI, ως και τον Νοέμβριο του 2001, όπου και ήταν μια σχετικά ομαλή περίοδος. Ο δεύτερος κύκλος ορίζεται με σημείο έναρξης τον Δεκέμβριο του 2001, όπου η Κίνα εισήχθη στον WTO (World Trade Organization), ξεκλειδώνοντας έτσι ένα τεράστιο πεδίο ανάπτυξης στην ναυτιλιακή αγορά, το οποίο φυσικά οδήγησε σε δραματική αύξηση της ζήτησης και της προσφοράς. Τρίτος κύκλος ορίζεται με σημείο έναρξης τον Δεκέμβριο του 2005 μέχρι τον Οκτώβριο του 2008, όπου και πάλι σημειώθηκε άνοδος στο ύψος των ναύλων, ενώ ως τέταρτος κύκλος ορίζεται μέχρι τον Δεκέμβριο του 2011 όπου και η οικονομική κρίση έριξε την τιμή του δείκτη ναυλαγοράς. Τέλος ο πέμπτος κύκλος ορίζεται μέχρι και τον Οκτώβριο του 2018. Βάση της συνολικής εικόνας ως προς την πρόγνωση του δείκτη, η έρευνα καταλήγει στα εξής συμπεράσματα:

- Το μοντέλο ARIMA επιτυγχάνει την μεγαλύτερη ακρίβεια πρόγνωσης σε 4 από τους 5 ναυτιλιακούς κύκλους.
- Τα μοντέλα FARIMA-GARCH παρουσιάζουν πιο ακριβή αποτελέσματα σε σχέση με τα μοντέλα ANN σε 4 από τους 5 κύκλους.
- Ο συνδυασμός μοντέλων με χρήση απλού μέσου, παρουσιάζει τα καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με όλους τους άλλους πιθανούς τρόπους.

Οι Katris και Manolis G. Kavussanos 2021 καταλήγουν στο συμπέρασμα πως, ενώ τα στατιστικά μοντέλα FARIMA παρουσιάζουν ελαφρώς ακριβέστερη προγνωστική ικανότητα, η διαφορά τους με τα ANN μοντέλα δεν είναι σημαντική. Ωστόσο τα καλύτερα αποτελέσματα παρουσιάζονται όταν συνδυάζονται τα δύο αυτά μοντέλα με χρήση απλού μέσου (Simple Average), αποδεικνύοντας πως το κάθε μοντέλο εστιάζει σε διαφορετικά χαρακτηριστικά της χρονοσειράς και ο συνδυασμός τους, καλύπτει πληρέστερα την συνολική εικόνα του δείκτη, προσφέροντας έτσι μεγαλύτερη ακρίβεια. Επομένως ενθαρρύνεται η χρήση συνδυασμού μοντέλων τα οποία εστιάζουν σε διαφορετικές ιδιαιτερότητες του δείκτη ναυλαγοράς.

Στην σχετική βιβλιογραφία, υπάρχουν επίσης μερικές ερευνητικές απόπειρες χρήσης ασαφών νευρωνικών δικτύων (Fuzzy Neural Networks, βλ. 1.2). Οι Duru 2012 πρότεινε μια διεργασία βασισμένη στην θεωρία ασαφών συνόλων για την βελτίωση των μοντέλων στατιστικής παλινδρόμησης που χρησιμοποιούνταν με στόχο την πρόγνωση του δείκτη BDI, ενώ οι Duru et al. 2012 βελτίωσαν περαιτέρω την διεργασία. Από τα αποτελέσματα προκύπτει ότι η πολυμεταβλητή ανάλυση με χρήση θεωρίας ασαφών συνόλων, παράγει πιο ακριβείς προγνώσεις σε σχέση με την απλή χρήση ασαφών συνόλων ή απλών στατιστικών μοντέλων. Η λογική πίσω από την χρήση ασαφών συνόλων, είναι ότι ο δείκτης ναυλαγοράς είναι ένας χρηματιστηριακός μη γραμμικός δείκτης

ο οποίος λόγω του ότι επηρεάζεται από τα κοινωνικοπολιτικά και χρηματοοικονομικά γεγονότα στην παγκόσμια αγορά, παρουσιάζει ακανόνιστες διακυμάνσεις οι οποίες μπορούν να θεωρηθούν ως θόρυβος, αλλά επίσης και επειδή υπολογίζεται από τιμές που συμφωνήθηκαν μεταξύ εταιριών, η ανθρώπινη ψυχολογία εμπλέκεται στην διακύμανση των τιμών των ναύλων με αποτέλεσμα ένα αποκλειστικά ντετερμινιστικό μαθηματικό μοντέλο να μην μπορεί να καλύψει πλήρως το εύρος των πιθανοτήτων που παρουσιάζονται. Με την χρήση ενός μοντέλου που βασίζεται στην θεωρία ασαφών συνόλων, γίνεται απαλοιφή του θορύβου ενώ συνυπολογίζεται και ο ασαφής παράγοντας της ανθρώπινης ψυχολογίας. Οι Chou και K.-S. Lin 2019 πρότειναν ένα νευρωνικό δίκτυο βασισμένο στην θεωρία ασαφών συνόλων, σε συνδυασμό με τεχνικούς στατιστικούς παράγοντες για την πρόγνωση μελλοντικών τιμών του δείκτη ναυλαγοράς BDI. Επιχειρηματολογούν πως οι τεχνικοί στατιστικοί παράγοντες είναι ένα σημαντικό εργαλείο το οποίο μπορεί να βελτιώσει την ακρίβεια των προγνώσεων. Η τεχνική ανάλυση εισήχθη από τον Murphy 1999 με σκοπό την μελέτη των χρηματιστηριακών αγορών. Οι τεχνικοί παράγοντες είναι μαθηματικές φόρμουλες για μοντελοποίηση των τάσεων των τιμών και του όγκου των συναλλαγών στο χρηματιστήριο. Οι πιο συνηθισμένοι τεχνικοί παράγοντες είναι ο Δείκτης %R, Δείκτης σχετικής ισχύος (RSI), Κινητός Μέσος Όρος Σύγκλισης (MACD), Δείκτης Καναλιού Εμπορευμάτων (CCI) και Κινούμενος Μέσος όρος. Στην έρευνα τους οι Chou και K.-S. Lin 2019 υπολόγισαν τις τιμές των παραπάνω τεχνικών δεικτών και χρησιμοποίησαν ένα ασαφές νευρωνικό δίκτυο για την πρόγνωση των μελλοντικών τιμών αυτών των δεικτών, και από αυτές τις προβλεπόμενες τιμές υπολογίζουν εκ νέου την τιμή του δείκτη ναυλαγοράς για το προσεχές μέλλον. Τα αποτελέσματα δείχνουν να είναι ακριβή για βραχυπρόθεσμες προγνώσεις, και να παρουσιάζουν μικρότερο σφάλμα σχετικά με άλλες έρευνες της βιβλιογραφίας, στις οποίες έγινε χρήση απλού νευρωνικού δικτύου. Το υβριδικό μοντέλο που χρησιμοποίησαν παράγει ασφαλή αποτελέσματα και είναι ενδεικτικό των προσπαθειών που γίνεται τα τελευταία χρόνια στο πεδίο της πρόγνωσης του δείκτη ναυλαγοράς για χρήση πιο εξειδικευμένων μοντέλων.

Μια ακόμα χαρακτηριστική προσέγγιση που αξίζει να περιγραφεί, και είναι ενδεικτική της τάσης της ερευνητικής κοινότητας να δοκιμάζει υβριδικά μοντέλα στην προσπάθεια πρόγνωσης του δείκτη ναυλαγοράς BDI, παρουσίασαν οι X. Zhang, M. Chen et al. 2019, οι οποίοι χρησιμοποιώντας ένα DFN (Dynamic Fluctuation Network), μετασχηματίζουν την χρονοσειρά με τέτοιο τρόπο, ώστε εξαλείφεται ο θόρυβος που εμπεριέχεται σε αυτήν. Στην συνέχεια χρησιμοποιούν AI (Artificial Intelligence) αλγορίθμους για την πρόγνωση των μελλοντικών τιμών του δείκτη. Τα αποτελέσματά τους παρουσιάζουν μικρή απόκλιση από τις πραγματικές τιμές, ενώ είναι ακριβέστερα από αντίστοιχα μοντέλα που κάνουν χρήση μόνο AI αλγορίθμων, ενισχύοντας την πεποίθηση πως τα υβριδικά μοντέλα χαρακτηρίζονται από αυξημένες δυνατότητες πρόγνωσης χρονοσειρών με μεγάλη μεταβλητότητα, όπως ο BDI.

3.2 Έρευνες Πολυμεταβλητής Ανάλυσης

Φυσικά, από την βιβλιογραφική ανασκόπηση δεν θα μπορούσαν να λείπουν οι αναφορές στις ερευνητικές δημοσιεύσεις οι οποίες προσεγγίζουν το θέμα της πρόγνωσης του δείκτη ναυλαγοράς Baltic Dry Index από πολυμεταβλητή σκοπιά. Ο BDI είναι ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα χρονοσειράς η οποία παρουσιάζει έντονα φαινόμενα έλλειψης στασιμότητας και γραμμικότητας, και για αυτόν τον λόγο είναι επιτακτική η ανάγκη χρήσης εξειδικευμένων στατιστικών μοντέλων ή και εξελιγμένων νευρωνικών δικτύων, αλλά και κατάλληλης προεπεξεργασίας των δεδομένων. Ωστόσο ο δείκτης BDI είναι ένας κρίκος της παγκόσμιας αλυσίδας της αγοράς, του εμπορίου και της οικονομίας, και ως εκ τούτου, πρέπει να μελετάται ως ένας. Για αυτόν τον λόγο αυτό, είναι σημαντικό να γίνει αναφορά στις έρευνες οι οποίες εντάσσοντας στο μοντέλο πρόγνωσης τους, μεταβλητές οι οποίες αντικατοπτρίζουν την γενική εικόνα της αγοράς προσπαθούν να βρουν της συσχετίσεις μεταξύ του δείκτη και των γειτονικών κρίκων της αλυσίδας, να μετρήσουν τον βαθμό στον οποίο αυτοί επηρεάζουν την ναυλαγορά, και βάση αυτών, να κάνουν πρόγνωση για τις μελλοντικές τιμές των ναύλων.

Κάποιες έρευνες ασχολούνται με την εξερεύνηση των παραγόντων που καθορίζουν την ναυλαγορά. Σημαντική συνεισφορά σε αυτόν τον τομέα έχουν οι Tsioumas και Papadimitriou 2018, οι οποίοι χρησιμοποιώντας μεθόδους στατιστικής ανάλυσης, εκτιμούν την διασύνδεση μεταξύ της ναυλαγοράς και των τιμών διαφόρων βασικών ειδών χύδην ξηρών φορτίου. Οι ίδιοι, στην εργασία τους Tsioumas και Papadimitriou 2015, ερευνούν την χρονική συνιστώσα της σχέσης που εμφανίζεται να υπάρχει ανάμεσα στην κινεζική παραγωγή ατσαλιού και το ύψος των ναύλων για την μεταφορά χύδην ξηρού φορτίου. Σε μια αντίστοιχη προσπάθεια, οι Manolis G Kavussanos και Alizadeh-M 2001, αποδομούν τα εποχικά χαρακτηριστικά των ναύλων, ανάλογα με το χύδην ξηρό φορτίο το οποίο μεταφέρεται. Σημαντική είναι επίσης η θέση των S. Chen et al. 2012, οι οποίοι στην έρευνα τους βρίσκουν πως δεν υπάρχει σημαντική διασύνδεση μεταξύ των ναύλων και των διαδρομών που ακολουθούν τα σκάφη. Ένας ακόμα παράγοντας που επηρεάζει την διακύμανση του δείκτη, είναι αυτό της προσφοράς στην αγορά για μεταφορά. Οι Xu et al. 2011 βρήκαν στατιστικά σημαντικές ενδείξεις πως ο ρυθμός ανάπτυξης του παγκόσμιου στόλου είναι ένας καθοριστικός παράγοντας για την διακύμανση του BDI, επηρεάζοντας τον με έναν μη γραμμικό τρόπο. Αναλύοντας λοιπόν τον δείκτη ναυλαγοράς με χρήση AR-GARCH μοντέλου, καταλήγουν στο συμπέρασμα πως η αύξηση της προσφοράς της δυνατότητας μεταφοράς χύδην ξηρού φορτίου στην αγορά, οδηγεί σε αυξημένη μεταβλητότητα στην τιμή των ναύλων.

Ένα ακόμα αξιοσημείωτο κομμάτι των δημοσιεύσεων, έχει κατά καιρούς ασχοληθεί με την χρήση των τιμών των FFA's (βλ. 1.2), σαν μηχανισμό που αναδεικνύει τις μελλοντικές τάσεις διακύμανσης των ναύλων, καθώς σε αυτά συμπεριλαμβάνεται η εκτίμηση των ναυλομεσιτών και των ναυτιλιακών εταιριών για την μελλοντική εξέλιξη της αγοράς, καθώς και η ίδια η ψυχολογία των εμπλεκόμενων μελών. Οι Manolis G Kavussanos, Visvikis et al. 2004 μελέτησαν την σχέση των FFA's και των ναύλων και κατέληξαν στο συμπέρασμα πως τα FFA τα οποία έχουν επισυναφθεί το πολύ δύο μήνες πριν την καταλυτική τους ημερομηνία, είναι αμερόληπτοι προγνωστικοί παράγοντες των τιμών των ναύλων. Σύμφωνα με τον Visvikis 2002, εάν η κερδοσκοπική χρήση των FFA's είναι αποτελεσματική, τότε η τιμή τους θα μπορούσε να εμπεριέχει όλες τις πληροφορίες που χρειάζονται για να αποτελέσουν μια καλή βάση για την πρόγνωση του ύψους των ναύλων, και κατ' επέκταση του δείκτη ναυλαγοράς. Σε παρόμοια συμπεράσματα καταλήγουν επίσης οι έρευνες των Bessler et al. 2008, J. Zhang et al. 2014 και Kasimati και Veraros 2018

Παράδειγμα της παραπάνω προσέγγισης είναι η εργασία των Yang και Mehmed 2019, οι οποίοι στην έρευνα τους επιχειρηματολόγησαν πως η χρήση των FFA's με σκοπό την βελτίωση της ακρίβειας ANN μοντέλων δεν έχει εξεταστεί αρκετά στην βιβλιογραφία, και αξιοποίησαν δυο διαφορετικά μοντέλα, αυτό του NARNET (Nonlinear Autoregressive Neural Network), και αυτό του NARXNET (Nonlinear Autoregressive Neural Network with exogenous input), κάνοντας χρήση στο δεύτερο δίκτυο των τιμών FFA ως ανεξάρτητη μεταβλητή, ενώ συνέκριναν την επίδοση του

κάθε μοντέλου μέσω της υπολογιζόμενης τιμής του MSE (Mean Square Error). Τα δίκτυα επιχείρησαν πρόγνωση του δείκτη BPI (Baltic Panamax Index) και του BFA (Baltic Forward Assessment) για διάστημα δύο, τριών και έξι μηνών. Βάση των αποτελεσμάτων, προκύπτει ότι το πολυμεταβλητό μοντέλο του NARXNET παράγει πιο ακριβείς προγνώσεις σε σχέση με το μονομεταβλητό αντίστοιχό του, το NARNET, σε όλα τα χρονικά πεδία πρόβλεψης που εξετάστηκαν, αν και παρατηρήθηκε πως για μεγαλύτερο χρονικό ορίζοντα, η προβλέψεις και το δύο μοντέλων ήταν λιγότερο ακριβής, αλλά και πως η μεταξύ τους απόκλιση στην ακρίβεια μειωνόταν. Οι **στο ίδιο** καταλήγουν πως έτσι αποδεικνύεται ποσοτικά πως η αξιοποίηση εξωτερικών μεταβλητών όπως τα FFA's, βελτιστοποιεί την ακρίβεια των μοντέλων πρόβλεψης των ναύλων.

Στην προσπάθεια πρόγνωσης του δείκτη με χρήση πολυμεταβλητών μοντέλων έχουν συνεισφέρει με το έργο τους οι Tsioumas, Papadimitriou et al. 2017, οι οποίοι βρήκαν στην έρευνα τους πως το μοντέλο VARX (Vector Autoregression with Exogenous Variables), προσφέρει πιο ακριβή αποτελέσματα από ένα απλό μοντέλο ARIMA, χρησιμοποιώντας σαν ανεξάρτητες μεταβλητές διάφορους οικονομικούς δείκτες. Για την πρόγνωση χρησιμοποίησαν σαν ανεξάρτητες μεταβλητές δείκτες οι οποίοι καταμετρούν την παραγωγή ατσαλιού στην Κίνα, την ανάπτυξη του παγκόσμιου στόλου σκαφών μεταφοράς χύδην ξηρού φορτίου και έναν νέο δείκτη, τον DBECI (Dry Bulk Economic Climate Index). Ο τελευταίος, είναι ένας δείκτης ο οποίος αποτελείται από 8 άλλους δείκτες οι οποίοι αντανakλούν τους παράγοντες οι οποίοι επηρεάζουν περισσότερο την αγορά χύδην ξηρού φορτίου. Αυτοί οι δείκτες χωρίζονται σε 3 κατηγορίες, αυτούς που αφορούν την κατανάλωση αγαθών, την οικονομική ρευστότητα και την εργοστασιακή δραστηριότητα. Πιο αναλυτικά οι δείκτες ακολουθούν την κατασκευή κατοικιών στην Αμερική, την ισοτιμία ευρώ και αμερικάνικου δολαρίου, την ισοτιμία κινέζικου γουάν και αμερικάνικου δολαρίου, την τιμή του πετρελαίου, τα ομοσπονδιακά ταμεία, το ύψος των αμερικανικών καταναλωτικών δανείων, την παγκόσμια εργοστασιακή παραγωγή και την αμερικανική συνολική αξία κατασκευής και πώλησης αγαθών. Στην συνέχεια χρησιμοποιείται ο έλεγχος αιτιότητας του Granger, ο οποίος είναι ένας έλεγχος που εξετάζει το κατά πόσο μια χρονοσειρά επηρεάζει μια άλλη, με στόχο την σωστή ταξινόμηση των δεδομένων σε αυτά που παρουσιάζουν σχέσεις αιτίου και αυτά που παρουσιάζουν σχέσεις αιτιατού. Μέσω του ελέγχου αυτού βρέθηκε πως και οι τρεις ανεξάρτητες μεταβλητές που προτάθηκαν, φαίνεται να επηρεάζουν τον δείκτη ναυλαγοράς, και όχι να επηρεάζονται από αυτόν. Επίσης, στα αποτελέσματα του εφαρμόστηκε ο έλεγχος FEVD (Forecast Error Variance Decomposition), ο οποίος εξετάζει τον βαθμό στον οποίο κάθε ανεξάρτητη μεταβλητή συνεισφέρει στο σχετικό σφάλμα που παρουσιάζει η προβλεπόμενη τιμή, σε σχέση με την πραγματική τιμή του δείκτη. Από αυτόν τον έλεγχο βρέθηκε πως μόνο το 10% του σφάλματος οφείλεται σε αστοχία των ανεξάρτητων μεταβλητών, ενώ κατά 90%, το σφάλμα οφείλεται σε ενδογενείς αιτίες που παράγονται από την δυσκολία πρόγνωσης του ίδιου του δείκτη. Η έρευνα καταλήγει στα συμπεράσματα πως η χρήση εξωτερικών ανεξάρτητων μεταβλητών σαφώς βελτιώνει την ακρίβεια πρόβλεψης, πως το μοντέλο VARX είναι ακριβέστερο στην πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς BDI σε σχέση με το μοντέλο ARIMA και πως ο δείκτης DBECI ενισχύει περαιτέρω την προγνωστική ακρίβεια των μοντέλων.

Στηρίζομενοι στις έρευνες των Veenstra και Franses 1997 και Manolis G Kavussanos και Alizadeh-M 2001, οι οποίοι χρησιμοποίησαν χρηματοοικονομικούς δείκτες σαν ανεξάρτητες μεταβλητές σε πολυμεταβλητά μοντέλα, οι Bao et al. 2016 συνέθεσαν ένα μοντέλο πρόγνωσης του δείκτη ναυλαγοράς BDI, κάνοντας χρήση του αλγορίθμου SVM, εισάγοντας σαν ανεξάρτητες μεταβλητές τους δείκτες SR (Short term interest rate), LR (Long term interest rate), EC (ισοτιμία EUR/CNY), UC (ισοτιμία USD/CNY), και JC (ισοτιμία JPY/CNY). Στην εργασία τους, χρησιμοποιούν τον αλγόριθμο CFS (Correlation-based Feature Selection), ο οποίος μετράει τον βαθμό στον οποίο μια ανεξάρτητη μεταβλητή επηρεάζει την διακύμανση της ανεξάρτητης μεταβλητής, για να επιβεβαιώσουν το κατά πόσο είναι ορθές οι παράμετροι που επέλεξαν για πολυμεταβλητή ανάλυση. Βάση των αποτελεσμάτων τους, κρίνουν ότι ο SVM παράγει ακριβέστερα αποτελέσματα σε σχέση με μοντέλα νευρωνικών δικτύων, ενώ είναι ικανός να ανιχνεύσει μια τυχόν επερχόμενη

οικονομική κρίση στον χώρο, παρουσιάζοντας ιδιαίτερη ευστοχία στην πρόγνωση της τάσης του δείκτη.

Οι F. Lin και N. C. Sim 2013 προσπάθησαν να μελετήσουν την διασύνδεση μεταξύ του δείκτη ναυλαγοράς BDI και του μέσου εισοδήματος σε μερικές από τις λιγότερο ανεπτυγμένες χώρες. Οι Ruan et al. 2016 βρήκαν ότι η μέση τιμή του αργού πετρελαίου επηρεάζει την μέση τιμή των ναύλων. Οι M. E. Bildirici et al. 2015 κατέληξαν στο συμπέρασμα πως ο δείκτης BDI μπορεί να χρησιμοποιηθεί σαν ένδειξη οικονομικής κρίσης όσο αφορά το Αμερικανικό ακαθάριστο εθνικό προϊόν, ενώ στην εργασία τους M. Bildirici et al. 2016 βρήκαν την ύπαρξη διασύνδεσης μεταξύ της τιμής του BDI, της τιμής του χρυσού και της οικονομικής ανάπτυξης των ΗΠΑ. Τέλος οι H. Li et al. 2011 κατέληξαν στο συμπέρασμα πως επειδή η Κίνα είναι η χώρα με την μεγαλύτερη εισαγωγή σιδήρου στον κόσμο, η διακύμανση της τιμής του σιδήρου συνδέεται με την διακύμανση την διακύμανση στις τιμές του πετρελαίου και του BDI. Βάση των παραπάνω, οι Kamal, H. Bae, S. Sim et al. 2019 κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι είναι επιτακτική η ανάγκη γενικευμένου ελέγχου πολλών διαφορετικών δεικτών για να βρεθούν οι ανεξάρτητες μεταβλητές εκείνες οι οποίες επηρεάζουν τον δείκτη ναυλαγοράς. Για αυτόν τον λόγο συνέλλεξαν 365 ανεξάρτητες μεταβλητές, και χρησιμοποιώντας τον κανόνα συσχέτισης του Pearson ¹, κατέληξαν σε 135 ανεξάρτητες μεταβλητές οι οποίες παρουσιάζουν ισχυρή συσχέτιση με τον δείκτη ναυλαγοράς BDI. Στην συνέχεια τυποποίησαν τις τιμές των χρονοσειρών έτσι ώστε να έχουν μέση τιμή 0 και τυπική απόκλιση 1, διότι οι ακανόνιστες διακυμάνσεις των τιμών σε διαφορετικά μέτρα που παρουσιάζονται στα δεδομένα, έχει παρατηρηθεί πως μειώνουν την ακρίβεια πρόγνωσης των μοντέλων μηχανικής μάθησης. Έτσι προχώρησαν σε πρόγνωση κάνοντας χρήση DNN μοντέλου με 135 κόμβους εισόδου, 5 εσωτερικές στρώσεις νευρώνων και 1 κόμβο εξόδου. Καταλήγουν στο συμπέρασμα πως ενώ στην δοκιμή του μοντέλου, φαίνεται το τετραγωνικό σφάλμα στην πρόβλεψη να είναι μικρό, ωστόσο στον έλεγχο του μοντέλου σε πραγματικά out of sample δεδομένα, παρατηρείται αρκετά μεγαλύτερο μέσο τετραγωνικό σφάλμα, ένδειξη πως παρατηρείται φαινόμενο overfitting στο μοντέλο. Ωστόσο η ακρίβεια παρουσιάζεται να είναι ικανοποιητική για την πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς.

Τέλος, δεν πρέπει να παραληφθεί από την συγκεκριμένη ενότητα, η εργασία των S.-H. Bae et al. 2021, στην οποία υλοποιήθηκε σύγκριση μεταξύ μοντέλων νευρωνικών δικτύων σε πολυμεταβλητές και μονομεταβλητές εφαρμογές τους, πραγματοποιήθηκε εκτενής στατιστική ανάλυση για την επιλογή των παραγόντων που χρησιμοποιούνται στις πολυμεταβλητές μεθόδους αλλά και ελέγχθηκε η ακρίβεια στην πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς για συνδυασμό διαφόρων εξωγενών μεταβλητών στα διάφορα μοντέλα. Αναλυτικότερα, βάση των βιβλιογραφικών αναφορών, επιλέχθηκαν τα μοντέλα RNN (Recurrent Neural Network), ANN και LSTM (Long-Short Term Memory). Στην εργασία τους, εδραιώνουν το γεγονός ότι η περίοδος 2009 με 2014, δεν είναι κατάλληλη περίοδος για να ελεγχθεί η απόδοση των μοντέλων, καθώς επρόκειτο για μία περίοδο που χαρακτηρίζεται από ακραία αστάθεια, και επομένως δεν μπορεί να προβλεφθεί αν το μοντέλο έχει εκπαιδευτεί σε λιγότερο μεταβαλλόμενες περιόδους. Αντιθέτως, για να επαληθευτεί η ικανότητα των μοντέλων χρησιμοποιούνται τα δεδομένα για την περίοδο μετά το 2015, όπου η αγορά ήταν σχετικά πιο σταθερή. Τα δεδομένα χωρίστηκαν σε αναλογία 8:2, δηλαδή το 80% των δεδομένων χρησιμοποιείται για να γίνει εκπαίδευση του μοντέλου, και το υπόλοιπο 20% για τον έλεγχο του, καθώς αυτή η αναλογία έχει παρατηρηθεί πως είναι η ιδανικότερη για τα DNN μοντέλα. Ως εκ τούτου, οι τιμές του δείκτη ναυλαγοράς BDI, που αντιστοιχούν στις χρονολογίες 1995 ως 2014, χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του μοντέλου, και αυτά των χρονολογιών 2015 με 2019 για τον έλεγχο του. Διάφοροι δείκτες οι οποίοι χρησιμοποιούνται στην βιβλιογραφία, δοκιμάστηκαν σε έλεγχο πολλαπλής παλινδρόμησης και σε έλεγχο αιτιότητας Granger, και επιλέχθηκαν αυτοί οι οποίοι παρουσιάζουν ξεκάθαρη συσχέτιση με τον δείκτη ναυλαγοράς. Οι παράγοντες που εξετάστηκαν είναι η ποσότητα ναυλωμένων σιδηρομεταλλευμάτων, οι παραγγελίες νέων σκαφών

¹Ο συντελεστής συσχέτισης του Pearson είναι ένα μέτρο της γραμμικής σχέσης ανάμεσα σε εξαρτημένη και ανεξάρτητη μεταβλητή.

μεταφοράς χύδην ξηρού φορτίου, η τιμή του άνθρακα, ο δείκτης της εργοστασιακής παραγωγής της Κίνας, η τιμή του πετρελαίου, η τιμή ναύλωσης, το κόστος διάλυσης σκαφών, ο δείκτης Dow Jones, το συνάλλαγμα αμερικανικού δολαρίου και κινεζικού γιεν, ο δείκτης LIBOR, ο ρυθμός ανάπτυξης του ακαθάριστου εθνικού προϊόντος της Κίνας και ο δείκτης Clarkson, ενώ μέσω των προαναφερθέντων ελέγχων, η έρευνα καταλήγει στην χρήση του δείκτη της εργοστασιακής παραγωγής της Κίνας, του δείκτη Clarkson και του ακαθάριστου εγχώριου προϊόντος της Κίνας. Μετά την χρήση των μοντέλων πρόγνωσης, βρέθηκε πως μεταξύ των αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν για μονομεταβλητή ανάλυση, τα πιο ακριβή αποτελέσματα προέρχονται από το LSTM μοντέλο, ενώ για πολυμεταβλητή ανάλυση, από το LSTM μοντέλο με χρήση του δείκτη Clarkson ως ανεξάρτητη μεταβλητή. Στην συνέχεια, τα μοντέλα εξετάστηκαν για να βρεθεί τυχών παρουσία φαινομένου overfitting, πράγμα το οποίο δεν ισχύει. Εν τέλει η μελέτη καταλήγει στο συμπέρασμα πως τα πολυμεταβλητά μοντέλα παράγουν ακριβέστερα αποτελέσματα σε σχέση με τα μονομεταβλητά, ενώ ο συνδυασμός διαφόρων εξωγενών παραγόντων για την εύρεση του μοντέλου που εξασφαλίζει την βέλτιστη πρόγνωση, αναδεικνύει το γεγονός ότι το ερευνητικό πεδίο της πρόγνωσης του δείκτη BDI έχει πολλά περιθώρια ακόμα για δοκιμές σε διάφορους συνδυασμούς μοντέλων και παραγόντων.

3.3 Σχετικές Διερευνητικές Εργασίες

Η πρόγνωση μιας χρονοσειράς όμως δεν είναι μια διαδικασία κατά την οποία απλώς εκπαιδεύονται αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης. Για να γίνει κατανοητή η λειτουργία τους και να επιλεγεί ο κατάλληλος αλγόριθμος, είναι σημαντικό να γίνει μια στατιστική ανάλυση της χρονοσειράς. Με αυτή την διερευνητική διαδικασία έχουν ασχοληθεί πολλές ερευνητικές δημοσιεύσεις, μεταξύ των οποίων και οι Gu και X. Li 2009, οι οποίοι στην έρευνα τους βρήκαν πως η ναυτιλιακή αγορά υπάρχουν χαρακτηριστικά μακράς μνήμης (Long Memory 1.2). Τα αποτελέσματα τους επιβεβαιώνουν οι Li et al. 2012, οι οποίοι επιπροσθέτως εντοπίζουν χαρακτηριστικά έντονης μεταβλητότητας. Με την εύρεση των χαρακτηριστικών της μακράς μνήμης της μεταβλητότητας του δείκτη ναυλαγοράς BDI, έχουν επίσης ασχοληθεί πολλές έρευνες όπως αυτές των Wan et al. 2010, H. Zhang et al. 2008 και Ding et al. 2018. Οι τελευταίοι επίσης αναλύουν τα αντίστοιχα χαρακτηριστικά των δεικτών BCI, BPI και BSI οι οποίοι συνθέτουν τον BDI.

Εξίσου σημαντικό έργο στην προσπάθεια της επιστημονικής κοινότητας να προγνώσει τον δείκτη ναυλαγοράς BDI, προσέφεραν έρευνες οι οποίες επιστράτευαν μεθόδους μετασχηματισμού κυματισμών (Wavelet Transformation). Η μεθοδολογία αυτή βασίζεται στους μετασχηματισμούς Fourier και η κύρια χρήση της αφορά την ανάλυση σημάτων, ωστόσο βρίσκει εφαρμογή στην επεξεργασία εικόνας, στην αναγνώριση φωνητικών εντολών και άλλους τομείς. Με τον μετασχηματισμό κυματισμών, επιτυγχάνεται η ανάλυση του σήματος, σε δύο η περισσότερα σήματα απλούστερης κυματομορφής, με σκοπό την εύρεση και εξάλειψη τυχών θορύβου στο σήμα, αλλά και την διευκόλυνση της επεξεργασίας στα απλούστερα σήματα. Τα τελευταία χρόνια, η μέθοδος του μετασχηματισμού κυματισμών, χρησιμοποιείται αρκετά συχνά σε οικονομικές και χρηματιστηριακές αναλύσεις. Όπως εδραιώθηκε νωρίτερα, και η ναυτιλία παρουσιάζει κυκλική συμπεριφορά, ενώ ταυτόχρονα διάφορα τυχαία γεγονότα μπορούν να επηρεάσουν την τιμή του δείκτη ναυλαγοράς, κάτι το οποίο μπορεί να θεωρηθεί θόρυβος στα πλαίσια των αναλύσεων. Παράδειγμα χρήσης του μετασχηματισμού κυματισμών στην πρόγνωση χρονοσειρών, είναι αυτό των Esteban et al. 2006, οι οποίοι ανέλυσαν την χρονοσειρά σε δύο επιμέρους συμβαλλόμενες χρονοσειρές, και προέβησαν σε χρήση μοντέλου ARMA και για τις δύο χρονοσειρές ξεχωριστά. Στο τέλος συνδύασαν τις προγνώσεις από την κάθε χρονοσειρά, επιτυγχάνοντας έτσι μεγαλύτερη ακρίβεια σε σχέση με την απευθείας χρήση του μοντέλου ARMA, και αποδεικνύοντας έτσι την χρησιμότητα της απομάκρυνσης του θορύβου από τις χρονοσειρές. Οι Liu και Fan 2006 στην έρευνα τους κατέληξαν πως η επίδοση ενός μοντέλου SVM (Support Vector Machine) μπορεί να βελτιωθεί με την χρήση μετασχηματισμού κυματισμών πριν την εφαρμογή του αλγορίθμου. Ωστόσο παρά την ευρεία απο-

δοχή ότι η χρήση των μετασχηματισμών για απομόνωση του θρύβου βελτιώνει την απόδοση των νευρωνικών δικτύων στην πρόγνωση, η διεθνής βιβλιογραφία δεν έχει ασχοληθεί εκτενώς με την εφαρμογή αυτή. Ένα παράδειγμα της χρήσης μετασχηματισμού κυματισμών σε συνδυασμό με χρήση νευρωνικών δικτύων είναι η εργασία των Han et al. 2014, οι οποίοι χρησιμοποίησαν την μέθοδο του μετασχηματισμού κυματισμών για να διαχωρίσουν την αρχική χρονοσειρά σε 2 επιμέρους διαστάσεις, μία χαμηλής και μια υψηλής συχνότητας, τις οποίες μετά επανασυνθέτει σε μια χρονοσειρά η οποία χαρακτηρίζεται ως το αποτέλεσμα της απαλοιφής του θορύβου από τον δείκτη ναυλαγοράς BDI. Στην συνέχεια, με χρήση του μοντέλου SVM, γίνεται πρόγνωση των μελλοντικών τιμών του δείκτη. Συγκριτικά με αποτελέσματα που προκύπτουν από χρήση αλγορίθμων VAR και ARMA, γίνεται αντιληπτό πως το μοντέλο SVM παράγει πιο ακριβή αποτελέσματα.

Σε συνέχεια των παραπάνω ερευνών, οι Zeng, Qu et al. 2016 επιχειρούν να αναδείξουν και να αναβαθμίσουν τον ρόλο της σωστής προπεξεργασίας δεδομένων πριν την χρήση κάποιου μοντέλου τεχνητής νοημοσύνης για την πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς BDI. Όπως αναφέρουν στην εργασία τους, η πρόβλεψη χρονοσειρών ναυτιλιακών δεδομένων, είναι ένας κακόφημος τομέας στον επιστημονικό χώρο. Οι κλασικές οικονομετρικές και στατιστικές μέθοδοι πρόγνωσης δεν μπορούν να ενθουλακώσουν τα μη γραμμικά χαρακτηριστικά του δείκτη. Αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης οι οποίοι μπορούν να ακολουθήσουν αυτή την έλλειψη γραμμικότητας, όπως Νευρωνικά Δίκτυα και SVM, έχουν χρησιμοποιηθεί για την πρόγνωση του δείκτη. Για αυτόν τον λόγο, στην έρευνα τους κάνουν χρήση της μη γραμμικής και μη στάσιμης μεθόδου ανάλυσης δεδομένων EMD (Empirical Mode Decomposition). Πρόκειται για μία μέθοδο η οποία αναπτύχθηκε από τους Huang et al. 1998 και η οποία είναι ικανή να αναλύσει πολύπλοκα σήματα σε πιο απλές ανεξάρτητες εγγενείς συναρτήσεις (Intrinsic Mode Functions -IMF's), έχοντας την ικανότητα να αποκαλύψει κρυμμένα χαρακτηριστικά και τάσεις στις χρονοσειρές. Οι Zeng και Qu 2014 στην έρευνα τους απέδειξαν την χρηστικότητα που παρέχει η μέθοδος EMD στην ανάλυση της ναυλαγοράς χύδην ξηρού φορτίου, καθώς και την σχέση που έχουν οι τιμές των ναύλων με παράγοντες όπως η χωρητικότητα των πλοίων, η γενική και προσφορά και ζήτηση στην αγορά αλλά και οι οικονομικές και πολιτικές συνθήκες που επικρατούν στον κόσμο. Επειδή ο δείκτης BDI παρουσιάζει χαρακτηριστικά κυκλικότητας και έντονης μεταβλητότητας, οι Zeng, Qu et al. 2016 προτείνουν την χρήση της μεθόδου EMD και στην συνέχεια μοντέλο ANN για την πρόγνωση των μελλοντικών τιμών του δείκτη. Η διαδικασία που ακολουθείται, είναι αρχικά η εφαρμογή της μεθόδου EMD από την οποία προκύπτουν οι τα IMF's. Στην συνέχεια χρησιμοποιεί μοντέλα ANN ξεχωριστά για κάθε IMF για να προκύψει μια προβλεπόμενη τιμή από το καθένα. Τέλος συνθέτει την τελική πρόγνωση προσθέτοντας τις προβλεπόμενες τιμές όλων των IMF's. Για λόγους εμπλουτισμού της ερευνητικής διεργασίας, οι Zeng, Qu et al. 2016 δοκιμάζουν μια ακόμα μέθοδο στην εργασία τους, την οποία ονομάζουν EEMD-ANN forecasting. Ουσιαστικά η διαφορά με την προηγούμενη μέθοδο, στην οποία αναφέρονται ως EMD-ANN, είναι πως αυτή την φορά, ομαδοποιούν τα IMF's σε 2 κατηγορίες, αυτά της υψηλής και αυτά της χαμηλής συχνότητας. Στην συνέχεια χρησιμοποιούν τον μέσο όρο των 2 αυτών κατηγοριών για να κάνουν πρόγνωση βάση του μοντέλου ANN, και στο τέλος συνδυάζουν τις τιμές που προκύπτουν από τα 2 μοντέλα. Τελικώς καταλήγουν στο συμπέρασμα πως το EMD-ANN μοντέλο παράγει ακριβέστερα αποτελέσματα, και πως η επανασύνθεση των επιμέρους παραγώγων της ανάλυσης, δεν βοηθάει στην βελτιστοποίηση του μοντέλου. Συμπεραίνουν έτσι πως η αποσύνθεση των χρονοσειρών βοηθάει στην παραγωγή ακριβέστερων προγνώσεων.

Ακόμα, σε αυτή την ενότητα, αξίζει να σημειωθεί η εργασία των Kamal, H. Bae, Sunghyun et al. 2020, οι οποίοι πρότειναν ένα ενοποιημένο μοντέλο το οποίο αποτελείται από αλγορίθμους RNN (Recurrent Neural Network), LSTM (Long-Short Term Memory) και GRU (Gated Recurrent Unit) με σκοπό την πρόγνωση της βραχυπρόθεσμης και της μακροπρόθεσμης τιμής του δείκτη ναυλαγοράς BDI. Ο λόγος για τον οποίο επέλεξαν αυτά τα μοντέλα είναι ότι, ακολουθώντας την τάση της επιστημονικής κοινότητας στο θέμα της πρόγνωσης, παρατηρείται πως τα Deep Neural Networks, δηλαδή νευρωνικά δίκτυα με πολλές ενδιάμεσες στρώσεις νευρώνων στην αρχιτεκτο-

νική τους, παρουσιάζουν καλύτερα αποτελέσματα στην πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς. Ενδιαφέρον παρουσιάζει η προπαρασκευαστική διαδικασία που ακολουθήθηκε, καθώς δοκιμάστηκαν διαφορετικοί μετασχηματισμοί πάνω στην χρονοσειρά, με στόχο να βρεθεί αυτός ο οποίος προσφέρει μεγαλύτερη στασιμότητα (stationarity), στα δεδομένα. Αφού πρώτα η χρονοσειρά χωρίστηκε σε τρεις ξεχωριστές διαστάσεις, αυτές της τάσης, της εποχικότητας και του θορύβου, δοκιμάστηκαν μετασχηματισμοί, αυτοί του μετασχηματισμού διαφοράς (Difference Transform), του εκθετικού μετασχηματισμού (Power Transform), του λογαριθμικού μετασχηματισμού (Log Transform), της τυποποίησης (standardization) και της κανονικοποίησης (normalization). Στην συνέχεια, με χρήση του ελέγχου στασιμότητας Dickey-Fuller, βρέθηκε πως ο μετασχηματισμός ο οποίος προσφέρει την μεγαλύτερη στασιμότητα στην χρονοσειρά, είναι η διαφορά πρώτου βαθμού, ο οποίος και χρησιμοποιήθηκε πριν την εφαρμογή του μοντέλου πρόγνωσης. Τα αποτελέσματα δείχνουν πως η το μοντέλο παρουσίασε δυο φορές ακριβέστερα αποτελέσματα σε σχέση με την χρήση απλού μοντέλου νευρωνικού δικτύου και τρεις φορές ακριβέστερα αποτελέσματα σε σχέση με χρήση του στατιστικού μοντέλου ARIMA, για βραχυπρόθεσμες προγνώσεις. Όπως αναφέρεται, στις μακροπρόθεσμες προγνώσεις, τα αποτελέσματα δεν παρουσίασαν την ίδια ακρίβεια, ωστόσο περιείχαν μικρότερη απόκλιση από τις πραγματικές τιμές σε σχέση με τα επιμέρους νευρωνικά δίκτυα.

Αξιοσημείωτη είναι η εργασία των Papailias et al. 2017, οι οποίοι επιχείρησαν να αξιολογήσουν την απόδοση ενός μοντέλου τριγωνομετρικής παλινδρόμησης, δίνοντας έτσι έμφαση στην κυκλικότητα που παρουσιάζεται στην ναυτιλία και όχι απλά στην εποχικότητα. Εφαρμόζοντας το μοντέλο βρίσκουν μια συχνότητα περίπου τριών με πέντε ετών στα κυκλικά χαρακτηριστικά του δείκτη ναυλαγοράς BDI. Στην συνέχεια επιχειρούν να προσδιορίσουν την τάση του δείκτη σε ορίζοντα ενός, έξι και δώδεκα μηνών, καταλήγοντας έτσι στο συμπέρασμα πως η πορεία του δείκτη μπορεί σε μεγάλο βαθμό να ερμηνευτεί με την χρήση διάφορων εξωγενών παραγόντων και της κυκλικότητας που έχει βρεθεί. Χρησιμοποιώντας σαν ανεξάρτητες μεταβλητές τις τιμές διάφορων αγαθών όπως το κάρβουνο και ο σίδηρος, την τιμή του πετρελαίου, και διάφορους άλλους οικονομικούς δείκτες. Μέσω της μεθόδου του PCA (Principal Component Analysis), βρίσκουν πως ο δείκτης ο οποίος παρουσιάζει την μεγαλύτερη συσχέτιση με τον δείκτη BDI, είναι αυτός του MSCIEM (Morgan Stanley Index for Emerging Markets). Στην εργασία τους, καταλήγουν στο συμπέρασμα πως η ακριβέστερη πρόγνωση με χρήση πολυμεταβλητού μοντέλου γίνεται με αξιοποίηση των δεικτών του σιδήρου και του κάρβουνου ως ανεξάρτητες μεταβλητές. Ωστόσο γενικώς, τα ακριβέστερα αποτελέσματα συνολικά παρουσίασε το μοντέλο της τριγωνομετρικής παλινδρόμησης, καταρρίπτοντας έτσι την πεποίθηση πως η εύρεση της κυκλικότητας σε μια χρονοσειρά είναι ξεπερασμένη τεχνική για την μοντελοποίηση και πρόγνωση της.

Τέλος, δεν πρέπει να παραλειφθεί η αναφορά σε διαφορετικές ερευνητικές εργασίες οι οποίες προσεγγίζουν το πεδίο της πρόγνωσης του δείκτη ναυλαγοράς BDI από μία διαφορετική σκοπιά. Οι Næss 2018 και Kanamoto et al. 2019 αξιοποιούν δεδομένα σχετικά με την κίνηση των πλοίων σε μερικές από τις πιο γνωστές ρότες, με σκοπό την εύρεση πιθανών συσχετισμών ανάμεσα στον αριθμό των σκαφών που διαβαίνουν καθημερινά από τις ρότες αυτές. Χρησιμοποιώντας τεχνικές πολυμεταβλητής ανάλυσης, επιτυγχάνουν ακριβή πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς. Επίσης οι Jianping Li et al. 2021 παρουσιάζουν στην εργασία τους εκτενή διερευνητική ανάλυση σχετικά με την βελτιστοποίηση του μηχανισμού συνδυασμού μοντέλων, καταλήγοντας στην ακριβέστερη πρόγνωση μέσω του συνδυασμού 21 μοντέλων πρόβλεψης του δείκτη BDI.

Κεφάλαιο 4

Ανάλυση και Πρόγνωση Χρονοσειρών

Τα μοντέλα που περιγράφονται στο προηγούμενο κεφάλαιο, και που θα εξηγηθούν αλλά και θα χρησιμοποιηθούν στα επόμενα κεφάλαια, είναι εργαλεία με τα οποία επιτυγχάνεται πρόγνωση των χρονοσειρών. Ωστόσο, για να επιτευχθεί σωστή επιλογή και παραμετροποίηση των μοντέλων, πρέπει πρώτα να γίνει κατανοητή η χρονοσειρά πάνω στην οποία πραγματοποιείται πρόγνωση. Η χρονοσειρά γίνεται κατανοητή μέσω της ανάλυσης και της περιγραφής της. Η περιγραφική ανάλυση της χρονοσειράς, πραγματοποιείται με σκοπό την διερεύνηση των εποχικών διακυμάνσεων, της γενικής τάσης της χρονοσειράς, της συσχέτισης της με εξωγενείς παράγοντες αλλά και άλλους γενικούς στατιστικούς δείκτες που αναδεικνύουν την φύση της.

Στην περιγραφική ανάλυση γίνεται χρήση στατιστικών μοντέλων τα οποία μπορούν να αποτυπώσουν τα χαρακτηριστικά αυτά της χρονοσειράς τα οποία την δομούν και εξηγούν τον τρόπο με τον οποίο διακυμαίνεται. Στην συνέχεια, τα στατιστικά μοντέλα προβλεπτικής αναλυτικής, με γνώμονα αυτά τα χαρακτηριστικά που εξηγήθηκαν μέσω της περιγραφής της χρονοσειράς, πραγματοποιούν εκτιμήσεις για τις μελλοντικές τιμές, βασισμένα στην παροντικές τιμές της χρονοσειράς. Στις επόμενες ενότητες θα γίνει μια περιγραφή των βασικών δομικών συστατικών των χρονοσειρών, των βασικών μοντέλων περιγραφής μιας χρονοσειράς αλλά και των κύριων μοντέλων πρόγνωσης της.

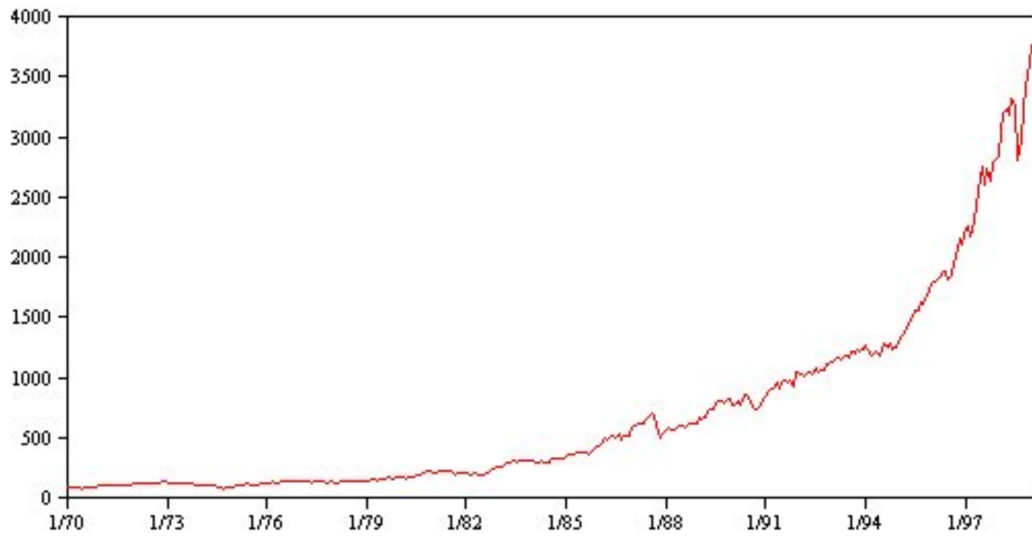
4.1 Δομή Χρονοσειρών

Οι χρονοσειρές, εξ ορισμού, εμπεριέχουν δύο στήλες με δεδομένα. Η μια στήλη αναφέρεται στον χρόνο και η δεύτερη σε μια οποιαδήποτε μεταβλητή η οποία μετρήθηκε και καταχωρήθηκε κατά τον αναγραφόμενο χρόνο της πρώτης στήλης. Το ενδιαφέρον της κάθε χρονοσειράς έγκειται στην τιμή και την διακύμανση της μη χρονικής μεταβλητής της, η οποία πέρα από χρήσιμη πληροφορία, πιθανών να εμπεριέχει και κάποια στοιχεία περιβαλλοντικού θορύβου, ο οποίος να μεταβάλλει ελαφρώς την καθαρή τιμή της. Τα κύρια χαρακτηριστικά τα οποία δομούν μια χρονοσειρά είναι και αυτά τα οποία περιγράφουν την χρήσιμη πληροφορία που αναζητείται σε κάθε ανάλυση. Τα χαρακτηριστικά αυτά τα οποία ευθύνονται και εξηγούν τις μεταβολές μιας χρονοσειράς, ονομάζονται δομικά, και είναι τα εξής:

- Γενική τάση

Η γενική τάση μιας χρονοσειράς είναι το κύριο δομικό της χαρακτηριστικό. Δείχνει το αν η χρονοσειρά έχει ανοδική, καθοδική ή σταθερή πορεία για ένα μεγάλο χρονικό διάστημα. Μεταβολές οι οποίες είναι παροδικές και επανέρχονται σε μικρότερα χρονικά διαστήματα, δεν αποτελούν μέρος της γενικής τάσης της χρονοσειράς, καθώς τάση θεωρείται η συνολική κλίση της για ένα μεγάλο χρονικό διάστημα, ή και για το συνολικό χρόνο ο οποίος χαρακτηρίζει την χρονοσειρά. Χρονοσειρές οι οποίες δεν δείχνουν να έχουν ανοδική ή καθοδική

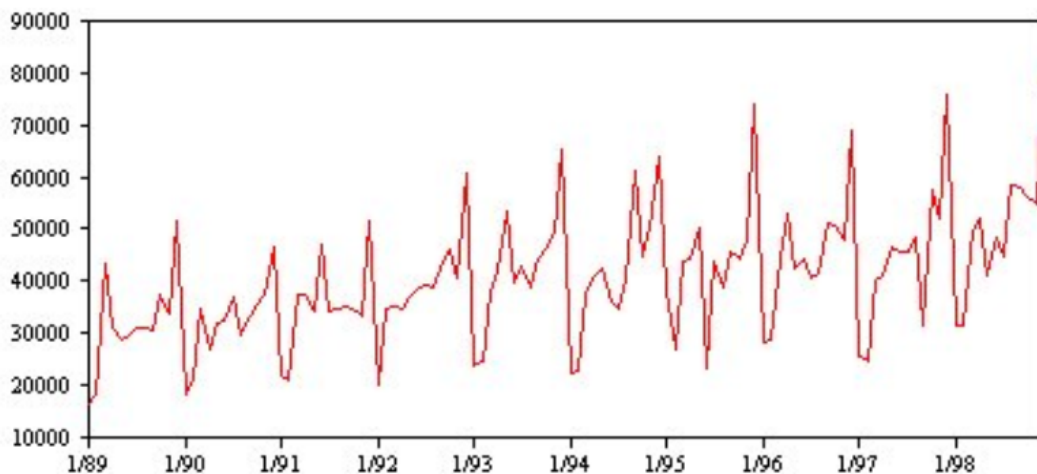
τάση ονομάζονται στατικές. Στην παρακάτω εικόνα (18) παρουσιάζεται μια χρονοσειρά με ξεκάθαρη ανοδική τάση.



Εικόνα 18. Χρονοσειρά με ξεκάθαρη ανοδική τάση

- Εποχικότητα

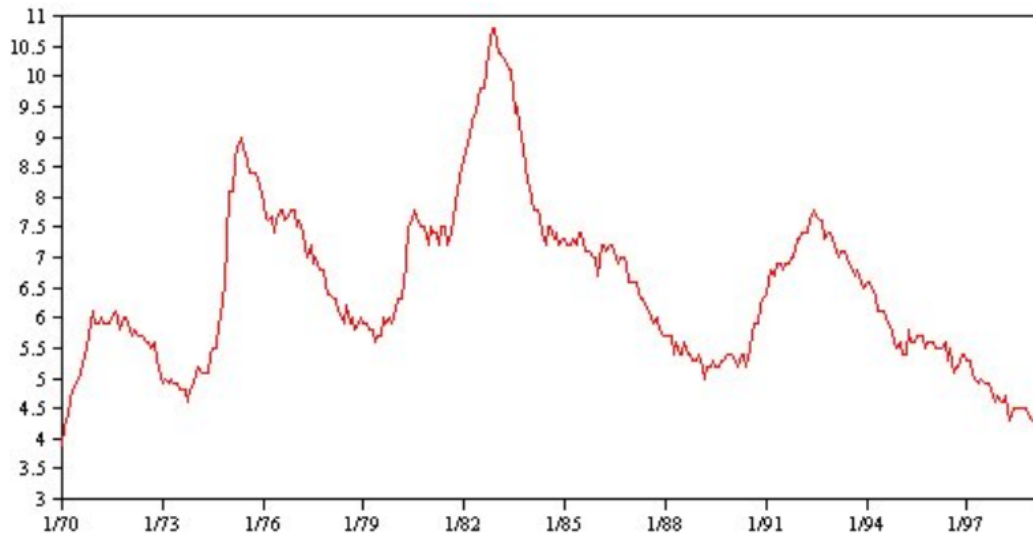
Σε μια χρονοσειρά παρουσιάζεται εποχικότητα, στην περίπτωση που παρατηρείται ένα συγκεκριμένο μοτίβο μεταβολών εντός συγκεκριμένων χρονικών πλαισίων, με συχνότητα περίπου ένα έτος. Τέτοιες μεταβολές παράγονται από εποχικές ανάγκες και για αυτό επηρεάζουν την μεταβολή της χρονοσειράς με συγκεκριμένο τρόπο κάποια περίοδο μέσα στο έτος. Παράδειγμα χρονοσειράς η οποία παρουσιάζει εποχικότητα, είναι τα έσοδα από τουριστικές δραστηριότητες μιας χώρας, ή οι αγροτικές δραστηριότητες. Στην εικόνα 19 φαίνεται ένα παράδειγμα χρονοσειράς η οποία παρουσιάζει χαρακτηριστικά εποχικότητας.



