



UNIVERSITY OF THESSALY
SCHOOL OF ENGINEERING
DEPARTMENT OF MECHANICAL ENGINEERING

Diploma Thesis

**ΑΝΑΛΥΣΗ ΠΡΟΒΛΕΠΤΙΚΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΚΑΙ Η
ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΟΥΣ ΣΤΗΝ ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΕΦΟΔΙΑΣΤΙΚΗ
ΑΛΥΣΙΔΑ**

by

**GEORGIA STERPI
CHRISTOS KARAKITSIOS**

Submitted in partial fulfillment of the requirements
for the Diploma in Mechanical Engineering

Volos, 2021

© Copyright by Georgia Sterpi , Christos Karakitsios

2021

Η έγκριση της διπλωματικής εργασίας από το Τμήμα Μηχανολόγων Μηχανικών της Πολυτεχνικής Σχολής του Πανεπιστημίου Θεσσαλίας δεν υποδηλώνει αποδοχή των απόψεων του συγγραφέα (Ν. 5343/32 αρ.202 παρ. 2).

The Diploma Thesis of Christos Karakitsios and Georgia Sterpi has been examined and approved by a three-member Examination Committee as satisfactory for the thesis requirement for the Mechanical Engineering degree.

Approved by the Committee on Final Examination:

Advisor	Dr. Athanasios Ziliaskopoulos, Professor, Department of Mechanical Engineering, University of Thessaly
Member	Dr. George Liberopoulos, Professor, Department of Mechanical Engineering, University of Thessaly
Member	Dr. Athanasios Lois, Network Operation Center, University of Thessaly

Date Approved: [March, 2021]

Ευχαριστίες

Πρωταρχικά, θα θέλαμε να ευχαριστήσουμε θερμά τον Δρ. Αθανάσιο Ζηλιασκόπουλο, καθώς δράσαμε εμπνευσμένοι και ορμώμενοι από το όραμά του και το έργο του για να πραγματοποιήσουμε αυτή τη διπλωματική. Η πνευματική του παρουσία και καθοδήγηση υπήρξε καθοριστική και πολύτιμη κατά τη διάρκεια συγγραφής της εργασίας. Επίσης, είμαστε ευγνώμονες για την αναντικατάστατη καθοδήγηση, υποστήριξη και διδασκαλία του Δρ. Αθανάσιου Λόη, που με τις πηγαίες του γνώσεις μας πλοήγησε επιτυχώς σε έναν ανεξερεύνητο τομέα για εμάς, αυτόν των προβλεπτικών μοντέλων. Η ευγνωμοσύνη μας επεκτείνεται στις πολύτιμες συμβουλές και παρατηρήσεις της Δρ. Ευαγγελίας Χρυσόχου. Η τεράστια γνώση και άφθονη εμπειρία των προαναφερθέντων μας ενθάρρυναν καθ' όλη την διάρκεια της εκπόνησης της εργασίας καθώς και της ακαδημαϊκής μας πορείας όλα αυτά τα χρόνια. Ακόμη, θα θέλαμε να ευχαριστήσουμε θερμά την κ. Κοντοχρήστου Βασιλική για την γενναιόδωρη παροχή των δεδομένων που χρησιμοποιήσαμε για τη μελέτη περίπτωσης. Τέλος, θα θέλαμε να ευχαριστήσουμε τις οικογένειές μας και τους φίλους μας για την τεράστια κατανόηση και ενθάρρυνσή τους τα τελευταία χρόνια.

ΠΡΟΒΛΕΠΤΙΚΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΤΗΝ ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΕΦΟΔΙΑΣΤΙΚΗ ΑΛΥΣΙΔΑ

Georgia Sterpi

Department of Mechanical Engineering, University of Thessaly

Christos Karakitsios

Department of Mechanical Engineering, University of Thessaly

Supervisor: Dr. Athanasios Ziliaskopoulos

Professor of Optimization of Production/Transportation Systems

Abstract

Σε αυτή τη διπλωματική, γίνεται η απόπειρα μέσω μιας βιβλιογραφικής ανασκόπησης και έρευνας διαφόρων μεθοδολογιών να προσδιοριστεί η καταλληλότερη ανά τις διάφορες περιπτώσεις εφοδιαστικών αλυσίδων, όσον αφορά τη πρόβλεψη διαφόρων μεγεθών. Πιο συγκεκριμένα, οι περιπτώσεις και τα μεγέθη που εδώ αναφέρονται θα αναλυθούν κατά τη διάρκεια αυτής της εργασίας. Στη συνέχεια, εφόσον παρουσιαστεί η βιβλιογραφία, με δεδομένα που διαθέτουμε και με εργαλεία βασισμένα στην βιβλιογραφία θα προσπαθήσουμε να εξάγουμε κάποια συμπεράσματα για τις εφαρμογές των μεθοδολογιών που διαθέτουμε στα χέρια μας, έτσι ώστε να αποφασίσουμε ποιες και σε ποια κομμάτια εξυπηρετούν τους στόχους που έχουν τεθεί. Επομένως επιχειρούμε να δώσουμε μια προσέγγιση για μια λύση στο δαιδαλώδες πρόβλημα των προβλεπτικών μοντέλων και την εφαρμογή αυτών στην Ελληνική Εφοδιαστική Αλυσίδα.

Λέξεις κλειδιά : forecast, supply chain management, moving average, regression, demand, sales, correlation, collaboration, information sharing, forecast data, trends

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

CHAPTER 1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	11
CHAPTER 2. ΓΕΝΙΚΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ.....	14
2.1 ΠΡΟΒΟΛΗ ΜΟΤΙΒΩΝ ΣΤΟ ΜΕΛΛΟΝ.....	14
2.2 ΣΥΓΚΕΝΤΡΩΤΙΚΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ.....	19
2.3 ΑΝΑΛΥΟΝΤΑΣ ΤΟ ΜΕΛΛΟΝ.....	23
2.4 ΣΥΝΔΥΑΖΟΝΤΑΣ ΠΡΟΒΛΕΨΕΙΣ.....	28
CHAPTER 3. ΒΑΣΙΚΕΣ ΠΡΑΓΜΑΤΕΥΟΜΕΝΕΣ ΈΝΝΟΙΕΣ	33
3.1 LOGISTICS.....	33
3.2 SUPPLY CHAIN MANAGEMENT.....	33
3.3 ΠΡΟΒΛΕΨΗ (FORECAST).....	35
3.4 DEMAND.....	36
3.5 ΜΑΚΡΟΠΡΟΘΕΣΜΕΣ ΠΡΟΒΛΕΨΕΙΣ (LONG-TERM FORECASTS).....	37
3.6 ΜΕΣΟΠΡΟΘΕΣΜΕΣ ΠΡΟΒΛΕΨΕΙΣ (MEDIUM TERM FORECAST).....	37
3.7 ΒΡΑΧΥΠΡΟΘΕΣΜΕΣ ΠΡΟΒΛΕΨΕΙΣ (SHORT TERM FORECAST).....	38
3.8 ΜΕΘΟΔΟΙ (METHODS).....	38
3.8.1 Ποιοτικές μέθοδοι - Qualitative Methods.....	38
3.8.2 Ποσοτικές μέθοδοι - Quantitative Methods.....	39
3.8.3 Casual Methods.....	40
3.8.4 Μέθοδοι Παλινδρόμησης - Regression Analysis.....	40
3.8.5 Time Series Extrapolation.....	41
3.8.6 Moving Average.....	41
3.8.7 Exponential Smoothing Method.....	42
3.8.8 Holt's Method.....	43
3.8.9 Correlation And Regression.....	44
3.8.10 Simple Regression.....	44
3.8.11 Forecast Sharing Information.....	46
3.8.12 ARIMA.....	46
3.8.13 ANOVA.....	47
3.8.14 Neural Networks.....	48
3.8.15 Genetic Algorithms, Particle Swarm.....	49
3.8.16 Naive Bayes Classification.....	51
3.8.17 Support Vector Machines (SVMs) (Classification/ Regression).....	51
3.8.18 Random Forest Classification/Regression.....	52
CHAPTER 4. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ	53
4.1 ΣΥΝΕΡΓΑΤΙΚΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ.....	53
4.2 ΠΡΟΒΛΕΨΕΙΣ ΖΗΤΗΣΗΣ.....	58
4.3 ΆΛΛΕΣ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΕΣ.....	68
4.4 ΣΥΝΟΨΗ.....	71
4.5 ΑΞΙΖΕΙ ΝΑ ΑΝΑΦΕΡΟΥΜΕ:.....	71
4.6 ΑΝΑΦΟΡΕΣ.....	72
CHAPTER 5. ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΤΗΣ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ.....	74
5.1 ΜΕ ΒΑΣΗ ΧΡΟΝΟΛΟΓΙΕΣ.....	74
5.2 ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΟΝ ΤΥΠΟ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ.....	76
5.3 ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ.....	78
5.4 ΣΥΣΧΕΤΙΣΜΟΣ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ.....	80
CHAPTER 6. TEST CASE ΚΑΙ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ.....	81
6.2 MOVING AVERAGE.....	82
6.3 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΜΕΘΟΔΩΝ MOVING AVERAGE.....	82
6.4 ΖΗΤΗΣΗ ΠΕΡΙΟΧΗΣ ΑΝΑ ΜΗΝΑ.....	91
6.5 ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΑ ΜΕΘΟΔΟΥ HOLT.....	104

6.6	ΖΗΤΗΣΗ ΠΕΡΙΟΧΗΣ ΑΝΑ ΕΒΔΟΜΑΔΑ	108
6.7	SUPPORT VECTOR MACHINES	129
6.7.1	<i>Support Vector Machine, Classification</i>	130
6.7.2	<i>Μετρήσεις Ακρίβειας</i>	133
6.7.3	<i>Support Vector Machine, Regression</i>	134
6.8	SVC-SVR ΜΕΘΟΔΟΙ ΜΕ ΧΡΗΣΗ PYTHON	136
CHAPTER 7. ΣΥΝΟΨΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ.....		138
7.1	ΑΝΑ ΜΗΝΑ– ΧΡΗΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ EXCEL	138
7.2	ΑΝΑ ΕΒΔΟΜΑΔΑ – ΧΡΗΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ EXCEL	139
7.3	ΧΡΗΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ SVC/SVR	140
7.4	ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ	141
REFERENCES.....		143

ΛΙΣΤΑ ΕΙΚΟΝΩΝ

ΕΙΚΟΝΑ 1: BULLWHIP EFFECT	13
ΕΙΚΟΝΑ 2:ΜΙΑ ΑΝΑΛΥΣΗ ΧΡΟΝΟΛΟΓΙΚΗΣ ΣΕΙΡΑΣ	15
ΕΙΚΟΝΑ 3:ΟΙ ΣΥΝΙΣΤΩΣΕΣ ΤΟΥ ΙΣΤΟΡΙΚΟΥ ΠΩΛΗΣΕΩΝ	16
ΕΙΚΟΝΑ 4:ΤΟ ΕΥΡΟΣ ΤΩΝ ΠΙΘΑΝΩΝ ΤΙΜΩΝ ΖΗΤΗΣΗΣ ΚΑΘΕ ΜΗΝΑ.....	17
ΕΙΚΟΝΑ 5:Η ΕΞΑΛΕΙΨΗ ΤΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΙΜΩΝ ΠΗΓΩΝ ΔΙΑΚΥΜΑΝΣΕΩΝ ΑΠΟ ΤΗΝ ΓΕΝΙΚΟΤΕΡΗ ΤΥΧΑΙΟΤΗΤΑ	18
ΕΙΚΟΝΑ 6:ΠΟΣΟΣΤΑ ΑΝΑΛΥΣΗΣ "PARETO".....	21
ΕΙΚΟΝΑ 7:ΜΕΜΟΝΩΜΕΝΕΣ ΠΡΟΒΛΕΨΕΙΣ ΣΤΟΙΧΕΙΩΝ ΟΜΑΔΑΣ	23
ΕΙΚΟΝΑ 8:ΣΥΝΟΨΗ ΤΩΝ ΠΑΡΑΓΟΝΤΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ	24
ΕΙΚΟΝΑ 9:ΚΥΚΛΟΣ ΖΩΗΣ ΚΑΙΝΟΤΟΜΩΝ ΠΡΟΪΟΝΤΩΝ	26
ΕΙΚΟΝΑ 10:ΤΟ ΚΡΙΣΙΜΟ ΣΗΜΕΙΟ	27
ΕΙΚΟΝΑ 11:ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΚΡΙΚΟ ΠΡΟΣ ΚΡΙΚΟ ΣΕ ΜΙΑ ΕΦΟΔΙΑΣΤΙΚΗ ΑΛΥΣΙΔΑ	30
ΕΙΚΟΝΑ 12:ΣΥΝΕΡΓΑΤΙΚΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΣΕ ΜΙΑ ΕΦΟΔΙΑΣΤΙΚΗ ΑΛΥΣΙΔΑ	31
ΕΙΚΟΝΑ 13: SUPPLY CHAIN NETWORK	34
ΕΙΚΟΝΑ 14: LUMPY DEMAND.....	36
ΕΙΚΟΝΑ 15: ΓΡΑΜΜΙΚΕΣ, ΜΗ-ΓΡΑΜΜΙΚΕΣ ΣΧΕΣΕΙΣ.....	40
ΕΙΚΟΝΑ 16: MOVING AVERAGE.....	41
ΕΙΚΟΝΑ 17:"EXPONENTIAL SMOOTHING ΓΙΑ $\alpha=0.1$ "	42
ΕΙΚΟΝΑ 18: HOLT'S METHOD.....	43
ΕΙΚΟΝΑ 19: SIMPLE REGRESSION	45
ΕΙΚΟΝΑ 20:"ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ"	45
ΕΙΚΟΝΑ 21: ARIMA.....	47
ΕΙΚΟΝΑ 22: ANOVA.....	48
ΕΙΚΟΝΑ 23: NEURAL NETWORKS.....	49
ΕΙΚΟΝΑ 24: GENETIC ALGORITHMS VERSUS NEURAL NETWORKS	50
ΕΙΚΟΝΑ 25: "RANDOM FORREST"	52
ΕΙΚΟΝΑ 26: Μ.Ο. ΑΝΑΦΟΡΩΝ	73
ΕΙΚΟΝΑ 27: ΚΑΤΑΝΟΜΗ ΧΡΟΝΟΛΟΓΙΩΝ	75
ΕΙΚΟΝΑ 28: ΤΥΠΟΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ	77
ΕΙΚΟΝΑ 29: ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ.....	79
ΕΙΚΟΝΑ 30: ΣΥΣΧΕΤΙΣΜΟΣ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ	80
ΕΙΚΟΝΑ 31:"ΠΕΛΑΤΗΣ ΕΝΑ, 3 DAY MOVING AVERAGE"	83
ΕΙΚΟΝΑ 32: "ΠΕΛΑΤΗΣ ΕΝΑ, 3 DAY MOVING AVERAGE".....	83
ΕΙΚΟΝΑ 33:"ΠΕΛΑΤΗΣ ΔΥΟ, 4 DAY MOVING AVERAGE".....	84
ΕΙΚΟΝΑ 34:"ΠΕΛΑΤΗΣ ΔΥΟ, 3 DAY MOVING AVERAGE".....	84
ΕΙΚΟΝΑ 35:"ΠΕΛΑΤΗΣ ΤΡΙΑ, 3 DAY MOVING AVERAGE"	85
ΕΙΚΟΝΑ 36:"ΠΕΛΑΤΗΣ ΤΡΙΑ, 4 DAY MOVING AVERAGE"	85
ΕΙΚΟΝΑ 37:"ΠΕΛΑΤΗΣ ΤΕΣΣΕΡΑ, 3 DAY MOVING AVERAGE"	86
ΕΙΚΟΝΑ 38:"ΠΕΛΑΤΗΣ ΤΕΣΣΕΡΑ, 4 DAY MOVING AVERAGE"	86
ΕΙΚΟΝΑ 39:"ΠΕΛΑΤΗΣ ΠΕΝΤΕ, 3 DAY MOVING AVERAGE"	87
ΕΙΚΟΝΑ 40:"ΠΕΛΑΤΗΣ ΠΕΝΤΕ, 4 DAY MOVING AVERAGE"	87
ΕΙΚΟΝΑ 41:"ΠΕΛΑΤΗΣ ΕΞΙ, 4 DAY MOVING AVERAGE"	88
ΕΙΚΟΝΑ 42:"ΠΕΛΑΤΗΣ ΕΞΙ, 3 DAY MOVING AVERAGE"	88
ΕΙΚΟΝΑ 43:"ΠΕΛΑΤΗΣ ΕΠΤΑ, 3 DAY MOVING AVERAGE"	89
ΕΙΚΟΝΑ 44:"ΠΕΛΑΤΗΣ ΕΠΤΑ, 4 DAY MOVING AVERAGE"	89
ΕΙΚΟΝΑ 45:"ΠΕΛΑΤΗΣ ΟΚΤΩ, 3 DAY MOVING AVERAGE".....	90
ΕΙΚΟΝΑ 46:"ΠΕΛΑΤΗΣ ΟΚΤΩ, 4 DAY MOVING AVERAGE".....	90
ΕΙΚΟΝΑ 47:" REGRESSION, ΑΛΜΥΡΟΣ ΕΝΑ."	91
ΕΙΚΟΝΑ 48:"MOVING AVERAGES, ΑΛΜΥΡΟΣ ΕΝΑ".....	92
ΕΙΚΟΝΑ 49:"REGRESSION, ΑΛΜΥΡΟΣ"	93
ΕΙΚΟΝΑ 50:"MOVING AVERAGES, ΑΛΜΥΡΟΣ"	93
ΕΙΚΟΝΑ 51:"MOVING AVERAGES, ΕΓΚΑΤΑΣΤΑΣΗ"	95
ΕΙΚΟΝΑ 52:"REGRESSION, ΖΑΓΟΡΑ"	96
ΕΙΚΟΝΑ 53:"MOVING AVERAGES, ΖΑΓΟΡΑ".....	96
ΕΙΚΟΝΑ 54:"MOVING AVERAGES, ΑΡΓΑΛΑΣΤΗ."	98
ΕΙΚΟΝΑ 55:"MOVING AVERAGES,ΠΟΡΤΑΡΙΑ"	99
ΕΙΚΟΝΑ 56:"MOVING AVERAGES, ΚΑΤΩ ΓΑΤΖΕΑ"	100

EIKONA 57:"MOVING AVERAGES, ΒΟΛΟΣ"	101
EIKONA 58:"MOVING AVERAGES, ΆΛΛΗ ΜΕΡΙΑ"	102
EIKONA 59:"MOVING AVERAGES, ΣΟΥΡΠΗΣ"	103
EIKONA 60:"HOLT'S MONTHS ΑΛΜΥΡΟΣ 1"	104
EIKONA 61:"HOLT'S MONTHS ΑΛΜΥΡΟΣ"	104
EIKONA 62:"HOLT'S MONTHS ΆΛΛΗ ΜΕΡΙΑ, ΑΡΓΑΛΑΣΤΗ, ΣΟΥΡΠΗ"	105
EIKONA 63:"HOLT'S MONTHS ΒΟΛΟΣ"	106
EIKONA 64:"HOLT'S MONTHS ΕΓΚΑΤΑΣΤΑΣΗ"	106
EIKONA 65:"HOLT'S MONTHS ΖΑΓΟΡΑ, ΚΑΤΩ ΓΑΤΖΕΑ, ΠΟΡΤΑΡΙΑ"	107
EIKONA 66: REGRESSION, ΑΛΜΥΡΟΣ 1	108
EIKONA 67: MOVING AVERAGES, ΑΛΜΥΡΟΣ 1	109
EIKONA68: HOLT, ΑΛΜΥΡΟΣ 1	110
EIKONA 69: REGRESSION, ΑΛΜΥΡΟΣ	111
EIKONA 70: MOVING AVERAGES, ΑΛΜΥΡΟΣ	111
EIKONA 71: HOLT, ΑΛΜΥΡΟΣ	112
EIKONA 72: MOVING AVERAGES, ΕΓΚΑΤΑΣΤΑΣΗ	113
EIKONA 73: HOLT, ΕΓΚΑΤΑΣΤΑΣΗ	114
EIKONA 74: MOVING AVERAGES, ΖΑΓΟΡΑ	115
EIKONA 75: HOLT, ΖΑΓΟΡΑ	116
EIKONA 76: MOVING AVERAGES, ΑΡΓΑΛΑΣΤΗ	117
EIKONA 77: HOLT, ΑΡΓΑΛΑΣΤΗ	118
EIKONA 78: MOVING AVERAGES, ΠΟΡΤΑΡΙΑ	119
EIKONA 79: HOLT, ΠΟΡΤΑΡΙΑ	120
EIKONA 80: MOVING AVERAGES, ΚΑΤΩ ΓΑΤΖΕΑ	121
EIKONA 81: HOLT, ΚΑΤΩ ΓΑΤΖΕΑ	122
EIKONA 82: MOVING AVERAGES, ΒΟΛΟΣ	123
EIKONA 83: HOLT, ΒΟΛΟΣ	124
EIKONA 84: MOVING AVERAGES, ΆΛΛΗ ΜΕΡΙΑ	125
EIKONA 85: HOLT, ΆΛΛΗ ΜΕΡΙΑ	126
EIKONA 86: MOVING AVERAGES, ΣΟΥΡΠΗ	127
EIKONA 87: HOLT, ΣΟΥΡΠΗ	128
EIKONA 88:"SVM, FUNCTIONAL MARGIN"	129
EIKONA 89:"COMPARISON BETWEEN MARGINS"	131
EIKONA 90:"BEST HYPERPLANE"	131
EIKONA 91:"ΜΠΛΕ-ΚΟΚΚΙΝΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ"	131
EIKONA 92:"KERNEL FUNCTION"	132
EIKONA 93:"SVR, ERROR"	134
EIKONA 94:"SVR, ΠΕΡΙΘΩΡΙΟ ERROR"	135
EIKONA 95:"SVM SCHEMATIC"	135
EIKONA 96: "SVC GAUSSIAN KERNEL, ACCURACY (%)"	136
EIKONA 97:"SVC LINEAR KERNEL, ACCURACY (%)"	137
EIKONA 98:"SVR-RMSE"	137
EIKONA 99:"BY MONTH ERROR PERCENTAGE"	138
EIKONA 100:"BY WEEK ERROR PERCENTAGE"	140
EIKONA 101:"RMSE COMPARISON"	142

ΛΙΣΤΑ ΠΙΝΑΚΩΝ

ΠΙΝΑΚΑΣ 1: ΜΕΣΟΣ ΟΡΟΣ ΑΝΑΦΟΡΩΝ	73
ΠΙΝΑΚΑΣ 2: ΧΡΟΝΟΛΟΓΙΕΣ.....	74
ΠΙΝΑΚΑΣ 3: ΤΥΠΟΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ	76
ΠΙΝΑΚΑΣ 4: ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ	78
ΠΙΝΑΚΑΣ 5: ΣΥΣΧΕΤΙΣΜΟΣ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ.....	80
ΠΙΝΑΚΑΣ 6:"ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΑΛΜΥΡΟΥ ΕΝΑ"	91
ΠΙΝΑΚΑΣ 7:"ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΑΛΜΥΡΟΥ"	93
ΠΙΝΑΚΑΣ 8:"ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΕΓΚΑΤΑΣΤΑΣΗΣ"	94
ΠΙΝΑΚΑΣ 9:"ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΖΑΓΟΡΑΣ"	96
ΠΙΝΑΚΑΣ 10:"ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΑΡΓΑΛΑΣΤΗΣ"	97
ΠΙΝΑΚΑΣ 11:"ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ, ΠΟΡΤΑΡΙΑΣ".....	99
ΠΙΝΑΚΑΣ 12:"ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΚΑΤΩ ΓΑΤΖΕΑΣ"	100
ΠΙΝΑΚΑΣ 13:"ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΒΟΛΟΥ"	101
ΠΙΝΑΚΑΣ 14:"ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ, 'ΑΛΛΗ ΜΕΡΙΑ"	102
ΠΙΝΑΚΑΣ 15:"ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΣΟΥΡΠΗΣ"	103

Chapter 1. Εισαγωγή

Η διοίκηση των επιχειρήσεων βρίσκει εφαρμογή σε κάθε εταιρεία, ανεξαρτήτου του μεγέθους της. Η σημασία της σωστής και βέλτιστης διαχείρισης πόρων, χρόνου, εργατικού δυναμικού και άλλων στοιχείων μιας εφοδιαστικής αλυσίδας, είναι τεράστια, ειδικά σε μια εποχή όπου η τεχνολογία κάνει μεγάλα βήματα εξέλιξης.

Η αλματώδης αυτή ανάπτυξη της τεχνολογίας καθιστά τους καταναλωτές πιο απαιτητικούς, και γενικότερα είναι επιτακτική ανάγκη μια εφοδιαστική αλυσίδα να λειτουργεί πιο γρήγορα, πιο οικονομικά, πιο αποτελεσματικά. Μόνο έτσι θα μπορέσει μια επιχείρηση να παραμείνει ανταγωνιστική σε αυτή την εποχή των αυξημένων ρυθμών.

Ταυτόχρονα, κι ενώ γίνονται προσπάθειες βελτιστοποίησης της λειτουργίας της εφοδιαστικής αλυσίδας, σε πολλές εταιρείες και επιχειρήσεις, που χαρακτηρίζονται ίσως πιο παραδοσιακές, αγνοείται η μεγάλη σημασία της βελτιστοποίησης της λειτουργίας τους. Υπάρχουν δηλαδή επιχειρήσεις με μεγαλύτερη αδράνεια στην αλλαγή από ότι άλλες.

Για να επιτευχθεί η προαναφερθείσα βελτιστοποίηση στη σύγχρονη εποχή των μέσων κοινωνικής δικτύωσης και των ηλεκτρονικών αγορών που, λόγω της ευκολίας τους, αυξάνουν κατακόρυφα το φόρτο παραγγελιών και κατ' επέκταση το χρόνο εξυπηρέτησης, δίνεται μεγάλη προσοχή στην εξαγωγή ακριβών προβλέψεων για τη μελλοντική ζήτηση.

Μέσω στοιχείων πωλήσεων προηγούμενων εβδομάδων, μηνών ή ετών, το τμήμα logistics μιας εταιρείας μπορεί να εξάγει μια πρόβλεψη για τη μελλοντική ζήτηση, πράγμα απαραίτητο για κάθε επιχείρηση. Είναι αναγκαίο για να μπορέσει η επιχείρηση να προγραμματίσει κατάλληλα την παραγωγή ή την παραγγελία προϊόντων, ώστε να είναι ικανή να εξυπηρετήσει όσο πιο αποτελεσματικά γίνεται τη ζήτηση.

Παρόλο που υπάρχουν μοντέλα για την εύρεση μιας πρόβλεψης, παρατηρείται στην αγορά, ότι πολλές επιχειρήσεις στηρίζονται σε εμπειρικές μεθόδους πρόβλεψης. Με τον τρόπο αυτό εξάγεται μια υποβέλτιστη πρόβλεψη, η οποία αρκεί για αρκετές επιχειρήσεις. Ωστόσο, είναι απαραίτητο αυτές οι επιχειρήσεις να γνωρίζουν ότι η υποβέλτιστη λύση έχει κι ένα «κόστος» λειτουργίας, το μέγεθος του οποίου μπορεί να προσδιοριστεί με μεθόδους προσομοίωσης.

Μεγάλο μέρος αυτής της διπλωματικής εργασίας, αποτελεί μια βιβλιογραφική ανασκόπηση, η οποία είχε στόχο να βοηθήσει ώστε να διαπιστωθεί ποιες μέθοδοι χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη, καθώς και σε ποια κομμάτια της εφοδιαστικής αλυσίδας μπορεί να εξαχθεί μια πρόβλεψη.

Το μεγαλύτερο πλήθος των δημοσιεύσεων που βρέθηκαν, επικεντρώνονται στην πρόβλεψη της ζήτησης. Άλλες εξετάζουν την αγορά ώστε να εξαγάγουν πρόβλεψη για την πορεία των τιμών πώλησης των προϊόντων τους, ενώ κάποιες άλλες ασχολούνται με την πρόβλεψη του «κόστους» που θα επιφέρει στην επιχείρηση μια υποβέλτιστη πρόβλεψη της ζήτησης.

Μαζί με την διαρκώς αυξανόμενη ζήτηση καθώς και την διαρκώς αυξανόμενη πολυπλοκότητα της τελευταίας δημιουργείται και η ανάγκη για δημιουργία κάποιων μοντέλων τα οποία θα διευκολύνουν την πρόβλεψη της ζήτησης. Ή όπου ζήτηση καλύτερα να τοποθετηθεί μια μεταβλητή η οποία είναι οποιαδήποτε οντότητα στην πορεία μια εφοδιαστικής αλυσίδας.

Πολλοί επιστήμονες έχουν συνεργαστεί μεταξύ τους για τη δημιουργία δημοσιεύσεων οι οποίες διέπουν αυτή την ανάγκη της παρουσίασης εμπειριστατωμένων τεχνικών πρόβλεψης. Όπως θα δούμε και κατά τη διάρκεια αυτής της διπλωματικής κατά κύριο λόγο οι μέθοδοι πρόβλεψης αφορούν στη ζήτηση καθώς είναι ένα μέγεθος του οποίου ο προσδιορισμός είναι πολύ σημαντικός καθότι παίζει μεγάλο ρόλο στη διαχείριση των αποθεμάτων των επιχειρήσεων και άρα κατά συνέπεια στο κέρδος των τελευταίων.

Σε κάθε περίπτωση λοιπόν διαχείρισης αποθέματος μπορεί να είναι βέλτιστη η εφαρμογή μια ή και περισσότερων μεθόδων ακόμα, καθώς και δεν είναι απόλυτο η βέλτιστη μέθοδος κατά μία περίπτωση να παρέχει και σε μια διαφορετική ικανοποιητικά αποτελέσματα. Καθώς η κάθε στρατηγική μιας εταιρείας και η κάθε πολιτική διαχείρισης πόρων και προϊόντων μπορεί να είναι διαφορετική από μιας άλλης.

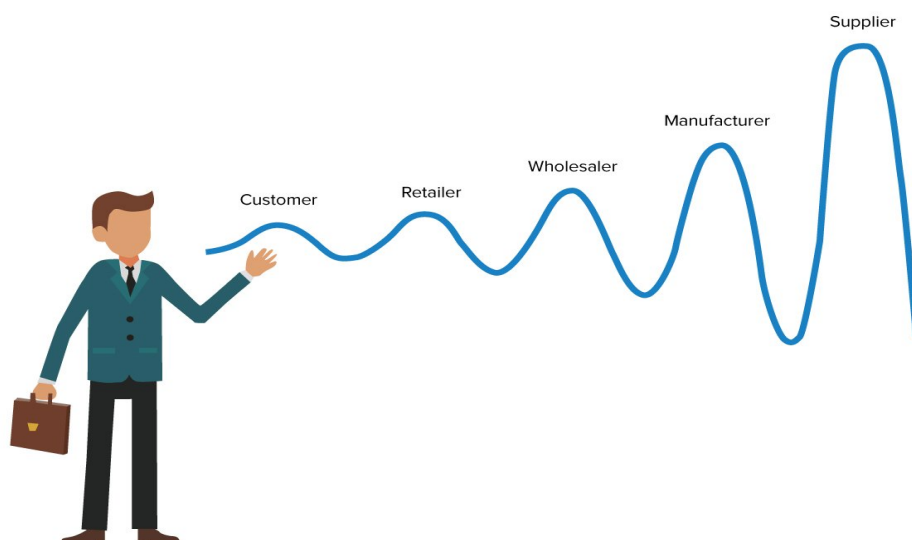
Σε αυτή τη διπλωματική , αφού παρουσιάσουμε μεθοδολογίες βιβλιογραφικού ενδιαφέροντος, οι οποίες μπορεί και να ταιριάζουν και στη δική μας περίπτωση, μεταχειριζόμαστε δεδομένα από ένα πρατήριο καυσίμων και βλέπουμε την πρακτική εφαρμογή ορισμένων τεχνικών και αλγορίθμων από τον θεωρητικό κόσμο στην πράξη.

Καθώς και μπορούμε να συγκρίνουμε κατά αυτόν τον τρόπο τα θεωρητικά αποτελέσματα βασισμένα σε κάποια βιβλιογραφία , με την τελείως πρακτική σκοπιά που από την εμπειρία του αντλεί ο κάθε υπεύθυνος της εκάστοτε γραμμής παραγωγής, για να εξάγει και να ερμηνεύσει συμπεράσματα μέσα από τα δεδομένα του και να κάνει κάποιες εμπειρικές προβλέψεις, πάνω στη ζήτηση.

Μαζί με τη δημιουργία της ανάγκης που προκύπτει για την πρόβλεψη της ζήτησης ενός προϊόντος, έρχονται και διάφορες δυσκολίες. Για παράδειγμα εάν γίνει λανθασμένη πρόβλεψη αυτό μπορεί να επηρεάσει δραματικά όλη τη γραμμή παραγωγής και να εμφανίσει ανεπιθύμητα φαινόμενα όπως το πολύ διαδεδομένο Bullwhip Effect (BWE) .

Το BWE είναι ένα φαινόμενο καναλιού διανομής κατά οποίο οι προβλέψεις ζήτησης αποδίδουν ανεπάρκειες στην εφοδιαστική αλυσίδα. Πιο συγκεκριμένα αναφέρεται σε αποθεματικές μεταβολές οι οποίες αυξάνονται σε συνάρτηση της ζήτησης των καταναλωτών κατά την κίνηση στην εφοδιαστική αλυσίδα. Μπορεί αλλιώς και να συναντηθεί ως το φαινόμενο Forrester διότι παρατηρήθηκε για πρώτη φορά στη βιομηχανία από τον Jay Forrester (1961)

Εικόνα 1: Bullwhip Effect



Chapter 2. Γενικά για την Πρόβλεψη της Ζήτησης

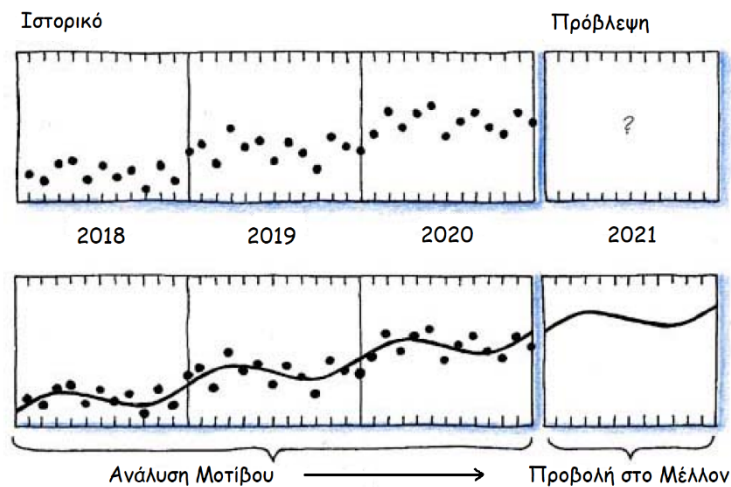
Η διαχείριση μιας εφοδιαστικής αλυσίδας, απαιτεί τον σχεδιασμό παραγωγής και μεταφοράς των αγαθών, ίσως και αρκετούς μήνες νωρίτερα από την διάθεσή τους στο καταναλωτικό κοινό. Ενώ αυτό είναι ήδη ένα πολύ δύσκολο εγχείρημα, ακόμα μεγαλύτερη δυσκολία προσδίδει η αβεβαιότητα της ζήτησης. Λόγω αυτής της αβεβαιότητας, ο σχεδιασμός της εκάστοτε επιχείρησης, βασίζεται σε προβλέψεις. Το πρώτο βήμα, λοιπόν, για το σωστό σχεδιασμό μιας εφοδιαστικής αλυσίδας, είναι η χρήση διαφόρων τεχνικών πρόβλεψης, ώστε αυτές να γίνουν όσο το δυνατόν πιο ακριβείς.

Για προϊόντα με πλήρες ιστορικό πωλήσεων, μπορούν να χρησιμοποιηθούν μοντέλα τα οποία διακρίνουν τάσεις της αγοράς και τις αντικατοπτρίζουν στο μέλλον. Για να βελτιωθεί η πρόβλεψη, μπορούν επίσης να κατηγοριοποιηθούν τα προϊόντα ανάλογα με την αλληλεξάρτηση τους. Να ληφθεί, δηλαδή, υπόψιν πώς η πρόβλεψη για ένα προϊόν μπορεί να επηρεάσει αυτή ενός αντίστοιχου ή παρεμφερούς προϊόντος. Ωστόσο, αν εξετάζεται η πρόβλεψη ενός νέου προϊόντος, απαιτούνται άλλες τεχνικές. Στη συνέχεια της παρούσας εργασίας, θα παρουσιαστούν οι μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν για να εξαχθούν προβλέψεις ζήτησης μιας εφοδιαστικής αλυσίδας υγρών καυσίμων.

2.1 Προβολή Μοτίβων στο Μέλλον

Όπως προαναφέρθηκε, για την εξαγωγή προβλέψεων για προϊόντα με πλούσιο ιστορικό πωλήσεων – όπως και τα υγρά καύσιμα – η καλύτερη πρακτική είναι να ληφθούν υπόψιν δεδομένα προηγούμενων μηνών ή ετών και να ακολουθηθούν μοτίβα και τάσεις που έχουν εμφανιστεί στο παρελθόν.

Στο παρακάτω σχήμα φαίνεται πώς λειτουργεί αυτή η πρακτική:



Εικόνα 2: Μια Ανάλυση Χρονολογικής Σειράς

Στο σχήμα αυτό φαίνονται οι πωλήσεις ενός προϊόντος για τα τρία τελευταία χρόνια. Παρατηρείται μια συνολική αύξηση των πωλήσεων αυτών από χρόνο σε χρόνο, αλλά μέσα σε μια χρονιά φαίνεται ότι κατά μέσο όρο αυτές είναι πολύ κοντά μεταξύ τους. Μετά την ανάλυση, όπως φαίνεται στο κάτω παράθυρο, παρατηρείται ότι οι πωλήσεις κάθε χρονιάς διαφέρουν από μήνα σε μήνα με συστηματικό τρόπο, επιδεικνύοντας μάλιστα μια αύξηση στους εαρινούς μήνες. Η ανάλυση αυτή προβλέπει τις πωλήσεις του επόμενου έτους λαμβάνοντας υπόψιν τις διαφορές από μήνα σε μήνα αλλά και την ανοδική πορεία τους από χρονιά σε χρονιά.

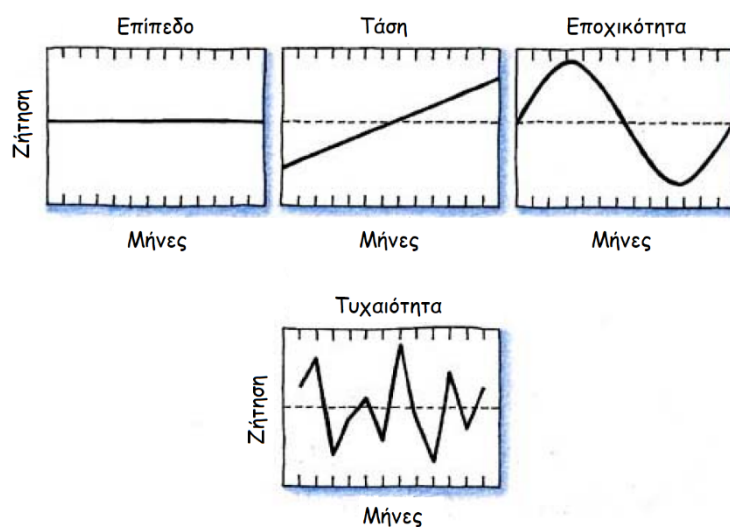
Γενικά, οι τεχνικές της ανάλυσης χρονολογικών σειρών, μπορεί να είναι τόσο απλές όσο και, πολλές φορές, περίπλοκες. Για ένα προϊόν με σταθερό αριθμό πωλήσεων (η καμπύλη πωλήσεων είναι ευθεία γραμμή), η πρόβλεψη για τον επόμενο μήνα είναι απλά οι πωλήσεις του προηγούμενου. Για προϊόντα που παρουσιάζουν μια τάση, ενδέχεται να αρκεί η χρήση ενός κινούμενου μέσου για την πρόβλεψη του επόμενου μήνα. Όταν όμως το ιστορικό πωλήσεων ενός προϊόντος παρουσιάζει μια πιο περίπλοκη μορφή, πρέπει να χρησιμοποιηθεί το πλήρες μοντέλο, το οποίο όπως φαίνεται παρακάτω, αναλύει ένα ιστορικό πωλήσεων σε τέσσερις συνιστώσες:

Η συνιστώσα του **επιπέδου**, είναι μια τιμή που εκφράζει το μέσο αριθμό πωλήσεων. Όλες οι άλλες συνιστώσες είναι διακυμάνσεις γύρω από αυτή την τιμή.

Η συνιστώσα της **τάσης**, είναι μια ευθεία γραμμή που δείχνει αν οι πωλήσεις έχουν διάθεση αύξησης ή μείωσης.

Η συνιστώσα της **εποχικότητας**, είναι μια καμπύλη που περιλαμβάνει τις αυξομειώσεις των πωλήσεων εντός μιας χρονιάς.

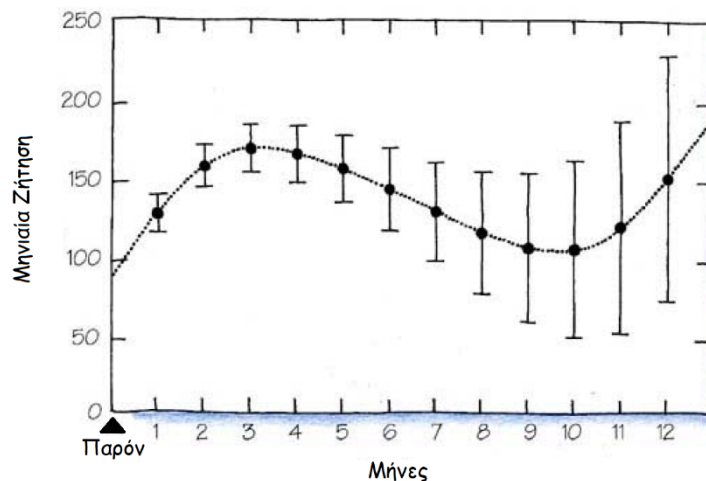
Η συνιστώσα της **τυχαιότητας**, αντικατοπτρίζει κάθε άλλη διακύμανση των πωλήσεων, ενώ δεν παρουσιάζει κάποιο συγκεκριμένο μοτίβο.



Εικόνα 3: Οι Συνιστώσες του Ιστορικού Πωλήσεων

Οι τρεις πρώτες συνιστώσες ονομάζονται **συστηματικές**, επειδή διακρίνονται από μια συνέπεια στη συμπεριφορά, και μπορούν να προβλεφθούν. Κάθε μία από αυτές αντιπροσωπεύεται από μία παράμετρο στο μοντέλο χρονολογικής σειράς. Όταν πραγματοποιείται μια ανάλυση χρονολογικής σειράς, το μοντέλο αρχικά υπολογίζει αυτές τις παραμέτρους, ρυθμίζοντάς τες ώστε να ταιριάζουν στα δεδομένα του ιστορικού πωλήσεων όσο καλύτερα γίνεται, κι έπειτα τις χρησιμοποιεί ώστε να προβλέψει τις μελλοντικές πωλήσεις.

Εξ' ορισμού, η τέταρτη συνιστώσα, αυτή της τυχαιότητας, δε μπορεί να προβλεφθεί, αλλά το μοντέλο υπολογίζει και αυτή και την προβάλλει στο μέλλον, ώστε να μπορεί να υπάρχει μια εκτίμηση ενός εύρους πωλήσεων που αναμένεται. Αυτό το εύρος, τα περισσότερα μοντέλα το δείχνουν οπτικά, όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα:



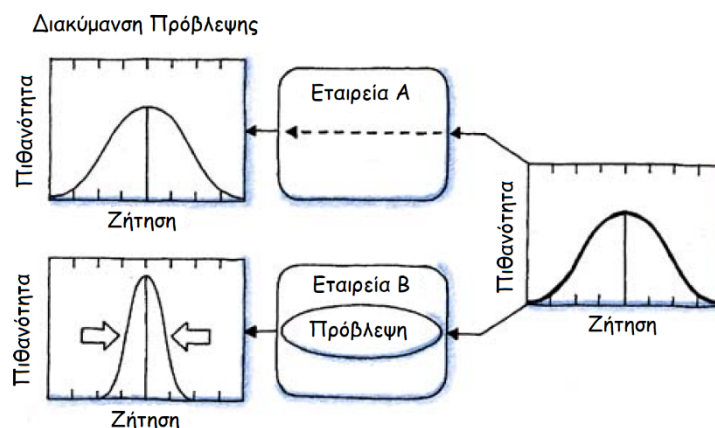
Εικόνα 4: Το Εύρος των Πιθανών Τιμών Ζήτησης Κάθε Μήνα

Στο συγκεκριμένο παράδειγμα, η πιθανότητα το πλήθος των πωλήσεων να είναι μέσα στο εύρος που ορίζουν, σε κάθε μήνα, οι δυο μικρές οριζόντιες γραμμές, είναι 90%, με μόνο 10% πιθανότητα αυτό να είναι εκτός του εύρους. Άρα είναι πολύ πιθανό οι πωλήσεις να είναι όντως μέσα στο εύρος που φαίνεται στον παραπάνω πίνακα.

Η χρονική περίοδος για την οποία εξάγεται μια πρόβλεψη, ονομάζεται **προβλεπτικός ορίζοντας**. Έτσι όπως λειτουργεί το μοντέλο, επιτρέπει τον ορισμό του προβλεπτικού ορίζοντα κατά βούληση. Αξίζει όμως να σημειωθεί, ότι όσο απομακρυνόμαστε προς το μέλλον, οι προβλέψεις χάνουν κατά πολύ την αξιοπιστία τους καθώς το εύρος μεγαλώνει δραματικά, όπως φαίνεται και στο σχήμα. Στον πρώτο μήνα το εύρος είναι 120-140 ενώ στον τελευταίο 75-230. Στην πράξη, σπάνια είναι ρεαλιστικό ο προβλεπτικός ορίζοντας να ξεπερνάει τους 12 ή τους 18 μήνες.

Για μεγαλύτερη ακρίβεια, οι προβλέψεις κάθε μήνα μπορούν να ενημερώνονται ανάλογα με τις πωλήσεις που προκύπτουν στο παρόν. Για παράδειγμα, η πρόβλεψη για τον 5^ο μήνα δεν είναι ανάγκη να μείνει η ίδια μέχρι αυτός να έρθει, αλλά μπορεί η πρόβλεψη να ενημερωθεί τον 4^ο μήνα με τα τότε δεδομένα. Αυτή η τεχνική λέγεται **δυναμική πρόβλεψη**. Τα παλιότερα χρόνια, που οι προβλέψεις γίνονταν με το χέρι, η τεχνική δε χρησιμοποιούνταν και η πρόβλεψη ήταν **στατική**, με την πρόβλεψη που είχε εξαχθεί στην αρχή να παραμένει ίδια σε βάθος χρόνου. Τώρα που η διαδικασία της πρόβλεψης είναι μια αυτοματοποιημένη διαδικασία, οι περισσότερες εταιρείες χρησιμοποιούν τεχνικές δυναμικής πρόβλεψης.

Το μεγάλο πλεονέκτημα της πρόβλεψης, είναι το γεγονός ότι εξαφανίζει τις διακυμάνσεις που είναι προβλέψιμες, ώστε η παραγωγή ή η αναπαραγγελία να μπορεί να σχεδιαστεί με μεγαλύτερη ακρίβεια. Αυτό φαίνεται στην πράξη στο παρακάτω σχήμα:



Εικόνα 5: Η Εξάλειψη των Προβλέψιμων Πηγών Διακυμάνσεων από την Γενικότερη Τυχαιότητα

Το σχήμα παρουσιάζει δυο εταιρείες που θέλουν να προβλέψουν την ίδια ζήτηση για μια συγκεκριμένη χρονική περίοδο. Η ζήτηση αυτή παρουσιάζει μια μεγάλη διακύμανση, όπως φαίνεται και στην παραπάνω κατανομή πιθανοτήτων. Η εταιρεία Α δε χρησιμοποιεί τεχνικές πρόβλεψης, οπότε πρέπει να είναι προετοιμασμένη να

αντιμετωπίζει όλο το εύρος των πιθανών τιμών της ζήτησης. Αυτό είναι εγχείρημα κοστοβόρο, καθώς απαιτείται η διατήρηση μεγάλου αποθέματος ασφαλείας, αλλά και η ύπαρξη εφεδρικής χωρητικότητας παραγωγής που επιτυγχάνεται, για παράδειγμα, με επιπλέον μηχανήματα που είναι όμως σε αδράνεια. Αντίθετα, η εταιρεία Β χρησιμοποιεί προβλέψεις ώστε να εξαλείψει τις γνωστές πηγές διακυμάνσεων, και να μπορέσει να περιορίσει τις πιθανές τιμές ζήτησης που θα έχει να διαχειριστεί. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να χρειάζεται μικρό απόθεμα ασφαλείας, και καθόλου εφεδρική χωρητικότητα παραγωγής. Αυτό της δίνει σημαντικό οικονομικό προβάδισμα σε σχέση με την εταιρεία Α.

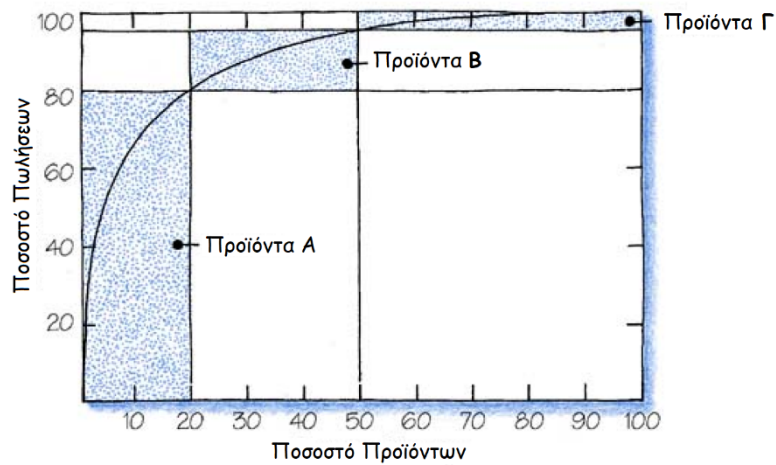
2.2 Συγκεντρωτική Πρόβλεψη

Προηγουμένως, αναφέρεται ο τρόπος με τον οποίο γίνονται προβλέψεις για ένα μεμονωμένο προϊόν, στην πράξη όμως τέτοιες προβλέψεις γίνονται μόνο σε ειδικές περιπτώσεις, όπως όταν εξετάζεται, για παράδειγμα, η εισαγωγή ενός νέου προϊόντος στην αγορά. Συνήθως, προϊόντα που είναι παρόμοια ή αλληλοεξαρτώμενα ομαδοποιούνται. Αυτό συμβαίνει διότι το κόστος για μεμονωμένες προβλέψεις για χιλιάδες προϊόντα που ενδεχομένως να έχει να διαχειριστεί μια εταιρεία, θα κατέληγε να είναι απαγορευτικό. Φαινομενικά, μια τέτοια τεχνική ίσως και να υποβάθμιζε την αξιοπιστία και την ακρίβεια μιας πρόβλεψης, καθώς θα αγνοούσε τις διαφορές μεταξύ των προϊόντων. Στην πραγματικότητα όμως, μια **συγκεντρωτική πρόβλεψη** είναι πιο ακριβής, διότι βασίζεται σε μεγαλύτερο δείγμα της συμπεριφοράς των καταναλωτών.

Όσο μεγαλύτερο το δείγμα, τόσο πιο ακριβής η πρόβλεψη. Αυτό συμβαίνει διότι, αν επιλεχθεί ένα μικρό δείγμα για να εξαχθεί πρόβλεψη για πολύ μεγάλο πληθυσμό, υπάρχει το ρίσκο το δείγμα αυτό να μην αντιπροσωπεύει όλο τον πληθυσμό. Μια βασική αρχή της στατιστικής, είναι ότι το δειγματοληπτικό σφάλμα μειώνεται όσο αυξάνεται το μέγεθος του δείγματος. Για παράδειγμα, αν μια εταιρεία έχει 100.000 πωλήσεις σε ένα χρόνο, από ένα κατάλογο 10.000 κωδικών, τότε κάθε προϊόν έχει κατά μέσο όρο 10 πωλήσεις, που δεν είναι αρκετές ώστε να στηρίξουν μια αξιόπιστη πρόβλεψη. Αν όμως τα προϊόντα ομαδοποιηθούν σε 100 κατηγορίες, τότε η κάθε κατηγορία θα έχει κατά μέσο όρο 1.000 πωλήσεις, αριθμός ικανοποιητικός ώστε να εξαχθούν αξιόπιστες προβλέψεις.

Οι συγκεντρωτικές προβλέψεις δεν αφορούν μόνο την ομαδοποίηση ανάλογα με το προϊόν, αλλά και ανάλογα με τον τύπο των καταναλωτών, την περιοχή και άλλους παράγοντες. Επίσης, το γεγονός ότι οι προβλέψεις βασίζονται στον αριθμό πωλήσεων μιας χρονικής περιόδου, σημαίνει ότι το ιστορικό πωλήσεων αυτομάτως ομαδοποιείται ανάλογα με τη χρονική περίοδο. Επομένως, η επιλογή του προβλεπτικού ορίζοντα έχει μεγάλη σημασία. Όταν μια πρόβλεψη είναι βασισμένη σε μεγάλη ποσότητα δεδομένων, υπάρχει η δυνατότητα εξαγωγής αξιόπιστων προβλέψεων για συγκεκριμένες εβδομάδες ή και μέρες. Αντίθετα, αν τα δεδομένα είναι λιγότερα και διάσπαρτα στο χρόνο, καλύτερη επιλογή είναι οι προβλέψεις για ένα μήνα ή ένα τρίμηνο. Υπάρχουν τύποι που καθορίζουν τον πιο κατάλληλο προβλεπτικό ορίζοντα ανάλογα με το πλήθος των δεδομένων και το μέγεθος ενός δείγματος.

Ένα από τα σημαντικότερα κριτήρια για την ομαδοποίηση προϊόντων, είναι το γενικότερο επίπεδο των πωλήσεών τους. Έχει παρατηρηθεί ότι στις περισσότερες εταιρείες, μόνο λίγα από τα προϊόντα τους, αντιπροσωπεύουν το μεγαλύτερο μέρος των συνολικών πωλήσεων. Αυτό το φαινόμενο είναι γνωστό ως ο κανόνας «80:20», που λέει ότι το 80% των πωλήσεων μιας εταιρείας, προέρχεται από το 20% των προϊόντων της. Μια πιο επίσημη τεχνική, που ονομάζεται ανάλυση “Pareto”, χρησιμοποιεί ένα διαφορετικό διαχωρισμό με 80% προϊόντα Α, 15% προϊόντα Β και 5% προϊόντα Γ. Εκτός αυτού, η ανάλυση αυτή αναφέρει ότι τα μισά προϊόντα μιας εταιρείας, αποφέρουν το 95% των συνολικών πωλήσεων. Δεν υπάρχει συγκεκριμένος λόγος για τον οποίο τα ποσοστά προκύπτουν όσο είναι, οπότε είναι πολύ πιθανό να μην ισχύουν στην επιχείρηση που θα εξετάσουμε αργότερα. Ωστόσο, τα ποσοστά αυτά αποδεικνύεται ότι αντιπροσωπεύουν πολλές εταιρείες και σε διαφορετικές αγορές, οπότε πριν θεωρηθεί ότι μια επιχείρηση είναι εξαίρεση, καλό θα ήταν να εξεταστεί αν κι αυτή είναι μια από αυτές τις εταιρείες. Τα αποτελέσματα της ανάλυσης “Pareto” παρουσιάζονται στο παρακάτω σχήμα:



Εικόνα 6: Ποσοστά Ανάλυσης "Pareto"

Με δεδομένο ότι ένας μικρός αριθμός προϊόντων είναι υπεύθυνος για τα περισσότερα έσοδα μιας επιχείρησης (προϊόντα Α), έχει νόημα η επένδυση των περισσότερων πόρων στην πρόβλεψη των προϊόντων Α είτε μέσω μεμονωμένης πρόβλεψης είτε μέσω κατηγοριοποίησης σε μικρότερες ομάδες. Η ζήτηση αυτών των προϊόντων είναι ζωτικής σημασίας για την επιχείρηση, και ευτυχώς η ύπαρξη επαρκών δεδομένων για αυτά είναι σχεδόν δεδομένη, λόγω των πολυάριθμων πωλήσεών τους. Αντιθέτως, το 50% των προϊόντων που αντιπροσωπεύει το 5% των πωλήσεων, καλό θα ήταν να συναθροίζονται σε μεγαλύτερες ομάδες ώστε να προβάλλεται η μικρή τους συνεισφορά στα έσοδα.

Στη συνάθροιση των προϊόντων σε ομάδες, απαιτείται μεγάλη προσοχή ώστε να μην ομαδοποιηθούν προϊόντα με διαφορετικά μοτίβα πωλήσεων. Για παράδειγμα, να μην είναι στην ίδια ομάδα ένα προϊόν Α με μεγάλη εποχικότητα με ένα Β με μικρή, διότι η επίδραση της κάθε εποχής στις πωλήσεις θα υποτιμηθεί στο Α, που επηρεάζεται από την εποχή, ενώ θα εμφανιστεί στο Β που δεν επηρεάζεται. Αυτό δε σημαίνει ότι τα προϊόντα με εποχικότητα πρέπει να είναι πάντα μαζί. Όταν συναθροιστούν προϊόντα με διαφορετικές κορυφές στις καμπύλες πωλήσεων, για παράδειγμα μαγιό με μπουφάν, αλληλοαναιρούνται, οι πωλήσεις τους φαίνονται σταθερές μέσα σε όλη τη χρονιά, και το φαινόμενο της εποχικότητας εξαλείφεται.

Πολλοί κατασκευαστές χρησιμοποιούν μια τεχνική στην οποία παρόμοια προϊόντα κατασκευάζονται με τα ίδια βασικά εξαρτήματα, ενώ οι διαφοροποιήσεις μεταξύ τους εισάγονται προς το τέλος της παραγωγής τους. Για τέτοιες εταιρείες, είναι βολικό τα προϊόντα που μοιράζονται ίδια εξαρτήματα να είναι στην ίδια ομάδα προβλέψεων, ώστε από την πρόβλεψη της ζήτησης να προκύπτει αυτόματα και το απαιτούμενο απόθεμα των κοινών τους εξαρτημάτων. Επίσης, αν οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβείς, είναι εφικτό να αναβληθεί η παραγωγή ή η αγορά των διαφοροποιημένων εξαρτημάτων, μέχρι τη στιγμή που θα χρειάζονται, δηλαδή μέχρι μόλις πριν την κατασκευή του βασικού μέρους των προϊόντων, μειώνοντας έτσι το κόστος αποθήκευσης.

Η ομαδοποίηση ανάλογα με τους καταναλωτές, γίνεται είτε ανάλογα τον τύπο του καταναλωτή, είτε ανάλογα της περιοχής που βρίσκεται. Η ομαδοποίηση με βάση την περιοχή έχει το πλεονέκτημα ότι τείνει να ομαδοποιεί τους πελάτες που παρουσιάζουν την ίδια εποχικότητα, το ίδιο στυλ και τις ίδιες προτιμήσεις στη μόδα, στοιχεία που διαφέρουν πολύ ανάλογα την περιοχή. Επίσης, βοηθάει το σχεδιασμό της διανομής, καθώς ομαδοποιεί τη ζήτηση ανάλογα με τον προορισμό της. Η εναλλακτική είναι αντί για την περιοχή, να ληφθούν υπόψιν ο όγκος της ζήτησης, η απαιτούμενη ποιότητα εξυπηρέτησης των πελατών, η συχνότητα των παραγγελιών και άλλες καταναλωτικές συνήθειες, για την ομαδοποίηση των προϊόντων. Σε αυτό το σημείο, εισέρχεται και πάλι η ανάλυση “Pareto”, που λέει ότι το 80% των πωλήσεων προέρχεται από το 20% των πελατών, και ότι οι μισοί πελάτες είναι υπεύθυνοι για μόνο ένα 5% των πωλήσεων. Άρα, οι πελάτες Α καλό είναι να ομαδοποιούνται μαζί, καθώς επιφέρουν τα περισσότερα έσοδα.

Μια πιθανή σκέψη για τις συγκεντρωτικές προβλέψεις, είναι ότι αυτές μπορεί να διαγράφουν την πληροφορία για τα μεμονωμένα προϊόντα, αλλά κάτι τέτοιο δεν ισχύει. Αν είναι γνωστό το ποσοστό των πωλήσεων που καταλαμβάνει ένα προϊόν σε μια ομάδα, αρκεί ένας πολλαπλασιασμός με τη συνολική πρόβλεψη, για να εξαχθεί η πρόβλεψη για το προϊόν. Το παρακάτω σχήμα παρουσιάζει αυτή τη διαδικασία για τα τρία πρώτα στοιχεία μιας συγκεντρωτικής πρόβλεψης για ένα βάθος χρόνου ενός έτους χωρισμένο σε τρίμηνα. Όσο η προβλεπόμενη ζήτηση ανεβαίνει, ανεβαίνουν και οι προβλεπόμενες ζητήσεις για τα στοιχεία 1,2,3, διατηρώντας έτσι το ποσοστό τους μέσα στη συνολική πρόβλεψη.

