



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
Μονάδα Προβλέψεων & Στρατηγικής

Μελέτη της επίδρασης του διαστήματος αξιολόγησης των μοντέλων πρόβλεψης στην απόδοσή τους και προτάσεις για τη βελτίωση αυτής σε μακροπρόθεσμο επίπεδο

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Κανιάρης Δημοσθένης

Επιβλέπων: Βασίλειος Ασημακόπουλος

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Υπεύθυνος: Ευάγγελος Σπηλιώτης

Διδάκτωρ Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Οκτώβριος 2021



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
Μονάδα Προβλέψεων & Στρατηγικής

Μελέτη της επίδρασης του διαστήματος αξιολόγησης των μοντέλων πρόβλεψης στην απόδοσή τους και προτάσεις για τη βελτίωση αυτής σε μακροπρόθεσμο επίπεδο

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Κανιάρης Δημοσθένης

Επιβλέπων: Βασίλειος Ασημακόπουλος

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Υπεύθυνος: Ευάγγελος Σπηλιώτης

Διδάκτωρ Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 3 Νοεμβρίου 2021

(Υπογραφή)

.....

Βασίλειος Ασημακόπουλος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

(Υπογραφή)

.....

Ιωάννης Ψαρράς
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

(Υπογραφή)

.....

Δημήτριος Ασκούνης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Οκτώβριος 2021



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
Μονάδα Προβλέψεων & Στρατηγικής

(Υπογραφή)

.....

ΚΑΝΙΑΡΗΣ ΔΗΜΟΣΘΕΝΗΣ

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

© 2020 – All rights reserved. Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τους συγγραφείς. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τους συγγραφείς και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Περίληψη

Η παραγωγή προβλέψεων είναι η τέχνη της αξιοποίησης ιστορικών δεδομένων, όπως ιστορικά δεδομένα πωλήσεων, για να προσπαθήσουμε να εκτιμήσουμε ποιο θα είναι το μέλλον. Η ακρίβεια των προβλέψεων είναι εξαιρετικά χρήσιμη για την υποστήριξη των αποφάσεων των επιχειρήσεων κάθε μεγέθους καθώς πιθανά σφάλματα στην ακρίβεια πρόβλεψης αποφέρουν οικονομική ζημία στους επιχειρηματίες. Ο σκοπός της παρούσας διπλωματικής είναι η αξιοποίηση διαφορετικών μοντέλων πρόβλεψης προκειμένου να διαπιστωθεί η σημασία των ιστορικών δεδομένων, η χρήση εξωγενών παραγόντων και ο συνδυασμός διαφορετικών μοντέλων αλλά και να εντοπιστεί μια μέθοδος πρόβλεψης πωλήσεων η οποία θα είναι συστηματικά ακριβής χωρίς να αυξάνει την πολυπλοκότητα της διαδικασίας πρόβλεψης έναντι άλλων μεθόδων. Η εφαρμογή των μοντέλων πρόβλεψης γίνεται σε πραγματικά ιστορικά δεδομένα για τις πωλήσεις της Walmart τα οποία αξιοποιήθηκαν από τον διαγωνισμό προβλέψεων M5. Στη παρούσα εργασία αξιοποιήθηκαν διάφορα μοντέλα χρονοσειρών αλλά ιδιαίτερη έμφαση δόθηκε στην μέθοδο εκθετικής εξομάλυνσης σε συνδυασμό με διάφορους εξωτερικούς παράγοντες.

Στη παρούσα διπλωματική, αφού παρουσιαστούν αναλυτικά οι μέθοδοι και τα μοντέλα πρόβλεψης που χρησιμοποιούνται για τη διεξαγωγή πειραμάτων, πραγματοποιείται μια εκτενής ανάλυση των ιστορικών δεδομένων που αξιοποιούνται καθώς και μια σύντομη περιγραφή του διαγωνισμού M5. Στη συνέχεια παρουσιάζεται αναλυτικά η πειραματική διαδικασία της παρούσας εργασίας. Αρχικά, αξιοποιήθηκαν αρκετές στατιστικές προβλέψεις για την πρόβλεψη πωλήσεων σε χαμηλό επίπεδο, όπου κυριαρχεί η διακοπτόμενη ζήτηση έναντι καθαρών μοτίβων στα χαρακτηριστικά των χρονοσειρών. Έπειτα χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος εκθετικής εξομάλυνσης με εξωτερικούς παράγοντες για την πρόβλεψη σε υψηλό επίπεδο όπου κυριαρχεί η τάση και η εποχικότητα. Τέλος, αναλύθηκαν όλα τα αποτελέσματα των προηγούμενων μεθόδων για να διαπιστωθεί η σημασία αξιοποίησης ή μη των εξωτερικών παραγόντων και ο βαθμός αξιοποίησης των ιστορικών δεδομένων στη βελτίωση της ακρίβειας πρόβλεψης διατηρώντας χαμηλή την πολυπλοκότητα των μεθόδων.

Λέξεις Κλειδιά: Μέθοδοι Πρόβλεψης, Πρόβλεψη ζήτησης, Εξωτερικοί Παράγοντες, Snap, Μέθοδος Exponential Smoothing

Abstract

Demand forecasting is the art of utilizing historical data, such as historical sales data, to help get a good idea of what the future will look like. Forecast accuracy is extremely useful for forecasting sales of businesses of all sizes as possible errors in forecast accuracy cause financial loss to entrepreneurs. The purpose of this thesis is to utilize different forecasting models to determine the significance of historical data, the use of external factors and the combination of different models to identify a systematically good sales forecasting method without increasing complexity versus simple methods of similar accuracy. The application of the forecast models applies to real historical data on Walmart sales which were utilized by the M5 forecast competition. In the present thesis many models were utilized but special emphasis was given to the Exponential Smoothing (ES) method in combination with various external factors.

In this thesis, after a detailed presentation of the forecasting methods and models used, an extensive analysis of the historical data used was performed as well as a brief description of the M5 competition. The experimental process of the present work is presented in detail below. Initially, several statistical forecasts were used to forecast low-level sales, dominated by intermittent demand versus net patterns in time series characteristics. The Exponential Smoothing (ES) method with external factors was then used for high-level prediction where trend and seasonality predominate. Finally, all the results of the previous methods were analyzed to determine the importance of utilizing or not the external factors and the degree of utilization of historical data in improving the prediction accuracy while keeping the complexity of the methods low.

Keywords: Forecasting Methods, Demand Forecasting, External Factors, Snap, Exponential Smoothing Method

Πρόλογος

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε κατά το ακαδημαϊκό έτος 2020-2021 στο πλαίσιο των ερευνητικών δραστηριοτήτων της Μονάδας Προβλέψεων και Στρατηγικής που υπάγεται στον Τομέα Ηλεκτρικών Βιομηχανικών Διατάξεων και Συστημάτων Αποφάσεων της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα Καθηγητή κ. Ασημακόπουλο Βασίλειο για την ανάθεση αυτής της Διπλωματικής και την ευκαιρία που μου παρείχε να εκπονήσω την εργασία αυτή στα πλαίσια των ερευνητικών δραστηριοτήτων της Μονάδας Προβλέψεων και Στρατηγικής. Επιπλέον, θα ήθελα να τον ευχαριστήσω για την συνεργασία που είχαμε κατά την εκπόνηση της και την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ με τον τόσο ενδιαφέροντα τομέα των προβλέψεων. Επίσης, ευχαριστώ θερμά τον Καθηγητή κ. Ι. Ψαρρά και τον Καθηγητή κ. Δημήτριο Ασκούνη για την τιμή που μου έκαναν να συμμετάσχουν στην επιτροπή εξέτασης της εργασίας.

Τέλος, θα ήθελα ιδιαιτέρως να ευχαριστήσω τον ερευνητικό συνεργάτη της Μονάδας Προβλέψεων και Στρατηγικής, Ευάγγελο Σπηλιώτη για την πολύτιμη γνώση και υποστήριξη που πρόθυμα μου προσέφερε καθ' όλη τη διάρκεια της συνεργασίας μας.

Contents

Περίληψη.....	7
Abstract	9
Πρόλογος.....	11
Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή.....	19
1.1 Αντικείμενο διπλωματικής εργασίας	19
1.2 Αξιολόγηση και παρακολούθηση ακρίβειας προβλέψεων	19
1.3 Οργάνωση εργασίας.....	24
Κεφάλαιο 2: Τεχνικές Προβλέψεων.....	25
2.1 Τύποι μεθόδων πρόβλεψης.....	25
2.2 Στατιστικές μέθοδοι πρόβλεψης.....	29
2.2.1 Μέθοδος Κινητού Μέσου Όρου (Moving Average (MA)).....	29
2.2.2 Απλοϊκή μέθοδος (Naïve).....	29
2.2.3 Απλοϊκή μέθοδος με εποχικότητα (sNaive):	29
2.2.4 Μέθοδος Θ (Theta):	30
2.2.5 Μοντέλα ARIMA:	30
2.2.6 Μέθοδος Εκθετικής Εξομάλυνσης (Exponential Smoothing Method):	32
2.2.7 Μέθοδος Croston:	44
2.2.8 Μέθοδος TSB:.....	45
2.3 Ακρίβεια Προβλέψεων:	45
2.4 Ποιοτικά χαρακτηριστικά χρονοσειρών	47
Κεφάλαιο 3: Διαγωνισμός Πρόβλεψης M5.....	53
3.1 Διαγωνισμοί Μακριδάκης.....	53
3.2 Δεδομένα	57
3.3 Εκτίμηση Σφάλματος	59
3.3.1 Σημειακές Προβλέψεις	59
3.3.2 Πιθανολογικές Προβλέψεις	62
3.4 Ποιοτικά Χαρακτηριστικά χρονοσειρών.....	63
3.5 Συνοπτική παρουσίαση δεδομένων.....	66
3.5.1 Αθροιστικές χρονοσειρές	66
3.5.2 Εβδομαδιαίοι δείκτες εποχικότητας	67
3.5.3 Μηνιαίοι δείκτες εποχικότητας.....	69
3.5.4 Χρονοσειρές υψηλότερων επιπέδων	71

3.5.5 Πρόγραμμα Συμπληρωματικής Διατροφικής Βοήθειας - Supplement Nutrition Assistance Program (SNAP).....	73
3.5.6 Ειδικά Γεγονότα.....	73
3.6 Ανάλυση δημογραφικών στοιχείων Πολιτειών	75
3.7 Αναλυτική παρουσίαση δεδομένων	79
Κεφάλαιο 4: Αξιολόγηση Μεθόδων Πρόβλεψης σε Επίπεδο SKU	87
4.1 Προτεινόμενη Μεθοδολογία	87
4.2 Γλώσσα Προγραμματισμού R	87
4.3 Επεξεργασία Δεδομένων	87
4.4 Εκτίμηση Ακρίβεια Προβλέψεων	89
4.5 Μέθοδος αξιολόγησης κυλιόμενου παραθύρου	90
4.6 Μέθοδοι Πρόβλεψης.....	92
4.7 Παρουσίαση Αποτελεσμάτων	92
Κεφάλαιο 5: Αξιολόγηση Επίδρασης Εξωγενών Μεταβλητών.....	105
5.1 Δεδομένα	105
5.2 Μέθοδοι Πρόβλεψης και Τρόπος Ανάλυσης Δεδομένων	110
5.3 Παρουσίαση Αποτελεσμάτων	112
5.3.1 Χρονοσειρά Συνολικών Πωλήσεων	112
5.3.2 Χρονοσειρές Πολιτειών.....	116
5.3.3 Χρονοσειρές Καταστημάτων.....	117
5.3.4 Χρονοσειρές Κατηγοριών.....	118
5.3.5 Χρονοσειρές Επιμέρους Τμημάτων	118
Κεφάλαιο 6: Επίλογος	121
6.1 Σύνοψη και συμπεράσματα.....	121
6.2 Μελλοντικές επεκτάσεις.....	124
Βιβλιογραφία.....	127

Ευρετήριο Εικόνων

Εικόνα 1: Στασιμότητα χρονοσειρών	48
Εικόνα 2: Τάση χρονοσειρών.....	49
Εικόνα 3: Τυχασιότητα χρονοσειρών.....	49

Εικόνα 4: Ασυνέχειες χρονοσειρών	50
Εικόνα 5: Εποχικότητα χρονοσειρών	50
Εικόνα 6: Κυκλικότητα χρονοσειρών	51
Εικόνα 7: Παράδειγμα πωλήσεων προϊόντος με διακοπτόμενη ζήτηση	64
Εικόνα 8: Παράδειγμα πωλήσεων προϊόντος με έντονη διακοπτόμενη ζήτηση	65
Εικόνα 9: Χαρακτηριστικό παράδειγμα εποχικότητας και τάσης χρονοσειρών δεδομένων	66
Εικόνα 10: Συνολικές πωλήσεις κάθε κατηγορίας προϊόντων	66
Εικόνα 11: Συνολικές πωλήσεις κάθε πολιτείας.....	66
Εικόνα 12: Δείκτες εβδομαδιαίας εποχικότητας.....	67
Εικόνα 13: Ημερολογιακό διάγραμμα εβδομαδιαίας εποχικότητας	68
Εικόνα 14: Ημερολογιακό διάγραμμα εποχικότητας χρίς τα Χριστούγεννα	69
Εικόνα 15: Δείκτες μηνιαίας εποχικότητας.....	69
Εικόνα 16: Πωλήσεις πολιτειών σε μηνιαία βάση.....	70
Εικόνα 17: Μηνιαίες πωλήσεις ανα πολιτεία.....	70
Εικόνα 18: Χρονοσειρά συνολικών πωλήσεων καταστημάτων Καλιφόρνιας	71
Εικόνα 19: Χρονοσειρά συνολικών πωλήσεων καταστημάτων Τέξας.....	71
Εικόνα 20: Χρονοσειρές συνολικών πωλήσεων κατηγοριών προϊόντων	71
Εικόνα 21: Χρονοσειρά συνολικών πωλήσεων καταστημάτων Ουισκόνσιν	71
Εικόνα 22: Παράδειγμα πωλήσεων προϊόντος Household_1_049	72
Εικόνα 23: Παράδειγμα πωλήσεων προϊόντος Hobbies_1_001	72
Εικόνα 24: Πωλήσεις κατηγοριών σε ενδεικτικές ημέρες ειδικών γεγονότων	74
Εικόνα 25: Ανάλυση επίδρασης ειδικών γεγονότων στις πωλήσεις της Walmart. Για την ανάλυση αξιοποιούνται ημερήσια δεδομένα έξι μηνών.	75
Εικόνα 26: Συσχέτιση Πωλήσεων-Πληθυσμού Καλιφόρνιας.....	76
Εικόνα 27: Συσχέτιση Πωλήσεων-Πληθυσμού Τέξας	76
Εικόνα 28: Συσχέτιση Πωλήσεων-Πληθυσμού Ουισκόνσιν	77
Εικόνα 29: Συσχέτιση Πωλήσεων-Εισοδήματος Νοικοκυριού Καλιφόρνιας	78
Εικόνα 30: Συσχέτιση Πωλήσεων-Εισοδήματος Νοικοκυριού Τέξας	78
Εικόνα 31: Συσχέτιση Πωλήσεων-Εισοδήματος Νοικοκυριού Ουισκόνσιν	78
Εικόνα 32: Συνολικές πωλήσεις προϊόντων καταστήματος CA-3.....	79
Εικόνα 33: Συνολικές πωλήσεις προϊόντων καταστήματος CA-4.....	79
Εικόνα 34: Συνολικές πωλήσεις προϊόντων καταστήματος TX-1	79
Εικόνα 35: Συνολικές πωλήσεις προϊόντων καταστήματος WI-1.....	80
Εικόνα 36: Συνολικές πωλήσεις προϊόντων πολιτείας Ουισκόνσιν	80
Εικόνα 37: Συνολικές πωλήσεις προϊόντων πολιτείας Καλιφόρνια	80
Εικόνα 38: Συνολικές πωλήσεις προϊόντων πολιτείας Τέξας	80
Εικόνα 39: Συνολικές πωλήσεις προϊόντων ανα πολιτεία στα καταστήματα της Walmart.	81
Εικόνα 40: Συνολικές πωλήσεις προϊόντων ανα κατάστημα σε κάθε πολιτεία στα καταστήματα της Walmart.....	82
Εικόνα 41: Διαθέσιμοι κωδικοί προϊόντων ανα κατηγορία προϊόντων στα καταστήματα της Walmart.....	83
Εικόνα 42: Μέση τιμή προϊόντων ανά κατηγορία προϊόντων στα καταστήματα της Walmart. ..	84
Εικόνα 43: Συνολικές πωλήσεις ανα τμήμα προϊόντος στα καταστήματα της Walmart.....	85
Εικόνα 44: Χρήσιμες πωλήσεις νέου προϊόντος.....	89

Εικόνα 45: Πωλήσεις προϊόντος που διατέθηκε με καθυστέρηση στην αγορά	89
Εικόνα 46: Rolling Origin με μεταβλητό in-sample	91
Εικόνα 47: Rolling Origin με σταθερό in-sample	91
Εικόνα 48: Σφάλματα προβλέψεων πωλήσεων προϊόντος 2465	93
Εικόνα 49: Σφάλματα προβλέψεων πωλήσεων προϊόντος 1.....	93
Εικόνα 50: Συνολικά σφάλματα προβλέψεων πωλήσεων προϊόντος 1	93
Εικόνα 51: Συνολικά σφάλματα προβλέψεων πωλήσεων προϊόντος 2465	93
Εικόνα 52: Συνολικά σφάλματα προβλέψεων πωλήσεων προϊόντος 18542	94
Εικόνα 53: Σφάλματα προβλέψεων πωλήσεων προϊόντος 18542	94
Εικόνα 54: Συνολικά σφάλματα προβλέψεων πωλήσεων προϊόντος 9357	94
Εικόνα 55: Σφάλματα προβλέψεων πωλήσεων προϊόντος 9357	94
Εικόνα 56: Κατάταξη μεθόδων χρονοσειράς 9357 βάσει ακρίβειας πρόβλεψης.....	95
Εικόνα 57: Αναλυτικό συνολικό σφάλμα πωλήσεων χρονοσειρών διακοπτόμενης ζήτησης, χωρίς τις απλοϊκές μεθόδους.....	96
Εικόνα 58: Συνολικό σφάλμα πωλήσεων χρονοσειρών διακοπτόμενης ζήτησης.....	96
Εικόνα 59: Κατάταξη μεθόδων πρόβλεψης διακοπτόμενων χρονοσειρών βάσει της ακρίβειας πρόβλεψης	97
Εικόνα 60: Ποσοστά επιτυχίας μεθόδων πρόβλεψης διακοπτόμενων χρονοσειρών στις 3 καλύτερες μεθόδους πρόβλεψης κάθε εβδομάδας.....	97
Εικόνα 61: Αυτοσυσχέτιση Naive.....	101
Εικόνα 62: Αυτοσυσχέτιση sNaive	101
Εικόνα 63: Αυτοσυσχέτιση Seasonal Exponential Smoothing	101
Εικόνα 64: Αυτοσυσχέτιση MA.....	101
Εικόνα 65: Αυτοσυσχέτιση TSB.....	102
Εικόνα 66: Αυτοσυσχέτιση Thetaf	102
Εικόνα 67: Συνολικές Πωλήσεις καταστήματος CA-1 της Walmart.....	105
Εικόνα 68: Συνολικές Πωλήσεις όλων των προϊόντων της Walmart.....	105
Εικόνα 69: Συνολικές Πωλήσεις καταστήματος CA-3 της Walmart.....	106
Εικόνα 70: Συνολικές Πωλήσεις καταστήματος CA-2 της Walmart.....	106
Εικόνα 71: Συνολικές Πωλήσεις καταστήματος TX-1 της Walmart	106
Εικόνα 72: Συνολικές Πωλήσεις καταστήματος CA-4 της Walmart.....	106
Εικόνα 73: Συνολικές Πωλήσεις καταστήματος TX-3 της Walmart.....	106
Εικόνα 74: Συνολικές Πωλήσεις καταστήματος TX-2 της Walmart	106
Εικόνα 75: Συνολικές Πωλήσεις καταστήματος WI-1 της Walmart.....	107
Εικόνα 76: Συνολικές Πωλήσεις καταστήματος WI-2 της Walmart.....	107
Εικόνα 77: Συνολικές Πωλήσεις κατηγορίας τροφίμων της Walmart	107
Εικόνα 78: Συνολικές Πωλήσεις καταστήματος WI-3 της Walmart.....	107
Εικόνα 79: Συνολικές Πωλήσεις κατηγορίας χόμπι της Walmart.....	107
Εικόνα 80: Συνολικές Πωλήσεις κατηγορίας οικιακών ειδών της Walmart	107
Εικόνα 81: Συνολικές Πωλήσεις τμήματος πωλήσεων 1 της Walmart.....	108
Εικόνα 82: Συνολικές Πωλήσεις τμήματος τροφίμων 2 της Walmart	108
Εικόνα 83: Συνολικές Πωλήσεις τμήματος χόμπι 1 της Walmart.....	108
Εικόνα 84: Συνολικές Πωλήσεις τμήματος τροφίμων 3 της Walmart	108

Εικόνα 85: Κατάταξη μεθόδων πρόβλεψης συνολικών πωλήσεων όλων των προϊόντων της Walmart.....	112
Εικόνα 86: Σφάλματα συνολικών πωλήσεων όλων των προϊόντων της Walmart.....	112
Εικόνα 87: Ποσοστά επιτυχίας μεθόδων πρόβλεψης συνολικών πωλήσεων στις 3 καλύτερες μεθόδους πρόβλεψης εβδομαδιαίως.....	113
Εικόνα 88:Συνολικές Πωλήσεις Τμήματος Τροφίμων 2 της Walmart	119
Εικόνα 89:Συνολικές Πωλήσεις Τμήματος Τροφίμων 1 της Walmart	119
Εικόνα 90:Συνολικές Πωλήσεις Τμήματος Τροφίμων 3 της Walmart	120

Ευρετήριο Πινάκων

Πίνακας 1: Χαρακτηριστικά τύπων προβλέψεων.....	26
Πίνακας 2: ETS Συνδυασμοί Τάσης-Εποχικότητας.....	34
Πίνακας 3: Υπολογισμοί συνδυασμών Τάσης -Εποχικότητας.....	34
Πίνακας 4: ETS Όλα τα διαφορετικά πιθανά μοντέλα.....	35
Πίνακας 5: Υπολογισμοί όλων των πιθανών συνδυασμών ETS	37
Πίνακας 6: Ιεραρχική δομή δεδομένων.....	58
Πίνακας 7: Πληθυσμιακά δεδομένα πολιτειών.....	77
Πίνακας 8: Εισοδηματικά στοιχεία πολιτειών.....	79
Πίνακας 9: Μορφολογική δομή trainset.....	88
Πίνακας 10: Αναλυτικός πίνακας συνολικών πωλήσεων διακοπτόμενης ζήτησης.....	100
Πίνακας 11: Αναλυτικός πίνακας πωλήσεων.....	115
Πίνακας 12: Αναλυτικός πίνακας πωλήσεων πολιτειών.....	116
Πίνακας 13: Αναλυτικός πίνακας πωλήσεων καταστημάτων	117
Πίνακας 14: Αναλυτικός πίνακας πωλήσεων κατηγοριών.....	118
Πίνακας 15: Αναλυτικός πίνακας πωλήσεων τμημάτων.....	119

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή

Η επιτυχία πολλών εταιριών βασίζεται στην ακρίβεια πρόβλεψης της ζήτησης των προϊόντων τους. Είναι ένα από τα σημαντικότερα εργαλεία για κάθε οργάνωση. Η πρόβλεψη της ανάγκης για το μέλλον κατά τη διάρκεια του παρόντος ονομάζεται πρόβλεψη ζήτησης. Η πρόβλεψη πραγματοποιείται για να κατανοήσουμε τη ζήτηση που μπορεί να προκύψει στο μέλλον βασιζόμενο στη ζήτηση που υπάρχει τώρα και υπήρχε στο παρελθόν. Επίσης η πρόβλεψη λαμβάνει υπόψη και γεγονότα, αντλώντας πληροφορίες από διάφορους τομείς της αγοράς. Στις μέρες μας υπάρχει η ανάγκη για τη λήψη των σωστών αποφάσεων γιατί υπάρχει έντονος ανταγωνισμός στην αγορά.

1.1 Αντικείμενο διπλωματικής εργασίας

Αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η μελέτη της επίδρασης του διαστήματος αξιολόγησης των μοντέλων πρόβλεψης στην απόδοσή τους με στόχο της βελτιστοποίηση τους. Ταυτόχρονα επιθυμούμε να εξασφαλίσουμε συστηματικότητα των μοντέλων που χρησιμοποιούμε ώστε να παράγουν συνεχώς καλύτερες προβλέψεις από άλλες μεθόδους καθώς και τρόπους με τους οποίους μπορούμε να το εξασφαλίσουμε αυτό. Πιο συγκεκριμένα, επιθυμούμε να παράγουμε ακριβείς προβλέψεις ζήτησης προϊόντων αξιοποιώντας πραγματικά δεδομένα πωλήσεων με σκοπό να ελαχιστοποιήσουμε τη δυσαρέσκεια των πελατών και ταυτόχρονα να μεγιστοποιήσουμε το κέρδος των πωλητών.

Για την επίτευξη των παραπάνω πραγματοποιείται η ανάλυση αρκετών διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης αξιοποιώντας ένα σύνολο πολλών χρονοσειρών με παρόμοια ή πολύ διαφορετικά χαρακτηριστικά. Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στην απλή εκθετική εξομάλυνση σε συνδυασμό με εξωτερικούς παράγοντες, όπως Χριστούγεννα, Πάσχα, NBA αγώνες που αποτελούν ειδικά γεγονότα αλλά και Πωλήσεις SNAP που αφορούν ειδικές εκπώσεις σε συγκεκριμένες κοινωνικές ομάδες. Όπως θα δούμε η αξιοποίηση των εξωτερικών παραγόντων μπορεί να προβεί ιδιαίτερα καθοριστική για την ελαχιστοποίηση του σφάλματος των προβλέψεων.

1.2 Αξιολόγηση και παρακολούθηση ακρίβειας προβλέψεων

Η πρόβλεψη της τοποθεσίας των πλανητών για τα επόμενα πέντε ή δέκα χρόνια από σήμερα μπορεί να γίνει με σχετική βεβαιότητα. Η πρόβλεψη όμως των πωλήσεων αυτοκινήτων ή της ζήτησης προϊόντων κήπου ενός καταστήματος δε μπορεί να έχει την αντίστοιχη ακρίβεια. Πολλές εταιρείες δεν έχουν τους απαραίτητους πόρους για να καταστήσουν δυνατή μια πρόβλεψη σημαντικής ακρίβειας. Μια εταιρεία που άρχισε πρόσφατα να δραστηριοποιείται στην αγορά με αποτέλεσμα να μην έχει πολλά ιστορικά δεδομένα ή μια επιχείρηση που ξαφνικά βιώνει έντονο ανταγωνισμό δεν μπορούν να προβλέψουν σε αντίστοιχα επίπεδα με μια πολυεθνική εταιρεία που πραγματοποιεί πωλήσεις στον ίδιο τομέα επί πολλά χρόνια. Εξελιγμένες μέθοδοι πρόβλεψης που λειτουργούν σε ένα πιο σταθερό περιβάλλον έχει αποδειχθεί πως είναι κατώτερες σε

σύγκριση με απλούστερες μεθόδους σε μια σειρά διαγωνισμών προβλέψεων. (Makridakis et al, 1982; Makridakis et al, 1993; Makridakis and Hibon, 2000)

Οι συνέπειες για μια επιχείρηση όταν η ακρίβεια πρόβλεψης είναι περιορισμένη για ένα μεγάλο χρονικό διάστημα, μπορεί να φανεί καταστροφική για αυτήν. Η υποεκτίμηση των πωλήσεων μπορεί να οδηγήσει σε χαμένες πωλήσεις ή σε προβλήματα συνεργασίας λόγω δυσαρεστημένων συνεργατών και πελατών. Η υπερεκτίμηση των πωλήσεων από την άλλη πλευρά μπορεί να οδηγήσει σε υπεραπόθεμα που μπορεί τελικά να μη πουληθεί ποτέ ή να χαλάσει αλλά και σε προβλήματα χώρου, συντήρησης και αποθήκευσης της επιχείρησης. Συνεπώς χρειάζεται το απόθεμα να διατηρείται χαμηλό και ελεγχόμενο ώστε να βελτιστοποιούνται τα κέρδη των επιχειρήσεων, κάτι που αναμφίβολα προσπαθεί να πετύχει κάθε εταιρεία στις μέρες μας.

Παρ'ότι εδώ και πολλά χρόνια πολλοί οργανισμοί και ιδιώτες προσπαθούν να βρουν τις καλύτερες μεθόδους πρόβλεψης, αυτό δεν είναι εύκολο να επιτευχθεί. Η κάθε εταιρεία έχει διαφορετικές απαιτήσεις. Οι εσωτερικοί και εξωτερικοί παράγοντες της εταιρείας επηρεάζουν αισθητά τις προβλέψεις αλλά και πολλοί άλλοι παράγοντες δε μας επιτρέπουν να επιλέγουμε συστηματικά την ίδια μέθοδο. Αυτό που απαιτείται είναι η παρακολούθηση της συμπεριφοράς των μεθόδων πρόβλεψεων πάνω σε κάθε είδους δεδομένων που χρησιμοποιούνται. Η παρακολούθηση προσφέρει την πληροφορία πάνω στην οποία βασίζονται οι προβλέψεις. Η παρακολούθηση (forecast monitoring) αποτελείται από τη παρατήρηση, τον έλεγχο και τη παρακολούθηση των εξελίξεων συνήθως σε μια καλά καθορισμένη περιοχή για την ελαχιστοποίηση πιθανού κόστους ή τη μεγιστοποίηση του κέρδους μέσω εκμετάλλευσης ευκαιριών. Σε κάθε περίπτωση οι επιχειρηματίες καλούνται να λάβουν αποφάσεις που θα επηρεάσουν την παραγωγική διαδικασία και την αναδιάρθρωση των πόρων. Η παρακολούθηση των χρονοσειρών έχει ως στόχο την αυτόματη ανίχνευση σημαντικών αλλαγών στο πρότυπο της χρονοσειράς (όπως απότομες αυξομειώσεις) καθώς νέα δεδομένα γίνονται διαθέσιμα, όσο το δυνατόν συντομότερα από τη στιγμή που αυτές λαμβάνουν μέρος και με όσο το δυνατόν λιγότερες εσφαλμένες ανιχνεύσεις. Συνήθως οι μεγάλες επιχειρήσεις εξετάζουν ταυτόχρονα ένα μεγάλο πλήθος χρονοσειρών, οπότε η αυτοματοποίηση της διαδικασίας παρακολούθησης με ταυτόχρονα χαμηλό κόστος παρακολούθησης φαντάζει επιτακτική. Οι χρονοσειρές που παρουσιάζουν ιδιαίτερη συμπεριφορά και αναγνωρίζονται από το σύστημα παρακολούθησης εξετάζονται διεξοδικά για την επίτευξη προβλέψεων υψηλότερης ακρίβειας. Κατά τη διαδικασία των προβλέψεων, όταν παρατηρηθεί ένα σχετικά μεγάλο σφάλμα ή όταν εμφανίζονται διαδοχικά σφάλματα προς την ίδια κατεύθυνση, δηλώνοντας με τον τρόπο αυτό, πρόβλεψη που χαρακτηρίζεται από μεροληψία, είναι αρκετά πιθανή η ύπαρξη μιας αλλαγής στο πρότυπο της χρονοσειράς, η οποία χρήζει περαιτέρω έλεγχο και έρευνα από τους αντίστοιχους επιχειρηματίες. Για την παρακολούθηση αυτή των χρονοσειρών έχουν διατυπωθεί διάφορες μέθοδοι μερικές από τις οποίες περιγράφονται παρακάτω.

- Μέθοδος Παρακολούθησης Brown :

Η μέθοδος παρακολούθησης Brown προτάθηκε αρχικά από τον Brown (1959; 1963) και πρότεινε τον υπολογισμό του δείκτη CUSUM για το σύνολο των περιόδων της χρονοσειράς. Η μέθοδος Brown k -περιόδων για την περίοδο n υπολογίζεται ως το απόλυτο πηλίκο του αθροίσματος των σφαλμάτων πρόβλεψης της περιόδου n και των $k-1$

προηγούμενων περιόδων προς την εκθετικά εξομαλυμένη μέση απόκλιση των απόλυτων σφαλμάτων στην περίοδο n. Παρακάτω φαίνεται η μαθηματική έκφραση για τη μέθοδο Brown k-περιόδων.

$$\text{Brown}_k = \left| \frac{\text{CUSUM}_n^k}{\text{MAD}_n} \right| = \left| \frac{\sum_{t=n-k+1}^n e_t}{(1-\beta)^n \cdot e_0 + \sum_{t=1}^n \beta \cdot (1-\beta)^{n-t} \cdot |e_t|} \right|$$

Όπου β είναι η παράμετρος εξομάλυνσης του παρανομαστή για τη μέθοδο του Brown και e_0 αποτελεί την αρχικοποίηση για τον δείκτη MAD και υπολογίζεται σύμφωνα με τον ακόλουθο τύπο $e_0 = \frac{\sum_{t=1}^6 e_t}{6}$.

Η ανίχνευση σημαντικών αλλαγών στο πρότυπο της χρονοσειράς που εξετάζεται επιτυγχάνεται για τη χρονική περίοδο όπου ο δείκτης που υπολογίζεται σύμφωνα με τη μέθοδο Brown υπερβαίνει ένα συγκεκριμένο κατώφλι ενεργοποίησης. Η αλλαγή της τιμής του ορίου αυτού συνεπάγεται τροποποίηση της ευαισθησίας της εκάστοτε μεθόδου. Στη πράξη επιλέγεται συνήθως κατώφλι 0.5.

- Μέθοδος Παρακολούθησης Trigg:

Ο Trigg (1964) παρατήρησε πως, αν δεν συντελεστεί επαναφορά του δείκτη CUSUM αμέσως μετά από μια σημαντική αλλαγή του προτύπου της χρονοσειράς, ενδέχεται η μέθοδος του Brown να παράγει ως έξοδο λανθασμένες ανιχνεύσεις σημαντικών αλλαγών, αφού το συσσωρευτικό άθροισμα θα περιλαμβάνει τα μεγάλα σφάλματα που υπολογίστηκαν στις προηγούμενες περιόδους. Έτσι, άρχισε η ανάπτυξη μιας νέας μεθόδου παρακολούθησης, τη μέθοδο παρακολούθησης του Trigg, η οποία ενσωματώνει εκθετική εξομάλυνση και στον αριθμητή, προκειμένου να μειώνει σημαντικά την επίδραση των σφαλμάτων πρόβλεψης παλαιότερων χρονικών περιόδων. Αναλυτικότερα η μέθοδος παρακολούθησης Trigg προκύπτει από αντικατάσταση του δείκτη CUSUM στον αριθμητή της μεθόδου Brown με ένα εκθετικά εξομαλυμένο άθροισμα σφαλμάτων πρόβλεψης E_n . Παρακάτω φαίνεται η μαθηματική έκφραση.

$$\text{Trigg}_n = \left| \frac{E_n}{\text{MAD}_n} \right| = \left| \frac{\sum_{t=1}^n \alpha \cdot (1-\alpha)^{n-t} \cdot e_t}{(1-\beta)^n \cdot e_0 + \sum_{t=1}^n \beta \cdot (1-\beta)^{n-t} \cdot |e_t|} \right|$$

Όπου α είναι η παράμετρος εξομάλυνσης του αριθμητή, που επιτρέπει στον δείκτη να εφαρμόζει μειωμένα βάρη στα σφάλματα καθώς μεγαλώνει η χρονική τους υστέρηση από τις τρέχουσες περιόδους. Έτσι ο δείκτης επαναφέρεται αυτόματα με μία μικρή χρονική υστέρηση, μετά την ανίχνευση της αλλαγής προτύπου. Όσον αφορά τις τιμές των παραμέτρων εξομάλυνσης α και β των μεθόδων παρακολούθησης οι Gardner (1983) και Golder και Settle (1976) αρχικά πρότειναν να λαμβάνουν την ίδια τιμή, ίση με τη βέλτιστη παράμετρο εξομάλυνσης για τη μέθοδο εκθετικής εξομάλυνσης σταθερού επιπέδου. Το 1985 από τον Gardner εξετάστηκε η περίπτωση όπου διαφέρουν από τη παράμετρο εξομάλυνσης της πρόβλεψης λαμβάνοντας όμως μία κοινή τιμή. Η έρευνα του McClain (1988) έδειξε πως η επιλογή διαφορετικών παραμέτρων εξομάλυνσης σε αριθμητή και παρανομαστή έχει γενικά καλύτερα αποτελέσματα με τη παράμετρο β να

έχει χαμηλότερες τιμές. Συνήθως οι παράμετροι εξομάλυνσης επιλέγονται ώστε το β να είναι μικρότερο ή ίσο του α και από 0.05 έως 0.5 ενώ το α από 0.05 έως 1.

Ομοίως με τη μέθοδο Brown, για τη μέθοδο Trigg επιλέγεται κατώφλι ενεργοποίησης η τιμή 0.5, μετά την οποία εντοπίζεται σημαντική αλλαγή.

- Εναλλακτικές Μέθοδοι Παρακολούθησης:

Εκτός από τις παραπάνω μεθόδους, προτάθηκαν και άλλες μέθοδοι βασισμένες στον υπολογισμό του δείκτη CUSUM για ένα ή περισσότερα εύρη δεδομένων (k), σε αντίθεση με ένα άθροισμα για το σύνολο των δεδομένων, ώστε να επιλύεται το πρόβλημα της επαναφοράς. Οι μέθοδοι αυτές ολοκληρώνονται με ταυτόχρονο υπολογισμό και παρακολούθηση πολλών δεικτών Brown k , ανάλογα με τον αριθμό των μηκών των χρονικών διαστημάτων που επιλέγονται προς παρακολούθηση. Η τιμή της παραμέτρου k συνήθως κυμαίνεται από μία έως πέντε χρονικές περιόδους.

Στη συγκεκριμένη εργασία είναι σημαντική η παρακολούθηση των χαρακτηριστικών των χρονοσειρών όπως η εποχικότητα, η τάση αλλά και τα γεγονότα όπως είναι οι γιορτές. Βέβαια η παρακολούθηση των προαναφερόμενων δε μπορούν να μας οδηγήσουν πάντα σε μια βέβαιη μέθοδο πρόβλεψης. Χρειάζεται να δοκιμάζουμε πολλαπλές μεθόδους, να προβλέπουμε με διαφορετικούς εξωτερικούς παράγοντες αλλά και με διαφορετικό βαθμό βαρύτητας σε κάθε παράγοντα.

Ακόμα και αν πραγματοποιούμε επιτυχώς όλους αυτούς τους ελέγχους δε μπορούμε να είμαστε βέβαιοι πώς πρέπει να εκπαιδεύουμε το μοντέλο μας για να επιφέρει τη βέλτιστη ακρίβεια. Στη συγκεκριμένη εργασία για παράδειγμα, στο πρώτο κομμάτι αξιοποιούνται πολλές χρονοσειρές που έχουν ως βασικότερο χαρακτηριστικό τη διακοπτόμενη ζήτηση, ενώ η εποχικότητα και η τάση είναι μικρής σημασίας. Οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης χρησιμοποιούνταν συχνά όταν έπρεπε να γίνει χειρισμός και πρόβλεψη δεδομένων διακοπτόμενης φύσης. Καθώς, όμως, οι μέθοδοι αυτές αποδίδουν μεγαλύτερο βάρος στα πιο πρόσφατα δεδομένα, καταλήγουν σε ένα μοντέλο πρόβλεψης όπου οι εκτιμήσεις είναι μέγιστες έπειτα από μια εμφάνιση ζήτησης και ελάχιστες ακριβώς πριν από περίοδο μη μηδενικής ζήτησης. Η ad-hoc κατηγορία μεθόδων πρόβλεψης δεν υποστηρίζεται από θεωρητικά αποτελέσματα. Ωστόσο, συχνά τέτοιες μέθοδοι μπορεί να αποδειχθεί πως παρέχουν ισχυρές προβλέψεις μέσω εμπειρικών πειραμάτων και πρακτικής χρήσης. Αυτές οι μέθοδοι είναι επομένως χρήσιμες και είναι οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται περισσότερο στη βιομηχανία σήμερα. Η πρώτη μέθοδος αυτής της κατηγορίας προτάθηκε από τον Croston (1972) που προτείνει η πρόβλεψη να αποτελείται από δύο κομμάτια, ένα κομμάτι για τη ζήτηση και ένα κομμάτι για τη πρόβλεψη του αριθμού των περιόδων μεταξύ των περιπτώσεων ζήτησης. Βασιζόμενες στην μέθοδο Croston έχουν δημιουργηθεί πολλές μέθοδοι που προσπαθούν να τη βελτιώσουν με τη σημαντικότερη από αυτές να είναι η Syntetos & Boylan Approximation (SBA). Παρά τη σπουδαία θεωρητική ανωτερότητα της μεθόδου Croston, οι εμπειρικές ενδείξεις έχουν δείξει πως τα κέρδη από την εφαρμογή της μεθόδου είναι χειρότερα του αναμενόμενου σε σύγκριση με απλούστερες μεθόδους και πολλές φορές παρατηρούνται χειρότερες επιδόσεις. Οι Syntetos και Boylan (2001), προσπαθώντας να εντοπίσουν το αίτιο της απροσδόκητης συμπεριφοράς, διαπίστωσαν πως η μέθοδος Croston είναι θετικά προκατειλημμένη, δηλαδή παρουσιάζει αισιόδοξη τάση στα αποτελέσματα των

προβλέψεών της. Η μέθοδος SBA αποτελεί μια τροποποίηση της μεθόδου Croston, καθώς εντοπίζει τα προβλήματα της Croston και τροποποιεί τη μέθοδο κατάλληλα.

Μια εντελώς διαφορετική προσέγγιση είναι αυτή της χρήσης στατιστικών μοντέλων για τη μοντελοποίηση χρονικών σειρών διακοπτόμενης ζήτησης. Η ιδέα της χρήσης τέτοιων μοντέλων είναι πολλά υποσχόμενη καθώς είναι πολύ θετικό πως μπορούμε να υποστηρίξουμε τα μοντέλα μας με θεωρητικά αποτελέσματα σε αντίθεση με την ad-hoc κατηγορία. Η ανάπτυξη στατιστικών μοντέλων για τη πρόβλεψη της διακοπτόμενης ζήτησης μπορεί επίσης να αποδειχθεί βοηθητική για τη κατανόηση των ιδιοτήτων που διέπουν τις χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης. Μοντέλα της κατηγορίας αυτής είναι τα ARMA μοντέλα, DARMA και INARMA.

Παράλληλα στις προηγούμενες μεθόδους, έχει διατυπωθεί μια μέθοδος διαφορετικού τύπου. Η Aggregate-Disaggregate Intermittent Demand Approach (ADIDA) ακολουθεί την διαδικασία της μη επικαλυπτόμενης συνάθροισης (aggregation) των δεδομένων σε περιόδους μικρότερης συχνότητας για να αποφεύγεται η ασυνέχεια των δεδομένων διακοπτόμενης ζήτησης. Για παράδειγμα στη περίπτωση εβδομαδιαίας ζήτησης, θα μπορούσε να εφαρμοστεί συνάθροιση σε μηνιαίο επίπεδο θέτοντας το επίπεδο συνάθροισης ίσο με ένα μήνα. Με αυτόν τον τρόπο μειώνονται οι ασυνέχειες λόγω ύπαρξης μηδενικών παρατηρήσεων. Ακόμα, η διακύμανση αναμένεται να είναι χαμηλότερη, ο προσδιορισμός των χαρακτηριστικών της υποκείμενης σειράς όπως π.χ. τάση και εποχικότητα είναι πιο εύκολος και μπορούν να χρησιμοποιηθούν μέθοδοι που έχουν σχεδιαστεί για αντικείμενα όπου κινούνται γρήγορα. Ένα προφανές μειονέκτημα που σχετίζεται με τη χρονική συγκέντρωση είναι αυτή της απώλειας πληροφοριών καθώς η συχνότητα και ο αριθμός των παρατηρήσεων μειώνεται. Τα ARMA μοντέλα, δηλαδή Auto-Regressive Moving Average χρησιμοποιούνται για να περιγράψουν στάσιμες στοχαστικές διαδικασίες. Για τη διακοπτόμενη ζήτηση, ωστόσο, μια διαδικασία ARMA είναι ακατάλληλη δεδομένου πως επιτρέπει τιμές που δεν είναι μη αρνητικοί ακέραιοι. Χρειάζεται μια προσαρμογή που προσθέτει αυτόν τον περιορισμό. Η πρώτη προσαρμογή πρόκειται για τα DARMA μοντέλα, δηλαδή διακριτά (discrete) ARMA μοντέλα που λαμβάνουν τιμές σε ένα διακριτό σύνολο, σύμφωνα με τα αποτελέσματα ορισμένων τυχαίων μεταβλητών. Η δεύτερη προσαρμογή είναι τα INARMA μοντέλα, δηλαδή τα Integer-Values μοντέλα ARMA, όπου τα μοντέλα λαμβάνουν προηγούμενους όρους αυτοανάπτυξης και κινητού μέσου όρου, τους «λεπταίνουν» και προσθέτουν έναν τυχαίο μη αρνητικό ακέραιο.

Είναι σημαντικό να εξετάσουμε και τη συμπεριφορά των απλών μεθόδων στη πρόβλεψη της διακοπτόμενης ζήτησης καθώς οι εκλεπτυσμένες μέθοδοι πρόβλεψης δεν πραγματοποιούν σημαντικά καλύτερες προβλέψεις από τις απλές μεθόδους ενώ αρκετές φορές μπορεί να προσφέρουν χειρότερες προβλέψεις από τις απλές μεθόδους.

Στη συγκεκριμένη εργασία παρατηρούμε μια συστηματικά καλύτερη πρόβλεψη ορισμένων μεθόδων όσον αφορά τη διακοπτόμενη ζήτηση, συνεπώς κρίθηκε απαραίτητο να μελετήσουμε τις χρονοσειρές σε υψηλότερο επίπεδο, όπου κυριαρχεί η εποχικότητα και δίνοντας τη δυνατότητα σε διαφορετικά μοντέλα πρόβλεψης να διεκδικήσουν μεγαλύτερη ακρίβεια.

1.3 Οργάνωση εργασίας

Στο παρόν κεφάλαιο της εργασίας έγινε μια αρχική επισκόπηση της αναγκαιότητας των προβλέψεων καθώς και των βασικών παραγόντων που χρειάζεται να λαμβάνονται υπόψη στη προσπάθεια ελαχιστοποίησης των σφαλμάτων πρόβλεψης. Επίσης έγινε λόγος για το αντικείμενο της διπλωματικής.

Στο δεύτερο κεφάλαιο γίνεται μια σύντομη αναφορά της πρόβλεψης ζήτησης. Στη συνέχεια γίνεται εκτενής ανάλυση των τεχνικών προβλέψεων που χρησιμοποιούνται καθώς και μια σύντομη περιγραφή των κατηγοριών μεθόδων πρόβλεψης. Στο τέλος του κεφαλαίου παρουσιάζονται τα στατιστικά σφάλματα των μεθόδων καθώς και τα πλεονεκτήματα χρήσης καθενός.

Στο τρίτο κεφάλαιο γίνεται μια αναφορά στον διαγωνισμό Μακρινδάκη Μ5. Έπειτα περιγράφονται οι χρονοσειρές που αξιοποιήθηκαν για την παρούσα εργασία καθώς και τα βασικά χαρακτηριστικά των χρονοσειρών αυτών. Μετά αναλύεται η προτεινόμενη μεθοδολογία, ο τρόπος μελέτης των δεδομένων καθώς και ο τρόπος χρήσης των μεθόδων πρόβλεψης και τα σφάλματα που επιλέχθηκαν για αυτή την εργασία. Τέλος παρουσιάζεται το πρώτο πειραματικό κομμάτι το οποίο αφορά κυρίως χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης.

Στο τέταρτο κεφάλαιο περιγράφεται το δεύτερο πειραματικό κομμάτι της εργασίας στο οποίο κεντρικό ρόλο παίζουν οι χρονοσειρές που χαρακτηρίζονται από εποχικότητα, τάση και πολλά γεγονότα που επηρεάζουν τη συμπεριφορά τους. Σε αντίθεση με το πρώτο πειραματικό κομμάτι η διακοπτόμενη ζήτηση είναι ανύπαρκτη. Στο κεφάλαιο αυτό δίνεται ιδιαίτερη έμφαση στη μέθοδο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης με τη χρήση εξωτερικών παραγόντων. Επίσης παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του πειραματικού αυτού μέρους και εξάγονται τα πρώτα βασικά συμπεράσματα.

Στο πέμπτο και τελευταίο κεφάλαιο, συνοψίζονται τα αποτελέσματα από τα πειράματα που υλοποιήθηκαν. Στη συνέχεια προτείνονται θέματα που χρήζουν περαιτέρω εμβάθυνση.

Κεφάλαιο 2: Τεχνικές Προβλέψεων

Η πραγματοποίηση στιβαρών προβλέψεων είναι εξαιρετικά χρήσιμη για την αποδοτική λειτουργία και ανάπτυξη κάθε επιχείρησης. Καθημερινά, διαχειριστές επιχειρήσεων λαμβάνουν αποφάσεις με αβέβαια αποτελέσματα. Κανένας δε μπορεί να δει το μέλλον, να ξέρει πως θα είναι οι πωλήσεις, τι μπορεί να καταστραφεί, τί προβλήματα μπορεί να προκύψουν, τί νέος εξοπλισμός θα χρειαστεί ή τι θα επιφέρουν οι επενδύσεις. Παρ'όλα αυτά, αυτές οι αποφάσεις χρειάζεται να ληφθούν για να βοηθούν τις επιχειρήσεις να εξελιχθούν και να προχωρήσουν σε ένα κλίμα έντονου ανταγωνισμού και αβεβαιότητας.

Η πρόβλεψη της ζήτησης είναι η εκτίμηση της ποσότητας ενός προϊόντος για κάποια χρονική στιγμή ή χρονική περίοδο στο μέλλον, όπως αναφέρθηκε και στο προηγούμενο κεφάλαιο. Σε αυτό το κεφάλαιο θα εξεταστούν μερικές μέθοδοι πρόβλεψης. Μια μέθοδος πρόβλεψης πραγματοποιείται συνήθως προκειμένου να παρασχεθεί βοήθεια στη λήψη αποφάσεων και στο προγραμματισμό του μέλλοντος. Η παραγωγή προβλέψεων ζήτησης μπορεί να αποτελεί ένα πολύ χρήσιμο εργαλείο στα χέρια μιας εταιρείας ή κάποιου ιδιώτη καθώς όπως έχει αναφερθεί μπορεί να προσφέρει μεγαλύτερη ευκολία στη δουλειά και να συνεισφέρει στη μεγιστοποίηση του κέρδους.

2.1 Τύποι μεθόδων πρόβλεψης

Ένας τρόπος ταξινόμησης των προβλημάτων πρόβλεψης είναι να λάβουμε υπόψη το χρονοδιάγραμμα που εμπλέκεται στη πρόβλεψη δηλαδή πόσο μπροστά στο μέλλον προσπαθούμε να προβλέψουμε. Βραχυπρόθεσμα, μεσοπρόθεσμα και μακροπρόθεσμα είναι οι συνηθισμένες κατηγορίες, αλλά η πραγματική έννοια του καθενός ποικίλλει ανάλογα με τη κατάσταση που μελετάται, π.χ. στην πρόβλεψη της ζήτησης ενέργειας προκειμένου να κατασκευαστεί σταθμοί ηλεκτροπαραγωγής 5-10 ετών θα είναι βραχυπρόθεσμοι και 50 έτη θα είναι μακροπρόθεσμοι, ενώ για την πρόβλεψη της ζήτησης των καταναλωτών σε πολλές επιχειρηματικές καταστάσεις θα ήταν έως 6 μήνες βραχυπρόθεσμο και για δύο χρόνια μακροπρόθεσμο. Ο παρακάτω πίνακας δείχνει το χρονοδιάγραμμα που σχετίζονται με επιχειρηματικές αποφάσεις. Στη παρούσα εργασία, για τη πρόβλεψη των πωλήσεων καταστημάτων μπορούμε να θεωρήσουμε τη πρόβλεψη για έναν μήνα μπροστά να αποτελεί βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη ενώ για μεγαλύτερη χρονική περίοδο έχουμε μεσοπρόθεσμη και μακροπρόθεσμη πρόβλεψη. Στην διπλωματική αυτή ασχολούμαστε κυρίως με βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη. Οι βραχυπρόθεσμες προβλέψεις χρησιμοποιούν διαφορετικές μεθόδους από τις προβλέψεις των μεγαλύτερων χρονικών οριζώντων. Οι περισσότερες βραχυπρόθεσμες προβλέψεις είναι ποσοτικές και αξιοποιούν υπάρχοντα δεδομένα σε μαθηματικές εξισώσεις για να προβλέψουν άμεσες μελλοντικές ανάγκες και επιπτώσεις.

Οι βραχυπρόθεσμες προβλέψεις είναι πιο ακριβείς από τις προβλέψεις μεσαίας ή μεγάλης εμβέλειας. Πολλά μπορούν να αλλάξουν σε τρεις μήνες, ένα χρόνο, τρία χρόνια και περισσότερο. Οι παράγοντες που θα μπορούσαν να επηρεάσουν αυτές τις προβλέψεις αλλάζουν κάθε μέρα. Οι βραχυπρόθεσμες προβλέψεις πρέπει να ενημερώνονται τακτικά για να διατηρηθεί η αποτελεσματικότητά τους.

Παρακάτω παρουσιάζεται ένας πίνακας που συνοψίζει τα βασικά χαρακτηριστικά των τύπων προβλέψεων ως προς τον χρονικό ορίζοντα.

Χρονική Περίοδος	Τύπος Απόφασης	Παραδείγματα
Βραχυπρόθεσμα μέχρι 1-2 μήνες	Λειτουργικό	Διαχείριση Αποθεμάτων, οργάνωση παραγωγής, διανομή
Μεσοπρόθεσμα μέχρι 10-12 μήνες	Τακτική	Αλλαγές στους υπαλλήλους, τροποποίηση εξοπλισμού
Μακροπρόθεσμα πάνω από ένα έτος	Στρατηγικό	R&D, Συνεργασίες με εταιρείες, αλλαγές προϊόντων

Πίνακας 1: Χαρακτηριστικά τύπων προβλέψεων

Ο βασικός λόγος για την παραπάνω ταξινόμηση είναι ότι εφαρμόζονται διαφορετικές μέθοδοι πρόβλεψης σε κάθε κατάσταση, π.χ. μια μέθοδο πρόβλεψης που είναι κατάλληλη για την πρόβλεψη πωλήσεων στον επόμενο μήνα (βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη) θα ήταν πιθανώς μια ακατάλληλη μέθοδος για πρόβλεψη πωλήσεων σε απόσταση πέντε ετών (μια μακροπρόθεσμη πρόβλεψη). Ιδιαίτερα να σημειωθεί εδώ ότι η χρήση δεδομένων στους οποίους εφαρμόζονται ποσοτικές τεχνικές συνήθως ποικίλλουν από πολύ υψηλή για βραχυπρόθεσμες προβλέψεις σε πολύ χαμηλή για μακροπρόθεσμες προβλέψεις όταν έχουμε να κάνουμε με επαγγελματικές καταστάσεις. Ορισμένοι τομείς μπορούν να περιλαμβάνουν βραχυπρόθεσμα, μεσοπρόθεσμα και μακροπρόθεσμα πρόβλεψη όπως το χρηματιστήριο και η πρόβλεψη καιρού.

Εκτός από τη παραπάνω διαφοροποίηση, υπάρχουν τρεις βασικοί τύποι προβλέψεων που χρησιμοποιούν οι επιχειρήσεις, ανεξάρτητα από τον χρονικό ορίζοντα.

- Οι οικονομικές προβλέψεις αφορούν τον επιχειρηματικό κύκλο. Προβλέπουν έναρξη κατοικιών, ποσοστά πληθωρισμού, προσφορά χρήματος και άλλους δείκτες.
- Οι τεχνολογικές προβλέψεις παρακολουθούν τα ποσοστά τεχνολογικής προόδου. Αυτό κρατά τους οργανισμούς ενημερους για τις τάσεις και μπορεί να οδηγήσει σε συναρπαστικά νέα προϊόντα. Τα νέα προϊόντα ενδέχεται να απαιτούν νέες εγκαταστάσεις και εξοπλισμό, οι οποίοι πρέπει να προγραμματιστούν στο κατάλληλο χρονικό πλαίσιο.
- Οι προβλέψεις ζήτησης αφορούν τα προϊόντα της εταιρείας και εκτιμούν τη ζήτηση των καταναλωτών. Αυτές αναφέρονται επίσης ως προβλέψεις πωλήσεων, οι οποίες έχουν πολλαπλούς σκοπούς. Εκτός από τον καθορισμό του προγραμματισμού, της

παραγωγής και της χωρητικότητας, αποτελούν επίσης εισροές για μελλοντικά οικονομικά σχέδια, προσωπικό και μάρκετινγκ.

