



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ Η/Υ

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ

ΔΠΜΣ «ΤΕΧΝΟ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ»

«Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης Προϊόντων Εταιρείας Καλλυντικών»

Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία
Ανδριανοπούλου Βασιλική

Επιβλέπων : Βασίλειος Ασημακόπουλος, Καθηγητής ΕΜΠ
Υπεύθυνος: Νικολέττα Ζαμπέτα Λεγάκη, Υπ. Διδάκτωρ ΕΜΠ

Αθήνα, Οκτώβριος 2016



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ Η/Υ

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ

ΔΠΜΣ «ΤΕΧΝΟ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ»

«Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης Προϊόντων Εταιρείας Καλλυντικών»

Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία

Ανδριανοπούλου Βασιλική

Επιβλέπων : Βασίλειος Ασημακόπουλος, Καθηγητής ΕΜΠ

Υπεύθυνος: Νικολέττα Ζαμπέτα Λεγάκη, Υπ. Διδάκτωρ ΕΜΠ

.....
Βασίλειος
Ασημακόπουλος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Ιωάννης Ψαρράς
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Δημήτριος Ασκούνης
Αναπληρωτής
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Οκτώβριος 2016

.....
Ανδριανοπούλου Βασιλική

Διπλωματούχος Χημικός Μηχανικός Ε.Μ.Π.

Copyright © Βασιλική Ανδριανοπούλου 2016

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξολοκλήρου ή μέρους αυτής, για εμπορικό ή κερδοσκοπικό 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 εμπορικό-κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται αποκλειστικά στον συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτή την εργασία εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου συμπεριλαμβανόμενων Σχολών, Τομέων και Μονάδων αυτού.

Περίληψη

Τα διοικητικά στελέχη των επιχειρήσεων βρίσκονται συνεχώς αντιμέτωπα με την αβεβαιότητα. Η αβεβαιότητα αυτή αυξάνει συνεχώς στο σύγχρονο και ιδιαίτερα ανταγωνιστικό περιβάλλον. Οι προβλέψεις πωλήσεων που παράγονται με διάφορες μεθόδους χρησιμοποιούνται σαν δεδομένα που οδηγούν στη λήψη αποφάσεων σχετικά με τον γενικό σχεδιασμό, την χάραξη στρατηγικής και πολιτικής της επιχείρησης, τον σχεδιασμό των προμηθειών και των αποθεμάτων, την τακτική των πωλήσεων και εν γένει σε όλους τους τομείς της επιχείρησης. Είναι πλέον δεδομένο ότι ο ρόλος των προβλέψεων είναι σημαντικός και η χρησιμότητά τους αναμφισβήτητη. Αυτό είναι και το κίνητρο για την εκπόνηση της παρούσας εργασίας.

Στην παρούσα μελέτη, έγινε συλλογή ιστορικών στοιχείων πωλήσεων καλλυντικών προϊόντων γνωστής Ελληνικής εταιρείας η οποία ασχολείται με την παραγωγή και πώληση καλλυντικών και παραφαρμακευτικών προϊόντων στην Ελλάδα και το εξωτερικό. Τα αρχικά δεδομένα είναι μηνιαίας συχνότητας και αφορούν τεμαχιακές πωλήσεις προϊόντων. Τα δεδομένα αυτά αξιοποιήθηκαν για την παραγωγή προβλέψεων για μεσοπρόθεσμο χρονικό ορίζοντα και μελέτη ειδικών γεγονότων.

Η εργασία απαρτίζεται από έξι κεφάλαια, ξεκινώντας με μια εισαγωγή σχετικά με την εξέλιξη των πωλήσεων καλλυντικών τα τελευταία χρόνια και στο πρώτο κεφάλαιο γίνεται μια σύντομη αναφορά στην ελληνική αγορά. Στο δεύτερο κεφάλαιο αναλύονται βασικές έννοιες στον τομέα των προβλέψεων για περισσότερη κατανόηση στις έννοιες της χρονοσειράς, του ορίζοντα πρόβλεψης και της διαδικασίας πρόβλεψης, της κυλιόμενης πρόβλεψης και των εργαλείων προγραμματισμού που χρησιμοποιήθηκαν. Το τρίτο κεφάλαιο ξεκινά με τα ειδικά γεγονότα και δράσεις που εμφανίζονται στις χρονοσειρές και στη συνέχεια γίνεται αναφορά των βασικών μεθόδων πρόβλεψης, στις ποσοτικές, κριτικές και τεχνολογικές καθώς και των μεθόδων που ανήκουν στην κάθε κατηγορία. Τα μοντέλα που μελετώνται είναι η απλή μέθοδος Naïve, τα μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης, γραμμικής παλινδρόμησης, η μέθοδος Theta, τα νευρωνικά δίκτυα και τα μοντέλα ARIMA. Στη συνέχεια αναφέρονται οι κριτικές μέθοδοι πρόβλεψης, απλή κρίση, μέθοδος Delphi, αναλογίες, πρόβλεψη στόχου και τελική πρόβλεψη. Ακόμη αναλύονται δύο μοντέλα κατάλληλα για δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης, η μέθοδος Croston και η SBA. Ακολουθεί η αξιολόγηση των μεθόδων πρόβλεψης βάσει συγκεκριμένων δεικτών αξιολόγησης (σφάλματα MAPE, MASE) και το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με την ιεραρχική πρόβλεψη. Το τέταρτο κεφάλαιο περιέχει την μεθοδολογία που ακολουθήθηκε σε αυτή την μελέτη. Ξεκινά με την παρουσίαση των δεδομένων και την προετοιμασία των χρονοσειρών και ακολουθεί η μελέτη αναζήτησης Ειδικών Γεγονότων (SEA) που πραγματοποιήθηκε σε μια σειρά δεδομένων. Γίνεται περιγραφή της διαδικασίας παραγωγής προβλέψεων και του

κώδικα που αναπτύχθηκε. Στην περίπτωση των δεδομένων συνεχόμενης ζήτησης εφαρμόστηκαν οι μέθοδοι NAIVE, SES, HOLT, DAMPED, LRL, THETA και οι Κινητοί Μέσοι όροι με μήκος 3, 5, 6, 7, 12, 13, 15, 18 που αφορά μήνες. Στην περίπτωση των δεδομένων διακοπτόμενης ζήτησης εφαρμόστηκαν οι μέθοδοι NAIVE, SES, HOLT, DAMPED, LRL, THETA, οι Κινητοί Μέσοι όροι με μήκος 3, 5, 6, 7, 12, 13, 15, 18, CROSTON και SBA. Στη συνέχεια γίνεται αναφορά στο ιεραρχικό forecasting και τις διαφορετικές προσεγγίσεις Top down και Bottom up που εφαρμόστηκαν και έπειτα περιγράφεται η αξιολόγηση των μεθόδων πρόβλεψης. Στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα με σχόλια και πίνακες και στο έκτο και τελευταίο κεφάλαιο περιέχονται τα συμπεράσματα και οι προτάσεις για περαιτέρω διερεύνηση. Στο παράρτημα παρατίθενται πίνακες με τα δεδομένα και τα αποτελέσματα των αναλύσεων.

Abstract

Managers are constantly faced with uncertainty. Uncertainty is increasing in modern and highly competitive environment. Sales Forecasting, produced by various methods, are used as data leading to decisions relating to planning, strategy and policy of the company, the design of supplies and stocks, sales tactic and generally in all areas of business. It is obvious that the role of forecasting is important and its utility undeniable. This is the motivation for the preparation of this work.

In this study, historical data were collected from one known Greek company. The company produces and sales cosmetics and pharmaceutical products in Greece and abroad. The original data are monthly sales of company products for five years. Data were used to produce forecasts with medium forecast horizon and search for specific events.

This study consists of six chapters, starting with an introduction on the development of cosmetics sales in recent years and the first chapter is a brief reference to the Greek market. Second chapter analyzes the basic meanings of forecasting, time series, forecasting horizon, forecasting process, rolling forecasting and programming tools R and RStudio. The third chapter contains the research on Special Events (SEA), forecasting methods, quantitative, critical and technical. There is, also, a more extended description of forecasting methods. The models studied are Naive, Exponential Smoothing Models, Linear Regression, Theta, Neural Networks and ARIMA models. Afterwards, more forecast methods are referred like simple crisis, Delphi method, ratios, target prediction and final prediction. Two models suitable for intermittent demand data analyzed the Croston method and the SBA. After this, the evaluation of forecasting methods, using evaluation indicators (MAPE, MASE), is shown. At the end of this chapter, the hierarchical forecasting and different approaches Top down and Bottom up are referred. Chapter four starts with data description, the preparation of time series and forecasting process. In continuous demand, the methods applied are NAIVE, SES, HOLT, DAMPED, LRL, THETA and Moving Average with a length of 3, 5, 6, 7, 12, 13, 15 and 18 months. In case intermittent demand, the methods applied are NAIVE, SES, HOLT, DAMPED, LRL, THETA, the Moving Averages with length 3, 5, 6, 7, 12, 13, 15, 18, CROSTON and SBA. Next, there are the implementation of Top down and Bottom up methodologies and the evaluation of forecast methods. In the fifth chapter, results and comments are presented, and in the sixth chapter there are the conclusions and suggestions for further investigation. In appendage, there are data tables and analytical results.

Πρόλογος

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε κατά τα ακαδημαϊκά έτη 2014-2016 στα πλαίσια των ερευνητικών δραστηριοτήτων της Μονάδας Προβλέψεων και Στρατηγικής, η οποία ανήκει στο Εργαστήριο Συστημάτων Αποφάσεων και Διοίκησης και αποτελεί ένα ενεργό κομμάτι της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου. Η εργασία αυτή εκπονήθηκε στα πλαίσια της ολοκλήρωσης του Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών «Τεχνο - Οικονομικά Συστήματα».

Καταρχάς, ευχαριστώ θερμά τον Καθηγητή κ. Βασίλειο Ασημακόπουλο για την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ με τον τόσο ενδιαφέροντα τομέα των προβλέψεων καθώς επίσης και τον Καθηγητή κ. Ι. Ψαρρά και τον Αναπληρωτή Καθηγητή κ. Δ. Ασκούνη για την τιμή που μου έκαναν να συμμετάσχουν στην επιτροπή εξέτασης της εργασίας.

Θα ήθελα ιδιαιτέρως να ευχαριστήσω την υποψήφια διδάκτορα Νικολέττα Ζαμπέτα Λεγάκη όπου χάρη στις οργανωτικές της ικανότητες, την σωστή καθοδήγηση, στις πολύτιμες συμβουλές και στη στήριξή της, ολοκλήρωσα επιτυχώς την διπλωματική μου εργασία.

Πίνακας περιεχομένων

Περίληψη	5
Abstract.....	7
Πρόλογος	9
Πίνακας περιεχομένων	11
Εισαγωγή.....	13
Κεφάλαιο 1. Η ελληνική αγορά καλλυντικών.....	15
Κεφάλαιο 2. Εισαγωγικές Έννοιες στην Πρόβλεψη Πωλήσεων.....	17
2.1 Η έννοια της Πρόβλεψης	17
2.2 Χρονοσειρά	17
2.3 Ποιοτικά Χαρακτηριστικά Χρονοσειρών.....	18
2.4 Ορίζοντας Πρόβλεψης	19
2.5 Κυλιόμενη Πρόβλεψη (Rolling Forecasting)	19
2.6 Διαδικασία Πρόβλεψης.....	20
2.7 Εργαλεία προγραμματισμού που χρησιμοποιήθηκαν	21
2.7.1 Γνωριμία με την R.....	21
2.7.2 Λίγα λόγια για την RStudio.....	22
Κεφάλαιο 3. Θεωρητικό Υπόβαθρο.....	25
3.1 Ειδικά Γεγονότα & Ενέργειες (SEA).....	25
3.1.1 Διαχείριση ασυνήθιστων τιμών (SEA).....	25
3.1.2 Μέθοδος Εντοπισμού SEA.....	28
3.2 Εισαγωγή στις Μεθόδους Προβλέψεων.....	28
3.2.1 Ποσοτικές μέθοδοι.....	29
3.2.2 Κριτικές μέθοδοι.....	31
3.2.3 Τεχνολογικές μέθοδοι	32
3.2.4 Συνδυασμός Μεθόδων.....	32
3.3 Κατηγορίες Προβλέψεων	32
3.3.1 Στατιστική πρόβλεψη	32
3.3.2 Κριτική Πρόβλεψη	43
3.3.3 Πρόβλεψη στόχου	43
3.3.4 Τελική Πρόβλεψη	44

3.3.5 Επιπλέον Μέθοδοι Πρόβλεψης που μελετήθηκαν.....	44
3.4 Δείκτες Αξιολόγησης Μεθόδων Πρόβλεψης	46
3.5 Ιεραρχική Πρόβλεψη.....	47
Κεφάλαιο 4. Μεθοδολογία.....	51
4.1 Διάγραμμα Ροής.....	51
4.2 Καθορισμός Προβλήματος.....	52
4.3 Παρουσίαση Δεδομένων	52
4.4 Προετοιμασία Χρονοσειρών	52
4.5 Αναζήτηση Ειδικών Γεγονότων και Δράσεων (SEA).....	53
4.6 Παραγωγή Προβλέψεων.....	53
4.7 Περιγραφή Κώδικα.....	54
4.8 Ανάλυση Bottom up	55
4.9 Ανάλυση Top down	56
4.10 Αξιολόγηση προβλέψεων	57
Κεφάλαιο 5. Παρουσίαση Αποτελεσμάτων	59
5.1 Αποτελέσματα Διερεύνησης SEA.....	59
5.2 Σφάλματα Μεθόδων Πρόβλεψης.....	64
5.3 Αποτελέσματα της αξιολόγησης μεθόδων Πρόβλεψης	67
5.4 Αποτελέσματα της Bottom up αξιολόγησης.....	72
5.5 Αποτελέσματα της Top down αξιολόγησης.....	74
Κεφάλαιο 6. Συμπεράσματα και προοπτικές.....	77
6.1 Συμπεράσματα	77
6.2 Προτεινόμενη Μεθοδολογία	80
6.3 Προοπτικές και Μελλοντικές Προεκτάσεις.....	81
Παράρτημα	83
Βιβλιογραφία	103
Ηλεκτρονικές Πηγές.....	105

Εισαγωγή

Στον έντονα ανοδικό κλάδο των καλλυντικών λειτουργεί ένας αρκετά σημαντικός αριθμός εταιριών, το μεγαλύτερο μέρος των οποίων ασχολείται με περισσότερες από μία κατηγορίες καλλυντικών. Βασικό στοιχείο διαφοροποίησής τους αποτελεί η διάρθρωση του δικτύου διανομής τους [24]. Σύμφωνα με τον Tom Peters (2001), [23], κύριο χαρακτηριστικό του κλάδου των καλλυντικών προϊόντων είναι η ιδιαίτερα υψηλή πιστότητα στη μάρκα (brand loyalty), η οποία σχετίζεται άμεσα με το προϊόν. Χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι ότι για κάποιες κατηγορίες καλλυντικών οι περισσότεροι καταναλωτές (κυρίως γυναίκες) στρέφονται προς συγκεκριμένα επώνυμα καλλυντικά (π.χ. περιποίηση προσώπου), προϊόντα για τα οποία ακόμη και οι οικονομικά ασθενέστεροι προτίθενται να ξοδέψουν περισσότερα χρήματα. Σύμφωνα με τον Τομάρα (2000), [22], όσον αφορά τους παράγοντες που χαρακτηρίζουν τη ζήτηση, σημειώνεται ότι οι συνεχείς αλλαγές της μόδας μεταβάλλουν τις προτιμήσεις των καταναλωτών για συγκεκριμένες κατηγορίες καλλυντικών. Επίσης, το διαθέσιμο εισόδημα των καταναλωτών, σε συνδυασμό με τις τιμές των προϊόντων επηρεάζει τη ζήτηση καλλυντικών, καθορίζοντας σε μεγάλο βαθμό το κανάλι διανομής στο οποίο θα στραφούν για την αγορά των συγκεκριμένων προϊόντων, ενώ και η διαφήμιση επηρεάζει έντονα τη ζήτηση. Οι περισσότερες επιχειρήσεις του κλάδου δαπανούν ετησίως υψηλά κονδύλια για την προώθηση των προϊόντων τους, εν όψει του αυξανόμενου συνεχώς ανταγωνισμού [24]. Οι εταιρείες παραγωγής ή/και εισαγωγής καλλυντικών προκειμένου να αντιμετωπίσουν τη μειωμένη ζήτηση και να «συγκρατήσουν» τις πωλήσεις τους, αναπτύσσουν συνεχώς νέα προϊόντα με στόχο την κάλυψη εξειδικευμένων αναγκών των καταναλωτών, ενώ παράλληλα «ωθούνται» στην παροχή εκπνώσεων, προσφορών κ.ά. Αναφορικά με τη διάρθρωση της αγοράς καλλυντικών, σημειώνεται ότι τα προϊόντα περιποίησης δέρματος αποτελούν διαχρονικά την κυριότερη κατηγορία καλλυντικών, καλύπτοντας το 49,4% των συνολικών πωλήσεων, ενώ ακολουθούν τα προϊόντα περιποίησης μαλλιών με ποσοστό 33%. Το κανάλι της ευρείας διανομής εκτιμάται ότι καλύπτει το 49% της συνολικής αξίας της αγοράς καλλυντικών και ακολουθεί το κανάλι της επιλεκτικής διανομής με ποσοστό 20%.

Κεφάλαιο 1. Η ελληνική αγορά καλλυντικών

Η εξέλιξη της Ελληνικής αγοράς καλλυντικών προϊόντων διαφοροποιείται ανάλογα με το «κανάλι» μέσα από το οποίο γίνεται η διανομή, επιλεκτική διανομή και ευρεία διανομή. Στην επιλεκτική διανομή κατατάσσονται τα προϊόντα γνωστών εταιριών του εξωτερικού που διατίθενται στον πελάτη αποκλειστικά και μόνο από τις αλυσίδες και τα καταστήματα καλλυντικών, ενώ στην ευρεία ανήκουν τα Super Markets, φαρμακεία, κομμωτήρια και απευθείας πωλήσεις.

Αν και ο σημαντικός περιορισμός του διαθέσιμου εισοδήματος των καταναλωτών, έπληξε τον υποκλάδο των καλλυντικών επιλεκτικής διανομής (τα οποία είναι ακριβότερα), επιπλέον εξαιρετική άνθηση παρουσίασαν οι κατηγορίες ευρείας διανομής αλλά και εκείνη των φυσικών καλλυντικών φαρμακείου. Η συγκεκριμένη εξέλιξη φαίνεται ότι ευνοεί και την εγχώρια παραγωγή, η οποία εμφάνισε δυναμική ανάπτυξη σε αξία και επιπλέον κατέγραψε σημαντική εξαγωγική δράση. Η εγχώρια αγορά καλλυντικών ακολούθησε ανοδική πορεία την περίοδο 1995-2009 [24], με μέσο ετήσιο ρυθμό ανόδου (σε αξία) της τάξης του 11%. Τα προϊόντα περιποίησης δέρματος το 2009 αντιπροσώπευσαν το 48% της συνολικής αγοράς και ακολούθησαν τα προϊόντα περιποίησης μαλλιών, με ποσοστό 30%. Τα αρώματα καθώς και τα προϊόντα μακιγιάζ συγκέντρωσαν από κοινού μερίδιο 22%. Επιπλέον, από τα στοιχεία του Πανελληνίου Συνδέσμου Βιομηχάνων και Αντιπροσώπων Αρωμάτων & Καλλυντικών αποδεικνύεται περίτρανα ότι η εγχώρια παραγωγή καλλυντικών ανοίγει τα τελευταία χρόνια νέους διεθνείς δρόμους. Αξιόλογη ανάπτυξη παρατηρείται τα τελευταία χρόνια για τα καλλυντικά προϊόντα και το δίκτυο των φαρμακείων. Τα συνολικά έσοδα της αγοράς καλλυντικών μέσα από το δίκτυο των περίπου 7.000 φαρμακείων που λειτουργούν στην ελληνική αγορά, παρουσιάζει επίπεδα μεγαλύτερα των 85 εκατ. ευρώ.

Στην Ελλάδα όπως και σε όλες τις ελεύθερες αγορές του κόσμου, ο ανταγωνισμός στα καλλυντικά προϊόντα είναι ολοένα και μεγαλύτερος. Τα χαρακτηριστικά αυτού του ανταγωνισμού έχουν διττή σημασία την τελευταία κυρίως δεκαετία. Αυτό σημαίνει πως ο ανταγωνισμός πλέον δεν περιορίζεται μόνο μεταξύ αντίστοιχων εταιριών καλλυντικών προϊόντων, αλλά περνά στο επίπεδο μεταξύ προϊόντων φυσικής και συνθετικής προέλευσης. Η ιδιαιτερότητα λοιπόν των τελευταίων ετών είναι η εμφάνιση των προϊόντων φυσικής προέλευσης με τεράστια δυναμική, ώστε η «φυσικότητα» αυτών των προϊόντων να μην αποτελεί τελικά ένα ακόμα επιπλέον χαρακτηριστικό τους (όπως η μάρκα τους, αν είναι ή όχι επιτυχημένα σε αυτά που υπόσχονται, η τιμή τους κτλ), αλλά να τα κατατάσσει σε μια ξεχωριστή, δική τους κατηγορία που αποτελεί και επιπλέον επίπεδο στο πεδίο του ανταγωνισμού. Τα προϊόντα φυσικής προέλευσης κάνουν όλο και περισσότερο την εμφάνισή τους στη ζωή μας, υποσχόμενα μια πιο αγνή και φυσική σχέση.

Παρατηρείται, λοιπόν, ότι σταθερά πλέον οι επιχειρήσεις που παράγουν φυσικής προέλευσης προϊόντα αποκομίζουν ολοένα και μεγαλύτερο μερίδιο αγοράς. Φαίνεται πως οι εταιρίες παραγωγής φυσικών προϊόντων από μια μηδαμινή σχεδόν παρουσία του 1,1% το 1999 και πριν, έχουν φτάσει να κατέχουν ένα σημαντικό κομμάτι της πίτας που ξεπερνά το 15% το 2007 με συνεχώς ανοδικές τάσεις μέχρι και σήμερα. Είναι χρήσιμο σε αυτό το σημείο να σημειωθεί, πως η συγκεκριμένη μετάλλαξη της αγοράς δεν αποτελεί μόνο ελληνικό φαινόμενο, αλλά παρατηρείται παγκοσμίως και μάλιστα στην Ελλάδα ξεκίνησε και με κάποια σχετική καθυστέρηση. Αρκεί να αναφερθεί πως σήμερα, για παράδειγμα στη Γερμανία τα καλλυντικά φυσικής προέλευσης κατέχουν το 40% της αγοράς και συνεχίζουν αυξητικά, ενώ στη Γαλλία το 29%. Εκμεταλλευόμενες την αυξανόμενη ζήτηση της παγκόσμιας αγοράς για φυσικά καλλυντικά, οι ελληνικές επιχειρήσεις εκμεταλλεύονται το συγκριτικό τους ανταγωνιστικό πλεονέκτημα, δηλαδή την πληθώρα σε πρώτες ύλες της ελληνικής χλωρίδας. Τα 5.600 διαφορετικά είδη φυτών και το ιδιαίτερα αξιόλογο ελληνικό μέλι με τα παράγωγά του είναι παγκοσμίως αναγνωρισμένα για την εξαιρετική τους ποιότητα. Στη φυσική ύπαρξη των πρώτων υλών, οι επιχειρήσεις προσθέσανε τις σύγχρονες παραγωγικές και μεταποιητικές διαδικασίες καθώς και τις μεγάλες επενδύσεις τους σε έρευνα και ανάπτυξη νέων προϊόντων.

Οι συνολικές πωλήσεις καλλυντικών (σε τιμές χονδρικής) αυξήθηκαν την περίοδο 2000-2009, με μέσο ετήσιο ρυθμό μεταβολής 4,9%. Ωστόσο, από το 2010 η συγκεκριμένη αγορά είναι πτωτική, εκτιμάται δε ότι οι συνολικές πωλήσεις υποχώρησαν κατά 20% την διετία (2011-2013) που αναφέρονται τα δεδομένα της παρούσας εργασίας.

Κεφάλαιο 2. Εισαγωγικές Έννοιες στην Πρόβλεψη Πωλήσεων

2.1 Η έννοια της Πρόβλεψης

Με τον όρο πρόβλεψη αναφερόμαστε στη διαδικασία αξιοποίησης της διαθέσιμης γνώσης για την παραγωγή ισχυρισμών για γεγονότα, των οποίων τα πραγματικά αποτελέσματα συνήθως δεν έχουν ακόμα παρατηρηθεί. Ως πρόβλεψη μπορεί να θεωρηθεί μια εκτίμηση για ένα μελλοντικό γεγονός και μπορεί να πραγματοποιηθεί από τον οποιοδήποτε για οτιδήποτε. Προβλέψεις βασισμένες στην εμπειρία, στην παρατήρηση, στη στατιστική, σε πολύπλοκες μαθηματικές σχέσεις ακόμα και στην διαίσθηση, όλες τους είναι θεμιτές. Και ο άνθρωπος ανέκαθεν προσπαθούσε να προβλέψει τι του επιφυλάσσει το μέλλον. Είτε μέσω μαντείων είτε μέσω επιστημονικών μεθόδων. Αυτό, ωστόσο, που αποτελεί κριτήριο αξιολόγησης κάθε μεθόδου είναι η αποτελεσματικότητά της και αυτή κρίνεται με το πέρασμα του χρόνου. Αποτελέσματα μελετών αρκετών χρόνων έχουν δείξει πως για συγκεκριμένους τομείς και υπό συγκεκριμένες προϋποθέσεις μπορούν να παραχθούν ασφαλείς εκτιμήσεις μελλοντικών τιμών με βάση ορισμένες μεθόδους. Ο επιστημονικός κλάδος που ασχολείται με την παραγωγή προβλέψεων περιλαμβάνει αρκετές μεθόδους και τεχνικές, των οποίων η λογική διαφέρει και η αποτελεσματικότητα συνεχώς αποτιμάται, ενώ ο ίδιος ο κλάδος κερδίζει όλο και περισσότερο ενεργό ρόλο στον επιχειρηματικό τομέα. Βασικό αντικείμενο της επιστήμης των προβλέψεων (forecasting) αποτελεί η συστηματοποίηση της παραγωγής και η ερμηνεία τους.