Στοιχείο Ποσοστό		Πρόβλεψη Τριμήνου				
		T1	T2	T3	T4	
Συγκεντρωτικά	Όλα	100%	473	491	503	519
Μεμονωμένα	1	17%	80	84	86	52
	2	10%	47	49	50	52
	3	8%	38	39	40	42

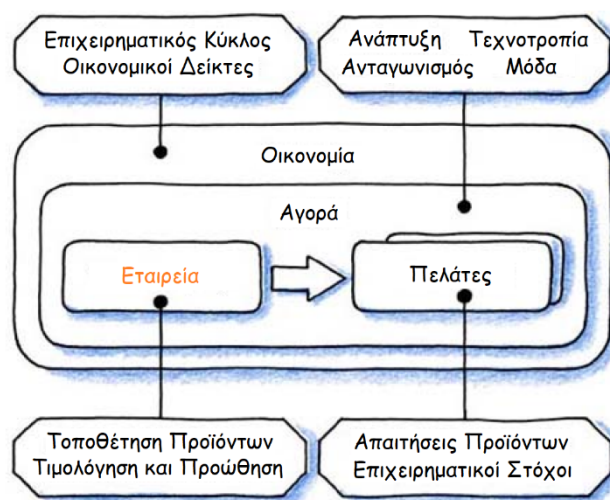
Εικόνα 7: Μεμονωμένες Προβλέψεις Στοιχείων Ομάδας

2.3 Αναλύοντας το Μέλλον

Οι τεχνικές ανάλυσης χρονολογικών σειρών που έχουν περιγραφεί έως τώρα, είναι πολύ χρήσιμα εργαλεία, αλλά δεν αποτελούν πανάκεια. Προφανώς, για νέα προϊόντα δίχως ιστορικό πωλήσεων, απαιτείται μια διαφορετική προσέγγιση. Μόνο στην περίπτωση που ένα προϊόν Α είναι παρόμοιο ή εξαρτώμενο από κάποιο άλλο Β, για το οποίο υπάρχουν δεδομένα, μπορούν να προβλεφθούν οι πωλήσεις του Α λαμβάνοντας υπόψιν την πρόβλεψη που υπάρχει ήδη για το Β. Σε αντίθετη περίπτωση, χρειάζονται άλλες τεχνικές για την πρόβλεψη, οι οποίες χρησιμοποιούνται και για «γνωστά» προϊόντα (πλούσιο ιστορικό), όταν συμβαίνουν αλλαγές στην αγορά, όπως η αύξηση των απαιτήσεων των καταναλωτών ή η εμφάνιση νέων επιχειρήσεων-ανταγωνιστών.

Οι τεχνικές αυτές είναι πιο κλασσικές και ουσιαστικά στηρίζονται στη σχέση αιτίου-αποτελέσματος. Δηλαδή γίνεται προσπάθεια να προσδιοριστεί αν μια αλλαγή στο σύστημα ευθύνεται για τη μεταβολή του αποτελέσματος. Πρόκειται, δηλαδή, για μεθόδους δοκιμής-σφάλματος. Αυτές, παρόλο που μπορεί να περιλαμβάνουν τύπους και αριθμούς, είναι περισσότερο τέχνη παρά επιστήμη, και οι μέθοδοί τους δεν έχουν ακόμα καθιερωθεί, σε αντίθεση με αυτές της ανάλυσης χρονολογικών σειρών, που χρησιμοποιούνται για «γνωστά» προϊόντα. Αυτές οι εμπειρικές μέθοδοι ονομάζονται υποκειμενικές (subjective ή judgemental).

Μια γενική προσέγγιση για υποκειμενικές μεθόδους, είναι να ληφθούν υπόψιν όλες οι παράμετροι που μπορούν να επηρεάσουν τις μελλοντικές πωλήσεις, να εκτιμηθεί η επιρροή της καθεμιάς, και στο τέλος να συνδυαστούν για να δημιουργηθεί μια πρόβλεψη. Οι παράμετροι αυτές μπορεί να είναι εξωτερικές, δηλαδή να μην εξαρτώνται από το σχεδιαστή, όπως οι ανάγκες των καταναλωτών, τα χαρακτηριστικά της αγοράς στην οποία θα διατεθεί ένα προϊόν, την γενικότερη κατάσταση της οικονομίας κ.α., ή εσωτερικές, όπως η επιλογή των τιμών πώλησης ενός προϊόντος και η διαφήμισή του. Όλα τα παραπάνω απεικονίζονται στο επόμενο σχήμα:



Εικόνα 8: Σύνοψη των Παραγόντων Πρόβλεψης

Η μεγάλη επίδραση των οικονομικών παραγόντων οφείλεται στο γεγονός ότι δρουν ως πολλαπλασιαστές στον αριθμό πωλήσεων. Μια υγιής και αναπτυσσόμενη οικονομία αυξάνει τις πωλήσεις, ενώ μια ασταθής και συρρικνούμενη, τις μειώνει. Ξεκινώντας από την παράμετρο με τη μεγαλύτερη ευκολία στην πρόβλεψη και με σειρά αύξουσας δυσκολίας, η μοντελοποίηση της επιρροής της οικονομίας στις πωλήσεις, είναι σχετικά απλή στην πρόβλεψη, οπότε εξίσου εύκολο είναι αυτή η επιρροή να ενσωματωθεί στις προβλέψεις. Συνήθως, γίνονται ρυθμίσεις ώστε οι προβλέψεις να γίνονται με βάση την τρέχουσα τιμή ενός ή περισσότερων οικονομικών δεικτών.

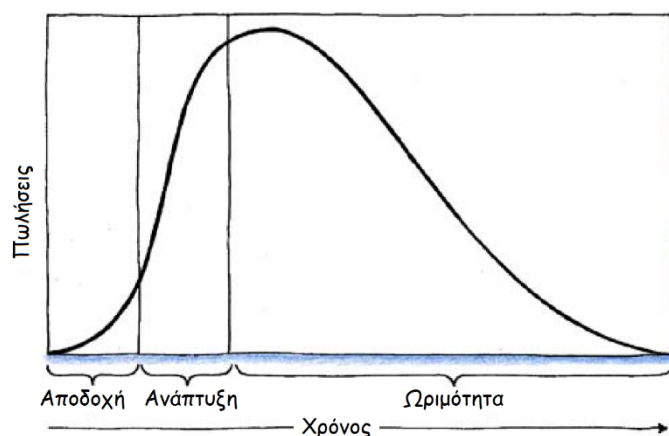
Οι παράγοντες της αγοράς είναι λίγο πιο δύσκολο να ενσωματωθούν στην πρόβλεψη, καθώς αλληλεπιδρούν με σύνθετους τρόπους. Τέτοιοι παράγοντες είναι: οι πρακτικές που ακολουθούν οι ανταγωνιστές, οι αλλαγές στη μόδα καθώς και γενικότερα το μέγεθος της αγοράς. Ο καλύτερος τρόπος να προβλεφθούν τυχόν αλλαγές στο μέγεθος της αγοράς αλλά και στο μερίδιό της, το οποίο αντιστοιχεί σε μια επιχείρηση, είναι η εφαρμογή τεχνικών ανάλυσης τάσεων από τη στατιστική, των οποίων τα αποτελέσματα θα χρησιμοποιηθούν για την τροποποίηση των προβλέψεων της ζήτησης.

Οι κινήσεις και οι πρακτικές των ανταγωνιστικών εταιρειών είναι σχεδόν αδύνατο να προβλεφθούν. Για το λόγο αυτό, η καλύτερη πρακτική που μπορεί να ακολουθήσει μια επιχείρηση, είναι η εξέταση των επιδράσεων που θα έχουν στις πωλήσεις της, οι πιθανές κινήσεις των ανταγωνιστών της. Έτσι, θα είναι προετοιμασμένη, κατά κάποιο τρόπο, να αντιμετωπίσει μερικά δυνατά σενάρια. Τέλος, η πρόβλεψη των αλλαγών στη μόδα είναι αδύνατη, για αυτό και δεν εξετάζεται.

Από τους εξωτερικούς παράγοντες που αναγράφονται στην Εικόνα 7, ο πιο σημαντικός είναι αυτός των απαιτήσεων των καταναλωτών από ένα προϊόν. Για προϊόντα που είναι ήδη καθιερωμένα στην αγορά, οι καταναλωτές συνήθως γνωρίζουν τι ακριβώς θέλουν από αυτά. Όταν όμως πρόκειται για νεοεισαχθέντα προϊόντα, με τα οποία συστήνεται στην αγορά η μεγάλη ανάπτυξη της τεχνολογίας, οι πελάτες ίσως να μην έχουν ξεκαθαρίσει τις απαιτήσεις τους με συστηματικό τρόπο. Οπότε, ένας τρόπος πρόβλεψης των απαιτήσεων είναι η εξέταση των αναγκών των καταναλωτών, ώστε να βρεθεί ποια προϊόντα θα ήταν πιο ελκυστικά. Σε κάθε περίπτωση, ο καλύτερος τρόπος είναι απλά να ερωτηθούν οι ίδιοι οι καταναλωτές, μέσω συνεντεύξεων και ερωτηματολογίων.

Όπως παρατηρείται στην Εικόνα 7, οι εσωτερικοί παράγοντες είναι πολύ λιγότεροι από τους εξωτερικούς, κι έχουν να κάνουν με την τοποθέτηση των προϊόντων, την τιμολόγηση και την προώθησή τους. Επειδή αυτοί οι παράγοντες είναι λίγοι, πρέπει να αξιοποιηθούν στο μέγιστο ώστε να επηρεάσουν τη ζήτηση. Η χρήση τους ποικίλει ανάλογα με τη στρατηγική της κάθε εταιρείας. Για παράδειγμα, αν μια εταιρεία θέλει να κατέχει ηγετική θέση στον καθορισμό των τιμών, αυτές πρέπει να είναι αρκετά χαμηλές ώστε να ελκύσουν τους πελάτες. Γενικότερα, η χρήση των εσωτερικών παραγόντων για τον επηρεασμό της ζήτησης, αποτελεί ένα τεράστιο κεφάλαιο όσον αφορά το σχεδιασμό μιας εφοδιαστικής αλυσίδας.

Η μεγαλύτερη πρόκληση στην πρόβλεψη της ζήτησης, είναι η πρόβλεψη των πωλήσεων ενός πρωτοποριακού προϊόντος. Όπως φαίνεται στο επόμενο σχήμα (Εικόνα 8), τα προϊόντα αυτά περνούν πρώτα από ένα στάδιο χαμηλού αριθμού πωλήσεων, κατά το οποίο οι καταναλωτές προσπαθούν να αποφασίσουν αν θα τα αποκτήσουν ή όχι. Στη συνέχεια παρατηρείται μια ραγδαία αύξηση των πωλήσεων καθώς το προϊόν υιοθετείται από τους καταναλωτές, και τέλος ακολουθεί μια καμπύλη πωλήσεων είτε σταθερή είτε φθίνουσα, όταν πλέον το προϊόν έχει καθιερωθεί. Η δυσκολία έγκειται στη διαδικασία της πρόβλεψης της χρονικής περιόδου κατά την οποία ένα προϊόν θα γίνει αποδεκτό, και πόσο γρήγορα θα αυξηθούν οι πωλήσεις του. Η πρόβλεψη αυτή αποτελεί μεγάλο στοίχημα. Η υπερεκτίμηση της πορείας ενός προϊόντος μπορεί να οδηγήσει σε πλεόνασμα της παραγωγικής δυναμικότητας και σε απούλητο απόθεμα, ενώ το αντίθετο μπορεί να οδηγήσει σε καταναλωτές που δυσανασχετούν, σε μεγάλα κόστη για την επιτάχυνση της παραγωγής και σε απώλεια μεριδίου της αγοράς σε σχέση με τους ανταγωνιστές.

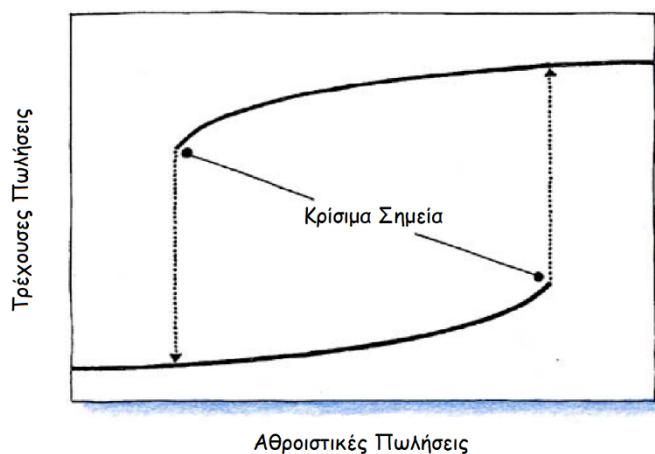


Εικόνα 9: Κύκλος Ζωής Καινοτόμων Προϊόντων

Ένας από τους λόγους που κάνουν την πρόβλεψη της ζήτησης καινοτόμων προϊόντων εξαιρετικά δύσκολη, είναι το γεγονός ότι η συμπεριφορά της καμπύλης των πωλήσεων μπορεί να γίνει περίπλοκη σε βάθος χρόνου. Συγκεκριμένα, η συμπεριφορά των πωλήσεων μοιάζει με «επιδημία», και η καμπύλη πωλήσεων παρουσιάζει ένα **κρίσιμο σημείο**. Αυτό το κρίσιμο σημείο ανακαλύφθηκε κατά τη μελέτη επιδημιών και

κολλητικών ασθενειών, αλλά έχει ήδη εφαρμοστεί και σε άλλους τομείς όπως η μελέτη της εγκληματικότητας σε μεγαλουπόλεις, οι τάσεις στο χρηματιστήριο και τα καταναλωτικά μοτίβα στην αγορά.

Η συμπεριφορά αυτή του κρίσιμου σημείου προέρχεται από την αλληλεπίδραση μεταξύ των ανθρώπων, που μεταδίδουν ο ένας στον άλλον ένα «μικρόβιο», είτε αυτό είναι κυριολεκτικά ένα μικρόβιο μιας κολλητικής ασθένειας, είτε είναι ένα μικρόβιο-σκέψη για ένα προϊόν. Μόλις επιτευχθεί ένας ικανοποιητικός αριθμός «μολυσμένων» (κρίσιμο σημείο), η πιθανότητα μόλυνσης των υπολοίπων αυξάνεται ραγδαία και ξεκινάει μια επιδημία. Το επόμενο σχήμα (Εικόνα 9) απεικονίζει πως λειτουργούν τα παραπάνω, παρουσιάζοντας το διάγραμμα πωλήσεων ενός νέου προϊόντος, για παράδειγμα, ενός «έξυπνου» ρολογιού, σε σχέση με τον αριθμό ανθρώπων που φορούν ήδη αυτό το ρολόι.



Εικόνα 10: Το Κρίσιμο Σημείο

Αρχικά, οι πωλήσεις ακολουθούν τη χαμηλότερη καμπύλη και αυξάνονται όσο όλο και περισσότεροι άνθρωποι αρχίζουν να φορούν το «έξυπνο» ρολόι, όπως θα περίμενε κανείς. Ωστόσο, μόλις ένας συγκεκριμένος αριθμός καταναλωτών το φοράει, η πιθανότητα άλλοι καταναλωτές να «μολυνθούν» με την επιθυμία να το αποκτήσουν αυξάνεται απότομα, και οι πωλήσεις μεταβαίνουν σε μια τελείως διαφορετική καμπύλη. Αξίζει να σημειωθεί ότι οι πωλήσεις δεν επανέρχονται ποτέ στη χαμηλότερη

καμπύλη, αλλά παραμένουν στην υψηλότερη ακόμη και μέχρι τα ρολόγια αυτά να εξαφανιστούν.

Η συμπεριφορά του κρίσιμου σημείου είναι πλέον ένα πλήρως κατανοητό κεφάλαιο και μπορεί να αναπαραχθεί με ένα απλό μαθηματικό μοντέλο. Αυτό που παραμένει ακατανόητο, είναι ο τρόπος με τον οποίο μπορεί να προβλεφθεί σωστά, εάν ένα προϊόν θα φτάσει το κρίσιμο σημείο ώστε να ξεκινήσει η «επιδημία». Επομένως, αυτό που πρέπει να θυμάται κανείς για τα κρίσιμα σημεία, είναι απλά ότι υπάρχουν, και ότι μπορεί να οδηγήσουν σε ξαφνικές και αναπάντεχες αυξήσεις της ζήτησης, όπως και ξαφνικές μειώσεις αυτής, ακόμα και μετά από μεγάλο χρονικό διάστημα επιτυχημένης πορείας. Το φαινόμενο του κρίσιμου σημείου είναι πιθανότερο να εμφανιστεί σε καινοτόμα προϊόντα, και συναντάται κυρίως όταν η απόφαση για την απόκτηση ενός προϊόντος επηρεάζεται σημαντικά από τη μόδα.

2.4 Συνδυάζοντας Προβλέψεις

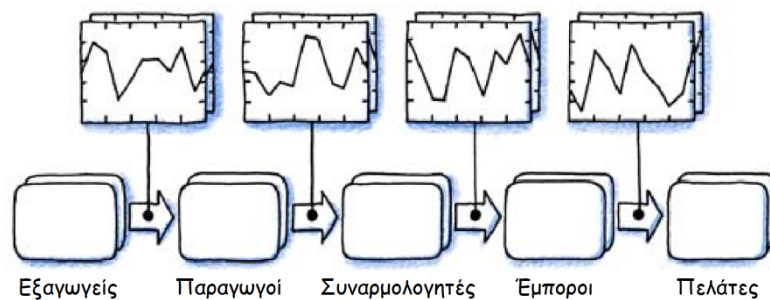
Ένας αποτελεσματικός τρόπος βελτίωσης της αξιοπιστίας των προβλέψεων, είναι να εξάγουν προβλέψεις πολλοί αναλυτές, και να συνδυάζονται τα αποτελέσματά τους. Το ζητούμενο εδώ είναι να βρεθεί ένας τρόπος να συσσωματωθούν οι προβλέψεις ώστε αυτή η διαδικασία να έχει νόημα. Μια λύση είναι να βρεθεί ο μέσος όρος τους, αλλά αυτό είναι ριψοκίνδυνο. Ακριβώς όπως στις συγκεντρωτικές προβλέψεις, όπου αν ομαδοποιηθούν προϊόντα εποχικά αλλά με διαφορετικές κορυφές στην καμπύλη πωλήσεών τους, εξαλείφεται η εποχικότητά τους, έτσι κι εδώ υπάρχει περίπτωση να «κρυφτούν» μοτίβα τα οποία δεν εμφανίζονται σε όλους τους αναλυτές την ίδια χρονική περίοδο. Η καλύτερη πρακτική είναι να αποκωδικοποιηθεί ο συλλογισμός πίσω από κάθε πρόβλεψη, και να συνδυαστούν αυτοί οι συλλογισμοί και όχι τα αποτελέσματά τους.

Η προφανής λύση, δηλαδή να αφεθούν οι αναλυτές σε ένα δωμάτιο και να βρουν μια λύση συνεργατικά, δεν δουλεύει πάντα. Συνήθως, τέτοιες συζητήσεις μετατρέπονται σε διαγωνισμό βουλήσεων, με αποτέλεσμα η τελική πρόβλεψη να συμπίπτει με αυτή του πιο κατηγορηματικού αναλυτή. Καλύτερα θα ήταν να χρησιμοποιηθεί η τεχνική “Delphi”, στην οποία οι αναλυτές εξάγουν μια πρόβλεψη συνεργατικά, αλλά χωρίς

ποτέ να συναντηθούν και να συζητήσουν μεταξύ τους. Αντίθετα, παραδίδουν γραπτώς τα αποτελέσματά τους και το συλλογισμό πίσω από αυτά σε ένα ουδέτερο συμβούλιο. Δημιουργείται συγκεντρωτικά μια σύγκριση των αποτελεσμάτων, χωρίς να φαίνεται ο δημιουργός του καθενός, και αποστέλλεται πίσω στους αναλυτές. Έπειτα, ο κάθε αναλυτής τροποποιεί τα αποτελέσματά του ανάλογα με τα σχόλια της ουδέτερης ομάδας, και αυτή η διαδικασία συνεχίζεται μέχρι οι αναλυτές να έρθουν σε συμφωνία. Παρόλο που είναι μια διαδικασία χρονοβόρα, μελέτες έχουν δείξει ότι αυτή η τεχνική παρέχει σημαντικά πιο αξιόπιστες και αντικειμενικές προβλέψεις.

Ο συνδυασμός των διαφορετικών προβλέψεων είναι δύσκολο εγχείρημα για ένα τμήμα μιας εταιρείας, το οποίο γίνεται ακόμα πιο πολύπλοκο όταν εμπλέκονται περισσότερα από ένα τμήματα. Σε πολλές εταιρείες, η πρόβλεψη της ζήτησης πραγματοποιείται από πολλά τμήματα, όπως το τμήμα πωλήσεων, το τμήμα ανθρώπινου δυναμικού, το τμήμα διανομής, το οικονομικό τμήμα, η παραγωγή και το τμήμα μάρκετινγκ. Δυστυχώς, αυτά τα τμήματα έχουν διαφορετική αντίληψη πάνω στο θέμα της ζήτησης, και εξάγουν τα αποτελέσματά τους με διαφορετικές τεχνικές. Η προαναφερθείσα τεχνική “Delphi” θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί και σε αυτή την περίπτωση, αλλά είναι ελάχιστες οι εταιρείες που μπαίνουν στον κόπο να ενώσουν τις επιμέρους προβλέψεις σε μία. Απεναντίας, κάθε τμήμα αφήνεται ελεύθερο να κάνει τις δικές του προβλέψεις και να σχεδιάζει ανάλογα, γεγονός που αποτελεί συνταγή για μια βέβαιη διατμηματική σύγχυση.

Συνεπώς, όταν είναι τόσο δύσκολο για κάποιες εταιρείες να συνδυάσουν τις προβλέψεις τους εσωτερικά, μπορεί να φανταστεί κανείς πόσο μακρινό φαντάζει τα μέλη μιας εφοδιαστικής αλυσίδας να συνδυάσουν τα αποτελέσματά τους. Όμως, η αποτυχία του συνδυασμού προβλέψεων μεταξύ των κρίκων μιας αλυσίδας, είναι το πιο επιζήμιο πρόβλημα στη διαχείρισή της καθώς υποβαθμίζει εξ’ ολοκλήρου την αποδοτικότητα της. Αυτό συμβαίνει διότι όταν κάθε μέλος της αλυσίδας προβλέπει τη ζήτηση μόνο του άμεσου πελάτη του (δηλαδή του διπλανού κρίκου), κάθε μέλος καταλήγει να προβλέπει τη ζήτηση διαφορετικού μέλους, όπως φαίνεται και στο παρακάτω σχήμα (Εικόνα 10). Το γεγονός αυτό οδηγεί σε χαμένη ενέργεια, αφού κάθε εταιρεία-μέλος της εφοδιαστικής αλυσίδας προβλέπει μια διαφορετική εκδοχή μιας συγκεκριμένης ζήτησης. Τέλος, στην πρόβλεψη εισχωρούν σφάλματα τα οποία μεγεθύνονται όσο προχωρούμε εντός της εφοδιαστικής αλυσίδας.

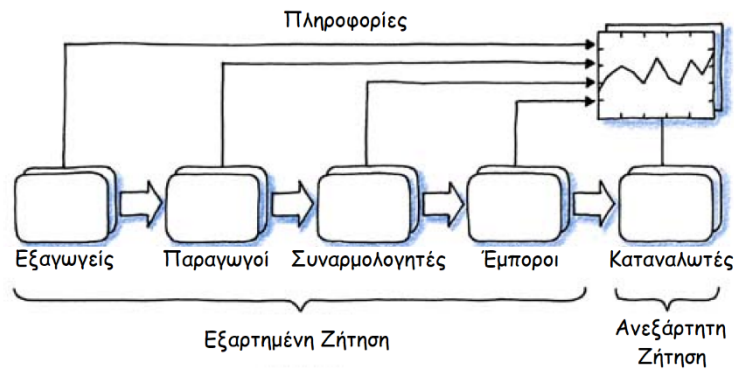


Εικόνα 11: Πρόβλεψη Κρίκο προς Κρίκο σε μια Εφοδιαστική Αλυσίδα

Άρα, είναι αναγκαία μια καλύτερη προσέγγιση για την πρόβλεψη, η οποία θα προέλθει έπειτα από έναν βαθύτερο προβληματισμό σχετικά με την προέλευση της ζήτησης. Αν μια εφοδιαστική αλυσίδα αντιμετωπιστεί σαν μία μονάδα, τότε υπάρχει μόνο μια πηγή ζήτησης, η οποία είναι οι καταναλωτές. Όλες οι άλλες ζητήσεις, όπως η ζήτηση για πρώτες ύλες, για σταθμούς συναρμολόγησης ή για υποεξαρτήματα ενός τελικού προϊόντος, προέρχονται ουσιαστικά από τις αγορές που κάνουν οι καταναλωτές. Για να διαχωρίζονται οι ζητήσεις σε μια αλυσίδα, η κύρια πηγή ζήτησης που είναι οι καταναλωτές, ονομάζεται **ανεξάρτητη ζήτηση**, ενώ οι υπόλοιπες (εντός της αλυσίδας) χαρακτηρίζονται ως **εξαρτημένη ζήτηση**, ακριβώς επειδή εξαρτώνται από τη ζήτηση που φέρουν οι καταναλωτές. Η πιο σύγχρονη οπτική όσον αφορά την πρόβλεψη, είναι πως μόνο η ανεξάρτητη ζήτηση θα πρέπει να προβλέπεται, και ότι οι υπόλοιπες ζητήσεις θα πρέπει να εξαγονται από αυτή.

Παρόλα αυτά, ακόμα και αν οι εταιρείες-μέλη μιας εφοδιαστικής αλυσίδας εστιάσουν την πρόβλεψή τους μόνο στην ανεξάρτητη ζήτηση, υπάρχει περίπτωση να μην εξαιρεθεί τελείως η σύγχυση που υπάρχει. Αυτό συμβαίνει διότι οι παραγωγοί και οι έμποροι λιανικής έχουν δικούς τους τρόπους για να προβλέψουν τη ζήτηση που θα φέρουν οι καταναλωτές. Ως εκ τούτου, υπάρχει και πάλι απόκλιση στα αποτελέσματα. Ο καλύτερη τακτική είναι η πρόβλεψη να εξαχθεί συνεργατικά, και οι αναλυτές να συνδυάσουν τις διαφορετικές οπτικές τους ώστε να έχουν το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα (Εικόνα 11). Για αυτό το σκοπό, μπορεί να χρειαστεί πάλι η μέθοδος

“Delphi”, που θα κατοχυρώσει τη συμμετοχή όλων των συμμετεχόντων σε αυτή την από κοινού πρόβλεψη.



Εικόνα 12: Συνεργατική Πρόβλεψη σε μια Εφοδιαστική Αλυσίδα

Η συνεργατική πρόβλεψη διακρίνεται από πολλά πλεονεκτήματα. Αρχικά, η προσπάθεια και η ενέργεια που καταναλώνεται για την πρόβλεψη μειώνεται τουλάχιστον κατά 80%. Δεύτερον, δεν υπάρχει σφάλμα στην πρόβλεψη για να μεγεθυνθεί όσο προχωρούμε στην εφοδιαστική αλυσίδα. Αλλά η πιο σημαντική επίδραση, είναι η αύξηση της ακρίβειας και της αξιοπιστίας της πρόβλεψης, που πηγάζει από το συνδυασμό της γνώσης του κάθε μέλους πάνω στη συμπεριφορά των καταναλωτών. Υπάρχουν μοτίβα τα οποία μπορεί να διακρίνουν οι παραγωγοί που οι έμποροι δεν τα διακρίνουν, αλλά και το αντίστροφο. Όταν, λοιπόν, οι συνεργάτες μιας εφοδιαστικής αλυσίδας συνδυάζουν τις γνώσεις τους, καταφέρνουν να προβλέψουν πολύ πιο αποτελεσματικά τις ανάγκες των πελατών τους.

Η συνεργασία αυτή πάντως δεν είναι πάντα εύκολη, καθώς υπάρχουν αρκετά εμπόδια. Συνήθως, οι προβλέψεις της ζήτησης θεωρούνται υλικό απόρρητο, και η κοινοποίησή τους προϋποθέτει μια στοιχειώδη εμπιστοσύνη, η οποία στις περισσότερες περιπτώσεις δεν υφίσταται μεταξύ εμπόρων και προμηθευτών. Ωστόσο, η ανταγωνιστικότητα που προσδίδει σε μια αλυσίδα μια τέτοια συνεργασία, έχει καταφέρει να πείσει όλα τα μέλη

της να συνεργαστούν. Η στιγμή για τη συνεργατική πρόβλεψη έχει φτάσει, και οι περισσότερες εταιρείες δείχνουν έτοιμες να την υποδεχτούν.

Ανακεφαλαιώνοντας, τα συστήματα προβλέψεων αποτελούν πανίσχυρα εργαλεία στη διάθεση των επιχειρήσεων. Η αποδοτικότητά τους όμως, εξαρτάται από τη διακριτική ικανότητα του κάθε αναλυτή. Η ανάλυση χρονολογικών σειρών παράγει τις πιο ακριβείς προβλέψεις, αλλά το μόνο που κάνει, είναι να αναγνωρίζει μοτίβα στα ιστορικά πωλήσεων, και να τα προβάλλει στο μέλλον. Για προϊόντα εδραιωμένα στην αγορά, ίσως μόνο αυτό να είναι αρκετό, αλλά για νέα και καινοτόμα προϊόντα χρειάζονται τεχνικές που χρησιμοποιούν σχέσεις αιτίου-αποτελέσματος. Σε κάθε περίπτωση, χρειάζεται μεγάλη προσπάθεια για να εξαχθούν ικανοποιητικές προβλέψεις, αλλά η σωστή πρόβλεψη βελτιώνει τόσο πολύ τη λειτουργία μιας εταιρείας, που στο τέλος οδηγεί σε βέβαια απόσβεση του κεφαλαίου που επενδύθηκε. Τα οφέλη πολλαπλασιάζονται όταν οι συνεργάτες σε μια αλυσίδα, συνδυάσουν τις γνώσεις τους για την εξαγωγή μιας καθολικής πρόβλεψης.

Έπειτα από όλη αυτή την ανάλυση, και τη συνειδητοποίηση ότι η πρόβλεψη δεν είναι μια απλή διαδικασία, κληθήκαμε να εξάγουμε κάποιες προβλέψεις για μια αλυσίδα υγρών καυσίμων. Κατανοώντας όλες αυτές τις πτυχές της πρόβλεψης, είναι αναγκαίο να τοποθετηθεί το δίκτυο αυτό σε μια κατηγορία. Είναι προφανές, ότι πρόκειται για προϊόν ευρέως διαδεδομένο στην αγορά, με πλούσιο ιστορικό πωλήσεων και πληθώρα στοιχείων. Μολαταύτα, παρατηρήθηκε η χρήση περισσότερο εμπειρικών τεχνικών παρά τεχνικών στατιστικής ανάλυσης.

Παρουσιάστηκε λοιπόν η επιθυμία να εξεταστεί αν μπορεί η λύση που υπάρχει μέχρι τώρα να τροποποιηθεί, ώστε να βελτιωθεί η λειτουργία της επιχείρησης. Συγκεκριμένα, αυτό που εξετάστηκε είναι η δρομολόγηση του βυτιοφόρου που πραγματοποιεί τις διανομές, του οποίου το πρόγραμμα έγινε η προσπάθεια να βελτιωθεί. Αξίζει να σημειωθεί πως το συγκεκριμένο δίκτυο λειτουργεί αποδοτικά και με το τρέχον πρόγραμμα, αλλά είναι ευπρόσδεκτη η όποια βελτίωση μπορεί να επιτευχθεί.

Chapter 3. Βασικές Πραγματευόμενες Έννοιες

Ο κλάδος των Logistics και της Διοίκησης της Εφοδιαστικής Αλυσίδας δεν είναι νέες συλλήψεις ως έννοιες. Οι δυνατότητες των Logistics συνυπάρχουν με την εξέλιξη της τεχνολογίας και την ανθρώπινη πρόοδο από όταν ξεκίνησε η ανοικοδόμηση κτιρίων, το εμπόριο, η ανταλλαγή προϊόντων κλπ. Παρόλα αυτά ο ορισμός των Logistics εμφανίστηκε πολύ μεταγενέστερα στην ιστορία. Ένας προσεγγιστικός που μπορεί να δοθεί είναι ο εξής.

3.1 Logistics

Τα Logistics είναι η διαδικασία της στρατηγικής διαχείρισης της προμήθειας, της κίνησης και της αποθήκευσης υλικών, ανταλλακτικών και τελικού αποθέματος. Αυτό συμβαίνει μέσω της οργάνωσης των καναλιών μάρκετινγκ με σκοπό την μεγιστοποίηση της τρέχουσας και μελλοντικής κερδοφορίας μέσω της οικονομικά αποδοτικής εκπλήρωσης των παραγγελιών.

Αυτός είναι ένας βασικός ορισμός ο οποίος μπορεί να εμπλουτιστεί με διάφορους ακόμα ορισμούς για να συντεθεί η κάθε απαιτούμενη έννοια. Ορισμοί οι οποίοι θα αναλυθούν παρακάτω κατά τη διάρκεια της διπλωματικής εργασίας, όμως ο τρέχον ορισμός είναι ένα καλό σημείο εκκίνησης.

3.2 Supply Chain Management

Στη συνέχεια θα αναφερθούμε στη διοίκηση της εφοδιαστικής αλυσίδας (Supply Chain Management, SCM).

Ο κλάδος των Logistics είναι ένα πλαίσιο το οποίο αναζητά ένα συγκεκριμένο σχέδιο για την ροή των προϊόντων αλλά και της πληροφορίας σε μια γενική επιχείρηση. Το SCM “χτίζει” στο προαναφερθέν πλαίσιο και αποσκοπεί στον συντονισμό και

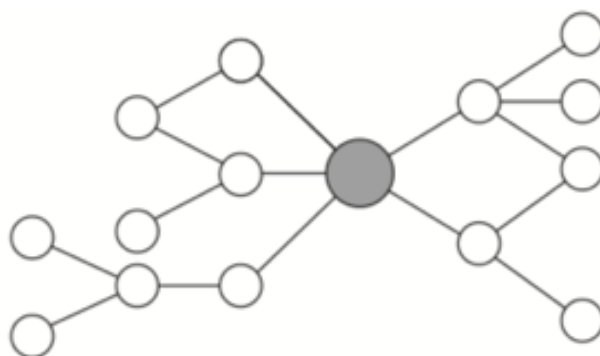
συσχετισμό αυτού με άλλες οντότητες κατά τη γραμμή πληροφορίας όπως για παράδειγμα τους προμηθευτές, τους πελάτες αλλά και την επιχείρηση αυτή καθ' αυτή. Ένα παράδειγμα του σκοπού μιας εφοδιαστικής αλυσίδας είναι η ανάγκη να μειώσει ή και ιδανικά να αποκλείσει τους ρυθμιστές (buffers) στην καταγραφή εμπορευμάτων οι οποίοι υπάρχουν ανάμεσα στους οργανισμούς οι οποίοι έρχονται σε συνεργασίας σε μια Εφοδιαστική Αλυσίδα μέσω του “information sharing” φερ' ειπείν, στη ζήτηση και στα εκάστοτε επίπεδα αποθέματος.

Ο ορισμός για το SCM ο οποίος παρατίθεται στο βιβλίο του Martin Christopher, "Logistics & Supply Chain Management" είναι ο εξής.

Το SCM ορίζει την διαχείριση των σχέσεων ανάντη και κατόντη των προμηθευτών και των πελάτων. Αυτή αποσκοπεί στην παροχή ανώτερης αξίας πελατών με μικρότερο κόστος στην συνολική εφοδιαστική αλυσίδα.

Επομένως το SCM εστιάζει στη διαχείριση των “σχέσεων” των συνεργαζόμενων μελών μιας επιχείρησης με σκοπό την επίτευξη ενός πιο επικερδούς αποτελέσματος για όλους τους συνεργάτες της αλυσίδας αυτής. Αυτό βέβαια δεν είναι ένα εύκολο εγχείρημα καθώς το κέρδος ενός παράγοντα της αλυσίδας δεν συνεπάγεται και το καθολικό κέρδος όλων των συνεργαζόμενων παραγόντων.

Ενώ χρησιμοποιείται ευρέως η έννοια του SCM θα μπορούσε ως ορολογία να απλουστευτεί σε πολλές περιπτώσεις ως “Demand Chain Management” δηλαδή Ζήτηση της Εφοδιαστικής Αλυσίδας καθώς αυτό αντικατοπτρίζει το γεγονός ότι η αλυσίδα καθορίζεται από την αγορά και όχι από τον προμηθευτή. Κατά τον ίδιο τρόπο η λέξη “Chain” («αλυσίδα» στο Διοίκηση στην Εφοδιαστική Αλυσίδα) θα μπορούσε να αντικατασταθεί από την λέξη “Network” (δίκτυο) εφόσον υπάρχουν παραπάνω από έναν προμηθευτές οι οποίοι συμπεριλαμβάνονται στο συνολικό σύστημα.



Εικόνα 13: Supply Chain Network

Επομένως ένας ακριβέστερος ορισμός για το SCM είναι ότι είναι ένα δίκτυο από συνδεδεμένους και αλληλοεξαρτώμενους οργανισμούς οι οποίοι δρουν αμοιβαία και συνεργατικά για να διαχειριστούν να ελέγξουν και να βελτιώσουν τη ροή των υλικών και της πληροφορίας από τους προμηθευτές στους τελικούς χρήστες.

3.3 Πρόβλεψη (Forecast)

Η διοίκηση της εφοδιαστικής αλυσίδας απαιτεί τον σχεδιασμό της παραγωγής και της κίνησης των αγαθών πολλούς μήνες στο μέλλον, δηλαδή δημιουργείται αυτομάτως η ανάγκη για ένα είδος πρόβλεψης (forecast). Αυτή καθ' αυτή είναι μια δύσκολη διαδικασία, αλλά το πραγματικό πρόβλημα έγκειται στο γεγονός ότι στην πραγματικότητα δεν γίνεται να είναι επακριβώς γνωστό πόσα προϊόντα θα αγοράσουν οι πελάτες, έτσι, ως αποτέλεσμα όλα τα σχέδια μιας εταιρείας βασίζονται στη “μαντεψιά”. Όχι ακριβώς.

Το πρώτο βήμα στον σχεδιασμό μιας εφοδιαστικής αλυσίδας είναι να χρησιμοποιηθούν οι τεχνικές για την πρόβλεψη ζήτησης έτσι ώστε οι υποθέσεις να γίνουν όσο το δυνατόν ακριβέστερες γίνεται.

Για σταθερά προϊόντα με μεγάλο ιστορικό πωλήσεων μπορούν να χρησιμοποιηθούν κάποια συγκεκριμένα μοντέλα τα οποία ανιχνεύουν εποχικότητες και τις προβάλλουν στο μέλλον. Επίσης, μια καλή μέθοδος είναι η ομαδοποίηση παρόμοιων προϊόντων, χρησιμοποιώντας και σε αυτή την περίπτωση τις κατάλληλες τεχνικές. Όμως εάν το προϊόν είναι νεοεισεχθέν στην αγορά, χωρίς κάποιο ιστορικό πωλήσεων θα χρειαστούν συγκεκριμένες μέθοδοι για την κατάστρωση της στρατηγικής πωλήσεων.

Ανεξάρτητα από το πως η κάθε επιχείρηση κάνει τις προβλέψεις της, ο καλύτερος τρόπος αυτές να βελτιωθούν είναι η ανταλλαγή δεδομένων και πληροφοριών μεταξύ των συντελεστών που απαρτίζουν μια εφοδιαστική αλυσίδα.

Επομένως συνοπτικά η πρόβλεψη ορίζεται ως μια εκ των προτέρων προσπάθεια προσδιορισμού του πιο πιθανού αποτελέσματος μιας αβέβαιης μεταβλητής. Ο σχεδιασμός και ο έλεγχος των συστημάτων Logistics χρειάζονται προβλέψεις για τις μελλοντικές οικονομικές δραστηριότητες λόγω της χρονοκαθυστέρησης στην αντιστοίχιση προμηθειών με τη ζήτηση.

Οι απαιτούμενες γνώσεις για να γίνει η πρόβλεψη συμπεριλαμβάνουν :

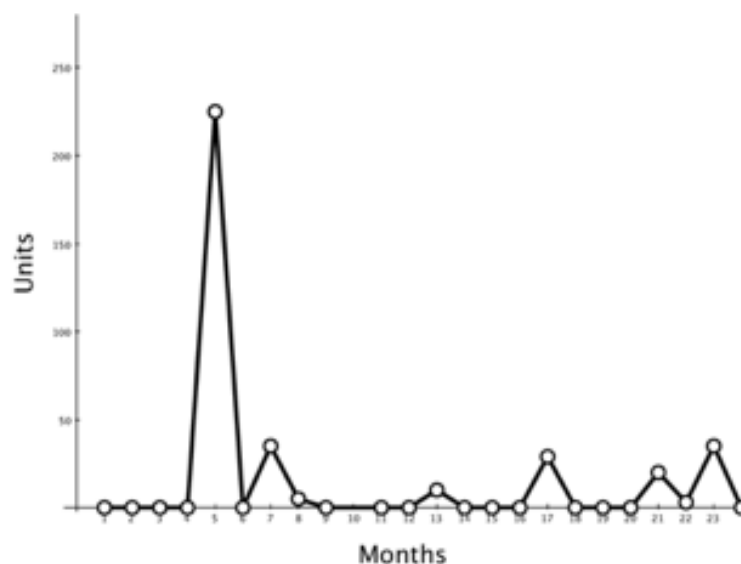
- τη ζήτηση των πελατών
- τις πρώτες ύλες
- το άμεσο κόστος εργασίας
- τον χρόνο παράδοσης

Καμία μέθοδος πρόβλεψης δεν μπορεί να θεωρηθεί καλύτερη από κάποια άλλη. Στην πραγματικότητα για να γίνει μια πρόβλεψη η ζήτηση πρέπει να δείχνει έναν βαθμό κανονικότητας.

3.4 Demand

Για παράδειγμα, το μοτίβο ζήτησης πρέπει να παραμείνει σχεδόν το ίδιο στο μέλλον ή ακόμα και οι ενδείξεις ζήτησης πρέπει, ως ένα σημείο, να εξαρτώνται από τις παρελθοντικές τιμές ενός σετ μεταβλητών τους. Τα προϊόντα τα οποία ικανοποιούν αυτές τις απαιτήσεις θεωρείται ότι έχουν σταθερή ζήτηση (Regular Demand). Ένα παράδειγμα αυτού είναι όταν πολλοί πελάτες, μεμονωμένα, αγοράζουν ένα μικρό κλάσμα από τον συνολικό όγκο των πωλήσεων.

Όταν η ζήτηση είναι ακανόνιστη (Lumpy, Irregular Demand) υπάρχει μεγάλη τυχαιότητα στο μοτίβο της ζήτησης, γεγονός που καθιστά τη πρόβλεψη αβέβαιη. Δηλαδή δεν μπορεί να γίνει μια αξιόπιστη πρόβλεψη η οποία χωρίς μεγάλο σφάλμα μπορεί να ικανοποιεί τις απαιτήσεις της εφοδιαστικής αλυσίδας. Αυτό για παράδειγμα συμβαίνει όταν μεγάλες και σπάνιες παραγγελίες πελατών καθορίζουν το μοτίβο ζήτησης ή όταν ο όγκος (ποσοτικά) του κάθε αντικειμένου είναι μικρός.



Εικόνα 14: Lumpy Demand

Οι προβλέψεις επομένως καθοριζόμενες ως προς τον χρόνο χωρίζονται σε :

- μακροπρόθεσμες προβλέψεις (Long-Term Forecasts)
- μεσοπρόθεσμες προβλέψεις (Medium-Term Forecasts)
- βραχυπρόθεσμες προβλέψεις (Short-Term Forecasts)

3.5 Μακροπρόθεσμες προβλέψεις (Long-Term Forecasts)

Οι μακροπρόθεσμες προβλέψεις (Long-Term Forecasts) εκτείνονται μεταξύ ενός και πέντε χρόνων. Οι προβλέψεις για μεγαλύτερη χρονική περίοδο είναι αναξιόπιστες καθώς τεχνολογικοί και πολιτικοί παράγοντες υπεισέρχονται. Αυτού του είδους οι προβλέψεις “αποφασίζουν” εάν ένα νέο αντικείμενο μπορεί να εξέλθει στην αγορά ή εάν ένα παλιό πρέπει να αποσυρθεί όπως και χρησιμοποιούνται στον σχεδιασμό ενός δικτύου Logistics. Τέλος, οι μακροπρόθεσμες προβλέψεις είναι πιο συχνό φαινόμενο για μια ομάδα από αντικείμενα, παροχές ή υπηρεσίες αντί για ένα μεμονωμένο. Επιπλέον, οι μακροπρόθεσμες προβλέψεις όσον αφορά τους τομείς μιας εταιρείας είναι πιο συνήθεις απ’ ότι για ολόκληρη την εταιρεία.

3.6 Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις (Medium Term Forecast)

Οι μεσοπρόθεσμες προβλέψεις εκτείνονται σε μια περίοδο μερικών μηνών ως και έναν χρόνο. Χρησιμοποιούνται για στρατηγικές υπολογιστικές αποφάσεις όπως:

- θέσπιση ετήσιων σχεδίων παραγωγής και διανομής
- διαχείριση αποθεμάτων
- κατανομή θυρίδων σε αποθήκες

3.7 Βραχυπρόθεσμες προβλέψεις (Short Term Forecast)

Οι βραχυπρόθεσμες προβλέψεις καλύπτουν μια χρονική περίοδο από ορισμένες ημέρες σε μερικές εβδομάδες. Χρησιμοποιούνται για τον προγραμματισμό και τον επαναπρογραμματισμό των πόρων έτσι ώστε να εκπληρωθούν οι μεσοπρόθεσμες προβλέψεις για την παραγωγή. Όσο λαμβάνονται αιτήματα υπηρεσιών, τόσο λιγότερη είναι και η ανάγκη της πρόβλεψης. Επομένως δεν έχει νόημα να μιλάμε για μικρότερες χρονικές περιόδους προβλέψεων, όπως για παράδειγμα προβλέψεις μερικών ωρών ή και μιας μέρας και πράγματι τέτοιου είδους προβλέψεις σπανίζουν.

3.8 Μέθοδοι (Methods)

Οι προβλέψεις στον τομέα της ζήτησης χωρίζονται σε δυο κατηγορίες τις ποιοτικές μεθόδους (Qualitative Methods) και τις ποσοτικές μεθόδους (Quantitative Methods).

3.8.1 Ποιοτικές μέθοδοι - Qualitative Methods

Οι ποιοτικές μέθοδοι είναι κατά κύριο λόγο βασισμένες σε εμπειρία η οποία αποκομίζεται από το εργασιακό περιβάλλον ή από έρευνες. Επίσης διάφορα απλά μαθηματικά εργαλεία μπορούν να επιστρατευτούν για τον συνδυασμό διαφορετικών προβλέψεων. Αυτού του είδους οι μέθοδοι χρησιμοποιούνται συνήθως για μακροπρόθεσμες και μεσοπρόθεσμες προβλέψεις όταν το ιστορικό για ένα προϊόν είναι μη επαρκές για να χρησιμοποιηθεί μια ποσοτική προσέγγιση. Παράδειγμα αυτής της περίπτωσης αποτελεί όταν το μελλοντικό μοτίβο της ζήτησης μπορεί να επηρεαστεί από πολιτικές ή τεχνολογικές μεταβολές ή όταν ένα νέο προϊόν ή υπηρεσία “βγαίνει” στην αγορά κλπ.

3.8.2 Ποσοτικές μέθοδοι - Quantitative Methods

Οι ποσοτικές μέθοδοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν όταν υπάρχει επαρκές ιστορικό ζήτησης και χωρίζονται σε δύο μεγάλες υποκατηγορίες τις :

1. Casual Methods
2. Time Series Extrapolation

Οι πιο διαδεδομένες μέθοδοι είναι οι :

- Salesforce Assessment
- έρευνα αγοράς
- Delphi μέθοδος

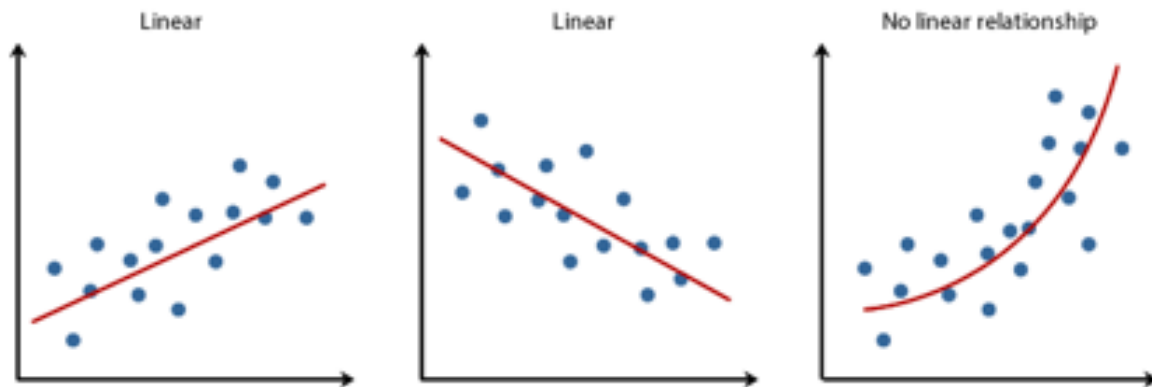
Κατά την πρώτη προσέγγιση (Salesforce Assessment) , μια πρόβλεψη μπορεί να δημιουργηθεί από τους πωλητές μιας εταιρείας καθώς κατά κανόνα μπορούν να δημιουργήσουν μια ακριβή πρόβλεψη λόγω του γεγονότος ότι βρίσκονται σε άμεση επαφή με τους πελάτες.

Κατά την δεύτερη προσέγγιση, η έρευνα αγοράς βασίζεται σε “συνεντεύξεις” με πιθανούς χρήστες. Αυτή είναι μια σχετικά χρονοβόρα διαδικασία καθώς και απαιτεί βαθιά γνώση θεωριών δειγματοληψίας.

Δεν μπορεί να εξαχθεί μια “συνταγή” σχετικά με την επιλογή της καταλληλότερης μεθόδου, καθώς μια τεχνική πρόβλεψης εξαρτάται από τα δεδομένα τα οποία είναι διαθέσιμα, το είδος του προϊόντος , της υπηρεσίας κλπ. Όμως είναι ασφαλές να ειπωθεί ότι η καλύτερη προσέγγιση είναι η δυνατόν απλούστερη. Αυτό συμβαίνει γιατί όταν εμπλέκονται μεγάλα χρηματικά ποσά σε μια διαδικασία λήψης αποφάσεων, μία απλή μέθοδος είναι ευκολότερο να κατανοηθεί αλλά και να εξηγηθεί.

3.8.3 Casual Methods

Αυτού του είδους οι μέθοδοι χρησιμοποιούν τον ισχυρό συσχετισμό μεταξύ της μελλοντικής ζήτησης από ορισμένα αντικείμενα ή υπηρεσίες και τις παρελθοντικές ή τρέχουσες τιμές από ορισμένες τυπικές μεταβλητές. Για παράδειγμα η ζήτηση οικονομικών αυτοκινήτων εξαρτάται από την δραστηριότητα της οικονομίας και επομένως μπορεί να συσχετιστεί με το Ακαθάριστο Εγχώριο Προϊόν (GDP). Μεγάλο πλεονέκτημα στη χρήση τέτοιων μεθόδων είναι η ικανότητά τους να εκτιμούν



Εικόνα 15: Γραμμικές, Μη-Γραμμικές σχέσεις

3.8.4 Μέθοδοι Παλινδρόμησης - Regression Analysis

Στις μεθόδους αυτές συγκαταλέγεται και η μέθοδος “Regression” η οποία συναντάται στη βιβλιογραφία των δημοσιεύσεων που χρησιμοποιούνται σε αυτή τη διπλωματική. Η μέθοδος “Regression” είναι μια στατιστική μέθοδος η οποία συσχετίζει μια εξαρτώμενη μεταβλητή y με κάποιες τυχαίες μεταβλητές x_1, x_2, \dots, x_n των οποίων η τιμή είναι γνωστή ή μπορεί να προβλεφθεί. Η “Regression Analysis” μέθοδοι εμπεριέχουν τις “Linear Regression”, “Linear Combination”, “Quantile Regression”, “Nonparametric Regression” κλπ.

3.8.5 Time Series Extrapolation

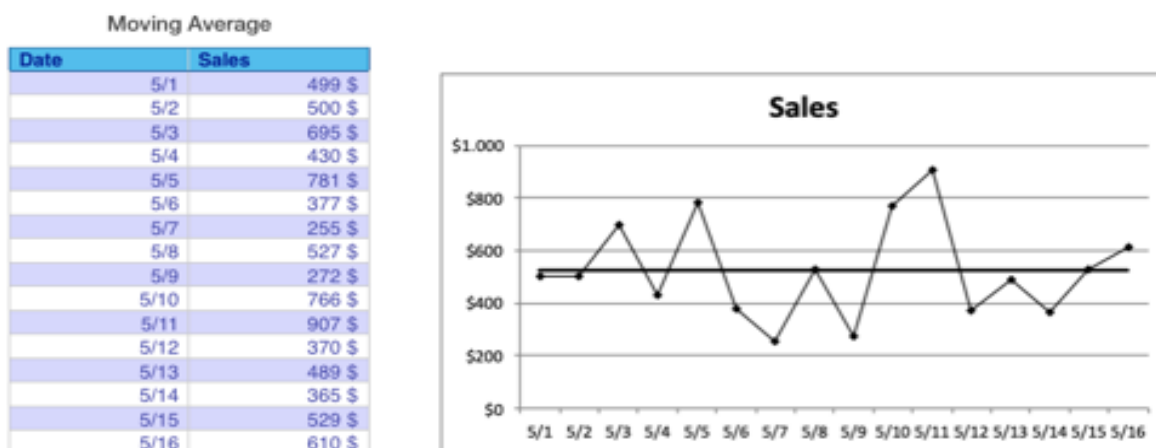
Οι μέθοδοι που αφορούν την Ανάλυση Χρονοσειρών (Time Series Extrapolation) υποθέτουν ότι τα κύρια χαρακτηριστικά των παρελθοντικών μοτίβων ζήτησης θα αντιγραφούν ξανά στο μέλλον. Έπειτα εξάγεται μια πρόβλεψη από την ανάλυση του μοτίβου ζήτησης. Τέτοιες τεχνικές είναι κατάλληλες για μεσοπρόθεσμες και βραχυπρόθεσμες προβλέψεις όπου η πιθανότητα μεταβολών στις διάφορες καταστάσεις είναι μικρή.

Κατά την βιβλιογραφία που ανατρέχεται σε αυτή τη διπλωματική γίνονται αναφορές από αρκετές μεθόδους όπως την Moving Average μέθοδο, την Exponential Smoothing μέθοδο, την Holt μέθοδο, Forecast Sharing Information, ARIMA κλπ.

3.8.6 Moving Average

Η μέθοδος Κινούμενου Μέσου (Moving Average) χρησιμοποιεί τις πιο πρόσφατες τιμές των ζητήσεων ως την πρόβλεψη για την πρώτη επερχόμενη χρονική περίοδο. Για να εκτελεστεί αυτή η μέθοδος πρέπει να επιλεγθεί στρατηγικά μια παράμετρος r . Μία μικρή τιμή αυτής της παραμέτρου επιτρέπει μια άμεση προσαρμογή της πρόβλεψης της διακύμανσης της ζήτησης αλλά ταυτόχρονα αυξάνεται η επιρροή τυχαίων παρεμβολών. Αντιθέτως, για μεγάλες τιμές r περιορίζει το φαινόμενο της τυχαιότητας, αλλά παράγει αργή προσαρμογή στις διακυμάνσεις ζήτησης.

Εικόνα 16: Moving Average



3.8.7 Exponential Smoothing Method

Η μέθοδος Εκθετικής Εξομάλυνσης (Exponential Smoothing Method) μπορεί να θεωρηθεί ως μια εξέλιξη της μεθόδου Κινούμενου Μέσου που αναφέρθηκε παραπάνω. Η ζήτηση της πρόβλεψης εξάγεται λαμβάνοντας υπόψιν όλα τα δεδομένα του ιστορικού δίνοντας λιγότερη βαρύτητα σε παλαιότερα δεδομένα. Η ζήτηση πρόβλεψης για την περίοδο (T) , $T + 1$, αντιστοιχεί στο άθροισμα των τιμών της ζήτησης που υπολογίζονται κατά την περίοδο $T - 1$, και ένα κλάσμα του προβλεπόμενου σφάλματος στην χρονική περίοδο T . Αυτό σημαίνει ότι εάν η τιμή της $T + 1$ περιόδου υπερεκτιμάται σε σχέση με τη μεταβολή του χρόνου, τότε η τιμή αυτή είναι μικρότερη από την αντίστοιχη τιμή για την περίοδο T . Αντιθέτως εάν η τιμή κατά την περίοδο T υποεκτιμηθεί, τότε η τιμή κατά την περίοδο $T + 1$, αυξάνεται. Το ιστορικό ζήτησης συμπεριλαμβάνεται στη τιμή κατά την περίοδο T .

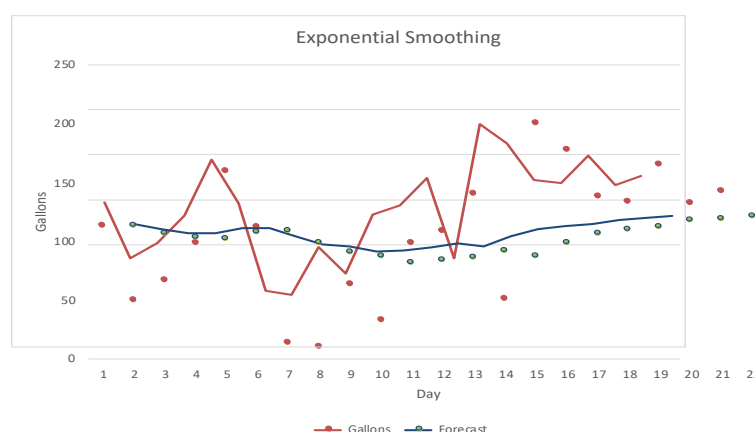
$$p_{T+1} = \alpha d_T + (1 - \alpha)p_T, \alpha \in (0,1) \text{ , ή}$$

$$p_T = \alpha d_{T-1} + (1 - \alpha)p_{T-1} \quad \text{Και} \quad p_{T+1} = p_T + \alpha(d_T - p_T) = p_T + \alpha e_T$$

Χρησιμοποιώντας επαναληπτική διαδικασία προκύπτει η ακόλουθη σχέση :

$$p_{T+1} = \alpha \sum_{k=0}^{T-1} (1 - \alpha)^k d_{T-k} + (1 - \alpha)^{T-1} d_1$$

Πολύ σημαντική είναι η επιλογή της σταθεράς α παίζει έναν σημαντικό ρόλο στη μέθοδο εκθετικής εξομάλυνσης. Μεγάλες τιμές του α δίνουν μεγαλύτερη βαρύτητα στα πιο πρόσφατα δεδομένα του ιστορικού και κατά συνέπεια επιτρέπει να ακολουθηθούν ακαριαία οι μεταβολές ζήτησης. Από την άλλη, χαμηλότερες τιμές της σταθεράς α αποφέρουν μικρότερη εξάρτηση από τυχαίες μεταβολές αλλά ταυτόχρονα δεν μπορούν να συμπεριληφθούν γρήγορα οι πιο πρόσφατες μεταβολές της ζήτησης. Πρακτικά η τιμή α επιλέγεται συχνά μεταξύ 0.01 και 0.3. Παρόλα αυτά μια μεγαλύτερη τιμή μπορεί να προτιμηθεί εάν περιμένουμε ακαριαίες μεταβολές στην τιμή της ζήτησης.



Εικόνα
17: "Exponential
Smoothing για $\alpha=0.1$ "

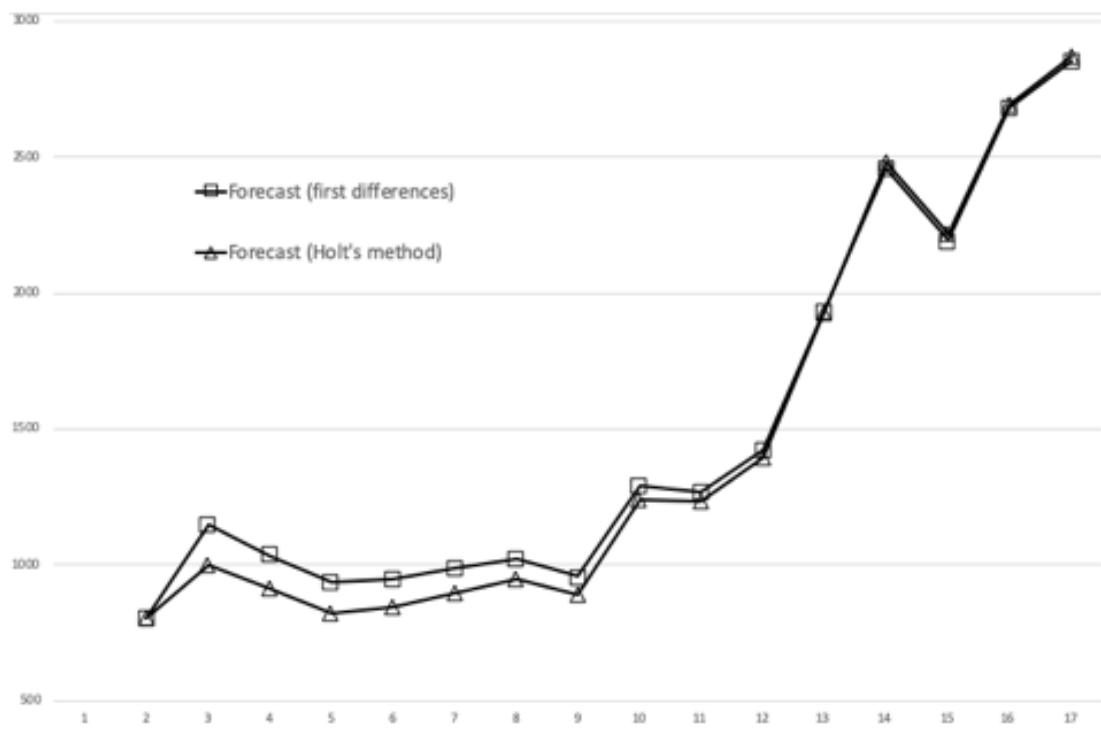
3.8.8 Holt's Method

Μια ακόμη μέθοδος που αξίζει να αναφερθεί καθώς συναντάται εκτεταμένα κατά την βιβλιογραφία είναι η μέθοδος Holt. Η μέθοδος εκθετικής εξομάλυνσης που παρουσιάστηκε προηγουμένως αδυνατεί να αντιμετωπίσει την τάση προς γραμμικότητα. Η μέθοδος Holt είναι μια παραλλαγή της μεθόδου εκθετικής εξομάλυνσης και βασίζεται στις δύο ακόλουθες σχέσεις :

$$\alpha_T = \alpha d_T + (1 - \alpha)(\alpha_{T-1} + b_{T-1})$$

$$b_T = \beta(\alpha_T - \alpha_{T-1}) + (1 - \beta)b_{T-1}$$

Χρησιμοποιώντας αναδρομικά τις δύο παραπάνω σχέσεις, είναι εφικτό να εκφραστεί το α κατά την περίοδο T και το b κατά την περίοδο T , ως συνάρτησης των παρελθοντικών τιμών ζήτησης d_1, d_2, \dots, d_T .