Στη συγκεκριμένα εργασία θα ασχοληθούμε με τη τρίτη κατηγορία, τις προβλέψεις ζήτησης. Πιο συγκεκριμένα θα ασχοληθούμε με τις προβλέψεις πάνω σε δεδομένα πωλήσεων της Walmart όπως θα αναλυθεί στο επόμενο κεφάλαιο. Αυτές οι προβλέψεις όμως μπορούν να γενικευτούν σε προβλέψεις πωλήσεων άλλων επιχειρήσεων καθώς οι χρονοσειρές που αξιοποιούνται είναι πολύ μεγάλου πλήθους και έντονης διαφοροποίησης μεταξύ τους, με αποτέλεσμα να μπορούν εύκολα να αναχθούν σε αυτές πωλήσεις πολλών άλλων επιχειρήσεων.

Διαδικασία Πρόβλεψης

Παρακάτω παρουσιάζεται μια σύντομη περιγραφή των σταδίων που χρειάζεται να υλοποιηθούν για την πραγματοποίηση μιας πρόβλεψης.

1. Προσδιορισμός του προβλήματος – Identify the Problem

Ο καθορισμός του προβλήματος μπορεί να φαίνεται απλός στην αρχή επειδή φαίνεται ότι απλά ρωτάμε πώς θα αντιδράσει η αγορά σε ένα νέο προϊόν ή πώς θα είναι οι πωλήσεις της εταιρείας σε λίγους μήνες. Ακόμα περισσότερο αν υπάρχει ένα καλό εργαλείο πρόβλεψης για μικρές επιχειρήσεις. Ωστόσο, αυτό το βήμα είναι αρκετά δύσκολο γιατί στην πραγματικότητα δεν υπάρχουν εργαλεία που μπορούν να βοηθήσουν σε αυτή τη διαδικασία. Απαιτεί να υπάρχει γνώση για το ποια είναι η πρόβλεψη, πώς λειτουργεί η αγορά και ποια είναι η πελατειακή βάση και ο ανταγωνισμός. Θα πρέπει να αφιερωθεί λίγος χρόνος για να αξιολογηθούν αυτά τα θέματα μαζί με τα άτομα που θα είναι υπεύθυνα για τη διατήρηση βάσεων δεδομένων και τη συλλογή δεδομένων.

2. Συλλογή πληροφοριών – Collect Information

Αναφέρονται ως πληροφορίες και όχι δεδομένα, επειδή τα δεδομένα ενδέχεται να μην είναι ακόμη διαθέσιμα εάν, για παράδειγμα, η πρόβλεψη απευθύνεται σε νέο προϊόν. Δεδομένου αυτού, οι πληροφορίες έρχονται ουσιαστικά με δύο τρόπους: τη γνώση που συλλέγεται από ειδικούς και πραγματικά δεδομένα.

Εάν δεν υπάρχουν ακόμη διαθέσιμα δεδομένα, οι πληροφορίες πρέπει να προέρχονται από τις κρίσεις των εμπειρογνομόνων της περιοχής. Εάν η πρόβλεψη βασίζεται αποκλειστικά στην κρίση και όχι σε πραγματικά δεδομένα, βρισκόμαστε στον τομέα της ποσοτικής πρόβλεψης.

Εάν υπάρχουν διαθέσιμα δεδομένα για το θέμα, χρησιμοποιείται ένα μοντέλο για την ανάλυση των δεδομένων και την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών. Αυτό ονομάζεται ποσοτική πρόβλεψη. Ένα καλό παράδειγμα είναι η πρόβλεψη των πωλήσεων για ένα συγκεκριμένο προϊόν, προκειμένου να αναπληρωθούν τα αποθέματα ανάλογα. Αυτό μπορεί να γίνει ακόμη και σε καθημερινή βάση εάν χρησιμοποιείτε ένα καλό εργαλείο πρόβλεψης για μικρές επιχειρήσεις.

3. Εκτέλεση μιας προκαταρκτικής ανάλυσης – Perform a Preliminary Analysis

Μια έγκαιρη ανάλυση των δεδομένων μπορεί να υποδείξει εύκολα αν τα δεδομένα είναι χρήσιμα ή όχι. Μπορεί επίσης να αποκαλύψει μοτίβα ή τάσεις που μπορούν στη συνέχεια να είναι χρήσιμα, για παράδειγμα, στην επιλογή του μοντέλου που ταιριάζει καλύτερα σε αυτό. Επιπροσθέτως θα μπορούσε να πραγματοποιηθεί έλεγχος για περιττά δεδομένα και να αφαιρεθούν ή να πραγματοποιηθούν κάποιες υποθέσεις. Μειώνοντας τον όγκο των δεδομένων προς ανάλυση, μπορεί να γίνει σημαντική απλοποίηση ολόκληρης της διαδικασίας.

4. Επιλογή του μοντέλου πρόβλεψης – Choose the Forecasting Model

Μόλις συγκεντρωθούν και επεξεργαστούν όλες οι πληροφορίες, μπορεί στη συνέχεια να επιλεγεί το μοντέλο που ενδεχομένως να προσφέρει τη καλύτερη δυνατή πρόβλεψη. Δεν υπάρχει ένα μόνο μοντέλο που να λειτουργεί καλύτερα σε όλες τις περιπτώσεις, όλα εξαρτώνται από τη διαθεσιμότητα και τη φύση των διαθέσιμων δεδομένων.

- Ποιοτική Πρόβλεψη

Στη περίπτωση που δεν υπάρχουν ιστορικά δεδομένα, πρέπει να χρησιμοποιηθούν ποιοτικές προβλέψεις.

Δύο μοντέλα που χρησιμοποιούνται συνήθως στην ποιοτική πρόβλεψη είναι η έρευνα αγοράς και η μέθοδος των Δελφών. Μια έρευνα αγοράς διεξάγεται ρωτώντας έναν μεγάλο αριθμό ανθρώπων για την προθυμία τους να αγοράσουν ένα πιθανό προϊόν ή υπηρεσία.

Η μέθοδος των Δελφών συνίσταται στη συλλογή προβλέψεων από πολλούς διαφορετικούς εμπειρογνώμονες σε μια δεδομένη περιοχή και στη συνέχεια στη συλλογή όλων αυτών των πληροφοριών σε μια ενιαία πρόβλεψη. Βασίζεται στην υπόθεση ότι μια συλλογική πρόβλεψη είναι ακριβέστερη από αυτήν ενός μόνο ατόμου.

- Ποσοτική Πρόβλεψη

Εάν είναι διαθέσιμα επαρκή δεδομένα, ο ανθρώπινος παράγοντας μπορεί να αφαιρεθεί από την εξίσωση και να πραγματοποιηθεί μια ανάλυση ακατέργαστων δεδομένων για την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών. Υπάρχουν πολλές μαθηματικές τιμές για να γίνουν αυτές οι προβλέψεις, όπως μοντέλα παλινδρόμησης, εκθετικά μοντέλα εξομάλυνσης, μοντέλα Box-Jenkins ARIMA και άλλα.

Ορισμένα εργαλεία πρόβλεψης για μικρές επιχειρήσεις, όπως το DataClick, χρησιμοποιούν ένα μοντέλο Εκθετικού Κινούμενου Μέσου Υπολογισμού για να προβλέψουν τις πωλήσεις προϊόντων.

5. Ανάλυση δεδομένων – Data Analysis

Αυτό το βήμα είναι απλό. Αφού επιλεγεί ένα κατάλληλο μοντέλο, αξιολογούνται τα δεδομένα μέσα από αυτό.

6. Επαλήθευση της απόδοσης του μοντέλου – Verify Model Performance

Μετά τη πραγματοποίηση των προβλέψεων, είναι πολύ σημαντικό να συγκριθεί η πρόβλεψή με τα πραγματικά δεδομένα. Αυτό δίνει τη δυνατότητα να αξιολογηθεί η

ακρίβεια όχι μόνο του μοντέλου, αλλά ολόκληρης της διαδικασίας και να μετατραπεί κάθε βήμα ανάλογα.

2.2 Στατιστικές μέθοδοι πρόβλεψης

Κατά τη διάρκεια της παρούσας εργασίας χρησιμοποιήθηκαν πολλές μέθοδοι προβλέψεων. Η επιλογή μιας μεθόδου πρόβλεψης επηρεάζεται από το είδος των αποφάσεων που πρέπει να ληφθούν, από το κόστος της μεθόδου, τη πολυπλοκότητα τους, την επιζητούμενη ακρίβεια, τον ορίζοντα πρόβλεψης αλλά και το μέγεθος των διαθέσιμων δεδομένων. Στη συγκεκριμένη εργασία εξετάστηκε πλήθος μεθόδων για να εντοπίσουμε τις διαφορές μεταξύ τους και την υπερίσχυση κάποιων μεθόδων έναντι των άλλων. Παρακάτω αναλύονται τα βασικά χαρακτηριστικά των μεθόδων που χρησιμοποιήθηκαν.

2.2.1 Μέθοδος Κινητού Μέσου Όρου (Moving Average (MA)):

Ο κινητός μέσος όρος χρησιμοποιεί σφάλματα παλαιότερων προβλέψεων σε μια μορφή παλινδρόμησης. Συνήθως χρησιμοποιείται για τη διαδικασία της αποσύνθεσης μιας χρονολογικής σειράς. Ο τύπος του κινητού μέσου όρου δίνεται από την έκφραση παρακάτω:

$$y_t = c + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

Όπου ε_t είναι λευκός θόρυβος. Αναφερόμαστε στο παραπάνω ως MA(q) μοντέλο, ένας κινητός μέσος όρος με παράμετρο q. Κάθε τιμή του y_t μπορεί να υπολογιστεί ως ο κινητός μέσος όρος με βάρη των προηγούμενων q σφαλμάτων, τα οποία βάρη δίνουν τη δυνατότητα να δοθεί μεγαλύτερη ή μικρότερη έμφαση σε συγκεκριμένα σφάλματα, συνήθως τα πιο πρόσφατα. Αυτή η μορφή του κινητού μέσου όρου δεν μπορεί να εντοπίσει μοτίβα τάσης ή εποχικότητας.

2.2.2 Απλοϊκή μέθοδος (Naïve):

Η Naïve αποτελεί την πιο απλοϊκή μέθοδο, καθώς δίνει ως πρόβλεψη για την επόμενη χρονική στιγμή την πραγματική τιμή της προηγούμενης χρονικής στιγμής. Πολλές φορές χρησιμοποιείται σαν σημείο αναφοράς για άλλες μεθόδους.

$$F_{t+h|T} = y_t$$

Όπου $F_{t+h|T}$ είναι η πρόβλεψη για τις επόμενες h περιόδους ενώ y_t είναι η τιμή της προηγούμενης χρονικής περιόδου.

2.2.3 Απλοϊκή μέθοδος με εποχικότητα (sNaive):

Η sNaive είναι πολύ απλή μέθοδος πρόβλεψης όπως και η Naïve. Για την πρόβλεψη της επόμενης χρονικής στιγμής δίνει ως πρόβλεψη τη τιμή που είχε η χρονοσειρά που χρησιμοποιείται την αντίστοιχη προηγούμενη χρονική περίοδο. Δηλαδή αν προβλέπουμε τη ζήτηση ενός προϊόντος με ετήσια εποχικότητα, η πρόβλεψη του Ιανουαρίου του 2022 θα είναι ίση με τη πρόβλεψη του Ιανουαρίου του 2021. Είναι φανερό πως η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται σε δεδομένα που παρουσιάζουν έντονη εποχικότητα και δεν έχουν τάση, συνεπώς μπορεί να προσφέρει πολύ διαφορετικά αποτελέσματα από την απλή Naïve.

$$F_{t+h|T} = Y_{t+h-m(k+1)}$$

Όπου $F_{t+h|T}$ είναι η πρόβλεψη για τις επόμενες h περιόδους ενώ m είναι η εποχική περίοδος και k είναι ο μικρότερος ακέραιος μεγαλύτερος από $(h-1)/m$.

2.2.4 Μέθοδος Θ (Theta):

Η μέθοδος Θ (Ασημακόπουλος et. Al. 1999, 2000) είναι μια μονοδιάστατη μέθοδος πρόβλεψης η οποία βασίζεται στη μεταβολή των τοπικών καμπυλοτήτων μιας χρονοσειράς μέσα από την παράμετρο θ (Theta), η οποία εφαρμόζεται απευθείας (πολλαπλασιαστικά) στις διαφορές δεύτερης τάξης των δεδομένων. Η καινούργια χρονοσειρά που δημιουργείται διατηρεί την μέση τιμή και την κλίση της αρχικής χρονοσειράς αλλά χάνει τις τοπικές καμπυλότητες. Οι χρονοσειρές που παράγονται με τη διαδικασία αυτή ονομάζονται γραμμές Θ (Theta Lines). Το βασικό ποιοτικό χαρακτηριστικό αυτών των γραμμών είναι η καλύτερη προσέγγιση της μακροπρόθεσμης τάσης των δεδομένων ή ανάδειξη των βραχυπρόθεσμων χαρακτηριστικών, ανάλογα με την τιμή της παραμέτρου θ ($<$, $>$ 1). Η αρχική χρονοσειρά αναπτύσσεται σε δύο ή περισσότερες γραμμές Theta οι οποίες προεκτείνονται ξεχωριστά. Στη συνέχεια οι προβλέψεις που προκύπτουν συνδυάζονται για τη δημιουργία της τελικής πρόβλεψης. Η μέθοδος Theta εισήγαγε μια διαφορετική προσέγγιση της αποσύνθεσης. Ο διαχωρισμός των αποεποχικοποιημένων δεδομένων γίνεται σε συνιστώσες μακροπρόθεσμης και βραχυπρόθεσμης τάσης. Η πρόκληση για τη μέθοδο Θ ήταν η αύξηση του βαθμού αξιοποίησης της κρυμμένης χρήσιμης πληροφορίας των δεδομένων, πριν την εφαρμογή ενός μοντέλου επέκτασης των δεδομένων στο μέλλον. Τα βασικά στάδια της μεθόδου πρόβλεψης Θ είναι τα ακόλουθα:

- Έλεγχος Εποχικότητας: Η κάθε χρονοσειρά ελέγχεται για εποχικότητα με βάση την τιμή του συντελεστή αυτοσυσχέτισης με καθυστέρηση ένα έτος συγκρινόμενη με την τιμή 1.645.
- Αποεποχικοποίηση: Η χρονοσειρά αποεποχικοποιείται με την κλασική μέθοδο αποσύνθεσης.
- Αποσύνθεση: Η κάθε χρονοσειρά αποσυντίθεται σε δύο γραμμές Θ , για $\theta=0$ και $\theta=2$.
- Πρόβλεψη: Η γραμμή $\theta=0$ προεκτείνεται με απλή γραμμική παλινδρόμηση (LRL) ενώ η γραμμή $\theta=2$ με απλή εκθετική εξομάλυνση (SES).
- Συνδυασμός: Οι προηγούμενες προβλέψεις συνδυάζονται με ίσα βάρη.
- Εποχικοποίηση: Οι τελικές προβλέψεις εποχικοποιούνται.

2.2.5 Μοντέλα ARIMA:

Τα ολοκληρωμένα αυτο παλινδρομικά μοντέλα κινητών μέσων όρων αποτελούν στοχαστικά μαθηματικά μοντέλα μέσω των οποίων στόχος είναι η περιγραφή της διαχρονικής εξέλιξης κάποιου φυσικού μεγέθους. Η πλειοψηφία των φυσικών μεγεθών εξαρτάται από μη ντετερμινιστικούς παράγοντες επομένως η ανάλυση τους από ντετερμινιστικά μοντέλα συνήθως είναι δύσκολη και ανακριβής. Τα εν λόγω στοχαστικά μοντέλα έχουν την δυνατότητα να περιγράψουν πιο αποδοτικά το μέγεθος που μελετάται και την εξάρτηση από τυχαίους στοχαστικούς παράγοντες με αποτέλεσμα να παράγονται πιο ακριβείς προβλέψεις. Τα μοντέλα ARIMA συνήθως εφαρμόζονται σε περιπτώσεις που

τα δεδομένα εμφανίζουν μη στασιμότητα καθώς το μοντέλο είναι διαμορφωμένο ώστε να απλοποιεί τα δεδομένα και να τα αξιοποιεί κατάλληλα. Τα μοντέλα ARIMA μπορούν να γραφτούν και ως ARIMA(p, d, q) όπου κάθε μεταβλητή αναφέρεται σε έναν όρο του μοντέλου. Πιο συγκεκριμένα το ακρωνύμιο ARIMA σημαίνει ολοκληρωμένα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινητών μέσων όρων (Auto-Regressive Integrated Moving Average). Το κομμάτι AR αναφέρεται σε διαφορές της στάσιμης χρονοσειράς που αναλύεται. Το κομμάτι MA αναφέρεται στις διαφορές των σφαλμάτων πρόβλεψης της αντίστοιχης χρονοσειράς ενώ το κομμάτι I αναφέρεται στις διαφορές που πρέπει να γίνουν για να είναι χρονοσειρά στάσιμη. Συνεπώς οι μεταβλητές που αναφέρονται παραπάνω αναλύονται ως εξής:

- p: είναι ο αριθμός των αυτοπαλινδρομικών όρων. (AR όρος)
- d: είναι ο αριθμός των μη εποχικών διαφορών που απαιτούνται για την επίτευξη στασιμότητας. (I όρος)
- q: είναι ο αριθμός των προηγούμενων σφαλμάτων που χρησιμοποιούνται στην εξίσωση πρόβλεψης. (MA όρος)

Όταν κάποιες παράμετροι είναι μηδενικές συνηθίζεται να παραλείπονται τα αντίστοιχα γράμματα από το ακρωνύμιο ARIMA οπότε για παράδειγμα το μοντέλο ARIMA (1,0,0) γράφεται ως AR(1).

Προκειμένου να εφαρμοστούν τα μοντέλα ARIMA είναι αναγκαία μια επεξεργασία των δεδομένων για να γίνει η χρονοσειρά προς μελέτη στάσιμη, δηλαδή να έχει σταθερή τιμή, διακύμανση και συνάρτηση αυτοσυσχέτισης στην πάροδο του χρόνου. Συνήθως πραγματοποιούνται τα παρακάτω βήματα:

- Μετασχηματισμός των δεδομένων για τον περιορισμό της τυχαιότητας της χρονοσειράς και των τυχόν ακραίων τιμών που υπάρχουν, δημιουργώντας έτσι μια νέα χρονοσειρά μικρότερης και πιο σταθερής διακύμανσης. Έτσι, το επίπεδο της χρονοσειράς δεν μεταβάλλεται τόσο απότομα και μπορεί να υποθεθεί στασιμότητα. Συνήθως χρησιμοποιείται η λογαρίθμηση της χρονοσειράς για την επίτευξη του παραπάνω με σχετικά μικρό υπολογιστικό κόστος.
- Διαφόριση (differencing) της χρονοσειράς για τον περιορισμό των διακυμάνσεων επιπέδου, αφαιρώντας την τάση και την εποχικότητα. Με αυτόν τον τρόπο προκύπτει μια νέα χρονοσειρά με σταθερότερο επίπεδο και διακύμανση. Όταν διαφορίζεται μια χρονοσειρά η παρατηρήσεων τότε η νέα χρονοσειρά θα έχει ως στοιχεία τις διαφορές των παρατηρήσεων της πρώτης. Για παράδειγμα 1^η τάξη: $Y'_t = Y_t - Y_{t-1}$, 2^η τάξη: $Y''_t = Y'_t - Y'_{t-1} = Y_t - 2Y_{t-1} - Y_{t-2}$
- Εποχιακή διαφόριση σε χρονοσειρές με έντονο το χαρακτηριστικό της εποχικότητας. Η νέα χρονοσειρά θα έχει στοιχεία που προκύπτουν από τις διαφορές μεταξύ των παρατηρήσεων της αρχικής χρονοσειράς και των προηγούμενων αντίστοιχων εποχιακών περιόδων ως εξής:
1^η τάξη: $Y'_t = Y_t - Y_{t-m}$, 2^η τάξη: $Y''_t = Y'_t - Y'_{t-m} = Y_t - 2Y_{t-m} - Y_{t-2m}$

Στη συνέχεια η χρονοσειρά είναι έτοιμη για την εκτίμηση των μοντέλων:

- Μοντέλα αυτοπαλινδρόμησης AR(p). Τα μοντέλα αυτά θεωρούν γραμμικές σχέσεις ανάμεσα στις παρατηρήσεις της χρονοσειράς και τις χρησιμοποιούν για την περιγραφή της και την παραγωγή προβλέψεων. Ανάλογα με τη παράμετρο p προκύπτει ο παρακάτω τύπος:

$$y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p}$$

Όπου ϕ_i είναι οι συντελεστές αυτοσυσχέτισης του μοντέλου για υστέρηση i και c μια σταθερά με $c = \mu(1 - \phi_1 - \dots - \phi_p)$.

- Μοντέλα κινητού μέσου όρου $MA(q)$. Τα μοντέλα αυτά θεωρούν γραμμικές σχέσεις ανάμεσα στην παρατήρηση της χρονοσειράς που εξετάζεται και στα σφάλματα που εμφάνισε το μοντέλο MA σε προηγούμενες περιόδους και παριστάνεται ως εξής:

$$y_t = c + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

Όπου θ_i είναι οι συντελεστές μερικής αυτοσυσχέτισης του μοντέλου MA για υστέρηση i και c μια σταθερά.

- Στη συνέχεια ακολουθούν τα μοντέλα διαφορίσης $I(d)$ για να εξασφαλιστεί η στασιμότητα και να συνδυαστούν τα μοντέλα AR , MA για να προκύψουν τα μοντέλα $ARIMA(p, d, q)$. Με τη χρήση του τελεστή ολίσθησης B το μοντέλο παριστάνεται ως:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^d y_t = c + (1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q) \varepsilon_t$$

Όπου ο πρώτος όρος του πρώτου μέλους της εξίσωσης αναπαριστά το μοντέλο $AR(p)$, ο δεύτερος όρος την διαφορίση $I(d)$ και το δεύτερο μέλος της εξίσωσης αντιπροσωπεύει το μοντέλο $MA(q)$.

Το απλό μοντέλο $ARIMA$ επιτρέπει να γίνουν προβλέψεις βασισμένες μόνο σε παλαιότερες τιμές της προβλεπόμενης χρονοσειράς. Το μοντέλο υποθέτει πως οι μελλοντικές τιμές μιας μεταβλητής εξαρτώνται γραμμικά από ιστορικά δεδομένα. Ιδιαίτερα σημαντικό είναι πως τα μοντέλα $ARIMA$ μπορούν να συνδυαστούν με εξωγενείς μεταβλητές δημιουργώντας έτσι μια επέκταση του απλού μοντέλου τα $ARIMAX$ μοντέλα. Το μοντέλο $ARIMAX$ είναι παρόμοιο με ένα πολυμεταβλητό μοντέλο παλινδρόμησης, αλλά επιτρέπει να εκμεταλλευτούμε την αυτοσυσχέτιση που μπορεί να υπάρχει στα υπολείμματα της παλινδρόμησης για τη βελτίωση της ακρίβειας πρόβλεψης. Οι πιθανές χρήσεις των μοντέλων $ARIMAX$ είναι ευρείες. Τα δεδομένα μας παρατηρούνται διαδοχικά και γνωρίζουμε πως επηρεάζονται από εξωγενείς παράγοντες. Επομένως, εάν εντοπίσουμε τις μεταβλητές αυτές μπορούμε να τις χρησιμοποιήσουμε στο μοντέλο $ARIMAX$ για να βελτιώσουμε την ακρίβεια πρόβλεψης.

2.2.6 Μέθοδος Εκθετικής Εξομάλυνσης (Exponential Smoothing Method):

Η εκθετική εξομάλυνση προτάθηκε στα τέλη της δεκαετίας του 1950 (Brown, 1959; Holt, 1957; Winters, 1960) και έγινε το κίνητρο για μερικές από τις πιο επιτυχημένες μεθόδους πρόβλεψης. Οι προβλέψεις που παράγονται χρησιμοποιώντας εκθετικές μεθόδους εξομάλυνσης είναι οι σταθμισμένοι μέσοι όροι των προηγούμενων παρατηρήσεων, με τα βάρη να υποβαθμίζονται εκθετικά καθώς οι παρατηρήσεις είναι παλαιότερες. Με άλλα λόγια, όσο πιο πρόσφατη είναι η παρατήρηση τόσο μεγαλύτερο είναι το σχετικό βάρος. Αυτό το πλαίσιο δημιουργεί αξιόπιστες προβλέψεις γρήγορα και για ένα ευρύ φάσμα

χρονικών σειρών, το οποίο είναι ένα μεγάλο πλεονέκτημα και μείζονος σημασίας για εφαρμογές στη βιομηχανία.

Στη πρόβλεψη ζήτησης η εκθετική εξομάλυνση (SES) είναι μία από τις πιο υιοθετημένες τεχνικές. Ένα από τα αρχικά πλεονεκτήματα ήταν το περιορισμένο υπολογιστικό βάρος που απαιτήθηκε για τους υπολογιστές της εποχής που προτάθηκε. Η μέθοδος και οι παραλλαγές της μεθόδου έχουν αποδειχθεί ότι έχουν καλή απόδοση σε σύγκριση με περίπλοκες μεθόδους. Σύμφωνα με τον Μακρινδάκη (1986) λιγότερο εξελιγμένες μέθοδοι λειτουργούν καλύτερα όταν το επίπεδο συγκέντρωσης είναι χαμηλό σε σύγκριση με το πιο εξελιγμένες μεθόδους, που είναι ένα από τα συμπεράσματα του M-διαγωνισμού (Makridakis et al, 1982; Makridakis et al, 1993 Makridakis and Hibon, 2000). Τα συμπεράσματα των διαγωνισμών M έλαβαν κριτική για την εξέλιξη, μεταξύ των κριτικών είναι το Chatfield (1988). Οι πιο εξελιγμένες μέθοδοι είναι κατάλληλες όταν υπάρχει πολύπλοκο μοτίβο στις χρονοσειρές σύμφωνα με τον Kohler (2001). Μια μέθοδος όπως η Box-Jenkins χρειάζεται τουλάχιστον 50 παρατηρήσεις σύμφωνα με την αρχική έρευνα στην οποία αργότερα η έρευνα μειώθηκε σε 30 παρατηρήσεις (Ord, 2001). Όταν λαμβάνονται υπόψη οι διακοπτόμενες χρονοσειρές, το Box-Jenkins δεν συνιστάται λόγω της μηδενικής ζήτησης (Eaves and Kingsman, 2004).

Ακόμα κι αν η SES αποδίδει καλύτερα, δεν είναι απαραίτητα η καλύτερη επιλογή σύμφωνα με τη κατάσταση της πρόβλεψης. Σύμφωνα με το Μακρινδάκης (1986) αναφέρεται ότι η SES δεν προσπαθεί να εξηγήσει οικονομικά ή επιχειρηματικά φαινόμενα που οδηγούν σε καλύτερη κατανόηση στη σχέση μεταξύ των μεταβλητών. Η αυτόματη μέθοδος που επιλέχθηκε για τη πρόβλεψη ζήτησης ίσως χρειαστεί να συμπληρωθεί. Στο Vokurka et al (1996) προσδιορίζουν χαρακτηριστικά που χρειάζονται ανθρώπινη συμβολή. Τα χαρακτηριστικά είναι μη συσχετιζόμενα πρώιμα δεδομένα, ασυνήθιστες παρατηρήσεις, ασυνέχειες επιπέδου, τάση ή μορφή στα δεδομένα και κύκλους ή κανονικές κινήσεις της σειράς σχετικά με τις βασικές τάσεις. Σύμφωνα με Fildes et al (2003) η ανθρώπινη συμβολή μπορεί να εξαρτάται από το μέτρο απόδοσης του εκάστοτε ανθρώπου. Τα άτομα τείνουν να ενεργούν σύμφωνα με το μέτρο απόδοσης και όχι απλώς με τη κατάσταση πρόβλεψης.

2.2.6.1 ETS

Οι εκθετικές μέθοδοι εξομάλυνσης συνδυάζουν στοιχεία σφάλματος, τάσης και εποχικότητας σε έναν υπολογισμό εξομάλυνσης. Κάθε όρος μπορεί να συνδυαστεί είτε προσθετικά, πολλαπλασιαστικά, είτε να μείνει εκτός του μοντέλου. Αυτοί οι τρεις όροι (Σφάλμα, Τάση και Εποχικότητα) αναφέρονται ως ETS.

Η ETS είναι ένα State Space Model που πρόκειται για πολλά μοντέλα, το καθένα από τα οποία αποτελείται από μια εξίσωση που περιγράφει τα παρατηρούμενα δεδομένα και κάποιες εξισώσεις κατάστασης που περιγράφουν τα χαρακτηριστικά που αλλάζουν με τον χρόνο (level, trend, seasonal). Για κάθε μέθοδο υπάρχουν δύο μοντέλα, ένα με προσθετικά σφάλματα και ένα με πολλαπλασιαστικά. Αντίστοιχα η εποχικότητα μπορεί να είναι προσθετική, πολλαπλασιαστική ή να μην λαμβάνεται υπόψη. Η τάση ομοίως μπορεί να μην λαμβάνεται υπόψη ή να είναι προσθετική (Additive), προσθετική φθίνουσα (Additive Damped), πολλαπλασιαστική (Multiplicative) ή πολλαπλασιαστική φθίνουσα

(Multiplicative Damped). Οι αντίστοιχοι συμβολισμοί για τη κάθε κατηγορία είναι {A, M} για το σφάλμα, {N,A,M} για την εποχικότητα και {N,A,A_d,M,M_d} για την τάση.

Έτσι, οι Μέθοδοι Εκθετικής Εξομάλυνσης μπορούν να οριστούν με βάση ένα πλαίσιο ETS, στο οποίο τα συστατικά υπολογίζονται με τρόπο εξομάλυνσης.

Στους παρακάτω πίνακες φαίνονται οι συνδυασμοί της τάσης και της εποχικότητας για τις παραπάνω καταστάσεις, ενώ στον τελευταίο πίνακα ακολουθεί ο συνδυασμός όλων των διαφορετικών καταστάσεων για όλα τα πιθανά μοντέλα ETS.

Τάση		Εποχικότητα	
	N(καθόλου)	A(προσθετική)	M(πολλαπλασιαστική)
N(καθόλου)	NN	NA	NM
A(προσθετική)	AN	AA	AM
A _d (προσθετική φθίνουσα)	And	AdA	AdM
M(πολλαπλασιαστική)	MN	MA	MM
M _d (πολλαπλασιαστική φθίνουσα)	MdN	MdA	MdM

Πίνακας 2: ETS Συνδυασμοί Τάσης-Εποχικότητας

Στον παρακάτω πίνακα φαίνονται οι αναδρομικοί υπολογισμοί και σημειακές προβλέψεις για τους παραπάνω συνδυασμούς της Τάσης (Trend) και εποχικού (Seasonal) μέρους. Σε κάθε περίπτωση το ℓ_t αναφέρεται το επίπεδο της χρονοσειράς τη στιγμή t , b_t αναφέρεται στη κλίση τη στιγμή t , S_t αναφέρεται στο εποχικό κομμάτι της χρονοσειράς τη στιγμή t και m αφορά τον αριθμό των εποχών σε ένα χρόνο. Οι παράμετροι α , β , γ και ϕ είναι παράμετροι εξομάλυνσης, $\phi_h = \phi + \phi^2 + \dots + \phi^h$, και k είναι ο ακέραιος που είναι μέρος του $(h-1)/m$.

Trend	Seasonal		
	N	A	M
N	$\hat{y}_{t+h t} = \ell_t$ $\ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)\ell_{t-1}$	$\hat{y}_{t+h t} = \ell_t + s_{t+h-m(k+1)}$ $\ell_t = \alpha(y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)\ell_{t-1}$ $s_t = \gamma(y_t - \ell_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m}$	$\hat{y}_{t+h t} = \ell_t s_{t+h-m(k+1)}$ $\ell_t = \alpha(y_t/s_{t-m}) + (1 - \alpha)\ell_{t-1}$ $s_t = \gamma(y_t/\ell_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m}$
A	$\hat{y}_{t+h t} = \ell_t + hb_t$ $\ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1})$ $b_t = \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1}$	$\hat{y}_{t+h t} = \ell_t + hb_t + s_{t+h-m(k+1)}$ $\ell_t = \alpha(y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1})$ $b_t = \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1}$ $s_t = \gamma(y_t - \ell_{t-1} - b_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m}$	$\hat{y}_{t+h t} = (\ell_t + hb_t)s_{t+h-m(k+1)}$ $\ell_t = \alpha(y_t/s_{t-m}) + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1})$ $b_t = \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1}$ $s_t = \gamma(y_t/(\ell_{t-1} + b_{t-1})) + (1 - \gamma)s_{t-m}$
A_d	$\hat{y}_{t+h t} = \ell_t + \phi_h b_t$ $\ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})$ $b_t = \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)\phi b_{t-1}$	$\hat{y}_{t+h t} = \ell_t + \phi_h b_t + s_{t+h-m(k+1)}$ $\ell_t = \alpha(y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})$ $b_t = \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)\phi b_{t-1}$ $s_t = \gamma(y_t - \ell_{t-1} - \phi b_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m}$	$\hat{y}_{t+h t} = (\ell_t + \phi_h b_t)s_{t+h-m(k+1)}$ $\ell_t = \alpha(y_t/s_{t-m}) + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})$ $b_t = \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)\phi b_{t-1}$ $s_t = \gamma(y_t/(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})) + (1 - \gamma)s_{t-m}$

Πίνακας 3: Υπολογισμοί συνδυασμών Τάσης -Εποχικότητας

<i>Μοντέλο</i>	<i>Μοντέλο</i>	<i>Μοντέλο</i>
ETS (M, M, N)	ETS (A, M, A)	ETS (M, N, M)
ETS (M, A, N)	ETS (A, Md, N)	ETS (M, N, A)
ETS (M, A, M)	ETS (A, Md, M)	ETS (M, N, N)
ETS (A, M, N)	ETS (A, N, A)	ETS (M, A, A)
ETS (A, N, N)	ETS (M, Ad, M)	ETS (A, Ad, M)
ETS (A, A, M)	ETS (M, Ad, N)	ETS (M, M, A)
ETS (M, M, M)	ETS (M, Md, M)	ETS (A, A, A)
ETS (A, N, M)	ETS (A, Ad, N)	ETS (A, Ad, A)
ETS (A, A, N)	ETS (M, Md, A)	ETS (M, Ad, A)
ETS (A, M, M)	ETS (M, Md, N)	ETS (A, Md, A)

Πίνακας 4: ETS Όλα τα διαφορετικά πιθανά μοντέλα

Όπως μπορούμε να δούμε, ο συνδυασμός Error, Trend και Season με όλους διαφορετικούς τρόπους μας δίνει πολλούς συνδυασμούς. Ας εξετάσουμε μερικά παραδείγματα.

Οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης που περιγράφηκαν στον αναλυτικό πίνακα με τις εξισώσεις είναι αλγόριθμοι που παράγουν σημειακές προβλέψεις. Τα στατιστικά μοντέλα που περιγράφονται παρακάτω παράγουν τις ίδιες σημειακές προβλέψεις αλλά επίσης μπορούν να παράγουν διαστήματα πρόβλεψης. Ένα στατιστικό μοντέλο είναι μια στοχαστική (ή τυχαία) διαδικασία δημιουργίας δεδομένων που μπορεί να παράγει μια ολόκληρη προβλεπόμενη κατανομή. Κάθε μοντέλο αποτελείται από μια εξίσωση μέτρησης που περιγράφει τα παρατηρούμενα δεδομένα και μερικές εξισώσεις κατάστασης που περιγράφουν τον τρόπο με τον οποίο αλλάζουν τα μη παρατηρούμενα στοιχεία ή καταστάσεις (επίπεδο, τάση, εποχικότητα) με την πάροδο του χρόνου. Ως εκ τούτου αυτά αναφέρονται ως state space μοντέλα. Για κάθε μέθοδο όπως έχει αναφερθεί υπάρχουν δύο μοντέλα, ένα με προσθετικά σφάλματα και ένα με πολλαπλασιαστικά σφάλματα. Οι σημειακές προβλέψεις που παράγονται από τα μοντέλα είναι ίδιες αν χρησιμοποιούν τις ίδιες τιμές για τις παραμέτρους εξομάλυνσης. Ωστόσο, θα δημιουργούν διαφορετικά διαστήματα πρόβλεψης. Στον παραπάνω πίνακα παρουσιάζονται όλοι οι διαφορετικοί συνδυασμοί για τα μοντέλα ETS.

2.2.6.2 Ανάλυση Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης

Παρακάτω αναλύεται αναλυτικά η περίπτωση του ETS(A,N,N).

ETS(A,N,N): Απλή εκθετική εξομάλυνση με προσθετικά σφάλματα:

Η μορφή της απλής εκθετικής εξομάλυνσης είναι ως ακολούθως:

- Εξίσωση πρόβλεψης: $\hat{y}_{t+1|t} = \ell_t$
- Εξίσωση εξομάλυνσης $\ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)\ell_{t-1}$

Αν ανασυντάξουμε την εξίσωση εξομάλυνσης για το επίπεδο, λαμβάνουμε τη φόρμα της διόρθωσης σφάλματος (error correction).

$$\ell_t = \ell_{t-1} + \alpha(y_t - \ell_{t-1}) = \ell_{t-1} + \alpha e_t$$

όπου $e_t = y_t - \ell_{t-1} = y_t - \hat{y}_{t|t-1}$ είναι το υπόλοιπο τη στιγμή t.

Τα σφάλματα των δεδομένων εκπαίδευσης οδηγούν στην προσαρμογή του εκτιμώμενου επιπέδου καθ'όλη τη διαδικασία εξομάλυνσης για $t = 1, \dots, T$. Για παράδειγμα, εάν το σφάλμα τη στιγμή t είναι αρνητικό, τότε $y_t < \hat{y}_{t|t-1}$ και έτσι το επίπεδο τη στιγμή $t-1$ έχει υπερεκτιμηθεί. Το νέο επίπεδο ℓ_t θα είναι στη περίπτωση αυτή το προηγούμενο επίπεδο ℓ_{t-1} προσαρμοζόμενο προς τα κάτω. Όσο πιο κοντά είναι η παράμετρος α στη μονάδα, τόσο πιο απότομη η εκτίμηση του επιπέδου. Όσο πιο μικρό είναι το α τότε πιο ήπιο το επίπεδο.

Επίσης θα μπορούσε να γραφτεί $y_t = e_t + \ell_{t-1}$, οπότε κάθε παρατήρηση μπορεί να αναπαρασταθεί από το προηγούμενο επίπεδο και ένα σφάλμα. Για να μετατραπεί αυτό σε state space μοντέλο, χρειάζεται να εκτιμηθεί η κατανομή της πιθανότητας για το e_t . Σε ένα μοντέλο με προσθετικά σφάλματα, υποθέτουμε πως τα υπολείμματα e_t είναι κανονικά κατανομημένος λευκός θόρυβος με μέση τιμή 0 και διακύμανση σ^2 . Αυτό θα μπορούσε να γραφτεί και ως $e_t = \varepsilon_t \sim \text{NID}(0, \sigma^2)$. Όπου NID σημαίνει “normally and independently distributed”.

Έτσι η εξίσωση γράφεται για το μοντέλο ως:

$$\begin{aligned} y_t &= \varepsilon_t + \ell_{t-1} \\ \ell_t &= \alpha \varepsilon_t + \ell_{t-1} \end{aligned}$$

Η πρώτη εξίσωση αποτελεί την εξίσωση παρατήρησης και η δεύτερη την εξίσωση κατάστασης. Οι εξισώσεις αυτές μαζί με τη στατιστική κατανομή των σφαλμάτων διαμορφώνουν ένα πλήρες στατιστικό μοντέλο. Συγκεκριμένα, αυτά αποτελούν ένα state space μοντέλο που βασίζεται στην απλή εκθετική εξομάλυνση. Η εξίσωση παρατήρησης δείχνει την σχέση μεταξύ των παρατηρήσεων και των μη παρατηρούμενων καταστάσεων. Η εξίσωση κατάστασης δείχνει την εξέλιξη της κατάστασης με τη πάροδο του χρόνου.

Σύμφωνα με τα παραπάνω μπορούν να προκύψουν state space μοντέλα για κάθε μέθοδο εκθετικής εξομάλυνσης ως ακολούθως:

ADDITIVE ERROR MODELS

Trend	Seasonal		
	N	A	M
N	$y_t = \ell_{t-1} + \varepsilon_t$ $\ell_t = \ell_{t-1} + \alpha\varepsilon_t$	$y_t = \ell_{t-1} + s_{t-m} + \varepsilon_t$ $\ell_t = \ell_{t-1} + \alpha\varepsilon_t$ $s_t = s_{t-m} + \gamma\varepsilon_t$	$y_t = \ell_{t-1}s_{t-m} + \varepsilon_t$ $\ell_t = \ell_{t-1} + \alpha\varepsilon_t/s_{t-m}$ $s_t = s_{t-m} + \gamma\varepsilon_t/\ell_{t-1}$
A	$y_t = \ell_{t-1} + b_{t-1} + \varepsilon_t$ $\ell_t = \ell_{t-1} + b_{t-1} + \alpha\varepsilon_t$ $b_t = b_{t-1} + \beta\varepsilon_t$	$y_t = \ell_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-m} + \varepsilon_t$ $\ell_t = \ell_{t-1} + b_{t-1} + \alpha\varepsilon_t$ $b_t = b_{t-1} + \beta\varepsilon_t$ $s_t = s_{t-m} + \gamma\varepsilon_t$	$y_t = (\ell_{t-1} + b_{t-1})s_{t-m} + \varepsilon_t$ $\ell_t = \ell_{t-1} + b_{t-1} + \alpha\varepsilon_t/s_{t-m}$ $b_t = b_{t-1} + \beta\varepsilon_t/s_{t-m}$ $s_t = s_{t-m} + \gamma\varepsilon_t/(\ell_{t-1} + b_{t-1})$
A_d	$y_t = \ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + \varepsilon_t$ $\ell_t = \ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + \alpha\varepsilon_t$ $b_t = \phi b_{t-1} + \beta\varepsilon_t$	$y_t = \ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + s_{t-m} + \varepsilon_t$ $\ell_t = \ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + \alpha\varepsilon_t$ $b_t = \phi b_{t-1} + \beta\varepsilon_t$ $s_t = s_{t-m} + \gamma\varepsilon_t$	$y_t = (\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})s_{t-m} + \varepsilon_t$ $\ell_t = \ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + \alpha\varepsilon_t/s_{t-m}$ $b_t = \phi b_{t-1} + \beta\varepsilon_t/s_{t-m}$ $s_t = s_{t-m} + \gamma\varepsilon_t/(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})$

MULTIPLICATIVE ERROR MODELS

Trend	Seasonal		
	N	A	M
N	$y_t = \ell_{t-1}(1 + \varepsilon_t)$ $\ell_t = \ell_{t-1}(1 + \alpha\varepsilon_t)$	$y_t = (\ell_{t-1} + s_{t-m})(1 + \varepsilon_t)$ $\ell_t = \ell_{t-1} + \alpha(\ell_{t-1} + s_{t-m})\varepsilon_t$ $s_t = s_{t-m} + \gamma(\ell_{t-1} + s_{t-m})\varepsilon_t$	$y_t = \ell_{t-1}s_{t-m}(1 + \varepsilon_t)$ $\ell_t = \ell_{t-1}(1 + \alpha\varepsilon_t)$ $s_t = s_{t-m}(1 + \gamma\varepsilon_t)$
A	$y_t = (\ell_{t-1} + b_{t-1})(1 + \varepsilon_t)$ $\ell_t = (\ell_{t-1} + b_{t-1})(1 + \alpha\varepsilon_t)$ $b_t = b_{t-1} + \beta(\ell_{t-1} + b_{t-1})\varepsilon_t$	$y_t = (\ell_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-m})(1 + \varepsilon_t)$ $\ell_t = \ell_{t-1} + b_{t-1} + \alpha(\ell_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-m})\varepsilon_t$ $b_t = b_{t-1} + \beta(\ell_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-m})\varepsilon_t$ $s_t = s_{t-m} + \gamma(\ell_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-m})\varepsilon_t$	$y_t = (\ell_{t-1} + b_{t-1})s_{t-m}(1 + \varepsilon_t)$ $\ell_t = (\ell_{t-1} + b_{t-1})(1 + \alpha\varepsilon_t)$ $b_t = b_{t-1} + \beta(\ell_{t-1} + b_{t-1})\varepsilon_t$ $s_t = s_{t-m}(1 + \gamma\varepsilon_t)$
A_d	$y_t = (\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})(1 + \varepsilon_t)$ $\ell_t = (\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})(1 + \alpha\varepsilon_t)$ $b_t = \phi b_{t-1} + \beta(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})\varepsilon_t$	$y_t = (\ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + s_{t-m})(1 + \varepsilon_t)$ $\ell_t = \ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + \alpha(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + s_{t-m})\varepsilon_t$ $b_t = \phi b_{t-1} + \beta(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + s_{t-m})\varepsilon_t$ $s_t = s_{t-m} + \gamma(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + s_{t-m})\varepsilon_t$	$y_t = (\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})s_{t-m}(1 + \varepsilon_t)$ $\ell_t = (\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})(1 + \alpha\varepsilon_t)$ $b_t = \phi b_{t-1} + \beta(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})\varepsilon_t$ $s_t = s_{t-m}(1 + \gamma\varepsilon_t)$

Πίνακας 5: Υπολογισμοί όλων των πιθανών συνδυασμών ETS

Οι πιο ευρέως χρησιμοποιούμενες μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης είναι οι παρακάτω:

- Μοντέλο Σταθερού Επιπέδου – Simple Exponential Smoothing
- Μοντέλο Γραμμικής Τάσης – Holt Exponential Smoothing
- Μοντέλο Φθίνουσας Γραμμικής Τάσης – Damped Exponential Smoothing
- Μοντέλο Γραμμικής Εποχικότητας και Τάσης – Holt Winter Exponential Smoothing

Όπως τα μοντέλα ARIMA έτσι και στη περίπτωση των ETS υποστηρίζεται η χρήση εξωγενών μεταβλητών για τη βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων. Οι παράμετροι μπορεί να είναι σταθερές ή μεταβλητές με τον χρόνο, με την δεύτερη περίπτωση να καθιστά το μοντέλο πιο σύνθετο αλλά αποτελεί πολύ χρήσιμο εργαλείο. Στην πράξη, η χρήση εξωγενών παραγόντων κρίνεται απαραίτητη, όταν υπάρχουν εξωτερικοί παράγοντες που επηρεάζουν τη ζήτηση και κατά συνέπεια τις προβλέψεις, όπως στη

συγκεκριμένη εργασία τα ειδικά γεγονότα το SNAP και άλλα. Σε μερικές περιπτώσεις δεν παρατηρείται βελτίωση της ακρίβειας μέσω της αξιοποίησης των παραγόντων αυτών αλλά σε άλλες περιπτώσεις βελτιώνεται σημαντικά η πρόβλεψη. Σε αντίθεση με τη χρήση αντίστοιχων παραγόντων στα μοντέλα ARIMA, δηλαδή τα μοντέλα ARIMAX στη περίπτωση των ETS δεν έχουν πραγματοποιηθεί αντιστοίχως πολλές μελέτες. Μια μελέτη είναι αυτή των Koehler et al. (2012), όπου περιγράφεται ο μηχανισμός εντοπισμού ακραίων παρατηρήσεων και προσέγγισης των ακραίων τιμών μέσω ενός μοντέλου ETSX, δηλαδή ETS με εξωγενείς μεταβλητές.

Στη παρούσα εργασία αξιοποιήθηκε η μέθοδος εκθετικής εξομάλυνσης με την αξιοποίηση της τάσης, εποχικότητας και σφάλματος καθώς και σε συνδυασμό με εξωτερικές μεταβλητές. Ο λόγος που προτιμήθηκε η μέθοδος εκθετικής εξομάλυνσης έναντι της ARIMA είναι λόγω της απλότητας της και της ταχύτητας της στο υπολογιστικό κομμάτι. Οι εξωτερικές μεταβλητές χρησιμοποιήθηκαν καθώς όπως θα αναλυθεί στο επόμενο κεφάλαιο, πολλές χρονοσειρές εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από εξωτερικές μεταβλητές όπως διάφορα γεγονότα (Χριστούγεννα, Πρωτοχρονιά, Πάσχα), snap (ειδικά βοηθητικά προγράμματα που ενισχύουν τις πωλήσεις, τα οποία θα περιγραφούν στο επόμενο κεφάλαιο) καθώς και άλλες εξωτερικές μεταβλητές.

Παρακάτω περιγράφονται τα βασικά χαρακτηριστικά της απλής εκθετικής εξομάλυνσης.

Η απλή εκθετική εξομάλυνση είναι μια τεχνική που εφαρμόζεται σε διαφορετικά πεδία, όπως π.χ. πρόβλεψη Brown (1959) και κανονισμός διαδικασίας Montgomery (2005). Σύμφωνα με τον Gardner (2006) η μέθοδος αναπτύχθηκε αρχικά για ανθυποβρυχιακούς σκοπούς. Ο Μπράουν χρησιμοποίησε μια παραλλαγή της εκθετικής εξομάλυνσης και δημιούργησε ένα μοντέλο παρακολούθησης για πληροφορίες ελέγχου πυρκαγιάς σχετικά με τη θέση του υποβρυχίου. Οι Μακριδάκης και Hibon (1991) θεωρούν ότι η SES είναι μια ισχυρή μέθοδος που είναι και εύκολη στη χρήση.

Σε κάθε χρονική περίοδο το μοντέλο επανεκτιμάται με το πιο πρόσφατο διαθέσιμο δεδομένα ζήτησης και την προηγούμενη πρόβλεψη. Η σταθερά εξομάλυνσης, I , ρυθμίζει το μέγεθος της επιρροής που έχει το σφάλμα πρόβλεψης, βλέπε εξίσωση 1.1. Το σφάλμα πρόβλεψης είναι η διαφορά μεταξύ της πραγματικής ζήτησης και της προβλεπόμενης ζήτησης.

$$X_{t+1} = X_t + \alpha(X_t - X_t) \quad (1.1)$$

Ένας άλλος τρόπος περιγραφής της λειτουργίας της σταθεράς εξομάλυνσης είναι ότι οι διαφορετικές παρατηρήσεις έχουν βάρη που μειώνονται γεωμετρικά με τον χρόνο. Η σταθερά εξομάλυνσης ρυθμίζει την επιρροή των ιστορικών τιμών. Μια χαμηλή σταθερά εξομάλυνσης δίνει έμφαση στο παρελθόν, ευνοϊκή με σταθερή ζήτηση αλλά η τεχνική αργεί να αντιδράσει αν προκύψουν συστηματικές αλλαγές. Μια μεγάλη τιμή για τη σταθερά εξομάλυνσης δίνει έμφαση στις πιο πρόσφατες παρατηρήσεις, η οποία είναι πιο κατάλληλη όταν απαιτείται ταχύτερη αντίδραση, αλλά το μειονέκτημα είναι η ευαισθησία στις τυχαίες αλλαγές. (Montgomery et al, 1990)

Σε μια πρακτική εφαρμογή, πρέπει να χρησιμοποιούνται διαφορετικές σταθερές εξομάλυνσης για διαφορετικές κατηγορίες αντικειμένων, κάτι που θα πρέπει να συμβαίνει και με τη SES. Μια σταθερά εξομάλυνσης μεταξύ 0,1-0,3 είναι κατάλληλη για τη SES όταν οι προβλέψεις γίνονται σε μηνιαία βάση (Silver et al, 1998).

Μοντέλα Παλινδρόμησης (Regression):

Σε αρκετές περιπτώσεις επίλυσης προβλημάτων μας ενδιαφέρει η ταυτόχρονη μελέτη δύο ή περισσότερων μεταβλητών, για να προσδιοριστεί με ποιό τρόπο οι μεταβλητές αυτές σχετίζονται μεταξύ τους. Όπως για παράδειγμα μας ενδιαφέρει να γνωρίζουμε αν η αύξηση του πληθυσμού των πολιτειών και του μέσου εισοδήματος των νοικοκυριών έχουν κάποια θετική εξάρτηση (συσχέτιση) μεταξύ τους με την έννοια ότι όσο πιο μεγάλο είναι το εισόδημα του μέσου νοικοκυριού τόσο αυξημένες θα είναι οι συνολικές πωλήσεις και αντίστοιχα με την πληθυσμιακή αύξηση. Έτσι λοιπόν είναι ενδιαφέρον να εξεταστούν οι επιδράσεις που κάποιες μεταβλητές ασκούν σε κάποιες άλλες μεταβλητές. Η ύπαρξη μιας συναρτησιακής σχέσης (εξίσωσης) μεταξύ των μεταβλητών μπορεί να είναι εξαιρετικά πολύτιμη για την πρόβλεψη των τιμών μιας μεταβλητής από τις γνώσεις που διαθέτουμε για τις άλλες μεταβλητές, όταν ισχύουν κάποιες συγκεκριμένες συνθήκες. Η παλινδρόμηση είναι μια ευρέως χρησιμοποιούμενη στατιστική τεχνική μοντελοποίησης για την έρευνα της συσχέτισης μεταξύ μίας εξαρτώμενης μεταβλητής και μιας ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών. Χρησιμοποιείται με σκοπό την εκχώρηση δεδομένων σε μία πραγματική μεταβλητή πρόβλεψης, όπως ισχύει και στην περίπτωση της κατηγοριοποίησης όταν είναι διακριτή, αλλιώς καλείται παλινδρόμηση αν η μεταβλητή είναι συνεχής. Η παλινδρόμηση προϋποθέτει ότι τα σχετικά δεδομένα ταιριάζουν με μερικά γνωστά είδη συνάρτησης και μετά καθορίζει την καλύτερη συνάρτηση αυτού του είδους που μοντελοποιεί τα δεδομένα που έχουν δοθεί. Αποτέλεσμα της παλινδρόμησης όταν χρησιμοποιείται ως τεχνική εξόρυξης δεδομένων, αποτελεί ένα μοντέλο που χρησιμοποιείται αργότερα για να προβλέψει τις τιμές της κατηγορίας για τα νέα δεδομένα. Τέτοια παραδείγματα εφαρμογής της παλινδρόμησης αποτελεί η πρόβλεψη της ζήτησης για ένα νέο προϊόν συναρτήσει των μεταβλητών SNAP και των ειδικών γεγονότων που λαμβάνουν μέρος τη συγκεκριμένη περίοδο.

Τα μοντέλα παλινδρόμησης περιλαμβάνουν τις ακόλουθες μεταβλητές:

- Οι άγνωστες παράμετροι συσχέτισης που δηλώνονται ως β (διάνυσμα).
- Οι ανεξάρτητες μεταβλητές X (διάνυσμα).
- Η εξαρτώμενη μεταβλητή Y .

Ένα μοντέλο παλινδρόμησης συσχετίζει το Y σε μία συνάρτηση παλινδρόμησης των X και β . $Y \approx F(X, \beta)$. Ο συνήθης φορμαλισμός είναι $E(Y|X) = f(X, \beta)$.

Η Ανάλυση Παλινδρόμησης μας βοηθά να κατανοήσουμε την μεταβολή της εξαρτώμενης μεταβλητής Y όταν μεταβάλλεται μία από τις ανεξάρτητες μεταβλητές X , ενώ οι άλλες ανεξάρτητες μεταβλητές κρατιούνται σταθερές. Συνήθως, επιδιώκεται να εξακριβωθεί η

αιτιώδης επίδραση μιας μεταβλητής πάνω σε άλλη. Για παράδειγμα, η επίδραση της αύξησης τιμών προϊόντων με την προσφορά/ζήτηση. Η επίδραση της παροχής χρημάτων στο ρυθμό πληθωρισμού. Για τέτοια ζητήματα, συγκεντρώνονται τα δεδομένα που αφορούν τις μεταβλητές ενδιαφέροντος και υιοθετείται η παλινδρόμηση για να υπολογίσει την ποσοτική επίδραση των μεταβλητών επάνω στη μεταβλητή που επηρεάζουν. Αξιολογείται επίσης η "στατιστική σημασία" των κατ' εκτίμηση συσχετίσεων, δηλαδή ο βαθμός εμπιστοσύνης (confidence) ότι η αληθινή συσχέτιση είναι κοντά στην κατ' εκτίμηση. Η ανάλυση παλινδρόμησης για πρόβλεψη και πρόγνωση έχει ουσιαστική επικάλυψη με τον τομέα της μηχανικής μάθησης.