2.2 Χρονοσειρά

Η χρονοσειρά ή χρονολογική σειρά αποτελείται από ένα σύνολο διαδοχικών παρατηρήσεων της τιμής κάποιου φυσικού ή άλλου μεγέθους. Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό τους είναι ότι οι διαδοχικές αυτές παρατηρήσεις δεν είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους. Όταν οι διαδοχικές παρατηρήσεις είναι εξαρτημένες, οι μελλοντικές τιμές μπορούν να προσδιοριστούν ακριβώς από τις προηγούμενες. Μια τέτοια διαδικασία λέγεται ντετερμινιστική. Τα ντετερμινιστικά μοντέλα είναι εκείνα που περιγράφουν την διαχρονική εξέλιξη κάποιου φυσικού μεγέθους, για το οποίο υπάρχει πλήρης γνώση των παραγόντων που το επηρεάζουν. Στις πραγματικές χρονοσειρές δεν συμβαίνει αυτό καθώς το μέλλον καθορίζεται μερικώς μόνο από το παρελθόν. Οι χρονοσειρές θεωρείται ότι αντιπροσωπεύουν στοχαστικές διαδικασίες. Στην πραγματικότητα, τα περισσότερα μεγέθη επηρεάζονται και από τον λεγόμενο «τυχαίο παράγοντα», ο οποίος αντιπροσωπεύει μια στοχαστική μεταβλητή. Τα μοντέλα αυτά ονομάζονται στοχαστικά.

2.3 Ποιοτικά Χαρακτηριστικά Χρονοσειρών

Μια χρονοσειρά αποτυπώνει την εξέλιξη ενός μεγέθους στο χρόνο. Αυτή προέρχεται από συστηματική μελέτη και καταγραφή του μεγέθους αυτού και προϋποθέτει τη σταθερή χρονική διαφορά των παρατηρήσεων. Κάθε χρονοσειρά έχει τα δικά της, ξεχωριστά χαρακτηριστικά. Αυτά, ωστόσο, μπορούν να ταξινομηθούν σε πέντε συνιστώσες: την τάση, τον κύκλο, την εποχιακότητα, την τυχαιότητα και τις ασυνέχειες. Παρακάτω αναλύεται εν συντομία κάθε μία από αυτές τις συνιστώσες.

Τάση

Η τάση αντιπροσωπεύει την γενική εικόνα της χρονοσειράς που μπορεί να είναι ανοδική, πτωτική ή στατική. Αντικατοπτρίζει τη μακροπρόθεσμη μεταβολή του μέσου όρου των τιμών της χρονοσειράς. Για να διαπιστωθεί αν η χρονοσειρά περιέχει τάση είναι απαραίτητο μεγάλο εύρος δεδομένων έτσι ώστε να εκτιμηθεί ένα κατάλληλο μήκος περιόδων στο οποίο θα αναζητηθεί η ύπαρξη τάσης. Αυτό συμβαίνει ώστε να εξαλειφθεί η πιθανότητα να λάβουμε λανθασμένα την υπάρχουσα κυκλικότητα της σειράς (αν τυχόν εμφανίζει) ως τάση.

Κυκλικότητα

Η κυκλικότητα αντιπροσωπεύει τις ανόδους ή τις πτώσεις λόγω ειδικών οικονομικών συνθηκών και παρουσιάζεται κατά περιόδους. Το μήκος των περιόδων αυτών δεν είναι σταθερό και είναι συνήθως μεγαλύτερο του ενός έτους. Οι γραφικές παραστάσεις της κυκλικότητας είναι μια κυματοειδής γραμμή κινούμενη μεταξύ χαμηλότερης και μεγαλύτερης τιμής. Εμφανίζεται συχνά σε χρονοσειρές που αφορούν οικονομικά μεγέθη.

Εποχιακότητα

Η εποχιακότητα αντιπροσωπεύει τις περιοδικές, σταθερού μήκους, διακυμάνσεις της χρονοσειράς με χρονική διάρκεια μικρότερη του έτους. Η εποχιακότητα είναι εύκολα αντιληπτή και μπορεί με διάφορες μεθόδους να απομονωθεί. Η διαφοράς της με την κυκλικότητα έγκειται στη σταθερή και μικρότερη του έτους διάρκεια της. Εμφανίζεται σε χρονοσειρές μεγεθών άμεσα συνυφασμένες με την εποχή.

Ασυνέχειες

Οι ασυνέχειες είναι εκείνες οι μεταβολές των τιμών μιας χρονοσειράς που δεν ακολουθούν το πρότυπο συμπεριφοράς της και ούτε υπάρχει κάποια ένδειξη ότι θα μπορούσαν να έχουν συμβεί. Ανάλογα με τη χρονική διάρκεια των μεταβολών αυτών, χωρίζονται σε δύο κατηγορίες, τις ασυνήθιστες τιμές (outliers) και τις αλλαγές επιπέδου (level-shifts). Η πρώτη κατηγορία χαρακτηρίζεται από την πολύ μικρή διάρκεια της. Λόγω αυτού του παροδικού χαρακτήρα δεν έχει μεγάλη επίδραση στην χρονοσειρά. Χρίζει προσεκτικής μελέτης και η ερμηνεία της απαιτεί

θεωρητική γνώση, κριτική ικανότητα και κοινή λογική. Όταν παρατηρούνται πολλές ασυνέχειες για μεγάλο χρονικό διάστημα τότε έχουμε αλλαγή επιπέδου. Έχουν μόνιμο χαρακτήρα και μεταβάλλουν το μέσο επίπεδο των τιμών της χρονοσειράς.

Τυχειότητα

Τελευταία, είναι η συνιστώσα της τυχειότητας. Είναι ο απρόβλεπτος παράγοντας κάθε χρονοσειράς και αποτελεί και το στοιχείο σφάλματος. Είναι η διαφορά ανάμεσα στις πραγματικές τιμές και στον συνδυασμό των τριών πρώτων συνιστωσών (τάση, κύκλος, εποχιακότητα).

2.4 Ορίζοντας Πρόβλεψης

Η κατάλληλη επιλογή του ορίζοντα πρόβλεψης είναι πολύ σημαντική στη διαδικασία παραγωγής προβλέψεων. Ως ορίζοντα πρόβλεψης ορίζουμε τον αριθμό των μελλοντικών περιόδων, των οποίων ενδιαφερόμαστε να προβλέψουμε τα αποτελέσματα. Ανάλογα με τον ορίζοντα πρόβλεψης καλούμαστε να επιλέξουμε και την καταλληλότερη, ανάλογα με τα χαρακτηριστικά της, μέθοδο. Υπάρχουν τριών ειδών κατηγορίες προβλέψεων ανάλογα με τον ορίζοντα πρόβλεψης: η βραχυπρόθεσμη, η μεσοπρόθεσμη και η μακροπρόθεσμη. Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη έχει μικρή σχετικά διάρκεια που μπορεί να κυμαίνεται από μία έως τρεις περιόδους. Καταλληλότερες μέθοδοι για αυτού του είδους τις προβλέψεις θεωρούνται οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης. Η μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη είναι η συνηθέστερη κατηγορία και η χρονική της διάρκεια είναι συνήθως λίγο μεγαλύτερη από ένα οικονομικό έτος (12 με 15 περιόδους μηνιαίων δεδομένων). Και εδώ κατάλληλες θεωρούνται οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης αλλά και η μέθοδος Theta. Τέλος, η μακροπρόθεσμη πρόβλεψη αφορά κυρίως ετήσια δεδομένα και έχει χρονική διάρκεια συνήθως μεγαλύτερη από τα τρία έτη. Σε αυτήν την κατηγορία οι μέθοδοι παλινδρόμησης παρέχουν αρκετά καλά αποτελέσματα.

2.5 Κυλιόμενη Πρόβλεψη (Rolling Forecasting)

Η εφαρμογή της εκάστοτε μεθοδολογίας πρόβλεψης παρακολουθείται από έλεγχο και παρακολούθηση της ακρίβειας των παραχθισών προβλέψεων, καθώς το πέρασμα του χρόνου καθιστά περισσότερες πραγματικές παρατηρήσεις διαθέσιμες. Οι μετρήσιμες, πλέον, πραγματικές τιμές συγκρίνονται με τις παραχθείσες προβλέψεις και υπολογίζονται οι δείκτες σφάλματος ακρίβειας. Όταν τελικά παρέλθει το σύνολο των περιόδων για τις οποίες είχαμε εξάγει προβλέψεις, καλούμαστε να επαναλάβουμε τη μεθοδολογία πρόβλεψης, έχοντας πλέον στη διάθεσή μας περισσότερα πραγματικά δεδομένα αλλά και την πληροφορία που προέρχεται από την ανάλυση της ακρίβειας πρόβλεψης κατά την προηγούμενη εφαρμογή. Η επαναλαμβανόμενη κυκλική εφαρμογή της μεθοδολογίας πρόβλεψης για συγκεκριμένο ορίζοντα καλείται κυλιόμενη πρόβλεψη (rolling forecasting). Η

διαδικασία παρακολούθησης (ελέγχου) μπορεί να τερματιστεί προτού παρέλθουν χρονικές περίοδοι ίσες σε αριθμό με την τιμή του ορίζοντα πρόβλεψης εφόσον παρατηρηθεί μεγάλη και συστηματική απόκλιση μεταξύ προβλέψεων και πραγματικών τιμών. Στην παρούσα διπλωματική εργασία, θα πραγματοποιηθούν μεσοπρόθεσμες προβλέψεις με ορίζοντα πρόβλεψης να μεταβάλλεται σε κάθε κατηγορία χρονοσειρών ανάμεσα σε τιμές από 5 έως 12.

2.6 Διαδικασία Πρόβλεψης

Η διαδικασία παραγωγής προβλέψεων είναι μια ιδιαίτερα απαιτητική διαδικασία που απαιτεί προσεκτική μελέτη και σχεδιασμό. Έχουν διατυπωθεί πέντε βασικά σημεία που πρέπει να ακολουθήσει κανείς για τη σωστή εξαγωγή και αξιολόγηση προβλέψεων:

1. Καθορισμός του προβλήματος: είναι το σημαντικότερο και πολλές φορές το δυσκολότερο βήμα στην διαδικασία της πρόβλεψης. Σε αυτό το βήμα καθορίζονται τα προς πρόβλεψη μεγέθη αλλά και σε ποιους απευθύνονται οι προβλέψεις.
2. Συλλογή δεδομένων: αποτελεί μια χρονοβόρα διαδικασία τόσο για την ορθή συλλογή όσο και για την συντήρηση των δεδομένων. Οι απαραίτητες πληροφορίες, εκτός από αριθμητικά δεδομένα, μπορεί να είναι και κρίσεις και απόψεις ειδικών και εμπειρογνομόνων.
3. Προετοιμασία χρονοσειρών: Στο βήμα αυτό γίνεται προσπάθεια αναγνώρισης και απομόνωσης των συνιστωσών που συνιστούν κάθε χρονοσειρά, όπως η εποχιακότητα, η τάση, οι ασυνέχειες και η κυκλικότητα. Ακόμα, προχωράμε σε προσαρμογή των δεδομένων (μηδενικές και κενές τιμές) ώστε να προκύψει μια εξομαλυμένη χρονοσειρά πάνω στην οποία θα επιχειρηθούν οι προβλέψεις.
4. Επιλογή μεθόδων πρόβλεψης: Στο βήμα αυτό αξιολογούνται τα εκάστοτε μοντέλα πρόβλεψης. Βάση ορισμένων κριτηρίων, επιλέγονται κάθε φορά τα καταλληλότερα μοντέλα πρόβλεψης και οι αντίστοιχες παράμετροί τους.
5. Χρήση και αξιολόγηση των μοντέλων πρόβλεψης: Το τελευταίο βήμα περιλαμβάνει τη χρήση του επιλεγμένου μοντέλου για την παραγωγή των ζητούμενων προβλέψεων. Η αξιολόγησή του γίνεται μέσω εξειδικευμένων στατιστικών δεικτών και πραγματοποιείται με την πάροδο του χρόνου. Η παρακολούθηση των σφαλμάτων αυτών βοηθά στην έγκαιρη αντιμετώπιση διορθωτικών αλλαγών στις προβλέψεις.

Για την παρούσα διπλωματική εργασία, ο καθορισμός του προβλήματος ήταν ξεκάθαρος από την αρχική ιδέα υλοποίησης της παρούσας μελέτης (παράγραφος 4.2). Η συλλογή δεδομένων και η προετοιμασία των χρονοσειρών αναλύεται λεπτομερώς στην παραγράφους 4.3, 4.4 που ακολουθούν. Προσπάθεια

προσδιορισμού καταλληλότερης μεθόδου πρόβλεψης πραγματοποιείται στην παραγράφους 5.2, 5.3 όπου παρουσιάζονται και αξιολογούνται αντίστοιχα τα αποτελέσματα της διαδικασίας πρόβλεψης με όλα τα επιλεχθέντα μοντέλα.

2.7 Εργαλεία προγραμματισμού που χρησιμοποιήθηκαν

2.7.1 Γνωριμία με την R

Η R είναι μια γλώσσα προγραμματισμού και ένα ανοιχτό λογισμικό που χρησιμοποιείται για στατιστικούς υπολογισμούς και γραφικές απεικονίσεις. Η R είναι διαθέσιμη ως ελεύθερο λογισμικό από το GNU General Public License σε μορφή πηγαίου κώδικα. Δουλεύει σε πολλές πλατφόρμες όπως UNIX, Windows και Mac OS. Η γλώσσα R χρησιμοποιείται ευρέως τα τελευταία χρόνια από αναλυτές και στατιστικούς για την ανάπτυξη λογισμικού, τη διαχείριση και ανάλυση δεδομένων. Η R παρέχει μια μεγάλη ποικιλία στατιστικών (γραμμικών και μη γραμμικών μοντέλων, ανάλυσης χρονοσειρών κ.α.) και γραφικών τεχνικών, και έχει πολλές δυνατότητες ανάπτυξης. Είναι παρόμοια με τη γλώσσα S που αναπτύχθηκε στο Bell Laboratories από τον John Chambers και την ομάδα του. Η R μπορεί να θεωρηθεί ως μια διαφορετική υλοποίηση της S. Υπάρχουν μερικές σημαντικές διαφορές μεταξύ τους, αλλά οι περισσότεροι κώδικες γραμμένοι στην S τρέχουν κανονικά στην R. Η R δημιουργήθηκε από τους Ross Ihaka και Robert Gentleman στο Πανεπιστήμιο του Όκλαντ της Νέας Ζηλανδίας και συνεχίζει να αναπτύσσεται από την R Development Core Team. Το όνομά της οφείλεται στα αρχικά των ονομάτων των δύο δημιουργών της. Το έργο σχεδιάστηκε το 1992, με μια αρχική έκδοση που κυκλοφόρησε το 1994 και μια επόμενη που κυκλοφόρησε το 2000.

Η R παρέχει:

1. Ένα αποτελεσματικό χειρισμό των δεδομένων και την αποθήκευσή τους
2. Μια μεγάλη, συνεκτική και ολοκληρωμένη συλλογή εργαλείων για την ανάλυση δεδομένων
3. Μέσα γραφικής απεικόνισης για την ανάλυση των δεδομένων και απεικόνιση στην οθόνη ή σε έντυπη μορφή
4. Μια καλά αναπτυγμένη, απλή και αποτελεσματική γλώσσα προγραμματισμού που περιλαμβάνει συνθήκες, βρόχους, αναδρομικές συναρτήσεις που προσαρμόζονται από το χρήστη και δυνατότητα εισόδου και εξόδου δεδομένων.

Η R, όπως και η S, έχει βασιστεί σε μια αληθινή γλώσσα προγραμματισμού και επιτρέπει στους χρήστες να προσθέτουν επιπλέον λειτουργίες ανάλογα με τις ανάγκες τους. Για υπολογιστικούς σκοπούς οι κώδικες των C, C++ και Fortran μπορούν να συνδεθούν και να χρησιμοποιούνται κατά το χρόνο εκτέλεσης. Οι

προχωρημένοι χρήστες μπορούν να γράψουν κώδικα σε γλώσσα C για να χειριστούν άμεσα R αντικείμενα.

Αν και πολλοί πιστεύουν πως η R είναι ένα σύστημα στατιστικής, η αλήθεια είναι ότι είναι ένα περιβάλλον μέσα στο οποίο υλοποιούνται διάφορες στατιστικές τεχνικές. Η R μπορεί να επεκταθεί εύκολα μέσω των πακέτων που διαθέτει. Υπάρχουν περίπου οκτώ πακέτα που παρέχονται στην R και πολλά άλλα, περίπου 7.801, είναι διαθέσιμα στο διαδίκτυο από την CRAN (Comprehensive R Archive Network) που καλύπτουν ένα ευρύ φάσμα της σύγχρονης στατιστικής.

Οι προχωρημένοι χρήστες μπορούν να γράψουν C, C++, Java, .NET ή Python κώδικα για να διαχειριστούν R αντικείμενα άμεσα. Λόγω της προέλευσής της από την S, η R έχει ισχυρότερα μέσα αντικειμενοστραφούς προγραμματισμού από ό,τι οι περισσότερες γλώσσες στατιστικών υπολογισμών.

Ένα ακόμα συγκριτικό πλεονέκτημα της R είναι τα γραφικά, τα οποία μπορούν να παράγουν γραφικές παραστάσεις άριστης ποιότητας συμπεριλαμβανομένων των μαθηματικών συμβόλων. Δυναμικά και διαδραστικά γραφικά είναι διαθέσιμα μέσω πολλών πρόσθετων πακέτων.

Η σελίδα "Task Views" στην ιστοσελίδα του CRAN παραθέτει ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών της R σε τομείς όπως η Οικονομία, Γενετική, Υψηλής Απόδοσης Πληροφορική, Μηχανική Μάθηση, Ιατρική Απεικόνιση, Κοινωνικές Επιστήμες και Χωρική Στατιστική για τις οποίες υπάρχουν διαθέσιμα πακέτα. Επίσης έχει διαπιστωθεί από το FDA (Food and Drug Administration) πως η R είναι κατάλληλη για την ερμηνεία των δεδομένων από κλινικές έρευνες. Άλλες πηγές αναζήτησης πακέτων για την R είναι το Crantastic, μια ιστοσελίδα που διαθέτει αξιολογήσεις για όλα τα πακέτα της CRAN, και το R-Forge, μια κεντρική πλατφόρμα για τη συνεργατική ανάπτυξη πακέτων στην R, λογισμικού σχετικό με την R και διάφορα projects. Το R-Forge φιλοξενεί επίσης πολλά αδημοσίευτα πακέτα BETA και ανεπτυγμένες εκδόσεις των πακέτων της CRAN.

2.7.2 Λίγα λόγια για την RStudio

Η RStudio είναι ένα σύνολο ολοκληρωμένων εργαλείων που έχουν σχεδιαστεί για να βοηθήσουν στην πιο αποδοτική χρήση της R. Περιλαμβάνει μια κονσόλα, σύνταξη - τονίζοντας επεξεργαστή που υποστηρίζει την άμεση εκτέλεση κώδικα, καθώς και εργαλεία για γραφικές παραστάσεις, τη διαχείριση ιστορικών δεδομένων, τον εντοπισμό σφαλμάτων και τη διαχείριση του χώρου εργασίας. Η RStudio είναι ένα ανοιχτό περιβάλλον ανάπτυξης στην R και μια γλώσσα προγραμματισμού για στατιστικούς υπολογισμούς και γραφικές απεικονίσεις. Η RStudio ιδρύθηκε από τον JJ Allaire ο οποίος ήταν δημιουργός της γλώσσας προγραμματισμού ColdFusion. Ο Hadley Wickham είναι ο επικεφαλής επιστήμονας της RStudio. Η RStudio είναι

διαθέσιμη σε δύο εκδόσεις: την RStudio Desktop, όπου το πρόγραμμα εκτελείται τοπικά ως ένα κανονικό πρόγραμμα στον υπολογιστή και την RStudio Server, η οποία επιτρέπει την πρόσβαση στην RStudio χρησιμοποιώντας ένα πρόγραμμα περιήγησης web ενώ τρέχει σε έναν απομακρυσμένο διακομιστή Linux . Έτοιμες εκδόσεις της RStudio Desktop είναι διαθέσιμες για Windows, OS X και Linux . Η RStudio είναι γραμμένη στη γλώσσα προγραμματισμού C++ και χρησιμοποιεί το Qt framework για τη γραφική διεπαφή του χρήστη. Η δουλειά στην RStudio ξεκίνησε γύρω στο Δεκέμβριο του 2010 και η πρώτη έκδοσή της (v0.92) ανακοινώθηκε επίσημα το Φεβρουάριο του 2011.

Κεφάλαιο 3. Θεωρητικό Υπόβαθρο

3.1 Ειδικά Γεγονότα & Ενέργειες (SEA)

Τα ειδικά γεγονότα και ενέργειες (special events & actions, SEA) αναφέρονται συνήθως σε χρονικές περιόδους, στις οποίες παρατηρείται αλλαγή επιπέδου προς τη θετική ή την αρνητική κατεύθυνση, αλλά και σε περιόδους με ασυνήθιστα υψηλές ή χαμηλές τιμές. Οι μεταβολές των παρατηρούμενων αυτών τιμών είναι πολύ πιθανό να οφείλονται σε γεγονότα που συντελέστηκαν στο περιβάλλον της επιχείρησης, αλλά και σε εσωτερικές διοικητικές ενέργειες.

Ως ειδικά γεγονότα και ενέργειες θα μπορούσαν να χαρακτηρισθούν αυξήσεις ή μειώσεις των τιμών, διαφόρων τύπων προσφορές/εκπτώσεις που συνοδεύουν τα προϊόντα, νέα ή υποκατάστατα προϊόντα της ίδιας ή ανταγωνιστικής επιχείρησης, ανεπαρκείς διαθέσιμες ποσότητες προϊόντων στις αποθήκες, ακραίες καιρικές συνθήκες, απεργίες, μεγάλα κοινωνικά ή πολιτιστικά γεγονότα.

Η απομάκρυνση των επιδράσεων ειδικών γεγονότων και ενεργειών προϋποθέτει γνώση αυτών και στενή παρακολούθηση του εξωτερικού περιβάλλοντος της επιχείρησης. Συνήθως, όμως, τα δεδομένα αυτά είτε δεν είναι γνωστά είτε δεν αποθηκεύονται ώστε να αξιοποιηθούν κατάλληλα. Συνεπώς, συχνά καταφεύγουμε σε τεχνικές ανίχνευσης ειδικών γεγονότων και ενεργειών και εξομάλυνσης των δεδομένων από τον αντίκτυπο αυτών (impact).

3.1.1 Διαχείριση ασυνήθιστων τιμών (SEA)

3.1.1.1 Προετοιμασία χρονοσειρών

Αρχικά από το σύνολο των χρονοσειρών έγινε απομόνωση εκείνων οι οποίες δεν διαθέτουν μηδενικές τιμές. Συγκεκριμένα έγινε επιλογή των χρονοσειρών με κριτήριο τη συνεχόμενη ζήτηση για το διάστημα από 1^ο του 2009 μέχρι και 12^ο του 2013.

Επίσης, έγινε ενοποίηση των χρονοσειρών που αφορούν κάποιο κωδικό προϊόντος με άλλες που αφορούν διαφορετικούς κωδικούς που δημιουργήθηκαν για κάποια προωθητική ενέργεια (κωδικοί promo) του πρώτου βασικού κωδικού, ώστε να έχουμε μια χρονοσειρά ανά προϊόν όπου περιέχει τις πωλήσεις του κωδικού με την επίδραση των προωθητικών ενεργειών που έχουν πραγματοποιηθεί στο διάστημα που εξετάζουμε.

Σε κάθε κατηγορία που πραγματοποιήθηκε μελέτη SEA τα μήκη των χρονοσειρών είναι ίδια, γιατί αλλιώς όταν αθροίσω για την εύρεση της aggregated χρονοσειράς στα σημεία που εμφανίζεται νέος κωδικός θα αλλάζει επίπεδο και θα εντοπίζει special event ενώ δεν υπάρχει.

Στα πλαίσια αυτής της εργασίας, έγινε εκτίμηση του αντίκτυπου των ειδικών γεγονότων μόνο στους κωδικούς προϊόντων (χρονοσειρές) για τους οποίους υπήρχε γνωστή προωθητική ενέργεια ή ειδικό γεγονός σύμφωνα με τις πληροφορίες που συλλέξαμε για το διάστημα που εξετάζουμε.

Αφού καταλήξαμε στις τελικές χρονοσειρές για τον εντοπισμό SEA, εφαρμόσαμε την Κλασική Μέθοδο Αποσύνθεσης για την αφαίρεση της εποχιακής συμπεριφοράς όπου αυτή εντοπίζεται.