Εικόνα 18: Holt's Method

3.8.9 Correlation And Regression

Όταν δύο μεταβλητές συσχετίζονται ποσοτικά μεταξύ τους λέγεται ότι είναι “correlated” δηλαδή συσχετισμένες. Για παράδειγμα, το ύψος και το βάρος είναι συσχετισμένα καθώς οι ψηλότεροι άνθρωποι (υπό κανονικές συνθήκες) έχουν την τάση να ζυγίζουν περισσότερο. Παρόλα αυτά στην πραγματικότητα, οι μεταβλητές δεν τείνουν να μετακινούνται “μαζί” ακριβώς κατά τον ίδιο τρόπο αλλά να συμβαδίζουν. Το πόσο “κοντά” συμβαδίζουν αυτές οι μεταβλητές αναλύεται με το “correlation analysis” ενώ η διαδικασία που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη του πόσο κοντινά συσχετίζεται η μια μεταβλητή με μια άλλη ονομάζεται “regression analysis”.

3.8.10 Simple Regression

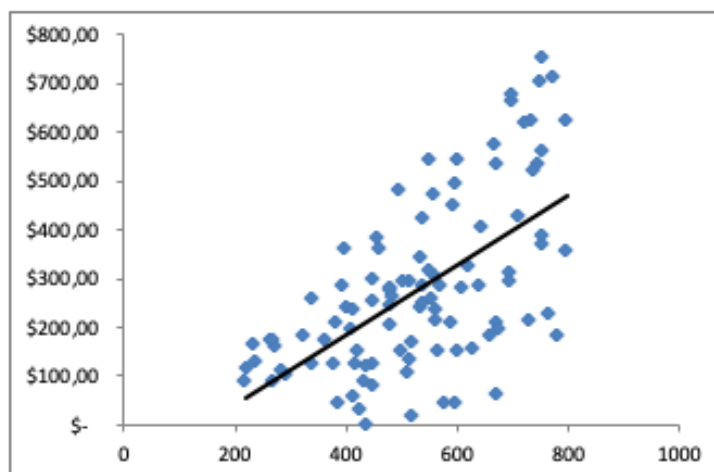
Στη μέθοδο Simple Regression προβλέπεται η μια μεταβλητή μέσω μιας άλλης και η εξαγωγή πρόβλεψης μέσω του συσχετισμού είναι αρκετά άμεση και δίνεται από την εξίσωση : $b = r_{xy}(s_y/s_x)$

Ο συντελεστής παλινδρόμησης (regression coefficient), το “b” της παραπάνω εξίσωσης, προκύπτει ως εξής :

- Βρίσκω το r_{xy} , δηλαδή τον συσχετισμό μεταξύ της μεταβλητής πρόβλεψης x και της προβλεπόμενης μεταβλητής y .
- Πολλαπλασιάζω το r_{xy} με την τυπική απόκλιση της προβλεπόμενης μεταβλητής $y(s_y)$.
- Διαιρώ το αποτέλεσμα με την τυπική απόκλιση της μεταβλητής πρόβλεψης $x(s_x)$.

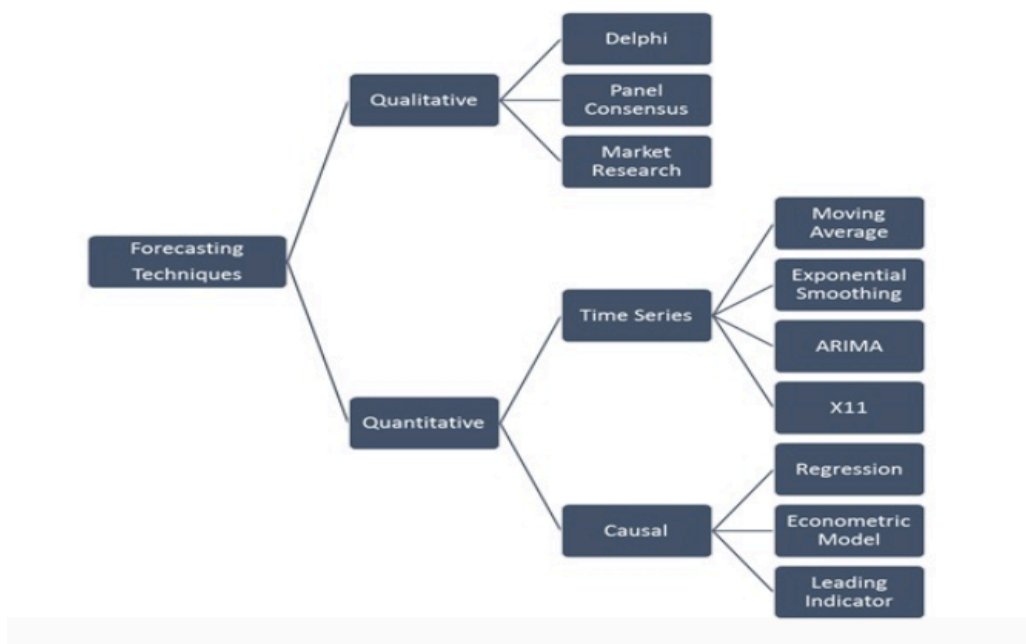
Ένα διάγραμμα που προκύπτει από την εκτέλεση της μεθόδου σε Excel είναι το παρακάτω :

Hits	Revenue
362	174,86 \$
751	388,05 \$
402	241,36 \$
598	494,26 \$
539	423,76 \$
292	100,96 \$
284	112,70 \$
478	245,38 \$
780	182,08 \$
590	210,21 \$
669	535,62 \$
598	44,54 \$
414	59,31 \$
339	257,18 \$
643	403,07 \$
729	211,74 \$
424	30,66 \$
694	309,95 \$
696	662,76 \$
269	88,49 \$



Εικόνα 19: Simple Regression

Ένα γενικό σχεδιάγραμμα που μας βοηθάει να κατανοήσουμε καλύτερα τις τεχνικές πρόβλεψης και που υπάγονται.



Εικόνα 20: "Τεχνικές Πρόβλεψης"

3.8.11 Forecast Sharing Information

Η ανταλλαγή πληροφοριών πρόβλεψης είναι μια από τα πιο ενεργά και διαδεδομένα πεδία έρευνας στη διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας καθώς αυτές οι πληροφορίες καθορίζουν τις αποφάσεις σε μια εφοδιαστική αλυσίδα. Για αυτή τη μέθοδο χρησιμοποιείται το Standard Model and Hypotheses όπου πρώτα αναλύεται η επικοινωνία μεταξύ των προβλέψεων με αλληλεπίδραση μιας φοράς για να αποκτηθεί η Standard Model πρόβλεψη (Ozer, Zhen, Cheng , 2011). Κατά τη συνέχεια, εδραιώνονται υποθέσεις που αφορούν για παράδειγμα τον ανθρώπινο παράγοντα , τη συνεργασία όσον αφορά την ανταλλαγή πληροφοριών πρόβλεψης κλπ. , τα οποία αργότερα αναλύονται σε εργαστηριακό περιβάλλον. Ενσωματώνοντας τις υποθέσεις και τα κατάλληλα μαθηματικά μοντέλα κάθε φορά, γίνεται η εξαγωγή πειραματικών αποτελεσμάτων και τα αποτελέσματα παρουσιάζονται. Ερευνώντας τον αντίκτυπο των μη χρηματικών παραγόντων όπως η εμπιστοσύνη και η αξιοπιστία σε λειτουργικές αποφάσεις και σε προσφορές απόδοσης της εφοδιαστικής αλυσίδας, αυτός ο τομέας καθίσταται προσοδοφόρος για μελλοντικές έρευνες.

3.8.12 ARIMA

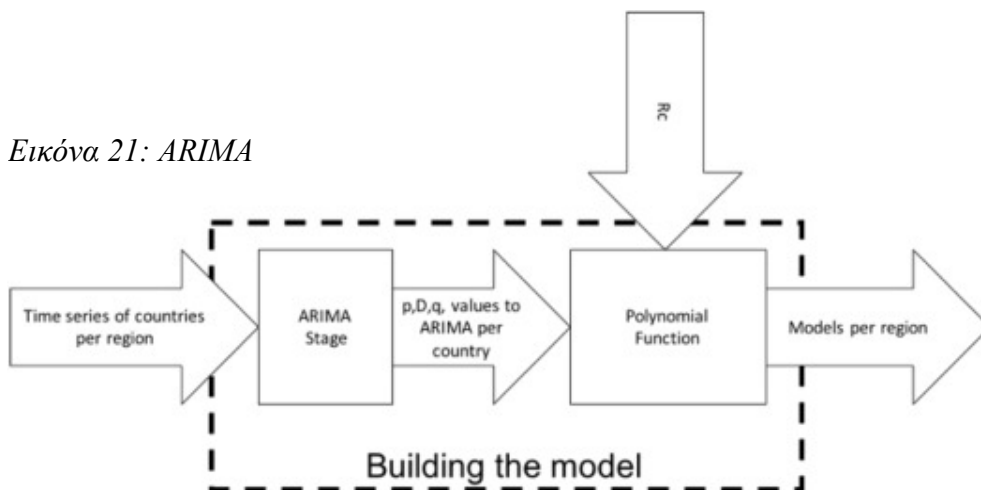
Η μέθοδος ARIMA που προκύπτει από το Autoregressive Integrated Moving Average είναι μια μέθοδος που χρησιμεύει στην ανάλυση χρονοσειρών. Είναι μια πολύ διαδεδομένη μέθοδος όπως βλέπουμε και από τη βιβλιογραφία σε αυτή τη διπλωματική. Έχει διάφορες παραλλαγές, εδώ όμως θα εστιάσουμε στην ARIMA(p,d,q) forecasting equation. Είναι θεωρητικά τα πιο γενικά μοντέλα. Μια τυχαία μεταβλητή που είναι χρονοσειρά, είναι στατική εάν οι στατιστικές της ιδιότητες είναι σταθερές κατά τη διάρκεια του χρόνου. Μια στάσιμη χρονοσειρά δεν έχει τάση, οι μεταβολές στον μέσο όρο της έχουν ένα σταθερό εύρος και κινούνται σπασμωδικώς κατά συνεπή τρόπο. Για παράδειγμα, τα βραχυπρόθεσμα τυχαία μοτίβα αυτών μοιάζουν στατιστικά. Οι καθυστερήσεις των στάσιμων σειρών στην εξίσωση πρόβλεψης ονομάζονται “autoregressive” όροι, τα σφάλματα στην πρόβλεψη

ονομάζονται “moving average” όροι και τέλος μια χρονοσειρά η οποία χρειάζεται παραγωγή για να καθίσταται στάσιμη (stationary) λέγεται μια “integrated” μορφή μιας “stationary” σειράς.

Οπότε σε ένα μοντέλο ARIMA (p,d,q) :

- p είναι ο αριθμός των “autoregressive” όρων,
- d είναι ο αριθμός μη-εποχικών αλλαγών που χρειάζονται για στασιμότητα,
- q είναι ο αριθμός των καθυστερούμενων σφαλμάτων πρόβλεψης στην προβλεπτική εξίσωση.

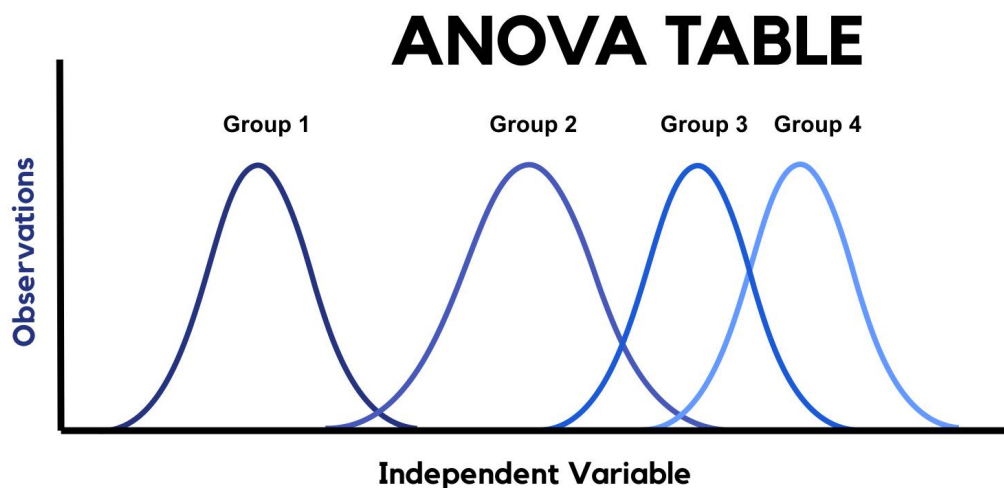
Εικόνα 21: ARIMA



3.8.13 ANOVA

Μια ευρέως χρησιμοποιούμενη μέθοδος είναι η μέθοδος ANOVA (Analysis Of Variance). Αυτή η μέθοδος είναι η αποκαλούμενη παραμετρική δοκιμή (parametric test) για να αποφασισθεί η αξιοπιστία της τιμής R^2 , που είναι η προκύπτουσα τιμή του regression analysis πολλαπλασιασμένη με τον εαυτό της και συναντάται ως συντελεστής αποφασιστικότητας (coefficient of determination). Ονομάζεται παραμετρική δοκιμή διότι ελέγχει την διαφορά μεταξύ του υπολογιζόμενου R^2 και τι αυτό το R^2 στη πραγματικότητα μπορεί να σημαίνει για τον πληθυσμό κατά τον οποίο έχει παρθεί το δείγμα.

Η δοκιμή καθορίζει την πιθανότητα να προκύψει ένα R^2 τόσο μεγάλο όσο το παρατηρούμενο εάν το R^2 στον πληθυσμό είναι μηδέν στην πραγματικότητα. Παρατηρούμε ότι ένα μηδενικό R^2 σημαίνει ότι δεν υπάρχει συσχετισμός μεταξύ των προβλεπόμενων μεταβλητών και της μεταβλητής που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη.

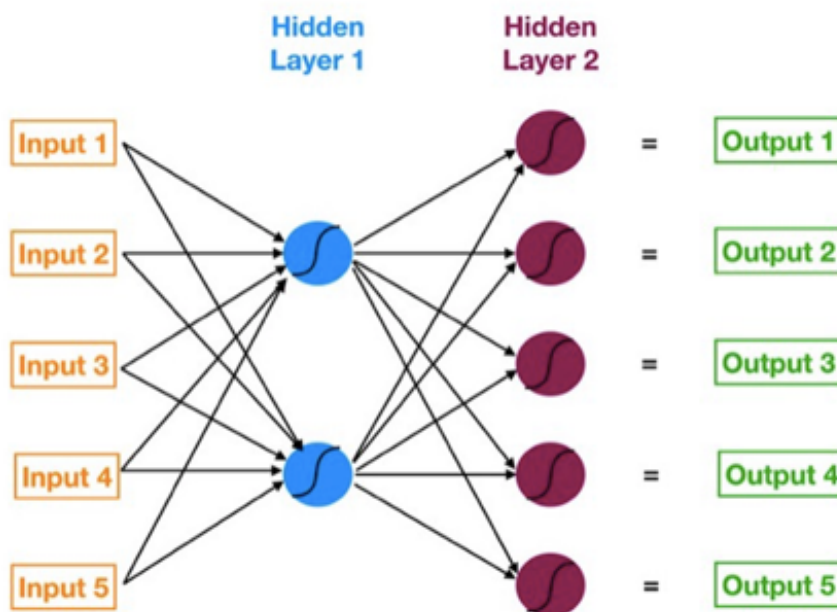


Εικόνα 22: ANOVA

3.8.14 Neural Networks

Οι μέθοδοι Neural Networks (NN) ή και Artificial Neural Networks (ANN), Νευρωνικό Δίκτυο και Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο αντίστοιχα συναντήθηκαν αρκετά κατά τη βιβλιογραφία. Είναι μια μέθοδος εμπνευσμένη από τη βιολογική λειτουργία των πολλών στρώσεων δικτύων νευρώνων που επιτρέπει στον υπολογιστή να “μαθαίνει” από την παρατήρηση δεδομένων έτσι ώστε να εξάγει προβλέψεις, να ταξινομήσει δεδομένα κλπ. Όπως φαίνεται στο διάγραμμα παρακάτω οι μπλε και οι μωβ κόμβοι αντιστοιχούν στα Neural Networks ενώ υπάρχουν και πέντε θέσεις εισόδου αλλά και πέντε θέσεις εξόδου μαζί με τα δύο κρυφά δίκτυα νευρώνων. Ξεκινώντας από τα αριστερά, έχουμε:

- Τις θέσεις εισόδου του μοντέλου μας, με πορτοκαλί.
- Τα πρώτα κρυφά στρώματα των νευρώνων, με μπλε.
- Τα δεύτερα κρυφά στρώματα νευρώνων, με μωβ.
- Τις θέσεις εξόδου (δεδομένα πρόβλεψης) του μοντέλου, με πράσινο.

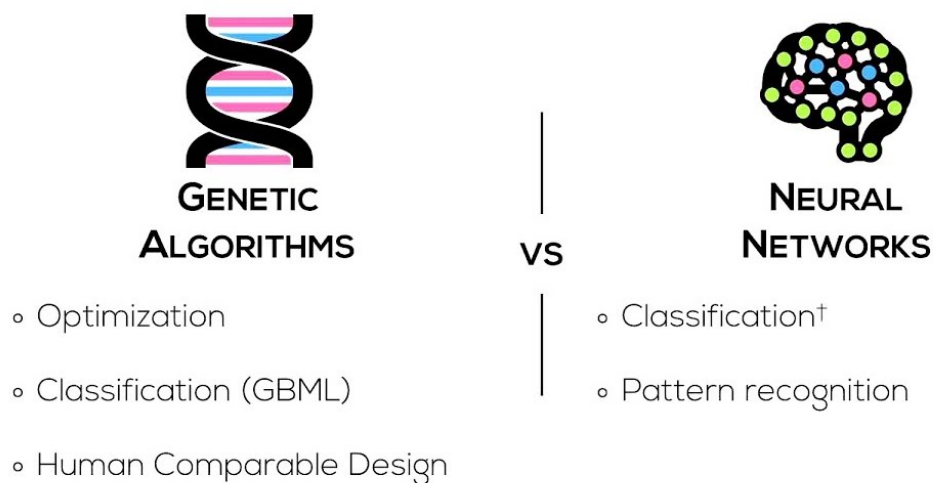


Εικόνα 23: Neural Networks

3.8.15 Genetic Algorithms, Particle Swarm

Ένας γενετικός αλγόριθμος είναι μια ευρετική μέθοδος αναζήτησης που έχει εμπνευστεί από τη θεωρία εξέλιξης του Charles Darwin. Αυτοί οι αλγόριθμοι παρουσιάζουν την πρόοδο της φυσικής επιλογής όπου οι καταλληλότερες μονάδες διαλέγονται για να αναπαραχθούν έτσι ώστε να παρέχουν την επόμενη γενιά. Έτσι και κατά την πρόβλεψη, τα καλύτερα προηγούμενα δεδομένα ιστορικού, χρησιμοποιούνται για να γίνει η πρόβλεψη.

Η μέθοδος βελτιστοποίησης Particle Swarm είναι μια υπολογιστική μέθοδος η οποία επαναληπτικά προσπαθεί να βελτιστοποιήσει μια υποψήφια λύση σε σχέση με ένα δεδομένο ποιοτικό μέτρο, έτσι ώστε να επιτύχει τη βέλτιστη συνολική λύση για το συνολικό πρόβλημα. Λύνει το πρόβλημα βασιζόμενη σε απλές μαθηματικές σχέσεις οι οποίες περιγράφουν την ταχύτητα και θέση του σωματιδίου, έχοντας ένα πλήθος υποψηφίων λύσεων, ως “σωματίδια”, και κινώντας αυτά τα σωματίδια γύρω από έναν χώρο εύρεσης της λύσης. Η κίνηση των σωματιδίων επηρεάζεται από την βέλτιστη τοπική καλύτερη θέση αυτών καθώς και καθοδηγείται στα πεδία εύρεσης των καλύτερων θέσεων, οι οποίες ενημερώνονται κάθε φορά που βρίσκεται μια καλύτερη από την προηγούμενη θέση.



Εικόνα 24: Genetic Algorithms versus Neural Networks

3.8.16 Naive Bayes Classification

Η μέθοδος Naive Bayes υπάγεται στις μεθόδους Classification και είναι άρα ένας Classifier ο οποίος χρησιμοποιεί το θεώρημα Bayes.

$$P(x|y) = \frac{P(y|x) \cdot P(x)}{P(y)}$$

Προβλέπει την πιθανότητα της κάθε καταχώρησης να ανήκει σε μια συγκεκριμένη «τάξη» δεδομένων (class), όπως και την πιθανότητα από ένα δεδομένο data point ή καταχώρησης να ανήκει σε ένα συγκεκριμένο class. Η μέθοδος υποθέτει ότι όλα τα χαρακτηριστικά είναι μη-συσχετιζόμενα το ένα με το άλλο. Η παρουσία ή απουσία ενός χαρακτηριστικού δεν επηρεάζει την παρουσία ή απουσία ενός άλλου.

Διαδεδομένη παραλλαγή της μεθόδου αποτελεί η Gaussian μέθοδος Naive Bayes όπου για το classification (ταξινόμηση δεδομένων) θεωρείται ότι τα δεδομένα ακολουθούν Γκαουσιανή, για παράδειγμα, Κανονική Κατανομή. Εάν τα δεδομένα μας είναι η ποσότητα “x”, υπό την υπόθεση ότι τα δεδομένα είναι συνεχή, ο παραπάνω τύπος γίνεται :

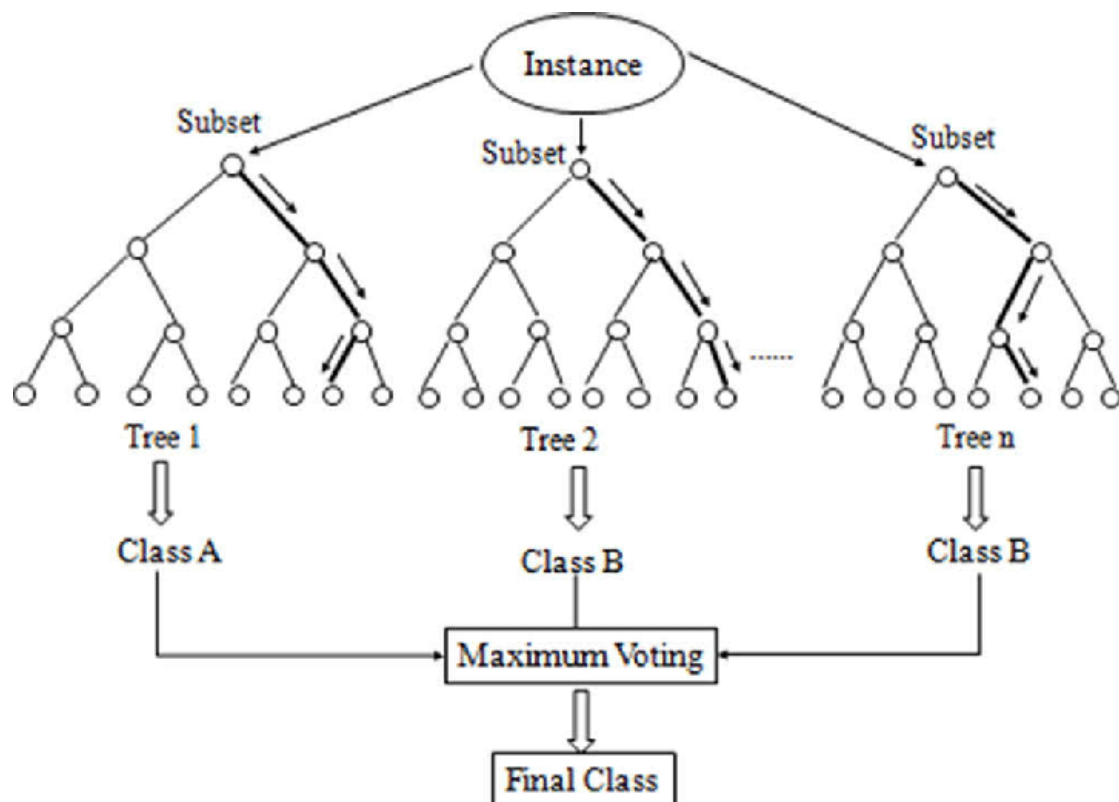
$$P(x_i|y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_y^2}} \exp\left(-\frac{(x_i-\mu_y)^2}{2\sigma_y^2}\right)$$

3.8.17 Support Vector Machines (SVMs) (Classification/ Regression)

Η Support Vector Machines (SVMs) Classification μέθοδος αποτελείται από supervised learning μοντέλα που συσχετίζονται με learning αλγόριθμους για αναλύσεις που αφορούν classification και regression. Δεδομένου ένα σετ από training παραδείγματα, το κάθε ένα μαρκάρεται ότι ανήκει σε μια ή την άλλη από δύο κατηγορίες, όσο ο SVM αλγόριθμος δημιουργεί το μοντέλο το οποίο αναθέτει νέα παραδείγματα σε μία κατηγορία ή την άλλη, καθιστώντας τον έναν μη-στοχαστικό δυαδικό γραμμικό ταξινομητή (classifier).

3.8.18 Random Forest Classification/Regression

Στα Random Forreests, κάθε «δέντρο» αποτελείται από ένα δείγμα το οποίο αποσύρεται με αντικατάσταση από το training set. Επί προσθέτως, κατά την διάσπαση του κόμβου καθόσον οικοδομείται το «δέντρο», η διάσπαση η οποία έχει επιλεχθεί δεν αποτελεί πια την καλύτερη διάσπαση ανάμεσα σε όλα τα χαρακτηριστικά. Αντ' αυτού, η επιλεγμένη διάσπαση είναι η καλύτερη ανάμεσα σε ένα τυχαίο υποσύνολο από τα χαρακτηριστικά. Αποτέλεσμα αυτής της τυχειότητας, η «κλίση» αυτού του δάσους αυξάνεται ελαφρώς, αλλά λόγω των μέσων όρων, η διακύμανση μειώνεται, καθιστώντας την συνολικά ένα καλό μοντέλο.



Εικόνα 25: "Random Forrest"

Chapter 4. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

Οι εργασίες που μελετήθηκαν κατηγοριοποιήθηκαν ανάλογα με το σημείο της εφοδιαστικής αλυσίδας και τον τρόπο με τον οποίο γίνεται πρόβλεψη. Η πηγή άντλησης των δημοσιεύσεων για τη βιβλιογραφία είναι το “Google Scholar” όπου η αναζήτηση αυτών έγινε με λέξεις κλειδιά όπως :

- Forecast
- Supply Chain Management
- Regression Methods in Forecast κλπ.

Οι δημοσιεύσεις που χρησιμοποιήθηκαν είναι τόσο παλαιότερες δημοσιεύσεις οι οποίες έχουν αρκετές αναφορές, όσο και νεότερες δημοσιεύσεις οι οποίες είναι λογικό να μην έχουν αρκετές αναφορές, αλλά περιγράφουν και συμβαδίζουν με την ιδιαίτερη πραγματικότητα που διέπει την παγκόσμια αγορά το έτος του 2020, το οποίο είναι ασφαλές να πούμε ότι είναι πολύ διαφορετικό λόγω του φαινομένου του COVID-19.

Η ανασκόπηση θα γίνει με κάποιες κατηγοριοποιήσεις έτσι ώστε να παρουσιάζεται ευκολότερα ο σκοπός της κάθε δημοσίευσης καθώς και να παρέχονται επαρκή στοιχεία για την κατανόηση αυτών.

4.1 Συνεργατική Πρόβλεψη

Αρχικά, θα αναφερθούν οι εργασίες οι οποίες παρουσιάζουν τη συνεργατική πρόβλεψη (Collaborative Forecasting – CFAR).

Αυτό σημαίνει πως τα μέλη μιας εφοδιαστικής αλυσίδας συνεργάζονται, ώστε να εξάγουν προβλέψεις της ζήτησης με βάση τα δεδομένα τους. Στη δημοσίευση του Raghunathan (1999), παρουσιάζεται μια συνεργασία που είχε η Walmart, μεγάλη αλυσίδα καταστημάτων λιανικής και η Warner-Lambert, μεγάλη κατασκευαστική.

Κάτι παρόμοιο συναντάται και στη δημοσίευση του Anin (2001), όπου παρουσιάζεται ένα μοντέλο ενός κατασκευαστή κι ενός μεταπωλητή. Αναπτύσσονται δυο συστήματα και εξετάζονται οι διαφορές τους. Στο πρώτο, κάθε μέλος ενημερώνει

τα αποθέματα του και κάνει προβλέψεις ζήτησης αλλά η πληροφορία είναι γνωστή μόνο στο ίδιο το μέλος, ενώ στο δεύτερο, τα δύο μέλη ενημερώνουν και προβλέπουν με την πληροφορία γνωστή και στους δύο.

Στη δημοσίευση του **Nakano (2009)**, επιβεβαιώνεται το γεγονός ότι η συνεργατική λειτουργία ενός συστήματος, καθώς και η συνεργατική βελτίωσή του σε συνδυασμό με την αποτελεσματική επικοινωνία των μελών του, βελτιώνουν αισθητά την απόδοσή του. Για να στηριχθούν τα ευρήματα αυτά, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα ενός ερωτηματολογίου το στο οποίο ανταποκρίθηκαν ορισμένες Ιαπωνικές εταιρείες. Στο ίδιο συμπέρασμα καταλήγει και η δημοσίευση των **Eksoz et al. (2014)**. Τονίζει τη σημασία της συνεργασίας στη διαδικασία της πρόβλεψης καθώς και στην ομαλή λειτουργία της εφοδιαστικής αλυσίδας.

Στη συνέχεια, παρουσιάζονται κάποιες δημοσιεύσεις οι οποίες ασχολούνται με την πρόβλεψη του κόστους που μπορεί να έχει μια υποβέλτιστη πρόβλεψη σε μια εταιρεία. Τέτοιες είναι αυτές των **Zhao et al. (2002)**, **Fildes et al. (2010)** και **Kim et al. (2003)**. Στο πρώτο, μέσω μιας διαδικασίας προσομοίωσης, εξάγονται τα διαγράμματα του σφάλματος των προβλέψεων. Εξετάζεται πώς τα διαφορετικά μοτίβα ζήτησης μπορούν να επηρεάσουν τα διαγράμματα αυτά, και την ολική λειτουργία του συστήματος. Επισημαίνεται ότι, ενώ η κοινοποίηση πληροφορίας έχει θετικά αποτελέσματα για τον κατασκευαστή και όλη την αλυσίδα, συνήθως έχει τα αντίστροφα αποτελέσματα για το μεταπωλητή. Στο δεύτερο, σχολιάζεται πώς το κόστος της υποβέλτιστης πρόβλεψης, μεταφράζεται στο κόστος λειτουργίας μιας μονάδας και στην αποτελεσματικότητα της εξυπηρέτησης των πελατών.

Επίσης συνεργατική πρόβλεψη ακολουθούν και οι εξής :

- **Pegkun et. Al (2019)** : Πραγματεύεται την συνεργασία και ανταλλαγή δεδομένων στην εφοδιαστική αλυσίδα μεταξύ συνεταιίρων στην εφοδιαστική αλυσίδα. Στη βιομηχανία , πολλοί αγοραστές οι οποίοι μπορούν και να πουλάνε είτε σε άλλους αγοραστές είτε σε πελάτες, κάνουν κάποιες προβλέψεις σχετικά με τις μελλοντικές παραγγελίες έτσι ώστε να βοηθήσουν τους προμηθευτές σχετικά με τον σχεδιασμό της χωρητικότητας. Αυτό αναφέρεται σαν “soft order” (Pelin, Minseok, Pinar, Mani 2019). Οι αγοραστές ενημερώνουν τα soft orders με νέα soft orders μέχρι να πάρουν την ακριβή παραγγελία πράγμα που ονομάζεται ως “forecast volatility” (Terwiesch et al. 2005). Έτσι ο προμηθευτής

παίρνει το ρίσκο της ακύρωσης είτε των διαφόρων εξόδων λόγω κρατήσεων ενώ οι αγοραστές επιβαρύνονται με το κόστος της καθυστέρησης (Cohen et al. 2003). Λόγω του ότι οι soft orders συνήθως δεν έχουν νομικές δεσμεύσεις, οι αγοραστές τείνουν να υπερεκτιμούν τις προβλέψεις των παραγγελιών έτσι ώστε να είναι καλυμμένοι στην κάλυψη των αναγκών του προμηθευτή τους. Από την άλλη ο προμηθευτής γνωρίζοντας αυτή την τάση των αγοραστών για υπερεκτίμηση, μπορεί να υποτιμήσει με τη σειρά του ή ακόμη και να αγνοήσει τις προβλέψεις που θα λάβει, πράγμα το οποίο οδηγεί σε χαμηλότερα επίπεδα εξυπηρέτησης και μεγαλύτερα delivery times, οδηγώντας τους αγοραστές σε εκ νέου υπερέτιμηση των προβλέψεών τους. Για παράδειγμα η κολοσσός εταιρεία Cisco Systems έπρεπε να διαγράψει 2.2 δισεκατομμύρια δολάρια απογραφής εμπορευμάτων το 2001 λόγω της αποτυχίας αναγνώρισης διπλότυπων παραγγελιών από τους πελάτες της (Bloomberg 2002). Οπότε η πολιτική κατανομής χωρητικότητας ενός προμηθευτή έχει επίδραση στην ακρίβεια της πρόβλεψης παραγγελίας του πελάτη η οποία προσδιορίζεται ως την διαφορά της “soft order” με την “firm order” σε διαφορετικές χρονικές περιόδους. Προτείνεται μια νέα FCT ((Pelín et al. 2019) πολιτική η οποία περιορίζει την προμήθεια ανάλογα με τις παραγγελίες προς χάριν του αγοραστή με μεγαλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης. Αυτό μειώνει τον πληθωρισμό της πρόβλεψης της παραγγελίας ενώ παράλληλα επικροτεί την ακρίβεια στην πρόβλεψη. Παράλληλα μειώνεται και το bullwhip effect. Επομένως η καλύτερη στρατηγική που μπορεί να ακολουθήσει ένας προμηθευτής για να λάβει τις πραγματικές προβλέψεις παραγγελιών από τους αγοραστές του είναι να μοιραστεί την πραγματική πολιτική κατανομής του με τους αγοραστές το οποίο είναι μια παρόμοια προσέγγιση με την σύνδεση μεταξύ εμπιστοσύνης και αξιοπιστίας (Ozer et al. 2011) . Η δημοσίευση αυτή ασχολείται με την πρόβλεψη χωρητικότητας χρησιμοποιώντας μεθόδους Forecast Sharing Information, δηλαδή γνωστοποίηση πληροφοριών πρόβλεψης ανάμεσα στις εταιρείες για την δημιουργία της εκ νέου πρόβλεψης.

- **Forslund et al.(2007)** : Σε αυτή τη δημοσίευση περιγράφεται η ικανότητα της πρόσβασης του προμηθευτή στις πληροφορίες προβλέψεων των πελατών και την αντιληπτή ποιότητα αυτών των πληροφοριών. Αποσκοπεί επίσης στην διασαφήνιση του αντίκτυπου της πρόσβασης στις πληροφορίες πρόβλεψης και

της ποιότητας των πληροφοριών πρόβλεψης (FIQ) και τι επίδραση έχουν οι τελευταίες στην απόδοση της εφοδιαστικής αλυσίδας. Πολλές μελέτες δίνουν έμφαση στην σημαντικότητα του να μοιράζονται οι πληροφορίες στην εφοδιαστική αλυσίδα μεταξύ πελατών και προμηθευτών, κυρίως όσον αφορά το POST και τα δεδομένα πρόβλεψης. Κατά αυτό τον τρόπο γνωστοποιείται ο τρόπος κατά τον οποίο η διαθέσιμη πληροφορία πρόβλεψης μπορεί να έχει ελλείψεις στην ποιότητα ή πως αυτές οι ελλείψεις μπορούν να επηρεάσουν την χρησιμότητα της πρόβλεψης. Τα αποτελέσματα της μελέτης είναι δυο ειδών 1)αυτά τα οποία δημιουργήθηκαν μέσω εννοιολογικών επιχειρημάτων σε θεωρητικό πλαίσιο και 2) αυτά που είναι απόρροια εμπειρικών μελετών. Επομένως αυτή η δημοσίευση εστιάζει στην πληροφορία ως αντικείμενο πρόβλεψης και η μέθοδος που χρησιμοποιείται και παρουσιάζεται είναι αυτή του μοιρασμού πληροφοριών (forecast sharing information).

- **Nikolopoulos et al. (2020)** : Οι υπεύθυνοι χάραξης πολιτικής κατά τη διάρκεια του COVID-19 λειτουργούν σε μη διαγεγραμμένη πορεία και πρέπει να λάβουν καθοριστικές αποφάσεις. Η επιχειρησιακή έρευνα - η πανταχού παρούσα «επιστήμη του καλύτερου» - διαδραματίζει ζωτικό ρόλο στην υποστήριξη αυτής της διαδικασίας λήψης αποφάσεων. Για το σκοπό αυτό, χρησιμοποιώντας δεδομένα από τις ΗΠΑ, την Ινδία, το Ηνωμένο Βασίλειο, τη Γερμανία και τη Σιγκαπούρη έως τα μέσα Απριλίου 2020, παρέχονται εργαλεία πρόβλεψης ανάλυσης για πρόβλεψη και προγραμματισμό κατά τη διάρκεια μιας πανδημίας. Προβλέπονται ποσοστά ανάπτυξης COVID-19 με στατιστικά, επιδημιολογικά, μηχανήματα και μοντέλα βαθιάς μάθησης και μια νέα υβριδική μέθοδο πρόβλεψης που βασίζεται σε μεθόδους nearest neighbors και ομαδοποίησης. Επιπλέον, διαμορφώνεται και προβλέπεται η εξέχουσα ζήτηση για προϊόντα και υπηρεσίες κατά τη διάρκεια της πανδημίας χρησιμοποιώντας βοηθητικά δεδομένα (τάσεις google) και προσομοιώνοντας κυβερνητικές αποφάσεις (lockdown). Τα εμπειρικά αποτελέσματα τα οποία εξάγονται από αυτή τη δημοσίευση μπορούν να βοηθήσουν άμεσα τους υπεύθυνους χάραξης πολιτικής να λάβουν καλύτερες αποφάσεις κατά τη διάρκεια των συνεχιζόμενων και μελλοντικών πανδημιών. Εκτός των μεθόδων που χρησιμοποιούνται και αναφέρθηκαν παραπάνω σημαντικό ρόλο παίζει και η ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ των ιθυνόντων.

- **Yang et al.(2019)** : Αυτή η έρευνα πραγματεύεται τον αντίκτυπο της ανταλλαγής πληροφοριών και του συνδυασμού προβλέψεων στην ακρίβεια πρόβλεψης ζήτησης καταναλωτικών αγαθών με γρήγορη κίνηση. Αν και είναι γνωστό εκ των προτέρων ότι η ανταλλαγή πληροφοριών βελτιώνει τη συνολική αποτελεσματικότητα μιας εφοδιαστικής αλυσίδας, κάποιες πληροφορίες όπως για παράδειγμα η τιμολόγηση ή η στρατηγική προώθησης, είναι εμπιστευτικές για ανταγωνιστικούς λόγους. Από αυτήν την άποψη, αποδεικνύεται εδώ ότι απλώς η κοινή χρήση των προβλέψεων σε επίπεδο λιανικής, όσο δεν αποκαλύπτεται η στρατηγική της εταιρείας, αποφέρει σχεδόν όλα τα οφέλη από την κοινή χρήση όλων των σχετικών πληροφοριών που επηρεάζουν τη ζήτηση σε μια FMCG. Επιπλέον, χρησιμοποιούνται διάφορες μέθοδοι πρόβλεψης συνδυαστικά για την επιπλέον σταθεροποίηση των προβλέψεων, σε περιπτώσεις όπου χρησιμοποιούνται περισσότερα από ένα μοντέλα πρόβλεψης κατά τη λειτουργία. Με άλλα λόγια, φαίνεται ότι ο συνδυασμός προβλέψεων είναι λιγότερο επικίνδυνος από ότι το “στοίχημα” σε οποιοδήποτε άλλο προβλεπτικό μοντέλο.
- **Yue et al. (2006)** : Σε αυτή τη δημοσίευση παρουσιάζονται τα οφέλη από την ανταλλαγή πληροφοριών πρόβλεψης ζήτησης σε μια εφοδιαστική αλυσίδα ανάμεσα σε κατασκευαστή-λιανοπωλητή, που αποτελείται από ένα τυπικό κανάλι λιανικής και ένα απευθείας κανάλι. Η ζήτηση είναι μια γραμμική συνάρτηση της τιμής με πρωτογενή ζήτηση Gauss. Τόσο ο κατασκευαστής όσο και ο πωλητής λιανικής έθεσαν την τιμή τους με βάση την πρόβλεψή τους για την πρωτογενή ζήτηση. Επομένως σε αυτή τη δημοσίευση έχουμε χρήση της ανταλλαγής πληροφοριών για πρόβλεψη στη ζήτηση.
- **Zhang et al. (2019)** : Αυτό το paper διερευνά στρατηγικές ανάπτυξης και ανταλλαγής πληροφοριών στην εφοδιαστική αλυσίδα οι οποίες λαμβάνουν μέρος μετά την πώληση. Συμπεριλαμβάνεται ο ρόλος ενός κατασκευαστή και ενός ανεξάρτητου λιανοπωλητή. Πρώτον αποφασίζεται από τον κατασκευαστή εάν είναι απαραίτητο να αναλάβει η υπηρεσία μεταπώλησης από μόνη της ή να αναλάβει ο πωλητής. Στη συνέχεια, ο έμπορος λιανικής που διαθέτει καλύτερες πληροφορίες πρόβλεψης ζήτησης αποφασίζει εάν θα κοινοποιήσει τις πληροφορίες του στον κατασκευαστή. Όταν ο κατασκευαστής αναλαμβάνει την υπηρεσία μετά την πώληση, διαπιστώνεται ότι ο έμπορος λιανικής προτιμά

να μοιραστεί τις πληροφορίες με τον κατασκευαστή. Επίσης διαπιστώνεται ότι η ανταλλαγή πληροφοριών δεν ωφελεί πάντοτε όλους τους συνεργάτες της εφοδιαστικής αλυσίδας. Στην περίπτωση όπου δεν υπάρχουν “άνισες” πληροφορίες μεταξύ του κατασκευαστή και του λιανοπωλητή, η πλεονεκτική θέση της ενημέρωσης του λιανοπωλητή μπορεί να βλάψει και τις δύο πλευρές και να οδηγήσει στο λεγόμενο «δίλημμα φυλακισμένου». Εξετάζοντας την αξία της πρόβλεψης όσον αφορά τις πληροφορίες που μοιράζονται, εξάγεται το συμπέρασμα ότι η ενίσχυση της ακρίβειας της πρόβλεψης μπορεί να είναι επιβλαβής όχι μόνο για τον κατασκευαστή αλλά και για τον πωλητή.

- **Ali et al. (2017)** : Η δημοσίευση αυτή πραγματεύεται την πρόβλεψη αλυσίδας εφοδιασμού όταν δεν κοινοποιούνται πληροφορίες. Πρόσφατη έρευνα έδειξε ότι, κάτω από πιο ρεαλιστικές συνθήκες, η DDI δεν είναι δυνατή με μεθόδους βελτιστοποίησης πρόβλεψης ή Single Exponential Smoothing μεθόδους. Παρόλα αυτά καθίσταται δυνατή όταν οι εφοδιαστικές αλυσίδες χρησιμοποιούν μια μέθοδο Simple Moving Average (SMA). Σε αυτό το άρθρο, αξιολογείται μια απλή στρατηγική DDI βασισμένη σε SMA για εφοδιαστικές αλυσίδες όπου δεν είναι δυνατή η ανταλλαγή πληροφοριών.

4.2 Προβλέψεις Ζήτησης

Ακολουθούν οι δημοσιεύσεις που αναφέρονται καθαρά σε προβλέψεις ζήτησης:

- **Chen et al. (1999)**: Εισάγει την έννοια του Bullwhip Effect: Προτείνει ότι η τυχαιότητα της ζήτησης αυξάνεται όσο προχωράμε στην εφοδιαστική αλυσίδα. Δηλαδή, η τυχαιότητα των παραγγελιών που θα πραγματοποιήσει ένας μεταπωλητής είναι πολύ μεγαλύτερη από την τυχαιότητα της ζήτησης που θα έχει αυτός ο μεταπωλητής.
- **Chen et al. (2000)**: Εφαρμόζεται το Bullwhip Effect σε σύστημα ενός κατασκευαστή κι ενός μεταπωλητή.
- **Helms et al. (2000)**: Ουσιαστικά πραγματεύεται την προοπτική στο μέλλον, κι έπειτα από συστηματική και επιτυχή πρόβλεψη της ζήτησης μεταξύ των μελών

μιας εφοδιαστικής αλυσίδας, να εξαλειφθεί τελείως η έννοια της πρόβλεψης, και η ζήτηση να είναι δεδομένη.

- **Hosoda et al. (2006):** Αναλύει μια εφοδιαστική αλυσίδα με τρεις κόμβους. Θεωρώντας την πληροφορία γνωστή σε όλα τα επίπεδα, προσπαθεί να παρατηρήσει πως η ζήτηση σε κάθε κόμβο επηρεάζει τους άλλους.
- **Zhao et al. (2001):** Παρουσιάζει την επίδραση των μοντέλων προβλέψεων σε μια εφοδιαστική αλυσίδα ενός κατασκευαστή και τεσσάρων μεταπωλητών, όταν υπάρχει αβέβαιη ζήτηση. Προσομοιώνονται διάφορες συνθήκες ζήτησης και αποφάσεων ανεφοδιασμού από τους μεταπωλητές, και αποφάσεων παραγωγής από τον κατασκευαστή.
- **Fildes et al. (2009):** Εδώ η πρόβλεψη της ζήτησης γίνεται ως εξής: πραγματοποιείται μια αρχική πρόβλεψη η οποία, στη συνέχεια, διαφοροποιείται με την εισαγωγή πρόσθετης πληροφορίας, ώστε να ληφθούν υπόψιν ειδικές συνθήκες που μπορεί να προκύψουν στο βάθος χρόνου που εξετάζεται. Εξετάζεται ποιες ρυθμίσεις βελτιώνουν την πρόβλεψη και ποιες όχι, και ακολουθεί παρατήρηση των δεδομένων τεσσάρων εταιρειών.
- **Acar et al. (2012):** Ασχολείται με την επιλογή μεθόδου πρόβλεψης μιας εταιρείας λιπαντικών και προσθέτων καυσίμου. Η βελτιστοποίηση στηρίζεται σε προβλέψεις ζήτησης ώστε να παρέχει πλάνα παραγωγής, διατήρησης αποθεμάτων και μεταφοράς των προϊόντων.
- **Babai et al. (2013):** Εδώ εφαρμόζεται το μοντέλο προβλέψεων ARIMA (0,1,1). Είναι ένα πολύ γνωστό μοντέλο λόγω των πολύ ελκυστικών ιδιοτήτων και θεωρητικών αποτελεσμάτων του. Η δημοσίευση αυτή αναφέρει πως συντάχθηκε διότι δεν υπήρχε, μέχρι εκείνη τη στιγμή, κάποια πρακτική μελέτη του μοντέλου αυτού. Κάποια δημοσίευση, δηλαδή, που να παρουσιάζει τα αποτελέσματα μιας πρακτικής εφαρμογής του σε κάποιο πραγματικό σύστημα.
- **Perera et al. (2019):** Είναι μια βιβλιογραφική μελέτη που εστιάζει στη συμβολή του ανθρώπινου παράγοντα στη λειτουργία της εφοδιαστικής αλυσίδας. Αναφέρει πως το ανθρώπινο στοιχείο αποτελεί ένα μεγάλο τμήμα της διαδικασίας των προβλέψεων. Η υποκειμενική πρόβλεψη υπήρχε ανέκαθεν σε αρκετά συστήματα. Εξετάζεται, λοιπόν, πώς συνδέεται η υποκειμενική πρόβλεψη με τις διάφορες αποφάσεις σε μια εφοδιαστική αλυσίδα.

- **Ferbar et al. (2009):** Εισάγει τη μέθοδο των *wavelet* (*wavelet denoising*). Αναφέρει ότι η πιο συνήθης μέθοδος προβλέψεων είναι αυτή του *exponential smoothing*. Για το λόγο αυτό, και για να ποσοτικοποιήσει επαρκώς τα αποτελέσματα του *wavelet denoising*, τα συγκρίνει με τα αντίστοιχα μιας εφαρμογής του *exponential smoothing*.
- **Abolghasemi et al. (2020) :** Η ζήτηση ενός συγκεκριμένου προϊόντος ή μιας υπηρεσίας συχνά συσχετίζεται με διάφορες δυσκολίες στην πρόβλεψή του. Λανθασμένες εκτιμήσεις στην ζήτηση της πρόβλεψης μπορεί να οδηγήσουν σε σημαντικά λάθη που επηρεάζουν κατά πολύ την γραμμή παραγωγής. Η παρακολούθηση της πρόβλεψης μέσω διαφόρων μεταβλητών CoV (coefficient of variations) απαιτεί διαφορετικά μοντέλα η σύνθεση των οποίων είναι δύσκολη λόγω των μεγάλων διαφορών στη ζήτηση του εκάστοτε προϊόντος. Υβριδικά μοντέλα χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της ζήτησης έτσι ώστε να υπάρχει η μέγιστη δυνατή ακρίβεια. (Abolghasemi et al. 2020). Η πρόβλεψη γίνεται στη ζήτηση και χρησιμοποιούνται οι μέθοδοι ARIMA και εκθετική εξομάλυνση (*exponential smoothing*).
- **Fanoodi et al. (2019) :** Ακόμα και στις επιστήμες υγείας υπάρχει το ζήτημα της πρόβλεψης στη ζήτηση ενός προϊόντος. Πιο συγκεκριμένα τα προϊόντα αίματος έχουν πολλούς περιορισμούς και είναι ένα προϊόν δύσκολο όσον αφορά την πρόβλεψη της ζήτησής του. Σε αυτό το paper προβλέπεται η ζήτηση των προϊόντων αυτών με τα εργαλεία των ANN (*artificial neural networks*) και ARIMA (*exponential smoothing and autoregressive integrated moving average*). Τα αποτελέσματα και των δύο σε αυτή την περίπτωση ήταν παρόμοια ως προς την ακρίβειά τους, καθώς και ως προς τις βελτιώσεις σε σχεδόν όλους τους τύπους αίματος. Όμως λόγω της αβεβαιότητας και των αστάθμητων παραγόντων που εμφανίζονται στην καθημερινή ζωή και δεδομένου του ότι η μέθοδος *neural networks* συνδυάζεται και με άλλους αλγορίθμους, μπορεί να χρησιμοποιηθεί είτε αυτός ο συνδυασμός με μεταερευτικές μεθόδους, είτε να μελετηθούν οι NARX dynamical nodes. Σε αυτή τη δημοσίευση μελετάται η πρόβλεψη ως προς την ζήτηση και τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται είναι τα *Neural Networks* και η μέθοδος ARIMA.
- **Fu et al. (2019) :** Τα παγκόσμια δίκτυα κατασκευής συχνά υφίστανται τους κινδύνους της υπερπροσφοράς και της έλλειψης βασικών εξαρτημάτων. Με την

σειρά του ο διανομέας, που είναι ο βασικός ενδιάμεσος συμμετέχων στην εφοδιαστική αλυσίδα, αγοράζει εξαρτήματα από τους προμηθευτές, τα αποθηκεύει και μεταπωλεί διάφορα μέρη σε έναν αριθμό κατασκευαστών διατηρώντας διαχειριζόμενα αποθέματα. Έτσι, οι διανομείς εξαρτημάτων προβλέπουν τις απαιτήσεις για μεγάλες κατηγορίες μονάδων διατήρησης αποθεμάτων (SKUs) με ξεχωριστή δυναμική για έλεγχο αποθεμάτων και διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας. Αυτή η μελέτη στοχεύει στην ανάπτυξη ενός πλαισίου ανάλυσης βάσει δεδομένων της UNISON που ενσωματώνει τεχνολογίες μηχανικής μάθησης και μηχανισμούς temporal aggregation για την πρόβλεψη των απαιτήσεων ηλεκτρονικών εξαρτημάτων. Αυτό συμβαίνει ως προσπάθεια για την αντιμετώπιση ρεαλιστικών αναγκών και την ενίσχυση απόδοσης της πρόβλεψης ζήτησης. Πιο συγκεκριμένα, μια εμπειρική μελέτη διεξάγεται σε έναν παγκοσμίως κορυφαίο διανομέα ημιαγωγών για επικύρωση. Τα αποτελέσματα έδειξαν πρακτική ζωτικότητα της προτεινόμενης προσέγγισης με καλύτερη απόδοση από τις ήδη υπάρχουσες εφαρμογές και τις συμβατικές πρακτικές. Πράγματι, η προκύπτουσα λύση έχει υιοθετηθεί από την εταιρεία για την δημιουργία ευέλικτων αποφάσεων και για την ενίσχυση ευελιξίας και αντοχής στην εφοδιαστική αλυσίδα για “έξυπνη παραγωγή”. Αν και αυτή η μελέτη εξάγει αποτελέσματα για μια πολύ συγκεκριμένη περίπτωση, η μεθοδολογία μπορεί να εφαρμοστεί σε ποικίλα προβλήματα ζήτησης στην εφοδιαστική αλυσίδα. Η δημοσίευση αυτή επομένως εστιάζει στην πρόβλεψη όσον αφορά τη ζήτηση χρησιμοποιώντας μέθοδο UNISON data-driven intermittent demand forecast framework.

- **Singh- Chouhan et al. (2020)** : Μια εφοδιαστική αλυσίδα συμπεριλαμβάνει όλα τα μέρη, άμεσα ή έμμεσα που συντελούν στο να ικανοποιηθεί η ζήτηση του πελάτη. Συμπεριλαμβάνει λοιπόν τους κατασκευαστές, τους προμηθευτές τους εμπόρους λιανικής και χονδρικής, τους μεταφορείς, τις αποθήκες αλλά και τους ίδιους τους πελάτες. Ο στόχος κάθε εφοδιαστικής αλυσίδας είναι να μεγιστοποιήσει την ολική παραγόμενη αξία. Η οποία είναι η διαφορά της αξίας του τελικού προϊόντος για τον καταναλωτή και της προσπάθειας την οποία καταθέτει η αλυσίδα για να ικανοποιήσει την ανάγκη του καταναλωτή. Ένα σημαντικό φαινόμενο που υπάρχει στο Management της εφοδιαστικής αλυσίδας είναι το λεγόμενο bullwhip effect (BWE), που υποδηλώνει ότι η

μεταβλητότητα της ζήτησης αυξάνεται καθώς κάποιος “μετακινείται” σε μια εφοδιαστική αλυσίδα. Είναι ένα ανεπιθύμητο φαινόμενο που δρα επιβαρυντικά για την απόδοση της εφοδιαστικής αλυσίδας. Η μελέτη αυτή υπογραμμίζει την επίδραση της πρόβλεψης, του κόστους επεξεργασίας παραγγελιών και του προτύπου ζήτησης στο BWE και στο mean square error (MSE). Τα BWE και MSE έχουν αξιολογηθεί χρησιμοποιώντας MATLAB. Τα αποτελέσματα αναλύθηκαν χρησιμοποιώντας ANOVA και Fuzzy Logic, και τελικά καθορίστηκαν οι βέλτιστες παράμετροι για τις ελάχιστες τιμές BWE και MSE.

- **Liang et al. (2006)** : Στο Supply chain management (SCM) υπάρχουν πολλά διαφορετικά συστήματα καταγραφής εμπορευμάτων, είτε θεωρητικά είτε πρακτικά, τα οποία καθώς χρησιμοποιούνται από εταιρείες στοχεύουν στη μεγιστοποίηση της απόδοσης της εφοδιαστικής αλυσίδας και άρα στη μείωση του συνολικού κόστους και του BWE. Για να συμβεί αυτό απαιτείται συνεργασία διαφόρων παραγόντων στην εφοδιαστική αλυσίδα καθώς και χρήση της κατάλληλης τεχνολογίας αλλά και επαρκούς πληροφόρησης. Το paper αυτό αναπτύσσει ένα πολυπαραγοντικό σύστημα για να προσομοιώσει την εφοδιαστική αλυσίδα, όπου οι παράγοντες λειτουργούν με διαφορετική καταγραφή εμπορευμάτων. Σκοπός είναι η μείωση του συνολικού κόστους της ΕΑ με τον διαμοιρασμό πληροφοριών και προβλεπτικών γνώσεων. Η ζήτηση προβλέπεται με έναν γενετικό αλγόριθμο (GA) και η ποσότητα παραγγελίας προσφέρεται σε κάθε κλιμάκιο που ενσωματώνει την προοπτική του “system thinking”. Χρησιμοποιώντας αυτό το σύστημα, τα αποτελέσματα δείχνουν ότι το συνολικό κόστος μειώνεται και η variation καμπύλη παραγγελίας εξομαλύνεται. Οι μέθοδοι που παρουσιάζονται στην συγκεκριμένη δημοσίευση είναι οι : genetic algorithm, double exponential smoothing και Winter’s exponential method.
- **Narayanan et al. (2019)** : Οι σύμβουλοι του κλάδου ισχυρίζονται ότι η επένδυση σε συστήματα των οποίων οι προβλέψεις βασίζονται σε δεδομένα σημείου πώλησης (POS) σε όλη την εφοδιαστική αλυσίδα θα βελτιώσει την ακρίβεια των προβλέψεων. Εξετάζουμε τι πραγματικά συμβαίνει στην ακρίβεια της πρόβλεψης όσον αφορά τον προγραμματισμό ζήτησης και εκτέλεσης παραγγελιών, όταν το σήμα ζήτησης πρόβλεψης βασίζεται σε εντολές POS, λιανικής πώλησης ή κέντρου διανομής (DC). Πρώτα συγκρίνεται η ακρίβεια

της πρόβλεψης για διαφορετικά σήματα ζήτησης χρησιμοποιώντας καθημερινή ζήτηση και δεδομένα λειτουργίας από μια μεγάλη εφοδιαστική αλυσίδα καταναλωτικών προϊόντων. Στη συνέχεια η ανάλυση επεκτείνεται μεταβάλλοντας τις παραμέτρους της ζήτησης και της προσφοράς με σκοπό την αξιολόγηση του αντίκτυπου τους στην απόδοση του σήματος ζήτησης. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι τα δεδομένα POS βελτιώνουν την ακρίβεια των προβλέψεων για τον προγραμματισμό της ζήτησης αλλά όχι για τον προγραμματισμό της εκτέλεσης παραγγελιών. Συνεπώς οι ισχυρισμοί των εταιρειών αμφισβητούνται βάσει των ευρημάτων σχετικά με την ικανότητα που έχουν τα συστήματα πρόβλεψης που βασίζονται σε POS να βελτιώνουν την ακρίβεια των προβλέψεων σε όλα τα πλαίσια. Επομένως η δημοσίευση αυτή έχει να κάνει με πρόβλεψη στη ζήτηση και οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται είναι οι εξής : “moving average, exponential smoothing, Holt's method, Holt's-Winters method, Croston, and Modified-Croston methodologies” .