Τα μοντέλα παλινδρόμησης διακρίνονται σε απλά και πολλαπλά, ανάλογα με το πλήθος των ανεξάρτητων μεταβλητών. Οι δύο βασικές κατηγορίες των μοντέλων παλινδρόμησης είναι η Γραμμική παλινδρόμηση και η Λογιστική παλινδρόμηση με την δεύτερη να αποτελεί γενίκευση της πρώτης όταν η εξαρτημένη μεταβλητή Y είναι δίτιμη (δηλαδή παίρνει την τιμή 0 όταν απουσιάζει το χαρακτηριστικό ή την τιμή 1 όταν υπάρχει το χαρακτηριστικό). Παρακάτω δίνεται έμφαση στην ανάλυση της γραμμικής παλινδρόμησης:

Όταν αναφερόμαστε σε μοντέλο, εννοούμε μια συνάρτηση συσχέτισης της εξαρτημένης μεταβλητής από τις ανεξάρτητες. Η μοντελοποίηση μπορεί να γίνει χωρίς να είναι γνωστή από πριν η γνώση για τον τρόπο με τον οποίο συνδέεται η εξαρτημένη μεταβλητή από τις ανεξάρτητες και τότε ονομάζεται εμπειρική μοντελοποίηση. Στην γραμμική παλινδρόμηση, η απαίτηση του μοντέλου που θα παραχθεί είναι: η εξαρτημένη μεταβλητή y_i να είναι ένας γραμμικός συνδυασμός των ανεξάρτητων μεταβλητών

- Απλή Γραμμική Παλινδρόμηση:

Αν το διάγραμμα διασποράς δύο μεταβλητών X και Y έχει μορφή επιμήκους κεκλιμένης έλλειψης ή πλατυσμένου J , η σχέση των X και Y είναι κατά προσέγγιση γραμμική. Στην περίπτωση αυτή έχουμε την απλούστερη μορφή παλινδρόμησης, την απλή γραμμική παλινδρόμηση όπου υπάρχει μόνο μια ανεξάρτητη μεταβλητή X και η εξαρτημένη μεταβλητή Y μπορεί να προσεγγιστεί ικανοποιητικά από μια γραμμική συνάρτηση του X .

Η γραμμική σχέση $Y = \alpha + \beta \cdot X$ δε μπορεί, ασφαλώς, να περιγράψει τη γραμμική στοχαστική εξάρτηση των μεταβλητών X και Y αφού αν, για παράδειγμα, X είναι η τιμή ενός προϊόντος και Y είναι η ζήτηση του προϊόντος αυτού, και διατηρήσουμε τη X στο ίδιο επίπεδο $X = x_1$ τότε οι αντίστοιχες τιμές του Y θα είναι φυσικά διαφορετικές στις διάφορες επαναλήψεις. Επίσης, αν X είναι η ποσότητα λιπάσματος και Y είναι η απόδοση μιας καλλιέργειας, και διατηρήσουμε τη X στο ίδιο επίπεδο τότε οι αντίστοιχες τιμές του Y θα είναι φυσικά διαφορετικές στις διάφορες επαναλήψεις αφού παράγοντες όπως, η θερμοκρασία, οι βροχοπτώσεις, η ποιότητα του εδάφους, θα επηρεάζουν, επίσης, την παραγωγή. Επιπλέον, συμβαίνει να παρατηρούνται και σφάλματα μέτρησης των τιμών της Y (λόγω οργάνων ή ελλιπούς

πληροφόρησης). Έτσι, για $X = x_i$ το αντίστοιχο Y είναι μια τυχαία μεταβλητή Y_i που ακολουθεί κάποια κατανομή.

Επομένως, στην εξίσωση $Y = \alpha + \beta \cdot X$, πρέπει να προσθέσουμε έναν ακόμη όρο ε ο οποίος, για δεδομένη τιμή της X , να περιγράφει τη διαφορά της παρατηρούμενης από τη θεωρητική $(\alpha + \beta \cdot X)$ τιμή της Y . Δηλαδή, $\varepsilon = Y - (\alpha + \beta \cdot X)$. Προκύπτει, επομένως, το στοχαστικό μοντέλο $Y = \alpha + \beta \cdot X + \varepsilon$.

Με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων προσδιορίζεται μια εκτίμηση $\hat{Y} = \hat{\alpha} + \hat{\beta} \cdot X$

Οι μεταβλητές $\hat{\alpha}$ και $\hat{\beta}$ προκύπτουν:

$$\hat{\beta} = \frac{\sum_{i=1}^v X Y_i - v \cdot \bar{X} \cdot \bar{Y}}{\sum_{i=1}^v X_i^2 - v \cdot \bar{X}^2}$$

$$\hat{\alpha} = \bar{Y} - \hat{\beta} \cdot \bar{X},$$

$$\bar{Y} = \frac{\sum Y_i}{n}$$

$$\bar{X} = \frac{\sum X_i}{n}$$

$$\sum e_i^2 = \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

Για να εντοπιστεί ο βαθμός συσχέτισης που μπορεί να υπάρχει μεταξύ δύο μεταβλητών υπολογίζεται ο συντελεστής r . Ο συντελεστής αυτός δείχνει την κατεύθυνση της σχέσης ανάμεσα σε δύο μεταβλητές και επίσης τον βαθμό συσχέτισης, όσο μεγαλύτερος είναι από το μηδέν τόσο μεγαλύτερη η συσχέτιση.

$$r_{XY} = \frac{\text{Cov}_{XY}}{\sqrt{\text{Cov}_{YY} \cdot \text{Cov}_{XX}}} = \frac{\text{Cov}_{XY}}{S_Y S_X} \quad |r_{XY}| \leq 1$$

Όπου: $\text{Cov}_{XY} = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{n}$ η συνδιακύμανση των X και Y

$\text{Cov}_{XX} = \frac{\sum (X_i - \bar{X})^2}{n} = \text{Var}_X = S_X^2$ η διακύμανση του X

$\text{Cov}_{YY} = \frac{\sum (Y_i - \bar{Y})^2}{n} = \text{Var}_Y = S_Y^2$ η διακύμανση του Y

Η συσχέτιση των τιμών που προκύπτουν από την εξίσωση της ευθείας παλινδρόμησης και των πραγματικών τιμών συμβολίζεται με R . Στη πράξη χρησιμοποιείται η τετραγωνική της μορφή και ο συντελεστής είναι πάντα θετικός και μικρότερος της μονάδας. Αντιπροσωπεύει το ποσοστό της διακύμανσης της μεταβλητής Y που ερμηνεύεται από την ευθεία της γραμμικής παλινδρόμησης.

$$R^2 = \frac{\sum(\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum(Y_i - \bar{Y})^2} = r_{XY}^2$$

Μπορούν να αξιοποιηθούν κάποιοι στατιστικοί δείκτες για την εκτίμηση της πιθανότητας οι μελλοντικές τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής να διαφέρουν από τις προβλεπόμενες κατά μια συγκεκριμένη ποσότητα, της αξιοπιστίας του υπολογισμού της ευθείας παλινδρόμησης και της ακρίβειας των συντελεστών α και β . Δύο στατιστικοί δείκτες είναι ο F και ο t .

Ο στατιστικός δείκτης F δείχνει αν υπάρχει σημαντική σχέση μεταξύ των μεταβλητών X και Y και υπολογίζεται ως εξής:

$$F = \frac{\frac{\sum(\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{k-1}}{\frac{\sum(Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n-k}}$$

Ή

$$F = \frac{\frac{R^2}{k-1}}{\frac{1-R^2}{n-k}}$$

.Οι στατιστικοί δείκτες t επιτρέπουν την εκτίμηση της σημαντικότητας των συντελεστών α και β της εξίσωσης παλινδρόμησης.

Αρχικά ορίζεται η τυπική απόκλιση ως: $\hat{\sigma}_e = \sqrt{\frac{\sum(Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n-k}}$

Στη συνέχεια ορίζεται το τυπικό σφάλμα συντελεστών:

$$SE_{\alpha} = \hat{\sigma}_e \cdot \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{\bar{X}^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}} \quad SE_{\beta} = \hat{\sigma}_e \cdot \sqrt{\frac{1}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}}$$

Τέλος υπολογίζονται οι στατιστικοί δείκτες t :

$$t_a = \frac{a - a'}{SE(a)} \quad t_b = \frac{b - b'}{SE(b)}$$

Έχοντας προβλέψει τη τιμή της μεταβλητής Y για μια τιμή της X , μπορούμε να υπολογίσουμε το τυπικό σφάλμα για τη προβλεπόμενη τιμή:

$$SE(\hat{Y}_0) = \hat{\sigma}_e \sqrt{1 + \frac{1}{n} + \frac{(X_0 - \bar{X})^2}{\sum(X_i - \bar{X})^2}} \quad \hat{\sigma}_e = \sqrt{\frac{\sum(Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n-k}}$$

Οπότε και προκύπτει η τελική πρόβλεψη:

$$Y_0 = \hat{Y}_0 \pm t \cdot SE(\hat{Y}_0)$$

Προϋποθέσεις-παραδοχές για την εφαρμογή του Απλού Γραμμικού Μοντέλου:

Η γενική υπόθεση-παραδοχή που κάνουμε για ένα μοντέλο παλινδρόμησης (γραμμικό ή όχι), είναι ότι η μεταβλητή X μετράται χωρίς σφάλμα και ότι η Y , για κάθε επίπεδο x_i της X , είναι τυχαία μεταβλητή με πεπερασμένη μέση τιμή και διασπορά.

Για το απλό γραμμικό μοντέλο πρέπει να ισχύουν επιπλέον οι ακόλουθες παραδοχές:

- Γραμμικότητα (Linearity)
- Ομοσκεδαστικότητα Σταθερότητα Διασποράς (Homoscedasticity - Variance Stability)
- Ανεξαρτησία (Independence)
- Κανονικότητα (Normality)

- Πολλαπλή Παλινδρόμηση:

Όταν απαιτούνται περισσότερες από μία ανεξάρτητες μεταβλητές, το μοντέλο της απλής παλινδρόμησης γενικεύεται στη τεχνική της πολλαπλής παλινδρόμησης και αξιοποιεί όλες τις ανεξάρτητες μεταβλητές για τον υπολογισμό της εξαρτημένης. Η γενική μαθηματική έκφραση της πολλαπλής παλινδρόμησης είναι:

$$Y = b_0 + b_1 \cdot X_1 + b_2 \cdot X_2 + \dots + b_k \cdot X_k + e$$

Όπως και στην απλή παλινδρόμηση έτσι και εδώ υπολογίζονται όλοι οι απαραίτητοι συντελεστές.

$$Y_i = b_0 + b_1 \cdot X_{1i} + b_2 \cdot X_{2i} + e_i = \hat{Y}_i + e_i$$

$$e_i = Y_i - \hat{Y}_i$$

$$(b_0, b_1, b_2) \mid \min \left[\sum_{i=1}^n e_i^2 \right]$$

$$\sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - b_0 - b_1 X_{1,i} - b_2 X_{2,i})^2$$

Για τους συντελεστές b_0 , b_1 , b_2 που ελαχιστοποιούν την παραπάνω ποσότητα υπολογίζονται οι μερικές παράγωγοι αυτής για κάθε συντελεστή και θέτονται οι υπόλοιπες παράγωγοι ίσες με το μηδέν. Στη συνέχεια λύνεται το αντίστοιχο γραμμικό σύστημα. Η διαδικασία αυτή γενικεύεται και για περισσότερες παραμέτρους.

Όπως και στην απλή παλινδρόμηση υπολογίζεται ο συντελεστής R^2 καθώς και οι στατιστικοί δείκτες ως εξής:

$$R^2 = 1 - (1 - R^2) \frac{n - 1}{n - k - 1}$$

$$F = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{k}, F = \frac{\frac{R^2}{k}}{\frac{1 - R^2}{n - k - 1}}$$

$$t_{b_j} = \frac{b_j}{SE_{b_j}}$$

Στη συνέχεια ακολουθούν μέθοδοι που έχουν δημιουργηθεί με βασικό στόχο την αντιμετώπιση δεδομένων με έντονο το χαρακτηριστικό της διακοπτόμενης ζήτησης.

2.2.7 Μέθοδος Croston:

Ο Croston (1972) παρουσίασε μια λύση για να αντιμετωπίσει τις αστοχίες άλλων εκλεπτυσμένων στατιστικών μεθόδων πρόβλεψης όσον αφορά την αστοχία πρόβλεψης της διακοπτόμενης ζήτησης. Πρότεινε η πρόβλεψη να χωριστεί σε δύο μέρη, μία πρόβλεψη για το μέγεθος της μη μηδενικής ζήτησης και μία πρόβλεψη για το χρονικό διάστημα μεταξύ μη μηδενικών ζητήσεων. Οι προβλέψεις αυτές ανανεώνονται μόνο όταν συναντήσουμε μη μηδενική ζήτηση με τη χρήση της μεθόδου SES για την κάθε μία πρόβλεψη. Η μέθοδος εξαρτάται από τρεις παραμέτρους, τα αρχικά επίπεδα της κάθε πρόβλεψης και την παράμετρο α . Συνήθως επιλέγεται ως αρχικό επίπεδο στην πρόβλεψη ζήτησης η πρώτη μη μηδενική ζήτηση που παρουσιάζεται στα δεδομένα, ενώ ως αρχικό επίπεδο στην πρόβλεψη των χρονικών διαστημάτων μεταξύ μη μηδενικών ζητήσεων επιλέγεται το αρχικό χρονικό διάστημα από την αρχή της χρονοσειράς των δεδομένων μέχρι την πρώτη μη μηδενική ζήτηση. Η πρόβλεψη της μεθόδου Croston δίνεται από τον παρακάτω τύπο:

$$F_{t+1}^c = \frac{F_{t+1}^d}{F_{t+1}^i}$$

Όπου

F_{t+1}^d : Η πρόβλεψη της ζήτησης (demand) την επόμενη χρονική περίοδο

F_{t+1}^i : Η πρόβλεψη του χρονικού διαστήματος μέχρι την επόμενη μη μηδενική ζήτηση (inter-demand interval) για την επόμενη χρονική περίοδο

Αν για κάποια χρονοσειρά δεν παρατηρείται διακοπτόμενη ζήτηση τότε η μέθοδος Croston εξισώνεται με την μέθοδο SES. Η ιδιότητα αυτή της μεθόδου Croston αυξάνει την πρακτική χρήση της καθώς μπορεί να εφαρμοστεί σε όλες τις χρονοσειρές και καλύπτει όχι μόνο τις περιπτώσεις διακοπτόμενης ζήτησης αλλά και τις υπόλοιπες περιπτώσεις που δεν παρατηρείται αυτή.

2.2.8 Μέθοδος TSB:

Έχουν προταθεί πολλές τροποποιήσεις της μεθόδου πρόβλεψης Croston για τη βελτίωση της. Μια τέτοια μέθοδος είναι η TSB (Teunter, Syntetos and Babai), μια νέα μέθοδος που προτάθηκε το 2011, η μέθοδος αντικαθιστά το διάστημα ζήτησης με πιθανότητα ζήτησης που ενημερώνεται κάθε περίοδο. Ο λόγος για αυτό είναι ότι η μέθοδος του Croston ενημερώνει μόνο τη ζήτηση όταν εμφανίζεται, ωστόσο στην πραγματική ζωή υπάρχουν πολλές περιπτώσεις με πολλές μηδενικές απαιτήσεις, επομένως, το αποτέλεσμα της πρόβλεψης θα είναι ακατάλληλο για την εκτίμηση του κινδύνου παλαιότητας λόγω των παρωχημένων πληροφοριών. Το βασικό πλεονέκτημα της μεθόδου TSB έναντι της μεθόδου Croston είναι πως ενημερώνοντας τις προβλέψεις για κάθε χρονική περίοδο (είτε προκύπτει ζήτηση είτε όχι) επιτρέπει μια μεταβλητή P_i (η εκτίμηση ζήτησης για τη περίοδο t) να πλησιάσει το 0 αν υπάρχει μια μεγάλη περίοδος μηδενικής ζήτησης. Σε αντίθεση, η εκτίμηση του διαστήματος της μεθόδου Croston θα παρέμενε ανεπηρέαστη.

2.3 Ακρίβεια Προβλέψεων:

Η διαδικασία της πρόβλεψης είναι μια σύνθετη και απαιτητική διαδικασία, κατά την οποία δοκιμάζονται πολλά μοντέλα πρόβλεψης σε ένα μεγάλο πλήθος χρονοσειρών. Συνεπώς χρειάζεται να αξιολογηθούν οι προβλέψεις της κάθε μεθόδου και να πραγματοποιηθεί μια σύγκριση μεταξύ τους ώστε να επιλεγθούν οι καλύτερες μέθοδοι πρόβλεψης για το αντίστοιχο πρόβλημα. Προκειμένου να υπολογίσουμε την ακρίβεια του κάθε μοντέλου πρόβλεψης, χρειάζεται να υπολογίσουμε κάποιους στατιστικούς δείκτες πρόβλεψης.

Το σφάλμα ορίζεται ως η διαφορά μεταξύ της πραγματικής τιμής Y της χρονοσειράς που εξετάζουμε σε μια συγκεκριμένη χρονική περίοδο και της πρόβλεψης F του μοντέλου πρόβλεψης. Παρακάτω φαίνεται το σφάλμα μέσω της μαθηματικής εξίσωσης:

$e_i = Y_i - F_i$, όπου i η χρονική στιγμή i της πρόβλεψης.

Οι στατιστικοί δείκτες σφάλματος μπορούν να υπολογιστούν με δύο διαφορετικούς τρόπους. Αρχικά μπορούμε να τους υπολογίσουμε με τις υπάρχουσες τιμές και τις τιμές που προβλέπονται από το μοντέλο, καταλήγωντας με αυτόν τον τρόπο στο in-sample error. Το παραπάνω όμως δεν είναι πολύ αξιόπιστο γιατί δεν μας εξασφαλίζει αντίστοιχη ακρίβεια σε άγνωστο περιβάλλον, δηλαδή σε τιμές της χρονοσειράς πάνω στις οποίες δεν έχει εφαρμοστεί το μοντέλο. Για αυτόν τον λόγο υπολογίζεται και το πραγματικό σφάλμα του μοντέλου, αφού γίνουν γνωστές οι πραγματικές τιμές. Σε αυτή τη περίπτωση γίνεται λόγος για το out-of-sample error που είναι το προτιμότερο σφάλμα. Για να έχουμε τη δυνατότητα να υπολογίσουμε το πραγματικό σφάλμα, δεν πρέπει να χρησιμοποιήσουμε τα πλήρη δεδομένα για την εκπαίδευση του μοντέλου πρόβλεψης. Για την ακρίβεια, τα δεδομένα διαχωρίζονται στα δεδομένα εκμάθησης του μοντέλου (training set) και σε ένα μικρότερο τμήμα που αποτελεί τα άγνωστα για το μοντέλου δεδομένα που θα αξιοποιηθούν για την αξιολόγηση της πρόβλεψης (out-sample ή test set). Οι βασικοί στατιστικοί δείκτες σφάλματος φαίνονται παρακάτω:

- Μέσο σφάλμα (Mean Error)

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - F_i)$$

Υπολογίζεται ως ο μέσος όρος των σφαλμάτων όπως ορίστηκαν παραπάνω. Αν ο δείκτης ME είναι θετικός τότε το μοντέλο πρόβλεψης δίνει απαισιόδοξες προβλέψεις αφού η πραγματική τιμή είναι μικρότερη της προβλεπόμενης τιμής. Στη περίπτωση που ο δείκτης είναι αρνητικός τότε συμβαίνει το αντίθετο, οπότε κατά μέσο όρο οι προβλεπόμενες τιμές είναι μεγαλύτερες από τις πραγματικές τιμές και έχουμε αισιόδοξες προβλέψεις.

- Μέσο απόλυτο σφάλμα (Mean Absolute Error)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - F_i|$$

Με το μέσο απόλυτο σφάλμα, δε δίνεται έμφαση στην κατεύθυνση του σφάλματος όπως στο μέσο σφάλμα. Στη συγκεκριμένη περίπτωση δηλώνεται το μέγεθος του σφάλματος. Όσο μεγαλύτερος ο δείκτης τόσο μεγαλύτερο το σφάλμα και τόσο μικρότερη η ακρίβεια των προβλέψεων του μοντέλου πρόβλεψης.

- Μέσο τετραγωνικό σφάλμα (Mean Squared Error)

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - F_i)^2$$

Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα θυμίζει το μέσο σφάλμα αλλά με τη προσθήκη ενός τετραγώνου σε κάθε σφάλμα που υπολογίζεται. Συνεπώς πρόκειται για το μέσο των απλών σφαλμάτων αποδίδοντας πολύ μεγαλύτερη έμφαση στα μεγάλα σφάλματα, ενώ αποδίδεται μικρότερη έμφαση στα μικρά σφάλματα.

- Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος (Root Mean Squared Error)

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - F_i)^2}$$

Η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος επαναφέρει το μέσο τετραγωνικό σφάλμα MSE σε πραγματικές μονάδες του υπό μελέτη μεγέθους. Στη παρούσα εργασία χρησιμοποιείται το σφάλμα RMSSE, που είναι ίδιο με το RMSE αλλά με επιπρόσθετη κανονικοποίηση. Το πλεονέκτημα του συγκεκριμένου δείκτη σε αντίθεση με το MAE είναι πως το MAE υπολογίζει το μέσο όρο των σφαλμάτων ενώ το RMSE δίνει μεγαλύτερη έμφαση στα μεγάλα σφάλματα και είναι καλό όταν μας αφορούν τα μεγάλα σφάλματα. Επίσης μια μέθοδος πρόβλεψης που ελαχιστοποιεί το MAE θα οδηγήσει σε προβλέψεις του διαμέσου (median), ενώ η ελαχιστοποίηση του RMSE οδηγεί σε προβλέψεις του μέσου όρου (mean). Σύμφωνα με αυτά, η καλύτερη μέθοδος στη διακοπτόμενη ζήτηση σύμφωνα με το MAE θα είναι αυτή που προβλέπει συνεχώς μηδενική ζήτηση και όχι αυτή που προβλέπει μια μέση ζήτηση. Για αυτόν τον λόγο προτιμάται ο δείκτης RMSE και

πιο συγκεκριμένα η κανονικοποιημένη μορφή του RMSSE που αναλύεται διεξοδικά στο κεφάλαιο 3.

- Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - F_i}{Y_i} \right| \cdot 100(0/0)$$

Τα ποσοστιαία σφάλματα όπως το συγκεκριμένο, είναι χρήσιμοι δείκτες για την αξιολόγηση μεθόδων πρόβλεψης εφαρμοσμένες σε χρονοσειρές με διαφορετικά χαρακτηριστικά.

- Συμμετρικό μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Symmetric Mean Absolute Percentage Error)

$$sMAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{2 * (Y_i - F_i)}{Y_i + F_i} \right| \cdot 100(0/0)$$

Το συμμετρικό μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα μοιάζει με το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα, αλλά ο παρονομαστής του κλάσματος περιέχει το ημιάθροισμα της πραγματικής και της προβλεπόμενης τιμής. Ο δείκτης στη συγκεκριμένη περίπτωση μπορεί να λάβει τιμές από 0 έως 200%.

- Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα (Mean Absolute Scaled Error)

$$MASE = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - F_i|}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=2}^n |Y_i - Y_{i-1}|}$$

Το μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα πρόκειται για το μέσο απόλυτο σφάλμα με τη προσθήκη ενός παρονομαστή. Ο παρονομαστής χρησιμοποιεί το σφάλμα της μεθόδου πρόβλεψης Naïve. Με αυτόν τον τρόπο το σφάλμα της Naïve χρησιμοποιείται ως σημείο αναφοράς ώστε να μπορεί να γίνει σύγκριση αποδοτικότητας μεταξύ διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης.

Στο επόμενο κεφάλαιο, αναφέρονται επιπρόσθετα χαρακτηριστικά όσον αφορά τα σφάλματα καθώς και το σφάλμα που θεωρήθηκε κατάλληλο για να χρησιμοποιηθεί ως δείκτης αξιολόγησης των μεθόδων πρόβλεψης τόσο στον διαγωνισμό M5 όσο και στη παρούσα διπλωματική εργασία.

2.4 Ποιοτικά χαρακτηριστικά χρονοσειρών

Παρακάτω βλέπουμε τα ποιοτικά χαρακτηριστικά των χρονοσειρών.

Οι περισσότερες χρονοσειρές χαρακτηρίζονται από ένα ή παραπάνω από τα παρακάτω ποιοτικά χαρακτηριστικά.

- Στασιμότητα (Stationarity):

Stationary vs Non-Stationary Data - Google Stocks

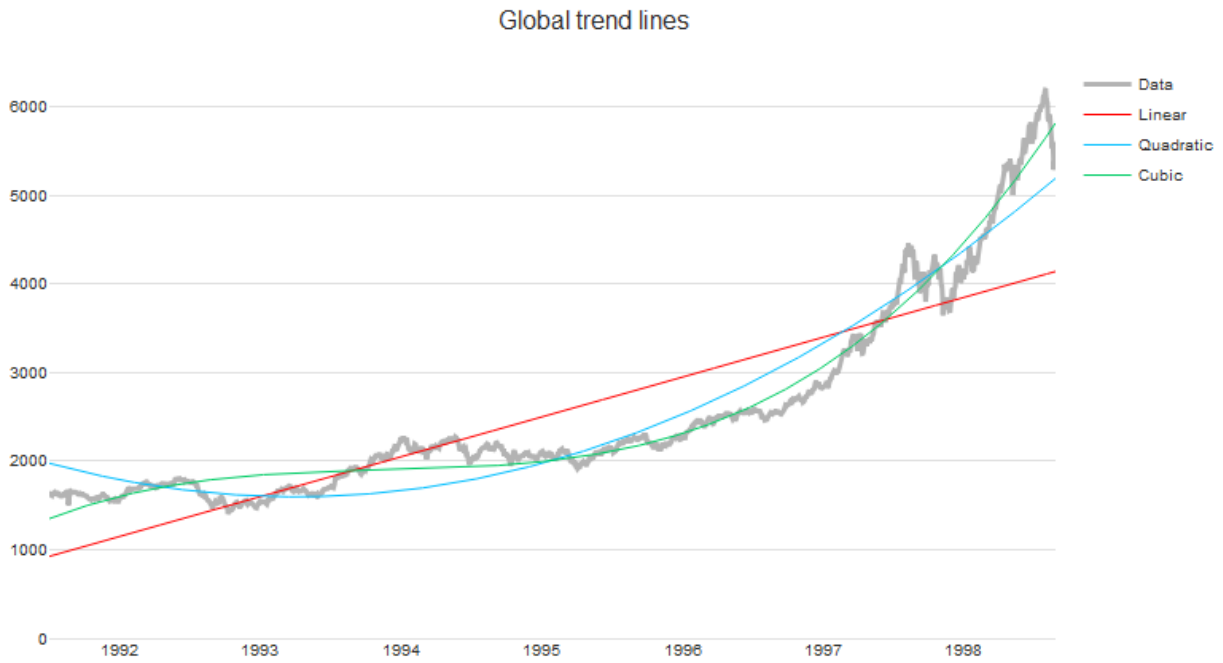


Εικόνα 1: Στασιμότητα χρονοσειρών

Οι διακυμάνσεις των τιμών της χρονοσειράς δε διαφοροποιούνται με το χρόνο και κυμαίνονται γύρω από την μέση τιμή. Η στασιμότητα αποτελεί

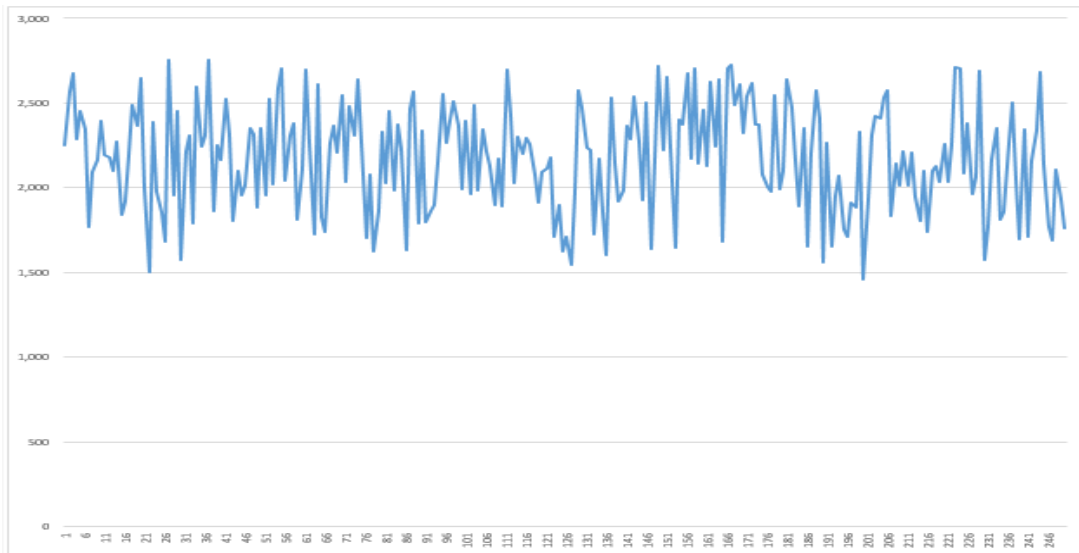
απαραίτητα προϋπόθεση για τα περισσότερα εργαλεία ανάλυσης χρονολογικών σειρών.

- Τάση (Trend):
Η τάση μπορεί να περιγραφεί ως μια μακροπρόθεσμη αργή μεταβολή του μέσου επιπέδου των τιμών μια χρονοσειράς. Η τάση μπορεί να είναι ανοδική, πτωτική ή σταθερή.



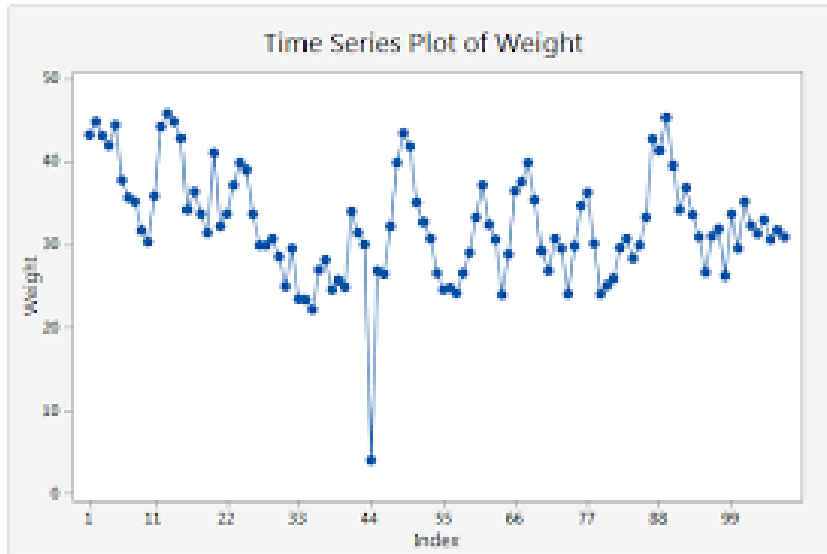
Εικόνα 2: Τάση χρονοσειρών

- Τυχασιότητα (Irregular - Random):**
 Η τυχασιότητα χαρακτηρίζει μια χρονοσειρά και δεν επηρεάζεται από τα άλλα στοιχεία. Επίσης δεν επαναλαμβάνεται με τον χρόνο.



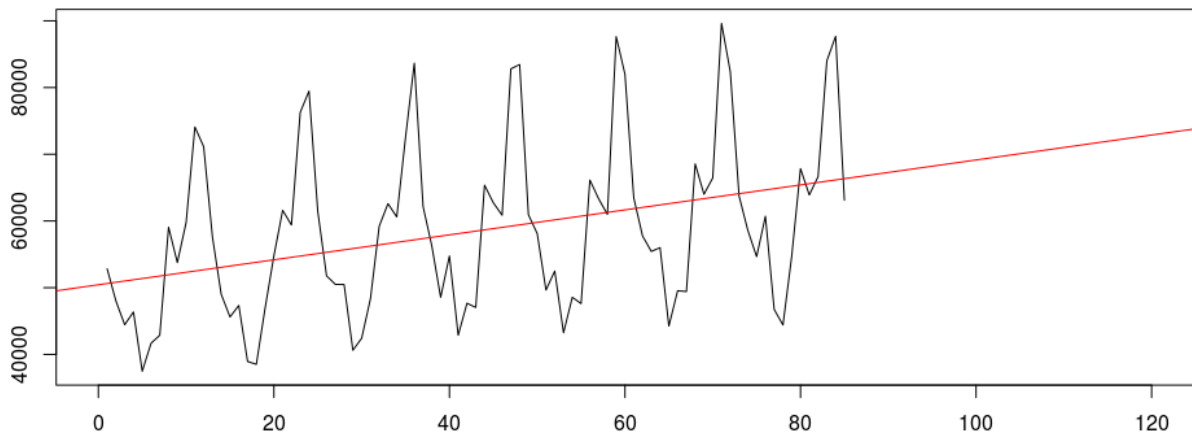
Εικόνα 3: Τυχασιότητα χρονοσειρών

- **Ασυνέχειες (Outliers – Level Shift):**
Οι ασυνέχειες είναι στοιχείο που χαρακτηρίζει χρονοσειρές που εμφανίζουν απομονωμένες ασυνήθιστες τιμές για το πρότυπο συμπεριφοράς της αντίστοιχης χρονοσειράς ή χρονοσειρές με αλλαγές επιπέδου.



Εικόνα 4: Ασυνέχειες χρονοσειρών

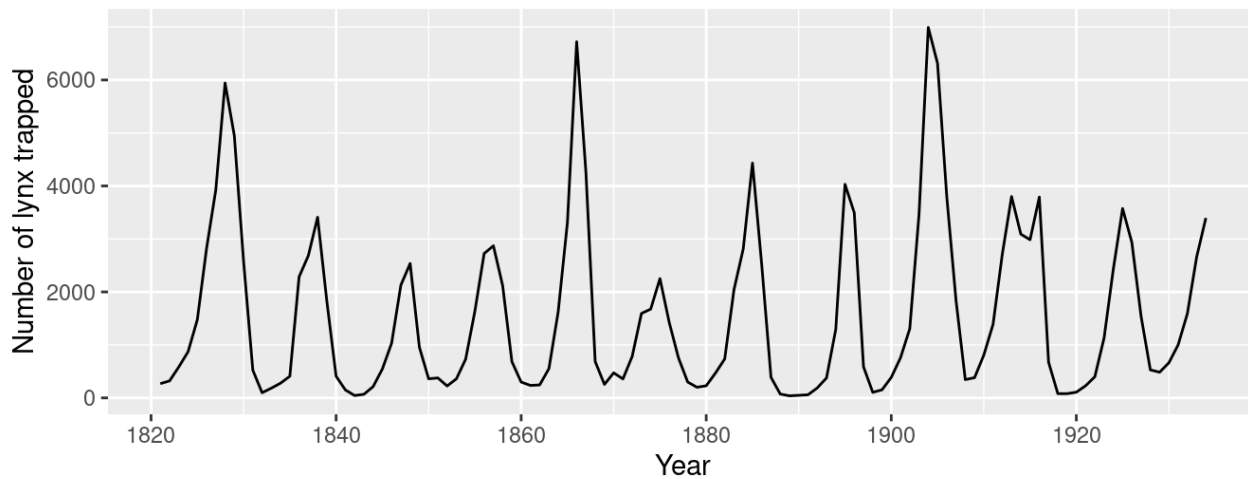
- **Εποχικότητα (Seasonal):**
Η εποχικότητα χαρακτηρίζει χρονοσειρές όταν η διακύμανση των τιμών επηρεάζεται από εποχιακούς παράγοντες με σταθερή περιοδικότητα και διάρκεια που αφορά σε διαστήματα μικρότερα του ενός έτους. Η διακύμανση αυτή είναι άμεσα κατανοητή και προβλέψιμη, διότι τα δεδομένα των χρονοσειρών αυτών επαναλαμβάνονται συνήθως με τον ίδιο τρόπο.
Η παρακάτω χρονοσειρά έχει τάση όπως φαίνεται από την κόκκινη γραμμή και εποχικότητα όπως φαίνεται από την επανάληψη του ίδιου μοτίβου.



Εικόνα 5: Εποχικότητα χρονοσειρών

- Κυκλικότητα (Cyclical):

Η κυκλικότητα αντιπροσωπεύει μια μεταβολή που εμφανίζεται λόγω εξωγενών παραγόντων κατά μεγάλες περιόδους. Οι περίοδοι είναι μεγαλύτερες του έτους και συνήθως πενταετίας, δεκαετίας ή και εικοσαετίας.



Εικόνα 6: Κυκλικότητα χρονοσειρών

Κεφάλαιο 3: Διαγωνισμός Πρόβλεψης M5

3.1 Διαγωνισμοί Μακρινότητας

Οι διαγωνισμοί Μακρινότητας γνωστοί και ως M-Competitions αποτελούν μια σειρά από ανοιχτούς διαγωνισμούς για την αξιολόγηση και σύγκριση της ακρίβειας διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης χρονοσειρών. Διοργανώνονται από ομάδες υπό την καθοδήγηση του καθηγητή και ερευνητή Σπύρο Μακρινότητας.

Ο πρώτος διαγωνισμός της σειράς οργανώθηκε το 1982 και περιλαμβάνει ένα σύνολο από 1001 χρονοσειρές, ενώ οι συνολικές μέθοδοι πρόβλεψης που δοκιμάστηκαν ήταν 15. Τα βασικά συμπεράσματα του πρώτου διαγωνισμού συνοψίζονται στα ακόλουθα:

- Οι στατιστικά εξελιγμένες ή σύνθετες μέθοδοι δεν παρέχουν απαραίτητα ακριβέστερες προβλέψεις από τις απλούστερες.
- Η σχετική κατάταξη της απόδοσης των διαφόρων μεθόδων ποικίλλει ανάλογα με το μέτρο ακρίβειας που χρησιμοποιείται.
- Η ακρίβεια όταν συνδυάζονται διάφορες μέθοδοι ξεπερνά κατά μέσο όρο, τις μεμονωμένες μεθόδους που συνδυάζονται και τα πάει πολύ καλά σε σύγκριση με άλλες μεθόδους.
- Η ακρίβεια των διαφόρων μεθόδων εξαρτάται από το μήκος του σχετικού ορίζοντα πρόβλεψης.

Στη συνέχεια 11 χρόνια αργότερα, το 1993 ακολούθησε ο δεύτερος διαγωνισμός, M2-Competition με ένα σύνολο από 29 χρονοσειρές και συνολικά 16 διαφορετικά μοντέλα πρόβλεψης. Ο διαγωνισμός M2 περιελάμβανε πολύ λιγότερες χρονοσειρές από τον αρχικό M-Competition. Ο σκοπός του διαγωνισμού M2 ήταν να προσομοιώσει τις προβλέψεις του πραγματικού κόσμου καλύτερα από τις ακόλουθες απόψεις:

- Να επιτραπεί στους προγνωστικούς να συνδυάσουν τη μέθοδο πρόβλεψης βάσει τάσεων με προσωπική κρίση.
- Να επιτραπεί στους προγνωστικούς να υποβάλλουν πρόσθετες ερωτήσεις ζητώντας δεδομένα από τις εμπλεκόμενες εταιρείες προκειμένου να κάνουν καλύτερες προβλέψεις.
- Να επιτραπεί στους προγνωστικούς να μάθουν από μία άσκηση πρόβλεψης και να αναθεωρήσουν τις προβλέψεις τους για την επόμενη άσκηση πρόβλεψης με βάση την ανατροφοδότηση.

Μετά το 2000 ήρθε ο M3-Διαγωνισμός με 3003 χρονοσειρές και 24 μεθόδους πρόβλεψης χρονοσειρών. Ο συγκεκριμένος διαγωνισμός είχε σκοπό να αναπαράγει και να επεκτείνει τα χαρακτηριστικά του M-διαγωνισμού και του M2-Διαγωνισμού με τη συμπερίληψη περισσότερων μεθόδων και ερευνητών και περισσότερες χρονοσειρές.

Ο διαγωνισμός M4 ακολούθησε το 2020 με τον αξιοσημείωτο αριθμό των 100,000 προβλέψεων. Στον διαγωνισμό M4 συμμετείχαν για πρώτη φορά μέθοδοι ML (Machine Learning) καθώς και πολλές στατιστικές μέθοδοι πρόβλεψης. Το M4 επέκτεινε και επιβεβαίωσε τα αποτελέσματα των τριών προηγούμενων διαγωνισμών, χρησιμοποιώντας ένα εκτεταμένο και ποικίλο σύνολο χρονοσειρών για τον εντοπισμό της ακριβέστερης

μεθόδου πρόβλεψης για διαφορετικούς τύπους προβλέψεων. Στόχος του ήταν να λάβει απαντήσεις σχετικά με τον τρόπο βελτίωσης της ακρίβειας πρόβλεψης και τον εντοπισμό των καταλληλότερων μεθόδων για κάθε περίπτωση. Για να ληφθούν ακριβείς και συναρπαστικές απαντήσεις, ο διαγωνισμός M4 χρησιμοποίησε 100.000 πραγματικές χρονοσειρές και αξιοποιεί όλες τις κύριες μεθόδους πρόβλεψης, συμπεριλαμβανομένων εκείνων που βασίζονται στην Τεχνητή Νοημοσύνη (Machine Learning, ML), καθώς και παραδοσιακές στατιστικές μεθόδους πρόβλεψης. Το βασικότερο συμπέρασμα από τον διαγωνισμό M4 είναι πως ο συνδυασμός μεθόδων έπαιξε καθοριστικό ρόλο στην ακρίβεια των προβλέψεων. Από τις 17 πιο ακριβείς μεθόδους πρόβλεψης οι 12 αποτελούσαν συνδυασμό στατιστικών μεθόδων πρόβλεψης. Η μεγαλύτερη έκπληξη, ωστόσο, ήταν μια «υβριδική» προσέγγιση που χρησιμοποιούσε τόσο στατιστικά όσο και χαρακτηριστικά ML. Αυτή η μέθοδος, παρήγαγε τις πιο ακριβείς προβλέψεις.

Έπειτα το 2022 έλαβε μέρος ο διαγωνισμός M5 με συνολικά 42,000 χρονοσειρές που προσέφερε η Walmart. Στον συγκεκριμένο διαγωνισμό εκτός από τις γνωστές στατιστικές μεθόδους, ιδιαίτερη έμφαση δόθηκε στη μηχανική και τη βαθιά μάθηση.

Τέλος έχει προγραμματιστεί ο πιο πρόσφατος διαγωνισμός M6 που θα ολοκληρωθεί το 2024.

Όπως όλοι οι προηγούμενοι M διαγωνισμοί, ο M5 ήταν ένας ανοιχτός διαγωνισμός. Ο διαγωνισμός ξεκίνησε στις 3 Μαρτίου 2020 και ολοκληρώθηκε στις 30 Ιουνίου 2020. Ο διαγωνισμός M5 αποσκοπούσε να μάθει από εμπειρικές αποδείξεις πως να βελτιώσει την απόδοση πρόβλεψης και να προωθήσει τη θεωρία και τις πρακτικές της πρόβλεψης.

Πιο συγκεκριμένα στόχος του διαγωνισμού M5 ήταν να παραγάγει τις πιο ακριβείς προβλέψεις σημείων για 42.840 χρονοσειρές, που αντιπροσωπεύουν τις ιεραρχικές πωλήσεις μονάδων της μεγαλύτερης εταιρείας λιανικής στον κόσμο κατά έσοδα, Walmart, καθώς και για την παροχή των ακριβέστερων εκτιμήσεων της αβεβαιότητας γύρω από αυτές τις προβλέψεις. Έτσι, ο διαγωνισμός M5 αποτελείται από δύο παράλληλες προκλήσεις, συγκεκριμένα τις «Ακρίβεια» και τις «Αβεβαιότητα». Ο διαγωνισμός M5 επέκτεινε τα αποτελέσματα των προηγούμενων διαγωνισμών M διευρύνοντας σημαντικά τον αριθμό των μεθόδων που συμμετέχουν, ειδικά εκείνων που ανήκουν στην κατηγορία της μηχανικής μάθησης, αξιολογώντας την απόδοση της κατανομής αβεβαιότητας μαζί με την ακρίβεια της σημειακής πρόβλεψης, συμπεριλαμβάνοντας εξωγενείς/επεξηγηματικές μεταβλητές επιπλέον των δεδομένων χρονοσειρών, χρησιμοποιώντας ομαδοποιημένες, συσχετισμένες χρονοσειρές, και εστιάζοντας σε σειρές που εμφανίζουν διακοπές ζήτησης. Πράγματι ο διαγωνισμός M5 διεύρυνε τις δυνατότητες του σε σύγκριση με τον M4 και ασχολήθηκε με τη βελτίωση των σκέψεων του M4 με διάφορους τρόπους όπως ενδεικτικά αναφέρονται παρακάτω:

- Ο διαγωνισμός πραγματοποιήθηκε υπό την φιλοξενία του Kaggle, τη μεγαλύτερη διαδικτυακή κοινότητα επιστημόνων δεδομένων και ανθρώπων που ασχολούνται με μηχανική μάθηση (ML), οι οποίοι ανταγωνίζονται και παρέχουν λύσεις σε πολλαπλά προβλήματα. Με αυτόν τον τρόπο αυξήθηκε σημαντικά η συμμετοχή στον διαγωνισμό.

- Ο διαγωνισμός απαιτούσε την εκτίμηση της κατανομής αβεβαιότητας των προβλεπόμενων χρονοσειρών λαμβάνοντας υπόψη εννέα διαφορετικά κβάντα. Επίσης ο M5 είναι ο πρώτος από τους M διαγωνισμούς που αξιολογεί την απόδοση της προβλεπόμενης κατανομής με ακρίβεια σημειακής πρόβλεψης, εστιάζοντας τόσο στη μέση της κατανομής όσο και στις ουρές της.
- Σε αντίθεση με τους προηγούμενους M διαγωνισμούς, οι ομάδες είχαν στη διάθεση τους εξωτερικούς παράγοντες πέρα από τις διαθέσιμες χρονοσειρές. Τους παράγοντες αυτούς μπορούσαν να τους εκμεταλλευτούν οι διαγωνιζόμενοι για να προσπαθήσουν να βελτιώσουν περαιτέρω τις προβλέψεις τους.
- Ο M5 αποτελείται από ομαδοποιημένες και ιδιαίτερα συσχετιζόμενες χρονοσειρές οργανωμένες σε μια ιεραρχική δομή αντί για ανεξάρτητες, ασυσχέτιστες χρονοσειρές. Με αυτόν τον τρόπο αντικατοπτρίζεται καλύτερα η σύσταση μιας τυπικής εταιρείας λιανικής.
- Ο διαγωνισμός M5 περιλαμβάνει χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης με πολλά μηδενικά. Αυτές οι χρονοσειρές είναι δύσκολο να προβλεφθούν επιτυχώς με τις απλές στατιστικές μεθόδους που κυρίως χρησιμοποιούσαν οι προηγούμενοι M διαγωνισμοί αλλά είναι πολύ αντιπροσωπευτικές των πωλήσεων μονάδων προϊόντων σε καταστήματα.

Σύμφωνα με τον Hyndman (2020) και τους διαγωνισμούς προβλέψεων που έχουν πραγματοποιηθεί έως τώρα, κρίνεται χρήσιμο οι μελλοντικοί διαγωνισμοί να περιλαμβάνουν τα ακόλουθα χαρακτηριστικά:

- Ευρύτερο φάσμα από δείκτες αναφοράς και σύνολο δεδομένων που ενημερώνονται τακτικά προκειμένου να μετριάσει η υπερπροσαρμογή σε δημοσιευμένα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση μεθόδων πρόβλεψης.
- οι μελλοντικοί διαγωνισμοί θα πρέπει να καθορίζουν με σαφήνεια το τομέα στον οποίο εφαρμόζονται,
- αντικειμενικά μέτρα που βασίζονται σε καλά αναγνωρισμένα χαρακτηριστικά του θα πρέπει να χρησιμοποιηθεί η προβλεπόμενη κατανομή
- η προβλεπόμενη απόδοση της διανομής πρέπει να αξιολογηθεί μαζί με σημειακή ακρίβεια πρόβλεψης
- μεγάλης κλίμακας πρόβλεψη χρονοσειρών πολλαπλών μεταβλητών θα πρέπει να θεωρηθεί ως εκμεταλλεύσιμη πιθανές διασταυρώσεις μεταξύ της σειράς
- δεδομένα υψηλής συχνότητας, όπως ωριαία, ημερήσια και εβδομαδιαία θα πρέπει να εισαχθεί για να ερευνηθεί πώς θα μπορούσαν πολλαπλά εποχικά μοτίβα και παρατηρήσεις με ακανόνιστο διάστημα να χειρίζονται σωστά, καθώς και πώς θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν τα δεδομένα που συλλέγονται από αισθητήρες με τον βέλτιστο τρόπο, και τέλος,
- θα πρέπει να παρέχονται εξωγενείς/επεξηγηματικές μεταβλητές μαζί με δεδομένα χρονικών σειρών για να διαπιστωθεί εάν υπάρχουν συμβάλλουν σε ακριβέστερες προβλέψεις

Ο διαγωνισμός M5 προσπάθησε να ενσωματώσει τις παραπάνω απαιτήσεις και προτάσεις υιοθετώντας τα ακόλουθα χαρακτηριστικά:

- Χρησιμοποιήθηκε ένα μεγάλο σύνολο δεδομένων 42.840 σειρών, μαζί με αρκετά σημεία αναφοράς. Με αυτόν τον τρόπο, οι υπάρχουσες και οι νέες μέθοδοι

- πρόβλεψης θα μπορούσαν να αξιολογηθούν αντικειμενικά και τα αποτελέσματα προηγούμενων μελετών αποτελεσματικά δοκιμαστεί για αναπαραγωγιμότητα.
- Ο διαγωνισμός επικεντρώθηκε σε μια συγκεκριμένη εφαρμογή πρόβλεψης που έπρεπε να προβλέψει με ακρίβεια τις καθημερινές μονάδες πωλήσεων καταστημάτων λιανικής σε διάφορες τοποθεσίες και κατηγορίες προϊόντων, καθώς και ακριβή εκτίμηση η κατανομή αβεβαιότητας της προβλεπόμενης αξίας.
 - Χρησιμοποιήθηκαν αντικειμενικά μέτρα για την αξιολόγηση της απόδοσης πρόβλεψης. Στον διαγωνισμό «Ακρίβεια», το μέτρο (Weighted Root Mean Squared Scaled Error, WRMSSE) αξιολόγησε την απόκλιση του σημειακές προβλέψεις γύρω από το μέσο όρο των πραγματοποιημένων τιμών της σειράς που προβλέπεται. Στο «Uncertainty» διαγωνισμός το μέτρο (Weighted Scaled Pinball Loss, WSPL) αξιολόγησε την απόκλιση του πιθανολογική πρόβλεψη γύρω από την πραγματοποιημένη τιμή, λαμβάνοντας υπόψη το αντίστοιχο επίπεδο πιθανότητας.
 - Η απόδοση της διανομής πρόβλεψης αξιολογήθηκε μαζί με την ακρίβεια της σημειακής πρόβλεψης λαμβάνοντας υπόψη εννέα διαφορετικά ποσοστά που μπορούν να προσεγγίσουν επαρκώς την πλήρη κατανομή των μελλοντικών πωλήσεων, συγκεκριμένα το διάμεσο και τα διαστήματα πρόβλεψης 50%, 67%, 95% και 99%.
 - Η σειρά των συνόλων δεδομένων ομαδοποιήθηκε και συσχετίστηκε σε μεγάλο βαθμό, επιτρέποντας έτσι τη χρήση πολλαπλών διαφορετικές και «διασταυρούμενες» μεθόδους.
 - Το σύνολο δεδομένων περιελάμβανε καθημερινά δεδομένα που απαιτούν λογιστική για πολλαπλά εποχικά πρότυπα, ειδικές ημέρες, και διακοπές.
 - Το σύνολο δεδομένων περιελάμβανε εξωγενείς/επεξηγηματικές μεταβλητές, όπως τιμές προϊόντων, προσφορές και ειδικές μέρες.

Αξίζει να σημειωθεί πως η κάθε ομάδα μπορούσε να υλοποιήσει όποια μέθοδο επιθυμούσε ενώ ταυτόχρονα οι συμμετέχοντες ενθαρρύνεται να δημοσιεύσουν τον κώδικα που χρησιμοποιούν για τη παραγωγή των προβλέψεων τους καθώς και σχολιασμό τους σε μια προσπάθεια ενίσχυσης της αναπαραγωγιμότητας. Μάλιστα, οι ανοιχτές συζητήσεις στο Kaggle, φαίνεται να ενίσχυσαν την ανταλλαγή πληροφοριών και τη καλλιέργεια νέων ιδεών ανάμεσα στη κοινότητα των προβλέψεων, κάτι πολύ ενθαρρυντικό και χρήσιμο για τη συνολική βελτίωση και αναβάθμιση των μεθόδων προβλέψεων.

Στον διαγωνισμό M5 χρησιμοποιήθηκαν διάφορες μέθοδοι πρόβλεψης ως προβλέψεις σημεία αναφοράς. Αναλυτικότερα, όπως είχε αποδειχθεί από προηγούμενους διαγωνισμούς, ειδικότερα στους πρώτους τρεις M διαγωνισμούς και γενικότερα στις προβλέψεις (Bates & Granger, 1969; Claeskens et al., 2016), οι συνδυασμοί απλών στατιστικών και μη μεθόδων αξιολογήθηκαν ως τουλάχιστον όσο καλές όσο και οι εκλεπτυσμένες μέθοδοι προβλέψεων. Παρ'όλα αυτά ο M4 διαγωνισμός, παρ'ότι ενίσχυσε την ιδέα του συνδυασμού μεθόδων, έδειξε πως οι πιο εκλεπτυσμένες μέθοδοι, ML μπορούσαν να βελτιώσουν σημαντικά τα αποτελέσματα. Σύμφωνα με αυτά, αν ληφθούν υπόψη κάποιες σημαντικές μέθοδοι πρόβλεψης ως σημεία αναφοράς, μπορεί να γίνει σύγκριση με αυτές και με τη σειρά της η σύγκριση να δώσει τη δυνατότητα για να εκτιμηθεί η ιδέα αυτή καθώς και τα συμπεράσματα των προηγούμενων διαγωνισμών. Οι μέθοδοι σημεία αναφοράς που επιλέχθηκαν για τον διαγωνισμό M5, επιλέχθηκαν με βάση την δημοτικότητα τους, την απλότητα τους, την ευκολία χρήσης καθώς και τους υπολογιστικούς πόρους, οι οποίοι ήταν σχετικά μή απαιτητικοί.

3.2 Δεδομένα

Ο διαγωνισμός M5, επιτεύχθηκε χάρη στη γενναιόδωρη συνεισφορά των δεδομένων πώλησης από τη Walmart. Αποτελείται από τις πωλήσεις κωδικών πολλών διαφορετικών προϊόντων που πωλήθηκαν στις Ηνωμένες Πολιτείες της Αμερικής, που οργανώθηκαν στη μορφή ομαδοποιημένων χρονικών σειρών. Πιο συγκεκριμένα τα δεδομένα περιλαμβάνουν τις πωλήσεις από 3049 προϊόντα χωρισμένα σε τρεις διαφορετικές κατηγορίες Χόμπι, Τρόφιμα και Είδη σπιτιού (Hobbies, Foods, Household). Επίσης χωρίζονται σε επτά τμήματα προϊόντων στα οποία αναλύονται τα παραπάνω. Τα προϊόντα πωλούνται από ένα σύνολο δέκα καταστημάτων, που βρίσκονται σε τρεις διαφορετικές πολιτείες Καλιφόρνια, Τέξας, Ουισκόνσιν(CA, TX και WI). Πιο συγκεκριμένα οι χρονοσειρές αναλύονται όπως στον πίνακα παρακάτω:

Αναγνωριστικό Επιπέδου	Βαθμός συνάθροισης	Αριθμός Χρονοσειρών
1	Μονάδες πωλήσεων όλων των προϊόντων, συγκεντρωτικές για όλα τα καταστήματα/πολιτείες	1
2	Μονάδες πωλήσεων όλων των προϊόντων, συγκεντρωτικών για κάθε πολιτεία	3
3	Μονάδες πωλήσεων όλων των προϊόντων, Κατάστημα	10
4	Μονάδες πωλήσεων όλων των προϊόντων, συγκεντρωτικές για κάθε Κατηγορία	3
5	Μονάδες πωλήσεων όλων των προϊόντων, συγκεντρωτικές για κάθε Τμήμα	7
6	Μονάδες πωλήσεων όλων των προϊόντων, συγκεντρωτικές για κάθε πολιτεία και κατηγορία	9
7	Μονάδες πωλήσεων όλων των προϊόντων, συγκεντρωτικές για κάθε πολιτεία και τμήμα	21
8	Μονάδες πωλήσεων όλων των προϊόντων, συγκεντρωτικές για κάθε Κατάστημα και Κατηγορία	30
9	Μονάδες πωλήσεων όλων των προϊόντων, συγκεντρωμένες για Κατάστημα και Τμήμα	70
10	Μονάδες πωλήσεων του προϊόντος x, συγκεντρωτικές για όλα τα καταστήματα/πωλήσεις	3049

11	Μονάδες πωλήσεων του προϊόντος x, συγκεντρωτικές για κάθε πολιτεία	9147
12	Μονάδες πωλήσεων του προϊόντος x, συγκεντρωτικές για κάθε Κατάστημα	30490
Συνολικά		42840

Πίνακας 6: Ιεραρχική δομή δεδομένων

Τα ιστορικά δεδομένα ξεκινούν από τις 2011-01-29 μέχρι 2016-06-19. Συνεπώς τα προϊόντα έχουν τη δυνατότητα ιστορικού πωλήσεων 1941 ημερών ή 5.4 ετών, 28 λιγότερες ημέρες από τη πραγματική διαφορά της έναρξης και λήξης των δεδομένων καθώς δεν περιλαμβάνεται το test data των 28 ημερών.