Εικόνα 19. Χρονοσειρά με χαρακτηριστικά εποχικότητας

- Κυκλικότητα

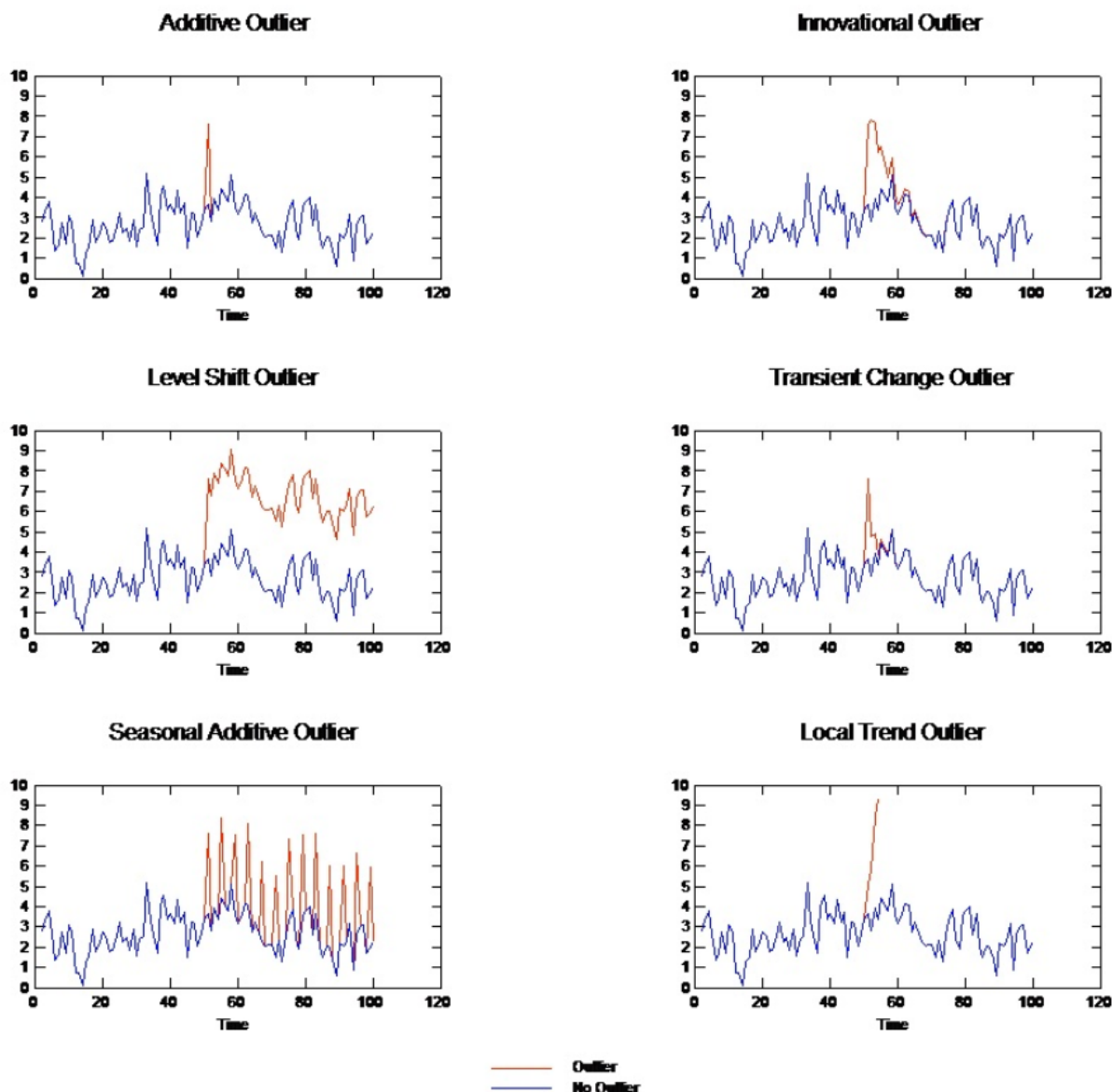
Η κυκλικότητα είναι ένα χαρακτηριστικό το οποίο υπάρχει σε χρονοσειρές, όταν παρατηρούνται συγκεκριμένα μοτίβα διακύμανσης της χρονοσειράς με περιόδους διαφορετικές από το ένα έτος. Αυτά τα μοτίβα συνήθως αποτελούνται από επαναλαμβανόμενες ανόδους και καθόδους στην μεταβολή της χρονοσειράς, οι οποίες δεν δημιουργούνται από κάποια εποχική ανάγκη. Παραδείγματα τέτοιων χρονοσειρών συνήθως είναι οικονομικοί και χρηματιστηριακοί δείκτες οι οποίοι επηρεάζονται από την γενική ψυχολογία της αγοράς, και έχουν περίοδο αρκετά μεγαλύτερη από το ένα έτος. Τέτοια διακύμανση οφείλεται συνήθως στον ανθρώπινο παράγοντα. Στην εικόνα 20 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα χρονοσειράς στο οποίο εμφανίζονται τέτοια κυκλικά μοτίβα.



Εικόνα 20. Χρονοσειρά με χαρακτηριστικά κυκλικότητας

- Ακαθόριστες διακυμάνσεις

Οι ακαθόριστες διακυμάνσεις είναι μεταβολές στην πορεία της χρονοσειράς οι οποίες δεν μπορούν να εξηγηθούν από την τάση, την κυκλικότητα και την εποχικότητα της, ενώ μπορούν να επηρεάσουν την επικείμενη πορεία της χρονοσειράς. Δημιουργούνται από γεγονότα τα οποία δύσκολα επαναλαμβάνονται και δεν μπορούν να προβλεφθούν, όπως κάποια φυσική καταστροφή, ή κάποια ασυνήθιστη ανθρώπινη δραστηριότητα. Θεωρούνται ως θόρυβος για την χρονοσειρά και συνήθως αφαιρούνται πριν από την ανάλυση της, για την καλύτερη αποτύπωση των υπόλοιπων χαρακτηριστικών της. Στην βιβλιογραφία μπορεί να συναντήσει κανείς τέτοιες μεταβολές με διαφορετική ορολογία, όπως residuals ή outliers. Στην εικόνα 21 παρουσιάζονται διάφορες κατηγορίες τέτοιων θορύβων.

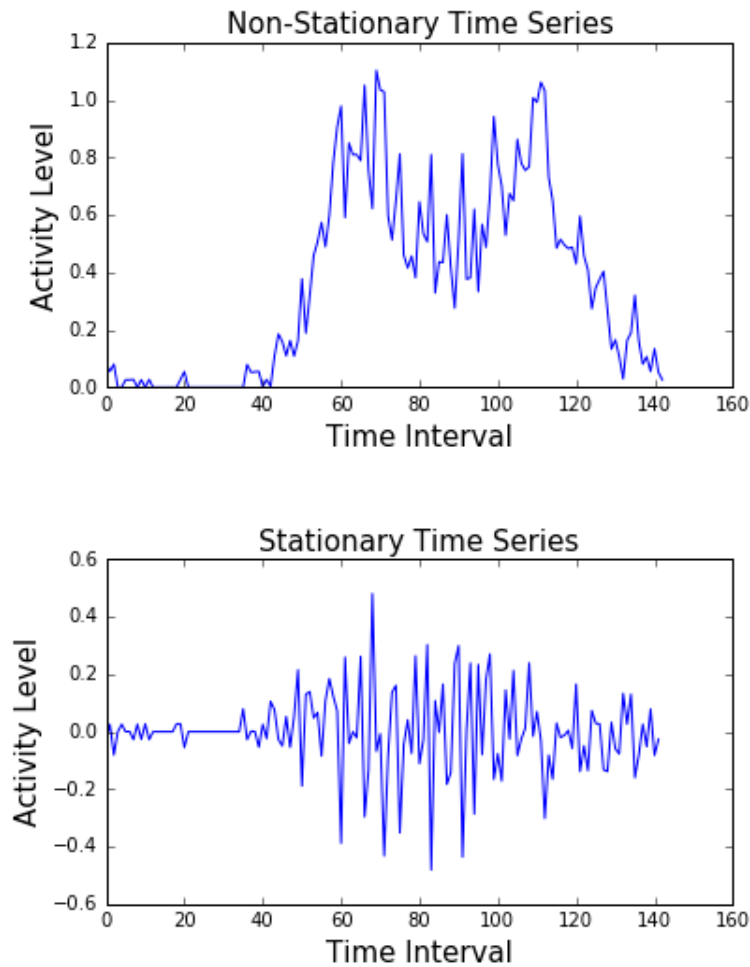


Εικόνα 21. Διάφορα είδη θορύβων

4.2 Κατηγοριοποίηση Χρονοσειρών

Ανάλογα με διαφορετικά κριτήρια τα οποία εξηγούνται παρακάτω ανά περίπτωση, οι χρονοσειρές μπορούν να κατηγοριοποιηθούν ως εξής:

- **Συνεχείς και διακριτές (Continuous and Discrete)**
Οι χρονοσειρές οι οποίες παρουσιάζουν συνέχεια μέσα στον χρόνο, δηλαδή έχουν συνεχή ροή δεδομένων, ονομάζονται συνεχείς χρονοσειρές. Παράδειγμα τέτοιας χρονοσειράς είναι ο ηλιογράφος, ένα αναλογικό όργανο το οποίο καταγράφει συνεχώς την ηλιακή ακτινοβολία. Αντιθέτως, όταν μια τιμή καταγράφεται σε σταθερά χρονικά βήματα, δημιουργείται μια διακριτή χρονοσειρά. Παράδειγμα διακριτής χρονοσειράς, είναι αυτό της τιμής μιας χρηματιστηριακής μετοχής η οποία μπορεί να καταγράφεται στο άνοιγμα ή στο κλείσιμο του χρηματιστηρίου. Στην συνέχεια, οι διακριτές χρονοσειρές, κατηγοριοποιούνται εκ νέου σε αυτές των οποίων το χρονικό διάστημα ανάμεσα από τις καταγραφές είναι σταθερό και σε αυτές των οποίων είναι ασταθές.
- **Μονομεταβλητές και πολυμεταβλητές (Univariate and Multivariate)**
Μονομεταβλητές είναι οι χρονοσειρές οι οποίες σε κάθε χρονικό βήμα εμπεριέχουν μια μόνο μεταβλητή που παρακολουθούν. Εάν σε κάθε καταγραφή υπάρχουν περισσότερες από μια μεταβλητές, τότε η χρονοσειρά είναι πολυμεταβλητή. Η κατηγοριοποίηση αυτή για τις χρονοσειρές δεν είναι ιδιαιτέρως δόκιμη καθώς έγκειται στην ανάλυση που θα πραγματοποιηθεί αργότερα. Για παράδειγμα κάποιος μετεωρολογικός μετρητής μπορεί να καταγράφει ταυτόχρονα την θερμοκρασία και την υγρασία μιας περιοχής. Τότε η μορφή των δεδομένων που θα παράξει θα έχει πολυμεταβλητό χαρακτήρα. Ωστόσο ένας αναλυτής αργότερα μπορεί να ασχοληθεί και να μελετήσει μόνο την μια μεταβλητή, επομένως να έχει να κάνει με μια μονομεταβλητή χρονοσειρά. Σε κάθε περίπτωση, η επιλογή των κατάλληλων μεταβλητών για την ανάλυση της χρονοσειράς, είναι ένα σημαντικό προπαρασκευαστικό κομμάτι της πρόγνωσης χρονοσειρών το οποίο θα αναλυθεί αργότερα.
- **Στάσιμες και μη στάσιμες (Stationary and Non-stationary)**
Μια χρονοσειρά ορίζεται ως μια συλλογή δεδομένων τα οποία μεταβάλλονται στον χρόνο. Από τον τρόπο με τον οποίο μεταβάλλεται η τιμή των δεδομένων όμως, μπορεί να προκύψουν πολύ διαφορετικά συμπεράσματα. Ένα από αυτά είναι η κατηγοριοποίηση των χρονοσειρών ως στάσιμες και μη στάσιμες. Ο απλούστερος τρόπος να οριστεί η στασιμότητα μιας χρονοσειράς, είναι το αν ο μέσος όρος των τιμών της μεταβλητής σε διακριτές περιόδους μεταβάλλεται. Χρονοσειρές οι οποίες παρά την όποια μεταβλητότητα παρουσιάζουν, έχουν σε γενικές γραμμές σταθερή μέση τιμή της μεταβλητής τους, χαρακτηρίζονται ως στάσιμες. Αντίθετα, εάν η μέση τιμή ανά διαστήματα παρουσιάζει διακυμάνσεις, τότε η χρονοσειρά χαρακτηρίζεται ως μη στάσιμη. Στην εικόνα [22](#) παρουσιάζεται γραφικά παράδειγμα μιας στάσιμης και μιας μη στάσιμης χρονοσειράς.
- **Γκαουσιανές και μη Γκαουσιανές (Gaussian and Non-Gaussian)**
Από τον τίτλο της κατηγορίας αυτής είναι εύκολα αντιληπτό πως αν η κατανομή των τιμών της μεταβλητής της χρονοσειράς, ακολουθεί την κανονική κατανομή, τότε η χρονοσειρά είναι γκαουσιανή. Στην αντίθετη περίπτωση, που δεν ακολουθείται η κανονική κατανομή, η χρονοσειρά είναι μη γκαουσιανή. Στην περίπτωση που μια χρονοσειρά δεν είναι γκαουσιανή, θα πρέπει να υλοποιηθούν οι κατάλληλοι μετασχηματισμοί έτσι ώστε να προσεγγιστεί η κανονική κατανομή από τα δεδομένα. Τέτοιοι μετασχηματισμοί μπορεί να είναι ο λογαριθμικός, ο διαφορικός, ο εκθετικός, η κανονικοποίηση, και άλλοι.



Εικόνα 22. Παράδειγμα συνεχούς και μη συνεχούς χρονοσειράς

- Ελλείψεις ή ακραίες
Στον πραγματικό κόσμο, η συλλογή δεδομένων δεν είναι πάντα μια ακριβής διαδικασία. Για αυτόν τον λόγο σε κάποιες χρονοσειρές είναι πιθανό να παρουσιάζονται ελλείψεις στα δεδομένα, ή μερικές από τις τιμές να είναι ακραίες ή και εσφαλμένες. Τέτοιες χρονοσειρές μπορεί να προκύπτουν από δυσλειτουργία των μηχανημάτων καταγραφής, από σφάλμα στην μέτρηση, ή από απρόβλεπτη και ξαφνική μεταβολή στο περιβάλλον. Για την αποφυγή των ελλείπων τιμών είναι σημαντικό να γίνεται κατάλληλη προεπεξεργασία των δεδομένων και για την εξομάλυνση των ακραίων τιμών, να γίνονται οι κατάλληλοι μετασχηματισμοί.

4.3 Ανάλυση Χρονοσειρών

Οι χρονοσειρές μπορεί να είναι ο βασικός τύπος δεδομένων με τον οποίο ασχολείται η παρούσα διπλωματική εργασία, ωστόσο δεν παύει να είναι μια μόνο κατηγορία δεδομένων, από όλες αυτές με τις οποίες ασχολείται η επιστήμη των δεδομένων. Η διαδικασία της ανάλυσης λοιπόν είναι ο τρόπος με τον οποίο επεξεργάζεται ο αναλυτής τα δεδομένα για να παράγει το οποιοδήποτε αποτέλεσμα έχει θέσει ως τελικό στόχο. Είναι κατανοητό πως η ανάλυση είναι μια πολύ γενική έννοια στην οποία εντάσσεται το σύνολο των μεθόδων εκείνων που θα χρησιμοποιηθούν για να παραχθεί το οποιοδήποτε αποτέλεσμα. Για αυτόν τον λόγο, είναι δύσκολο να οριστούν απόλυτες αρχές και βήματα τα οποία θα ακολουθήσει κάποιος για να επιτύχει την ανάλυση των δεδομένων, αφού ανάλογα τον στόχο της ανάλυσης και την φύση των δεδομένων, οι μεθοδολογίες διαφέρουν και οι ιδιαιτερότητες της κάθε περίπτωσης αλλάζουν τις συνθήκες διεξαγωγής της έρευνας και τον τρόπο χρήσης των υπαρχόντων εργαλείων. Παρόλα αυτά υπάρχουν κάποιες γενικές αρχές οι οποίες εφαρμόζονται ανά περίπτωση, σαν οδηγίες χρήσης, ανάλογα με τον τύπο της ανάλυσης, οι οποίες θα αναφερθούν παρακάτω. Στην ενότητα αυτή θα πραγματοποιηθεί μια στοιχειώδης παρουσίαση των σταδίων της ανάλυσης που θα ακολουθηθούν στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας, αλλά και μεθόδων που βρίσκουν ευρέως εφαρμογή στην ανάλυση χρονοσειρών. Αναφορικά, τα στάδια είναι τα εξής:

1. Διερευνητική Ανάλυση
2. Προεπεξεργασία Δεδομένων
3. Μοντελοποίηση και Προγνωστική Ανάλυση
4. Ανάλυση Αποτελεσμάτων

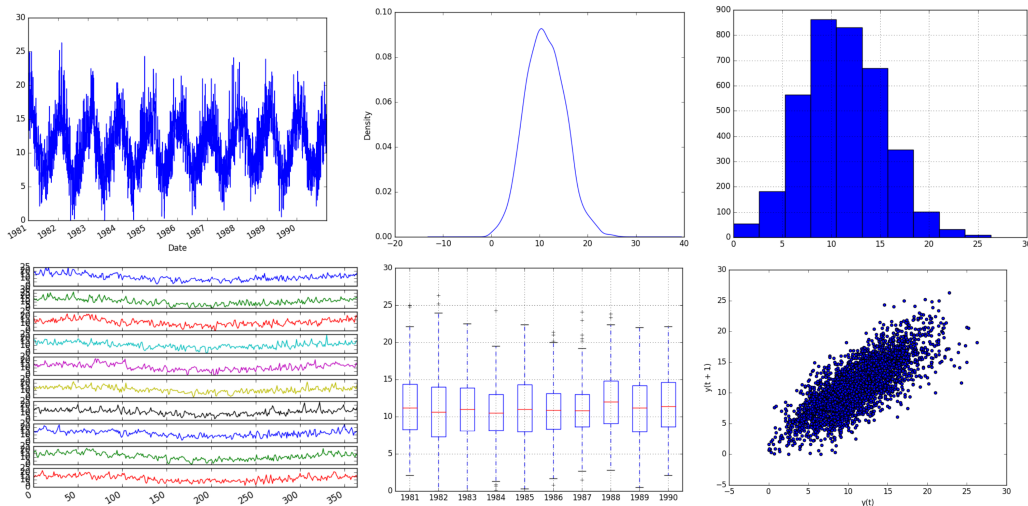
Φυσικά δεν είναι εφικτό σε μια εργασία η οποία έχει ως στόχο την πρόγνωση μιας χρονοσειράς, να γίνει εκτεταμένη αναφορά σε ολόκληρη την “εργαλειοθήκη” ενός αναλυτή, για αυτόν τον λόγο γίνεται αναφορά στα πιο σημαντικά σημεία της διαδικασίας. Η παρούσα ενότητα αποτελεί παρουσίαση, μεταξύ άλλων, κάποιων κλασικών στατιστικών μεθόδων μοντελοποίησης και ανάλυσης των χρονοσειρών. Ωστόσο δεν γίνεται να μην πραγματοποιηθεί και αναφορά, σε επόμενη ενότητα, στις τεχνικές των νευρωνικών δικτύων και των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, οι οποίες θα χρησιμοποιηθούν για το κομμάτι της μοντελοποίησης και πρόγνωσης του δείκτη ναυλαγοράς.

4.3.1 Διερευνητική Ανάλυση

Η διαδικασία της διερευνητικής ανάλυσης είναι το πρώτο βήμα που πραγματοποιείται στην πορεία της ανάλυσης της χρονοσειράς. Στόχος είναι η πρώτη επαφή με τα δεδομένα της χρονοσειράς, η κατανόηση τους μέσω μετρήσεων και οπτικοποιήσεων, και ο ορισμός της βάσης της ανάλυσης. Σε προγραμματιστικό περιβάλλον, υπάρχει πληθώρα εργαλείων τα οποία μπορούν να παρέχουν πληροφορίες σχετικά με τα δεδομένα, όπως μέση, μέγιστη και ελάχιστη τιμή, τυπική απόκλιση και αριθμό καταχωρήσεων. Σημαντικό επίσης είναι να ελεγχθούν τα δεδομένα για τυχόν ελλειπείς ή λάθος τιμές, καθώς τέτοιες εσφαλμένες καταχωρήσεις δυσχεραίνουν την ανάλυση και παρατηρούνται πολύ συχνά σε σύνολα δεδομένων. Η διαχείριση των ελλειπών τιμών αναλύεται στην ενότητα της προεπεξεργασίας δεδομένων. Επιπροσθέτως, σε αυτό το στάδιο ελέγχονται τα δεδομένα για να διαπιστωθεί ο τύπος τους, τα χαρακτηριστικά, η κλίμακα και η διασπορά της χρονικά μεταβαλλόμενης μεταβλητής, και άλλα, όπως το αν η χρονική ταξινόμηση των καταχωρήσεων είναι σωστή.

Σημαντικό εργαλείο το οποίο χρησιμοποιείται σε αυτό το στάδιο, είναι η γραφική απεικόνιση της χρονοσειράς. Η οπτική επαφή με τα δεδομένα είναι απαραίτητη για την κατανόηση τους, καθώς με μια ματιά μπορεί κανείς να αντιληφθεί πολλά στοιχεία για την χρονοσειρά, όπως το αν

έχει τάση, αν είναι στάσιμη, αν εμπεριέχεται εποχικότητα ή κυκλικότητα, και άλλα. Ο πιο συνήθης τρόπος απεικόνισης, είναι αυτός της τοποθέτησης των σημείων με χρονική σειρά, αλλά οι πιθανές γραφικές παραστάσεις είναι πολλές και κάθε μία μπορεί να αναδείξει κάτι ξεχωριστό για την υπό μελέτη χρονοσειρά, όπως για παράδειγμα τα ιστογράμματα μπορούν να αποτελέσουν ένδειξη για την κατηγοριοποίηση της χρονοσειράς ως γκουσιανή ή μη γκουουσιανή, ή τα διαγράμματα διασποράς, μπορούν να αναδείξουν την μεταβλητότητα της χρονοσειράς. Στην εικόνα 23 φαίνονται μερικές από τις βασικές γραφικές παραστάσεις που προκύπτουν από το συγκεκριμένο στάδιο της ανάλυσης, από το βιβλίο του Brownlee 2019, όπου παρουσιάζονται διαφορετικά γραφήματα του ίδιου συνόλου δεδομένων



Εικόνα 23. Διαφορετικές γραφικές παραστάσεις απεικόνισης ελάχιστης ημερίσιας θερμοκρασίας

Αυτοσυσχέτιση

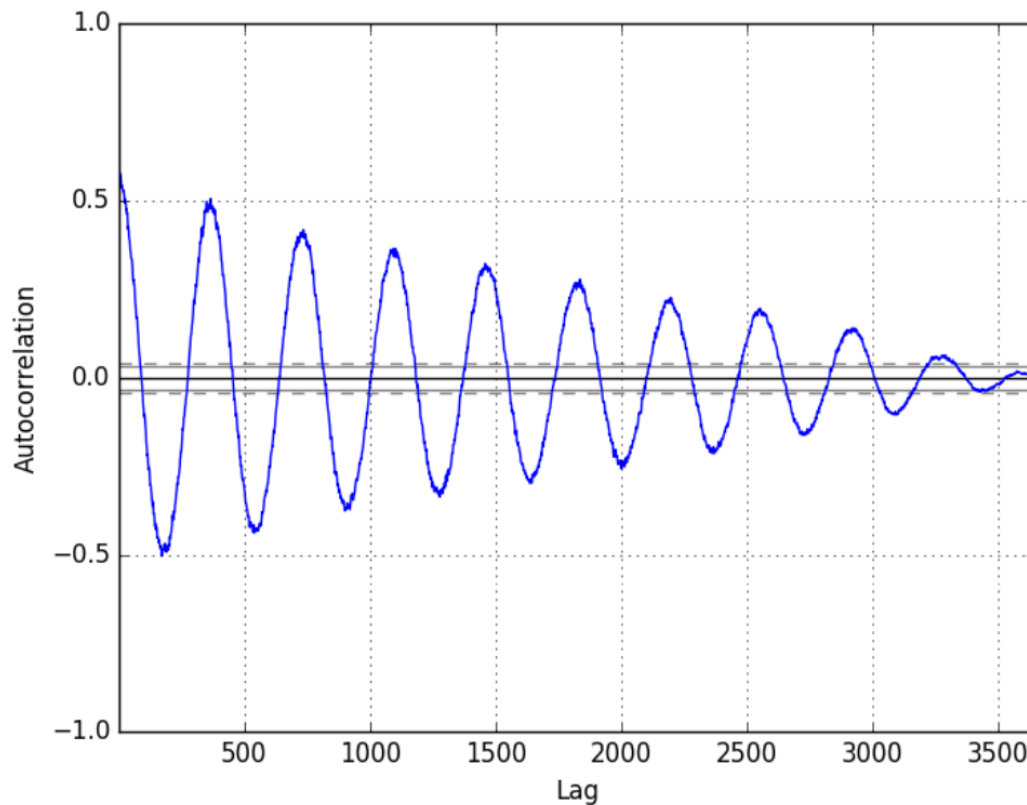
Μια πολύ σημαντική γραφική παράσταση είναι αυτή η οποία αναπαριστά την αυτοσυσχέτιση των δεδομένων. Η αυτοσυσχέτιση (Autocorrelation), είναι ο βαθμός στον οποίο η τιμή μιας καταχώρησης σε μια χρονοσειρά, συσχετίζεται με την τιμή μιας παλαιότερης καταχώρησης της χρονοσειράς. Ένα θεωρητικό παράδειγμα αυτοσυσχέτισης σε χρονοσειρά, με στόχο την κατανόηση της έννοιας, είναι αυτό της θερμοκρασίας. Μπορεί να παρατηρηθεί πως αν σε κάποιο έτος η μέση θερμοκρασία για την πρώτη μέρα του Μαρτίου είναι σχετικά υψηλή, τότε και η μέση θερμοκρασία της πρώτης μέρας του Αυγούστου του ίδιου χρόνου θα είναι σχετικά υψηλότερη από τον μέσο όρο. Αυτή η άτυπη σύνδεση μεταξύ των θερμοκρασιών των ημερομηνιών οι οποίες απέχουν χρονικό διάστημα τριών μηνών μεταξύ τους, φανερώνει την ύπαρξη αυτοσυσχέτισης στην χρονοσειρά. Επομένως σε μια χρονοσειρά, η αυτοσυσχέτιση φανερώνει τον βαθμό στον οποίο κάποια καταχώρηση της μεταβλητής τιμής σε δεδομένο χρόνο, μπορεί να υποδείξει μια σχέση με μια καταχώρηση η οποία βρίσκεται κάποιο δεδομένο χρονικό διάστημα μπροστά. Η σχέση από την οποία υπολογίζεται η αυτοσυσχέτιση είναι η εξής:

$$\hat{\mu} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y_n \quad (4.1)$$

$$\widehat{C}_k = \frac{1}{N} \sum_{n=k+1}^N (y_n - \hat{\mu})(y_{n-k} - \hat{\mu}) \quad (4.2)$$

$$\widehat{R}_k = \frac{\widehat{C}_k}{\widehat{C}_0} \quad (4.3)$$

Όπου για χρονοσειρά με σημεία y_1, \dots, y_n , από την εξίσωση 4.1 υπολογίζεται ο μέσος των τιμών της μεταβλητής της χρονοσειράς, με την εξίσωση 4.2 υπολογίζεται αυτοδιακύμανση και από την εξίσωση 4.3 υπολογίζεται η αυτοσυσχέτιση της χρονοσειράς για χρονικό βήμα k . Στην εικόνα 24 αναπαρίσταται αυτός ο βαθμός αυτοσυσχέτισης του παραδείγματος. Στην συγκεκριμένη γραφική παράσταση φαίνεται η τιμή του συντελεστή αυτοσυσχέτισης για διαφορετικές χρονικές περιόδους ανάμεσα στις καταχωρήσεις. Οι αρνητικές και θετικές τιμές δείχνουν την ύπαρξη αρνητικής ή θετικής αυτοσυσχέτισης, ενώ οι τιμές που είναι εξωτερικά των διακεκομμένων γραμμών θεωρούνται στατιστικά σημαντικές.

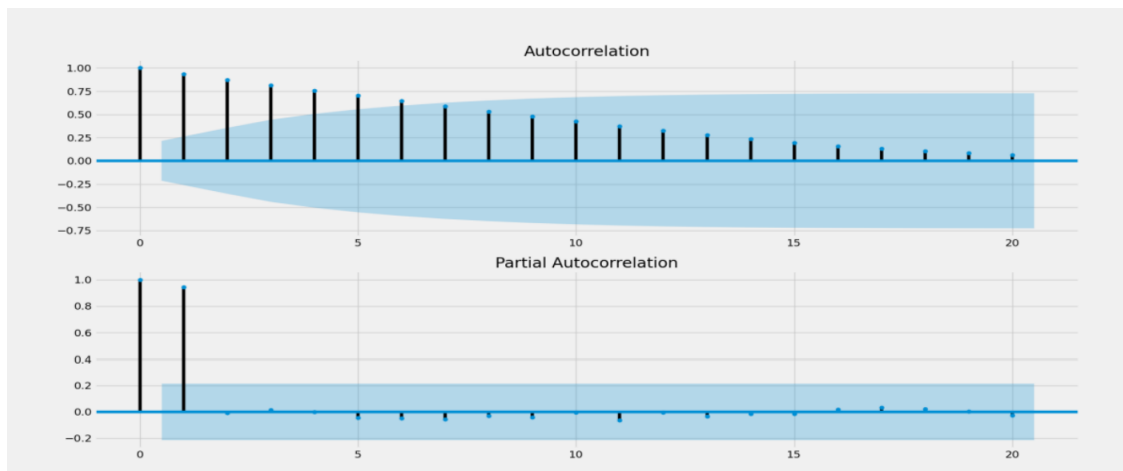


Εικόνα 24. Γραφική παράσταση αυτοσυσχέτισης χρονοσειράς

Μερική Αυτοσυσχέτιση

Επίσης σημαντική είναι η αναφορά στην μερική αυτοσυσχέτιση της χρονοσειράς. Ο συντελεστής της αυτοσυσχέτισης μιας χρονοσειράς, όπως εξηγήθηκε πριν, μετράει την συσχέτιση που παρουσιάζουν δύο τιμές τις χρονοσειράς μεταξύ τους, ανάλογα το χρονικό διάστημα το οποίο απέχουν. Ωστόσο αυτός ο συντελεστής εμπεριέχει και το μέτρο αυτοσυσχέτισης όλων των ενδιάμεσων χρονικών διαστημάτων για τα δύο αυτά σημεία που μελετώνται. Εδώ έρχεται ο η μερική αυτοσυσχέτιση να συμπληρώσει την εικόνα για την χρονοσειρά. Ο συντελεστής μερικής αυτοσυσχέτισης προκύπτει από τον συντελεστή αυτοσυσχέτισης για χρονικό διάστημα ανάμεσα σε δύο σημεία της χρονοσειράς, αφού αφαιρεθούν από αυτόν όλοι εκείνοι οι συντελεστές αυτοσυσχέτισης των ενδιάμεσων χρονικών διαστημάτων, ανάμεσα στις δύο καταχωρήσεις της χρονοσειράς. Με αυτόν τον τρόπο μπορεί κανείς να καταλάβει για ποια χρονικά διαστήματα, η χρονοσειρά εμφανίζει πραγματική αυτοσυσχέτιση, και επομένως είναι τα διαστήματα αυτά τα οποία αξίζει να μελετηθούν. Η μερική αυτοσυσχέτιση μπορεί να αποκαλύψει πιο ενδιαφέροντα αποτελέσματα από την αυτοσυσχέτιση, σε χρονοσειρές οι οποίες αποτελούν συνδυασμό περισσότερων από μία συχνοτήτων, όπως στην περίπτωση του δείκτη ναυλαγοράς θεωρείται στην βιβλιογραφία πως γίνεται, με την

επιχειρηματική κυκλικότητα και την εποχικότητα που επιδεικνύει ο δείκτης. Αυτό προκύπτει από το γεγονός ότι ο συντελεστής αυτοσυσχέτισης πλέον δεν επηρεάζεται απόλυτα από τις γειτονικές τιμές του δείκτη, αλλά από την φάση των δύο συμβαλλόμενων περιόδων στην οποία εντοπίζεται χρονικά η υπό μελέτη καταχώρηση. Στην εικόνα 25, παρουσιάζεται η γραφική παράσταση της αυτοσυσχέτισης και της μερικής αυτοσυσχέτισης που υπολογίστηκε για την ίδια χρονοσειρά. Όπως παρατηρείται, η αυτοσυσχέτιση της χρονοσειράς, δείχνει πως παρουσιάζεται συσχέτιση στις τιμές της χρονοσειράς, μέχρι και 5 χρονικά διαστήματα πριν από την κάθε καταγραφή, ενώ η αυτοσυσχέτιση αποκαλύπτει πως στατιστικά σημαντική συσχέτιση υπάρχει μόνο με το προηγούμενο χρονικό βήμα κάθε καταμέτρησης.



Εικόνα 25. Γραφική απεικόνιση συντελεστών αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης χρονοσειράς

Σε δεδομένα του πραγματικού κόσμου, συνήθως η μερική αυτοσυσχέτιση δίνει στον αναλυτή πιο χρήσιμη πληροφορία από την αυτοσυσχέτιση. Αυτό γίνεται γιατί συνήθως η αυτοσυσχέτιση δείχνει μια σχέση μεταξύ των σημείων της χρονοσειράς για αρκετά χρονικά διαστήματα πίσω από το κάθε σημείο. Όμως δεν γίνεται να έχουν όλα αυτά τα διαστήματα την ίδια σημασία. Για αυτόν τον λόγο η μερική αυτοσυσχέτιση δίνει την σημαντικότερη πληροφορία, δηλαδή το πόσα χρονικά διαστήματα πίσω από το κάθε σημείο, δίνουν πραγματικά χρήσιμη πληροφορία σχετικά το σημείο.

Σημαντικό στον τομέα της ανάλυσης είναι ότι κατά την διάρκεια της έρευνας, δεν πρέπει να ξεχνάει κανείς πως η μαθηματική ύπαρξη συσχέτισης μεταξύ μεταβλητών, δεν σημαίνει πάντα πως η συσχέτιση είναι υπαρκτή, αλλά πως θα μπορούσε να είναι απλώς μια σύμπτωση. Οι μεταβλητές πρέπει να εξεταστούν διεξοδικά για να βρεθεί εάν η συσχέτιση που βρέθηκε είναι απλώς σύμπτωση ή αν υπάρχει ουσιαστική διασύνδεση των μεταβλητών με σχέσεις αιτίου και αιτιατού.

4.3.2 Προεπεξεργασία Δεδομένων

Αφού υπάρχει πλέον επαρκής κατανόηση γύρω από τα υπό μελέτη δεδομένα, πρέπει να εφαρμοστούν οι κατάλληλες τεχνικές έτσι ώστε να είναι κατάλληλα προετοιμασμένη η χρονοσειρά, για να γίνει χρήση στατιστικών μοντέλων ή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και νευρωνικών δικτύων. Κάθε αλγόριθμος έχει τις δικές του ιδιαιτερότητες και η χρονοσειρά πρέπει να είναι αντίστοιχα διαμορφωμένη. Για παράδειγμα οι αλγόριθμοι νευρωνικών δικτύων λειτουργούν καλύτερα πάνω σε κανονικοποιημένα σε κλίμακα $[0-1]$. Άλλα στατιστικά μοντέλα έχει παρατηρηθεί πως δεν λειτουργούν καλά με χρονοσειρές που παρουσιάζουν τάση, ενώ κάποια μοντέλα μπορούν να διαχειριστούν με ακρίβεια, χρονοσειρές οι οποίες είναι μη στάσιμες. Σε κάθε περίπτωση, ένα σημαντικό κομμάτι της ανάλυσης, το οποίο μπορεί να κρίνει και την ακρίβεια των μοντέλων που χρησιμοποιούνται, είναι η κατάλληλη προεπεξεργασία δεδομένων.

Ελλιπείς και ακραίες τιμές

Πρώτο βήμα στην προεπεξεργασία είναι η αντιμετώπιση των ελλιπών τιμών. Σε αυτή την περίπτωση υπάρχουν διάφορες τεχνικές οι οποίες χρησιμοποιούνται κατά περίπτωση. Οι πιο βασικές και αξιοσημειώτες από αυτές είναι οι εξής:

- **Απόδοση τιμής (Imputation)**
Πρόκειται για την πιο απλή μορφή εξάλειψης των ελλιπών τιμών, καθώς απλά ανατίθεται η τιμή της προηγούμενης (χρονικά) ή της επόμενης καταχώρησης. Βεβαίως, ανάλογα την φύση των δεδομένων, μπορεί η χαμένη τιμή να αντικατασταθεί και από την μέση τιμή της μεταβλητής. Το θετικό σε αυτόν τον τρόπο, είναι ότι πρόκειται για μια πολύ απλή διαδικασία που θα λειτουργήσει για την ανάλυση που πραγματοποιείται. Σε αυτή την κατηγορία ανήκει επίσης η τεχνική της συμπλήρωσης τις ελλιπούς τιμές με το κινητό μέσο. Σε περιπτώσεις που η απλή συμπλήρωση της τιμής πιστεύεται πως ίσως δεν ικανοποιεί τις ανάγκες της χρονοσειράς, για παράδειγμα διότι πιθανών υπάρχει έντονος θόρυβος, τότε η συμπλήρωση με τον κινητό μέσο, δηλαδή με τον μέσο όρο των γειτονικών τιμών, θα προσφέρει αποτέλεσμα με μικρή διασπορά.
- **Παρεμβολή τιμής (Interpolation)**
Όπως και στην περίπτωση του κινητού μέσου όρου, η παρεμβολή μίας ελλιπούς τιμής εξαρτάται από άλλα δεδομένα της χρονοσειράς. Ωστόσο σε αυτή την περίπτωση, δεν λαμβάνονται υπ' όψη μόνο τα γειτονικά δεδομένα αλλά ολόκληρη η χρονοσειρά. Αυτό σημαίνει πως αν για παράδειγμα η χρονοσειρά παρουσιάζεται ως γραμμική, τότε από την γραφική της παράσταση και την γενική εικόνα της χρονοσειράς, μπορεί να προσεγγιστεί μια τιμή για την ελλιπή καταχώρηση
- **Απαλοιφή τιμής**
Μπορεί να μην είναι η πρώτη επιλογή ενός αναλυτή, καθώς είναι προς όφελος της ανάλυσης η ύπαρξη πληθώρας δεδομένων, ωστόσο η απλή διαγραφή μιας καταχώρησης στην οποία απουσιάζει η τιμή της μεταβλητής, μπορεί να αποτελέσει αξιόπιστη λύση για την διασφάλιση των επιμέρους χαρακτηριστικών της χρονοσειράς, όπως για παράδειγμα, της τιμής της διασποράς.

Η διάσταση του χρόνου

Ένα ζήτημα το αποτελεί συνεχές πρόβλημα στην ανάλυση χρονοσειρών, είναι η διαχείριση της διάστασης του χρόνου. Ειδικά στην περίπτωση της πολυμεταβλητής ανάλυσης, οι διάφορες χρονοσειρές μπορεί να μην έχουν ίδια συχνότητα στον χρονικό τους άξονα. Για παράδειγμα μπορεί η ανεξάρτητη μεταβλητή να καταγράφεται καθημερινά, ενώ η εξαρτημένη να καταγράφεται μηνιαία. Επίσης στην περίπτωση των χρηματιστηριακών δεικτών, η συχνότητα των καταγραφών δεν είναι σταθερή, καθώς τα σαββατοκύριακα και τις αργίες, το χρηματιστήριο δεν λειτουργεί. Επομένως προκύπτει η ανάγκη της μεταβολής της χρονικής κλίμακας (Upsampling/ Downsampling). Για ακριβέστερη ανάλυση είναι σημαντικό η χρονική διάσταση να είναι ουσιαστική για τα δεδομένα που περιγράφει, να είναι σταθερή, δηλαδή να έχει ίδια συχνότητα σε όλα τα δεδομένα, και να είναι κοινή για όλες τις μεταβλητές.

Εξομάλυνση χρονοσειράς

Συχνά σε προβλήματα χρονοσειρών, μπορεί να χρειαστεί η εξομάλυνση των δεδομένων, ανάλογα τις ανάγκες της χρονοσειράς. Η εξομάλυνση αυτή θα μειώσει τις απότομες μεταβολές που

παρατηρούνται στις χρονοσειρές, παρότι οι μετρήσεις μπορεί να είναι ακριβείς. Η εξομάλυνση μπορεί να βοηθήσει από την μία μεριά στην οπτικοποίηση των δεδομένων, αποκαλύπτοντας την πιο ουσιαστική διακύμανση των τιμών, παρά την ακριβή τιμή των μεταβλητών, ενώ παράλληλα μειώνει σημαντικά τον θόρυβο και τις ακραίες τιμές της χρονοσειράς. Χρησιμοποιείται σε πολλές περιπτώσεις ενώ υπάρχουν πολλοί τρόποι εξομάλυνσης, με τους κυριότερους από αυτούς να είναι οι εξής:

- Εξομάλυνση κινητού μέσου (Moving Average)

Η μέθοδος του κινητού μέσου όρου είναι μια απλή και αποτελεσματική μέθοδος εξομάλυνσης της χρονοσειράς, και όχι μόνο, καθώς μπορεί να εφαρμοστεί και για την συμπλήρωση ελλειπών στοιχείων αλλά και για πρόβλεψη. Στην μέθοδο αυτή, ορίζεται το μέγεθος του παραθύρου, δηλαδή του αριθμού των παρατηρήσεων που θα συμπεριλαμβάνονται στον υπολογισμό του μέσου σε κάθε βήμα, και τον τύπο υπολογισμού, δηλαδή αν η υπολογιζόμενη τιμή δημιουργείται βάση του μέσου όρου κάποιων γειτονικών, προηγούμενων ή επόμενων τιμών. Η γενική σχέση βάση της οποίας υπολογίζεται ο κινητός μέσος όρος είναι η εξής

$$KM_k = \frac{1}{k} \sum_{i=n-k+1}^n x_i \quad (4.4)$$

Όπου x_i είναι η πραγματική τιμή, k είναι το μέγεθος του παραθύρου, δηλαδή ο αριθμός των παρατηρήσεων που συνυπολογίζονται στην πράξη, KM_k είναι η εξομαλυμένη τιμή της χρονοσειράς και n είναι ο συνολικός αριθμός των καταχωρήσεων.

- Εκθετική εξομάλυνση (Exponential Smoothing)

Χρησιμοποιείται στις περιπτώσεις που πρέπει να δοθεί μεγαλύτερη αξία στις πιο πρόσφατες καταμετρήσεις, ως πιο πλούσιες σε χρήσιμη πληροφορία. Η νοοτροπία είναι παρόμοια με αυτή του κινητού μέσου, δηλαδή η κάθε τιμή αντικαθίσταται από μία τιμή που υπολογίζεται από τις γειτονικές τιμές. Όμως αντίθετα με την περίπτωση του κινητού μέσου, στην εκθετική εξομάλυνση, δεν δίνεται η ίδια βαρύτητα σε όλες τις γειτονικές τιμές, αλλά δίνεται μεγαλύτερη βαρύτητα στις πιο κοντινές χρονικά, με την υπολογιζόμενη, τιμές. Η μαθηματική εξίσωση με την οποία λειτουργεί η εκθετική εξομάλυνση είναι η εξής:

$$s_t = ax_t + (1 - a)s_{t-1} = s_{t-1} + a(x_t - s_{t-1}) \quad (4.5)$$

Όπου s_t είναι η τιμή που εξομαλύνεται, το a είναι ο παράγοντας εξομάλυνσης και παίρνει τιμές ανάμεσα στο $[0, 1]$. Επομένως η εξομαλυμένη τιμή εξαρτάται από την πραγματική τιμή x_t και την προηγούμενη εξομαλυμένη τιμή s_{t-1} . Η ονομασία «εκθετική εξομάλυνση» προκύπτει από την παρατήρηση ότι η εξομάλυνση κάθε τιμής εξαρτάται από την εξομάλυνση όλων των περασμένων τιμών, αλλά με μικρότερη βαρύτητα για κάθε χρονικό βήμα προς τα πίσω. Αυτή η βαρύτητα παρουσιάζει μια γεωμετρική πρόοδο, και για αυτό δόθηκε η ονομασία «εκθετική».

$$1, (1 - a)^2, \dots, (1 - a)^n \quad (4.6)$$

Ωστόσο, η απλή εκθετική εξομάλυνση δεν είναι ιδιαίτερα αποτελεσματική για χρήση σε προγνωστικά μοντέλα, σε περιπτώσεις εφαρμογής της σε δεδομένα τα οποία παρουσιάζουν μακροπρόθεσμη τάση. Σε περιπτώσεις χρονοσειρών με έντονα χαρακτηριστικά τάσης και εποχικότητας, ανταπεξέρχονται με καλύτερα αποτελέσματα οι μέθοδοι Holt's και Holt-Winters.

- Εκθετική εξομάλυνση Holt-Winters

Πρόκειται για την μετεξέλιξη της μεθόδου εκθετικής εξομάλυνσης, η οποία είναι ικανή να αντιμετωπίσει με επιτυχία την εξομάλυνση χρονοσειρών με χαρακτηριστικά εποχικότητας και τάσης. Η ονομασία δόθηκε επειδή αρχικά ο Holt επέκτεινε την εκθετική εξομάλυνση

έτσι ώστε να μπορεί να χειριστεί χρονοσειρές που παρουσιάζουν τάση, αλλά δεν ήταν ακόμα ικανό να χειριστεί εποχικότητα. Στην συνέχεια ο Winter επέκτεινε ακόμα περισσότερο την μέθοδο του Holt, με αποτέλεσμα την δημιουργία της μεθόδου Holt-Winter's. Η μέθοδος αυτή μπορεί να χειριστεί και την εποχικότητα και την τάση των χρονοσειρών κατά την εξομάλυνση. Η εξομάλυνση μπορεί να εφαρμοστεί με δύο διαφορετικούς τρόπους, την προσθετική και την πολλαπλασιαστική μέθοδο. Η πρώτη χρησιμοποιείται σε περιπτώσεις κατά τις οποίες η εποχικότητα στην χρονοσειρά είναι σταθερή ενώ η δεύτερη εφαρμόζεται στις περιπτώσεις χρονοσειρών που παρουσιάζουν ασταθή εποχικότητα.

Στην εικόνα 26 παρουσιάζεται η γραφική παράσταση της ισοτιμίας Αμερικανικού δολαρίου και Ελβετικού φράγκου, στην οποία έχει εφαρμοστεί εξομάλυνση κινητού μέσου (με πράσινη γραμμή) και εκθετική εξομάλυνση (με κόκκινη γραμμή)



Εικόνα 26. Γραφική απεικόνιση μεθόδων εξομάλυνσης (<https://media.dailyfx.com>)

Μετασχηματισμοί μεταβλητής

Αντίστοιχα με τις μεθόδους εξομάλυνσης, χρησιμοποιούνται οι μέθοδοι μετασχηματισμών. Οι μέθοδοι μετασχηματισμών είναι επίσης εφαρμογές με στόχο την ελαχιστοποίηση του θορύβου και την ανάδειξη των σημαντικών πληροφοριών για την πρόγνωση. Η επιλογή κατάλληλου μετασχηματισμού είναι μια διαδικασία που απαιτεί έλεγχο και δοκιμές, καθώς δεν υπάρχει κάποια τεχνική με ευρεία εφαρμογή. Πρέπει να γίνει αντιληπτό το αν η χρονοσειρά ακολουθεί κάποιας μορφής καμπύλη έτσι ώστε να εφαρμοστεί η καταλληλότερη μέθοδος μετασχηματισμού. Για παράδειγμα ο λογαριθμικός μετασχηματισμός εφαρμόζει καλύτερα σε χρονοσειρές που ακολουθούν εκθετική πορεία. Στο σημείο αυτό αξίζει να γίνει αναφορά στον μετασχηματισμό Box-Cox ο οποίος εφαρμόζεται με στόχο την σταθεροποίηση της διασποράς μιας χρονοσειράς. Η σωστή παραμετροποίηση και χρήση του μπορεί να μετασχηματίσει την χρονοσειρά σε γκαουσιανή, να ακολουθεί δηλαδή καλύτερα την κανονική κατανομή.

$$y_i^{(\lambda)} = \begin{cases} \frac{y_i^\lambda - 1}{\lambda} & \text{if } \lambda \neq 0 \\ \ln y_i & \text{if } \lambda = 0 \end{cases} \quad (4.7)$$

Στην εξίσωση 4.7 παρουσιάζεται η βασική αρχή λειτουργίας του μετασχηματισμού Box-Cox, όπου y_i είναι η τιμή της μεταβλητής της χρονοσειράς, και λ είναι η μια παράμετρος που ρυθμίζει όλη την λειτουργία του μετασχηματισμού και υπολογίζεται από την συνάρτηση πιθανοφάνειας.

Στην πορεία της προετοιμασίας της χρονοσειράς για χρήση μοντέλου πρόγνωσης, υπάρχουν πολλές διαθέσιμες τεχνικές οι οποίες βοηθούν τον αναλυτή να τροποποιήσει κατάλληλα την χρονοσειρά, κατά τον τρόπο που βελτιστοποιεί την απόδοση του μοντέλου. Μερικά ακόμα εργαλεία τα οποία αξίζει να αναφερθούν είναι η διαφορίση (differencing), η κανονικοποίηση (normalization) και η τυποποίηση (standardization).

Η διαφορίση (differencing) είναι ένας μετασχηματισμός ο οποίος αφαιρεί την εξάρτηση της μεταβλητής από τον χρόνο, και βρίσκει εφαρμογή σε χρονοσειρές που χρειάζονται εξάλειψη ή μείωση της τάσης και της εποχικότητας που παρουσιάζουν, κάνοντας τες πιο στάσιμες. Η σχέση που παράγει την διαφορισμένη χρονοσειρά είναι πολύ απλή και δίνεται από την σχέση

$$Ds_t = s_t - s_{t-1} \quad (4.8)$$

Όπου Ds είναι η διαφορισμένη τιμή, s_t είναι η τιμή της μεταβλητής για το ίδιο χρονικό βήμα με την διαφορισμένη τιμή, και s_{t-1} είναι η τιμή της μεταβλητής για το προηγούμενο χρονικό βήμα από την διαφορισμένη τιμή.

Κανονικοποίηση (normalization), είναι η μεταφορά των τιμών της μεταβλητής της χρονοσειράς σε διαφορετική κλίμακα, και συγκεκριμένα στην κλίμακα $[0,1]$. Η κανονικοποίηση μιας χρονοσειράς είναι μια χρήσιμη τεχνική που βρίσκει εφαρμογή σε αλγορίθμους νευρωνικών δικτύων οι οποίοι λειτουργούν καλύτερα σε κανονικοποιημένα δεδομένα. Είναι επίσης μια καλή λύση σε περιπτώσεις πολυμεταβλητής ανάλυσης, όπου διαφορετικές μεταβλητές σε διαφορετικές κλίμακες κανονικοποιούνται πριν χρησιμοποιηθούν από κάποιο μοντέλο. Η μαθηματική έκφραση της κανονικοποίησης είναι επίσης απλή και περιγράφεται από την παρκάτω σχέση.

$$Ns = \frac{s - s_{min}}{s_{max} - s_{min}} \quad (4.9)$$

Όπου Ns είναι η κανονικοποιημένη τιμή της μεταβλητής, s είναι η κανονική τιμή της μεταβλητής και s_{min}, s_{max} είναι αντίστοιχα η ελάχιστη και η μέγιστη τιμή της μεταβλητής.

Η τυποποίηση (standardization) της χρονοσειράς είναι μια μέθοδος αρκετά παρόμοιας λογικής με αυτή της κανονικοποίησης. Η τυποποίηση μετασχηματίζει την χρονοσειρά κλιμακώνοντας τις τιμές της με τέτοιο τρόπο ώστε να επιτευχθεί ο μέσος της μεταβλητής να ισούται με μηδέν, και η τυπική απόκλιση να ισούται με ένα. Αυτό επιτυγχάνεται αφαιρώντας την μέση τιμή από κάθε τιμή της μεταβλητής. Η τυποποίηση λειτουργεί καλύτερα για χρονοσειρές οι οποίες ακολουθούν την κανονική κατανομή, και είναι επίσης ένας μετασχηματισμός που χρησιμοποιείται συχνά στην διαδικασία της προεπεξεργασίας δεδομένων, πριν την χρήση κάποιου μοντέλου πρόγνωσης. Η μαθηματική σχέση που τυποποιεί την χρονοσειρά είναι η εξής:

$$Ss = \frac{s - \mu}{\sigma} \quad (4.10)$$

Όπου το μ είναι η μέση τιμή (mean) της μεταβλητής και υπολογίζεται από την σχέση:

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s_i \quad (4.11)$$

Και η τυπική απόκλιση συμβολίζεται με σ (standard deviation) και υπολογίζεται από την σχέση:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (s_i - \mu)^2}{n}} \quad (4.12)$$

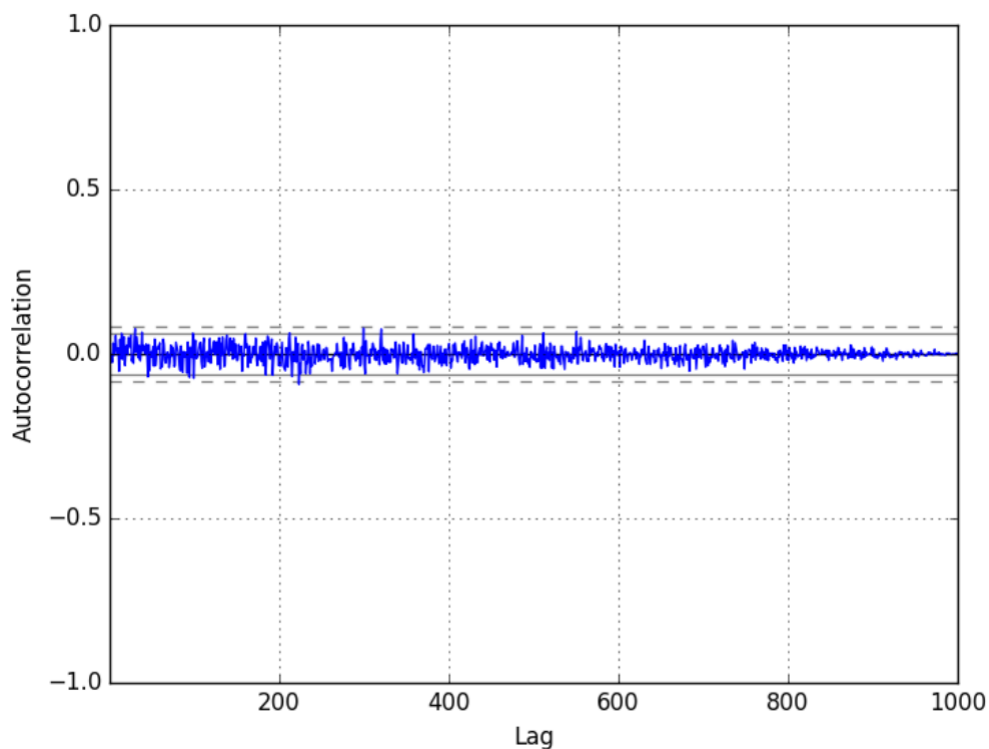
Όπου s_i είναι η τιμή της μεταβλητής που τυποποιείται και n είναι το σύνολο των καταχωρήσεων της μεταβλητής που υπάρχουν στην χρονοσειρά.

Έλεγχος της χρονοσειράς

Ανάλογα την φύση του προβλήματος που καλείται ένας αναλυτής να αντιμετωπίσει, και ανάλογα την ίδια την χρονοσειρά, πραγματοποιούνται έλεγχοι και τροποποιήσεις σχετικά με τα δομικά χαρακτηριστικά της χρονοσειράς. Γενικώς, για να εφαρμοστούν οι μετασχηματισμοί οι οποίοι αναλύονται στις παραπάνω υποενότητες, πρέπει πρώτα να γίνει έλεγχος της χρονοσειράς για να διαπιστωθεί η φύση της.

Λευκός Θόρυβος

Ένας πρώτος σημαντικός όρος, είναι αυτός του λευκού θορύβου (white noise). Όπως έχει προαναφερθεί όλες οι χρονοσειρές που αντιστοιχούν σε δεδομένα του πραγματικού κόσμου, εμπειριέχουν θόρυβο, δηλαδή σφάλμα στις καταχωρήσεις. Εάν αυτός ο θόρυβος δεν παρουσιάζει αυτοσυσχέτιση και παρουσιάζει σταθερή διασπορά, τότε θεωρείται λευκός θόρυβος. Εάν όλη η χρονοσειρά παρουσιάζει τέτοια χαρακτηριστικά τότε θεωρείται εξ ολοκλήρου λευκός θόρυβος και δεν μπορεί να γίνει πρόγνωση. Αντιθέτως, εάν τα σφάλματα που προκύπτουν μετά από μια πρόγνωση, δεν παρουσιάζουν χαρακτηριστικά λευκού θορύβου, τότε το προγνωστικό μοντέλο χρήζει βελτιώσεων. Εάν τα σφάλματα που προκύπτουν μετά την πρόγνωση παρουσιάζουν χαρακτηριστικά λευκού θορύβου, αυτό σημαίνει πως τα σφάλματα προέκυψαν για λόγους που δεν κρύβουν κάποια λογική και δεν είναι δυνατόν να μοντελοποιηθούν. Ο έλεγχος που πραγματοποιείται για να διαπιστωθεί αν μια χρονοσειρά είναι λευκός θόρυβος, είναι η τιμή της τυπικής απόκλισης να είναι 1, η κατανομή να είναι κανονική και να μην παρουσιάζεται αυτοσυσχέτιση, όπως στην εικόνα 27.