- **Seitz et al. (2019)** : Στη δημοσίευση αυτή προτείνεται μια προσέγγιση σχεδιασμού κατανομής βάσει δεδομένων, για βιομηχανικά περιβάλλοντα. Η δημοσίευση αυτή αντιμετωπίζει τον εξορθολογισμό των τυχερών παιχνιδιών από τους πελάτες, ο οποίος υποθέτουμε ότι είναι ο λόγος για προκαταρκτικές προβλέψεις ζήτησης. Δημιουργούνται αληθινές προβλέψεις όχι μόνο κρίνοντας από την κατανομή της προσφοράς με βάση την κερδοφορία των πελατών, αλλά και με βάση τις προβλέψεις καθαυτές. Τα συμπεράσματα της παραπάνω μελέτης δείχνουν ότι μια προσέγγιση κατανομής που συνυπολογίζει δεδομένα σχετικά με τους χρόνους παράδοσης της παραγγελίας των πελατών θα μπορούσε να οδηγήσει σε ακόμη καλύτερα αποτελέσματα. Στην δημοσίευση αυτή υποτίθεται δεδομένη προσφορά. Ωστόσο, μεσοπρόθεσμα, ο συνδυασμός προσφοράς μπορεί να προσαρμοστεί στις εξελίξεις της ζήτησης, ακόμη και αν η συνολική προσφορά ενδέχεται να παραμείνει μικρή. Τέτοιες αλλαγές στην προσφορά εμφανίζονται συχνά στον κλάδο των ημιαγωγών. Η μέθοδος που πραγματεύεται η συγκεκριμένη δημοσίευση είναι η DDAP “Data Driven Allocation Planning methodology” .
- **Singhry et al. (2018)** : Παρά τη σημασία του συνεργατικού σχεδιασμού, της πρόβλεψης και της αναπλήρωσης (CPFR), η επίδρασή του στην ικανότητα καινοτομίας της εφοδιαστικής αλυσίδας (SCIC) και στην απόδοση της

αλυσίδας εφοδιασμού (SCP) δεν έχει εξεταστεί επαρκώς. Εδώ εξετάζεται η απόδοση της εφοδιαστικής αλυσίδας μέσω CPFR και SCIC. (collaborative planning, forecasting, and replenishment και influence on supply chain innovation capability). Μέσω clustering και τυχαίας δειγματοληψίας, 286 απαντήσεις από κορυφαίους διευθυντές 1.574 Νιγηριανών εταιρειών βιομηχανικού ενδιαφέροντος αναλύθηκαν. Η ανάλυση δεδομένων πραγματοποιήθηκε χρησιμοποιώντας μοντελοποίηση με μέθοδο AMOS. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι το CPFR έχει σημαντική σχέση τόσο με το SCP όσο και με το SCIC, καθώς και το SCIC συσχετίζεται κατά μεγάλο βαθμό με το SCP.

- **Gelper et al. (2009)** : Σε αυτή τη δημοσίευση παρουσιάζονται εκδοχές της εκθετικής εξομάλυνσης (exponential smoothing) και της μεθόδου εξομάλυνσης Holt – Winters. Είναι κατάλληλες για πρόβλεψη μονομεταβλητών χρονοσειρών όταν παρουσιάζονται ακραίες τιμές. Οι εκθετικές-εξομαλυντικές και εξομαλυντικές μέθοδοι Holt-Winters παρουσιάζονται updating μέθοδοι οι οποίες δρουν πάνω σε ήδη “καθαρισμένα” δεδομένα. Μια μελέτη προσομοίωσης συγκρίνει τις στιβαρές και κλασικές προβλέψεις. Η παρουσιαζόμενη μέθοδος έχει καλή απόδοση πρόβλεψης για χρονοσειρές με και χωρίς ακραίες τιμές. Η μέθοδος τρέχει χρησιμοποιώντας πραγματικά δεδομένα και ενσωματώνοντας τάσεις και εποχικότητα. Η δημοσίευση αυτή πραγματεύεται προβλέψεις στη ζήτηση της εφοδιαστικής αλυσίδας και χρησιμοποιεί τις μεθόδους Exponential Smoothing και Holt–Winters Smoothing.
- **van Veen (2020)** : Αυτή η δημοσίευση πραγματεύεται την πρόβλεψη της ζήτησης για οδηγούς φορτηγών έτσι ώστε να βελτιστοποιήσουν την επιχείρηση και την εφοδιαστική αλυσίδα της. Βασίζεται στη μέθοδο Design Science Research Methodology Process Model για την εξαγωγή συμπερασμάτων. Επίσης χρησιμοποιούνται τεχνικές Support Vector Machine technique και Linear Regression έτσι ώστε να γίνει η απαιτούμενη πρόβλεψη στη ζήτηση.
- **Wang et al. (2019)** : Αυτή η έρευνα παρουσιάζει ένα νέο πλαίσιο για να επισημάνει τα ακόλουθα ζητήματα: (1) Τα μοντέλα χρονοσειρών κατασκευάζονται για να εξυπηρετούν την αστάθεια των προϊόντων και να διεξάγουν προβλέψεις ζήτησης. (2) Η μέθοδος VAR (Vector autoregression)

χρησιμοποιείται για να συλλάβει τη διαδραστική δυναμική των μελών της εφοδιαστικής αλυσίδας για τη διεξαγωγή οικονομικής εκτίμησης. (3) Οι μέθοδοι παλινδρόμησης εφαρμόζονται για τη διεξαγωγή αναλύσεων ευαισθησίας που μπορούν να μετρήσουν τον αντίκτυπο στα έσοδα από πωλήσεις μιας επιχείρησης μεταβάλλοντας έναν συγκεκριμένο προγνωστικό παράγοντα. Σε αυτή τη δημοσίευση λοιπόν χρησιμοποιείται η μέθοδος ARIMA για την πρόβλεψη ζήτησης στην εφοδιαστική αλυσίδα ημιαγωγών.

- **Zhu et al. (2018)** : Σε αυτό το άρθρο παρουσιάζεται το συνεργατικό πλαίσιο της πρόβλεψης ζήτησης. Αναλύονται οι βασικοί παράγοντες συντονισμού της πρόβλεψης ζήτησης σε διαφορετικά στάδια πρόβλεψης. Εν συνεχεία επιβεβαιώνεται η μέθοδος duplicate combined forecast για χρονοσειρές βάσει των παραγόντων που επηρεάζουν τη ζήτηση των γεωργικών μέσων. Το GM (1,1) χρησιμοποιείται στο μοντέλο για την πρόβλεψη των διακυμάνσεων των στοιχείων της μακροπρόθεσμης τάσης. Οι μέθοδοι neural network BP και ARIMA χρησιμοποιούνται για την προσομοίωση περιοδικών διακυμάνσεων των αντικειμένων. Ο αλγόριθμος ‘Particle swarm’ χρησιμοποιείται για την επιβεβαίωση του παραπάνω συνδυασμένου μοντέλου. Συμπερασματικά, μοντέλο “duplicate combined forecast “ ισχύει για την πρόβλεψη της ζήτησης γεωργικών μέσων που επηρεάζονται από μακροπρόθεσμες τάσεις και από περιοδικότητες σε διακυμαντικούς παράγοντες.
- **Al-Musaylh et al. (2018)** : Στη δημοσίευση αυτή διαφαίνεται η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας με μοντέλα MARS, SVR και ARIMA χρησιμοποιώντας συγκεντρωτικά δεδομένα ζήτησης στο Queensland της Αυστραλίας.
- **Ziser et al. (2012)** : Ένας σημαντικός παράγοντας του σχεδιασμού του δικτύου ηλεκτρικής ενέργειας είναι να εξασφαλιστεί η μελλοντική δυνατότητα εφοδιασμού, μέσω της παραγωγής και της ανάπτυξης. Οι ακριβείς προβλέψεις της μέγιστης ζήτησης αποτελούν κρίσιμο παράγοντα αυτής της διαδικασίας διότι ακόμα και οι μελλοντικές καιρικές συνθήκες επηρεάζουν κατά μεγάλο βαθμό την ακρίβεια των προβλέψεων. Επομένως αυτή η δημοσίευση αναλύει προβλεπτικά μοντέλα με βάση τη ζήτηση της ηλεκτρικής ενέργειας στο μέλλον.

Στα πλαίσια της εργασίας αυτής, παρουσιάστηκε η ανάγκη να βρεθούν κάποιες δημοσιεύσεις που παρουσιάζουν γενικά την πρόβλεψη σαν έννοια στις εφοδιαστικές αλυσίδες.

Λόγω της μεγάλης αναγκαιότητας της Διοίκησης Εφοδιαστικής Αλυσίδας, είναι υποχρεωτικό τα στελέχη της εκάστοτε εταιρείας να κατανοούν και να αποδέχονται την ύπαρξή της. Ωστόσο, αυτό δε συμβαίνει πάντα. Η δημοσίευση των **Smith et al. (2007)**, επικεντρώνεται στην έρευνα πάνω σε εταιρείες, ώστε να βγει το συμπέρασμα αν τα στελέχη της κάθε εταιρείας αντιλαμβάνονται την αναγκαιότητα της Διοίκησης Εφοδιαστικής Αλυσίδας, καθώς και να καταγραφούν οι απόψεις τους, γενικά, πάνω στην έννοια της πρόβλεψης.

Συνεχίζοντας την έρευνα για την επίδραση του ανθρώπινου παράγοντα στις επιχειρήσεις, μελετήθηκε η δημοσίευση των **Oliva et al. (2009)**, η οποία πραγματεύεται μια άλλη πτυχή των προβλέψεων στις επιχειρήσεις. Ότι οι παράγοντες που επηρεάζουν την πρόβλεψη και κατά συνέπεια μπορούν να την καταστήσουν λανθασμένη, χωρίζονται σε εκούσιους και ακούσιους. Ακούσιοι είναι αυτοί που προκύπτουν λόγω λανθασμένης ή ελλιπούς πληροφορίας, και εκούσιοι εκείνοι που προκύπτουν λόγω πολιτικής της εκάστοτε εταιρείας, ή μέχρι και συμφερόντων των στελεχών.

Εξίσου ενδιαφέρουσα είναι μια δημοσίευση των **Weller et al. (2012)**, η οποία πρόκειται για μια μελέτη πάνω στην συνεργατική πρόβλεψη. Τα ευρήματα που παρουσιάζονται είναι βασισμένα στα αποτελέσματα ενός διαδικτυακού ερωτηματολογίου στο οποίο συμμετείχαν πάνω από 200 επαγγελματίες που ασχολούνται με το σχεδιασμό και την πρόβλεψη της ζήτησης, από πολλές διαφορετικού μεγέθους εταιρείες. Από μικρές και μικρομεσαίες έως και μεγάλες πολυεθνικές.

Παρόλο που οι περισσότερες επιχειρήσεις έχουν αναγνωρίσει την πρόβλεψη ως απαραίτητο εργαλείο για τη βελτιστοποίηση της λειτουργίας της εφοδιαστικής τους αλυσίδας, υπάρχουν ακόμα πολλές που την αγνοούν και στηρίζονται σε εμπειρικές μεθόδους για το σχεδιασμό της παραγωγής (κατασκευαστές) ή της αναπαραγωγής (μεταπωλητές). Αυτό το φαινόμενο συναντάται στη δημοσίευση των **Syntetos et al. (2016)**, η οποία είναι ουσιαστικά μια βιβλιογραφική ανασκόπηση που έχει στόχο τη σύνδεση της θεωρίας των προβλέψεων της Εφοδιαστικής αλυσίδας με την πράξη.

Ανά τα χρόνια, οι απαιτήσεις της λειτουργίας μιας εφοδιαστικής αλυσίδας έχουν αυξηθεί. Καθώς απαιτείται οι αλυσίδες να γίνονται όλο και πιο αποτελεσματικές και γρήγορες, καθίστανται ταυτόχρονα «εύθραυστες», που σημαίνει ότι είναι ευαίσθητες σε διαταραχές της ζήτησης. Στη δημοσίευση των **Samvedi et al. (2013)**, μελετώνται και εφαρμόζονται τρία διαφορετικά μοντέλα πρόβλεψης (*moving average*, *weighted moving average* και *exponential smoothing*), τόσο σε σημεία εξισορροπημένης ζήτησης, όσο και σε σημεία με διαταραχές.

Στην ίδια κατεύθυνση και λίγο περισσότερο εις βάθος μπαίνει η δημοσίευση του **Rajesh (2016)**. Συγκεκριμένα, εφαρμόζεται ένα μοντέλο πρόβλεψης (*grey prediction*) ώστε να εκτιμηθεί η αντοχή ενός συστήματος σε διαταραχές. Το σύστημα αφορά την εφοδιαστική αλυσίδα ενός ινδικού κατασκευαστή ηλεκτρονικών. Για να επιτευχθεί μια επαρκής πρόβλεψη της αντοχής, πρέπει τα δεδομένα που εισάγονται στο μοντέλο να μορφοποιούνται κατάλληλα, πράγμα που επιτυγχάνεται με την σωστή μέτρηση του σφάλματος.

Μια τελείως διαφορετική κατεύθυνση που μπορεί να ακολουθηθεί, είναι η πρόβλεψη της αγοράς. Αν μια εταιρεία μπορεί να προβλέπει πως κινείται η αγορά, θα μπορεί και να προβλέπει τις τιμές της. Ως γνωστόν, η τιμή των προϊόντων εξαρτάται από τη ζήτηση και γενική από την τάση της αγοράς. Για τις αποφάσεις μιας εταιρείας, λοιπόν, είναι απαραίτητο να γνωρίζει την πορεία της αγοράς, πράγμα που αναφέρεται στη δημοσίευση των **Kiekintveld et al. (2009)**. Στη συγκεκριμένη δημοσίευση παρουσιάζονται μέθοδοι που εφαρμόζει ένας επαγγελματίας *trade agent* ώστε να μπορεί να προβλέπει τις τιμές της αγοράς.

Στην ίδια κατεύθυνση, δηλαδή σε αυτή της πρόβλεψης της συμπεριφοράς των καταναλωτών, και ως συνέπεια της αγοράς, κινείται και η δημοσίευση των **Boone et al. (2019)**. Πιο συγκεκριμένα, ασχολείται με την επιρροή της αύξησης του όγκου της πληροφορίας (λόγω της ανάπτυξης της τεχνολογίας και των συστημάτων συλλογής στοιχείων), στην εφοδιαστική αλυσίδα και τις προβλέψεις. Εξετάζει εάν είναι εφικτό αυτή η αυξημένη πληροφορία, να οδηγήσει σε μια βελτιωμένη πρόβλεψη της συμπεριφοράς των καταναλωτών.

4.3 Άλλες Μεθοδολογίες

Στη συνέχεια παρουσιάζονται κάποιες δημοσιεύσεις οι οποίες αξίζουν να αναφερθούν λόγω της ενδιαφέρουσας μεθοδολογίας που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη, καθώς οι προτεινόμενες μεθοδολογίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν ευρέως και για άλλες χρήσεις πέραν των παρουσιαζόμενων.

- **Adrian et. Al (2019)** : Πολλές μελέτες έχουν βγάλει διάφορα αποτελέσματα στο πέρας των χρόνων. Οι τεχνικές εξαγωγής των αποτελεσμάτων υποπέφτουν σε δύο γενικές κατηγορίες, τις στατιστικές και τις “soft” υπολογιστικές τεχνικές. Οι στατιστικές τεχνικές περιέχουν και την τεχνική ARIMA ανάμεσα σε άλλες μεθόδους που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη χρονοσειρών. (exponential smoothing and autoregressive integrated moving average). Η τεχνική ARIMA ή αλλιώς γνωστή ως Box-Jenkins είναι ευρέως χρησιμοποιούμενη στην ανάλυση πρόβλεψης. Η μέθοδος ARIMA χρησιμοποιεί προηγούμενα σφάλματα στην εκτίμηση πρόβλεψης όπως και παλιά στοιχεία-αποτελέσματα των σειρών δεδομένων. Τα μοντέλα ARIMA είναι σχετικά πιο “εύρωστα” και αποτελεσματικά από πιο περίτεχνα δομικά μοντέλα σε σχέση με την βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη. Σε αυτό το paper χρησιμοποιήθηκαν τα μοντέλα ARIMA και artificial neural networks για την πρόβλεψη των τιμών CO₂ τα επόμενα 2 χρόνια (μετά το 2019, όπου και αναφέρεται αυτή η δημοσίευση). Τα αποτελέσματα που προέκυψαν με τη χρήση ARIMA φαίνεται να έχουν κάνει μια ικανοποιητική πρόβλεψη στην επικείμενη περίπτωση.
- **Zhang et. Al (2018)** : Αυτή η δημοσίευση αναλύει την εφαρμογή βελτιωμένης neural network μεθόδου (BP) βάσει δεδομένων δικτύου εφοδιαστικής αλυσίδας ηλεκτρονικού εμπορίου στην πρόβλεψη του όγκου εξαγωγών προϊόντων. Με στόχο τα υπάρχοντα προβλήματα στην πρόβλεψη παραγωγής και εξαγωγής της υδατοκαλλιέργειας, προτείνεται ένα μοντέλο πρόβλεψης απόδοσης που βασίζεται στον αλγόριθμο BP Neural Network. Στη συνέχεια προτείνεται ένα σύνολο αλγορίθμων για τη βελτιστοποίηση της προαναφερθείσας μεθόδου BP (BPNN). Για το φιλτράρισμα των δεδομένων χρησιμοποιείται η μέθοδος “data mining”. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι το μοντέλο έχει ένα πλεονέκτημα στη

δημιουργία μεγάλου αριθμού δεδομένων ιστορικού. Επιπλέον μπορεί να μειώσει τον χρόνο μοντελοποίησης του προβλήματος καθώς και να εξάγει ικανοποιητικά αποτελέσματα πρόβλεψης συνδυάζοντας τα δεδομένα πωλήσεων e-commerce. Συμπερασματικά, παρέχεται μια νέα εφικτή μέθοδος για την πρόβλεψη εξαγωγής υδρόβιων προϊόντων

- **Thomassey et. Al (2010)** : Αυτή η δημοσίευση πραγματεύεται προβλέψεις πωλήσεων στη βιομηχανία ενδυμάτων. Όπως πολλές άλλες, οι εταιρείες κλωστοϋφαντουργικών ειδών ένδυσης πρέπει να αντιμετωπίσουν ένα πολύ ανταγωνιστικό περιβάλλον και να ικανοποιούν τις διαρκώς αυξανόμενες απαιτήσεις των καταναλωτών. Έτσι, για να παραμείνουν ανταγωνιστικές, οι εταιρείες βασίζονται σε εξελιγμένα πληροφοριακά συστήματα και δεξιότητες στον τομέα των logistics αναπτύσσοντας ιδιαίτερα ακριβή και αξιόπιστα συστήματα πρόβλεψης. Ωστόσο, οι προβλέψεις πρέπει να υπακούσουν σε κάποιους περιορισμούς της αγοράς, όπως για παράδειγμα την ευμετάβλητη ζήτηση, την εποχικότητα, τον μεγάλο αριθμό αντικειμένων με σύντομο κύκλο ζωής ή την έλλειψη δεδομένων ιστορικού. Για την ανταπόκριση, οι εταιρείες έχουν εφαρμόσει συγκεκριμένα συστήματα πρόβλεψης άλλες φορές πιο απλά άλλες φορές πιο ισχυρά. Μια λύση θα μπορούσε να είναι ο συνδυασμός των neural και fuzzy τεχνικών (Thomassey et al., 2004). Τα νευρο-ασαφή συστήματα όπως το ANFIS (Jang, 1993) είναι σε θέση να μεταφράσουν συστήματα με ασαφή συμπεράσματα σε “neural networks”. Η εφαρμογή ενός νευρο-ασαφούς συστήματος έχει ως αποτέλεσμα μια καλύτερη ερμηνεία μοντέλου (Kuo και Xue, 1999) επιτρέποντας στον χειριστή να προσαρμόσει ορισμένες παραμέτρους, όπως για παράδειγμα τις παραμέτρους εισόδου.
- **McCarthy et. Al (2002)** : Η πρόβλεψη πωλήσεων και η συνεργασία είναι δύο επιχειρηματικά φαινόμενα που αναγνωρίζεται ανεξάρτητα η συνεισφορά τους την επίδοση των εταιρειών. Η παρούσα έρευνα χρησιμοποιεί μεθοδολογία “case study” για να διερευνήσει τις συνεργασίες που θα επιτευχθούν από το συνδυασμό των δύο διαδικασιών. Πραγματοποιήθηκαν συνεντεύξεις με στελέχη τριών εταιρειών που ασχολούνται επί του παρόντος με συνεργατικές προβλέψεις στην εφοδιαστική αλυσίδα. Τα αποτελέσματα αποκάλυψαν μοναδικές προσεγγίσεις στη συλλογική πρόβλεψη που παρακάμπτουν τους αναστολείς του συλλογικού σχεδιασμού, της πρόβλεψης και του

“replenishment ”. Αποφέρεται ουσιαστική βελτίωση στην απόδοση της εταιρείας και της εφοδιαστικής αλυσίδας , όπως και αυξημένη ανταπόκριση, διασφάλιση διαθεσιμότητας προϊόντων, βελτιστοποιημένο απόθεμα και κόστος και αυξημένα έσοδα και κέρδη. Χρησιμοποιείται η μέθοδος CPFRR.

- **Maia et. Al (2007) :** Σε αυτή τη δημοσίευση εξετάζονται προβλεπτικά μοντέλα για την πρόβλεψη καιρού με nonparametric statistical tests, genetic framework. Πολλά συστήματα στατιστικών προβλέψεων βρίσκονται σε ευρεία διάθεση. Για να είναι τόσο χρήσιμα όσο και ακριβή στη λήψη αποφάσεων, αυτά τα συστήματα πρέπει να βασίζονται σε αποδεδειγμένα στοιχεία που προκύπτουν από έγκυρους μηχανισμούς. Επίσης τα αποτελέσματα που εξάγουν είναι θεμιτό να παρέχουν κάποια ποσοτικά στοιχεία σε σχέση με την ποιότητα των δεδομένων και των εξαγόμενων αποτελεσμάτων. Πολλές φορές όμως οι ποιότητα των δεδομένων είναι μια κακώς ορισμένη ποσότητα. Πιο συγκεκριμένα οι δημιουργοί και οι χρήστες τέτοιων συστημάτων πρόβλεψης δεν είναι σαφείς σχετικά με τον ορισμό της “ποιότητας” και πώς αυτή η έννοια μπορεί να μετρηθεί και να ποσοτικοποιηθεί γεγονός το οποίο οδηγεί σε σύγχυση και παραπληροφόρηση. Παρουσιάζεται ένα γενικό πλαίσιο που ποσοτικοποιεί την “ποιότητα” των προβλέψεων χρησιμοποιώντας μια “inferential” προσέγγιση για τον υπολογισμό κάποιων επιπέδων σημασίας (τιμές p), τα οποία μπορούν να ληφθούν είτε εφαρμόζοντας απευθείας μη παραμετρικά στατιστικά tests όπως Kruskal-Wallis (KW) ή Kolmogorov-Smirnov (KS) ή με τη χρήση μεθόδων Monte Carlo. Μόλις μετατραπούν σε τιμές p , αυτά τα μέτρα ποιότητας πρόβλεψης καθιστούν δυνατή την αντικειμενική αξιολόγηση και σύγκριση δεικτών ποιότητας πρόβλεψης σε σύνολα δεδομένων και συστήματα πρόβλεψης. Η ανάλυση καταδεικνύει τη σημασία της παροχής και χρήσης τιμών p αντί των αυθαίρετων τιμών που λαμβάνονται (όπως 0,05 ή 0,01), κάτι το οποίο είναι συνήθης πρακτική, αλλά δεν εγγυάται απαραίτητα τα σωστά αποτελέσματα.

4.4 Σύνοψη

Συνοπτικά λοιπόν παρουσιάζονται τα εξής αποτελέσματα. Συλλέχθηκαν και μελετήθηκαν 52 δημοσιεύσεις.

- Πηγή : Google Scholar
- Οι οποίες ταξινομούνται ως εξής :
 1. Χρονολογίες
 2. Τύπος Πρόβλεψης
 3. Μεθοδολογία
 4. Συσχετισμός Παραμέτρων

4.5 Αξιίζει να αναφέρουμε:

Kim et. Al (2003)

- Λαμβάνοντας υπόψιν ένα σύστημα στο οποίο είναι αναγκαία η πρόβλεψη της ζήτησης, εξετάζεται το κόστος που μπορεί να έχει στο σύστημα η υποβέλτιστη πρόβλεψη.
- Exponential Smoothing with Correlated Demands.

Narayanan et. Al (2019)

- Εξετάζεται τι συμβαίνει στην πρόβλεψη ακρίβειας για προγραμματισμό ζήτησης και εκτέλεσης παραγγελιών, όταν η πρόβλεψη ζήτησης βασίζεται σε εντολές POS, λιανικής πώλησης ή κέντρου διανομής.
- Moving Average, Exponential Smoothing, Holts-Winters Method

4.6 Αναφορές

Οι δημοσιεύσεις με τις περισσότερες αναφορές είναι οι εξής :

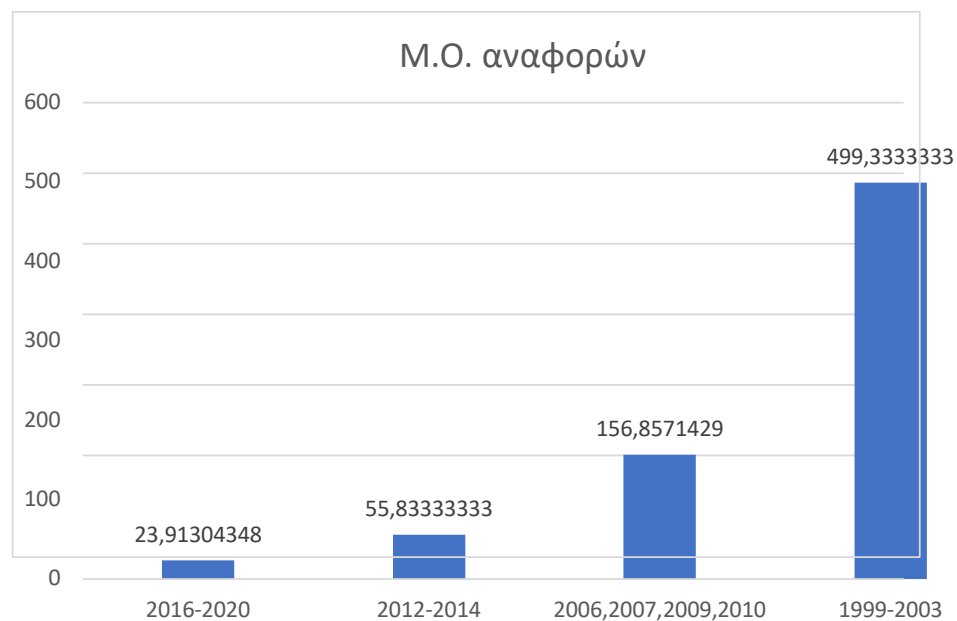
- Για το χρονολογικό group 2016-2020 : Synetos et. Al (2016) με 172 αναφορές
- Για το χρονολογικό group 2012-2014 : Eksoz et. Al (2014) με 98 αναφορές
- Για το χρονολογικό group 2006-2010 : Fildes et Al (2009) με 396 αναφορές
- Για το χρονολογικό group 1999-2003 : Chen et. Al (2000) με 2.484 αναφορές

Όσον αφορά την σχετικότητα των δημοσιεύσεων και την ισχύ αυτών σχετικά με το περιεχόμενο αυτής της διπλωματικής, παρακάτω χωρίζουμε σε τέσσερις χρονολογικές περιόδους τις δημοσιεύσεις, από τις πιο πρόσφατες στις πιο παλιές. Σχολιάζουμε το γεγονός ότι οι πρόσφατες δημοσιεύσεις, μπορεί να μην έχουν τόσες αναφορές όσο οι παλαιότερες και αυτό είναι λογικό. Παρατηρούμε ότι όσο παλαιότερη είναι μια δημοσίευση, τόσο περισσότερες αναφορές θα έχει, όμως η μελέτη προσφάτων δημοσιεύσεων (που άλλωστε στηρίζονται στις γνώσεις και παρατηρήσεις που αποκομίζονται από τις παλαιότερες δημοσιεύσεις) είναι αναγκαίο να συμπεριληφθεί καθώς περιγράφει τις τάσεις της εποχής που διανύουμε και άρα είναι επίκαιρη.

Παρακάτω παρατίθενται τα δεδομένα των αναφορών κατηγοριοποιημένα σε τέσσερα χρονολογικά groups και το διάγραμμα του μέσου όρων των αναφορών ανά χρονολογικό group.

Πίνακας 1: Μέσος Όρος αναφορών

Αριθμός Δημοσιεύσεων	Χρονολογία	Μ.Ο. αναφορών
23	2016-2020	23,91304348
6	2012-2014	55,83333333
14	2006,2007,2009,2010	156,8571429
9	1999-2003	499,3333333



Εικόνα 26: Μ.Ο. Αναφορών

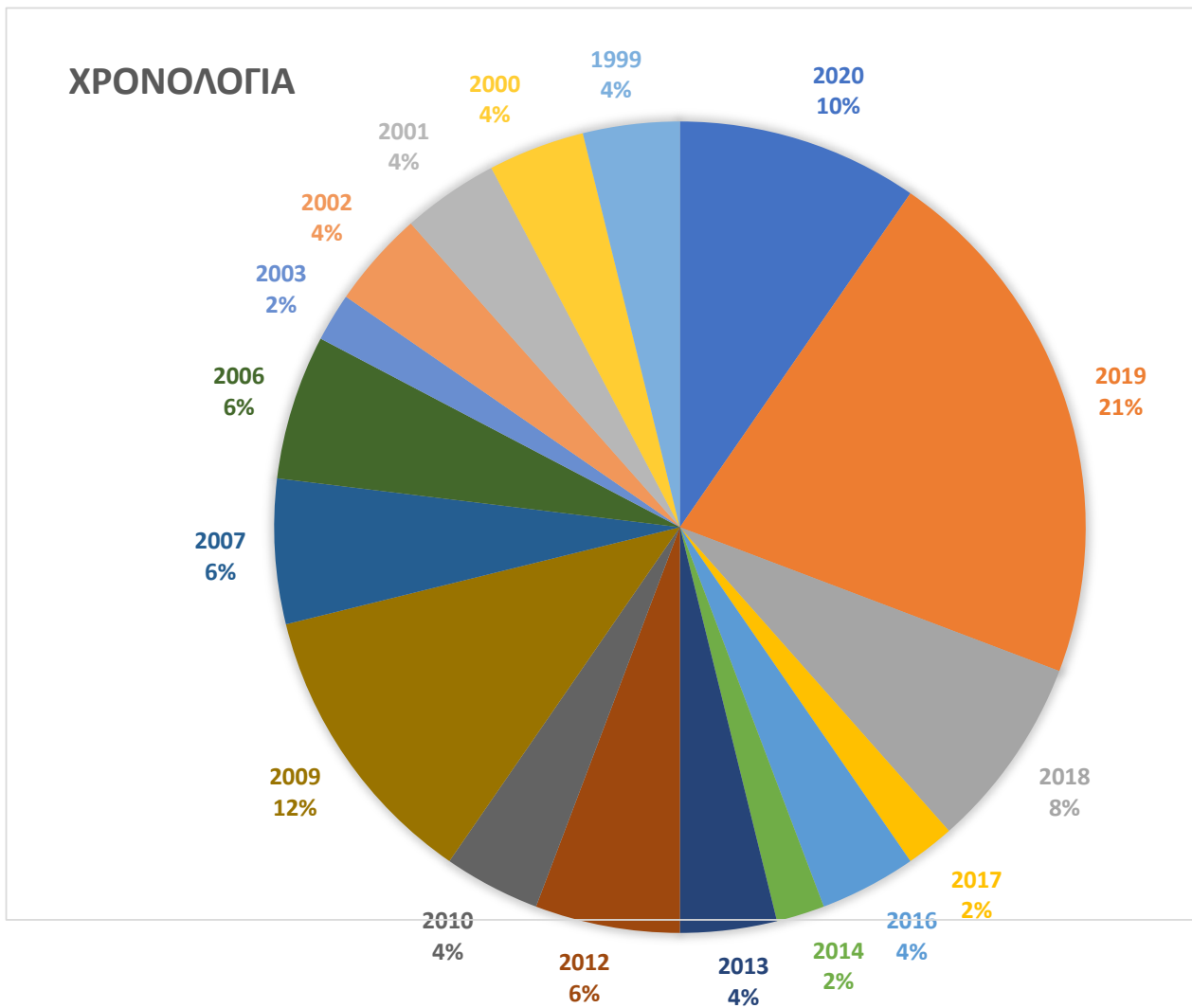
Chapter 5. Στατιστική Ανασκόπηση της Βιβλιογραφίας

5.1 Με βάση Χρονολογίες

Πίνακας 2: Χρονολογίες

Δημοσίευση	Χρονολογία	Αριθμός	Ποσοστό (%)
Yi-Hui Liang , Abolghasemi et. Al, Singh Chouhan et. Al, Nikolopoulos et. Al, van Veen	2020	5	9,615384615
Pelin Minseok et. Al, Adrian et. Al, Fanoodi et. Al, Fu et. Al, Narayanan et. Al, Seitz et. Al, Wang et. Al, Yang et al, Zhang et. Al, Boone et al., Perera et al.	2019	11	21,15384615
Al-Musayth et. Al, Singhy et. Al, Zhang et. Al, Zhu et. Al	2018	4	7,692307692
Ali et. Al	2017	1	1,923076923
Rajesh. Syntetos et al.	2016	2	3,846153846
Ekozy et al.	2014	1	1,923076923
Babai et al., Samvedi et al.	2013	2	3,846153846
Ziser et. Al, Acar et al., Weller et al.	2012	3	5,769230769
Thomassey et. Al, Fildes et al.	2010	2	3,846153846
Gelper et. Al, Ferbar et al., Fildes et al., Kiekiintveld et al., Nakano, Oliva et al.	2009	6	11,53846154
Forslund et. Al , Maia et. Al, Smith et al.	2007	3	5,769230769
Liang et. Al, Yue et. Al, Hosoda et al.	2006	3	5,769230769
Kim et al.	2003	1	1,923076923
McCarthy et. Al, Zhao et al.	2002	2	3,846153846
Aviv, Zhao et al.	2001	2	3,846153846
Chen et al., Helms et al.	2000	2	3,846153846
Chen et al., Raghunathan	1999	2	3,846153846
		52	

Εικόνα 27: Κατανομή Χρονολογιών

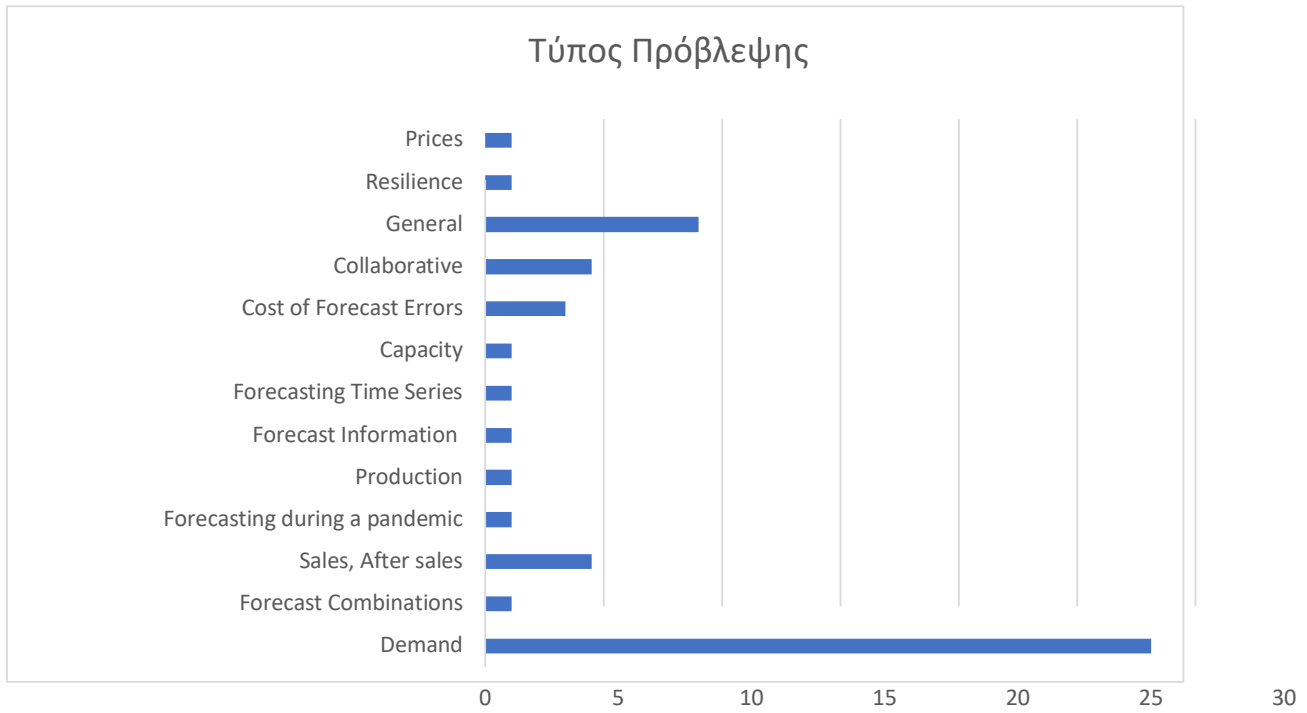


5.2 Με βάση τον τύπο πρόβλεψης

Πίνακας 3: Τύπος Πρόβλεψης

Δημοσίευση	Τύπος Πρόβλεψης	Αριθμός	Percentage(%)
Abolghasemi et. Al, Fanoodi et. Al, Fu et. Al, Singh Chouhan et. Al, Liang et. Al, Narayanan et. Al, Seitz et. Al, Singhy et. Al, Gelper et. Al, van Veen, Wang et. Al, Yue et. Al, Zhu et. Al, Al-Musaylh et. Al, Ali et. Al, Ziser et. Al, Maia et. Al, Chen et al., Helms et al., Zhao et al., Fildes et al., Acar et al., Babai et al., Perera et al.	Demand	25	48,07692308
Yang et. Al	Forecast Combinations	1	1,923076923
Zhang et. Al, Thomassey et. Al, McCarthy et. Al, Boone et al.	Sales, Aftersales	4	7,692307692
Nikolopoulos et. Al	Forecasting during a pandemic	1	1,923076923
Zhang et. Al, Liang	Production	1	1,923076923
Forslund et. Al	Forecast Information	1	1,923076923
Adrian et. Al	Forecasting Time Series	1	1,923076923
Pekgun et. al	Capacity	1	1,923076923
Zhao et al., Kim et al., Fildes et al.	Cost of Forecast Errors	3	5,769230769
Raghunathan, Aviv, Nakano, Eksoz et al.	Collaborative	4	7,692307692
Smith et al., Oliva et al., Samvedi et al., Syntetos et al., Weller et al., Chen et al., Hosoda et al., Fildes et al.	General	8	15,38461538
Rajesh	Resilience	1	1,923076923
Kiekintveld et al.	Prices	1	1,923076923
		52	

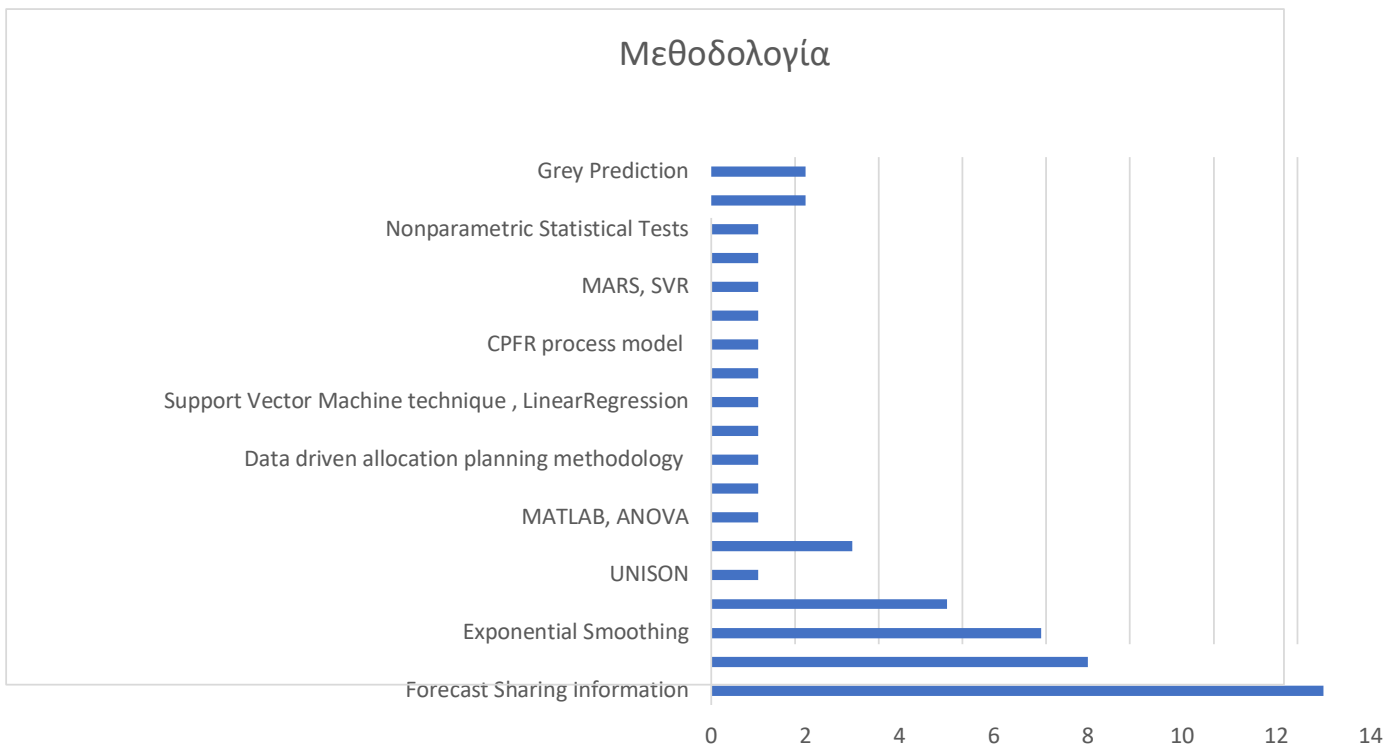
Εικόνα 28: Τύπος Πρόβλεψης



5.3 Μεθοδολογία

Δημοσίευση	Μεθοδολογία	Αριθμός	Percentage (%)
Pegkun et. Al, Forslund et. Al, Nikolopoulos et. Al, Yang et. Al, Yue et. Al, Zhang et. Al (2019), Ali et. Al, Aviv, Eksöz et al., Helms et al., Zhao et al., Oliva et al., Syntetos et al.	Forecast Sharing Information	13	25
Abolghasemi et. Al, Adrian et. Al, Fanooodi et. Al, Wang et. Al, Zhu et. Al, Al-Musaylh et. Al, Ali et. Al, Babal et al.	ARIMA	8	15,38461538
Abolghasemi et. Al, Singh Chouhan et. Al, Narayanan et. Al, Gelper et. Al, Kim et al., Acar et al., Ferbar et al.	Exponential Smoothing	7	13,46153846
Adrian et. Al, Zhang et. Al, Zhu et. Al, Thomassey et. Al, Liang	Neural Network Methods	5	9,615384615
Fu et. Al	UNISON	1	1,923076923
Singh Chouhan et. Al, Ali et. Al, Chen et al.	Moving Average	3	5,769230769
Singh Chouhan et. Al	MATLAB, ANOVA	1	1,923076923
Narayanan et. Al	Genetic Algorithms	1	1,923076923
Seitz et. al	Data driven allocation planning methodology	1	1,923076923
Singhy et. Al	Structural Equation Modeling with AMOS Graphics.	1	1,923076923
van Veen	Support Vector Machine technique	1	1,923076923
Zhang et. Al	Particle Swarm	1	1,923076923
McCarthy et. Al	CPFR process model	1	1,923076923
Liang	Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastic (GARCH)	1	1,923076923
Al-Musaylh et. al	MARS, SVR	1	1,923076923
Ziser et. Al	BPN, SVR	1	1,923076923
Mata et. Al	Nonparametric Statistical Tests	1	1,923076923
Narayanan et. Al, Gelper et. Al	Holt - Winter's Method	2	3,846153846
Samvedi et al., Rajesh	Grey Prediction	2	3,846153846
		52	

Πίνακας 4: Μεθοδολογία

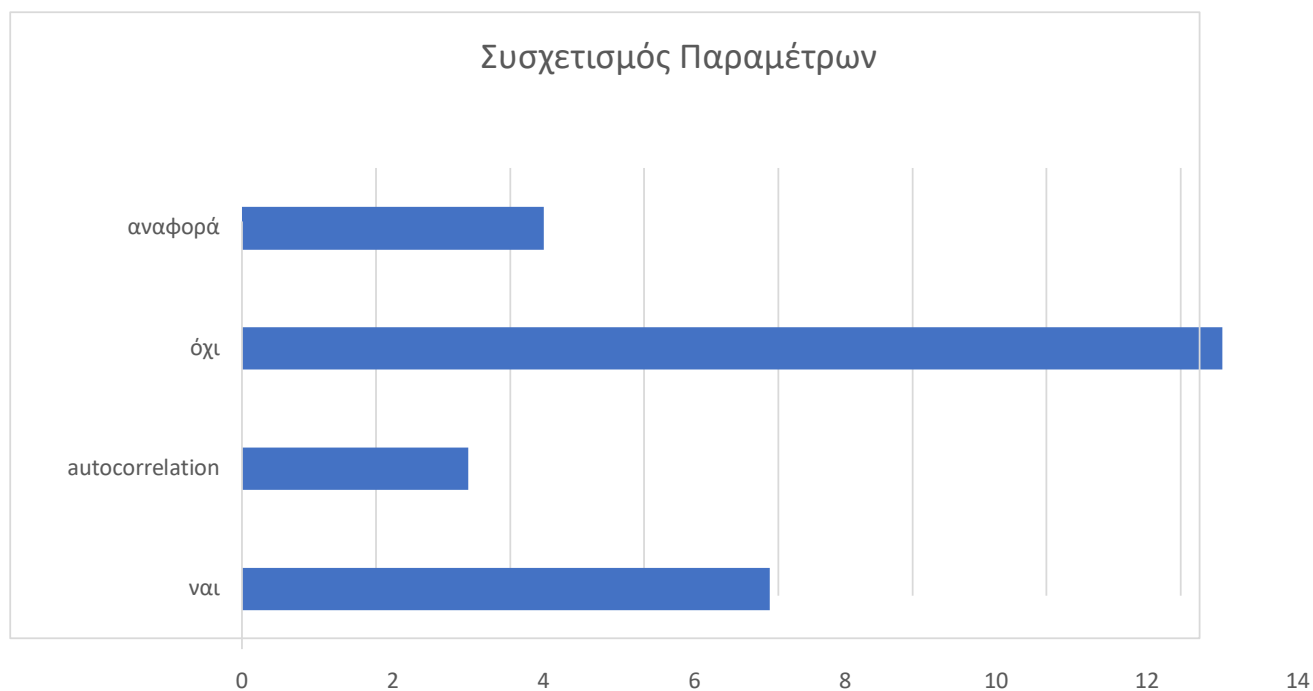


Εικόνα 29: Μεθοδολογία

5.4 Συσχετισμός Παραμέτρων

Πίνακας 5: Συσχετισμός Παραμέτρων

Δημοσίευση	Συσχετισμός Παραμέτρων	Αριθμός	Percentage(%)
Pegkun et. Al, Fanoodi et. Al , Singhry et. Al , Yue et. Al ,Zhu et. Al , Al-Musaylh et. al , Ziser et. Al	ναι	7	25,92592593
Abolghasemi et. Al ,Adrian et. Al , Maia et. Al	autocorrelation	3	11,11111111
Forslund et. Al , Singh Chouhan et. Al , Liang et. Al , Narayanan et. Al ,Nikolopoulos et. Al , Gelper et. Al , van Veen , Wang et. Al , Yang et. Al ,Zhang et. Al (2018) , Zhang et. Al (2019) , McCarthy et. Al ,Ali et. Al	όχι		48,14814815
Fu et. Al , Seitz et. Al , Thomassey et. Al , Liang	αναφορά	4	14,81481481
		27	51,85185185



Εικόνα 30: Συσχετισμός Παραμέτρων

Chapter 6. Test Case και Αποτελέσματα

Εφόσον μελετήθηκε εκτενώς η βιβλιογραφία, είμαστε έτοιμοι να εφαρμόσουμε κάποιες από τις πιο διαδεδομένες μεθόδους σε ένα test case. Τα αποτελέσματα του οποίου χρησιμεύουν στη μεταξύ τους σύγκριση, έτσι ώστε να δούμε ποια μέθοδος θα ωφελούσε να χρησιμοποιήσουμε σε μια αντίστοιχη περίπτωση εφοδιαστικής αλυσίδας.

Συλλέξαμε δεδομένα από ένα πρατήριο καυσίμων στην πόλη του Βόλου. Στη συνέχεια γκρουπάρουμε αυτά τα δεδομένα σε σχέση με τους πελάτες που προμηθεύει το πρατήριο, τις περιοχές και τα χρονικά διαστήματα κατά τα οποία συμβαίνουν οι συναλλαγές. Για λόγους διακριτικότητας παρουσιάζουμε τους πελάτες ως «Πελάτης ένα, δύο, ... κ.ο.κ. ».

Οι μέθοδοι που θα χρησιμοποιηθούν είναι οι :

- 3-day Moving Average
- 4-day Moving Average
- Time Series Linear Regression
- Holt's Method
- Support Vector Machine Regression/Classification

Τα δεδομένα θα ομαδοποιηθούν σε σχέση με :

- Τους πελάτες
- Τις περιοχές
- Τα χρονικά πλαίσια

6.2 Moving Average

Παρακάτω παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της μεθόδου “3 day Moving Average” και “4 day Moving Average”.

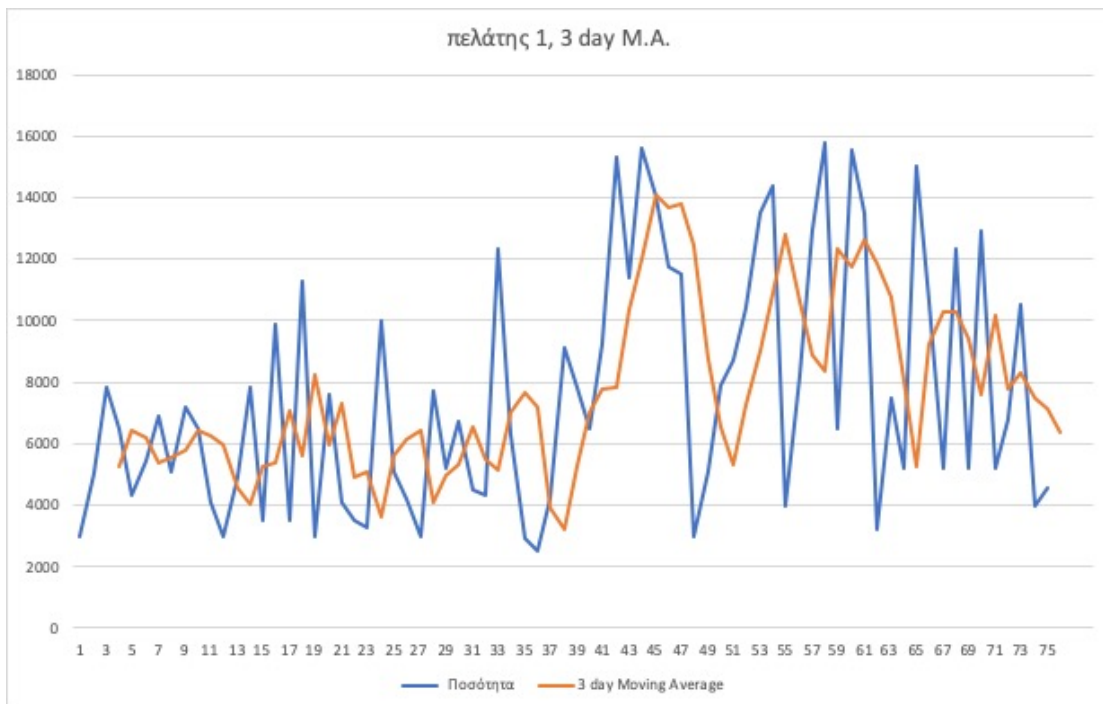
Παρατίθενται οι πιο χαρακτηριστικές περιπτώσεις με τα περισσότερα δεδομένα, οι οποίες όπως θα δούμε και με την παρουσίαση των επόμενων μεθοδολογιών, δεν αποτελούν αρκετά ακριβείς προσεγγίσεις, λόγω του σχετικά μικρού όγκου δεδομένων. Παρατηρούμε, λοιπόν, ότι κατά τη χρήση των μεθόδων “4 day Moving Average” και “3 day Moving Average” τα προκύπτοντα αποτελέσματα δεν είναι ικανοποιητικά.

Παρακάτω παρατίθενται κάποια ενδεικτικά παραδείγματα των προσεγγίσεων με τα περισσότερα δεδομένα που πήραμε από αυτές τις μεθόδους.

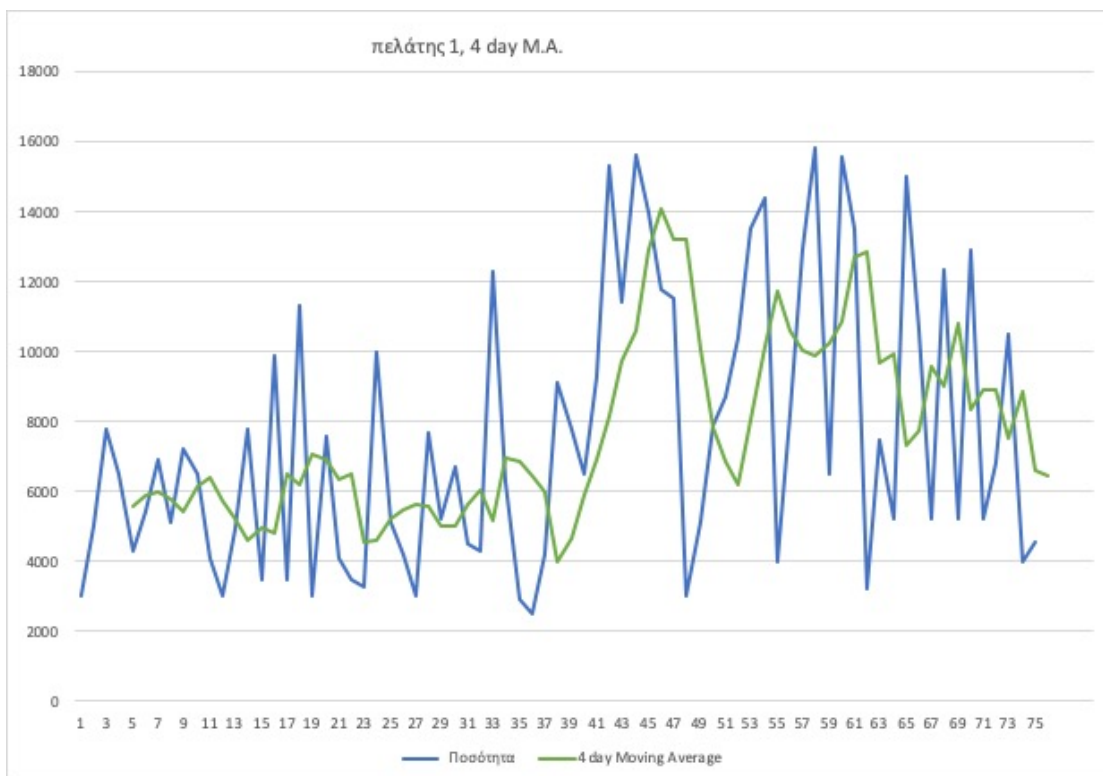
Σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιούμε την απλή μέθοδο Κινούμενου Μέσου ή αλλιώς Simple Moving Average έτσι ώστε να προσπαθήσουμε να μετριάσουμε τυχαίες απότομες μεταβολές στις τιμές σε ένα συγκεκριμένο χρονικό πλαίσιο. Επί της ουσίας κατά την 3 day Moving Average, χρησιμοποιείται ο υπολογισμός που χρησιμοποιεί τον αριθμητικό μέσο των τριών προηγούμενων δεδομένων τιμών από την τιμή που θα εξαχθεί ως αποτέλεσμα (και για την 4 day Moving Average των τεσσάρων προηγούμενων δεδομένων τιμών αντίστοιχα), στο αντίστοιχο χρονικό διάστημα που προέκυψαν τα δεδομένα. Στην περίπτωση που μελετάται, επειδή το χρονικό διάστημα που συλλέγονται τα δεδομένα ή και τα δεδομένα αυτά κάθε αυτά που δημιουργούν τους μέσους δεν είναι μεγάλου όγκου, η μέθοδος θα παρέχει αποτελέσματα σχετικά ευαίσθητα στις μεταβολές των ποσοτήτων. Αντιθέτως εάν το χρονικό διάστημα ή και τα δεδομένα που δημιουργούν τους μέσους είναι μεγάλου όγκου, εξάγονται αποτελέσματα με μικρότερη ευαισθησία.

6.3 Αποτελέσματα μεθόδων Moving Average

Για τον πελάτη ένα, επομένως και για 75 παραγγελίες, παίρνουμε την πρόβλεψη για την 76 παραγγελία η οποία είναι 6351,67 lt για 3 day Moving Average και 6465,00 lt για 4 day Moving Average αντίστοιχα με συνολικό standard error 3344,39 lt και 3417,59257 lt αντίστοιχα. Ένα μέσο-ικανοποιητικό standard error.

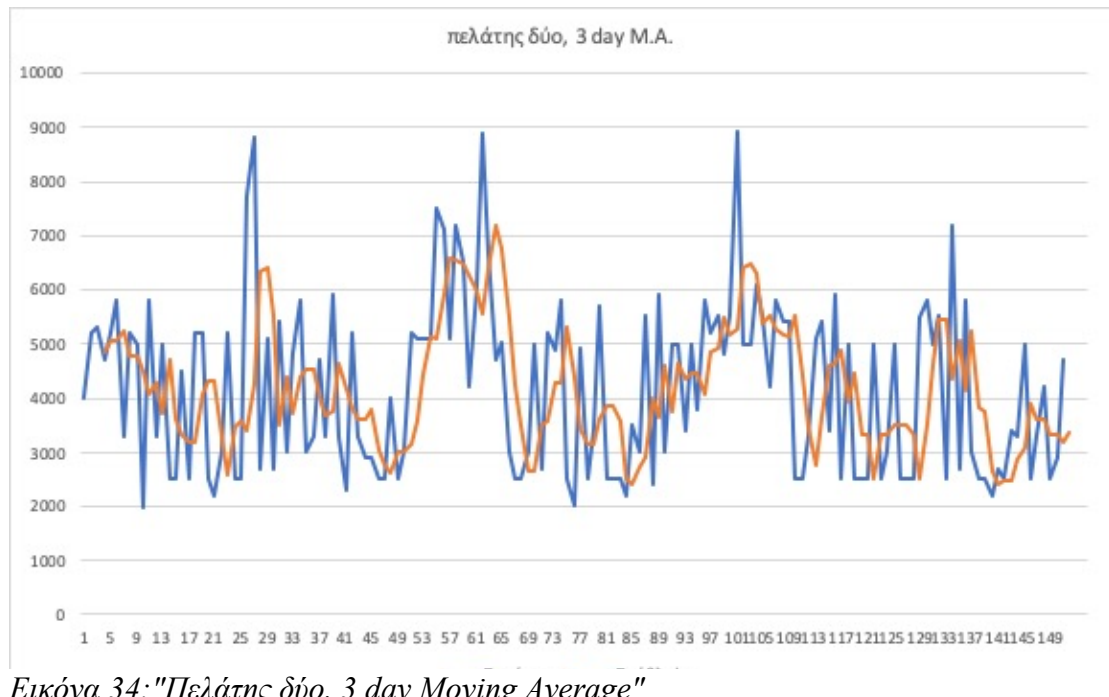


Εικόνα 32: "πελάτης ένα, 3 day Moving Average"

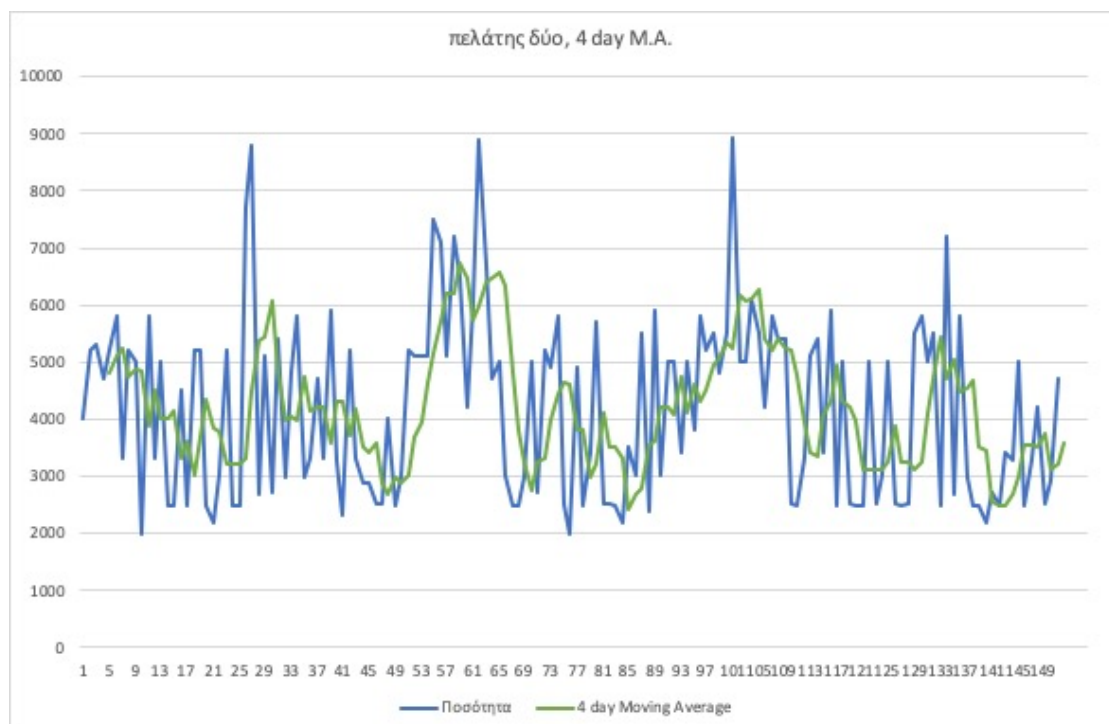


Εικόνα 31: "πελάτης ένα, 3 day Moving Average"

Για τον πελάτη δύο, επομένως και για 151 παραγγελίες, παίρνουμε την πρόβλεψη για την 152 παραγγελία η οποία είναι 3370,67 lt για 3 day Moving Average και 3578,25 lt για 4 day Moving Average αντίστοιχα με συνολικό standard error 1601,83 lt και 1583,181464 lt αντίστοιχα. Ένα ικανοποιητικό standard error.