Επιπλέον, στον διαγωνισμό ήταν διαθέσιμα τα ακόλουθα δεδομένα υπό μορφή αρχείων που μπορούσαν να αξιοποιηθούν.

- Αρχείο 1: “calendar.csv”
Το αρχείο αυτό αποτελεί ένα πλήρες ημερολόγιο για τις πωλήσεις των προϊόντων. Περιέχει όλες τις ημέρες, από την αρχή των ιστορικών δεδομένων μέχρι το τέλος και αναφέρει τον τίτλο της κάθε ημερομηνίας καθώς και γεγονότα που λαμβάνουν μέρος την αντίστοιχη μέρα, όπως Πάσχα, ημέρα του Αγίου Βαλεντίνου, Χριστούγεννα, Super Bowl και πολλά άλλα. Τα γεγονότα αυτά είναι οργανωμένα σε τέσσερις κλάσεις “Sporting”, “Cultural”, “National”, “Religious”. Είναι σημαντικό να αναφερθεί πως οι ειδικές μέρες με γεγονότα αποτελούν το 8% των ημερών που είναι διαθέσιμες στα δεδομένα. Ακόμα, τα “Sporting”, “Cultural”, “National” και “Religious” δηλαδή τα αθλητικά γεγονότα, πολιτιστικά, εθνικά και θρησκευτικά αποτελούν το 11%, 23%, 32% και 34% αντιστοίχως. Επίσης για κάθε ημέρα, αναφέρεται και η ύπαρξη ή μη του snap για κάθε πολιτεία. Τα δεδομένα αυτά μπορούν να αξιοποιηθούν ως εξωτερικοί παράγοντες για να βελτιώσουν την ακρίβεια των μεθόδων προβλέψεων. Ο τρόπος αξιοποίησης του όμως πρέπει να γίνει με προσοχή καθώς μπορεί να μην είναι πάντα όλα χρήσιμα και ενδέχεται να περιπλέκουν πολύ το μοντέλο πρόβλεψης.

SNAP:

- Όσον αφορά το SNAP (**Supplemental Nutrition Assistance Program**) γνωστό και ως **Food Stamp Program**, πρόκειται για ένα ομοσπονδιακό πρόγραμμα που προσφέρει μια βοήθεια αγοράς τροφίμων για ανθρώπους με χαμηλό εισόδημα ή και ανέργους. Τα πλεονεκτήματα του SNAP βοήθησαν περίπου 40 εκατομμύρια Αμερικανούς το 2018 με δαπάνη 57,1 δισεκατομμυρίων δολαρίων. Περίπου 9.2% των Αμερικανικών νοικοκυριών απέκτησαν δυνατότητες SNAP κάποια στιγμή το 2017 με περίπου 16.7% όλων των παιδιών να μένουν σε οικίες με δυνατότητες SNAP. Φαίνεται λοιπόν πως το SNAP πρόκειται για μια μεταβλητή πολύ χρήσιμη και αναμφίβολα επηρεάζει τις πωλήσεις τροφίμων. Όπως θα αναλυθεί παρακάτω το SNAP δεν επηρεάζει τις πωλήσεις σε κάθε πολιτεία με τον ίδιο τρόπο. Επίσης παρ’ότι αφορά τις πωλήσεις τροφίμων είναι λογικό να επηρεάζει σε μικρό ή ικανοποιητικό βαθμό τις πωλήσεις άλλων κατηγοριών. Το SNAP λαμβάνει τιμές 0 ή 1 για κάθε πολιτεία ξεχωριστά. Στη περίπτωση που είναι 1 υποδεικνύει πως το

μπορούν να πραγματοποιηθούν πωλήσεις SNAP για την αντίστοιχη πολιτεία τη συγκεκριμένη ημέρα. Στην αντίθετη περίπτωση δεν είναι δυνατόν να αξιοποιηθεί το SNAP για πωλήσεις. Οι πωλήσεις SNAP δεν είναι ενεργοποιημένες ταυτόχρονα για τις τρεις πολιτείες, όμως όλες οι πολιτείες έχουν δέκα ημέρες τον μήνα για τις οποίες είναι διαθέσιμες αυτού του είδους οι αγορές. Αυτό σημαίνει πως 33% των ημερών επηρεάζονται από τις SNAP αγορές.

- Αρχείο 2: “sell_prices.csv”
Το αρχείο των τιμών πωλήσεων περιέχει πληροφορίες των τιμών των προϊόντων ανα κατάσταση και ημερομηνία. Οι τιμές των πωλήσεων είναι διαθέσιμες σε εβδομαδιαίο επίπεδο καταστήματος. Πιο συγκεκριμένα προσφέρεται η μέση τιμή των επτά ημερών της εβδομάδας. Αν δεν υπάρχει διαθέσιμη τιμή πώλησης τότε αυτό σημαίνει πως το προϊόν δεν πραγματοποίησε πωλήσεις για την εξεταζόμενη εβδομάδα. Παρ’ότι οι τιμές πώλησης είναι σταθερές σε εβδομαδιαίο επίπεδο, μπορεί να αλλάζουν από τη μια εβδομάδα στην επόμενη.
- Αρχείο 3: “sales_train.csv”
Το αρχείο αυτό περιέχει ημερήσιες ιστορικές πωλήσεις των μονάδων προϊόντων ανά προϊόν και κατάσταση. Περιέχει συνολικά πληροφορίες για ένα σύνολο 1941 ημερών ξεκινώντας από τις 2011-01-29.

3.3 Εκτίμηση Σφάλματος

Για τον διαγωνισμό M5 χρειαζόταν η πρόβλεψη με ορίζοντα πρόβλεψης τεσσάρων εβδομάδων ή $h=28$ ημερών τόσο για σημειακές όσο και για πιθανολογικές προβλέψεις. Ο ορίζοντας πρόβλεψης επιλέχθηκε βάση της φύσης των αποφάσεων που οι επιχειρήσεις συνήθως υποστηρίζουν όταν προβλέπουν δεδομένα αντίστοιχα με αυτά του διαγωνισμού M5. Για τη παρούσα διπλωματική αξιοποιήθηκε ο ίδιος ορίζοντας πρόβλεψης όπως περιγράφεται στη προτεινόμενη μεθοδολογία της εργασίας. Οι μετρικές απόδοσης υπολογίζονται αρχικά για κάθε χρονοσειρά ξεχωριστά λαμβάνοντας τον μέσο όρο των προβλέψεων του ορίζοντα πρόβλεψης και στη συνέχεια υπολογίζεται πάλι ο μέσος όρος των αποδόσεων της κάθε χρονοσειράς σύμφωνα με μια ανάλυση βαρών που περιγράφεται παρακάτω. Με αυτόν τον τρόπο προκύπτει η τελική πρόβλεψη.

Όπως έχει αναφερθεί, ο διαγωνισμός M5 απαιτεί σημειακές προβλέψεις και πιθανολογικές προβλέψεις, οπότε η εκτίμηση της απόδοσης αναλύεται ξεχωριστά για τη κάθε κατηγορία προβλέψεων.

3.3.1 Σημειακές Προβλέψεις

Είναι σημαντικό να αναφερθεί πως οι δείκτες σφαλμάτων που χρησιμοποιούνται ευρέως στις σημειακές προβλέψεις θα μπορούσαν να διαχωριστούν στις βασικές ακόλουθες κατηγορίες:

- Δείκτες εξαρτώμενοι από τη κλίμακα των δεδομένων
Στη συγκεκριμένη κατηγορία ανήκουν οι πιο απλοί και ευρέως χρησιμοποιούμενοι δείκτες όπως οι MSE (Mean Squared Error), MAE (Mean Absolute Error) και RMSE (Root Mean Squared Error) τα χαρακτηριστικά των οποίων αναλύθηκαν

στο προηγούμενο κεφάλαιο, στους δείκτες ακρίβειας προβλέψεων. Οι συγκεκριμένοι δείκτες εξαρτώνται από την απόλυτη τιμή των δεδομένων με αποτέλεσμα να μην προσφέρουν ικανοποιητικά αποτελέσματα όταν χρησιμοποιούνται σε ένα σύνολο που αποτελείται από πολλές χρονοσειρές με διαφορετικά χαρακτηριστικά. Επίσης, οι δείκτες RMSE και MSE είναι πολύ ευαίσθητοι σε μεγάλα σφάλματα λόγω του τετραγώνου στον υπολογισμό των σημειακών προβλέψεων.

- Δείκτες βασιζόμενοι σε ποσοστιαία σφάλματα
Στην κατηγορία των ποσοστιαίων σφαλμάτων ανήκουν δείκτες όπως MAPE (Mean Absolute Percentage Error), sMAPE (Symmetric MAPE) και MdAPE (Median Absolute Percentage Error). Από τους παραπάνω, οι δείκτες MdAPE και MAPE δεν ορίζονται στις περιπτώσεις που οι πραγματικές παρατηρήσεις λαμβάνουν τιμές στο μηδέν και δεν προσφέρουν καλά αποτελέσματα για πραγματικές παρατηρήσεις κοντά στο μηδέν. Στη παρούσα διπλωματική, τα δεδομένα που αξιοποιούνται κοντά στα επίπεδα 12 έχουν πολύ έντονο το χαρακτηριστικό της διακοπτόμενης ζήτησης, καθιστώντας τους δείκτες αυτούς αναποτελεσματικούς, αφού στον παρονομαστή υπάρχει η πραγματική τιμή της ζήτησης που είναι μηδέν. Επιπροσθέτως, οι δείκτες αυτοί δίνουν μεγαλύτερη έμφαση στα θετικά έναντι των αρνητικών σφαλμάτων. Σε μια προσπάθεια επίλυσης του τελευταίου αξιοποιήθηκαν συμμετρικοί δείκτες όπως ο sMAPE.
- Κανονικοποιημένοι δείκτες
Στη κατηγορία των κανονικοποιημένων δεικτών ανήκουν δείκτες όπως MAsE (Mean Absolute Scaled Error) και RMSSE (Root Mean Squared Scaled Error). Το βασικότερο πλεονέκτημα των δεικτών αυτών είναι πως είναι απαλλαγμένοι από την κλίμακα της κάθε χρονοσειράς και ταυτόχρονα αποφεύγουν τις απροσδιόριστες τιμές των ποσοστιαίων σφαλμάτων. Επίσης, οι παραπάνω δείκτες βασίζονται στο λόγο του εκτός δείγματος σφάλματος της μεθόδου που εξετάζεται προς το μέσο απόλυτο σφάλμα της Naïve μεθόδου για τη συγκεκριμένη χρονοσειρά, προσφέροντας τη δυνατότητα σύγκρισης με τη μέθοδο Naïve και υποδεικνύει άμεσα για τιμές μεγαλύτερες της μονάδας πως η μέθοδο που χρησιμοποιούμε είναι χειρότερη από την Naive. Στις περιπτώσεις λοιπόν που χρησιμοποιούμε πολλές χρονοσειρές διαφορετικών κλιμάκων αλλά και χρονοσειρών με διακοπτόμενη ζήτηση και επιθυμούμε να τις ταξινομήσουμε με βάση το αποτέλεσμα κάποιου δείκτη, οι κανονικοποιημένοι δείκτες φαίνεται να προσφέρουν καλύτερα αποτελέσματα και να συστήνονται από ερευνητές. Αξίζει να σημειωθεί πως οι δείκτες αυτοί επιλύουν το πρόβλημα απροσδιοριστίας όταν οι πραγματικές τιμές είναι μηδέν ή πολύ κοντά στο μηδέν.

Έχοντας αναφέρει τα παραπάνω, γίνεται εύκολα κατανοητή η επιλογή του δείκτη RMSSE ως δείκτης αξιολόγησης των προβλέψεων για τον διαγωνισμό M5. Ο δείκτης Root Mean Squared Scaled Error (RMSSE), ο οποίος είναι μια τροποποίηση του γνωστού Μέσου Απόλυτου Κανονικοποιημένου Σφάλματος (Mean Absolute Scaled Error) (MASE). Ο δείκτης ακρίβειας αυτός, προτάθηκε από τους Hyndman και Koehler (2006) και υπολογίζεται σύμφωνα με τη παρακάτω εξίσωση:

$$RMSSE = \sqrt{\frac{\frac{1}{h} \sum_{t=n+1}^{n+h} (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{\frac{1}{n-1} \sum_{t=2}^n (Y_t - Y_{t-1})^2}}$$

όπου Y_t είναι η πραγματική μελλοντική πρόβλεψη της χρονοσειράς που εξετάζεται τη χρονική στιγμή t , \hat{Y}_t η προβλεπόμενη τιμή, n το μέγεθος των ιστορικών παρατηρήσεων (training sample) και h ο ορίζοντας πρόβλεψης.

Να σημειωθεί πως ο παρονομαστής του δείκτη RMSSE υπολογίζεται μόνο για τις χρονικές περιόδους για τις οποίες τα προϊόντα πράγματι πραγματοποιούν πωλήσεις, για παράδειγμα στις περιόδους που ακολουθούν τη πρώτη μη μηδενική τιμή πωλήσεων της χρονοσειράς που εξετάζεται.

Ο λόγος επιλογής του συγκεκριμένου δείκτη για τις σημειακές προβλέψεις δικαιολογείται για τους παρακάτω λόγους:

- Ο διαγωνισμός M5 χαρακτηρίζεται από πολλές χρονοσειρές με διακοπτόμενη ζήτηση, με εμφάνιση μερικών πωλήσεων ανάμεσα σε πολλές μηδενικές πωλήσεις. Αυτό σημαίνει πως οι γνωστοί στατιστικοί δείκτες ακρίβειας που υπολογίζονται για τον μέσο θα έδιναν χαμηλή ακρίβεια, δηλαδή καλύτερα από τα πραγματικά αποτελέσματα για τα μοντέλα πρόβλεψης που προβλέπουν κοντά στο μηδέν. Όμως ο σκοπός του M5 είναι να υπολογίζεται με ακρίβεια η μέση ζήτηση και για αυτόν τον λόγο η μέτρηση της ακρίβειας που χρησιμοποιείται βασίζεται σε τετραγωνικά σφάλματα, τα οποία βελτιστοποιούνται για τον μέσο όρο.
- Η μέτρηση εξαρτάται από τη κλίμακα, που σημαίνει πως μπορεί να χρησιμοποιηθεί με αποτελεσματικότητα για να συγκριθούν οι προβλέψεις ανάμεσα σε χρονοσειρές με διαφορετική κλίμακα.
- Σε αντίθεση με άλλους δείκτες ακρίβειας, μπορεί να υπολογιστεί με ασφάλεια ο δείκτης RMSSE καθώς δεν βασίζεται σε διαίρεση που θα μπορούσε να είναι ίση με το μηδέν ή κοντά στο μηδέν.
- Η μετρική RMSSE είναι συμμετρική καθώς αξιολογεί με τον ίδιο τρόπο αρνητικά και θετικά σφάλματα καθώς και μικρά και μεγάλα σφάλματα.

Όσον αφορά τον διαγωνισμό M5, αφού εκτιμηθεί ο δείκτης RMSSE για όλες τις 42,840 χρονοσειρές του διαγωνισμού, οι μέθοδοι που συμμετέχουν κατανέμονται σύμφωνα με τον RMSSE με βάρη, δηλαδή Weighted RMSSE (WRMSSE), όπως φαίνεται από τη παρακάτω μαθηματική έκφραση:

$$RMSSE = \sum_{i=1}^{42,840} w_i * RMSSE$$

Όπου w_i είναι το βάρος της i -οστής χρονοσειράς του διαγωνισμού. Όσο μικρότερος ο δείκτης WRMSSE τόσο ακριβέστερη η πρόβλεψη. Το βάρος της κάθε χρονοσειράς

υπολογίζεται σύμφωνα με τις τελευταίες 28 παρατηρήσεις του training sample των δεδομένων.

3.3.2 Πιθανολογικές Προβλέψεις

Η ακρίβεια των πιθανολογικών προβλέψεων υπολογίστηκε με τη χρήση της συνάρτησης Scales Pinball Loss (SPL). Η μέτρηση υπολογίζεται για κάθε χρονοσειρά και κάθε ποσοστημόριο σύμφωνα με τη παρακάτω μαθηματική έκφραση:

$$SPL(\mathbf{u}) = \frac{\frac{1}{h} \sum_{t=n+1}^{n+h} (Y_t - Q_t(u)) u \mathbf{1}\{Q_t(u) \leq Y_t\} + (Q_t(u) - Y_t)(1 - u) \mathbf{1}\{Q_t(u) > Y_t\}}{\frac{1}{n-1} \sum_{t=2}^n |Y_t - Y_{t-1}|}$$

όπου Y_t είναι η πραγματική μελλοντική τιμή της υπό εξέταση χρονοσειράς τη στιγμή t , $Q_t(u)$ είναι η παραγόμενη πρόβλεψη για το κβάντο u , h είναι ο ορίζοντας πρόβλεψης, n το μέγεθος του training sample, δηλαδή το μέγεθος των ιστορικών προβλέψεων, και $\mathbf{1}$ είναι η δείτρια συνάρτηση που παίρνει τιμή 1 αν Y είναι εντός του υποτιθέμενου διαστήματος, αλλιώς παίρνει τη τιμή 0.

Όπως με τον δείκτη RMSSE, έτσι και με τη συνάρτηση SPL ο παρανομαστής υπολογίζεται μόνο για της χρονικές περιόδους για τις οποίες τα εξεταζόμενα προϊόντα πραγματοποιούν πωλήσεις.

Μετά τον υπολογισμό του δείκτη SPL για το σύνολο των 42,840 χρονοσειρών του διαγωνισμού και για όλα τα απαιτούμενα ποσοστημόρια, οι μέθοδοι πρόβλεψης που λαμβάνουν μέρος κατατάσσονται σύμφωνα με τον Weighted SPL (WSPL) όπως πραγματοποιήθηκε και με τον δείκτη WRMSSE. Στον παρονομαστή υπάρχει διαίρεση με το εννέα για να ληφθεί η μέση απόδοση των εννέα ποσοστημορίων των χρονοσειρών. Παρακάτω φαίνεται η μαθηματική έκφραση υπολογισμού του WPSL.

$$WSPL = \sum_{i=1}^{42,840} w_i * \frac{1}{9} \sum_{j=1}^9 SPL(u_j)$$

όπου w_i είναι το βάρος για την i -οστή χρονοσειρά του διαγωνισμού και u_j είναι το j -οστό εξεταζόμενο κβάντο. Όσο μικρότερος είναι ο δείκτης WSPL τόσο καλύτερη η ακρίβεια.

Οι λόγοι που επιλέχθηκαν οι παραπάνω μετρήσεις για τις πιθανολογικές προβλέψεις αναλύονται παρακάτω:

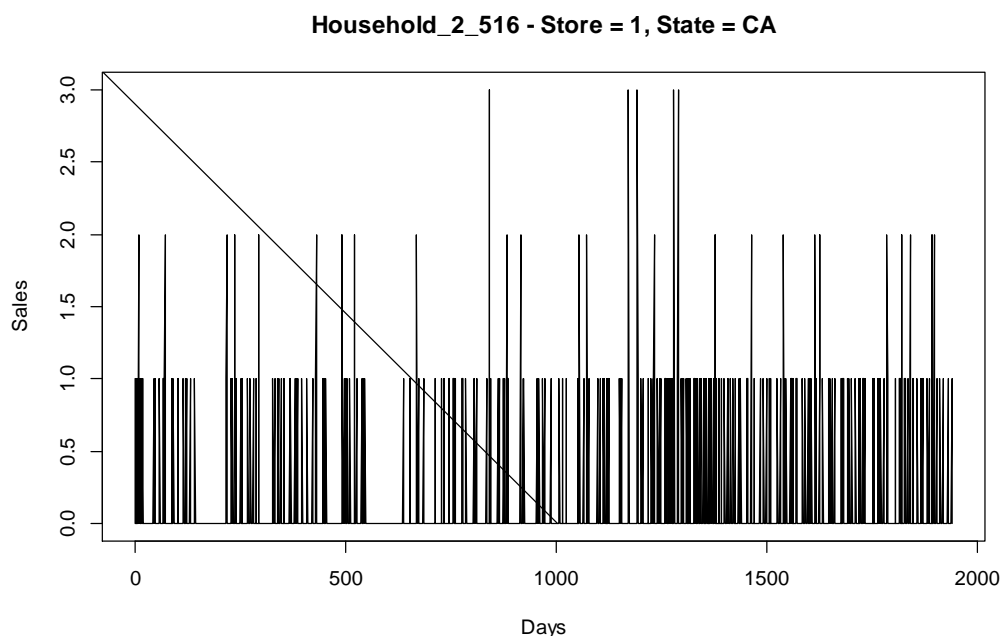
- Ο PL είναι κανονικοποιημένος με παρόμοιο τρόπο που είναι κανονικοποιημένος και ο RMSSE, με την έννοια πως μπορεί να χρησιμοποιηθεί επιτυχώς για την σύγκριση προβλέψεων σε χρονοσειρές με διαφορετικές κλίμακες. Ο SPL, μπορεί να υπολογίζεται με ασφάλεια καθώς δεν υπάρχει ο κίνδυνος διαίρεσης με το μηδέν ή με τιμή που βρίσκεται κοντά στο μηδέν.
- Ο διαγωνισμός M5 δεν επικεντρώνεται σε κάποιο συγκεκριμένο πρόβλημα λήψης απόφασης, ούτε καθορίζει τις ακριβείς παραμέτρους κάποιου αντίστοιχου προβλήματος. Συνεπώς όλα τα κβάντα θα μπορούσαν να θεωρηθούν χρήσιμα.

Όπως και με τη μετρική RMSSE έτσι και σε αυτή τη περίπτωση, το βάρος της κάθε χρονοσειράς υπολογίζεται με βάση τις τελευταίες 28 παρατηρήσεις του training sample των δεδομένων.

Αξίζει να σημειωθεί πως οι μέθοδοι πρόβλεψης στον συγκεκριμένο διαγωνισμό, προβλέπουν χρονοσειρές που βρίσκονται σε διαφορετικά ιεραρχικά επίπεδα, από τον κωδικό ενός προϊόντος ενός καταστήματος ως τις συνολικές πωλήσεις όλων των προϊόντων, όλων των καταστημάτων και από τις τρεις πολιτείες. Για τον λόγο αυτό χρειάζεται να δίνεται μεγαλύτερη έμφαση στην ακρίβεια των μεθόδων πρόβλεψης στις χρονοσειρές που έχουν μεγαλύτερη σημασία για το κατάστημα ή τον επιχειρηματία που στη συγκεκριμένη περίπτωση είναι η Walmart.

3.4 Ποιοτικά Χαρακτηριστικά χρονοσειρών

Όπως θα φανεί από τα διαγράμματα παρακάτω, η πλειοψηφία των χρονοσειρών μπορεί να περιέχει ένα ή παραπάνω από τα χαρακτηριστικά που περιγράφονται παρακάτω. Δηλαδή Τάση (Trend), Στασιμότητα (Stationarity), Τυχαιότητα (Irregular – Random), Ασυνέχειες (Outliers – Level Shift), Εποχικότητα (Seasonality) ή Κυκλικότητα (Cyclicity). Πιο συγκεκριμένα οι χρονοσειρές πιο κοντά στο επίπεδο δώδεκα, όπως φαίνεται και από τον πίνακα κατανομής των χρονοσειρών σε επίπεδα, έχουν σε πολύ μεγάλο βαθμό διακοπτόμενη ζήτηση με πολλά μηδενικά. Αυτές οι χρονοσειρές πρόκειται για κωδικούς προϊόντων πώλησης από τη Walmart, οι οποίοι όπως είναι λογικό δεν πραγματοποιούν πωλήσεις καθημερινά. Μπορούμε να σκεφτούμε για παράδειγμα ένα μίξερ, που εντάσσεται στη κατηγορία των Household. Είναι λογικό να θεωρήσουμε πως το προϊόν αυτό δεν θα πραγματοποιεί καθημερινές πωλήσεις, αλλά θα εμφανίσει πωλήσεις τη Ν μέρα και στη συνέχεια μπορεί να ξαναεμφανιστεί πωλήσεις τη $N + 20$ μέρα. Παρακάτω φαίνεται το διάγραμμα των πωλήσεων ενός προϊόντος από τη κατηγορία των οικιακών ειδών που θα μπορούσε να αντιπροσωπεύει το συγκεκριμένο παράδειγμα. Επίσης αξίζει να σημειωθεί πως στη συγκεκριμένη κατηγορία χρονοσειρών, δεν μας εξασφαλίζεται πως θα υπάρχουν πωλήσεις τους πρώτους μήνες των δεδομένων. Συνεπώς αξίζει να εξετάσουμε τη χρονοσειρά από το σημείο στο οποίο εμφανίζονται για πρώτη φορά πωλήσεις. Αυτό θα αναλυθεί περισσότερο παρακάτω.

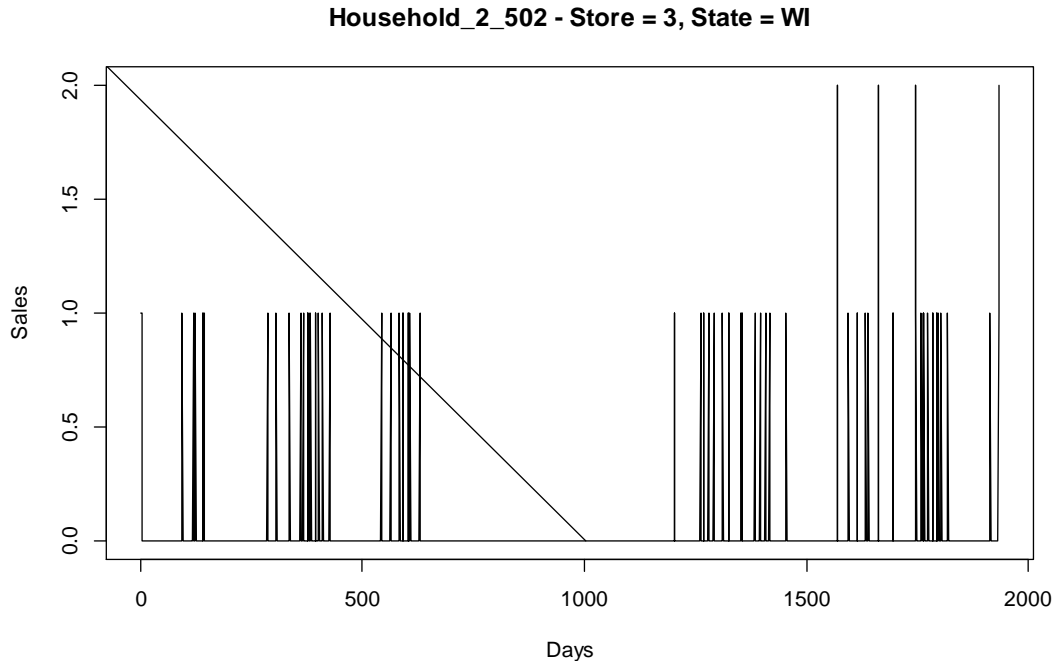


Εικόνα 7: Παράδειγμα πωλήσεων προϊόντος με διακοπτόμενη ζήτηση

Παραπάνω βλέπουμε τις πωλήσεις για το σύνολο των ιστορικών δεδομένων για το προϊόν Household_2_516 στο κατάστημα 1 της πολιτείας της Καλιφόρνια περικομμένο από τη χρονική στιγμή των πρώτων πωλήσεων και μετά.

Πράγματι παρατηρούμε πως υπάρχουν συγκεκριμένες χρονικές περίοδοι όπως είναι το διάστημα των ημερών λίγο μετά τις 500, όπου οι πωλήσεις μηδενίζονται για μεγάλο χρονικό διάστημα. Φαίνεται πως για το συγκεκριμένο προϊόν δεν παρατηρείται κάποιο από τα γνωστά χαρακτηριστικά που περιγράφονται παρακάτω.

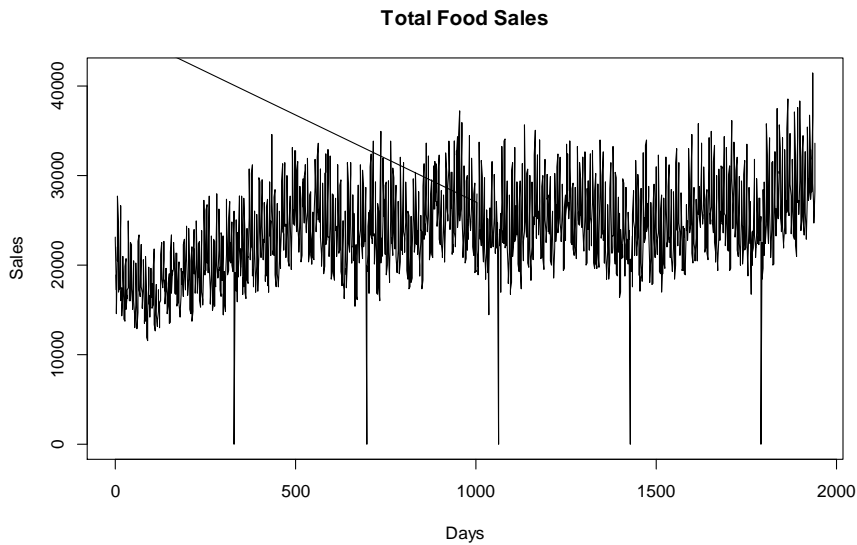
Στην ακόλουθη εικόνα φαίνεται το προϊόν Household_2_502 για τη πολιτεία Ουισκόνσιν και κατάσταση 3. Είναι φανερό πως παρατηρούνται πολύ μεγαλύτερα διαστήματα μηδενικών πωλήσεων. Επίσης οι πωλήσεις που πραγματοποιούνται είναι για 0 έως 2 τεμάχια.



Εικόνα 8: Παράδειγμα πωλήσεων προϊόντος με έντονη διακοπτόμενη ζήτηση

Στη συγκεκριμένη περίπτωση καθώς και πολλές άλλες περιπτώσεις στα επίπεδα δεδομένων κοντά στο 12 έχουμε ανάλογη συμπεριφορά καθιστώντας το πρόβλημα των προβλέψεων πολύ πιο δύσκολο καθώς δεν παρατηρούνται γνωστά ποιοτικά χαρακτηριστικά στις χρονοσειρές που παρατηρούμε. Παρακάτω όμως μπορούμε να παρατηρήσουμε τη χρονοσειρά των συνολικών πωλήσεων τροφίμων, που βρίσκεται στο επίπεδο 4, όπου τα χαρακτηριστικά της εποχικότητας και της τάσης είναι πολύ έντονα. Παρόμοιες χρονοσειρές παρατηρούμε και στα επίπεδα κοντά στο 4 αλλά και σε όλα τα επίπεδα από το 4 μέχρι το επίπεδο 1 των συνολικών πωλήσεων.

Παρατηρούμε λοιπόν πως στις συγκεκριμένες περιπτώσεις είναι χρήσιμο να αξιοποιούμε τα ποιοτικά χαρακτηριστικά των χρονοσειρών καθώς ο χαρακτήρας τους μπορεί να αξιοποιηθεί πολύ πιο εύκολα για καλές προβλέψεις από τα γνωστά στατιστικά μοντέλα σε αντίθεση με τις προηγούμενες περιπτώσεις της διακοπτόμενης ζήτησης.



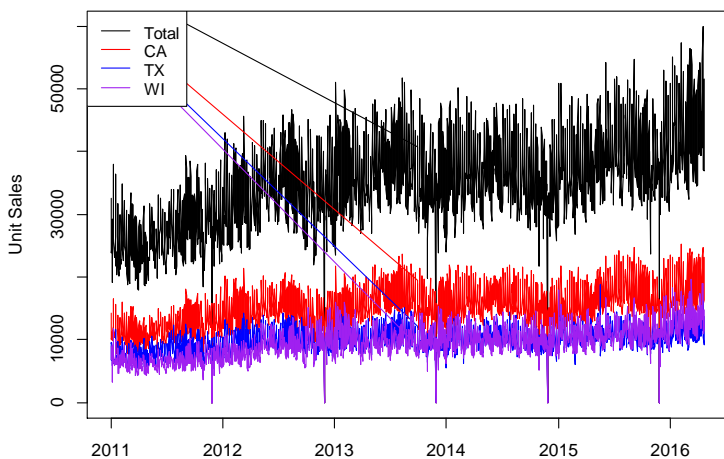
Εικόνα 9: Χαρακτηριστικό παράδειγμα εποχικότητας και τάσης χρονοσειρών δεδομένων

3.5 Συνοπτική παρουσίαση δεδομένων

3.5.1 Αθροιστικές χρονοσειρές

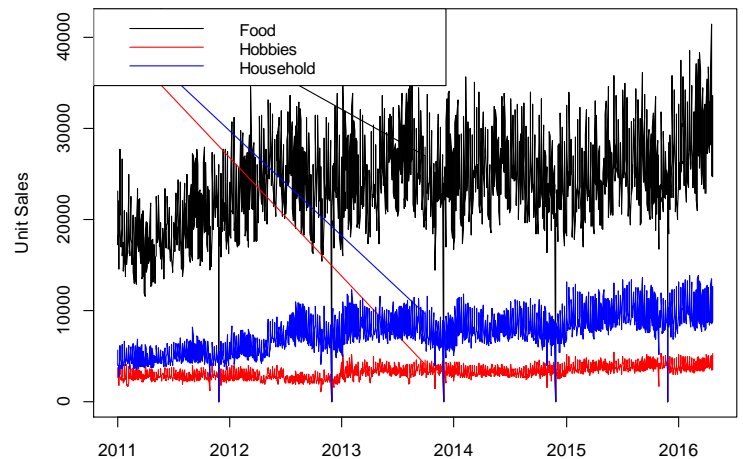
Παρακάτω βλέπουμε τα χαρακτηριστικά κάποιων βασικών χρονοσειρών του διαγωνισμού, οι οποίες χρησιμοποιήθηκαν και για τις προβλέψεις της διπλωματικής εργασίας. Όπως φαίνεται όλες οι χρονοσειρές χαρακτηρίζονται από τάση και πολύ έντονα εποχικά μοτίβα τόσο σε ημερήσια όσο και μηνιαία βάση. Η εποχιακή τάση ακολουθεί το ίδιο μοτίβο και είναι παράλληλη και στις τρεις πολιτείες. Η υψηλότερη κατηγορία είναι τα τρόφιμα ακολουθούμενα από τα Χόμπι και τα Οικιακά Είδη.

State Unit Sales



Εικόνα 11: Συνολικές πωλήσεις κάθε πολιτείας

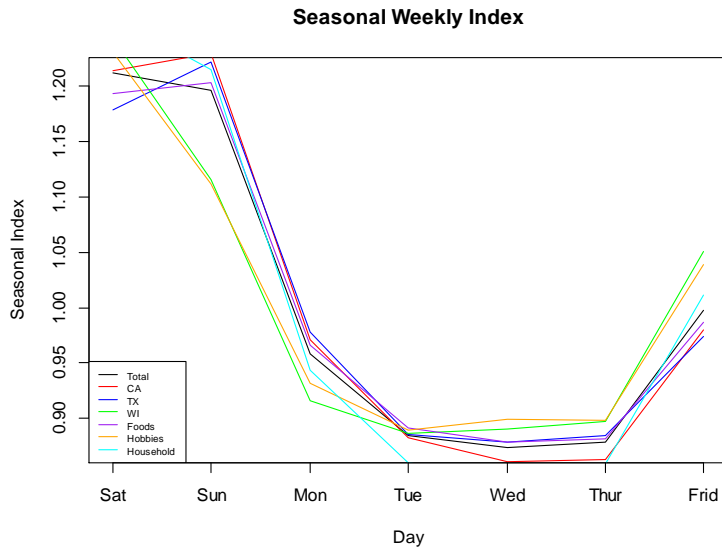
Categories Unit Sales



Εικόνα 10: Συνολικές πωλήσεις κάθε κατηγορίας προϊόντων

3.5.2 Εβδομαδιαίοι δείκτες εποχικότητας

Παρακάτω φαίνονται οι εποχιακοί δείκτες σε επίπεδο εβδομάδας και στη συνέχεια ακολουθούν σε επίπεδο μήνα.



Εικόνα 12: Δείκτες εβδομαδιαίας εποχικότητας

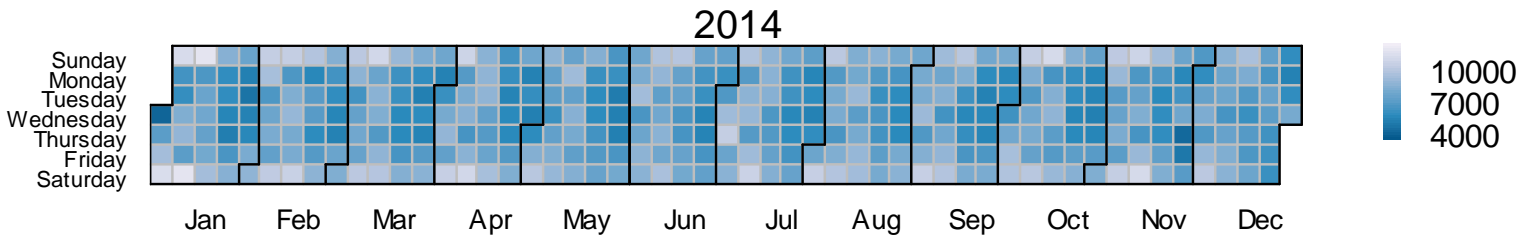
Τα σάββατα και οι κυριακές περιέχουν περίπου 20% περισσότερες πωλήσεις από την μέση ημέρα της εβδομάδας. Στη συνέχεια ακολουθούν οι δευτέρες και οι παρασκευές με σημαντικά αυξημένες πωλήσεις σε σχέση με τις υπόλοιπες ημέρες. Τέλος ακολουθούν οι υπόλοιπες ημέρες με σχετικά λίγες πωλήσεις. Παρατηρείται πως οι πωλήσεις του Ουισκόνσιν και των Hobbies είναι σχετικά μειωμένες τις Κυριακές.. Ακόμα και σε αυτή τη περίπτωση φαίνεται το Ουισκόνσιν να αποτελεί εξαίρεση όπου εμφανίζει περισσότερες πωλήσεις το Σάββατο και όχι την Κυριακή όπως οι υπόλοιπες κατηγορίες. Οπότε ίσως οι πολίτες στη πολιτεία του Ουισκόνσιν προτιμούν τα πραγματοποιούν τα ψώνια τους το Σάββατο. Παρακάτω φαίνεται το heatmap για το έτος 2015 για να καταλάβουμε καλύτερα την εβδομαδιαία εποχικότητα



Εικόνα 13: Ημερολογιακό διάγραμμα εβδομαδιαίας εποχικότητας

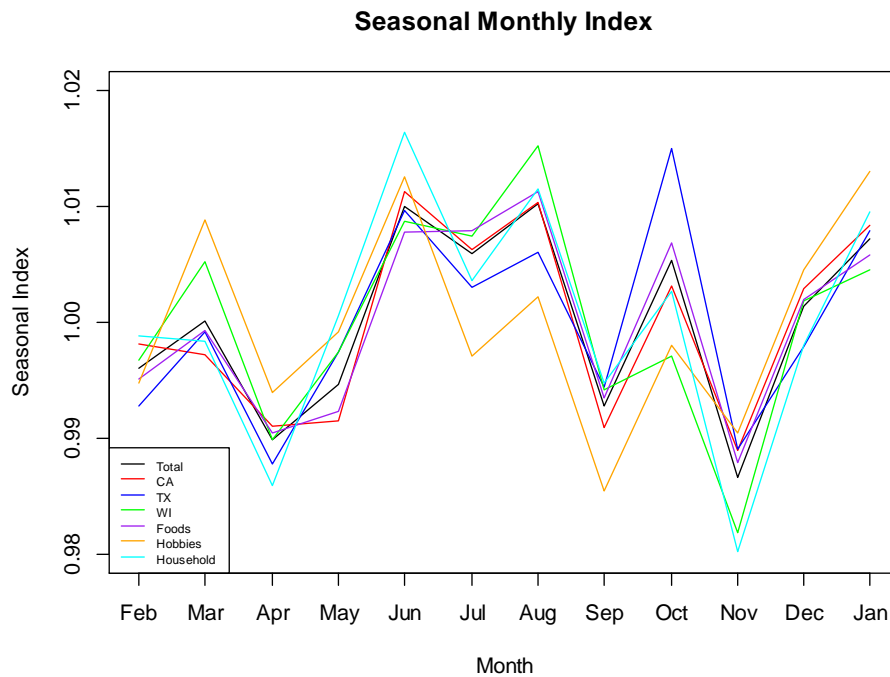
Φαίνεται πως η Walmart έχει κλειστά τα καταστήματα για τις 25 Δεκεμβρίου, δηλαδή για τα Χριστούγεννα. Επίσης φαίνεται πως οι πωλήσεις είναι πολύ χαμηλές για κάποιες περιόδους όπως τη πρωτοχρονιά και την ημέρα του Thanksgiving. Αυτό γίνεται καθώς είναι περιορισμένες οι ώρες εργασίας των υπαλλήλων και συνεπώς των καταστημάτων για αυτές τις ημέρες. Επίσης οι πωλήσεις είναι σχετικά υψηλές για τις ημέρες του Σαββατοκύριακου όπως φάνηκε από τον δείκτη εποχικότητας της εβδομάδας στα προηγούμενα διαγράμματα. Για να γίνει πιο εμφανές το HeatMap παρακάτω παρουσιάζεται το HeatMap έχοντας θεωρήσει μέσες πωλήσεις για την ημέρα των Χριστουγέννων ώστε να μην αλλοιώνονται τα υπόλοιπα δεδομένα.

Heat Map of Yearly Sales



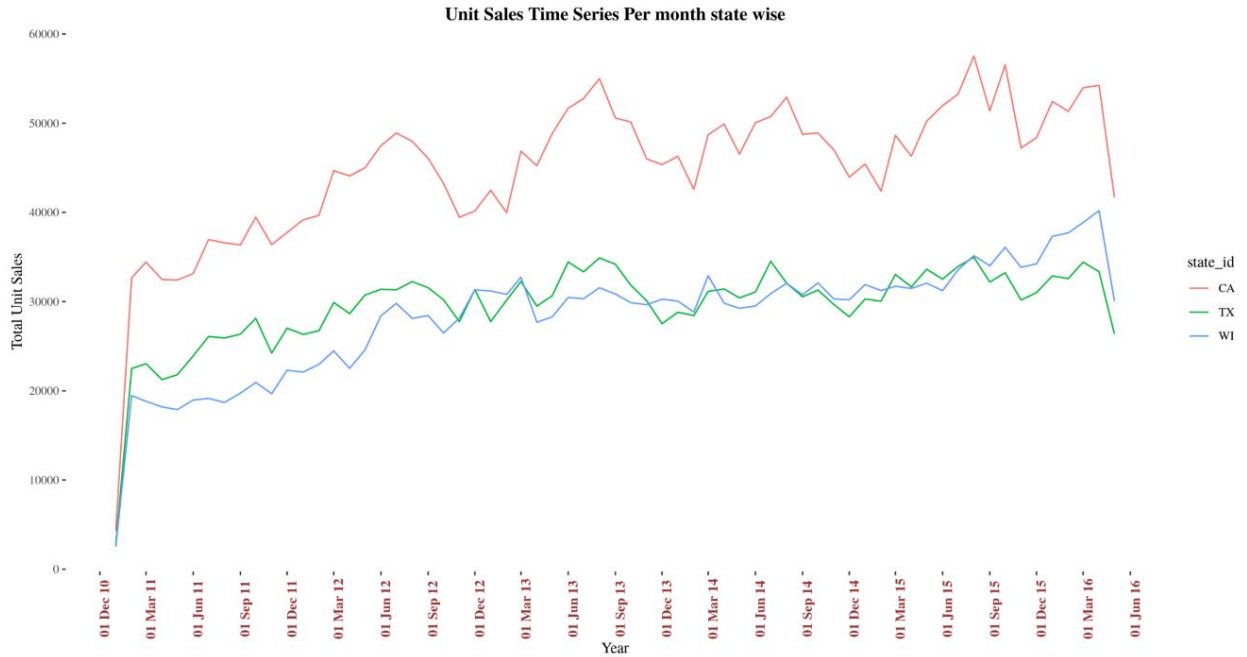
Παρακάτω φαίνεται το διάγραμμα όσον αφορά τον δείκτη εποχικότητας του έτους, δηλαδή για κάθε μήνα.

3.5.3 Μηνιαίοι δείκτες εποχικότητας



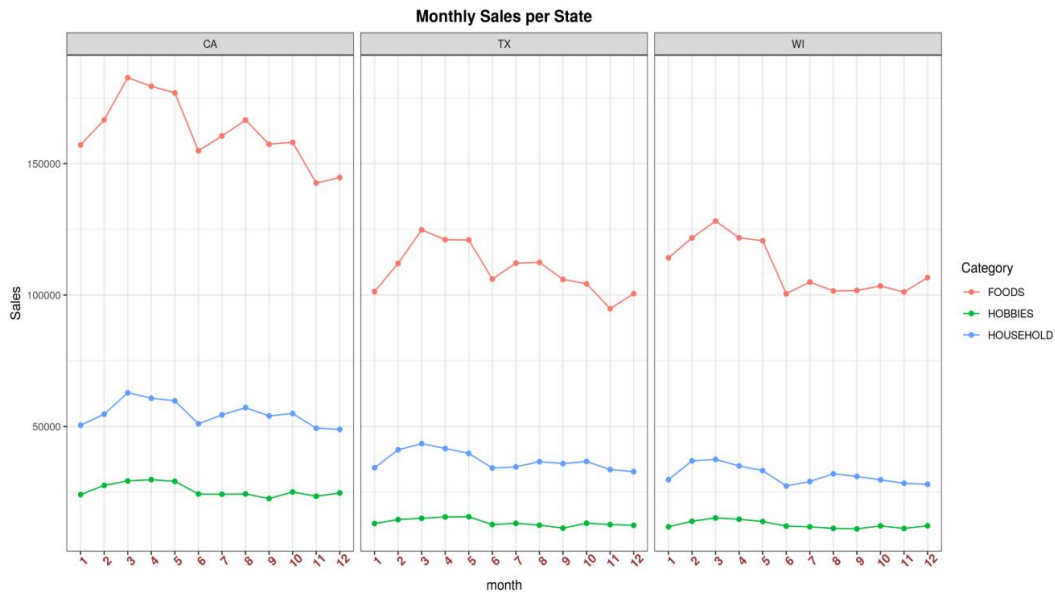
Εικόνα 15: Δείκτες μηνιαίας εποχικότητας

Εκτός από τα Hobbies η μηνιαία εποχικότητα είναι επίσης πολύ ισχυρή. Ο Ιούνιος, ο Ιανουάριος και ο Αύγουστος έχουν περίπου 5% περισσότερες πωλήσεις από τους μέσους μήνες με τον Μάρτιο και τον Οκτώβριο να έρχονται στις επόμενες θέσεις των πωλήσεων. Από την άλλη πλευρά ο Φεβρουάριος, ο Νοέμβριος και ο Απρίλιος φαίνεται να αποτελούν τους χειρότερους μήνες πωλήσεων του έτους.



Εικόνα 16: Πωλήσεις πολιτειών σε μηνιαία βάση

Είναι εντυπωσιακό να βλέπουμε την ίδια τάση σε όλες τις πολιτείες για τη πάροδο της πενταετίας. Φαίνεται πως οι συνολικές πωλήσεις αυξάνονται κάθε χρόνο. Αυτή η τάση οφείλεται στην είσοδο νέων προϊόντων από τη Walmart κάθε χρόνο όπως θα φανεί και από τις χρονοσειρές στη συνέχεια στα διαγράμματα για τα προϊόντα Hobbies_1_001 και Household_1_049 όπου παρουσιάζονται και εμφανίζουν πωλήσεις κοντά στη 1000^η μέρα δηλαδή περίπου στο τρίτο έτος. Επίσης η αύξηση του πληθυσμού στο Τέξας και τη Καλιφόρνια μπορεί να συνεισφέρει στην αύξηση αυτή των πωλήσεων. Ακόμα φαίνεται τα

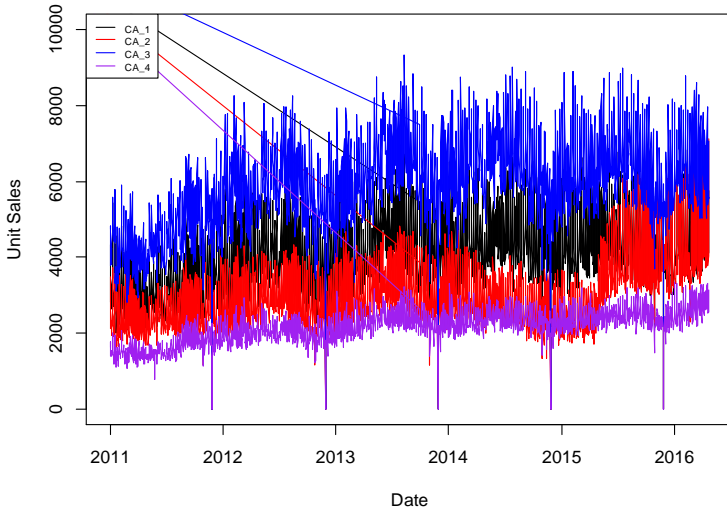


Εικόνα 17: Μηνιαίες πωλήσεις ανα πολιτεία

της τάσης να αυξομειώνονται με τον ίδιο τρόπο για κάθε χρόνο. Για μια καλύτερη κατανόηση όσων ειπώθηκαν παρακάτω παρουσιάζεται η εποχικότητα που αφορά τους μήνες του έτους και φαίνονται όλες οι μηνιαίες πωλήσεις οργανωμένες για ένα έτος.

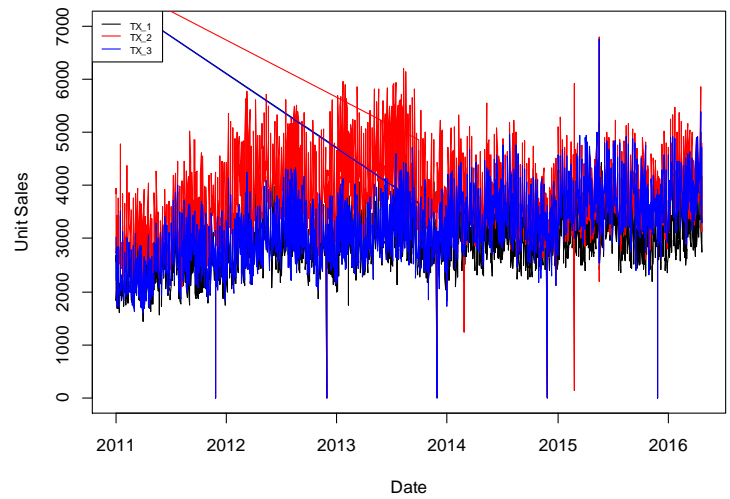
3.5.4 Χρονοσειρές υψηλότερων επιπέδων

CA Stores Unit Sales



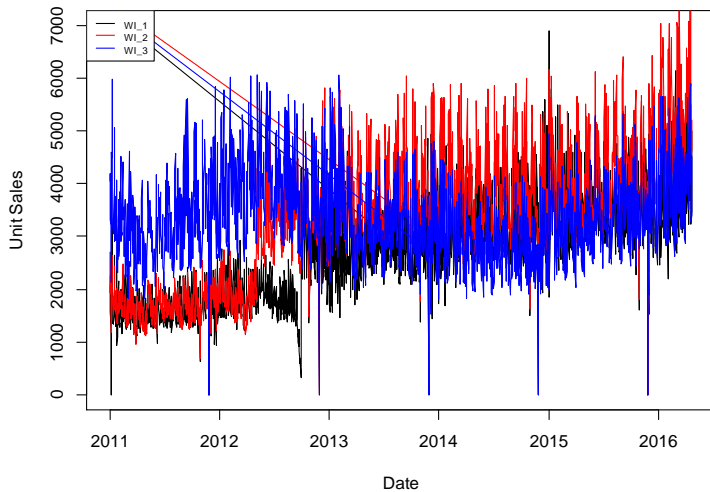
Εικόνα 18: Χρονοσειρά συνολικών πωλήσεων καταστημάτων Καλιφόρνιας

TX Stores Unit Sales



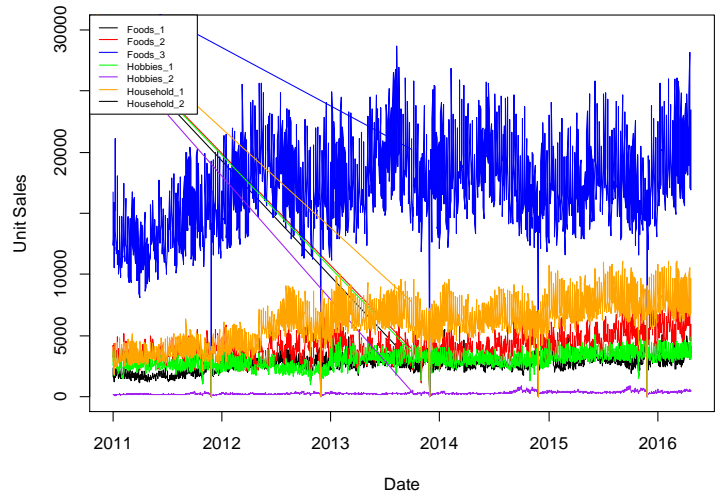
Εικόνα 19: Χρονοσειρά συνολικών πωλήσεων καταστημάτων Τέξας

WI Stores Unit Sales



Εικόνα 21: Χρονοσειρά συνολικών πωλήσεων καταστημάτων Ουισκόνσιν

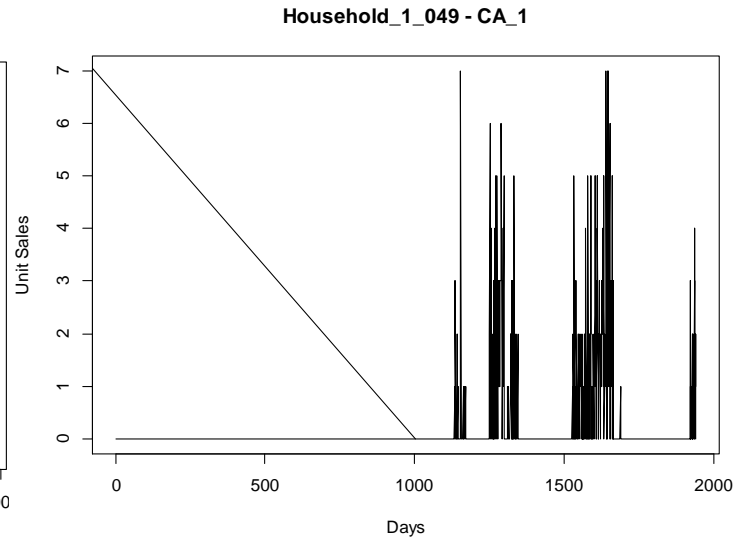
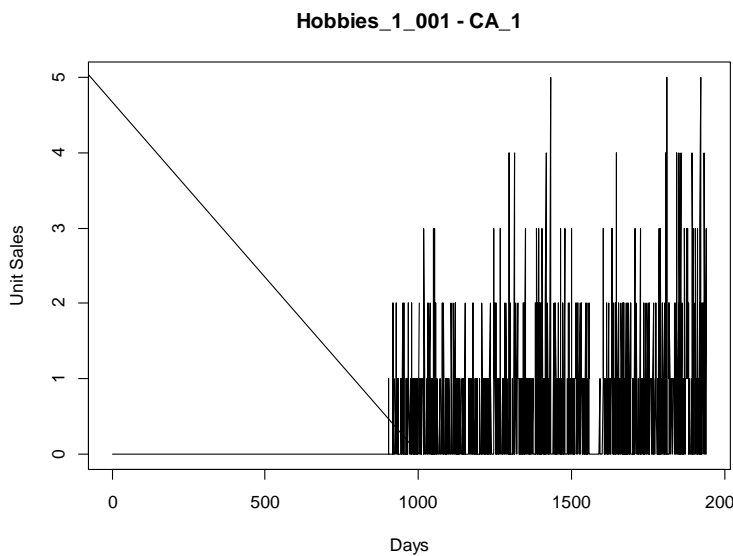
Category Unit Sales



Εικόνα 20: Χρονοσειρές συνολικών πωλήσεων κατηγοριών προϊόντων

Παρατηρείται έντονη διαφοροποίηση ανάμεσα στις πωλήσεις των καταστημάτων ακόμα και της ίδιας πολιτείας. Είναι φανερό πως το κατάστημα CA_3 στη Καλιφόρνια πραγματοποιεί πολύ περισσότερες πωλήσεις από το κατάστημα CA_4. Ακόμα, αν συγκρίνουμε τις πωλήσεις των καταστημάτων στη πολιτεία της Καλιφόρνια με τις υπόλοιπες πολιτείες έχουν σημαντική διαφορά. Επίσης υπάρχει πολύ έντονη διαφορά και στις πωλήσεις της κάθε κατηγορίας. Τα τρόφιμα της τρίτης κατηγορίας έχουν τις περισσότερες πωλήσεις κατά πολύ σε σχέση με τις υπόλοιπες κατηγορίες τροφίμων αλλά και σε σχέση με όλες τις κατηγορίες. Στη συνέχεια ακολουθούν τα Household 1, Foods 2 και Hobbies 1.