3.1.1.2 Κλασική Μέθοδος Αποσύνθεσης

Στην παρούσα παράγραφο, θα αναλυθεί η μεθοδολογία της Κλασικής Αποσύνθεσης και πώς εφαρμόστηκε στα δεδομένα μας. Αρχικά, να σημειωθεί πως σκοπός κάθε μεθόδου αποσύνθεσης είναι η απομόνωση των τεσσάρων βασικών συνιστωσών των χρονοσειρών, όπως έχουν περιγραφεί και στο Κεφάλαιο 2. Συγκεκριμένα, αυτές οι τέσσερις συνιστώσες είναι η τάση (T_t), ο κύκλος (C_t), η εποχιακότητα (S_t), και η τυχαιότητα (R_t). Οι πιο απλές μαθηματικές διατυπώσεις της αποσύνθεσης είναι η προσθετική και η πολλαπλασιαστική. Σε αυτές η παρατήρηση Y_t κατά τη χρονική περίοδο t δίνεται από τις σχέσεις :

$$Y_t = S_t \cdot T_t \cdot C_t \cdot R_t \text{ για το πολλαπλασιαστικό μοντέλο}$$

και

$$Y_t = S_t + T_t + C_t + R_t \text{ για το προσθετικό μοντέλο}$$

Στην παρούσα διπλωματική εργασία, λαμβάνεται υπόψη το πολλαπλασιαστικό μοντέλο ενώ θα επιχειρήσουμε απομόνωση μόνο της εποχιακής συνιστώσας S_t .

Συγκεκριμένα, ακολουθείται η εξής διαδικασία:

Βήμα 1ο

Αρχικά υπολογίζεται ο κεντρικός κινητός μέσος όρος (ΚΚΜΟ) μήκους (n) ίσου με το μήκος εποχιακότητας της χρονοσειράς. Συγκεκριμένα, το μήκος εποχιακότητας για τα εβδομαδιαία δεδομένα είναι 52 (εβδομάδες) και για τα μηνιαία είναι 12 (μήνες). Οι παραγόμενοι κεντρικοί κινητοί μέσοι όροι διαθέτουν πολύ μικρή ή μηδενική τυχαιότητα και δεδομένου ότι κινούνται γύρω από τον μέσο όρο των παρατηρήσεων μπορεί να θεωρηθεί ότι δεν έχουν και εποχιακότητα. Συνεπώς, μπορεί να θεωρηθεί ότι ισχύει η σχέση:

$$ΚΚΜΟ(n)_t = T_t \cdot C_t$$

Η χρήση του κεντρικού κινητού μέσου όρου καθίσταται αναγκαία καθώς έχουμε άρτιο μήκος εποχιακότητας. Ο υπολογισμός του κεντρικού κινητού μέσου όρου γίνεται υπολογίζοντας τον μέσο όρο δύο απλών κινητών μέσων όρων ιδίου μήκους. Συγκεκριμένα, οι κεντρικοί κινητοί μέσοι όροι υπολογίζονται για δεδομένα στο χρονικό διάστημα από:

$$1t = \frac{n}{2} + 1 \quad \text{έως} \quad 2t = k \quad \frac{n}{2}$$

όπου k το σύνολο των διαθέσιμων δεδομένων (60 στην περίπτωση μας) και n το μήκος της εποχιακότητας (ίσο με 12).

Για κάθε μία από αυτές τις χρονικές περιόδους υπολογίζονται δύο απλοί κινητοί μέσοι όροι σύμφωνα με τις σχέσεις (άρτιος αριθμός περιόδων ανά έτος, μηνιαίες τιμές):

$$KMO(n)_{1t} = \frac{1}{n} \sum_{i=-\frac{n}{2}}^{\frac{n}{2}} Y_{t+i}$$

$$KMO(n)_{2t} = \frac{1}{n} \sum_{i=-\frac{n}{2}}^{\frac{n}{2}} Y_{t+i}$$

Ο κεντρικός κινητός μέσος όρος για κάθε χρονική στιγμή t δίνεται από τη σχέση:

$$KKMO(n)_t = \frac{KMO(n)_{1t} + KMO(n)_{2t}}{2}$$

Βήμα 2ο

Στη συνέχεια διαιρούνται τα πραγματικά δεδομένα Y με τους αντίστοιχους κεντρικούς κινητούς μέσους όρους που υπολογίστηκαν στο 1ο βήμα, ώστε να προκύψει χρονοσειρά που περιέχει μόνο εποχιακότητα και τυχαιότητα. Σύμφωνα, δηλαδή με το πολλαπλασιαστικό μοντέλο ισχύει το εξής:

$$\frac{Y_t}{KKMO(n)_t} = \frac{S_t \quad T_t \quad C_t \quad R_t}{T_t \quad C_t} = S_t \quad R_t$$

Βήμα 3ο

Οι λόγοι που προέκυψαν από το προηγούμενο βήμα περιέχουν τυχαιότητα, η οποία πρέπει να εξαλειφθεί. Ως δείκτες, πλέον, εποχιακότητας λαμβάνουμε τους μέσους όρους των λόγων που αναφέρονται σε αντίστοιχες περιόδους. Αυτοί οι δείκτες κανονικοποιούνται ώστε το άθροισμα τους να είναι ίσο με το μήκος της εποχιακότητας. Υπολογίστηκαν οι ενδιάμεσοι μέσοι όροι προκειμένου να προκύψουν οι δείκτες εποχιακότητας.

Βήμα 4ο

Επόμενο βήμα είναι η διαίρεση των πραγματικών δεδομένων Y με τους δείκτες εποχιακότητας, ώστε να προκύψει τελικώς η αποεποχικοποιημένη χρονοσειρά. Σχηματικά, προκύπτει η χρονοσειρά:

$$\frac{Y_t}{S_t} = \frac{S_t \quad T_t \quad C_t \quad R_t}{S_t} = T_t \quad C_t \quad R_t$$

3.1.2 Μέθοδος Εντοπισμού SEA

Μία αυτοματοποιημένη και απλή μέθοδος εύρεσης ασυνήθιστων τιμών, η οποία χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα εργασία περιγράφεται παρακάτω:

- Αρχικά, υπολογίζουμε τις πρώτες διαφορές $z_t = D_t - D_{t-1}$ των δεδομένων.
- Στην συνέχεια υπολογίζουμε το άνω (U_z) και κάτω (L_z) τεταρτημόριο (εξίσωση QUARTILE στο excel) της σειράς των δεδομένων που υπολογίσαμε.
- Ένα σημείο μπορεί να θεωρηθεί ασυνήθιστη τιμή εάν ισχύουν μία τουλάχιστον από τις παρακάτω συνθήκες:

$$z_t < L_z - 1,5 (U_z - L_z) \text{ Συνθήκη A}$$

$$z_t > U_z + 1,5 (U_z - L_z) \text{ Συνθήκη B}$$

Όταν ένα σημείο ικανοποιεί τη Συνθήκη A ή B, τότε διαγράφεται από τη σειρά των z_t και κατασκευάζεται μία νέα σειρά δεδομένων D_t σύμφωνα με τη σχέση:

$$D'_t = (t - t_0) \frac{D_{t_0+n+1} - D_{t_0}}{n + 1} + D_{t_0}$$

Όπου,

t : η τρέχουσα χρονική περίοδος του ειδικού γεγονότος

t_0 : η χρονική περίοδος που προηγείται του ειδικού γεγονότος

n : ο αριθμός των περιόδων από τις οποίες αποτελείται το εκάστοτε ειδικό γεγονός

D_{t_0} : η αποεποχικοποιημένη τιμή της περιόδου που προηγείται του εκάστοτε ειδικού γεγονότος

D_{t_0+n+1} : η αποεποχικοποιημένη τιμή της περιόδου που έπεται αυτού

Ο αντίκτυπος (Impact) εκφρασμένος επί τις εκατό για κάθε χρονική περίοδο που έχει ανιχνευθεί ως ειδικό γεγονός, υπολογίζεται ως το πηλίκο της διαφοράς αρχικής και εξομαλυμένης τιμής προς την εξομαλυμένη τιμή, ως εξής:

$$\text{Impact}_t = \frac{D_t - D'_t}{D'_t} \cdot 100\%$$

3.2 Εισαγωγή στις Μεθόδους Προβλέψεων

Οι μέθοδοι προβλέψεων χωρίζονται σε τρεις κατηγορίες, τις ποσοτικές, τις κριτικές και τις τεχνολογικές μεθόδους. Στις υποενότητες που ακολουθούν θα αναλυθούν τα βασικά χαρακτηριστικά κάθε μίας από τις παραπάνω κατηγορίες.

3.2.1 Ποσοτικές μέθοδοι

Οι ποσοτικές μέθοδοι προβλέψεων αφορούν τις μεθόδους που στηρίζονται στην ποσοτικοποίηση της διαθέσιμης πληροφορίας σε αριθμητικά δεδομένα. Απαραίτητη προϋπόθεση αποτελεί η εξέλιξη των αριθμητικών αυτών δεδομένων στο μέλλον να ακολουθεί το ίδιο πρότυπο συμπεριφοράς. Αυτό είναι παράλληλα και το βασικό μειονέκτημα των μεθόδων αυτών. Η αλλαγή, δηλαδή, του προτύπου λόγω ενός γεγονότος αποτελεί σημαντικό παράγοντα αστοχίας καθώς το μοντέλο αυτό δεν μπορεί να συσχετίσει το προς πρόβλεψη μέγεθος με τους παράγοντες που το επηρεάζουν. Ωστόσο είναι ευρέως διαδεδομένα λόγω της ευκολίας χρήσης τους, του χαμηλού κόστους και της αδυναμίας συσχετισμού ενός μεγέθους με τους παράγοντες που το επηρεάζουν. Υπάρχουν δύο κατηγορίες μοντέλων που αφορούν τις ποσοτικές μεθόδους: το μοντέλο των χρονοσειρών και το αιτιοκρατικό (ή επεξηγηματικό) μοντέλο. Οι παραπάνω κατηγορίες μοντέλων στηρίζονται πάνω σε ορισμένες υποθέσεις από τις οποίες εξαρτάται και η καταλληλότητα ή όχι κάθε μοντέλου σε μία συγκεκριμένη περίπτωση. Παρακάτω αναλύονται τα βασικά μοντέλα ποσοτικών μεθόδων πρόβλεψης, Χρονοσειρών και Αιτιοκρατικό.

3.2.1.1 Μοντέλο Χρονοσειρών

Είναι από τα πλέον διαδεδομένα μοντέλα ποσοτικών μεθόδων. Βασική του υπόθεση είναι ότι η μεταβολή του προς πρόβλεψη μεγέθους ακολουθεί ένα λανθάνον πρότυπο συμπεριφοράς που επαναλαμβάνεται στο μέλλον. Γι' αυτό το λόγο και τα μοντέλα χρονοσειρών απαιτούν ένα ικανό εύρος δεδομένων του προς πρόβλεψη μεγέθους προκειμένου να αναγνωρίσουν το πρότυπο αυτό. Στα μοντέλα χρονοσειρών περιλαμβάνονται οι εξής μέθοδοι.

3.1.1.1.1 Μέθοδοι αποσύνθεσης

Μία χρονοσειρά αποτελείται από τέσσερις βασικές συνιστώσες. Αυτές οι συνιστώσες είναι η τάση, ο κύκλος, η εποχιακότητα και η τυχαιότητα και θα αναλυθούν στην ενότητα αυτή. Σκοπός των μεθόδων αποσύνθεσης είναι η απομόνωση των συνιστωσών αυτών με τη μέγιστη δυνατή ακρίβεια. Το ποσοστό αυτό του λάθους αποτελεί την τυχαιότητα. Η πιο διαδεδομένη λόγω της ευκολίας υλοποίησής της είναι η «Σταθερή Πολλαπλασιαστική Μέθοδος» ή , όπως συνήθως αναφέρεται η «Κλασσική Μέθοδος Αποσύνθεσης». Στην παρούσα διπλωματική εργασία θα γίνει χρήση της μεθόδου αυτής στο στάδιο της προετοιμασίας των χρονοσειρών που έγινε εντοπισμός ειδικών γεγονότων ή ενεργειών και περιγράφεται αναλυτικά στην παράγραφο 3.1.1.2 που προηγείται.

3.1.1.1.2 Μέθοδοι εξομάλυνσης

Όπως αναφέραμε, τα μοντέλα χρονοσειρών βασίζονται στην ύπαρξη ενός προτύπου συμπεριφοράς και στην προϋπόθεση ότι αυτό το πρότυπο θα συνεχίσει να υπάρχει και στο μέλλον. Στις μεθόδους εξομάλυνσης γίνεται προσπάθεια διάκρισης του βασικού προτύπου από τις τυχαίες διακυμάνσεις εξομαλύνοντας τα δεδομένα. Έτσι, ελαχιστοποιείται η τυχαιότητα που υπάρχει στην χρονοσειρά με την πρόβλεψη πλέον να βασίζεται σε ένα εξομαλυμένο πρότυπο συμπεριφοράς. Υπάρχουν δύο κατηγορίες μεθόδων εξομάλυνσης: η κινητού μέσου όρου, όπου οι παρελθούσες τιμές συμμετέχουν με τα ίδια βάρη στην παραγωγή προβλέψεων και η εκθετικής εξομάλυνσης, όπου οι συντελεστές βαρύτητας φθίνουν εκθετικά για τα πιο μακρινά δεδομένα. Ορισμένες μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης θα χρησιμοποιηθούν για την παραγωγή προβλέψεων στην παρούσα διπλωματική εργασία και θα αναλυθούν εκτενώς στην παράγραφο 3.3.1.2.

3.1.1.1.3 Αυτοπαλινδρομικές μέθοδοι κινητού μέσου όρου (ARMA)

Οι αυτοπαλινδρομικές μέθοδοι κινητού μέσου όρου είναι στοχαστικά μαθηματικά μοντέλα με τα οποία γίνεται προσπάθεια περιγραφής της διαχρονικής εξέλιξης κάποιου μεγέθους. Η εξέλιξη της πλειοψηφίας των φυσικών μεγεθών εξαρτάται από πολλούς σε αριθμό παράγοντες. Έτσι, η περιγραφή ενός μεγέθους από ένα ντετερμινιστικό μοντέλο είναι πολλές φορές δύσκολη. Οι αυτοπαλινδρομικές μέθοδοι κινητού μέσου όρου προχωρούν σε προβλέψεις που η τιμή ενός μεγέθους είναι γραμμικός συνδυασμός των προηγούμενων του τιμών, ενός τυχαίου παράγοντα σφάλματος και κάποιων άλλων στοχαστικών παραγόντων, όπως ο καιρός, κτλ. Οι προβλέψεις αυτές δίνονται ως η πιθανότητα η τιμή του μεγέθους να βρίσκεται εντός κάποιου διαστήματος τιμών. Παραδοχή αυτών των μεθόδων αποτελεί η αλληλεξάρτηση μεταξύ των τιμών της χρονοσειράς σε διάφορες χρονικές στιγμές.

3.2.1.2 Αιτιοκρατικό ή επεξηγηματικό μοντέλο

Βασική παραδοχή του αιτιοκρατικού μοντέλου είναι η ύπαρξη σταθερής συσχέτισης μεταξύ του προς πρόβλεψη μεγέθους και ορισμένων άλλων παραγόντων χωρίς να είναι απαραίτητη η ύπαρξη χρονικής εξάρτησης. Το πρώτο θεωρείται ως εξαρτημένη μεταβλητή και οι υπόλοιπες ως ανεξάρτητες μεταβλητές. Έτσι, αναπτύσσεται ένα μοντέλο το οποίο καθιστά ευκολότερη την κατανόηση των συνθηκών και δίνει τη δυνατότητα πρόβλεψης μελλοντικής τιμής κάποιου μεγέθους μέσω διαφόρων συνδυασμών τιμών των ανεξάρτητων μεταβλητών. Μειονέκτημα αυτών των μεθόδων είναι το μεγάλο πλήθος δεδομένων καθώς υπάρχει απαίτηση δεδομένων σχετικών με τις ανεξάρτητες μεταβλητές. Ακόμα, πολλές φορές, η πρόβλεψη με βάση αιτιοκρατικά μοντέλα προϋποθέτει πρόβλεψη και των

ανεξάρτητων μεταβλητών, κάτι που συνεπάγεται και αυξημένο κόστος εφαρμογής. Αιτιοκρατικά μοντέλα αποτελούν οι μέθοδοι παλινδρόμησης και οι οικονομετρικές μέθοδοι που περιγράφονται εν συντομία παρακάτω.

3.2.1.2.1 Μέθοδοι Παλινδρόμησης

Θεωρείται πως υπάρχει γραμμική σχέση μεταξύ του προς πρόβλεψη μεγέθους και των ανεξάρτητων μεταβλητών. Στην περίπτωση της μίας ανεξάρτητης μεταβλητής η μέθοδος ονομάζεται «Απλή Παλινδρόμηση» ενώ στην περίπτωση περισσοτέρων, «Πολλαπλή Παλινδρόμηση». Στην παρούσα διπλωματική εργασία, θα εξετάσουμε το μοντέλο της απλής γραμμικής παλινδρόμησης (LRL), η οποία περιγράφεται εκτενώς στην παράγραφο 3.3.1.3.1.

3.2.1.2.2 Οικονομετρικές Μέθοδοι

Στην περίπτωση που οι ανεξάρτητες μεταβλητές συσχετίζονται μεταξύ τους τότε προκύπτει ένα σύστημα ταυτόχρονων εξισώσεων. Αυτό το σύστημα εξισώσεων αποτελεί ένα οικονομετρικό μοντέλο και συναντάται συχνά σε περιπτώσεις οικονομικών ή επιχειρησιακών σχέσεων.

3.2.1.2.3 Νευρωνικά Δίκτυα

Μία άλλη, πιο εξελιγμένη, μέθοδος πρόβλεψης είναι τα νευρωνικά δίκτυα. Χρησιμοποιείται συνήθως όταν οι συσχετίσεις μεταξύ του προς πρόβλεψη μεγέθους και των ανεξάρτητων μεταβλητών δεν είναι γραμμική και άγνωστη σε πρώτη φάση. Βασική ιδέα των νευρωνικών δικτύων είναι το φιλτράρισμα των εισόδων (ανεξάρτητες μεταβλητές) μέσω ορισμένων κρυφών επιπέδων αποτελούμενων από κρυφούς κόμβους, προτού παραχθεί η έξοδος.

3.2.2 Κριτικές μέθοδοι

Οι κριτικές μέθοδοι βασίζονται στην εμπειρία, τη διαίσθηση και τις γνώσεις των ατόμων/εμπειρογνομόνων που την εκτελούν. Πρόκειται για μεθόδους ευρέως διαδεδομένες σε επιχειρήσεις. Δεν απαιτούν μεγάλο όγκο δεδομένων και μπορούν να προέλθουν είτε βασισμένες σε ένα άτομο (ατομικές μέθοδοι) είτε σε μία ομάδα ατόμων που ως στόχο έχει την ανταλλαγή και τον συνδυασμό απόψεων και ιδεών. Βασικό πλεονέκτημα αυτών των μεθόδων είναι πως ειδικά γεγονότα και ενέργειες μπορούν να ληφθούν υπόψη σε αντίθεση με τις μεθόδους χρονοσειρών. Μειονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι η τυχόν προκατάληψη που μπορεί να υπάρχει κατά την παραγωγή μιας πρόβλεψης.

3.2.3 Τεχνολογικές μέθοδοι

Οι τεχνολογικές μέθοδοι πρόβλεψης χρησιμοποιούνται κυρίως για τον καταρτισμό μακροπρόθεσμων πλάνων τεχνολογικής, κοινωνικής, οικονομικής ή πολιτικής φύσης. Χωρίζονται στις διερευνητικές (exploratory) και στις κανονιστικές (normative). Οι πρώτες έχουν ως σημείο εκκίνησης το παρελθόν και το παρόν και προχωρούν στο μέλλον διερευνώντας όλες τις πιθανές περιπτώσεις. Οι κανονιστικές, από την άλλη, έχουν προκαθορισμένους στόχους και απλά μελετούν τη δυνατότητα πραγματοποίησης με τους υπάρχοντες περιορισμούς και τους διαθέσιμους πόρους.

3.2.4 Συνδυασμός Μεθόδων

Αξίζει να αναφέρουμε πως είναι συνήθης τεχνική να γίνεται συνδυασμός των αποτελεσμάτων των διαφόρων μεθόδων προβλέψεων (ποσοτικές, κριτικές, τεχνολογικές). Κάθε μία μέθοδος έχει τα δικά της χαρακτηριστικά και περιέχει πληροφορίες που οι άλλες δεν έχουν. Για παράδειγμα, συνδυασμός κριτικής πρόβλεψης με μεθόδους χρονοσειρών σε περίπτωση μελλοντικής εμφάνισης ενός ειδικού γεγονότος μπορεί να επιφέρει το απαραίτητο αντίκτυπο στο τελικό αποτέλεσμα. Ο συνδυασμός αυτός μπορεί να προκύψει είτε μέσω του μέσου όρου στο σύνολο των προβλέψεων είτε με διαφορετικούς συντελεστές βαρύτητας.

3.3 Κατηγορίες Προβλέψεων

3.3.1 Στατιστική πρόβλεψη

Οι στατιστικές προβλέψεις αναφέρονται στην εφαρμογή στατιστικών μοντέλων χρονοσειρών ή αιτιοκρατικών μοντέλων επί μιας σειράς δεδομένων με σκοπό την αυτοματοποιημένη και συστηματική παραγωγή προβλέψεων. Οι στατιστικές προβλέψεις είναι άμεσα εφαρμόσιμες και αποδεκτά ακριβείς, αν συνδυαστούν με κατάλληλα διαστήματα εμπιστοσύνης. Μπορούν, επίσης, να εφαρμοστούν μαζικά σε μεγάλο πλήθος χρονοσειρών απαιτώντας ελάχιστο χρόνο και λίγους υπολογιστικούς πόρους. Βασικό μειονέκτημα των στατιστικών μεθόδων πρόβλεψης είναι το γεγονός ότι προϋποθέτουν ότι το πρότυπο (συμπεριφορά) της εκάστοτε χρονοσειράς θα συνεχιστεί στο μέλλον πράγμα που δε συμβαίνει πάντα. Επίσης, δεν λαμβάνουν υπόψη ειδικά γεγονότα και ενέργειες που ενδέχεται να πραγματοποιηθούν στο άμεσο μέλλον. Τέλος, η συλλογή δεδομένων μπορεί να είναι μια δύσκολη, χρονοβόρα και ζημιογόνα διαδικασία αφού απαιτούνται αρκετές παρατηρήσεις ιστορικών δεδομένων για να παράγουν προβλέψεις. Στις παραγράφους που ακολουθούν αναλύονται οι βασικές μέθοδοι στατιστικών προβλέψεων.

3.3.1.1 Naïve

Η απλοϊκή μέθοδος (Naïve) αποτελεί την πιο απλή στατιστική μέθοδο. Δεν παράγει ακριβείς προβλέψεις στην πλειοψηφία των περιπτώσεων αλλά χρησιμοποιείται ως σημείο αναφοράς άλλων πιο πολύπλοκων μεθόδων. Η πρόβλεψη F_t που προκύπτει από τη μέθοδο αυτή είναι ίση με την πραγματική τιμή της προηγούμενης παρατήρησης Y_{t-1} , δηλαδή:

$$F_t = Y_{t-1}$$

Να σημειωθεί πως όταν πραγματοποιούνται προβλέψεις σε αποεποχικοποιημένες χρονοσειρές η μέθοδος αυτή ονομάζεται «Naïve 2» καθώς δεν πραγματοποιείται στα αρχικά δεδομένα.

3.3.1.2 Μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης

Οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης βασίζονται στην υπόθεση ότι η μεταβολή των προς πρόβλεψη χρονοσειρών ακολουθεί ένα πρότυπο συμπεριφοράς που το διατηρεί στο χρόνο. Αυτές οι μέθοδοι με βάση τα παρελθόντα δεδομένα (τάση, κύκλος κτλ) δημιουργούν μια εξομαλυμένη χρονοσειρά, απομονώνοντας ουσιαστικά το λανθάνον πρότυπο εξέλιξης του εκάστοτε μεγέθους από τις τυχαίες διακυμάνσεις. Χαρακτηριστικό αυτών των μεθόδων είναι πως δίνουν μεγαλύτερη βαρύτητα στις πιο πρόσφατες τιμές του προς πρόβλεψη μεγέθους. Αυτός είναι ο λόγος που έχουν αυτήν την ονομασία, καθώς αποδίδεται τέτοια βαρύτητα στα δεδομένα που φθίνει εκθετικά με την παλαιότητα τους. Οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης εμφάνισαν αρκετά καλά στοιχεία που βοήθησαν από νωρίς στο να γίνουν ιδιαίτερως δημοφιλείς. Κάποια από αυτά ήταν η εύκολη εφαρμογή τους, οι μικρές απαιτήσεις σε μνήμη και υπολογιστικούς πόρους και η ευκολία κατανόησης των παραμέτρων τους. Αξίζει να σημειωθεί ότι σύμφωνα με αποτελέσματα πρακτικών μελετών οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης παρουσιάζουν ικανοποιητικά ποσοστά ακριβείας σε σχέση με πιο πολύπλοκες μεθόδους. Αυτό συμβαίνει διότι, δεν επηρεάζονται από διάφορες ιδιομορφίες των δεδομένων και από ακραίες τιμές. Έχουν αναπτυχθεί αρκετά είδη μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης και τα οποία χωρίζονται ανάλογα με τη γενική μορφή της γραφικής παράστασης της χρονοσειράς συναρτήσει του χρόνου. Υπάρχουν τέσσερα μοντέλα τάσης (σταθερού επιπέδου, γραμμικής τάσης, φθίνουσας τάσης, εκθετικής τάσης) τα οποία συνδυαζόμενα με τα τρία μοντέλα εποχιακότητας (μη εποχιακό, προσθετικής εποχιακότητας, πολλαπλασιαστικής εποχιακότητας) δίνουν δώδεκα βασικές κατηγορίες. Συγκεκριμένα, το μοντέλο σταθερής τάσης ακολουθεί την παραδοχή πως δεν υπάρχει τάση στα δεδομένα της χρονοσειράς, με σταθερό, δηλαδή, μέσο όρο δεδομένων. Η πρόβλεψη προκύπτει από την προέκταση μιας οριζόντιας ευθείας γραμμής. Χρησιμοποιούνται συνήθως για προβλέψεις ενός βήματος ή σε θορυβώδεις και με μεγάλη τυχαιότητα χρονοσειρές. Το μοντέλο γραμμικής τάσης,

το πιο διαδεδομένο από όλα, παράγει προβλέψεις μέσω της προέκτασης μίας ευθείας γραμμής. Τα μοντέλα εκθετικής τάσης χρησιμοποιούνται σε δεδομένα των οποίων η χρονοσειρά απεικονίζεται με μια εκθετική καμπύλη. Χαρακτηρίζεται από υπεραισιοδοξία και συνήθως δε χρησιμοποιείται παρά μόνο σε περιπτώσεις εισαγωγής νέων προϊόντων στην αγορά. Τέλος, το μοντέλο φθίνουσας τάσης απεικονίζεται από μια φθίνουσα καμπύλη και περιγράφει καλύτερα χρονοσειρές μακροχρόνιων προβλέψεων που φθίνουν εκθετικά. Σχετικά με τα μοντέλα εποχιακότητας, στο προσθετικό μοντέλο εποχιακότητας, ο εποχιακός παράγοντας θεωρείται σταθερός και ανεξάρτητος των δεδομένων ενώ στο πολλαπλασιαστικό μοντέλο έχει άμεση σχέση με την τιμή του μεγέθους. Στην παρούσα διπλωματική εργασία θα ασχοληθούμε με τα μοντέλα σταθερού επιπέδου, γραμμικής και φθίνουσας τάσης. Παρακάτω, αναλύουμε κάθε ένα από τα παραπάνω τρία μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης.