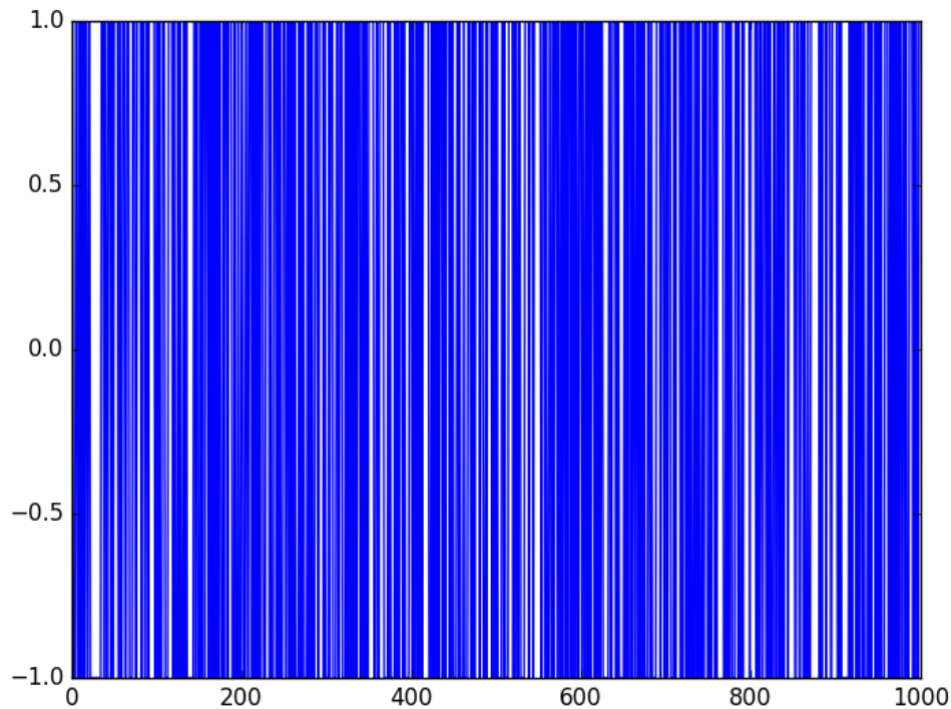


Εικόνα 27. Γραφική παράσταση αυτοσυσχέτισης λευκού θορύβου (Brownlee 2019)

Τυχαίος Βηματισμός

Μια ακόμα σημαντική έννοια που αξίζει της προσοχής και του ελέγχου, είναι αυτή του τυχαίου βηματισμού (random walk). Ως τυχαίος βηματισμός ορίζεται μια χρονοσειρά της οποίας η

κάθε καταγραφή εξαρτάται αποκλειστικά από την τιμή της προηγούμενης καταγραφής. Το πρόβλημα είναι ότι χρονοσειρές οι οποίες παρουσιάζουν στοιχεία τυχαίου βηματισμού, δεν είναι δυνατό να προγνωστούν. Επομένως πριν την πρόγνωση, είναι καλό το να ελεγχθεί μια χρονοσειρά για το αν εμφανίζει τέτοια χαρακτηριστικά. Τα κριτήρια που υποδεικνύουν ότι μια χρονοσειρά παρουσιάζει χαρακτηριστικά τυχαίου βηματισμού είναι ότι η γραφική παράσταση της αυτοσυσχέτισης ξεκινάει με πολύ ψηλές τιμές και μειώνεται γραμμικά, ότι η χρονοσειρά δεν είναι στάσιμη (non-stationary), και η διαφοροποίηση της την κάνει στάσιμη αλλά η διαφοροποιημένη μορφή της δεν προσφέρει καμία χρήσιμη πληροφορία, όπως στην εικόνα 28, και τέλος ότι τα κλασικά μοντέλα πρόγνωσης δεν είναι αποτελεσματικά, και χρειάζεται η εφαρμογή ενός ¹ *naive* μοντέλου πρόγνωσης.



Εικόνα 28. Γραφική παράσταση διαφόρισης πρώτου βαθμού μιας χρονοσειράς με χαρακτηριστικά random walk (Brownlee 2019)

Στασιμότητα

Όπως προαναφέρθηκε, συχνά οι χρονοσειρές παρουσιάζουν διακυμάνσεις τέτοιες, οι οποίες τις χαρακτηρίζουν μη-στάσιμες. Όμως η στασιμότητα σε μια χρονοσειρά είναι σημαντική για την εφαρμογή πολλών μοντέλων. Η απουσία της σε χρονοσειρά στην οποία χρησιμοποιείται μοντέλο το οποίο απαιτεί στασιμότητα, θα οδηγήσει σε ανακριβή αποτελέσματα. Πολλές φορές μόνο από την γραφική απεικόνιση μιας χρονοσειράς, μπορεί κανείς να την χαρακτηρίσει ως στάσιμη ή μη, ωστόσο πολλές φορές αυτό δεν είναι εύκολο. Για αυτόν τον λόγο υπάρχουν κάποιες εξειδικευμένες μέθοδοι οι οποίες ελέγχουν την στασιμότητα μιας σειράς. Οι πιο διαδεδομένες από αυτές είναι ο έλεγχος Dickey – Fuller και το έλεγχος KPSS. Οι έλεγχοι αυτοί προσδιορίζουν την στατιστική πιθανότητα μια χρονοσειρά να είναι στάσιμη.

¹Naive μοντέλο είναι ένας όρος ο οποίος περιγράφει την χρήση απλού μοντέλου πρόγνωσης σε πολύπλοκη χρονοσειρά, επειδή η πολυπλοκότητα της χρονοσειράς δεν αποτυπώνεται εύκολα ακόμα και με ένα καλά σχεδιασμένο μοντέλο πρόγνωσης, ενώ το απλό μοντέλο μπορεί να προσφέρει ακριβέστερα αποτελέσματα

Έλεγχος ADF

Ο επαυξημένος έλεγχος Dickey – Fuller (Augmented Dickey-Fuller test – ADF) είναι μια στατιστική μέθοδος ελέγχου της αρχική υπόθεσης ότι μια χρονοσειρά παρουσιάζει στασιμότητα. Ο έλεγχος υπολογίζει το μέτρο στο οποίο μπορεί κανείς να είναι βέβαιος για το αν η χρονοσειρά είναι στάσιμη, ή αλλιώς, αν το μέτρο αυτό είναι μικρό, τότε να απορρίψει την αρχική υπόθεση και επομένως να θεωρήσει την χρονοσειρά ως μη στάσιμη. Ο έλεγχος αυτός της αρχικής υπόθεσης, στηρίζεται σε ένα μοντέλο αυτό-παλινδρόμησης και ελέγχει την υπόθεση για διαφορετικές χρονικές αποστάσεις ανάμεσα στις μεταβλητές της χρονοσειράς.

- **Μηδενική Υπόθεση (H_0):** Εάν γίνει δεκτή, σημαίνει ότι η χρονοσειρά δεν είναι στάσιμη και έχει χρονική εξάρτηση.
- **Εναλλακτική Υπόθεση (H_1):** Εάν απορριφθεί η μηδενική υπόθεση, σημαίνει ότι η χρονοσειρά παρουσιάζει στασιμότητα και ότι δεν έχει χρονική εξάρτηση.

Η εφαρμογή του ελέγχου παράγει κάποια στοιχεία τα οποία μετά χρησιμοποιούνται για να επαληθευτεί ή να απορριφθεί η αρχική υπόθεση. Αυτά τα στοιχεία είναι οι κρίσιμες τιμές, η τιμή ADF και η τιμή p (p -value). Η πρώτη ανάγνωση είναι το αν η τιμή p είναι μικρότερη ή μεγαλύτερη από 0,05. Επομένως παράγονται τα εξής αποτελέσματα ανάλογα με την τιμή p .

- **Τιμή $p > 0,05$:** Η μηδενική υπόθεση γίνεται αποδεκτή και η χρονοσειρά δεν θεωρείται στάσιμη.
- **Τιμή $p \leq 0,05$:** Η μηδενική υπόθεση απορρίπτεται, και η χρονοσειρά θεωρείται στάσιμη.

Το μοντέλο με το οποίο λειτουργεί ο έλεγχος Dickey – Fuller, στηρίζεται στην παρακάτω μαθηματική σχέση

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \gamma y_{t-1} + \delta_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \delta_{p-1} \Delta y_{t-p+1} + \varepsilon_t \quad (4.13)$$

Όπου το α είναι μια σταθερά, το β είναι ο συντελεστής της τάσης και p είναι ο συντελεστής χρονικού βήματος της αυτοπαλινδρόμησης. Η υπόθεση πως οι συντελεστές α και β είναι μηδέν, οδηγεί στο συμπέρασμα πως η χρονοσειρά είναι τυχαίος βηματισμός. Ο έλεγχος ορίζει πως ο συντελεστής γ είναι 0, ενώ η εναλλακτική υπόθεση πως ο συντελεστής γ είναι μικρότερος του μηδενός. Το ε αντιπροσωπεύει τον θόρυβο στην χρονοσειρά, ενώ το y είναι η τιμή της μεταβλητής και το Δy η διαφορά της τιμής της μεταβλητής με την προηγούμενη τιμή.

Έλεγχος KPSS

Ο έλεγχος Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin (KPSS), είναι επίσης ένας έλεγχος στασιμότητας, ο οποίος όμως, σε αντίθεση με τον έλεγχο Dickey–Fuller, έχει ως εναλλακτική υπόθεση την ύπαρξη μοναδικής ρίζας στην χρονοσειρά, δηλαδή την απουσία στασιμότητας. Επιπλέον, είναι πολύ σημαντικό να τονιστεί το γεγονός πως στην περίπτωση του ελέγχου KPSS, η έλλειψη στασιμότητας δεν είναι απόδειξη ότι η χρονοσειρά είναι στάσιμη, αλλά ότι υπάρχει στασιμότητα δεδομένης μιας ντετερμινιστικής τάσης². Αυτός είναι ένα σημαντικός διαχωρισμός, διότι είναι πιθανό μια χρονοσειρά να μην παρουσιάζει στασιμότητα, και παρόλα αυτά να είναι στάσιμη πάνω σε μια συγκεκριμένη τάση. Ο έλεγχος KPSS είναι ένας συμπληρωματικός έλεγχος ο οποίος πραγματοποιείται παράλληλα με τον έλεγχο ADF, με στόχο την εύρεση της ακριβούς κατάστασης της χρονοσειράς. Ανάλογα με τα αποτελέσματα των ελέγχων προκύπτουν τα εξής συμπεράσματα.

1. Στην περίπτωση που και οι δύο έλεγχοι καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι η χρονοσειρά δεν είναι στάσιμη, τότε η χρονοσειρά δεν είναι στάσιμη.
2. Στην περίπτωση που και οι δύο έλεγχοι καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι η χρονοσειρά είναι στάσιμη, τότε η χρονοσειρά είναι στάσιμη.
3. Στην περίπτωση που ο έλεγχος KPSS ανιχνεύει στασιμότητα, ενώ ο έλεγχος ADF δεν ανιχνεύει στασιμότητα, τότε η χρονοσειρά έχει στάσιμη τάση, και πρέπει να αφαιρεθεί η τάση για να υπάρξει απόλυτη στασιμότητα.
4. Στην περίπτωση που ο έλεγχος ADF ανιχνεύει στασιμότητα, ενώ ο έλεγχος KPSS δεν ανιχνεύει στασιμότητα, τότε η χρονοσειρά είναι διαφορετικά στάσιμη, δηλαδή θα πρέπει να εφαρμοστεί διαφορικός μετασχηματισμός (differencing, βλ. 4.3.2) για να είναι απόλυτα στάσιμη.

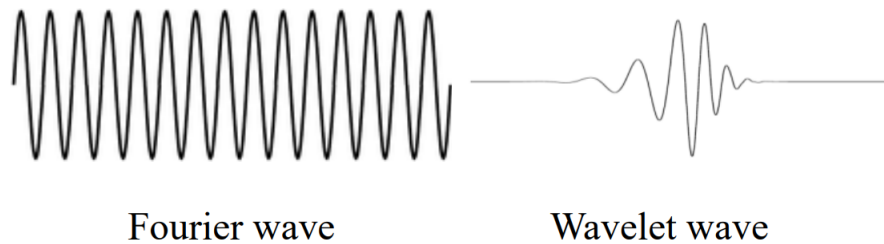
Ανάλυση Κυματιδίων (Wavelet Analysis)

Σε όλες τις προαναφερθείσες τεχνικές, το βασικό δομικό στοιχείο και κοινός παράγοντας του τρόπου λειτουργίας τους, είναι η διάσταση του χρόνου. Ωστόσο υπάρχουν και διαφορετικές προσεγγίσεις στο ζήτημα της ανάλυσης χρονοσειρών, αυτές που εκφράζονται ως συνάρτηση της συχνότητας και όχι του χρόνου. Αυτές οι τεχνικές βρίσκουν εφαρμογή σε περιπτώσεις χρονοσειρών που εμφανίζουν χαρακτηριστικά κυκλικότητας και εποχικότητας. Με τις μεθόδους αυτές είναι εφικτή η προσέγγιση των χρονοσειρών ως υπέρθεση κυματιδίων τα οποία ως σύνθεση δημιουργούν την εικόνα της χρονοσειράς. Με αυτόν τον τρόπο είναι εφικτή η εύρεση των χρήσιμων συνιστωσών της χρονοσειράς ή και η εξάλειψη των ανεπιθύμητων, όπως των θορύβων.

Μία από αυτές τις μεθόδους, η οποία χρησιμοποιείται ευρέως από τις έρευνες της βιβλιογραφίας στο ζήτημα της ανάλυσης του δείκτη ναυλαγοράς BDI, είναι αυτή της ανάλυσης κυματιδίων. Ουσιαστικά η χρονοσειρά αναλύεται σε διαστάσεις (κυματίδια) διαφορετικών συχνοτήτων, όπου η υπέρθεση των αναλυθέντων κυματιδίων, συνθέτει την αρχική χρονοσειρά. Η μέθοδος βασίζεται στους μετασχηματισμούς Fourier. Το πρόβλημα όμως με τον μετασχηματισμό Fourier είναι ότι η διάσταση του χρόνου και η διάσταση της συχνότητας δεν μπορούν να συνυπάρχουν. Επομένως με την χρήση του μετασχηματισμού Fourier, ο χρόνος στον οποίο εξελίσσεται η χρονοσειρά δεν θα μπορεί να οριστεί, και κάθε πρόγνωση δεν θα έχει σαφή χρονικό ορίζοντα. Επίσης η ακρίβεια της ανάλυσης Fourier μειώνεται για εφαρμογές σε χρονοσειρές οι οποίες δεν είναι γραμμικές και στάσιμες. Τα προβλήματα αυτά καλείται να λύσει η ανάλυση κυματιδίων. Η μέθοδος Wavelet transformation αντιμετωπίζει τις συνιστώσες της χρονοσειράς ως κυματίδια πεπερασμένης ενέργειας (δηλαδή μικρής διάρκειας), ενώ ο η ανάλυση Fourier τα αντιμετωπίζει ως κύματα άπειρης

²Εν ολίγη, μια ντετερμινιστική τάση είναι μια τάση που μπορεί να αναπαρασταθεί μια εξίσωση της μορφής $y_t = c(t) + \varepsilon$, και πρακτικά συμβολίζεται με μια απλή ευθεία γραμμή. Αντιθέτως η στοχαστική τάση αναπαρίσταται από μια εξίσωση της μορφής $y_t = c + y_{t-1} + \varepsilon_t$ και ενώ στο σύνολο της έχει ξεκάθαρη κατεύθυνση, μπορεί να εμφανίζει πολλές τοπικές διακυμάνσεις.

ενέργειας, συντιθέμενα από συναρτήσεις ημιτόνων και συνημίτονων. Στην εικόνα 29 φαίνεται ένα κύμα κατά Fourier και ένα κύμα της Wavelet Analysis.



Εικόνα 29. Εικόνα κύματος κατά Fourier και κατά Ανάλυσης Κυματιδίων

Η κεντρική αρχή λειτουργίας του μετασχηματισμού κυματιδίων είναι ότι με την επιλογή κατάλληλης συνάρτησης γίνεται αποσύνθεση της αρχικής χρονοσειράς σε κυματίδια. Το κάθε κυματίδιο συντίθεται από το μητρικό (αρχική συνάρτηση) κυματίδιο και το πατρικό κυματίδιο (συνάρτηση κλιμάκωσης). Επομένως κάθε χρονοσειρά είναι μια σύνθεση από διάφορα τροποποιημένα μητρικά κυματίδια.

Στην ανάλυση κυματιδίων, η διάσταση του χρόνου και η διάσταση της συχνότητας συσχετίζονται αντιστρόφως ανάλογα. Αυτό σημαίνει πως κυματίδιο το οποίο επεκτείνεται σε μεγαλύτερο χρονικό διάστημα, θα παρουσιάζει μικρότερη συχνότητα, και το αντίστροφο. Για αυτόν τον λόγο, για την εξερεύνηση των συμβαλλόμενων κυματιδίων χαμηλών συχνοτήτων που συνθέτουν μια χρονοσειρά, θα πρέπει να εφαρμοστεί μεγαλύτερο χρονικό βήμα στην ανάλυση.

Τεχνικές για Πολυμεταβλητές Αναλύσεις

Όλες οι προηγούμενες μέθοδοι και τεχνικές εφαρμόζονται για την προεπεξεργασία των δεδομένων σε περιπτώσεις μονομεταβλητής ανάλυσης, οι οποίες βέβαια βρίσκουν εφαρμογή και σε πολυμεταβλητές αναλύσεις. Ωστόσο στην περίπτωση των πολυμεταβλητών προβλημάτων, περισσότεροι έλεγχοι πρέπει να γίνουν ως προς τις επιπλέον μεταβλητές. Στόχος των παρακάτω μεθόδων είναι το να διαπιστωθεί το κατά πόσο κάποιες από τις δοθείσες μεταβλητές είναι ικανές στο να ενισχύσουν την προβλεπτική ικανότητα των πολυμεταβλητών μοντέλων που θα αναπτυχθούν για την πρόγνωση χρονοσειρών

Correlation-based Feature Selection (CFS)

Ένα από τα αρχικά προβλήματα που συναντώνται στην διαδικασία της μοντελοποίησης με χρήση εργαλείων μηχανικής μάθησης, είναι η επιλογή των κατάλληλων χαρακτηριστικών με σκοπό την βέλτιστη κατασκευή μοντέλου πρόγνωσης. Τα χαρακτηριστικά που θα επιλεγούν θα πρέπει να εμφανίζουν ισχυρή συσχέτιση με την υπο εξέταση μεταβλητή του κατασκευαζόμενου μοντέλου, ωστόσο δεν πρέπει να εμφανίζεται συσχέτιση μεταξύ τους. Αν αφαιρεθούν από το μοντέλο πρόγνωσης οι μεταβλητές που δεν σχετίζονται τόσο πολύ με την μεταβλητή στην οποία εστιάζει η προγνωστική διαδικασία, η οποία ονομάζεται κλάση, τότε αποδεικνύεται πως παράγεται μοντέλο το οποίο προσφέρει πιο ακριβή αποτελέσματα. Ο αλγόριθμος Correlation-based Feature Selection (CFS) αποτελεί μία τέτοια μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών με την οποία μπορούν να αξιολογηθούν τα χαρακτηριστικά μιας δομής δεδομένων και να επιλεγούν τα πιο σχετικά με την κλάση. Ο CFS είναι ένας απλός αλγόριθμος ο οποίος αξιολογεί τα χαρακτηριστικά που του δίνονται βασιζόμενος στην συσχέτιση που παρουσιάζουν με την εξεταζόμενη μεταβλητή. Ο αλγόριθμος αξιολογεί την συσχέτιση των χαρακτηριστικών μεταξύ τους, και διαλέγει αυτά τα οποία εμφανίζουν σημαντική συσχέτιση με την κλάση και ταυτόχρονα ελάχιστη συσχέτιση μεταξύ τους. Η αποδοχή ενός

χαρακτηριστικού εξαρτάται από τον βαθμό στον οποίο μπορεί να προβλέψει την μεταβλητή. Η βασική σχέση που χαρακτηρίζει τον αλγόριθμο CFS είναι η εξής:

$$M_s = \frac{k\bar{r}_{cf}}{\sqrt{k + k(k-1)\bar{r}_{ff}}} \quad (4.14)$$

Όπου M_s είναι η «αξία» ενός υποσυνόλου S της δομής το οποίο περιέχει k χαρακτηριστικά, \bar{r}_{ff} είναι η μέση τιμή της συσχέτισης που εμφανίζει το χαρακτηριστικό f με την κλάση c του μοντέλου και $f \in s$ και \bar{r}_{cf} είναι η μέση τιμή της συσχέτισης μεταξύ των χαρακτηριστικών του υποσυνόλου. Ο αριθμητής καθορίζει το μέτρο στο οποίο το υποσύνολο των χαρακτηριστικών μπορούν να προβλέψουν την τιμή της κλάσης, και ο παρονομαστής το μέτρο στο οποίο υπάρχει πλεονασμός ανάμεσα στα χαρακτηριστικά του υποσυνόλου. Ο αλγόριθμος CFS αξιολογεί σύμφωνα με τον παραπάνω τύπο τους πιθανούς συνδυασμούς υποσυνόλων των χαρακτηριστικών της δομής δεδομένων και βρίσκει ποιο υποσύνολο έχει την μεγαλύτερη αξία. Επειδή όμως η δοκιμή όλων των πιθανών υποσυνόλων των χαρακτηριστικών μιας δομής δεδομένων, μπορεί να αποδειχτεί ιδιαίτερα χρονοβόρα ανάλογα το μέγεθος της δομής, προτείνονται τρεις πρακτικές για παραγωγή υποσυνόλων. Η μία πρακτική είναι η Forward Selection (επιλογή προς τα εμπρός), στην οποία ο αλγόριθμος ξεκινάει χωρίς κανένα χαρακτηριστικό και σταδιακά προσθέτει χαρακτηριστικά στο υποσύνολο μέχρις ότου η προσθήκη οποιουδήποτε επιπλέον χαρακτηριστικού να μην βελτιώνει την αξιολόγηση συσχέτισης του υποσυνόλου με την κλάση σύμφωνα με το μέτρο της προηγούμενης εξίσωσης. Επόμενη πρακτική είναι η Backwards Selection (επιλογή προς τα πίσω), η οποία ξεκινάει με όλα τα χαρακτηριστικά της δομής και σταδιακά αφαιρεί χαρακτηριστικά από το υποσύνολο μέχρις ότου η αφαίρεση οποιουδήποτε επιπλέον χαρακτηριστικού να μειώνει το μέτρο της αξιολόγησης. Η τελευταία πρακτική ονομάζεται Best First και χωρίζεται σε δύο υποκατηγορίες. Είτε θα ξεκινήσει χρησιμοποιώντας όλα τα χαρακτηριστικά της δομής και θα αφαιρεί ένα χαρακτηριστικό την φορά κινούμενη από την αρχή προς το τέλος της δομής, είτε θα κάνει το αντίθετο, δηλαδή θα ξεκινάει χωρίς κάποιο χαρακτηριστικό και θα προσθέτει ένα χαρακτηριστικό την φορά κινούμενη από την αρχή προς το τέλος της δομής, αξιολογώντας και κάθε βήμα το μέτρο συσχέτισης του υποσυνόλου με την κλάση της δομής και αφαιρώντας ή προσθέτοντας κάθε φορά ανάλογα την περίπτωση, το χαρακτηριστικό που βελτιώνει περισσότερο την αξιολόγηση. Για να αποφευχθεί η τελευταία πρακτική από το να εξετάσει όλους τους πιθανούς συνδυασμούς χαρακτηριστικών, η μέθοδος τερματίζει όταν πέντε υποσύνολα που έχουν αξιολογηθεί δεν έχουν καλύτερο μέτρο συσχέτισης με το μέχρι τότε καλύτερα βαθμολογημένο υποσύνολο.

Έλεγχος αιτιότητας Granger (Granger causality test)

Αξιοποιώντας την παραπάνω μέθοδο, μπορεί να γίνει μια επιλογή μεταβλητών οι οποίες δείχνουν να είναι ικανές να συνεισφέρουν στην προγνωστική ικανότητα ενός πολυμεταβλητού μοντέλου. Ωστόσο η αξιολόγηση της συσχέτισης των μεταβλητών δεν ικανοποιεί απόλυτα τις ανάγκες των δεδομένων. Στην πραγματικότητα μπορεί να βρεθεί συσχέτιση για την οποία δεν μπορεί κάποιος να είναι σίγουρος για το εάν η μεταβολή της εξεταζόμενης μεταβλητής προκάλεσε την μεταβολή της βοηθητικής μεταβλητής, δηλαδή αν η κλάση των δεδομένων είναι το αίτιο ή το αιτιατό στην μεταξύ τους συσχέτιση. Ο έλεγχος αιτιότητας Granger είναι ένας στατιστικός έλεγχος υπόθεσης, ο οποίος βοηθάει στην διαλεύκανση του ερωτήματος αυτού. Ωστόσο επειδή οι απόδειξη της αιτιότητας σε μια συσχέτιση είναι αρκετά περίπλοκο πρόβλημα, το έλεγχος Granger εστιάζει στο να βρει αν έστω και τοπικά, κάποια μεταβολή της τιμής ενός χαρακτηριστικού δείχνει να προηγείται χρονικά της μεταβολής της τιμής της εξεταζόμενης μεταβλητής, και επομένως το εάν το χαρακτηριστικό αυτό βοηθάει στην πρόγνωση. Η υπαιτιότητα κατά τον έλεγχο Granger ορίζεται ως εξής:

1. Το αίτιο προηγείται χρονικά του αιτιατού

2. Το αίτιο περιέχει την αποκλειστική πληροφορία σχετικά με το πως θα επηρεαστούν οι μελλοντικές τιμές του αιτιατού.

Ακολουθώντας τις προηγούμενες υποθέσεις, και θεωρώντας τις χρονοσειρές X και Y , η υπόθεση πως η χρονοσειρά X κατέχει την θέση του αιτίου στην συσχέτιση με την χρονοσειρά Y , ορίζεται ως εξής:

$$\mathbb{P}[Y_{t+1} \in A|I_t] \neq \mathbb{P}[Y_{t+1} \in A|I_{-X(t)}] \quad (4.15)$$

Όπου \mathbb{P} είναι η πιθανότητα, A είναι ένα αυθαίρετο μη κενό σύνολο, I_t δηλώνει την πληροφορία που είναι διαθέσιμη στο σύνολο A κατά το χρονικό βήμα t και $I_{-X(t)}$ δηλώνει την πληροφορία που είναι διαθέσιμη στο σύνολο A , εάν οριστεί πως από το σύνολο A απουσιάζει η χρονοσειρά X , για το ίδιο χρονικό βήμα. Εάν η παραπάνω υπόθεση επαληθευτεί, τότε θεωρείται πως η X είναι αιτία για τις μεταβολές της Y .

Για την παραπάνω υπόθεση, οι χρονοσειρές πρέπει να είναι στάσιμες, και σε αντίθετη περίπτωση χρησιμοποιείται διαφόριση πρώτου βαθμού για να τις καταστήσει στάσιμες. Η μηδενική υπόθεση του ελέγχου είναι πως δεν υπάρχει αιτιότητα και γίνεται αποδεκτή μόνο αν δεν βρεθεί σχέση αιτιότητας για κανένα χρονικό βήμα³ ανάμεσα στις χρονοσειρές μετά την παλινδρόμηση η οποία πραγματοποιείται για να βρεθεί το χρονικό βήμα το οποίο χωρίζει δύο σημεία των χρονοσειρών τα οποία βρίσκεται πως έχουν συσχέτιση. Η αυτό-παλινδρόμηση ορίζεται ως εξής:

$$y_t = a_0 + a_1y_{t-1} + a_2y_{t-2} + \dots + a_my_{t-m} + b_px_{t-p} + \dots + b_qx_{t-q} + e_t \quad (4.16)$$

Όπου x και y είναι τιμές των χρονοσειρών X και Y για το χρονικό βήμα t και e είναι ο όποιος θόρυβος. Σε περιπτώσεις ελέγχου παραπάνω από μια χρονοσειρών, αντί για την παραπάνω παλινδρόμηση, χρησιμοποιείται ένα μοντέλο διανυσματικής αυτό-παλινδρόμησης (Vector Autoregressive Model- VAR).

Ανάλυση Πρώτων Στοιχείων (Principal Component Analysis- PCA)

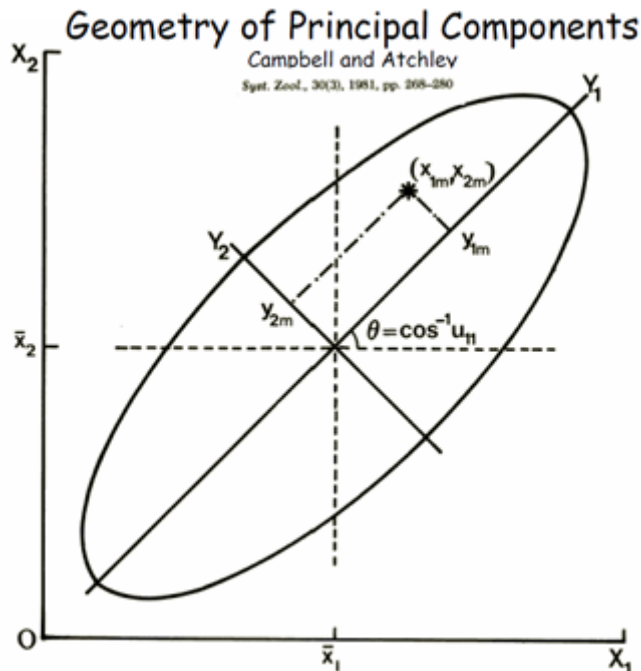
Σε μερικές περιπτώσεις η διαδικασία της ανάλυσης δεδομένων δεν είναι ξεκάθαρη υπόθεση. Σε περιπτώσεις δομών δεδομένων οι οποίες αποτελούνται από πολλά χαρακτηριστικά τα οποία με μια πρώτη ανάγνωση, φαίνεται να περιέχουν ίση αξία πληροφορίας και να σχετίζονται εξίσου μεταξύ τους. Σε τέτοιες περιπτώσεις δεν είναι εύκολο να ξεχωρίσει μία κλάση και να γίνει ανάλυση των χαρακτηριστικών σε σχέση με την κλάση. Για αυτόν τον λόγο είναι κρίσιμη η χρήση του κατάλληλου εργαλείου το οποίο θα μπορέσει να συμπυκνώσει τις πληροφορίες που εμπεριέχονται σε μια δομή δεδομένων, προσπαθώντας να κρατήσει την ισορροπία ανάμεσα στον βαθμό συμπίεσης και στο ποσό της πληροφορίας που χάνεται από την συμπίεση.

Ένα τέτοιο εργαλείο είναι η μέθοδος Principal Component Analysis (PCA). Πρόκειται για έναν αλγόριθμο ο οποίος στοχεύει στην μείωση των διαστάσεων μιας μεγάλης δομής δεδομένων με όσο το δυνατόν μικρότερη απώλεια πληροφορίας γίνεται. Η διαδικασία την οποία ακολουθεί ο αλγόριθμος είναι η μεταμόρφωση ενός αριθμού σχετιζόμενων μεταβλητών σε έναν μικρότερο αριθμό μη σχετιζόμενων μεταβλητών, τα ονομαζόμενα Principal Components (PC). Καταμετρώντας το ειδικό βάρος που έχει κάθε στοιχείο της αρχικής δομής, δηλαδή την ιδιοτιμή του, βρίσκονται στα στοιχεία αυτά με τις μεγαλύτερες ιδιοτιμές και κάθε Principal Component που δημιουργείται, δομείται με φθίνουσα σειρά βάση των ιδιοτιμών που έχουν υπολογιστεί. Έτσι επιτυγχάνεται δημιουργία δομής με λιγότερα στοιχεία (pc's) και μικρή απώλεια πληροφορίας μιας και τα pc's φροντίζουν να αντιπροσωπεύσουν τα στοιχεία με την μεγαλύτερη ιδιοτιμή.

Σε μια προσπάθεια οπτικοποίησης της διαδικασίας, εάν υπάρχουν σε ένα παράδειγμα, σημεία στον δισδιάστατο χώρο, και εφαρμοστεί η μέθοδος PCA, τότε θα βρεθούν τα σημεία εκείνα της

³Με τον όρο «χρονικό βήμα» ορίζεται η μετακίνηση από μια καταχώρηση της χρονοσειράς στην αμέσως επόμενη ή προηγούμενη. Δεν ορίζεται σαφής διαφορά χρόνου καθώς το μέγεθος εξαρτάται από την κλίμακα των δεδομένων. Για παράδειγμα εάν μια χρονοσειρά είναι η ημερήσια μέγιστη θερμοκρασία, τότε χρονικό βήμα είναι η μια ημέρα.

συστάδας τα οποία απέχουν και από τις δύο άκρες την μέγιστη απόσταση από το κέντρο της συστάδας, και θα εφαρμοζόταν πάνω σε αυτά τα σημεία μία ευθεία γραμμή, η οποία θα είναι σαν ένα δεύτερο, τροποποιημένο σύστημα αναφοράς. Η απεικόνιση φαίνεται στην εικόνα 30. Τότε η προβολή όλων των σημείων πάνω στο νέο σύστημα αναφοράς θα ήταν η νέα δομή δεδομένων και ο άξονας που εφαρμόστηκε θα είναι το Principal Component.



Εικόνα 30. Απεικόνιση αρχής λειτουργίας Principal Component Analysis

Η βέλτιστη γραμμή είναι αυτή για την οποία όλα τα σημεία της δομής θα παρουσιάσουν την συνολική ελάχιστη τετραγωνική απόσταση. Συνήθως τα δεδομένα κανονικοποιούνται πριν εφαρμοστεί ο αλγόριθμος. Η μέθοδος PCA είναι η απλούστερη μέθοδος ανάλυσης δομών με πολλά χαρακτηριστικά η οποία βασίζεται στις ιδιοτιμές της δομής.

4.3.3 Μοντελοποίηση και Προγνωστική Ανάλυση

Στην επιστήμη των δεδομένων, η διαδικασία της πρόγνωσης μελλοντικών τιμών ονομάζεται παρέκταση της χρονοσειράς. Πρακτικά αυτό σημαίνει πως βάση διαφόρων μεθόδων, μοντελοποιούνται τα στοιχεία της χρονοσειράς που προκύπτουν από τις παρελθούσες τιμές της μεταβλητής, και βάση αυτών παράγεται κάποια εκτίμηση για την τιμή που θα έχει η χρονοσειρά σε ένα η περισσότερα μελλοντικά βήματα. Οι μέθοδοι που ακολουθούνται χωρίζονται κυρίως σε 2 κατηγορίες, τις στατιστικές και τις υπολογιστικές. Τα τελευταία χρόνια, οι υπολογιστικές μέθοδοι είναι η επικρατέστερη κατηγορία στην ερευνητική κοινότητα, ωστόσο δεν μπορεί να παραλειφθεί η αναφορά σε κάποιες βασικές στατιστικές μεθόδους.

Γραμμική Παλινδρόμηση

Στην στατιστική, η γραμμική παλινδρόμηση είναι ένας απλός τρόπος να μοντελοποιηθεί η σχέση μεταξύ δύο μεταβλητών. Η μία μεταβλητή έχει τον ρόλο της εξαρτημένης μεταβλητής (y) και η άλλη της ανεξάρτητης (x). Στην περίπτωση στην οποία στον μοντέλο υπάρχει μόνο μια ανεξάρτητη μεταβλητή, τότε η μέθοδος ονομάζεται απλή γραμμική παλινδρόμηση (simple linear regression). Στην περίπτωση που υπάρχουν παραπάνω από μία ανεξάρτητες μεταβλητές, τότε η μέθοδος ονομάζεται πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση (multiple linear regression).

Στην γραμμική παλινδρόμηση εξ αρχής γίνεται η υπόθεση ότι οι μεταβλητές x και y έχουν όντως σχέση μεταξύ τους, και προσπαθεί να γίνει πρόβλεψη της τιμής της εξαρτημένης μεταβλητής, από την τιμή της ανεξάρτητης, αφού πρώτα εκτιμηθεί η σχέση που διέπει τις δύο μεταβλητές. Για να εκτιμηθεί η σχέση, τουλάχιστον στο μοντέλο της απλής γραμμικής παλινδρόμησης, κατασκευάζεται η ευθεία παλινδρόμησης:

$$y = \alpha x + \beta + s \quad (4.17)$$

Με s εκφράζεται το σφάλμα, δηλαδή η απόκλιση από την πραγματική τιμή. Οι εκτιμήσεις των τιμών α και β δίνονται από τις σχέσεις

$$\beta = \frac{S_{x,y}}{S_x^2} \quad (4.18)$$

$$\alpha = \bar{y} - \beta \bar{x} \quad (4.19)$$

Όπου οι μεταβλητές \bar{y} , \bar{x} είναι οι μέσες τιμές των μεταβλητών x και y . Οι μεταβλητές υπολογίζονται ως εξής. Σημειώνεται πως n είναι το σύνολο των τιμών που παίρνουν οι μεταβλητές x , y .

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (4.20)$$

$$\bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n} \quad (4.21)$$

$$S_x^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1} \quad (4.22)$$

$$S_y^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{n - 1} \quad (4.23)$$

$$S_{x,y} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n - 1} \quad (4.24)$$

Επίσης υπολογίζεται το τυπικό σφάλμα εκτίμησης s^2 το οποίο παρέχει μια εκτίμηση για την διασπορά σ^2 των τυχαίων σφαλμάτων του μοντέλου, ως εξής:

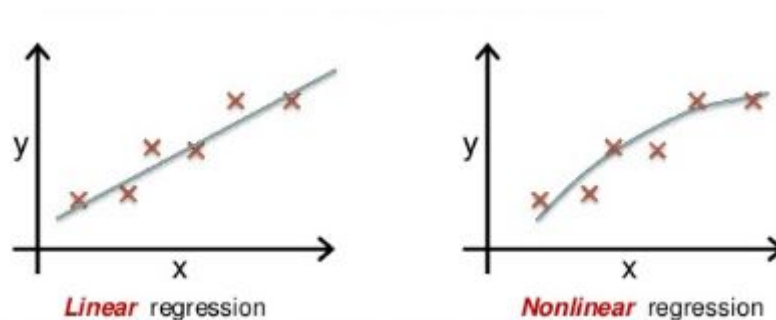
$$s^2 = \frac{n - 1}{n - 2} \left(S_y^2 - \frac{S_{x,y}^2}{S_x^2} \right) \quad (4.25)$$

Υπολογίζοντας τις παραπάνω τιμές ελέγχεται η ορθότητα της υπόθεσης πως οι μεταβλητές x και y παρουσιάζουν μεταξύ τους κάποια γραμμική σχέση και είναι δυνατό να προσεγγιστεί η τιμή του y για μια δεδομένη τιμή του x .

Μη Γραμμική Παλινδρόμηση

Η μέθοδος της μη γραμμικής παλινδρόμησης έχει ως στόχο να μοντελοποιήσει την καμπύλη που περιγράφει καλύτερα δύο μεταβλητές οι οποίες συσχετίζονται μεταξύ τους με μη γραμμικό τρόπο. Μια οπτική αναπαράσταση ενός γραμμικού και ενός μη γραμμικού μοντέλου παρουσιάζονται στην εικόνα 31. Η γραμμή παλινδρόμησης εξαρτάται από την σχέση που διέπει τις μεταβλητές, και μπορεί για παράδειγμα να είναι εκθετική ή λογαριθμική. Παρακάτω παρουσιάζεται η εξίσωση μιας εκθετικής παλινδρόμησης:

$$y = \alpha e^{\beta x} + s \quad (4.26)$$



Εικόνα 31. Παραδείγματα Γραμμικής και Μη Γραμμικής Παλινδρόμησης

Πολλές φορές μπορεί να μην είναι εύκολος ο διαχωρισμός ανάμεσα σε γραμμικό και μη γραμμικό μοντέλο, για αυτόν τον λόγο η ανάλυση συνήθως ξεκινά με την εφαρμογή γραμμικής παλινδρόμησης σαν μια πρώτη εκτίμηση του μοντέλου. Η πολυπλοκότητα της μη γραμμικής παλινδρόμησης είναι σαφώς μεγαλύτερη, και για αυτόν τον λόγο, σε ορισμένες περιπτώσεις μπορεί να προσεγγιστεί η σχέση ενός μη γραμμικού μοντέλου, με γραμμικές μεθόδους, εφαρμόζοντας διάφορες τεχνικές εύρεσης των κατάλληλων παραμέτρων α και β . Παράδειγμα τέτοιας τεχνικής είναι η μέθοδος απότομης καθόδου, η οποία προσεγγίζει τους όρους ακολουθώντας τις τιμές αυτές που παράγουν μειωμένο άθροισμα των τετραγωνικών σφαλμάτων.

Αυτοπαλινδρομικό Μοντέλο Κινητού Μέσου Όρου (Auto-Regressive Integrated Moving Average - ARIMA)

Το μοντέλο αυτό, το οποίο για συντομία θα αποκαλείται με το ακρώνυμο του, δηλαδή ARIMA, είναι ένα στατιστικό μοντέλο ανάλυσης και πρόγνωσης χρονοσειρών, το οποίο δημιουργήθηκε το 1970 από τους George Box και Gwilym Jenkins, και είναι ίσως το πιο διαδεδομένο στατιστικό μοντέλο που χρησιμοποιείται στον κλάδο της ανάλυσης χρονοσειρών. Πρόκειται για την σύνθεση δύο διαφορετικών μοντέλων, αυτών της αυτοπαλινδρόμησης (Auto-Regression – AR) και αυτό του κινητού μέσου (Moving Average – MA) αλλά και της ταυτόχρονης διαφοροποίησης⁴ (Integration) (βλ. 4.3.2), για την επίτευξη στασιμότητας στην χρονοσειρά.

Συνοπτικά, το μοντέλο αυτοπαλινδρόμησης είναι μια στατιστική μέθοδος η οποία θεωρεί πως οι τιμές μιας χρονοσειράς παρουσιάζουν γραμμική συσχέτιση μεταξύ τους και προσπαθεί να ορίσει τον παράγοντα που περιγράφει καλύτερα το βάρος κάθε συσχέτισης ανάλογα το χρονικό βήμα. Η μαθηματική σχέση της αυτοπαλινδρόμησης είναι η εξής:

$$y_t = c + \alpha_1 y_{t-1} + \alpha_2 y_{t-2} + \dots + \alpha_i y_{t-i} + e_t \quad (4.27)$$

Όπου α είναι οι συντελεστές αυτοσυσχέτισης του μοντέλου αυτοπαλινδρόμησης, i είναι το χρονικό βήμα, c είναι μια σταθερά και e το σφάλμα. Έτσι ορίζεται πως η τιμή της παρατήρησης y_t εξαρτάται από την τιμή της προηγούμενης παρατήρησης κατά παράγοντα α_1 , από την τιμή της προ-προηγούμενης παρατήρησης κατά παράγοντα α_2 , κλπ.

Το μοντέλο κινητού μέσου όρου από την άλλη, θεωρεί πως υπάρχει γραμμική σχέση ανάμεσα στις τιμές της μεταβλητής της χρονοσειράς και στα σφάλματα που παρατηρήθηκαν από την χρήση του ίδιου του μοντέλου για την προσέγγιση της τιμής της μεταβλητής σε προηγούμενα χρονικά βήματα. Η αλγεβρική μορφή του μοντέλου είναι η εξής:

$$y_t = c - \beta_1 e_{t-1} - \beta_2 e_{t-2} - \dots - \beta_i e_{t-i} + e_t \quad (4.28)$$

⁴Όταν έχει εφαρμοστεί μετασχηματισμός διαφοροποίησης (Differencing) n φορές για μετατραπεί μια μη στάσιμη χρονοσειρά σε στάσιμη, τότε έχει υποστεί διαφοροποίηση (Integration) n -ιοστού βαθμού.

Όπου β_i οι συντελεστές μερικής αυτοσυσχέτισης του μοντέλου κινητού μέσου όρου για χρονικό βήμα i , e ο θόρυβος και c μια σταθερά.

Από τον συνδυασμό των μοντέλων AR και MA, και με την εισαγωγή παράγοντα διαφοροποίησης, προκύπτει το μοντέλο ARIMA(p,d,q) το οποίο μαθηματικά εκφράζεται από την εξίσωση:

$$(1 - \phi_1 A - \dots - \phi_p A^p)(1 - A)^d(1 - A^m)^n y_t = c + (1 - \theta_1 A - \dots - \theta_q A^q) e_t \quad (4.29)$$

Όπου ο πρώτος όρος του αριστερού μέλους της εξίσωσης αναπαριστά το μοντέλο AR(p), τα επόμενα μέρη αναλαμβάνουν την διαφοροποίηση της χρονοσειράς, και το δεξί μέλος της εξίσωσης αφορά το μοντέλο MA(q). Ο συντελεστής d , του ονόματος ARIMA(p,d,q), είναι η τάξη διαφοροποίησης της χρονοσειράς, όπως αντίστοιχα ο συντελεστής q είναι η τάξη του μοντέλου κινητού μέσου και ο συντελεστής p είναι η τάξη του μοντέλου αυτοπαλινδρόμησης, ή αλλιώς και τάξη υστέρησης. Έτσι προκύπτει ότι η μη διαφοροποίηση της χρονοσειράς, δηλαδή $d=0$, σημαίνει ότι η χρονοσειρά είναι ήδη στάσιμη και πως εάν οριστεί πως y_t είναι η διαφοροποιημένη χρονοσειρά ενώ Y_t η αρχική χρονοσειρά, θα ισχύει ότι:

$$y_t = Y_t \quad (4.30)$$

Ωστόσο επειδή ενδέχεται η στασιμότητα που παρουσιάζεται να μην είναι επαρκής, η σταθερά c εισάγεται για να βοηθήσει στον καλύτερο προσδιορισμό του επιπέδου εφαρμογής του μοντέλου. Η διαφοροποίηση πρώτης τάξης, δηλαδή $d=1$, σημαίνει πως η χρονοσειρά αρχικά παρουσιάζει σταθερή τάση, η οποία έχει εξαλειφθεί μετά την διαφοροποίηση. Ενδέχεται επίσης η διαφοροποιημένη μορφή της χρονοσειράς να μην είναι απολύτως στάσιμη, και για αυτό εισάγεται η ίδια σταθερά c . Η διαφορισμένη χρονοσειρά θα ορίζεται ως:

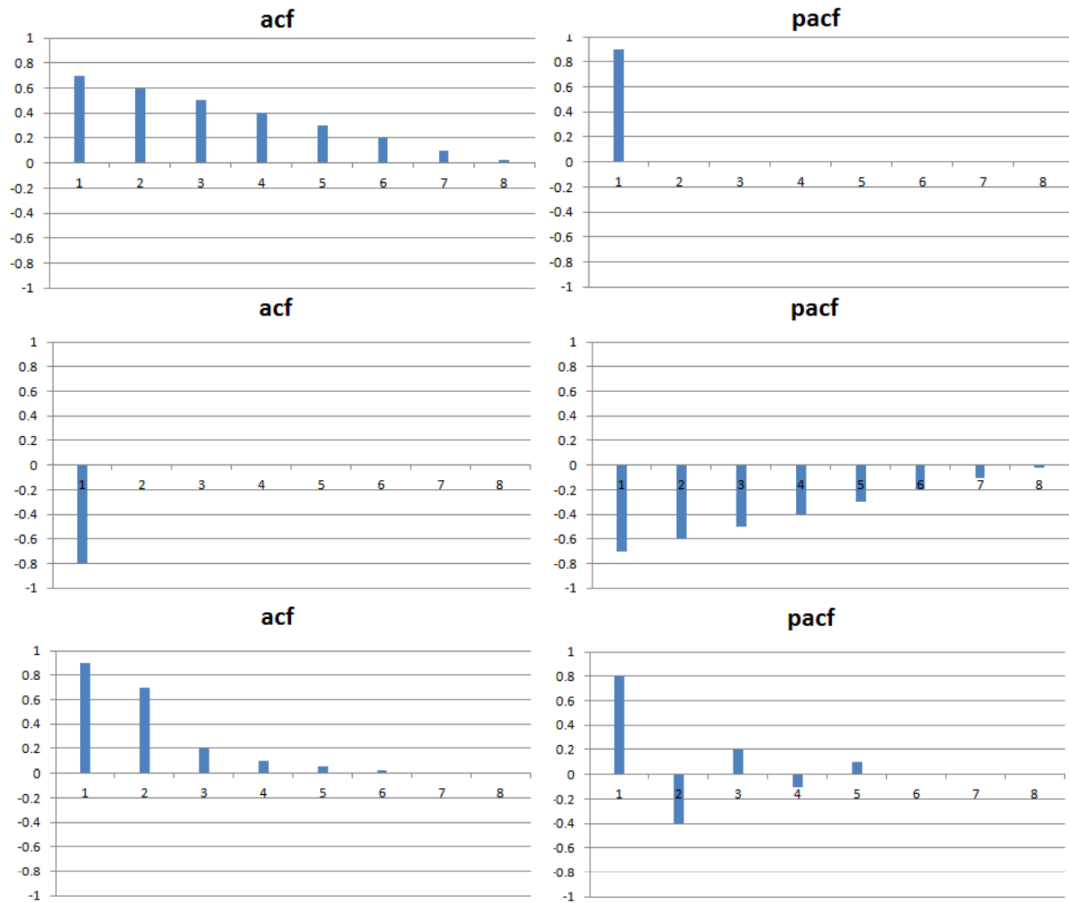
$$y_t = Y_t - Y_{t-1} \quad (4.31)$$

Στην περίπτωση της διαφοροποίησης δεύτερης τάξης, δηλαδή $d=2$, σημαίνει πως χρονοσειρά αρχικά παρουσιάζει μεταβαλλόμενη τάση και η διαφοροποιημένη μορφή της υπολογίζεται ως:

$$y_t = (Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-1} - Y_{t-2}) \quad (4.32)$$

Οι τάξεις των στάσιμων μοντέλων MA(q) και AR(p), μπορούν να βρεθούν από τους συντελεστές αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης. Συγκεκριμένα για ένα στάσιμο μοντέλο AR(p), ο συντελεστής αυτοσυσχέτισης φθίνει στο μηδέν ενώ ο συντελεστής μερικής αυτοσυσχέτισης μηδενίζεται απότομα μετά από p χρονικά βήματα. Αντίστοιχα, για ένα στάσιμο μοντέλο MA(q), η τιμή του συντελεστή αυτοσυσχέτισης μηδενίζεται απότομα μετά από q χρονικά βήματα ενώ η τιμή του συντελεστή μερικής αυτοσυσχέτισης φθίνει σταδιακά ακολουθώντας εκθετική ή ημιτονοειδή διαδρομή. Κατά συνέπεια, για ένα στάσιμο μοντέλο ARIMA(p,q), ο συντελεστής αυτοσυσχέτισης μηδενίζεται μετά από $q-p$ χρονικά βήματα ενώ ο συντελεστής μερικής αυτοσυσχέτισης μηδενίζεται μετά από $p-q$ χρονικά βήματα. Στην εικόνα 32 παρουσιάζονται παραδείγματα για τις παραπάνω περιπτώσεις.

Για να επιτευχθεί πρόγνωση με το μοντέλο ARIMA, πρέπει να είναι γνωστές όλες οι προηγούμενες τιμές της χρονοσειράς ή και τα αντίστοιχα σφάλματα για κάθε χρονικό βήμα. Αυτό είναι απλό όταν η πρόγνωση γίνεται για ένα χρονικό βήμα μετά από τις υπάρχουσες τιμές της χρονοσειράς. Ωστόσο για περισσότερα χρονικά βήματα, το μοντέλο περιπλέκεται καθώς αν προσπαθεί να κάνει πρόγνωση για την y_{t+3} , τότε θα πρέπει να γνωρίζει τις τιμές y_{t+1} και y_{t+2} , οι οποίες όμως είναι άγνωστες. Για αυτόν τον λόγο το μοντέλο χρησιμοποιεί τις προβλεπόμενες τιμές y_{t+1} πρώτα και στην συνέχεια y_{t+2} , θεωρώντας πως έχουν μηδενικό σφάλμα, για να υπολογίσει την τιμή y_{t+3} . Με αυτόν τον τρόπο το μοντέλο ARIMA, εκφυλίζεται σε μοντέλο AR όταν παράγει προγνώσεις για μακροχρόνιες τιμές της χρονοσειράς, και έτσι η χρήση του μοντέλου συνίσταται μόνο για βραχυχρόνιες προγνώσεις.



Εικόνα 32. Γραφήματα αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης για τις περιπτώσεις AR(1), MA(1) και ARIMA(1,1) αντίστοιχα

Μοντέλο Αυτοπαλίνδρομου Διανύσματος (Vector Autoregressive Model - VAR)

Το μοντέλο αυτοπαλίνδρομου διανύσματος είναι ένα στατιστικό μοντέλο το οποίο είναι ικανό να ενθυλακώσει την συσχέτιση που παρουσιάζουν διάφορες μεταβλητές μεταξύ τους, και την αλλαγή που παρουσιάζουν με την πάροδο του χρόνου. Το VAR αναπτύχθηκε σαν γενίκευση του μοντέλου αυτοπαλινδρόμησης έτσι ώστε να μοντελοποιεί και να προβλέπει πολυμεταβλητές χρονοσειρές. Είναι πολύ διαδεδομένο στατιστικό μοντέλο για πολυμεταβλητές αναλύσεις στις οικονομικές και τις φυσικές επιστήμες, καθώς είναι από τις πρώτες τεχνικές που κατάφεραν να μοντελοποιήσουν αξιόπιστα τα χαρακτηριστικά των πιο πολύπλοκων πολυμεταβλητών προβλημάτων, κάτι που τα ευρέως διαδεδομένα μοντέλα simultaneous equations που χρησιμοποιούνταν πριν την ανάπτυξη του VAR, απέτυχαν να καταφέρουν. Όπως και την περίπτωση του μοντέλου αυτοπαλινδρόμησης, η κάθε μεταβλητή περιγράφεται από μια εξίσωση συναρτήσεως του χρόνου. Η εξίσωση αυτή περιέχει τις παρελθούσες τιμές της μεταβλητής, τις παρελθούσες τιμές των άλλων μεταβλητών της χρονοσειράς και κάποιο σφάλμα. Το μοντέλο VAR θεωρεί ότι η κάθε μεταβλητή επηρεάζεται από τις παρελθούσες τιμές της ίδιας μεταβλητής αλλά και των υπολοίπων τιμών του συστήματος, και για αυτό τις θεωρεί ενδογενείς παράγοντες. Η αλγεβρική μορφή του τρόπου λειτουργίας του μοντέλου, για σύστημα με 2 στάσιμες μεταβλητές x και y είναι η εξής:

$$y_t = a_{1,0} - a_{1,2}x_t + b_{1,1}y_{t-1} + b_{1,2}x_{t-1} + e_{y,t} \quad (4.33)$$

$$x_t = a_{2,0} - a_{2,1}y_t + b_{2,1}y_{t-1} + b_{2,2}x_{t-1} + e_{x,t} \quad (4.34)$$

Οι εξισώσεις 4.33 και 4.34, συνθέτουν ένα πρώτης τάξης αυτοπαλίνδρομο διάνυσμα. Τα $a_{1,2}$ και $a_{2,1}$ εκφράζουν τον βαθμό στον οποίο η ψ επιδρά στην χ και η επιδρά στην ψ για το χρονικό βήμα t , και αν είναι διάφορα του μηδενός, σημαίνει ότι η μια μεταβλητή συσχετίζεται με την άλλη, ενώ τα e εκφράζουν τον θόρυβο. Αφού υπάρχει αλληλεπίδραση, γίνεται χρήση μητρών για να παραστεί το σύστημα στην μορφή:

$$\begin{bmatrix} 1 & a_{1,2} \\ a_{2,1} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_t \\ x_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{1,0} \\ a_{2,0} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{1,1} & b_{1,2} \\ b_{2,1} & b_{2,2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ x_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{y,t} \\ e_{x,t} \end{bmatrix} \quad (4.35)$$

Η τελευταία εξίσωση αποτελεί την δομική μορφή του μοντέλου VAR, τροποποιήσεις του οποίου χρησιμοποιούνται για πρόγνωση χρονοσειρών η ακρίβεια των οποίων μετρείται με τους ίδιους τρόπους που γίνεται εκτίμηση της ακρίβειας μονομεταβλητών μοντέλων πρόγνωσης.