Στα παρακάτω διαγράμματα παρατηρούμε τις χρονοσειρές για τα προϊόντα



Εικόνα 23: Παράδειγμα πωλήσεων προϊόντος Hobbies_1_001

Εικόνα 22: Παράδειγμα πωλήσεων προϊόντος Household_1_049

στο πρώτο κατάστημα της Καλιφόρνια και το Household_1_049 στο ίδιο κατάστημα. Οι πωλήσεις των προϊόντων αυτών όπως έχει αναφερθεί ξανά χαρακτηρίζουν έντονα τα μοτίβα που παρατηρούνται στις χρονοσειρές του υψηλού επιπέδου των δεδομένων. Πιο συγκεκριμένα στη δεύτερη χρονοσειρά μετά την ημέρα 1200 βλέπουμε κάποιες πωλήσεις με πολύ έντονη τη διακοπτόμενη ζήτηση. Δηλαδή για τις περιόδους κοντά στις ημέρες 1200 έως 1250, 1400 έως 1500 και 1600 έως 1800 έχουμε μηδενικές πωλήσεις. Αυτή η συμπεριφορά των χρονοσειρών εμφανίζεται στη πλειοψηφία των χρονοσειρών του διαγωνισμού που είναι διαθέσιμες. Η εποχικότητα και η τάση δεν εμφανίζονται στις παραπάνω χρονοσειρές ενώ η τυχαιότητα και η διακοπτόμενη ζήτηση είναι πολύ έντονες. Αυτές οι χρονοσειρές αναμένεται να δυσκολεύουν την συνολική διαδικασία της πρόβλεψης και απαιτούν εξειδικευμένα μοντέλα πρόβλεψης για να επιτευχθεί καλή ακρίβεια καθώς τα γνωστά στατιστικά μοντέλα δεν είναι ικανά να προβλέπουν επιτυχώς τέτοιου είδους χρονοσειρές. Από το σύνολο των διαθέσιμων χρονοσειρών, το 73% πρόκειται για χρονοσειρές με έντονο το χαρακτηριστικό της διακοπτόμενης ζήτησης οπότε είναι σημαντικό να αξιολογηθεί στη διαδικασία των προβλέψεων. Τέλος, πολλές χρονοσειρές όπως και οι παραπάνω δεν πραγματοποιούν πωλήσεις από την αρχή του

ιστορικού των δεδομένων αλλά πολύ πιο αργά. Για παράδειγμα το προϊόν Hobbies_1_001 ξεκινάει να πραγματοποιεί πωλήσεις κοντά στην 900^η μέρα ενώ το Household_1_049 κάπου στην 1100^η μέρα. Αυτό είναι επίσης πολύ σημαντικό καθώς τα μοντέλα πρόβλεψης που χρησιμοποιούνται έχουν πολύ λιγότερα δεδομένα για να αξιοποιήσουν ως εκπαίδευση προτού ξεκινήσει η διαδικασία της πρόβλεψης, με αποτέλεσμα να μην επιτυγχάνεται η επιθυμητή ακρίβεια πρόβλεψης. Όπως περιγράφεται στη προτεινόμενη μεθοδολογία, αξιοποιήθηκαν μόνο χρονοσειρές που έχουν επαρκή δεδομένα για εκπαίδευση και πρόβλεψη του μοντέλου.

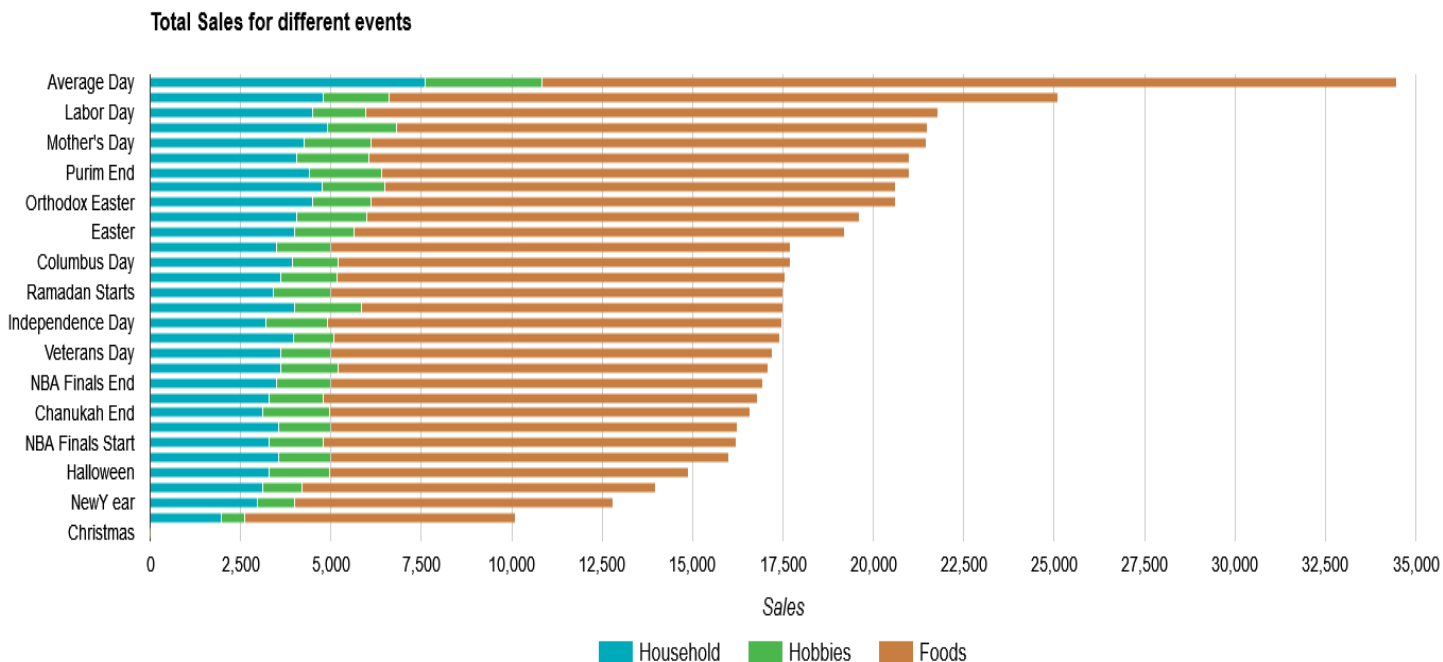
3.5.5 Πρόγραμμα Συμπληρωματικής Διατροφικής Βοήθειας - Supplement Nutrition Assistance Program (SNAP)

Όσον αφορά τις πωλήσεις SNAP διαπιστώθηκε πως κατά μέσο όρο, οι ημερήσιες πωλήσεις είναι περίπου 10% υψηλότερες κατά τη διάρκεια των SNAP ενώ οι πωλήσεις της κάθε κατηγορίας αυξάνονται κατά 15%, 4% και 2% αντίστοιχα. Φαίνεται λοιπόν πως ενώ οι πωλήσεις SNAP αφορούν μόνο τα τρόφιμα, αυξάνονται για κάθε κατηγορία λίγο. Αυτό συμβαίνει καθώς ο καταναλωτής είτε θα συνδυάσει τα ψώνια του με την αγορά και των υπόλοιπων προϊόντων που χρειάζεται ή επειδή κατά τη διάρκεια των αγορών του με SNAP δελεάστηκε και αγόρασε άλλα προϊόντα για τα οποία δεν προγραμματίζε να παρευρεθεί στο κατάστημα. Επιπρόσθετα είναι σημαντικό να αναφερθεί πως έχει σημασία ποιά πολιτεία θα διαθέτει δυνατότητα αγοράς με SNAP καθώς η πληθυσμιακή διαφορά αλλά και το εισόδημα της κάθε πολιτείας διαφέρει οπότε επηρεάζονται με διαφορετικό τρόπο οι πωλήσεις SNAP, δηλαδή κάθε πολιτεία συνεισφέρει διαφορετικά. Βέβαια οι πωλήσεις αυξάνονται κατά 8% όταν μόνο μια πολιτεία έχει δυνατότητα για αγορές SNAP ενώ όταν έχουν και οι τρεις πολιτείες, τότε αυξάνεται κατά περίπου 14%. Το Ουισκόνσιν φαίνεται να επηρεάζεται περισσότερο από τα SNAP κατά 20% σε σύγκριση με τις κανονικές ημέρες, πιθανώς λόγω της οικονομικής ευχέρειας των αγοραστών. Τα αντίστοιχα ποσοστά για το Τέξας και τη Καλιφόρνια είναι 12% και 8%.

Όπως θα φανεί στη παρουσίαση των αποτελεσμάτων, το SNAP παίζει καθοριστικό ρόλο στις πωλήσεις των προϊόντων και τις διακυμάνσεις των χρονοσειρών. Για αυτό το λόγο είναι αναγκαίο να αναλύεται κατά τη διάρκεια των προβλέψεων.

3.5.6 Ειδικά Γεγονότα

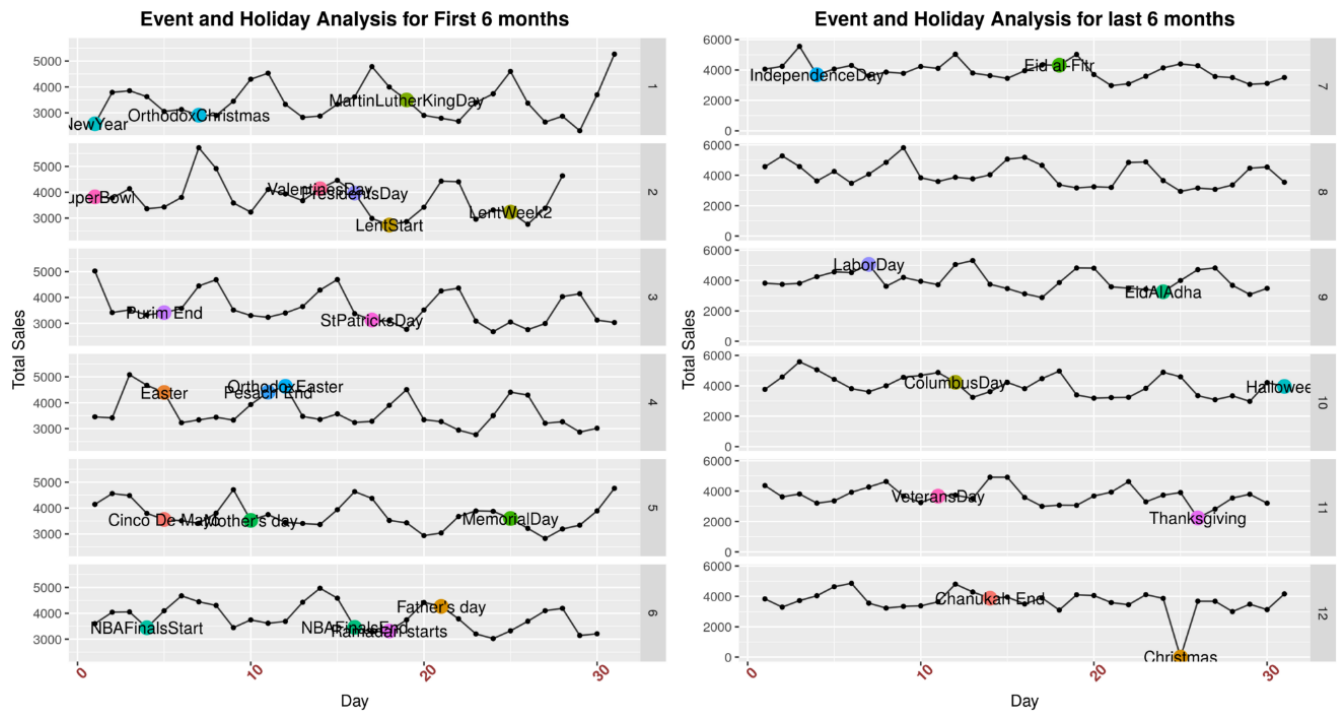
Από την άλλη πλευρά, τα ειδικά γεγονότα και οι διακοπές επηρεάζουν σε πολύ μικρότερο βαθμό τις πωλήσεις. Μάλιστα τείνουν να επηρεάσουν τις πωλήσεις αρνητικά καθώς φαίνεται να μειώνονται οι πωλήσεις κατά 3%. Αυτή η μείωση των πωλήσεων μπορεί να μεταφράζεται σε αύξηση των πωλήσεων πριν ή μετά από τις μέρες του γεγονότος με τον μέσο αριθμό πωλήσεων να παραμένει σταθερός γνωστό και ως “lag effect”. Παρακάτω μπορούμε να παρατηρήσουμε τις συνολικές πωλήσεις για τις ημέρες με ειδικά γεγονότα. Να σημειωθεί πως οι μέσες πωλήσεις μιας ημέρας για κάθε κατηγορία προϊόντων είναι:



Εικόνα 24: Πωλήσεις κατηγοριών σε ενδεικτικές ημέρες ειδικών γεγονότων

Συνεπώς από τα παραπάνω φαίνεται πως όλα τα ειδικά γεγονότα τείνουν να έχουν μειωμένες πωλήσεις κατά την ημέρα που διαδραματίζονται. Όμως, πολλές φορές οι πωλήσεις αυξάνονται μερικές ημέρες πριν και μετά τα ειδικά γεγονότα, οπότε οι συνολικές πωλήσεις για ένα μικρό παράθυρο κοντά στα ειδικά γεγονότα ενδέχεται να είναι αυξημένες σε σχέση με μια μέση περίοδο.

Οι πωλήσεις ήταν υψηλότερες κατά τη διάρκεια των Super Bowl όπου πρόκειται για αθλητικά γεγονότα πολύ φημισμένα στις ΗΠΑ. Τις ημέρες των εθνικών εορτών, οι πωλήσεις ήταν χαμηλές όπως φαίνεται από τα Χριστούγεννα, τη Πρωτοχρονιά και την ημέρα του Thanksgiving. Κατά τη διάρκεια των θρησκευτικών εορτών οι πωλήσεις ήταν σταθερές που υποδεικνύει πως πιθανώς δεν επηρεάζουν κάπως τις πωλήσεις των ημερών αυτών. Για να παρατηρήσουμε το μοτίβο των πωλήσεων, παρουσιάζεται η ανάλυση των πωλήσεων για το έτος 2015 με τα σημεία των ειδικών γεγονότων.



Εικόνα 25: Ανάλυση επίδρασης ειδικών γεγονότων στις πωλήσεις της Walmart. Για την ανάλυση αξιοποιούνται ημερήσια δεδομένα έξι μηνών.

Παρατηρήσεις:

- Σε γεγονότα όπως Πρωτοχρονιά και Πάσχα, οι πωλήσεις είναι χαμηλές λόγω μειωμένου ωραρίου εργασίας.
- Οι πωλήσεις ήταν 0 για τα χριστούγεννα επειδή η Walmart έχει κλειστά τα καταστήματά της για την ημέρα αυτή.
- Τα αθλητικά γεγονότα όπως οι τελικοί Superbowl και NBA εμφανίζουν ιδιαίτερο ενδιαφέρον όσον αφορά τις πωλήσεις. Συγκεκριμένα εμφανίζονται περισσότερες πωλήσεις τις ημέρες πριν το γεγονός και στη συνέχεια μειώθηκαν την ημέρα του αθλητικού γεγονότος.
- Οι πωλήσεις μειώνονται σε ειδικές ημέρες όπως τις ημέρες του πατέρα και της μητέρας.
- Οι εθνικές εορτές και οι θρησκευτικές ημέρες φαίνεται να έχουν παρόμοια συμπεριφορά με τα αθλητικά γεγονότα.

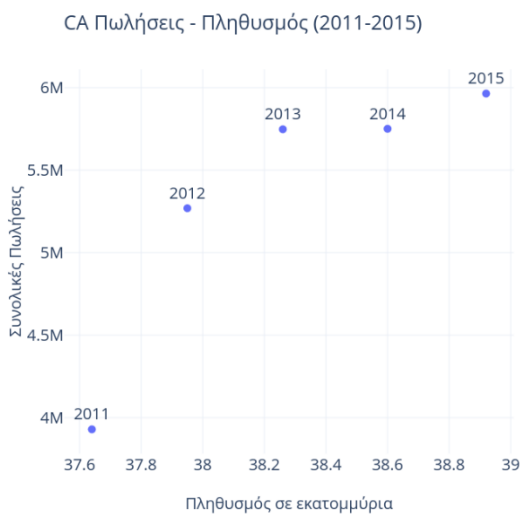
3.6 Ανάλυση δημογραφικών στοιχείων Πολιτειών

Είναι σημαντικό να γίνουν οι ακόλουθες παρατηρήσεις.

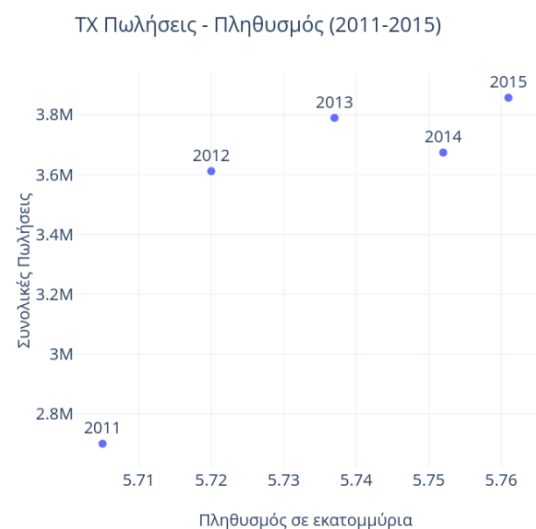
- Οι πολιτείες και τα καταστήματα που έχουν επιλεγεί για να αποτελέσουν τα διαθέσιμα δεδομένα του διαγωνισμού από τη Walmart, έχουν επιλεγεί με τέτοιο τρόπο ώστε να περιγράφουν τοποθεσίες πωλήσεων με διαφορετικά χαρακτηριστικά, αγοραστικές συνήθειες και δυναμικότητα.

- Οι καταναλωτές έχουν συγκεκριμένες καταναλωτικές συνήθειες. Πολλοί μπορεί να ψωνίζουν κυρίως προς το τέλος της εβδομάδας καθώς είναι δύσκολο και κουραστικό να βρουν χρόνο τις καθημερινές.
- Ανάλογα με τα ειδικά γεγονότα και τις διακοπές, η καταναλωτική συμπεριφορά των καταναλωτών μπορεί να αλλάζει. Για διακοπές όπως το Πάσχα, οι πωλήσεις τροφίμων μπορεί να αυξηθούν, ενώ για αθλητικά γεγονότα όπως ο τελικός Super Bowl οι πωλήσεις σε είδη σπιτιού (Household items) μπορεί να αυξηθούν.
- Οι πωλήσεις επηρεάζονται σε πολύ μεγάλο βαθμό από τις τιμές των προϊόντων. Οι περισσότεροι καταναλωτές ελέγχουν τις τιμές των προϊόντων πριν πραγματοποιήσουν μια πληρωμή.
- Η κατηγορία των προϊόντων επηρεάζει πολύ τις πωλήσεις. Για παράδειγμα προϊόντα στη κατηγορία των οικιακών ειδών όπως η τηλεόραση θα έχει λιγότερες πωλήσεις συγκριτικά με τρόφιμα.
- Η τοποθεσία παίζει εξίσου σημαντικό ρόλο στις πωλήσεις. Στις πολιτείες όπως Καλιφόρνια, οι πελάτες μπορεί να αγοράζουν προϊόντα ανεξάρτητα από τη τιμή τους, ενώ σε κάποια άλλη πολιτεία μπορεί να είναι οι καταναλωτές ευαίσθητοι στις τιμές.
- Ο πληθυσμός σε κάθε πολιτεία είναι διαφορετικός και αυξάνεται με διαφορετικό ρυθμό. Αυτά μπορούν να επηρεάσουν τα αποτελέσματα των πωλήσεων αλλά και άλλων στοιχείων των χρονοσειρών όπως για παράδειγμα η έντονη αύξηση πληθυσμού σε μια πολιτεία μπορεί να αυξήσει τις πωλήσεις με πιο έντονο ρυθμό από τις άλλες πολιτείες.
- Το SNAP που περιγράφηκε προηγουμένως, λαμβάνει τιμές 0 ή 1 για κάθε πολιτεία ξεχωριστά. Στη περίπτωση που είναι 1 υπο

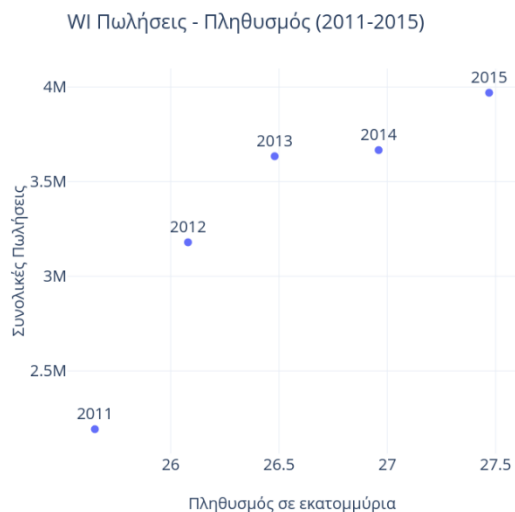
Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, τα δεδομένα των χρονοσειρών χωρίζονται σε τρεις πολιτείες, Καλιφόρνια, Ουισκόνσιν, Τέξας. Στη συνέχεια βλέπουμε κάποια δημογραφικά στοιχεία για τις πολιτείες και μετά κάποιες χαρακτηριστικές χρονοσειρές των δεδομένων για την καλύτερη κατανόηση των χαρακτηριστικών τους.



Εικόνα 26: Συσχέτιση Πωλήσεων-Πληθυσμού Καλιφόρνιας



Εικόνα 27: Συσχέτιση Πωλήσεων-Πληθυσμού Τέξας



Εικόνα 28: Συσχέτιση Πωλήσεων-Πληθυσμού Ουισκόνσιν

Παραπάνω φαίνεται ο πληθυσμός σε κάθε πολιτεία για τα έτη των δεδομένων που έχουμε διαθέσιμα. Φαίνεται πως για τις πολιτείες Καλιφόρνια και Τέξας, ο πληθυσμός αυξάνεται με παρόμοιο ρυθμό, περίπου τριακόσιες με τετρακόσιες χιλιάδες το χρόνο. Στο Τέξας βέβαια αυξάνεται λίγο πιο γρήγορα ως και πεντακόσιες χιλιάδες το χρόνο. Από την άλλη πλευρά, στη πολιτεία Ουισκόνσιν, ο πληθυσμός αυξάνεται μόνο δεκαπέντε χιλιάδες το χρόνο και μπορούμε να θεωρήσουμε πως παραμένει σταθερός σε σχέση με τις άλλες πολιτείες. Αυτά τα δεδομένα μπορεί να είναι αρκετά χρήσιμα. Για παράδειγμα, είναι λογικό να αναμένουμε μια διαχρονική θετική τάση στις πωλήσεις των πολιτειών που

αυξάνεται ο πληθυσμός, ενώ στο Ουισκόνσιν μπορούμε να θεωρήσουμε πως αυτή η μεταβολή δεν είναι αρκετή για να επηρεάσει τα δεδομένα μας. Στη πραγματικότητα τα δεδομένα αυτά δεν είναι διαθέσιμα για το έτος στο οποίο προβλέπουμε, όμως όπως φαίνεται, μπορούμε να παρατηρήσουμε ένα σταθερή ποσοστιαία αύξηση του πληθυσμού, οπότε είναι λογικό να προβλέψουμε πως αυξάνεται ο πληθυσμός σε κάθε πολιτεία και να προσαρμόσουμε κατάλληλα τις προβλέψεις μας. Επίσης είναι σημαντικό να αναφερθεί πως η πληθυσμιακή διαφορά πρέπει να μας προτρέπει να δίνουμε μεγαλύτερη σημασία στη πολιτεία Καλιφόρνια, ενώ στη συνέχεια μικρότερη σημασία στο Τέξας και πολύ μικρότερη στο Ουισκόνσιν όταν πρόκειται για γεγονότα που επηρεάζουν τις πολιτείες. Για παράδειγμα, όταν έχουμε SNAP πωλήσεις στη Καλιφόρνια και εξετάζουμε δεδομένα που αφορούν και τις τρεις πολιτείες, πρέπει να δώσουμε ιδιαίτερη σημασία. Από την άλλη, όταν έχουμε SNAP στο Ουισκόνσιν και εξετάζουμε χρονοσειρές που αφορούν όλες τις πολιτείες, δεν θα έπρεπε να δώσουμε μεγάλη έμφαση στο συγκεκριμένο SNAP καθώς πρόκειται για πολύ μικρό όγκο σε σχέση με το σύνολο των πωλήσεων.

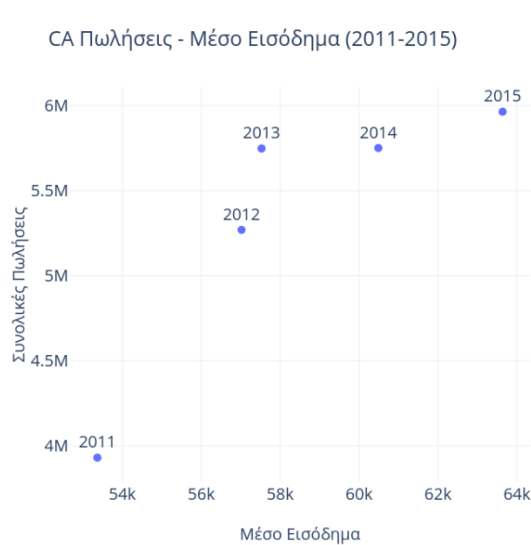
Παρακάτω φαίνεται και αναλυτικός πίνακας με τα δεδομένα αυτά.

Έτος	CA Πληθυσμός	WI Πληθυσμός	TX Πληθυσμός
2011	37.64	5.705	25.65
2012	37.95	5.72	26.08
2013	38.26	5.737	26.48
2014	38.6	5.752	26.96
2015	38.92	5.761	27.47
2016	39.17	5.773	27.91

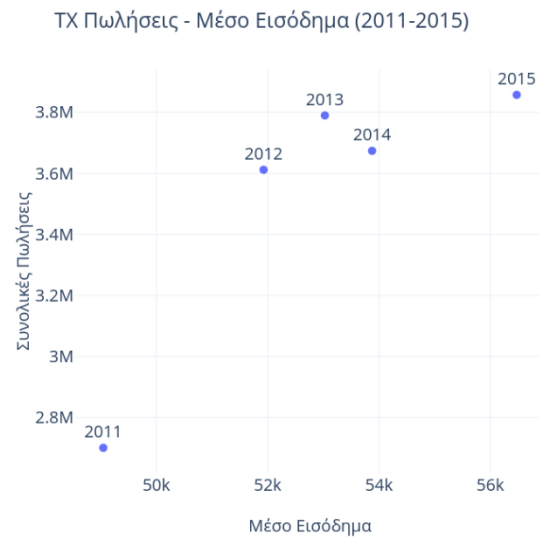
Πίνακας 7: Πληθυσμιακά δεδομένα πολιτειών

Εκτός από τον πληθυσμό, σημαντικός παράγοντας είναι και το μέσο εισόδημα νοικοκυριού, σύμφωνα με με το οποίο μπορούμε να έχουμε μια καλή εικόνα της μέσης οικονομικής κατάστασης σε κάθε πολιτεία, σύμφωνα με την ανάλυση της οποίας μπορούμε να προβλέψουμε αν τα νοικοκυριά βρίσκονται σε δύσκολη θέση αγοράς προϊόντων ή αν υπάρχει η σχετική άνεση για τη διατήρηση μιας υγιούς καταναλωτικής

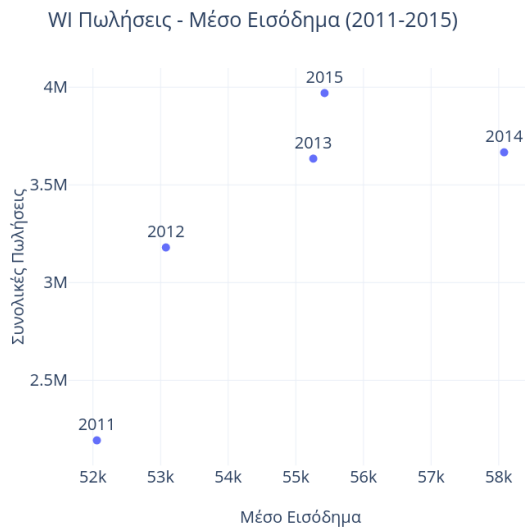
συμπεριφοράς. Προφανώς μια αύξηση του εισοδήματος του μέσου νοικοκυριού μπορεί να έχει άμεση συσχέτιση με αύξηση των πωλήσεων των προϊόντων, οπότε αξίζει να συγκρίνουμε τις τιμές των προϊόντων καθώς και τις διαφορές στις τιμές αυτές ανάμεσα στις πολιτείες αλλά και τα έτη.



Εικόνα 29: Συσχέτιση Πωλήσεων-Εισοδήματος Νοικοκυριού Καλιφόρνιας



Εικόνα 30: Συσχέτιση Πωλήσεων-Εισοδήματος Νοικοκυριού Τέξας



Εικόνα 31: Συσχέτιση Πωλήσεων-Εισοδήματος Νοικοκυριού Ουισκόνσιν

Από τα παραπάνω διάγραμμα του μέσου εισοδήματος νοικοκυριού, φαίνεται πως και οι τρεις πολιτείες έχουν μέσο εισόδημα κοντά στις πενήντα χιλιάδες και αυξάνεται και στις τρεις πολιτείες. Όμως στη Καλιφόρνια αυξάνεται με πολύ ταχύτερο ρυθμό ενώ στο Ουισκόνσιν παρουσιάζει διακυμάνσεις παρότι έχει σταθερή ανοδική τάση. Θα ήταν λογικό να αναμένουμε μια θετική τάση στις συνολικές πωλήσεις και ειδικά στη Καλιφόρνια. Στη πραγματικότητα όμως, φαίνεται πως στο Ουισκόνσιν το έτος 2015 υπάρχει μια μείωση του μέσου εισοδήματος νοικοκυριού ενώ οι πωλήσεις συνεχίζουν να αυξάνονται με το μέσο εισόδημα να είναι στα επίπεδα

του 2013. Επίσης το 2014 αυξήθηκε πολύ το μέσο εισόδημα σε σχέση με το 2013 όμως οι

πωλήσεις δεν παρουσίασαν ανάλογη αύξηση. Συνεπώς ενδέχεται να μην επηρεάζονται τόσο οι πωλήσεις από το εισόδημα, τουλάχιστον για τη πολιτεία Ουισκόνσιν.

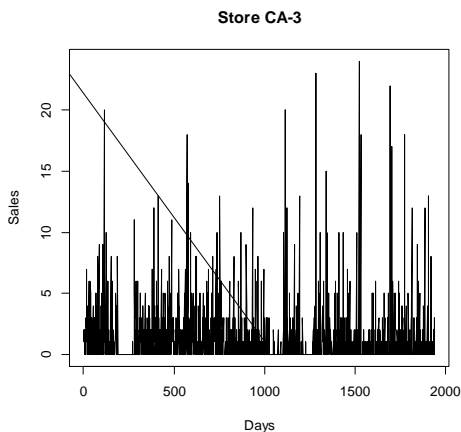
Στον πίνακα μπορούμε να δούμε τα αναλυτικά στοιχεία του μέσου εισοδήματος νοικοκυριού για τα έτη από το 2011 ως το 2016 πού είναι οι χρονολογίες των δεδομένων μας.

Έτος	CA Μέσο Εισόδημα	WI Μέσο Εισόδημα	TX Μέσο Εισόδημα
2011	53,367	52,058	49,047
2012	57,020	53,079	51,926
2013	57,528	55,258	53,027
2014	60,487	58,080	53,875
2015	63,636	55,425	56,473
2016	66,637	59,817	58,146

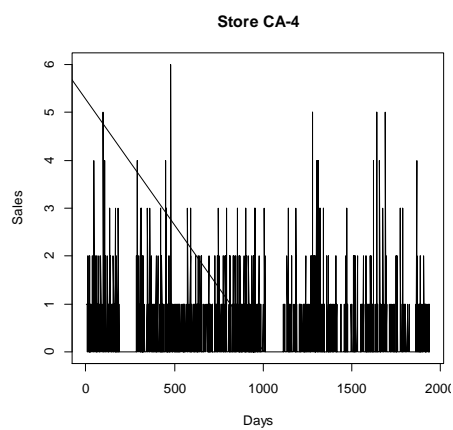
Πίνακας 8: Εισοδηματικά στοιχεία πολιτειών

3.7 Αναλυτική παρουσίαση δεδομένων

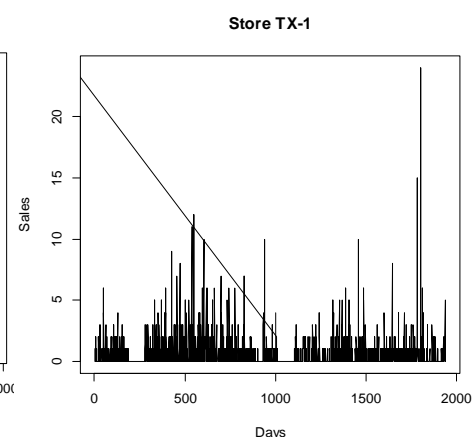
Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, οι πωλήσεις του ίδιου προϊόντος σε κάθε πολιτεία ξεχωριστά πρέπει να έχει διαφορετική συμπεριφορά. Για παράδειγμα παρακάτω μπορούμε να δούμε τα διαγράμματα για το προϊόν FOODS_1_001 για κάθε κατάστημα στη Καλιφόρνια, Τέξας και Ουισκόνσιν καθώς και συνολικά σε κάθε πολιτεία αλλά και συνολικά και στις τρεις πολιτείες. Στη συνέχεια θα εξεταστεί η συμπεριφορά τους.



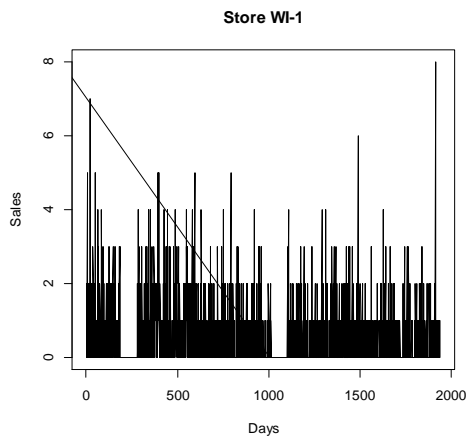
Εικόνα 32: Συνολικές πωλήσεις προϊόντων καταστήματος CA-3



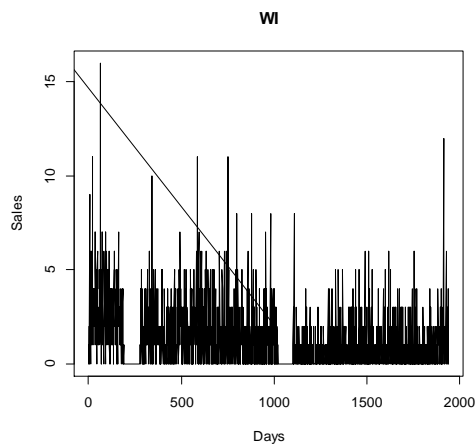
Εικόνα 33: Συνολικές πωλήσεις προϊόντων καταστήματος CA-4



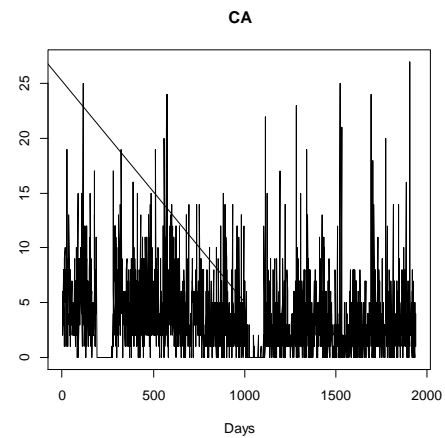
Εικόνα 34: Συνολικές πωλήσεις προϊόντων καταστήματος TX-1



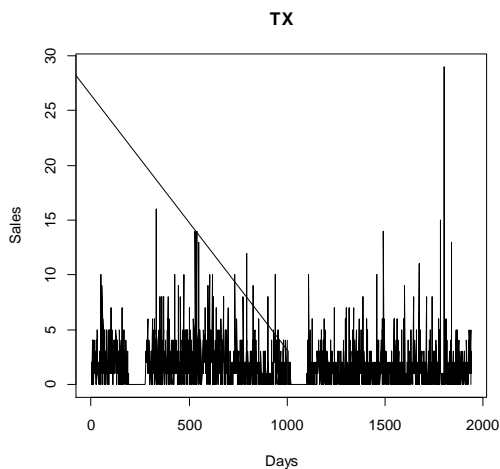
Εικόνα 35: Συνολικές πωλήσεις προϊόντων καταστήματος WI-1



Εικόνα 36: Συνολικές πωλήσεις προϊόντων πολιτείας Ουσκόνσιν



Εικόνα 37: Συνολικές πωλήσεις προϊόντων πολιτείας Καλιφόρνια

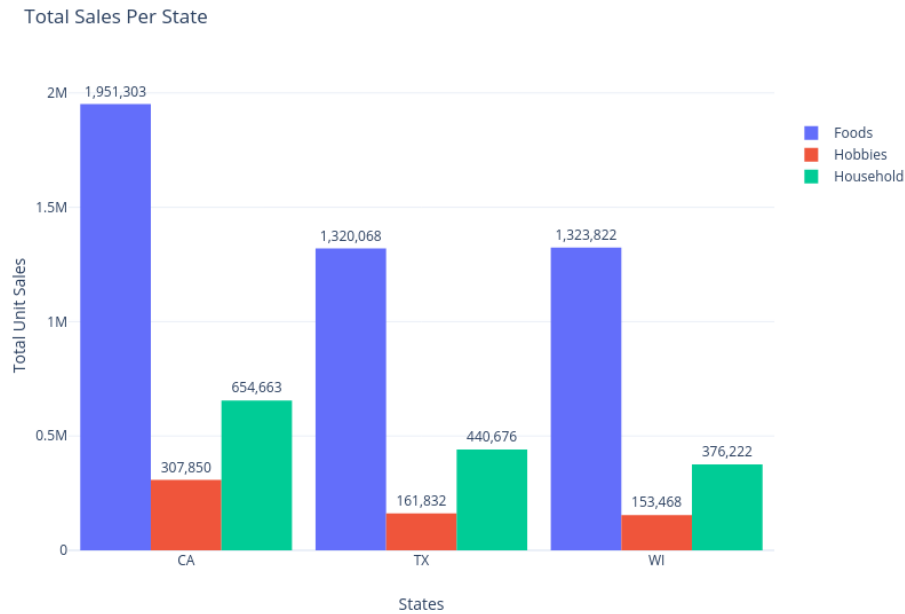


Εικόνα 38: Συνολικές πωλήσεις προϊόντων πολιτείας Τέξας

Τα παραπάνω διαγράμματα παρουσιάζουν με μεγάλη ευστοχία τη δομή των δεδομένων του διαγωνισμού M5. Πιο συγκεκριμένα, παρατηρούμε πως ακόμα και στην ίδια πολιτεία όπως για παράδειγμα τη Καλιφόρνια, τα καταστήματα τρία και τέσσερα έχουν αρκετά διαφορετικές πωλήσεις. Στο κατάστημα τρία παρατηρούνται πολλές πωλήσεις που κυμαίνονται κοντά στις τρεις την ημέρα ενώ παρατηρούνται αρκετές πωλήσεις των 10 και 15 τεμαχίων την ημέρα. Από την άλλη πλευρά, οι πωλήσεις στο κατάστημα τέσσερα έχουν περίπου μία πώληση την ημέρα ενώ δεν παρατηρούνται πάνω από 6 πωλήσεις σε μια μέρα καθ'όλη τη διάρκεια του ιστορικού των δεδομένων. Παρατηρούμε λοιπόν πως υπάρχει έντονη

διαφοροποίηση των πωλήσεων ανα κατάστημα ακόμα και αν βρισκόμαστε στην ίδια πολιτεία. Παρόμοια συμπεράσματα μπορούν να εξαχθούν από τα διαγράμματα των υπολοίπων πολιτειών. Όσον αφορά το σύνολο των πωλήσεων ανα πολιτεία, πράγματι επαληθεύονται όσα αναφέρθηκαν προηγουμένως για τον πληθυσμό. Πιο συγκεκριμένα στη πολιτεία της Καλιφόρνια έχουμε πολύ περισσότερες πωλήσεις από τις άλλες πολιτείες με το Ουισκόνσιν να πραγματοποιεί τις λιγότερες πωλήσεις. Συνεπώς πρέπει να δίνεται μεγαλύτερη βαρύτητα στη Καλιφόρνια και λιγότερη στο Ουισκόνσιν όταν αναλύουμε χρονοσειρές που αφορούν ταυτόχρονα παραπάνω από μια πολιτείες. Αυτό επαληθεύεται από το διάγραμμα των συνολικών πωλήσεων όπου το διάγραμμα φαίνεται να μοιάζει πολύ

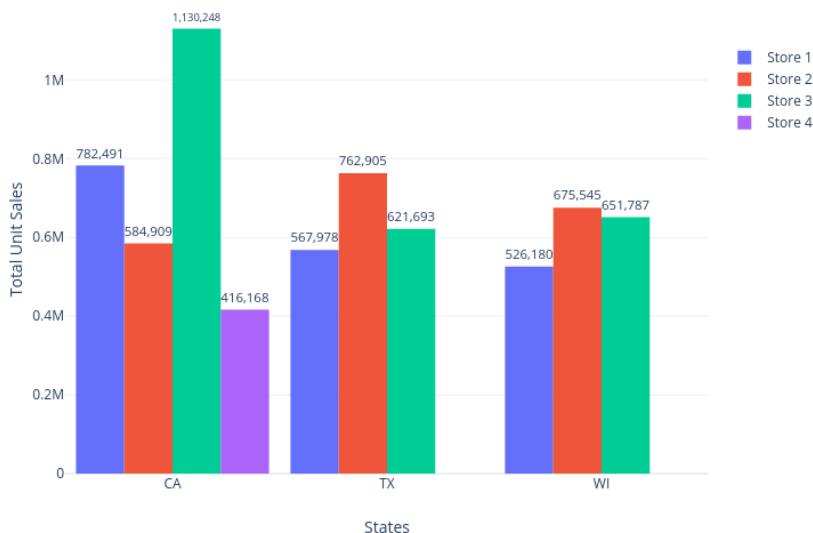
με το διάγραμμα της Καλιφόρνια με επιπρόσθετες πωλήσεις σε κάποια σημεία, ειδικά στην αρχή.



Εικόνα 39: Συνολικές πωλήσεις προϊόντων ανα πολιτεία στα καταστήματα της Walmart.

Όπως είναι αναμενόμενο η κατηγορία των τροφίμων σημείωσε τις υψηλότερες πωλήσεις μεταξύ των τριών πολιτειών. Επίσης φαίνεται πως η Καλιφόρνια είχε τις υψηλότερες πωλήσεις μεταξύ των τριών πολιτειών που δικαιολογείται από τα ποσοστά πληθυσμού αλλά και τη διαθεσιμότητα ενός επιπλέον καταστήματος σε σύγκριση με τις υπόλοιπες πολιτείες. Είναι εντυπωσιακό βέβαια πως το Ουισκόνσιν παρ'ότι έχει μικρότερο πληθυσμό από το Τέξας σημειώνει παρόμοιες πωλήσεις με αυτό. Για μια καλύτερη κατανόηση παρακάτω φαίνονται οι πωλήσεις για κάθε κατάστημα.

Total Sales Per Store in different states



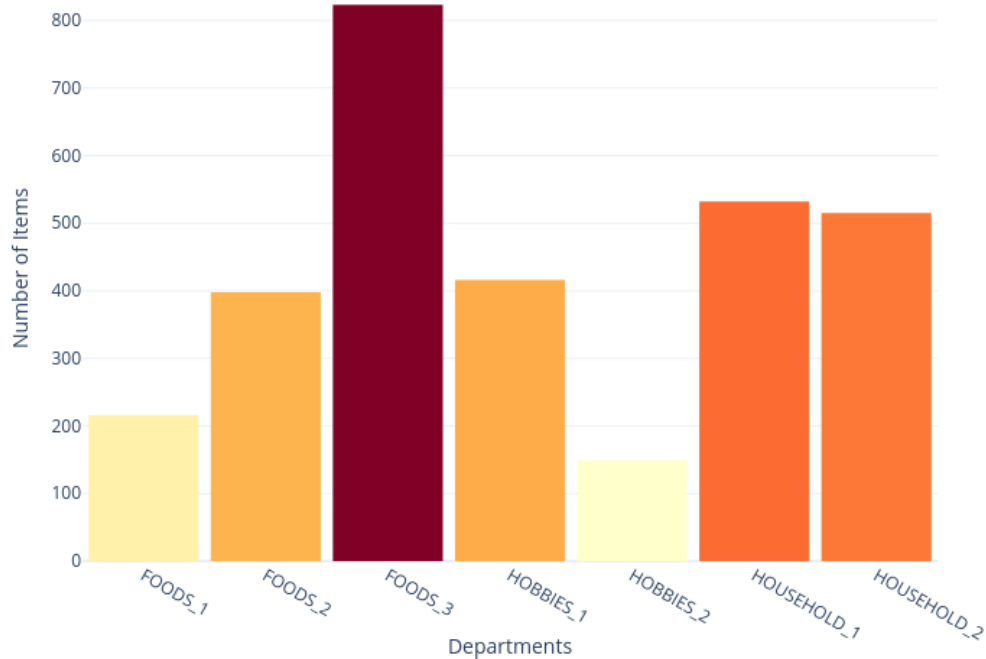
Εικόνα 40: Συνολικές πωλήσεις προϊόντων ανα κατάσταση σε κάθε πολιτεία στα καταστήματα της Walmart.

Οι πωλήσεις για το τρίτο κατάστημα στη

Καλιφόρνια είναι διπλάσιες από τα υπόλοιπα καταστήματα. Μπορεί το κατάστημα αυτό να είναι μεγαλύτερο ή να βρίσκεται σε πολύ καλύτερη τοποθεσία και να εκμεταλλεύεται τον μεγάλο πληθυσμό της Καλιφόρνια. Επίσης η πληθυσμιακή πυκνότητα και το μέσο εισόδημα επηρεάζουν τις πωλήσεις. Από τα παραπάνω φαίνεται πως επηρεάζονται οι πωλήσεις από τις διαφορετικές τοποθεσίες. Στη συνέχεια βλέπουμε τις πωλήσεις για την κάθε υποκατηγορία για να έχουμε μια καλύτερη εικόνα όσον αφορά τα παρακάτω:

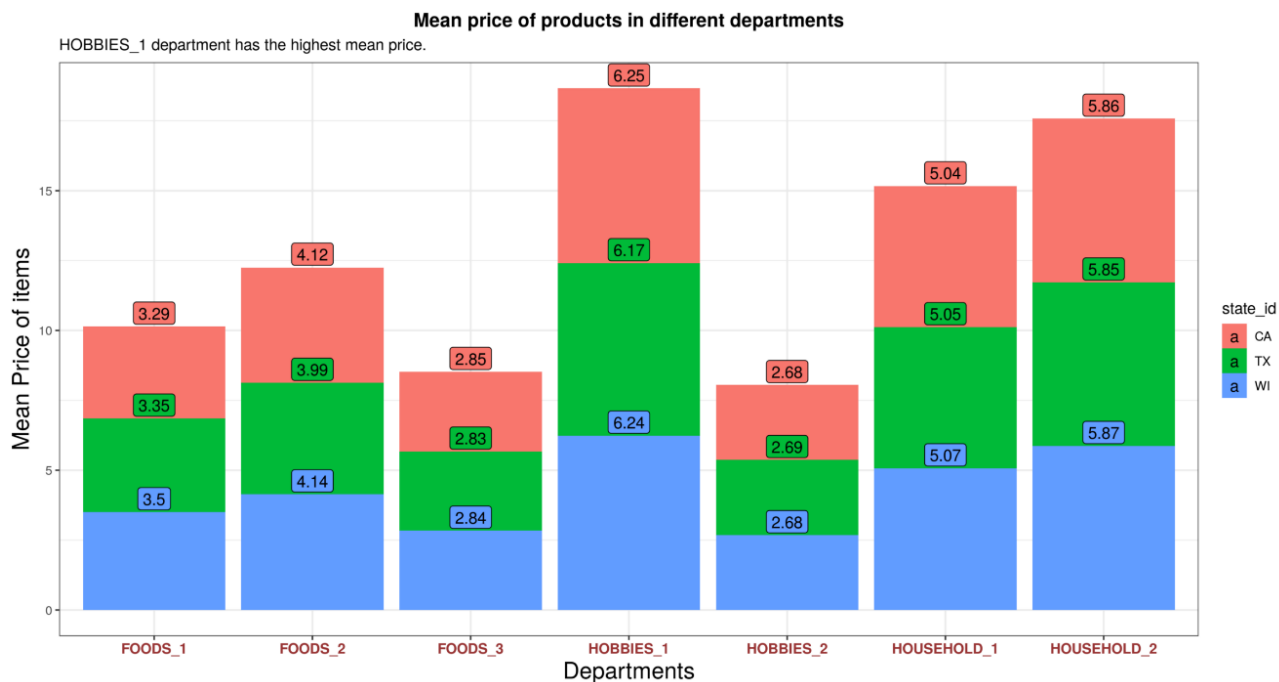
- Πόσες διαφορετικές κατηγορίες υπάρχουν και ποιά κατηγορία παρουσιάζει τις περισσότερες πωλήσεις.
- Ποιά είναι η μέση τιμή όλων των διατιθέμενων προϊόντων σε κάθε πολιτεία.

Total available Products in different departments



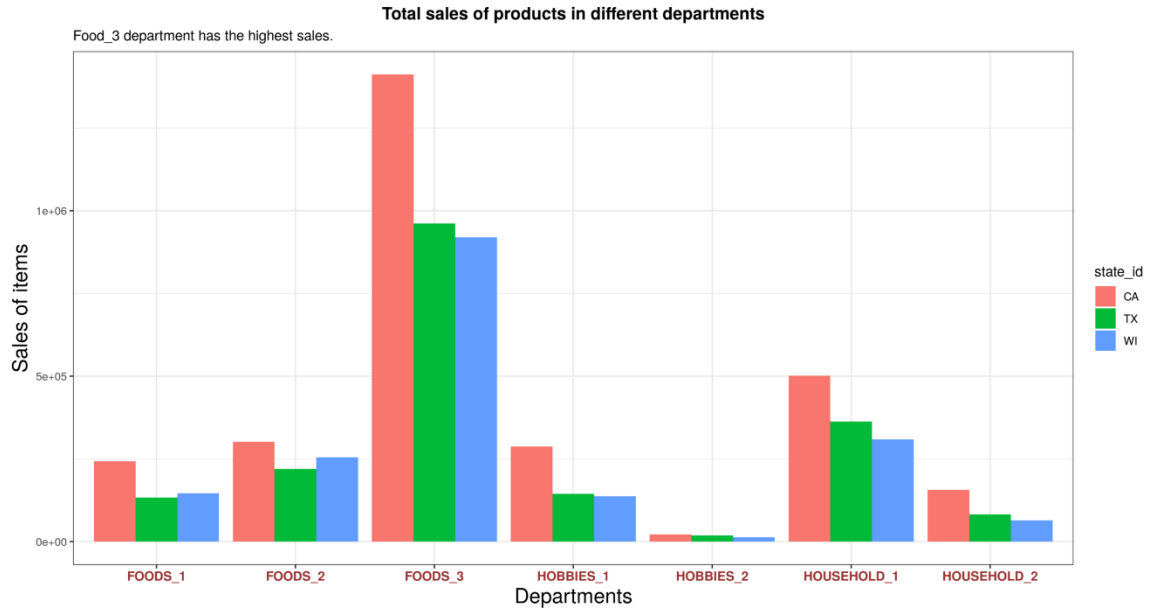
Εικόνα 41: Διαθέσιμοι κωδικοί προϊόντων ανα κατηγορία προϊόντων στα καταστήματα της Walmart.

Ο αριθμός των διαθέσιμων κατηγοριών προϊόντων για τα τρόφιμα είναι τρεις, δηλαδή μια παραπάνω σε σύγκριση με τις υπόλοιπες κατηγορίες που ενδεχομένως δικαιολογεί ένα ποσοστό της διαφοράς μεταξύ των πωλήσεων των τροφίμων και των άλλων κατηγοριών που είχε παρουσιαστεί προηγουμένως. Επίσης η τρίτη κατηγορία των τροφίμων έχει πολύ περισσότερους κωδικούς προϊόντων σε σχέση με τις άλλες κατηγορίες οπότε ίσως περιλαμβάνει τρόφιμα στη κατηγορία των γαλακτοκομικών όπως γάλα, τυρί κλπ. Στο επόμενο διάγραμμα μπορούμε να παρατηρήσουμε τη μέση τιμή των προϊόντων κάθε κατηγορίας σε κάθε πολιτεία σε μια προσπάθεια να καταλάβουμε αν παίζουν κάποιο ρόλο στις πωλήσεις.



Εικόνα 42: Μέση τιμή προϊόντων ανά κατηγορία προϊόντων στα καταστήματα της Walmart.

Φαίνεται πως στη κατηγορία των Hobbies_1 έχουμε τη μεγαλύτερη μέση τιμή ενώ στη τρίτη κατηγορία των τροφίμων έχουμε τη χαμηλότερη μέση τιμή μετά τα Hobbies_2. Παρότι η πολιτεία της Καλιφόρνια έχει μέσο εισόδημα νοικοκυριού υψηλότερο από τις άλλες πολιτείες καθώς και μεγαλύτερο πληθυσμό, η μέση τιμή των προϊόντων είναι σχεδόν ίδια και για τις τρεις πολιτείες που σημαίνει πως τα προϊόντα για τους πολίτες της Καλιφόρνια ενδέχεται να είναι πιο εύκολα διαθέσιμα σχετικά με την οικονομική τους δυνατότητα. Η παρόμοια μέση τιμή μεταξύ των πολιτειών πρέπει να είναι και ο λόγος που οι πωλήσεις μέσω SNAP έχουν τη μεγαλύτερη απήχηση στη πολιτεία Ουισκόνσιν, καθώς οι πολίτες στη συγκεκριμένη πολιτεία έχουν περιορισμένα χρήματα για τις ίδιες τιμές προϊόντων οπότε εκμεταλλεύονται τις ευκαιρίες των εκπτώσεων.



Εικόνα 43: Συνολικές πωλήσεις ανα τμήμα προϊόντος στα καταστήματα της Walmart.

Στο παραπάνω διάγραμμα βλέπουμε τις πωλήσεις σε κάθε κατηγορία ξεχωριστά για κάθε υποκατηγορία των προϊόντων. Οι πωλήσεις για τη κατηγορία τρία των τροφίμων με τη χαμηλότερη μέση τιμή αγοράς παρουσιάζουν τον μεγαλύτερο αριθμό. Επίσης είναι σημαντικό να τονιστεί είναι πως παρότι τα Hobbies_1 έχουν την υψηλότερη μέση τιμή και σχεδόν διπλάσια σε σχέση με τα Hobbies_2, οι πωλήσεις είναι υψηλότερες για τη πρώτη κατηγορία. Επίσης οι πωλήσεις των Household_1 είναι σχετικά υψηλές που υποδεικνύει πως αυτή η κατηγορία προϊόντων ίσως έχει προϊόντα καθημερινής χρήσης όπως σαπούνια και καθαριστικά.

Όπως παρουσιάστηκε από τα παραπάνω η πολιτεία της Καλιφόρνια έχει περισσότερες πωλήσεις από τις υπόλοιπες πολιτείες. Στη συνέχεια ακολουθεί το Τέξας ενώ στη τρίτη θέση έρχεται το Ουισκόνσιν. Είναι εντυπωσιακό πως οι πωλήσεις των τροφίμων στις δύο πρώτες κατηγορίες στο Ουισκόνσιν είναι περισσότερες από το Τέξας παρά τα δημογραφικά στοιχεία που αναφέρθηκαν πριν και ευνοούν το Τέξας.

Κεφάλαιο 4: Αξιολόγηση Μεθόδων Πρόβλεψης σε Επίπεδο SKU

4.1 Προτεινόμενη Μεθοδολογία

Σε αυτό το κεφάλαιο και στο κεφάλαιο πέντε περιγράφεται ο τρόπος με τον οποίο αξιοποιήθηκαν τα δεδομένα που προσέφερε η Walmart στον διαγωνισμό M5 για τη παραγωγή προβλέψεων. Επίσης, στο συγκεκριμένο κεφάλαιο παρουσιάζεται η μέθοδος αξιοποίησης των δεδομένων, η παραγωγή σφαλμάτων, οι μέθοδοι πρόβλεψης που αξιοποιήθηκαν, η διαφορετική ανάλυση των ιεραρχικών επιπέδων καθώς και ο αναλυτικός τρόπος πρόβλεψης.