3.3.1.2.1 Μοντέλο σταθερού επιπέδου (Simple Exponential Smoothing)

Το μοντέλο σταθερού επιπέδου αναφέρεται και ως απλή εκθετική εξομάλυνση (SES) και περιγράφεται μαθηματικά από τις εξισώσεις:

$$e_t = Y_t - F_t$$

$$S_t = S_{t-1} + \alpha e_t$$

$$F_{t+1} = S_t$$

Όπου ,

t : η χρονική περίοδος της πρόβλεψης

Y_t : η πραγματική τιμή των δεδομένων τη χρονική στιγμή t

F_t : η τιμή της πρόβλεψης τη χρονική στιγμή t

e_t : το σφάλμα πρόβλεψης

S_t : το επίπεδο της χρονοσειράς και

α : ο συντελεστής εξομάλυνσης της μεθόδου

Αρχικά, υπολογίζεται το σφάλμα πρόβλεψης που ορίζεται ως η απόκλιση πραγματικής τιμής από την τιμή πρόβλεψης. Στη συνέχεια γίνεται καθορισμός του επιπέδου της εξομαλυμένης χρονοσειράς τη χρονική στιγμή t . Αυτό προκύπτει από το άθροισμα του επιπέδου της προηγούμενης χρονικής στιγμής και ενός ποσοστού του σφάλματος πρόβλεψης. Το ποσοστό αυτό καθορίζεται από το συντελεστή εξομάλυνσης α , που αποτελεί και την μοναδική μεταβλητή εκθετικής εξομάλυνσης του επιπέδου αυτού και λαμβάνει τιμές στο διάστημα $[0,1]$. Σκοπός της διαδικασίας είναι ο καθορισμός του πραγματικού επιπέδου της χρονοσειράς μέσω των

σφαλμάτων κάθε πρόβλεψης. Σε κάθε αρνητικό σφάλμα το επίπεδο μειώνεται ενώ σε κάθε θετικό το επίπεδο αυξάνεται. Υπάρχουν δύο σημεία που χρίζουν ιδιαίτερης αναφοράς. Αυτά είναι το αρχικό επίπεδο S_0 και ο συντελεστής εξομάλυνσης α . Το αρχικό επίπεδο είναι ιδιαίτερα σημαντικό καθώς η διαδικασία πρόβλεψης της μεθόδου SES είναι αλυσιδωτή, με συνέπεια όλες οι τιμές να εξαρτώνται από το αρχικό επίπεδο ενώ επηρεάζει και τη διαδικασία βελτιστοποίησης του συντελεστή εξομάλυνσης. Το αρχικό επίπεδο αποτελεί ουσιαστικά και την πρώτη πρόβλεψη F_{t+1} .

Ως αρχικό επίπεδο, χρησιμοποιείται, συνήθως, ένα από τα παρακάτω:

- Η πρώτη παρατήρηση
- Ο μέσος όρος όλων των παρατηρήσεων της χρονοσειράς
- Ο μέσος όρος των n -πρώτων παρατηρήσεων της χρονοσειράς (όπου n τυχαίο)
- Το σταθερό επίπεδο του μοντέλου της απλής γραμμικής παλινδρόμησης

Η επιλογή του συντελεστή εξομάλυνσης εξαρτάται από δύο αλληλοεξαρτώμενους παράγοντες. Πρώτος παράγοντας είναι το ποσοστό θορύβου της χρονοσειράς. Όσο πιο θορυβώδη είναι τα δεδομένα της χρονοσειράς τόσο πιο μικρή πρέπει να είναι η τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης ώστε να αποφευχθεί η έντονη αντίδραση στο θόρυβο. Ο δεύτερος παράγοντας είναι η σταθερότητα του μέσου όρου της χρονοσειράς. Όσο πιο μεγάλη μεταβολή αυτού τόσο μεγαλύτερος πρέπει να είναι ο συντελεστής εξομάλυνσης ώστε να ακολουθεί το επίπεδο, και αντιστρόφως. Για τιμές συντελεστή εξομάλυνσης κοντά στο μηδέν το επίπεδο μεταβάλλεται ελάχιστα. Για $\alpha=0$ κάθε πρόβλεψη είναι ίση με το αρχικό επίπεδο. Στην αντίθετη περίπτωση, όσο πιο κοντά στη μονάδα βρίσκεται τόσο πιο ενεργό ρόλο παίζει το σφάλμα στην πρόβλεψη. Για $\alpha=1$ το μοντέλο ταυτίζεται με την απλοϊκή μέθοδο (Naïve). Η διαδικασία εύρεσης του βέλτιστου συντελεστή εξομάλυνσης βασίζεται στην ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος των γνωστών τιμών της χρονοσειράς (in-sample).

3.3.1.2.2 Μοντέλο γραμμικής τάσης (Holt Exponential Smoothing)

Το μοντέλο γραμμικής τάσης είναι μία επέκταση του μοντέλου απλής εκθετικής εξομάλυνσης με τη δυνατότητα να μπορεί να διαχειριστεί την όποια συνιστώσα τάσης περιέχεται στις χρονοσειρές. Η μέθοδος αυτή, γνωστή και ως Holt, περιγράφεται μαθηματικά από τις παρακάτω εξισώσεις:

$$e_t = Y_t - F_t$$

$$S_t = S_{t-1} + T_{t-1} + \alpha e_t$$

$$T_t = T_{t-1} + \beta e_t$$

$$F_{t+m} = S_t + m T_t$$

Όπου,

t : η χρονική περίοδος της πρόβλεψης

Y_t : η πραγματική τιμή των δεδομένων τη χρονική στιγμή t

F_t : η τιμή της πρόβλεψης τη χρονική στιγμή t

T_t : η τάση της χρονοσειράς

S_t : το επίπεδο της χρονοσειράς

e_t : το σφάλμα πρόβλεψης

m : ο χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης και

α : ο συντελεστής εξομάλυνσης για το επίπεδο

β : ο συντελεστής εξομάλυνσης για την τάση

Αρχικά, υπολογίζεται το επίπεδο της χρονοσειράς την χρονική στιγμή t ως το άθροισμα ενός ποσοστού του επιπέδου της προηγούμενης χρονικής στιγμής και ενός ποσοστού της διαφοράς του επιπέδου από την τάση. Και τα δύο αυτά ποσοστά εξαρτώνται από την τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης του επιπέδου α . Στη συνέχεια γίνεται καθορισμός της τάσης της εξομαλυμένης χρονοσειράς τη χρονική στιγμή t . Αυτή προκύπτει από το άθροισμα ενός ποσοστού της τάσης την προηγούμενη χρονική στιγμή και ενός ποσοστού της διαφορά του τωρινού από το προηγούμενο επίπεδο. Τα ποσοστά αυτά καθορίζονται από το συντελεστή εξομάλυνσης για την τάση β . Οι συντελεστές β και α λαμβάνουν τιμές στο διάστημα $[0,1]$. Η πρόβλεψη για την m περίοδο είναι ίση με το άθροισμα του τελευταίου επιπέδου της εξομαλυμένης χρονοσειράς με την τελευταία υπολογισμένη τάση πολλαπλασιασμένη επί τον ορίζοντα πρόβλεψης. Πλέον, υπάρχουν δύο συντελεστές εξομάλυνσης, οι β και α ενώ υπάρχει ανάγκη καθορισμού και της αρχικής τάσης T_0 . Το αρχικό επίπεδο και τάση είναι ιδιαίτερα σημαντικά καθώς είναι φανερό πως η διαδικασία πρόβλεψης μέσω της μεθόδου Holt, όπως αυτή περιγράφεται από τις παραπάνω εξισώσεις, είναι μια αναδρομική διαδικασία. Το αρχικό επίπεδο υπολογίζεται με έναν από τους τρόπους όπως περιγράφηκαν και στην περίπτωση του μοντέλου σταθερού επιπέδου. Ως αρχική τάση, χρησιμοποιείται, συνήθως, ένα από τα παρακάτω:

- Διαφορά πρώτης και δεύτερης παρατήρησης
- Διαφορά n -οστής και πρώτης παρατήρησης διαιρεμένης με $n-1$ (όπου n τυχαίο)
- Η σταθερά της κλίσης όπως προκύπτει από το μοντέλο απλής γραμμικής παλινδρόμησης

Η επιλογή των συντελεστών εξομάλυνσης είναι εξίσου σημαντική. Συχνά, η βέλτιστη τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης β για την τάση προκύπτει μικρότερη από την

αντίστοιχη τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης α για το επίπεδο. Αυτό συμβαίνει λόγω του ότι η τιμή της τάσης είναι συνήθως μικρότερη από αυτή του επιπέδου. Συνεπώς, λαμβάνοντας ίδιο συντελεστή σε τάση και επίπεδο τότε οι προβλέψεις που θα προκύψουν μπορεί να είναι ιδιαίτερα ασταθείς. Η διαδικασία εύρεσης των βέλτιστων συντελεστών εξομάλυνσης βασίζεται στην ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος των γνωστών τιμών της χρονοσειράς (in-sample).

3.3.1.2.3 Μοντέλο φθίνουσας γραμμικής τάσης (Damped Exponential

Smoothing)

Το μοντέλο φθίνουσας γραμμικής τάσης είναι μία υποπερίπτωση του μοντέλου μη γραμμικής τάσης. Το μοντέλο μη γραμμικής τάσης έχει τη δυνατότητα μεταβολής της μορφής της χρονοσειράς και της προσαρμογής της σε μη γραμμικές τάσεις. Η προσαρμογή αυτή γίνεται μέσω μιας μεταβλητής που ονομάζεται παράμετρος διόρθωσης της τάσης ϕ . Το μοντέλο μη γραμμικής τάσης περιγράφεται μαθηματικά από τις παρακάτω εξισώσεις:

$$e_t = Y_t - F_t$$

$$S_t = S_{t-1} + \phi T_{t-1} + \alpha e_t$$

$$T_t = \phi T_{t-1} + \beta e_t$$

$$F_{t+m} = S_t + \sum_{i=1}^m \phi^i T_t$$

Όπου,

t : η χρονική περίοδος της πρόβλεψης

Y_t : η πραγματική τιμή των δεδομένων τη χρονική στιγμή t

F_t : η τιμή της πρόβλεψης τη χρονική στιγμή t

T_t : η τάση της χρονοσειράς

S_t : το επίπεδο της χρονοσειράς

e_t : το σφάλμα πρόβλεψης

m : ο χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης και

α : ο συντελεστής εξομάλυνσης για το επίπεδο

β : ο συντελεστής εξομάλυνσης για την τάση

ϕ : ο συντελεστής διόρθωσης της τάσης

Αρχικά, υπολογίζεται το επίπεδο της χρονοσειράς την χρονική στιγμή t ως το άθροισμα ενός ποσοστού του επιπέδου της προηγούμενης χρονικής στιγμής και

ενός ποσοστού της διαφοράς του επιπέδου από την διορθωμένη τάση. Η διόρθωση της τάσης συμβαίνει με το συντελεστή διόρθωσης ϕ . Και τα δύο παραπάνω ποσοστά εξαρτώνται από την τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης του επιπέδου α . Στη συνέχεια γίνεται καθορισμός της τάσης της εξομαλυμένης χρονοσειράς τη χρονική στιγμή t . Αυτή προκύπτει ως από το άθροισμα ενός ποσοστού της διορθωμένης τάσης την προηγούμενη χρονική στιγμή και ενός ποσοστού της διαφορά του τωρινού από το προηγούμενο επίπεδο. Τα ποσοστά αυτά καθορίζονται από το συντελεστή εξομάλυνσης για την τάση β . Οι συντελεστές β και α λαμβάνουν τιμές στο διάστημα $[0,1]$. Η πρόβλεψη για την m περίοδο είναι ίση με το άθροισμα του τελευταίου επιπέδου της εξομαλυμένης χρονοσειράς με την τελευταία υπολογισμένη τάση πολλαπλασιασμένη επί ένα άθροισμα της παραμέτρου διόρθωσης. Το τελευταίο είναι άθροισμα m περιόδων της παραμέτρου διόρθωσης υψωμένο σε δύναμη ίση με τον εκάστοτε χρονικό ορίζοντα. Το αρχικό επίπεδο και τάση επιτελούν τον ίδιο ρόλο με την περίπτωση του μοντέλου γραμμικής τάσης. Ο τρόπος υπολογισμού τους είναι ίδιος με αυτόν που περιγράφηκε στα μοντέλα σταθερού επιπέδου και γραμμικής τάσης.

Συγκεκριμένα:

- Για $\phi=0$ προκύπτει το μοντέλο σταθερού επιπέδου, καθώς η τάση δεν συμμετέχει στην παραγωγή προβλέψεων.
- Για $0<\phi<1$ προκύπτει το μοντέλο φθίνουσας τάσης
- Για $\phi=1$ προκύπτει το μοντέλο γραμμικής τάσης.
- Για $\phi>1$ προκύπτει το μοντέλο εκθετικής τάσης.

Λόγω της θετικής προκατάληψης που περιέχει το μοντέλο εκθετικής τάσης χρησιμοποιείται σε ορισμένες μόνο ειδικές περιπτώσεις, όπως η εισαγωγή ενός προϊόντος στην αγορά. Θετική προκατάληψη εντοπίζεται και στα μοντέλα γραμμικής τάσης. Γι αυτό το λόγο τα μοντέλα φθίνουσας τάσης τυγχάνουν μεγάλης αποδοχής ιδιαίτερα για προβλέψεις μεγάλου χρονικού ορίζοντα. Εμπειρικά αποτελέσματα φαίνεται να δικαιολογούν την επιλογή αυτή. Και στην περίπτωση του μοντέλου φθίνουσας τάσης η επιλογή των συντελεστών εξομάλυνσης είναι εξίσου σημαντική με την διαδικασία εύρεσης των βέλτιστων συντελεστών εξομάλυνσης να βασίζεται στην ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος των γνωστών τιμών της χρονοσειράς (in-sample).

3.3.1.3 Μέθοδοι γραμμικής παλινδρόμησης

Σκοπός των μεθόδων παλινδρόμησης είναι η εύρεση συσχετίσεων μεταξύ μιας εξαρτημένης μεταβλητής που είναι το ζητούμενο μέγεθος και μιας ή περισσοτέρων άλλων ανεξάρτητων μεταβλητών. Οι μέθοδοι παλινδρόμησης χρησιμοποιούνται συνήθως για την εκτίμηση της εξαρτημένης μεταβλητής, δεδομένων των τιμών των ανεξάρτητων μεταβλητών. Σημαντικό ρόλο παίζει επίσης η διακύμανση της

εξαρτημένης τιμής γύρω από την εξίσωση της παλινδρόμησης, που μπορεί να περιγραφεί από μια πιθανοτική κατανομή. Πέρα από τη διαδικασία των προβλέψεων τα μοντέλα γραμμικών παλινδρομήσεων χρησιμοποιούνται συχνά στο να ερμηνευθούν οι συσχετίσεις μεταξύ διαφόρων μεγεθών αλλά και να βρεθεί ένα είδος της συσχέτισης αυτής. Ωστόσο, αξίζει να αναφέρουμε ότι αν το μοντέλο της γραμμικής παλινδρόμησης χρησιμοποιηθεί για την παραγωγή προβλέψεων τότε είναι απαραίτητη η γνώση ή η πρόβλεψη και των ανεξάρτητων μεταβλητών, κάτι που αποτελεί τροχοπέδη στην χρησιμοποίηση αυτών των μοντέλων. Στην παράγραφο αυτή θα αναλυθούν τα μοντέλα Απλής και Πολλαπλής Γραμμικής Παλινδρόμησης ενώ θα περιγραφεί και η διαδικασία αποδοχής ή απόρριψης ενός μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης.

3.3.1.3.1 Απλή Γραμμική Παλινδρόμηση (LRL)

Η μέθοδος της απλής γραμμικής παλινδρόμησης εξετάζει τη σχέση μεταξύ μόνο δύο μεγεθών. Το προς πρόβλεψη μέγεθος αποτελεί την εξαρτημένη μεταβλητή και το άλλο την ανεξάρτητη μεταβλητή. Βασική προϋπόθεση είναι να υπάρχει γραμμική συσχέτιση μεταξύ τους. Η ανεξάρτητη αυτή μεταβλητή μπορεί να είναι οποιοδήποτε μέγεθος. Η χρησιμοποίηση του χρόνου ως ανεξάρτητη μεταβλητή είναι συνηθισμένη στην πρόβλεψη χρονοσειρών και γνωστή ως Linear Regression Line (LRL). Βασική εξίσωση της απλής γραμμικής παλινδρόμησης είναι η εξίσωση ευθείας μεταξύ των μεγεθών που εξετάζονται. Οι εξισώσεις περιγραφής του μοντέλου περιγράφονται μαθηματικά ως εξής:

$$\hat{Y}_i = a + b X_i$$

$$b = \frac{\sum_{i=1}^n [(X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})]}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}$$

$$a = \bar{Y} - b \bar{X}$$

Όπου,

X_i : οι τιμές της ανεξάρτητης μεταβλητής

Y_i : οι γνωστές τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής (n παρατηρήσεις)

\hat{Y}_i : οι παραγόμενες από το μοντέλο τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής

\bar{X} : η μέση τιμή των n ανεξάρτητων μεταβλητών

\bar{Y} : η μέση τιμή των n εξαρτημένων μεταβλητών

a : η τομή της ευθείας με τον άξονα των τεταγμένων

b : η κλίση της ευθείας

n : ο αριθμός των γνωστών/διαθέσιμων παρατηρήσεων

Η πρώτη εξίσωση των είναι η εξίσωση της ευθείας γραμμής που συνδέει τις δύο μεταβλητές. Οι συντελεστές a και b υπολογίζονται έτσι ώστε να ελαχιστοποιείται το άθροισμα των τετραγώνων των διαφορών των πραγματικών Y_i από τις τιμές \hat{Y}_i που παράγονται από το μοντέλο. Η μέθοδος αυτή είναι γνωστή ως μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων. Σύμφωνα με τη μέθοδο αυτή, μέσω της ευθείας της γραμμικής παλινδρόμησης υπολογίζονται οι εκτιμήσεις της εξαρτημένης μεταβλητής \hat{Y}_i στο εύρος των γνωστών δεδομένων και μέσω αυτών υπολογίζονται οι αποκλίσεις από τις πραγματικές τιμές. Σκοπός της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων είναι η ελαχιστοποίηση του αθροίσματος των τετραγώνων αυτών των αποκλίσεων. Όταν η ανεξάρτητη μεταβλητή είναι ο χρόνος τότε αντί του X_i τοποθετούμε τον χρόνο t . Πολλές φορές η σχέση μεταξύ των δύο μεγεθών δεν είναι γραμμική. Τότε, είναι συνήθης διαδικασία, αν υπάρχει δυνατότητα γραμμικοποίησης της μεταξύ τους σχέσης, μέσω συγκεκριμένου μετασχηματισμού να μπορεί να χρησιμοποιηθεί η μέθοδος αυτή. Αξίζει να σημειωθεί ότι το πραγματικό μοντέλο της απλής γραμμικής παλινδρόμησης είναι το :

$$\hat{Y}_i = a + b X_i + e$$

Όπου, e οι αποκλίσεις που δε μπορούν να ερμηνευθούν από το μοντέλο της γραμμικής παλινδρόμησης.

Το σφάλμα αυτό πρέπει να είναι τυχαία μεταβλητή και η μέση τιμή του για το σύνολο των παρατηρήσεων να είναι ίση με το μηδέν. Παράλληλα, το σύνολο των σφαλμάτων πρέπει να είναι κανονικά κατανομημένο. Οι παραπάνω συνθήκες εξασφαλίζουν ότι το μοντέλο δεν επηρεάζεται από τη μη εισαγωγή όλων των ανεξάρτητων μεταβλητών σε αυτό και πως τα σφάλματα αυτά είναι τυχαία και όχι συστηματικά.

3.3.1.3.2 Πολλαπλή Γραμμική Παλινδρόμηση

Στην περίπτωση της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης υπάρχουν πολλές και όχι μία ανεξάρτητη μεταβλητή. Σκοπός είναι να συμπεριλάβει όλες τις μεταβλητές που επηρεάζουν το προς πρόβλεψη μέγεθος. Η γενική εξίσωση της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης είναι η εξής:

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

Όπου οι συντελεστές b_i είναι σταθεροί και υπολογίζονται με βάση τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων, το e_i είναι η απόκλιση από τις πραγματικές τιμές και i είναι τα διανύσματα παρατηρήσεων. Σκοπός, όπως είπαμε, είναι ο υπολογισμός των μεγεθών b_i . Συγκεκριμένα, για κάθε διαφορετικό διάνυσμα παρατηρήσεων υπολογίζονται τα αντίστοιχα σφάλματα e_i . Το άθροισμα των τετραγώνων τους είναι το προς ελαχιστοποίηση άθροισμα. Υπολογίζοντας τις μερικές παραγώγους αυτού

ως προς κάθε συντελεστή και θέτοντας αυτές ίσες με το μηδέν τότε προκύπτει ένα σύστημα εξισώσεων. Από αυτό το σύστημα εξισώσεων υπολογίζονται οι ζητούμενοι συντελεστές. Σημαντική προϋπόθεση κατά την παραγωγή ενός μοντέλου πολλαπλής παλινδρόμησης είναι οι ανεξάρτητες μεταβλητές να μην έχουν συσχέτιση μεταξύ τους. Στην επόμενη παράγραφο αναλύονται οι στατιστικοί δείκτες που υποδεικνύουν την καταλληλότητα ή όχι κάθε μοντέλου απλής ή πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης.

3.3.1.4 Κλασική μέθοδος Theta

Η μέθοδος Theta (Assimakopoulos, Nikolopoulos, 2000; Νικολόπουλος, 2002, [3]) είναι μια μονοδιάστατη μέθοδος πρόβλεψης. Βασίζεται στην μεταβολή των τοπικών καμπυλοτήτων μιας χρονοσειράς μέσω της παραμέτρου θ , η οποία εφαρμόζεται πολλαπλασιαστικά στις διαφορές δεύτερης τάξης των δεδομένων. Οι χρονοσειρές που δημιουργούνται από αυτή τη διαδικασία ονομάζονται γραμμές Theta και ανάλογα με την τιμή της παραμέτρου θ μπορούν είτε να προσεγγίσουν σε καλό βαθμό την μακροπρόθεσμη συμπεριφορά της χρονοσειράς είτε να τονίσουν τα βραχυπρόθεσμα χαρακτηριστικά αυτών. Η τροποποίηση αυτή των καμπυλών της χρονοσειράς γίνεται με βάση τη σχέση :

$$Y_t^\theta = \theta Y_t'', \text{ όπου } Y_t'' = Y_t - 2 Y_{t-1} + Y_{t-2}$$

Το μοντέλο πρόβλεψης Theta υπαγορεύει την αποσύνθεση της αρχικής χρονοσειράς σε δύο ή περισσότερες τέτοιες γραμμές Theta, οι οποίες με τη σειρά τους προεκτείνονται ξεχωριστά. Στο τέλος, γίνεται συνδυασμός των προβλέψεων τους με ανάλογα βάρη. Το μοντέλο πρόβλεψης Theta που αποσυνθέτει την αρχική χρονοσειρά σε δύο γραμμές Theta με παραμέτρους $\theta=0$ και $\theta=2$ ονομάζεται κλασική μέθοδος Theta (Theta Classic) και έχει δώσει εντυπωσιακά αποτελέσματα στον Μ3 διαγωνισμό προβλέψεων. Το μοντέλο αυτό χρησιμοποιείται και στην παρούσα διπλωματική. Για την παραγωγή προβλέψεων μέσω της κλασικής μεθόδου Theta ακολουθείται η παρακάτω διαδικασία:

1. Αρχικά, ελέγχεται η ύπαρξη έντονης εποχιακής συμπεριφοράς σε κάθε χρονοσειρά
2. Εφόσον, η χρονοσειρά παρουσιάζει εποχιακή συμπεριφορά τότε αποεποχικοποιείται μέσω της κλασικής μεθόδου αποσύνθεσης (παράγραφος 3.1.1.2).
3. Στη συνέχεια, η αρχική χρονοσειρά αποσυντίθεται σε δύο γραμμές Theta με παραμέτρους $\theta=0$ και $\theta=2$. Η γραμμή Theta με $\theta=0$ είναι η ευθεία γραμμικής παλινδρόμησης. Η γραμμή Theta με παράμετρο $\theta=2$, προκύπτει από την παρακάτω σχέση:

$$Y_t = \frac{1}{2} (Y_t^{\theta=0} + Y_t^{\theta=2})$$

4. Κάθε γραμμή Theta προεκτείνεται ξεχωριστά. Η γραμμή Theta με $\theta=0$ προεκτείνεται μέσω της απλής γραμμικής παλινδρόμησης (παράγραφος 4.1.3.1), ενώ η γραμμή Theta με παράμετρο $\theta=2$ μέσω εκθετικής εξομάλυνσης σταθερού επιπέδου (παράγραφος 3.3.1.2.1).
5. Στη συνέχεια, οι παραγόμενες προβλέψεις των δύο γραμμών Theta συνδυάζονται με ίσα βάρη
6. Τελικώς, γίνεται εποχικοποίηση των προβλέψεων σύμφωνα με τους δείκτες εποχιακότητας που υπολογίστηκαν κατά τη διάρκεια της αποσύνθεσης.
7. Μέσω αυτής της διαδικασίας, η κλασική μέθοδος Theta εξασφαλίζει ότι διατηρεί τα μακροπρόθεσμα χαρακτηριστικά, όπως η τάση λόγω της γραμμής Theta με $\theta=0$. Παράλληλα, η χρήση της γραμμής Theta με $\theta=2$ εξασφαλίζει τη διατήρηση και αξιοποίηση της βραχυπρόθεσμης πληροφορίας των δεδομένων. Με αυτόν τον τρόπο, παράγονται προβλέψεις με καλύτερη προσέγγιση στο πρότυπο της χρονοσειράς.