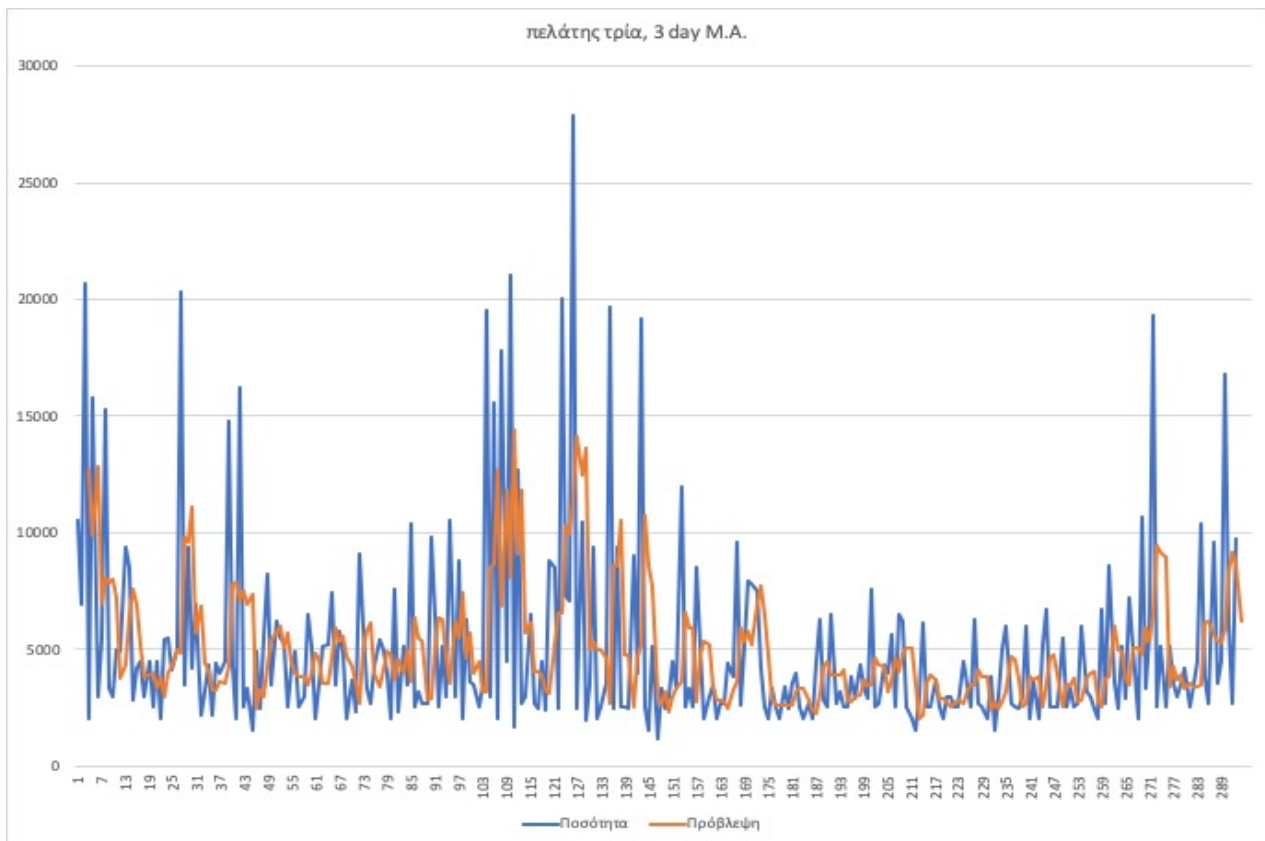


Εικόνα 34: "Πελάτης δύο, 3 day Moving Average"

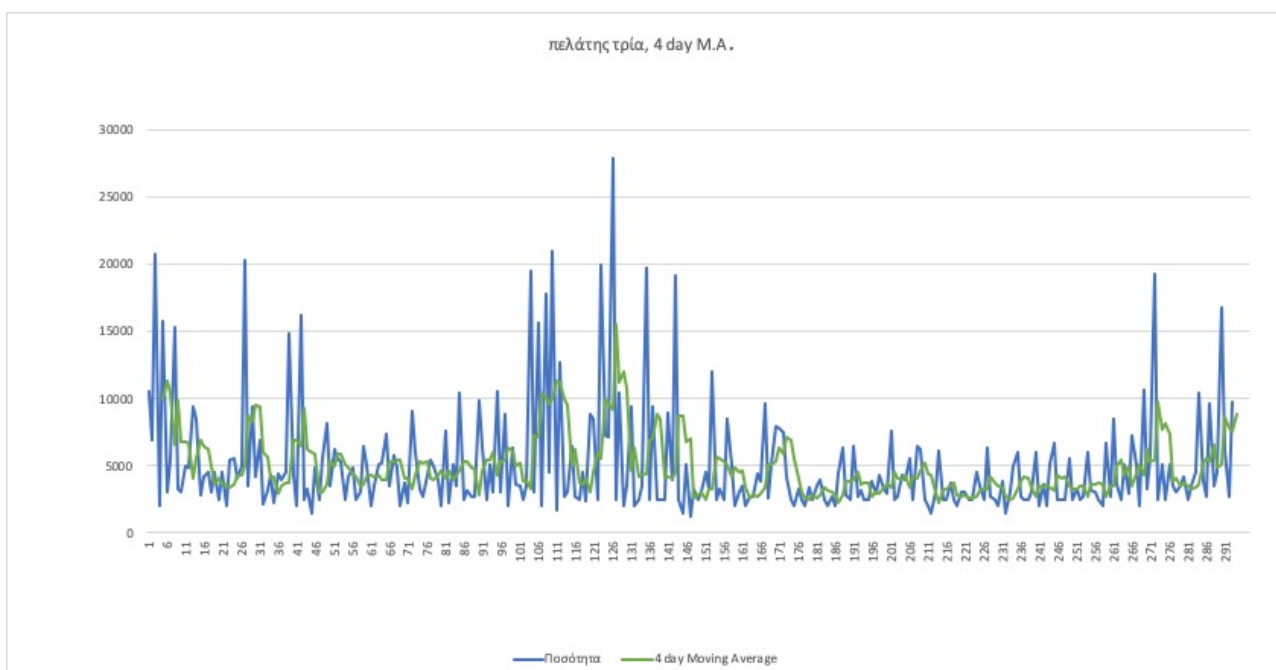


Εικόνα 33: "Πελάτης δύο, 4 day Moving Average"

Για τον πελάτη τρία, επομένως και για 293 παραγγελίες, παίρνουμε την πρόβλεψη για την 294 παραγγελία η οποία είναι 6218,33 lt για 3 day Moving Average και 8866,25 lt για 4 day Moving Average αντίστοιχα με συνολικό standard error 4301,59 lt και 4184,093317 lt αντίστοιχα. Ένα μη-ικανοποιητικό standard error.



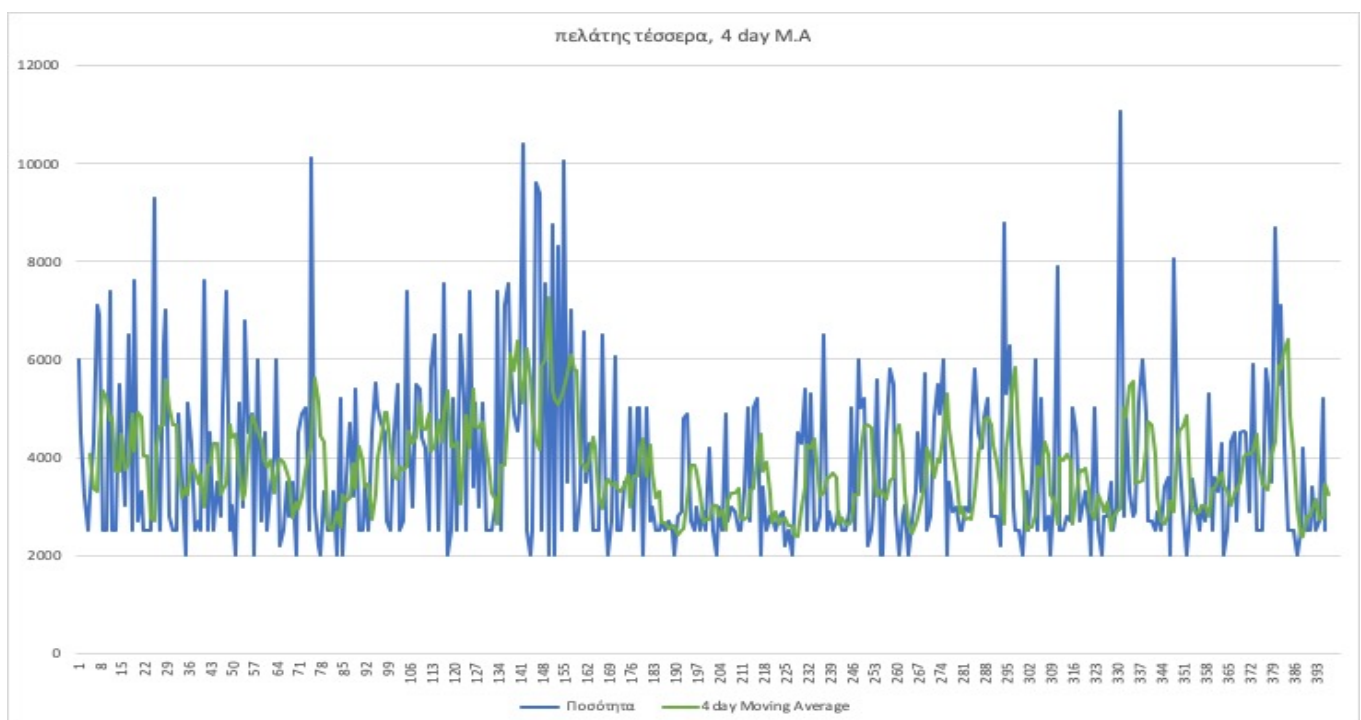
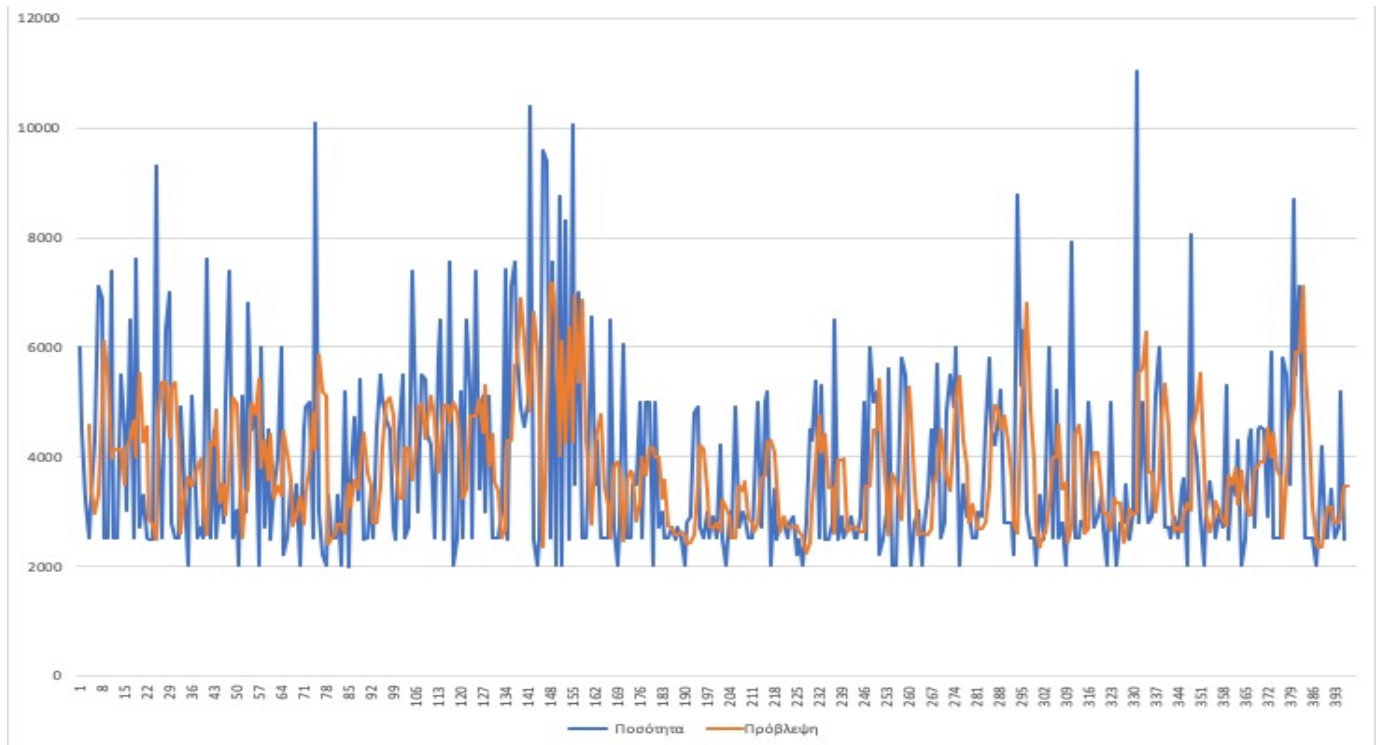
Εικόνα 35: "Πελάτης τρία, 3 day Moving Average"



Εικόνα 36: "Πελάτης τρία, 4 day Moving Average"

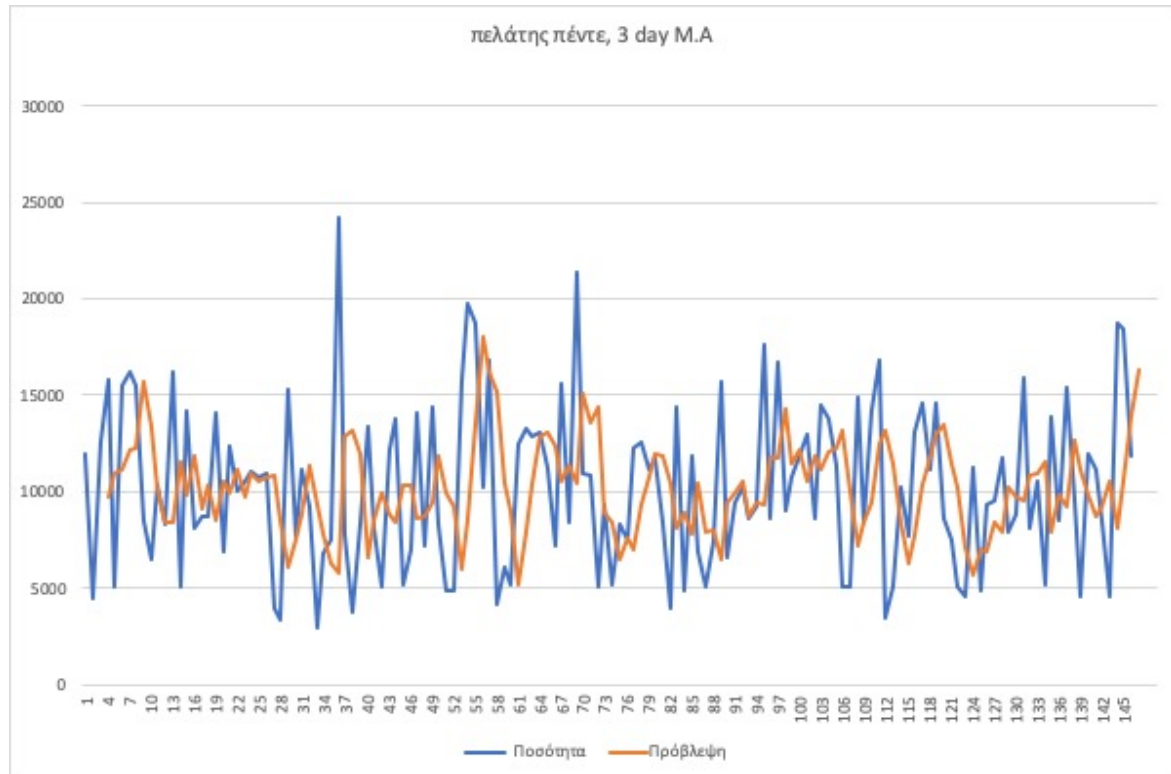
Για τον πελάτη τέσσερα, επομένως και για 396 παραγγελίες, παίρνουμε την πρόβλεψη για την 397 παραγγελία η οποία είναι 3467,67 lt για 3 day Moving Average και 3226,00 lt για 4 day Moving Average αντίστοιχα με συνολικό standard error 2004,90 lt και 1896,97373 lt αντίστοιχα. Ένα ικανοποιητικό standard error.

Εικόνα 37: "Πελάτης τέσσερα, 3 day Moving Average"

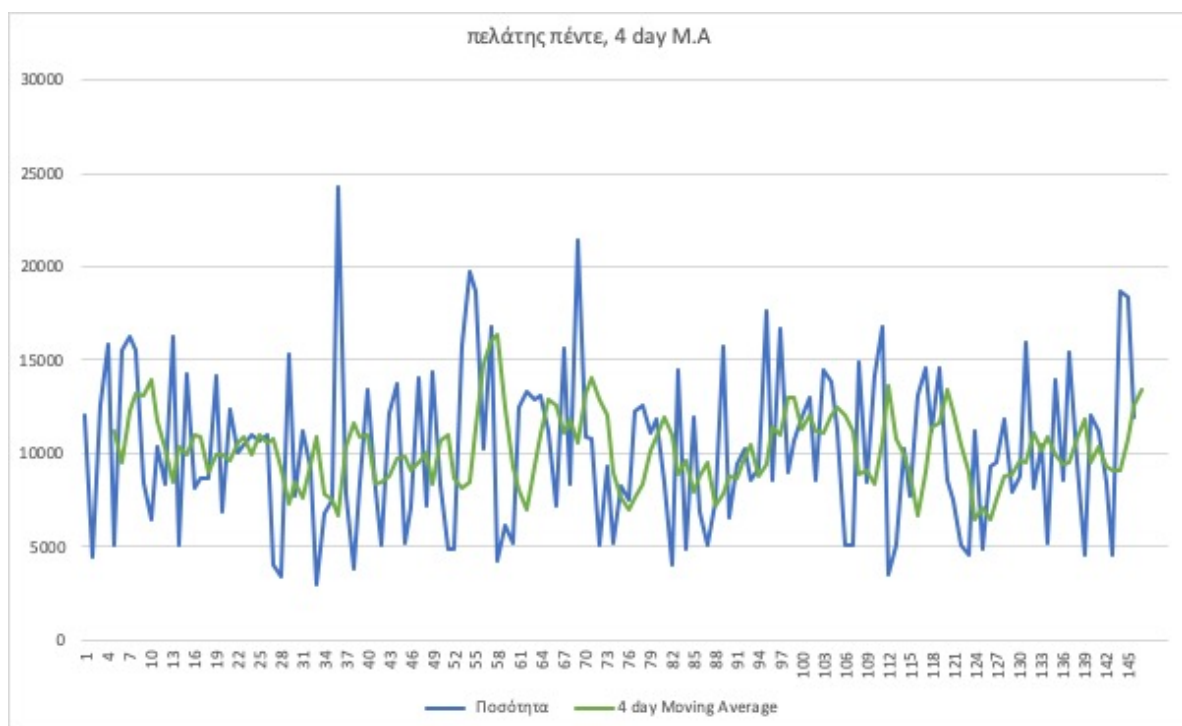


Εικόνα 38: "Πελάτης τέσσερα, 4 day Moving Average"

Για τον πελάτη πέντε, επομένως και για 146 παραγγελίες, παίρνουμε την πρόβλεψη για την 147 παραγγελία η οποία είναι 16342,67 lt για 3 day Moving Average και 13395,25 lt για 4 day Moving Average αντίστοιχα με συνολικό standard error 4955,79 lt και 4815,372 lt αντίστοιχα. Ένα μη-ικανοποιητικό standard error.



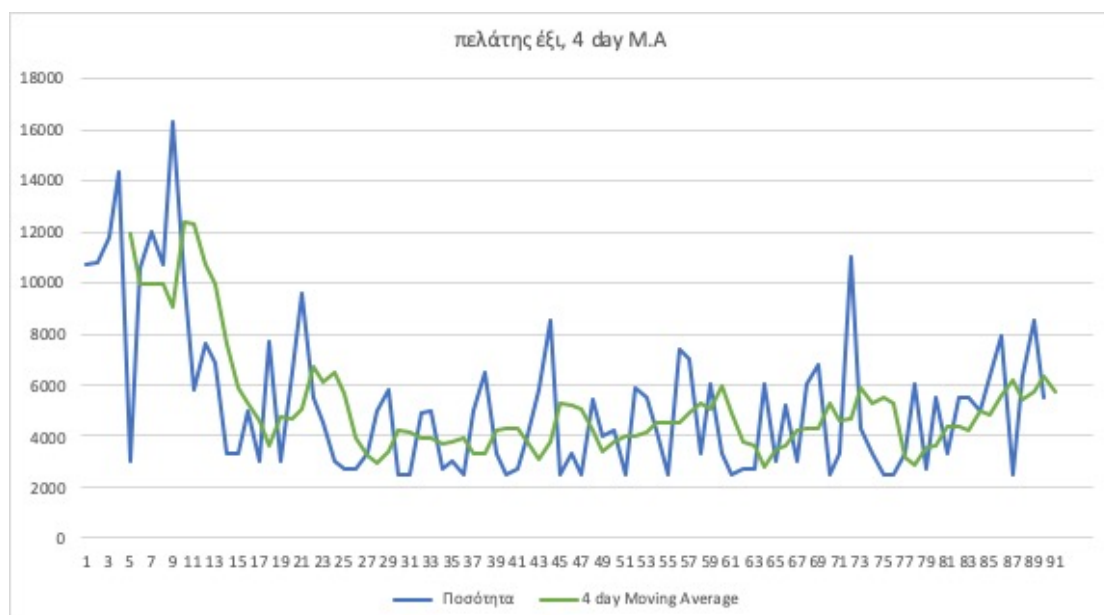
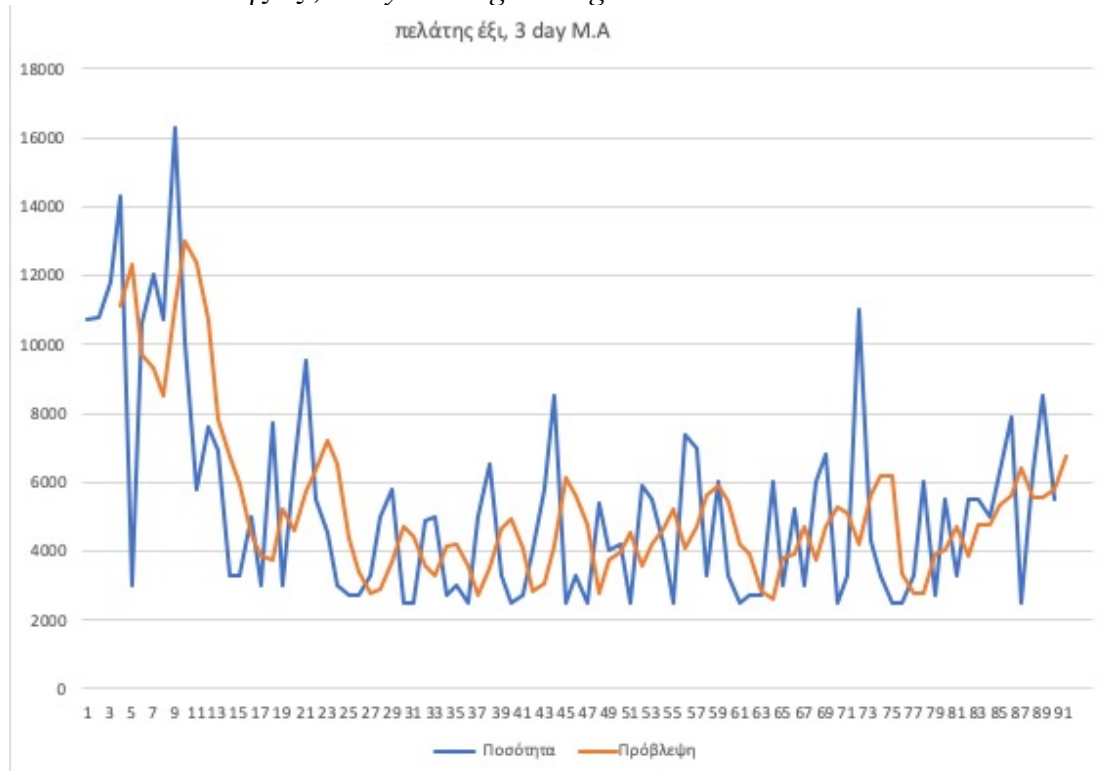
Εικόνα 39: "Πελάτης πέντε, 3 day Moving Average"



Εικόνα 40: "Πελάτης πέντε, 4 day Moving Average"

Για τον πελάτη έξι, επομένως και για 90 παραγγελίες, παίρνουμε την πρόβλεψη για την 91 παραγγελία η οποία είναι 6772,33 lt για 3 day Moving Average και 5704,25 lt για 4 day Moving Average αντίστοιχα με συνολικό standard error 2564,90 lt και 2596,93834 lt αντίστοιχα. Ένα μέσο ικανοποιητικό standard error.

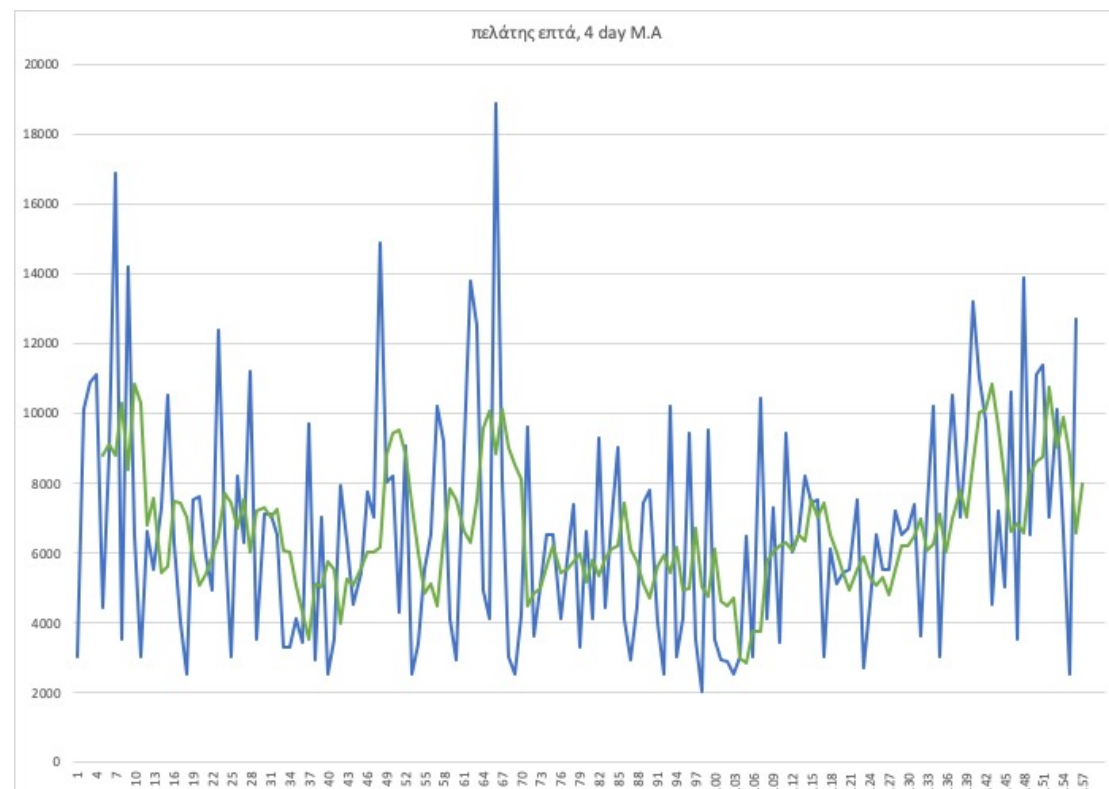
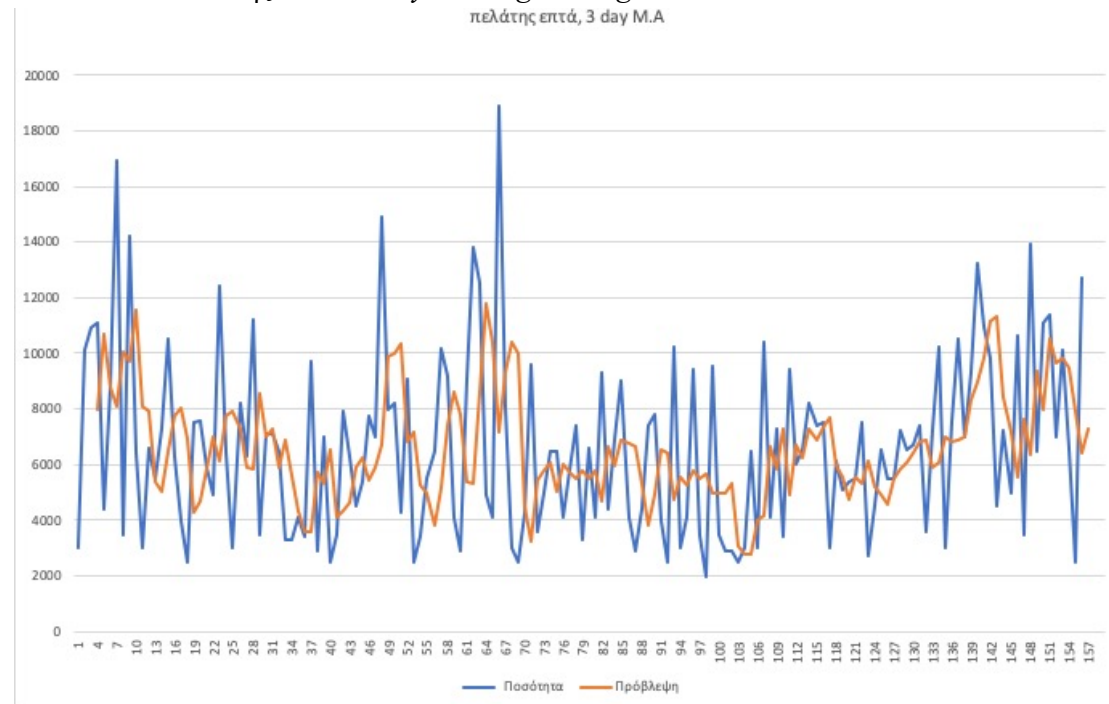
Εικόνα 42: "Πελάτης έξι, 3 day Moving Average"



Εικόνα 41: "Πελάτης έξι, 4 day Moving Average"

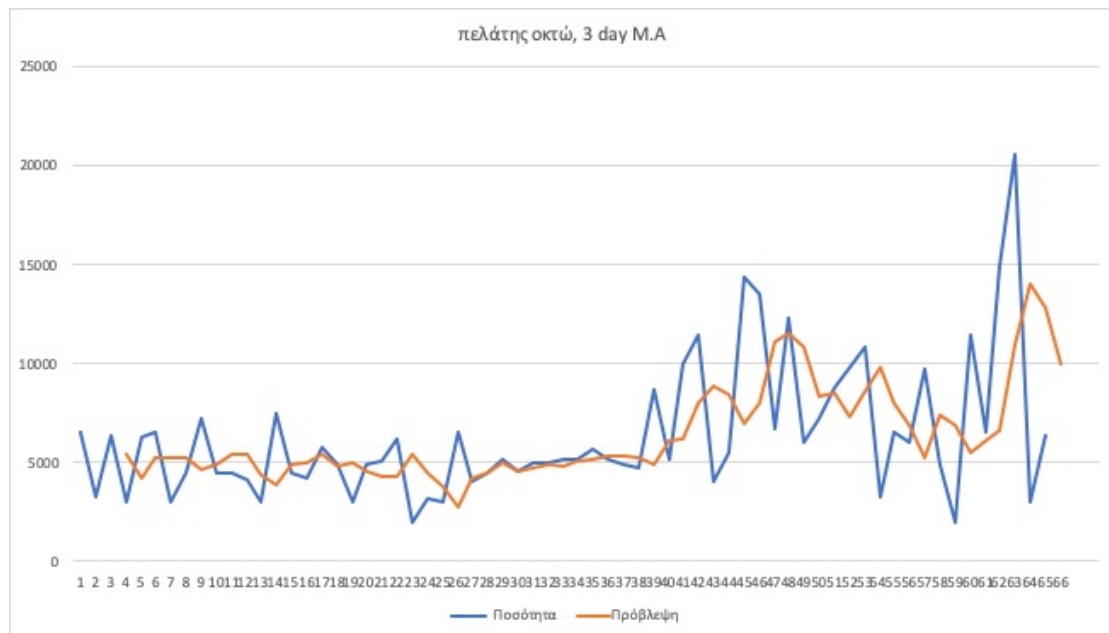
Για τον πελάτη επτά, επομένως και για 156 παραγγελίες, παίρνουμε την πρόβλεψη για την 157 παραγγελία η οποία είναι 7270,67 lt για 3 day Moving Average και 7979,25 lt για 4 day Moving Average αντίστοιχα με συνολικό standard error 3532,37 lt και 3414,52709 lt αντίστοιχα. Ένα μέσο ικανοποιητικό standard error.

Εικόνα 43: "Πελάτης επτά, 3 day Moving Average"

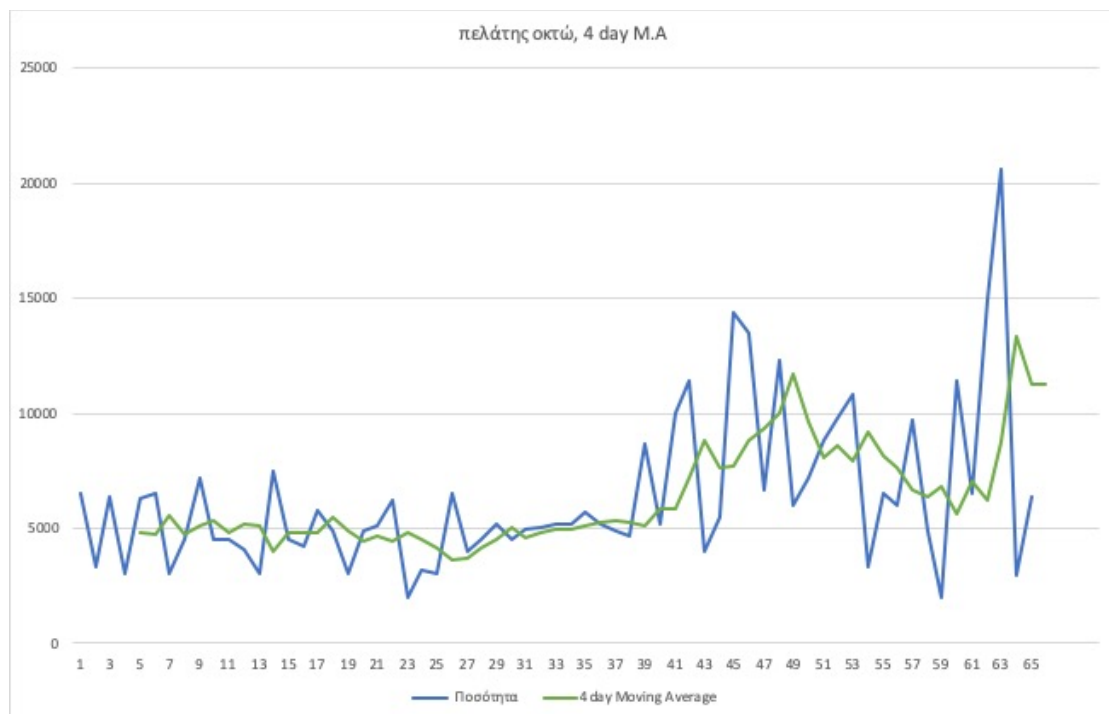


Εικόνα 44: "Πελάτης επτά, 4 day Moving Average"

Για τον πελάτη οκτώ, επομένως και για 156 παραγγελίες, παίρνουμε την πρόβλεψη για την 157 παραγγελία η οποία είναι 10004,67 lt για 3 day Moving Average και 11230,25 lt για 4 day Moving Average αντίστοιχα με συνολικό standard error 3344,39 lt και 3417,59257 lt αντίστοιχα. Ένα μέσο ικανοποιητικό standard error.



Εικόνα 45: "Πελάτης οκτώ, 3 day Moving Average"



Εικόνα 46: "Πελάτης οκτώ, 4 day Moving Average"

6.4 Ζήτηση Περιοχής ανά Μήνα

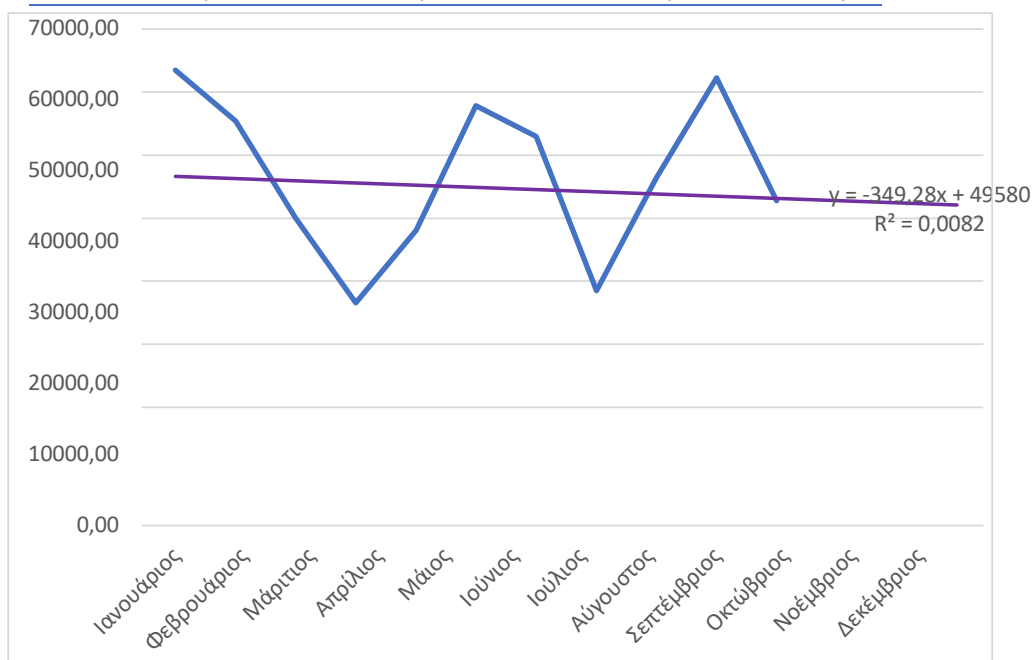
Η επόμενη ομαδοποίηση που κάναμε αφορά στη ζήτηση που είχε η κάθε περιοχή ανά μήνα. Συνολικά έχουμε 11 μήνες στη διάθεσή μας και επιχειρούμε να προβλέψουμε τη ζήτηση για τον δωδέκατο. Οι μέθοδοι που θα χρησιμοποιηθούν είναι οι 3 day Moving Average, 4 day Moving Average, Time Series Linear Regression και Holt's Method.

Η περιοχή του Αλμυρού χωρίζεται σε δύο υποπεριοχές, την Αλμυρός ένα και την Αλμυρός. Στη συνέχεια εξετάζεται η περιοχή του Βόλου σε δύο υποκατηγορίες, την υποκατηγορία Εγκατάσταση και την υποκατηγορία Βόλος, καθώς και οι ακόλουθες περιοχές των : Ζαγορά, Αργαλαστή, Πορταριά, Κάτω Γατζέα, Άλλη Μεριά και Σούρπη.

Για τον Αλμυρό ένα παρουσιάζονται τα παρακάτω αποτελέσματα.

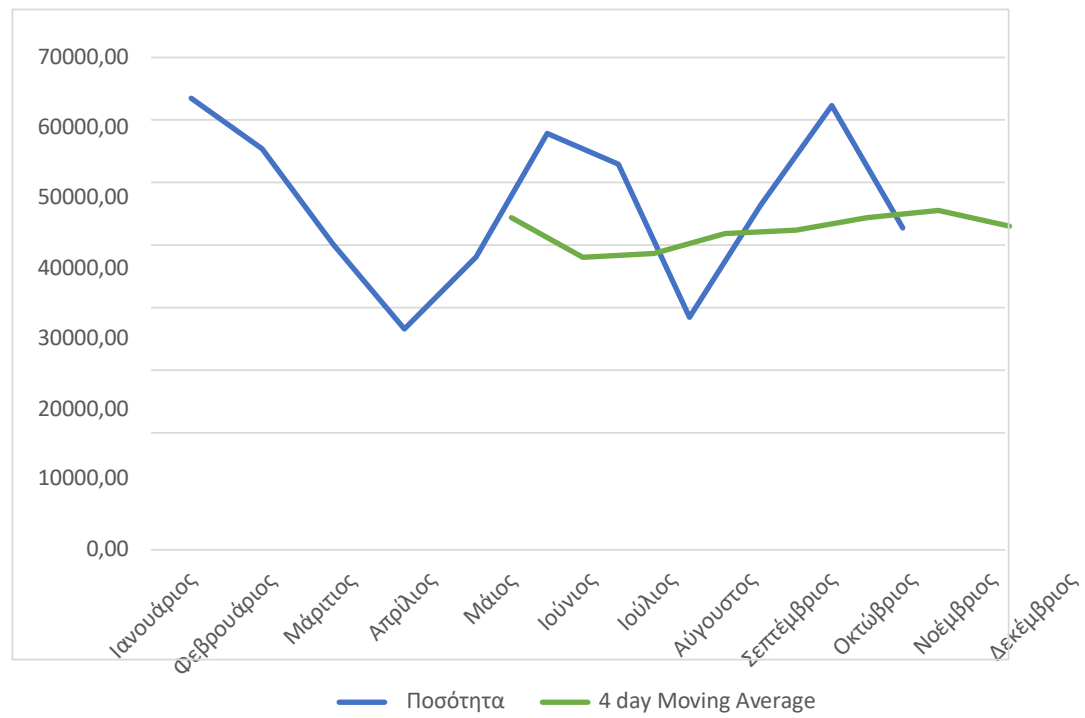
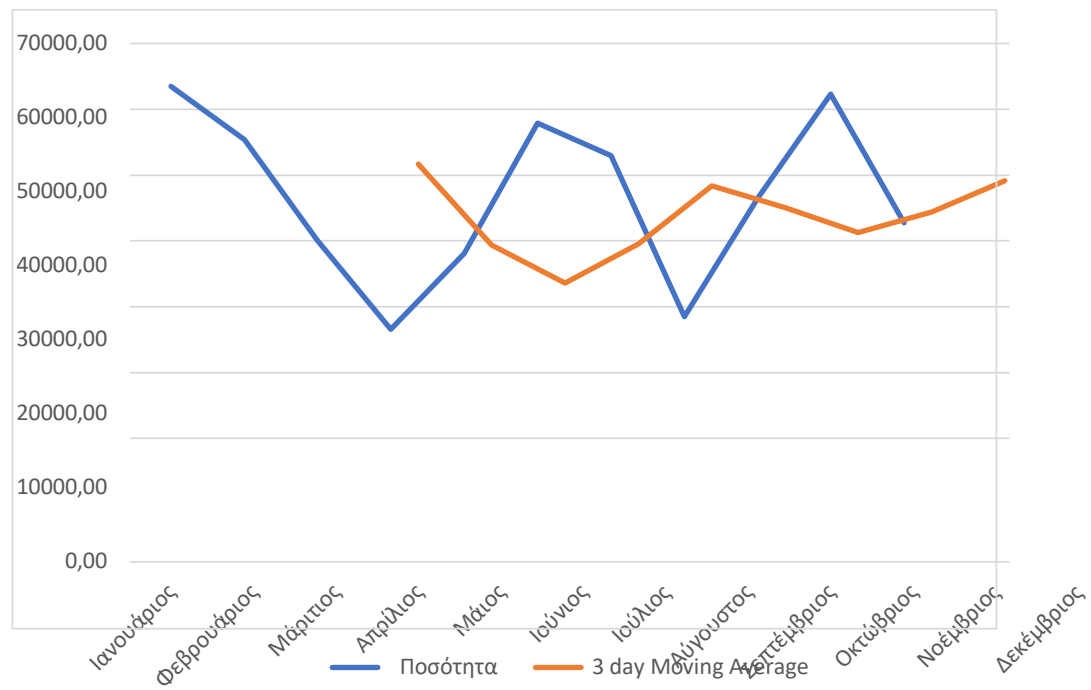
Πίνακας 6: "Αποτελέσματα Αλμυρού ένα"

3 day M.A.	4 day M.A.	Regression	Holt's
11776,46	19241,70557	12142,44275	8900
32%	52,143%	32,905%	24,118%
Πρόβλεψη			
51205,33	45701,25	45.388,6	46627,1



Εικόνα 47: "Regression, Αλμυρός ένα."

Εικόνα 48: "Moving Averages, Αλμυρός ένα"

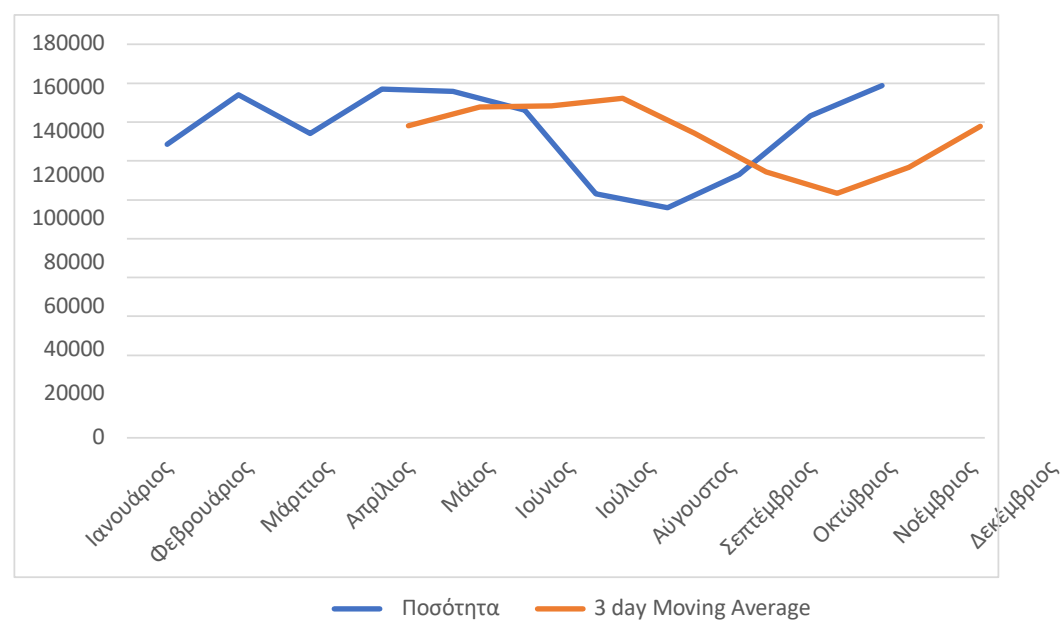
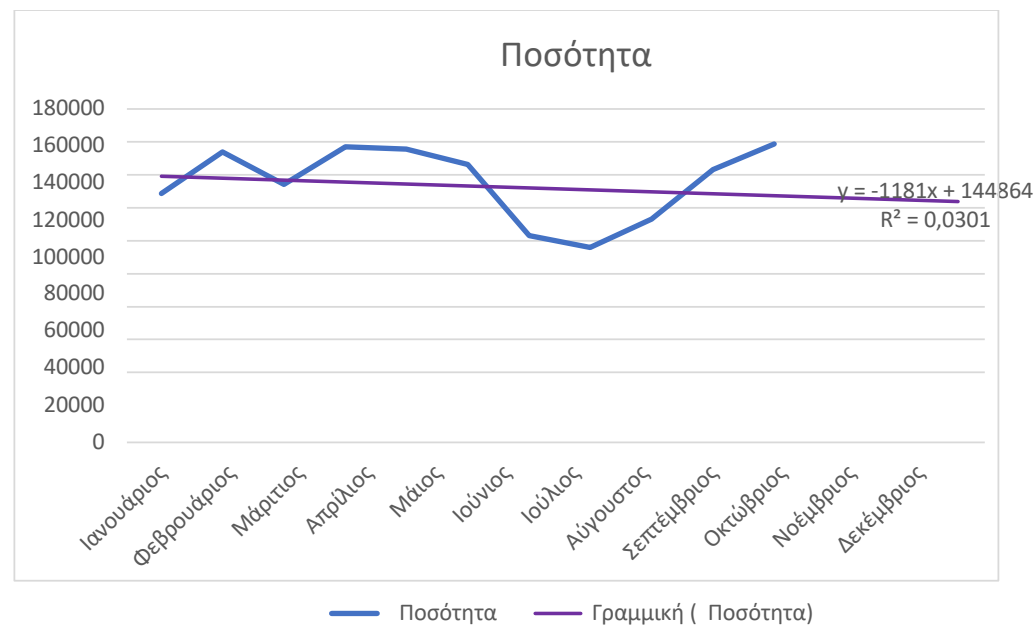


Για τον Αλμυρό.

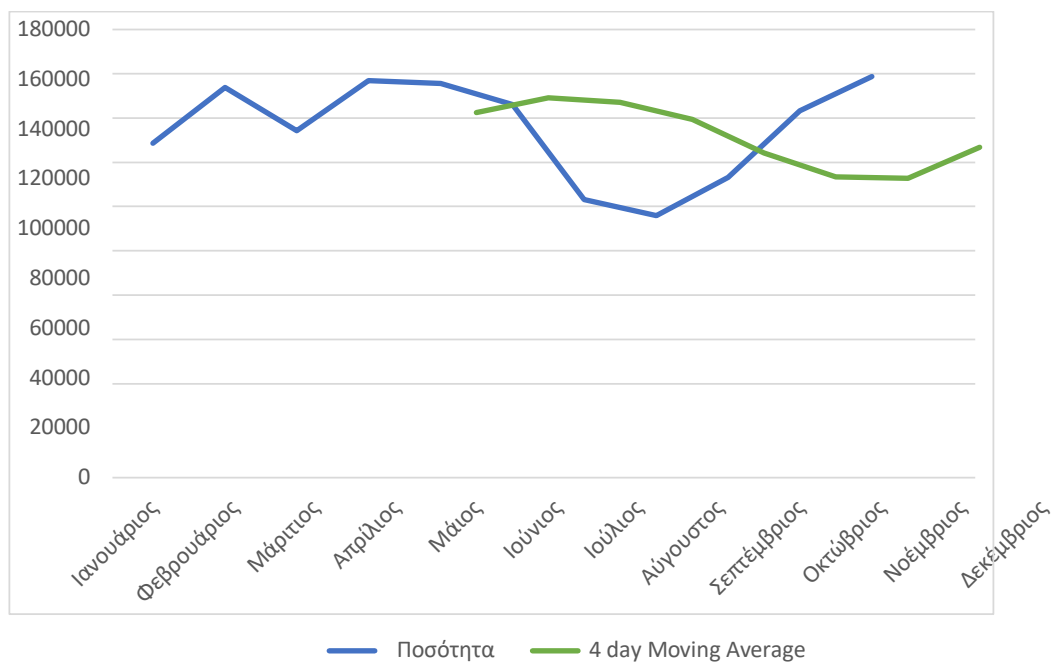
Πίνακας 7: "Αποτελέσματα Αλμυρού"

3 day M.A.	4 day M.A.	Regression	Holt's
26624,86	19840,96	21180,42	14662,5
42,373%	31,576%	33,708%	23,335%
Πρόβλεψη			
140724,00	130110,50	130.692,0	142.438,8

Εικόνα 49: "Regression, Αλμυρός"



Εικόνα 50: "Moving Averages, Αλμυρός"

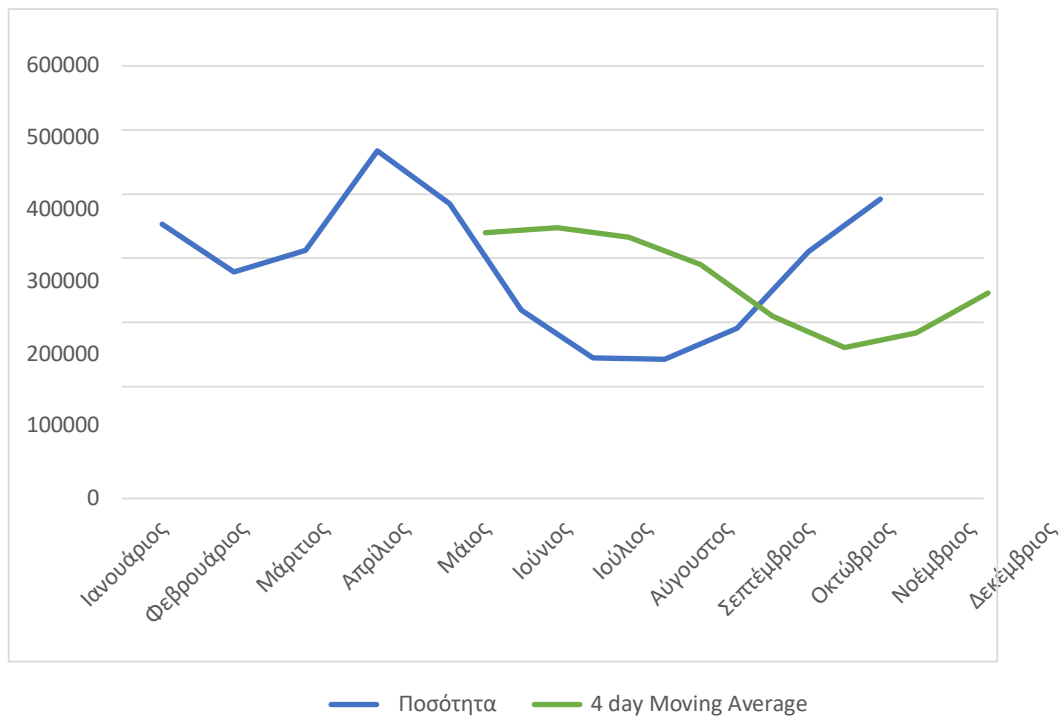
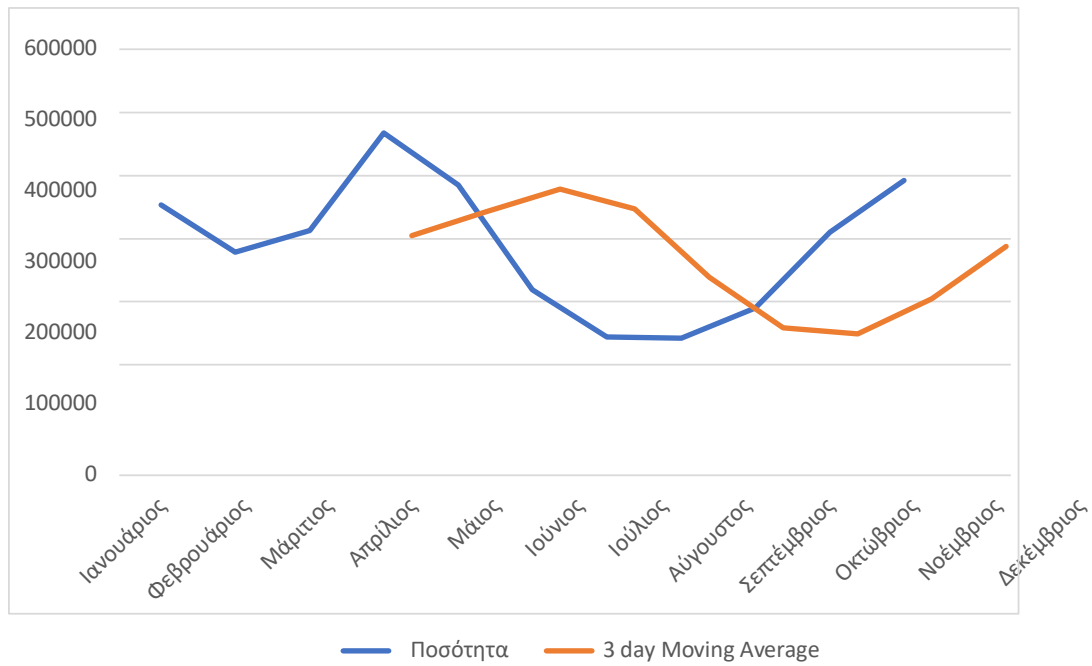


Για την εγκατάσταση.

Πίνακας 8: "Αποτελέσματα Εγκατάστασης"

3 day M.A.	4 day M.A.	Regression	Holt's
99944,12	97629,25	98234,10	66746,8
30,744%	30,032%	30,218%	20,532%
Πρόβλεψη			
312455,67	273602,00	254.227,0	308.981

Εικόνα 51: "Moving Averages, Εγκατάσταση"

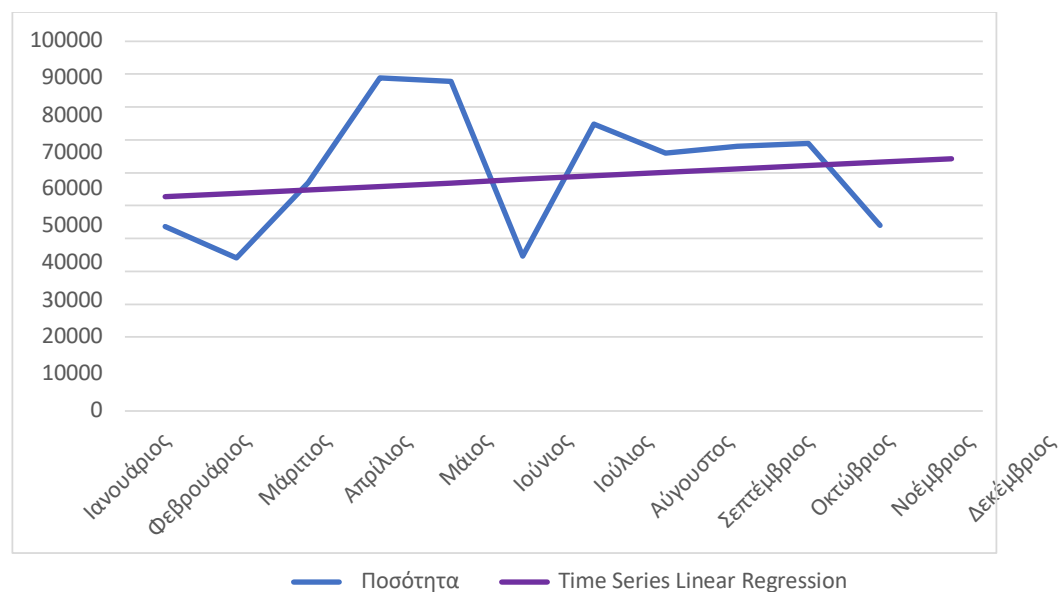


Για τη Ζαγορά.