Συνδυασμός μοντέλων

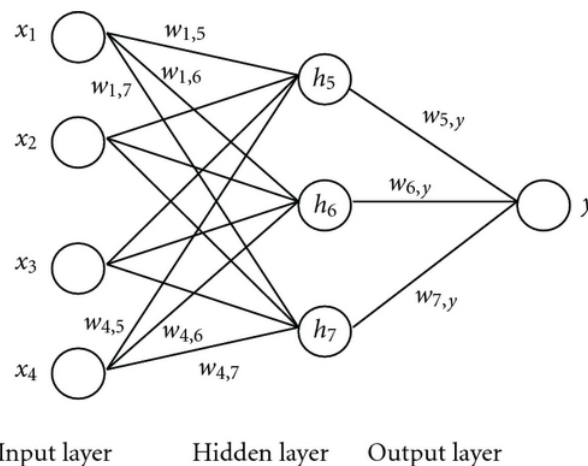
Σε μερικές περιπτώσεις, ορισμένες έρευνες της βιβλιογραφίας, προσπαθώντας εξετάσουν τρόπους για να βελτιώσουν την ακρίβεια των αποτελεσμάτων τους, πραγματοποιούν συνδυασμό των αποτελεσμάτων διαφόρων μοντέλων που έχουν αναπτύξει κατά την ερευνητική διαδικασία. Η λογική πίσω από αυτόν τον συνδυασμό, είναι ότι διαφορετικού είδους μοντέλα μπορούν να παράγουν προβλέψεις βάση διαφορετικών χαρακτηριστικών των χρονοσειρών. Για παράδειγμα κάποιο νευρωνικό δίκτυο μπορεί να παραβλέψει καλύτερα τον θόρυβο που εμπεριέχει η χρονοσειρά όμως κάποιο μοντέλο παλινδρόμησης πιθανόν να μπορεί να αποτυπώσει καλύτερα τις την αυτοσυσχέτιση μεταξύ των τιμών. Επομένως στην θεωρία ο συνδυασμός των μοντέλων μπορεί να προσφέρει αποτελέσματα τα οποία θα αποτελούνται από μέρη τα οποία χαρακτηρίζουν διαφορετικές ιδιότητες της χρονοσειράς. Παρότι υπάρχουν διάφορες τεχνικές συνδυασμού μοντέλων, άλλες πιο περίπλοκες και άλλες πιο απλές, η πλειοψηφία των ερευνών της βιβλιογραφίας καταλήγει πως η μεγαλύτερη ακρίβεια βρέθηκε με χρήση του απλού μέσου όρου των μοντέλων, δηλαδή μέσω της παρακάτω σχέσης:

$$\bar{y}_t = \frac{\sum_{i=1}^N y_{i,t}}{N} \quad (4.36)$$

Όπου N είναι ο αριθμός των μοντέλων που συνδυάζονται, \bar{y}_t η τιμή που παράγεται από τον συνδυασμό των μοντέλων και $y_{i,t}$ η τιμή του i -οστού μοντέλου για χρονικό βήμα t .

4.4 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks -ANN's)

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, ή απλώς νευρωνικά δίκτυα (Neural Networks -NN's), είναι υπολογιστικά συστήματα τα οποία μιμούνται τον τρόπο λειτουργίας ενός βιολογικού εγκεφάλου. Οι εμπνευστές τις ιδέας μοντελοποίησης τεχνητών νευρωνικών δικτύων ήταν οι Warren McCulloch και Walter Pitts το 1943. Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούνται από συλλογές συνδεδεμένων μεταξύ τους μονάδων, οι οποίες ονομάζονται κόμβοι (nodes), ενώ οι μεταξύ τους σύνδεσμοι ονομάζονται ακμές (edges), προσομοιάζοντας έτσι την δομή των βιολογικών νευρώνων του εγκεφάλου. Η αρχή λειτουργίας του κάθε κόμβου είναι ότι λαμβάνει πολλαπλά «σήματα» με την μορφή πραγματικών αριθμών από τους κόμβους με τους οποίους είναι συνδεδεμένος, και μέσω επεξεργασίας των σημάτων βάση μιας μη γραμμικής συνάρτησης, παράγει ένα αποτέλεσμα το οποίο στέλνει στον επόμενο κόμβο με τον οποίο συνδέεται. Η κάθε ακμή συνήθως χαρακτηρίζεται από έναν συντελεστή βάρους (weight) ο οποίος προσαρμόζεται κατά της διαδικασία τα εκπαίδευσης του αλγορίθμου. Η λειτουργία που έχει ο συντελεστής του βάρους είναι να ρυθμίζει την ένταση του σήματος που λαμβάνει και αποστέλλει κάθε κόμβος, δηλαδή να ορίζει το πόσο σημαντική είναι κάθε συνάρτηση για την λειτουργία του επόμενου κόμβου. Οι νευρώνες/κόμβοι ενός τυπικού νευρωνικού δικτύου, συνήθως οργανώνονται σε τρεις διαφορετικές στρώσεις, αυτή της εισόδου, από την οποία εισάγονται τα δεδομένα που αναλύονται, αυτή της εξόδου, από την οποία παράγονται τα αποτελέσματα των μετασχηματισμών, και της ενδιάμεσης στρώσεις, στην οποία πραγματοποιούνται όλοι οι μετασχηματισμοί στα δεδομένα. Στην εικόνα 33 παρουσιάζεται η δομή ενός απλού νευρωνικού δικτύου.



Εικόνα 33. Δομή τυπικού Νευρωνικού Δικτύου

4.4.1 Τρόπος Λειτουργίας

Η λειτουργία των νευρωνικών δικτύων στηρίζεται στην εκπαίδευση τους μέσω της επεξεργασίας των υπάρχοντων δεδομένων. Χρησιμοποιούν τα δεδομένα τα οποία είναι ήδη γνωστά για να σχηματίσουν με στατιστικές μεθόδους αυτούς τους συντελεστές βάρους αναμεσά στους κόμβους οι οποίοι θα δώσουν στο τέλος αποτέλεσμα με ελάχιστη απόκλιση από το ήδη γνωστό αποτέλεσμα. Συγκρίνοντας λοιπόν τα αποτελέσματα που παράγονται για δεδομένους συντελεστές βάρους, με τα πραγματικά αποτελέσματα, σε κάθε επανάληψη της διαδικασίας τροποποιούνται κατάλληλα οι συντελεστές μέχρι να βρεθεί ο συνδυασμός αυτός που θα μεγιστοποιεί την ακρίβεια. Ο τρόπος με τον οποίο αναπροσαρμόζονται οι συντελεστές βάρους ονομάζεται κανόνας εκμάθησης και για την λειτουργία του λαμβάνεται υπ' όψη το λάθος κάθε παραγόμενου αποτελέσματος. Με αυτόν τον τρόπο τα νευρωνικά δίκτυα μιμούνται την σύναψη των νευρώνων στον εγκέφαλο. Όμως η

εξέλιξη στον χώρο δεν έχει περιοριστεί εκεί, καθώς όλο και πιο καινοτόμα σχέδια νευρωνικών δικτύων, ξεφεύγουν από την συνηθισμένη δομή που μιμείται τον βιολογικό εγκέφαλο. Τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται ευρέως σε όλο και περισσότερους τομείς της έρευνας αλλά και στην καθημερινότητα, με εφαρμογές όπως αναγνώριση κειμένου, μηχανική όραση, αναγνώριση φωνής, μοντελοποίηση και πολλά άλλα. Τα τελευταία χρόνια, με την εκθετική άνοδο στον όγκο των δεδομένων και με την ολοένα αυξανόμενη πολυπλοκότητα των συστημάτων που μελετώνται, αναπτύχθηκαν αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης (deep learning), οι οποίοι εν ολίγοις είναι νευρωνικά δίκτυα που περιέχουν πολλές ενδιάμεσες στρώσεις νευρώνων.

Σε επίπεδο νευρώνων, κάθε κόμβος μπορεί να έχει πολλές συνδέσεις από τις οποίες να λαμβάνει διαφορετικά σήματα, όμως έχει μόνο ένα σήμα εξόδου το οποίο μπορεί να στέλνει οποιoδήποτε άλλο κόμβο με τον οποίο είναι συνδεδεμένος. Το σήμα αυτό που παράγεται από τον κάθε κόμβο υπολογίζεται ως το άθροισμα όλων των σημάτων εισόδου του κόμβου, σταθμισμένων από το συντελεστή βάρους της κάθε ακμής. Για μερικά μοντέλα, στο άθροισμα αυτό προστίθεται ένας συντελεστής μεροληψίας, ή αλλιώς bias, το οποίο ορίζεται ανάλογα τις ανάγκες του μοντέλου. Το σήμα που εκπέμπει κάθε κόμβος έχει την μορφή:

$$y = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n + bias \quad (4.37)$$

Αυτό το σταθμισμένο άθροισμα, όταν φτάνει στον κόμβο, μετατρέπεται σε σήμα εξόδου μέσω της συνάρτησης ενεργοποίησης (activation function). Οι πιο συνηθισμένες συναρτήσεις ενεργοποίησης είναι οι εξής:

- Δυαδική Συνάρτηση Βήματος
Ή αλλιώς Binary Step Function, η οποία είναι και η πιο απλή συνάρτηση ενεργοποίησης. Χρησιμοποιείται σε λίγες περιπτώσεις καθώς δεν μπορεί να στηρίζει πολυμεταβλητά μοντέλα. Η μαθηματική τους έκφραση είναι η εξής:

$$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < 0 \\ 1 & \text{if } x \geq 0 \end{cases} \quad (4.38)$$

- Γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης
Ή αλλιώς Linear Activation Function. Πρόκειται επίσης για μια πολύ απλή συνάρτηση ενεργοποίησης η οποία βρίσκει ελάχιστες εφαρμογές καθώς δεν είναι ικανή να αναγνωρίσει πιο σύνθετα χαρακτηριστικά στα δεδομένα. Η μαθηματική της έκφραση είναι η εξής:

$$f(x) = ax \quad (4.39)$$

- Σιγμοειδής συνάρτηση
Ή αλλιώς sigmoid activation function. Η σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η πιο διαδεδομένη συνάρτηση. Μετατρέπει όλες τις τιμές εισόδου σε 0 ή σε 1 μέσω της παρακάτω εξίσωσης:

$$f(x) = \frac{1}{e^{-x}} \quad (4.40)$$

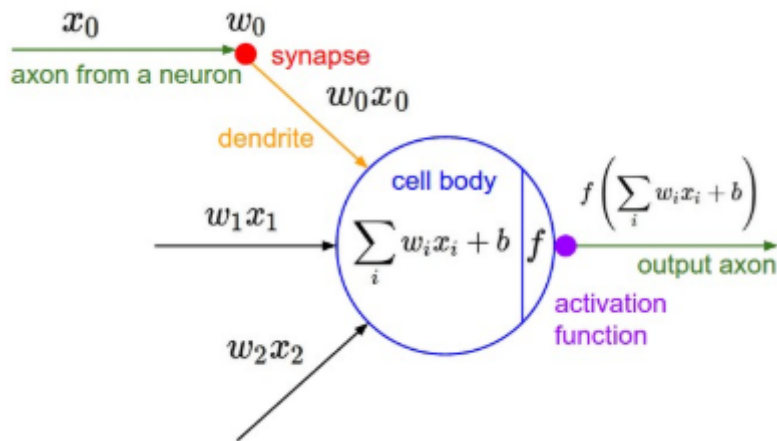
Η συνάρτηση είναι συνεχώς διαφορίσιμη, ενώ όλες οι παραγόμενες τιμές εξόδου από τον κόμβο είναι ομόσημες.

- Συνάρτηση ενεργοποίησης υπερβολικής εφαπτομένης
Ή αλλιώς Tanh activation function. Έχει παρόμοιο τρόπο λειτουργίας με την σιγμοειδή, ενώ τα αποτελέσματα που παράγει παίρνουν τιμές από -1 έως 1. Το συγκριτικό της πλεονέκτημα είναι ότι τα αποτελέσματα που παράγει δεν είναι όλα ομόσημα.

- Γραμμική μονάδα ανορθωτή (Rectified linear unit)
Πρόκειται για μια συνάρτηση ενεργοποίησης η οποία έχει το πλεονέκτημα πως δεν ενεργοποιεί όλους τους κόμβους την ίδια στιγμή. Ο κάθε κόμβος απενεργοποιείται μόνο αν το αποτέλεσμα του μετασχηματισμού του πάρει την τιμή 0. Η μαθηματική σχέση που την διέπει είναι η εξής:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (4.41)$$

Στην εικόνα 34 παρουσιάζεται απεικόνιση της δομής με την οποία λειτουργεί ένας κόμβος και την διαδικασία μετάδοσης της πληροφορίας μέσω της συλλογής των εισεχόμενων σημάτων και της μετατροπής τους μέσω της συνάρτησης ενεργοποίησης. Επίσης σε μερικά μοντέλα υπάρχει και η έννοια του κατωφλίου (threshold) το οποίο ορίζει πότε ένα σήμα θα περάσει από τον έναν κόμβο στον επόμενο, ενώ αν δεν ικανοποιηθεί το όριο του κατωφλίου, δεν περνάει κανένα σήμα. Η μετάδοση του σήματος μπορεί να γίνει με διαφορετικούς τρόπους, με φορά από την στρώση εισόδου προς την στρώση εξόδου (forward propagation) ή με φορά από την στρώση εξόδου προς την στρώση εισόδου (back-propagation), όπου η χρήση της κάθε μεθόδου εκπαίδευσης των δικτύων, εξαρτάται από τις ανάγκες και τις ικανότητες τους.



Εικόνα 34. Δομή και λειτουργία τυπικού Κόμβου/ Νευρώνα

4.4.2 Εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων

Τα νευρωνικά δίκτυα πήραν το όνομα τους από τον τρόπο που δομούνται, δηλαδή νευρώνες που σταθμίζουν την μεταξύ τους ένωση, και μιμούνται τον τρόπο λειτουργίας του βιολογικού εγκεφάλου. Ο τρόπος με τον οποίο γίνεται αυτή η στάθμιση των ενώσεων μεταξύ νευρώνων, όπως και σε έναν βιολογικό εγκέφαλο, είναι η εκπαίδευση του δικτύου. Η εκπαίδευση δεν είναι τίποτε άλλο από την προσαρμογή των συντελεστών βάρους του δικτύου, και των κατωφλίων όπου υπάρχουν, βάση παραδειγμάτων των οποίων το αποτέλεσμα είναι γνωστό. Από την σύγκριση των προβλεπόμενων και των πραγματικών αποτελεσμάτων, βρίσκεται το σφάλμα της πρόβλεψης, και μέσω του σφάλματος, επαναπροσδιορίζονται οι συντελεστές βάρους (weights) έτσι ώστε να βελτιωθεί η ικανότητα του νευρωνικού δικτύου στην επίλυση του συγκεκριμένου προβλήματος. Η εκπαίδευση έχει ολοκληρωθεί όταν η προσθήκη νέων δεδομένων στο νευρωνικό δίκτυο δεν μειώνει εκ νέου το παραγόμενο σφάλμα. Το σφάλμα τις περισσότερες φορές δεν εκμηδενίζεται, ωστόσο πρέπει να είναι σε χαμηλά επίπεδα, αλλιώς η δομή του νευρωνικού δικτύου δεν είναι ικανή να προσαρμοστεί στις ανάγκες του προβλήματος που καλείται να λύσει και θα πρέπει να σχεδιαστεί εκ νέου η δομή του. Όλη αυτή την διαδικασία με την μέτρηση των παραγόμενων σφαλμάτων την διαχειρίζεται η συνάρτηση κόστους (cost function), η οποία αξιολογεί τα αποτελέσματα σε κάθε κύκλο

εκπαίδευσης. Η συνάρτηση κόστους παράγει αριθμητικό αποτέλεσμα για να είναι συγκρίσιμο με τα δεδομένα, ενώ επειδή πρόκειται για τρόπο αξιολόγησης του συνόλου του δικτύου, υπολογίζεται συναρτήσει των βαρών, των biases, των τιμών εισόδου και των τιμών εξόδου των σημάτων από το νευρωνικό δίκτυο.

Τυπικά η διαδικασία της εκπαίδευσης είναι αυτή κατά την οποία δίνονται δεδομένα στο νευρωνικό δίκτυο το οποίο εκπαιδεύεται από αυτά. Αν για παράδειγμα στόχος είναι η όραση υπολογιστή, και το δίκτυο πρέπει να μάθει να αναγνωρίζει αυτοκίνητα, τότε θα του δοθούν πολλές εικόνες με αυτοκίνητα στις οποίες θα ορίζεται ρητά ότι τι δείχνει η κάθε εικόνα. Αν όμως στόχος είναι η πρόγνωση χρονοσειρών, τότε θα του δοθούν οι τιμές της μεταβλητής της χρονοσειράς. Στην συνέχεια γίνεται έλεγχος της ακρίβειας που έχει αποκτήσει το μοντέλο από την διαδικασία της εκπαίδευσης. Δίνονται στην μια περίπτωση εικόνες και στην άλλη ημερομηνίες και προσπαθεί το δίκτυο να εκτιμήσει αν βλέπει κάποιο αυτοκίνητο ή να προγνώσει την τιμή της μεταβλητής. Στην διαδικασία του ελέγχου το αποτέλεσμα σε κάθε περίπτωση είναι γνωστό, και βάση του γνωστού και του εκτιμώμενου αποτελέσματος, αξιολογείται η ακρίβεια του δικτύου. Συνήθως στην αρχή της διαδικασίας ο αναλυτής έχει έναν αρχικό όγκο δεδομένων, τον οποίο χωρίζει σε σετ εκπαίδευσης και σετ ελέγχου (training set / testing set).

Πριν την εκπαίδευση ορίζονται και οι υπερπαραμέτροι (hyperparameters) του δικτύου, οι οποίοι είναι σταθερές που αφορούν την δομή και τον τρόπο εκμάθησης του. Μερικές υπερπαραμέτροι είναι ο αριθμός των ενδιάμεσων (κρυφών) στρώσεων (hidden layers), ή το μέγεθος της παρτίδας (batch size), το οποίο είναι ο αριθμός των καταχωρίσεων από το αρχικό σετ δεδομένων που θα δοθούν στο δίκτυο προς εκπαίδευση σε κάθε επανάληψη της εκπαιδευτικής διαδικασίας και ο ρυθμός εκμάθησης (Learning Rate). Ο ρυθμός εκμάθησης είναι ο ρυθμός με τον οποίο το νευρωνικό δίκτυο θα πραγματοποιεί διορθώσεις στα βάρη του. Δηλαδή ένας μεγάλος ρυθμός εκμάθησης μπορεί να ορίσει πως το νευρωνικό δίκτυο θα προβαίνει σε αναπροσαρμογή των συντελεστών βάρους ανά πολλές εκπαιδευτικές επαναλήψεις, με αποτέλεσμα η διαδικασία της εκπαίδευσης να είναι σύντομη όμως το αποτέλεσμα να μην είναι τόσο ακριβές καθώς η αναπροσαρμογή θα γίνεται σποραδικά. Υπάρχει ωστόσο και η επιλογή του προσαρμοζόμενου ρυθμού εκμάθησης, ο οποίος μεταβάλλεται ανάλογα τις ανάγκες του δικτύου. Υπάρχουν τρεις κύριοι τρόποι εκμάθησης, η επιβλεπόμενη μάθηση (Supervised Learning), η μη επιβλεπόμενη μάθηση (Unsupervised Learning), και η ενισχυμένη μάθηση (Reinforcement Learning). Συμπληρώνεται πως υπάρχουν και άλλες τεχνικές μάθησης, όπως η αυτό-μάθηση και η νευρο-εξέλιξη, ωστόσο είναι πιο σπάνιες και εξειδικευμένες τεχνικές και δεν θα αναπτυχθούν στην παρούσα εργασία.

Επιβλεπόμενη Μάθηση (Supervised Learning)

Κατά την διάρκεια της επιβλεπόμενης μάθησης, τα δεδομένα χωρίζονται σε 2 σκέλη, τα εισαγόμενα στο νευρωνικό δίκτυο και τα αντίστοιχα επιθυμητά αποτελέσματα τους. Στόχος είναι να εκτιμηθεί το επιθυμητό αποτέλεσμα για κάθε καταγραφή που εισάγεται στο δίκτυο. Η συνάρτηση κόστους που συνήθως χρησιμοποιείται, είναι αυτή η οποία προσπαθεί να διαμορφώσει τα βάρη με γνώμονα την ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος ανάμεσα στην προβλεπόμενη και την πραγματική τιμή. Η μέθοδος της επιβλεπόμενης εκμάθησης χρησιμοποιείται κυρίως σε προβλήματα κατηγοριοποίησης, παλινδρόμησης και αναγνώρισης εικόνας.

Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning)

Στην περίπτωση της μη επιβλεπόμενης μάθησης, δεν είναι γνωστό το επιθυμητό αποτέλεσμα. Επομένως το δίκτυο εκπαιδεύεται δοθέντων των δεδομένων εισόδου, της συνάρτησης κόστους και της συνάρτησης που σχετίζει τα δεδομένα εισόδου με τα δεδομένα εξόδου. Η μη επιβλεπόμενη μάθηση είναι μια μέθοδος ικανή να αναγνωρίσει κρυφά μοτίβα στα δεδομένα, και να εντοπίσει ομοιότητες και διαφορές ανάμεσα στα δεδομένα. Χρησιμοποιείται κυρίως σε προβλήματα συστα-

δοποίησης δεδομένων, συμπίεσης ή φιλτραρίσματος σημάτων, εύρεσης κατανομών και ταξινόμησης σε κατηγορίες.

Ενισχυμένη Μάθηση (Reinforcement Learning)

Στην περίπτωση της ενισχυμένης μάθησης, η εκμάθηση είναι μια διαρκώς βελτιούμενη διαδικασία. Σαν νοοτροπία μάθησης είναι κοντά στην επιβλεπόμενη μάθηση, όμως η βασική διαφορά τους είναι πως στην περίπτωση της ενισχυμένης μάθησης, δεν υπάρχει καθολικά σωστό αποτέλεσμα το οποίο θα πρέπει να βρει το δίκτυο. Αντίθετα στην ενισχυμένη μάθηση, ο στόχος είναι η βελτίωση του αλγορίθμου, ή η μείωση της συνάρτησης κόστους, σε ένα περιβάλλον που ζήτημα είναι η επιλογή της βέλτιστης στρατηγικής ή της καλύτερης διαδρομής. Εφαρμογές της μεθόδου της ενισχυμένης μάθησης είναι περιπτώσεις όπως ηλεκτρονικά παιχνίδια, αυτόνομη οδήγηση οχημάτων, ιατρική, και άλλα.

4.4.3 Κατηγορίες Νευρωνικών Δικτύων

Όπως είναι αντιληπτό, τα νευρωνικά δίκτυα είναι ένα πολύ χρήσιμο εργαλείο το οποίο η επιστήμη των υπολογιστών μελετά και εξελίσσει εδώ και αρκετά χρόνια, από την στιγμή που ξεκίνησε. Λογικό και επακόλουθο λοιπόν το να υπάρχουν αρκετές κατηγορίες νευρωνικών δικτύων, κάθε μία εξυπηρετώντας συγκεκριμένους τύπους προβλημάτων, με τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματά της. Στα πλαίσια της γνωριμίας με τον χώρο των νευρωνικών δικτύων, παρακάτω θα παρουσιαστούν κάποιες βασικές και δημοφιλείς κατηγορίες νευρωνικών δικτύων, καθώς η κεντρική αρχή λειτουργίας τους.

Multilayer Perceptron- MLP

Τα νευρωνικά δίκτυα Perceptrons κατασκευάστηκαν σχετικά νωρίς στην ιστορία της επιστήμης των υπολογιστών και ξεκίνησαν ως απλοί γραμμικοί δυαδικοί ταξινομητές, δηλαδή δεδομένων κάποιων χαρακτηριστικών μπορούν να τα κατηγοριοποιούν ως προς μια διπλότυπη κλάση. Ένα δίκτυο perceptron ταξινομεί τα δεδομένα εισόδου διαχωρίζοντας τις δύο κατηγορίες κλάσης με μία γραμμή. Τα δεδομένα εισόδου είναι χαρακτηριστικά τα οποία αναπαρίστανται με ένα διάνυσμα x , που πολλαπλασιάζεται με το «βάρος» του w και του προστίθενται μια σταθερά b . Έτσι ένα χαρακτηριστικό παίρνει την μορφή:

$$y = wx + b \quad (4.42)$$

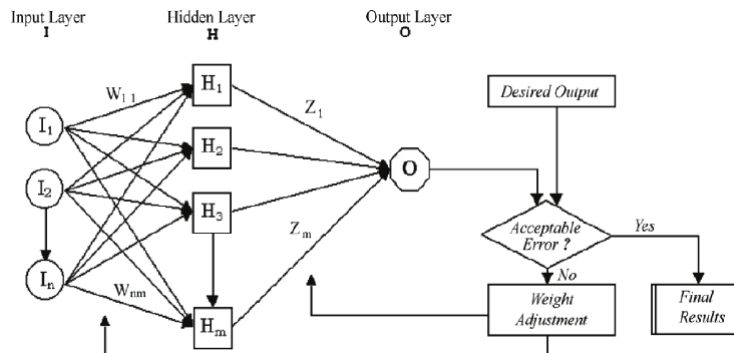
Το νευρωνικό δίκτυο παράγει ένα αποτέλεσμα βασιζόμενο στα χαρακτηριστικά της δομής δεδομένων ως δεδομένα εισόδου, δημιουργώντας ένα γραμμικό συνδυασμό βασιζόμενο στην προηγούμενη εξίσωση του κάθε χαρακτηριστικού. Η εξίσωση σύμφωνα με την οποία λειτουργεί το δίκτυο είναι η εξής:

$$y = \varphi \left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b \right) = \varphi (w^T x + b) \quad (4.43)$$

Όπου w αναπαριστά το διάνυσμα των βαρών, x το διάνυσμα των δεδομένων εισόδου, b την σταθερά και φ την μη γραμμική εξίσωση ενεργοποίησης.

Τα νευρωνικά δίκτυα Multilayer Perceptrons είναι εξέλιξη του μοντέλου που αναλύθηκε παραπάνω, τα οποία έχουν την ικανότητα να δημιουργούν μια ιεραρχία για τα χαρακτηριστικά των δεδομένων εισόδου και μπορούν να ταξινομήσουν μια κλάση με μη γραμμικό τρόπο, λειτουργώντας περίπου σαν μια πύλη XOR. Πρόκειται για ένα από τα πρώτα νευρωνικά δίκτυα deep learning και συντίθεται από πολλές δομές perceptrons, συντεταγμένα σε στρώματα εισόδου που λαμβάνουν τα δεδομένα εισόδου, σε στρώματα εξόδου, που λαμβάνει την απόφαση σχετικά με την πρόβλεψη της κλάσης, και τα ενδιάμεσα στρώματα, τα οποία διαφέρουν ανάλογα με το μοντέλο και ονομάζονται κρυφά στρώματα (hidden layers) τα οποία είναι η κύρια υπολογιστική δομή του δικτύου.

Οι MLP συνήθως δομούνται με τεχνικές επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης, καθώς λαμβάνοντας μια δομή δεδομένων, την χωρίζουν σε ομάδα εκπαίδευσης και ομάδα ελέγχου. Με την ομάδα εκπαίδευσης να χωρίζεται επιπλέον σε δεδομένα εισόδου και εξόδου, το δίκτυο λειτουργεί μαθαίνοντας την συσχέτιση μεταξύ των δεδομένων εισόδου και εξόδου. Η εκπαίδευση έχει να κάνει με τον προσδιορισμό των «βαρών» και των σταθερών για κάθε χαρακτηριστικό, με σκοπό να ελαχιστοποιηθεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα. Συνηθέστερες συναρτήσεις ενεργοποίησης των MLP είναι η tanh και η σιγμοειδής. Συνήθως τα MLP χρησιμοποιούνται σε προβλήματα πρόβλεψης και κατηγοριοποίησης. Η εικόνα 35 δείχνει την αρχιτεκτονική ενός MLP.

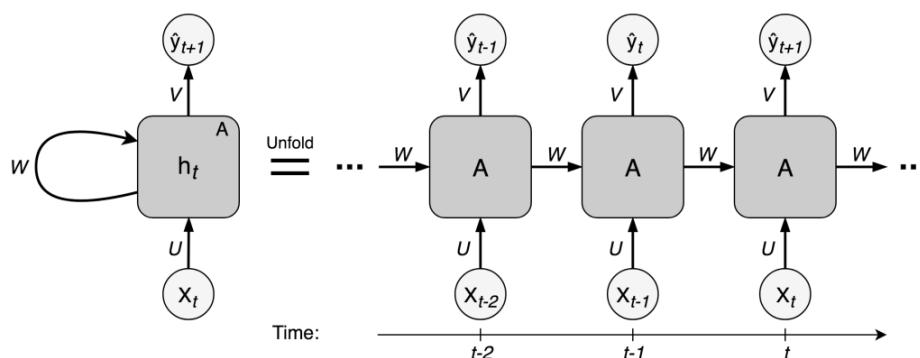


Εικόνα 35. Αρχιτεκτονική νευρωνικού δικτύου MLP (Khalafi και Mirvakili 2011)

Ο MLP εντάσσεται στην κατηγορία των εμπροστοτροφοδοτούμενων νευρωνικών δικτύων (Feedforward Neural Networks-FNN). Το χαρακτηριστικό των δικτύων αυτής της κατηγορίας είναι ότι η διάδοση των σημάτων στην κρυφή στρώση γίνεται από την στρώση εισόδου προς την στρώση εξόδου, δηλαδή δεν υπάρχουν βρόχοι που να ανατροφοδοτούν μέρος του σήματος στον ίδιο κόμβο, όπως στην κατηγορία που περιγράφεται παρακάτω.

Ανατροφοδοτούμενα Νευρωνικά Δίκτυα (Recurrent Neural Networks – RNN's)

Τα ανατροφοδοτούμενα νευρωνικά δίκτυα RNN, τα οποία είναι επίσης γνωστά ως Δίκτυα Elman, εισήχθησαν πρώτη φορά το 1990 από τον Elman. Τα δίκτυα αυτά ξεκίνησαν σαν μια επέκταση των κλασικών τεχνητών νευρωνικών δικτύων, με μία επέκταση, αυτή της παροδικής συμπεριφοράς. Η παροδική συμπεριφορά μοντελοποιείται, σαν μια εσωτερική κατάσταση ή μνήμη, σε κάθε χρονικό βήμα της διαδικασίας εκμάθησης. Η μνήμη αυτή δημιουργείται μέσω ενός βρόχου σε κάθε κόμβο του δικτύου, ο οποίος διατηρεί και μεταφέρει δεδομένα εντός του ίδιου του κόμβου, από το ένα χρονικό βήμα στο επόμενο. Η διαδικασία αυτή σκιαγραφείται στην εικόνα 36.

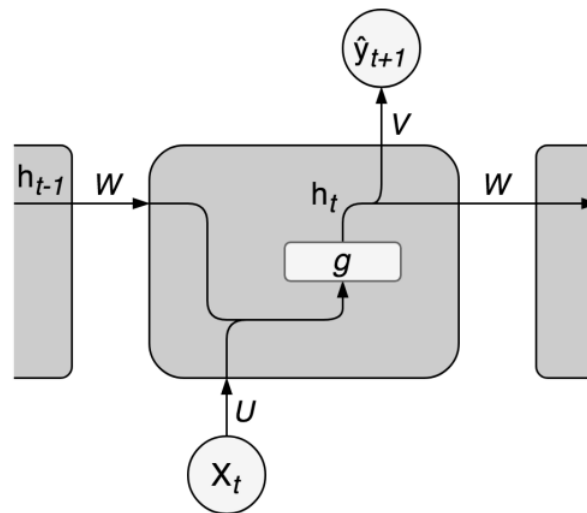


Εικόνα 36. Αρχιτεκτονική των κόμβων νευρωνικού δικτύου RNN (Næss 2018)

Στα δίκτυα RNN, για να παραχθούν προβλέψεις σχετικά με την τιμή y_t χρησιμοποιούνται οι τιμές y_{t-1} και οι αντίστοιχες συναρτήσεις ενεργοποίησης. Στην ορολογία των ανατροφοδοτούμενων νευρωνικών δικτύων, η κρυφή στρώση ονομάζεται κελί (Cell) και οι υπολογισμοί που πραγματοποιεί συνδυάζοντας παρελθοντικές και παρούσες τιμές ονομάζονται κρυφή κατάσταση (Hidden State). Όπως φαίνεται και στην εικόνα 36, με x_t αναπαρίσταται το διάνυσμα το οποίο εκφράζει τις ανεξάρτητες μεταβλητές μιας πολυμεταβλητής ανάλυσης. Αυτό το διάνυσμα έχει την μορφή $X_t = (x_{1,t}, x_{2,t}, \dots, x_{p,t})$, όπου t είναι το χρονικό βήμα και p είναι ο αριθμός των ανεξάρτητων μεταβλητών. Στα κλασικά νευρωνικά δίκτυα, οι τιμές x_t χρησιμοποιούνται για να γίνει πρόβλεψη του y_t , αλλά και για την πρόβλεψη του y_{t+1} , γίνεται επίσης χρήση των ίδιων τιμών x_t σε συνδυασμό με τις τιμές των συντελεστών βάρους όπως αυτές έχουν διαμορφωθεί στο χρονικό βήμα t . Στα ανατροφοδοτούμενα νευρωνικά δίκτυα όμως, οι συναρτήσεις ενεργοποίησης της κρυφής στρώσης για το χρονικό βήμα $t-1$ χρησιμοποιούνται μαζί με τις υπόλοιπες πληροφορίες για να προβλεφθεί η τιμή y_{t+1} . Αν οριστεί σαν h_t η συνάρτηση ενεργοποίησης, τότε για τα ανατροφοδοτούμενα δίκτυα, η αλγεβρική της μορφή είναι η εξής:

$$h_t = g(UX_t + Wh_{t-1}) \quad (4.44)$$

Όπου g είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης, U είναι οι συντελεστές βάρους και W είναι οι ανατροφοδοτούμενοι συντελεστές βάρους. Στην εικόνα 37 σχεδιάζεται ο τρόπος λειτουργίας του κόμβου όπως περιγράφεται από την εξίσωση 4.44.



Εικόνα 37. Εσωτερικό ενός κόμβου νευρωνικού δικτύου RNN (Næss 2018)

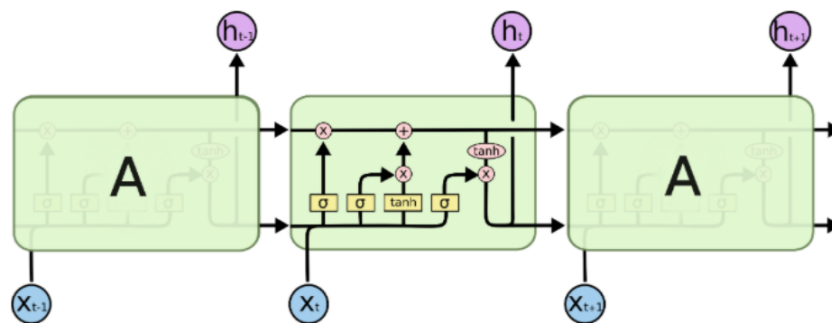
Σε αυτό το σημείο αξίζει να γίνει αναφορά στην λειτουργία της οπισθοδιάδοσης, ή αλλιώς backpropagation. Η διαδικασία αυτή, όπως έχει ήδη αναφερθεί, περιγράφει την διάδοση σημάτων από την στρώση εξόδου στην στρώση εισόδου του δικτύου. Πραγματοποιείται με αυτόν τον τρόπο εκπαίδευση του δικτύου μέσω του επαναπροσδιορισμού των συντελεστών βάρους, αλλά στην περίπτωση του backpropagation, με το γνωστό σφάλμα στην στρώση εξόδου, προσπαθεί να υπολογίσει τα σφάλματα στην διαδρομή προς την στρώση εισόδου. Ωστόσο στην περίπτωση του ανατροφοδοτούμενου νευρωνικού δικτύου, οι ανατροφοδοτούμενοι συντελεστές βάρους είναι κοινói για όλα τα επίπεδα. Επομένως για να λειτουργήσει σωστά η backpropagation εκμάθηση, χρησιμοποιείται μια εναλλαγή της, που ονομάζεται backpropagation through time, η οποία αθροίζει τους ανατροφοδοτούμενους συντελεστές βάρους κάθε χρονικού βήματος, λειτουργία που δεν συμβαίνει στο συμβατικό backpropagation.

Ωστόσο η δομή ενός ανατροφοδοτούμενου νευρωνικού δικτύου, παρά την εφαρμογή της backpropagation through time μεθόδου, φέρνει προβλήματα κατά τον υπολογισμό των κλίσεων

των διανυσμάτων των βαρών. Συγκεκριμένα είναι πιθανό να εμφανιστούν τα προβλήματα της έκρηξης της κλίσης (exploding gradient) και της εξαφάνισης της κλίσης (vanishing gradient). Στην περίπτωση της εξαφάνισης της κλίσης, η κλίση της συνάρτησης κόστους μειώνεται συνεχώς στην backpropagation διαδικασία, και αυτός είναι ο λόγος για τον οποίο οι νευρώνες της πρώτης κρυφής στρώσης εκπαιδεύονται πολύ πιο αργά σε σχέση με τους νευρώνες της τελευταίας κρυφής στρώσης. Το πρόβλημα της εξαφάνισης της κλίσης μπορεί να παρουσιαστεί και σε κλασικά ANN's τα οποία έχουν πολλές κρυφές στρώσεις, λόγω των πολλών συντελεστών βάρους. Την επίλυση του προβλήματος της εξαφάνισης της κλίσης δίνει το νευρωνικό δίκτυο LSTM, το οποίο αναλύεται παρακάτω, μέσω της εισαγωγής της έννοιας της πύλης.

Νευρωνικό Δίκτυο Μακράς Βραχυπρόθεσμης Μνήμης (Long Short Term Memory- LSTM)

Τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων LSTM εισήχθησαν πρώτη φορά το 1997 από τους Hochreiter και Schmidhuber, με σκοπό να υπερκεράσουν τις ελλείψεις που παρουσίαζαν τα RNN μοντέλα όσο αφορά την εξαφάνιση της κλίσης (vanishing gradient) και την μακροπρόθεσμη εξάρτηση⁵. Θεωρητικά τα μοντέλα RNN ήταν σε θέση να χειριστούν τέτοιου είδους εξαρτήσεις, μέσω του κατάλληλου προσδιορισμού των αντίστοιχων συντελεστών βάρους. Ωστόσο στην πράξη δεν παρατηρείται κάτι τέτοιο δεν ισχύει, καθώς τα περισσότερα RNN μοντέλα δυσκολευόντουσαν στο να χειριστούν μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις που εκτείνονταν για αρκετά χρονικά βήματα. Το πρόβλημα αυτό αντιμετωπίστηκε από τα δίκτυα LSTM τα οποία εισήγαγαν μια ένωση η οποία αλυσιδωτά ενώνεται με όλη την δομή του νευρωνικού δικτύου χωρίς να επηρεάζει ιδιαίτερα τους μετασχηματισμούς που πραγματοποιούνται σε κάθε κόμβο, πάρα μόνο κάποιες γραμμικές αλληλεπιδράσεις όπου αυτές χρειάζονται. Αυτή η αλυσιδωτή ένωση ονομάστηκε κατάσταση κελιού (Cell state). Τα μοντέλα LSTM διαθέτουν επιπλέον από την τυπική δομή ενός δικτύου, μονάδες μνήμης (Memory block) οι οποίες αποτελούνται από στοιχεία μνήμης (Memory cell), τα οποία βρίσκονται στην κρυφή στρώση του νευρωνικού δικτύου. Τα στοιχεία μνήμης, για να διαχειριστούν όλα τα νέα στοιχεία, δεν διαθέτουν μόνο μία συνάρτηση ενεργοποίησης, αλλά τέσσερις διαφορετικές στρώσεις με σιγμοειδείς συναρτήσεις και συναρτήσεις υπερβολής εφαπτομένης. Κάθε στρώση εκτός από την συνάρτηση ενεργοποίησης διαθέτει και πολλαπλασιαστικές ή προσθετικές διασυνδέσεις. Η αρχιτεκτονική ενός LSTM νευρωνικού δικτύου φαίνεται στην εικόνα 38.



Εικόνα 38. Αρχιτεκτονική νευρωνικού δικτύου LSTM (<https://medium.com>)

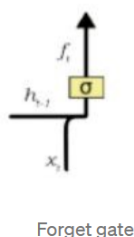
Τα στοιχεία μνήμης είναι υπεύθυνα για την διατήρηση πληροφοριών σχετικά με την εξάρτηση που τυχόν υπάρχει μεταξύ των δεδομένων που εισέρχονται στο νευρωνικό δίκτυο. Ο κάθε συνδυασμός συναρτήσεων ενεργοποίησης με μία προσθετική ή πολλαπλασιαστική διασύνδεση ονομάζεται πύλη μνήμης. Στην εικόνα 38, με το “+” συμβολίζονται οι προσθετικές διασυνδέσεις

⁵Μακροπρόθεσμη εξάρτηση (Long-term dependency), είναι ένα φαινόμενο το οποίο παρουσιάζεται σε προβλήματα πρόγνωσης, όχι μόνο χρονοσειρών. Ουσιαστικά υπάρχει μακροχρόνια εξάρτηση όταν η τιμή της μεταβλητής στο τρέχον χρονικό βήμα εξαρτάται από κάποια άλλη τιμή, της ίδιας ή μιας άλλης μεταβλητής, αρκετά χρονικά βήματα νωρίτερα.

και με το “x” οι πολλαπλασιαστικές. Υπάρχουν τριών ειδών πύλες σε ένα στοιχείο μνήμης του δικτύου LSTM και παρουσιάζονται στην εικόνα 38 με την σειρά από τα αριστερά στα δεξιά. Η πύλη εισόδου (Input gate), η πύλη εξόδου (Output gate) και η πύλη λήθης (Forget gate).

- Πύλη Λήθης (Forget Gate)

Πληροφορίες από προηγούμενα στοιχεία μνήμης της Cell State, μεταδίδονται στα επόμενα. Καθώς δεν είναι όλες οι πληροφορίες χρήσιμες, οι πύλες λήθης είναι υπεύθυνες για την αφαίρεση των περισευόμενων πληροφοριών. Η αφαίρεση αυτής ή κάποιας πιο ασήμαντης πληροφορίας γίνεται από την πολλαπλασιαστική διασύνδεση. Αυτή η λειτουργία είναι σημαντική για να βελτιώνει την απόδοση του δικτύου LSTM. Με άλλα λόγια η πύλη λήθης είναι υπεύθυνη για την διαχείριση του όγκου της πληροφορίας που διακινείται ανάμεσα στα μπλοκ μνήμης. Στην εικόνα 39 παρουσιάζεται η δομή μιας πύλης λήθης.

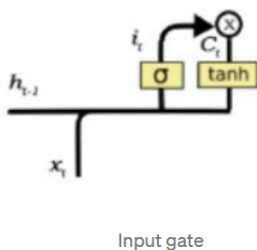


Εικόνα 39. Δομή πύλης λήθης (<https://medium.com>)

Η πύλη, όπως φαίνεται, έχει 2 ροές εισόδου, όπου η ροή x_t είναι η είσοδος της πληροφορίας του εκάστοτε χρονικού βήματος, ενώ h_{t-1} είναι η πληροφορία που λαμβάνεται από το προηγούμενο μπλοκ μνήμης. Μετά από την εφαρμογή σιγμοειδούς συνάρτησης ενεργοποίησης, η πολλαπλασιαστική διασύνδεση πολλαπλασιάζει την πληροφορία με τον πίνακα συναρτήσεων βάρους και προστίθεται το bias.

- Πύλη Εισόδου (Input Gate)

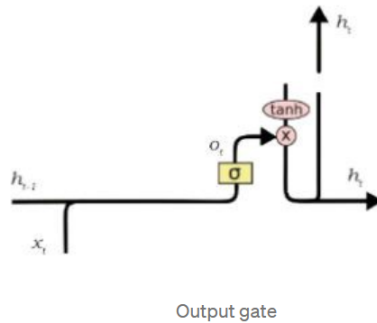
Η πύλη εισόδου αναλαμβάνει την διαδικασία προσθήκης νέας πληροφορίας στο μπλοκ μνήμης. Οι πληροφορίες από τις ροές x_t και h_{t-1} επεξεργάζονται από την σιγμοειδή συνάρτηση ενεργοποίησης και από την συνάρτηση ενεργοποίησης υπερβολικής εφαιτομένης και τα αποτελέσματα ενώνονται στον πολλαπλασιαστικό σύνδεσμο. Έτσι δημιουργείται ένα διάνυσμα που περιέχει όλες τις πληροφορίες που παρήχθησαν, το οποίο με τον προσθετικό σύνδεσμο, εισέρχεται στην ροή προς το επόμενο μπλοκ μνήμης. Η πύλη εισόδου είναι υπεύθυνη για την προσθήκη μόνο χρήσιμης πληροφορίας στην ροή των μπλοκ. Στην εικόνα 40 φαίνεται η δομή ενός μπλοκ εισόδου.



Εικόνα 40. Δομή πύλης εισόδου (<https://medium.com>)

- Πύλη Εξόδου (Output Gate)

Στην πληροφορία που παράγεται από την πύλη εισόδου, εφαρμόζεται συνάρτηση ενεργοποίησης υπερβολικής εφαπτομένης. Οι πληροφορίες από την προστιθέμενη ροή των x_t και h_{t-1} περνάει από την σιγμοειδή συνάρτηση ενεργοποίησης, ρυθμίζοντας έτσι την πληροφορία που είναι χρήσιμη για να περάσει στο επόμενο μπλοκ μνήμης. Τέλος, και οι δύο ροές περνάνε από έναν πολλαπλασιαστικό σύνδεσμο, ο οποίος παράγει και την τελική μορφή της ροής πληροφορίας που θα βγει από το συγκεκριμένο μπλοκ. Η δομή της πύλης εξόδου φαίνεται στην εικόνα 41.



Εικόνα 41. Δομή πύλης εξόδου (<https://medium.com>)

Τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων LSTM είναι πολύ ισχυρά σε εφαρμογές πρόγνωσης, όμως για να παράξουν τα καλύτερα δυνατά αποτελέσματα, πρέπει να επιλεγθούν προσεκτικά οι υπερπαραμέτροι του δικτύου. Για αυτό συστήνεται η χρήση αλγορίθμων βελτιστοποίησης, οι οποίοι θα αναλυθούν στο υποκεφάλαιο 4.4.5. Οι εξισώσεις με τις οποίες λειτουργεί ένα νευρωνικό δίκτυο LSTM είναι οι εξής:

$$f_t = k_z (W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f) \quad (4.45)$$

$$i_t = k_z (W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i) \quad (4.46)$$

$$o_t = k_z (W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o) \quad (4.47)$$

$$c_t = f_t \times c_{t-1} + i_t \times k_c (W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c) \quad (4.48)$$

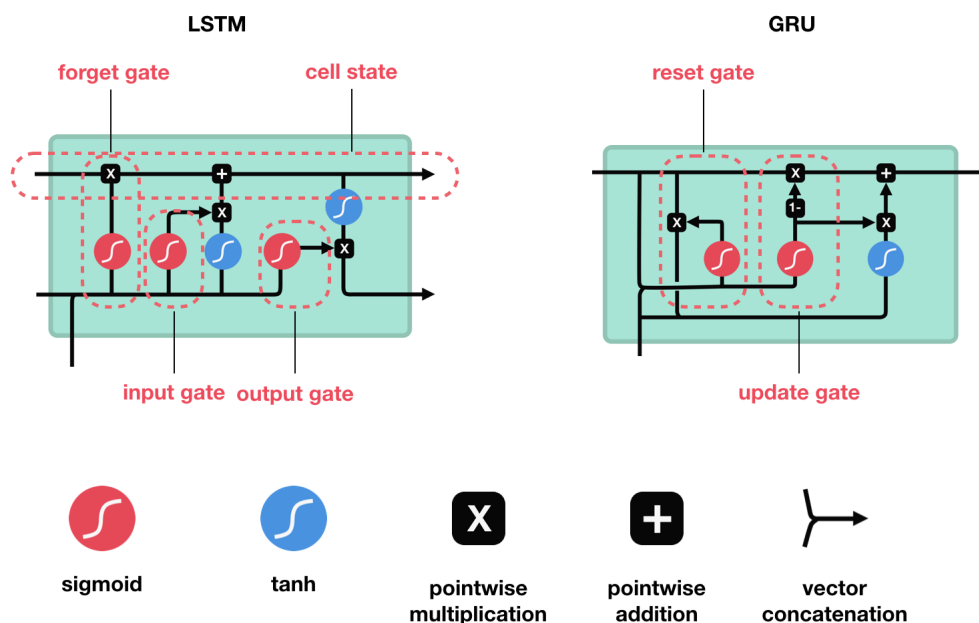
$$h_t = o_t \times k_h (C_t) \quad (4.49)$$

Τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων LSTM είναι πολύ ισχυρά σε εφαρμογές πρόγνωσης, όμως για να παράξουν τα καλύτερα δυνατά αποτελέσματα, πρέπει να επιλεγθούν προσεκτικά οι υπερπαραμέτροι του δικτύου. Για αυτό συστήνεται η χρήση αλγορίθμων βέλτιστης παραμετροποίησης, οι οποίοι θα αναλυθούν παρακάτω. Επίσης πρέπει να σημειωθεί πως οι αλγόριθμοι RNN όπως και οι LSTM είναι αρκετά χρονοβόροι λόγω των πολλαπλών συντελεστών βάρους, και επομένως χρήζουν προσεκτικής διαλογής ανεξάρτητων μεταβλητών σε προβλήματα πολυμεταβλητής ανάλυσης. Οι περιπτώσεις στις οποίες το επιθυμητό αποτέλεσμα είναι η πρόγνωση της τιμής της χρονοσειράς, αλλά στο δίκτυο έχουν εισαχθεί και άλλες ανεξάρτητες μεταβλητές για τις οποίες δεν χρειάζεται να γίνει πρόγνωση, ονομάζονται many-to-one RNN's.

Ανατροφοδοτούμενες μονάδες με πύλη (Gated Recurrent Units- GRU's)

Τα νευρωνικά δίκτυα ανατροφοδοτούμενων μονάδων με πύλη, ή αλλιώς GRU, είναι τύπος νευρωνικών δικτύων το οποίο εισήχθη το 2014 από τους Cho et al. 2014, και πρόκειται για μετεξέλιξη των RNN Νευρωνικών δικτύων. Τα GRU's παρουσιάζουν πολλές ομοιότητες με τα δίκτυα LSTM, ωστόσο ως νεότερη εξέλιξη των δικτύων, προσφέρουν βελτιωμένες επιδόσεις με πιο απλή

αρχιτεκτονική. Κεντρικές διαφορές είναι ότι στα GRU's δεν υπάρχει ξεχωριστό cell state, αλλά μόνο μια κρυφή δομή h_t , και επομένως η διαδικασία εκπαίδευσης του δικτύου δεν είναι τόσο χρονοβόρα. Η κρυφή δομή αυτή είναι υπεύθυνη για την διατήρηση των πληροφοριών σχετικά με τις βραχυπρόθεσμες αλλά και τις μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις που παρουσιάζουν τα δεδομένα μεταξύ των χρονικών βημάτων. Η δομή ενός κόμβου του νευρωνικού δικτύου GRU είναι σε γενικές γραμμές παρόμοια με αυτή του LSTM, λαμβάνοντας 2 ροές οι οποίες εισέρχονται στον κόμβο, αυτή του h_{t-1} και αυτή του x_t . Ωστόσο σε αντίθεση με την αρχιτεκτονική του μπλοκ ενός LSTM δικτύου, τα οποία αποτελούνται από τρεις πύλες μνήμης, οι κόμβοι των GRU δικτύων αποτελούνται από δύο πύλες μνήμης, από την πύλη επανάληψης και από την πύλη επαναφοράς. Η βασική δομή ενός GRU νευρωνικού δικτύου απεικονίζεται στην εικόνα 42. Οι πύλες αυτές αντιπροσωπεύουν διανύσματα τα οποία λαμβάνουν τιμές από το 0 έως το 1, και τα οποία πολλαπλασιάζονται με τις x_t και h_{t-1} , ορίζοντας με αυτόν τον τρόπο το διανυσματικό μέγεθος, δηλαδή την σημαντικότητα, που περιέχει η πληροφορία που εισέρχεται στον κόμβο. Η πληροφορία χαμηλής σημαντικότητας παίρνει τιμές που τείνουν στο 0, ενώ η πληροφορία που θεωρείται πιο σημαντική λαμβάνει τιμές που τείνουν στο 1.



Εικόνα 42. Αρχιτεκτονική ανατροφοδοτούμενων μονάδων νευρωνικών δικτύων με πύλη - GRU (<https://towardsdatascience.com/>)

- Πύλη επαναφοράς (Reset Gate)
Η πύλη επαναφοράς είναι επίσης γνωστή και με το όνομα Short term gate, και είναι, όπως υποδηλώνεται από το δευτερεύον όνομα, υπεύθυνη για την διατήρηση της βραχυπρόθεσμης μνήμης του νευρωνικού δικτύου, δηλαδή για την κρυφή κατάσταση του h_t . Η εξίσωση που διέπει την πύλη επαναφοράς είναι η εξής:

$$r_t = \sigma(x_t U_r + h_{t-1} W_r) \quad (4.50)$$

Όπου r_t παίρνει τιμές από 0 έως 1 λόγω της σιγμοειδούς συνάρτησης ενεργοποίησης. Επίσης το U_r και W_r είναι πίνακες συντελεστών βάρους των πυλών επαναφοράς.

- Πύλη Επανάληψης (Update Gate)
Η πύλη επανάληψης είναι υπεύθυνη για την διατήρηση της μακροπρόθεσμης μνήμης του

δικτύου και η λειτουργία της είναι παρόμοια με αυτή της πύλης επαναφοράς. Αξίζει να σημειωθεί πως τα βάρη που προκύπτουν για κάθε πύλη είναι διαφορετικά και επομένως η πληροφορία δεν υπόκειται στην ίδια επεξεργασία σε κάθε κόμβο. Η εξίσωση που διέπει την πύλη επανάληψης είναι η εξής:

$$u_t = \sigma(x_t U_u + h_{t-1} W_u) \quad (4.51)$$

Για να γίνει ο προσδιορισμός της κρυφής κατάστασης ητ του νευρωνικού δικτύου GRU, ακολουθούνται δύο βήματα. Κατά το πρώτο βήμα προσδιορίζεται η επονομαζόμενη υποψήφια κρυφή κατάσταση, ενώ στο δεύτερο καθορίζεται η τρέχουσα κρυφή κατάσταση. Η εξίσωση προσδιορισμού της υποψήφιας κρυφής κατάστασης είναι η εξής:

$$\hat{H}_t = \tanh(x_t U_g + (r_t \odot H_{t-1}) W_g) \quad (4.52)$$

Στον κόμβο εισέρχεται η πληροφορία σχετικά με την κρυφή κατάσταση του προηγούμενου κόμβου, για το χρονικό βήμα t-1, η οποία πολλαπλασιάζεται με την εξερχόμενη πληροφορία από την πύλη εξόδου r_t . Η πληροφορία μετά διέρχεται από την συνάρτηση ενεργοποίησης υπερβολικής εφαπτομένης, και το τελικό αποτέλεσμα είναι η υποψήφια κρυφή κατάσταση. Το πιο σημαντικό βήμα αυτής της κατάστασης είναι ότι η τιμή της πύλης επαναφοράς ελέγχει τον βαθμό στον οποίο η πληροφορία η οποία προέρχεται από την προηγούμενη κρυφή κατάσταση διαμορφώνει την παρούσα υποψήφια κρυφή κατάσταση. Αν η τιμή της πύλης επαναφοράς είναι 1, τότε όλη η πληροφορία της προηγούμενης κρυφής κατάστασης H_{t-1} συνυπολογίζεται για την διαμόρφωση της παρούσας υποψήφιας κρυφής κατάστασης. Αντιθέτως, αν η τιμή είναι 0, τότε η πληροφορία αυτή αγνοείται στο παρόν χρονικό βήμα.