3.3.1.5 Μοντέλα ARIMA

Τα ολοκληρωμένα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινητών μέσων όρων είναι στοχαστικά μαθηματικά μοντέλα με τα οποία προσπαθούμε περιγράψουμε τη διαχρονική εξέλιξη κάποιου φυσικού μεγέθους. Δεδομένου ότι για την πλειοψηφία των φυσικών μεγεθών είναι αδύνατη η πλήρης γνώση και καταγραφή όλων των παραγόντων που επηρεάζουν την εξέλιξή τους στο χρόνο, είναι πολύ δύσκολη η διαχρονική περιγραφή του μεγέθους από ένα ντετερμινιστικό μοντέλο. Από την άλλη, η εξάρτηση τέτοιων μεγεθών από μη ντετερμινιστικούς παράγοντες (για παράδειγμα καιρός ή τυχαία γεγονότα) καθιστά δυνατή την περιγραφή της διαχρονικής τους εξέλιξης από ένα στοχαστικό μοντέλο, με το οποίο θα μπορεί να υπολογιστεί η πιθανότητα με την οποία η τιμή του μεγέθους βρίσκεται σε κάποιο διάστημα. Τα μοντέλα ARIMA έχουν μελετηθεί εκτεταμένα από τους Box και Jenkins (1970), οι οποίοι πρότειναν μια οικογένεια αλγεβρικών μοντέλων πρόβλεψης, από την οποία μπορεί κανείς να διαλέξει το καταλληλότερο για την πρόβλεψη μιας δεδομένης χρονοσειράς. Στα μοντέλα αυτά οι προβλέψεις βασίζονται αποκλειστικά στις παρελθούσες τιμές και τα πρότυπα συμπεριφοράς που εμφανίζονται στη χρονοσειρά που εξετάζεται.

3.3.1.6 Νευρωνικά Δίκτυα

Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο μπορεί να αποδειχτεί χρήσιμο για μη γραμμικές διαδικασίες, όπου η συσχέτιση δεν είναι εξαρχής γνωστή και ως εκ τούτου είναι δύσκολο να επιτευχθεί βέλτιστη προσαρμογή. Η κύρια ιδέα των νευρωνικών δικτύων είναι το φιλτράρισμα των εισόδων, που αποτελούν και τις ανεξάρτητες μεταβλητές, μέσω ενός ή περισσοτέρων κρυφών επιπέδων, τα οποία αποτελούνται από κρυφούς κόμβους, προτού παραχθεί η ζητούμενη έξοδος. Τα νευρωνικά δίκτυα

έχουν εφαρμοστεί σε διάφορες πτυχές των προβλέψεων, από απευθείας παραγωγή προβλέψεων έως βελτιστοποίηση συγκεκριμένων παραμέτρων άλλων στατιστικών μεθόδων. Οι Zhang, Patuwo και Hu (1998) αλλά και οι Hipprers, Pedreira και Souza (2001) παραθέτουν δύο πολύ καλές βιβλιογραφικές αναφορές σχετικά με τη χρήση νευρωνικών δικτύων στο πεδίο των προβλέψεων.

3.3.1.7 Συνδυασμός μεθόδων

Είναι συνήθης τεχνική, όταν η επιλογή μεθόδου πρόβλεψης δεν είναι εύκολη, ο συνδυασμός προβλέψεων που παράγονται από διαφορετικές μεθόδους. Αυτή η τεχνική χρησιμοποιεί το γεγονός πως κάθε μοντέλο πρόβλεψης έχει τα δικά του χαρακτηριστικά και χρησιμοποιεί πιθανώς διαφορετική πληροφορία από τα υπόλοιπα. Συνδυάζοντας λοιπόν αποτελέσματα διαφορετικών μεθόδων είναι δυνατό να πετύχει κανείς πιο ακριβείς προβλέψεις. Ο συνδυασμός αυτός μπορεί να πραγματοποιηθεί με ίδιους ή διαφορετικούς συντελεστές βαρύτητας. Έχει αποδειχτεί ότι σε αρκετές περιπτώσεις ο υπολογισμός του απλού μέσου όρου δίνει εξίσου ικανοποιητικά αποτελέσματα με εκείνα πιο πολύπλοκων τεχνικών.

3.3.2 Κριτική Πρόβλεψη

Οι κριτικές μέθοδοι πρόβλεψης δεν έχουν τις ίδιες απαιτήσεις σε δεδομένα όπως οι στατιστικές μέθοδοι. Τα δεδομένα των κριτικών μεθόδων αποτελούν προϊόν διαίσθησης, κρίσης και συσσωρευμένης γνώσης από πλευράς των εμπειρογνομόνων. Στις κριτικές μεθόδους, που χρησιμοποιούνται συχνά σε επιχειρήσεις και οργανισμούς, η πρόβλεψη μπορεί να βασίζεται είτε στις γνώσεις και την κρίση ενός ατόμου (ατομικές μέθοδοι) είτε να προκύπτει από την ανταλλαγή και το συνδυασμό απόψεων των μελών κάποιας επιτροπής (μέθοδοι επιτροπής). Οι κριτικές μέθοδοι μπορούν να λάβουν υπόψη ειδικά γεγονότα και ενέργειες ενώ ταυτόχρονα έχουν τη δυνατότητα να αντισταθμίζουν ανεπάρκειες και ελλείψεις σε ιστορικά δεδομένα. Είναι κατάλληλες όταν θίγονται ηθικά ζητήματα που υπερσχύουν των οικονομικών ή τεχνολογικών παραγόντων. Το βασικό πρόβλημα που εμφανίζουν είναι η προκατάληψη. Οι πιο γνωστές κριτικές μέθοδοι είναι η Απλή κρίση, η μέθοδος Delphi και οι δομημένες αναλογίες.

3.3.3 Πρόβλεψη στόχου

Η πρόβλεψη στόχου ή προϋπολογισμού αναφέρεται σε μία μελλοντική αναπτυξιακή κατάσταση της επιχείρησης. Τα ιστορικά δεδομένα πωλήσεων αναλύονται και υπολογίζεται ο ρυθμός ανάπτυξης για κάθε έτος του παρελθόντος. Η στατιστική πρόβλεψη μέσω της προέκτασης του παρατηρούμενου προτύπου, δίνει μια εκτίμηση του ρυθμού ανάπτυξης για το ζητούμενο ορίζονται πρόβλεψης. Η

πρόβλεψη στόχου περιέχει αρκετή αισιοδοξία και μεροληψία και συνήθως μεγάλα σφάλματα.

3.3.4 Τελική Πρόβλεψη

Αναφέρεται στην τελική ή επιχειρησιακή πρόβλεψη που θα επιλεγθεί ώστε να πραγματοποιηθεί εν συνεχεία ο στρατηγικός σχεδιασμός της επιχείρησης και ο σχεδιασμός της παραγωγής και των αποθεμάτων σε πρώτες ύλες για το ζητούμενο ορίζοντα πρόβλεψης.

3.3.5 Επιπλέον Μέθοδοι Πρόβλεψης που μελετήθηκαν

3.3.5.1 Απλός κινητός μέσος όρος

Η μέθοδος του απλού κινητού μέσου m -περιόδων (ΚΜΟ) είναι μία πολύ απλή μέθοδος προβλέψεων που χρησιμοποιεί ως πρόβλεψη την τιμή του αριθμητικού μέσου όρου των m πλέον πρόσφατων παρατηρήσεων της χρονοσειράς. Αυτό συμβαίνει διότι οι πλέον πρόσφατες παρατηρήσεις της χρονοσειράς θεωρούνται περισσότερο αντιπροσωπευτικές για τη δημιουργία προβλέψεων από ότι οι πιο απομακρυσμένες στο παρελθόν. Ο μέσος όρος αυτός ονομάζεται κινητός, επειδή η τιμή του δεν είναι σταθερή, αλλά αναπροσαρμόζεται κάθε φορά που μια νέα παρατήρηση της χρονοσειράς γίνεται διαθέσιμη.

Οι προβλέψεις μιας χρονοσειράς Y_t , για $t=1,2,\dots,n$, δημιουργούνται με τη μέθοδο του απλού κινητού μέσου όρου ως εξής:

$$Y_{t+1} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m Y_{t-j+1}$$

Συνήθως για να προσδιορίσουμε την τιμή του m για τη δημιουργία προβλέψεων σε μια χρονοσειρά, εφαρμόζουμε τη μέθοδο του απλού κινητού μέσου στη χρονοσειρά για διαφορετικές τιμές του m και επιλέγουμε εκείνη την τιμή του m που ελαχιστοποιεί την τιμή του κριτηρίου MASE, MAPE ή κάποιου άλλου κριτηρίου.

3.3.5.2 Μέθοδοι Πρόβλεψης για δεδομένα διακοπτόμενης φύσης

3.3.5.2.1 Μέθοδος Croston

Το 1972 Ο Croston πρότεινε μια εναλλακτική μέθοδο για την παραγωγή προβλέψεων σε δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης η οποία λαμβάνει υπόψη τόσο το μέγεθος της ζήτησης όσο και το χρόνο μεταξύ των ζητήσεων. Στην πράξη, ο Croston εξήγαγε προβλέψεις εφαρμόζοντας ανεξάρτητα απλή εκθετική εξομάλυνση τόσο στις μη μηδενικές τιμές των χρονοσειρών όσο και στα χρονικά διαστήματα μεταξύ των μη μηδενικών τιμών των χρονοσειρών. Συγκεκριμένα, η κάθε χρονοσειρά διαχωρίζεται σε δύο επιμέρους, όπου η μία αποτελείται από τα

χρονικά διαστήματα μεταξύ των μη μηδενικών ζητήσεων (intervals) και η άλλη από το πλήθος των ανεξάρτητων μη μηδενικών ζητήσεων (demands). Οι δύο χρονοσειρές προεκτείνονται ανεξάρτητα με τη χρήση της μεθόδου εκθετικής εξομάλυνσης σταθερού επιπέδου. Ως παράμετρος εξομάλυνσης στην εφαρμογή της μεθόδου είναι συνήθως στη βιβλιογραφία η χρήση της τιμής $\alpha=0,05$ όπου χρησιμοποιήθηκε και στην παρούσα διπλωματική εργασία. Η προέκταση των χρονοσειρών ακολουθείται από υπολογισμό της πρόβλεψης Croston μέσω της εύρεσης του πηλίκου των δύο ανεξάρτητων προβλέψεων, ως εξής:

$$F_{Croston} = \frac{F_{demands}}{F_{intervals}}$$

Η μέθοδος έχει το πλεονέκτημα ότι μπορεί να χρησιμοποιηθεί με τον ίδιο ακριβώς τρόπο και για δεδομένα συνεχούς ζήτησης, αφού πλέον συμπίπτει με απλή εφαρμογή της εκθετικής εξομάλυνσης σταθερού επιπέδου (SES). Στην περίπτωση δεδομένων διακοπτόμενης ζήτησης αποτελεί μια παραλλαγή της απλής εκθετικής εξομάλυνσης με τις προβλέψεις να παραμένουν σταθερές και αμετάβλητες μεταξύ μη μηδενικών ζητήσεων και να ανανεώνονται μόνο μετά την παρατήρηση νέας μη μηδενικής τιμής.

3.3.5.2.1 Μέθοδος SBA (Syntetos & Boylan Approximation)

Οι Syntetos και Boylan (2001), προσπαθώντας να εντοπίσουν γιατί η μέθοδος Croston έχει λιγότερο ακριβή αποτελέσματα σε σχέση με απλούστερες μεθόδους, διαπίστωσαν ότι η μέθοδος Croston είναι θετικά προκατειλημμένη, δηλαδή παρουσιάζει μια αισιόδοξη τάση στα αποτελέσματα των προβλέψεων της. Κατάφεραν, μάλιστα να συνδέσουν το επίπεδο της αισιόδοξης τάσης της μεθόδου με την τιμή της παραμέτρου εξομάλυνσης α που χρησιμοποιείται για την προέκταση των δύο αποσυντεθμένων χρονοσειρών. Η μέγιστη προκατάληψη παρατηρείται όταν το α λάβει τη μέγιστη τιμή, δηλαδή $\alpha=1$. Γενικά, παρατηρήθηκε μια αναλογία, με μεγάλες τιμές του α να παρουσιάζουν μεγάλη προκατάληψη και η μέθοδος Croston να ενδείκνυται μόνο όταν το α είναι μικρότερο του 0,15. Η μέθοδος SBA αποτελεί μια τροποποίηση της μεθόδου Croston, στην οποία η πρόβλεψη υπολογίζεται από τον ακόλουθο μαθηματικό τύπο:

$$F_{SBA} = \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \frac{F_{demands}}{F_{intervals}}$$

Μεταγενέστερες εμπειρικές μελέτες και μελέτες προσομοίωσης (Syntetos & Boylan; 2005, Teunter & Sani, 2009) έδειξαν πως η αρχική μέθοδος Croston παρουσιάζει μικρότερη (θετική) προκατάληψη εάν υπάρχουν λίγες μη μηδενικές τιμές στη ζήτηση ενώ η τροποποιημένη μέθοδος SBA έχει μικρότερη προκατάληψη εάν παρατηρούνται πολλές μηδενικές τιμές στη ζήτηση.

3.4 Δείκτες Αξιολόγησης Μεθόδων Πρόβλεψης

Η καταλληλότητα κάθε τεχνικής εξαρτάται από την ακρίβεια εκτίμησης πρόβλεψης, την προκατάληψη (απόκλιση εκτιμώμενης από πραγματική τιμή) και την ευαισθησία στα «άσχημα» δεδομένα (ακραίες τιμές). Ένας τρόπος αξιολόγησης μιας μεθόδου πρόβλεψης είναι μέσω της μέτρησης της ακρίβειας των παραγόμενων προβλέψεων. Ο υπολογισμός αυτός γίνεται μέσω ορισμένων δεικτών σφαλμάτων που ο κάθε ένας παρέχει διαφορετική πληροφορία. Στην παράγραφο αυτή αναφέρουμε εν συντομία τους σημαντικότερους εξ αυτών. Θεωρώντας ως Y_i την πραγματική τιμή της προς πρόβλεψη παρατήρησης, ως F_i την τιμή της πρόβλεψης και ως n τον αριθμό των προς πρόβλεψη παρατηρήσεων, έχουμε τα εξής σφάλματα:

1. Σφάλμα :

Η διαφορά μεταξύ πραγματικής τιμής και πρόβλεψης για μία περίοδο.

$$e_i = Y_i - F_i$$

2. Μέσο σφάλμα (Mean Error):

Εκφράζει ένα μέτρο συστηματικότητας του σφάλματος. Όσο η τιμή αυτού είναι κοντά στο μηδέν, τόσο τα σφάλματα είναι τυχαία και όχι συστηματικά. Αν ο δείκτης παίρνει θετικές τιμές, δηλώνει απαισιοδοξία στις προβλέψεις, ενώ οι αρνητικές τιμές δηλώνουν αισιοδοξία.

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

3. Μέσο απόλυτο σφάλμα (Mean Absolute Error):

Δηλώνει ένα μέσο μέτρο της αστοχίας της πρόβλεψης, χωρίς να δίνεται έμφαση στην κατεύθυνση της πρόβλεψης. Όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή του δείκτη, τόσο μικρότερη είναι η ακρίβεια της μεθόδου που ελέγχεται.

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

4. Μέσο τετραγωνικό σφάλμα (Mean Squared Error):

Δίνει μεγαλύτερο βάρος στα μεγάλα σφάλματα και μικρότερο βάρος στα μικρά σφάλματα.

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

5. Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος (Root Mean Squared Error):

Έχει τις ίδιες ιδιότητες με το μέσο τετραγωνικό σφάλμα αλλά είναι εκφρασμένο στις μονάδες της αρχικής χρονοσειράς.

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

6. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error):

Είναι εκφρασμένο επί τοις εκατό και λαμβάνει τιμές μεγαλύτερες ή ίσες του μηδενός. Οι μικρότερες τιμές υποδηλώνουν καλύτερη απόδοση της μεθόδου πρόβλεψης. Χρησιμεύει ιδιαίτερα όταν οι πραγματικές τιμές είναι πολύ υψηλές.

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

7. Συμμετρικό μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Symmetric Mean Absolute Percentage Error):

Ο δείκτης μπορεί να πάρει τιμές στο διάστημα [0% - 200%].

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

8. Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα (Mean Absolute Scaled Error):

Όταν έχει τιμές μικρότερες της μονάδας η μέθοδος έχει κατά μέσο όρο καλύτερη απόδοση από την απλή μέθοδο Naïve, ενώ το αντίθετο συμβαίνει αν η τιμή είναι μεγαλύτερη της μονάδας. Ο δείκτης εμφανίζει ίδια βαρύτητα σε μικρά και μεγάλα σφάλματα.

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

Αξίζει να σημειώσουμε πως πολλές φορές, όταν προκύπτει ανάγκη σύγκρισης αποτελεσμάτων διαφορετικών χρονοσειρών οι δείκτες ποσοστιαίων σφαλμάτων όπως οι MAPE (Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα) και MASE (Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα), είναι ιδιαίτερα χρήσιμοι. Στην παρούσα διπλωματική θα παρουσιαστούν κυρίως αυτοί οι δύο δείκτες.

3.5 Ιεραρχική Πρόβλεψη

Με την τεχνική της ιεραρχικής συνάθροισης πραγματοποιούμε τις προβλέψεις μας ξεχωριστά για κάθε χρονοσειρά και στην συνέχεια τις συνδυάζουμε για την παραγωγή μιας τελικής πρόβλεψης (N. Kourentzes και F. Petropoulos 2014 [1]). Παράδειγμα αυτής της μεθόδου είναι η παραγωγή ξεχωριστών προβλέψεων για

κάποια παρεμφερή προϊόντα και στην συνέχεια ο συνδυασμός τους για την δημιουργία μιας συνολικής πρόβλεψης. Η τεχνική της ιεραρχικής συνάθροισης μπορεί να εφαρμοστεί στην περίπτωση όπου έχουμε ιεραρχική πρόβλεψη (Hierarchical Forecasting), η οποία αποτελείται από δυο ξεχωριστές διαδικασίες πρόβλεψης: την Top down και την Bottom up. Είναι δύο στρατηγικές επεξεργασίας πληροφοριών και άντλησης γνώσης, που χρησιμοποιούνται σε διάφορους τομείς όπως στον προγραμματισμό, στις ανθρωπιστικές και επιστημονικές θεωρίες, στην οργάνωση και διοίκηση επιχειρήσεων. Στην πράξη, μπορεί να θεωρηθεί ως ένας τρόπος σκέψης, μάθησης, ή ηγεσίας. Η Top down προσέγγιση είναι επίσης γνωστή ως stepwise design και σε ορισμένες περιπτώσεις χρησιμοποιείται ως συνώνυμο της αποσύνθεσης. Ουσιαστικά είναι η αποσύνθεση ενός συστήματος για να αποκτήσουμε εικόνα για τη σύνθεση των υποσυστημάτων του. Κάθε υποσύστημα στη συνέχεια αναλύεται με ακόμη μεγαλύτερη λεπτομέρεια, σε πολλά πρόσθετα υποσυστήματα, έως ότου να φτάσουμε στα βασικά στοιχεία. Η συγκεκριμένη προσέγγιση ξεκινά με τη μεγάλη εικόνα και αναλύεται ύστερα σε μικρότερα τμήματα. Η Bottom up προσέγγιση είναι ο συνδυασμός των υποσυστημάτων με σκοπό την σύνθεση πιο πολύπλοκων συστημάτων. Η Bottom up προσέγγιση είναι ένα είδος επεξεργασίας πληροφοριών με βάση τα εισερχόμενα από το περιβάλλον δεδομένα που σχηματίζουν μια αντίληψη. Σε μια προσέγγιση από κάτω προς τα πάνω τα επιμέρους στοιχεία βάσης του συστήματος καθορίζονται για πρώτη φορά με μεγάλη λεπτομέρεια. Αυτά τα στοιχεία στη συνέχεια συνδέονται για να σχηματίσουν μεγαλύτερα συστήματα, τα οποία στη συνέχεια με τη σειρά τους συνδέονται, μερικές φορές σε πολλά επίπεδα, μέχρι να σχηματιστεί ένα πλήρες σύστημα ανώτατου επιπέδου. Το 2009 οι G. Athanasopoulos και R.A. Ahmed [2] μελέτησαν την ιεραρχική φύση των χρονοσειρών της τουριστικής ζήτησης και παρήγαγαν βραχυπρόθεσμες προβλέψεις για τον εγχώριο τουρισμό στην Αυστραλία. Τα δεδομένα και οι προβλέψεις τους είναι οργανωμένα σε ιεραρχία με βάση την γεωγραφική περιοχή και τον σκοπό του ταξιδιού και η ανάλυση έγινε με τη χρήση πέντε μορφών ιεραρχικής πρόβλεψης. Οι δύο ακολουθούν την τεχνική Top down, μια την τεχνική Bottom up, μια νέας μορφής Top down όπου οι top-level προβλέψεις χωρίζονται σύμφωνα με τις προβλεπόμενες αναλογίες των lower-level σειρών και τέλος ένας συνδυασμός των παραπάνω. Χρησιμοποιώντας τις μεθόδους αυτές πραγματοποιήθηκαν λεπτομερείς προβλέψεις για τον εγχώριο τουρισμό στην Αυστραλία. Η αξιολόγηση της απόδοσης των προβλέψεων έδειξε ότι οι δύο τελευταίες μέθοδοι ήταν οι πιο αποδοτικές για τις ιεραρχίες τουρισμού που χρησιμοποιήθηκαν. Τα αποτελέσματα των προβλέψεων των δυο τελευταίων μεθόδων ήταν αρκετά καλά και η σύγκρισή τους δεν έδειξε κάποια να υπερτερεί της άλλης.