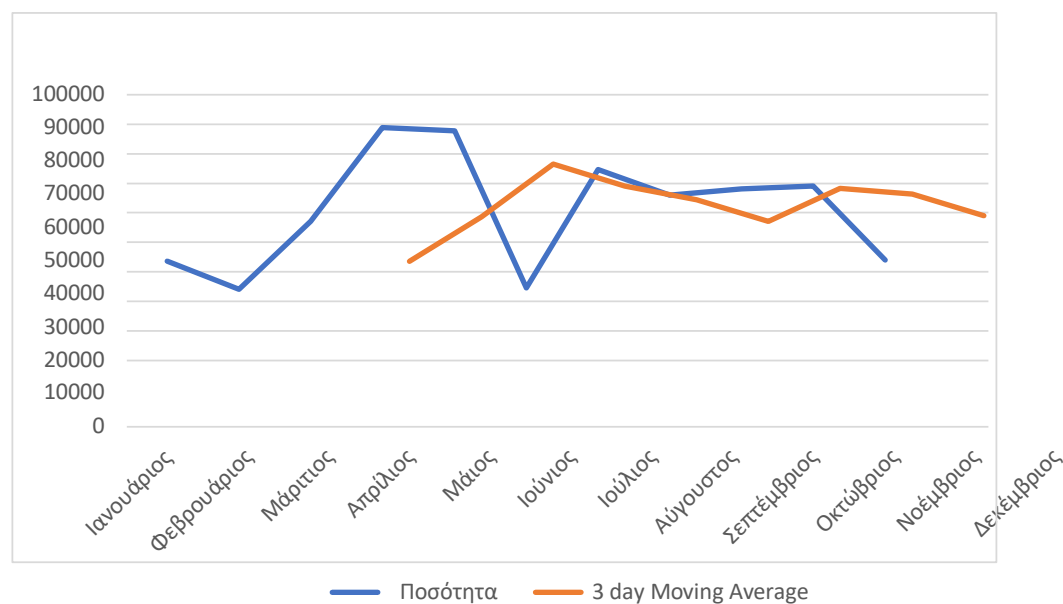
Πίνακας 9: "Αποτελέσματα Ζαγοράς"

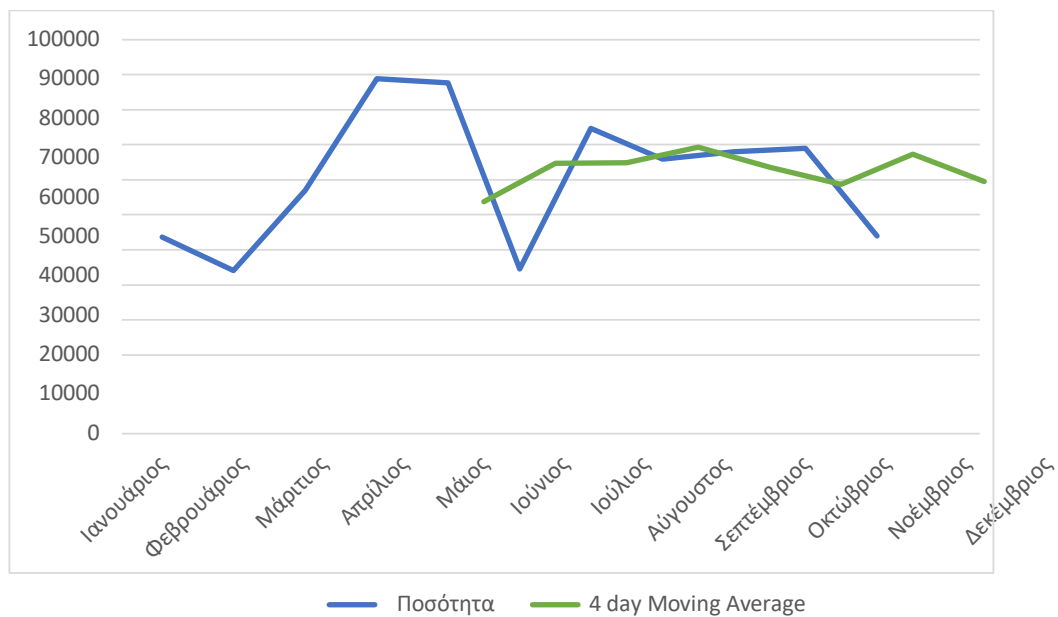
3 day M.A.	4 day M.A.	Regression	Holt's
23207,23	2942,93	18389,15	13084,3
42,365%	5,372%	33,570%	23,886%
Πρόβλεψη			
61575,33	62972,25	68.225,6	61.035,5

Εικόνα 52: "Regression, Ζαγορά"



Εικόνα 53: "Moving Averages, Ζαγορά"



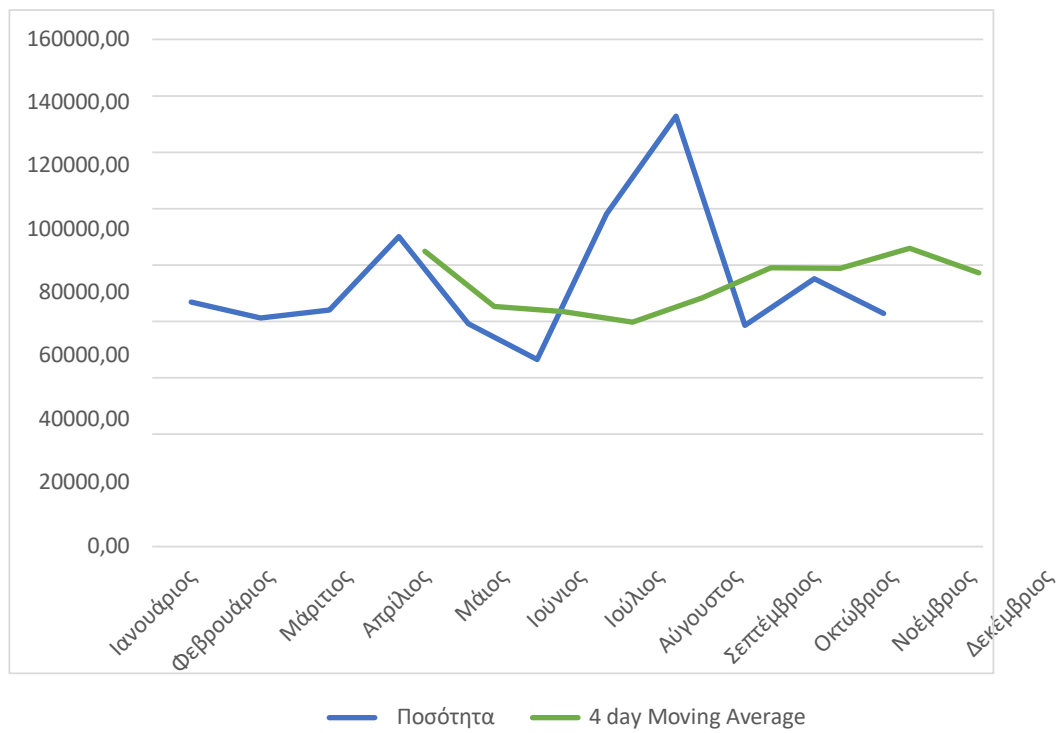
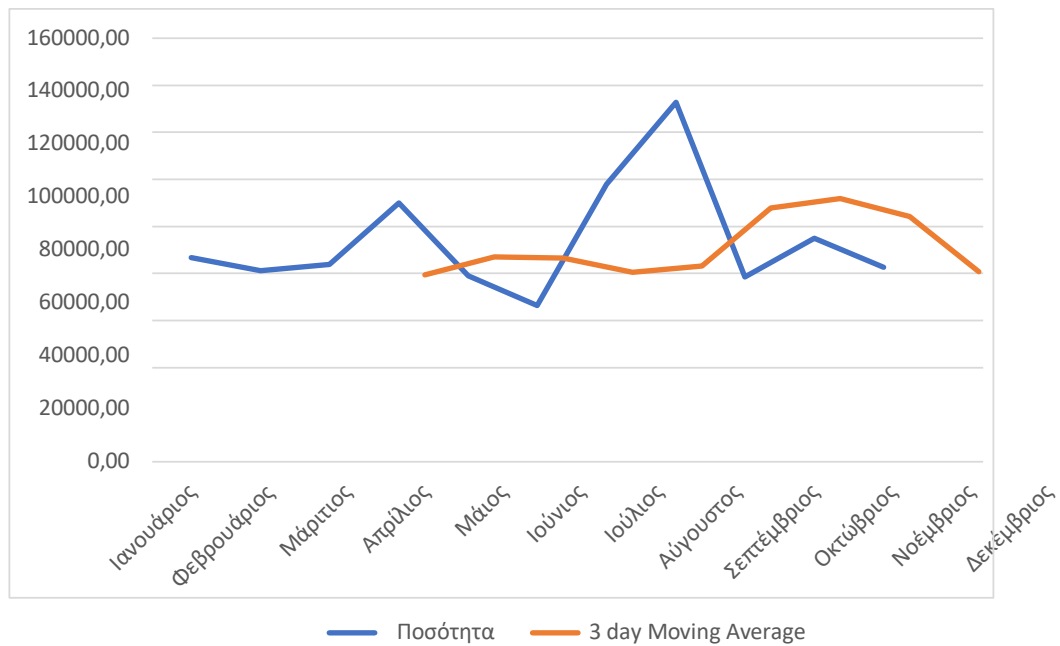


Για την Αργαλαστή.

3 day M.A.	4 day M.A.	Regression	Holt's
25404,11	24425,15	22905,83	16600,5
29,418%	28,285%	26,525%	19,224%
Πρόβλεψη			
68432,33	85270,50	84.866,8	76.832,7

Πίνακας 10: "Αποτελέσματα Αργαλαστής"

Εικόνα 54: "Moving Averages, Αργαλαστή."

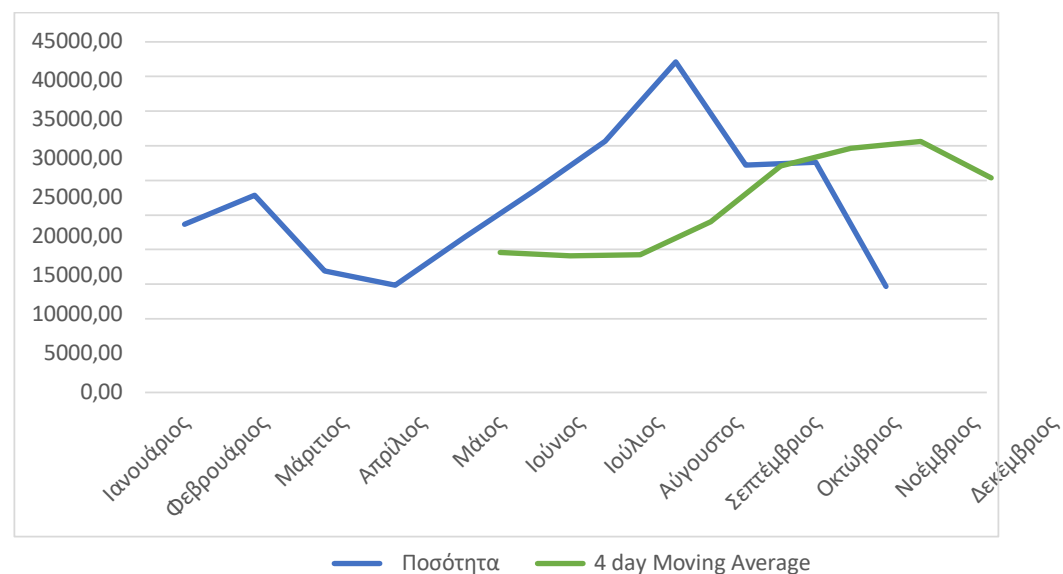
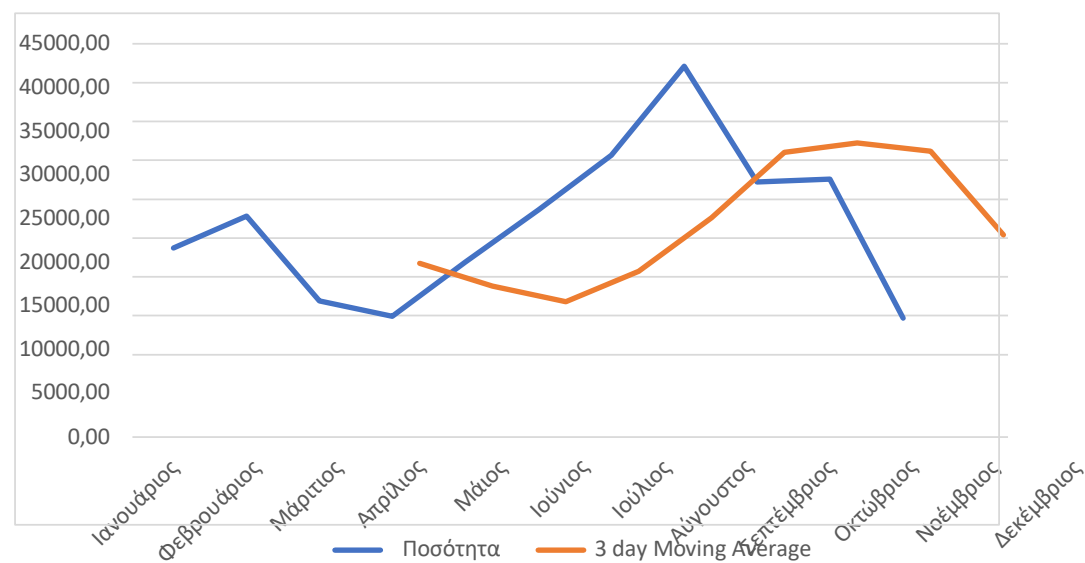


Για την Πορταριά.

3 day M.A.	4 day M.A.	Regression	Holt's
8029,87	13362,18	8999,09	6139,1
24,768%	41,215%	27,757%	18,936%
Πρόβλεψη			
21812,67	26967,00	27.589,1	22.079,8

Πίνακας 11: "Αποτελέσματα, Πορταριά"

Εικόνα 55: "Moving Averages, Πορταριά"

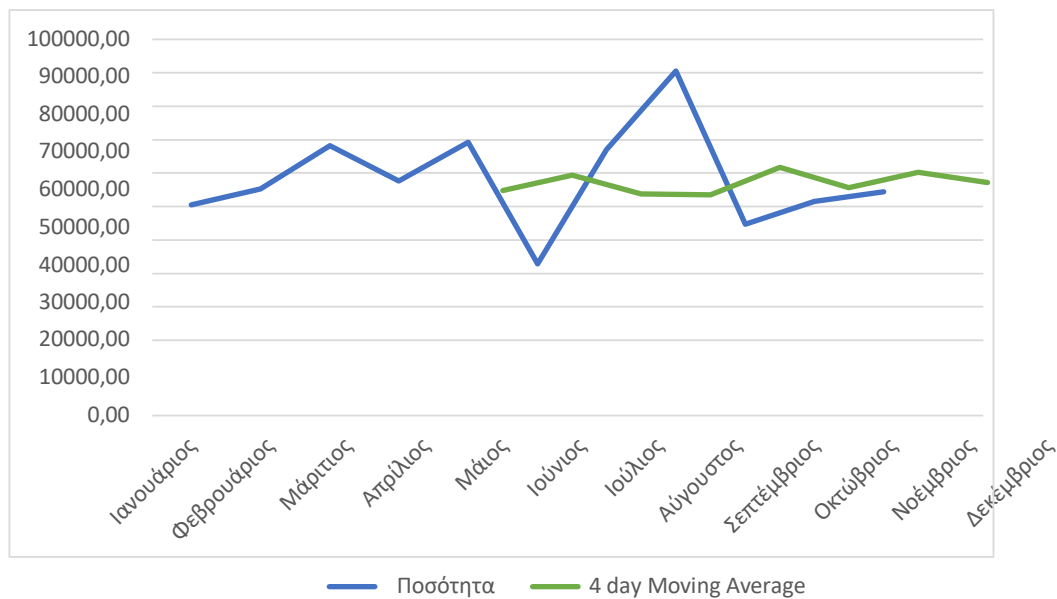
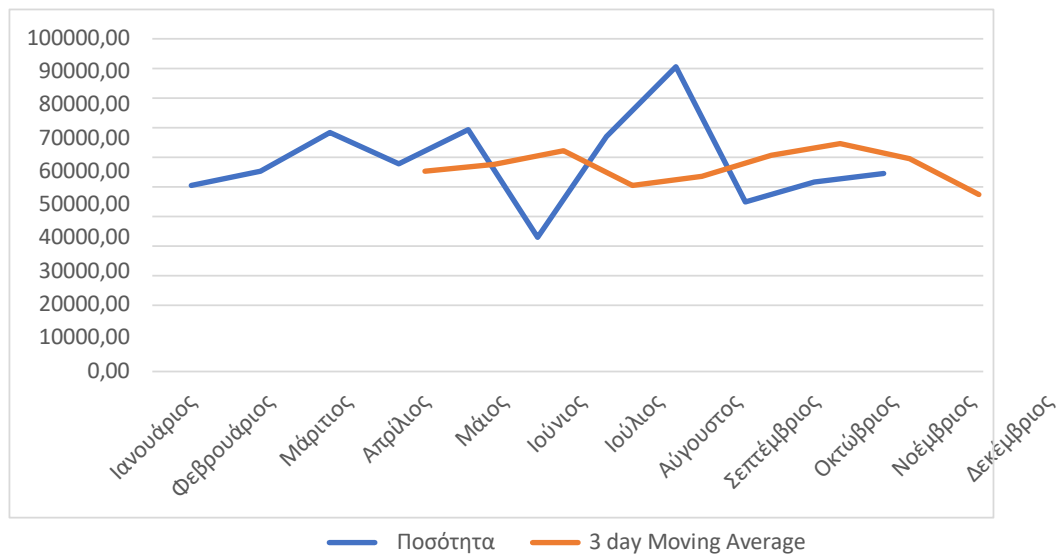


Για την Κάτω Γατζέα.

3 day M.A.	4 day M.A.	Regression	Holt's
5644,92	10094,36	14451,28	10705,9
9,788%	17,503%	25,058%	18,564%
Πρόβλεψη			
51280,33	61359,00	59.279,9	57.295,1

Πίνακας 12: "Αποτελέσματα Κάτω Γατζεάς"

Εικόνα 56: "Moving Averages, Κάτω Γατζεά"

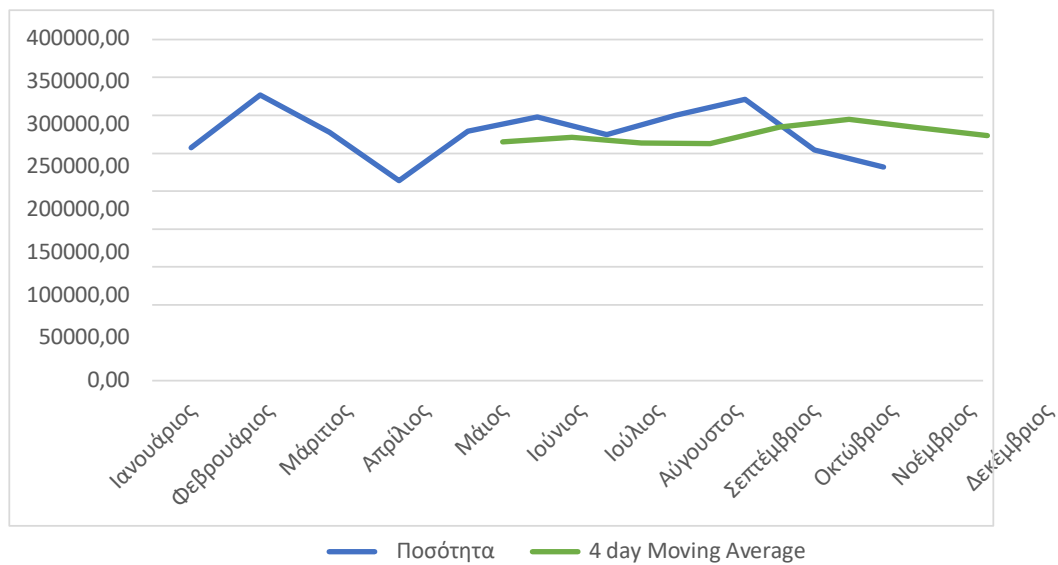
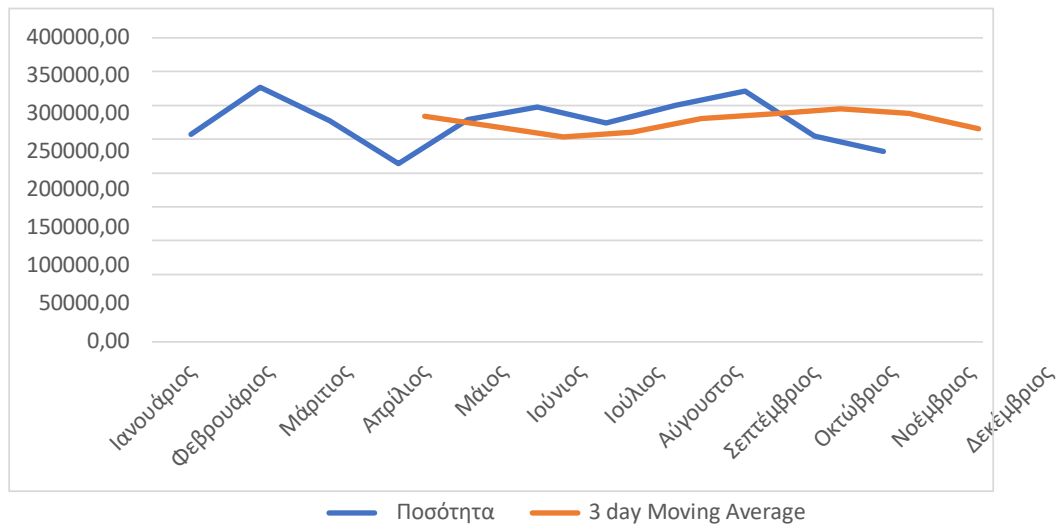


Για τον Βόλο.

3 day M.A.	4 day M.A.	Regression	Holt's
64766,81	36707,74	33239,87	24404,7
57,311%	32,482%	29,413%	21,595%
Πρόβλεψη			
277272,67	285060,50	277.561,4	269.898,3

Πίνακας 13: "Αποτελέσματα Βόλου"

Εικόνα 57: "Moving Averages, Βόλος"

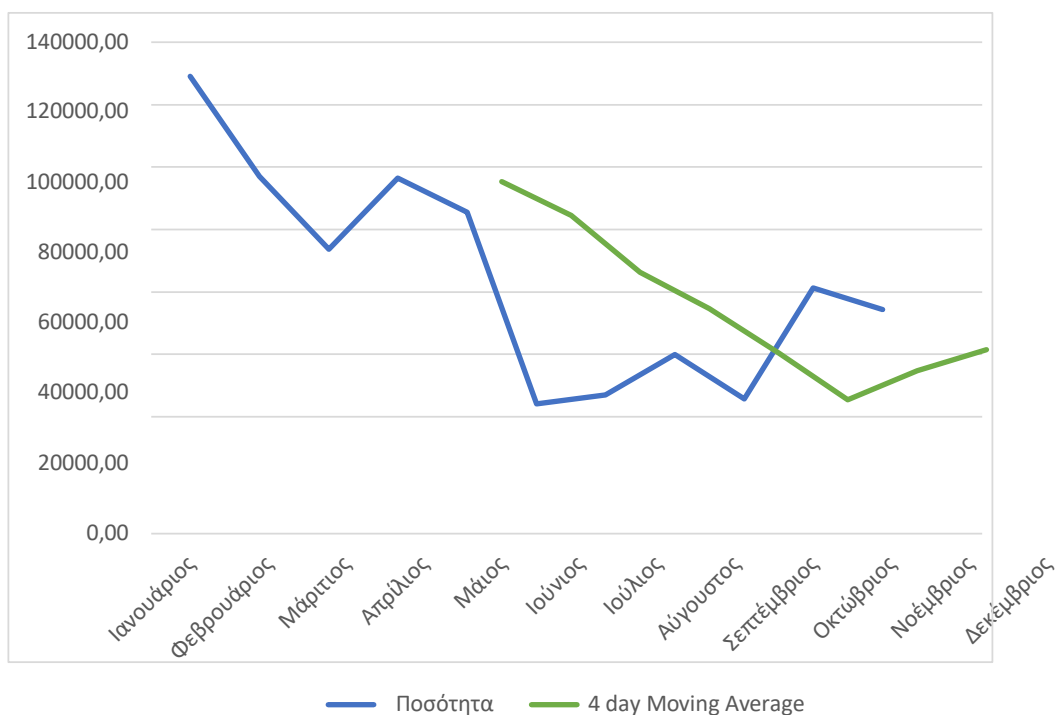
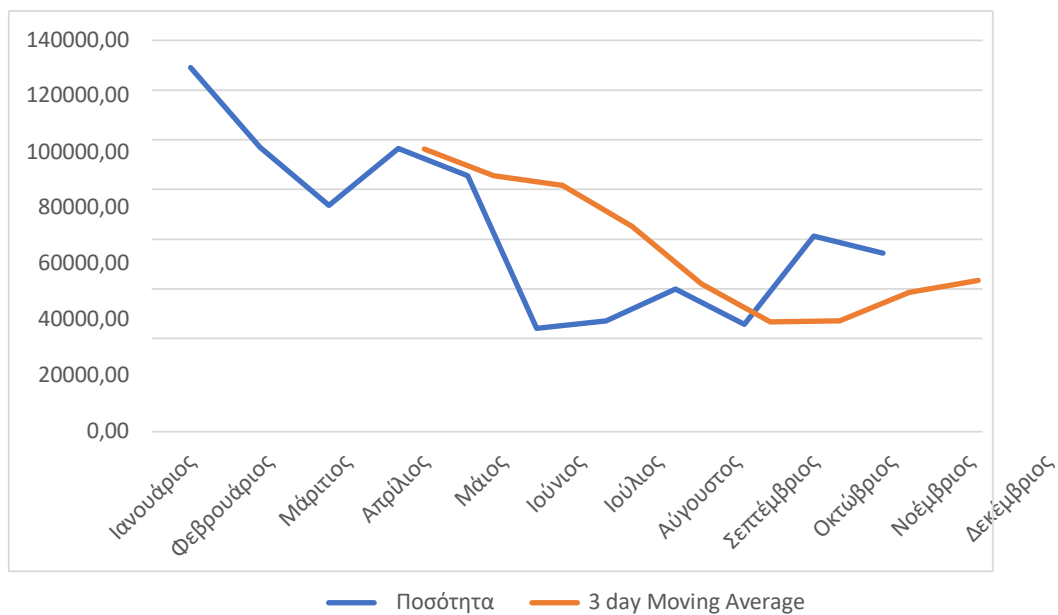


Για την Άλλη Μεριά.

3 day M.A.	4 day M.A.	Regression	Holt's
33406,68	42838,27	22852,59	17051,5
31,828%	40,814%	21,773%	16,246%
Πρόβλεψη			
48276,00	46491,25	20.709,0	39.078,5

Πίνακας 14: "Αποτελέσματα, 'Άλλη Μεριά'"

Εικόνα 58: "Moving Averages, Άλλη Μεριά"

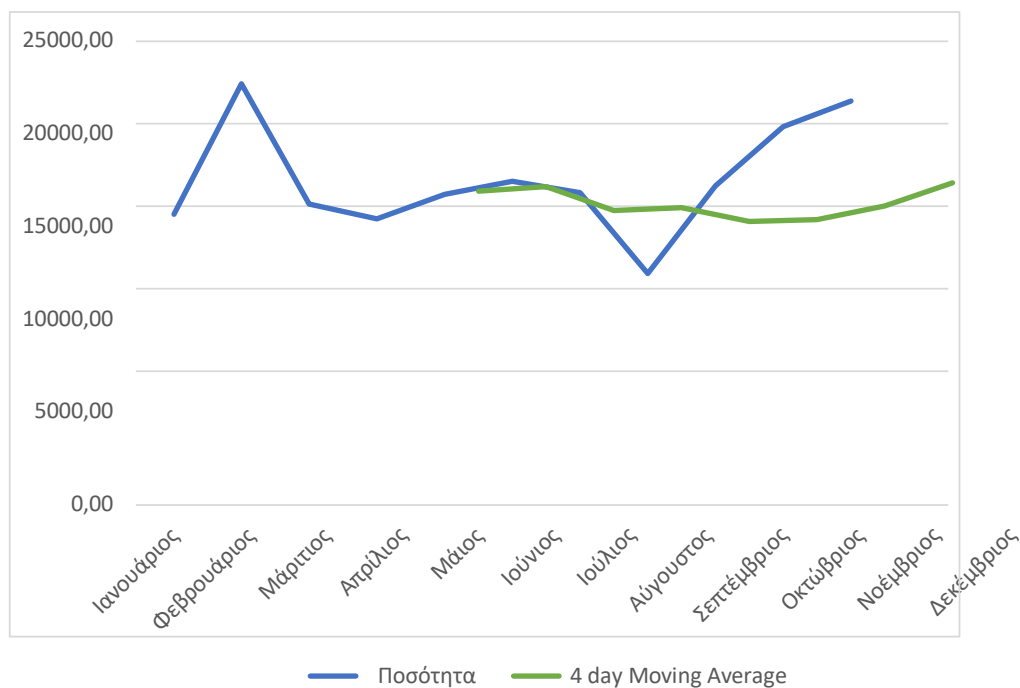
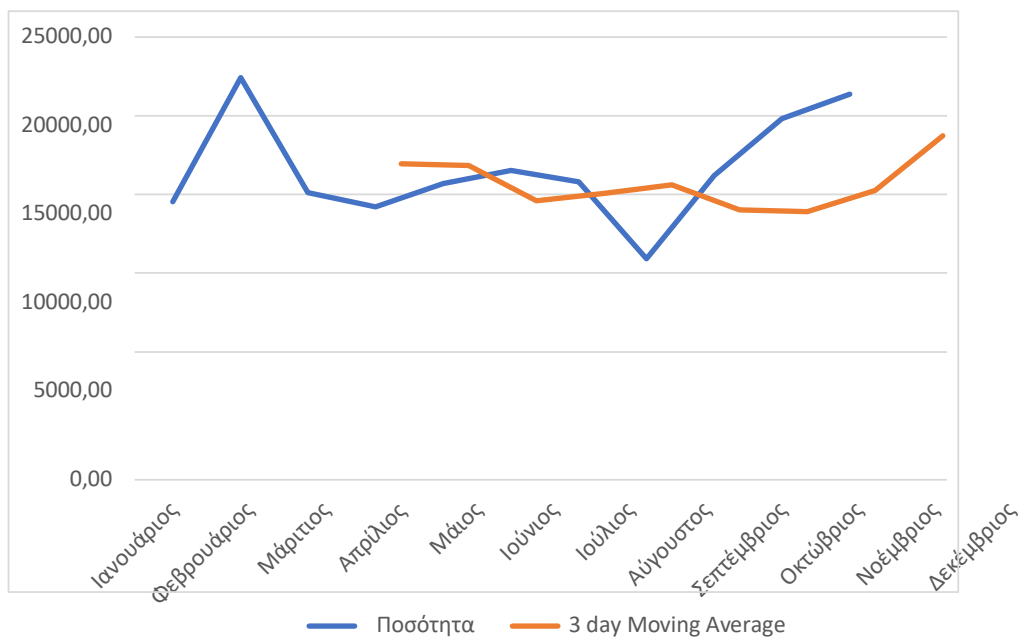


Για τη Σούρπη.

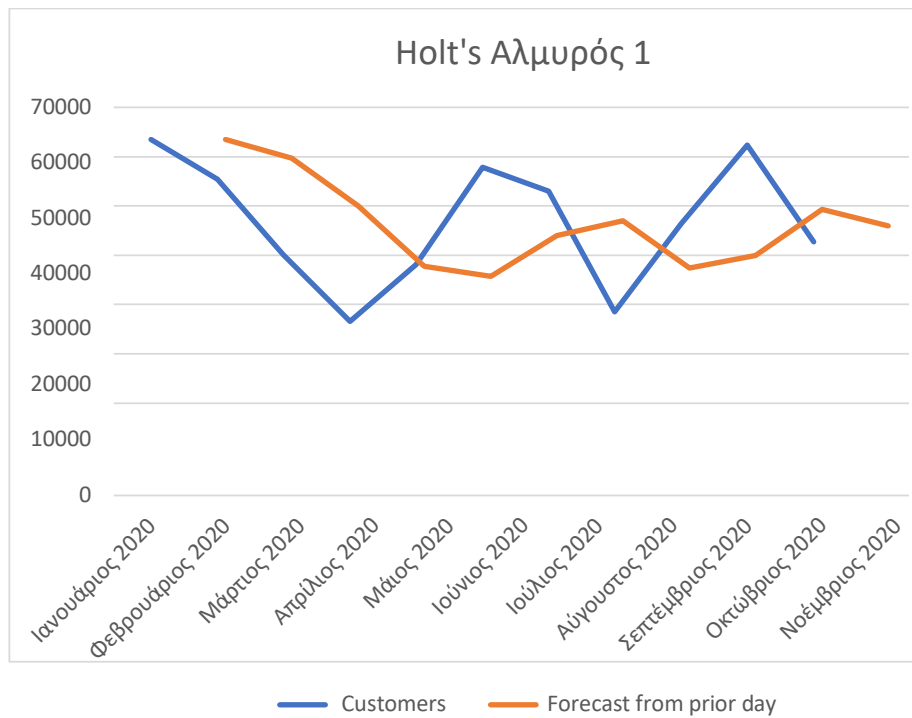
3 day M.A.	4 day M.A.	Regression	Holt's
5343,80	6355,30	3150,02	2225,1
46,440%	55,230%	27,375%	19,337%
Πρόβλεψη			
19424,67	17369,25	18.019,0	19.590,5

Πίνακας 15: "Αποτελέσματα Σούρπης"

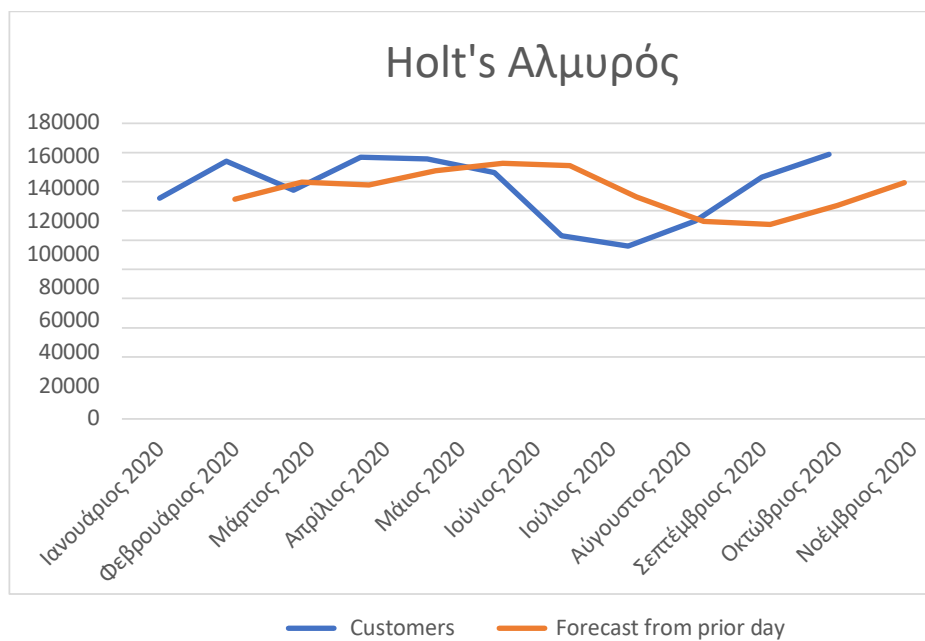
Εικόνα 59: "Moving Averages, Σούρπης"



6.5 Διαγράμματα μεθόδου Holt

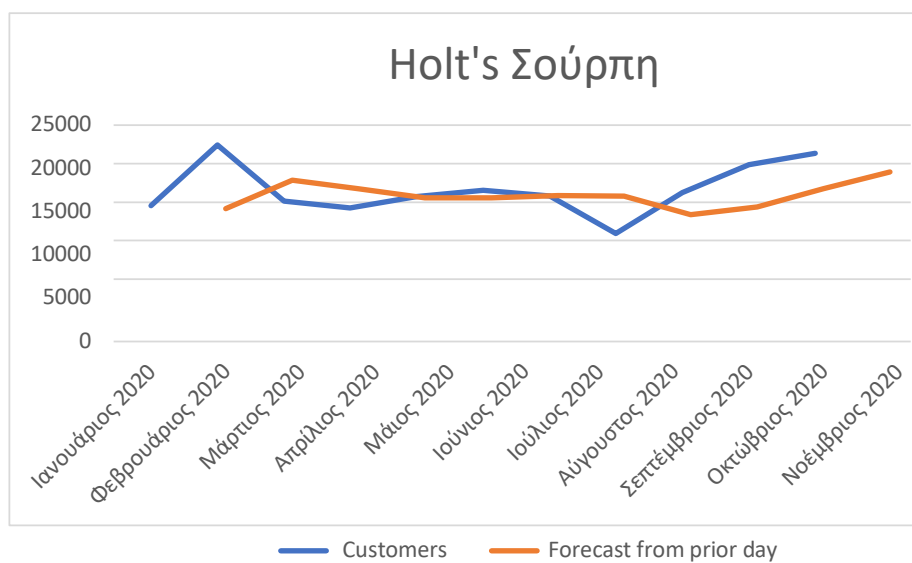
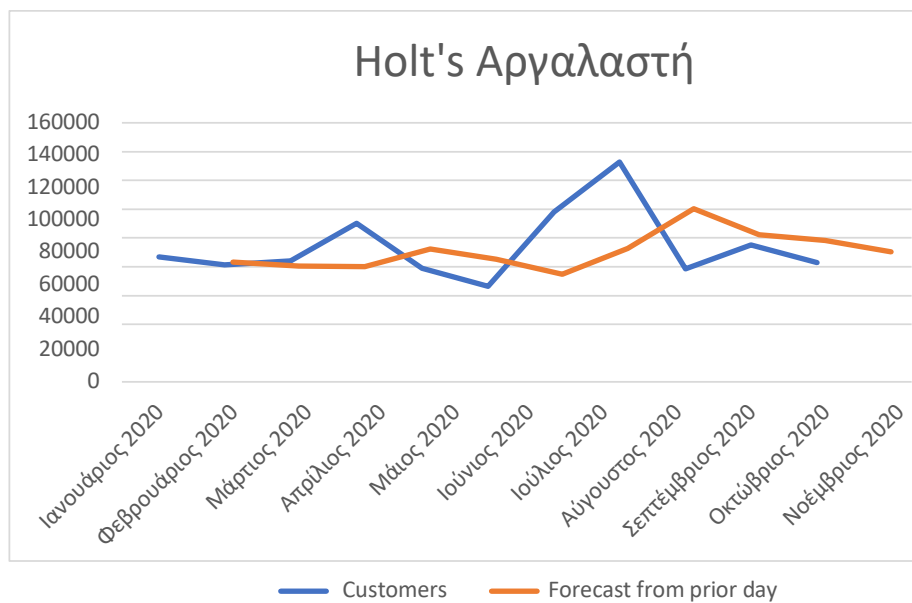
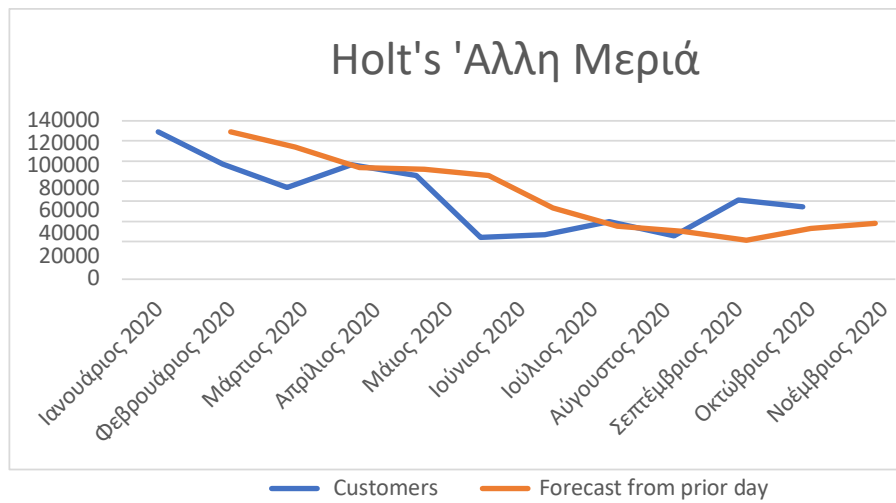


Εικόνα 60: "Holt's Months Αλμυρός 1"

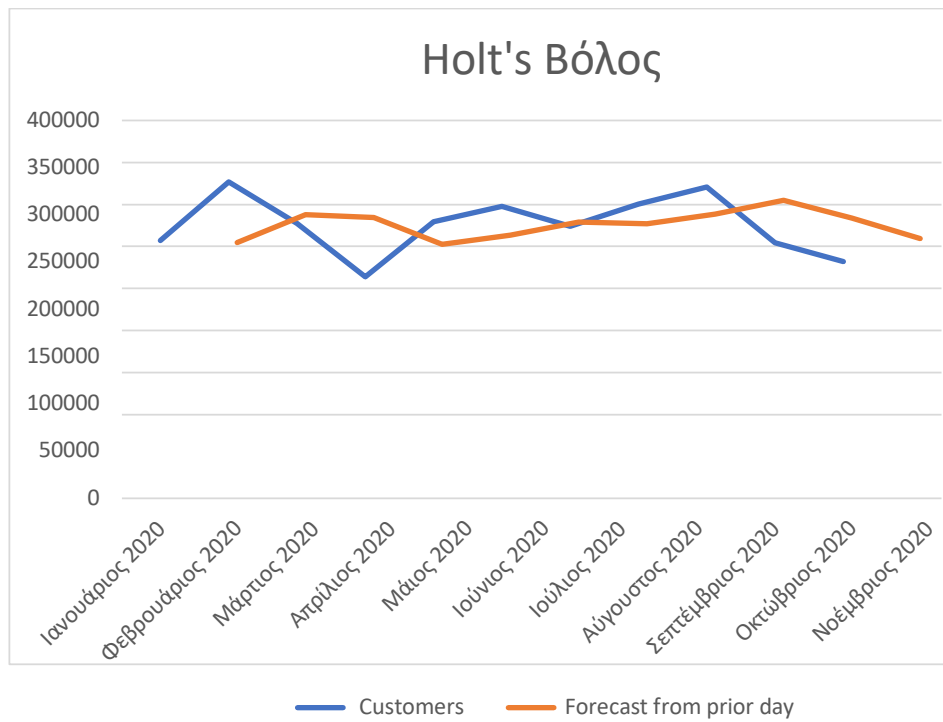


Εικόνα 61: "Holt's Months Αλμυρός"

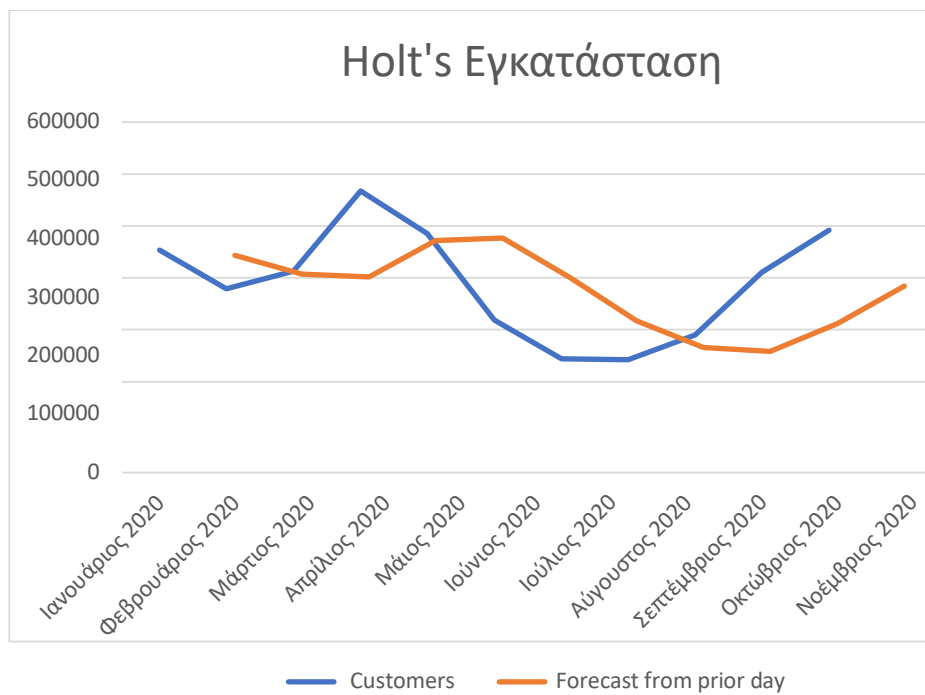
Εικόνα 62: "Holt's Άλλη Μεριά, Αργαλαστή, Σούρπη"



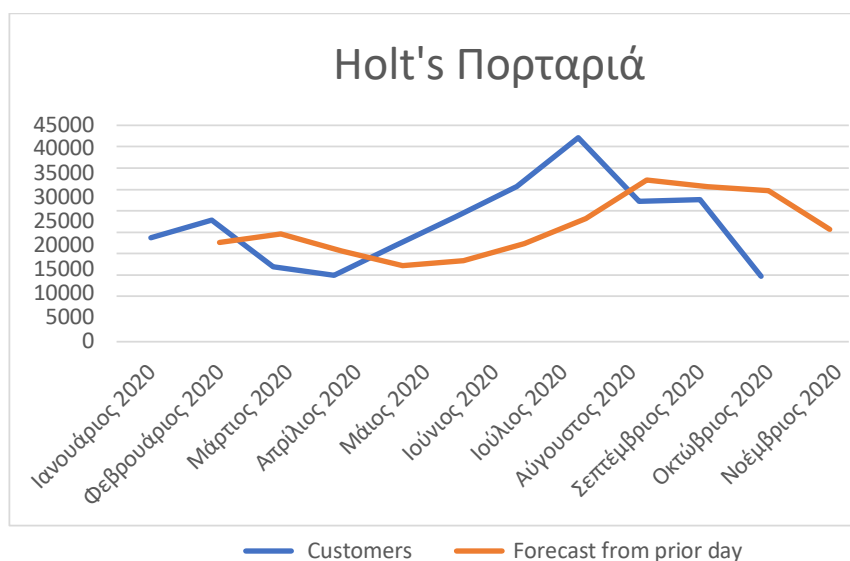
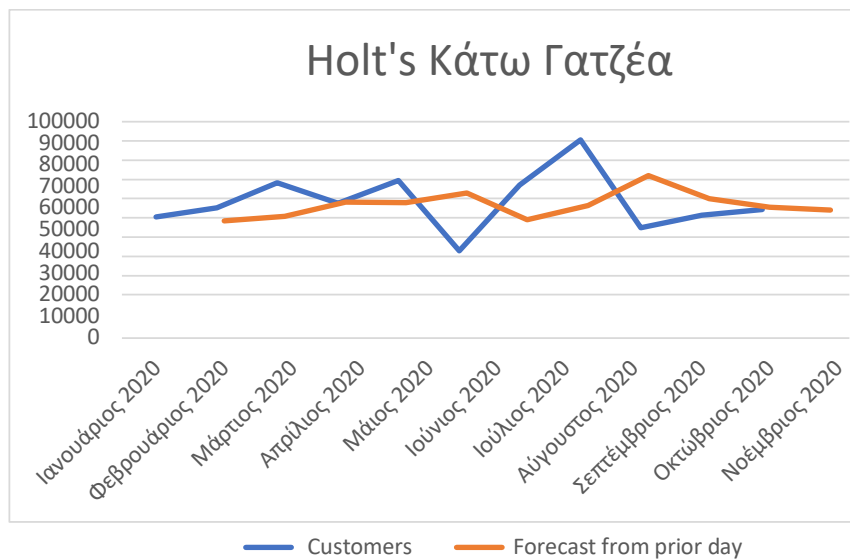
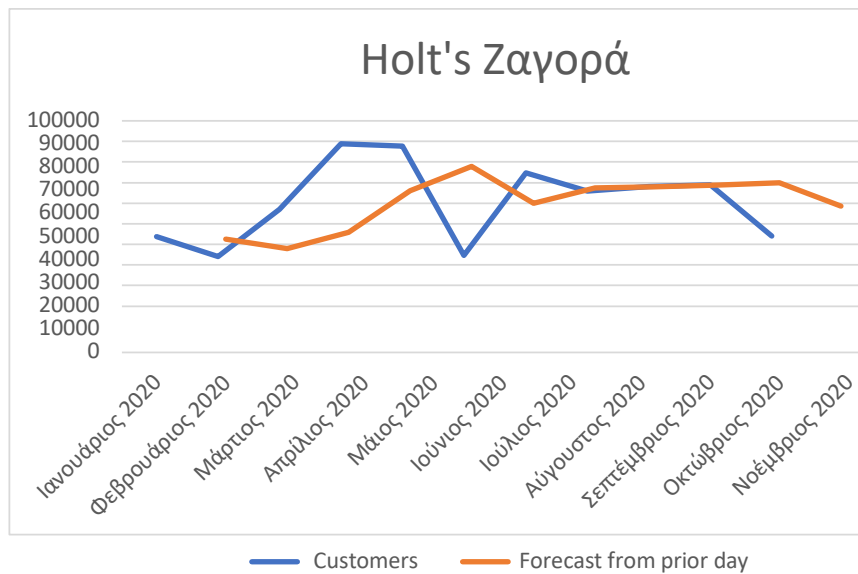
Εικόνα 63: "Holt's Months Βόλος"



Εικόνα 64: "Holt's Months Εγκατάσταση"



Εικόνα 65: "Holt's Months Ζαγορά, Κάτω Γατζέα, Πορταριά"



6.6 Ζήτηση Περιοχής ανά Εβδομάδα

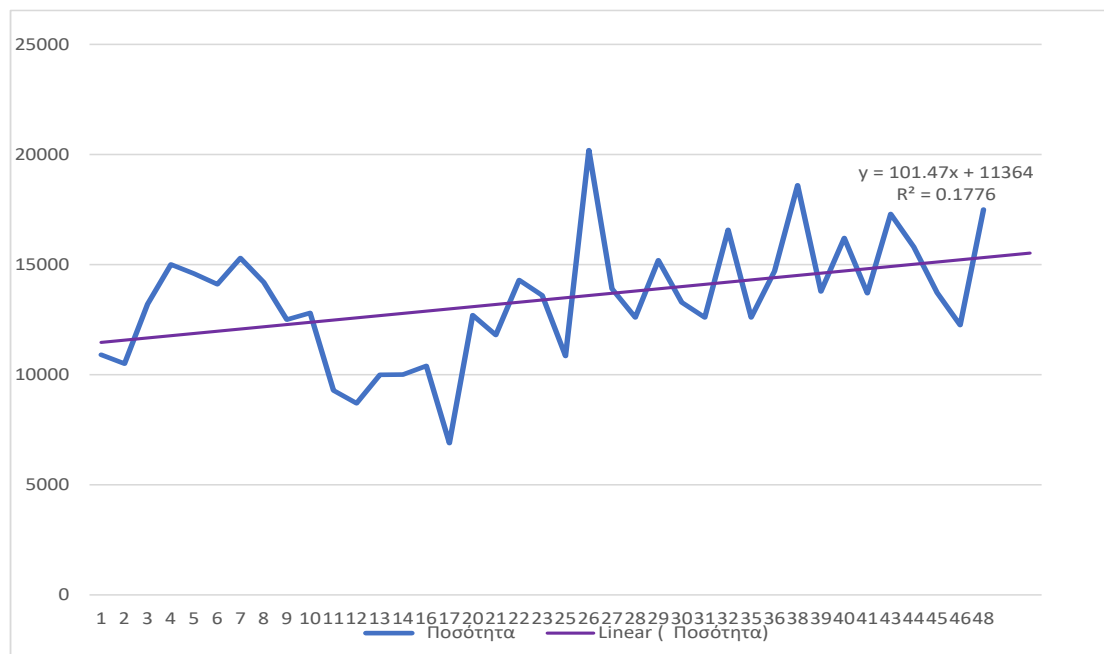
Η επόμενη ομαδοποίηση αφορά τη ζήτηση κάθε περιοχής ανά εβδομάδα. Παρόλο που υπήρχαν δεδομένα για 11 μήνες, οι παραγγελίες των πελατών, δεν πραγματοποιούνταν κάθε εβδομάδα. Οπότε, τα δεδομένα αφορούν διαφορετικό αριθμό εβδομάδων για κάθε πελάτη, και η πρόβλεψη γίνεται ουσιαστικά για την επόμενη εβδομάδα που θα πραγματοποιηθεί παραγγελία.

Για τον Αλμυρό 1.

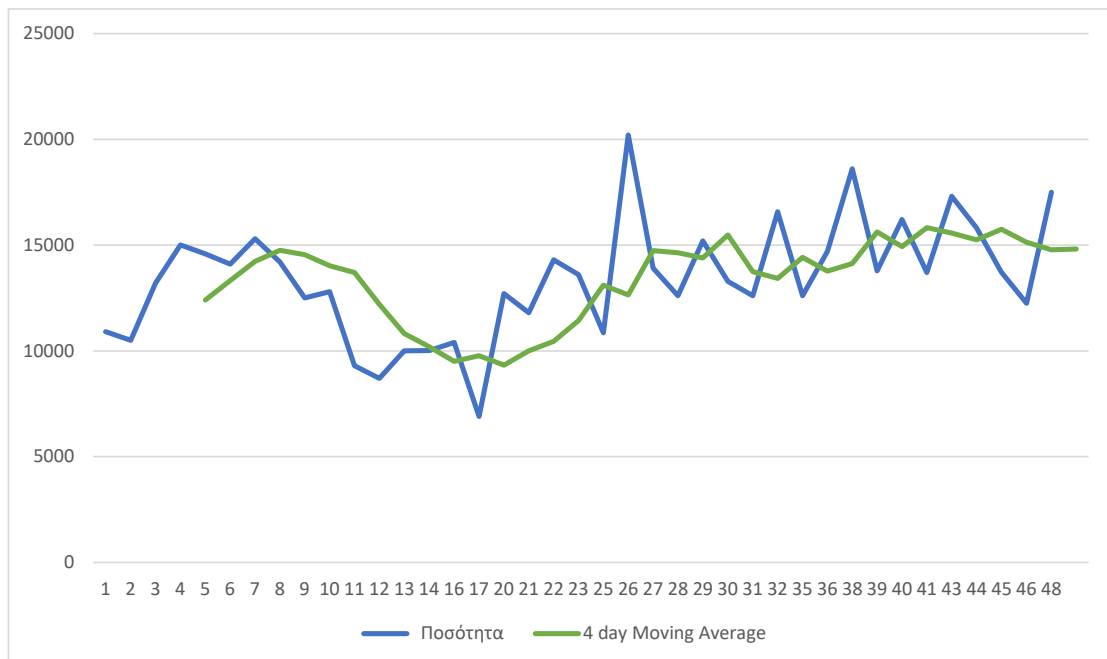
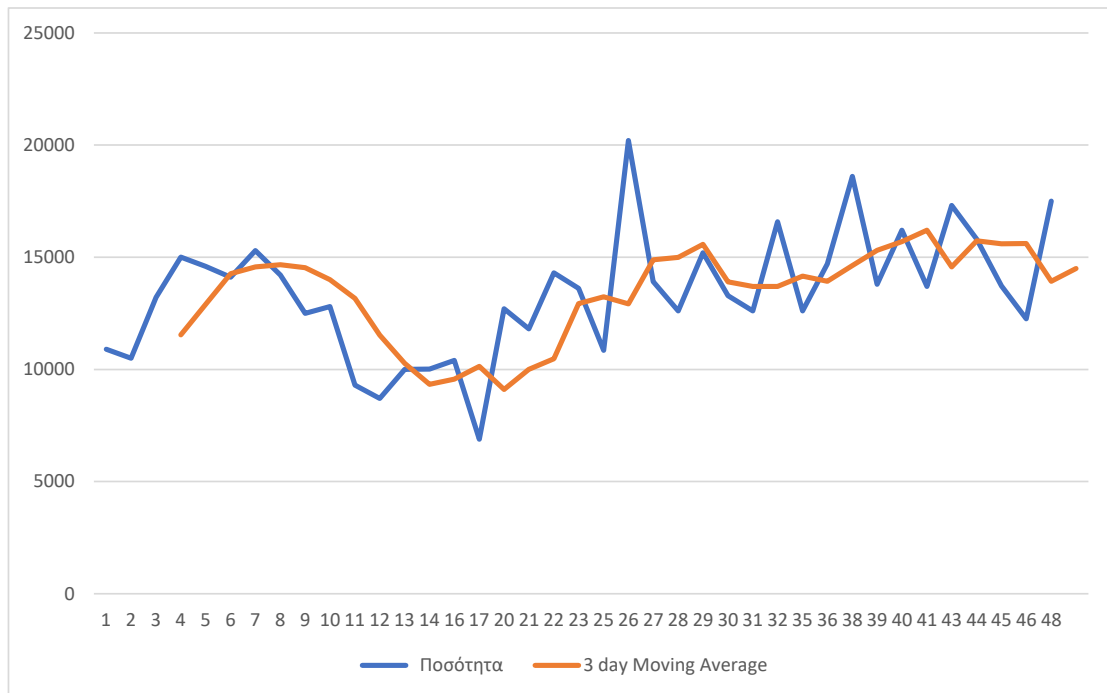
3 day M.A.	4 day M.A.	Regression	Holt's
2857,87	2712,0035	2455,2489	9357,5
21,475%	20,379%	18,449%	19,950%
Πρόβλεψη			
14495	14823.75	15422.8	15539.4

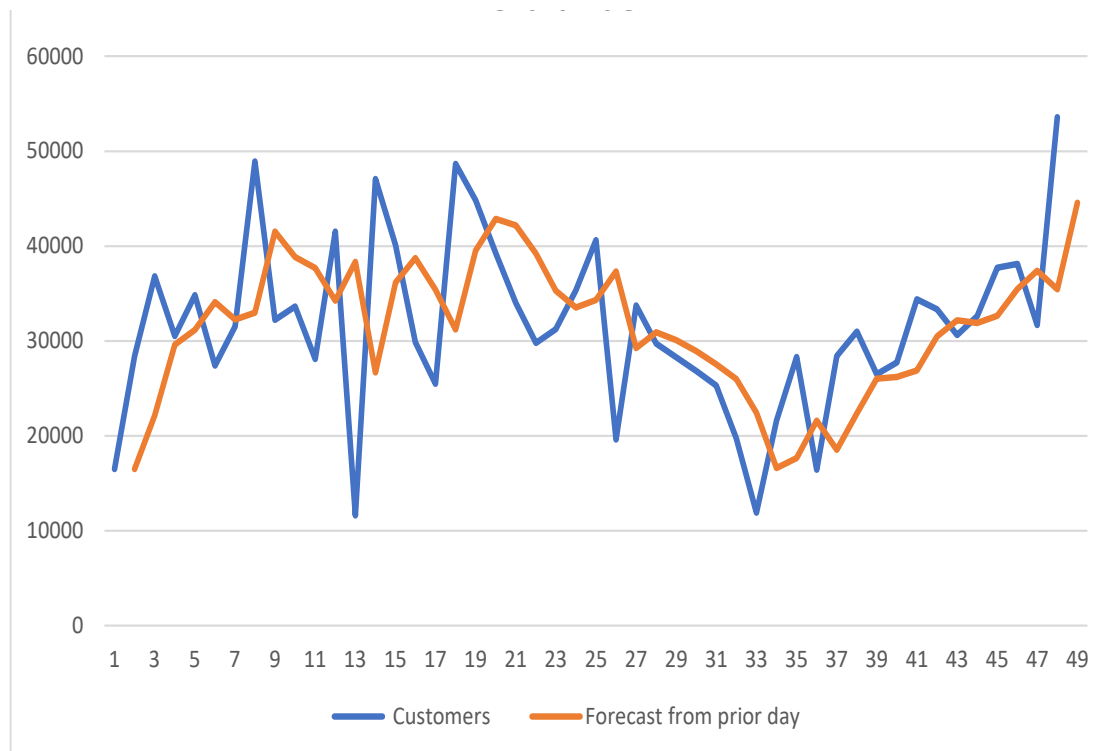
Πίνακας 16: Αποτελέσματα Αλμυρού 1

Εικόνα 66: Regression, Αλμυρός 1



Εικόνα 67: Moving Averages, Αλμυρός 1





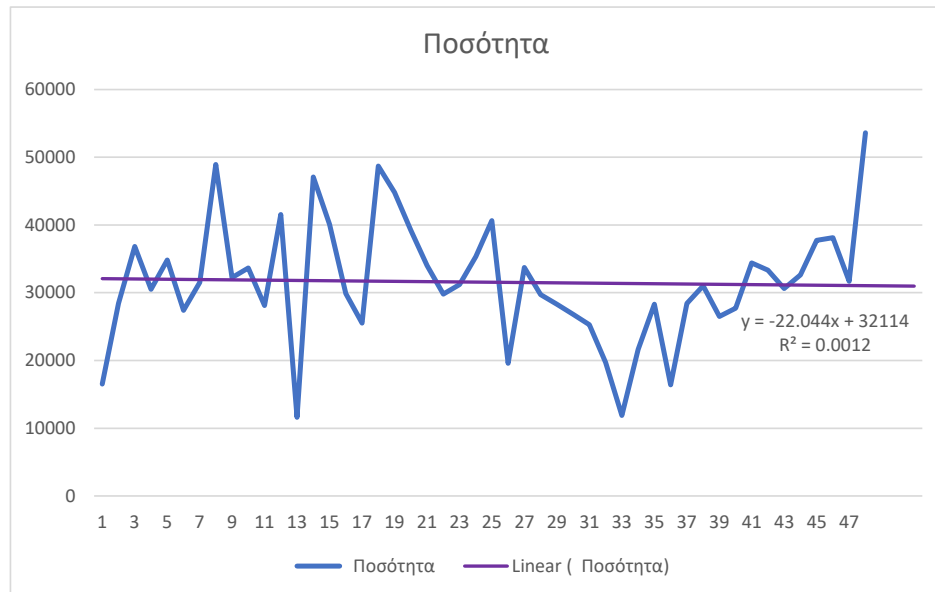
Εικόνα68: Holt, Αλμυρός 1

Για τον Αλμυρό.