4.2 Γλώσσα Προγραμματισμού R

Όλα τα παραπάνω αναλύθηκαν και τα αποτελέσματα που παρήχθησαν και παρουσιάζονται στη συνέχεια προέκυψαν από την αξιοποίηση της γλώσσας προγραμματισμού R για τη συγγραφή του προγραμματιστικού κώδικα και τη παραγωγή προβλέψεων αλλά και των απαραίτητων διαγραμμάτων.



Η R είναι μια γλώσσα προγραμματισμού ανοιχτού κώδικα και περιβάλλον που παρέχει στον χρήστη τη δυνατότητα να κάνει υπολογιστική στατιστική και γραφήματα. Έχει πολλές ομοιότητες με το περιβάλλον της S, η οποία δημιουργήθηκε στα Εργαστήρια Bell από τον John Chambers. Παρέχει τα απαραίτητα εργαλεία προκειμένου να υλοποιηθεί μια στατιστική ανάλυση και χρησιμοποιείται πολύ από ερευνητές που ασχολούνται με στατιστικά δεδομένα, έρευνες, οικονομικά αλλά και προβλέψεις. Λόγω του ότι η R έχει πάνω από 15000 πακέτα, χρησιμοποιείται εύκολα σε πολλούς επιστημονικούς τομείς όπως τους παραπάνω αλλά και από εταιρείες όπως Google, LinkedIn, Facebook που πραγματοποιούν ανάλυση δεδομένων. Η R υποστηρίζεται από μια αυξανόμενη κοινότητα 2.5 εκατομμυρίων χρηστών και χιλιάδες προγραμματιστές παγκοσμίως. Παρέχει πολλά πακέτα έτοιμου κώδικα ειδικά σχεδιασμένα για την υποστήριξη των προβλέψεων, μερικά από τα οποία χρησιμοποιήθηκαν στη συγκεκριμένη διπλωματική όπως τα forecast, zoo, fpp2, RSNNS και άλλα. Για τη συγγραφή του κώδικα χρησιμοποιήθηκε το Rstudio ένα δωρεάν εργαλείο ανοιχτού κώδικα που βοηθάει στην ευκολότερη χρήση της R αλλά και τη καλύτερη αποικόνιση των αποτελεσμάτων και την αξιοποίηση των δεδομένων.

4.3 Επεξεργασία Δεδομένων

Όσον αφορά την επεξεργασία των δεδομένων, αρχικά αξιοποιούμε το trainset το οποίο περιλαμβάνει 30,490 χρονοσειρές οι οποίες είναι όλες οι χρονοσειρές στο χαμηλότερο επίπεδο, το επίπεδο 12. Αυτές οι χρονοσειρές έχουν πολύ έντονο το χαρακτηριστικό της

διακοπτόμενης ζήτησης ενώ η εποχικότητα και η τάση δεν είναι ιδιαίτερα εμφανή. Το επίπεδο αυτό πρόκειται για τις πωλήσεις όλων των κωδικών που είναι ή γίνονται στη συνέχεια διαθέσιμα προς πώληση από την Walmart για τα έτη 2011 έως 2016.

Η κάθε γραμμή του trainset αποτελείται από τα ακόλουθα χαρακτηριστικά:

- Item_id : το αναγνωριστικό του προϊόντος, π.χ. Hobbies_1_001
- Dept_id : το τμήμα ή η υποκατηγορία του προϊόντος π.χ. Hobbies_1
- Cat_id : η κατηγορία του προϊόντος Food, Hobbies, Household
- Store_id: το αναγνωριστικό του καταστήματος που είναι διαθέσιμο το κάθε προϊόν, δηλαδή θα υπάρχει μια χρονοσειρά για το ίδιο προϊόν στο κάθε κατάστημα που είναι διαθέσιμο, αρα αν είναι διαθέσιμο σε όλα τα καταστήματα θα έχουμε 7 χρονοσειρές για το ίδιο προϊόν.
- State_id : η πολιτεία στην οποία γίνονται οι πωλήσεις του προϊόντος της συγκεκριμένης χρονοσειράς
- d_1 ... d_1941 : οι ημέρες πωλήσεων των προϊόντων με τον αριθμό των πωλήσεων ανα ημέρα.

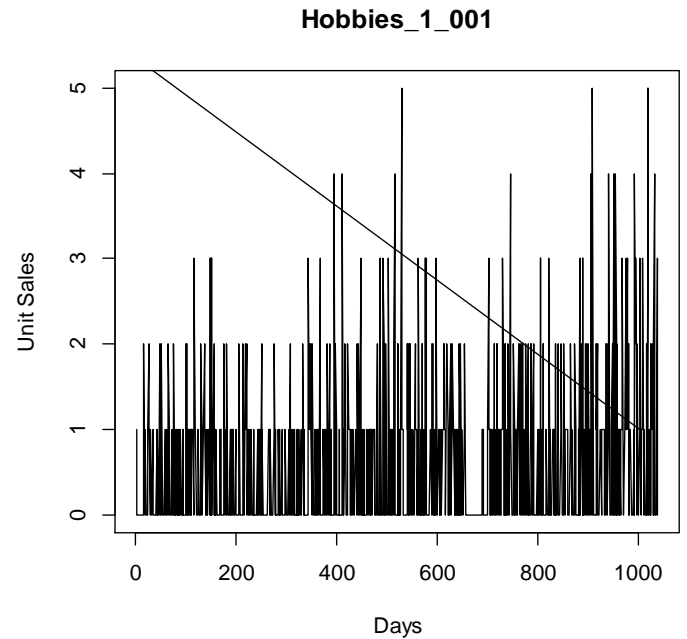
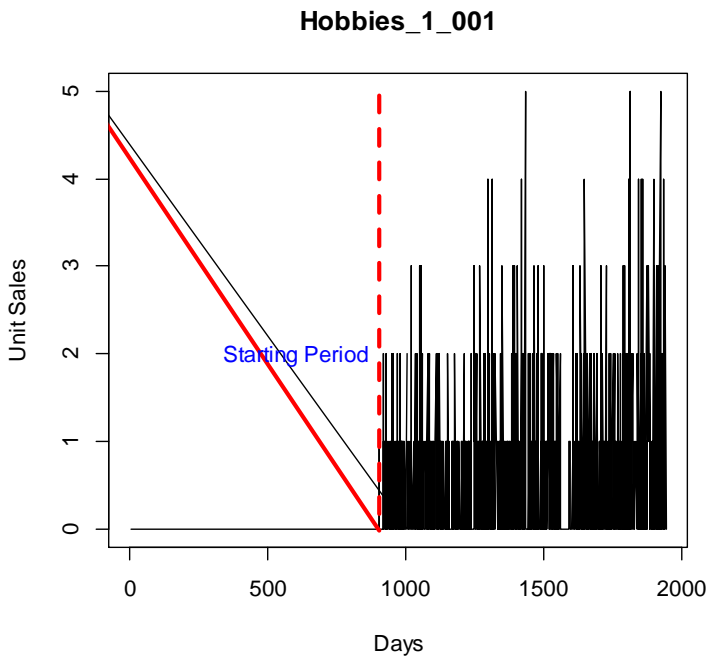
Στη παρακάτω εικόνα φαίνεται μια απεικόνιση του trainset:

↑	item_id	dept_id	cat_id	store_id	state_id	d_1	d_2	d_3	d_4	d_5	d_6	d_7	d_8	d_9	d_10	d_11	d_12	d	
1	HOBBIES_1_001	HOBBIES_1	HOBBIES	CA_1	CA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	HOBBIES_1_002	HOBBIES_1	HOBBIES	CA_1	CA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	HOBBIES_1_003	HOBBIES_1	HOBBIES	CA_1	CA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	HOBBIES_1_004	HOBBIES_1	HOBBIES	CA_1	CA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	HOBBIES_1_005	HOBBIES_1	HOBBIES	CA_1	CA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	HOBBIES_1_006	HOBBIES_1	HOBBIES	CA_1	CA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	HOBBIES_1_007	HOBBIES_1	HOBBIES	CA_1	CA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	HOBBIES_1_008	HOBBIES_1	HOBBIES	CA_1	CA	12	15	0	0	0	4	6	5	7	0	13	2		
9	HOBBIES_1_009	HOBBIES_1	HOBBIES	CA_1	CA	2	0	7	3	0	2	3	9	0	0	4	3		
10	HOBBIES_1_010	HOBBIES_1	HOBBIES	CA_1	CA	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0		

Πίνακας 9: Μορφολογική δομή trainset

Στη συγκεκριμένη περίπτωση μας ενδιαφέρουν οι προβλέψεις των προϊόντων αγνοώντας το κάθε προϊόν ξεχωριστά αλλά επικεντρώνοντας καθαρά στα ιστορικά δεδομένα αυτών. Συνεπώς, απορρίπτουμε τα δεδομένα της κάθε γραμμής από την 6^η στήλη ως το τέλος των στηλών της γραμμής, όπου η 6^η στήλη πρόκειται για την πρώτη ημέρα, οπότε συγκρατούμε το σύνολο των δεδομένων πωλήσεων αγνοώντας τις λεπτομέρειες τοποθεσίας και αναγνωριστικών. Στη συνέχεια με την ιδιότητα της data.frame μετατρέπουμε τα δεδομένα αυτά σε dataframe για την ευκολότερη διαχείρισή τους. Έπειτα κρατάμε τις ημέρες που υπάρχουν διαθέσιμες πωλήσεις και βρίσκοντας την πρώτη από αυτές τις ημέρες φιλτράρουμε την αντίστοιχη χρονοσειρά ώστε να κρατήσουμε τα δεδομένα πωλήσεων από τη πρώτη πώληση και μετά. Δηλαδή αγνοούμε όλες τις μηδενικές πωλήσεις μέχρι την πρώτη πώληση. Μετά ελέγχουμε αν η αντίστοιχη χρονοσειρά παρέχει δεδομένα πωλήσεων για χρονική διάρκεια μεγαλύτερη ή ίση των τεσσάρων ετών. Στη περίπτωση που δεν επαρκούν τα δεδομένα τότε αποφεύγουμε την ανάλυση της αντίστοιχης χρονοσειράς καθώς δεν θα παρέχει ικανοποιητικά αποτελέσματα αφού τα μοντέλα πρόβλεψης δεν θα έχουν αρκετά δεδομένα για τη φάση της εκπαίδευσής τους. Προφανώς υπάρχουν κάποια απλά μοντέλα πρόβλεψης όπως η μέθοδος Naïve και η μέθοδος του κινητού μέσου όρου,

όμως χρειάζονται περισσότερα δεδομένα για άλλες μεθόδους γιατί αλλιώς δεν θα μπορέσουμε να πραγματοποιήσουμε μια καλή σύγκριση μεταξύ των μεθόδων. Στα παρακάτω διαγράμματα φαίνεται η περικοπή των δεδομένων αυτών:



Εικόνα 45: Πωλήσεις προϊόντος που διατέθηκε με καθυστέρηση στην αγορά

Εικόνα 44: Χρήσιμες πωλήσεις νέου προϊόντος

Αφού επιλεγθούν οι κατάλληλες χρονοσειρές και αποσπαστεί το χρήσιμο κομμάτι των πωλήσεων, στη συνέχεια επεξεργαζόμαστε το αρχείο calendar όπου περιλαμβάνει χρήσιμες πληροφορίες για τα ειδικά γεγονότα και αποθηκεύονται αυτά τα γεγονότα ξεχωριστά. Έπειτα όλες οι χρονοσειρές προστίθενται σε μια λίστα και δημιουργούνται όλες οι απαραίτητες λίστες για την ενημέρωση των σφαλμάτων και της ακρίβειας πρόβλεψης της κάθε χρονοσειράς.

4.4 Εκτίμηση Ακρίβεια Προβλέψεων

Όσον αφορά την ακρίβεια των προβλέψεων, ως δείκτης της απόδοσης επιλέχθηκε ο δείκτης RMSSE που έχει περιγραφεί παραπάνω. Επιλέχθηκε καθώς σύμφωνα με τη βιβλιογραφία, οι δείκτες ακρίβειας που βασίζονται στη κανονικοποίηση πιθανώς εμφανίζουν τις πιο επιθυμητές στατιστικές ιδιότητες. Για αυτόν τον λόγο και γιατί ο δείκτης αυτός ήταν η επιλογή αξιολόγησης των σημειακών προβλέψεων του διαγωνισμού M5, επιλέχθηκε και στην αξιολόγηση των μοντέλων πρόβλεψης της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Κάποια από τα βασικά πλεονεκτήματα του δείκτη αυτού είναι πως δεν επηρεάζεται από τη κλίμακα των δεδομένων, έχει προβλέψιμη συμπεριφορά, δηλαδή

απειρίζεται μόνο όταν όλα τα σφάλματα της μεθόδου Naïve είναι μηδενικά, έχει καθορισμένο μέσο όρο και πεπερασμένη διακύμανση και είναι συμμετρικός ως προς τα θετικά και αρνητικά σφάλματα. Επιπλέον όπως έχει ήδη αναφερθεί είναι αρκετά χρήσιμος για την αξιολόγηση προβλέψεων πάνω σε δεδομένα με πολύ έντονο το χαρακτηριστικό της διακοπτόμενης ζήτησης.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{h} \frac{\sum_{t=n+1}^{n+h} (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{\frac{1}{n-1} \sum_{t=2}^n (Y_t - Y_{t-1})^2}}$$

Όσον αφορά τις προβλέψεις, αναλύουμε κάθε χρονοσειρά ξεχωριστά, πραγματοποιούμε τις προβλέψεις με τον τρόπο που περιγράφονται στη συνέχεια και μετά αφού υπολογιστεί το σφάλμα της κάθε χρονοσειράς αποθηκεύεται σε μια λίστα όπου έπειτα προστίθενται τα σφάλματα για όλες τις υπόλοιπες χρονοσειρές. Αρχικά ορίζουμε την αρχή της κάθε αποκομμένης χρονοσειράς ως δύο έτη πριν από τη λήξη της αντίστοιχης χρονοσειράς που συμπίπτει με το τέλος των ιστορικών δεδομένων που έχουμε διαθέσιμα δηλαδή τις 22-05-2016. Στη συνέχεια προβλέπουμε με τη χρήση rolling origin και ορίζοντα πρόβλεψης τεσσάρων εβδομάδων δηλαδή 28 ημερών.

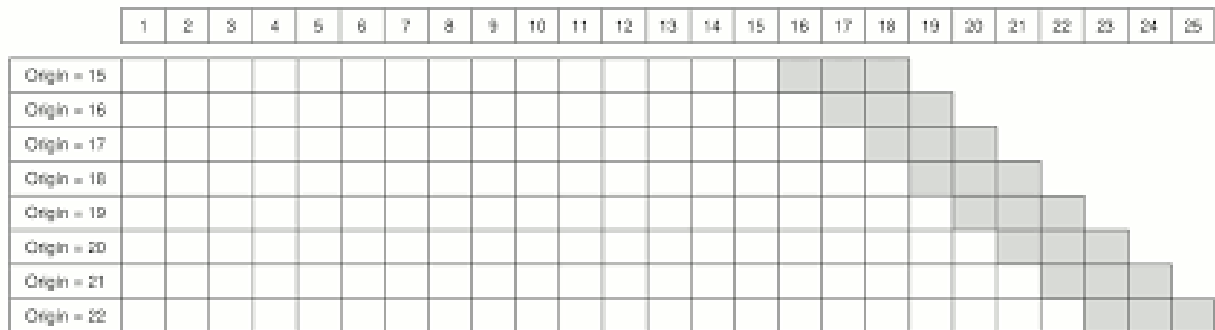
4.5 Μέθοδος αξιολόγησης κυλιόμενου παραθύρου

Όταν υπάρχει η ανάγκη να επιλεγεί η πιο ακριβής μέθοδος πρόβλεψης ή μοντέλο για τα δεδομένα, συνήθως διαχωρίζουμε το διαθέσιμο σύνολο δεδομένων σε δύο τμήματα, το in-sample ή training set και το holdout sample ή test set. Το μοντέλο στη συνέχεια διαμορφώνεται στο in-sample που είναι τα αρχικά μας δεδομένα μέχρι το σημείο των δύο ετών πριν τη λήξη τους και στη συνέχεια εκτιμάται η απόδοσή του στο holdout sample. Στη περίπτωση που αυτή η διαδικασία πραγματοποιείται μόνο μια φορά τότε αυτό αποκαλείται εκτίμηση “fixed origin”. Όμως μερικές φορές οι ασυνέχειες και η περιέργη συμπεριφορά μιας χρονοσειράς ενδέχεται στη παραπάνω λύση να προσφέρει τη δυνατότητα σε χειρότερα μοντέλα να παρουσιάζουν καλύτερα αποτελέσματα. Για να επιλυθεί αυτό το πρόβλημα συνήθως χρησιμοποιείται κάτι που αποκαλείται “Rolling Origin” που είναι η μέθοδος που αξιοποιείται στη παρούσα εργασία. Η τεχνική του “Rolling Origin” είναι η εκτίμηση βάση της οποίας η αρχή της πρόβλεψης ενημερώνεται διαδοχικά και οι προβλέψεις παράγονται από κάθε ορίζοντα (Tashman 2000). Αυτή η τεχνική επιτρέπει να ληφθούν πολλαπλά σφάλματα για τη κάθε χρονοσειρά που προσφέρει μια καλύτερη κατανόηση του τρόπου λειτουργίας του μοντέλου πρόβλεψης. Υπάρχουν διάφορες τεχνικές για την εφαρμογή της τεχνικής αυτής.

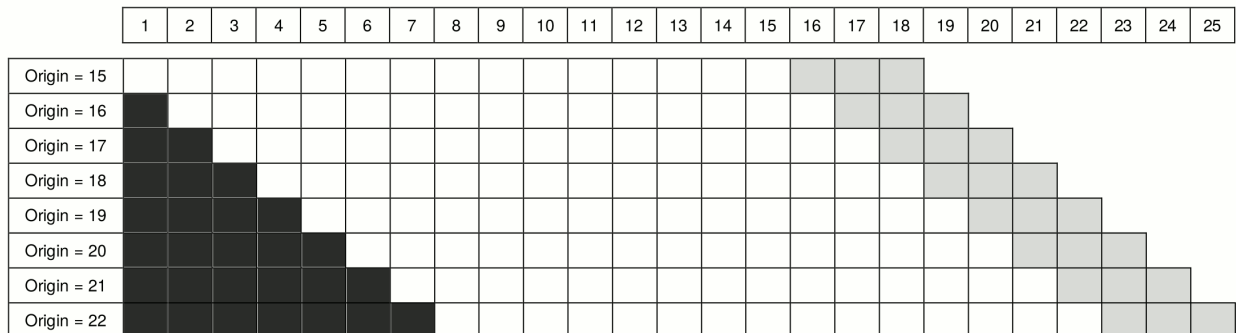
Παρακάτω φαίνεται ένα παράδειγμα που παρουσιάζεται η τεχνική που αξιοποιείται στην εργασία αυτή. Στο διάγραμμα φαίνονται με άσπρο χρώμα τα δεδομένα in-sample ενώ τα γκριζα δεδομένα αναφέρονται στον ορίζοντα πρόβλεψης τριών βημάτων. Η συγκεκριμένη χρονοσειρά έχει 25 παρατηρήσεις στη συγκεκριμένη εικόνα και οι προβλέψεις πραγματοποιούνται από 8 ορίζοντες, ξεκινώντας από τον ορίζοντα 15. Το μοντέλο επανεκτιμάται σε κάθε επανάληψη και οι προβλέψεις παράγονται πάλι. Στη συνέχεια η νέα αυτή πρόβλεψη προστίθεται στο τέλος της σειράς και η διαδικασία προχωράει. Η

διαδικασία αυτή τερματίζεται όταν δεν υπάρχουν άλλα διαθέσιμα δεδομένα για να προστεθούν. Αυτή η τεχνική πρόκειται για “rolling origin” με σταθερό holdout δείγμα μεγέθους. Το αποτέλεσμα θα είναι 8 προβλέψεις που μπορούν να εκτιμηθούν για να επιλεγεί η καταλληλότερη μέθοδος πρόβλεψης.

Εναλλακτικές τεχνικές θα μπορούσαν να είναι η επιλογή μη σταθερού μεγέθους δείγματος του holdout που συνήθως αξιοποιείται για μικρά δείγματα που δεν έχουμε αρκετά δεδομένα. Τέλος υπάρχει και η τεχνική όπου το μέγεθος των δεδομένων που αξιοποιούνται για πρόβλεψη (in-sample) μπορεί να είναι σταθερό και να μην αυξάνεται καθώς προστίθενται νέα δεδομένα. Στη περίπτωση αυτή που φαίνεται στο δεύτερο διάγραμμα τα μαύρα κελιά είναι δεδομένα που δε χρησιμοποιούνται στις αντίστοιχες προβλέψεις καθώς έχουν προστεθεί τα νέα δεδομένα που έγιναν διαθέσιμα μετά τις προηγούμενες προβλέψεις.



Εικόνα 47: Rolling Origin με σταθερό in-sample



Εικόνα 46: Rolling Origin με μεταβλητό in-sample

Στο πρώτο κομμάτι της πειραματικής ανάλυσης τα αποτελέσματα της οποίας παρουσιάζονται στο παρόν κεφάλαιο αναλύονται οι χρονοσειρές του ανώτερου πιο αναλυτικού επιπέδου των διαθέσιμων δεδομένων. Ως εποχικότητα ορίζεται η εβδομαδιαία, δηλαδή συχνότητα 7 ημερών ώστε να αξιοποιηθούν κυρίως όσα αναλύθηκαν στην αρχή του κεφαλαίου, όπου υπάρχει πολύ έντονη εποχικότητα με τις Δευτέρες και Παρασκευές να έχουν σημαντική αύξηση πωλήσεων σε σχέση με τις υπόλοιπες καθημερινές ενώ τα ΣαββατοΚύριακα έχουμε ακόμα μεγαλύτερη αύξηση.

4.6 Μέθοδοι Πρόβλεψης

Στο πρώτο πειραματικό μέρος εξετάστηκαν οι παρακάτω μέθοδοι προβλέψεων:

- MA
- Naive
- Seasonal Exponential Smoothing
- sNaive
- Thetaf
- TSB

Θα μπορούσαν να είχαν αξιοποιηθεί πολλές περισσότερες μέθοδοι ανάμεσα στις οποίες στατιστικές μέθοδοι που είναι καλές με χαρακτηριστικά διακοπτόμενης ζήτησης. Όμως λόγω των προγραμματιστικών πόρων και τον χρόνο που απαιτείται για τις προβλέψεις όλων αυτών τον χρονοσειρών επιλέχθηκαν οι παραπάνω που πρόκειται για μεθόδους με αρκετά διαφορετικά χαρακτηριστικά και είναι μερικές από τις πιο γνωστές και χρησιμοποιούμενες στατιστικές μεθόδους. Άλλωστε ο βασικός σκοπός της ανάλυσης αυτής ήταν να εντοπίσουμε και να αξιολογήσουμε τις μεθόδους προβλέψεων καθώς και να τις συγκρίνουμε για να εντοπίσουμε αν μια μέθοδος είναι συστηματικά καλύτερη από τις άλλες ή αν επιβάλλεται η επιλογή διαφορετικών μοντέλων πρόβλεψης για διαφορετικές χρονικές στιγμές (π.χ. Χριστούγεννα, Άνοιξη κλπ).

Για κάθε μέθοδο πρόβλεψης παράγεται και το διάγραμμα της αυτοσυσχέτισης που μπορεί να μας βοηθήσει να καταλάβουμε αν τα σφάλματα συσχετίζονται με διαδοχικά σφάλματα των προηγούμενων χρονικών περιόδων. Η αυτοσυσχέτιση μπορεί να θεωρηθεί ως ειδική περίπτωση της συσχέτισης δύο μεταβλητών, αλλά αναφέρεται στη συσχέτιση δύο διαδοχικών τιμών της ίδιας μεταβλητής.

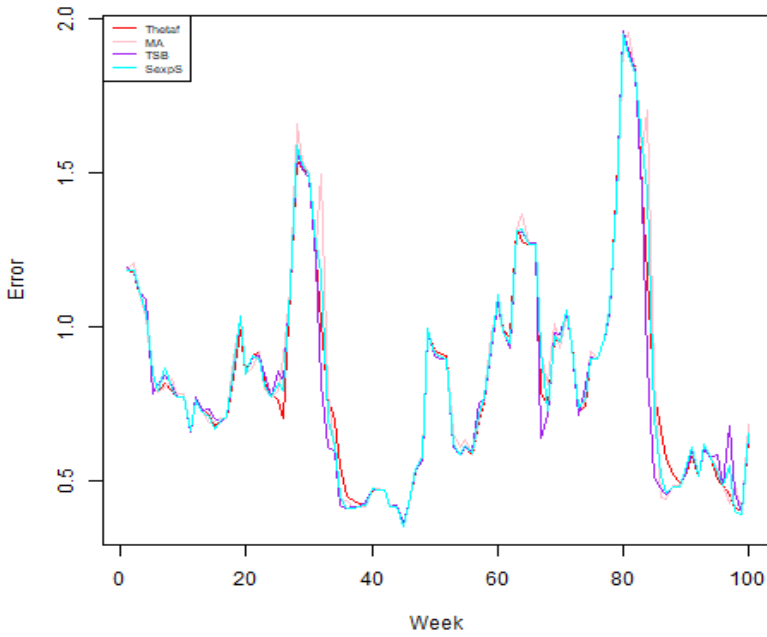
4.7 Παρουσίαση Αποτελεσμάτων

Στο πρώτο πειραματικό μέρος, οι χρονοσειρές που πληρούσαν τα κριτήρια και αξιοποιήθηκαν για τις προβλέψεις ήταν 19506 από τις 30490, δηλαδή περίπου το 64%. Είναι σημαντικό να παρατηρήσουμε πως τα σφάλματα τυχαίων χρονοσειρών μπορούν να διαφέρουν πολύ όπως φαίνεται στα παρακάτω:

Να σημειωθεί πως στα παρακάτω διαγράμματα και σε όλα που θα ακολουθήσουν οι μέθοδοι πρόβλεψης φαίνονται με τα ακόλουθα χρώματα:

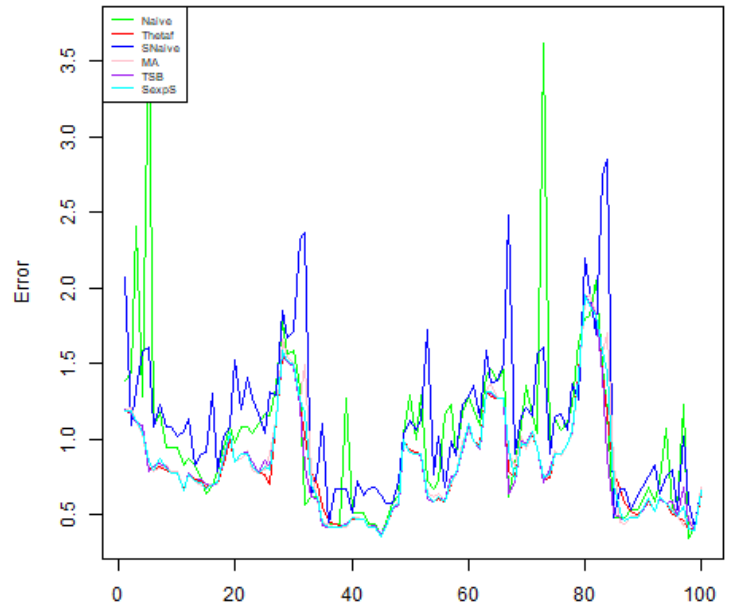
- Naïve : Πράσινο
- Theta: Κόκκινο
- sNaive: Μπλε
- MA: Ποζ
- TSB: Μωβ
- SexpS: Κυανό

Series 1 Error Overview



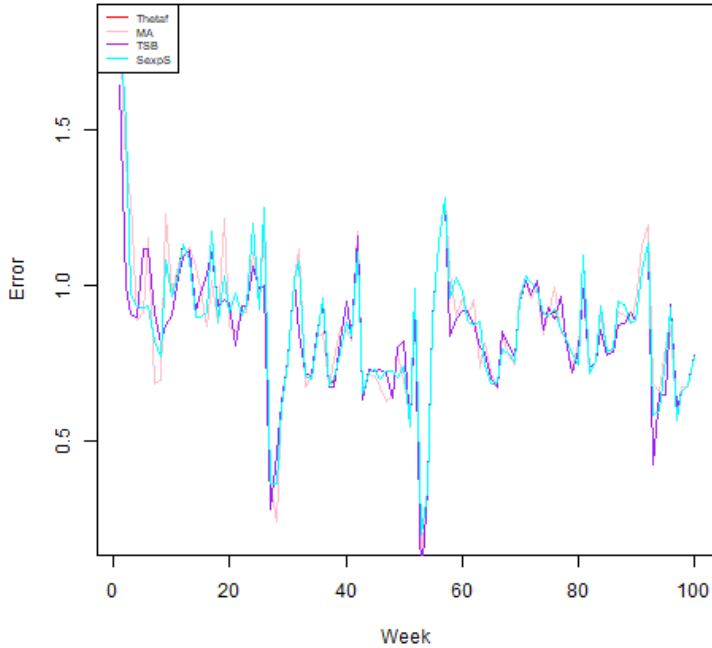
Εικόνα 49: Σφάλματα προβλέψεων πωλήσεων προϊόντος 1

Series 1 Error Overview



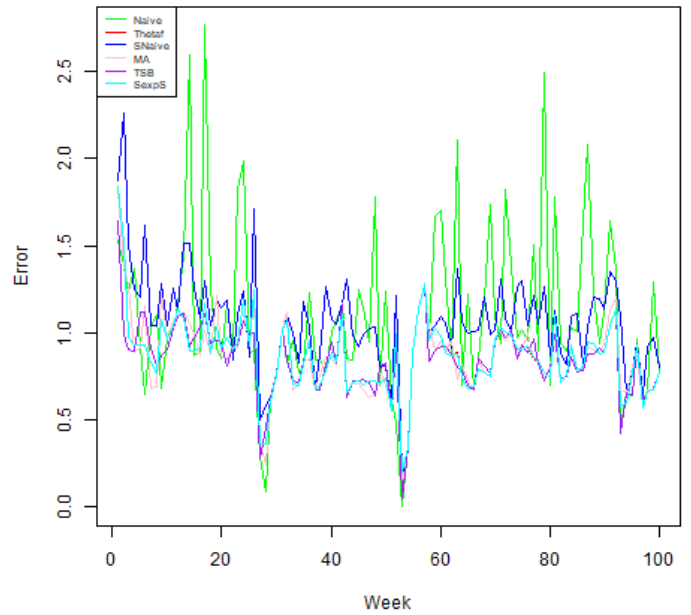
Εικόνα 50: Συνολικά σφάλματα προβλέψεων πωλήσεων προϊόντος 1

Series 2465 Error Overview



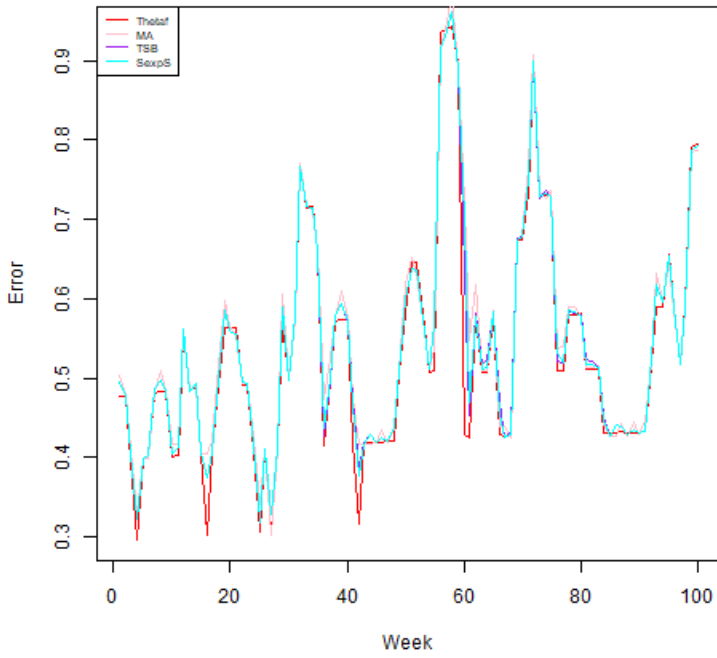
Εικόνα 48: Σφάλματα προβλέψεων πωλήσεων προϊόντος 2465

Series 2465 Error Overview



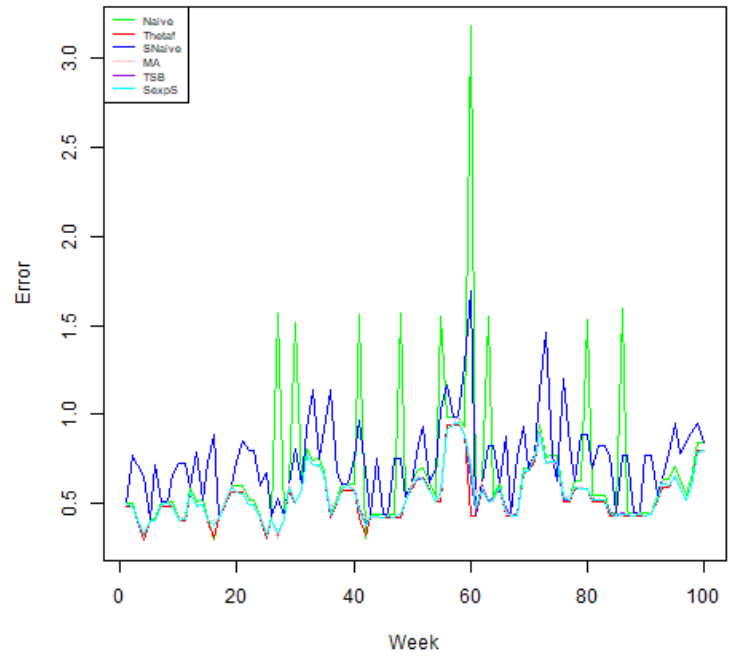
Εικόνα 51: Συνολικά σφάλματα προβλέψεων πωλήσεων προϊόντος 2465

Series 18542 Error Overview



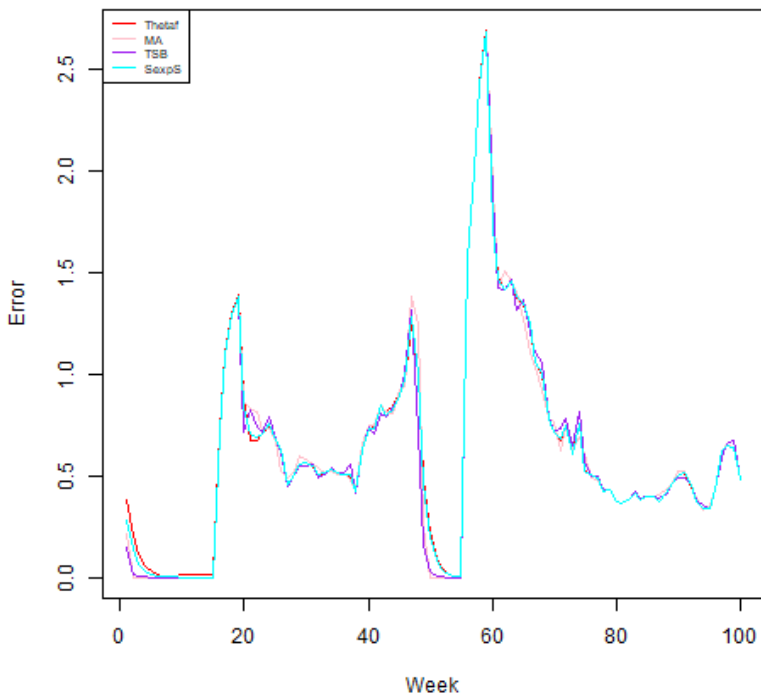
Εικόνα 53: Σφάλματα προβλέψεων πωλήσεων προϊόντος 18542

Series 18542 Error Overview



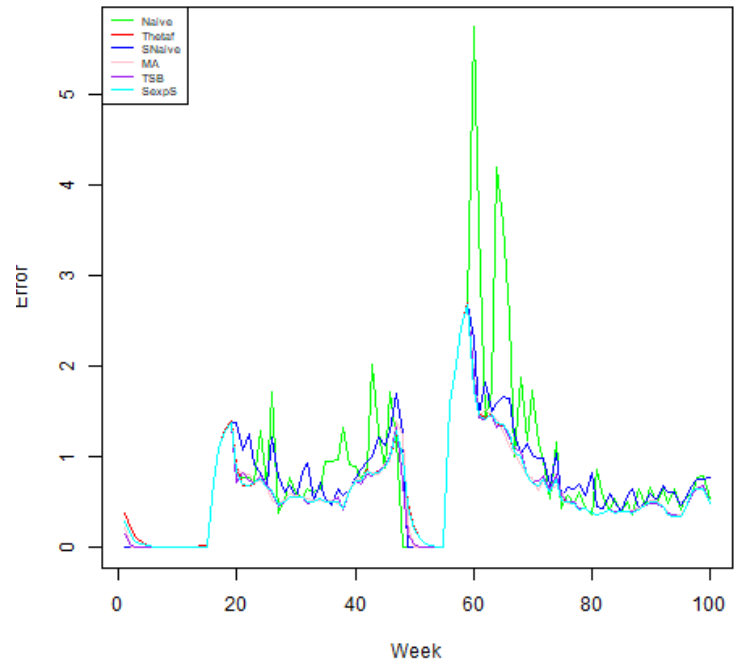
Εικόνα 52: Συνολικά σφάλματα προβλέψεων πωλήσεων προϊόντος 18542

Series 9357 Error Overview



Εικόνα 55: Σφάλματα προβλέψεων πωλήσεων προϊόντος 9357

Series 9357 Error Overview

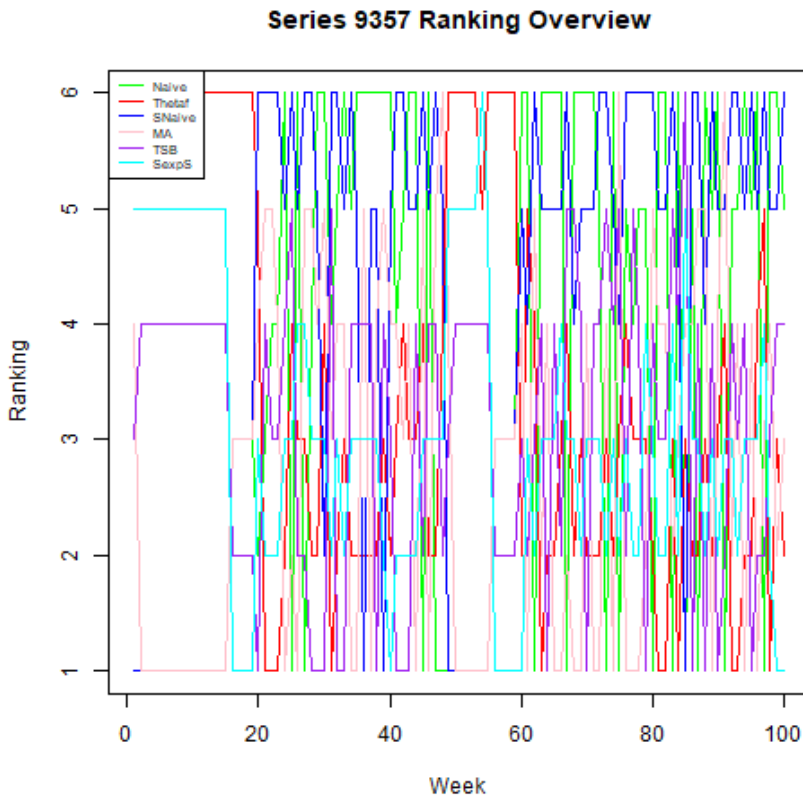


Εικόνα 54: Συνολικά σφάλματα προβλέψεων πωλήσεων προϊόντος 9357

Στα παραπάνω διαγράμματα από δεξιά φαίνονται τα διαγράμματα των συνολικών σφαλμάτων για όλες τις χρονοσειρές. Όμως επειδή τα σφάλματα των δύο Naïve μεθόδων, της απλής και της Naïve με εποχικότητα, παρουσιάζονται στα αριστερά τα διαγράμματα χωρίς τις μεθόδους αυτές. Είναι σημαντικό να δούμε πως με εξαίρεση τα τελευταία διαγράμματα της χρονοσειράς 18542, τα μοτίβα των σφαλμάτων είναι παρόμοια για όλες τις μεθόδους προβλέψεων που υποδεικνύει πως επηρεάζονται με τον ίδιο τρόπο από τα χαρακτηριστικά των χρονοσειρών. Αξιοσημείωτη είναι η συμπεριφορά στη χρονοσειρά 9357 όπου κατά τη περίοδο των χριστουγέννων παρουσιάζεται πολύ μεγάλη αύξηση του σφάλματος από το 0 στη τιμή κοντά στο 1.5 ενώ στη συνέχεια παραμένει υψηλό μέχρι την εβδομάδα 50 όπου μηδενίζεται και αυξάνεται πάλι κοντά στην εβδομάδα 58. Την εβδομάδα 50 που παρατηρείται πολύ μεγάλη μείωση είναι οι αγώνες NBA οπότε ενδέχεται το προϊόν αυτό να συνδέεται άμεσα με τους αγώνες. Την εβδομάδα 58 που αυξάνεται δεν φαίνεται να υπάρχει κάποιο ειδικό γεγονός που να δικαιολογεί τη συμπεριφορά οπότε είναι πολύ πιθανή η συσχέτιση με τους αγώνες NBA.

πολύ πιθανή η συσχέτιση με τους αγώνες NBA.

Από τα παραπάνω διαγράμματα είναι δύσκολο να εντοπίσουμε ποια μέθοδο πρόβλεψης παρουσιάζει τη καλύτερη συμπεριφορά οπότε στη συνέχεια ακολουθεί ένα διάγραμμα κατάταξης για τις παραπάνω χρονοσειρές



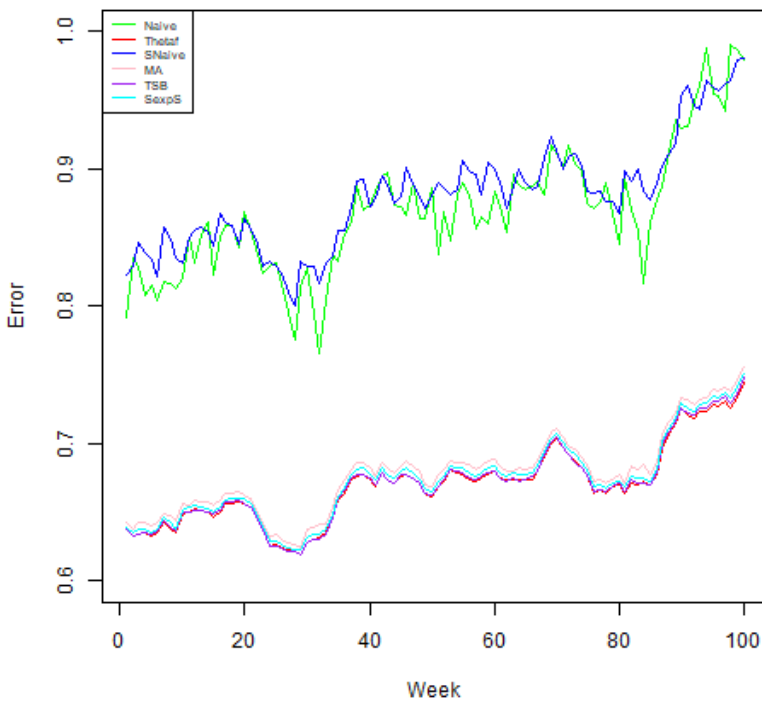
Εικόνα 56: Κατάταξη μεθόδων χρονοσειράς 9357 βάσει ακρίβειας πρόβλεψης.

Στον άξονα των X φαίνονται οι εβδομάδες για τις οποίες προβλέπουμε. Η πρώτη εβδομάδα της πρόβλεψης είναι δύο έτη πριν τη λήξη των δεδομένων και η πρόβλεψη που προκύπτει είναι το μέσο RMSSE σφάλμα για τον ορίζοντα πρόβλεψης των 28 ημερών. Στη συνέχεια επεκτείνουμε τα in-sample δεδομένα και προβλέπουμε ξανά για 28 ημέρες, δηλαδή για μια ακόμα εβδομάδα σε σχέση με πριν (rolling origin) για να παραχθούν οι προβλέψεις της δεύτερης εβδομάδας πρόβλεψης. Η κατάταξη γίνεται βάση του μέσου σφάλματος 28 ημερών πρόβλεψης. Είναι εύκολο να παρατηρήσουμε πως στις πρώτες θέσεις βρίσκεται συνήθως η μέθοδος πρόβλεψης Thetaf και η TSB. Βέβαια στη χρονοσειρά 9357 δεν

παρατηρείται αυτή η συμπεριφορά. Στις χειρότερες θέσεις βρίσκονται συστηματικά η δύο Naïve μέθοδοι που είναι λογικό καθώς οι χρονοσειρές που προβλέπουμε έχουν έντονο το χαρακτηριστικό της διακοπτόμενης ζήτησης. Επίσης αυτός είναι ο λόγος που η TSB φαίνεται να είναι στις καλύτερες μεθόδους αφού παρουσιάζει καλή συμπεριφορά στη διακοπτόμενη ζήτηση.

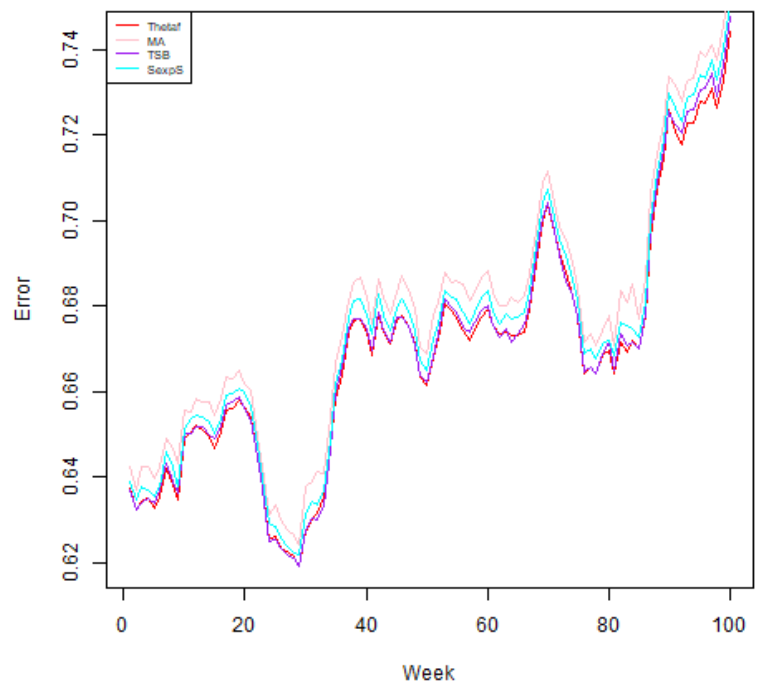
Στη προσπάθεια πραγματοποίησης μιας καλύτερης ανάλυσης των αποτελεσμάτων, παρακάτω παρουσιάζονται τα συνολικά σφάλματα που αφορούν το σύνολο των χρονοσειρών παίρνοντας τον μέσο από όλες τις χρονοσειρές.

Total Error Overview



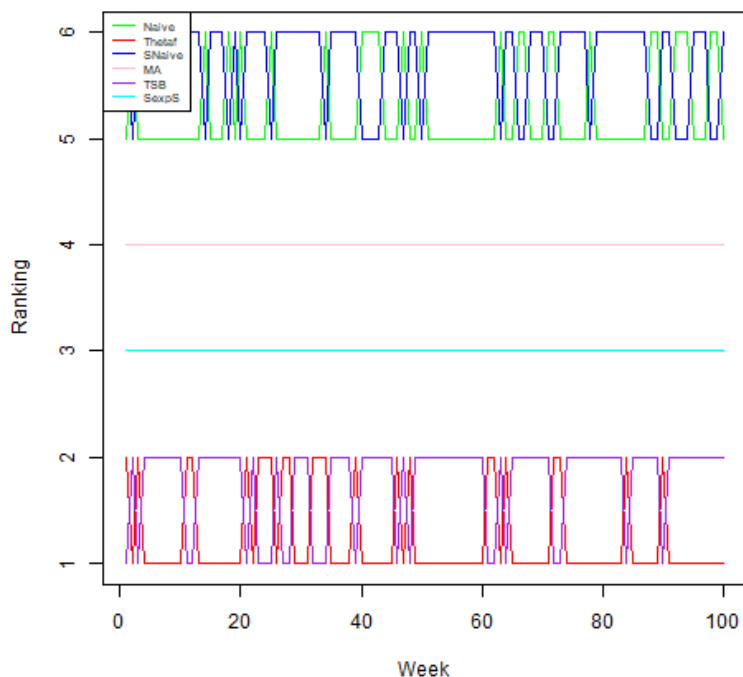
Εικόνα 58: Συνολικό σφάλμα πωλήσεων χρονοσειρών διακοπτόμενης ζήτησης

Total Error Overview



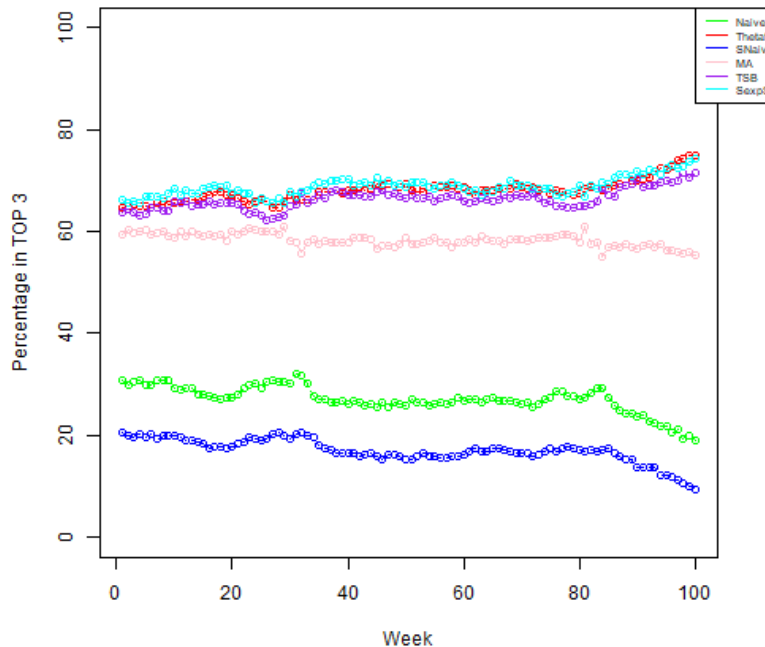
Εικόνα 57: Αναλυτικό συνολικό σφάλμα πωλήσεων χρονοσειρών διακοπτόμενης ζήτησης, χωρίς τις απλοϊκές μεθόδους

Total Ranking Overview



Εικόνα 59: Κατάταξη μεθόδων πρόβλεψης διακοπτόμενων χρονοσειρών βάσει της ακρίβειας πρόβλεψης

Total Rank Overview



Εικόνα 60: Ποσοστά επιτυχίας μεθόδων πρόβλεψης διακοπτόμενων χρονοσειρών στις 3 καλύτερες μεθόδους πρόβλεψης κάθε εβδομάδας

Από τα παραπάνω διαγράμματα είναι πολύ πιο ξεκάθαρη η κατάταξη αλλά και η απόδοση της κάθε μεθόδου πρόβλεψης. Στα πρώτα δύο διαγράμματα βλέπουμε πολύ παρόμοια μοτίβα μεταξύ όλων των χρονοσειρών όπως και πριν. Οι Naïve και sNaïve πάλι είναι πολύ χειρότερες από τις υπόλοιπες προβλέψεις καθώς η διακοπτόμενη ζήτηση αλλά και η τυχαιότητα αυξάνουν πολύ τα σφάλματά τους. Από την άλλη η TSB και εντυπωσιακά η Theta παρουσιάζουν πολύ καλή συμπεριφορά με τη διακοπτόμενη ζήτηση και είναι συστηματικά καλύτερες από τις υπόλοιπες μεθόδους. Από το τρίτο διάγραμμα της κατάταξης είναι φανερό ποιές μέθοδοι παρουσιάζουν τη καλύτερη συμπεριφορά ενώ βλέπουμε πως οι Απλή Εκθετική Εξομάλυνση είναι συστηματικά στη 3^η θέση με την μέθοδο του Κινητού Μέσου Όρου να βρίσκεται συνεχώς στη 4^η θέση. Το τελευταίο διάγραμμα που δεν παρουσιάστηκε στις προηγούμενες περιπτώσεις, παρουσιάζει το ποσοστό των χρονοσειρών για τις οποίες οι μέθοδοι πρόβλεψης βρίσκονται στις 3 καλύτερες μεθόδους πρόβλεψης της κάθε χρονοσειράς. Λόγου χάρη, η sNaive τις πρώτες εβδομάδες είναι συνήθως στην τριάδα στο 20% των χρονοσειρών. Οι TSB και η Thetaf που φαίνεται από το τρίτο διάγραμμα να έχουν κατα μέσο όρο τα μικρότερα σφάλματα δεν είναι πάντα στις τρεις καλύτερες μεθόδους πρόβλεψης αλλά περίπου κατά 65%. Αυτό φαίνεται από τα διαγράμματα που παρουσιάστηκαν στην αρχή όπου δεν ήταν φανερό πως η TSB ήταν η καλύτερη μέθοδος καθώς έτυχε κάποια από τις χρονοσειρές που παρουσιάστηκαν να είναι στο 20% που δεν παρουσιάζει καλά αποτελέσματα η TSB. Στα ποσοστά αυτά η απλή εκθετική εξομάλυνση φαίνεται να έχει παρόμοια ποσοστά με τις

τρεις καλύτερες μεθόδους οπότε είναι πολύ πιθανό να βρίσκεται πολύ κοντά στις πρώτες δύο μεθόδους σε αντίθεση με την μέθοδο MA (Moving Average).

Τα σφάλματα παρουσιάζουν δύο πολύ ιδιαίτερες συμπεριφορές που αναλύονται παρακάτω:

1. Για τις περιόδους των εβδομάδων από 20 ως 30 και από 75 ως 85 παρατηρείται μια απότομη μείωση των σφαλμάτων. Πιο συγκεκριμένα για τις περιόδους που έπονται ή προηγούνται των σημαντικών εορτών ή ειδικών γεγονότων παρατηρούνται αυξημένες πωλήσεις ενώ τις ημέρες των εορτών αυτών παρατηρείται μείωση των πωλήσεων.

Φαίνεται πως στις συγκεκριμένες χρονικές περιόδους προκύπτει κάτι που επηρεάζει τις συνολικές προβλέψεις και μάλιστα τις βελτιώνει συγκριτικά με τον παρονομαστή του δείκτη RMSSE. Σημαντικό είναι να αναφερθεί πως η παραπάνω ανάλυση πραγματοποιείται για τα δύο τελευταία έτη των δεδομένων, οπότε η περίεργη συμπεριφορά φαίνεται να αποτυπώνεται δύο φορές εντός της διετίας με παρόμοιο μοτίβο οπότε φαίνεται να πρόκειται για κάποιο ειδικό γεγονός. Επίσης η ημέρα του Thanksgiving που πρόκειται για εθνική εορτή συχνά προκαλεί αυξήσεις σε τρόφιμα ή και οικιακά προϊόντα αφού στην αμερική είναι πολύ μεγάλη εθνική ημέρα και ακολουθείται από τραπέζια οικογενειών και συγγενών. Αυτή η ημέρα εμφανίζεται την 23^η εβδομάδα. Στη συνέχεια ακολουθούν τα Χριστούγεννα την 27^η εβδομάδα και την 28^η εβδομάδα ακολουθεί η πρωτοχρονιά. Όπως έχει αναλυθεί προηγουμένως και στις τρεις αυτές ημέρες, οι πωλήσεις έχουν την τάση να αυξάνονται πριν και μετά από την χαρακτηριστική ημέρα ενώ μειώνονται ή μηδενίζονται (Χριστούγεννα) κατά την ημέρα του γεγονότος, είτε επειδή ο κόσμος βρίσκεται σπίτι με οικογένεια και φίλους και αποφεύγει τα ψώνια είτε επειδή είναι μειωμένο το εργατικό δυναμικό και οι ώρες λειτουργίας των καταστημάτων ή και για τους δύο προαναφερόμενους λόγους. Επίσης, οι προβλέψεις πραγματοποιούνται με χρονικό ορίζοντα 4 εβδομάδων, οπότε είναι αναμενόμενο όταν φτάσουμε στην 19^η εβδομάδα να επηρεαστούν οι προβλέψεις από την 23^η εβδομάδα που είναι η ημέρα των ευχαριστιών με αποτέλεσμα η αύξηση των πωλήσεων να αποτελείται από διαδοχικές μη μηδενικές τιμές που προβλέπονται πιο εύκολα ειδικά από τις απλές μεθόδους όπως Naïve, sNaïve και MA που φαίνεται να παρουσιάζουν καλύτερη από τη συνηθισμένη συμπεριφορά όπως δείχνει το διάγραμμα των ποσοστών που βρίσκονται οι μέθοδοι εντός των τριών καλύτερων μεθόδων. Στη συνέχεια και μέχρι να προσπεραστεί η ημέρα αυτή η οποία παρουσιάζεται για προβλέψεις τεσσάρων εβδομάδων αφού ο ορίζοντας αυξάνεται μία εβδομάδα κάθε φορά, ακολουθεί μια εβδομάδα με πιθανές αυξήσεις πωλήσεων η 24^η. Έπειτα με τον ίδιο τρόπο από την 24^η εβδομάδα τα Χριστούγεννα επηρεάζουν τις πωλήσεις και στη συνέχεια η Πρωτοχρονιά, ενώ από την 29^η εβδομάδα οι πωλήσεις επανέρχονται σε φυσιολογικά επίπεδα οπότε και το σφάλμα προσαρμόζεται στις τιμές που ήταν προηγουμένως.