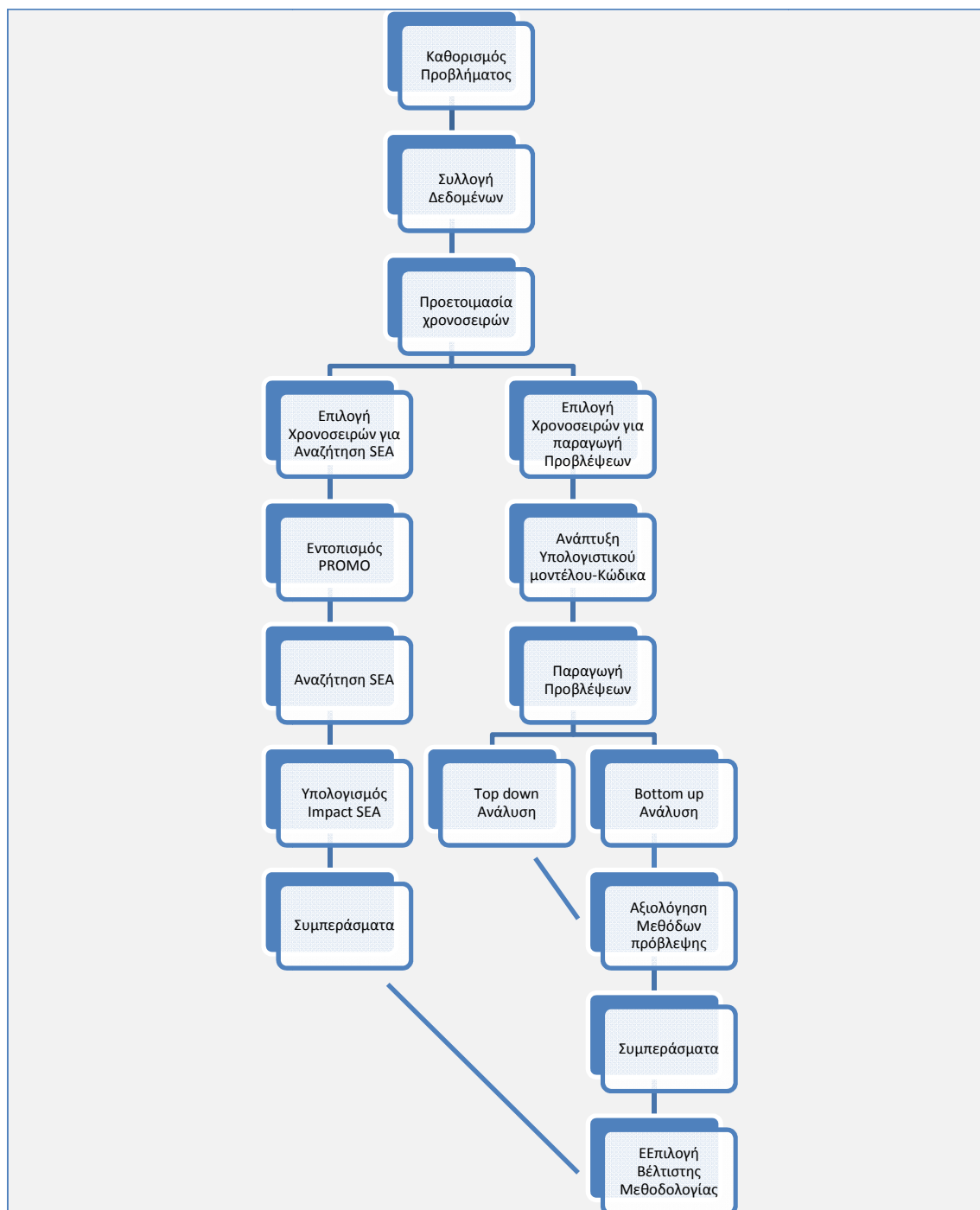
Όσον αφορά την επιλογή μεταξύ Top down και Bottom up έχουν γίνει αρκετές μελέτες και τόσο οι απόψεις όσο και τα αποτελέσματα δίστανται για το ποια από

τις δύο είναι καλύτερη. Πολλοί είναι εκείνοι που έχουν επιχειρηματολογήσει υπέρ της Bottom up όπως επίσης πολλοί είναι και εκείνοι που απέδειξαν ότι η Top down δίνει καλύτερα αποτελέσματα. Κάποιες έρευνες μάλιστα απέδειξαν ότι καμιά δεν είναι καλύτερη από την άλλη αλλά η επιλογή τους εξαρτάται από τα δεδομένα που έχουμε και από τα αποτελέσματα τα οποία θέλουμε να πετύχουμε. Το 1976 οι D. Dunh και W. Williams [4] απέδειξαν την υπεροχή της Bottom up σε σχέση με την Top down μέθοδο σε δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης καταλήγοντας σε πιο ακριβής προβλέψεις σχετικά με την τηλεφωνική ζήτηση. Το τελικό τους συμπέρασμα ήταν ότι τα αποτελέσματα των προβλέψεων μας θα είναι πιο ακριβή και πιο σωστά όταν χρησιμοποιούμε την Bottom up ειδικά σε περιπτώσεις όπου τα δεδομένα ποικίλουν και έχουν μεγάλες διαφορές μεταξύ τους. Το 1989 ο D. F. D' Attilio [5] επιχειρηματολόγησε υπέρ της μεθόδου Top down, σε σχέση με την Bottom-up. Θεωρεί ότι η μέθοδος Bottom up είναι μια καλή επιλογή για να πραγματοποιήσει κανείς τις προβλέψεις του και έχει αρκετά καλά αποτελέσματα, ωστόσο δεν δίνει αρκετή σημασία στην τάση που μπορεί να χαρακτηρίζει τα δεδομένα. Κατά τον D. F. D' Attilio η τάση παίζει πολύ σημαντικό ρόλο στις προβλέψεις και μπορεί να έχει μεγάλη επίδραση στα αποτελέσματα της μεθόδου αλλά και στην αξιολόγηση της ποιότητας των προβλέψεων. Το 1988 οι A.B. Schwarzkopf και R.J. Tersine [6] έκαναν μια έρευνα σχετικά με το ποια μέθοδο είναι καλύτερη από τις δύο. Για να το πετύχουν αυτό πραγματοποίησαν τις προβλέψεις τους και με τις δύο μεθόδους και στην συνέχεια αξιολόγησαν την συνολική απόδοση των προβλέψεων. Η συνολική απόδοση εξαρτάται από τρεις κύριους παράγοντες, την ακρίβεια, την προκατάληψη και την ευρωστία. Όσον αφορά την ακρίβεια των προβλέψεων, η μέθοδος Top down παρουσίασε καλύτερα αποτελέσματα αλλά ήταν χειρότερη ως προς την προκατάληψη σε σχέση με την Bottom up. Στο θέμα της ευρωστίας η Top down μειώνει την επίδραση του τυχαίου λάθους στη πρόβλεψη αλλά εισάγει μια περίπλοκη αλληλεπίδραση μεταξύ της προκατάληψης και των ακραίων γεγονότων. Το συμπέρασμα λοιπόν των A.B. Schwarzkopf και R.J. Tersine είναι πως οι δύο μέθοδοι μπορούν να έχουν επιθυμητά αποτελέσματα όταν χρησιμοποιηθούν σε κατάλληλες συνθήκες. Η Top down για παράδειγμα είναι απαραίτητη όταν θέλουμε να διακρίνουμε συγκεκριμένα μοτίβα στην ζήτηση μεμονωμένων αγαθών. Το 2011 οι R.J. Hyndman και R.A. Ahmed [7] πρότειναν μια άλλη μέθοδο προβλέψεων για ιεραρχικές χρονοσειρές, πιο αποτελεσματική από τις Top down και Bottom up. Η μέθοδος τους ονομάζεται optimal και βασίζεται σε ανεξάρτητες προβλέψεις σε όλα τα επίπεδα ιεραρχίας και στην συνέχεια χρησιμοποιείται κάποιο μοντέλο παλινδρόμησης για να συνδυάσει βέλτιστα και να συμφιλιώσει τις προβλέψεις αυτές. Η μέθοδος αυτή παρέχει σημείο σε σημείο προβλέψεις οι οποίες συμφιλιώνονται σε όλα τα επίπεδα ιεραρχίας, επιτρέπει τους συσχετισμούς και τις αλληλεπιδράσεις μεταξύ των σειρών σε κάθε επίπεδο της ιεραρχίας και είναι αρκετά ευέλικτη σε σχέση με τις Top down και Bottom up. Για την πραγματοποίηση

της έρευνας χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα τουριστικής ζήτησης στην Αυστραλία τα οποία ήταν χωρισμένα ανάλογα με την περιοχή και το σκοπό του ταξιδιού. Ένα θετικό της μεθόδου αυτής είναι ότι δεν μας δεσμεύει στην επιλογή του μοντέλου πρόβλεψης για την πραγματοποίηση των αρχικών προβλέψεων. Επίσης, [10] οι Byron J. Dangerfield και John S. Morris με μια μελέτη τους το 1992 σύγκριναν τις δύο αυτές προσεγγίσεις, χρησιμοποιώντας πάνω από 15.000 συναθροισμένες χρονοσειρές από συνδυασμό μεμονωμένων χρονοσειρών από τη βάση δεδομένων του M-Competition (Makridakis et al., 1982) και συμπέραναν πως στις περισσότερες περιπτώσεις η Bottom up πρόβλεψη των αποτελεσμάτων παράγει πιο ακριβείς προβλέψεις. Μία άλλη μελέτη, των [11] Handik Widiarta και S. Viswanathan, κατέληξε στο ότι δεν υπάρχει σημαντική διαφορά μεταξύ των δύο αυτών προσεγγίσεων.

Κεφάλαιο 4. Μεθοδολογία

4.1 Διάγραμμα Ροής



Σχήμα 4.1. Διάγραμμα Ροής

4.2 Καθορισμός Προβλήματος

Στα πλαίσια αυτής της έρευνας, έγινε προσπάθεια να καλυφθεί μια πρωταρχική ανάγκη της εταιρείας καλλυντικών, η οποία είναι η έγκυρη πρόβλεψη των μελλοντικών πωλήσεων της. Είναι απαραίτητο να μπορεί, για κάθε προϊόν της, να προβλέψει τις ποσότητες που θα πουληθούν μέσα από το δίκτυό της τους επόμενους μήνες. Στόχος είναι να γίνει σωστός σχεδιασμός και προγραμματισμός της παραγωγής και έγκαιρη εξασφάλιση των πόρων που χρειάζονται (εργατικό δυναμικό, εξοπλισμός, α' ύλες κτλ) ώστε να δημιουργηθεί το απαραίτητο ύψος αποθεμάτων. Για το σκοπό αυτό αναζητείται η κατάλληλη μεθοδολογία που θα παράγει επιτυχημένες προβλέψεις για τα συγκεκριμένα δεδομένα. Επίσης, είναι σημαντικό για μια εταιρεία να μπορεί να «μετρήσει» την επίδραση που έχουν στις πωλήσεις της οι ποικίλες προωθητικές ενέργειες που χρησιμοποιεί κατά καιρούς. Στη μελέτη αυτή γίνεται επίσης διερεύνηση για ειδικά γεγονότα που επιδρούν θετικά στις πωλήσεις των προϊόντων της εταιρείας, και υπολογίζει την επίδραση αυτή μεταφράζοντάς την σε ποσοστό.

4.3 Παρουσίαση Δεδομένων

Τα δεδομένα δόθηκαν από γνωστή ελληνική εταιρεία στον τομέα των καλλυντικών, η οποία ασχολείται με την παραγωγή και εμπορία προϊόντων περιποίησης και παραφαρμακευτικών προϊόντων. Οι χρονοσειρές αφορούν μηνιαίες πωλήσεις προϊόντων από όλη τη γκάμα της εταιρείας. Οι πωλήσεις αφορούν την περίοδο: Ιανουάριος του 2009 έως και Δεκέμβριος του 2013. Τα προϊόντα είναι χωρισμένα σε τριάντα δύο διαφορετικές κατηγορίες και το σύνολο των τελικών χρονοσειρών είναι πεντακόσιες δώδεκα. Κάθε χρονοσειρά αναφέρεται σε ένα ξεχωριστό προϊόν που η ονομασία του είναι κωδικοποιημένη. Σε αυτό το διάστημα το πλήθος των προϊόντων που πωλούσε η εταιρεία δεν παρέμεινε σταθερό αλλά συνεχώς μεταβαλλόταν. Νέα προϊόντα εισάγονταν στην αγορά, κάποιοι κωδικοί καταργούνταν, άλλα προϊόντα εξελίσσονταν με νέα σύνθεση και αντικαθιστούσαν παλαιότερα, εποχικές προωθητικές ενέργειες λάμβαναν χώρα και πολλά άλλα γεγονότα άλλαζαν συχνά το κωδικολόγιο της εταιρείας. Οι κατηγορίες και το πλήθος των χρονοσειρών αναφέρονται στον Πίνακα 1 του παραρτήματος.

4.4 Προετοιμασία Χρονοσειρών

Πριν την τελική επιλογή των χρονοσειρών που θα αξιοποιηθούν, έγινε συγχώνευση χρονοσειρών που αφορούν το ίδιο προϊόν για το οποίο μέσα σε αυτό το διάστημα ετών που μελετάται έχουν δημιουργηθεί νέοι κωδικοί εξαιτίας αλλαγών στη συνταγή ή στις τεχνικές προδιαγραφές. Ακόμη, για κάθε κατηγορία προϊόντων έχει υπολογιστεί και μια νέα χρονοσειρά που αφορά το σύνολο των προϊόντων της κατηγορίας ανά μήνα, αυτή αποτελεί τη συναθροισμένη χρονοσειρά.

Ξεκινώντας με τις χρονοσειρές που χρησιμοποιήθηκαν στην παραγωγή προβλέψεων, οι χρονοσειρές διαχωρίστηκαν ανάλογα με το αν διαθέτουν μηδενικές τιμές ή όχι. Αυτό καθόρισε ποιες μέθοδοι πρόβλεψης χρησιμοποιήθηκαν για την παραγωγή προβλέψεων στην περίπτωση συνεχούς και διακοπτόμενης ζήτησης. Οι χρονοσειρές των κωδικών που αφορούν κάποια προωθητική ενέργεια σε προϊόν δε συγχωνεύτηκαν με εκείνες του προϊόντος ούτε συμμετείχαν στις χρονοσειρές για την παραγωγή προβλέψεων. Στις χρονοσειρές κάθε κατηγορίας βρέθηκε κάποιο κοινό χρονικό διάστημα (μήνες) που επιλέχθηκε για να μπορούν να έχουν οι χρονοσειρές κοινή αρχή και κοινό τέλος πριν τις εισάγουμε στον κώδικα που παράγει τις προβλέψεις (Πίνακες 2, 3 Παραρτήματος). Οι χρονοσειρές με τα κοινά διαστήματα τιμών κάθε κατηγορίας εισήχθησαν στο κώδικα για την παραγωγή προβλέψεων.

Για την αναζήτηση Ειδικών Γεγονότων και Δράσεων (Special Events & Actions) οι χρονοσειρές των προωθητικών ενεργειών, που ήταν γνωστές σε αυτό το διάστημα που εξετάζεται, συγχωνεύτηκαν με τις χρονοσειρές των προϊόντων. Επίσης, σε αυτή τη διαδικασία συμμετείχαν μόνο οι χρονοσειρές συνεχόμενης ζήτησης.

4.5 Αναζήτηση Ειδικών Γεγονότων και Δράσεων (SEA)

Όπως αναφέραμε νωρίτερα ένα είδος ασυνέχειας στα δεδομένα είναι η ύπαρξη ασυνήθιστων τιμών (outliers), τιμών που έχουν δηλαδή μικρή διάρκεια και οφείλονται σε κάποιο εξαιρετικό και απρόβλεπτο γεγονός. Στη συγκεκριμένη εργασία, υπολογίστηκε ο αντίκτυπος των ειδικών γεγονότων (SEA) σε χρονοσειρές συνεχόμενης ζήτησης, σε μήνες όπου υπήρχε γνωστή προωθητική ενέργεια και παράλληλα η μέθοδος εντοπισμού ανίχνευσε ειδικό γεγονός.

Στα δεδομένα μας εντοπίστηκαν ασυνήθιστες τιμές και για τις δύο Συνθήκες A, B που αναφέρονται στην παράγραφο 3.1.2. Για τις περιπτώσεις που ισχύει η Συνθήκη A, δεν υπολογίστηκε το impact αφού δε συνεισέφεραν σε αύξηση των πωλήσεων όπως στόχευε η εταιρεία λανσάροντας μια νέα προωθητική ενέργεια για το διάστημα που εξετάστηκε. Για τις περιπτώσεις που ισχύει η Συνθήκη B, υπολογίστηκε το impact σύμφωνα με τη διαδικασία που περιγράφεται στην ίδια παράγραφο. Στην περίπτωσή μας, η μεταβλητή n καθορίστηκε από τις περιόδους ανάμεσα στους μήνες που έχουμε γνωστές προωθητικές ενέργειες ή από μία περίοδο αν έχω μόνο μία γνωστή προωθητική ενέργεια για κάποιο προϊόν.

4.6 Παραγωγή Προβλέψεων

Στην περίπτωση των δεδομένων συνεχόμενης ζήτησης εφαρμόστηκαν οι μέθοδοι NAIVE, SES, HOLT, DAMPED, LRL, THETA και οι Κινητοί Μέσοι όροι με μήκος 3, 5, 6, 7, 12, 13, 15, 18 που αφορά μήνες. Στην περίπτωση των δεδομένων διακοπτόμενης ζήτησης εφαρμόστηκαν οι μέθοδοι NAIVE, SES, HOLT, DAMPED, LRL, THETA, οι

Κινητοί Μέσοι όροι με μήκος 3, 5, 6, 7, 12, 13, 15, 18, CROSTON και SBA. Οι προβλέψεις που πραγματοποιήθηκαν χαρακτηρίζονται μεσοπρόθεσμες αφού ο ορίζοντας πρόβλεψης κυμαίνεται από πέντε έως δώδεκα μήνες στο σύνολο των χρονοσειρών.

Ο κώδικας που χρησιμοποιήσαμε αναπτύχθηκε στην R με τη χρήση της RSTUDIO και συγκεκριμένων πακέτων όπως Forecast, Timeseries, Matrix, Stats και Tseries. Τα δεδομένα πριν εισαχθούν στην R μετατράπηκαν σε αρχεία μορφής CSV. Τα αρχεία είναι χωρισμένα ανά κατηγορία προϊόντων. Συγκεκριμένα, έτρεξαν στον κώδικα είκοσι αρχεία συνεχόμενης ζήτησης και δεκαπέντε αρχεία διακοπτόμενης ζήτησης. Στον κώδικα εισάγαμε και τις συναθροισμένες χρονοσειρές για την παραγωγή προβλέψεων αυτών.

Ο κώδικας αναπτύχθηκε έτσι ώστε να πραγματοποιεί κυλιόμενη πρόβλεψη (Rolling Forecast) στα δεδομένα, με διαφορετικό ορίζοντα πρόβλεψης σε κάθε κατηγορία προϊόντων. Για την κυλιόμενη πρόβλεψη υπολογίστηκε το είκοσι τοις εκατό (20%) των δεδομένων κάθε χρονοσειράς το οποίο απομονώθηκε ώστε να προβλεφθεί από τον κώδικα. Μέσω του κώδικα εξάγαμε αποτελέσματα για κάθε χρονοσειρά από τις μεθόδους NAIVE, SES, HOLT, DAMPED, LRL, THETA και CROSTON. Τα αποτελέσματα των υπολοίπων μεθόδων παράχθηκαν από υπολογιστικό μοντέλο που αναπτύχθηκε στο λογιστικό φύλλο (Excel) της Microsoft Office.

4.7 Περιγραφή Κώδικα

Στο παράρτημα υπάρχει παράδειγμα του κώδικα της R που χρησιμοποιήθηκε για τα δεδομένα με μηδενικές και μη τιμές.

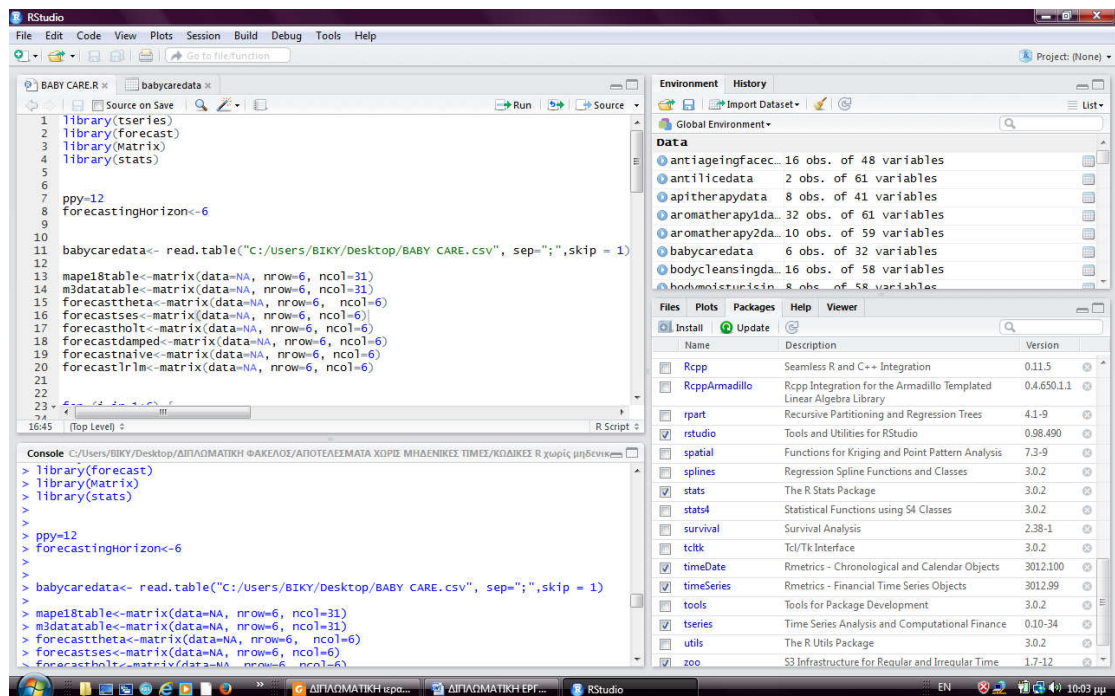
Τα βασικά βήματα του κώδικα είναι τα εξής:

1. Εισαγωγή ορίζοντα πρόβλεψης για την κατηγορία που επεξεργάζομαι
2. Εισαγωγή δεδομένων στην R διαβάζοντας αρχεία txt
3. Δημιουργία πίνακα με αριθμό γραμμών και στηλών που καθορίζω ανάλογα με το πλήθος των δεδομένων. Ο αριθμός γραμμών εξαρτάται από το πλήθος χρονοσειρών, ενώ ο αριθμός των στηλών εξαρτάται από το πλήθος των μηνιαίων δεδομένων που είναι διαθέσιμα
4. Δημιουργία πίνακα με αριθμό γραμμών ίσο με το πλήθος των χρονοσειρών και αριθμό στηλών ίσο με τον ορίζοντα πρόβλεψης που έχω επιλέξει
5. Επαναληπτική διαδικασία για κάθε γραμμή/χρονοσειρά η οποία περιλαμβάνει: Ανάγνωση της πρώτης γραμμής, ξεκινώντας από το στοιχείο της δεύτερης στήλης (αφού η πρώτη στήλη περιέχει τίτλο-το όνομα της χρονοσειράς), και τελειώνει στο τελευταίο μη μηδενικό στοιχείο της γραμμής χωρίς να λαμβάνει υπόψη τις κενές τιμές. Ύστερα από αυτή τη σειρά αφαιρεί το 20% των τιμών (πλήθος τιμών ίσος με τον ορίζοντα πρόβλεψης που έχω ορίσει για αυτή την κατηγορία χρονοσειρών) και τρέχει κάθε μέθοδο που είναι υλοποιημένη στην R

(NAIVE, SES, HOLT, DAMPED, LRL, THETA και CROSTON όπου έχω μηδενικά στοιχεία) για τις τιμές που λείπουν. Μετά πηγαίνει στην επόμενη γραμμή/χρονοσειρά και ακολουθεί την ίδια ακριβώς διαδικασία.

6. Τα αποτελέσματα κάθε μεθόδου πρόβλεψης γράφονται και αποθηκεύονται σε ξεχωριστό αρχείο που δημιουργείται αυτόματα.

Παρακάτω φαίνεται το γραφικό περιβάλλον της RStudio το οποίο χωρίζεται σε τέσσερα μέρη. Στο πάνω αριστερό μέρος έχουμε τον κώδικα που έχουμε γράψει και τα δεδομένα που έχουμε εισάγει. Στο κάτω αριστερό μέρος έχουμε το κομμάτι του κώδικα το οποίο τρέχει τη δεδομένη στιγμή. Στην δεξιά πλευρά της εικόνας έχουμε στο επάνω μέρος τις μεταβλητές που έχουν δημιουργηθεί και αποθηκευτεί και στο κάτω μέρος μπορούμε να αναζητήσουμε πληροφορίες για κάποια συνάρτηση ή βιβλιοθήκη μέσω του Help, ενώ στο επάνω μέρος μπορούμε να δούμε το ιστορικό των εντολών που έχουμε τρέξει στο πρόγραμμα.



Σχήμα 4.2 Γραφικό περιβάλλον RStudio

4.8 Ανάλυση Bottom up

Όπως περιγράφεται προηγουμένως, για κάθε μία χρονοσειρά προέκυψαν προβλέψεις με απευθείας εφαρμογή των μοντέλων πρόβλεψης. Ωστόσο κρίνεται σκόπιμο να εξεταστεί κατά πόσο το άθροισμα των προβλέψεων των επιμέρους χρονοσειρών μπορεί να οδηγήσει σε ασφαλείς και επιτυχείς προβλέψεις και σε ποιο βαθμό είναι ή όχι καλύτερες από την κλασική διαδικασία προβλέψεων. Αυτή η διαδικασία, η παραγωγή, δηλαδή, προβλέψεων με βάση τα αποτελέσματα κατώτερων επιπέδων αποτελεί την Bottom up πρόβλεψη.

Για την Bottom up ανάλυση αθροίσαμε τις προβλέψεις κάθε χρονοσειράς για να βρούμε την πρόβλεψη του συνόλου της κατηγορίας για όλες τις μεθόδους. Αυτά τα αποτελέσματα συγκρίθηκαν με τα αποτελέσματα των προβλέψεων της συναθροισμένης χρονοσειράς που υπολογίσαμε για κάθε μέθοδο από τον κώδικα και το υπολογιστικό μοντέλο (Πίνακες 8, 9 Παράρτημα).



Σχήμα 4.3 Ιεραρχία Δεδομένων

4.9 Ανάλυση Top down

Στην Top down ανάλυση, λαμβάνοντας υπόψη τα αποτελέσματα προβλέψεων της βέλτιστης μεθόδου της συναθροισμένης χρονοσειράς κάθε κατηγορίας, όπως υπολογίστηκαν από τον κώδικα, δημιουργήσαμε τις προβλέψεις κάθε επιμέρους χρονοσειράς. Για τον υπολογισμό αυτό εφαρμόστηκε η εξίσωση:

$$t_1 = f_{1ag} \frac{f_1}{(f_1 + \dots + f_n)}$$

t_1 : Τιμή πρόβλεψης που δίνει η Top down ανάλυση για κάποια χρονοσειρά για χρονική περίοδο 1

f_{1ag} : Τιμή πρόβλεψης συναθροισμένης χρονοσειράς για χρονική περίοδο 1 από τη βέλτιστη μέθοδο που έχει βρεθεί

f_1 : Τιμή πρόβλεψης χρονοσειράς για χρονική περίοδο 1 από τη βέλτιστη μέθοδο που έχει βρεθεί

f_n : Τιμή πρόβλεψης χρονοσειράς για χρονική περίοδο n από τη βέλτιστη μέθοδο που έχει βρεθεί

Για την αξιολόγηση της Top down ανάλυσης συγκρίθηκε το αποτέλεσμα πρόβλεψης του κώδικα της βέλτιστης μεθόδου, που έχει ήδη βρεθεί, με την πρόβλεψη που πήραμε από την προηγούμενη εξίσωση για κάθε μια χρονοσειρά. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στους Πίνακες 6, 7 του Παραρτήματος.