Όταν πλέον έχει διαμορφωθεί η υποψήφια κρυφή κατάσταση, χρησιμοποιείται η πύλη επανάληψης για την δημιουργία της παρούσας κρυφής κατάστασης H_t . Σε αυτό το σημείο έγκειται η μεγάλη διαφορά σε σχέση με το LSTM νευρωνικό δίκτυο, καθώς η πύλη επανάληψης είναι από μόνη της υπεύθυνη για την διαχείριση της πληροφορίας από προηγούμενα χρονικά βήματα, δηλαδή την H_{t-1} και για την διαχείριση της νέας πληροφορίας, σε αντίθεση με το LSTM μοντέλο στο οποίο χρησιμοποιούνταν δύο ξεχωριστές πύλες μνήμης για αυτήν την διεργασία. Επομένως η εξίσωση που διαμορφώνει την παρούσα κρυφή κατάσταση είναι η εξής:

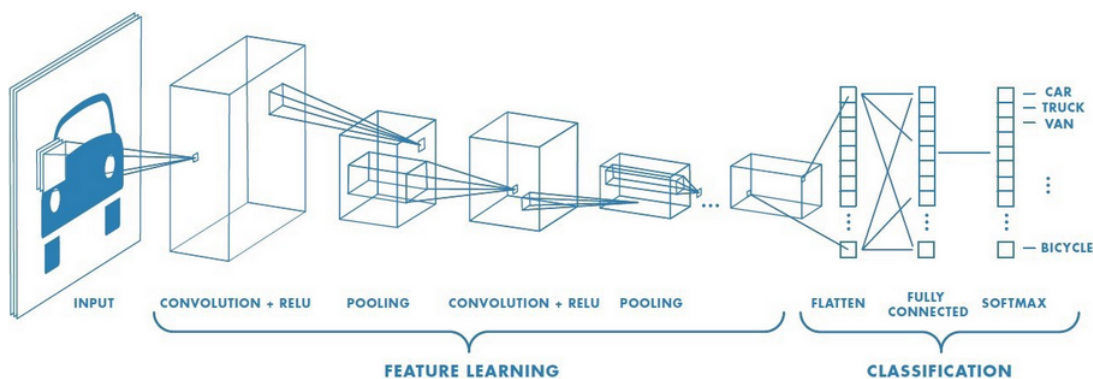
$$H_t = u_t \odot H_{t-1} + (1 - u_t) \odot \hat{H}_t \quad (4.53)$$

Από την εξίσωση 4.53 προκύπτει ότι στην περίπτωση που η πύλη εισόδου, δηλαδή το u_t , τείνει στην τιμή 0, τότε το πρώτο μέλος του δεξιού σκέλους της εξίσωσης σχεδόν μηδενίζεται, το οποίο σημαίνει πως η κρυφή κατάσταση θα περιέχει ελάχιστη πληροφορία από την προηγούμενη κρυφή κατάσταση. Ταυτόχρονα, το δεύτερο μέλος θα έχει παράγοντα ο οποίος τείνει στο 1, και επομένως η παρούσα κρυφή κατάσταση θα έχει σχεδόν ίδια μορφή με την παρούσα υποψήφια κρυφή κατάσταση. Αντίθετα εάν η τιμή της u_t τείνει στο 1, η κρυφή κατάσταση θα είναι παρόμοια με αυτή της H_{t-1} και δεν θα επηρεαστεί σημαντικά από την \hat{H}_t .

Παρότι έχει παρατηρηθεί πως η απόδοση των GRU νευρωνικών δικτύων είναι αντίστοιχη με αυτή των LSTM σε εφαρμογές όπως μοντελοποίηση σήματος, αναγνώριση φωνής και επεξεργασία φυσικής γλώσσας, τα μοντέλα GRU είναι αποτελεσματικότερα από αυτά του νευρωνικού δικτύου LSTM σε μικρότερα δεδομένα και σε σήματα χαμηλών συχνοτήτων.

Συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα(Convolutional Neural Networks- CNN's)

Ένα συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο είναι ένας αλγόριθμος βαθιάς μάθησης (Deep Learning), ο οποίος εξειδικεύεται κυρίως σε εφαρμογές όρασης υπολογιστή (Computer Vision). Ένα νευρωνικό δίκτυο CNN, λαμβάνει σαν είσοδο μια εικόνα, στην οποία προσδιορίζει τους συντελεστές βάρους και τα biases, ξεχωριστά για κάθε αντικείμενο στο οποίο αναγνωρίζει στην εικόνα, με στόχο την ξεκάθαρη χαρτογράφηση της και διαφοροποίηση της από άλλες παρόμοιες εικόνες. Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό των CNN είναι ότι η προεπεξεργασία που γίνεται στα δεδομένα εισόδου, είναι πολύ λιγότερη σε σχέση με αυτή που απαιτείται από άλλους αλγόριθμους ταξινόμησης. Η αρχιτεκτονική ενός CNN είναι εμπνευσμένη από την δομή του οπτικού φλοιού του βιολογικού εγκεφάλου, επειδή ξεχωριστοί νευρώνες ανταποκρίνονται σε συγκεκριμένα κομμάτια του οπτικού πεδίου και για την απεικόνιση της συνολική εικόνας, όλοι αυτοί οι νευρώνες συνεργάζονται. Η αρχιτεκτονική ενός τυπικού συνελκτικού νευρωνικού δικτύου σκιαγραφείται στην εικόνα 43.



Εικόνα 43. Αρχιτεκτονική συνελκτικού Νευρωνικού δικτύου- CNN (<https://towardsdatascience.com/>)

Όπως γίνεται κατανοητό από την εικόνα της αρχιτεκτονικής τους, η δομή τους είναι βασισμένη σε αυτή των Feed-Forward νευρωνικών δικτύων, ενώ αποτελούνται από πέντε κύριες στρώσεις, με διαφορετική διάρθρωση ανάλογα το δίκτυο. Ενώ σχεδιαστικά παρομοιάζονται με νευρωνικά δίκτυα MLP, η αρχιτεκτονική τους είναι αυτή που ξεχωρίζει τα CNN και τους επιτρέπει να αντιλαμβάνονται και να διαχειρίζονται με μεγάλη ακρίβεια τις χωρικές εξαρτήσεις που παρατηρούνται σε προβλήματα ανάλυσης και κατηγοριοποίησης εικόνων.

- Στρώση εισόδου (Input Layer)

Μία εικόνα δεν είναι τίποτε άλλο για έναν υπολογιστή από έναν δυσδιάστατο πίνακα αποτελούμενο από pixel. Στην στρώση εισόδου η εικόνα διαχωρίζεται βάση των φίλτρων RGB (Red, Green, Blue) σε τρεις ξεχωριστούς πίνακες, ο καθένας από τους οποίους αντιστοιχεί σε ένα από τα προηγούμενα φίλτρα. Στις εποχές που οι εικόνες ανάλυσης 8k, δηλαδή εικόνες που αντιστοιχούν σε πίνακα διαστάσεων 7690x4320, γίνεται αντιληπτό πως η ανάλυση μιας τέτοιας εικόνας μπορεί να δυσκολέψει πολύ την διαδικασία και πως η χρήση τους σε νευρωνικά δίκτυα μπορεί να αποτελεί μια χρονοβόρα διαδικασία. Για αυτόν τον λόγο τα CNN's ειδικεύονται στην κατάλληλη μείωση των διαστάσεων μιας εικόνας και στην μετατροπή τους σε μορφή η οποία είναι πιο εύκολο να αναλυθεί, χωρίς να χάνονται σημαντικά χαρακτηριστικά της εικόνας, και επομένως χωρίς να χάνεται η ικανότητα ταξινόμησης των μοντέλων.

- Στρώση συνέλιξης (Convolution Layer)

Η λειτουργία της στρώσης συνέλιξης είναι η σάρωση της εικόνας και η χαρτογράφηση των

πιο χρήσιμων χαρακτηριστικών της, όπως γωνίες και απότομη αλλαγή χρωμάτων. Με την σάρωση, τα κύρια αυτά χαρακτηριστικά αποθηκεύονται σε άλλον πίνακα, ο οποίος χρησιμοποιείται στην συνέχεια.

- **Στρώση συγκέντρωσης (Pooling Layer)**
Αντίστοιχα με την στρώση συνέλιξης, η στρώση συγκέντρωσης είναι υπεύθυνη για την μείωση του χωρικού όγκου που καταλαμβάνουν τα συνελημμένα χαρακτηριστικά της αρχικής εικόνας. Αυτό γίνεται με σκοπό την ελάττωση της υπολογιστικής ισχύς που απαιτείται για την επεξεργασία της εικόνας, μέσω της μείωσης των διαστάσεων των αρχικών δεδομένων. Ταυτόχρονα διατηρούνται τα κυρίαρχα χαρακτηριστικά της εικόνας έτσι ώστε να μην μειωθεί και η αποτελεσματικότητα του δικτύου. Η στρώσεις συνέλιξης και συγκέντρωσης διοργανώνουν την διαδικασία με το πέρας της οποίας το δίκτυο αντιλαμβάνεται τα κύρια χαρακτηριστικά της εικόνας, ή γενικά των αρχικών δεδομένων.
- **Πλήρως συνδεδεμένη στρώση (Fully connected Layer – FC Layer)** Η πλήρως συνδεδεμένη στρώση είναι υπεύθυνη για την ταξινόμηση των χαρακτηριστικών της εικόνας. Αρχικά γίνεται αναγνώριση των μη γραμμικών συνδυασμών των κυριότερων χαρακτηριστικών της εικόνας, και στην συνέχεια τα χαρακτηριστικά δομούνται σε μια διανυσματική στήλη. Αυτή η στήλη εισάγεται σε ένα εμπρός-τροφοδοτούμενο MLP δίκτυο το οποίο εφαρμόζει την τεχνική του backpropagation σε κάθε χρονικό βήμα της διαδικασίας εκμάθησης. Μετά την διαδικασία της εκπαίδευσης, το δίκτυο είναι σε θέση να ταξινομήσει τα χαρακτηριστικά της εικόνας.
- **Στρώση εξόδου (Output Layer)**
Η συγκεκριμένη στρώση είναι απλώς υπεύθυνη για την παρουσίαση των αποτελεσμάτων που παρήχθησαν από την εκπαίδευση και την ταξινόμηση στις προηγούμενες στρώσεις.

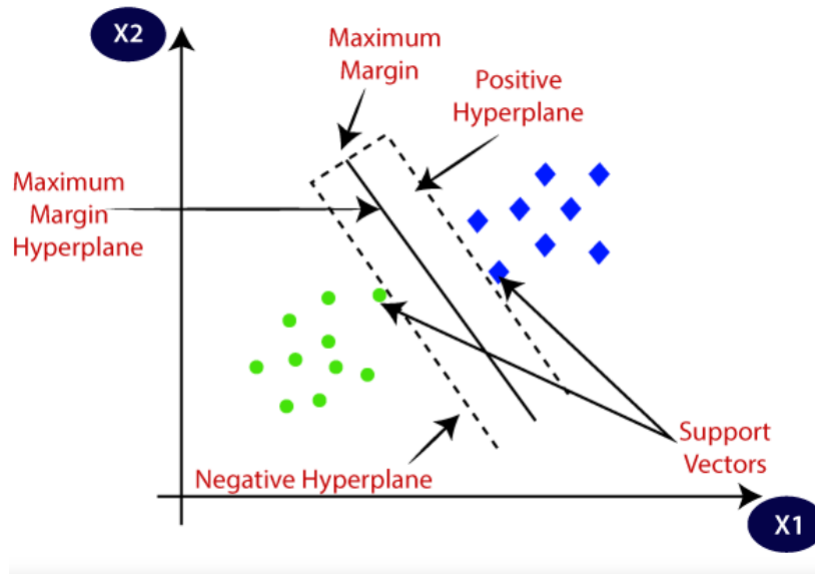
Τα CNN's θεωρούνται τα πιο ακριβή νευρωνικά δίκτυα για χρήση σε προβλήματα αναγνώρισης εικόνας και όρασης υπολογιστή. Υπάρχουν διάφοροι αλγόριθμοι CNN, μερικοί από τους οποίους είναι ο LeNet, ο AlexNet, ο VGGNet, ο GoogLeNet, ο ResNet και ο ZFNet.

Μηχανή Διανυσματικής Υποστήριξης (Support Vector Machine- SVM)

Στην παρούσα και τελευταία ενότητα αυτού του κεφαλαίου γίνεται μια σύντομη αναφορά στον αλγόριθμο SVM, ο οποίος είναι ένας αλγόριθμος επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης. Παρότι ο SVM δεν εντάσσεται στην κατηγορία των νευρωνικών δικτύων, πρόκειται για έναν αλγόριθμο ο οποίος χρησιμοποιείται ευρέως κυρίως για προβλήματα κατηγοριοποίησης αλλά και παλινδρόμησης, και παρέχει μεγάλη ακρίβεια σε δεδομένα λίγων διαστάσεων. Η λειτουργία του είναι παρόμοια με αυτή του αλγορίθμου λογιστικής παλινδρόμησης, καθώς και οι δύο προσδιορίζουν το υπερεπίπεδο διαχωρισμού κάθε κλάσης των δεδομένων.

Λογιστική παλινδρόμηση είναι ο ένας αλγόριθμος ανάλυσης που χρησιμοποιείται σε δεδομένα στα οποία η εξαρτημένη μεταβλητή είναι δυαδική, δηλαδή μπορεί να πάρει δύο τιμές. Ταυτόχρονα μπορούν να υπάρχουν μία ή και παραπάνω ανεξάρτητες μεταβλητές, οποιοδήποτε τύπου. Η λειτουργία του στηρίζεται στην εκτίμηση της μέγιστης πιθανοφάνειας των δεδομένων, και έτσι μπορεί να υπολογίσει τις πιθανότητες που έχει η εξαρτημένη μεταβλητή να πάρει μία εκ των δύο πιθανών τιμών της. Με αυτόν τον τρόπο παράγει πρόβλεψη της εξαρτημένης μεταβλητής, βασιζόμενη στο αποτέλεσμα του αλγορίθμου, ο οποίος έχει εύρος 0-1 ακριβώς επειδή πρόκειται για τιμή πιθανότητας.

Η διαφορά του αλγορίθμου SVM από αυτόν την λογιστική παλινδρόμησης, είναι ότι ενώ και οι δύο προσδιορίζουν το υπερεπίπεδο (Hyperplane) το οποίο χαράσσει την βάση ταξινόμησης των δεδομένων, ο SVM προσεγγίζει το πρόβλημα με στατιστικές μεθόδους, ενώ ο αλγόριθμος της λογιστικής παλινδρόμησης το κάνει με πιθανοτικές μεθόδους.



Εικόνα 44. Λειτουργία κατηγοριοποίησης Support Vector Machine)

Ο SVM μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε γραμμικά και μη γραμμικά προβλήματα κατηγοριοποίησης. Η γραμμική κατηγοριοποίηση σημαίνει ότι τα δεδομένα μπορούν να κατηγοριοποιηθούν μέσω ενός επίπεδου υπερεπιπέδου, ενώ η μη γραμμική κατηγοριοποίηση λειτουργεί προσδιορίζοντας την μη γραμμική μορφή του υπερεπιπέδου. Κύρια χαρακτηριστικά ενός SVM είναι τα support vectors και τα margins. Support vectors ονομάζονται τα διανύσματα αυτά που περνάνε από τα σημεία τα οποία βρίσκονται πιο κοντά από κάθε μεριά του υπερεπιπέδου και είναι παράλληλα σε αυτό, ενώ margins καλούνται οι αποστάσεις των support vectors από το υπερεπίπεδο. Στόχος του SVM είναι ο προσδιορισμός του επιπέδου που έχει τα μεγαλύτερα margins. Στην εικόνα 44 παρουσιάζεται ο τρόπος κατηγοριοποίησης δυοδιάστατων δεδομένων από τον SVM.

4.4.4 Συνάρτηση Κόστους Νευρωνικού Δικτύου (Cost Function)

Η συνάρτηση κόστους ενός νευρωνικού δικτύου ένας μετρητής ο οποίος καταμετρά το πόσο αποτελεσματικό ήταν ένα νευρωνικό δίκτυο κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης του, σχετικά με τα αναμενόμενα αποτελέσματα. Η συνάρτηση κόστους παράγει αριθμητικό αποτέλεσμα, ενώ έχει την εξής μορφή:

$$C(W, B, S^r, E^r) \quad (4.54)$$

Όπου W είναι οι συντελεστές βάρους του νευρωνικού δικτύου, B είναι τα biases, S^r είναι η εισερχόμενη πληροφορία από ένα σετ εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου, και E^r τα αντίστοιχα επιθυμητά αποτελέσματα για το συγκεκριμένο σετ εκπαίδευσης. Η συνάρτηση αυτή, ανάλογα το είδος του νευρωνικού δικτύου, μπορεί να εξαρτάται από τις τιμές των σταθμισμένων και αστάθμιστων τιμών της πληροφορίας που εισέρχεται και εξέρχεται από κάθε κόμβο, καθώς αυτές εξαρτώνται από τις τιμές του βάρους, του bias και του σετ εκπαίδευσης του δικτύου. Για την διαδικασία της οπισθοδιάδοσης (Backpropagation), η συνάρτηση κόστους υπολογίζεται από την εξίσωση 4.55, η οποία μπορεί επίσης να γραφεί διανυσματικά στην εξίσωση 4.56:

$$\delta_j^L = \frac{\partial C}{\partial a_j^L} \sigma'(z_j^L) \quad (4.55)$$

$$\delta^L = \nabla_a C \odot \sigma'(z^L) \quad (4.56)$$

Όπου $\delta^j[L]$ είναι το σφάλμα στην στρώση εξόδου, με L σημειώνεται η στρώση της εξόδου, με j ο αριθμός του κόμβου της κάθε στρώσης και με i ο αριθμός της στρώσης. Επίσης σ είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης, και z είναι η τιμή της συνάρτησης πριν εισέλθει στον εκάστοτε κόμβο. Επομένως z^j είναι η συνάρτηση που εισέρχεται στον j νευρώνα της i -οστής στρώσης.

Απαιτήσεις Συνάρτησης Κόστους

Για να χρησιμοποιηθεί η συνάρτηση κόστους στις περιπτώσεις οπισθοδιάδοσης, θα πρέπει να ικανοποιούνται οι ακόλουθες συνθήκες:

1. Η συνάρτηση κόστους C θα πρέπει να μπορεί να υπολογιστεί ως μέσος όρος των συναρτήσεων κόστους C_x των επιμέρους σετ εκπαίδευσης του δικτύου ως εξής:

$$C = \frac{1}{n} \sum_x C_x \quad (4.57)$$

Με αυτόν τον τρόπο θα μπορεί κανείς να υπολογίσει την κλίση του εκάστοτε σετ εκπαίδευσης, συναρτήσει των αντίστοιχων τιμών των συντελεστών βάρους και biases.

2. Η συνάρτηση κόστους C πρέπει να είναι ανεξάρτητη από κάθε τιμή ενεργοποίησης του νευρωνικού δικτύου εκτός της συνάρτησης της πληροφορίας που εισέρχεται σε κόμβο. Με αυτόν τον τρόπο διασφαλίζεται η λειτουργία της οπισθοδιάδοσης, καθώς η σχέση εύρεσης της τελευταίας στρώσης, είναι η μόνη σχέση που εξαρτάται από την συνάρτηση κόστους, διότι όλες οι άλλες σχέσεις εξαρτώνται από την επόμενη στρώση.

Τέλος, η συνάρτηση κόστους θα πρέπει να βρίσκει τιμές στο εύρος $0 \leq a_j^f \leq 1$ για όλους τους κόμβους και επομένως θα πρέπει να ορίζεται μόνο ανάμεσα σε αυτές τις τιμές. Μερικές από τις πιο γνωστές συναρτήσεις κόστους που χρησιμοποιούνται είναι η συνάρτηση τετραγωνικού κόστους, ή αλλιώς μέσου τετραγωνικού σφάλματος (Quadric Cost/ Mean Square Error Cost), η συνάρτηση κόστους διασταυρούμενης εντροπίας (Cross-entropy Cost), η εκθετική συνάρτηση κόστους (Exponential Cost), η συνάρτηση απόστασης Hellinger (Hellinger distance), η συνάρτηση απόκλισης Kullback-Leibler (Kullback-Leibler divergence), η γενικευμένη συνάρτηση απόκλισης Kullback-Leibler (Generalized Kullback-Leibler divergence), και η συνάρτηση απόστασης Itakura-Saito (Itakura-Saito distance).

4.4.5 Αλγόριθμοι Βελτιστοποίησης - Optimizers

Οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης είναι μέθοδοι οι οποίοι χρησιμοποιούνται κατά την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου με σκοπό την ρύθμιση διαφόρων παραμέτρων του αλγορίθμου, όπως ο συντελεστής βαρύτητας ή ο ρυθμός εκμάθησης, με σκοπό την μείωση του παραγόμενου σφάλματος και την βελτιστοποίηση της παραγόμενης τιμής, δηλαδή την ελαχιστοποίηση της συνάρτησης απώλειας. Παρακάτω παρουσιάζονται μερικοί από τους πιο διαδεδομένους αλγορίθμους βελτιστοποίησης.

Ελάττωση της Κλίσης (Gradient Descent- GD)

Η ελάττωση της κλίσης είναι ο πιο συνηθισμένος και πολυχρησιμοποιημένος αλγόριθμος βελτιστοποίησης. Χρησιμοποιείται κυρίως σε προβλήματα γραμμικής παλινδρόμησης και σε αλγορίθμους ταξινόμησης. Χρησιμοποιείται επίσης κατά την διαδικασία της οπισθοδιάδοσης των νευρωνικών δικτύων. Η ελάττωση της κλίσης είναι μια πρωτοβάθμια μέθοδος βελτιστοποίησης, καθώς εξαρτάται από την πρώτη παράγωγο της συνάρτησης κόστους, δηλαδή υπολογίζει τον τρόπο με τον οποίο πρέπει να μεταβληθούν τα βάρη έτσι ώστε να η συνάρτηση κόστους να ελαχιστοποιηθεί. Κατά την διάρκεια της οπισθοδιάδοσης, η απώλεια μεταφέρεται από στρώση σε στρώση και

έτσι οι συντελεστές βάρους μεταβάλλονται ανάλογα τον τρόπο που θα επιφέρει την ελάττωση του κόστους. Ο αλγόριθμος ελάττωσης της κλίσης εκφράζεται ως εξής:

$$\theta = \theta - \alpha \cdot \nabla J(\theta) \quad (4.58)$$

Τα πλεονεκτήματα του συγκεκριμένου βελτιστοποιητή είναι ότι εύκολος στην χρήση, τον υπολογισμό και την κατανόηση, ενώ στα μειονεκτήματα του εντάσσεται το γεγονός ότι μπορεί να εγκλωβιστεί σε ένα τοπικό ελάχιστο της συνάρτησης κόστους, δηλαδή ότι αν βρει ένα τοπικό ελάχιστο, μπορεί να κολλήσει σε αυτό, μην μπορώντας να ελέγξει για επόμενα, πιθανών μικρότερα, τοπικά ελάχιστα. Επίσης ο επαναπροσδιορισμός των βαρών γίνεται μετά τον υπολογισμό της κλίσης ολόκληρου του σετ δεδομένων, και επομένως για μεγάλες δομές δεδομένων η διαδικασία είναι χρονοβόρα και απαιτεί πολλή διαθέσιμη υπολογιστική μνήμη.

Στοχαστική Ελάττωση Κλίσης (Stochastic Gradient Descent- SGD)

Πρόκειται για μια παραλλαγή του προηγούμενου αλγορίθμου, η οποία μεταβάλλει τις παραμέτρους του μοντέλου πιο συχνότερα. Πιο συγκεκριμένα, στον αλγόριθμο στοχαστικής ελάττωσης της κλίσης, οι συντελεστές βαρύτητας επαναπροσδιορίζονται μετά από τον υπολογισμό της συνάρτησης κόστους σε κάθε χρονικό βήμα, σε αντίθεση με τον αλγόριθμο της ελάττωσης κλίσης ο οποίος το έκανε σε κάθε ολοκλήρωση ενός κύκλου εκπαίδευσης. Ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης στοχαστικής ελάττωσης της κλίσης είναι ο εξής:

$$\theta = \theta - \alpha \cdot \nabla J(\theta; x^i; y_i) \quad (4.59)$$

Όπου x^i και y^i είναι δείγματα δεδομένων. Τα πλεονεκτήματα της χρήσης αυτού του βελτιστοποιητή είναι ότι παρατηρείται ταχύτερη σύγκλιση των παραμέτρων, ότι χρησιμοποιεί λιγότερη υπολογιστική μνήμη και ότι είναι καλύτερος στην αναγνώριση περισσότερων τοπικών ελαχίστων στην συνάρτηση κόστους. Ωστόσο παρατηρείται μεγάλη διακύμανση των παραμέτρων του μοντέλου, και πως υπάρχει το ενδεχόμενο να συνεχίσει την λειτουργία του παρά την εύρεση του συνολικού ελαχίστου της συνάρτησης κόστους.

Ελάττωση Κλίσης σε Μικρές Παρτίδες (Mini-Batch Gradient Descent- MBDG)

Πρόκειται για τον καλύτερο βελτιστοποιητή ανάμεσα από όλες τις παραλλαγές βελτιστοποιητών ελάττωσης κλίσης, καθώς περιέχει διορθώσεις για προβλήματα που αντιμετώπιζαν οι προηγούμενοι δύο. Η λειτουργία του είναι να διαχωρίζει το σύνολο των δεδομένων σε μικρές παρτίδες, και να αναπροσαρμόζει τους συντελεστές του μοντέλου μετά την εκπαίδευση σε κάθε παρτίδα. Ο αλγόριθμος MBDG είναι ο εξής:

$$\theta = \theta - \alpha \cdot \nabla J(\theta; B_i) \quad (4.60)$$

Όπου B_i είναι οι παρτίδες εκπαίδευσης. Το συγκριτικό πλεονέκτημα του αλγορίθμου MBDG είναι ότι ανανεώνει συχνά τις παραμέτρους του δικτύου χωρίς να παρουσιάζει μεγάλη διασπορά στις τιμές τους. Παρόλα αυτά, αντιμετωπίζει κοινά μειονεκτήματα με όλους τους βελτιστοποιητές ίδιου τύπου, δηλαδή ότι είναι σημαντική η χρήση κατάλληλου ρυθμού μάθησης, καθώς ένας μικρός ρυθμός θα είναι πολύ χρονοβόρος, ότι διατηρεί τον ίδιο ρυθμό εκμάθησης για όλες τις μεταβλητές, ενώ στην πραγματικότητα κάτι τέτοιο δεν είναι απαραίτητο, και ότι διατηρεί (χαμηλότερη) πιθανότητα να εγκλωβιστεί σε τοπικό ελάχιστο της συνάρτησης κόστους.

Αλγόριθμος Ορμής (Momentum)

Ο συγκεκριμένος βελτιστοποιητής δημιουργήθηκε με σκοπό την μείωση της διασποράς των τιμών των συντελεστών που παρουσιάζει ο SGD, και να ελαφρύνει την σύγκλιση, επιταχύνοντας την προς την κατεύθυνση που παρουσιάζει καλύτερα αποτελέσματα και επιβραδύνοντας την στην

αντίθετη κατεύθυνση. Παρακάτω παρουσιάζεται ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης ορμής, όπου με Y σημειώνεται η υπερπαράμετρος της ορμής.

$$V_t = \gamma V_{t-1} + a \cdot \nabla J(\theta) \quad (4.61)$$

Με αυτόν τον τρόπο, οι συντελεστές βάρους ανανεώνονται ως:

$$\theta = \theta - V_t \quad (4.62)$$

Η παράμετρος της ορμής Y συνήθως παίρνει τιμή μικρότερη ή ίση με 0,9. Στα πλεονεκτήματα του βελτιστοποιητή βρίσκεται το γεγονός ότι συγκλίνει ταχύτερα από τον GD, και ότι μειώνει την ταλάντωση και την διασπορά των παραμέτρων. Από την άλλη μεριά όμως, η εισαγωγή μιας υπερπαράμετρου η οποία εισάγεται από τον χρήστη, μπορεί να δυσκολέψει την λειτουργία του αλγορίθμου αν δεν γίνει ακριβής επιλογή.

Επιταχυνόμενη κλίση Nesterov (Nesterov Accelerated Gradient- NAG)

Ο αλγόριθμος της ορμής υπήρξε μια καλή παραλλαγή, ωστόσο εάν η τιμή της παραμέτρου της ορμής είναι πολύ ψηλή για τις ανάγκες του προβλήματος, τότε υπάρχει η πιθανότητα να μην εντοπιστεί κάποιο τοπικό ελάχιστο. Ο αλγόριθμος NAG προσπαθεί να ρυθμίσει αυτό το πρόβλημα με το να κοιτάει στο επόμενο χρονικό βήμα. Τα βάρη επαναπροσδιορίζονται μέσω του γV_{t-1} , επομένως $\theta - \gamma V_{t-1}$ προσεγγίζει τον επόμενο προσδιορισμό. Με αυτόν τον τρόπο υπολογίζεται η συνάρτηση κόστους με τον όρο της επόμενης παραμέτρου και όχι με την τρέχουσα.

$$V_t = \gamma V_{t-1} + a \cdot \nabla J(\theta - \gamma V_{t-1}) \quad (4.63)$$

Όπου επίσης οι συντελεστές βάρους ανανεώνονται ως:

$$\theta = \theta - V_t \quad (4.64)$$

Το πλεονέκτημα του αλγορίθμου NAG είναι ότι δεν παραβλέπει τοπικά ελάχιστα και ότι επιβραδύνει όταν εντοπίζει ένα, όμως το μειονέκτημα του παραμένει ότι πρέπει να προσδιοριστεί η υπερπαράμετρος από τον χρήστη.

Αλγόριθμος Προσαρμοστικής Κλίσης (Adaptive Gradient – AdaGrad)

Το βασικό πρόβλημα σε όλους τους προηγούμενους αλγορίθμους βελτιστοποίησης είναι ότι ο ρυθμός εκμάθησης είναι σταθερός για όλες τις παραμέτρους και όλους τους κύκλους εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου. Ο Adagrad δημιουργήθηκε για να ξεπεράσει αυτό το πρόβλημα, και να μπορεί να μεταβάλλει τον ρυθμό εκμάθησης η για κάθε παράμετρο σε κάθε χρονικό βήμα t . Είναι δευτέρου βαθμού αλγόριθμος βελτιστοποίησης και λειτουργεί με την παράγωγο της συνάρτησης κόστους. Με την εξίσωση 4.65 υπολογίζεται η παράγωγος της συνάρτησης κόστους για μία παράμετρο, σε δεδομένο χρονικό βήμα t , ενώ στην εξίσωση 4.66 υπολογίζεται ο επαναπροσδιορισμός δεδομένης παραμέτρου σε χρονικό βήμα t , δοθείσης της πληροφορίας i .

$$g_{t,i} = \nabla_{\theta} J(\theta_{t,i}) \quad (4.65)$$

$$\theta_{t+1,i} = \theta_{t,i} - \frac{\eta}{\sqrt{G_{t,i} + \epsilon}} \cdot g_{t,i} \quad (4.66)$$

Όπου η είναι ο ρυθμός εκμάθησης ο οποίος τροποποιείται για παράμετρο θ_i στο χρονικό βήμα t , ϵ είναι ένας όρος εξομάλυνσης ο οποίος αποτρέπει το ενδεχόμενο της διαίρεσης με το 0, και συνήθως παίρνει την τιμή $1e^{-8}$. Ο αλγόριθμος πραγματοποιεί μεγάλες ανατιμήσεις σε παραμέτρους οι οποίες χρειάζονται πιο σπάνια επαναπροσδιορισμό, και το αντίθετο. Στα θετικά του

αλγορίθμου Adagrad συγκαταλέγεται το ότι δεν χρειάζεται προσδιορισμός του ρυθμού εκμάθησης από τον χρήστη, και το ότι είναι ικανός στην εκπαίδευση μη συνεχών δεδομένων. Τα αρνητικά όμως του βελτιστοποιητή είναι ότι χρειάζεται πολύ χρόνο για να λειτουργήσει καθώς υπολογίζει δευτεροβάθμιες παραγώγους, και καθώς ο ρυθμός εκμάθησης διαρκώς μικραίνει.

Αλγόριθμος Adadelta

Πρόκειται για την επέκταση του αλγορίθμου βελτιστοποίησης Adagrad, ο οποίος δημιουργήθηκε με σκοπό το να αντιμετωπίσει το πρόβλημα του συνεχώς μειούμενου ρυθμού εκμάθησης του Adagrad. Για αυτόν τον σκοπό, ο αλγόριθμος Adadelta, αντί να συσσωρεύει τις περασμένες τιμές των τετραγώνων των κλίσεων, ρυθμίζει ένα παράθυρο σταθερού μεγέθους το οποίο επιτρέπει την συσσώρευση w περασμένων κλίσεων. Επιπροσθέτως, ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί τον εκθετικά κινούμενο μέσο όρο των κλίσεων, αντί για το απλό άθροισμα τους. Οι εξισώσεις που περιγράφουν τον αλγόριθμο είναι οι εξής:

$$\mathbb{E}[g^2]_t = \gamma \mathbb{E}[g^2]_{t-1} + (1 - \gamma) g_t^2 \quad (4.67)$$

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \frac{n}{\sqrt{\mathbb{E}[g^2]_t + \varepsilon}} \cdot g_t \quad (4.68)$$

Η εξίσωση 4.68 είναι αυτή που επαναπροσδιορίζει τις τιμές των παραμέτρων. Η σταθερά γ είναι τιμή με την ίδια λογική της τιμής του momentum, και ορίζεται περίπου στο 0,9. Ο αλγόριθμος Adadelta λύνει το πρόβλημα του Adagrad, ωστόσο είναι αρκετά χρονοβόρος και δύσκολος στον υπολογισμό του.

Προσαρμοσμένη Εκτίμηση Στιγμής (Adaptive Moment Estimation – Adam)

Ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης Adam είναι μια μέθοδος η οποία λειτουργεί βάση της μέσης κλίσης και της διασποράς της κλίσης της συνάρτησης κόστους. Η συνθήκη την οποία ακολουθεί ο αλγόριθμος Adam, είναι ότι η αναζήτηση του ελάχιστου της κλίσης του κόστους, δεν πρέπει να γίνεται βιαστικά με απευθείας αναζήτηση του μέσου, αλλά να πραγματοποιείται προσεκτική αναζήτηση του. Ο Adam, διατηρεί την λειτουργία της αποθήκευσης των εκθετικά μειούμενων μέσων τιμών των περασμένων τετραγωνικών κλίσεων του κόστους (V_t), αλλά επιπροσθέτως αποθηκεύει και έναν εκθετικά μειούμενο μέσο όρο των περασμένων κλίσεων (M_t). Αυτές οι τιμές βρίσκονται από τις εξής εξισώσεις:

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t} \quad (4.69)$$

$$\hat{u}_t = \frac{u_t}{1 - \beta_2^t} \quad (4.70)$$

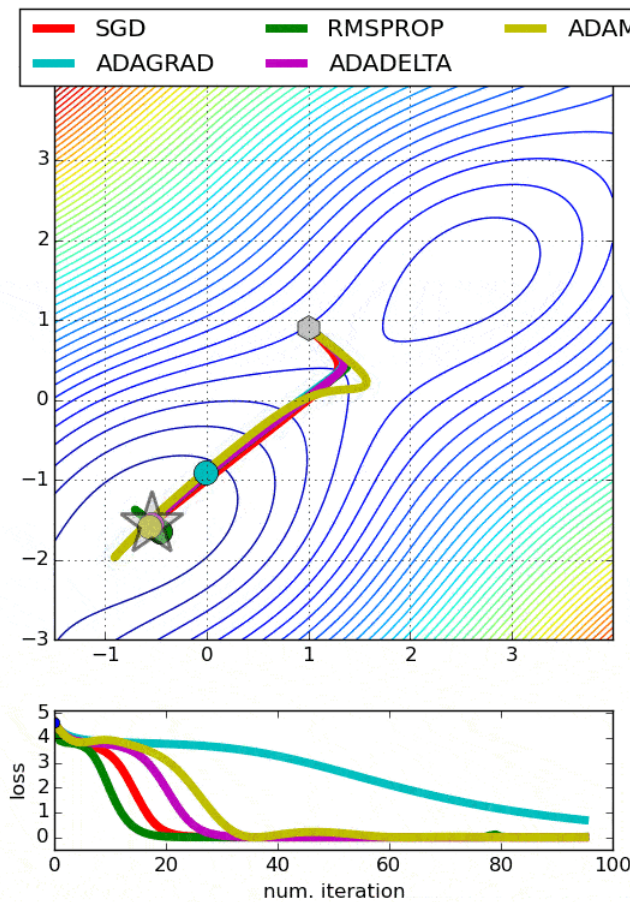
Οι τιμές αυτές θα πρέπει να είναι τέτοιες ώστε το ε να είναι ίσο με ε , όπου ε είναι η αναμενόμενη τιμή του φ . Με την παρακάτω εξίσωση υπολογίζεται η αναθεωρημένη τιμή των παραμέτρων:

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \frac{n}{\sqrt{\hat{u}_t + \varepsilon}} \hat{m}_t \quad (4.71)$$

Οι συνηθισμένες τιμές για το β_1 είναι 0,9, για το β_2 είναι 0,999 και για το ε είναι $10e^{-8}$. Τα πλεονεκτήματα του αλγορίθμου Adam είναι ότι συγκλίνει πολύ γρήγορα και ότι διορθώνει τα προβλήματα των προηγούμενων μεθόδων, ωστόσο χρειάζεται πολλή υπολογιστική ισχύ.

Στην εικόνα 45 παρουσιάζεται (πάνω) η γραφική παράσταση της κλίσης της συνάρτησης κόστους, και την λειτουργία διάφορων αλγορίθμων βελτιστοποίησης επί αυτής. Στην κάτω μεριά της εικόνας 45 φαίνεται η σύγκλιση των ίδιων βελτιστοποιηθώ ανά κύκλο εκμάθησης του νευρωνικού δικτύου. Γενικώς ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης Adam θεωρείται ο βέλτιστος καθώς είναι ακριβής και γρήγορος. Ωστόσο ανά περιπτώσεις, μερικοί άλλοι αλγόριθμοι μπορούν να παρουσιάσουν

μεγαλύτερη εξειδίκευση. Για παράδειγμα, σε προβλήματα τα οποία μελετούν αραιά δεδομένα, ίσως να είναι προτιμότερη η χρήση του αλγορίθμου Dynamic Learning Rate, ή στην περίπτωση που επιλέγεται η χρήση βελτιστοποιητή ο οποίος θα βασίζεται στην ελάττωση της κλίσης, τότε ο Mini-Batch Gradient Descent είναι η καλύτερη επιλογή.

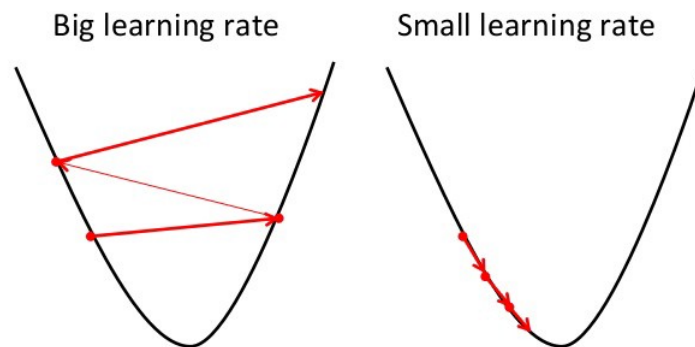


Εικόνα 45. Απόδοση διάφορων αλγορίθμων βελτιστοποίησης (<https://towardsdatascience.com/>)

Υπερπαράμετροι και Αλγόριθμος Γενετικής Βελτιστοποίησης

Σε αυτό το σημείο θα πραγματοποιηθεί μια σύντομη αναφορά στην λειτουργία μιας καινοτόμας προσέγγισης στο πρόβλημα της παραμετροποίησης των νευρωνικών δικτύων. Στις προηγούμενες ενότητες έγινε αναφορά σε αλγορίθμους οι οποίοι έχουν ως στόχο κυρίως τον επαναπροσδιορισμό των συντελεστών βάρους των νευρωνικών δικτύων κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης τους, αλλά και τον ρυθμό εκμάθησης. Ωστόσο πέρα από αυτές τις παραμέτρους, πριν την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου απαιτείται από τον χρήστη ο καθορισμός και μερικών άλλων παραμέτρων. Κάποιες από αυτές τις παραμέτρους είναι ο αριθμός των κρυφών στρώσεων και ο αριθμός των νευρώνων σε κάθε στρώση του νευρωνικού δικτύου, τα οποία συνήθως ρυθμίζονται μέσω δοκιμών, όπου ξεκινώντας από λίγες στρώσεις και λίγους νευρώνες, δοκιμάζεται σταδιακά η αύξηση του αριθμού τους μέχρι να μην βελτιώνεται σημαντικά η απόδοση του δικτύου, το ποσοστό απόρριψης νευρώνων (dropout), το οποίο ασχολείται με την απαλοιφή μερικών νευρώνων από το δίκτυο με

σκοπό την αποφυγή του φαινομένου overfitting⁶, και συνήθως χρησιμοποιείται ένα ποσοστό 20%, ή και μεγαλύτερο για μεγάλες δομές νευρωνικών δικτύων, η συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function) η οποία σμιλεύει τα μη γραμμικά μοντέλα στο νευρωνικό δίκτυο, ο ρυθμός εκμάθησης ο οποίος ρυθμίζει την ταχύτητα εκμάθησης του νευρωνικού δικτύου, και λειτουργεί όπως φαίνεται στην εικόνα 46, η ορμή (momentum), η οποία μειώνει την ταλάντωση και την διασπορά των τιμών των άλλων παραμέτρων κατά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου και συνήθως παίρνει τιμές ανάμεσα στο 0,5 και το 0,9, ο αριθμός των εποχών (Epochs), ο οποίος είναι ο αριθμός των φορών που ολόκληρο το σετ δεδομένων εκπαίδευσης παρουσιάζεται στο νευρωνικό δίκτυο, και ο αριθμός των παρτίδων (Batch size), που είναι ο αριθμός των χρονικών βημάτων (ή καταχωρήσεων) στα οποία εκπαιδεύεται το νευρωνικό δίκτυο πριν επαναπροσδιορίσει τους συντελεστές βάρους. Η επιλογή των παραπάνω παραμέτρων συνήθως ακολουθεί την λογική του trial and error, δηλαδή της δοκιμής και απόρριψης, δοκιμάζοντας διαφορετικές τιμές παραμέτρων μέχρι να επιτευχθεί ένα ικανοποιητικό αποτέλεσμα.



Εικόνα 46. Τρόπος λειτουργίας μικρού και μεγάλου ρυθμού μάθησης

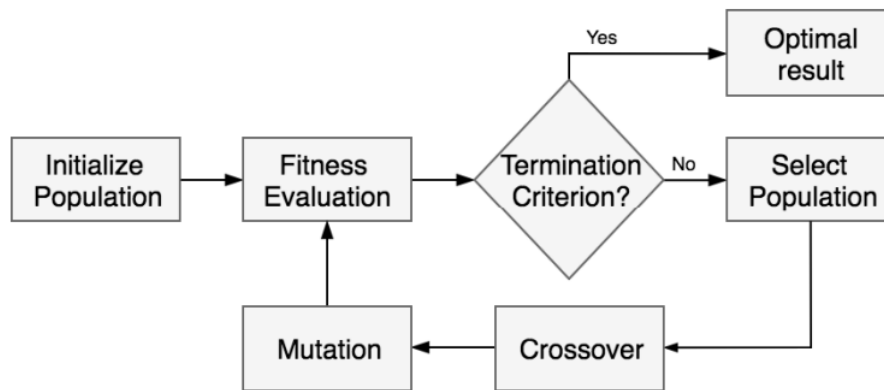
Ωστόσο έχουν υπάρξει περιπτώσεις χρήσης του λεγόμενου γενετικού αλγορίθμου (Genetic Algorithm – GA), για την επιλογή των βέλτιστων παραμέτρων του νευρωνικού δικτύου. Ο γενετικός αλγόριθμος είναι μια μεταερευτική (metaheuristic)⁷ μεθοδολογία, εμπνευσμένη από την θεωρία της εξέλιξης και την φυσική επιλογή. Οι βασικές λειτουργίες του γενετικού αλγορίθμου είναι η αναπαραγωγή, η διασταύρωση και η μετάλλαξη Bodenhofe 2003.

Οι βασικές λειτουργίες του γενετικού αλγορίθμου είναι η αναπαραγωγή, η διασταύρωση και η μετάλλαξη. Ένα παράδειγμα λειτουργίας του αλγορίθμου είναι το σενάριο στο οποίο πρέπει να βρεθούν οι βέλτιστες υπερπαραμέτροι των Epochs, Batch-Size και Dropouts. Για να βρει ο γενετικός αλγόριθμος τις τιμές αυτές των υπερπαραμέτρων οι οποίες θα εξασφαλίσουν την βέλτιστη λειτουργία του νευρωνικού δικτύου, στην αρχή δημιουργεί πολλαπλά σετ με τυχαίες τιμές για αυτές τις μεταβλητές, τα οποία και δοκιμάζει στο νευρωνικό δίκτυο, βαθμολογώντας την ακρίβεια του. Στην συνέχεια δημιουργεί τυχαία ζευγάρια από αυτά τα σετ μεταβλητών, έχοντας ωστόσο μια μικρή προδιάθεση ως προς την ένωση των σετ τα οποία έχουν την μεγαλύτερη ακρίβεια. Τότε ξεκινάει η διαδικασία της διασταύρωσης, κατά την οποία σε κάθε ζεύγος σετ, επιλέγονται τυχαία κάποιες από τις μεταβλητές του ενός και κάποιες από τις μεταβλητές του άλλου, κατά την ίδια λο-

⁶Overfitting είναι ένα φαινόμενο το οποίο παρουσιάζεται στις εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων, και ορίζει την κατάσταση κατά την οποία το μοντέλο έχει προσαρμοστεί πλήρως και επακριβώς στα δεδομένα με τα οποία έχει εκπαιδευτεί, παρουσιάζοντας πολύ ακριβή περιγραφή τους, ωστόσο δεν είναι σε θέση να επεξεργαστεί και να προγνώσει τα δεδομένα του σετ ελέγχου, παρουσιάζοντας πολύ μεγαλύτερη απόκλιση σχετικά με τα δεδομένα εκπαίδευσης. Αυτό αποφεύγεται κάνοντας μια πιο γενική προσαρμογή του δικτύου στα δεδομένα.

⁷Μεταερευτική (metaheuristic) ονομάζεται μία εξελιγμένη μέθοδος ευρέσεως, η οποία έχει σχεδιαστεί με σκοπό την δημιουργία και αναγνώριση μιας καλής λύσης ή κατάστασης για κάποιο πρόβλημα το οποίο καλείται η μέθοδος να λύσει, η οποία (μέθοδος) είναι εφαρμόσιμη αλλά όχι αναγκαστικά η βέλτιστη.

γική με την οποία επιλέγονται κάποια χρωμοσώματα των γονέων για την δημιουργία του εμβρύου. Με αυτόν τον τρόπο δημιουργούνται νέα σετ μεταβλητών. Η τελευταία λειτουργία του αλγορίθμου είναι η μετάλλαξη, η οποία μεταβάλλει ελαφρώς κάποιες μεταβλητές από κάποια σετ, πριν ξεκινήσει εκ νέου ο έλεγχος της απόδοσης των μεταβλητών στο νευρωνικό δίκτυο. Η μετάλλαξη είναι σημαντική διεργασία του γενετικού αλγορίθμου για τον λόγο ότι εντάσσει στο σύνολο των σετ, τιμές για τις μεταβλητές οι οποίες πιθανών να μην υπήρχαν πριν, διευρύνοντας έτσι την λίστα με τους πιθανούς συνδυασμούς που δοκιμάζονται, και κατ' επέκταση αποφεύγοντας έτσι το ενδεχόμενο ο αλγόριθμος να εγκλωβιστεί σε κάποιο τοπικό ελάχιστο της τιμής μέτρησης της ακρίβειας του νευρωνικού δικτύου. Στην εικόνα 47 φαίνεται το διάγραμμα ροής της λειτουργίας του γενετικού αλγορίθμου από τον Næss 2018.



Εικόνα 47. Διάγραμμα ροής λειτουργίας Γενετικού Αλγορίθμου

4.4.6 Αξιολόγηση των Μοντέλων Πρόγνωσης

Στην προηγούμενη ενότητα αναλύθηκε ο τρόπος λειτουργίας της διαδικασίας εκμάθησης των νευρωνικού δικτύου. Όπως έχει ήδη αναφερθεί, με το πέρας της εκμάθησης, έχουν καθοριστεί οι υπερπαραμέτροι των δικτύων, και η ακρίβεια του μετριέται με την χρήση του σετ δεδομένων ελέγχου. Αυτό το σετ είναι ένα μικρό μέρος του αρχικού συνόλου των δεδομένων, το οποίο συνήθως, ανάλογα την λειτουργία του δικτύου, δεν έχει χρησιμοποιηθεί κατά την διαδικασία της εκπαίδευσης. Σκοπός αυτού του σετ είναι να διαχωριστεί σε πληροφορία η οποία θα δοθεί στο δίκτυο, και σε πληροφορία η οποία είναι τα αναμενόμενα αποτελέσματα που θα πρέπει να παραχθούν από το δίκτυο. Στην πραγματικότητα είναι δύσκολο τα παραγόμενα και αναμενόμενα αποτελέσματα να είναι ίδια. Η διαφορά ανάμεσα τους είναι αυτή που καθορίζει και την ακρίβεια του νευρωνικού δικτύου. Στόχος είναι η ελαχιστοποίηση της διαφοράς, δηλαδή τα παραγόμενα αποτελέσματα να είναι όσο το δυνατόν πιο κοντά στα αναμενόμενα. Αυτή η διαφορά μπορεί να μετρηθεί με διάφορους τρόπους, μερικοί εκ των οποίων παρουσιάζονται στην παρούσα ενότητα. Από τις μεθόδους αυτές, τέσσερις αφορούν το μέγεθος της ακρίβειας (magnitude accuracy) και η μία αφορά την ακρίβεια κατά κατεύθυνση (directional accuracy), δηλαδή έχει την ικανότητα να δείξει αν το μοντέλο παρήγαγε μικρότερη ή μεγαλύτερη τιμή από την αναμενόμενη.

Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (Root Mean Square Error- RMSE)

Η μέθοδος αξιολόγησης της ακρίβειας των μοντέλων RMSE είναι η πιο ευρέως χρησιμοποιούμενη μέθοδος στον χώρο της μηχανικής μάθησης. Η τιμή της βρίσκεται από την εξίσωση 4.72, όπου \hat{y}_t είναι η παραγόμενη τιμή ενώ y_t είναι η αναμενόμενη τιμή για το χρονικό βήμα t . Με

n συμβολίζεται ο αριθμός των καταχωρήσεων που χρησιμοποιήθηκαν στο σετ δεδομένων ελέγχου.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (4.72)$$

Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error- MAE)

Η μέθοδος αξιολόγησης MAE είναι καλύτερη στο να αποτυπώνει το μέσο σφάλμα, ωστόσο προτιμάται το RMSE λόγω τις ικανότητας του να διαχειρίζεται καλύτερα μεγαλύτερα σφάλματα. Η σχέση που δίνει την τιμή MAE είναι η εξής:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t| \quad (4.73)$$

Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error- MAPE)

Δεν πρόκειται για τίποτα περισσότερο από μια απλή επέκταση της μεθόδου αξιολόγησης MAE, ρυθμισμένη έτσι ώστε να υπολογίζει το σφάλμα σε ποσοστό επί τοις εκατό. Η σχέση που δίνει την τιμή της μεθόδου αξιολόγησης MAPE είναι η εξής:

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{|y_t|} \right) 100\% \quad (4.74)$$

Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (Mean Square Error- MSE)

Η μέθοδος αυτή είναι παρόμοια με την MAE, με την μόνη διαφορά να είναι ότι η μέθοδος MSE υπολογίζεται από το τετράγωνο της διαφοράς του αναμενόμενου και του παραγόμενου αποτελέσματος. Το πλεονέκτημα της MSE είναι ότι μπορεί να υπολογιστεί πιο εύκολα η κλίση της, ενώ η κλίση της MAE απαιτεί πολύπλοκα γραμμικά εργαλεία για να υπολογιστεί. Λόγω του τετραγωνισμού, τα μεγάλα σφάλματα υπερθεματίζονται, όπως και στην περίπτωση του RMSE. Η εξίσωση που δίνει την τιμή του MSE είναι η εξής:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2 \quad (4.75)$$

Λόγος Ακρίβειας Κατεύθυνσης (Directional Accuracy Ratio- DAR)

Η μέθοδος αυτή, όπως υποδηλώνεται από το όνομα της, είναι μία μέθοδος που δείχνει την ακρίβεια κατά κατεύθυνση, δηλαδή καταδεικνύει το αν το μοντέλο υπερεκτίμησε ή υποτίμησε την παραγόμενη τιμή σε σχέση με την αναμενόμενη. Σαν μετρική δεν χρησιμοποιείται πολύ από την ερευνητική κοινότητα, όμως στο παρελθόν έχει εφαρμοστεί σε περιπτώσεις αξιολόγησης μοντέλων πρόβλεψης τιμής, και υπολογίζεται από την παρακάτω σχέση:

$$DAR = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n d_t \quad (4.76)$$

Όπου $d_t = 1$ αν $(\hat{y}_t - y_{t-1})(y_t - y_{t-1}) > 0$ και $d_t = 0$ σε αντίθετη περίπτωση. Προσοχή, πως σε περιπτώσεις που τα δεδομένα έχουν κανονικοποιηθεί, θα πρέπει να εφαρμοστεί αντίστροφη διαδικασία πριν μετρηθεί η ακρίβεια του μοντέλου μέσω DAR.

Κεφάλαιο 5

Πρόγνωση του Δείκτη Ναυλαγοράς Baltic Dry Index- BDI

Μετά από τις αναλύσεις των προηγούμενων κεφαλαίων, είναι πλέον κατανοητός, τουλάχιστον σε ένα βαθμό, ο τρόπος λειτουργίας των νευρωνικών δικτύων, αλλά και ο χώρος της ναυτιλίας. Στο παρόν κεφάλαιο θα πραγματοποιηθεί προσπάθεια πρόγνωσης του δείκτη ναυλαγοράς BDI, με χρήση στατιστικών μεθόδων αλλά και νευρωνικών δικτύων. Λεπτομέρειες για την προεπεξεργασία, την ανάλυση και όλη την διαδικασία της πρόγνωσης θα δίνονται επεξηγηματικά και με την σειρά που πραγματοποιούνται, στις επόμενες ενότητες του κεφαλαίου. Θα γίνει προσπάθεια προσέγγισης της διαδικασίας της πρόγνωσης από πολυμεταβλητή αλλά και από μονομεταβλητή σκοπιά, στην προσπάθεια να βρεθεί ποια μέθοδος παράγει καλύτερα αποτελέσματα, και επίσης θα ελεγχθεί το κατά πόσο βελτιώνεται η ακρίβεια πρόγνωσης σε διάφορες περιπτώσεις συνδυασμού μοντέλων.

5.1 Γενικές Πληροφορίες

Πριν από την παρουσίαση της ερευνητικής διαδικασίας πρέπει να γίνουν κάποιες διευκρινήσεις σχετικά με την προετοιμασία αυτής.

5.1.1 Δεδομένα

Το αντικείμενο μελέτης του ερευνητικού χώρου της επιστήμης των δεδομένων είναι τα ίδια τα δεδομένα. Στα πλαίσια της παρούσας εργασίας μελετάται ο δείκτης ναυλαγοράς BDI, ο οποίος αποτελεί και τον πυρήνα της πρόγνωσης και ανάλυσης, ωστόσο για να διερευνηθεί το πλαίσιο στο οποίο αλληλοεπιδρά ο δείκτης, αλλά και πιθανώς να βρεθούν αίτια τα οποία μεταβάλλουν την πορεία του, πρέπει να συμπεριληφθούν και άλλα δεδομένα πέρα από τον ίδιο τον δείκτη. Όπως παρουσιάστηκαν στο κεφάλαιο 2, υπάρχουν πολλοί παράγοντες οι οποίοι ενδέχεται να διαδραματίζουν ρόλο στην διαμόρφωση της τιμής του δείκτη ναυλαγοράς, και ερευνητικός σκοπός της εργασίας ήταν η εύρεση των καταλληλότερων από αυτούς με σκοπό την ακριβέστερη πρόγνωση του σε πολυμεταβλητή προσέγγιση της ανάλυσης. Δείκτες όπως αυτοί των Forward Freight Agreements, της τιμής πώλησης μεταχειρισμένων σκαφών, του μεγέθους του ναυτιλιακού στόλου και της ζήτησης της αγοράς για μεταφορά αγαθών με πλοία χύδην ξηρού φορτίου, οι οποίοι εικάζεται πως επηρεάζουν τον δείκτη ναυλαγοράς ή σε περιπτώσεις ερευνών όπως αυτή του Κωστούλας 2016, έχει αποδειχτεί πως διαμορφώνουν το ύψος της τιμής του, θεωρούνται δείκτες που θα έπρεπε να εξεταστούν υπό το πρίσμα μιας πολυμεταβλητής ανάλυσης. Ο αρχικός σκοπός στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας ήταν η συλλογή πληθώρας τέτοιων δεικτών και η αξιολόγηση τους σχετικά με την συσχέτιση που παρουσιάζουν με τον δείκτη ναυλαγοράς BDI, έτσι ώστε να βρεθούν οι τέσσερις ή πέντε πιο αξιόλογοι για χρήση σε πολυμεταβλητό μοντέλο πρόγνωσης, ωστόσο

κατέστη αδύνατη η συνδρομή σε φορέα ο οποίος μπορεί να παρέχει τέτοιου είδους λεπτομερή δεδομένα για τον χώρο της ναυτιλίας, και επομένως η ερευνητική διαδικασία περιορίστηκε στην χρήση πιο εύκολα διαθέσιμων δεικτών, κυρίως οικονομικών και χρηματιστηριακών. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την περάτωση της εργασίας αντλήθηκαν από την υπηρεσία ‘Trading Economics’ (<https://tradingeconomics.com>).