Αξίζει σε αυτό το σημείο να εξεταστεί η περίοδος εμφάνισης των παραπάνω ειδικών γεγονότων για την επόμενη χρονιά. Η ημέρα των Ευχαριστιών “Thanksgiving” εμφανίζεται την 75^η εβδομάδα, τα Χριστούγεννα την 79^η με τη πρωτοχρονιά να ακολουθεί την 80^η εβδομάδα. Πράγματι φαίνεται να παρουσιάζεται η ίδια ανομοιομορφία στα σφάλματα κατά τη περίοδο που λαμβάνουν μέρος οι εθνικές αυτές ημέρες. Θα μπορούσε να υπάρξει περιθώριο βελτίωσης των μοντέλων πρόβλεψης δεδομένης της παρατήρησης αυτής όμως οι πωλήσεις που πραγματοποιούνται παραμένουν σε πολύ χαμηλά επίπεδα και είναι δύσκολο να προβλεφθούν από τις απλές στατιστικές μεθόδους ή καθώς οι τιμές

κυμαίνονται από 0 ως 3 μονάδες την ημέρα περίπου. Παρόλα αυτά βλέπουμε πως πράγματι υπάρχει μια βελτίωση. Θα ήταν όμως ορθή στρατηγική οι επιχειρήσεις όπως η Walmart να βρίσκονται σε εγρήγορση τις ημέρες αυτές και να διαθέτουν επιπρόσθετο απόθεμα καθώς είναι πολύ πιθανό να χρειαστεί άμεσα να χρησιμοποιηθεί.

2. Υπάρχει μια θετική και πολύ χαρακτηριστική τάση καθ'όλη τη διάρκεια των προβλέψεων που οφείλεται στην αύξηση των διαθέσιμων προϊόντων.

Η τάση αύξησης των σφαλμάτων μπορεί να οφείλεται σε αλλαγή της εποχικής συμπεριφοράς των χρονοσειρών ή στη συχνότητα των πωλήσεων των προϊόντων. Σημαντικό όμως είναι, το γεγονός πως καθώς περνάει ο χρόνος προστίθενται νέα προϊόντα στον κατάλογο της Walmart. Αυτό, παρότι δεν επηρεάζει απαραίτητα τις πωλήσεις των άλλων προϊόντων, ενδέχεται να αυξάνει τα σφάλματα καθώς τα νέα προϊόντα τις πρώτες μέρες των πωλήσεων τους ενδέχεται να παρουσιάζουν λιγότερες πωλήσεις, μέχρι να γίνουν αποδεκτά από τον κόσμο, ειδικά αν δεν υπάρχουν έντονες προωθητικές κινήσεις. Στη περίπτωση που πράγματι συμβαίνει αυτό, είναι λογικό να αυξάνεται το σφάλμα για όλες τις μεθόδους πρόβλεψης αλλά επίσης δικαιολογείται πως οι μέθοδοι που παρουσιάζουν καλύτερη συμπεριφορά στη διακοπτόμενη ζήτηση αυξάνουν τα ποσοστά συμμετοχής στις καλύτερες μεθόδους πρόβλεψης χρονοσειρών σε αντίθεση με τις απλοϊκές μεθόδους.

Όσον αφορά τα ποσοστά κατά τα οποία οι χρονοσειρές βρίσκονται στις τρεις καλύτερες μεθόδους παρατηρούνται τα ακόλουθα:

1. Προς το τέλος των προβλέψεων που φαίνονται παραπάνω φαίνεται οι Naïve, MA και sNaïve να παρουσιάζονται λιγότερες φορές στις καλύτερες προβλέψεις ενώ οι υπόλοιπες μέθοδοι που ήταν έτσι και αλλιώς καλύτερες παρουσιάζουν ακόμα καλύτερη συμπεριφορά.

Όπως περιγράφεται παραπάνω, ενδέχεται τα νεοεισαγώμενα προϊόντα να αυξάνουν τα σφάλματα καθώς οι χρονοσειρές πωλήσεων που τα περιγράφουν θα έχουν πολύ πιο έντονο το χαρακτηριστικό της διακοπτόμενης ζήτησης στην αρχή. Πράγματι από το διάγραμμα των συνολικών σφαλμάτων οι Naïve μέθοδοι αυξάνουν το σφάλμα τους κατά 0.1 ενώ οι υπόλοιπες μέθοδοι κατά περίπου 0.04.

2. Όπως στην πρώτη διαπίστωση, οι Naïve, sNaïve και MA παρουσιάζουν ελαφρώς καλύτερη συμπεριφορά για τις εβδομάδες από 20 ως 30 και 75 ως 85 δηλαδή για τα ίδια χρονικά διαστήματα που παρατηρείται η ανομοιομορφία στα σφάλματα, τις περιόδους των χριστουγέννων και πρωτοχρονιάς.

Όπως παρουσιάστηκε στα σφάλματα κατά τις χρονικές περιόδους αυτές λαμβάνουν μέρος η ημέρα των Ευχαριστιών, τα Χριστούγεννα και η Πρωτοχρονιά με αποτέλεσμα οι πωλήσεις να αυξάνονται πριν και μετά από αυτές τις ημέρες ενώ μειώνονται κατά τις κρίσιμες αυτές ημέρες. Ο λόγος που οι απλούστερες μέθοδοι παρουσιάζουν ελαφρώς καλύτερη συμπεριφορά σε σχέση με τις υπόλοιπες χρονικές περιόδους είναι πως προσαρμόζονται άμεσα στις αλλαγές αυτές, δηλαδή της αύξησης της ζήτησης. Οι πιο σύνθετες μέθοδοι δεν προσαρμόζονται άμεσα αφού όπως είναι γνωστό επηρεάζονται σε μικρότερο βαθμό από σημαντικές αποκλίσεις για να μην αλλάζουν ριζικά οι προβλέψεις τους από πιθανές αστοχίες και τυχαιότητες των χρονοσειρών. Οπότε οι απλούστερες μέθοδοι έχουν το πλεονέκτημα να προβλέπουν επιτυχώς για περισσότερες χρονοσειρές

από το συνηθισμένο χωρίς αυτό να σημαίνει πως πρόκειται για καλύτερες μεθόδους πρόβλεψης από τις TSB, Thetaf που εξακολουθούν να παρουσιάζουν σημαντικά μεγαλύτερη ακρίβεια για τη πλειοψηφία των χρονοσειρών.

Για τα σφάλματα και τη κατάταξη των παραπάνω μεθόδων παρουσιάζεται αναλυτικά στον πίνακα που ακολουθεί η μέση τιμή και η διακύμανση για τη περίοδο από τα πρώτα Χριστούγεννα 27^η εβδομάδα μέχρι και την εβδομάδα πριν τα επόμενα χριστούγεννα 78^η εβδομάδα. Η διακύμανση υπολογίζεται σύμφωνα με τον γνωστό τύπο:

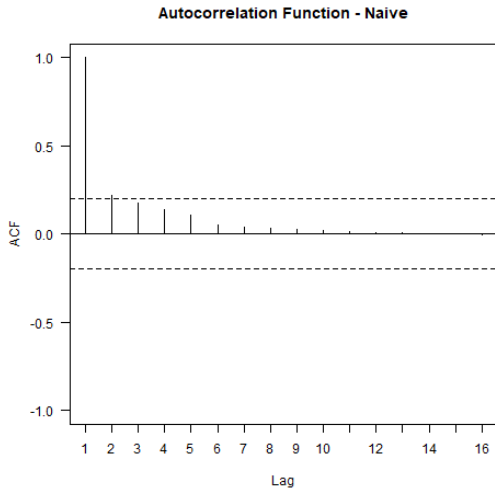
$$S^2 = \frac{\sum(x_i - \bar{x})^2}{n - 1}$$

Συνολικές Πωλήσεις	Μέση Τιμή Σφάλματος	Διακύμανση Σφάλματος	Μέση Τιμή Ποσοστού Κατάταξης (%)	Διακύμανση Ποσοστού Κατάταξης
Theta	0.6688	0.000378	68.01	1.14
TSB	0.6692	0.000389	66.41	1.45
SexpS	0.6724	0.000398	68.67	1.28
MA	0.6767	0.000391	58.22	0.72
Naïve	0.8667	0.001175	27.24	2.58
sNaive	0.8787	0.00077	17.05	2.1

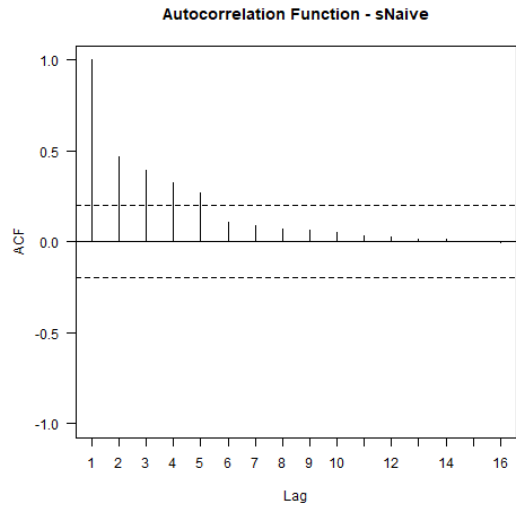
Πίνακας 10: Αναλυτικός πίνακας συνολικών πωλήσεων διακοπτόμενης ζήτησης

Από τον παραπάνω πίνακα επαληθεύονται όσα έχουν αναφερθεί, με τις μεθόδους πρόβλεψης Theta και TSB να παρουσιάζουν την υψηλότερη ακρίβεια και ταυτόχρονα τη μικρότερη διακύμανση. Από την άλλη η Naïve παρουσιάζει καλύτερη μέση τιμή από την sNaive όμως πολύ χειρότερη διακύμανση, συνεπώς θα ήταν καλύτερη η επιλογή της sNaive στη συγκεκριμένη περίπτωση. Τελικά η πιο στιβαρή μέθοδος πρόβλεψης παρατηρώντας και τα ποσοστά κατάταξης φαίνεται να είναι η μέθοδος Theta αφού η TSB έχει μεγαλύτερη διακύμανση στα ποσοστά και σχετικά μικρότερη μέση τιμή ποσοστού.

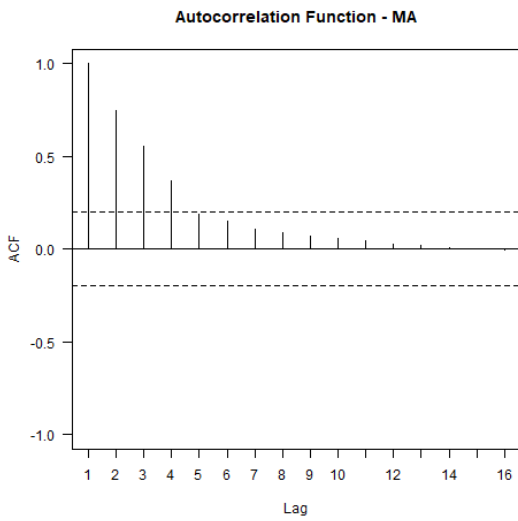
Αφού αναλύθηκαν οι βασικές διαπιστώσεις των σφαλμάτων και της συμπεριφοράς τους αξίζει να παρουσιαστούν και τα διαγράμματα αυτοσυσχέτισης για κάθε χρονοσειρά.



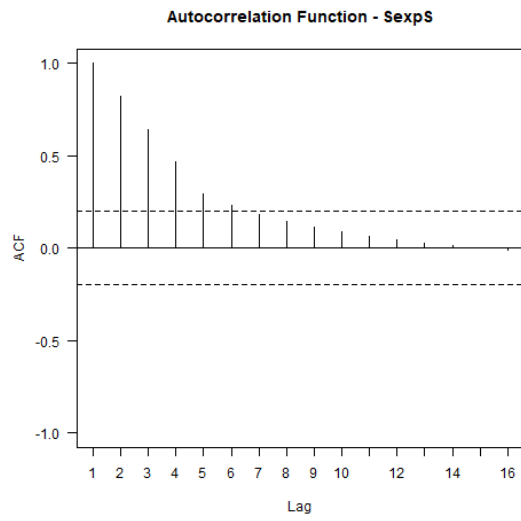
Εικόνα 61: Αυτοσυσχέτιση Naive



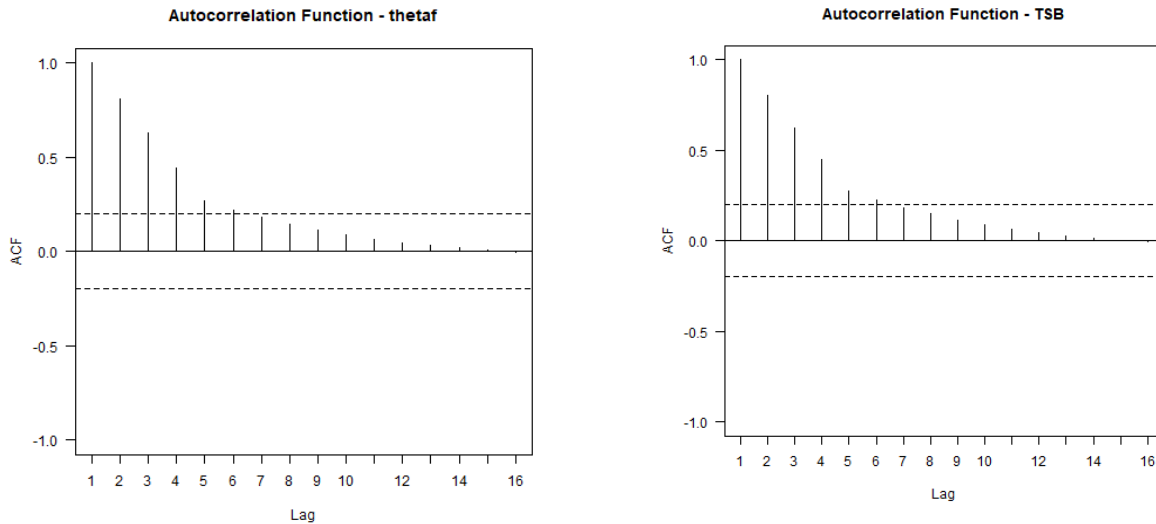
Εικόνα 62: Αυτοσυσχέτιση sNaive



Εικόνα 64: Αυτοσυσχέτιση MA



Εικόνα 63: Αυτοσυσχέτιση Seasonal Exponential Smoothing



Εικόνα 65: Αυτοσυσχέτιση TSB

Εικόνα 66: Αυτοσυσχέτιση Thetaf

Για τα παραπάνω διαγράμματα αυτοσυσχέτισης των μεθόδων πρόβλεψης φαίνεται να ισχύουν τα ακόλουθα:

Οι μέθοδοι πρόβλεψης Theta, TSB, SexpS, MA και sNaive φαίνεται να παρουσιάζουν αυτοσυσχέτιση στα σφάλματα μέχρι και 4 περιόδους στο παρελθόν. Από την άλλη πλευρά, η Naïve μέθοδος παρουσιάζεται ως ασυσχέτιστη όσον αφορά τα σφάλματα. Αυτό συμβαίνει καθώς πρόκειται για μέθοδος πρόβλεψης χωρίς μνήμη ενώ τα υπόλοιπα μοντέλα πρόβλεψης αξιοποιούν ιστορικά δεδομένα για τη πραγματοποίηση των προβλέψεων οπότε υπάρχει συσχέτιση για μια περίοδο τεσσάρων με πέντε εβδομάδων μέχρι να παρατηρηθεί διαφορετική συμπεριφορά στα δεδομένα, με αποτέλεσμα να παρατηρείται συσχέτιση στα σφάλματα.

Όπως είναι φανερό από τα παραπάνω, οι στατιστικές μέθοδοι πρόβλεψης που χρησιμοποιούνται δεν έχουν τη δυνατότητα να παράγουν πολύ ικανοποιητικές προβλέψεις. Ο λόγος είναι πως οι χρονοσειρές που μελετώνται στο επίπεδο αυτό, δηλαδή το επίπεδο 12 που πρόκειται για τη βάση της ιεραρχικής πυραμίδας των δεδομένων, έχουν πολύ έντονα τα χαρακτηριστικά της διακοπτόμενης ζήτησης και της τυχαιότητας ενώ η εποχικότητα και η τάση δεν είναι ιδιαίτερα εμφανής. Επίσης δεν είναι εύκολο να αξιοποιηθούν εξωτερικοί παράγοντες. Για παράδειγμα, είδαμε παραπάνω πως τα χριστούγεννα δεν πραγματοποιούνται πωλήσεις ενώ στις περισσότερες περιόδους ειδικών ημερών οι πωλήσεις αυξάνονται πριν και μετά τις ημέρες αυτές ενώ μειώνονται για τα γεγονότα αυτά. Αυτό δε μπορούμε να το εκμεταλλευτούμε στη συγκεκριμένη περίπτωση γιατί το σύνολο της κάθε χρονοσειρά παρουσιάζει μια ανάλογη συμπεριφορά οπότε δεν προσφέρεται κάποια διαφοροποίηση σε σχέση με την υπόλοιπη χρονική περίοδο. Βέβαια θα μπορούσε να αξιοποιηθεί η τάση, δηλαδή η αύξηση των πωλήσεων που έρχεται με τη πάροδο του χρόνου όμως φαίνεται να παρουσιάζεται σε τυχαίες ημέρες οπότε χρειάζονται καλύτερες μέθοδοι για να προβλεφθούν. Παρατηρήθηκε όμως βελτίωση της

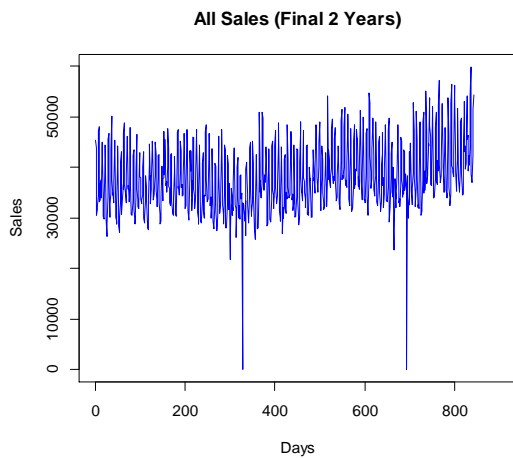
αποδοτικότητας των πιο σύνθετων μεθόδων έναντι των απλών παρ'ότι αυξάνεται το λάθος όπως θα ήταν αναμενόμενο για μεγαλύτερο εύρος πωλήσεων. Εκτός από τα παραπάνω, φαίνεται οι μέθοδοι που μελετήθηκαν να παρουσιάζουν μια συστηματικότητα ως προς τις επιδόσεις τους. Πιο συγκεκριμένα η κατάταξη των μεθόδων φαίνεται να είναι σε συστηματική βάση, πρώτη η TSB με τη Thetaf ενώ μετά ακολουθούν η SexpS, MA , Naïve, sNaïve. Συνεπώς δεν δίνεται η δυνατότητα επιλογής μεταξύ διαφορετικών μεθόδων σε μια προσπάθεια βελτίωσης τους ενώ τα σφάλματα μεταξύ των καλύτερων μεθόδων είναι τόσο μικρά που δεν έχει πραγματικό νόημα η αύξηση της υπολογιστικής διαδικασίας για μια πολύ μικρή βελτίωση της συνολικής ακρίβειας.

Για τους παραπάνω λόγους και για την καλύτερη αξιοποίηση των διαθέσιμων εξωτερικών πληροφοριών, μελετήθηκε το χαμηλότερο επίπεδο της ιεραρχίας των δεδομένων στο επόμενο κεφάλαιο. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν είναι πάρα πολύ διαφορετικά από τις παραπάνω χρονοσειρές και αναλύονται λεπτομερώς στο επόμενο κεφάλαιο.

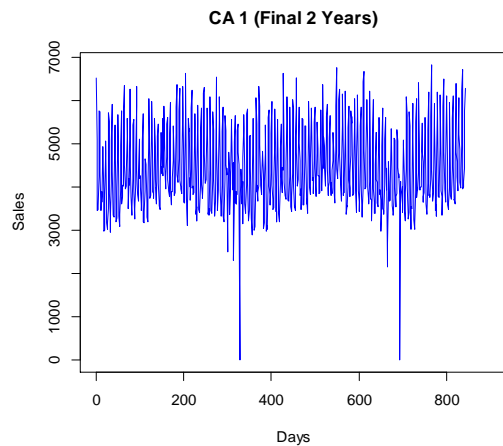
Κεφάλαιο 5: Αξιολόγηση Επίδρασης Εξωγενών Μεταβλητών

5.1 Δεδομένα

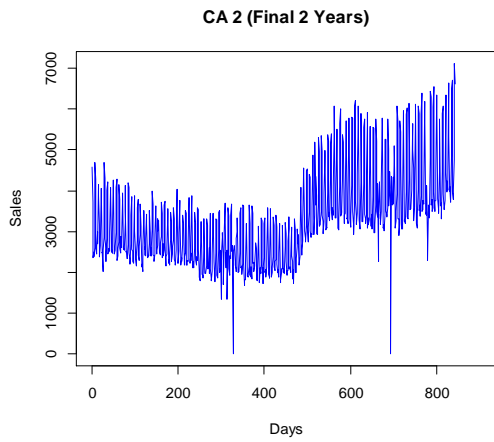
Στο παρόν κεφάλαιο πραγματοποιείται η ανάλυση των χρονοσειρών των κατώτερων επιπέδων της ιεραρχικής δομής των δεδομένων όπως έχουν παρουσιαστεί το κεφάλαιο της ανάλυσης δεδομένων. Τα επίπεδα αυτά περιλαμβάνουν πολύ λιγότερες χρονοσειρές σε σχέση με το προηγούμενο κεφάλαιο που περιείχε 30490 χρονοσειρές. Πιο συγκεκριμένα παρήχθησαν αποτελέσματα και προβλέψεις για τη χρονοσειρά των συνολικών πωλήσεων του επιπέδου 1, τις τρεις χρονοσειρές των συνολικών πωλήσεων κάθε πολιτείας του επιπέδου 2, τις τρεις χρονοσειρές του επιπέδου κάθε κατηγορίας προϊόντων που βρίσκονται στο επίπεδο 4, για τις δέκα χρονοσειρές των υποκατηγοριών του επιπέδου 3 αλλά και τις επτά χρονοσειρές του επιπέδου 5. Δηλαδή πραγματοποιήθηκαν προβλέψεις για τα πρώτα πέντε επίπεδα των χρονοσειρών τα χαρακτηριστικά των οποίων αναλύονται παρακάτω για τη διάρκεια των τελευταίων δύο ετών, δηλαδή τη περίοδο για την οποία πραγματοποιούνται προβλέψεις.



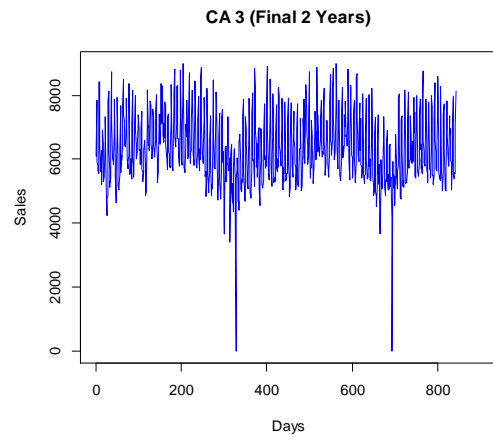
Εικόνα 68: Συνολικές Πωλήσεις όλων των προϊόντων της Walmart



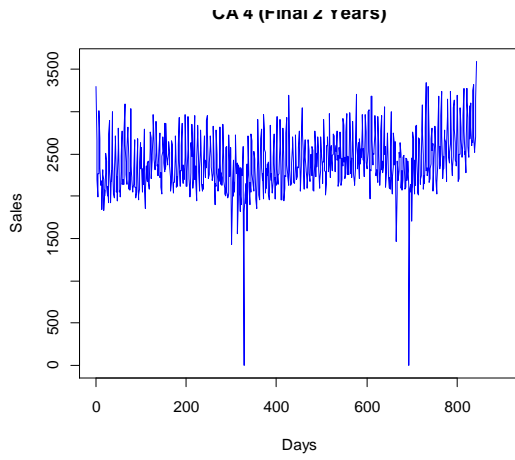
Εικόνα 67: Συνολικές Πωλήσεις καταστήματος CA-1 της Walmart



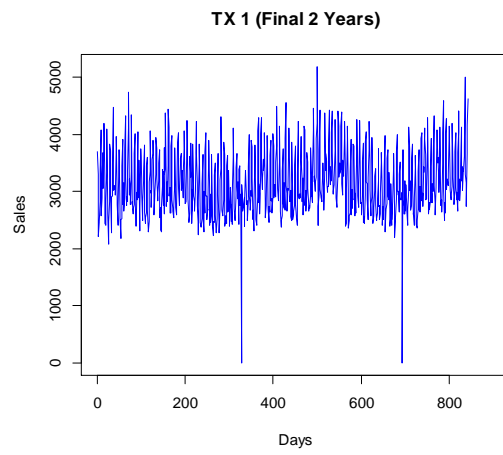
Εικόνα 70: Συνολικές Πωλήσεις καταστήματος CA-2 της Walmart



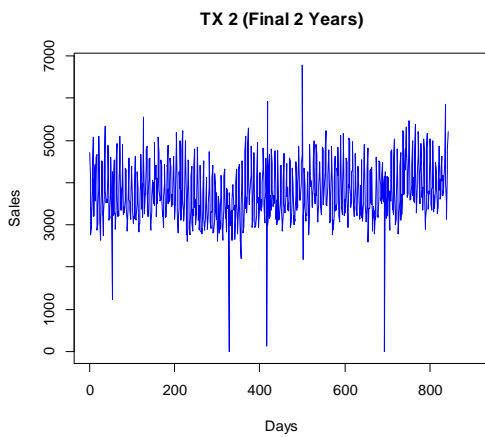
Εικόνα 69: Συνολικές Πωλήσεις καταστήματος CA-3 της Walmart



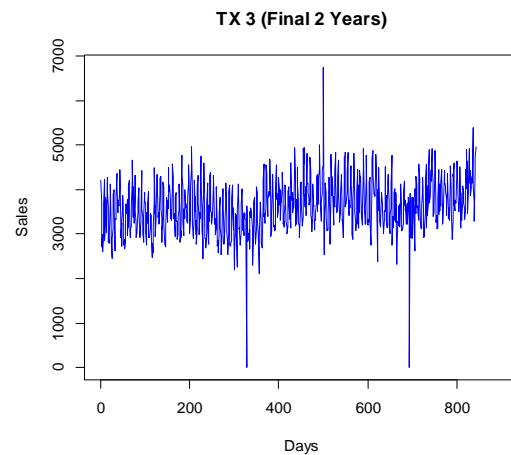
Εικόνα 72: Συνολικές Πωλήσεις καταστήματος CA-4 της Walmart



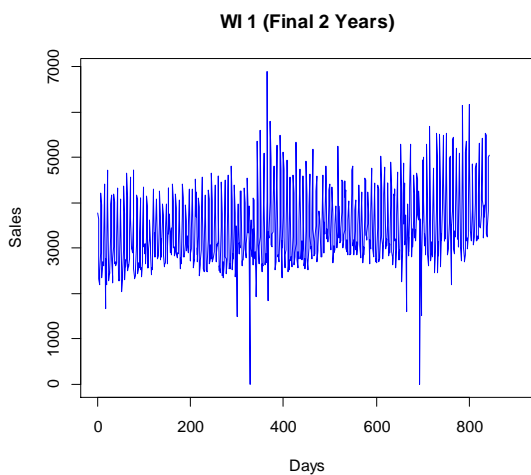
Εικόνα 71: Συνολικές Πωλήσεις καταστήματος TX-1 της Walmart



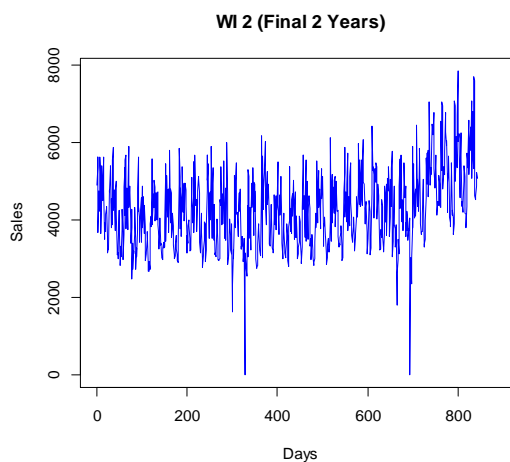
Εικόνα 74: Συνολικές Πωλήσεις καταστήματος TX-2 της Walmart



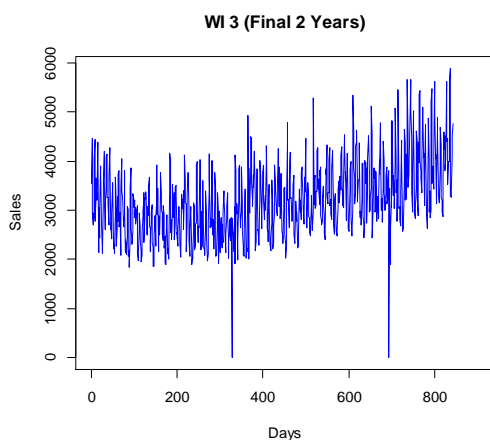
Εικόνα 73: Συνολικές Πωλήσεις καταστήματος TX-3 της Walmart



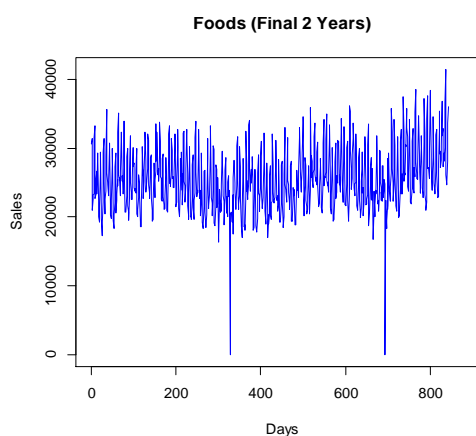
Εικόνα 75: Συνολικές Πωλήσεις καταστήματος WI-1 της Walmart



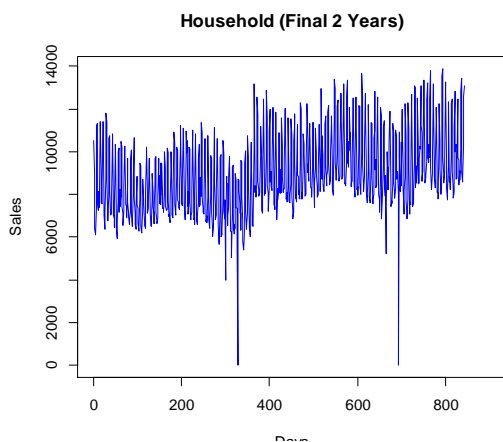
Εικόνα 76: Συνολικές Πωλήσεις καταστήματος WI-2 της Walmart



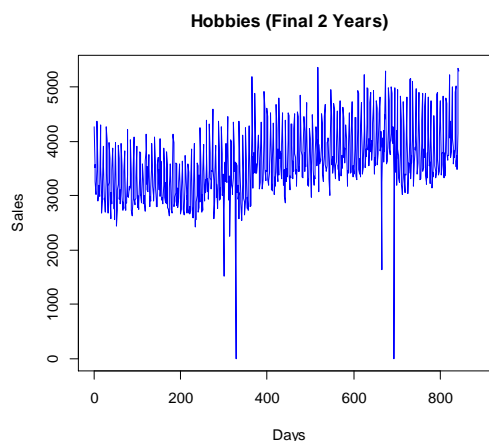
Εικόνα 78: Συνολικές Πωλήσεις καταστήματος WI-3 της Walmart



Εικόνα 77: Συνολικές Πωλήσεις κατηγορίας τροφίμων της Walmart

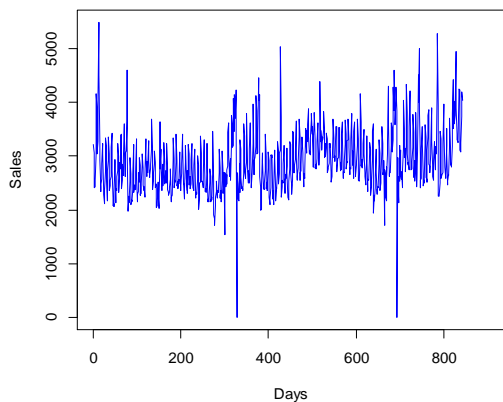


Εικόνα 80: Συνολικές Πωλήσεις κατηγορίας οικιακών ειδών της Walmart



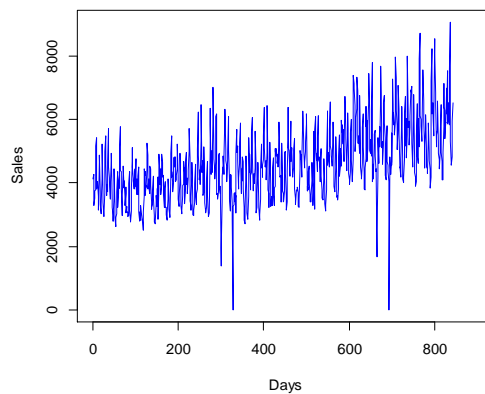
Εικόνα 79: Συνολικές Πωλήσεις κατηγορίας χόμπι της Walmart

Foods 1 (Final 2 Years)



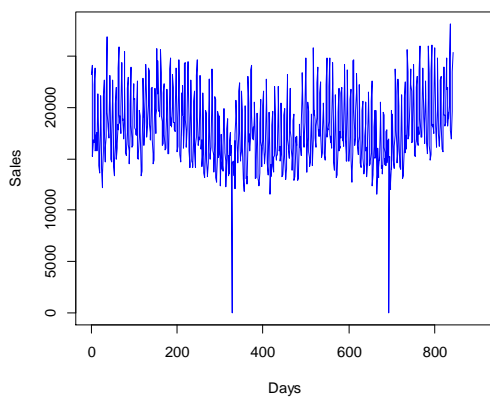
Εικόνα 81: Συνολικές Πωλήσεις τμήματος πωλήσεων 1 της Walmart

Foods 2 (Final 2 Years)



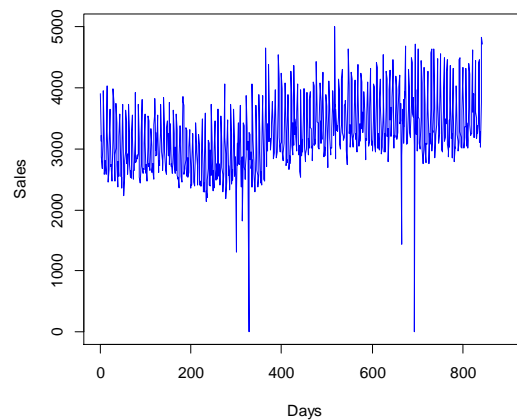
Εικόνα 82: Συνολικές Πωλήσεις τμήματος τροφίμων 2 της Walmart

Foods 3 (Final 2 Years)



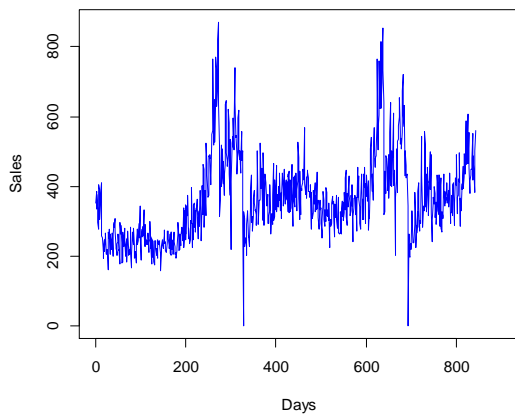
Εικόνα 84: Συνολικές Πωλήσεις τμήματος τροφίμων 3 της Walmart

Hobbies 1 (Final 2 Years)



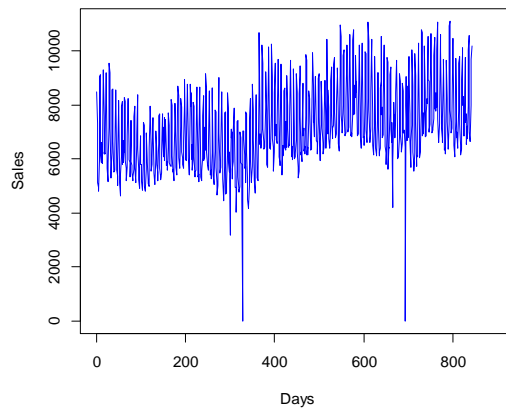
Εικόνα 83: Συνολικές Πωλήσεις τμήματος χόμπι 1 της Walmart

Hobbies 2 (Final 2 Years)

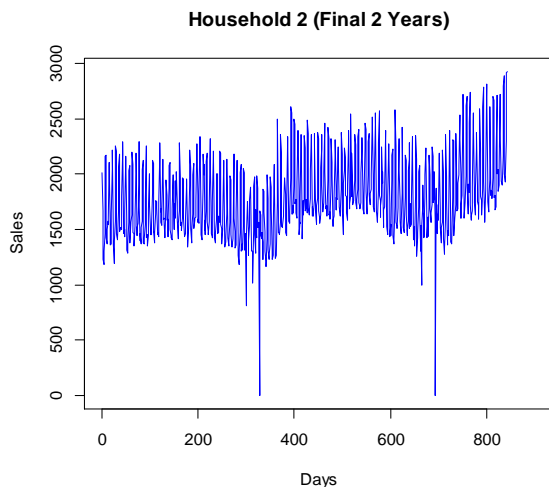


Εικόνα 90: Συνολικές Πωλήσεις τμήματος χόμπι 2 της Walmart

Household 1 (Final 2 Years)



Εικόνα 91: Συνολικές Πωλήσεις τμήματος οικιακών ειδών 1 της Walmart



Εικόνα 92: Συνολικές Πωλήσεις τμήματος οικιακών ειδών 2 της Walmart

Τα χαρακτηριστικά των χρονοσειρών που αξιοποιήθηκαν για το δεύτερο πειραματικό μέρος είναι πολύ διαφορετικά από αυτά του πρώτου πειραματικού μέρους. Διακοπτόμενη ζήτηση δεν υπάρχει με εξαίρεση τα χριστούγεννα όπου δεν πραγματοποιούνται πωλήσεις καθώς τα καταστήματα είναι κλειστά. Επίσης σχεδόν όλες οι χρονοσειρές έχουν έντονο το χαρακτηριστικό της τάσης η οποία αυξάνεται κυρίως στο τέλος της χρονικής περιόδου δηλαδή για το δεύτερο μισό του έτους 2016. Επίσης οι χρονοσειρές σε παρόμοιους τομείς μπορεί να έχουν

αρκετά διαφορετική συμπεριφορά. Για παράδειγμα στο κατάστημα CA-2, δηλαδή το δεύτερο κατάστημα της Καλιφόρνια, είναι πολύ έντονη η αύξηση των πωλήσεων για το έτος 2016 ενώ για τα υπόλοιπα καταστήματα υπάρχει μια μικρή ή καθόλου τάση αύξησης. Ίσως το κατάστημα δύο είναι καινούργιο ή επέκτεινε τις υποδομές του αλλά σε κάθε περίπτωση είναι πολύ σημαντική η αύξηση του οπότε τα μοντέλα που την υιοθετούν καλύτερα μπορούν να παρουσιάσουν ακριβέστερες προβλέψεις. Εκτός από τα παραπάνω, η εποχικότητα είναι πολύ έντονη σε όλες τις παραπάνω χρονοσειρές, ένα χαρακτηριστικό που δεν εμφανιζόταν στις χρονοσειρές υψηλού επιπέδου. Τέλος είναι εντυπωσιακό πόσο διαφέρει η χρονοσειρά πωλήσεων των Hobbies-2 σε σχέση με όλες τις άλλες χρονοσειρές. Πιο συγκεκριμένα παρουσιάζει λίγες πωλήσεις όπως και τα Hobbies-1 αλλά λίγο πριν την περίοδο των Χριστουγέννων έχει μια πολύ μεγάλη αύξηση στις πωλήσεις η κατηγορία αυτή. Η αύξηση των πωλήσεων φτάνει ως και 100% δηλαδή από τις 400 πωλήσεις έχουμε ως και 800 πωλήσεις και παραμένουν υψηλά οι μονάδες πωλήσεων μέχρι τα Χριστούγεννα. Αυτή η συμπεριφορά επαναλαμβάνεται και για το δεύτερο έτος με παρόμοιο τρόπο. Φαίνεται λοιπόν πως μια μέθοδος πρόβλεψης που αξιοποιεί τα χαρακτηριστικά της εποχικότητας και ιδίως της αύξησης των πωλήσεων πριν από τα Χριστούγεννα θα μπορούσε να παρουσιάσει πολύ καλύτερη ακρίβεια για τη συγκεκριμένη χρονοσειρά για τη συγκεκριμένη χρονική περίοδο. Αυτές οι παρατηρήσεις μπορούν να γίνονται σε όλες τις χρονοσειρές αλλά χρειάζεται η στενή παρακολούθηση από τους επιχειρηματίες ώστε να αποτυπώνεται με τον μέγιστο δυνατό τρόπο ιδιαιτερότητα παρόμοιων εκδηλώσεων, εορτών και άλλων εξωτερικών παραγόντων. Υπάρχει όμως μια μεγαλύτερη απαίτηση της συμμετοχής του ανθρώπου για μια προσπάθεια βελτίωσης των προβλέψεων άλλοτε σημαντική και άλλοτε όχι η οποία αφήνεται στη κρίση του κάθε επιχειρηματία για να διαπιστωθεί αν συμφέρει η λεπτομερής αυτή ανάλυση.

Τα χαρακτηριστικά των παραπάνω χρονοσειρών τις καθιστούν πιο εύκολα προβλέψιμες για τα μοντέλα προβλέψεων που χρησιμοποιούνται όπως αναλύονται παρακάτω οπότε

μπορεί να γίνει καλύτερη και πιο αξιολογη ανάλυση σε σχέση με το πρώτο πειραματικό μέρος.

5.2 Μέθοδοι Πρόβλεψης και Τρόπος Ανάλυσης Δεδομένων

Για την ανάλυση των προβλέψεων αλλά και την ακρίβεια τους χρησιμοποιείται η ίδια μεθοδολογία με το μέρος της αξιολόγησης των μεθόδων πρόβλεψης επιπέδου SKU, όπως περιγράφεται στα υποκεφάλαια 4.4 και 4.5 αλλά με μικρές διαφοροποιήσεις. Αναλυτικότερα, χρησιμοποιούνται ως δεδομένα εκπαίδευσης των μεθόδων πρόβλεψης τα πρώτα τρία χρόνια των ιστορικών δεδομένων αντί για το 2^ο και το 3^ο έτος όπως γινόταν στις προηγούμενες χρονοσειρές στο πρώτο πειραματικό μέρος επειδή είχαν περιορισμένες πωλήσεις που συνήθως ξεκινούσαν αργότερα. Τα τελευταία δύο χρόνια αξιοποιούνται για τη πρόβλεψη και την αξιολόγηση των μοντέλων. Οι μέθοδοι πρόβλεψης προβλέπουν με ορίζοντα πρόβλεψης 28 ημερών και με τη χρήση του κινητού ορίζοντα “Rolling Origin” ο οποίος προχωράει κατά μια εβδομάδα για κάθε καινούργια πρόβλεψη. Ο δείκτης αξιολόγησης των μεθόδων είναι ο RMSSE όπως και στο προηγούμενο μέρος.

Η σημαντικότερη αλλαγή πέρα από την πλήρως διαφορετική εικόνα των χρονοσειρών είναι οι μέθοδοι πρόβλεψης που χρησιμοποιούνται στο δεύτερο πειραματικό μέρος για προβλέψεις. Πιο συγκεκριμένα οι TSB και sNaive χρησιμοποιήθηκαν ως benchmarks δηλαδή σημεία αναφοράς ακρίβειας για τι υπόλοιπες προβλέψεις. Ο λόγος που επιλέχθηκαν οι μέθοδοι αυτοί είναι πως η sNaive είναι μια πολύ απλή στατιστική μέθοδος ελάχιστης υπολογιστικής πολυπλοκότητας που μπορεί να προσφέρει μια πολύ καλή εκτίμηση για την απόδοση των υπολοίπων μεθόδων αφού είναι προφανές πως η απλούστερη μέθοδος δε θα έπρεπε να είναι καλύτερη από τις σύνθετες μεθόδους και αν είναι χρειάζεται να υπάρξει ανάλυση των δεδομένων για να εντοπιστεί πιθανό σφάλμα ή να αξιοποιηθεί η ιδιαιτερότητα της αντίστοιχης χρονοσειράς. Ο λόγος που επιλέχθηκε η Naïve με εποχικότητα έναντι της απλής Naïve είναι πως οι χρονοσειρές που αναλύονται σε αυτό το κομμάτι έχουν πολύ έντονο τον εποχικό χαρακτήρα οπότε η μέθοδος με εποχικότητα θα μπορούσε να προσφέρει καλύτερα αποτελέσματα. Η μέθοδος TSB επιλέχθηκε και αυτή ως σημείο αναφοράς αφού παρουσίασε την καλύτερη συμπεριφορά στο πρώτο πειραματικό μέρος μετά τη μέθοδο Θ αλλά ταυτόχρονα επικεντρώνεται στη διακοπτόμενη ζήτηση, οπότε είναι κρίσιμο να φανεί η διαφοροποίηση της στο κομμάτι αυτό. Οι χρονοσειρές του δεύτερου μέρους έχουν ριζικά διαφορετικά χαρακτηριστικά οπότε ενδέχεται κάποια άλλη μέθοδος από τις προηγούμενες να ήταν καλύτερη σε αυτές τις περιπτώσεις όμως η TSB επιλέχθηκε για να αποτελέσει ένα καλό σημείο αναφοράς.

Εκτός από τις παραπάνω μεθόδους, στη συγκεκριμένη ανάλυση τα χαρακτηριστικά της τάσης, της έντονης εποχικότητας αλλά και οι χρήσιμοι εξωτερικοί παράγοντες προσέφεραν τη δυνατότητα αξιοποίησης πιο εκλεπτυσμένων μεθόδων. Πιο συγκεκριμένα θεωρήθηκε πολύ σημαντικό η αξιοποίηση των εξωτερικών παραγόντων όπως SNAP, ειδικών γεγονότων αλλά και του μήνα πωλήσεων. Από τις μεθόδους προβλέψεων που μπορούσαν να αξιοποιηθούν και ειδικότερα μεταξύ των μεθόδων πρόβλεψης της εκθετικής εξομάλυνσης με εξωτερικές μεταβλητές και της ARIMA με εξωτερικές μεταβλητές,

επιλέχθηκε η μέθοδος πρόβλεψης της εκθετικής εξομάλυνσης αφού αποτελεί μια πολύ πιο ελαφριά υπολογιστικά μέθοδο από την ARIMAX και δεν είχαν μεγάλη διαφοροποίηση ως προς την ακρίβεια των προβλέψεων. Να σημειωθεί πως η ίδια μέθοδος αξιοποιήθηκε στην απλή της μορφή αλλά και με διαφορετικούς συνδυασμούς εξωτερικών παραγόντων ώστε να είναι πιο εύκολη η σύγκριση μεταξύ των μεθόδων και να είναι πιο εύκολο να εντοπιστεί ποιοι εξωτερικοί παράγοντες προσφέρουν καλύτερα αποτελέσματα χωρίς η ακρίβεια να επηρεάζεται από τα διαφορετικά χαρακτηριστικά άλλων μοντέλων στη περίπτωση που χρησιμοποιούνταν διαφορετικά μοντέλα πρόβλεψης για διαφορετικούς συνδυασμούς παραγόντων.

Επιλέχθηκε λοιπόν η μέθοδος της εκθετικής εξομάλυνσης με τους ακόλουθους τρόπους:

- ES
Στη περίπτωση αυτή χρησιμοποιήθηκε η απλή μορφή της εκθετικής εξομάλυνσης για να αποτελέσει σημείο αναφοράς και σύγκρισης με τις πιο σύνθετες μεθόδους. Προφανώς αν αυτή η μέθοδος έχει καλύτερη ή παρόμοια ακρίβεια από κάποια πιο σύνθετη μέθοδο, τότε θα ήταν λογικό και συνετό να αξιοποιηθεί η απλούστερη μέθοδος μικρότερης υπολογιστικής και προγραμματιστικής πολυπλοκότητας ενώ θα απαιτεί και λιγότερη συνεισφορά του επιχειρηματία ο οποίος σε άλλη περίπτωση πιθανώς χρειάζεται να παρακολουθεί και να ανανεώνει τους εξωτερικούς παράγοντες.
- ES(snap)
Στην περίπτωση των εξωτερικών παραγόντων SNAP, χρησιμοποιούνται σε συνδυασμό με τη μέθοδο της εκθετικής εξομάλυνσης ως ακολούθως. Στις περιπτώσεις όπου πραγματοποιούνται προβλέψεις σε κάθε πολιτεία ξεχωριστά η μεταβλητή SNAP λαμβάνεται υπόψη ξεχωριστά για τη κάθε πολιτεία αφού όπως έχει αναλυθεί προηγουμένως δεν έχει την ίδια επιρροή σε κάθε πολιτεία. Αν όμως προβλέπονται δεδομένα χωρίς να υπάρχει εμφανής διαχωρισμός τους σε πολιτείες, τότε λαμβάνεται υπόψη το πλήθος των πολιτειών που έχουν ενεργοποιημένες τις αγορές SNAP για την αντίστοιχη περίοδο. Με αυτόν τον τρόπο βελτιώνονται οι προβλέψεις καθώς οι ημέρες όπου τρεις πολιτείες έχουν SNAP αγορές είναι σχεδόν σίγουρο πως θα έχουν αυξημένες πωλήσεις σε σχέση με τις ημέρες που μόνο μια πολιτεία πραγματοποιεί τέτοιες πωλήσεις και ακόμα μεγαλύτερες από ημέρες χωρίς πωλήσεις με τα SNAP.
- ES(event)
Στη περίπτωση των event δεν πραγματοποιείται κάποιος ειδικός διαχωρισμός του κάθε ειδικού γεγονότος. Όπως και στη γενική περίπτωση του SNAP έτσι και εδώ μετρίεται το πλήθος των event καθ'όλη τη διάρκεια των προβλέψεων. Συνήθως τα events τείνουν να μειώσουν τις πωλήσεις κατά τη περίοδο που υπάρχουν ενώ αυξάνονται πριν και μετά από τις ημέρες αυτών οπότε μπορεί η αξιοποίησή τους να βελτιώσει την ακρίβεια των προβλέψεων. Βέβαια πολλές φορές δεν έχουν την ίδια επιρροή όλα τα γεγονότα οπότε ενδέχεται να οδηγούν και σε αύξηση του σφάλματος κατά περιόδους.
- ES(month)
Όπως έχει παρουσιαστεί προηγουμένως ορισμένοι μήνες όπως για παράδειγμα ο Μάρτιος εμφανίζουν αυξημένες πωλήσεις σε σχέση με άλλους μήνες. Στη προκειμένη περίπτωση στο μοντέλο της εκθετικής εξομάλυνσης λαμβάνουν μέρος

οι διαφορετικοί μήνες του έτους σε μια προσπάθεια αξιοποίησης της εποχικότητας αυτής.

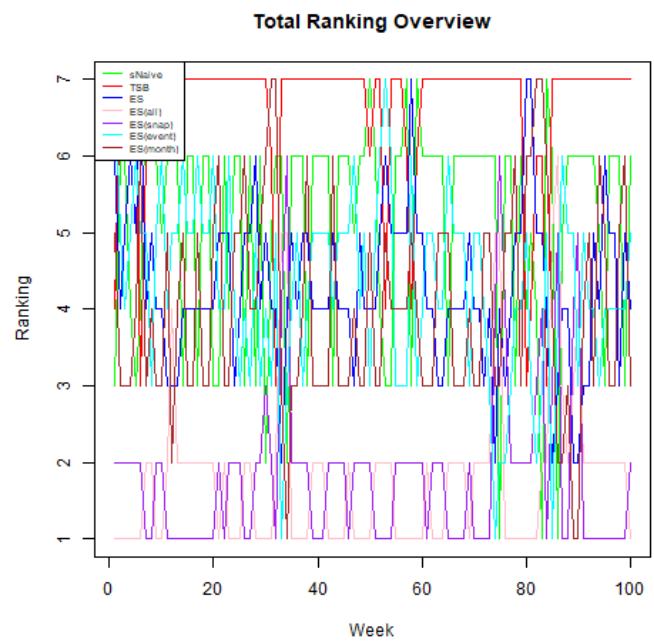
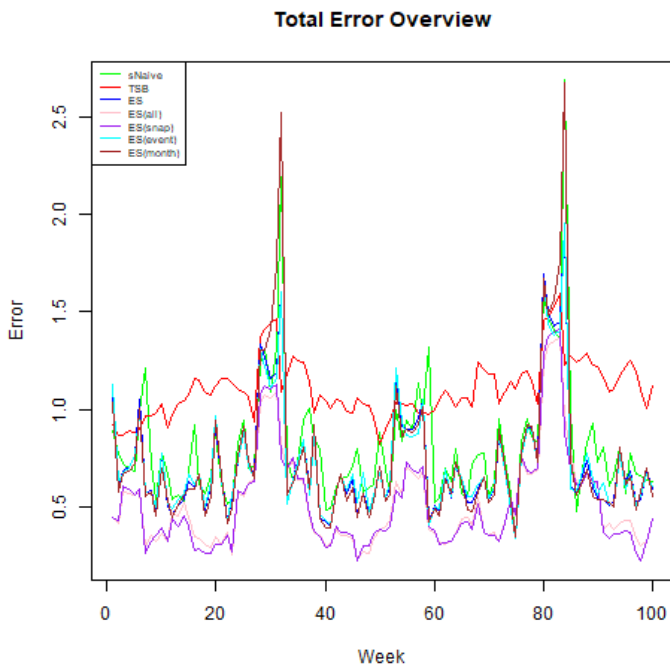
- ES(all)

Στη περίπτωση αυτή λαμβάνονται υπόψη όλες οι εξωτερικές μεταβλητές ταυτόχρονα οπότε αυξάνεται η πολυπλοκότητα του μοντέλου όμως ενσωματώνεται η μέγιστη δυνατή λεπτομέρεια των δεδομένων χωρίς τροποποίησή τους.

5.3 Παρουσίαση Αποτελεσμάτων

Προηγουμένως παρουσιάστηκαν οι χρονοσειρές για τις οποίες πραγματοποιήθηκαν προβλέψεις καθώς και τα βασικά χαρακτηριστικά αυτών. Στο συγκεκριμένο κομμάτι παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των προβλέψεων για κάθε κατηγορία ανάλυσης ξεχωριστά καθώς και οι βασικές διαπιστώσεις για τα αποτελέσματα αυτά.