4.10 Αξιολόγηση προβλέψεων

Τα αποτελέσματα των προβλέψεων, που εξάγαμε από όλες τις μεθόδους πρόβλεψης που εξετάστηκαν, αξιολογήθηκαν με βάση γνωστούς δείκτες σφαλμάτων. Οι προβλέψεις αυτές συγκρίθηκαν με τις πραγματικές τιμές κάθε περιόδου του ορίζοντα πρόβλεψης. Τα πραγματικά δεδομένα είναι διαθέσιμα αφού οι προβλέψεις πραγματοποιήθηκαν σε περιόδους οι τιμές ήταν γνωστές αλλά απομονώθηκαν για το σκοπό της αξιολόγησης (Rolling Forecast).

Συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκαν τα εξής: Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα (MASE), Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), Μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE), Μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) και Μέσο σφάλμα (ME). Για την τελική αξιολόγηση των μεθόδων πρόβλεψης χρησιμοποιήθηκαν τα σφάλματα MAPE και MASE.

Στην περίπτωση των χρονοσειρών χωρίς μηδενικές τιμές λάβαμε υπόψη τα σφάλματα MAPE καθώς είναι χρήσιμος ο υπολογισμός των σφαλμάτων πρόβλεψης σε ποσοστιαία μορφή και επίσης οι χρονοσειρές, που εφαρμόστηκαν οι μέθοδοι που αξιολογούνται, έχουν διαφορετικό επίπεδο μέσης τιμής.

Ενώ στην περίπτωση των χρονοσειρών που περιέχουν μηδενικές τιμές λάβαμε υπόψη τα σφάλματα MASE αφού τα σφάλματα MAPE δεν μπορούν να εφαρμοστούν σε χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στους Πίνακες 4, 5 του Παραρτήματος.

Κεφάλαιο 5. Παρουσίαση Αποτελεσμάτων

5.1 Αποτελέσματα Διερεύνησης SEA

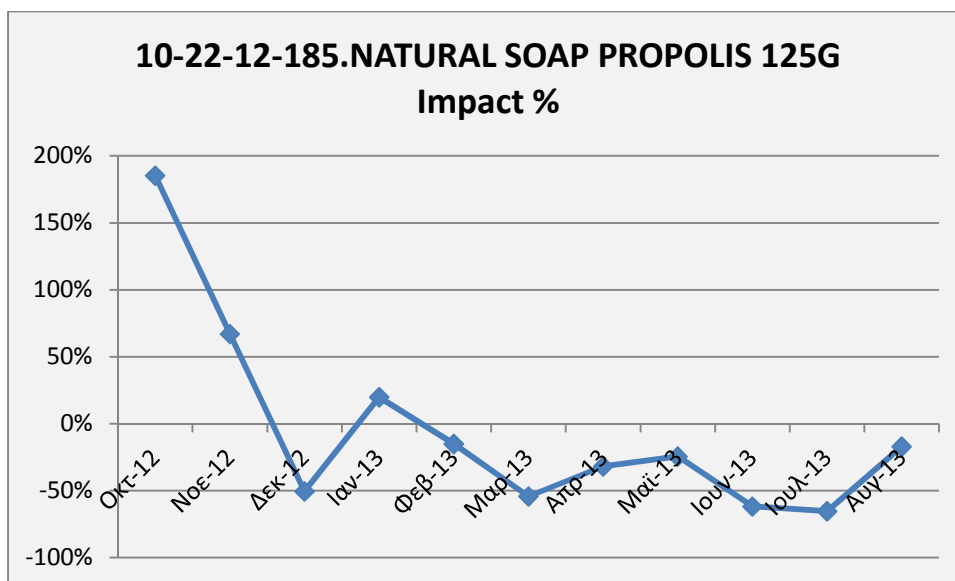
Η διερεύνηση πραγματοποιήθηκε στην εκάστοτε αποεποχικοποιημένη χρονοσειρά. Η περίοδος περιλαμβάνει το διάστημα που έλαβε χώρα γνωστή προωθητική ενέργεια για το συγκεκριμένο προϊόν. Επίσης, παρουσιάζονται και οι πωλήσεις του κωδικού promo ανά μήνα. Με τη χρήση της μεθοδολογίας που περιγράφεται στις παραγράφους 3.1.1 και 3.1.2 υπολογίστηκε η τελική συνεισφορά της προωθητικής ενέργειας (Impact %).

Ακολουθούν τα αποτελέσματα (Impact %) ανά κωδικό που εξετάστηκε για ύπαρξη ειδικών τιμών.

A. 10-22-12-185

10-22-12-185.NATURAL SOAP PROPOLIS 125G/12.BODY CLEANSING						
			n=1	Lz=-670,37	Uz=496,02	
Περίοδος	Πωλήσεις κωδικού PROMO	Yt	t	Dt	Dt'	Impact %
Οκτ-12	962	6.353	46	5.129,61	1.797,81	185%
Νοε-12	458	3.300	47	3.497,63	2.093,33	67%
Δεκ-12	294	3.333	48	1.183,38	2.388,85	-50%
Ιαν-13	66	1.768	49	3.219,29	2.684,37	20%
Φεβ-13	26	2.006	50	2.531,35	2.979,89	-15%
Μαρ-13	16	1.185	51	1.501,83	3.275,41	-54%
Απρ-13	38	2.417	52	2.436,87	3.570,93	-32%
Μαϊ-13	17	2.849	53	2.921,61	3.866,45	-24%
Ιουν-13	7	1.043	54	1.592,44	4.161,97	-62%
Ιουλ-13	9	1.888	55	1.549,96	4.457,49	-65%
Αυγ-13	4	1.655	56	3.943,34	4.753,01	-17%

Πίνακας 5.1 Υπολογισμός Impact Promo "Natural soap propolis 125gr"



Γράφημα 5.1 Impact Promo "Natural soap propolis 125gr"

Σε αυτό το προϊόν η επίδραση τον πρώτο μήνα εμφάνισης της δράσης διπλασίασε τις πωλήσεις του, ενώ στον τρίτο μήνα άρχισε να εξασθενεί. Το τελευταίο επτάμηνο η ενέργεια αυτή δεν είχε κανένα όφελος.

B. 10-10-40-045

10-10-40-045.LIPCARE PINK ROSE 4,4G/11.LIP CARE						
			n=2	Lz=-3509,18	Uz=2817,04	
Περίοδος	Πωλήσεις κωδικού PROMO	Yt	t	Dt	Dt'	impact %
Ιουλ-11	16.969	20.050	31	8.882,93	3.758,97	136%
Αυγ-11	8.350	9.603	32	14.393,25	5.298,51	172%

Πίνακας 5.2 Υπολογισμός Impact Promo "Lip care pink rose"

Στη διάρκεια της ενέργειας για το προϊόν περιποίησης χειλιών, οι πωλήσεις αυξήθηκαν σχεδόν στο διπλάσιο και η ενέργεια αυτή θεωρείται επιτυχημένη.

Γ. 10-10-10-041

10-10-10-041.HAIRLOSS CAPS&WOM.SH/12.HAIR LOSS						
			n=1	Lz=-505,62	Uz=278,92	
Περίοδος	Πωλήσεις κωδικού PROMO	Yt	t	Dt	Dt'	impact %
Δεκ-11	8	18.724	36	6.213,04	34,33	17999%

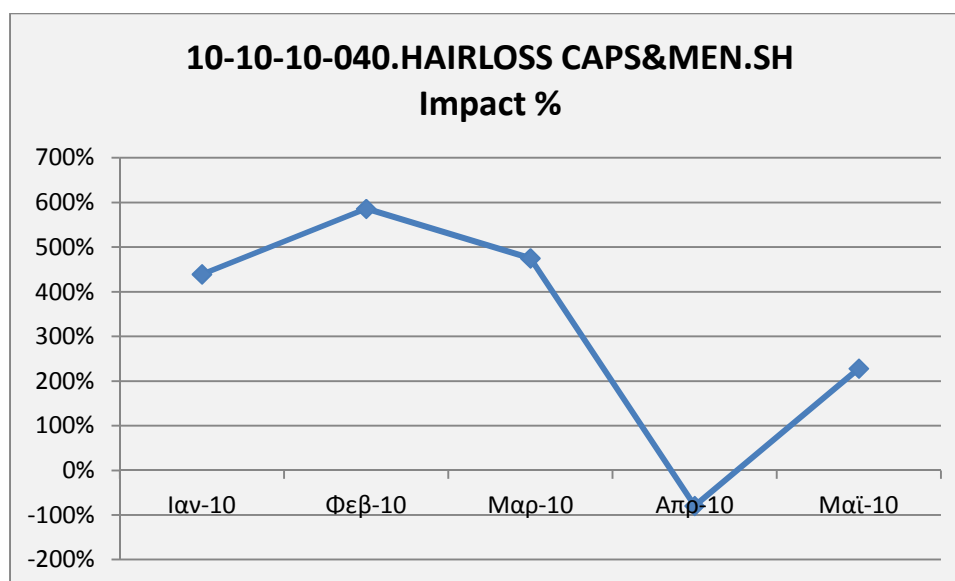
Πίνακας 5.3 Υπολογισμός Impact Promo "Hair loss caps & women shampoo"

Στην περίπτωση αυτή, οι πωλήσεις του κωδικού κορυφώθηκαν αμέσως, όμως η διάρκεια της ενέργειας δεν ήταν μεγάλη και η επίδραση περιορίζεται σε ένα μήνα.

Δ. 10-10-10-040

10-10-10-040.HAIRLOSS CAPS&MEN.SH/12.HAIR LOSS						
			n=5	Lz=-568,42	Uz=773,81	
Περίοδος	Πωλήσεις κωδικού PROMO	Yt	t	Dt	Dt'	impact %
Ιαν-10	146	466	13	3.184,13	590,18	440%
Φεβ-10	393	1.083	14	4.410,48	642,91	586%
Μαρ-10	297	876	15	4.001,54	695,63	475%
Απρ-10	90	331	16	154,83	748,35	-79%
Μαϊ-10	162	483	17	2.629,95	801,07	228%
			n=1	Lz=-568,42	Uz=773,81	
Περίοδος	Πωλήσεις κωδικού PROMO	Yt		Dt	Dt'	impact %
Δεκ-11	2	24.787		8.336,73	409,88	1934%

Πίνακας 5.4 Υπολογισμός Impact Promo "Hair loss caps & men shampoo"



Γράφημα 5.2 Impact Promo "Hair loss caps & men shampoo"

Η ενέργεια της πρώτης περιόδου είχε σημαντική συνεισφορά τους τρεις πρώτους μήνες ενώ τον τέταρτο μήνα η συνεισφορά μειώνεται σημαντικά και επιδρά θετικά ξανά τον πέμπτο και τελευταίο μήνα. Η ενέργεια της δεύτερης περιόδου αύξησε τις πωλήσεις φτάνοντας την υψηλότερη τιμή για το διάστημα που εξετάζεται, αλλά αυτή η τάση δεν είχε διάρκεια αφού η ενέργεια σταμάτησε γρήγορα.

Ε. 10-10-08-051

10-10-08-051.SH.COLORED SUNFL&HON250ML/10.HAIR SHAMPOO						
			n=1	Lz=-1758,41	Uz=2421,44	
Περίοδος	Πωλήσεις κωδικού PROMO	Yt	t	Dt	Dt'	impact %
Μαϊ-10	9.373	29.837	17	21.508,80	16.675,45	29%

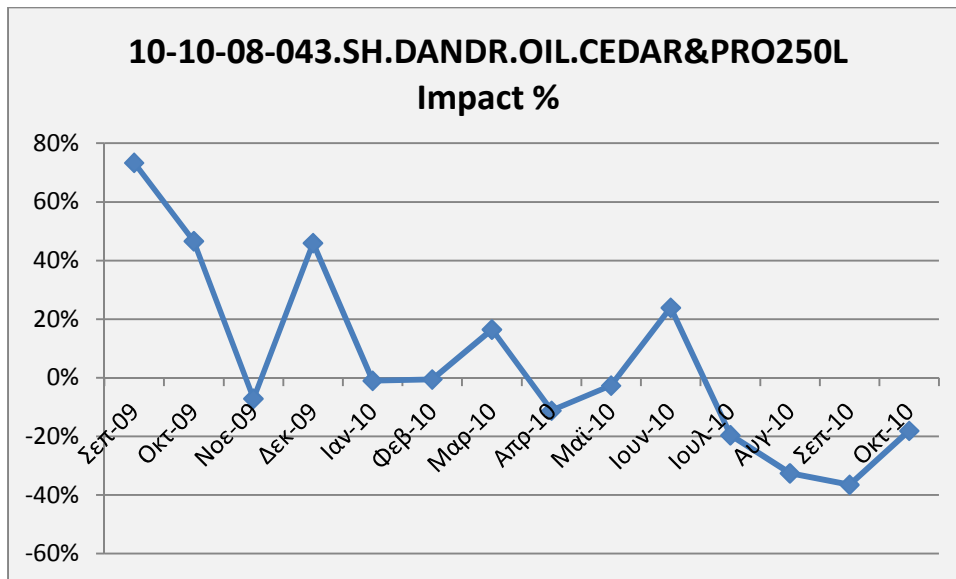
Πίνακας 5.5 Υπολογισμός Impact Promo “Shampoo colored sunflower & honey 250ml”

Στην περίπτωση του σαμπουάν, η συνεισφορά ήταν μέτρια και πολύ σύντομη.

ΣΤ. 10-10-08-043

10-10-08-043.SH.DANDR.OIL.CEDAR&PRO250L/10.HAIR SHAMPOO						
			n=14	Lz=-556,11	Uz=523,27	
Περίοδος	Πωλήσεις κωδικού PROMO	Yt	t	Dt	Dt'	impact %
Σεπ-09	2.127	3.246	9	3.152,09	1.818,30	73%
Οκτ-09	2.733	3.988	10	2.760,46	1.882,69	47%
Νοε-09	440	2.214	11	1.808,80	1.947,08	-7%
Δεκ-09	307	3.322	12	2.936,09	2.011,47	46%
Ιαν-10	6	1.081	13	2.055,15	2.075,86	-1%
Φεβ-10	606	2.030	14	2.129,36	2.140,24	-1%
Μαρ-10	3	2.463	15	2.568,31	2.204,63	16%
Απρ-10	8	2.328	16	2.015,22	2.269,02	-11%
Μαϊ-10	4	2.501	17	2.271,70	2.333,41	-3%
Ιουν-10	3	3.013	18	2.970,81	2.397,80	24%
Ιουλ-10	1	2.178	19	1.980,14	2.462,19	-20%
Αυγ-10		616	20	1.704,12	2.526,58	-33%
Σεπ-10	5	1.695	21	1.645,96	2.590,97	-36%
Οκτ-10	1	3.143	22	2.175,56	2.655,35	-18%
			n=2	Lz=-556,11	Uz=523,27	
Περίοδος	Πωλήσεις κωδικού PROMO	Yt	t	Dt	Dt'	impact %
Ιουλ-11	1	3.096	31	2.814,75	2.436,84	16%
Αυγ-11		1.662	32	4.597,80	2.618,70	76%

Πίνακας 5.6 Υπολογισμός Impact Promo “Shampoo sandr. oil. cedar & Propolis”



Γράφημα 5.3 Impact Promo "Shampoo sandr. oil. cedar & Propolis"

Η ενέργεια της πρώτης περιόδου για το σαμπουάν δεν χαρακτηρίζεται επιτυχημένη, αντιθέτως είχε αρνητικά αποτελέσματα. Η δράση της δεύτερης περιόδου έχει πιο θετική επίδραση αλλά κι εδώ το αποτέλεσμα δεν είναι αξιοσημείωτο.

Συνολικά, παρατηρείται πως η πλειονότητα των ενεργειών αυτών επιτυγχάνουν το στόχο τους, δηλαδή την αύξηση των πωλήσεων. Γίνεται, επίσης, αντιληπτό πως στις περιπτώσεις που η ενέργεια είχε μεγάλη διάρκεια, η απόδοσή της ελαττώθηκε με το πέρασμα των μηνών. Ενώ οι πωλήσεις κορυφώνονταν μέσα στους δύο πρώτους μήνες. Στις δράσεις πολύ μικρής διάρκειας η επίδραση ήταν άμεση αλλά δεν είχε τον απαραίτητο χρόνο να φέρει εντυπωσιακά αποτελέσματα. Η φύση των διαθέσιμων δεδομένων δεν μας επέτρεψαν την ευρύτερη διερεύνηση για ειδικά γεγονότα και ενέργειες σε ευρύτερο δείγμα χρονοσειρών.

5.2 Σφάλματα Μεθόδων Πρόβλεψης

Στους Πίνακες 5.7, 5.8 που ακολουθούν παρουσιάζονται τα ελάχιστα σφάλματα που έχουν υπολογιστεί ανά μέθοδο για κάθε ομάδα χρονοσειρών.

Χρονοσειρές συνεχούς ζήτησης - Ελάχιστο MAPE Μεθόδου	
KMO(3)	24%
KMO(5)	16%
KMO(6)	12%
KMO(7)	13%
KMO(12)	27%
KMO(13)	25,5%
KMO(15)	25,9%
KMO(18)	26,9%
Damped	26,1%
Holt	25%
Lrl	25,8%
Naïve	29,5%
Ses	17%
Theta	25%

Πίνακας 5.7 Ελάχιστο MAPE ανά μέθοδο, συνεχής ζήτηση

Συνεπώς, η μέθοδος που εμφανίζει το μικρότερο σφάλμα MAPE στα δεδομένα συνεχούς ζήτησης είναι ο KMO(6) και ισούται με 12%.

Χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης - Ελάχιστο MASE Μεθόδου	
KMO(3)	0,18
KMO(5)	0,5
KMO(6)	0,5
KMO(7)	0,28
KMO(12)	0,48
KMO(13)	0,46
KMO(15)	0,5
KMO(18)	0,5
Croston	0,52
SBA	0,5
Damped	0,01
Holt	0,51
Lrl	0,52
Naïve	0,47
Ses	0,52
Theta	0,51

Πίνακας 5.8 Ελάχιστο MASE ανά μέθοδο, διακοπτόμενη ζήτηση

Ενώ στα δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης, η μέθοδος που εμφανίζει το μικρότερο σφάλμα MASE είναι η Damped και ισούται με 0,01.

Έπειτα, στους Πίνακες 5.9, 5.10 εμφανίζεται το ελάχιστο σφάλμα για κάθε κατηγορία χρονοσειρών ξεχωριστά, για δεδομένα συνεχούς και διακοπτόμενης ζήτησης.

Κατηγορία Προϊόντων	Χρονοσειρές συνεχούς ζήτησης
	Ελάχιστο MAPE κατηγορίας χρονοσειρών
AROMATHERAPY2	60%
BABY CARE	25%
BODY MOISTURISING	26%
FOOT CARE	50%
HAIR COLORING1	49%
HAIR COLORING2	57%
HAIR TREATMENT	37%
HAIRSHAMPOO	31%
HAND CARE	65%
HYDRATING FACE CREAMS	65%
INTIMATE CARE	34%
KID	18%
LIP CARE	70%
MENCARE	25%
miniatures1	12%
miniatures2	39%
miniatures3	60%
ORAL CARE	45%
REMEDIES	51%
SPECIAL CARE	31%

Πίνακας 5.9 Ελάχιστα MAPE ανά κατηγορία χρονοσειρών, συνεχούς ζήτησης

Ανάμεσα στις τιμές των ελαχίστων MAPE χρονοσειρών για κάθε κατηγορία, στα δεδομένα συνεχούς ζήτησης, παρατηρούνται ορισμένες ακραίες, πολύ υψηλές τιμές. Αυτές οφείλονται σε πολύ χαμηλές πραγματικές τιμές που εμφανίζονται σε κάποιες χρονοσειρές για τους μήνες του δείγματός μας, οι οποίες επηρεάζουν το αποτέλεσμα του MAPE, αφού η εξίσωση που το υπολογίζει περιέχει στον παρονομαστή την απόλυτη τιμή της πραγματικής τιμής (παράγραφος 3.4 / 6). Οι τιμές αυτές εμφανίζουν διαφορά εκατοντάδων από τον μέσο όρο των υπολοίπων μηνών της ίδιας χρονοσειράς. Οι υψηλότερες τιμές εμφανίζονται σε πέντε χρονοσειρές που ανήκουν στις κατηγορίες Hydrating Face Creams, Kid Care, Miniatures 1, Foot Care και Oral Care. Αυτό αποτελεί μια προειδοποίηση για την εταιρεία πως τη στιγμή που εμφανίζονται τόσο χαμηλές πωλήσεις, πρέπει να αναλάβει δράση και να εφεύρει νέους τρόπους προώθησης ώστε να εξισορροπήσει

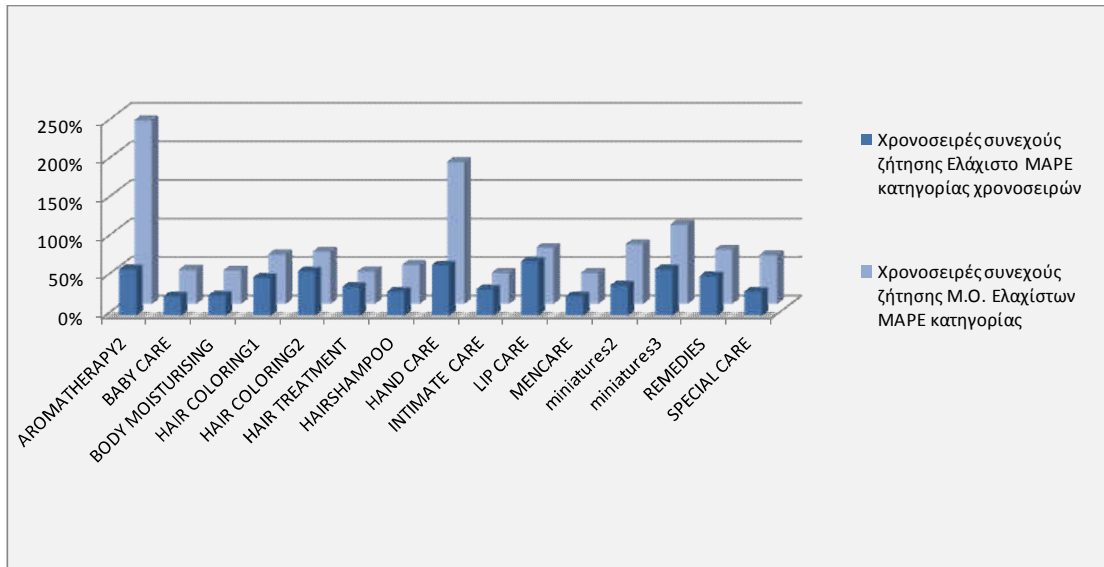
τις πωλήσεις. Οι ακραίες τιμές των πέντε αυτών κατηγοριών δεν έχουν ληφθεί υπόψη στα διαγράμματα 5.4, 5.5 που ακολουθούν γιατί αλλοιώνουν τα αποτελέσματα.

Κατηγορία Προϊόντων	Χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης
	Ελάχιστο MASE κατηγορίας χρονοσειρών
ANTI LICE	0,77
ANTIAGEING FACE CREAMS	0,51
APITHERAPY	0,56
AROMATHERAPY1	0,18
BODY CLEANSING	0,5
BODY SLIMMING	0,9
EXPRESS TREATMENT	0,01
FACE CLEANSERS	0,58
FACE MASKS & SCRUBS	0,52
FACE WATERS	0,46
HAIRLOSS	0,58
HERBS	0,47
HOTEL	0,6
NAT.SERUM	0,58
SUN CARE	1
Μέσοι Όροι MASE	0,55

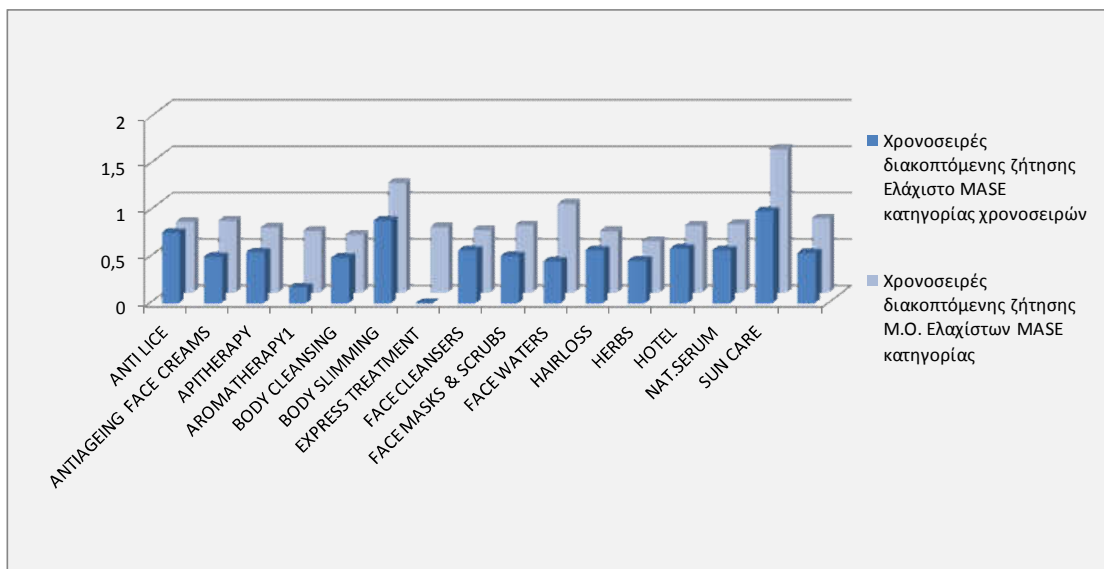
Πίνακας 5.10 Ελάχιστα MASE ανά κατηγορία χρονοσειρών, διακοπτόμενης ζήτησης

Ο μέσος όρος των ελαχίστων MASE για κάθε κατηγορία χρονοσειρών για τα δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης είναι ίσος με 0,55 σύμφωνα με τα δεδομένα του Πίνακα 5.10. Η τιμή αυτή είναι ικανοποιητική αφού είναι μικρότερη της μονάδας, οπότε οι μέθοδοι που κατέληξαν να είναι πιο επιτυχημένες έχουν απόδοση καλύτερη από εκείνη της απλής μεθόδου Naïve.