5.1.2 Πλαίσιο ανάπτυξης

Για την διαδικασία της προεπεξεργασίας, της ανάλυσης, της μοντελοποίησης και της πρόγνωσης του δείκτη BDI, με χρήση στατιστικών μοντέλων αλλά και νευρωνικών δικτύων, χρησιμοποιήθηκε η γλώσσα προγραμματισμού Python στην έκδοση 3.7 και η γλώσσα προγραμματισμού R στην έκδοση 3.6, ενώ το περιβάλλον στο οποίο πραγματοποιήθηκε η ανάπτυξη του κώδικα είναι IDE (Integrated Development Environment) του Pycharm, και συγκεκριμένα η ενταγμένη σε αυτό έκδοση του Jupyter Notebook, αλλά και το διαδικτυακά διαθέσιμο περιβάλλον χρήσης Notebook, Google Colab Plus, τα οποία είναι ένα περιβάλλοντα που λειτουργούν με Notebooks, και έτσι επιτρέπει την ανάπτυξη κώδικα σε μπλοκ. Οι περισσότερες ενέργειες πραγματοποιήθηκαν σε Jupyter Notebook για την ευκολία της τοπικής εκτέλεσης του κώδικα, ενώ τα μοντέλα πρόγνωσης τα οποία έχουν αυξημένες ανάγκες σε υπολογιστικούς πόρους, όπως μνήμη RAM, επεξεργαστική ισχύ και ισχυρές GPU’s, εκτελέστηκαν το περιβάλλον του Google Colab Plus. Επιλέχθηκε η γλώσσα προγραμματισμού Python επειδή θεωρείται μια γλώσσα η οποία παρέχει πληθώρα εργαλείων για σκοπούς ανάλυσης καθώς και εύκολες προσεγγίσεις για ανάπτυξη νευρωνικών δικτύων, επειδή προσφέρει πιο εξελιγμένα εργαλεία για επεξεργασία και διαχείριση των δεδομένων, αλλά και επειδή επιτρέπει την χρήση Notebooks. Η λογική πίσω από την οποία επιλέχθηκε η χρήση Notebook για την ανάλυση είναι ότι από την στιγμή που το ενδιαφέρον στρέφεται στους πίνακες και τις γραφικές παραστάσεις, και δεν θα παραχθεί κάποια λειτουργική εφαρμογή, ή web περιβάλλον, η χρήση Notebooks καλύπτει τις ερευνητικές ανάγκες. Παράλληλα, η χρήση μπλοκ κώδικα διευκολύνει σημαντικά το ερευνητικό έργο καθώς επιτρέπεται η εκτέλεση μονάχα ενός μπλοκ κώδικα χωρίς να είναι απαραίτητη η εκτέλεση όλης της διαδικασίας από την αρχή. Ταυτόχρονα, με μικρές τροποποιήσεις και χρήση της βιβλιοθήκης ‘ipy2’, είναι δυνατή η χρήση γλώσσας προγραμματισμού R εντός του ίδιου Notebook, παράλληλα με χρήση γλώσσας Python, και η ανταλλαγή μεταβλητών μεταξύ των γλωσσών. Η χρήση της γλώσσας προγραμματισμού R, καθιστά δυνατή την αξιοποίηση διαφόρων βιβλιοθηκών και εργαλείων τα οποία δεν είναι διαθέσιμα σε Python περιβάλλον, και με αυτό τον συνδυασμό των δύο γλωσσών επιτυγχάνεται η αξιοποίηση στο έπακρο των πλεονεκτημάτων κάθε γλώσσας. Η συγγραφή του παρόντος κειμένου έγινε στο περιβάλλον Overleaf με χρήση της γλώσσας σύνταξης κειμένων L^AT_EX. Η τελευταία επιλογή έγινε επειδή η γλώσσα L^AT_EX θεωρήθηκε πως παράγει καλύτερα αποτελέσματα σχετικά με την δόμηση της εργασίας και την μορφή του κειμένου, αλλά και επειδή παρέχει μεγάλο εύρος επιλογών και παραμετροποιήσεων.

5.2 Μεθοδολογία

Στην αρχή, στόχος είναι να γίνουν κατανοητά τα δεδομένα. Για αυτόν τον λόγο πραγματοποιείται περιγραφική ανάλυση του δείκτη ναυλαγοράς BDI. Παρουσιάζονται διάφορες γραφικές παραστάσεις καθώς και στατιστικά στοιχεία, όπως διασπορά και μέσος της χρονοσειράς, με σκοπό να διαπιστωθούν οι κατηγορίες στις οποίες ανήκει η χρονοσειρά. Στην συνέχεια πραγματοποιούνται οι έλεγχοι υπόθεσης Augmented Dickey Fuller και KPSS, με τους οποίους πιστοποιείται η στασιμότητα ή η μη-στασιμότητα της χρονοσειράς, και επίσης διερευνάται και η αυτοσυσχέτιση που παρουσιάζεται στα δεδομένα, οπτικοποιώντας τους συντελεστές αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης της χρονοσειράς, ενώ οι έλεγχοι αυτοί επαναλαμβάνονται μετά την εφαρμογή μετασχηματισμού διαφοροποίησης (Differencing) στην χρονοσειρά.

Μετά την κατανόηση και την επεξεργασία των δεδομένων, εφαρμόζονται τα κατάλληλα μοντέλα πρόγνωσης. Αρχικά τα δεδομένα μοντελοποιούνται και τροποποιούνται κατάλληλα, πριν γίνει χρήση των Νευρωνικών Δικτύων. Αρχικά εφαρμόζεται το στατιστικό μοντέλο ARIMA, αφού υπολογιστούν οι τιμές p, d και q του μοντέλου. Παρουσιάζονται τα αποτελέσματα και οι προβλέψεις του μοντέλου, ενώ τα δεδομένα αποθηκεύονται σαν σημείο αναφοράς για όλα τα νευρωνικά δίκτυα. Στην συνέχεια γίνει εκ νέου κατάλληλη τροποποίηση και μετασχηματισμός κανονικοποίησης των δεδομένων, έτσι ώστε να χρησιμοποιηθούν τα νευρωνικά δίκτυα LSTM και GRU. Τα αντίστοιχα αποτελέσματα πρόγνωσης συγκρίνονται και διατηρούνται.

Σε επόμενο βήμα, πραγματοποιείται πολυμεταβλητή ανάλυση της χρονοσειράς BDI. Για να επιτευχθεί αυτό, επιλέγονται κάποιοι σχετικοί οικονομικοί δείκτες, οι οποίοι φιλτράρονται με σκοπό να επιλεγθούν μόνο οι κατάλληλοι. Με εφαρμογή ελέγχων CFS και Granger, βρίσκονται οι καταλληλότεροι δείκτες που θα χρησιμοποιηθούν για πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς σε πολυμεταβλητή ανάλυση με νευρωνικό δίκτυο LSTM.

Μετά την πρόγνωση, πραγματοποιείται υπολογισμός της μέσης τιμής των προβλέψεων όλων των μοντελοποιήσεων, για διάφορους μεταξύ τους συνδυασμούς. Τέλος σχολιάζονται τα αποτελέσματα και παράγονται συμπεράσματα.

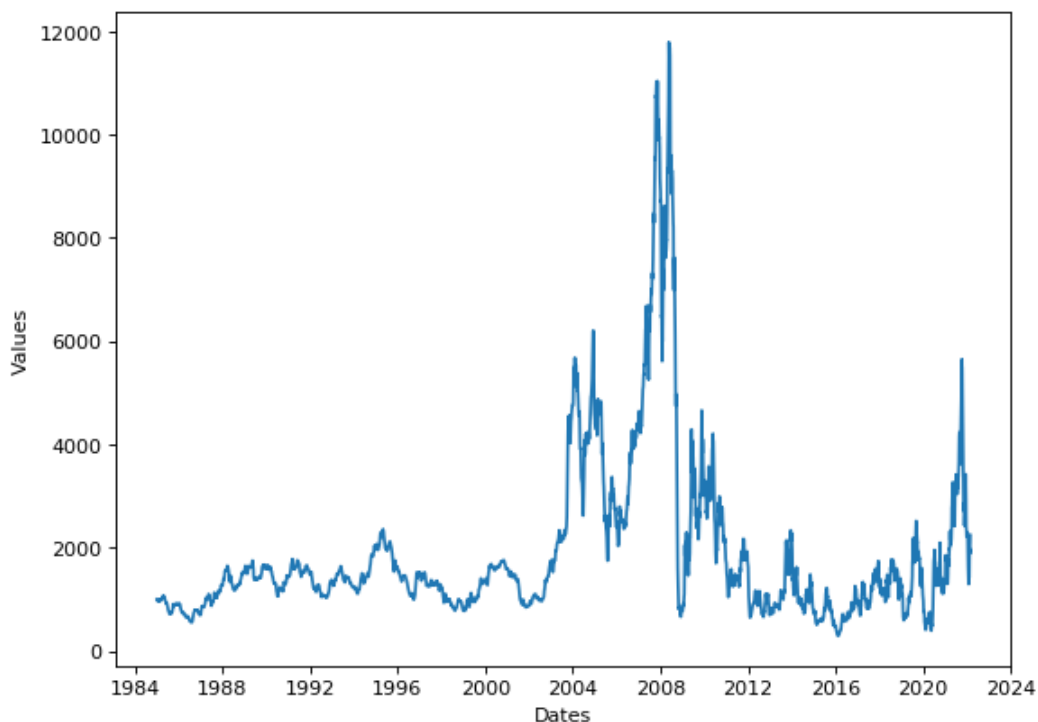
5.3 Διερευνητική Ανάλυση και Επεξεργασία Δεδομένων

Το πρώτο βήμα για την ανάλυση είναι η φόρτωση των δεδομένων στο προγραμματιστικό περιβάλλον. Αφού φορτώθηκαν τα δεδομένα, έγινε έλεγχος για τυχόν ακραίες, λανθασμένες ή εκλιπόντες τιμές, και δεν διαπιστώθηκε πως δεν υπάρχει κάτι αντίστοιχο. Τα δεδομένα όπως αντλήθηκαν από την υπηρεσία παροχής των τιμών του δείκτη ναυλαγοράς, παρουσιάζονται στην εικόνα 48. Παρατηρείται πως από τις 10 στήλες που υπάρχουν είναι πολλές και οι μόνες που ενδιαφέρουν την ερευνητική διαδικασία είναι αυτές της ‘DateTime’ και της ‘Value’. Για αυτόν τον λόγο, οι στήλες με πληροφορίες σχετικά με την χώρα, την κατηγορία του δείκτη, την συχνότητα δημοσίευσης της τιμής, την ονομασία του δείκτη καθώς και την ημερομηνία τελευταίας ενημέρωσης της τιμής του, διαγράφονται από τον πίνακα.

Index	Country	Category	DateTime	Value	Frequency	HistoricalDataSymbol	LastUpdate
0	Commodity	Commodity	1985-01-04T00:00:00	1000	Daily	BALTIC	2022-02-23T17:58:12.523
1	Commodity	Commodity	1985-01-07T00:00:00	998	Daily	BALTIC	2022-02-23T17:58:12.523
2	Commodity	Commodity	1985-01-08T00:00:00	996	Daily	BALTIC	2022-02-23T17:58:12.523
3	Commodity	Commodity	1985-01-09T00:00:00	994	Daily	BALTIC	2022-02-23T17:58:12.523
4	Commodity	Commodity	1985-01-10T00:00:00	980	Daily	BALTIC	2022-02-23T17:58:12.523
5	Commodity	Commodity	1985-01-11T00:00:00	980	Daily	BALTIC	2022-02-23T17:58:12.523
6	Commodity	Commodity	1985-01-14T00:00:00	974	Daily	BALTIC	2022-02-23T17:58:12.523
7	Commodity	Commodity	1985-01-15T00:00:00	973	Daily	BALTIC	2022-02-23T17:58:12.523
8	Commodity	Commodity	1985-01-16T00:00:00	979	Daily	BALTIC	2022-02-23T17:58:12.523
9	Commodity	Commodity	1985-01-17T00:00:00	984	Daily	BALTIC	2022-02-23T17:58:12.523
10	Commodity	Commodity	1985-01-18T00:00:00	984	Daily	BALTIC	2022-02-23T17:58:12.523

Εικόνα 48. Δομή δεδομένων στην αρχική τους μοεφή

Δημιουργώντας το γράφημα της εικόνα 49, φαίνεται η διακύμανση του δείκτη ναυλαγοράς για το χρονικό διάστημα από την στιγμή της δημιουργίας του μέχρι και τον Φεβρουάριο του 2022. Στο σημείο αυτό πρέπει να τονιστεί το γεγονός πως οι τιμές του δείκτη BDI δεν είναι καθημερινές.



Εικόνα 49. Γραφική παράσταση δείκτη ναυλαγοράς BDI

Τα χρηματιστήρια και ο οργανισμός Baltic δεν λειτουργούν τα Σαββατοκύριακα και τις αργίες, με αποτέλεσμα να μην παράγονται τιμές του δείκτη για αυτές τις μέρες. Όμως έτσι και αλλιώς αυτό δεν είναι κάτι που επηρεάζει την διαδικασία της πρόγνωσης του, καθώς ο στόχος της πρόγνωσης δεν θα είναι ημερήσιος αλλά εβδομαδιαίος. Ο δείκτης ναυλαγοράς, όπως έχει αποδειχτεί

από τις έντονες διακυμάνσεις του, είναι ένας δείκτης ο οποίος μέσα σε διάστημα μιας εβδομάδας μπορεί να παρουσιάσει αλλαγή πορείας. Οι άνθρωποι που ασχολούνται με τον χώρο της ναυτιλίας πρέπει να δρουν άμεσα στις εξελίξεις, οι οποίες καλύτερα αποτυπώνονται σε εβδομαδιαίο πλάνο. Μια ακόμα προσέγγιση θα μπορούσε να είναι η μηνιαία διακύμανση. Το θετικό σε μια μηνιαία ανάλυση θα ήταν ότι η πρόγνωση θα είναι μεγαλύτερο ορίζοντα, κάτι που σαφώς θα ενδιέφερε άτομα τα οποία πρέπει να πάρουν αποφάσεις στον χώρο της ναυτιλίας. Από την άλλη μεριά όμως, μια μηνιαία πρόγνωση θα σήμαινε σημαντική απώλεια πληροφορίας, καθώς θα είχαμε χρήση του μέσου όρου των καθημερινών τιμών ανά μήνα, και επομένως 30 φορές λιγότερη ποσότητα πληροφορίας, κάτι το οποίο ενδεχομένως να μειώσει την δυνατότητα εκπαίδευσης των προγνωστικών μοντέλων.

Ταυτόχρονα κρίθηκε ανούσιο να πραγματοποιηθεί πρόγνωση σε ορίζοντα λίγων ημερών, διότι ο χώρος της ναυλαγοράς μπορεί να απαιτεί γρήγορες και ξαφνικές αποφάσεις, αλλά το αντίκτυπο αυτών κρίνεται σε μεγάλο βάθος χρόνου, περισσότερο από αυτό λίγων ημερών, όπως αναλύθηκε στο κεφάλαιο 2. Ανάμεσα λοιπόν από την εβδομαδιαία και την μηνιαία ανάλυση, αποφασίστηκε πως η εβδομαδιαία ισορροπεί καλύτερα ανάμεσα στα συμφέροντα της επιστημονικής διαδικασίας, καθώς μπορούν καλύτερα να αποτυπωθούν τα χαρακτηριστικά του δείκτη ναυλαγοράς και να τροφοδοτηθεί το προγνωστικό μοντέλο με περισσότερα δεδομένα, αλλά και της επιχειρηματικής, καθώς η πρόγνωση σε βάθος κάποιων εβδομάδων μπορεί να αποτελέσει καλύτερο σύμβουλο κατά την διαδικασία λήψης αποφάσεων.

5.3.1 Διερεύνηση Στατιστικών Τιμών

Ακολουθώντας λοιπόν την παραπάνω λογική, τροποποιήθηκε ο πίνακας που περιέχει τα δεδομένα έτσι ώστε να συμπτύσσει τις καθημερινές τιμές σε εβδομαδιαίες, υπολογίζοντας τον μέσο όρο των ημερήσιων τιμών της κάθε εβδομάδας. Με στόχο την καλύτερη κατανόηση των δεδομένων, δημιουργείται ο πίνακας 2, στον οποίο παρουσιάζονται κάποια στατιστικά στοιχεία της χρονοσειράς. Τα στοιχεία αυτά είναι η μέση, η ελάχιστη και η μέγιστη τιμή, ο αριθμός των καταγραφών, η τυπική απόκλιση καθώς και τα εκατοστημόρια 25%, 50% και 75%, τα οποία συνοδεύονται από μια τιμή. Το εκατοστημόριο περιγράφει το ποσοστό των καταχωρήσεων των οποίων η τιμή είναι χαμηλότερη από την τιμή η οποία συνοδεύει το κάθε εκατοστημόριο του πίνακα.

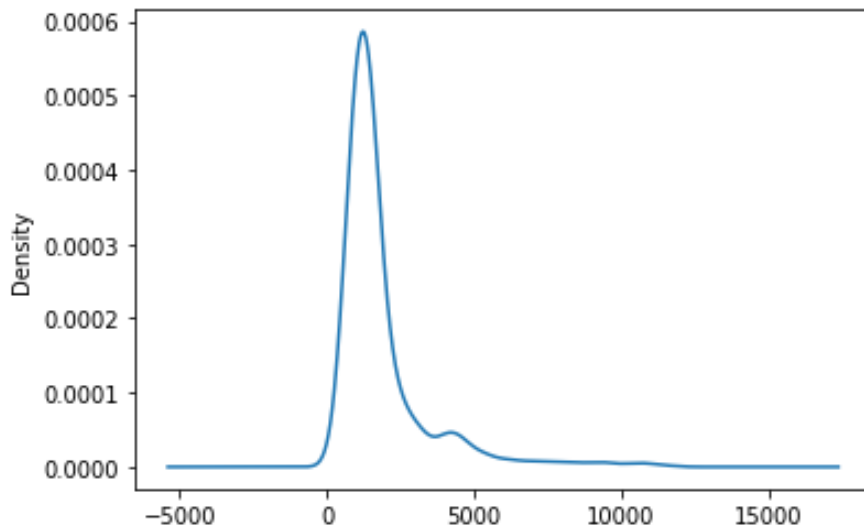
Πίνακας 2. Στατιστικά στοιχεία χρονοσειράς

Μέτρο	Τιμή
Καταφραγές	1928
Μέση Τιμή	1882,12
Τυπική Απόκλιση	1631,8
Ελάχιστη Τιμή	291
Μέγιστη Τιμή	11977,2
25%	1006,4
50%	1389
75%	1931

5.3.2 Έλεγχος Κανονικότητας

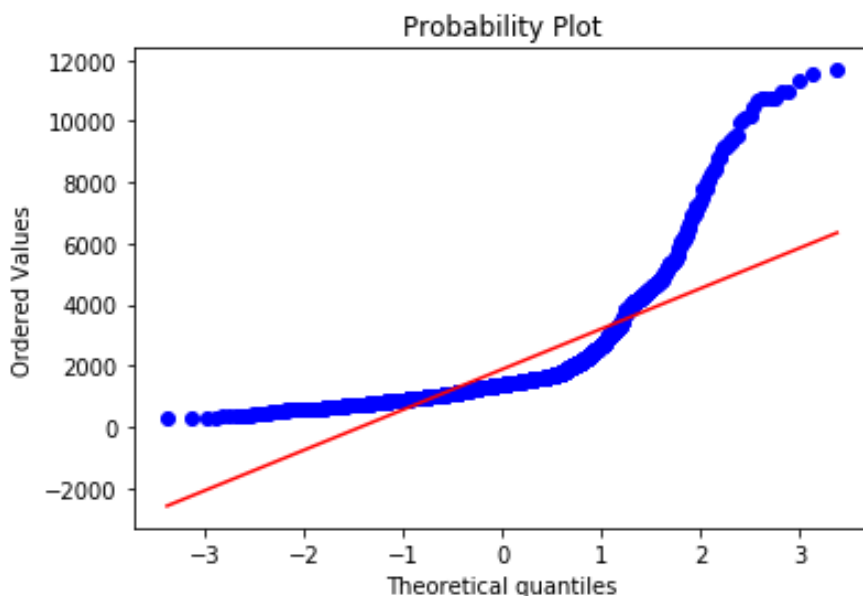
Στο πλαίσιο της διερεύνησης της φύσης των δεδομένων της χρονοσειράς, πραγματοποιούνται διάφοροι έλεγχοι. Αρχικά δημιουργείται η γραφική παράσταση του εκτιμητή της πυκνότητας πιθανότητας (kernel density estimator- KDE) στην εικόνα 50. Ερμηνεύοντας την γραφική παράσταση, στον οριζόντιο άξονα φαίνονται οι πιθανές τιμές που παίρνει η χρονοσειρά, και στον οριζόντιο

άξονα φαίνεται ποια είναι η πιθανότητα κάθε τιμής, δηλαδή αν επιλεγεί τυχαία μια τιμή, με τι πιθανότητα θα επιλεγθεί η τιμή του οριζόντιου άξονα την οποία αντιστοιχεί. Είναι φανερό ότι δεν ακολουθείται η κανονική κατανομή. Την κατανομή της χρονοσειράς εξετάζει και η γραφική παράσταση της εικόνας 51, στην οποία φαίνεται το ποσοστημόριο προς ποσοστημόριο γράφημα (Quantile-Quantile plot- Q-Q plot).



Εικόνα 50. Γραφική παράσταση Kernel Density Estimator

Αυτό που γίνεται αντιληπτό από το παρών Q-Q γράφημα είναι ότι ξεκάθαρα οι τιμές του δείκτη ναυλαγοράς δεν ακολουθούν την κανονική κατανομή. Στην γραφική παράσταση Q-Q, παρουσιάζονται στον οριζόντιο άξονα οι θεωρητικές τιμές των ποσοστημορίων της κανονικής κατανομής ενώ στον κάθετο άξονα οι πραγματικές αντίστοιχες τιμές των δεδομένων.

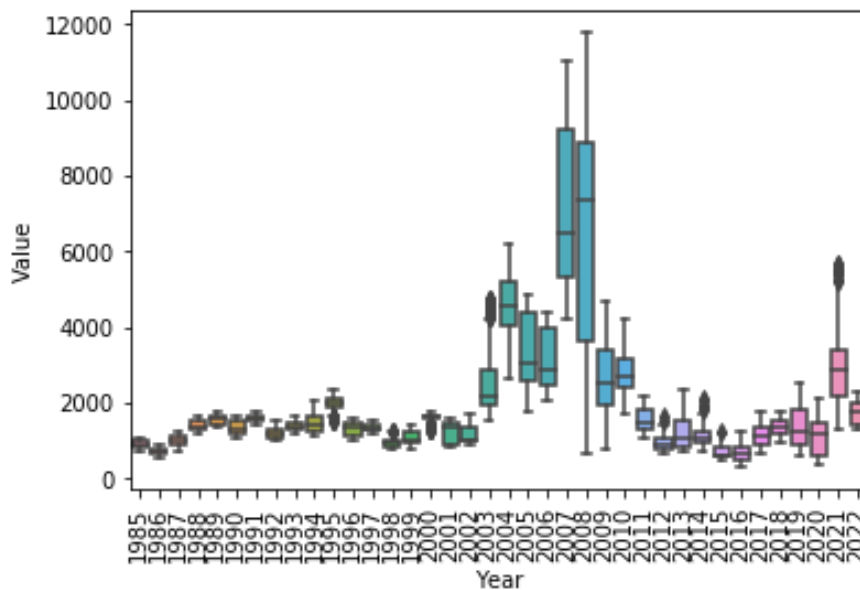


Εικόνα 51. Γραφική παράσταση Quantile-Quantile

Η κόκκινη γραμμή είναι αυτή που ορίζει την γραμμή της κανονικής κατανομής, και αν ακολουθούταν από τις παρατηρήσεις, έστω με μια σχετική απόκλιση, τότε οι παρατηρήσεις θα ακολου-

θούσαν την κανονική κατανομή. Αντίθετα, στην περίπτωση του δείκτη ναυλαγοράς, παρατηρείται τέτοιο σχήμα, από το οποίο συμπεραίνεται πως υπάρχει θετική λοξότητα (positive skewness), ή αλλιώς λοξότητα προς τα δεξιά, δηλαδή πως το μεγαλύτερο ποσοστό των τιμών είναι στο χαμηλό μέρος, δηλαδή στην περίπτωση του δείκτη ναυλαγοράς, πως είναι μικρές τιμές. Επίσης παρατηρείται κατανομή με βαριά άκρα (Heavy-tail distribution), το οποίο πρακτικά σημαίνει πως τα άκρα πλησιάζουν στο 0, αλλά δεν το ακουμπούν, και άρα υπάρχει αυξημένη πιθανότητα να βρεθεί ακραία τιμή, και πιο συγκεκριμένα η υποκατηγορία κατανομών με μακρά άκρα, λόγω του χαρακτηριστικού σχήματος 'S' που παίρνει η μορφή του σχήματος.

5.3.3 Διερεύνηση ανά έτος



Εικόνα 52. Γραφική παράσταση Boxplot

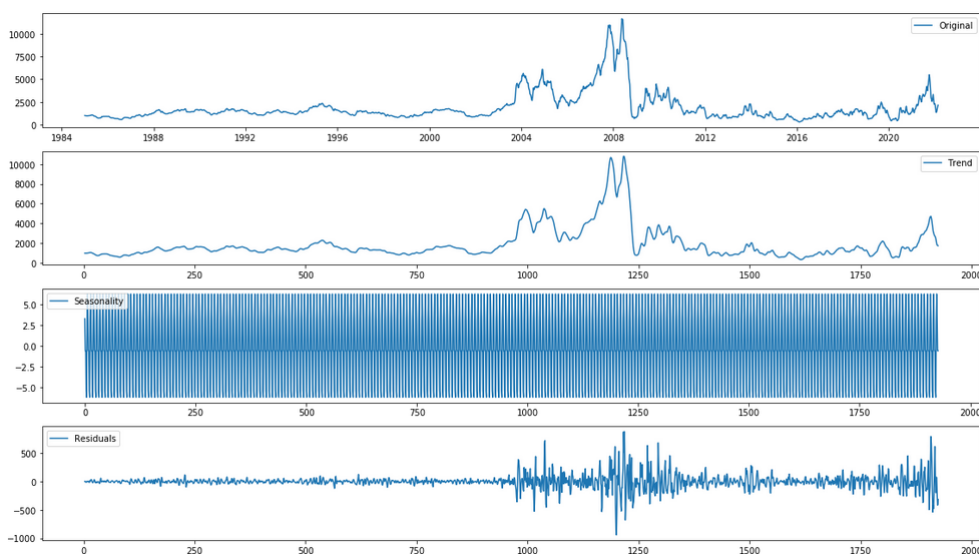
Στο διάγραμμα Boxplot της εικόνας 52 παρουσιάζονται οι κατανομές σε εκατοστημόρια για κάθε έτος της χρονοσειράς. Η έντονη μεταβλητότητα της χρονοσειράς παρουσιάζεται ξανά, καθώς φαίνονται οι έντονες διαφορές ανάμεσα σε διπλανές περιόδους. Το κάθε κουτί του διαγράμματος ονομάζεται Inter Quantile Range (IQR) και μέσα σε αυτό φαίνονται οι τιμές που αντιστοιχούν στο δεύτερο και το τρίτο εκατοστημόριο της κατανομής, ενώ η γραμμή εντός του κουτιού αντιπροσωπεύει τον διάμεσο των τιμών για την περίοδο με την οποία ασχολείται το κάθε κουτί. Επομένως το κομμάτι του κουτιού ανάμεσα στο πάνω άκρο και το κάτω άκρο περιέχει τις τιμές που βρίσκονται στο τρίτο εκατοστημόριο της κατανομής, δηλαδή ανάμεσα στο 50% και το 75%, ενώ το κάτω άκρο ανάμεσα στο 25% και το 50%. Οι προεκτάσεις του κουτιού ονομάζονται Whiskers, και η άκρη του κάθε whisker ορίζεται ως το πρώτο εκατοστημόριο μείον μιάμιση φορά την έκταση του IQR ($Q1 - 1,5 \text{ IQR}$), και αντίστοιχα το άνω whisker, $Q3 + 1,5 \text{ IQR}$. Σε μερικά κουτιά παρατηρούνται outliers, τα οποία στατιστικά θεωρούνται ακραίες διακυμάνσεις, τα οποία είναι τιμές εκτός της τοπικής κατανομής, και φαίνονται να βρίσκονται σαν σημεία έξω από τα όρια των whiskers.

Από το σχήμα και την δομή των κουτιών γίνεται αντιληπτό πως ακόμα και σε κοντινές περιόδους, η διασπορά των τιμών είναι μεγάλη. Σε μερικές περιπτώσεις αναλύσεων, πραγματοποιείται αφαίρεση των outliers από την χρονοσειρά, για να επιτευχθεί μεγαλύτερη ακρίβεια στο μοντέλο πρόγνωσης. Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας, κάτι τέτοιο κρίνεται πως δεν είναι απαραίτητο, καθώς αυτές οι τιμές δεν είναι λανθασμένες, και είναι απλώς τιμές οι οποίες ανταποκρίνονται σε ακραίες συνθήκες στην ναυτιλιακή αγορά. Τέτοιες συνθήκες δεν είναι σπάνιες, ενώ

η εμφάνιση τους σε μελλοντικό χρόνο είναι σχεδόν βέβαιη, επομένως η ένταξη τιμών οι οποίες αναπαριστούν μια ακραία κατάσταση για την αγορά, παρότι δεν θα βοηθήσει στην ακρίβεια του μοντέλου, ίσως μπορέσει να το βοηθήσει να αναγνωρίσει μελλοντικές ακραίες καταστάσεις.

5.3.4 Στασιμότητα Χρονοσειράς

Σε συνέχεια της διερευνητικής διαδικασίας, πραγματοποιείται αποσύνθεση των στοιχείων της χρονοσειράς, και προκύπτουν οι γραφικές παραστάσεις της εικόνας 53. Η διαδικασία που παράγει τα σχήματα αυτά, αναλύει την χρονοσειρά στο κυρίως σώμα όμως με μια εξομάλυνση, σε τάση, σε εποχικότητα και σε residuals, το οποίο είναι τα εναπομείναντα χαρακτηριστικά της χρονοσειράς που δεν εντάσσονται σε κάποιο από τα προηγούμενα. Το σημαντικό είναι ότι αν αθροιστούν τα τέσσερα αυτά χαρακτηριστικά, θα προκύψει το αρχικό σχήμα.



Εικόνα 53. Γραφική αποσύνθεση της χρονοσειράς του δείκτη BDI

Από τις γραφικές που παρήχθησαν, παρατηρείται τοπικά έντονη τάση, η οποία ωστόσο μακροπρόθεσμα ίσως να μην υφίσταται, καθώς οι συνεχείς ανοδικές και καθοδικές τάσεις κατά καιρούς, αλληλο-εξουδετερώνονται. Προς το παρόν οι τάσεις δεν είναι κάτι που μονοπωλεί το ενδιαφέρον της ερμηνείας της εικόνας 53, καθώς η στασιμότητα της χρονοσειράς θα ελεγχθεί αργότερα. Το ενδιαφέρον έγκειται στην έντονη και ξεκάθαρη εποχικότητα που παρουσιάζεται καθώς και στα residuals τα οποία είναι χαρακτηριστικά σημαντικά για την ολική εικόνα της χρονοσειράς. Για περαιτέρω ερμηνεία της χρονοσειράς, πραγματοποιήθηκε αυξημένος έλεγχος Dickey-Fuller (ADF), για να διαπιστωθεί αν η χρονοσειρά παρουσιάζει στασιμότητα.

```
Results of Dickey-Fuller Test:
Test Statistic          -3.156791
p-value                 0.022626
#Lags Used              26.000000
Number of Observations Used 1901.000000
Critical Value (1%)    -3.433795
Critical Value (5%)    -2.863062
Critical Value (10%)   -2.567580
dtype: float64
```

Εικόνα 54. Αποτελέσματα ελέγχου ADF

Τα αποτελέσματα του ελέγχου παρουσιάζονται στην εικόνα 54, ενώ μπορούν να ερμηνευτούν όπως έχει εξηγηθεί από την ενότητα 4.3.2. Από τα αποτελέσματα του ελέγχου ADF παρατηρείται ότι η τιμή p είναι 0,023 δηλαδή μάλλον παρατηρείται στασιμότητα αλλά είναι κοντά στην οριακή τιμή, και η τιμή του ADF ελέγχου είναι -3,16. Διασταυρώνοντας την τιμή αυτή με τις κρίσιμες τιμές συμπεραίνεται πως απορρίπτεται η αρχική υπόθεση του ελέγχου, και η χρονοσειρά θεωρείται στάσιμη σε επίπεδο σημαντικότητας 95%. Όμως όπως εξηγήθηκε και στην ενότητα 4.3.2, ο έλεγχος ADF αφήνει περιθώρια αμφισβήτησης, και καλό θα ήταν να εξεταστεί η στασιμότητα και με έλεγχο KPSS. Τα αποτελέσματα του ελέγχου KPSS παρουσιάζονται στην εικόνα 55.

```

KPSS Statistic: 0.7081276996659921
p-value: 0.012806572757637082
num lags: 26
Critical Values:
 10% : 0.347
  5% : 0.463
 2.5% : 0.574
  1% : 0.739
Result: The series is not stationary

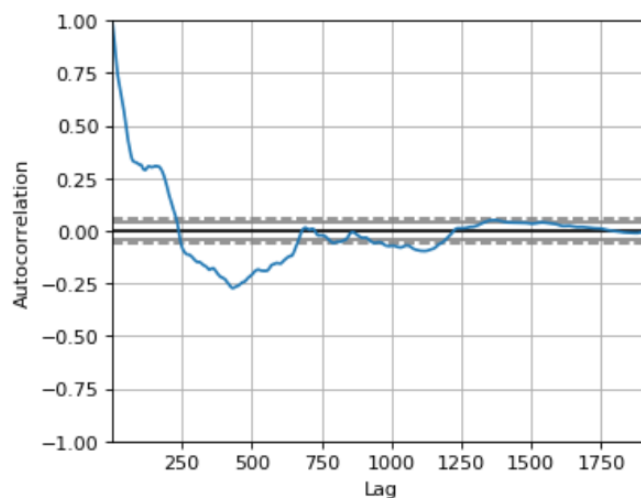
```

Εικόνα 55. Αποτελέσματα ελέγχου KPSS

Από τον έλεγχο KPSS, Προκύπτει p ίσο με 0,01. Υπενθυμίζεται πως η μηδενική υπόθεση του ελέγχου KPSS, είναι πως η χρονοσειρά είναι στάσιμη, σε αντίθεση με την μηδενική υπόθεση του ελέγχου ADF. Η τιμή του ελέγχου είναι 0,71, ενώ διασταυρώνοντας την με τις κρίσιμες τιμές, προκύπτει ότι η μηδενική υπόθεση απορρίπτεται, και η χρονοσειρά θεωρείται μη στάσιμη, σε επίπεδο σημαντικότητας 97,5%. Όπως αναλύθηκε και στην ενότητα 4.3.2, στην περίπτωση που ο έλεγχος ADF βρει στασιμότητα, ενώ ο έλεγχος KPSS, ανιχνεύσει μη στασιμότητα, τότε η χρονοσειρά δεν είναι στάσιμη και χρειάζεται εφαρμογή διαφοροποίησης για να θεωρείται πλήρως στάσιμη.

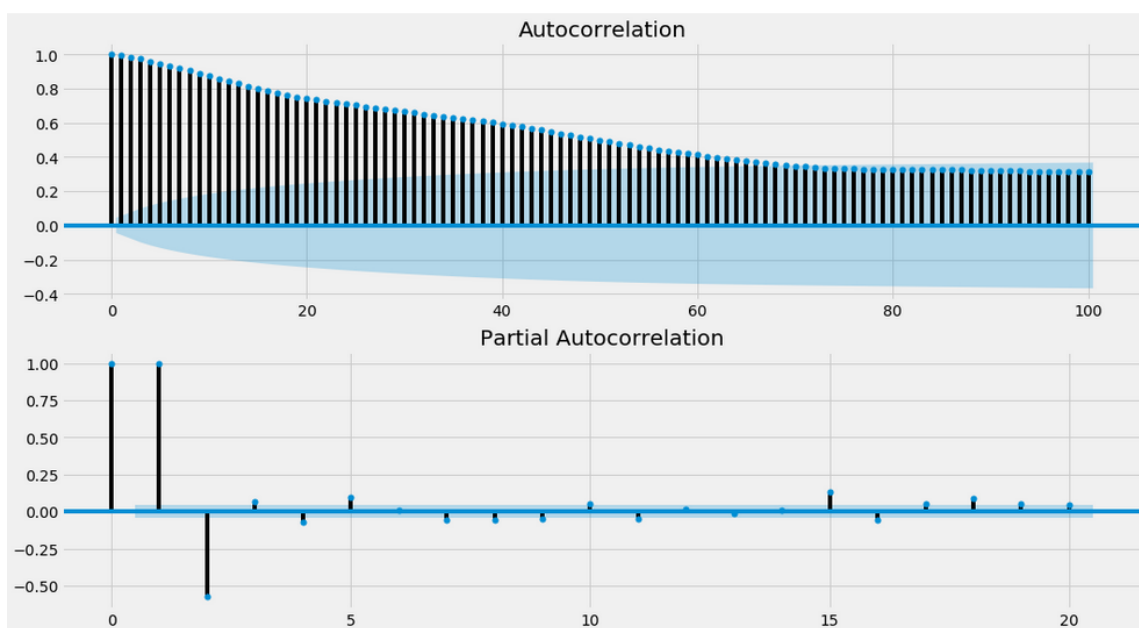
5.3.5 Αυτοσυσχέτιση και Μερική Αυτοσυσχέτιση

Στην συνέχεια πραγματοποιείται έλεγχος αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης της χρονοσειράς του δείκτη ναυλαγοράς BDI. Αρχικά δημιουργείται γραφική παράσταση της αυτοσυσχέτισης, για να διαπιστωθεί η ύπαρξη και η μορφή της. Στην εικόνα 56, παρουσιάζεται η γραφική αυτή παράσταση.



Εικόνα 56. Αυτοσυσχέτιση χρονοσειράς

Αναλύοντας την μορφή της γραφικής παράστασης, γίνεται αντιληπτό πως υπάρχει αυτοσυσχέτιση. Αυτή παρουσιάζει έντονα χαρακτηριστικά τις πρώτες εβδομάδες, ενώ μηδενίζεται γύρω στις 40 εβδομάδες, και παίρνει αρνητικές τιμές μετά, μέχρι τις περίπου 700 εβδομάδες, παρουσιάζοντας αρνητική αυτοσυσχέτιση. Αυτή μακρά διάρκεια της αυτοσυσχέτισης επιβεβαιώνει τα χαρακτηριστικά μακράς μνήμης, που διαπιστώνονται και στην βιβλιογραφία. Ωστόσο ενδιαφέρον παρουσιάζει και η εικόνα 56, στην οποία σκιαγραφούνται οι γραφικές παραστάσεις των συντελεστών αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης συναρτήσεων των χρονικών βημάτων. Η έντονη διαφορά ανάμεσα τους αποδεικνύει την ανάγκη εφαρμογής μετασχηματισμού διαφοροποίησης, καθώς από τον συντελεστή μερικής αυτοσυσχέτισης, φαίνεται πως μόνο οι τιμές των δύο περασμένων βημάτων παρουσιάζουν πραγματική αυτοσυσχέτιση με το τρέχον χρονικό βήμα. Σημειώνεται πως η περιοχή που χρωματίζεται με λευκό ή μπλε φόντο οριοθετεί το επίπεδο σημαντικότητας. Η περιοχή σε λευκό φόντο είναι αυτή που παρουσιάζει το ενδιαφέρον καθώς είναι σημεία σε επίπεδο σημαντικότητας άνω του 95% και επομένως σημεία που βρίσκονται σε μπλε φόντο θεωρούνται στατιστικά ασήμαντα.

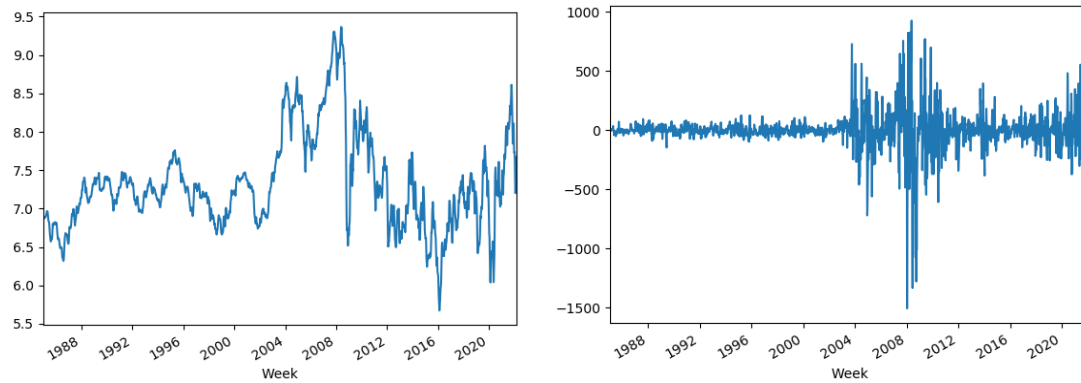


Εικόνα 57. Συντελεστές Αυτοσυσχέτισης και Μερικής Αυτοσυσχέτισης

Η στασιμότητα είναι σημαντικό χαρακτηριστικό μιας χρονοσειράς, διότι, εάν ένα μοντέλο εκπαιδευτεί σε κάποια δεδομένα, η επιτυχία του στο να προγνώσει δεδομένα με διαφορετικά χαρακτηριστικά δεν θα είναι η ίδια με την περίπτωση που προβλέπει δεδομένα με παρόμοια χαρακτηριστικά. Αν για παράδειγμα η κλίση μεταβάλλεται με τον χρόνο, ένα μοντέλο θα είναι λιγότερο ακριβές καθώς η αποτύπωση της μεταβολής της κλίσης δεν είναι κάτι που θα μπορέσει το μοντέλο πρόγνωσης να εντοπίσει πολύ εύκολα. Αντίθετα σε χρονοσειρά χωρίς κλίση, η δουλειά που έχει να κάνει το μοντέλο απλοποιείται, και η πρόγνωση είναι ακριβέστερη. Για αυτό είναι σημαντικό να βρεθεί ο κατάλληλος μετασχηματισμός έτσι ώστε να στασιμοποιηθεί η χρονοσειρά.

5.3.6 Έλεγχος Μετασχηματισμών

Για τις ανάγκες της εργασίας επιλέχθηκε η λογαριθμική των τιμών, ο οποίος είναι ένας ευρέως διαδεδομένος μετασχηματισμός, και η διαφοροποίηση των τιμών, η οποία φαίνεται να προτιμάται στην ερευνητική βιβλιογραφία για την χρονοσειρά του δείκτη ναυλαγοράς. Οι γραφικές παραστάσεις της χρονοσειράς μετά από κάθε μετασχηματισμό φαίνονται στην εικόνα 58.



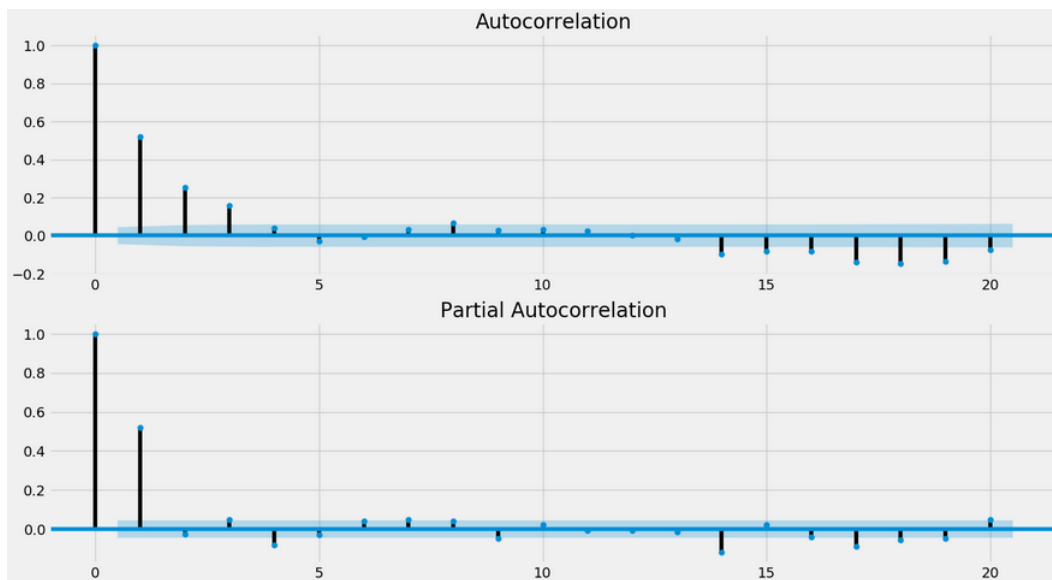
Εικόνα 58. Γραφήματα λογαριθμημένης (αριστερά) και διαφοροποιημένη (δεξιά) χρονοσειράς

Παρά το γεγονός ότι από τις γραφικές παραστάσεις γίνεται αντιληπτό πως η διαφοροποιημένη χρονοσειρά εμφανίζει μεγαλύτερη σταθερότητα από την λογαριθμημένη, στον πίνακα 3 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των ελέγχων ADF και KPSS για τις δύο μετασχηματισμένες χρονοσειρές.

Πίνακας 3. Τιμές ελέγχων ADF και KPSS για μετασχηματισμένη χρονοσειρά

	Λογάριθμος ADF	Λογάριθμος KPSS	Διαφοροποίηση ADF	Διαφοροποίηση KPSS
Τιμή Ελέγχου	-3,19	0,67	-9,84	0.02
Τιμή p	0,02	0,016	$4,70e^{-17}$	0.1
Κρίσιμη Τιμή 1%	-3,43	0,74	-3.43	0.74
Κρίσιμη Τιμή 5%	-2,86	0,46	-2.86	0.46
Κρίσιμη Τιμή 10%	-2,57	0,35	-2.57	0.35

Επιβεβαιώνοντας την παραπάνω υπόθεση, από τα αποτελέσματα των ελέγχων ADF και KPSS προκύπτουν τιμές p οι οποίες δείχνουν πως ξεκάθαρα η διαφοροποίηση της χρονοσειράς του δείκτη ναυλαγοράς BDI προσδίδει στασιμότητα. Τα αποτελέσματα της του λογαριθμικού μετασχηματισμού είναι επίσης ενδιαφέροντα, ωστόσο η παρακάτω έρευνα θα ασχοληθεί μόνο με τον μετασχηματισμό της διαφοροποίησης, καθώς είναι αυτός που λειτουργεί καλύτερα. Στην εικόνα 59 παρουσιάζονται οι γραφικές παραστάσεις των συντελεστών αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης για την διαφοροποιημένη χρονοσειρά, στις οποίες διαπιστώνεται η ουσιαστική αλλαγή των χαρακτηριστικών της.



Εικόνα 59. Γραφήματα συντελεστών αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης διαφορισμένης σειράς

5.4 Μοντελοποίηση και πρόγνωση με ARIMA

Γνωρίζοντας πλέον πως ο δείκτης ναυλαγοράς BDI είναι μια χρονοσειρά η οποία δεν παρουσιάζει στασιμότητα, και δεν ακολουθεί την κανονική κατανομή, αλλά και πως η διαφοροποίηση του είναι η κατάλληλη μέθοδος για να δημιουργηθεί στασιμότητα, γίνεται εφαρμογή του μοντέλου ARIMA για μοντελοποίηση αλλά και πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς. Στα προηγούμενα κεφάλαια της παρούσας διπλωματικής εργασίας, αλλά και σε έρευνες της βιβλιογραφίας, έχει γίνει επαρκής εδραίωση της συνθήκης ότι σε γενικές γραμμές τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων παρουσιάζουν μεγαλύτερη ακρίβεια στην πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς. Στην προκειμένη περίπτωση επιλέγεται η χρήση του στατιστικού μοντέλου ARIMA σαν benchmark μοντέλο¹, για ίση σύγκριση των αποτελεσμάτων αυτού με τα αποτελέσματα των επόμενων μοντέλων νευρωνικών δικτύων.

Ταυτόχρονα, στα πλαίσια που ερευνώνται από την παρούσα εργασία, θεωρήθηκε σκόπιμη η χρήση ενός στατιστικού μοντέλου πρόγνωσης, καθώς σύμφωνα με διάφορες έρευνες της βιβλιογραφίας, ο συνδυασμός διαφόρων μοντέλων μπορεί να επιτύχει καλύτερα αποτελέσματα συγκριτικά με την χρήση ενός μόνο μοντέλου. Επιπροσθέτως, σύμφωνα με την εργασία των Katris και Manolis G. Kavussanos 2021, υπάρχει γενικώς στην ερευνητική κοινότητα η αντίληψη πως διαφορετικά μοντέλα μπορούν να αναδείξουν διαφορετικά χαρακτηριστικά μιας χρονοσειράς, και προτείνεται η χρήση τουλάχιστον ενός απλού στατιστικού μοντέλου όπως αυτό του ARIMA, το οποίο είναι ικανό να ενθυλακώσει χαρακτηριστικά όπως η μη κανονική κατανομή των δεδομένων, η ετεροσκεδαστικότητα και η μακρά μνήμη της χρονοσειράς.

5.4.1 Παραμετροποίηση

Όπως εξηγήθηκε και στο κεφάλαιο 4.3.3, ο το μοντέλο ARIMA δέχεται σαν αρχική παραμετροποίηση, τρεις τιμές, τις p, d, q . Αυτές οι τιμές δηλώνουν τους συντελεστές της αυτοπαλινδρόμησης

¹Benchmark model είναι το βασικό μοντέλο της ανάλυσης. Πρακτικά θεωρείται σημείο αναφοράς για την ακρίβεια των επόμενων μοντέλων, και αποτελέσματα που δεν επιτυγχάνουν να ξεπεράσουν αυτά του benchmark μοντέλου, θεωρούνται αποτυχημένα.

σης, διαφοροποίησης και κινητού μέσου. Όπως αναλύθηκε, η επιλογή των παραμέτρων μπορεί να γίνει με την κατάλληλη ανάγνωση των γραφικών παραστάσεων των συντελεστών αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης, όπως αυτών στις εικόνες 57 και 59, ωστόσο στα πλαίσια της παρούσας ανάλυσης προτιμήθηκε η χρήση διαφόρων μεθόδων για να επιλεγθεί ο καλύτερος. Σύμφωνα λοιπόν με τους συντελεστές αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης της διαφοροποιημένης χρονοσειράς, οι κατάλληλες παράμετροι του μοντέλου είναι οι ARIMA(2,0,4). Ο συντελεστής 'd' παίρνει την τιμή 0 γιατί η χρονοσειρά είναι διαφοροποιημένη και επομένως στάσιμη, επομένως δεν χρειάζεται επιμέρους διαφοροποίηση. Στην προηγούμενη ενότητα αποφασίστηκε πως η διαφοροποίηση της χρονοσειράς είναι η καλύτερη μέθοδος για να γίνει στάσιμη, και επομένως στην παρούσα φάση χρησιμοποιείται η ήδη διαφοροποιημένη χρονοσειρά στο μοντέλο ARIMA. Επιπροσθέτως, δοκιμάστηκε η χρήση του μοντέλου ARIMA για διαφορετικές τιμές p, q για να διαπιστωθεί ποιος συνδυασμός δίνει στην πράξη πιο ακριβή αποτελέσματα. Η ακρίβεια του μοντέλου προσδιορίζεται με τον τρόπο μέτρησης RMSE. Τα αποτελέσματα των δοκιμών παρουσιάζονται στην εικόνα 60. Τονίζεται πως δοκιμάστηκαν ταυτόχρονα δύο διαφορετικοί τρόποι. Στην πρώτη προσέγγιση (αριστερά – Jupyter) δοκιμάστηκε η μη διαφοροποιημένη χρονοσειρά με διαφορετικές τιμές p,d,q, ενώ τα δεδομένα χωρίστηκαν σε σετ εκπαίδευσης το οποίο περιέχει τα 2/3 των καταγραφών, και σε σετ ελέγχου το οποίο περιέχει το 1/3 των δεδομένων. Στην δεύτερη προσέγγιση (δεξιά – περιβάλλον Google Colab Plus), δοκιμάστηκε η διαφοροποιημένη χρονοσειρά με διαφορετικές τιμές p,q, καθώς το d είναι ίσο με 0 διότι η χρονοσειρά είναι ήδη στάσιμη. Τα δεδομένα χωρίστηκαν σε σετ εκπαίδευσης το οποίο αποτελείται από το 80% των δεδομένων, και σε σετ ελέγχου, το οποίο αποτελείται από το υπόλοιπο 20% των καταχωρήσεων. Ο λόγος ο οποίος κάθε προσέγγιση εκτελέστηκε σε διαφορετικό περιβάλλον, είναι απλώς εξοικονόμηση χρόνου καθώς λειτουργούσαν ταυτόχρονα, και η διαδικασία χρειάστηκε πάνω από 4 ώρες για να ολοκληρωθεί.

ARIMA(0, 0, 0) RMSE=1020.348	ARIMA(4, 0, 2) RMSE=138.582	ARIMA(2, 0, 0) RMSE=132.522
ARIMA(0, 0, 1) RMSE=587.142	ARIMA(4, 1, 0) RMSE=138.274	ARIMA(2, 0, 1) RMSE=131.853
ARIMA(0, 1, 0) RMSE=157.252	ARIMA(4, 1, 1) RMSE=138.456	ARIMA(2, 0, 2) RMSE=132.871
ARIMA(0, 1, 1) RMSE=139.261	ARIMA(4, 1, 2) RMSE=137.843	ARIMA(2, 0, 3) RMSE=132.105
ARIMA(0, 1, 2) RMSE=135.733	ARIMA(4, 2, 0) RMSE=153.728	ARIMA(2, 0, 4) RMSE=132.305
ARIMA(0, 2, 0) RMSE=156.793	ARIMA(4, 2, 1) RMSE=138.438	ARIMA(4, 0, 0) RMSE=132.604
ARIMA(0, 2, 1) RMSE=155.543	ARIMA(4, 2, 2) RMSE=139.375	ARIMA(4, 0, 1) RMSE=132.906
ARIMA(0, 2, 2) RMSE=141.655	ARIMA(6, 0, 0) RMSE=137.983	ARIMA(4, 0, 2) RMSE=132.645
ARIMA(1, 0, 0) RMSE=156.909	ARIMA(6, 0, 1) RMSE=138.324	ARIMA(4, 0, 3) RMSE=132.892
ARIMA(1, 0, 1) RMSE=138.854	ARIMA(6, 1, 0) RMSE=138.288	ARIMA(4, 0, 4) RMSE=132.827
ARIMA(1, 0, 2) RMSE=135.202	ARIMA(6, 2, 0) RMSE=146.485	ARIMA(6, 0, 0) RMSE=132.901
ARIMA(1, 1, 0) RMSE=135.889	ARIMA(6, 2, 1) RMSE=138.453	ARIMA(6, 0, 1) RMSE=132.530
ARIMA(1, 1, 1) RMSE=136.167	ARIMA(6, 2, 2) RMSE=138.102	ARIMA(6, 0, 2) RMSE=132.738
ARIMA(1, 1, 2) RMSE=137.458	ARIMA(8, 0, 0) RMSE=137.597	ARIMA(6, 0, 3) RMSE=134.622
ARIMA(1, 2, 0) RMSE=155.230	ARIMA(8, 1, 0) RMSE=137.961	ARIMA(8, 0, 0) RMSE=132.199
ARIMA(1, 2, 1) RMSE=136.024	ARIMA(8, 1, 1) RMSE=137.793	ARIMA(8, 0, 1) RMSE=131.944
ARIMA(1, 2, 2) RMSE=136.321	ARIMA(8, 2, 0) RMSE=144.870	ARIMA(8, 0, 2) RMSE=132.691
ARIMA(2, 0, 0) RMSE=135.153	ARIMA(8, 2, 1) RMSE=138.121	ARIMA(8, 0, 3) RMSE=135.541
ARIMA(2, 0, 1) RMSE=135.585	ARIMA(8, 2, 2) RMSE=137.917	Best ARIMA(2, 0, 1) RMSE=131.853
ARIMA(2, 0, 2) RMSE=136.978	ARIMA(10, 0, 0) RMSE=137.059	
ARIMA(2, 1, 0) RMSE=136.052	ARIMA(10, 0, 1) RMSE=137.156	
ARIMA(2, 1, 1) RMSE=137.039	ARIMA(10, 0, 2) RMSE=138.174	
ARIMA(2, 2, 0) RMSE=155.113		
ARIMA(2, 2, 1) RMSE=136.198		
ARIMA(4, 0, 0) RMSE=137.689		
ARIMA(4, 0, 1) RMSE=138.524		

Εικόνα 60. Αποτελέσματα ακρίβειας μοντέλων ARIMA για διαφορετικές τιμές p,d,q

Τέλος γίνεται και χρήση της μεθόδου 'auto.arima' της βιβλιοθήκης 'forecast' στην γλώσσα προγραμματισμού R, η οποία εφαρμόστηκε στην μη διαφοροποιημένη μορφή της χρονοσειράς. Η μέθοδος αυτή υπολόγισε πως η παράμετροι ARIMA(4,1,4) προσδίδουν τα πιο ακριβή αποτελέσματα, ωστόσο το σφάλμα φαίνεται να είναι μεγάλο. Τα αποτελέσματα της μεθόδου παρουσιάζονται στην εικόνα 61.