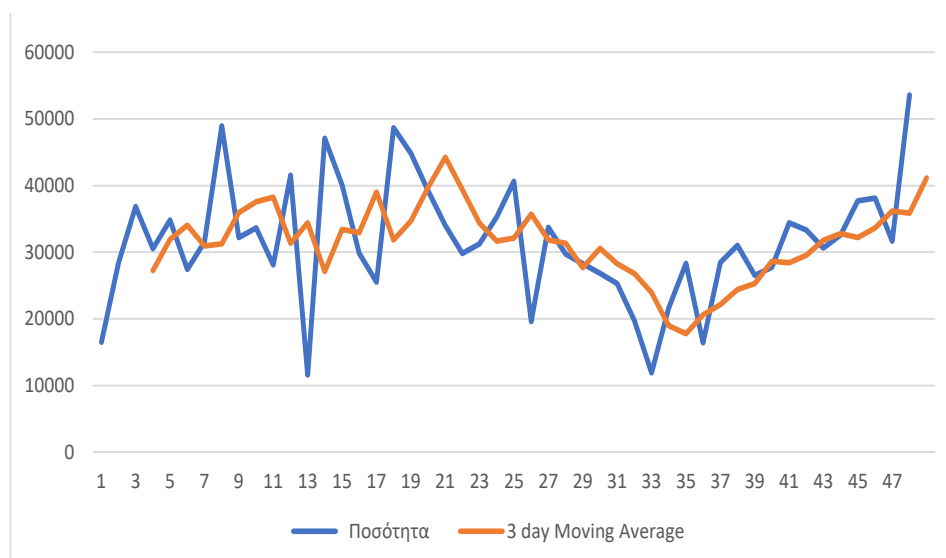
3 day M.A.	4 day M.A.	Regression	Holt's
9232,26	9817,23	8907,87	2654,9
21,994%	23,387%	21,221%	22,292%
Πρόβλεψη			
41127	40276.25	31033.844	44,557.0

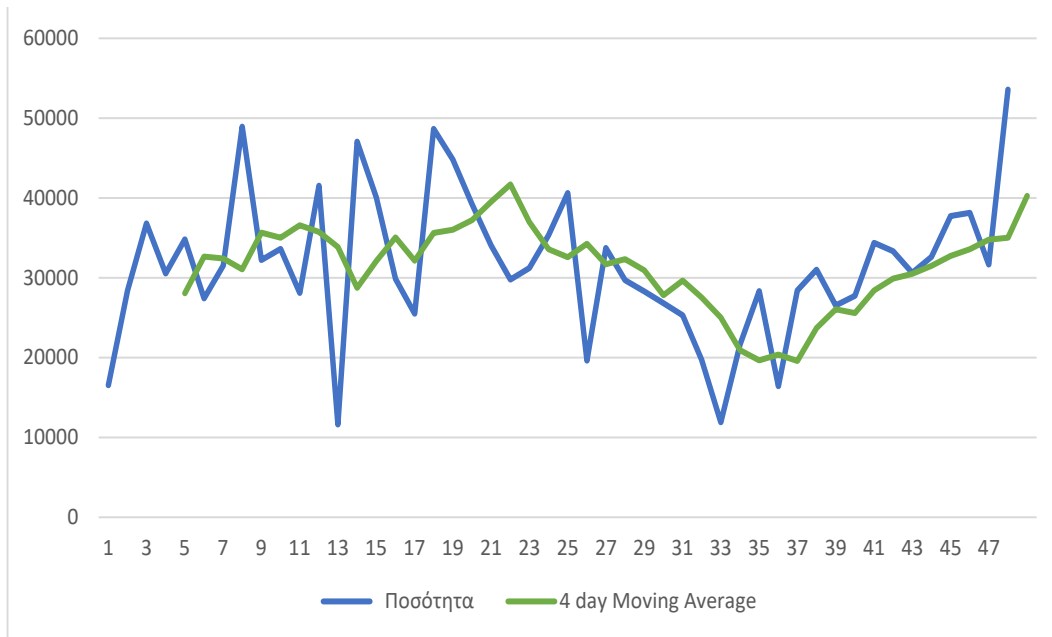
Πίνακας 17: Αποτελέσματα Αλμυρού

Εικόνα 69: Regression, Αλμυρός

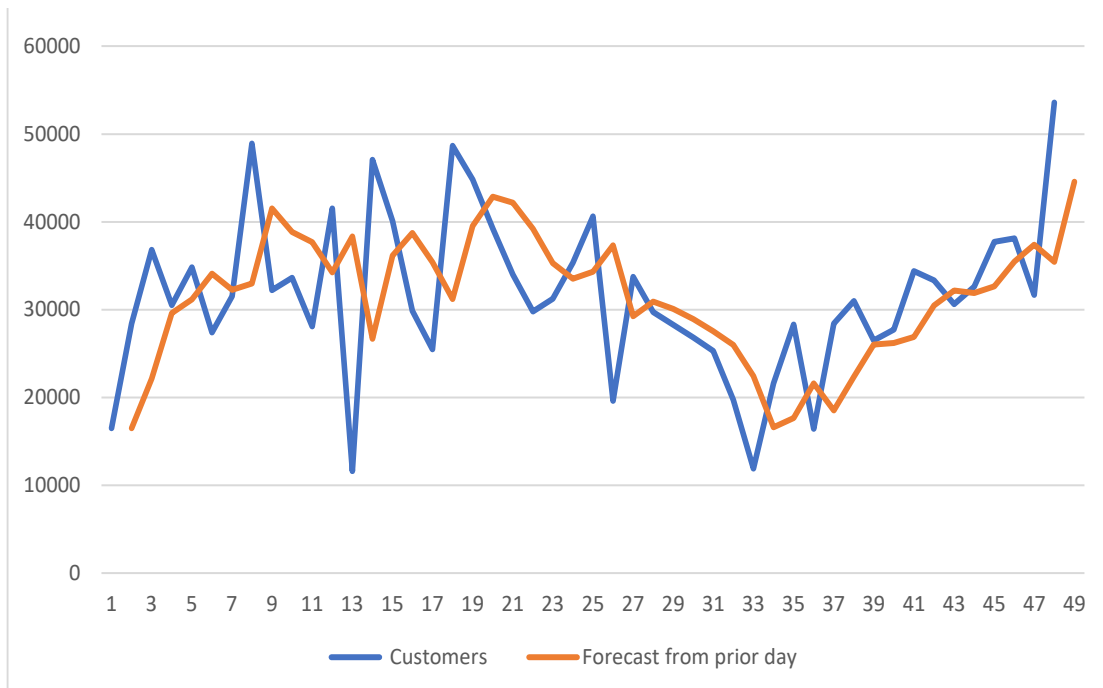


Εικόνα 70: Moving Averages, Αλμυρός





Εικόνα 71: Holt, Αλμυρός

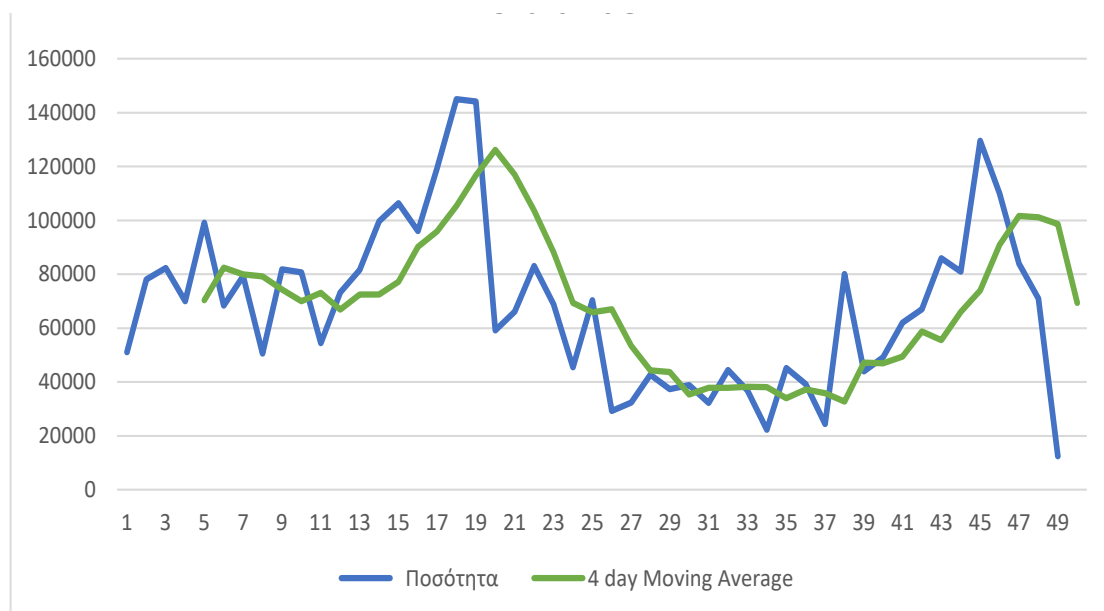
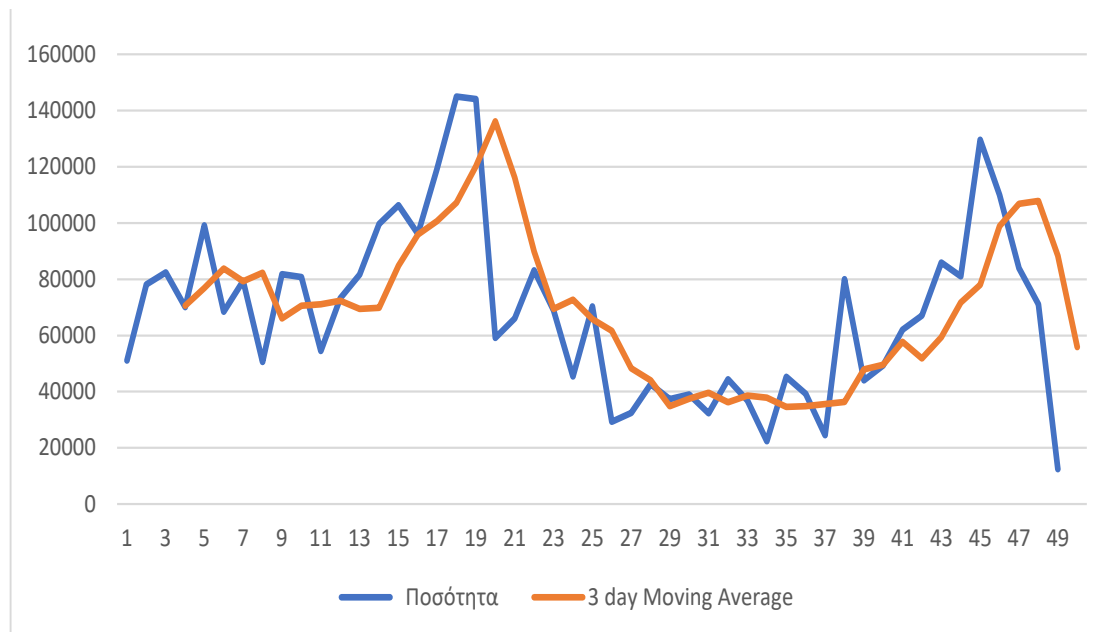


Για την εγκατάσταση.

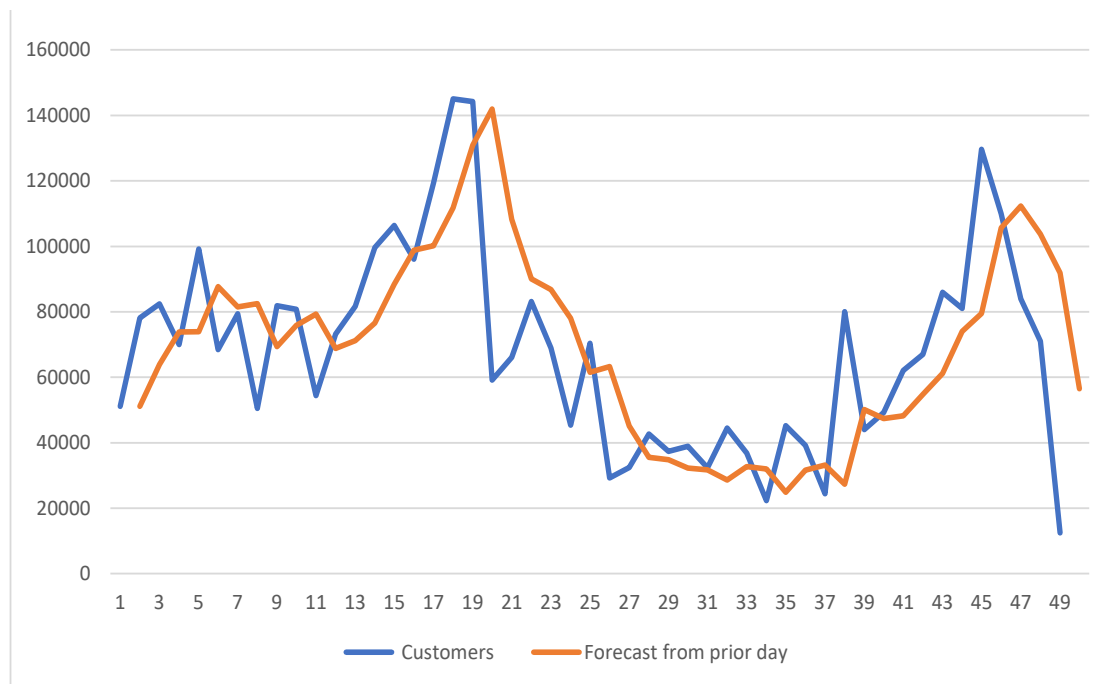
3 day M.A.	4 day M.A.	Regression	Holt's
9946,21	14217,24	29480,89	26727,1
7,502%	10,723%	22,235%	20,158%
Πρόβλεψη			
55807.33333	69349.25	55990	56,495.1

Πίνακας 18: Αποτελέσματα Εγκατάστασης

Εικόνα 72: Moving Averages, Εγκατάσταση



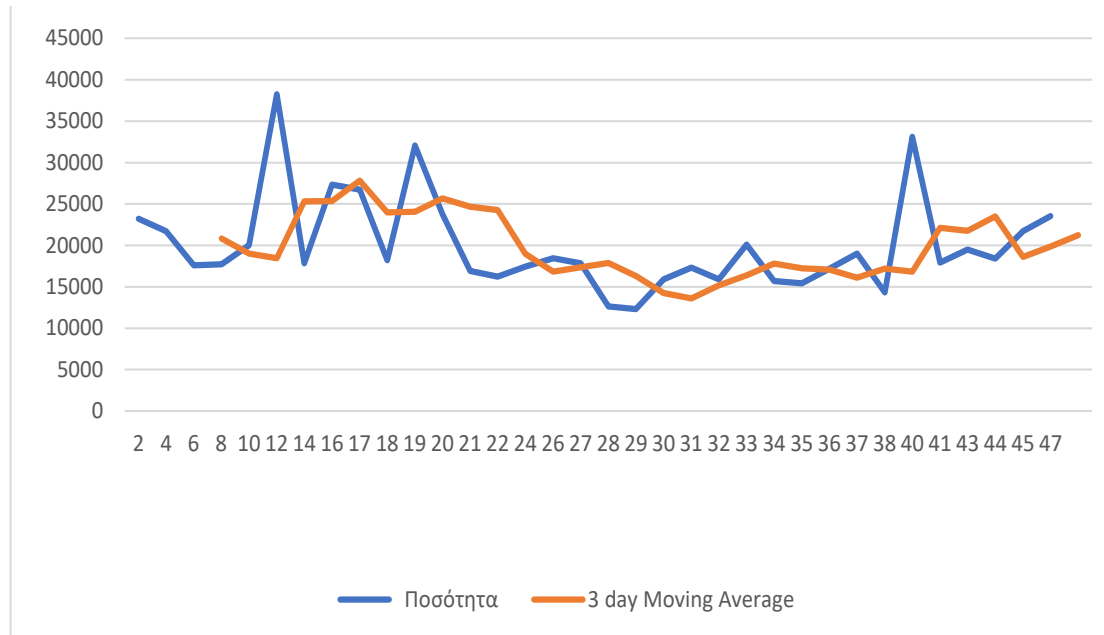
Εικόνα 73: Holt, Εγκατάσταση



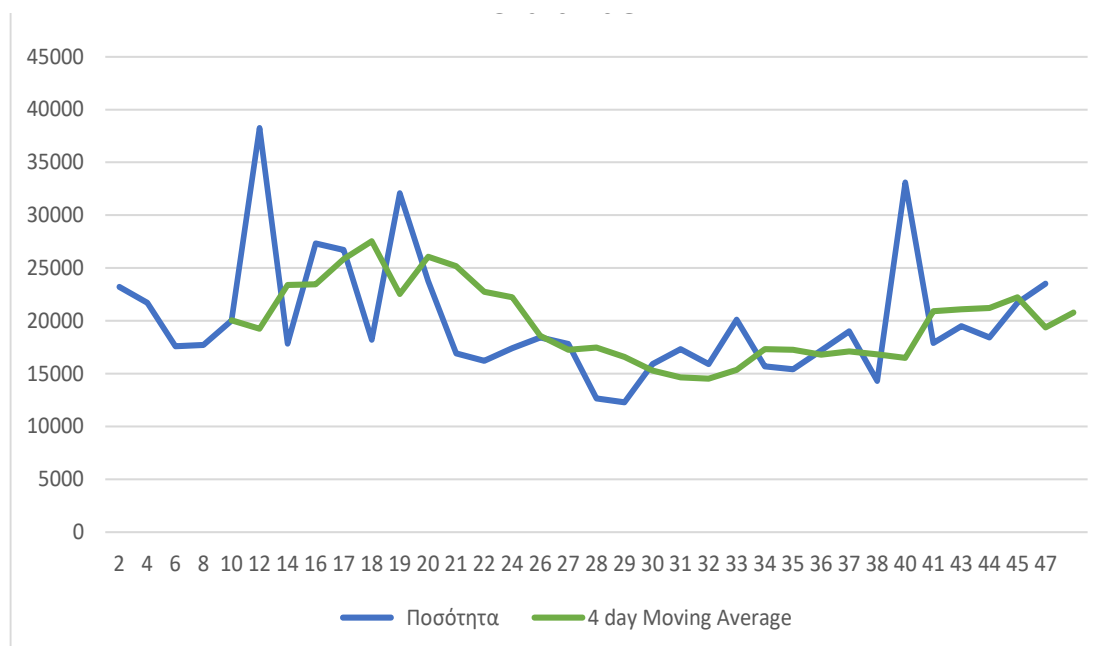
Για τη Ζαγορά.

3 day M.A.	4 day M.A.	Regression	Holt's
5061,70	5555,66	5529,27	6163,4
19,510%	21,414%	21,312%	23,757%
Πρόβλεψη			
21217	20791.25	17873.4	22,302.5

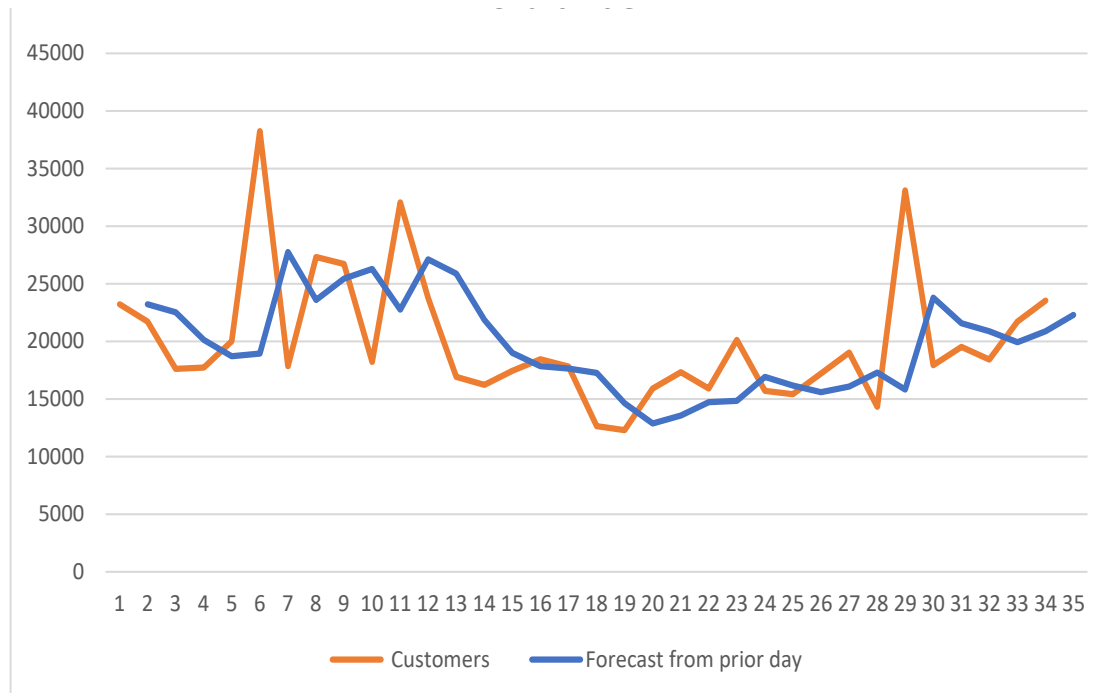
Πίνακας 19: Αποτελέσματα Ζαγοράς



Εικόνα 74: Moving Averages, Ζαγορά



Εικόνα 75: Holt, Ζαγορά

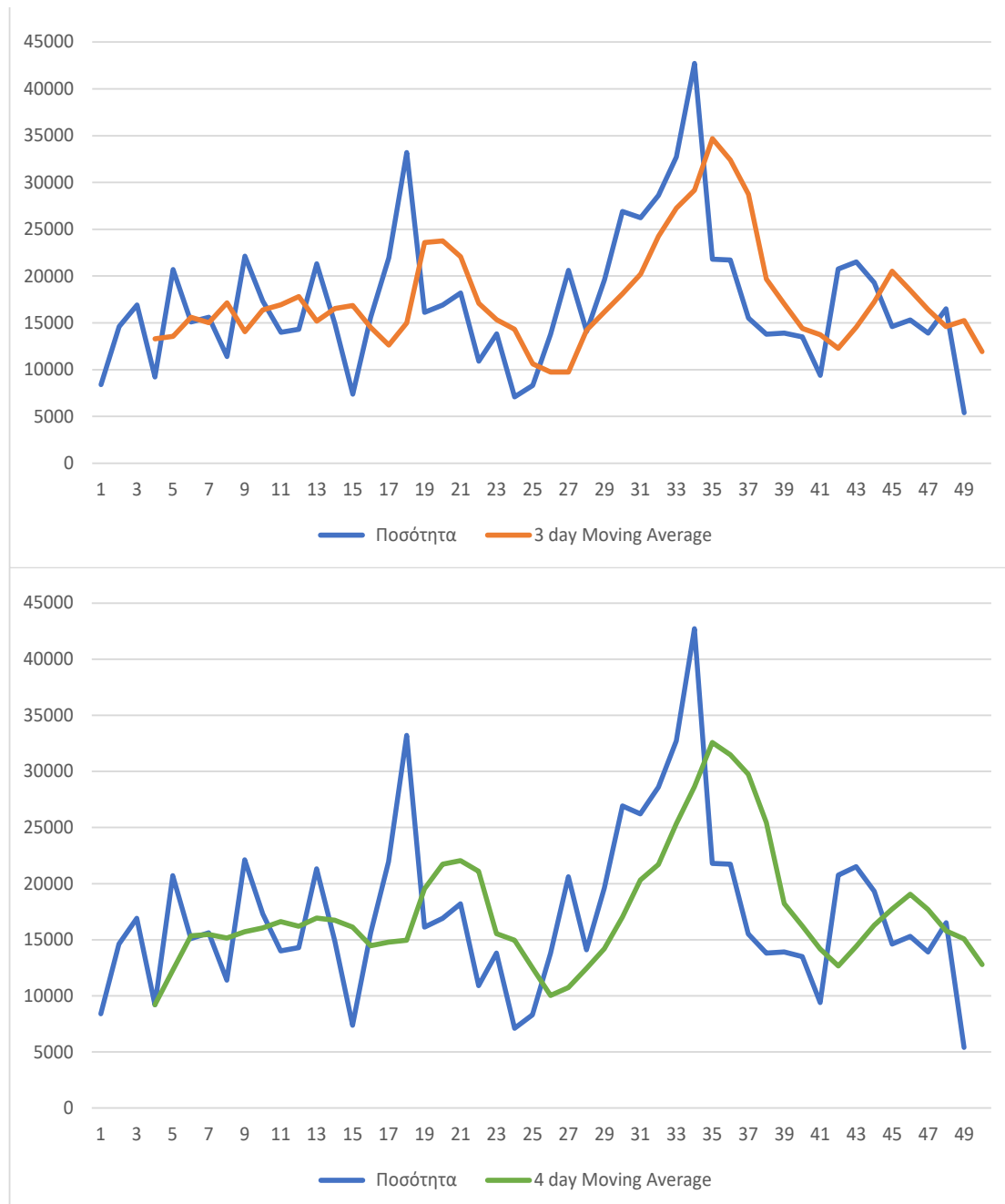


Για την Αργαλαστή.

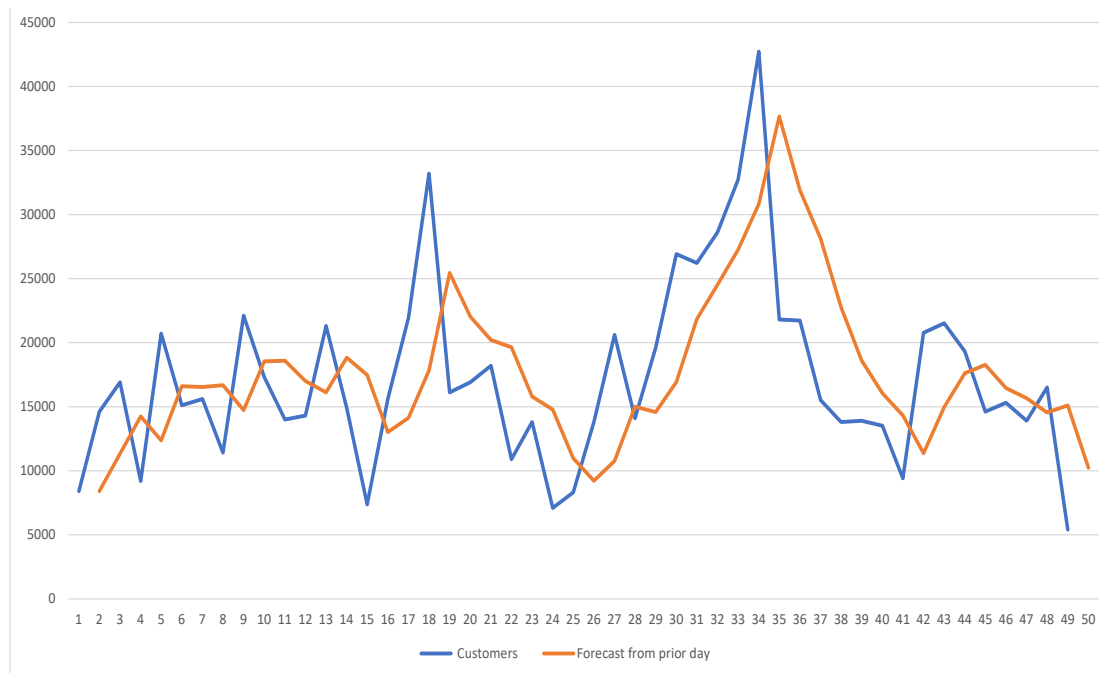
3 day M.A.	4 day M.A.	Regression	Holt's
3773,88	4691,16	7024,34	7054,7
10,113%	12,571%	18,824%	18,905%
Πρόβλεψη			
11941.66667	12782.75	18788.9	10,233.4

Πίνακας 20: Αποτελέσματα Αργαλαστής

Εικόνα 76: Moving Averages, Αργαλαστή



Εικόνα 77: Holt, Αργαλασθή

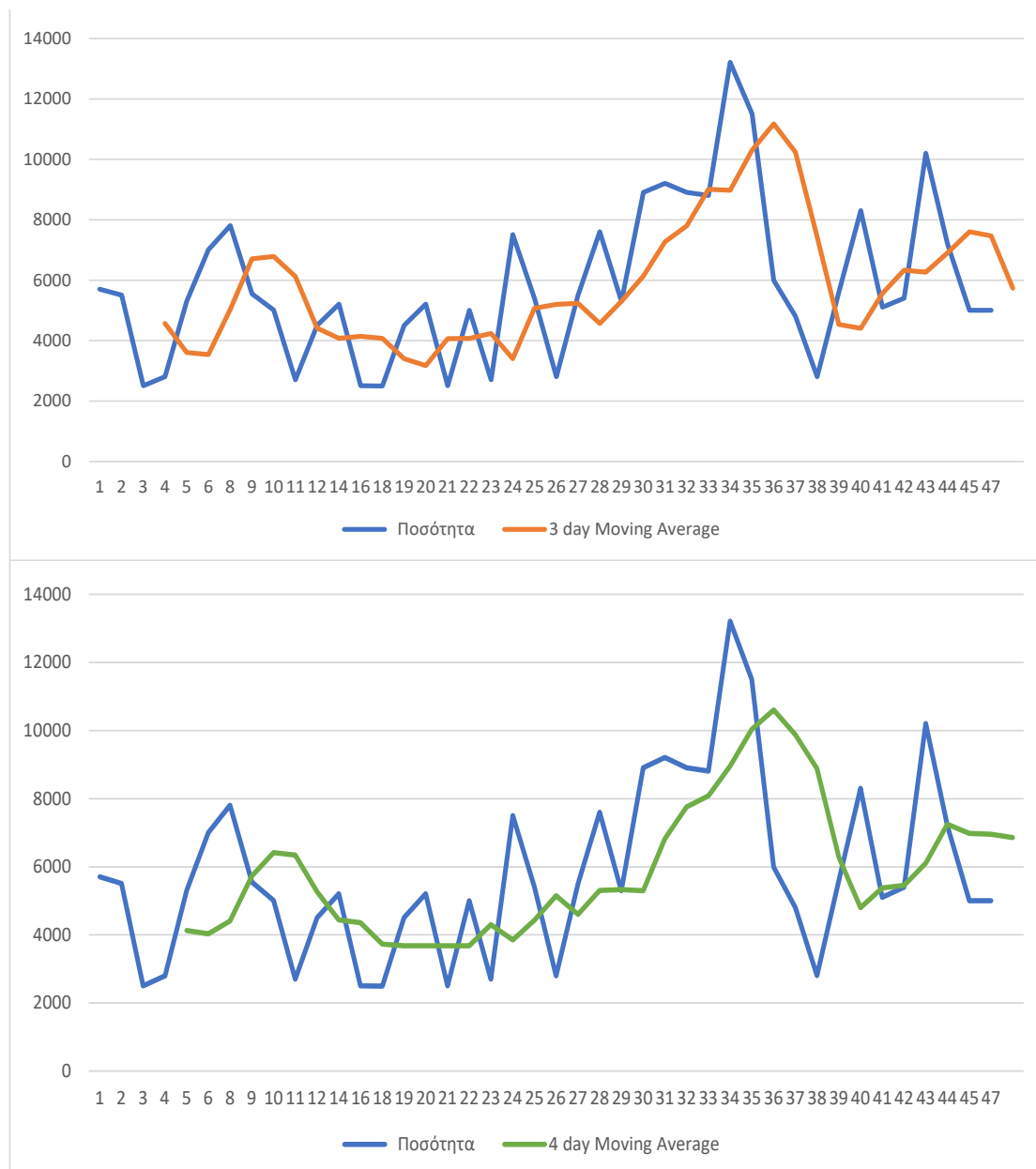


Για την Πορταριά.

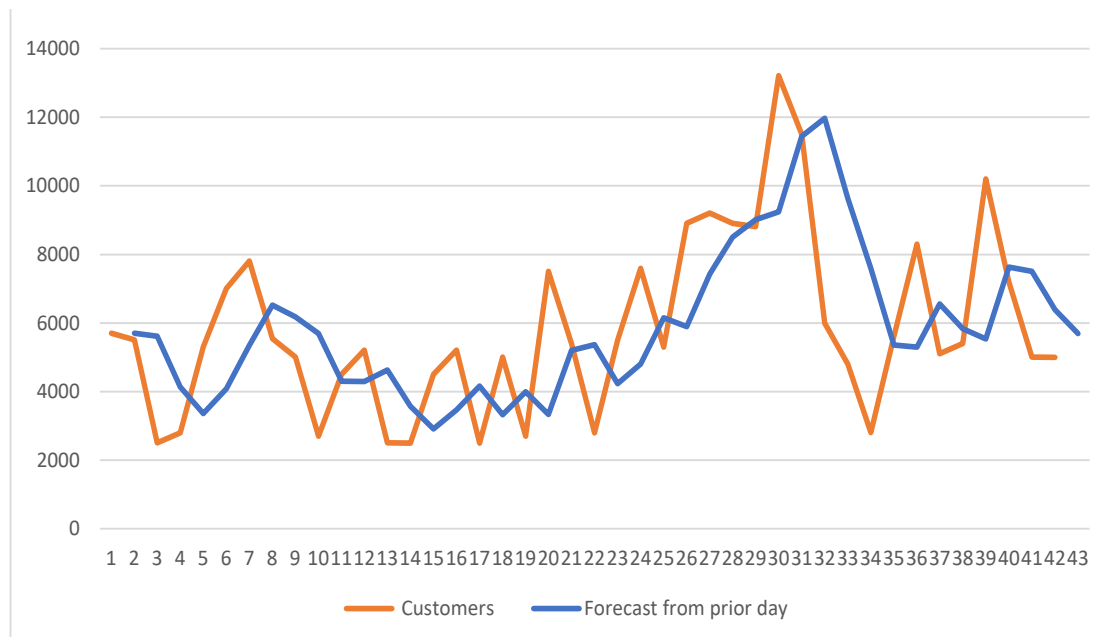
3 day M.A.	4 day M.A.	Regression	Holt's
1764,96	2155,57	2337,26	2339,3
16,480%	20,127%	21,823%	22,255%
Πρόβλεψη			
5737	6854.25	7466.467	5,695.0

Πίνακας 21: Αποτελέσματα Πορταριάς

Εικόνα 78: Moving Averages, Πορταριά



Εικόνα 79: Holt, Πορταριά

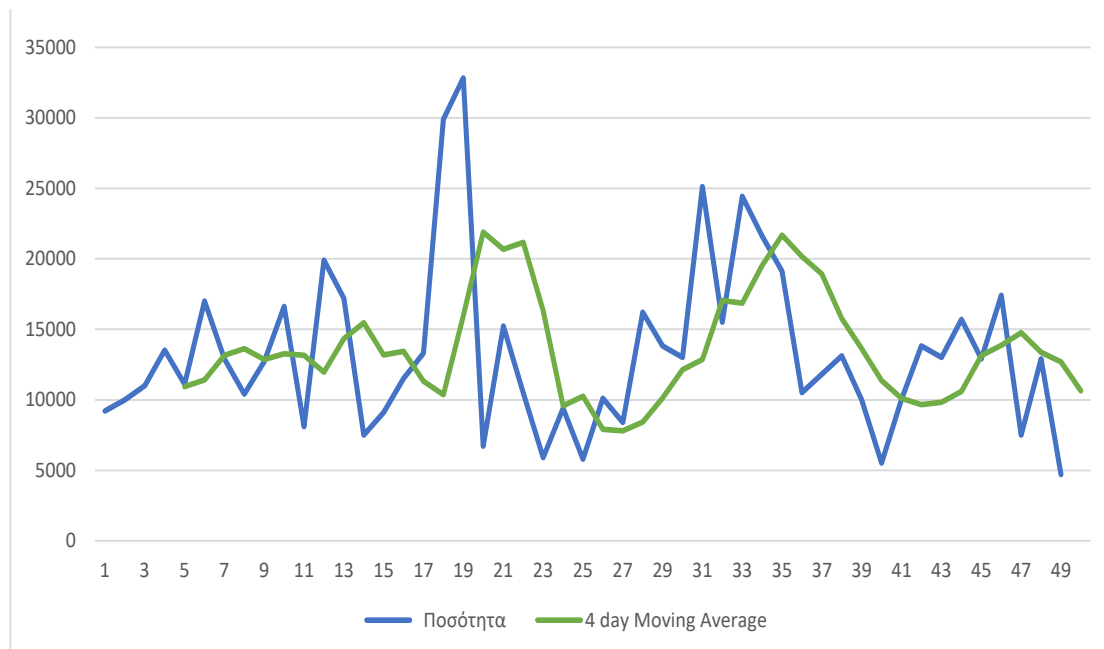
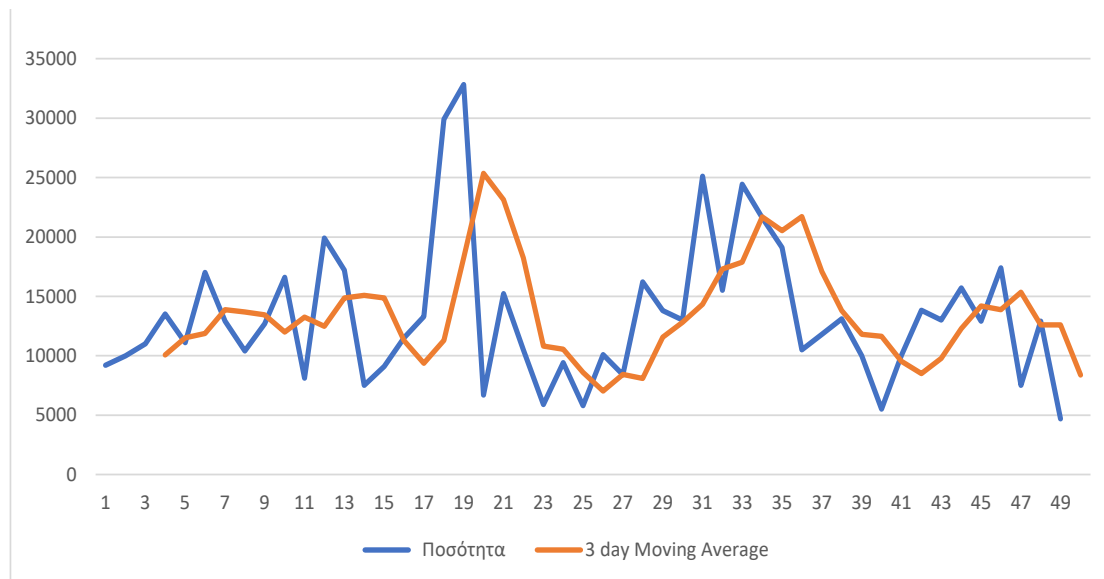


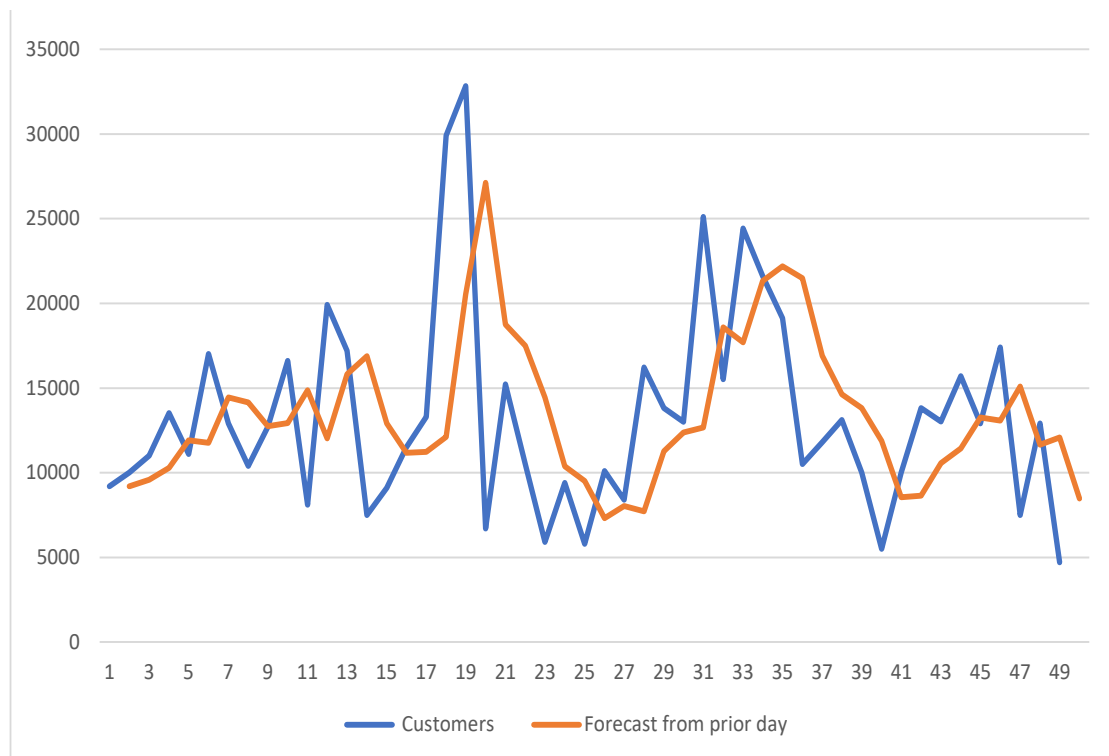
Για την Κάτω Γατζέα.

3 day M.A.	4 day M.A.	Regression	Holt's
4025,15	4361,12	5866,32	6548,9
14,315%	15,510%	20,863%	25,280%
Πρόβλεψη			
8372.666667	10632.25	13120.28	8,479.6

Πίνακας 22: Αποτελέσματα Κάτω Γατζέας

Εικόνα 80: Moving Averages, Κάτω Γατζέα



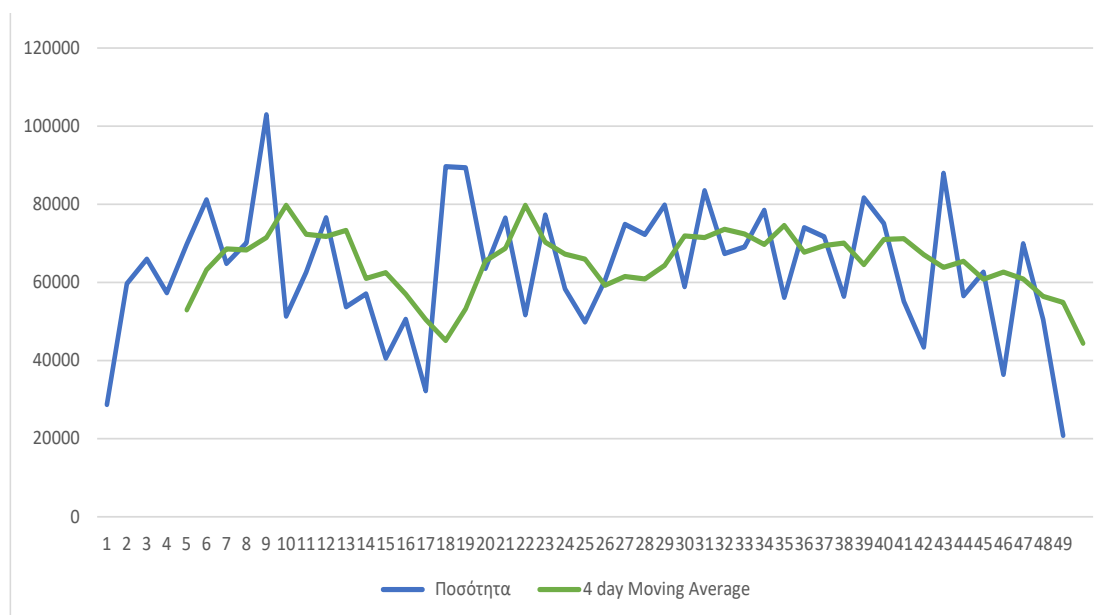
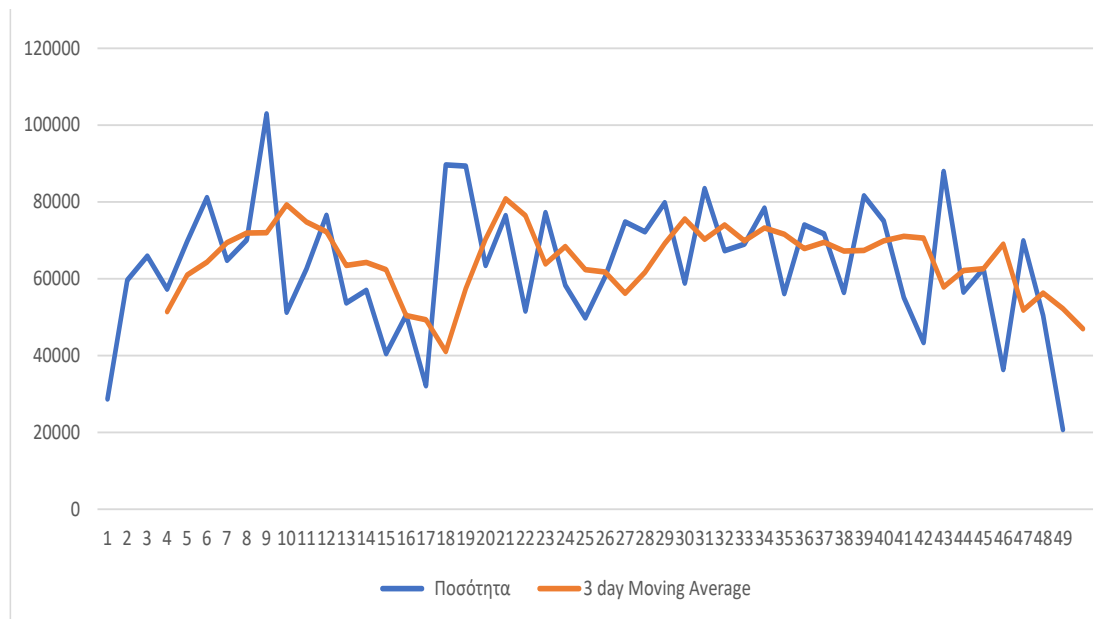
Εικόνα 81: Holt, Κάτω Γαζζέα

Για τον Βόλο.

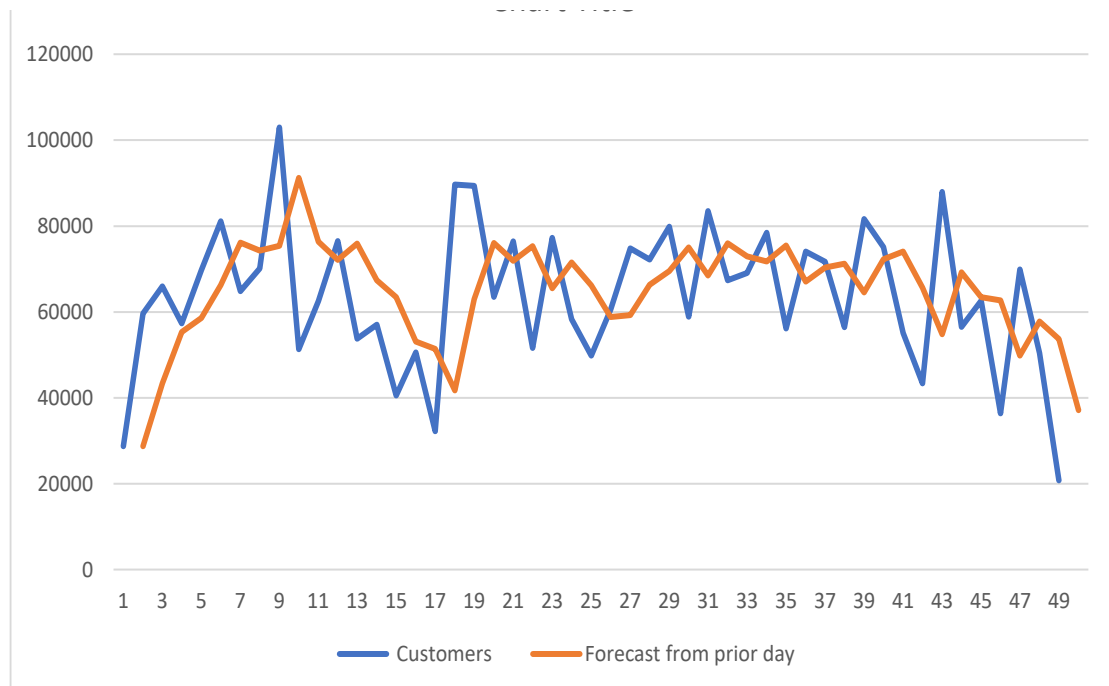
3 day M.A.	4 day M.A.	Regression	Holt's
9049,20	9540,98	16374,08	18601,8
11,020%	11,619%	19,941%	22,654%
Πρόβλεψη			
47053.33333	44393	61606.85	37,149.3

Πίνακας 23: Αποτελέσματα Βόλου

Εικόνα 82: Moving Averages, Βόλος



Εικόνα 83: Holt, Βόλος

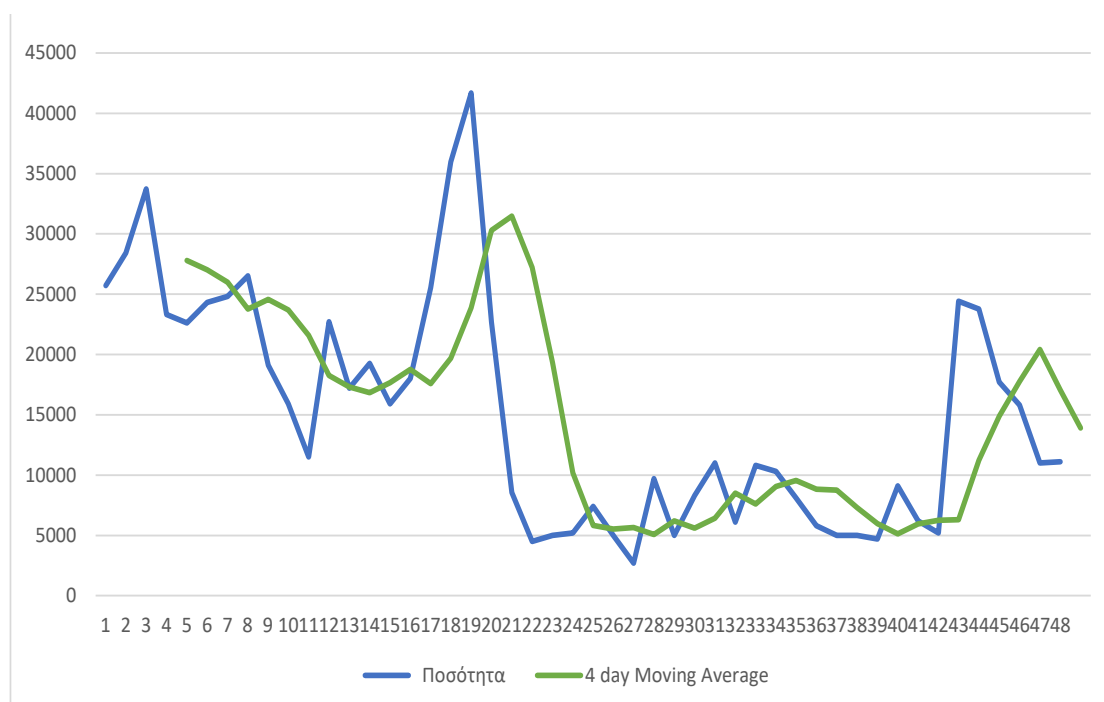
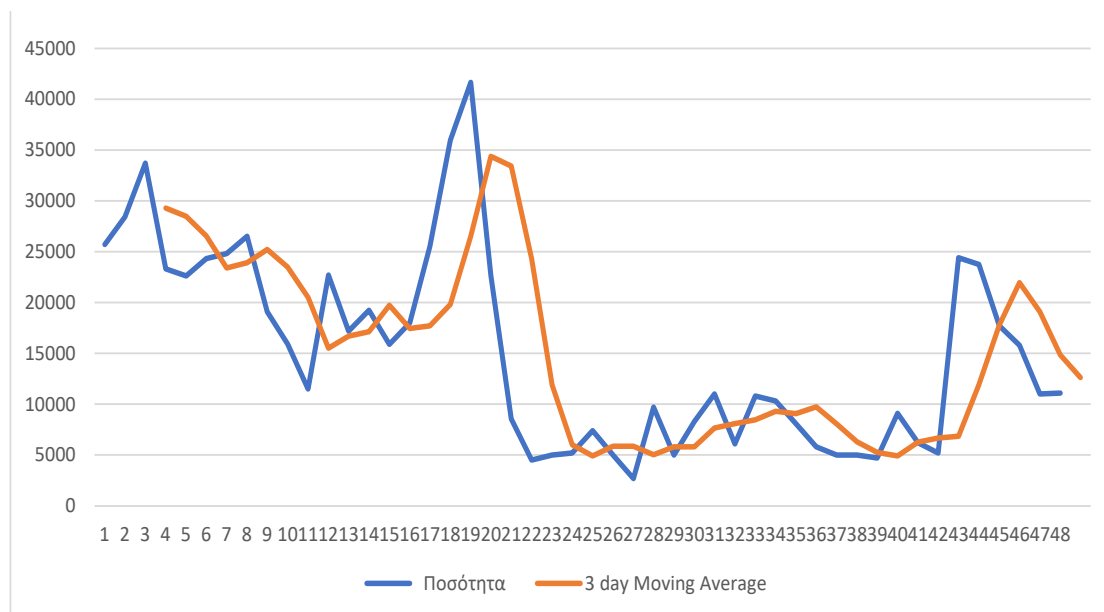


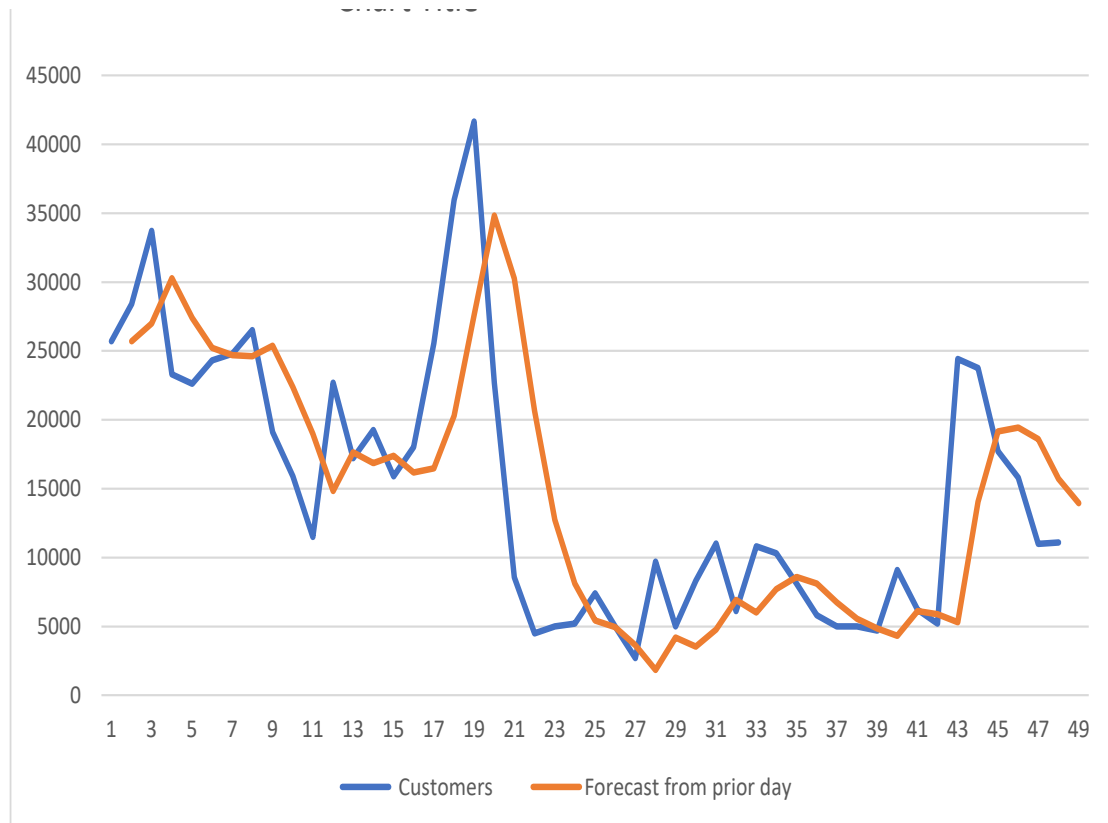
Για την Άλλη Μεριά.

3 day M.A.	4 day M.A.	Regression	Holt's
4175,75	3092,92	7975,88	7378,3
10,716%	7,937%	20,468%	18,935%
Πρόβλεψη			
12635	13903	5981.89	13,941.3

Πίνακας 24: Αποτελέσματα Άλλης Μεριάς

Εικόνα 84: Moving Averages, Άλλη Μεριά



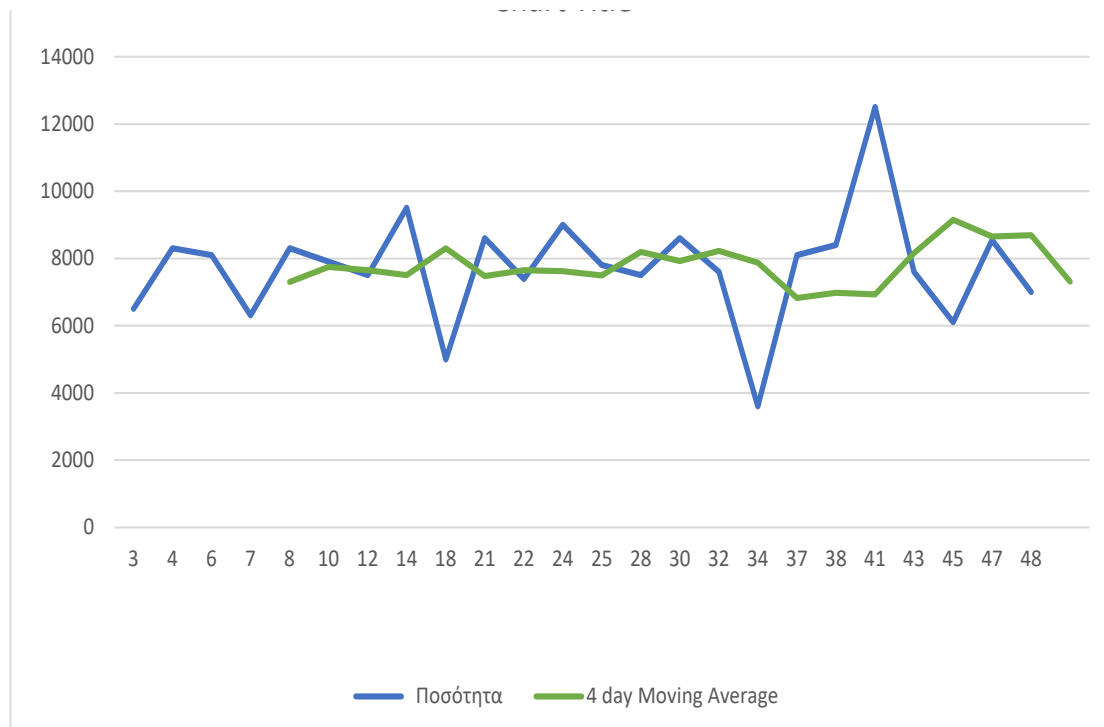
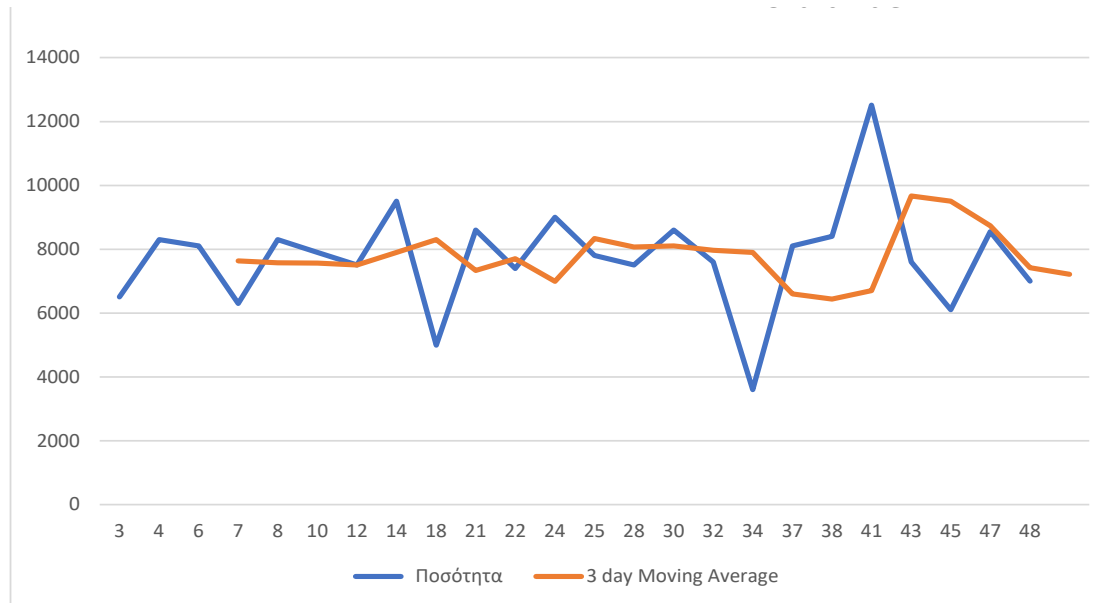
Εικόνα 85: Holt, Άλλη Μεριά

Για τη Σούρπη.