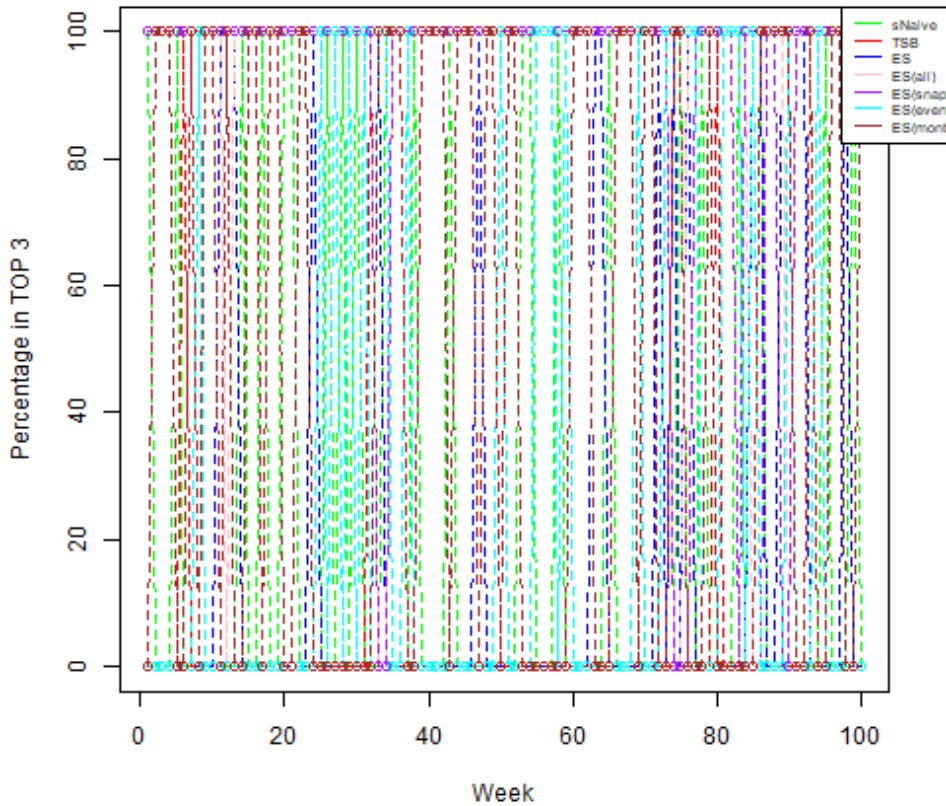
5.3.1 Χρονοσειρά Συνολικών Πωλήσεων



Εικόνα 86: Σφάλματα συνολικών πωλήσεων όλων των προϊόντων της Walmart

Εικόνα 85: Κατάταξη μεθόδων πρόβλεψης συνολικών πωλήσεων όλων των προϊόντων της Walmart

Total Rank Overview



Στο διάγραμμα στα αριστερά είναι εμφανές πως κοντά στις εβδομάδες 23 έως 30 και 55 έως 60 η μέθοδος που χρησιμοποιεί τα ειδικά γεγονότα για πρόβλεψη είναι πολύ καλύτερη σε σχέση με όλες τις υπόλοιπες περιόδους. Τις περιόδους αυτές εμφανίζονται ειδικά γεγονότα όπως Thanksgiving, Χριστούγεννα, αγώνες NBA και άλλα.

Εικόνα 87: Ποσοστά επιτυχίας μεθόδων πρόβλεψης συνολικών πωλήσεων στις 3 καλύτερες μεθόδους πρόβλεψης εβδομαδιαίως

Από τα παραπάνω διαγράμματα που αφορούν τη χρονοσειρά των πωλήσεων του συνόλου των προϊόντων μπορούμε να εξάγουμε πολλά συναρπαστικά αποτελέσματα. Αρχικά είναι φανερό πως η μέθοδος που αξιοποιεί το σύνολο των εξωτερικών παραγόντων παρουσιάζει συστηματικά πολύ καλή ακρίβεια η οποία συνήθως είναι καλύτερη από όλες με εξαίρεση την μέθοδο με SNAP παράγοντες αλλά και τις περιόδους των Χριστουγέννων, Πρωτοχρονιάς και την ημέρα των ευχαριστιών όπου παρατηρείται διαφορετική συμπεριφορά σε σχέση με άλλες χρονικές περιόδους. Ακόμα οι μέθοδοι πρόβλεψης sNaive και TSB είναι στις χειρότερες μεθόδους μεταξύ των υπολοίπων με την sNaive να είναι πολύ καλύτερη από τη TSB αφού όπως αναφέρθηκε η εποχικότητα είναι πολύ έντονη. Όσον αφορά την αξιοποίηση των εξωτερικών παραγόντων, η μέθοδος με τους παράγοντες SNAP είναι συστηματικά καλής ακρίβειας περίπου όσο καλή είναι η μέθοδος που χρησιμοποιεί στη πρόβλεψη όλους τους εξωτερικούς παράγοντες αλλά μερικές φορές είναι ακόμα καλύτερη. Αυτή η διαπίστωση είναι ιδιαίτερα χρήσιμη καθώς όπως έχει αναλυθεί στην εργασία αυτή, οι πωλήσεις SNAP πραγματοποιούνται 33% των ημερών και αξιοποιούνται σε πολύ μεγάλο βαθμό οπότε είναι καθοριστική η σημασία τους τόσο καλή που φαίνεται να είναι σοφό να επιλεγεί η μέθοδος αυτή έναντι της πιο περίπλοκης μεθόδου που χρησιμοποιεί όλους τους εξωτερικούς παράγοντες. Είναι σημαντικό να

αναφερθεί πως στη συγκεκριμένη χρονοσειρά των συνολικών πωλήσεων οι προβλέψεις των δύο καλύτερων μεθόδων όπως αναφέρθηκαν είναι αρκετά καλύτερες από τις υπόλοιπες μεθόδους. Οι καλύτερες μέθοδοι έχουν σφάλμα περίπου 0.2 με 0.3 ενώ οι επόμενες καλύτερες μέθοδοι βρίσκονται στο 0.5 με 0.6 οπότε πράγματι είναι πολύ σημαντική η αξιοποίηση των παραγόντων SNAP.

Εντυπωσιακό είναι πως για τη χαρακτηριστική περίοδο των 20 έως 30 εβδομάδων και 75 ως 85 παρουσιάζεται πάλι αρκετά διαφορετική συμπεριφορά. Για αυτήν την περίοδο οι μέθοδοι sNaive και η μέθοδος εκθετικής εξομάλυνσης που αξιοποιεί τα ειδικά γεγονότα παρουσιάζουν την καλύτερη συμπεριφορά ενώ τις υπόλοιπες χρονικές περιόδους κάνουν τις χειρότερες προβλέψεις, οπότε είναι φανερό πως η αξιοποίηση των παραγόντων αυτών αλλά και της εποχικότητας είναι πολύ σημαντική. Μάλιστα θα βελτιώνονταν οι προβλέψεις αν για τις συγκεκριμένες χρονικές περιόδους η πραγματική πρόβλεψη ήταν αυτή που λαμβάνει υπόψη τα γεγονότα ενώ για τις υπόλοιπες περιόδους επιλέγεται η μέθοδος με τους παράγοντες SNAP. Η συμπεριφορά αυτή αλλά και η παρόμοια ακρίβεια μεταξύ των προβλέψεων για τις ημέρες αυτές επεκτείνεται για λίγες εβδομάδες πριν και μετά των χαρακτηριστικών εβδομάδων που αποτυπώνει την σημασία του “Lag Effect”.

Ακόμα, σε αντίθεση με το πρώτο πειραματικό μέρος που εμφανιζόταν η απόκλιση της συνηθισμένης συμπεριφοράς για τις δύο αυτές χρονικές περιόδους που αναφέρθηκαν παραπάνω, στη συγκεκριμένη περίπτωση εμφανίζεται παρόμοια συμπεριφορά και για τη χρονική περίοδο από την εβδομάδα 52 ως την εβδομάδα 60 και τείνει να εμφανιστεί πάλι μετά την εβδομάδα 90. Για τη συγκεκριμένη χρονική περίοδο θα πρέπει να υπάρχουν κάποια ειδικά γεγονότα που επηρεάζουν τις προβλέψεις αυτές αφού δεν είναι τυχαίο πως η εκθετική εξομάλυνση με εξωτερικούς παράγοντες τα ειδικά γεγονότα παρουσιάζει τη καλύτερη συμπεριφορά.

Για τις περιόδους που αναφέρθηκαν παραπάνω εμφανίζονται τα ακόλουθα ειδικά γεγονότα για τις αντίστοιχες εβδομάδες όπως αναφέρονται:

- Εβδομάδα 50: NBA Finals Start (Sporting)
- Εβδομάδα 52: NBA Finals End (Sporting)
- Εβδομάδα 52: Ramadan starts (Religious)
- Εβδομάδα 53: Father’s day (Cultural)
- Εβδομάδα 54: Independence Day (National)
- Εβδομάδα 56: Eid al-Fitr (Religious)
- Εβδομάδα 91: St Patrick’s Day (Cultural)
- Εβδομάδα 92: Purim End (Religious)
- Εβδομάδα 93: Easter (Cultural)

Είναι φανερό πως η εκδήλωση του NBA επηρεάζει αρκετά τις πωλήσεις και είναι σημαντική η αξιοποίησή τους για την παραγωγή καλύτερων προβλέψεων. Οι υπόλοιπες θρησκευτικές και εθνικές εκδηλώσεις πιθανόν να επηρεάζουν τις προβλέψεις αλλά σε κάθε περίπτωση είναι καλύτερη η πρόβλεψη με τα γεγονότα για τη συγκεκριμένη περίοδο. Όσον αφορά τις εβδομάδες κοντά στην 90^η τα γεγονότα που λαμβάνουν μέρος δεν φαίνονται πολύ φημισμένα και έντονου χαρακτήρα με εξαίρεση το Πάσχα που θα μπορούσε να είναι το γεγονός που επηρεάζει τις προβλέψεις και να προσδίδει μεγαλύτερη ακρίβεια στις μεθόδους με αξιοποίηση γεγονότων. Οι αγώνες NBA για το 2016 πραγματοποιήθηκαν στις 3 Ιουνίου – 19 Ιουνίου όμως τα δεδομένα έχουν πωλήσεις μέχρι 22-05-2016 οπότε δεν περιλαμβάνονται οι αγώνες NBA για το επόμενο έτος που θα μπορούσαμε να επαληθεύσουμε τις παρατηρήσεις αυτές. Όσον αφορά το Πάσχα του 2015, λαμβάνει μέρος

την 42^η εβδομάδα και πράγματι στο διάγραμμα της κατάταξης φαίνεται να ισχύουν τα παραπάνω οπότε είναι σημαντικής αξίας η αξιοποίηση των ακόλουθων γεγονότων για την καλύτερη παραγωγή προβλέψεων ενώ για τις υπόλοιπες περιόδους φαίνεται να είναι καλύτερη η αξιοποίηση μόνο των εξωτερικών παραγόντων SNAP.

Σημαντικά γεγονότα:

1. Ημέρα των Ευχαριστιών (Thanksgiving)
2. Χριστούγεννα (Christmas)
3. Πρωτοχρονιά (New Year)
4. Πάσχα (Easter)
5. Αγώνες NBA (NBA)

Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται για τις μεθόδους που αναλύονται η μέση τιμή σφάλματος, κατάταξης και ποσοστού κατάταξης στις καλύτερες μεθόδους για τις περιόδους πρόβλεψης από την 27^η εβδομάδα των Χριστουγέννων του 2014 ως τα Χριστούγεννα του 2015, δηλαδή την 78^η εβδομάδα.

Συνολικός Πίνακας πωλήσεων	Μέση Τιμή Σφάλματος	Διακύμανση Σφάλματος	Μέση Κατάταξη	Διακύμανση Κατάταξης	Μέση Τιμή Ποσοστού Κατάταξης (%)	Διακύμανση Ποσοστού Κατάταξης
sNaive	0.8077	0.0888	5.2692	2.1614	21.1539	1700.603
TSB	1.0931	0.0182	6.7308	0.6712	1.92308	192.3077
ES	0.7171	0.0712	4.2692	0.8281	13.4615	1187.783
ES(all)	0.5137	0.0487	1.6731	1.1655	92.3077	723.9819
ES(snap)	0.5173	0.0525	1.9231	1.2489	90.3846	886.1237
ES(event)	0.7176	0.0667	4.1731	1.6753	32.6923	2243.59
ES(month)	0.7411	0.1424	3.9615	1.5279	48.0769	2545.249

Πίνακας 11: Αναλυτικός πίνακας πωλήσεων

Από τον πίνακα παραπάνω που αφορά τις συνολικές πωλήσεις όλων των καταστημάτων όλων των πολιτειών μπορούμε να καταλήξουμε στα ακόλουθα συμπεράσματα:

- Η μέθοδος της εκθετικής εξομάλυνσης που χρησιμοποιεί την εξωγενή μεταβλητή SNAP αλλά και αυτή που χρησιμοποιεί όλες τις εξωγενείς μεταβλητές παρουσιάζουν την υψηλότερη ακρίβεια πρόβλεψης. Η μέθοδος με το SNAP παρ'ότι παρουσιάζει σχεδόν την ίδια μέση τιμή, έχει χειρότερη διακύμανση που είναι αναμενόμενο καθώς προσφέρει πολύ καλή ακρίβεια για τις ημέρες με SNAP ενώ δεν μπορεί να ανταποκριθεί εξίσου καλά όσο η συνολική μέθοδος σε περιπτώσεις όπως ειδικά γεγονότα.
- Οι μέθοδοι sNaive και η εκθετική εξομάλυνση που αξιοποιεί τον μήνα έχουν μεγάλα σφάλματα αλλά ταυτόχρονα μεγάλη διακύμανση, που δεν είναι κάτι επιθυμητό αλλά ενδεχομένως να υπάρχει περιθώριο για βαθύτερη ανάλυση και αξιοποίηση τους αν πράγματι εντοπίζεται συστηματικό μοτίβο υψηλής ακρίβειας.
- Οι μεγάλες τιμές στη διακύμανση του ποσοστού κατάταξης οφείλεται στον τύπο της διακύμανσης καθώς το τετράγωνο στον τύπο αυξάνει πολύ τη διακύμανση ειδικά στις συγκεκριμένες περιπτώσεις που οι μέθοδοι είτε θα βρίσκονται στις τρεις καλύτερες μεθόδους για όλες τις χρονοσειρές σε μια συγκεκριμένη εβδομάδα είτε

σε καμία καθώς έχουμε μόνο μια χρονοσειρά. Οπότε θα μπορούσε να αγνοηθεί η διακύμανση.

5.3.2 Χρονοσειρές Πολιτειών

Παρακάτω παρουσιάζεται ο συνολικός πίνακας σφαλμάτων και κατάταξης για τις πολιτείες όπως παρουσιάστηκαν και στη περίπτωση των συνολικών πωλήσεων.

Πολιτείες	Μέση Τιμή Σφάλματος	Διακύμανση Σφάλματος	Μέση Κατάταξη	Διακύμανση Κατάταξης	Μέση Τιμή Ποσοστού Κατάταξης (%)	Διακύμανση Ποσοστού Κατάταξης
sNaive	0.8743	0.0684	5.6538	1.0151	16.6667	326.7974
TSB	1.1081	0.0184	6.8462	0.3680	3.20513	142.0312
ES	0.7585	0.0434	4.1346	0.6286	20.5128	834.5902
ES(all)	0.5626	0.0381	1.6346	0.9815	88.4615	648.5671
ES(snap)	0.5645	0.0394	1.75	0.7794	87.8205	567.7057
ES(event)	0.7556	0.0398	3.9615	1.3710	39.7436	1221.719
ES(month)	0.7719	0.0639	4.0192	1.4702	43.5897	1330.652

Πίνακας 12: Αναλυτικός πίνακας πωλήσεων πολιτειών

Από τον πίνακα των αναλυτικών αποτελεσμάτων μπορούμε να διαπιστώσουμε πως μοιάζει πολύ με τον πίνακα που παρουσιάστηκε προηγουμένως για τις συνολικές χρονοσειρές. Τα σφάλματα είναι αυξημένα όμως οι μέθοδοι υψηλότερης ακρίβειας φαίνεται να είναι πάλι οι ES(all) και ES(Snap), δηλαδή αυτή που αξιολογεί με βάση όλες τις εξωγενείς μεταβλητές και αυτή που λαμβάνει υπόψη μόνο τη μεταβλητή SNAP. Στη συγκεκριμένη περίπτωση όμως η διακύμανση για τη δεύτερη μέθοδο είναι μικρότερη από πριν και αρκετά κοντά σε αυτή της πρώτης μεθόδου καθιστώντας τη μέθοδο μόνο με SNAP πιο ελκυστική αφού είναι σαφώς μικρότερης πολυπλοκότητας. Παρόμοιες παρατηρήσεις μπορούν να γίνουν για τις υπόλοιπες μεθόδους ενώ η διακύμανση της μεθόδου με τη μεταβλητή SNAP είναι καλύτερη από την ES(all) για τη κατάταξη και τα ποσοστά καθιστώντας τη πιο ισχυρή μέθοδο.

Τα διαγράμματα για την συγκεκριμένη κατηγορία δεν παρουσιάζονται εδώ καθώς είναι πολύ όμοια με τα συνολικά διαγράμματα που αναφέρθηκαν προηγουμένως αλλά η βασική παρατήρηση είναι πως δείχνουν όσα έχουν αναλυθεί στα προηγούμενα κεφάλαια. Πράγματι τα αποτελέσματα μοιάζουν με αυτά της συνολικής χρονοσειράς, τα χαρακτηριστικά είναι όμοια και παρουσιάζεται η ανομοιομορφία για όλες τις χρονικές περιόδους που παρουσιάζονταν και προηγουμένως. Η σημαντική διαφορά που χρειάζεται να τονιστεί στη συγκεκριμένη περίπτωση είναι πως όπως είχε αναφερθεί σε προηγούμενα κεφάλαια οι αγορές SNAP φαίνεται να αυξάνουν τα ποσοστά πωλήσεων κυρίως στη πολιτεία Ουισκόνσιν που πρόκειται για τη τρίτη χρονοσειρά ενώ λιγότερο για τη δεύτερη χρονοσειρά του Τέξας και ακόμα λιγότερο για τη πολιτεία της Καλιφόρνια δηλαδή τη πρώτη χρονοσειρά. Ο λόγος που συμβαίνει αυτό πρέπει να είναι καθώς το μέσο εισόδημα νοικοκυριού είναι αισθητά μεγαλύτερο για τη Καλιφόρνια με το Τέξας να ακολουθεί και το Ουισκόνσιν να παρουσιάζει το χαμηλότερο εισόδημα. Παρόλα αυτά οι τιμές είναι παρόμοιες για όλες τις πολιτείες οπότε λογικό να επικεντρώνονται οι πωλήσεις για τις ημέρες αυτές στις πολιτείες με περιορισμένο εισόδημα ενώ δεν έχουν τόσο μεγάλη

σημασία για τη Καλιφόρνια. Φαίνεται λοιπόν από τα διαγράμματα πως η μέθοδος πρόβλεψης με αξιοποίηση παραγόντων SNAP είναι σαφώς καλύτερη με διαφορά στη πολιτεία Ουισκόνσιν ενώ μειώνεται η διαφορά στο Τέξας και είναι σχεδόν ασήμαντη για τη Καλιφόρνια. Ακόμα, στο Ουισκόνσιν τα σφάλματα φαίνεται να παρουσιάζουν συστηματικά κορυφές με παρόμοια συχνότητα.

5.3.3 Χρονοσειρές Καταστημάτων

Όσα χαρακτηριστικά αναλύθηκαν και παρουσιάστηκαν προηγουμένως εμφανίζονται και στις πιο λεπτομερείς κατηγορίες χρονοσειρών που ακολουθούν. Πράγματι αν εξεταστούν τα διαγράμματα των σφαλμάτων φαίνεται πως τα καταστήματα του Ουισκόνσιν έχουν και τα δύο πολύ έντονα τα χαρακτηριστικά της βελτίωσης της ακρίβειας πρόβλεψης με την αξιοποίηση των παραγόντων SNAP ενώ στο Τέξας είναι πιο περιορισμένο και στη Καλιφόρνια παρέχουν ακόμα μικρότερη βελτίωση. Σε γενικές γραμμές τα καταστήματα έχουν παρόμοια χαρακτηριστικά με τις προαναφερόμενες χρονοσειρές με κάποιες διαφοροποιήσεις στη τάση και τον όγκο των πωλήσεων μεταξύ των καταστημάτων. Τα συνολικά συμπεράσματα όμως που μπορούν να εξαχθούν είναι παρόμοια με τις προηγούμενες αναλύσεις και αυτό φαίνεται στον αναλυτικό πίνακα παρακάτω:

Καταστήματα	Μέση Τιμή Σφάλματος	Διακύμανση Σφάλματος	Μέση Κατάταξη	Διακύμανση Κατάταξης	Μέση Τιμή Ποσοστού Κατάταξης (%)	Διακύμανση Ποσοστού Κατάταξης
sNaive	0.8886	0.0566	5.8846	0.4962	13.6539	164.819
TSB	1.0875	0.0143	6.8462	0.3680	6.5385	132.8808
ES	0.7576	0.0378	4	0.5882	28.4615	444.6456
ES(all)	0.6153	0.0345	1.6346	0.7070	82.1154	299.359
ES(snap)	0.6120	0.0332	1.6731	0.5381	84.2308	393.5143
ES(event)	0.7578	0.0352	4.0769	1.4057	39.4231	778.092
ES(month)	0.7742	0.0677	3.8846	1.3198	45.5769	699.6606

Πίνακας 13: Αναλυτικός πίνακας πωλήσεων καταστημάτων

Πράγματι από τον πίνακα φαίνεται να επαληθεύονται όσα αναφέρθηκαν. Τα σφάλματα των μεθόδων ES(all), ES(snap) έχουν αυξηθεί λίγο αλλά παραμένουν καλύτερες μέθοδοι συγκριτικά με τις υπόλοιπες ενώ η μέθοδος με την εξωγενή μεταβλητή SNAP έχει και σε αυτή τη περίπτωση αρκετά καλή διακύμανση και γενικά φαίνεται πιο σταθερή από την μέθοδο πρόβλεψης που χρησιμοποιεί όλες τις εξωγενείς μεταβλητές, ακόμα και στη περίπτωση της κατάταξης. Η μέθοδος με την μεταβλητή του μήνα φαίνεται να είναι η τρίτη καλύτερη μέθοδος πρόβλεψης που είναι αρκετά σημαντική διαπίστωση καθώς δεν είναι προφανές, παρόλα αυτά η απλή εκθετική εξομάλυνση έχει αρκετά μικρότερη διακύμανση με ελαφρώς καλύτερο μέσο σφάλμα οπότε συστήνεται έναντι των υπολοίπων ως τρίτη καλύτερη μέθοδος πρόβλεψης.

5.3.4 Χρονοσειρές Κατηγοριών

Από τα επιμέρους διαγράμματα των κατηγοριών μπορεί να γίνει αντιληπτό πως η πρόβλεψη με τη μέθοδο που αξιοποιεί παράγοντες SNAP είναι πολύ καλύτερη ως προς την ακρίβεια για τα τρόφιμα ενώ για τις κατηγορίες των Χόμπι και Οικιακών Ειδών τα σφάλματα είναι ελαφρώς καλύτερα με τη μέθοδο αυτή αλλά όχι συστηματικά. Για τον λόγο αυτό φαίνεται να μην συμφέρει να γίνεται η πρόβλεψη με βάση τους εξωτερικούς παράγοντες αφού η απλή εκθετική εξομάλυνση προσφέρει αντιστοίχως καλά αποτελέσματα με τις άλλες μεθόδους. Στη περίπτωση των συνολικών σφαλμάτων η συμπεριφορά είναι πολύ παρόμοια με τις προηγούμενες κατηγορίες. Παρακάτω φαίνεται ο πίνακας των μέσων τιμών και διακύμανσης των σφαλμάτων, κατάταξης και ποσοστού των χρονοσειρών για το επίπεδο των κατηγοριών προϊόντων.

Κατηγορίες	Μέση Τιμή Σφάλματος	Διακύμανση Σφάλματος	Μέση Κατάταξη	Διακύμανση Κατάταξης	Μέση Τιμή Ποσοστού Κατάταξης (%)	Διακύμανση Ποσοστού Κατάταξης
sNaive	0.831	0.0798	5.5769	1.1900	14.7436	497.3186
TSB	1.1101	0.0210	6.8269	0.5381	3.8462	115.636
ES	0.7108	0.0544	4.0962	1.2651	35.8974	1169.767
ES(all)	0.6	0.0501	1.7308	1.1418	72.4359	946.4555
ES(snap)	0.6012	0.0502	1.8654	1.06	77.5641	728.5906
ES(event)	0.7081	0.0471	3.9423	1.3888	49.359	1241.411
ES(month)	0.7264	0.0862	3.9615	1.3710	46.1539	1313.893

Πίνακας 14: Αναλυτικός πίνακας πωλήσεων κατηγοριών

Τα αποτελέσματα είναι σχεδόν ίδια με τις υπόλοιπες κατηγορίες που αναλύθηκαν προηγουμένως με τη μέθοδο που χρησιμοποιεί την εξωγενή μεταβλητή SNAP να συστεινεται αλλά και η μέθοδος που χρησιμοποιεί όλες τις εξωγενείς μεταβλητές να παρουσιάζεται ως ελαφρώς καλύτερη με αυξημένη όμως πολυπλοκότητα. Τα παραπάνω αφορούν τις συνολικές πωλήσεις και όχι κάθε κατηγορία ξεχωριστά.

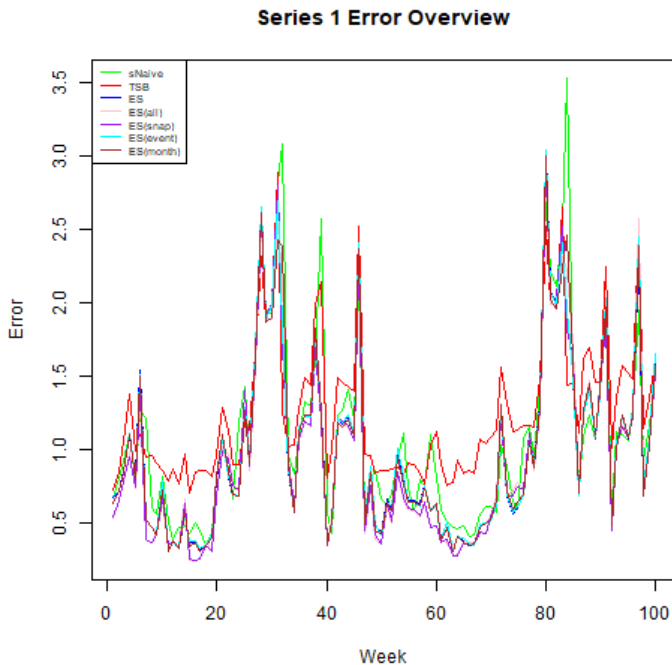
5.3.5 Χρονοσειρές Επιμέρους Τμημάτων

Στη κατηγορία των τμημάτων, τα διαγράμματα των συνολικών σφαλμάτων δεν παρουσιάζουν κάποια ιδιαίτερη συμπεριφορά και μοιάζουν πολύ με τα υπόλοιπα με τη μέθοδο που χρησιμοποιεί τα SNAP να είναι ελαφρώς χειρότερη από τις άλλες φορές. Αυτό που έχει ιδιαίτερο ενδιαφέρον είναι οι προβλέψεις στα επιμέρους τμήματα. Φαίνεται πως στις περιπτώσεις των σημαντικών ειδικών γεγονότων που έχουν αναφερθεί προηγουμένως χρειάζεται να χρησιμοποιούνται τα γεγονότα αλλά στις υπόλοιπες χρονικές περιόδους η μέθοδος πρόβλεψης που θα χρησιμοποιηθεί εξαρτάται από τη κατάσταση κάθε φορά. Παρακάτω ακολουθεί ο πίνακας των μέσων τιμών και της διακύμανσης για τα σφάλματα, τη κατάταξη και τα ποσοστά κατάταξης των μεθόδων πρόβλεψης στη κατηγορία των τμημάτων.

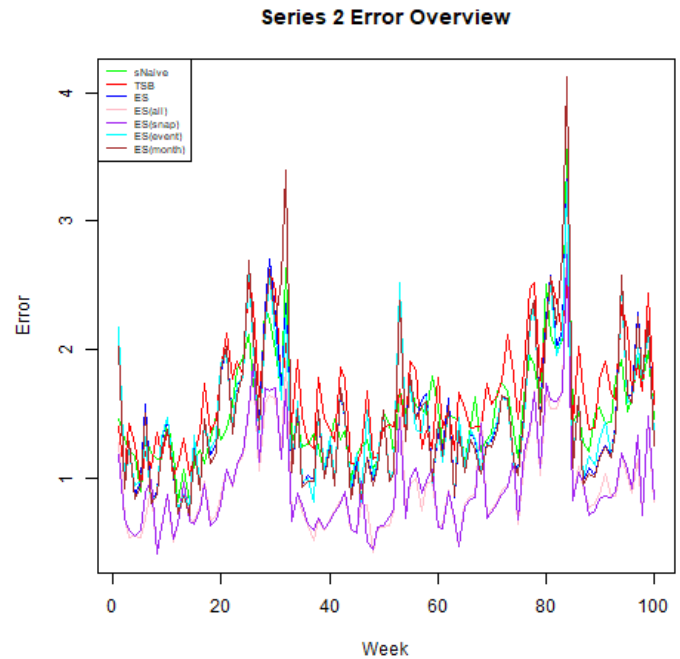
Τμήματα	Μέση Τιμή Σφάλματος	Διακύμανση Σφάλματος	Μέση Κατάταξη	Διακύμανση Κατάταξης	Μέση Τιμή Ποσοστού Κατάταξης (%)	Διακύμανση Ποσοστού Κατάταξης
sNaive	1.058	0.1249	5.6538	1.4465	17.8571	375.1501
TSB	1.2642	0.0791	6.7692	0.6124	6.3187	147.3666
ES	0.9307	0.1102	4.0962	1.1474	36.2637	675.9627
ES(all)	0.8168	0.1044	1.7308	0.9457	69.5055	472.4197
ES(snap)	0.8164	0.1046	1.75	0.7794	73.9011	429.9412
ES(event)	0.9296	0.0999	4.0962	1.1867	45.6044	784.6215
ES(month)	0.9425	0.1389	3.9038	1.3827	50.5495	723.9819

Πίνακας 15: Αναλυτικός πίνακας πωλήσεων τμημάτων

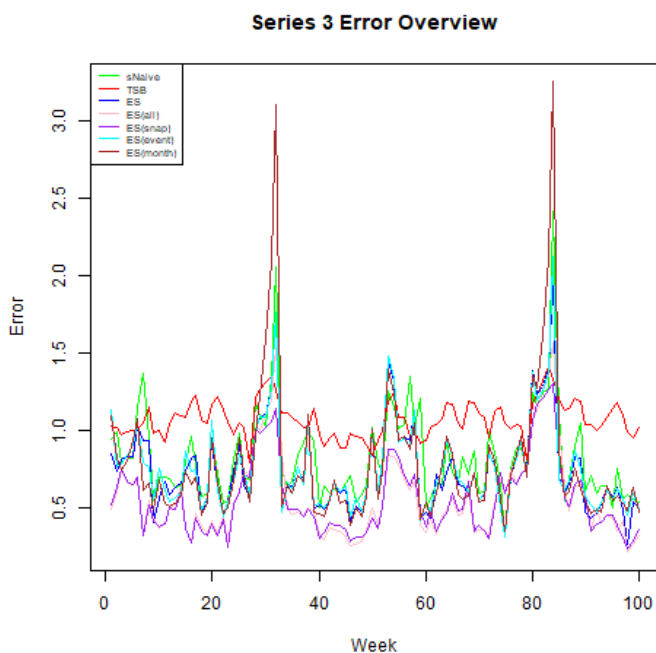
Από τον αναλυτικό πίνακα που παρουσιάζεται παραπάνω, φαίνεται να έχουμε την ίδια συμπεριφορά με αυτά που αναλύθηκαν στην περίπτωση των κατηγοριών. Η σημαντικότερη αλλαγή είναι πως στη περίπτωση που είναι πιο ειδική η πρόβλεψη καθώς αναλύεται σε πολλά υποτμήματα σε σχέση με τις κατηγορίες, φαίνεται να αυξάνεται το μέσο σφάλμα. Πιο συγκεκριμένα από 0.6 που ήταν περίπου το μέσο σφάλμα για τις καλύτερες μεθόδους, τώρα είναι 0.81 και αντίστοιχη αύξηση παρατηρείται στις άλλες μεθόδους. Σε κάθε περίπτωση τα αποτελέσματα οδηγούν στα ίδια συμπεράσματα με την επιλογή της μεθόδου που χρησιμοποιεί μόνο την εξωγενή μεταβλητή SNAP να είναι η βέλτιστη τόσο από άποψη προβλεπτικής ακρίβειας όσο και από υπολογιστική πολυπλοκότητα.



Εικόνα 89: Συνολικές Πωλήσεις Τμήματος Τροφίμων 1 της Walmart



Εικόνα 88: Συνολικές Πωλήσεις Τμήματος Τροφίμων 2 της Walmart



Εικόνα 90:Συνολικές Πωλήσεις Τμήματος Τροφίμων 3 της Walmart

Αν παρατηρήσουμε τα διαγράμματα θα βλέπαμε πως από τα τρία διαγράμματα σφαλμάτων που αναφέρονται στα τμήματα των τροφίμων, στο πρώτο διάγραμμα η μέθοδος με SNAP δεν είναι καλύτερη από τις άλλες μεθόδους ενώ η TSB εμφανίζει χειρότερη από τις άλλες μεθόδους ακρίβεια κατά. Στα τρόφιμα του τρίτου τμήματος ισχύουν τα ίδια χαρακτηριστικά αλλά η ακρίβεια της μεθόδου SNAP είναι σαφώς καλύτερη. Από την άλλη στο δεύτερο τμήμα η μέθοδος SNAP είναι καλύτερη αλλά όλες οι άλλες μέθοδοι έχουν παρόμοια ακρίβεια ακόμα και η TSB είναι εξίσου καλή με την απλή εκθετική εξομάλυνση. Συνεπώς για άλλη μια φορά φαίνεται πως σε κάθε χρονοσειρά η καλύτερη επιλογή είναι η πρόβλεψη με διαφορετικά μοντέλα. Για τις περιόδους με τα σημαντικά ειδικά γεγονότα θα μπορούσε κάποιος επιχειρηματίας να τα λαμβάνει υπόψη του, στη πρώτη κατηγορία

τροφίμων μπορεί να χρησιμοποιηθεί ακόμα και η sNaive αφού παρουσιάζει παρόμοια ακρίβεια, στη δεύτερη κατηγορία μπορεί να χρησιμοποιηθεί η μέθοδος με SNAP ενώ στη τρίτη είτε με SNAP είτε οποιαδήποτε άλλη μέθοδος εκτός από τη TSB γιατί η ακρίβεια της μεθόδου με SNAP είναι ελαφρώς καλύτερη.

Ομοίως στη κατηγορία των Χόμπι, στο πρώτο τμήμα όλες οι μέθοδοι εκτός από sNaive και TSB παρουσιάζουν παρόμοια ακρίβεια και δε φαίνεται το SNAP να βελτιώνει την ακρίβεια που είναι αναμενόμενο καθώς το SNAP αφορά πωλήσεις. Στο δεύτερο τμήμα των Χόμπι όλες οι μέθοδοι παρουσιάζουν παρόμοια ακρίβεια οπότε μπορεί να επιλεγθεί η sNaive που είναι πολύ απλή και παρουσιάζει παρόμοια ακρίβεια με όλες τις άλλες μεθόδους. Αντίστοιχα συμπεράσματα μπορούν να εξαχθούν για τα τμήματα των οικιακών ειδών αλλά στο πρώτο τμήμα η μέθοδος με SNAP μπορεί να προσφέρει καλύτερη ακρίβεια για τους λόγους που έχουν αναφερθεί, δηλαδή παρ'ότι αφορά τρόφιμα οι καταναλωτές ενδέχεται να αγοράσουν και άλλα αντικείμενα είτε γιατί έτυχε να τα προτιμήσουν όταν έκαναν αγορές SNAP είτε επειδή συνδυάζουν τις συνολικές πωλήσεις με τις αγορές SNAP.

Κεφάλαιο 6: Επίλογος

Στο παρόν Κεφάλαιο θα ακολουθήσει μια σύνοψη της παρούσας εργασίας και των συμπερασμάτων από τα αποτελέσματα που προέκυψαν. Ακόμα αναφέρονται μελλοντικές επεκτάσεις που θα μπορούσαν να γίνουν στη παρούσα εργασία.

6.1 Σύνοψη και συμπεράσματα

Αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η μελέτη της επίδρασης του διαστήματος αξιολόγησης των μοντέλων πρόβλεψης στην απόδοσή αλλά και προτάσεις βελτιστοποίησης τους. Για την εξέταση του ζητήματος αυτού πραγματοποιείται η ανάλυση αρκετών διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης αξιοποιώντας ένα σύνολο πολλών χρονοσειρών με παρόμοια ή πολύ διαφορετικά χαρακτηριστικά. Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στην απλή εκθετική εξομάλυνση σε συνδυασμό με εξωτερικούς παράγοντες καθώς όπως δείχνουν τα συμπεράσματα η αξιοποίηση των εξωτερικών παραγόντων μπορεί να προβεί ιδιαίτερα καθοριστική για την ελαχιστοποίηση του σφάλματος των προβλέψεων.

Στο αρχικό κεφάλαιο έγινε μια σύντομη ανάλυση για τη χρησιμότητα των προβλέψεων στις επιχειρήσεις των ημερών μας. Οι προβλέψεις αναμφίβολα είναι αναγκαίες και χρησιμοποιούνται για την ελαχιστοποίηση των εξόδων συντήρησης και αποθήκευσης ενώ ταυτόχρονα μεγιστοποιούνται τα κέρδη. Στη συνέχεια στο δεύτερο κεφάλαιο, αναλύθηκαν οι μέθοδοι πρόβλεψης που αξιοποιήθηκαν για τη παρούσα διπλωματική, η διαδικασία της πρόβλεψης καθώς και οι δείκτες ακρίβειας που χρησιμοποιούνται για την εκτίμηση της απόδοσης των μεθόδων πρόβλεψης. Στο τρίτο κεφάλαιο της εργασίας, αρχικά έγινε μια εισαγωγή των M διαγωνισμών προβλέψεων και στη συνέχεια ακολούθησε μια εκτενής ανάλυση για τον $M5$ διαγωνισμό, τους στόχους του αλλά και τις βελτιώσεις συγκριτικά με τους προηγούμενους διαγωνισμούς. Έπειτα πραγματοποιήθηκε μια πολύ λεπτομερής ανάλυση των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για τη παραγωγή προβλέψεων όπως τα χαρακτηριστικά των χρονοσειρών, του τύπου των δεδομένων αλλά και την πιθανή σύνδεσή τους με δημογραφικά στοιχεία, SNAP και ειδικά γεγονότα ενώ μετά ακολούθησε μια περιγραφή του δείκτη ακρίβειας που χρησιμοποιήθηκε για την εκτίμηση των σφαλμάτων κάθε πρόβλεψης, όπου επιλέχθηκε ο RMSSE. Η χρήση κανονικοποιημένων δεικτών εκτίμησης της ακρίβειας των προβλέψεων είναι η πλέον κατάλληλη για δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης. Οι δείκτες της κατηγορίας αυτής παρουσιάζουν επιθυμητές ιδιότητες αποφεύγοντας πιθανές απροσδιοριστίες από τη διακοπτόμενη φύση των δεδομένων. Επίσης ο δείκτης RMSSE που αξιοποιήθηκε και στον διαγωνισμό $M5$ φαίνεται να προσφέρει αρκετά ικανοποιητική σύγκριση μεταξύ των μεθόδων πρόβλεψης, οπότε μάλλον θα εδραιώσει τη χρήση του στις εμπειρικές μελέτες το προσεχές χρονικό διάστημα. Ακόμα ακολούθησε εκτενής ανάλυση δημογραφικών στοιχείων των πολιτειών για να κατανοηθεί η συσχέτιση με την αύξηση τάσης στις πωλήσεις των προϊόντων. Στη συνέχεια περιγράφηκε πολύ αναλυτικά η πειραματική διαδικασία που χρησιμοποιήθηκε για την παραγωγή προβλέψεων και την αξιολόγηση των μοντέλων του πρώτου πειραματικού μέρους της εργασίας. Τα αποτελέσματα του πρώτου πειραματικού μέρους έδειξαν πως στη περίπτωση της διακοπτόμενης ζήτησης οι μέθοδοι πρόβλεψης εμφανίζουν μια

συστηματικότητα με τις μεθόδους που εξειδικεύονται στην διακοπτόμενη ζήτηση να υπερισχύουν έναντι των άλλων. Επίσης φαίνεται τα ειδικά γεγονότα να προσφέρουν πιο σταθερά χαρακτηριστικά σε σχέση με τις υπόλοιπες χρονικές περιόδους μειώνοντας το συνολικό σφάλμα. Ήδη από το πρώτο πειραματικό μέρος είναι εμφανές πως τα ειδικά γεγονότα επηρεάζουν σε σημαντικό βαθμό τις προβλέψεις οπότε χρειάζεται να αξιοποιούνται γεγονότα όπως Χριστούγεννα, Πρωτοχρονιά, Πάσχα, αγώνες NBA και ημέρα των ευχαριστιών.

Στο τέταρτο κεφάλαιο ακολουθεί η ανάλυση των χρονοσειρών του δεύτερου πειραματικού μέρους και η παρουσίαση των αποτελεσμάτων αυτού. Στο συγκεκριμένο μέρος οι χρονοσειρές έχουν έντονα χαρακτηριστικά τάσης και εποχικότητας με τις μεθόδους της εκθετικής εξομάλυνσης να συνδέονται πολύ ικανοποιητικά με εξωτερικούς παράγοντες προσφέροντας χρήσιμα συμπεράσματα. Αρχικά φαίνεται πως το SNAP συμβάλλει καθοριστικά στις προβλέψεις των πωλήσεων κυρίως των τροφίμων αλλά η κάθε πολιτεία παρουσιάζει διαφορετική συμπεριφορά με το Ουισκόνσιν που έχει το μικρότερο εισόδημα νοικοκυριού να χρησιμοποιεί σε μεγαλύτερο βαθμό το SNAP. Σε περίπτωση που αγνοηθεί το SNAP η ακρίβεια των προβλέψεων για τη κατηγορία των τροφίμων είναι σημαντικά χειρότερη. Επίσης φάνηκε από τα αποτελέσματα πως η πρόβλεψη με τη χρήση των ειδικών γεγονότων βελτιώνει αρκετά την ακρίβεια ιδίως όταν πρόκειται για τα γεγονότα που αναφέρθηκαν προηγουμένως και διαφαίνονται ήδη από το πρώτο πειραματικό μέρος. Ο συνδυασμός όλων των εξωτερικών παραγόντων προσφέρει οριακά καλύτερη ακρίβεια όμως αυξάνει πολύ την πολυπλοκότητα και ενδεχομένως να απαιτεί την επίβλεψη και συνεισφορά του ανθρώπου για να πραγματοποιείται οπότε συνίσταται η αξιοποίηση μόνο των προηγούμενων καθώς αυξάνεται πολύ λίγο η ακρίβεια. Δηλαδή ο συνδυασμός του SNAP όταν πρόκειται για τρόφιμα και μόνο των σημαντικών ειδικών γεγονότων προσφέρει πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα ακρίβειας.

Συνοπτικά τα συμπεράσματα και οι προτάσεις που προκύπτουν από όσα αναφέρθηκαν συνοψίζονται ως εξής:

- Στη περίπτωση διακοπτόμενης ζήτησης φαίνεται να υπερισχύουν οι μέθοδοι διακοπτόμενης ζήτησης οπότε θα ήταν καλή η επιλογή μιας μεθόδου σαν τις Croston ή TSB. Πρέπει να σημειωθεί όμως πως η μέθοδος Θ (Theta) παρουσίασε εξαιρετικά καλή ακρίβεια και ελαφρώς καλύτερη από την TSB οπότε παρότι η TSB εξειδικεύεται στην διακοπτόμενη ζήτηση, η μέθοδος Θ θα ήταν η συστηνόμενη επιλογή. Κατά τις περιόδους ειδικών γεγονότων παρατηρείται μια μείωση του σφάλματος καθώς η ζήτηση για τις περιόδους εκείνες είναι πιο προβλέψιμη. Θα μπορούσαμε να παρατηρούμε τα ειδικά γεγονότα ώστε να εκμεταλλευτούμε την ειδική τους συμπεριφορά και να υπάρχει ένα μικρό απόθεμα πριν τις ημέρες αυτές αφού η ζήτηση μπορεί να συσσωρεύεται στις ημέρες πριν και μετά τη ζήτηση. Εκτός από αυτά, οι υπόλοιπες εξωγενείς μεταβλητές μπορούν να αγνοηθούν αφού στο επίπεδο δεν φαίνεται να υπάρχει κάποια συσχέτιση.
- Σε περιπτώσεις μη διακοπτόμενης ζήτησης

1. Σε περιπτώσεις που δεν υπάρχουν ειδικά γεγονότα, τότε αν προβλέπονται δεδομένα που περιέχουν και τα τρόφιμα, θα πρέπει αναμφίβολα να λαμβάνεται υπόψη η εξωγενής μεταβλητή SNAP παρ'ότι ο βαθμός επιρροής της διαφέρει από το ένα τμήμα στο άλλο και σε κάθε πολιτεία. Μια μέθοδος όπως ETSx, ARIMAX θεωρείται κατάλληλη για τις προβλέψεις αυτές και ταυτόχρονα έχουν σχετικά χαμηλό υπολογιστικό κόστος. Η πρόβλεψη με την αξιοποίηση επιπρόσθετων εξωγενών μεταβλητών ενδέχεται να προσφέρει ελαφρώς υψηλότερη ακρίβεια πρόβλεψης αλλά όχι σε σημαντικό βαθμό που να έχει νόημα η αύξηση της αντίστοιχης πολυπλοκότητας της μεθόδου ή του υπολογιστικού κόστους.
2. Στη περίπτωση ειδικών γεγονότων αξίζει να λαμβάνονται υπόψη, ειδικά για κάποιες περιπτώσεις ο βαθμός επιρροής των ειδικών γεγονότων είναι πολύ μεγάλος. Συνεπώς θα μπορούσε να αξιοποιηθεί η πληροφορία αυτή με τον απλούστερο τρόπο, δηλαδή προσφέροντας στα αντίστοιχα μοντέλα ARIMAX, ETSx την εξωγενή μεταβλητή των ειδικών γεγονότων. Όμως θα ήταν ακόμα καλύτερο να εντοπίζονται τα γεγονότα μεγάλης σημασίας και να αγνοούνται τα υπόλοιπα. Με αυτόν τον τρόπο μειώνεται ο όγκος των ειδικών αυτών ημερών, όμως ταυτόχρονα απαιτείται να γίνεται ο εντοπισμός των σπουδαιότερων γεγονότων τα οποία επηρεάζουν σε μεγάλο βαθμό τις πωλήσεις. Κάποια παραδείγματα είναι SuperBowl, NBA αγώνες, Χριστούγεννα, Πάσχα και Πρωτοχρονιά ενώ είναι σημαντικό να αναφερθεί πως η σημασία του καθενός διαφοροποιείται μεταξύ διαφορετικών περιοχών και ηπείρων. Ιδιαίτερα σημαντικό είναι οι προβλέψεις για τις ημέρες αυτές να πραγματοποιούνται σε συνδυασμό με τη μεταβλητή SNAP. Ακόμα μια περαιτέρω βελτίωση των προβλέψεων θα ήταν η αξιοποίηση του lag effect. Παρότι δεν αναλύθηκε στη παρούσα εργασία έχει παρατηρηθεί πως τις ημέρες των ειδικών γεγονότων μειώνονται οι πωλήσεις ενώ τις ημέρες πριν και μετά από αυτά παρατηρείται αύξηση σε αυτές, όμως κάτι τέτοιο αυξάνει την πολυπλοκότητα των μεθόδων πρόβλεψης, κάτι που χρειάζεται να λαμβάνεται υπόψη από την αντίστοιχη επιχείρηση.
3. Στη περίπτωση που η πρόβλεψη χωρίζεται σε κατηγορίες προϊόντων μπορεί να αποφευχθεί η χρήση εξωγενών μεταβλητών εκτός από περιόδους ειδικών γεγονότων αφού το SNAP που αποτελεί τη σημαντικότερη εξωγενή μεταβλητή επηρεάζει κυρίως τα τρόφιμα. Έτσι μπορεί να χρησιμοποιηθεί μια απλή εκθετική εξομάλυνση ή ακόμα και η sNaive αν δεν παρατηρείται τάση για κάποια χρονοσειρά.
4. Φαίνεται να μην υπάρχει πολύ σημαντική απόκλιση μεταξύ των μεθόδων όσον αφορά τα σφάλματα τους αλλά η επιλογή διαφορετικών μεθόδων, δηλαδή της καλύτερης μεθόδου για κάθε περίπτωση όπως SNAP, εθνικές εορτές και άλλες περιπτώσεις,

μπορεί να βελτιώσει σημαντικά τη συνολική ακρίβεια προβλέψεων. Με αυτόν τον τρόπο μπορούμε να εστιάσουμε στη μεγιστοποίηση της ακρίβειας πρόβλεψης αλλά και στη μείωση της πολυπλοκότητας και του υπολογιστικού κόστους χαρακτηριστικά που είναι εξαιρετικά χρήσιμα για έμπειρους ή όχι επιχειρηματίες.

- Επίσης, η εισαγωγή νέων προϊόντων σε όλες τις κατηγορίες, η αύξηση του πληθυσμού και του μέσου εισοδήματος νοικοκυριού σε κάθε πολιτεία αλλά και οι ραγδαίες αλλαγές που γίνονται σε όλο το κόσμο καθιστούν τα πρόσφατα ιστορικά δεδομένα πολύ πιο σημαντικά από τα δεδομένα παλαιότερων ετών και δε συστήνεται να δίνεται ιδιαίτερη έμφαση στα παλιά ιστορικά δεδομένα.

6.2 Μελλοντικές επεκτάσεις

Αφού ολοκληρώθηκε η παρούσα διπλωματική εργασία, δίνεται η ευκαιρία για να προταθούν κάποιες μελλοντικές υλοποιήσεις και προσεγγίσεις για την περαιτέρω βελτίωση της παραγωγής προβλέψεων στον τομέα των πωλήσεων προϊόντων για επιχειρήσεις και επιχειρηματίες της σημερινής αγοράς.

Μια πιθανή επέκταση θα μπορούσε να αφορά την αξιοποίηση του “Lag Effect” για την ακριβέστερη παραγωγή προβλέψεων. Πιο συγκεκριμένα, κατά τη περίοδο των ειδικών γεγονότων που κρίθηκαν ως σημαντικά, δηλαδή την ημέρα των Ευχαριστιών, τα Χριστούγεννα, το SuperBowl, τη Πρωτοχρονιά, το Πάσχα και τους αγώνες NBA μπορούν να χρησιμοποιηθούν μέθοδοι που αξιοποιούν τα δεδομένα αυτά και αυξάνουν τις πωλήσεις για τις ημέρες πριν τα ειδικά γεγονότα αλλά και ακριβώς μετά, μειώνοντας έτσι το σφάλμα.

Επιπλέον, μια μελλοντική επέκταση θα αποτελούσε η εφαρμογή περισσότερων μεθόδων και μοντέλων πρόβλεψης καθώς και πιο εξειδικευμένων μοντέλων που παρ’ότι είναι πολύ βαριά υπολογιστικά και απαιτούν πολλούς υπολογιστικούς πόρους μπορούν να προσφέρουν μια καλύτερη ανάλυση και πιο ακριβή και χρήσιμα αποτελέσματα.

Μια άλλη επέκταση θα μπορούσε να είναι η καλύτερη σύγκριση και αξιολόγηση των μοντέλων πρόβλεψης που εφαρμόζονται διαχωρίζοντας την ακρίβεια των προβλέψεων για εργάσιμες ημέρες όπου η πωλήσεις στα καταστήματα όπως της Walmart δεν είναι πολύ αυξημένες και τα Σαββατοκύριακα όπου παρατηρείται αρκετά αυξημένη ζήτηση. Αντίστοιχα θα μπορούσε να γίνει πιο αναλυτική εξέταση των ημερών αργιών και ειδικών γεγονότων με μοντέλα που προσαρμόζονται καλύτερα σε αυτά αλλά και με ανθρώπινη παρέμβαση αυξομειώνοντας τις προβλέψεις ανάλογα με την ιδιαιτερότητα του κάθε γεγονότος.

Μια ακόμα επέκταση θα μπορούσε να είναι η λεπτομερής ανάλυση και αξιοποίηση των τιμών των προϊόντων αλλά και ο τρόπος που αυτές επηρεάζουν τις προβλέψεις. Εκτός από

αυτό, χρήσιμο για μια πιο αντιπροσωπευτική ανάλυση θα ήταν ο εντοπισμός της αλληλοσυσχέτισης των διαφορετικών προϊόντων, η οποία θα μπορούσε να επιτευχθεί από τον κάθε επιχειρηματία ξεχωριστά ή αν γίνονταν διαθέσιμες οι λεπτομέρειες για κάθε προϊόν. Για παράδειγμα η αύξηση της ζήτησης γάλακτος μπορεί να προκαλέσει αύξηση στην ζήτηση δημητριακών, κακάο και άλλων ειδών τροφίμων που συνδυάζονται με αυτό. Παρόμοια συμπεράσματα μπορούν να προκύψουν από προσφορές σε συγκεκριμένα είδη προϊόντων.

Η αναγκαιότητα της πρόβλεψης της ζήτησης προϊόντων εμπορικών καταστημάτων, σουπερμάρκετ ή άλλων επιχειρήσεων αλλά και ο συνδυασμός εξωτερικών παραγόντων όπως SNAP και ειδικών γεγονότων όπως Χριστούγεννα και Πάσχα είναι αδιαμφισβήτητος σημασίας για τις ημέρες του έντονο ανταγωνισμού και αβεβαιότητας των εποχών μας. Πρόκειται για ένα αντικείμενο που θα απασχολεί συνεχώς του επιχειρηματίες μικρών και μεγάλων επιχειρήσεων αλλά και την επιστημονική κοινότητα καθώς μπορεί να προσφέρει πολύ σημαντικά οικονομικά και επεκτατικά για τους τομείς αυτούς πλεονεκτήματα δημιουργώντας ταυτόχρονα επεκτάσεις για την παρούσα διπλωματική εργασία.

Βιβλιογραφία

[1] Πετρόπουλος Φ. & Ασημακόπουλος Β. (2013), *Επιχειρησιακές Προβλέψεις*, Αθήνα: Εκδόσεις:Συμμετρία

[2] Boylan, John E., Goodwin, P., Mohammadipour, M., & Syntetos, A. A. (2015). Reproducibility in forecasting research. *International Journal of Forecasting*, 31(1), 79–90. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2014.05.008>

[3] Hyndman, Robin, Koehler, A. B., Ord, J. K., & Snyder, R. D. (2008). *Forecasting with Exponential Smoothing: The State Space Approach*. Springer-Verlag. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-71918-2>

[4] Kourentzes, N. (2014). On intermittent demand model optimisation and selection. *International Journal of Production Economics*, 156, 140–185. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.06.007>

[5] Petropoulos, F., & Kourentzes, N. (2015). Forecast combinations for intermittent demand. *Journal of the Operational Research Society*, 66(6), 870–950. <https://doi.org/10.1057/jors.2014.62>

[6] Ostertagova E. & Ostertag O. (2012), *Forecasting Using Simple Exponential Smoothing Method*, ResearchGate

[7] Wallström, P. (2009), *Evaluation of forecasting techniques and forecast errors*, 208

[8] Badvelu, J. (2020), *M5 Forecasting – Accuracy*

[9] Amora Jofipasi, C. et al 2018 IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng. 352 012055

[10] "SNAP Benefits and the Government Shutdown". *Econofact*. January 24, 2019. Retrieved January 26, 2019.

[11] "Supplemental Nutrition Assistance Program". *USDA*. Retrieved December 15, 2013.

[12] Bleich, Sara N.; Moran, Alyssa J.; Vercammen, Kelsey A.; Frelier, Johannah M.; Dunn, Caroline G.; Zhong, Anthony; Fleischhacker, Sheila E. (2020). "Strengthening the Public Health Impacts of the Supplemental Nutrition Assistance Program Through Policy". *Annual Review of Public Health*. **41**: 453–480. doi:10.1146/annurev-publhealth-040119-094143. PMID 32237988.

[13] Tashman, L. J (2000), *Out-of-sample tests of forecasting accuracy: an analysis and review*, School of Business Administration, University of Vermont, Burlington, Vermont 05405, USA, 1-14

[14] Spiliotis, E. (2021), The M5 Accuracy competition: Results, findings and conclusions, 1-38

[15] Makridakis, S., Spiliotis, E. & Assimakopoulos, V. (2020), THE M5 COMPETITION Competitors' Guide, 1-16

[16] Makridakis, S., Spiliotis, E. & Assimakopoulos, V. (2021), The M5 competition: Background, organization and implementation, 1-22

[17] Chatfield, C. 1996. Model uncertainty and forecast accuracy. *Journal of Forecasting* 15 (7): 482–508.

[18] Bartholomew, D. J. 1971. Time series analysis forecasting and control. *Journal of the Operational, Research Society* 22 (2): 120-201

[19] Tashman, L. J., & Kruk, J. M. (1996). The use of protocols to select exponential smoothing methods: a reconsideration of forecasting competitions. *International Journal of Forecasting* 12, 230-250

[20] Porter, A. L., & Roper, A.T., & Mason, T.W. ,& Rossini, F.A., & Banks, J, & Wiederholt, B.J. (2011). *Forecasting and Management of Technology*, Second Edition, 1-15

[21] Hyndman R. J. & Athanasopoulos G.. *Forecasting: Principles and Practice*, 1-225

[22] R programming – Wikipedia,
Available at: [https://en.wikipedia.org/wiki/R_\(programming_language\)](https://en.wikipedia.org/wiki/R_(programming_language))

[23] California Population and Demographics
Available at: <https://worldpopulationreview.com/states/california-population>

[24] California Population and Demographics
Available at: https://en.wikipedia.org/wiki/Demographics_of_California

[25] Texas Population and Demographics
Available at: <https://worldpopulationreview.com/states/texas-population>

[26] Wisconsin Population and Demographics
Available at: <https://worldpopulationreview.com/states/wisconsin-population>