Γενικώς από τα αποτελέσματα των παραπάνω μεθόδων, παρατηρείται πως η διαφοροποίηση επιφέρει τα πιο ακριβή αποτελέσματα, δηλαδή το μικρότερο RMSE, και πως ο διαχωρισμός των δεδομένων σε σετ εκπαίδευσης και σετ ελέγχου σε μέγεθος 80% και 20% αντίστοιχα, προσφέρει ακόμα μεγαλύτερη ακρίβεια. Για τις τιμές p,q, παρατηρείται πως δεν υπάρχει κάποια σημαντική

```

Series: series
ARIMA(4,1,4) with drift

Coefficients:
      ar1      ar2      ar3      ar4      ma1      ma2      ma3      ma4      drift
    -0.3848  -0.2061  -0.5151  0.2783  0.9254  0.6559  0.9100  0.2116  0.6337
s.e.   0.0723   0.1080   0.0541  0.0814  0.0727  0.1257  0.0756  0.0523  6.1763

sigma^2 estimated as 18008:  log likelihood=-12171.01
AIC=24362.03  AICc=24362.14  BIC=24417.66

```

Εικόνα 61. Αποτελέσματα μοντέλου Auto ARIMA(4,1,4)

διαφορά όσο βρίσκονται σε λογικά πλαίσια, και για αυτό επιλέγονται οι τιμές $p=2$ και $q=1$, οι οποίες βρέθηκαν να είναι και αυτές που δίνουν το μικρότερο σφάλμα.

5.4.2 Πρόγνωση

Για την διαδικασία της πρόγνωσης, τα δεδομένα θα χωριστούν σε 80% σετ εκπαίδευσης και 20% σετ ελέγχου. Ωστόσο αυτή την φορά θα αφαιρεθούν τα δεδομένα που αντιστοιχούν στο 2022 και στις 8 τελευταίες εβδομάδες του 2021. Σκοπός είναι η εκπαίδευση και ο έλεγχος του μοντέλου να πραγματοποιηθούν με τα δεδομένα από το 1985 μέχρι και το 2021, και να πραγματοποιηθεί πρόγνωση στα out-of-sample δεδομένα των τελευταίων εβδομάδων του 2021 για να μετρηθεί αφενός η ακρίβεια του σε άγνωστες μελλοντικές τιμές και αφετέρου να διαπιστωθεί αν τυχόν υπάρχει overfitting. Τέλος, το μοντέλο που χρησιμοποιείται, είναι το ARIMA(2,0,1), δεδομένου ότι πρώτα η χρονοσειρά έχει διαφοροποιηθεί.

Ρυθμίζοντας κατάλληλα το μοντέλο, το πρώτο 80% των καταχωρίσεων δίνεται στο μοντέλο ARIMA(2,0,1) ως σετ δεδομένων εκπαίδευσης, και βάση αυτού παράγει προγνώσεις για το υπόλοιπο 20% του σετ. Οι πραγματικές τιμές του τελευταίου 20% των καταχωρήσεων αποκρύπτονται από το μοντέλο και χρησιμοποιούνται για σύγκριση με τις παραγόμενες τιμές. Σε αυτό το σημείο, τα αποτελέσματα που παράγονται είναι διαφοροποιημένα, επομένως η ανάγνωση τους ή η οπτικοποίηση τους δεν εξυπηρετεί κάποιον σκοπό. Αυτό που έχει ενδιαφέρον είναι ο πίνακας της εικόνας 62, ο οποίος περιγράφει τα αποτελέσματα της αφαίρεσης των πραγματικών τιμών από τις τιμές που προβλέφθηκαν. Όπως εξηγήθηκε στην ενότητα 4.3.2, οι τιμές αυτές θα έπρεπε να παρουσιάζουν μέση τιμή 0.

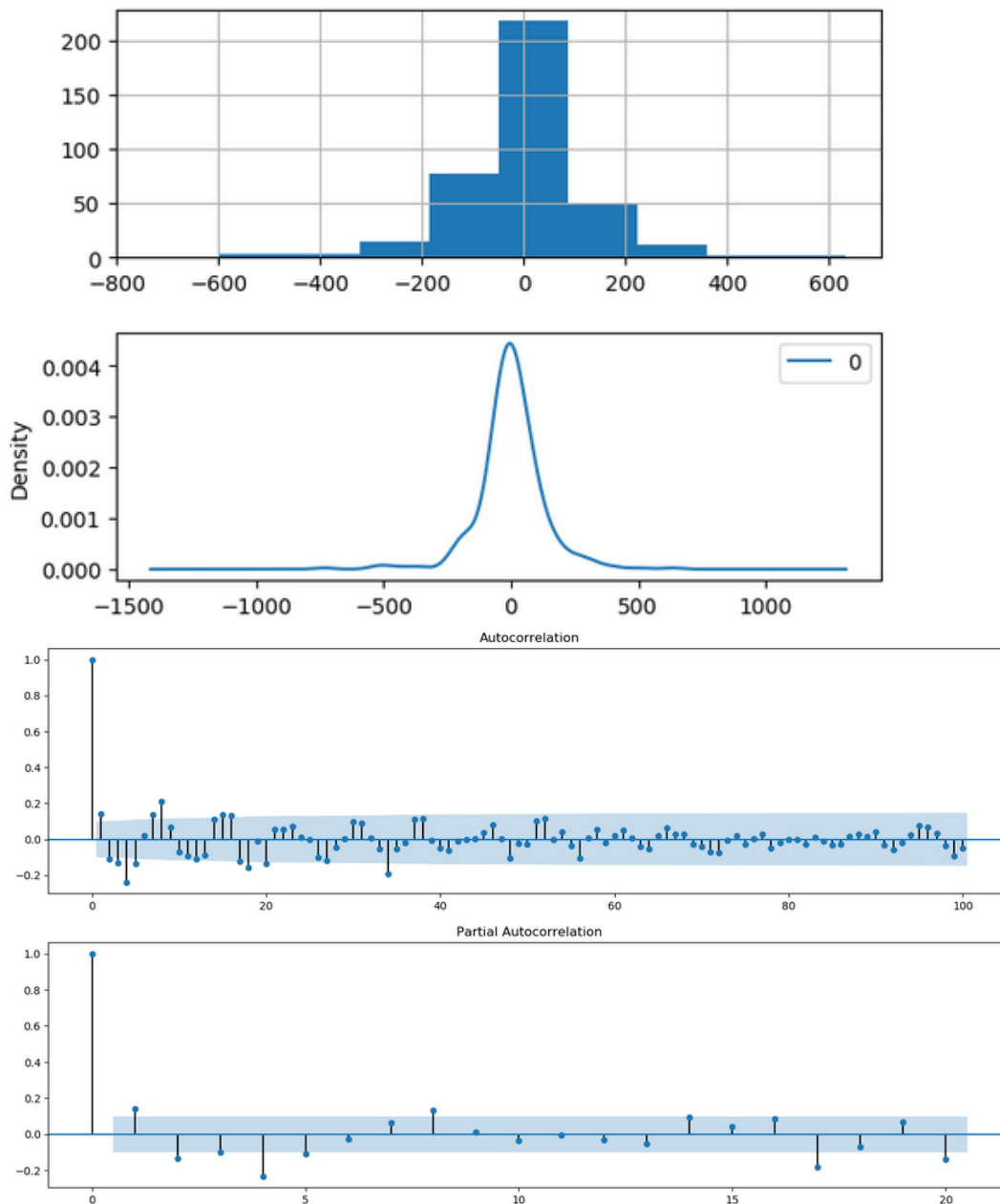
```

count    381.000000
mean      3.615359
std       103.868157
min       -488.153370
25%       -48.038263
50%        0.273048
75%       54.372171
max       507.319882

```

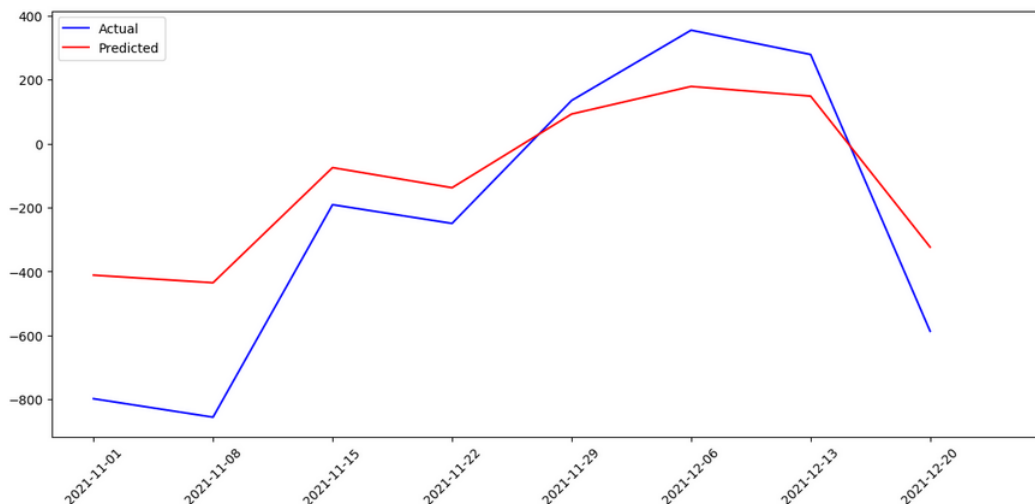
Εικόνα 62. Περιγραφή σφαλμάτων πρόγνωσης ARIMA(2,0,1)

Αντίθετα αυτές παρουσιάζουν μέση τιμή 3,61. Η τιμή είναι αρκετά μικρή σε σχέση με το σφάλμα, ωστόσο για λόγους ακρίβειας, αυτή η τιμή, η οποία θεωρείται bias της χρονοσειράς, προστίθεται στις προβλέψεις για να εξαλειφθεί από τα σφάλματα. Στην εικόνα 63 παρουσιάζονται οι κατανομές και οι συντελεστές αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης των σφαλμάτων αντίστοιχα. Στις κατανομές διαπιστώνεται η ελαφριά μετατόπιση, ενώ στους συντελεστές αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης, διαπιστώνεται ότι δεν υπάρχει καμία αυτοσυσχέτιση των σφαλμάτων, πράγμα αναμενόμενο.



Εικόνα 63. Κατανομή και συντελεστές αυτοσυσχέτισης σφαλμάτων πρόγνωσης ARIMA(2,0,1)

Πραγματοποιώντας την διόρθωση με την προσθήκη bias, επαναλαμβάνεται η εφαρμογή του μοντέλου ARIMA(2,0,1) το οποίο και αποθηκεύεται για χρήση σε πρόγνωση των τελευταίων out-of-sample τιμών της χρονοσειράς. Το εκπαιδευμένο μοντέλο χρησιμοποιείται για την πρόγνωση των τελευταίων τιμών του 2021, και οι τιμές αυτές αντιπροσωπεύουν 8 εβδομάδες καθημερινών τιμών του δείκτη ναυλαγοράς, υπολογίζοντας το μέσο όρο των ημερήσιων τιμών για κάθε εβδομάδα. Αυτό το διάστημα αντιστοιχεί σε δύο μήνες προγνωστικού ορίζοντα, ο οποίος, όπως εξηγήθηκε προηγουμένως, είναι ένα ικανοποιητικό διάστημα και από την ερευνητική σκοπιά αλλά και από την επιχειρηματική. Τα αποτελέσματα της πρόγνωσης εικόνα 64.



Εικόνα 64. Απεικόνιση αποτελεσμάτων πρόγνωσης ARIMA(2,0,1)

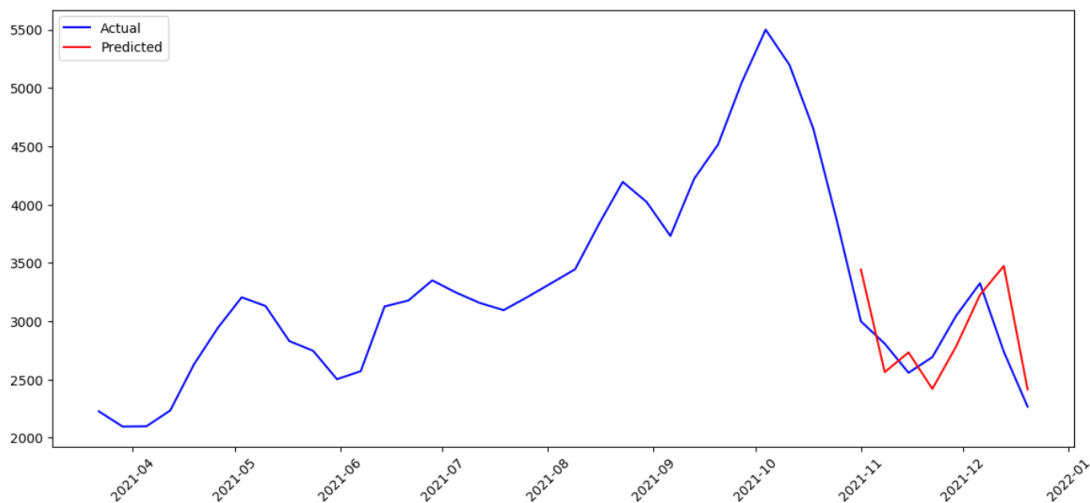
Όπως φαίνεται, τα αποτελέσματα είναι ικανοποιητικά, καθώς ακολουθούν από κοντά την πορεία των πραγματικών τιμών, με μια μικρή εξαίρεση την πρώτη εβδομάδα πρόγνωσης, η οποία δείχνει να έχει μεγάλη απόκλιση σε σχέση με την πραγματική τιμή, η οποία είναι πολύ χαμηλότερη για την ίδια εβδομάδα. Οι τιμές αυτές, θυμίζεται πως έχουν διαφοροποιηθεί για λόγους ακριβούς πρόγνωσης, καθώς το μοντέλο ARIMA δεν είναι σε θέση να διαχειριστεί μη στάσιμες χρονοσειρές, ενώ πριν την δημιουργία της γραφικής παράστασης, δεν πραγματοποιήθηκε αντίστροφη διαφοροποίηση για να εμφανιστούν τα προβλεπόμενα αποτελέσματα. Οι πραγματικές διαφοροποιημένες προβλέψεις και οι προβλεπόμενες παρουσιάζονται στον πίνακα της εικόνας 65. Στην αριστερή στήλη παρουσιάζονται οι προβλεπόμενες τιμές ενώ στην δεξιά οι πραγματικές.

```
>Predicted=-411.518, Expected=-856
>Predicted=-435.342, Expected=-191
>Predicted=-75.227, Expected=-250
>Predicted=-138.131, Expected=135
>Predicted=92.320, Expected=355
>Predicted=178.693, Expected=279
>Predicted=148.416, Expected=-587
>Predicted=-323.814, Expected=-472
RMSE: 354.157
```

Εικόνα 65. Αποτελέσματα πρόγνωσης (αριστερά: πρόγνωση, δεξιά: πραγματικές τιμές) ARIMA(2,0,1)

5.4.3 Αποτελέσματα ARIMA(2,0,1)

Μετά την αντίστροφη διαφοροποίηση οι τιμές είναι πλέον εύκολα κατανοητές. Αυτό που έχει σημασία στο ερευνητικό κομμάτι της πρόγνωσης, είναι ότι για αυτές τις τιμές που προέβλεψε το μοντέλο, η τιμή της μετρικής του σφάλματος είναι $RMSE=354,16$. Η τιμή είναι συγκρίσιμη σε σχέση με αντίστοιχες τιμές $RMSE$ της βιβλιογραφίας. Υπολογίζοντας και την αντίστοιχη μετρική $MAPE$, προκύπτει ένα σφάλμα στο $MAPE=10,69\%$, το οποίο συγκριτικά με τα αποτελέσματα της βιβλιογραφίας είναι ικανοποιητικό. Η αύξηση στην τιμή του $RMSE$, σε σύγκριση με την το σφάλμα που προέκυψε από την εκπαίδευση του μοντέλου ($RMSE=164$) θα μπορούσε να υποδηλώνει την ύπαρξη ελαφριού φαινομένου *overfitting*, ωστόσο συνυπολογίζοντας την τιμή $MAPE$, θεωρείται ακόμα και αν υπάρχει, δεν επηρεάζονται σημαντικά τα αποτελέσματα του μοντέλου. Αξίζει να σημειωθεί πως στα ερευνητικά πλαίσια, δοκιμάστηκε και το μοντέλο $ARIMA(4,0,4)$, βάση των συστάσεων της μεθόδου ‘*auto.arima*’, ωστόσο τα προβλεπόμενα αποτελέσματα είχαν σφάλμα $RMSE=419,23$, δηλαδή μεγαλύτερο σφάλμα από το $ARIMA(2,0,1)$ ωστόσο επίσης ικανοποιητικό. Στην εικόνα 66 παρουσιάζεται η γραφική παράσταση των τελευταίων 40 εβδομαδιαίων μέσων όρων του δείκτη ναυλαγοράς BDI (μπλε γράφημα), παράλληλα με τις τιμές που προέβλεψε ο μοντέλο $ARIMA(2,0,1)$ (κόκκινο γράφημα) για τις τελευταίες 8 εβδομάδες.



Εικόνα 66. Γραφήματα πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών

Όπως φαίνεται στην εικόνα, τα αποτελέσματα είναι ικανοποιητικά. Το σημαντικό κομμάτι είναι ότι το μοντέλο σε γενικές γραμμές ακολουθεί την πραγματική πορεία της χρονοσειράς, και το γενικό σφάλμα $RMSE$ είναι ικανοποιητικό. Επίσης, το μοντέλο δείχνει να προβλέπει τα σημεία αλλαγής πορείας της χρονοσειράς, μια εβδομάδα μετά την πραγματική καμπή τους, επομένως δείχνει ανίκανο να προγνώσει μεταβολές της κλίσης. Αποθηκεύοντας τα αποτελέσματα του benchmark model, παρακάτω πραγματοποιείται πρόγνωση με χρήση νευρωνικών μοντέλων.

5.5 Μονομεταβλητή Ανάλυση με Νευρωνικό Δίκτυο LSTM

Σε αυτό το σημείο πραγματοποιείται πρόγνωση των ίδιων τιμών της χρονοσειράς, με χρήση νευρωνικού δικτύου LSTM. Τα ανατροφοδοτούμενα νευρωνικά δίκτυα (RNN's), όπως εξηγήθηκε για το LSTM στο 4.4.3, είναι πολύ ικανά να διαχειριστούν χρονοσειρές οι οποίες δεν είναι στάσιμες. Για αυτόν τον λόγο επιλέχθηκε να μην πραγματοποιηθεί διαφοροποίηση της χρονοσειράς, πριν την εφαρμογή του νευρωνικού δικτύου. Ωστόσο τα νευρωνικά δίκτυα, σύμφωνα με την βιβλιογραφία, έχει παρατηρηθεί πως παράγουν αποτελέσματα με μεγαλύτερη ακρίβεια για μικρότερη κλίμακα αριθμών. Λόγω αυτού, επιλέχθηκε άλλος μετασχηματισμός.

5.5.1 Παραμετροποίηση του LSTM

Στην αρχή πραγματοποιείται αφαίρεση των τελευταίων καταχωρήσεων της χρονοσειράς, οι οποίες αποθηκεύονται για σύγκριση με τις τιμές που αργότερα θα προγνώσει το μοντέλο. Όπως και στο μοντέλο ARIMA, έτσι και εδώ, στόχος είναι η πρόγνωση out-of-sample τιμών. Για αυτόν τον λόγο, από το αρχικό σύνολο καταχωρήσεων, αφαιρούνται οι 8 τελευταίες εβδομάδες του 2021. Στην συνέχεια, οι υπόλοιπες τιμές χωρίζονται και πάλι σε 80% δεδομένα εκπαίδευσης, και 20% δεδομένα ελέγχου. Ο μετασχηματισμός που επιλέγεται για να μετατρέψει τις τιμές του δείκτη ναυλαγοράς, σε τιμές που εύκολα κατανοητές από το νευρωνικό δίκτυο, είναι ο αυτός της κανονικοποίησης των τιμών σε κλίμακα 0 έως 1, όπως εξηγήθηκε στην ενότητα 4.3.2. Χρησιμοποιώντας την ίδια, κλίμακα, μετασχηματίζονται και τα δεδομένα ελέγχου αλλά και τα δεδομένα εκπαίδευσης.

Ένα σημαντικό βήμα στην μοντελοποίηση με χρήση νευρωνικών δικτύων, είναι η κατάλληλη μετατροπή της αρχικής χρονοσειράς σε πίνακα. Οι χρονικοί δείκτες της χρονοσειράς αφαιρούνται, και οι μετασχηματισμένες τιμές του δείκτη ναυλαγοράς επεξεργάζονται σαν πίνακας μίας στήλης ο οποίος έχει μήκος όσες και οι καταχωρήσεις της χρονοσειράς. Ο πίνακας αυτός επεξεργάζεται κατάλληλα έτσι ώστε να πάρει την μορφή αυτή που θα δοθεί στο νευρωνικό δίκτυο και έτσι θα γίνει κατανοητό ποιες τιμές είναι ο στόχος πρόγνωσης, και ποιες τα δεδομένα προς εκπαίδευση.

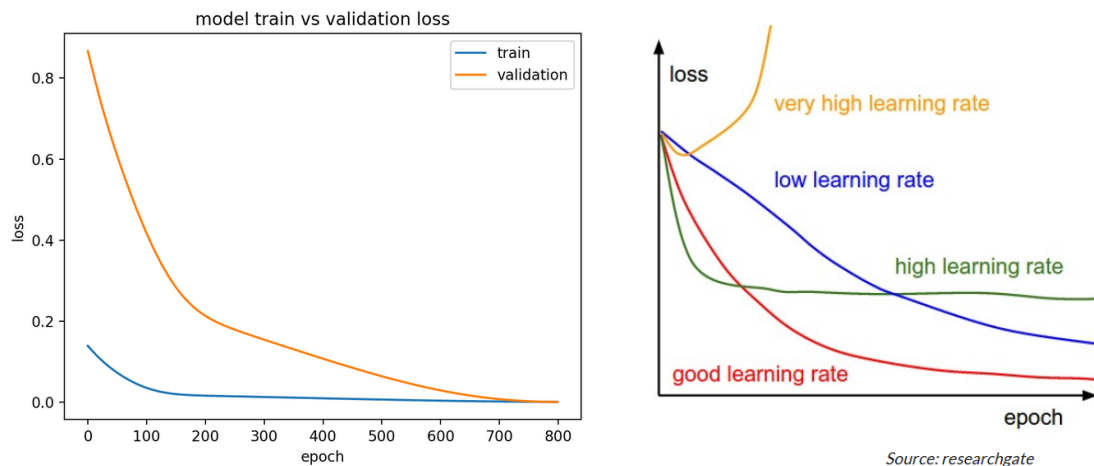
Στην περίπτωση που επεξεργάζεται η παρούσα διπλωματική εργασία, στόχος είναι πρόγνωση 8 τιμών. Επομένως η μετατροπή του πίνακα των τιμών γίνεται με τέτοιο τρόπο, έτσι ώστε σε κάθε βήμα πρόγνωσης, το νευρωνικό δίκτυο θα παράγει μια οκτάδα με τιμές. Αφού πραγματοποιήθηκε η κατάλληλη τροποποίηση, τα δεδομένα δίνονται στο νευρωνικό δίκτυο προς εκπαίδευση και έλεγχο. Η διαδικασία της εκπαίδευσης παράγει αποτελέσματα τα οποία θα κρίνουν και την ευστοχία του νευρωνικού δικτύου. Στα πλαίσια της εργασίας αυτής, επιλέχθηκε το να πραγματοποιηθούν πολλές δοκιμές διαφόρων μεταβλητών, μέχρι να βρεθούν αυτές οι οποίες θα προσφέρουν ικανοποιητικό αποτέλεσμα.

Σε αυτά τα πλαίσια, εξετάστηκαν κάποιες μεταβλητές, όπως βελτιστοποιητές και συναρτήσεις ενεργοποίησης, οι οποίες συναντώνται συχνά σε εργασίες της βιβλιογραφίας για πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς. Δοκιμάστηκαν διάφορα μεγέθη και διαστάσεις για το νευρωνικό δίκτυο, και σημαντικό είναι να σημειωθεί πως επειδή ο αριθμός των δεδομένων που καλείται να επεξεργαστεί το νευρωνικό δίκτυο, δεν είναι μεγάλος, το ίδιο το νευρωνικό δίκτυο αποδίδει καλύτερα αν έχει δομηθεί με μικρότερες διαστάσεις και αριθμό νευρώνων.

Μια ακόμα σημαντική σημείωση, είναι πως επιλέχθηκε εξ αρχής μεγάλος αριθμός επαναλήψεων της διαδικασίας της εκπαίδευσης (epoch=1000), διότι έγινε η κατάλληλη ρύθμιση έτσι ώστε να σταματάνε οι επαναλήψεις όταν το η συνάρτηση απώλειας δεν μειώνεται σημαντικά για κάποια συνεχόμενα χρονικά βήματα (patience=10). Με αυτόν τον τρόπο δοκιμάστηκαν πολλαπλοί συνδιασμοί διαφορετικών βελτιστοποιητών, συναρτήσεων ενεργοποίησης και κόστους, δομών και μεγεθών για το νευρωνικό δίκτυο, αλλά και διάφορες τιμές για τις μεταβλητές batch size, ρυθμού εκπαίδευσης και αριθμού νευρώνων, μεταβλητές των οποίων η λειτουργία εξηγήθηκε στο 4.4.5.

Εξαιρετικής σημασίας κατά την διαδικασία της εκπαίδευσης και παραμετροποίησης του νευρωνικού δικτύου, είναι η αποφυγή του φαινομένου της υπερ-προσαρμογής (overfitting), το οποίο, όπως εξηγήθηκε νωρίτερα, είναι το φαινόμενο κατά το οποίο το μοντέλο εξειδικεύεται παραπάνω από ότι πρέπει στα δεδομένα εκπαίδευσης, και εμφανίζει καλή προγνωστική ικανότητα σε αυτά, αλλά δεν είναι ακριβές στην πρόγνωση διαφορετικών τιμών μετά την διαδικασία της εκπαίδευσης. Σε κάθε πιθανή παραμετροποίηση που δοκιμάστηκε για το LSTM νευρωνικό δίκτυο, εκτός από την ακρίβεια πρόγνωσης των δεδομένων ελέγχου, εξεταζόταν και η πιθανή ύπαρξη φαινομένου υπερ-προσαρμογής. Αυτό πραγματοποιείτο μέσω της γραφικής παράστασης η οποία απεικονίζει την τιμή της συνάρτησης απώλειας σε κάθε επανάληψη της εκπαιδευτικής διαδικασίας. Ιδανικά, το γράφημα της συνάρτησης απώλειας του σετ δεδομένων ελέγχου, θα πρέπει να είναι πάνω από το αντίστοιχο γράφημα της συνάρτησης απώλειας του σετ δεδομένων εκπαίδευσης, να τείνει προς

αυτό, και να σταματάει η διαδικασία της εκπαίδευσης πριν διασταυρωθούν. Αυτό σημαίνει πως ένα επιτυχώς εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο, έχει ελαφρώς μεγαλύτερη απώλεια κατά την διάρκεια τον ελέγχου σε σχέση με την διαδικασία της εκπαίδευσης. Μια θεωρητικά ιδανική εικόνα των συναρτήσεων απώλειας σε επιτυχημένη εκπαίδευση, παρουσιάζεται στην εικόνα 67. Στην περίπτωση που οι δύο γραφικές συναντώνται, τότε υπάρχει φαινόμενο overfitting, ενώ αν η γραφική παράσταση της απώλειας του σετ ελέγχου, είναι πολύ πάνω από την γραφική της απώλειας του σετ εκπαίδευσης, τότε το μοντέλο χαρακτηρίζεται από υπο-προσαρμογή (underfitting) και θα πρέπει να ρυθμιστούν καταλλήλότερα οι παράμετροι του, να αυξηθούν οι εκπαιδευτικές επαναλήψεις (epochs) ή και να αυξηθεί το μέγεθος του και να αλλάξει η δομή του.



Εικόνα 67. Γραφήματα επεξήγησης καμπυλών απώλειας

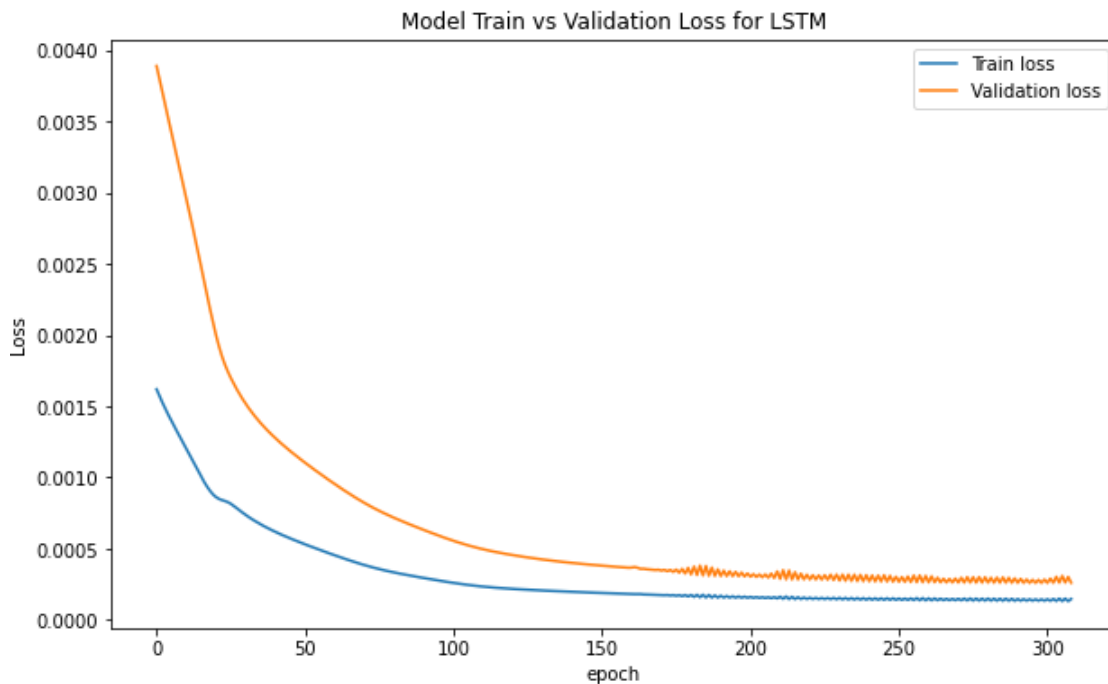
Μετά την εύρεση των βέλτιστων υπερπαραμέτρων, και στην περίπτωση που η ακρίβεια της πρόγνωσης είναι ικανοποιητική, το μοντέλο αποθηκεύεται και χρησιμοποιείται στα δεδομένα αυτά των οποίων η δομή έχει τροποποιηθεί κατάλληλα έτσι ώστε η τελευταία πρόγνωση που θα παραχθεί, να είναι η οκτάδα αυτή τιμών, οι οποίες αντιστοιχούν στις τιμές ναυλαγοράς για τις 8 τελευταίες εβδομάδες του 2021. Πραγματοποιώντας την παραπάνω διαδικασία, και μετά από πολλαπλές δοκιμές υπερπαραμέτρων, αυτές που διαπιστώθηκαν πως ήταν οι βέλτιστες, είναι εκείνες που παρουσιάζονται στον πίνακα 4, ενώ το νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από μία κρυφή στρώση με ένα νευρώνα. Επίσης, στην εικόνα 68, παρουσιάζεται η γραφική παράσταση με τις απώλειες εκπαίδευσης και ελέγχου, για το μοντέλο LSTM με την παραμετροποίηση που περιεγράφηκε.

Πίνακας 4. Παραμετροποίηση Νευρωνικού Δικτύου LSTM

Αριθμός Νευρώνων	Ρυθμός Εκμάθησης	Βελτιστοποιητής	Συνάρτηση Απώλειας	Επαναλήψεις (Epochs)	Batch Size	Συνάρτηση Ενεργοποίησης
64	0,00034	Adam	MSE	1000	16	tanh

Για την παραπάνω παραμετροποίηση βρέθηκε πως το σφάλμα κατά την διάρκεια του ελέγχου είναι $RMSE=135,39$, το οποίο είναι και πολύ ικανοποιητικό. Ωστόσο παρατηρείται πως στην εικόνα 68, η συνάρτηση απώλειας ελέγχου, παρουσιάζει αυτή την διακύμανση στις τιμές, σαν κυματισμούς, για μεγάλο αριθμό επαναλήψεων.

Αυτό μπορεί να λυθεί με την χρήση της επιλογής AMSgrad, η οποία πραγματοποιεί μια διόρθωση κατά την σύγκλιση του βελτιστοποιητή Adam. Με αυτόν τον τρόπο μπορούν να εξαλειφθούν οι διακυμάνσεις της συνάρτησης απώλειας, όπως διαπιστώνεται από την εικόνα 69, ενώ η αλλαγή αυτή επέτρεψε την χρήση μικρότερου ρυθμού εκμάθησης, ο οποίος παρουσιάζεται στον πίνακα 5, μαζί με το σφάλμα της διαδικασίας εκπαίδευσης και ελέγχου. Η μορφή της συνάρτησης απώλειας

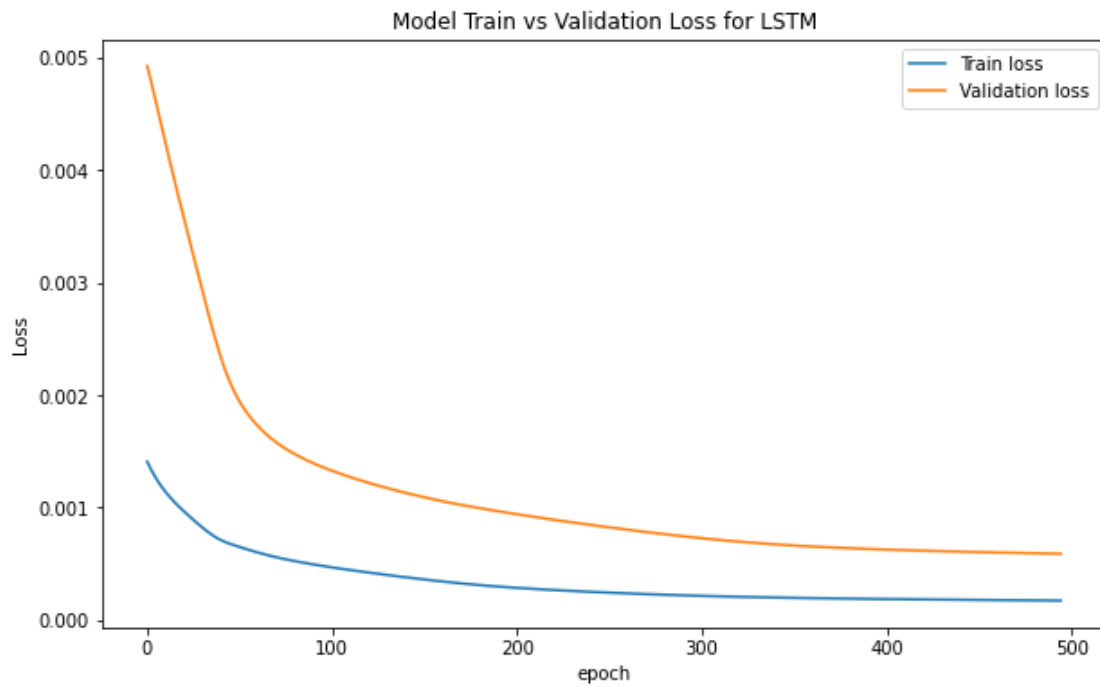


Εικόνα 68. Γραφήματα επεξήγησης καμπυλών απώλειας

είναι διορθωμένη, ωστόσο η απότομη καμπυλότητα της δείχνει ότι χρειάζεται μικρότερο ρυθμό εκμάθησης, και η απόκλιση ανάμεσα στις δύο συναρτήσεις υποδεικνύει ότι δεν έχει συγκλίνει αρκετά. Ο λόγος για τον οποίο δεν χρησιμοποιήθηκε ωρίτερα μικρότερος ρυθμός εκμάθησης, είναι επειδή σε μικρότερες τιμές, παρουσιάζοντουσαν εντονότερες διακυμάνσεις στην συνάρτηση απώλειας. Επίσης μεταβλήθηκε η τιμή του Patience σε 20, επειδή ο πολύ μικρός ρυθμός εκμάθησης, στην αρχή δεν άλλαζε αρκετά γρήγορα την τιμή της συνάρτησης απώλειας, και επομένως ο αλγόριθμος λανθασμένα συμπεραίνει πως υπήρχε σύγκλιση. Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας δεν θα χρησιμοποιηθεί αυτή η λύση, επειδή ακόμα και μετά από 5000 επαναλήψεις, ο αλγόριθμος δεν έχει συγκλίνει αρκετά, με αποτέλεσμα να είναι υπο-προσαρμοσμένος και επομένως η πρόγνωση σε out-of-sample δεδομένα να παρουσιάζει μεγάλη απόκλιση (RMSE=417,82). Για αυτόν τον λόγο διατηρείται η παραμετροποίηση του πίνακα 4.

Πίνακας 5. Παραμετροποίηση Νευρωνικού Δικτύου LSTM με χρήση Adam-AMSgrad

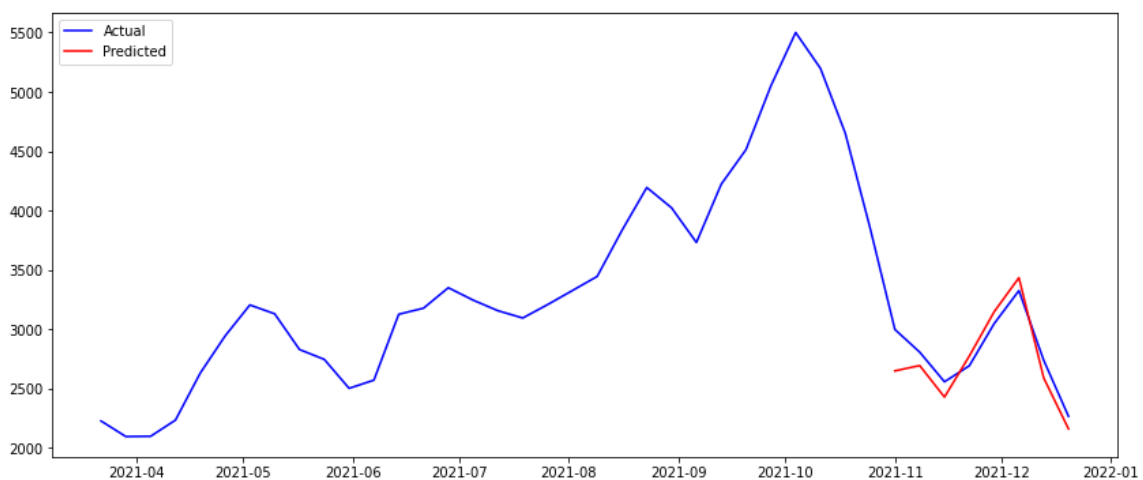
Ρυθμός Εκμάθησης	Βελτιστοποιητής	Συνάρτηση Απώλειας	Επαναλήψεις (Epochs)	Patience	RMSE
0,0002	Adam-AMSgrad	MSE	5000	20	131,74



Εικόνα 69. Γραφήματα συναρτήσεων απώλειας για χρήση Adam-AMSgrad

5.5.2 Πρόγνωση με LSTM

Μετά από 276 epochs, η εκμάθηση τερματίστηκε, και όπως προαναφέρθηκε, το σφάλμα βρέθηκε $RMSE=135,39$. Αποθηκεύοντας το μοντέλο, πραγματοποιείται πρόγνωση η οποία προβλέπει τις τιμές των τελευταίων 8 εβδομάδων του 2021. Η γραφική παράσταση της χρονοσειράς, στην εικόνα 70, δείχνει με μπλε χρώμα τις πραγματικές τιμές των τελευταίων 40 εβδομάδων για τον δείκτη ναυλαγοράς BDI και με κόκκινο τις προβλεπόμενες τιμές των αντίστοιχων 8 τελευταίων εβδομάδων. Το μοντέλο προέβλεψε με σφάλμα $RMS=163,27$ τις out-of-sample τιμές του δείκτη ναυλαγοράς, ενώ η τιμή σφάλματος MAPE είναι 5,05%. Η διαφορά ανάμεσα στο RMSE σφάλμα της εκπαίδευσης και το αντίστοιχο σφάλμα της πρόγνωσης, είναι μικρή, ικανοποιώντας τους σκοπούς της έρευνας. Οι τιμές που προέβλεψε το μοντέλο LSTM παρουσιάζονται στον πίνακα της εικόνας 71, και αποθηκεύονται για σύγκριση με άλλα μοντέλα.



Εικόνα 70. Γράφημα προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών χρονοσειράς BDI

2021-11-01	2648.850830
2021-11-08	2693.870361
2021-11-15	2428.325195
2021-11-22	2773.771973
2021-11-29	3146.106445
2021-12-06	3433.982666
2021-12-13	2589.581299
2021-12-20	2159.970459

Εικόνα 71. Τιμές πρόγνωσης μοντέλου LSTM

5.6 Μονομεταβλητή Ανάλυση με Νευρωνικό Δίκτυο GRU

Το νευρωνικό δίκτυο GRU, είναι παρόμοιο με αυτό του LSTM, καθώς όπως αναφέρθηκε και στην ενότητα 4.4.3, πρόκειται για μετεξέλιξη του. Επομένως για η διαδικασία που ακολουθείται είναι παρόμοια με αυτή της εφαρμογής του δικτύου LSTM, όπως περιεγράφηκε στην προηγούμενη ενότητα. Στόχος της πρόγνωσης είναι οι 8 τελευταίες εβδομάδες του 2021, οι οποίες δεν εντάχθηκαν στα σετ δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου, για ακριβή μέτρηση της ακρίβειας out-of-sample τιμών.

5.6.1 Παραμετροποίηση του GRU

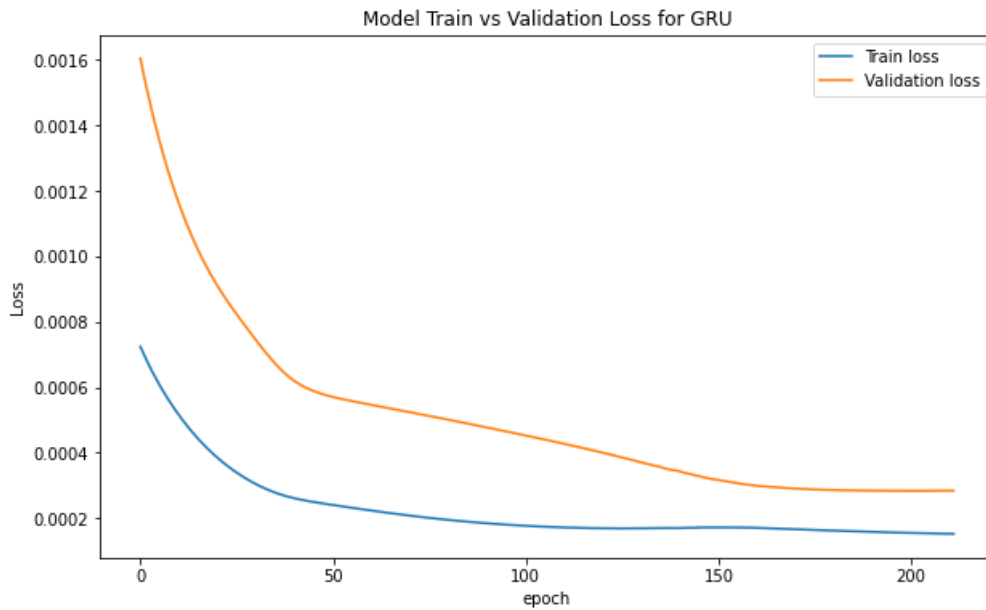
Για την διαδικασία της προετοιμασίας των δεδομένων ακολουθήθηκε παρόμοια λογική με αυτή που εφαρμόστηκε στο νευρωνικό δίκτυο LSTM. Τα δεδομένα δεν διαφοροποιήθηκαν, ωστόσο κανονικοποιήθηκαν στο εύρος τιμών μεταξύ $[0,1]$. Σημαντικό είναι εδώ να σημειωθεί πως τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου από-κανονικοποιούνται πριν παρουσιαστούν. Στην συνέχεια οι πίνακες με τις τιμές δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου τροποποιούνται κατάλληλα για να εφαρμόσουν στο μοντέλο, το οποίο στην συνέχεια από τα δεδομένα του δίνονται, θα προγνώσει τις τιμές για τα επόμενα 8 χρονικά βήματα του δείκτη ναυλαγοράς. Μετά από εκτενείς δοκιμές σε διαφορετικές παραμετροποιήσεις, η ρύθμιση των παραμέτρων που προσέδωσαν την καλύτερη ακρίβεια, χωρίς να παρουσιάζουν υπερ-προσαρμογή (overfitting), είναι αυτή που παρουσιάζεται στον πίνακα 6. Σημειώνεται πως ο αριθμός νευρώνων που αναφέρεται στον πίνακα είναι οι νευρώνες της στρώσεις εισόδου.

Πίνακας 6. Παραμετροποίηση Νευρωνικού Δικτύου GRU

Αριθμός Νευρώνων	Ρυθμός Εκμάθησης	Βελτιστοποιητής	Συνάρτηση Απώλειας	Επαναλήψεις (Epochs)	Batch Size	Συνάρτηση Ενεργοποίησης
364	0,00005	Adam	MSE	2000	16	tanh

Η δομή του νευρωνικού δικτύου ρυθμίστηκε με την χρήση 2 κρυφών στρώσεων που η πρώτη αποτελούταν από 64 νευρώνες και η δεύτερη από 20 νευρώνες, ενώ η στρώση εξόδου αποτελείται από 1 νευρώνα, όσα και τα χαρακτηριστικά των δεδομένων που εισάγονται για πρόγνωση.

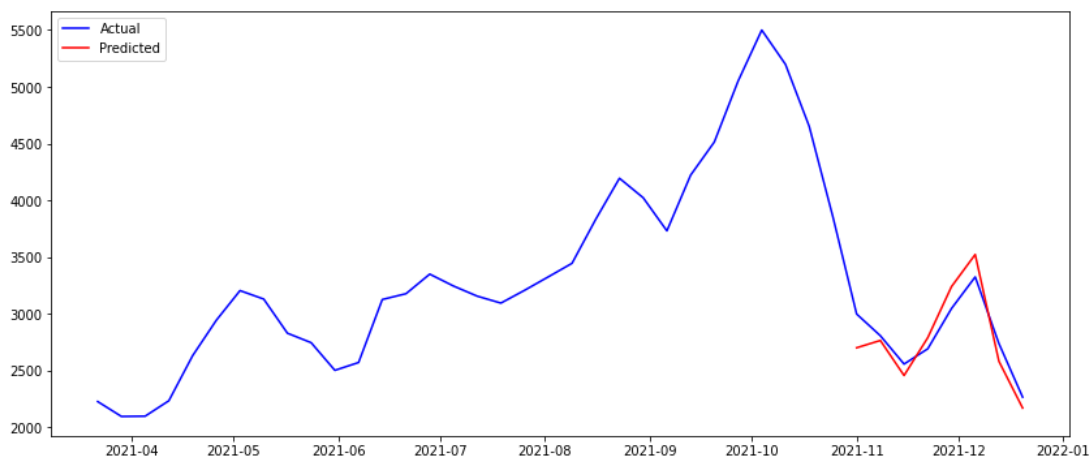
Η παραπάνω παραμετροποίηση δείχνει να μην παρουσιάζει φαινόμενο overfitting, πράγμα που πιστοποιείται από το σχήμα των γραφημάτων της εικόνας 72, στην οποία απεικονίζονται οι τιμές των συναρτήσεων απώλειας εκπαίδευσης και ελέγχου του δικτύου GRU. Οι τιμές απώλειας των δεδομένων ελέγχου, με το πέρασμα των epochs, συγκλίνουν προς αυτές των δεδομένων εκπαίδευσης, χωρίς να διασταυρώνονται, κάτι που θα σήμαινε την ύπαρξη υπερ-προσαρμογής. Ωστόσο δεν συγκλίνουν αρκετά, πράγμα που ίσως υποδυκνύει την ύπαρξη του αντίθετου φαινομένου, δηλαδή υπο-προσαρμογή. Η διαδικασία της εκπαίδευσης ολοκληρώθηκε λόγω του patience, μετά από 217 epochs, βρίσκοντας τιμή σφάλματος RMSE=142,065.



Εικόνα 72. Γραφήματα συναρτήσεων απώλειας νευρωνικού δικτύου GRU

5.6.2 Πρόγνωση με GRU

Με την διαδικασία όπως αναφέρθηκε παραπάνω, το μοντέλο GRU προβλέπει μια οκτάδα τιμών του δείκτη ναυλαγοράς BDI, η οποία αντιστοιχεί στις τελευταίες εβδομάδες του 2021. Οι τιμές αυτές μετασχηματίζονται αντίστροφα μέσω της κλίμακας κανονικοποίησης που ρυθμίστηκε πριν την εκπαίδευση του GRU. Κατά την πρόγνωση, δίνεται στο μοντέλο το σετ δεδομένων με όλες τις τιμές του δείκτη ναυλαγοράς από το 1985, οργανωμένες σε εβδομαδιαία βάση, και μέσω της εκπαίδευσης του και της τροποποίησης των πινάκων των τιμών, του ζητείται να προγνώσει ένα βήμα λειτουργίας του δικτύου, το οποίο αντιστοιχεί σε μια οκτάδα τιμών. Αυτές οι τιμές παρουσιάζονται στην εικόνα 73. Το σφάλμα της πρόγνωσης αυτών των τιμών υπολογίστηκε ως $RMSE=165,809$, και $MAPE=5,153$.



Εικόνα 73. Γράφημα προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών χρονοσειράς BDI

Στην εικόνα 73 παρουσιάζεται η γραφική παράσταση των 40 τελευταίων τιμών της χρονοσειράς του BDI, μαζί με τα αποτελέσματα της πρόγνωσης του μοντέλου. Με μπλε χρώμα παρουσιάζονται οι πραγματικές τιμές του δείκτη, ενώ με κόκκινο οι προβλεπόμενες. Η ακρίβεια κρίνεται ικανοποιητική, καθώς το σφάλμα είναι σχετικά μικρό. Στην εικόνα 74 παρουσιάζονται οι προβλεπόμενες τιμές του νευρωνικού δικτύου GRU.

2021-11-01	2700.706055
2021-11-08	2765.133301
2021-11-15	2456.405518
2021-11-22	2789.815674
2021-11-29	3239.317139
2021-12-06	3522.593994
2021-12-13	2581.709961
2021-12-20	2169.922852

Εικόνα 74. Τιμές πρόγνωσης μοντέλου GRU

5.7 Πολυμεταβλητή Ανάλυση με Νευρωνικό Δίκτυο LSTM

Η τελευταία μέθοδος που καλύπτει η παρούσα εργασία, είναι αυτό της πολυμεταβλητής προσέγγισης του ζητήματος πρόγνωσης του δείκτη ναυλαγοράς BDI. Σε αυτά τα πλαίσια, επιλέχθηκε το νευρωνικό δίκτυο LSTM, το οποίο αποδείχθηκε αρκετά έγκυρο στην μονομεταβλητή πρόγνωση του δείκτη. Όπως αναφέρθηκε στην αρχή του κεφαλαίου, δεν υπήρξε η δυνατότητα απόκτησης των καταλληλότερων δεδομένων για την διεξαγωγή της πολυμεταβλητής ανάλυσης, και για αυτόν τον λόγο επιλέχθηκαν 46 οικονομικοί κυρίως δείκτες οι οποίοι όπως αναλύθηκε στο κεφάλαιο 2, συσχετίζονται με τον δείκτη ναυλαγοράς. Διεξάγοντας τους σχετικούς ελέγχους, επιλέχθηκαν οι καταλληλότεροι από αυτούς τους δείκτες και ακολουθήθηκε η διαδικασία της πρόγνωσης.

5.7.1 Επιλογή και Προεπεξεργασία Δεδομένων

Αρχικά, συλλέχθηκαν διάφοροι δείκτες οι οποίοι, από επιχειρηματική άποψη αλλά και από αναφορές άλλων ερευνών της βιβλιογραφίας, δείχνουν να συσχετίζονται με τον δείκτη ναυλαγοράς. Τέτοιοι δείκτες είναι η ισοτιμία δολαρίου με ευρώ, με κινεζικό Γιεν και ελβετικό Φράγκο, η τιμή του πετρελαίου, οι εισαγωγές πρώτων υλών στην Κίνα, οι εξαγωγές σιδηρομεταλλευμάτων από την Κίνα, το ακαθάριστο εγχώριο προϊόν της Αμερικής και της Κίνας, το επιτόκιο δανεισμού των τραπεζών, και άλλα. Ωστόσο δεν είναι όλοι αυτοί οι δείκτες ικανοί να βοηθήσουν στην πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς, και για αυτό πραγματοποιούνται οι κατάλληλοι έλεγχοι για επιλογή των βέλτιστων.

Ωστόσο, πριν την διεξαγωγή ελέγχων, υπάρχουν περειαίρω περιορισμοί για τους δείκτες αυτούς, οι οποίοι στην ορολογία της ανάλυσης ονομάζονται χαρακτηριστικά (features), ενώ ο δείκτης ναυλαγοράς, ο οποίος είναι ο στόχος της πρόγνωσης, ονομάζεται κλάση (class). Πρώτο εμπόδιο είναι η δομή των δεδομένων. Δεν καταγράφονται όλοι οι δείκτες σε καθημερινή βάση, και επομένως δεν μπορεί να υπάρξει πρόγνωση για δείκτες οι οποίοι δεν εμφανίζουν τουλάχιστον εβδομαδιαία περιοδικότητα, από την στιγμή που ο στόχος της πρόγνωσης στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας, είναι η πρόγνωση σε εβδομαδιαία βάση. Επομένως ελέγχοντας την περιοδικότητα των δεδομένων, η οποία αναφέρεται εντός κάθε σετ δεδομένων όπως στην εικόνα 75, αποκλείονται αυτά τα οποία εμφανίζουν ετήσια, τριμηνιαία ή μηνιαία περιοδικότητα.

```

H περιοδικότητα του CHBUBCIN είναι Monthly
H περιοδικότητα του CHINACARPRO είναι Monthly
H περιοδικότητα του CHINACEMPRO είναι Monthly
H περιοδικότητα του CHINACORPRO είναι Monthly
H περιοδικότητα του USDCNY είναι Daily
H περιοδικότητα του CHINAELEPRO είναι Monthly
H περιοδικότητα του WGDPCHIN είναι Yearly
H περιοδικότητα του CHINAHDTG είναι Quarterly
H περιοδικότητα του CHINAHOUIND είναι Monthly
H περιοδικότητα του CHINAPROPRI είναι Monthly

```

Εικόνα 75. Συχνότητα δεδομένων δεικτών προς πολυμεταβλητή ανάλυση

Στην συνέχεια, υπάρχουν περιπτώσεις δεικτών των οποίων η πρώτη καταγραφή έγινε πριν από αυτή του δείκτη ναυλαγοράς, δηλαδή το 1985, ή αρκετά αργότερα από αυτόν. Όπως γίνεται αντιληπτό, οι χρονοσειρές πρέπει να έχουν ίδια διάρκεια και οι τιμές τους να αναφέρονται στις ίδιες ημερομηνίες. Ωστόσο, επειδή κάποια από αυτά τα δεδομένα έχουν ημερομηνία πρώτης καταγραφής, λίγο μετά από αυτή του δείκτη ναυλαγοράς, για να μην αποκλειστούν πολλά από τα σετ δεδομένων και χαθεί πολύτιμη πληροφορία, επιλέγεται η ημερομηνία 1/1/1994, ως ημερομηνία από την οποία θα ξεκινούν οι χρονοσειρές να αναλύονται. Από τις χρονοσειρές εκείνες που έχουν ημερομηνία έναρξης πριν από την ορισμένη, θα απορρίπτονται οι καταγραφές με ημερομηνία πριν από αυτή. Ταυτόχρονα, γίνεται μετατροπή των χρονοσειρών που παρουσιάζουν καθημερινά τιμές, σε εβδομαδιαία συχνότητα, υπολογίζοντας την μέση τιμή των δεικτών για την κάθε εβδομάδα. Με αυτόν τον τρόπο επιλέγονται οι 8 δείκτες της εικόνας 76.

```

O δείκτης USDCNY_df παρουσιάζει 1470 εβδομαδιαίες καταγραφές
O δείκτης EURUSD_df παρουσιάζει 1470 εβδομαδιαίες καταγραφές
O δείκτης USDCHE_df παρουσιάζει 1470 εβδομαδιαίες καταγραφές
O δείκτης UNITEDSTACRUOILSTOCH_df παρουσιάζει 1470 εβδομαδιαίες καταγραφές
O δείκτης UNITEDSTAINTRAT_df παρουσιάζει 1470 εβδομαδιαίες καταγραφές
O δείκτης INDU_df παρουσιάζει 1470 εβδομαδιαίες καταγραφές
O δείκτης COG1_df παρουσιάζει 1470 εβδομαδιαίες καταγραφές
O δείκτης CL1_df παρουσιάζει 1470 εβδομαδιαίες καταγραφές

```

Εικόνα 76. Επιλογή δεικτών προς πολυμεταβλητή ανάλυση

Σε συνέχεια της ανάλυσης, διαπιστώνεται η ύπαρξη μερικών ελλειπών τιμών σε κάποιους από αυτούς τους δείκτες. Για αυτόν τον λόγο, εφαρμόστηκε μόνο σε αυτούς και μόνο για τις εκλειπόμενες τιμές, η μέθοδος του κινητού μέσου, όπως επιγράφηκε στην ενότητα 4.3.2, με παράθυρο έξι χρονικών βημάτων, δηλαδή υπολογίστηκε η μέση τιμή των τριών προηγούμενων και τριών επόμενων τιμών, και αποδόθηκε στην καταγραφή της οποίας η τιμή έλλειπε. Οι δείκτες αυτοί που έχουν απομείνει, πριν ελεγχθούν στατιστικά, παρουσιάζονται στην εικόνα 77, μαζί με κάποιες στατιστικές τιμές οι οποίες περιγράφουν τον καθένα.