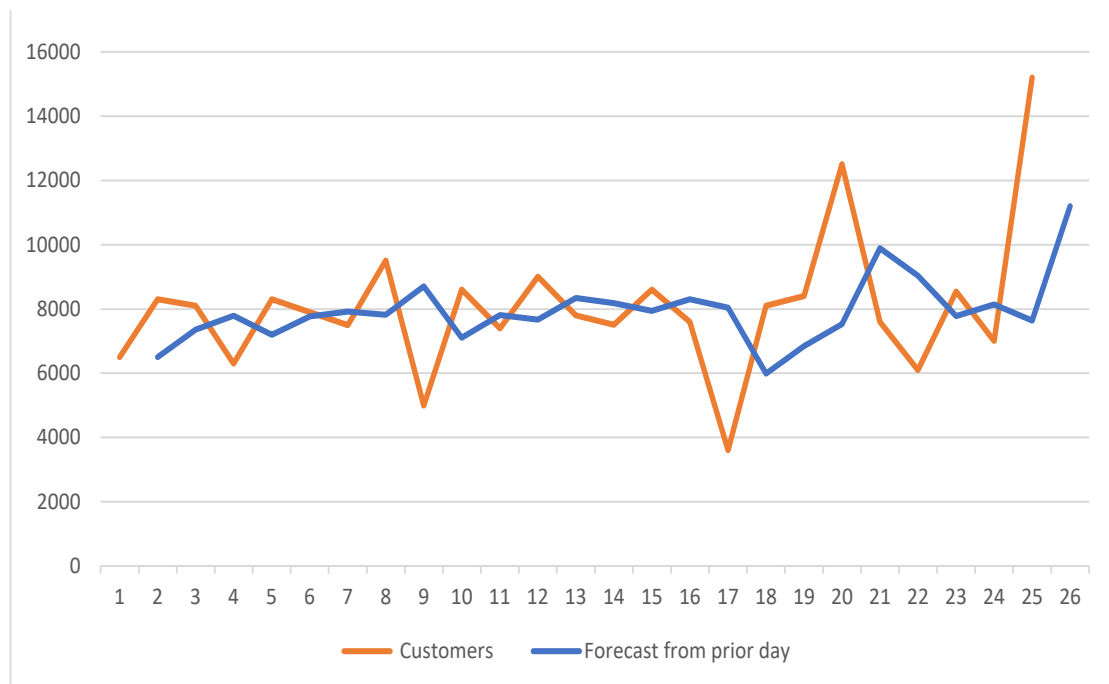
3 day M.A.	4 day M.A.	Regression	Holt's
1200,79	1653,35	1612,04	2535,9
13,477%	18,556%	18,093%	21,857%
Πρόβλεψη			
7218.333333	7314.5	7965.6	11,202.1

Πίνακας 25: Αποτελέσματα Σούρπης

Εικόνα 86: Moving Averages, Σούρπη

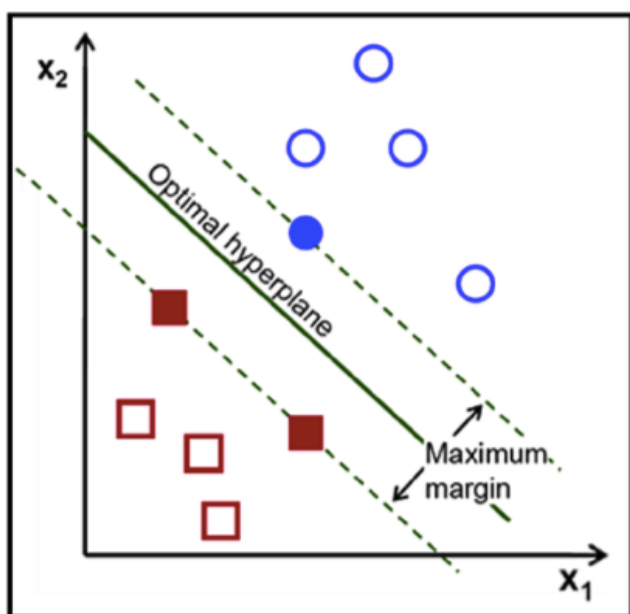


Εικόνα 87: Holt, Σούρπη



6.7 Support Vector Machines

Οι Μηχανές Διανυσματικής Υποστήριξης (Support Vector Machines), υπάγονται στην κατηγορία των εποπτευόμενων (supervised) μεθόδων μάθησης που αναλύουν δεδομένα και αναγνωρίζουν μοτίβα. Οι μέθοδοι SVM χρησιμοποιούνται κυρίως για ταξινόμηση (Classification), παλινδρόμηση (Regression Analysis) και νέα ανίχνευση (Novelty Detection). Αρχικά, δίνεται ένα σύνολο “training” δεδομένων σε ένα learning εγχείρημα δύο τάξεων. Ο SVM “training” αλγόριθμος οικοδομεί ένα μοντέλο ή μια συνάρτηση ταξινόμησης που αναθέτει δύο νέες παρατηρήσεις σε μία από τις δύο τάξεις ή σε μία από τις δύο μεριές από ένα υπερεπίπεδο (εάν το πρόβλημα είναι 2D οι τάξεις χωρίζονται με μια ευθεία γραμμή), καθιστώντας το SVM ένα μη-στοχαστικό δυαδικό ταξινομητή. Ένα SVM μοντέλο χαρτογραφεί τις παρατηρήσεις ως σημεία στον χώρο, κατά τέτοιο τρόπο ώστε να ταξινομούνται σε ένα ξεχωριστό διαμέρισμα του χώρου το οποίο διαιρείται με την μεγαλύτερη απόσταση στο πλησιέστερο σημείο δεδομένων παρατήρησης οποιασδήποτε κλάσης (the functional margin). Στη συνέχεια, νέες παρατηρήσεις προβλέπονται να ανήκουν σε μια τάξη με βάση σε ποια μεριά του διαχωρισμού καταλήγουν. Τα διανύσματα υποστήριξης (Support Vectors), είναι τα σημεία δεδομένων που βρίσκονται πιο κοντά στο υπερεπίπεδο που διαχωρίζει τις τάξεις.



Εικόνα 88: "SVM, Functional Margin"

6.7.1 Support Vector Machine, Classification

Η διαδικασία της ταξινόμησης (classification), μια διακριτή τεχνική μηχανικής μάθησης, στοχεύει στο να βρει, βασιζόμενη σε ένα ανεξάρτητο και ομοιόμορφα κατανομημένο σετ δεδομένων, μια συγκεκριμένη συνάρτηση η οποία μπορεί ορθά να προβλέψει ετικέτες για νεοεισαχθέντα δεδομένα. Αυτό σημαίνει ότι η διακριτή συνάρτηση ταξινόμησης παίρνει ένα δεδομένο σημείο x και το αναθέτει σε μια από τις διαφορετικές τάξεις (classes) οι οποίες είναι κομμάτι της διαδικασίας της ταξινόμησης. Είναι μια διαχωριστική τεχνική που λύνει το πρόβλημα κυρτής βελτιστοποίησης αναλυτικά.

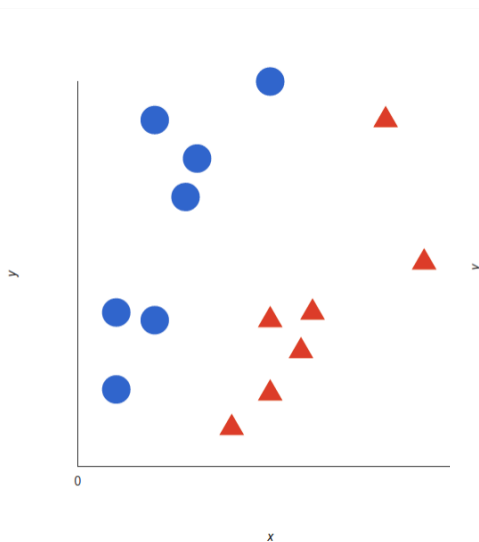
Η μέθοδος SVM είναι μια :

- Είναι “sparse” μέθοδος : όταν οι παράμετροι του μοντέλου προσδιοριστούν το SVM εξαρτάται μόνο από ένα υποσύνολο των training περιπτώσεων που ονομάζονται διανύσματα υποστήριξης (support vectors) για την μελλοντική πρόβλεψη. Τα διανύσματα υποστήριξης βρίσκονται μετά από ένα βήμα βελτιστοποίησης μέσω μιας αντικειμενικής συνάρτησης η οποία κανονικοποιείται από ένα error term και έναν περιορισμό χρησιμοποιώντας χαλάρωση Lagrange.
- Χρησιμοποιεί την τεχνική “kernel” (πυρήνας) : η επιλογή και η ρύθμιση της λειτουργίας του πυρήνα είναι κρίσιμα για την βέλτιστη λύση που θα παράξει η μέθοδος.
- Είναι ένας διαχωριστής μεγίστου περιθωρίου (Maximum Margin Separator) : Εκτός της ελαχιστοποίησης του σφάλματος ή μιας συνάρτησης κόστους , βασισμένα στα “training” σετ δεδομένων, το SVM επιβάλλει έναν επιπλέον περιορισμό στο πρόβλημα βελτιστοποίησης : το υπερεπίπεδο πρέπει να είναι τοποθετημένο στον χώρο με τρόπο κατά τον οποίο να βρίσκεται στη μέγιστη απόσταση από τις διάφορες τάξεις. Καθίσταται λοιπόν αναγκαίο να βρεθεί αυτό το υπερεπίπεδο το οποίο εν τέλει θα γενικευόταν καλύτερα γιατί βρίσκεται σε ίση και μέγιστη απόσταση από τις τάξεις.

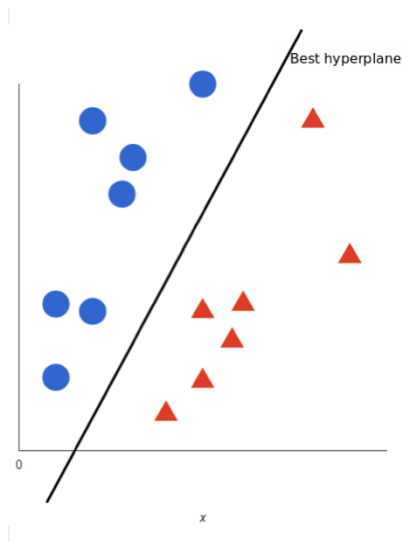
Τα παραπάνω είναι αναγκαία διότι το “training” γίνεται σε ένα δείγμα του “πληθυσμού”, ενώ η πρόβλεψη θα πρέπει να γίνει σε δεδομένα τα οποία δεν έχουν

συναντηθεί ακόμα και τα οποία μπορεί να κατανέμονται με ελαφρώς διαφορετικό τρόπο από το υποσέτ δεδομένων στο οποίο έχουν «προπονηθεί».

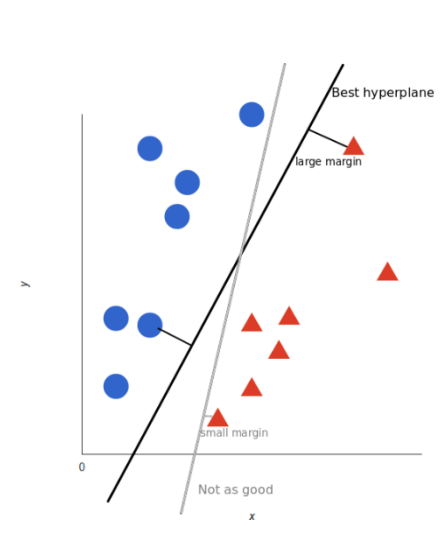
Με απλά λόγια ο τρόπος που το SVC δουλεύει εξηγείται εύκολα εάν φανταστούμε ότι έχουμε δύο ετικέτες, μία μπλε και μία κόκκινη και τα δεδομένα μας έχουν δύο χαρακτηριστικά τα x και y . Θέλουμε έναν ταξινομητή ο οποίος εάν του δώσουμε ένα ζευγάρι από (x,y) συντεταγμένες μας δίνει ως απόκριση εάν είναι είτε μπλε είτε κόκκινο. Το SVC παίρνει αυτά τα δεδομένα και δίνει ως output μια ευθεία γραμμή (στην περίπτωση του 2D προβλήματος που εμείς αναλύουμε) η οποία χωρίζει τις ετικέτες κατά βέλτιστο τρόπο. Αυτή η γραμμή ονομάζεται όριο απόφασης (decision boundary) και ό,τι υπάγεται στη μια μεριά της γραμμής ταξινομείται ως μπλε και ό,τι στην άλλη ως κόκκινο. Ο βέλτιστος τρόπος, δηλαδή το υπερεπίπεδο (ευθεία γραμμή



Εικόνα 91: "μπλε-κόκκινα δεδομένα"



Εικόνα 90: "Best Hyperplane"



Εικόνα 89: "Comparison between margins"

στην περίπτωσή μας) για το SVM είναι αυτό το οποίο μεγιστοποιεί την απόσταση του εκάστοτε δεδομένου σημείου από το ίδιο το υπερεπίπεδο και για τις δύο ετικέτες.

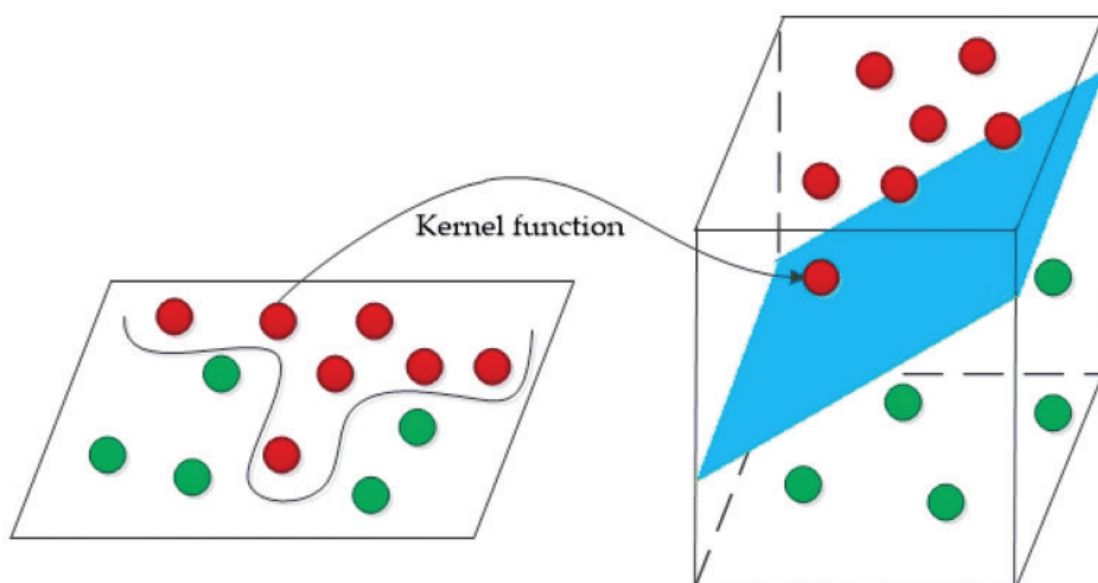
Η μέθοδος αυτή θα εφαρμοστεί μέσω Python και θα παρουσιαστούν δυο kernels για την σύγκριση αποτελεσμάτων το γραμμικό (linear) και το γκαουσιανό (Gaussian). Η επιλογή του kernel εξαρτάται από τη μορφή των δεδομένων. Για παράδειγμα το linear kernel που είναι και το απλούστερο όλων είναι χρήσιμο για μεγάλα και «σποραδικά» διανύσματα δεδομένων. Το Gaussian kernel είναι kernels γενικού σκοπού τα οποία

εφαρμόζονται εάν δεν έχουμε κάποια εκ των προτέρων γνώση σε σχέση με τα δεδομένα τα οποία μεταχειριζόμαστε.

- Linear Kernel Function : $K(u, x) = x^T \cdot u$
- Gaussian Radial Base Kernel Function : $K(u, x) = \exp\left(-\frac{\|x-u\|^2}{\sigma^2}\right)$

Υπάρχουν πολλά kernel functions, εκ των οποίων κάποια από τα πιο διαδεδομένα είναι τα εξής :

1. Linear Kernel
2. Polynomial Function
3. Hyperbolic tangent (sigmoid)
4. Gaussian Radial Basis Function (RBF)
5. Laplacian Radial Basis Function
6. Randomized blocks analysis of variance (ANOVA RB) kernel
7. Linear Spline Kernel in 1D



Εικόνα 92: "Kernel Function"

6.7.2 Μετρήσεις Ακρίβειας

Predicted/Actual Class	Positive Class	Negative Class
Positive Class	TP	FP
Negative Class	FN	TN

True Positive (TP) = αριθμός σημείων δεδομένων σωστά ταξινομημένων στην θετική κλάση

True Negative (TN) = αριθμός σημείων δεδομένων σωστά ταξινομημένων στην αρνητική κλάση

False Positive (FP) = αριθμός σημείων δεδομένων που προβλέπονται να ανήκουν στην αρνητική κλάση αλλά ανήκουν στην θετική

False Negative (FN) = αριθμός σημείων δεδομένων που προβλέπονται να ανήκουν στην θετική κλάση αλλά ανήκουν στην αρνητική

Ως ακρίβεια (Accuracy) ορίζεται ο αριθμός των σημείων δεδομένων τα οποία είναι σωστά ταξινομημένα από τον αλγόριθμο ταξινόμησης.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP}$$

Κάποιοι άλλοι δείκτες είναι το Sensitivity και το Specificity που ορίζονται ως μέτρο του πόσο καλά ένας αλγόριθμος ταξινόμησης ταξινομεί σημεία δεδομένων στη θετική κλάση και μέτρο του πόσο καλά ένας αλγόριθμος ταξινόμησης ταξινομεί σημεία δεδομένων στην αρνητική κλάση, αντίστοιχα.

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP}$$

6.7.3 Support Vector Machine, Regression

Η μέθοδος SVR δίνει την ευκαμψία να προσδιοριστεί πόσο μεγάλο σφάλμα είναι αποδεκτό στο μοντέλο μας και κατά πόσο η μέθοδος βρίσκει το κατάλληλο υπερεπίπεδο (γραμμή, στην περίπτωσή μας) που ταιριάζει στα δεδομένα.

Οπότε το output σε αυτή τη περίπτωση από τη χρήση της μεθόδου στην Python θα είναι το σφάλμα (Root Mean Square Error).

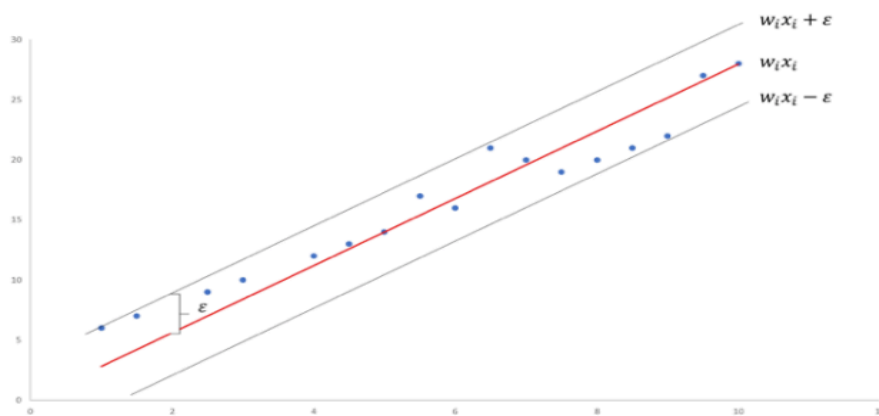
Η αντικειμενική συνάρτηση στο SVR έχει ως σκοπό να ελαχιστοποιήσει τις μεταβλητές.

$$\text{MIN} \frac{1}{2} \|w\|^2$$

s.t.

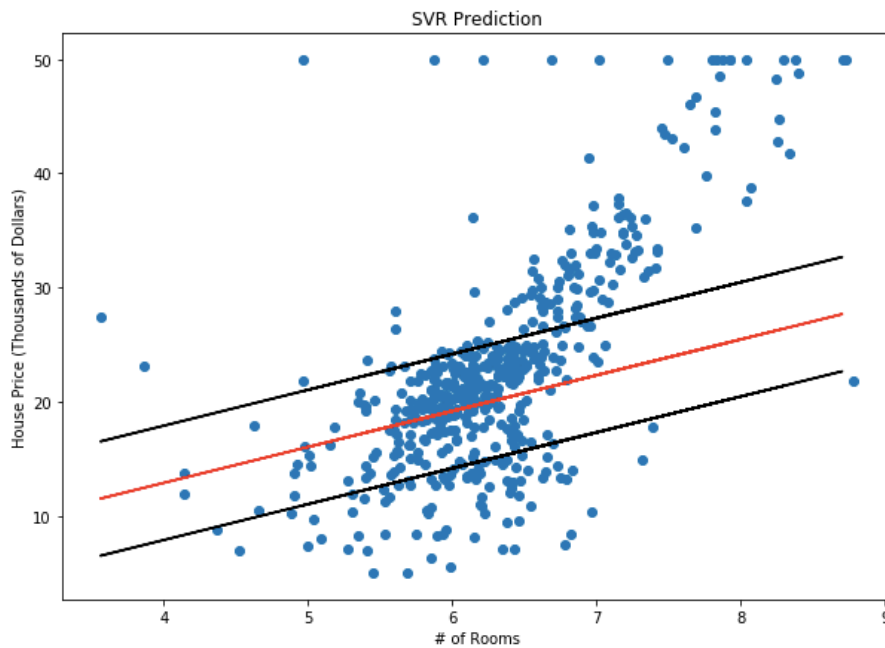
$$|y_i - w_i x_i| \leq \varepsilon$$

Όπου y_i είναι ο στόχος, w_i η σταθερά και x_i η μεταβλητή που κάνει την πρόβλεψη.

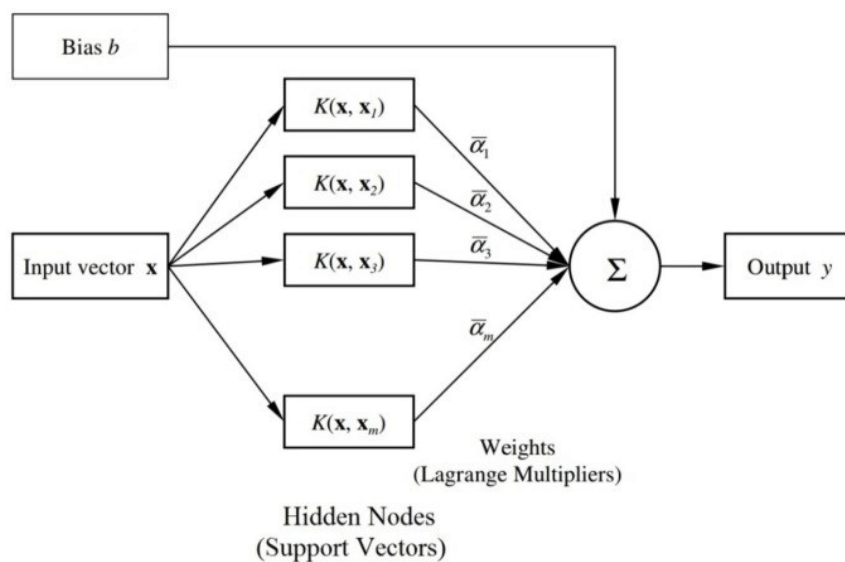


Εικόνα 93: "SVR, error"

Και σε ένα υποθετικό σετ δεδομένων, το παρακάτω διάγραμμα δείχνει ένα «εκπαιδευμένο» SVR μοντέλο σε κάποια δεδομένα τιμών. Η κόκκινη γραμμή αντικατοπτρίζει την καλύτερη γραμμή για το Support Vector Machine πρόβλημα, ενώ οι μαύρες το περιθώριο του σφάλματος.



Εικόνα 94: "SVR, Περιθώριο error"



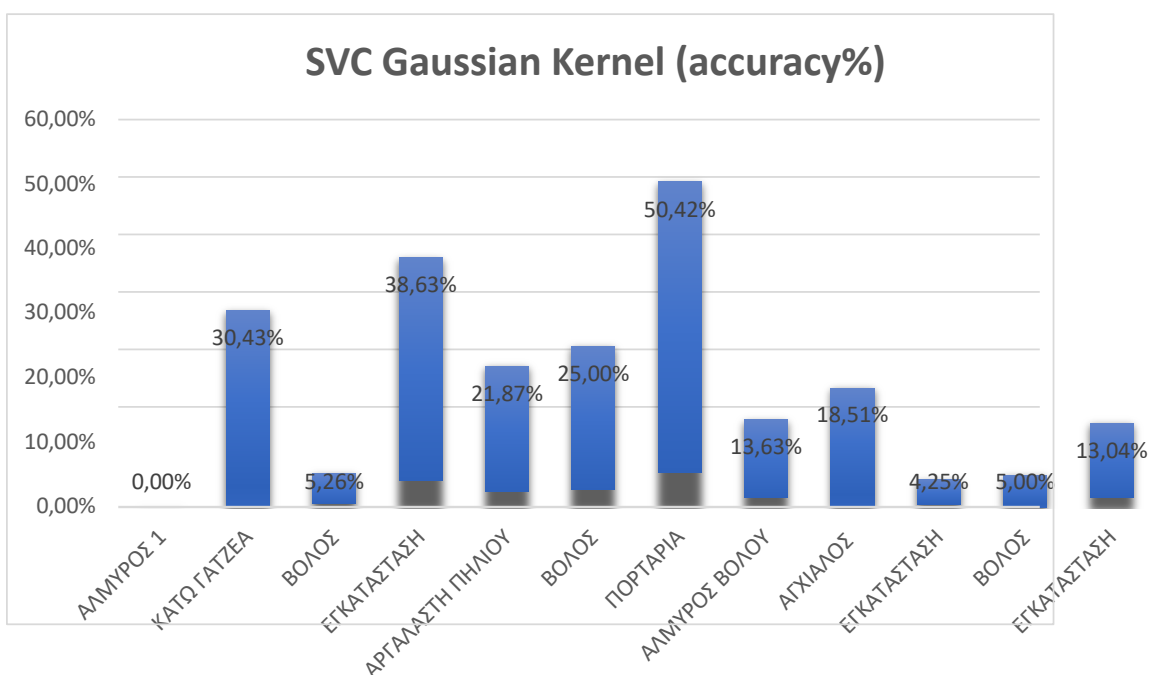
Εικόνα 95: "SVM schematic"

6.8 SVC-SVR μέθοδοι με Χρήση Python

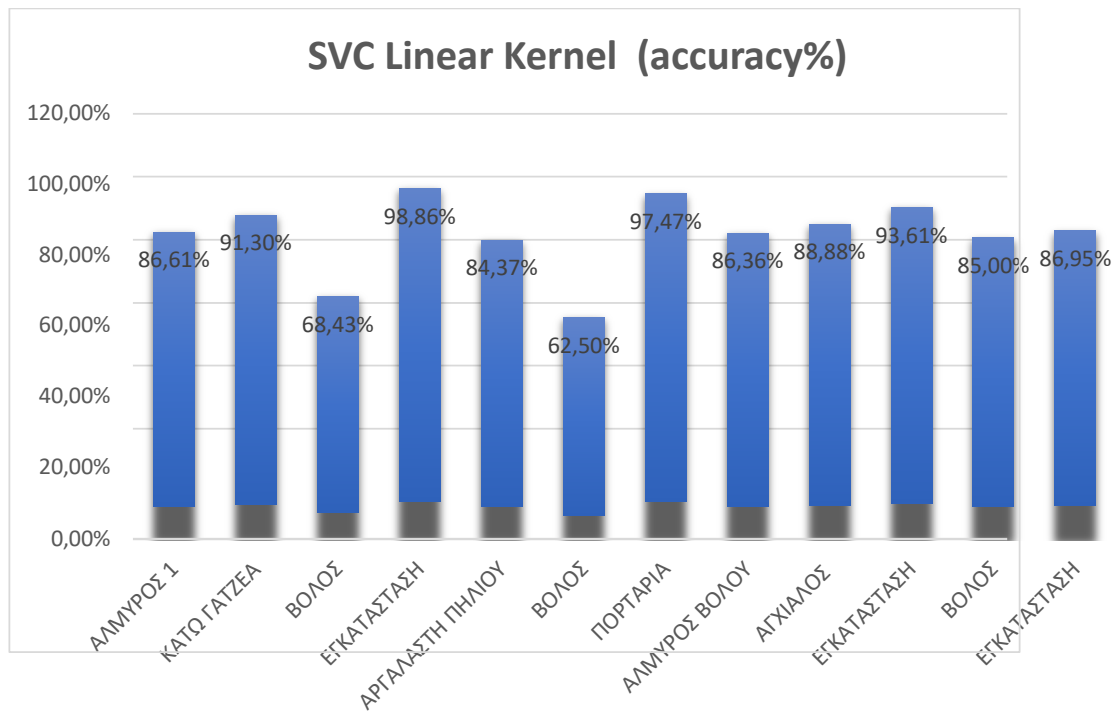
Στη συνέχεια και προς αναζήτηση πιο αποτελεσματικών μεθόδων, μέσω της Python κάναμε χρήση των μεθόδων Support Vector Machine Classification και Support Vector Machine Regression.

Τα αποτελέσματα είναι τα εξής :

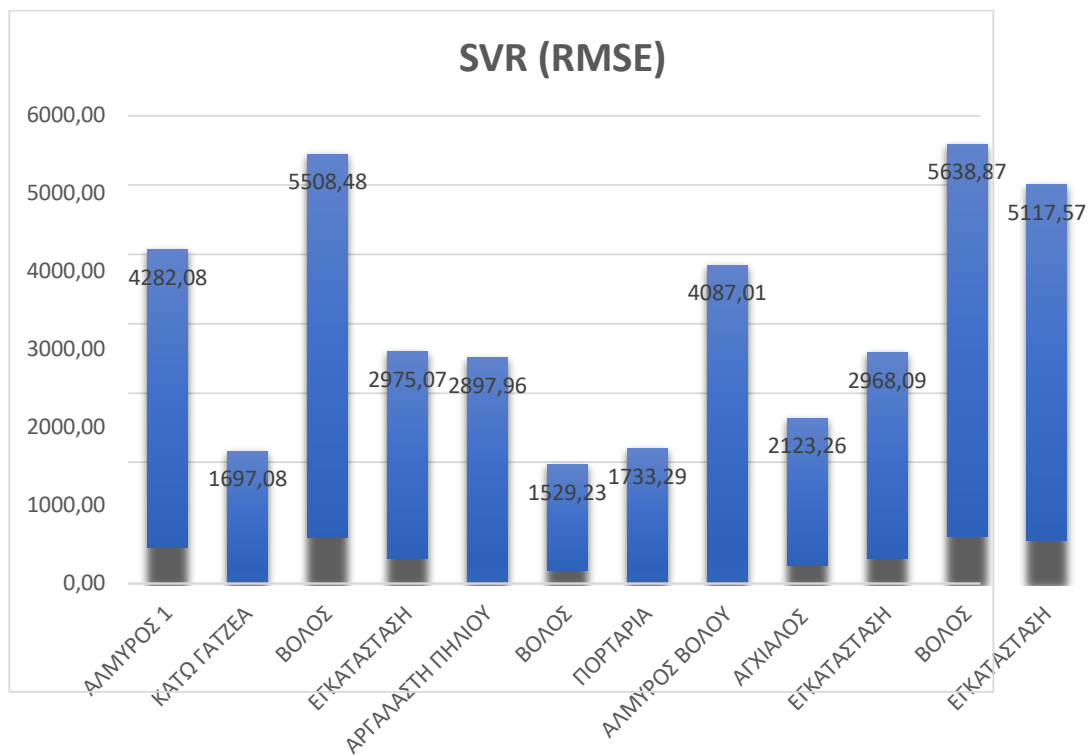
Customer	SVC Gaussian Kernel (accuracy%)	SVC Linear Kernel (accuracy%)	SVR (RMSE)
ΑΛΜΥΡΟΣ ΒΟΛΟΥ 1	0,00%	86,61%	4282,08
ΚΑΤΩ ΓΑΤΖΕΑ	30,43%	91,30%	1697,08
ΒΟΛΟΣ	5,26%	68,43%	5508,48
ΕΓΚΑΤΑΣΤΑΣΗ (ΒΟΛΟΣ) 1	38,63%	98,86%	2975,07
ΑΡΓΑΛΑΣΤΗ ΠΗΛΙΟΥ	21,87%	84,37%	2897,96
ΒΟΛΟΣ	25,00%	62,50%	1529,23
ΑΛΛΗ ΜΕΡΙΑ ΠΟΡΤΑΡΙΑΣ	50,42%	97,47%	1733,29
ΑΛΜΥΡΟΣ ΒΟΛΟΥ	13,63%	86,36%	4087,01
ΑΓΧΙΑΛΟΣ	18,51%	88,88%	2123,26
ΕΓΚΑΤΑΣΤΑΣΗ 2	4,25%	93,61%	2968,09
ΒΟΛΟΣ	5,00%	85,00%	5638,87
ΕΓΚΑΤΑΣΤΑΣΗ (ΒΟΛΟΣ) 3	13,04%	86,95%	5117,57



Εικόνα 96: "SVC Gaussian Kernel, Accuracy (%)"



Εικόνα 97: "SVC Linear Kernel, Accuracy (%)"



Εικόνα 98: "SVR-RMSE"

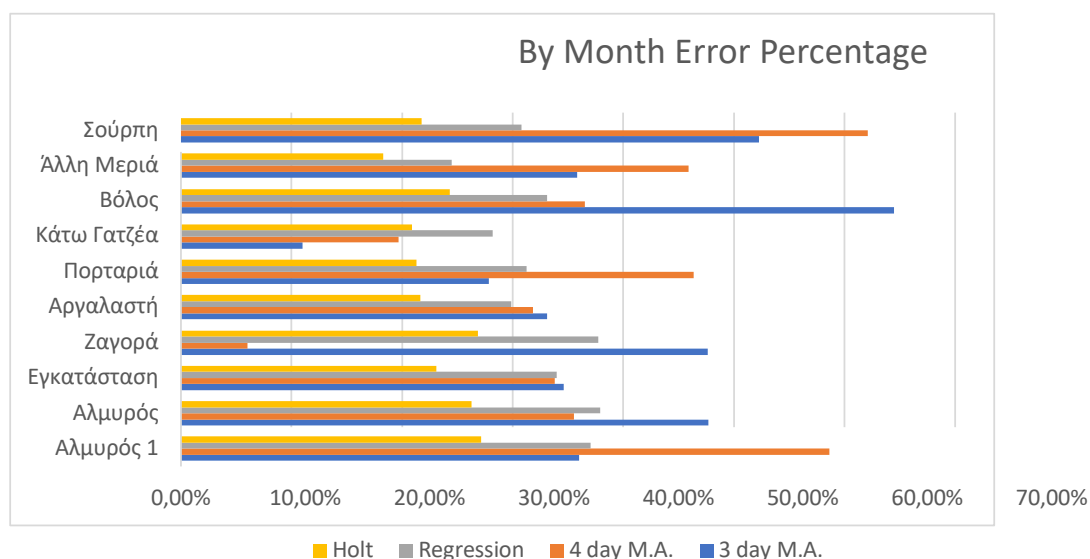
Chapter 7. Σύνοψη Αποτελεσμάτων

Μετά την εξαγωγή των αποτελεσμάτων, ακολουθεί μια συγκεντρωτική σύγκρισή τους, ώστε να αποφανθεί κανείς για το ποια μέθοδος ταιριάζει καλύτερα με τα δεδομένα του συγκεκριμένου προβλήματος. Η αξιολόγηση αυτή γίνεται με βάση το συνολικό σφάλμα που προκύπτει από τις διαφορές της πραγματικής τιμής της ζήτησης για ένα χρονικό διάστημα, από την τιμή της πρόβλεψης που είχε εξαχθεί για αυτό το διάστημα την προηγούμενη χρονική περίοδο.

7.1 Ανά μήνα– Χρήση μεθόδων Excel

Αρχικά, θα σχολιαστούν τα αποτελέσματα της ανάλυσης των πωλήσεων (συνολική ποσότητα καυσίμου που καταναλώνεται) ανά μήνα. Σε αυτή την ανάλυση, η καλύτερη προσέγγιση για την πλειοψηφία των πελατών των οποίων οι πωλήσεις εξετάστηκαν, ήταν η μέθοδος Holt. Συγκεκριμένα, με τη μέθοδο αυτή εξήχθησαν τα καλύτερα αποτελέσματα για το 80% των πελατών. Το συνολικό σφάλμα κυμάνθηκε από 16.3% έως 24%, σφάλματα που προκύπτουν λόγω του πλήθους της πληροφορίας. Για την ανάλυση, υπήρχαν δεδομένα για τους 11 πρώτους μήνες του έτους, και ζητούνταν η ζήτηση του 12^{ου}. Αν υπήρχαν περισσότερα δεδομένα, θα ήταν και οι προσεγγίσεις ακριβέστερες. Αυτό επιβεβαιώνεται παρακάτω, όταν θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα της ανάλυσης ανά εβδομάδα, όπου τα δεδομένα ήταν πληρέστερα.

Αξίζει να σημειωθεί ότι στο υπόλοιπο 20% των πελατών, όπου ήταν καλύτερες άλλες προσεγγίσεις – Κινούμενος Μέσος 3ών ή 4^{ων} ημερών – η προσέγγιση ήταν σημαντικά ακριβέστερη, και το σφάλμα άγγιξε μέχρι και το 5%. Στη μέθοδο Holt, το σφάλμα δεν ήταν για κανένα πελάτη κάτω από 16%.



Εικόνα 99: "By Month Error Percentage"

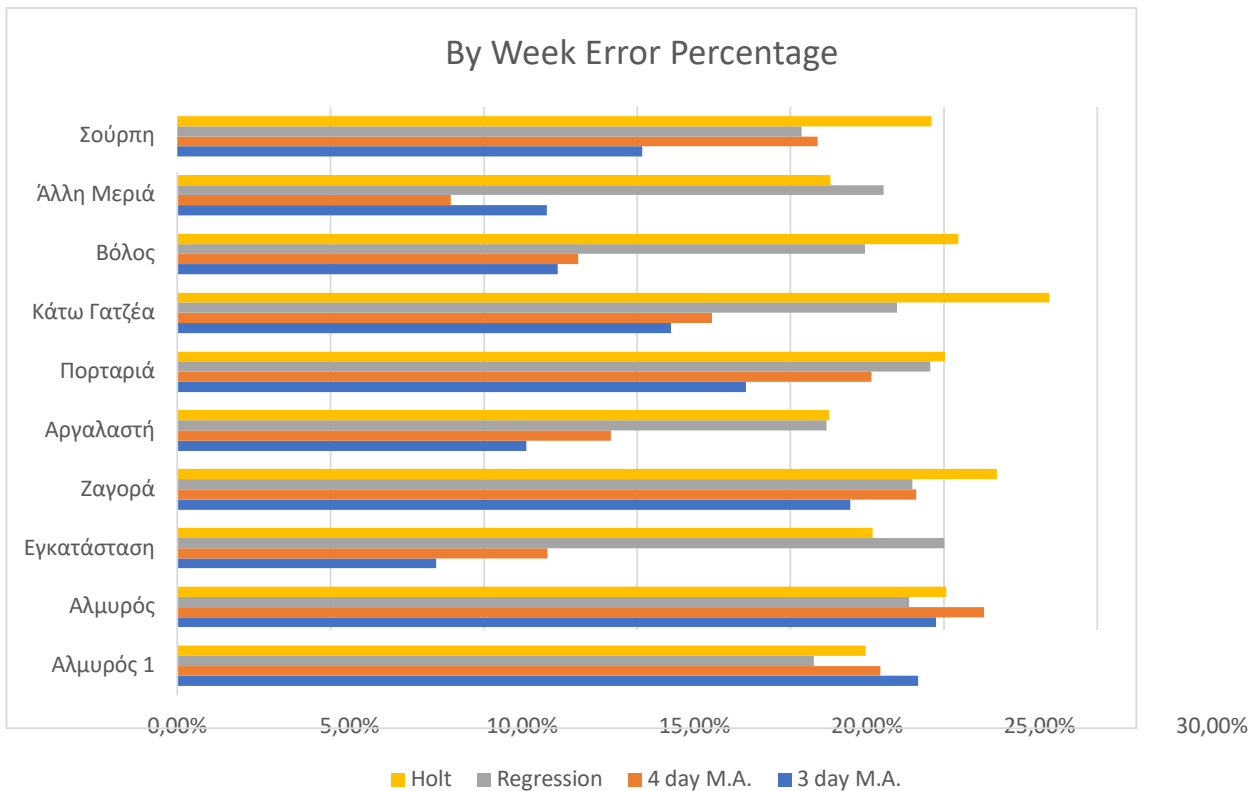
7.2 Ανά Εβδομάδα – Χρήση μεθόδων Excel

Στην προσέγγιση της ζήτησης ανά εβδομάδα, ήταν διαθέσιμα περισσότερα δεδομένα, γεγονός που οδήγησε σε καλύτερα αποτελέσματα. Να σημειωθεί, ότι η ανάλυση πραγματοποιήθηκε ως εξής: Καταχωρήθηκαν δεδομένα πωλήσεων για περίπου 40-50 εβδομάδες, και ζητούνταν η πρόβλεψη της ζήτησης της επόμενης εβδομάδας από την τελευταία καταχωρημένη.

Τα δεδομένα που ήταν διαθέσιμα από κάποιους πελάτες, αφορούσαν κάποιες φορές και εβδομάδες οι οποίες δεν ήταν συνεχόμενες μέσα στο χρόνο. Για το λόγο αυτό, παρόλο που οι περισσότεροι πελάτες παρείχαν δεδομένα συνεχόμενων εβδομάδων, το αποτέλεσμα αφορά την επόμενη εβδομάδα από την τελευταία για την οποία έχουμε δεδομένα.

Συγκεκριμένα, οι καλύτερες προσεγγίσεις αφορούσαν σφάλματα που κυμάνθηκαν κατά πλειοψηφία από 7.5% έως 16.5% ενώ υπήρξαν μεμονωμένες περιπτώσεις όπου το σφάλμα ξεπέρασε οριακά το 20%. Για ένα 70% των πελατών, την καλύτερη προσέγγιση αποτέλεσε η μέθοδος Κινούμενου Μέσου 3ών ημερών, με σφάλματα από 7.5% έως και 19.5%.

Παρατηρήθηκε ότι στην προσπάθεια πρόβλεψης της ζήτησης ανά εβδομάδα, σε κάποιους πελάτες εμφανίστηκε ως η καλύτερη μέθοδος αυτή της Linear Regression, η οποία για την ανάλυση ανά μήνα, δεν απέδωσε καρπούς. Είναι λογικό, όπως επιβεβαιώθηκε αργότερα, αυτή η μέθοδος να λειτουργεί πιο αποτελεσματικά για πελάτες των οποίων οι καταχωρήσεις ήταν οι πιο κοντινές σε αριθμό. Δηλαδή υπήρξαν πελάτες των οποίων οι πωλήσεις ήταν σχετικά σταθερές ανά εβδομάδα. Υπήρξε βέβαια μια εποχικότητα, αλλά λόγω της σταθερότητας των πωλήσεων αυτή λήφθηκε υπόψιν στη μέθοδο. Αυτό δε συνέβη με τους μήνες, διότι τα δεδομένα δε επαρκούσαν ώστε η συγκεκριμένη μέθοδος να εξάγει ένα ικανοποιητικό αποτέλεσμα.



Εικόνα 100: "By Week Error Percentage"

7.3 Χρήση Μεθόδων SVC/SVR

Παρατηρούμε ότι με τη χρήση μεθόδων SVC έχουμε σχετικά καλά αποτελέσματα όσον αφορά την ακρίβεια χρησιμοποιώντας Linear Kernel και ανακριβή αποτελέσματα χρησιμοποιώντας Gaussian Kernel. Ενώ με τη μέθοδο SVR, τα RMSE είναι σχετικά μικρότερα από αυτά που λάβαμε με τη χρήση μεθόδων μέσω Excel

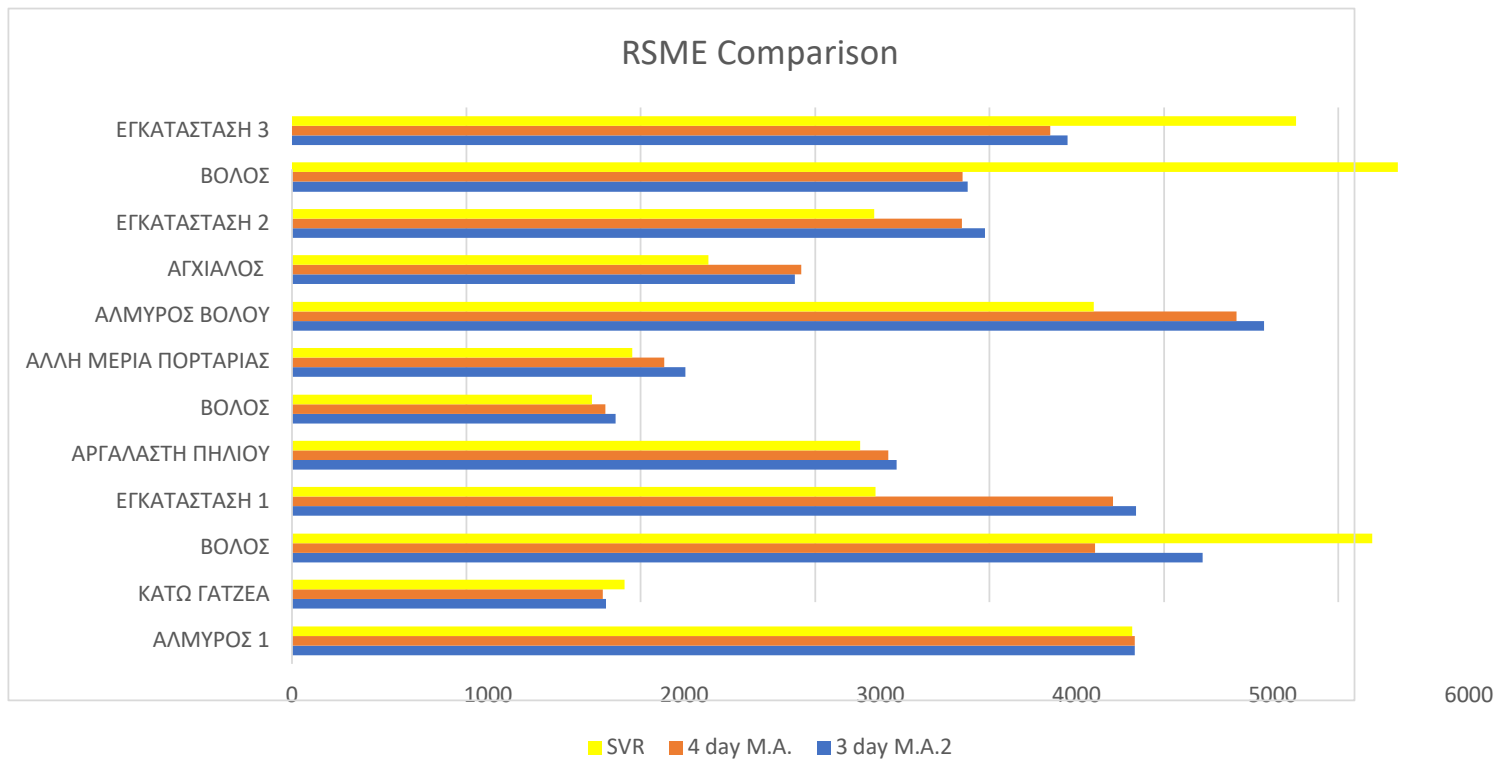
7.4 Σύγκριση Αποτελεσμάτων

Πάντως, η πιο αποτελεσματική μέθοδος όσον αφορά τις μεθόδους μέσω Excel, στην ανάλυση ανά μήνα ήταν χωρίς αμφιβολία αυτή του Κινούμενου Μέσου 3ών ημερών. Σημειώνεται ότι σε αυτούς τους πελάτες λειτούργησε ικανοποιητικά και η μέθοδος του Κινούμενου Μέσου 4^{ων} ημερών, αλλά αυτή των 3ών ημερών ήταν οριακά καλύτερη. Τέλος, σε αυτό το 20% των πελατών στους οποίους λειτούργησε αποτελεσματικότερα η μέθοδος Linear Regression, το σφάλμα αυτής δεν ήταν σε καμία περίπτωση κάτω από 18%, γεγονός που σημαίνει ότι παρόλο που ήταν η καλύτερη λύση σε αυτές τις περιπτώσεις, γενικά δεν ήταν και από τις πιο ικανοποιητικές.

Ενώ όσον αφορά τις μεθόδους με χρήση της Python, μπορούμε να πούμε ότι το RMSE είναι μικρότερο σε σύγκριση αυτό των μεθόδων Excel (για τις περιοχές που συγκρίνονται) ενώ το Linear Kernel στην SVC, λειτούργησε αρκετά αποδοτικά, προβλέποντας με ακρίβεια σε ποιο “class” θα κατατασσόταν η εκάστοτε πρόβλεψη.

Πελάτης	3 day M.A.2	4 day M.A.	SVR
ΑΛΜΥΡΟΣ 1	4297,73	4297,72	4282,08
ΚΑΤΩ ΓΑΤΖΕΑ	1601,83	1583,18	1697,08
ΒΟΛΟΣ	4641,38	4094	5508,48
ΕΓΚΑΤΑΣΤΑΣΗ 1	4301,59	4184,09	2975,07
ΑΡΓΑΛΑΣΤΗ ΠΗΛΙΟΥ	3083,83	3041,15	2897,96
ΒΟΛΟΣ	1649,92	1596,74	1529,23
ΑΛΛΗ ΜΕΡΙΑ ΠΟΡΤΑΡΙΑΣ	2004,9	1896,97	1733,29
ΑΛΜΥΡΟΣ ΒΟΛΟΥ	4955,79	4815,37	4087,01
ΑΓΧΙΑΛΟΣ	2564,9	2596,93	2123,26
ΕΓΚΑΤΑΣΤΑΣΗ 2	3532,37	3414,52	2968,09
ΒΟΛΟΣ	3444,39	3417,59	5638,87
ΕΓΚΑΤΑΣΤΑΣΗ 3	3953,75	3865,78	5117,57

Εικόνα 101: "RMSE Comparison"



- Στο παραπάνω διάγραμμα διακρίνεται καθαρά ότι όλα τα RMSE, εκτός από τέσσερις περιπτώσεις, είναι μικρότερα για τη μέθοδο SVR.

REFERENCES

- Pekgün, P., Park, M., Keskinocak, P. and Janakiram, M. (2019), *Does Forecast-Accuracy-Based Allocation Induce Customers to Share Truthful Order Forecasts?*. *Prod Oper Manag*, 28: 2500-2513. <https://doi.org/10.1111/poms.13066>
- Mahdi Abolghasemi, Eric Beh, Garth Tarr, Richard Gerlach, *Demand forecasting in supply chain: The impact of demand volatility in the presence of promotion*, *Computers & Industrial Engineering*, Volume 142, 2020, 106380, ISSN0360-8352, <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106380>
- Amat Bernabéu, Adrián, *ARIMA and Artificial Neural Networks to forecast the CO2 emissions allowances price: application to the design of petrochemical supply chain under uncertainty*, URI: <http://hdl.handle.net/10045/88750>
- Bahareh Fanoodi, Behnam Malmir, Farzad Firouzi Jahantigh,
Reducing demand uncertainty in the platelet supply chain through artificial neural networks and ARIMA models, *Computers in Biology and Medicine*, Volume 113, 2019, 103415, ISSN 0010-4825,
<https://doi.org/10.1016/j.compbimed.2019.103415>.
- Forslund, H. and Jonsson, P. (2007), "The impact of forecast information quality on supply chain performance", *International Journal of Operations & Production Management*, Vol. 27 No. 1, pp. 90-107. <https://doi.org/10.1108/01443570710714556>
- Wenhan Fu, Chen-Fu Chien, *UNISON data-driven intermittent demand forecast framework to empower supply chain resilience and an empirical study in electronics distribution*, *Computers & Industrial Engineering*, Volume 135, 2019, Pages 940-949, ISSN 0360-8352, <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.07.002>.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360835219303936>
- Yogendra Singh Chouhan, Prof. Sanjeev Singh Chauhan , M. Tech. Scholar, Professor, Department of Mechanical Engineering ,Mandsaur Institute of Technology, Mandsaur, (M.P) India ,*Study on the Impact of Supplier's Lead Time and Forecast Demand Updating on Retailer's Order Quantity Variability on Bullwhip Effect in Supply Chain Management* (
<http://ijirtm.com/UploadContaint/finalPaper/IJIRTM-0401202012.pdf>)
- Wen-Yau Liang, Chun-Che Huang, *Agent-based demand forecast in multi-echelon supply chain*, *Decision Support Systems*, Volume 42, Issue 1, 2006, Pages 390-407, ISSN 0167-9236, <https://doi.org/10.1016/j.dss.2005.01.009>.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923605000102>)

Narayanan, A, Sahin, F, Robinson, EP. Demand and order-fulfillment planning: The impact of point-of-sale data, retailer orders and distribution center orders on forecast accuracy. *J Oper Manag.* 2019; 65: 468– 486. <https://doi.org/10.1002/joom.1026>

Konstantinos Nikolopoulos, Sushil Punia, Andreas Schäfers, Christos Tsinopoulos, Chrysovalantis Vasilakis, Forecasting and planning during a pandemic: COVID-19 growth rates, supply chain disruptions, and governmental decisions, *European Journal of Operational Research*, Volume 290, Issue 1, 2021, Pages 99-115, ISSN 0377-2217, <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.08.001>.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221720306913>)

Alexander Seitz, Martin Grunow, Renzo Akkerman, Data driven supply allocation to individual customers considering forecast bias, *International Journal of Production Economics*, Volume 227, 2020, 107683, ISSN 0925-5273, <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2020.107683>.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527320300761>)

Singhry, H.B. and Abd Rahman, A. (2019), "Enhancing supply chain performance through collaborative planning, forecasting, and replenishment", *Business Process Management Journal*, Vol. 25 No. 4, pp. 625-646. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-03-2017-0052>

Gelper, S., Fried, R. and Croux, C. (2010), Robust forecasting with exponential and Holt–Winters smoothing. *J. Forecast.*, 29: 285-300. <https://doi.org/10.1002/for.1125>

Gelper, S., Fried, R. and Croux, C. (2010), Robust forecasting with exponential and Holt–Winters smoothing. *J. Forecast.*, 29: 285-300. <https://doi.org/10.1002/for.1125>

Kirsten van Veen, Yes, we want to forecast! But how? : forecasting the demand for truck drivers to optimize the business and its supply chain, August 2020, <http://essay.utwente.nl/82862/>

Chih-Hsuan Wang, Jen-Yu Chen, Demand forecasting and financial estimation considering the interactive dynamics of semiconductor supply-chain companies, *Computers & Industrial Engineering*, Volume 138, 2019, 106104, ISSN 0360-8352, <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106104>.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S036083521930573X>

Yang, D.; Zhang, A.N. *Impact of Information Sharing and Forecast Combination on Fast-Moving-Consumer-Goods Demand Forecast Accuracy*. *Information* 2019, 10, 260. <https://doi.org/10.3390/info10080260>

Xiaohang Yue, John Liu, *Demand forecast sharing in a dual-channel supply chain*, *European Journal of Operational Research*, Volume 174, Issue 1, 2006, Pages 646-667, ISSN 0377-2217, <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2004.12.020>.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221705001992>

Yizhuo Zhang, *Application of improved BP neural network based on e-commerce supply chain network data in the forecast of aquatic product export volume*, *Cognitive Systems Research* Volume 57, 2019 Pages 228-235, ISSN 1389-0417, <https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2018.10.025>.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S138904171830487X>

Shuguang Zhang, Bin Dan, Maosen Zhou, *After-sale service deployment and information sharing in a supply chain under demand uncertainty*, *European Journal of Operational Research*, Volume 279, Issue 2, 2019, Pages 351-363, ISSN 0377-2217, <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2019.05.014>.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221719304187>

Zhu, Y., Li, S. & Peng, Y. *Research on duplicate combined forecasting method based on supply chain coordination*. *Cluster Comput* 22, 6621–6632 (2019). <https://doi.org/10.1007/s10586-018-2356-z>

Sébastien Thomassey, *Sales forecasts in clothing industry: The key success factor of the supply chain management* *International Journal of Production Economics*, Volume 128, Issue 2, 2010, Pages 470-483, ISSN 0925-5273, <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2010.07.018>.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527310002598>

McCarthy, T.M. and Golicic, S.L. (2002), "Implementing collaborative forecasting to improve supply chain performance", *International Journal of Physical Distribution &*

Logistics Management, Vol. 32 No. 6, pp. 431-454. <https://doi.org/10.1108/09600030210437960>

Yi-Hui Liang, *Improving Production Forecasting in the Supply Chain for the TFT-LCD Industry in Taiwan*, *International Journal of Machine Learning and Computing*, Vol. 10, No. 4, July 2020, <http://www.ijmlc.org/vol10/966-L0332.pdf>

Mohanad S. Al-Musaylh, Ravinesh C. Deo, Jan F. Adamowski, Yan Li, *Short-term electricity demand forecasting with MARS, SVR and ARIMA models using aggregated demand data in Queensland, Australia*, *Advanced Engineering Informatics*, Volume 35, 2018, Pages 1-16, ISSN 1474-0346, <https://doi.org/10.1016/j.aei.2017.11.002>.

(<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1474034617301477>)

Mohammad M. Ali, Mohamed Zied Babai, John E. Boylan, A.A. Syntetos, *Supply chain forecasting when information is not shared*, *European Journal of Operational Research*, Volume 260, Issue 3, 2017, Pages 984-994, ISSN 0377-2217, <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.11.046>.

(<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221716309717>)

C.J. Ziser and Z.Y. Dong and K.P. Wong, *Incorporating weather uncertainty in demand forecasts for electricity market planning*, *International Journal of Systems Science*, 43, 7, 1336-1346, 2012, Taylor & Francis, 10.1080/00207721.2011.598962, <https://doi.org/10.1080/00207721.2011.598962>

Maia, A. H. N., Meinke, H., Lennox, S., & Stone, R. (2007). *Inferential, Nonparametric Statistics to Assess the Quality of Probabilistic Forecast Systems*, *Monthly Weather Review*, 135(2), 351-362. Retrieved Feb 24, 2021, from <https://journals.ametsoc.org/view/journals/mwre/135/2/mwr3291.1.xml>

Yavuz Acar (a), Everette S. Gardner Jr. (b)

(a) Bogazici University, Department of Management, Istanbul, Turkey

(b) University of Houston, Bauer College of Business, 334 Melcher Hall, Houston, TX 77204-6021, United States

M.M. Ali , M.Z. Babai , J.E. Boylan , A.A. Syntetos , *Supply chain fore-*

casting when information is not shared, *European Journal of Operational Research* (2017), doi: (10.1016/j.ejor.2016.11.046)

Yossi Aviv, (2001) *The Effect of Collaborative Forecasting on Supply Chain Performance*. *Management Science* 47(10):1326-1343.
(<http://dx.doi.org/10.1287/mnsc.47.10.1326.10260>)

Aviv, Yossi. "Collaborative forecasting and its impact on supply chain performance." *Handbook of Quantitative Supply Chain Analysis*. Springer, Boston, MA, 2004. 393-446.

Babai, Mohamed Ziad, et al. "Forecasting and inventory performance in a two-stage supply chain with ARIMA (0, 1, 1) demand: Theory and empirical analysis." *International Journal of Production Economics* 143.2 (2013): 463-471.

Boone, Tonya, et al. "Forecasting sales in the supply chain: Consumer analytics in the big data era." *International Journal of Forecasting* 35.1 (2019): 170-180.

Chen, Frank, et al. "The bullwhip effect: Managerial insights on the impact of forecasting and information on variability in a supply chain." *Quantitative models for supply chain management*. Springer, Boston, MA, 1999. 417-439.

Frank Chen, Zvi Drezner, Jennifer K. Ryan, David Simchi-Levi, (2000) *Quantifying the Bullwhip Effect in a Simple Supply Chain: The Impact of Forecasting, Lead Times, and Information*. *Management Science* 46(3):436-443.
(<https://doi.org/10.1287/mnsc.46.3.436.12069>)

Datta, Shoumen, et al. "Management of supply chain: an alternative modelling technique for forecasting." *Journal of the Operational Research Society* 58.11 (2007): 1459-1469.

Eksoz, Can, S. Afshin Mansouri, and Michael Bourlakis. "Collaborative forecasting in the food supply chain: a conceptual framework." *International journal of production economics* 158 (2014): 120-135.

Ferbar, Liljana, et al. "Demand forecasting methods in a supply chain: Smoothing and denoising." *International Journal of Production Economics* 118.1 (2009): 49-54.

Fildes, Robert, et al. "Effective forecasting and judgmental adjustments: an empirical evaluation and strategies for improvement in supply-chain planning." *International journal of forecasting* 25.1 (2009): 3-23.

Fildes, Robert, and B. Kingsman. "Incorporating demand uncertainty and forecast error in supply chain planning models." *Journal of the Operational Research Society* 62.3 (2011): 483-500.

Helms, Marilyn M., Lawrence P. Ettkin, and Sharon Chapman. "Supply chain forecasting—collaborative forecasting supports supply chain management." *Business Process Management Journal* (2000).

Hosoda, Takamichi, and Stephen M. Disney. "On variance amplification in a three-echelon supply chain with minimum mean square error forecasting." *Omega* 34.4 (2006): 344-358.

Kiekintveld, Christopher, et al. "Forecasting market prices in a supply chain game." *Electronic Commerce Research and Applications* 8.2 (2009): 63-77.

Hassan Barau Singhry, Azmawani Abd Rahman, (2018) "Enhancing supply chain performance through collaborative planning, forecasting, and replenishment", *Business Process Management Journal*
(<https://doi.org/10.1108/BPMJ-03-2017-0052>)

R. Rajagopal, *Forecasting Supply Chain Performance Resilience Using Grey Prediction*,
Electronic Commerce Research and Applications (2016), doi:
(<http://dx.doi.org/10.1016/j.elerap.2016.09.006>)

Samvedi, Avinash, and Vipul Jain. "A grey approach for forecasting in a supply chain during intermittent disruptions." *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 26.3 (2013): 1044-1051.

Nakano, Mikihisa. "Collaborative forecasting and planning in supply chains: The impact on performance in Japanese manufacturers." *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management* (2009).

Kim, Heung-Kyu, and Jennifer K. Ryan. "The cost impact of using simple forecasting techniques in a supply chain." *Naval Research Logistics (NRL)* 50.5 (2003): 388-411.

H. Niles Perera , Jason Hurley , Behnam Fahimnia , Mohsen Reisi , The

Human Factor in Supply Chain Forecasting: A Systematic Review, European Journal of Operational Research (2018)
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.10.028>

McCarthy, Teresa M., and Susan L. Golicic. "Implementing collaborative forecasting to improve supply chain performance." *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management* (2002).

Oliva, Rogelio, and Noel Watson. "Managing functional biases in organizational forecasts: A case study of consensus forecasting in supply chain planning." *Production and operations Management* 18.2 (2009): 138-151.

Raghunathan, Srinivasan. "Interorganizational collaborative forecasting and replenishment systems and supply chain implications." *Decision Sciences* 30.4 (1999): 1053-1071.

Xiande Zhao & Jinxing Xie (2002) *Forecasting errors and the value of information sharing in a supply chain*, *International Journal of Production Research*, 40:2, 311-335
<http://dx.doi.org/10.1080/00207540110079121>

Xiande Zhao , Jinxing Xie & R. S. M. Lau (2001) *Improving the supply chain performance: Use of forecasting models versus early order commitments*, *International Journal of Production Research*, 39:17, 3923-3939
<http://dx.doi.org/10.1080/00207540110072236>

M. Weller, S.F. Crone (2012), *Supply Chain Forecasting - Best Practices & Benchmark Study*, Technical Report 2012-11-01, Lancaster Centre for Forecasting

Smith, A.D. and Offodile, O.F. (2007) 'Exploring forecasting and project management characteristics of supply chain management', *Int. J. Logistics Systems and Management*, Vol. 3, No. 2, pp.174–214

Aris Syntetos , Zied Babai , John Boylan , Stephan Kolassa , Konstantinos Nikolopoulos , *Supply Chain Forecasting: Theory, Practice, their Gap and the Future*, *European Journal of Operational Research* (2015), doi:
[10.1016/j.ejor.2015.11.010](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.11.010)