Όπως εξηγήθηκε και στην ενότητα 4.3.2, η πολυμεταβλητή ανάλυση απαιτεί καλύτερη προεπεξεργασία δεδομένων και κατάλληλη επιλογή των μεταβλητών. Μια τέτοια ανάλυση, στην οποία χρησιμοποιούνται πολλά χαρακτηριστικά, δεν θα καταφέρει να αποδώσει τα βέλτιστα, καθώς τα χαρακτηριστικά τα οποία δείχνουν μικρή συσχέτιση με την κλάση, επιβαρύνουν την ακρίβεια του μοντέλου. Ταυτόχρονα, ενώ κάποια χαρακτηριστικά δείχνουν να έχουν συσχέτιση με την κλάση, μπορεί να μην είναι αξιόπιστα, καθώς υπάρχει η πιθανότητα να επηρεάζονται και όχι να επηρεάζουν την κλάση στην μεταξύ τους συσχέτιση. Για αυτόν τον λόγο πραγματοποιείται οι έλεγχοι της επιλογής σχετικών χαρακτηριστικών (Correlation based Feature Selection – CFS), και στην συνέχεια έλεγχος αιτιότητας Granger (Granger causality test).

	USDCNY	EURUSD	USDCHF	UNITEDSTACRUOILSTOCH	UNITEDSTAINTRAT	INDU	COG1	CL1
count	1470.000000	1470.000000	1470.000000	1470.000000	1470.000000	1470.000000	1470.000000	1470.000000
mean	7.403296	1.198277	1.177966	0.079832	2.664123	13787.351181	54.432126	52.209259
std	0.867301	0.147314	0.245494	4.288306	2.246475	7395.759485	32.264633	28.704134
min	6.023140	0.833460	0.748720	-15.220000	0.115500	3628.034000	9.962000	3.920000
25%	6.568475	1.110080	0.967940	-2.688250	0.433650	9264.016500	25.177000	26.563500
50%	7.188590	1.199487	1.146170	0.130000	1.910790	11085.804000	51.602629	49.392000
75%	8.280000	1.300555	1.342645	2.790000	5.273795	17098.613000	74.346500	72.132304
max	8.723333	1.587020	1.808100	21.563000	6.849720	36451.990000	143.052000	142.457500

Εικόνα 77. Περιγραφή δεικτών προς πολυμεταβλητή ανάλυση

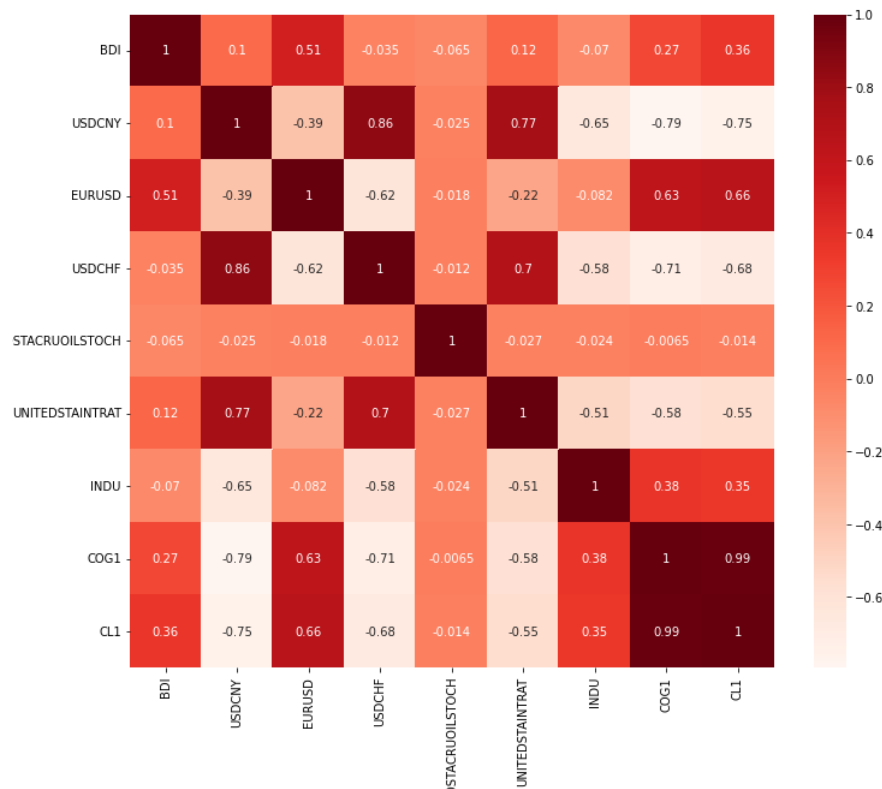
Έλεγχος CFS

Πραγματοποιώντας έλεγχο CFS, διαπιστώνονται τα αποτελέσματα που εμφανίζονται στην εικόνα 78. Η διαγώνιος του πίνακα δεν παίρνει τιμή επειδή περιγράφει την σχέση που έχει το κάθε χαρακτηριστικό με τον εαυτό του, δηλαδή 1, και οι υπόλοιπες κενές τιμές του πίνακα εμφανίζονται επειδή η σχέση των χαρακτηριστικών έχει αξιολογηθεί και εμφανίζεται στην πάνω μεριά του πίνακα. Η τιμή αυτή παίρνει την τιμή 0 στην περίπτωση που δεν υπάρχει καμία συσχέτιση, ενώ παίρνει την τιμή 1 στην περίπτωση απόλυτης συσχέτισης. Οι αρνητικές τιμές υποδηλώνουν αρνητική συσχέτιση, δηλαδή πως η αύξηση του ενός χαρακτηριστικού, προκαλεί την μείωση του άλλου.

	BDI	USDCNY	EURUSD	USDCHF	UNITEDSTACRUOILSTOCH	UNITEDSTAINTRAT	INDU	COG1	CL1
BDI	NaN	0.099548	0.513734	-0.035411	-0.064595	0.121688	-0.070475	0.267887	0.355567
USDCNY	NaN	NaN	-0.388366	0.856604	-0.025456	0.774448	-0.645610	-0.793610	-0.754224
EURUSD	NaN	NaN	NaN	-0.620699	-0.017656	-0.224167	-0.082060	0.629817	0.657127
USDCHF	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.012226	0.696401	-0.578124	-0.712305	-0.680129
UNITEDSTACRUOILSTOCH	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.026586	-0.023747	-0.006502	-0.013582
UNITEDSTAINTRAT	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.512789	-0.578650	-0.549129
INDU	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.375320	0.350318
COG1	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.989481
CL1	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN

Εικόνα 78. Αποτελέσματα ελέγχου συσχέτισης CFS

Στην περίπτωση των παρόντων χαρακτηριστικών, δυστυχώς δεν προκύπτει κάποια σημαντική συσχέτιση με την κλάση, δηλαδή κανένας δείκτης δεν φαίνεται να επηρεάζει αρκετά τον δείκτη ναυλαγοράς BDI. Γενικώς, μια πολύ χρήσιμη συσχέτιση μεταξύ δεικτών, θα είχε αξιολογηθεί στον έλεγχο CFS, με τιμή ανώτερη ή ίση του 0,9. Στον παρόντα έλεγχο, η ισχυρότερη συσχέτιση αξιολογείται με τιμή 0,51. Τα αποτελέσματα του ελέγχου CFS οπτικοποιούνται καλύτερα στην εικόνα 79. Για την συνέχεια της πολυμεταβλητής ανάλυσης, επιλέγονται οι δείκτες 'EURUSD' δηλαδή η ισοτιμία δολαρίου και ευρώ, και 'CL1' δηλαδή η τιμή του αργού πετρελαίου ανά βαρέλι. Σημειώνεται πως παραπλήσια συσχέτιση με τον τελευταίο δείκτη, δείχνει και ο 'COG1', ο οποίος έχει λίγο μικρότερη τιμή, όμως δείχνει και τεράστια συσχέτιση με τον 'CL1', πράγμα λογικό αφού και οι δύο ασχολούνται με την τιμή του πετρελαίου. Επιλέγεται να μην χρησιμοποιηθεί ο δείκτης 'COG1', αφού οι πληροφορίες που θα λαμβανόντουσαν από αυτόν, περιγράφονται ήδη στον δείκτη 'CL1', και η μεταξύ τους συσχέτιση δεν βοηθάει στην πολυμεταβλητή ανάλυση.



Εικόνα 79. Οπτικοποίηση αποτελεσμάτων ελέγχου CFS

Έλεγχος αιτιότητας Granger

Αρχικά, πριν τον έλεγχο Granger, πρέπει να εκτιμηθεί η διαφορά που εμφανίζουν οι συσχετίσεις των δύο χαρακτηριστικών με τον δείκτη BDI. Αυτό πρακτικά σημαίνει, να βρεθούν τα χρονικά βήματα τα οποία απέχει η δράση του ενός δείκτη από την αντίδραση του άλλου. Για αυτόν τον λόγο πραγματοποιείται εκτίμηση της τιμής Akaike. Το κριτήριο πληροφοριών Akaike (AIC) είναι εκτιμητής του σφάλματος πρόβλεψης και ως εκ τούτου της σχετικής ποιότητας στατιστικών μοντέλων για ένα δεδομένο σύνολο δεδομένων. Λαμβάνοντας υπόψη μια συλλογή μοντέλων για τα δεδομένα, η AIC εκτιμά την ποιότητα κάθε μοντέλου, σε σχέση με κάθε ένα από τα άλλα μοντέλα. Δοκιμάζονται μοντέλα διανυσματικής αυτοπαλινδρόμησης (VAR), για τον συνδυασμό δεικτών BDI-CL1 και BDI-EURUSD, για διαφορετικά χρονικά βήματα στην μεταξύ τους σχέση. Στόχος είναι να βρεθεί το χρονικό βήμα εκείνο, για το οποίο στο κάθε μοντέλο, η τιμή AIC θα παρουσιάζει την ελάχιστη τιμή. Με αυτόν τον τρόπο βρέθηκε πως η χρονική συσχέτιση του δείκτη BDI και του δείκτη EURUSD παρουσιάζει καθυστέρηση 5 χρονικών βημάτων, δηλαδή 5 εβδομάδων στην περίπτωση της παρούσας ανάλυσης, ενώ η χρονική συσχέτιση του δείκτη BDI και του δείκτη CL1 παρουσιάζει καθυστέρηση 6 χρονικών βημάτων.

Προχωρώντας στον έλεγχο Granger, προκύπτουν τα αποτελέσματα της εικόνας 80. Όπως αναφέρθηκε στην ενότητα 4.3.2, ο έλεγχος Granger είναι ένας έλεγχος υπόθεσης. Επομένως υπολογίζεται η τιμή p , η οποία επαληθεύει ή απορρίπτει την αρχική υπόθεση. Στην περίπτωση του ελέγχου Granger, αν η τιμή p είναι μικρότερη από το επίπεδο σημαντικότητας 0,05, τότε οι τιμές παρουσιάζουν αιτιότητα.

	BDI_x	EURUSD_x	BDI_x	CL1_x
BDI_y	1.000	0.0012	1.0	0.0139

Εικόνα 80. Αποτελέσματα ελέγχου Granger

Ερμηνεύοντας τα αποτελέσματα της εικόνας 80, από τον έλεγχο Granger προέκυψε τιμή $p=0,0012$ για την σχέση των δεικτών BDI-EURUSD και $p=0,014$ για την σχέση των δεικτών BDI-CL1. Αυτό σημαίνει πως σε επίπεδο σημαντικότητας 95% μπορεί κανείς να υποθέσει πως και στις δύο περιπτώσεις, ο δείκτης που βρίσκεται στον κατακόρυφο άξονα του πίνακα, είναι το αίτιο στην σχέση μεταξύ των δεικτών. Από την τιμή του p , η υπόθεση γίνεται αποδεκτή με μεγαλύτερη ασφάλεια, στην περίπτωση της συσχέτισης των δεικτών BDI-EURUSD. Επομένως αυτά τα δύο χαρακτηριστικά είναι εκείνα που θα χρησιμοποιηθούν στο τελικό μοντέλο της πολυμεταβλητής ανάλυσης.

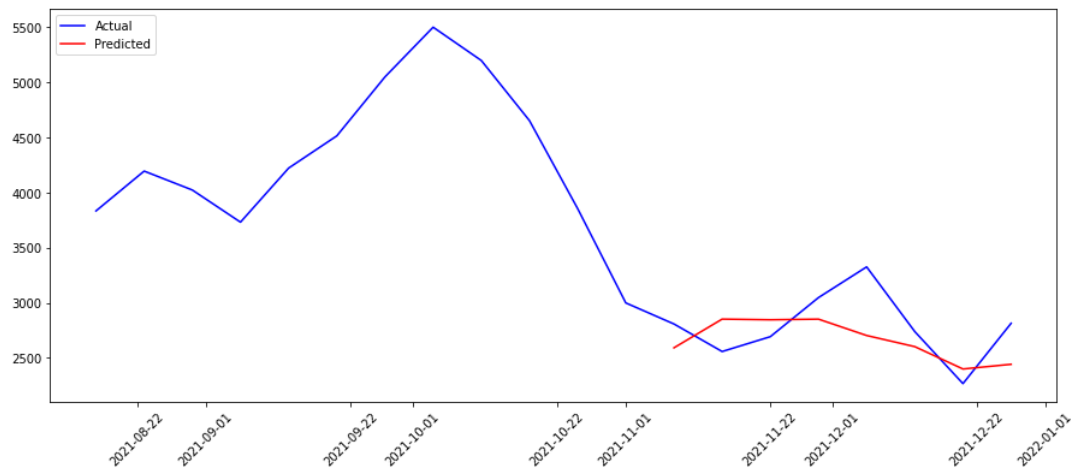
5.7.2 Αποτελέσματα Πολυμεταβλητού LSTM

Όπως και στις προηγούμενες περιπτώσεις εφαρμογής νευρωνικών δικτύων, επιλέχθηκε η μη εφαρμογή διαφοροποίησης στην χρονοσειρά, όμως τα δεδομένα κανονικοποιήθηκαν σε κλίμακα [0-1] για διευκόλυνση της κατανόησης τους από το νευρωνικό δίκτυο. Σημαντικό είναι πως αυτή την φορά, λόγω της ύπαρξης χαρακτηριστικών για πολυμεταβλητή ανάλυση, δημιουργήθηκαν τρεις ξεχωριστές κλίμακες, μια για την κλάση BDI, και δύο για το κάθε χαρακτηριστικό. Επίσης η μέθοδος επιλογής παραμέτρων ήταν και πάλι ο έλεγχος τους μέχρι να βρεθεί ο συνδυασμός που προσφέρει ακριβή πρόγνωση. Η παραμετροποίηση του δικτύου παρουσιάζεται στον πίνακα 7. Ο τρόπος λειτουργίας και τροποποίησης των δεδομένων είναι παρόμοιος με αυτόν του μονομεταβλητού μοντέλου LSTM, που αναλύθηκε προηγουμένως. Επίσης πρέπει να σημειωθεί πως και πάλι, στόχος της πρόγνωσης είναι οι 8 τελευταίες εβδομάδες του 2021, οι οποίες δεν χρησιμοποιήθηκαν κατά τον έλεγχο και την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου, για λόγους ακρίβειας της μέτρησης. Η ουσιαστική διαφορά της πολυμεταβλητής από την μονομεταβλητή ανάλυση, είναι πως στην πρώτη περίπτωση, το μοντέλο εκπαιδεύεται για να συσχετίσει τις τιμές των χαρακτηριστικών με τις τιμές της κλάσης, ενώ στην δεύτερη περίπτωση, συσχετίζονται οι παρελθοντικές τιμές της ίδιας της χρονοσειράς, με τις επόμενες τιμές, τις οποίες το μοντέλο προσπαθεί να προγνώσει.

Πίνακας 7. Παραμετροποίηση Νευρωνικού Δικτύου LSTM για πολυμεταβλητή ανάλυση

Αριθμός Νευρώνων	Ρυθμός Εκμάθησης	Βελτιστοποιητής	Συνάρτηση Απώλειας	Επαναλήψεις (Epochs)	Batch Size	Συνάρτηση Ενεργοποίησης
200	0,001	Adam	MSE	2000	16	Sigmoid

Η δομή του δικτύου ρυθμίστηκε με 200 νευρώνες στην στρώση εισόδου, και 2 νευρώνες στην στρώση εξόδου, ένα για κάθε χαρακτηριστικό, ενώ υπάρχει μια κρυφή στρώση με 64 νευρώνες. Σημαντικό επίσης είναι, πως με την τροποποίηση που πραγματοποιήθηκε στους πίνακες των δεδομένων εκπαίδευσης, σε κάθε κύκλο εκμάθησης, το μοντέλο LSTM, συνδέει 12 τιμές των χαρακτηριστικών με 8 τιμές του δείκτη ναυλαγοράς, και με κάθε κύκλο, αυτές οι τιμές αλλάζουν. Η τροποποίηση αυτή θεωρείται κατάλληλη για την εκπαίδευση του δικτύου, διότι όπως αναφέρθηκε νωρίτερα, μέσω του ελέγχου Granger, βρέθηκε πως οι τιμές των χαρακτηριστικών υστερούν 6 χρονικά βήματα (εβδομάδες) ο CL1 και 5 χρονικά βήματα ο EURUSD, σε σχέση με τον δείκτη BDI. Αυτή η τροποποίηση επιτρέπει την επεξεργασία σε κάθε κύκλο, των τιμών των χαρακτηριστικών και των τιμών της κλάσης, που παρουσιάζουν συσχέτιση. Με αυτόν τον τρόπο, το μοντέλο LSTM εκπαιδεύτηκε και τα αποτελέσματα της πρόγνωσης παρουσιάζονται στην εικόνα 81.



Εικόνα 81. Γράφημα πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών πολυμεταβλητής ανάλυσης με LSTM

Όπως φαίνεται και από την εικόνα στην γραφική παράσταση, η εκπαίδευση του μοντέλου LSTM δεν προσδίδει ακριβή προβλεπόμενα αποτελέσματα. Οι τιμές που βρέθηκαν, δεν προβάλλονται διότι δεν χρησιμοποιούνται στην συνέχεια της έρευνας. Το πολυμεταβλητό μοντέλο LSTM, πρόγνωση τις τιμές του δείκτη ναυλαγοράς BDI, για τις 8 τελευταίες εβδομάδες του 2021, με σφάλμα $RMSE=307,67$. Η τιμή της μετρικής του σφάλματος δεν είναι απαγορευτική, ωστόσο δεν καλύπτει τις ανάγκες τις παρακάτω έρευνας και για αυτό, το συγκεκριμένο μοντέλο απορρίπτεται.

5.8 Συνδυασμός Αποτελεσμάτων

Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας, επιλέχθηκε πέρα από την ανάπτυξη των στατιστικών μοντέλων και των νευρωνικών δικτύων, να γίνει έλεγχος ακρίβειας του συνδυασμού αυτών. Άλλωστε, στην βιβλιογραφία έχει αναφερθεί πως ο συνδυασμός μοντέλων μπορεί να επιφέρει καλύτερα αποτελέσματα. Πέρα από τα υβριδικά μοντέλα νευρωνικών δικτύων, με τα οποία αρκετές έρευνες έχουν ασχοληθεί, μόνο μια ερευνητική δημοσίευση βρέθηκε, αυτή των Katris και Manolis G. Kavussanos 2021, η οποία να δοκιμάζει συνδυασμούς στατιστικών μοντέλων. Όπως ανέφεραν στην εργασία τους, τα στατιστικά μοντέλα μπορούν να εστιάσουν σε διαφορετικά χαρακτηριστικά της χρονοσειράς σε σχέση με τα νευρωνικά δίκτυα. Για αυτόν τον λόγο, στο παρόν κεφάλαιο, θα δοκιμαστούν όλοι οι συνδυασμοί των παραπάνω μοντέλων. Βεβαίως στην διαδικασία αυτή δεν υποβλήθηκε το πολυμεταβλητό μοντέλο LSTM, του οποίου η ακρίβεια δεν είναι ικανή να βελτιώσει την ακρίβεια των υπόλοιπων μοντέλων, σε κάποιο πιθανό συνδυασμό.

5.8.1 Αποτελέσματα Συνδιασμών

Πριν παρουσιαστούν τα αποτελέσματα, πρέπει να σημειωθεί πως ο τρόπος με τον οποίο πραγματοποιήθηκαν οι συνδυασμοί, είναι αυτός του απλού μέσου, όπως αυτός εξηγείται στην ενότητα 4.3.3. Ο λόγος για τον οποίο επιλέχθηκε ή συγκεκριμένη μέθοδος, είναι ότι έχει εφαρμοστεί σε όλες τις σχετικές έρευνες της βιβλιογραφίας. Ακόμα πιο αξιόλογο, είναι ότι οι περισσότερες από τις έρευνες πρόγνωσης του δείκτη ναυλαγοράς BDI, οι οποίες εφάρμοσαν διάφορες μεθόδους συνδυασμού μοντέλων, βρήκαν ότι η μέθοδος του απλού μέσου παρείχε τα ακριβέστερα αποτελέσματα.

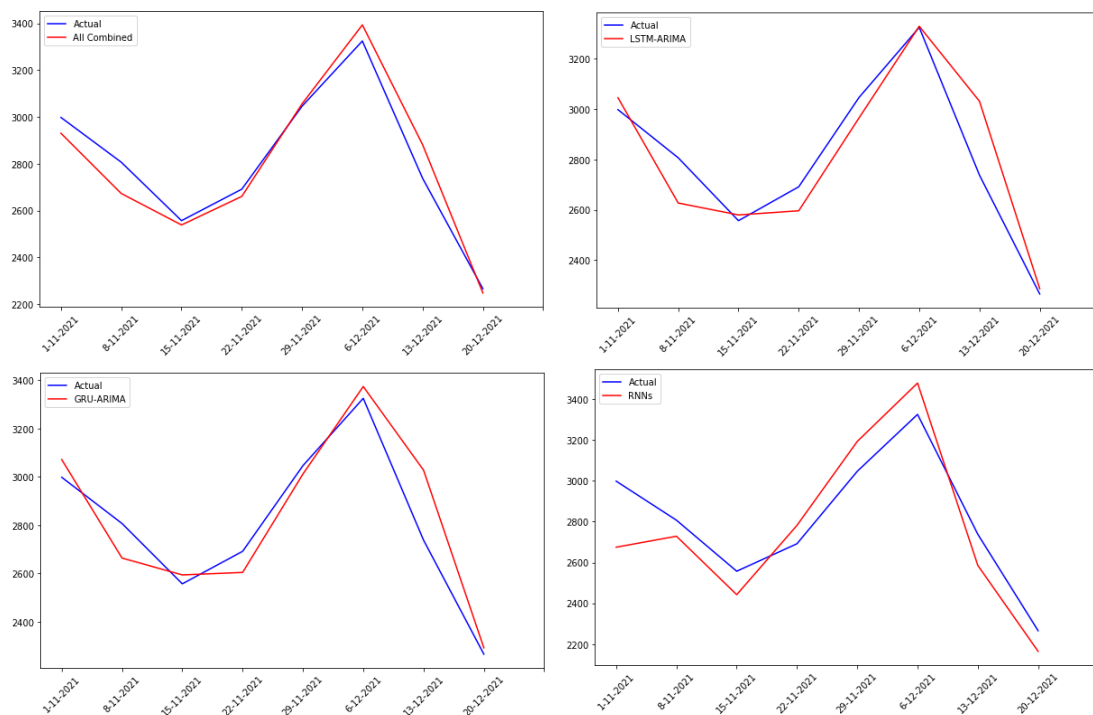
Ακολουθώντας λοιπόν το παράδειγμα της βιβλιογραφίας εφαρμόστηκε απλός μέσος όρος των προβλεπόμενων από τα διάφορα μοντέλα τιμών. Στην εικόνα 82, παρουσιάζεται ο τελικός πίνακας με τις τιμές που έχει προγνώσει το κάθε μοντέλο, ενώ στην στήλη BDI, παρουσιάζονται

οι πραγματικές τιμές του ομώνυμου δείκτη. Υπενθυμίζεται πως όλες οι τιμές είναι ο μέσος όρος των ημερήσιων τιμών του δείκτη ναυλαγοράς για την εκάστοτε εβδομάδα. Στην στήλη ‘Week’ αναγράφεται η ημερομηνία της πρώτης μέρας (Δευτέρα) της κάθε εβδομάδας.

	Week	BDI	ARIMA	LSTM-UNI	GRU	Combined	Combined_LSTM	Combined_GRU	Combined_RNN
0	2021-11-01	2998.2	3442.481602	2648.850830	2700.706055	2930.679496	3045.666216	3071.593828	2674.778442
1	2021-11-08	2807.0	2562.858252	2691.870361	2765.133301	2673.287305	2627.364306	2663.995776	2728.501831
2	2021-11-15	2557.2	2731.773051	2428.325195	2456.405518	2538.834588	2580.049123	2594.089285	2442.365356
3	2021-11-22	2691.8	2419.068881	2773.771973	2789.815674	2660.885509	2596.420427	2604.442278	2781.793824
4	2021-11-29	3046.4	2784.119934	3146.106445	3239.317139	3056.514506	2965.113189	3011.718536	3192.711792
5	2021-12-06	3325.0	3225.092944	3433.982666	3522.593994	3393.889868	3329.537805	3373.843469	3478.288330
6	2021-12-13	2738.0	3473.415675	2589.581299	2581.709961	2881.568978	3031.498487	3027.562818	2585.645630
7	2021-12-20	2286.0	2414.186321	2159.970459	2169.922852	2248.026544	2287.078390	2292.054586	2164.946655

Εικόνα 82. Πίνακας τιμών πρόγνωσης των μοντέλων και των μεταξύ τους συνδιασμών.

Στην στήλη ‘Combined’ παρουσιάζονται οι τιμές οι οποίες προέκυψαν από τον συνδυασμό των μοντέλων ARIMA, LSTM και GRU, στην στήλη ‘Combined_LSTM’, οι τιμές από τον συνδυασμό των μοντέλων ARIMA και LSTM, στην στήλη ‘Combined_GRU’, οι τιμές από τον συνδυασμό των μοντέλων ARIMA και GRU, ενώ στην στήλη ‘Combined_RNN’, οι τιμές από τον συνδυασμό των μοντέλων LSTM και GRU. Στην συνέχεια, υπολογίστηκαν οι μετρικές των σφαλμάτων RMSE και MAPE, για κάθε έναν από τους παραπάνω συνδυασμούς. Οι τιμές των σφαλμάτων παρουσιάζονται στον πίνακα 8, ενώ ταυτόχρονα αναγράφονται και τα σφάλματα των δοκιμασμένων μοντέλων, σαν σημεία αναφοράς.



Εικόνα 83. Γραφήματα πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών συνδιασμών των μοντέλων

Πίνακας 8. Σφάλματα των συνδιασμών των μοντέλων

Μοντέλο	RMSE	MAPE
ARIMA- LSTM- GRU	78,672	2,17%
LSTM-ARIMA	131,032	3,36%
GRU-ARIMA	123,967	3,32%
GRU-LSTM	162,164	5,11%
ARIMA	354,16	10,69%
LSTM	163,27	5,05%
GRU	165,809	5,15%

Όπως φαίνεται και στον πίνακα 8, ο συνδυασμός και των μοντέλων προσφέρει πολύ μεγάλη ακρίβεια στην πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς BDI. Αυτό πιθανώς παρουσιάζεται λόγω του ότι το μοντέλο ARIMA υπερεκτίμησε τις τιμές στην πρόγνωση του, ενώ τα μοντέλα LSTM και GRU τις υποτίμησαν. Προφανώς επειδή τα νευρωνικά δίκτυα υποτίμησαν λίγο την τιμή, αλλά το μοντέλο ARIMA, στηριζόμενο σε διαφορετικά χαρακτηριστικά του δείκτη ναυλαγοράς υπερέκτιμησε αρκετά τις τιμές, και επομένως με τον συνδυασμό και των τριών μοντέλων, επέρχεται ισορροπία ανάμεσα στις προγνώσεις των μοντέλων. Στην εικόνα 83 παρουσιάζονται οι γραφικές παραστάσεις των τιμών που προκύπτουν από τον συνδυασμό όλων των μοντέλων (πάνω αριστερά), του συνδυασμού LSTM-ARIMA (πάνω δεξιά), του συνδυασμού GRU-ARIMA (κάτω αριστερά), και του συνδυασμού LSTM-GRU (κάτω δεξιά).

Κεφάλαιο 6

Συμπεράσματα και Σχόλια

Μετά την παρουσίαση όλων των αποτελεσμάτων και των προβλέψεων από τα μοντέλα τα οποία υλοποιήθηκαν, πρέπει να σχολιαστούν τα ευρήματα της παρούσας έρευνας. Το πιο σημαντικό συμπέρασμα που προκύπτει από την παρούσα εργασία, είναι πως τα αποτελέσματα δείχνουν να συμφωνούν με την άποψη που έχει διατυπωθεί σε μερικές δημοσιεύσεις της ερευνητικής κοινότητας, ότι δηλαδή ο συνδυασμός αποτελεσμάτων από διάφορα νευρωνικά δίκτυα και προσεγγίσεις μοντελοποίησης, μπορεί να αποδώσει μεγαλύτερη ακρίβεια στις προγνώσεις του δείκτη ναυλαγοράς BDI. Πιο συγκεκριμένα, όπως αναφέρθηκε στην εργασία των Katris και Manolis G. Kavussanos 2021, η προσθήκη στατιστικών μοντέλων, μπορεί να προσδώσει στην πρόγνωση, ακρίβεια, η οποία προέρχεται από χαρακτηριστικά της χρονοσειράς, τα οποία δεν είναι τόσο πολύ κατανοητά από νευρωνικά δίκτυα, όπως η εταιροσκεδαστικότητα. Η ακρίβεια που δίνει στην πρόγνωση, ο συνδυασμός όλων των μοντέλων που υλοποιήθηκαν στα πλαίσια της διπλωματικής εργασίας αυτής, είναι πολύ ικανοποιητική, και άμεσα συγκρίσιμη με τιμές σφάλματος που έχουν παρουσιαστεί και σε άλλες ερευνητικές δημοσιεύσεις. Ένα σφάλμα επιπέδου 2,17% MAPE (78,67 RMSE), είναι ένα σφάλμα το οποίο είναι αξιοσημείωτο, κρίνοντας από τιμές σφαλμάτων της αντίστοιχης βιβλιογραφίας.

Επίσης πρέπει να σημειωθεί ο λόγος για τον οποίο επιλέχθηκε η χρήση των νευρωνικών δικτύων LSTM και GRU. Αναλύοντας τις υπόλοιπες δημοσιευμένες έρευνες, διαπιστώνεται πως τα τελευταία χρόνια υπάρχει η τάση χρήσης ανατροφοδοτούμενων νευρωνικών δικτύων, τα οποία δείχνουν ικανότητα στην πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς BDI. Επιπροσθέτως, κατά την διαδικασία της διερευνητικής ανάλυσης της χρονοσειράς, διαπιστώθηκαν χαρακτηριστικά τα οποία δείχνουν να είναι εύκολα αντιμετωπίσιμα από ανατροφοδοτούμενα νευρωνικά δίκτυα. Επομένως η επιλογή του δικτύου LSTM, κρίνεται λογική. Ωστόσο στην βιβλιογραφία δεν βρέθηκαν πολλές εργασίες οι οποίες αξιοποιούν τις δυνατότητες του νευρωνικού δικτύου GRU, το οποίο είναι επέκταση του LSTM. Επομένως κρίθηκε σκόπιμο, στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας, να γίνει υλοποίηση και του δικτύου GRU, έτσι ώστε να υπάρχει και σύγκριση μεταξύ των δύο. Εν τέλει, τα αποτελέσματα που παρουσίασαν τα LSTM και GRU, δείχνουν να είναι πολύ παρόμοια. Το σφάλμα είναι σχεδόν ίδιο ($RMSE_{LSTM} = 163,27$, $RMSE_{GRU} = 165,81$), ενώ και το γράφημα των προβλεπόμενων τιμών, δείχνει παρόμοια εικόνα για τα δύο νευρωνικά δίκτυα. Χαρακτηριστικά, και τα δύο ανατροφοδοτούμενα νευρωνικά δίκτυα, δείχνουν σχετικά μεγάλη απόκλιση για την τιμή του δείκτη ναυλαγοράς κατά την πρώτη προβλεπόμενη εβδομάδα, δηλαδή την 1/11/2021. Αυτό δείχνει πως το LSTM και το GRU, έχουν παρόμοια απόδοση στην μοντελοποίηση της χρονοσειράς. Μελανό σημείο στο δίκτυο LSTM, αποτελεί η εμφάνιση κυματισμών στην γραφική απεικόνιση των συναρτήσεων απώλειας εκπαίδευσης και ελέγχου, το οποίο δεν ήταν εύκολο να διορθωθεί στα πλαίσια της παρούσας έρευνας. Αντίθετα, κατά την παραμετροποίηση του νευρωνικού δικτύου GRU, δεν αντιμετωπίστηκε κάποιο ανάλογο φαινόμενο. Ωστόσο το LSTM μοντέλο δείχνει να είναι γενικώς πιο εύκολα προσαρμόσιμο στην χρονοσειρά BDI, καθώς η δομή η οποία πέτυχε την ακριβέστερη πρόγνωση, είναι πιο απλή από την δομή του δικτύου GRU που χρειάστηκε

να τροποποιηθεί για να επιτύχει αντίστοιχη πρόγνωση.

Βάση του προηγούμενου συμπεράσματος, επιλέχθηκε η χρήση του LSTM εκ νέου, για εφαρμογή σε πολυμεταβλητή ανάλυση, παράγοντας αποτελέσματα τα οποία δεν ήταν ικανοποιητικά. Ωστόσο αυτό δεν αποδίδεται στο ίδιο το νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιήθηκε, αλλά στην απουσία σημαντικών δεδομένων τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τους σκοπούς της πρόγνωσης του δείκτη ναυλαγοράς BDI. Θεωρείται πως με την χρήση του ίδιου δικτύου σε κατάλληλο σύνολο δεδομένων, τα αποτελέσματα θα είναι πολύ ακριβέστερα, και επομένως αυτό είναι ένα σημείο το οποίο χρήζει περισσότερης διερεύνησης. Επίσης, λόγω της αποτυχίας της πολυμεταβλητής ανάλυσης, καθίσταται αδύνατη η σύγκριση των αποτελεσμάτων πολυμεταβλητής και μονομεταβλητής ανάλυσης. Με αυτόν τον τρόπο δεν γίνεται να διεξαχθούν ουσιαστικά συμπεράσματα σχετικά την βέλτιστη προσέγγιση στην ανάλυση.

Το μοντέλο ARIMA, χρησιμοποιήθηκε για δύο λόγους. Αφενός είναι ένα καλό μοντέλο για να χρησιμοποιηθεί ως σημείο αναφοράς για την τάξη των τιμών των σφαλμάτων των υπόλοιπων μεθόδων, και αφετέρου, ικανοποιούσε έναν από τους σκοπούς της παρούσας διπλωματικής εργασίας, αυτόν της αξιολόγησης του συνδυασμού στατιστικών μοντέλων και νευρωνικών δικτύων για την πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς.

Ένα ακόμα σχόλιο, πρέπει να γίνει για την χρήση νευρωνικών δικτύων, είναι πως πρέπει να δίνεται προσοχή στα αποτελέσματα, καθώς η στοχαστική φύση των αλγορίθμων αυτών, καθιστά δύσκολη την αναπαραγωγή ακριβώς των ίδιων τιμών σε χρήση των ίδιων δεδομένων για πρόγνωση σε ίδια νευρωνικά δίκτυα με κοινή παραμετροποίηση. Επίσης, σε γενικές γραμμές κρίνεται σκόπιμος ο έλεγχος των δικτύων αυτών και με διαφορετικές παραμετροποιήσεις, οι οποίες πιθανόν να μπορούν να αποδώσουν ακριβέστερα αποτελέσματα στην πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς. Η ποικιλία στην παραμετροποίηση, αλλά και στην φύση των διαφόρων νευρωνικών δικτύων, είναι αυτή που καθιστά την έρευνα σχετικά με την πρόγνωση χρονοσειρών, μια διαδικασία με συνεχείς διορθώσεις, επεκτάσεις και επανεκτιμήσεις.

Παράδειγμα το οποίο θα είχε ενδιαφέρουσα επέκταση της παρούσας διπλωματικής εργασίας, είναι η χρήση του γενετικού αλγορίθμου βελτιστοποίησης (βλ. 4.4.5), για την εύρεση πιθανών καλύτερων συνδυασμών υπερπαραμέτρων των νευρωνικών δικτύων που εφαρμόζονται. Ωστόσο κρίθηκε πως η χρήση μιας τέτοιας μεθόδου επεκτείνει υπερβολικά τα υπάρχοντα ερευνητικά πλαίσια. Επιπροσθέτως, μια ακόμα προσέγγιση της ανάλυσης χρονοσειρών, που για τον ίδιο λόγο δεν χρησιμοποιήθηκε στην τρέχουσα έρευνα, είναι αυτή της ανάλυσης κυματιδίων (βλ. 4.3.2), ο οποία θα μπορεί να αναγνωρίσει την περιοδικότητα της χρονοσειράς, βάση αυτής, να προσδώσει ικανοποιητικά αποτελέσματα, τα οποία από μόνα τους, ή και σε συνδυασμό με άλλα μοντέλα, μπορούν να βελτιώσουν περαιτέρω την ακρίβεια πρόγνωσης.

Συνοψίζοντας, κρίνεται πως η παρούσα διπλωματική εργασία πέτυχε ακριβή αποτελέσματα στην πρόγνωση του δείκτη ναυλαγοράς, επιβεβαιώνοντας αυξημένη ακρίβεια μέσω του συνδυασμού στατιστικών μοντέλων και νευρωνικών δικτύων, ενώ κρίνεται σκόπιμη η επιπρόσθετη ανάλυση με πολυμεταβλητές μεθόδους πρόγνωσης, με διαφορετικές προσεγγίσεις ανάλυσης και με μεγαλύτερη ποικιλία παραμετροποιήσεων.

Βιβλιογραφικές Αναφορές

- Alizadeh, Amir H. και Nikos K. Nomikos (2009). *Shipping Derivatives and Risk Management*. Palgrave Macmillan Books 978-0-230-23580-9. Palgrave Macmillan. DOI: [10.1057/9780230235809](https://doi.org/10.1057/9780230235809). URL: <https://ideas.repec.org/b/pal/palbok/978-0-230-23580-9.html>.
- Bae, Sung-Hoon, Gunwoo Lee και Keun-Sik Park (2021). «A Baltic Dry Index Prediction using Deep Learning Models». Στο: *Journal of Korea Trade* 25.4, σσ. 17–36. ISSN: 1229-828X.
- Bai, Jushan και Pierre Perron (2003). «Computation and analysis of multiple structural change models». Στο: *Journal of applied econometrics* 18.1, σσ. 1–22.
- Bao, Jianmin, Lin Pan και Yuanfa Xie (2016). «A new BDI forecasting model based on support vector machine». Στο: *2016 IEEE Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference*, σσ. 65–69. DOI: [10.1109/ITNEC.2016.7560320](https://doi.org/10.1109/ITNEC.2016.7560320).
- Batchelor, Roy, Amir Alizadeh και Ilias Visvikis (2007). «Forecasting spot and forward prices in the international freight market». Στο: *International Journal of Forecasting* 23.1, σσ. 101–114. URL: <https://EconPapers.repec.org/RePEc:eee:intfor:v:23:y:2007:i:1:p:101-114>.
- Bessler, Wolfgang, Wolfgang Drobetz και Jörg Seidel (2008). «Ship funds as a new asset class: An empirical analysis of the relationship between spot and forward prices in freight markets». Στο: *Journal of Asset Management* 9.2, σσ. 102–120.
- Bildirici, Melike, Fazıl Kayıkçı και Işıl Şahin Onat (2016). «BDI, gold price and economic growth». Στο: *Procedia economics and finance* 38, σσ. 280–286.
- Bildirici, Melike E, Fazıl Kayıkçı και Işıl Şahin Onat (2015). «Baltic Dry Index as a major economic policy indicator: the relationship with economic growth». Στο: *Procedia-Social and Behavioral Sciences* 210, σσ. 416–424.
- Bodenhof, Ulrich (2003). «Genetic algorithms: theory and applications». Στο: *Lecture notes, Fuzzy Logic Laboratorium Linz-Hagenberg, Winter 2004*.
- Brownlee, Jason (2019). «Introduction to time series forecasting with python». Στο: *Jason Brownlee*.
- Chen, Shun, Hilde Meersman και Eddy Voorde (Δεκ. 2012). «Forecasting spot rates at main routes in the dry bulk market». Στο: *Maritime Economics & Logistics* 14. DOI: [10.1057/me1.2012.18](https://doi.org/10.1057/me1.2012.18).
- Cho, Kyunghyun, Bart Van Merriënboer, Caglar Gulcehre, Dzmitry Bahdanau, Fethi Bougares, Holger Schwenk και Yoshua Bengio (2014). «Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation». Στο: *arXiv preprint arXiv:1406.1078*.
- Chou, Chien-Chang και Keng-Shou Lin (2019). «A fuzzy neural network combined with technical indicators and its application to Baltic Dry Index forecasting». Στο: *Journal of Marine Engineering & Technology* 18.2, σσ. 82–91. DOI: [10.1080/20464177.2018.1495886](https://doi.org/10.1080/20464177.2018.1495886). eprint: <https://doi.org/10.1080/20464177.2018.1495886>. URL: <https://doi.org/10.1080/20464177.2018.1495886>.
- Cullinane, Kevin (1992). «A short-term adaptive forecasting model for BIFFEX speculation: a Box—Jenkins approach». Στο: *Maritime Policy & Management* 19.2, σσ. 91–114. DOI: [10.1080/03088839200000018](https://doi.org/10.1080/03088839200000018). eprint: <https://doi.org/10.1080/03088839200000018>. URL: <https://doi.org/10.1080/03088839200000018>.

- Cullinane, K J Mason και M Cape (1999). «A Comparison of Models for Forecasting the Baltic Freight Index: Box-Jenkins Revisited». Στο: *Maritime Economics & Logistics* 1.2, σσ. 15–39. URL: <https://ideas.repec.org/a/pal/marecl/vly1999i2p15-39.html>.
- Ding, Xiaoxu, Siyu Dai, Feier Chen, Yuqi Miao, Kang Tian, Yadong Zeng, Han Xu και Cao Qin (2018). «Long memory and scaling behavior study of bulk freight rate volatility with structural breaks». Στο: *Transportation Letters* 10.6, σσ. 343–353.
- Duru, Okan (2012). «A multivariate model of fuzzy integrated logical forecasting method (M-FILF) and multiplicative time series clustering: A model of time-varying volatility for dry cargo freight market». Στο: *Expert Systems with Applications* 39.4, σσ. 4135–4142.
- Duru, Okan, Emrah Bulut και Shigeru Yoshida (2012). «A fuzzy extended DELPHI method for adjustment of statistical time series prediction: An empirical study on dry bulk freight market case». Στο: *Expert Systems with Applications* 39.1, σσ. 840–848.
- Esteban, M, C Arino και JM Díaz-Cruz (2006). «Chemometrics for the analysis of voltammetric data». Στο: *TrAC Trends in Analytical Chemistry* 25.1, σσ. 86–92.
- Geomelos, ND και E Xideas (2014). «Forecasting spot prices in bulk shipping using multivariate and univariate models». Στο: *Cogent Economics & Finance* 2.1, σ. 923701.
- Gratsos, G.A. (2011). *Freight Market Signals in a Changing Environment: An Internal View of Dynamic Forces that Shape the Dry Bulk Business*. I. SIDERIS Publications. ISBN: 9789600805772. URL: <https://books.google.gr/books?id=cpiOMwEACAAJ>.
- Gu, Xianbin και XY Li (2009). «Empirical analysis on long memory property of Baltic dry index». Στο: *Journal of Shanghai Maritime University* 30.1, σσ. 40–44.
- Han, Qianqian, Bo Yan, Guobao Ning και B Yu (2014). «Forecasting dry bulk freight index with improved SVM». Στο: *Mathematical Problems in Engineering* 2014.
- Huang, Norden E, Zheng Shen, Steven R Long, Manli C Wu, Hsing H Shih, Quanan Zheng, Nai-Chyuan Yen, Chi Chao Tung και Henry H Liu (1998). «The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis». Στο: *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: mathematical, physical and engineering sciences* 454.1971, σσ. 903–995.
- Kamal, Imam Mustafa, Hyerim Bae, Sunghyun Sim, Hyemee Kim, Dohee Kim, Yulim Choi και Heesung Yun (2019). «Forecasting high-dimensional multivariate regression of Baltic Dry Index (BDI) using Deep Neural Networks (DNN)». Στο: *ICIC Express Letters* 13.5, σσ. 427–434.
- Kamal, Imam Mustafa, Hyerim Bae, Sim Sunghyun και Heesung Yun (2020). «DERN: Deep ensemble learning model for short-and long-term prediction of baltic dry index». Στο: *Applied Sciences* 10.4, σ. 1504.
- Kanamoto, Kei, Yujiro Wada και Ryuichi Shibasaki (2019). «Predicting a Dry Bulk Freight Index by Deep Learning with Global Vessel Movement Data». Στο: *Transdisciplinary Engineering for Complex Socio-technical Systems*. IOS Press, σσ. 105–114.
- Kasimati, Evangelia και Nikolaos Veraros (2018). «Accuracy of forward freight agreements in forecasting future freight rates». Στο: *Applied Economics* 50.7, σσ. 743–756.
- Katris, Christos και Manolis G. Kavussanos (2021). «Time series forecasting methods for the Baltic dry index». Στο: *Journal of Forecasting* 40.8, σσ. 1540–1565. DOI: <https://doi.org/10.1002/for.2780>. eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/for.2780>. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/for.2780>.
- Kavussanos, Manolis και Nikos Nomikos (2003). «Price Discovery, Causality and Forecasting in the Freight Futures Market». Στο: *Review of Derivatives Research* 6.3, σσ. 203–230. DOI: [10.1023/B:REDR.0000004824](https://doi.org/10.1023/B:REDR.0000004824). URL: <https://ideas.repec.org/a/kap/revdev/v6y2003i3p203-230.html>.

- Kavussanos, Manolis G και Amir H Alizadeh-M (2001). «Seasonality patterns in dry bulk shipping spot and time charter freight rates». Στο: *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review* 37.6, σσ. 443–467.
- Kavussanos, Manolis G, Ilias D Visvikis και David Menachof (2004). «The unbiasedness hypothesis in the freight forward market: Evidence from cointegration tests». Στο: *Review of Derivatives Research* 7.3, σσ. 241–266.
- Khalafi, H. και Seyed Mohammad Mirvakili (Σεπτ. 2011). «A Literature Survey of Neutronics and Thermal-Hydraulics Codes for Investigating Reactor Core Parameters; Artificial Neural Networks as the VVER-1000 Core Predictor». Στο: ISBN: 978-953-307-506-8. DOI: [10.5772/16521](https://doi.org/10.5772/16521).
- Leonov, Yordan και Ventsislav Nikolov (2012). «A wavelet and neural network model for the prediction of dry bulk shipping indices». Στο: *Maritime Economics & Logistics* 14.3, σσ. 319–333.
- LI, Dian-sheng, Pei-xiang WAN και Li-fen YUN (2012). «A Fractal Structure Study on Shipping Price Index of Dry Bulk [J]». Στο: *Journal of Beijing Jiaotong University (Social Sciences Edition)* 3, σ. 012.
- Li, Hua, Bin Wang, Erlin Ren και Caiying Wu (2011). «Empirical analysis of the influencing factors on iron ore prices». Στο: *2011 2nd International Conference on Artificial Intelligence, Management Science and Electronic Commerce (AIMSEC)*. IEEE, σσ. 3004–3008.
- Li, Jianping, Jun Hao, QianQian Feng, Xiaolei Sun και Mingxi Liu (2021). «Optimal selection of heterogeneous ensemble strategies of time series forecasting with multi-objective programming». Στο: *Expert Systems with Applications* 166, σ. 114091.
- Li, Jun και Michael G Parsons (1997). «Forecasting tanker freight rate using neural networks». Στο: *Maritime Policy & Management* 24.1, σσ. 9–30.
- Lin, Faqin και Nicholas CS Sim (2013). «Trade, income and the baltic dry index». Στο: *European Economic Review* 59, σσ. 1–18.
- Liu, Fan-yong και Min Fan (2006). «A hybrid support vector machines and discrete wavelet transform model in futures price forecasting». Στο: *International Symposium on Neural Networks*. Springer, σσ. 485–490.
- Lyridis, DV, P Zacharioudakis, P Mitrou και A Mylonas (2004). «Forecasting tanker market using artificial neural networks». Στο: *Maritime Economics & Logistics* 6.2, σσ. 93–108.
- Murphy, John J (1999). *Study Guide to Technical Analysis of the Financial Markets: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications*. Penguin.
- Næss, Patrick André (2018). «Investigation of multivariate freight rate prediction using machine learning and ais data». Μεταπτυχική διπλ. εργασ. NTNU.
- Nerlove, Marc, David Grether και José L. Carvalho (1979). *Analysis of Economic Time Series*. 1η έκδοση. Elsevier. URL: <https://EconPapers.repec.org/RePEc:eee:monogr:9780125157506>.
- Papailias, Fotis, Dimitrios Thomakos και Jiadong Liu (Φεβ. 2017). «The Baltic Dry Index: cyclicalities, forecasting and hedging strategies». Στο: *Empirical Economics* 52. DOI: [10.1007/s00181-016-1081-9](https://doi.org/10.1007/s00181-016-1081-9).
- Ruan, Qingsong, Yao Wang, Xinsheng Lu και Jing Qin (2016). «Cross-correlations between Baltic Dry Index and crude oil prices». Στο: *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 453, σσ. 278–289.
- Şahin, Bekir, Samet Gürgen, Bedir Ünver και Ismail Altin (2018). «Forecasting the Baltic Dry Index by using an artificial neural network approach». Στο: *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences* 26.3, σσ. 1673–1684.
- Santos, André AP, Luciano N Junkes και Floriano CM Pires Jr (2014). «Forecasting period charter rates of VLCC tankers through neural networks: A comparison of alternative approaches». Στο: *Maritime Economics & Logistics* 16.1, σσ. 72–91.

- Stopford, Martin (Ιαν. 2009). *Maritime Economics 3e*. eng. URL: <https://www.123library.org/ebook/isbn/9781134476534/>.
- Tsioumas, Vangelis και Stratos Papadimitriou (2015). «Chinese steel production and shipping freight markets: A causality analysis». Στο: *International Journal of Business and Economic Development* 3.2, σσ. 116–124.
- (2018). «The dynamic relationship between freight markets and commodity prices revealed». Στο: *Maritime Economics & Logistics* 20.2, σσ. 267–279.
- Tsioumas, Vangelis, Stratos Papadimitriou, Yiannis Smirlis και Shaher Zahran (Μαρ. 2017). «A Novel Approach to Forecasting the Bulk Freight Market». Στο: *The Asian Journal of Shipping and Logistics* 33, σσ. 33–41. DOI: [10.1016/j.ajsl.2017.03.005](https://doi.org/10.1016/j.ajsl.2017.03.005).
- UNCTAD (2021). «Review of Maritime Transport». Στο: *United Nations conference on trade and development*. URL: https://unctad.org/system/files/official-document/rmt2021_en_0.pdf.
- Veenstra, Albert Willem και Philip Hans Franses (1997). «A co-integration approach to forecasting freight rates in the dry bulk shipping sector». Στο: *Transportation Research Part A: policy and practice* 31.6, σσ. 447–458.
- Visvikis, Ilias D (2002). «An econometric analysis of the forward freight market». Διδακτορική διατρ. City University London.
- Wan, Jiuwen, Jing Lu, Fang Wei και Xiaoxing Gong (2010). «Fractal characteristics of international dry shipping industry [J]». Στο: *Journal of Dalian Maritime University* 3.009.
- Xu, Jane Jing, Tsz Leung Yip και Peter B Marlow (2011). «The dynamics between freight volatility and fleet size growth in dry bulk shipping markets». Στο: *Transportation research part E: logistics and transportation review* 47.6, σσ. 983–991.
- Yang, Zaili και Esin Erol Mehmed (2019). «Artificial neural networks in freight rate forecasting». Στο: *Maritime Economics & Logistics* 21.3, σσ. 390–414.
- Zeng, Qingcheng και Chenrui Qu (2014). «An approach for Baltic Dry Index analysis based on empirical mode decomposition». Στο: *Maritime Policy & Management* 41.3, σσ. 224–240.
- Zeng, Qingcheng, Chenrui Qu, Adolf KY Ng και Xiaofeng Zhao (2016). «A new approach for Baltic Dry Index forecasting based on empirical mode decomposition and neural networks». Στο: *Maritime Economics & Logistics* 18.2, σσ. 192–210.
- Zhang, Hanyu, Fang Wei και Zhonghan Zhang (2008). «Modeling volatility of baltic dry bulk freight index». Στο: *2008 IEEE International Conference on Automation and Logistics*. IEEE, σσ. 1089–1094.
- Zhang, Jiao, Qingcheng Zeng και Xiaofeng Zhao (2014). «Forecasting spot freight rates based on forward freight agreement and time charter contract». Στο: *Applied Economics* 46.29, σσ. 3639–3648.
- Zhang, Xin, MY Chen, MG Wang, YE Ge και Harry Eugene Stanley (2019). «A novel hybrid approach to Baltic Dry Index forecasting based on a combined dynamic fluctuation network and artificial intelligence method». Στο: *Applied Mathematics and Computation* 361, σσ. 499–516.
- Zhang, Xin, Tianyuan Xue και H Eugene Stanley (2018). «Comparison of econometric models and artificial neural networks algorithms for the prediction of baltic dry index». Στο: *IEEE Access* 7, σσ. 1647–1657.
- Γκιζιάκης, Κωνσταντίνος (2010). *Ναυλώσεις*. Αθήνα: Σταμούλης, σ. 1319. ISBN: 9789603518242.
- Κωστούλας, Χρήστος (2016). «Assessment of interactions between factors and freight market in the dry bulk sector». Στο: σ. 134. URL: <https://dione.lib.unipi.gr/xmlui/handle/unipi/10702>.
- Τσιούμας, Ευάγγελος (2016). «Quantitative analysis of the dry bulk freight market, including forecasting and decision making». Στο: σ. 239. URL: <https://dione.lib.unipi.gr/xmlui/handle/unipi/9411>.