Ακολουθούν τα γραφήματα 5.4, 5.5 στα οποία παρουσιάζονται τα ελάχιστα MAPE/MASE αντίστοιχα για δεδομένα συνεχούς και διακοπτόμενης ζήτησης ανά κατηγορία χρονοσειρών σε σύγκριση με τους μέσους όρους των ίδιων σφαλμάτων ανά κατηγορία χρονοσειρών.



Γράφημα 5.4 Σύγκριση ελάχιστου MAPE κατηγορίας με τον Μ.Ο. των MAPE αυτής, συνεχής ζήτηση



Γράφημα 5.5 Σύγκριση ελάχιστου MASE κατηγορίας με τον Μ.Ο. των MASE αυτής, διακοπτόμενη ζήτηση

5.3 Αποτελέσματα της αξιολόγησης μεθόδων Πρόβλεψης

Η διαδικασία αναζήτησης της βέλτιστης μεθόδου πρόβλεψης πραγματοποιήθηκε ξεχωριστά για τις χρονοσειρές συνεχούς και διακοπτόμενης ζήτησης.

Στη συνέχεια εκτιμήθηκε πόσες φορές η κάθε μέθοδος εμφανίζει ελάχιστο σφάλμα σε σχέση με τις υπόλοιπες μεθόδους που μελετήθηκαν, για κάθε διαφορετική χρονοσειρά.

Συγκρίνοντας τα σφάλματα MAPE για την πρώτη κατηγορία χρονοσειρών λάβαμε τα αποτελέσματα όπως απεικονίζονται στον Πίνακα 5.11.

<i>Χρονοσειρές Συνεχούς ζήτησης</i>	
Μέθοδος Πρόβλεψης	Συχνότητα εμφάνισης μικρότερου σφάλματος (MAPE)
KMO(3)	10
KMO(5)	2
KMO(6)	2
KMO(7)	9
KMO(12)	14
KMO(13)	3
KMO(15)	0
KMO(18)	2
DAMPED	9
HOLT	32
LRL	29
NAÏVE	17
SES	12
THETA	9

Πίνακας 5.11 Συχνότητα εμφάνισης ελάχιστου σφάλματος ανά μέθοδο, συνεχής ζήτηση

Από τα ανωτέρω αποτελέσματα δημιουργήθηκε μια κατάταξη των μεθόδων βάσει της πιο επιτυχημένης πρόβλεψης που παρήγαγαν (Πίνακας 5.12). Στην περίπτωση των δεδομένων συνεχούς ζήτησης, βέλτιστη μέθοδος αναδείχτηκε η Holt με τριάντα δύο φορές καλύτερο αποτέλεσμα στις εκατόν πενήντα δοκιμές. Δεύτερη καλύτερη είναι η LRL με είκοσι εννέα φορές καλύτερο αποτέλεσμα στις ίδιες δοκιμές.

<i>Δεδομένα Συνεχούς ζήτησης</i>	
Μέθοδος	Σειρά κατάταξης 1-10
HOLT	1
LRL	2
NAÏVE	3
KMO(12)	4
SES	5
KMO(3)	6
KMO(7)	7
DAMPED	7
THETA	7
KMO(13)	8
KMO(5)	9
KMO(6)	9
KMO(18)	9
KMO(15)	10

Πίνακας 5.12 Κατάταξη μεθόδων, συνεχής ζήτηση



Γράφημα 5.6 Συχνότητα εμφάνισης ελάχιστου σφάλματος ανά μέθοδο, συνεχής ζήτηση

Στην περίπτωση της συνεχούς ζήτησης, η μέθοδος Holt έχει το μέγιστο ποσοστό επιτυχίας ίσο με 21% στο σύνολο των χρονοσειρών και η μέθοδος LRL έχει ποσοστό επιτυχίας ίσο με 19%. Το υπόλοιπο 60% μοιράζεται στις υπόλοιπες δώδεκα μεθόδους.

Συγκρίνοντας τα σφάλματα MASE για την δεύτερη κατηγορία χρονοσειρών λάβαμε τα αποτελέσματα όπως φαίνονται στον Πίνακα 5.14.

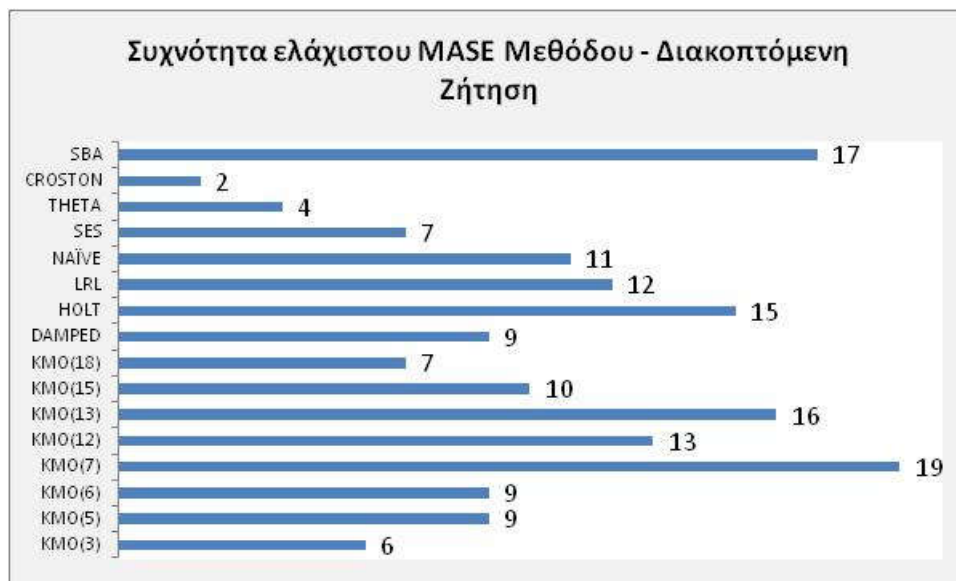
<i>Χρονοσειρές Διακοπτόμενης Ζήτησης</i>	
Μέθοδος Πρόβλεψης	Συχνότητα εμφάνισης μικρότερου σφάλματος (MASE)
KMO(3)	6
KMO(5)	9
KMO(6)	9
KMO(7)	19
KMO(12)	13
KMO(13)	16
KMO(15)	10
KMO(18)	7
DAMPED	9
HOLT	15
LRL	12
NAÏVE	11
SES	7
THETA	4
CROSTON	2
SBA	17

Πίνακας 5.14 Συχνότητα εμφάνισης ελάχιστου σφάλματος ανά μέθοδο, διακοπτόμενη ζήτηση

Από τον συγκριτικό Πίνακα 5.14 συμπεραίνουμε ότι στην περίπτωση των δεδομένων διακοπτόμενης ζήτησης, βέλτιστη μέθοδος είναι ο Κινητός Μέσος Όρος μήκους επτά μηνών (ΚΜΟ(7)), με δέκα εννέα φορές καλύτερο αποτέλεσμα στις εκατόν εξήντα έξι δοκιμές. Δεύτερη στην κατάταξη είναι η SBA με δεκαεφτά φορές καλύτερο αποτέλεσμα στις ίδιες δοκιμές. Πολύ κοντινά επίπεδα επιτυχίας εμφανίζουν οι μέθοδοι Κινητός Μέσος Όρος μήκους δεκατριών μηνών (ΚΜΟ(13)) και η Holt.

Δεδομένα Διακοπτόμενης ζήτησης	
Μέθοδος	Σειρά κατάταξης 1-13
ΚΜΟ(7)	1
SBA	2
ΚΜΟ(13)	3
HOLT	4
ΚΜΟ(12)	5
LRL	6
ΝΑΪΒΕ	7
ΚΜΟ(15)	8
ΚΜΟ(5)	9
ΚΜΟ(6)	9
DAMPED	9
ΚΜΟ(18)	10
SES	10
ΚΜΟ(3)	11
THETA	12
CROSTON	13

Πίνακας 5.15 Κατάταξη μεθόδων, διακοπτόμενη ζήτηση



Γράφημα 5.7 Συχνότητα εμφάνισης ελάχιστου σφάλματος ανά μέθοδο, διακοπτόμενη ζήτηση

Στην περίπτωση της διακοπτόμενης ζήτησης, η μέθοδος ΚΜΟ(7) έχει το μέγιστο ποσοστό επιτυχίας ίσο με 12% στο σύνολο των χρονοσειρών και η μέθοδος SBA έχει ποσοστό επιτυχίας ίσο με 11%. Επίσης, σημαντικό αποτέλεσμα είχαν και οι μέθοδοι (ΚΜΟ(13)) με ποσοστό 10% και η Holt με ποσοστό 9%. Το υπόλοιπο 58% μοιράζεται στις υπόλοιπες δώδεκα μεθόδους.

5.4 Αποτελέσματα της Bottom up αξιολόγησης

Παρατηρώντας τα αποτελέσματα, γίνεται αντιληπτό πως η εφαρμογή των κινητών μέσων όρων για παραγωγή προβλέψεων δίνει ίδια αποτελέσματα στις δύο διαφορετικές προσεγγίσεις οπότε δεν λαμβάνεται υπόψη στην αξιολόγηση της Bottom up ανάλυσης.

Τα αποτελέσματα δείχνουν πως και στις δύο ομάδες δεδομένων, συνεχούς και διακοπτόμενης ζήτησης, η Bottom up ανάλυση υπερτερεί της απλής πρόβλεψης της συναθροισμένης χρονοσειράς, Πίνακες 5.16 και 5.17.

Συγκεκριμένα, για είκοσι διαφορετικές κατηγορίες χρονοσειρών συνεχούς ζήτησης, που εφαρμόστηκαν και οι έξι διαφορετικές μέθοδοι πρόβλεψης που έχουμε αναφέρει (Damped, Holt, Lrl, Naïve, Ses και Theta), η Bottom up ανάλυση δίνει καλύτερο αποτέλεσμα πενήντα φορές, ενώ η συναθροισμένη χρονοσειρά δίνει καλύτερο αποτέλεσμα τριάντα εννέα φορές. Στις υπόλοιπες τριάντα μία δοκιμές είχαν το ίδιο ακριβώς αποτέλεσμα.

Επιπλέον, για δεκαπέντε διαφορετικές κατηγορίες χρονοσειρών διακοπτόμενης ζήτησης, που εφαρμόστηκαν και οι οκτώ διαφορετικές μέθοδοι πρόβλεψης που έχουμε αναφέρει (Damped, Holt, Lrl, Naïve, Ses, Theta, Croston και SBA), η Bottom up ανάλυση δίνει καλύτερο αποτέλεσμα σαράντα τρεις φορές, ενώ η συναθροισμένη χρονοσειρά δίνει καλύτερο αποτέλεσμα τριάντα πέντε φορές. Οι υπόλοιπες σαράντα δύο δοκιμές είχαν το ίδιο ακριβώς αποτέλεσμα.

Αξιολόγηση Bottom up Προσέγγισης - Χρονοσειρές Συνεχούς ζήτησης		
Συχνότητα εμφάνισης μικρότερου σφάλματος (MAPE)		
Μέθοδος Πρόβλεψης	Βέλτιστο αποτέλεσμα Συναθροισμένης χρονοσειράς	Βέλτιστο αποτέλεσμα Bottom up ανάλυσης
DAMPED	14	6
HOLT	8	12
LRL	1	4
NAÏVE	1	3
SES	8	12
THETA	7	13
Σύνολο	39	50

Πίνακας 5.16 Σύγκριση προβλέψεων Bottom up ανάλυσης και συναθροισμένης χρονοσειράς, συνεχής ζήτηση

Αξιολόγηση Bottom up Προσέγγισης - Χρονοσειρές Διακοπτόμενης Ζήτησης		
Συχνότητα εμφάνισης μικρότερου σφάλματος (MASE)		
Μέθοδος Πρόβλεψης	Βέλτιστο αποτέλεσμα Συναθροισμένης χρονοσειράς	Βέλτιστο αποτέλεσμα Bottom up ανάλυσης
DAMPED	8	4
HOLT	8	5
LRL	4	5
NAÏVE	3	7
SES	3	8
THETA	5	6
CROSTON	4	3
SBA	0	5
Σύνολο	35	43

Πίνακας 5.17 Σύγκριση προβλέψεων Bottom up ανάλυσης και συναθροισμένης χρονοσειράς, διακοπτόμενη ζήτηση

Στα γραφήματα 5.8, 5.9 παρουσιάζονται τα ποσοστά επιτυχίας των αποτελεσμάτων των δύο προσεγγίσεων στις περιπτώσεις της συνεχόμενης και διακοπτόμενης ζήτησης αντίστοιχα.



Γράφημα 5.8 Αξιολόγηση Bottom up Ανάλυσης, συνεχής ζήτηση



Γράφημα 5.9 Αξιολόγηση Bottom up Ανάλυσης, διακοπτόμενη ζήτηση

Στην πρώτη περίπτωση, η Bottom up ανάλυση αναδεικνύεται ως βέλτιστη προσέγγιση με ποσοστό 42% έναντι της απλής συνάθροισης χρονοσειρών με ποσοστό 32%. Στο υπόλοιπο 26% των δοκιμών οι δύο προσεγγίσεις εμφανίζουν ίδια αποτελέσματα.

Στην περίπτωση της διακοπτόμενης ζήτησης, η Bottom up ανάλυση αναδεικνύεται ξανά βέλτιστη προσέγγιση με ποσοστό 36% έναντι της απλής συνάθροισης χρονοσειρών με ποσοστό 29%. Εδώ όμως το ποσοστό 35% όπου οι δύο λύσεις εμφανίζουν κοινά αποτελέσματα είναι πολύ κοντινό στο ποσοστό 36% της Bottom up προσέγγισης και το αποτέλεσμα αμφισβητείται εύκολα.

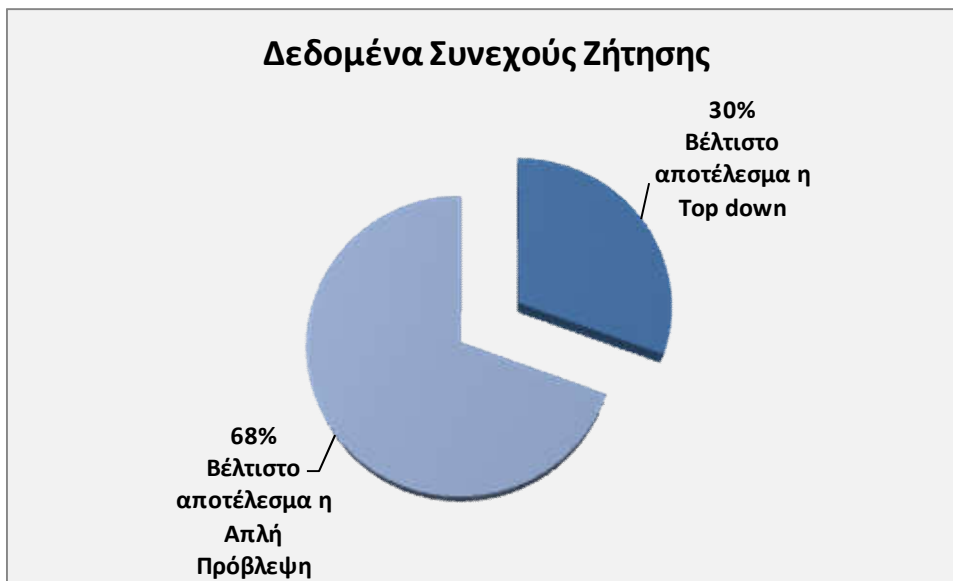
5.5 Αποτελέσματα της Top down αξιολόγησης

Από τα αποτελέσματα συμπεραίνουμε πως και στις δύο ομάδες χρονοσειρών, συνεχούς και διακοπτόμενης ζήτησης, η Top down ανάλυση μειονεκτεί έναντι της απλής πρόβλεψης κάθε χρονοσειράς από τον κώδικα, Πίνακες 6,7 στο παράρτημα.

Συγκεκριμένα, για εκατόν τριάντα διαφορετικές χρονοσειρές συνεχούς ζήτησης, που εξετάστηκαν, η Top down ανάλυση δίνει καλύτερο αποτέλεσμα τριάντα εννέα φορές, ενώ η μεμονωμένη πρόβλεψη κάθε χρονοσειράς δίνει καλύτερο αποτέλεσμα ογδόντα εννέα φορές. Οπότε, η μεμονωμένη πρόβλεψη έχει 68% επιτυχία στις προβλέψεις που δίνει για τα δεδομένα συνεχόμενης ζήτησης, ενώ η Top down 30%, Πίνακας 5.18, Γράφημα 5.10.

Δεδομένα Συνεχούς Ζήτησης	Βέλτιστο αποτέλεσμα	
	Top down	Απλή Πρόβλεψη
Συχνότητα στις 130 χρονοσειρές	39	89
Ποσοστό	30%	68%

Πίνακας 5.18 Αξιολόγηση Top down Ανάλυσης, συνεχής ζήτηση

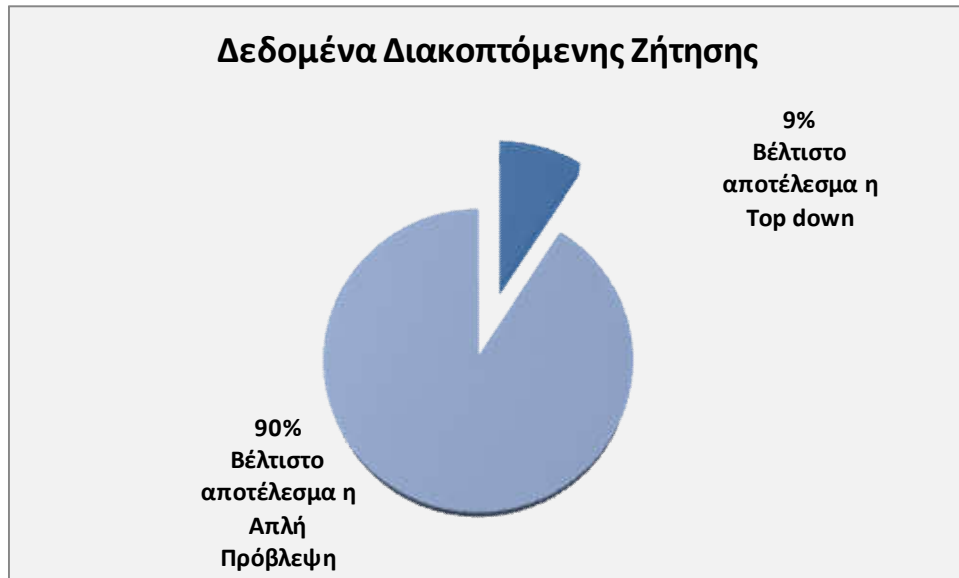


Γράφημα 5.10 Αξιολόγηση Top down Ανάλυσης, συνεχής ζήτηση

Επιπλέον, για εκατόν πενήντα διαφορετικές χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης, που μελετήθηκαν, η Top down ανάλυση δίνει καλύτερο αποτέλεσμα δεκατέσσερις φορές, ενώ η ξεχωριστή πρόβλεψη κάθε χρονοσειράς δίνει καλύτερο αποτέλεσμα εκατόν τριάντα πέντε φορές. Συνεπώς, η μεμονωμένη πρόβλεψη έχει 90% επιτυχία στις προβλέψεις που δίνει ενώ η Top down 9% στη συγκεκριμένη κατηγορία, Πίνακας 5.19, Γράφημα 5.11.

<i>Δεδομένα Διακοπτόμενης Ζήτησης</i>	Βέλτιστο αποτέλεσμα	
	Top down	Απλή Πρόβλεψη
Συχνότητα στις 150 χρονοσειρές	14	135
Ποσοστό	9%	90%

Πίνακας 5.19 Αξιολόγηση Top down Ανάλυσης, διακοπτόμενη ζήτηση



Γράφημα 5.11 Αξιολόγηση Top down Ανάλυσης, διακοπτόμενη ζήτηση

Κεφάλαιο 6. Συμπεράσματα και προοπτικές

6.1 Συμπεράσματα

➔ Η μελέτη αναζήτησης Ειδικών Γεγονότων και Δράσεων (SEA) κατέληξε στα εξής συμπεράσματα:

- Η πλειονότητα των γνωστών προωθητικών ενεργειών που οργάνωσε η εταιρεία, το διάστημα που εξετάστηκε, πέτυχαν το σκοπό τους.
- Η άνοδος των πωλήσεων ήταν σημαντική για κάποιους μήνες και οι ενέργειες στην πλειοψηφία τους θεωρούνται επιτυχημένες.
- Στις περιπτώσεις που η προωθητική ενέργεια είχε μεγάλη διάρκεια σε μήνες, η απόδοσή της δράσης εξασθένησε γρήγορα.
- Οι πωλήσεις κορυφώνονταν μέσα τους δύο πρώτους μήνες που η δράση ήταν ενεργή.
- Η μεγαλύτερη τιμή του Impact % που εμφανίστηκε ήταν περίπου ίση με 18.000% και αφορά γυναικείο σαμπουάν κατά της τριχόπτωσης.
- Η μικρότερη τιμή του Impact % που εμφανίστηκε ήταν περίπου ίση με -79% και αφορά ανδρικό σαμπουάν κατά της τριχόπτωσης. Αυτό καταδεικνύει πως η εταιρεία δεν έχει κερδίσει ακόμα το ανδρικό κοινό και πρέπει να υλοποιήσει περισσότερες ενέργειες και δράσεις για να το πετύχει.
- Στις δράσεις πολύ μικρής διάρκειας η επίδραση ήταν άμεση αλλά δεν είχε τον απαραίτητο χρόνο να φέρει εντυπωσιακά αποτελέσματα.

➔ Τα αποτελέσματα των σφαλμάτων MAPE και MASE έχουν τα εξής χαρακτηριστικά:

- Η μέθοδος που εμφανίζει το μικρότερο σφάλμα MAPE στα δεδομένα συνεχούς ζήτησης είναι ο KMO(6) και ισούται με 12%.
- Στα δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης, η μέθοδος που εμφανίζει το μικρότερο σφάλμα MASE είναι η Damped και ισούται με 0,01.
- Ανάμεσα στα ελάχιστα MAPE χρονοσειρών για κάθε κατηγορία, στα δεδομένα συνεχούς ζήτησης, παρατηρούνται ορισμένες ακραίες, πολύ υψηλές τιμές. Αυτές οφείλονται σε πολύ χαμηλές πραγματικές τιμές που εμφανίζονται σε κάποιες χρονοσειρές για τους μήνες του δείγματός μας. Αυτό αποτελεί μια προειδοποίηση για την εταιρεία πως τη στιγμή που εμφανίζονται τόσο χαμηλές πωλήσεις, πρέπει να αναλάβει δράση και να εφεύρει νέους τρόπους προώθησης ώστε να εξισορροπήσει τις πωλήσεις.
- Ο μέσος όρος των ελαχίστων MASE για κάθε κατηγορία χρονοσειρών για τα δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης είναι ίσος με 0,55.

→ Η αξιολόγηση των μεθόδων πρόβλεψης που πραγματοποιήθηκε για τις δύο κατηγορίες χρονοσειρών, συνεχούς και διακοπτόμενης ζήτησης, οδήγησε στα παρακάτω συμπεράσματα:

- Στην περίπτωση των δεδομένων συνεχούς ζήτησης, βέλτιστη μέθοδος αναδείχτηκε η Holt με τριάντα δύο φορές καλύτερο αποτέλεσμα στις εκατόν πενήντα δοκιμές. Δεύτερη καλύτερη είναι η LRL με είκοσι εννέα φορές καλύτερο αποτέλεσμα στις ίδιες δοκιμές. Χειρότερη απόδοση έχουν οι μέθοδοι Κινητού μέσου όρου μήκους δεκαπέντε, πέντε, έξι και δεκαοχτώ μηνών, [KMO(15), KMO(5), KMO(6) και KMO(18)].
- Στην περίπτωση της συνεχούς ζήτησης, η μέθοδος Holt έχει το μέγιστο ποσοστό επιτυχίας ίσο με 21% στο σύνολο των χρονοσειρών και η μέθοδος LRL έχει ποσοστό επιτυχίας ίσο με 19%. Το υπόλοιπο 60% μοιράζεται στις υπόλοιπες δώδεκα μεθόδους.
- Στην περίπτωση των δεδομένων διακοπτόμενης ζήτησης, βέλτιστη μέθοδος είναι ο Κινητός Μέσος Όρος μήκους επτά μηνών, με δέκα εννέα φορές καλύτερο αποτέλεσμα στις εκατόν εξήντα έξι δοκιμές. Δεύτερη στην κατάταξη είναι η SBA με δεκαεφτά φορές καλύτερο αποτέλεσμα στις ίδιες δοκιμές. Κοντά στην κατάταξη εμφανίζεται η μέθοδος του Κινητού Μέσου Όρου μήκους δεκατριών μηνών και η Holt. Μεγαλύτερο σφάλμα διαθέτουν οι μέθοδοι Croston και Theta.
- Στην περίπτωση της διακοπτόμενης ζήτησης, η μέθοδος KMO(7) έχει το μέγιστο ποσοστό επιτυχίας ίσο με 12% στο σύνολο των χρονοσειρών και η μέθοδος SBA έχει ποσοστό επιτυχίας ίσο με 11%. Επίσης, σημαντικό αποτέλεσμα είχαν και οι μέθοδοι (KMO(13)) με ποσοστό 10% και η Holt με ποσοστό 9%. Το υπόλοιπο 58% μοιράζεται στις υπόλοιπες δώδεκα μεθόδους.

→ Τα αποτελέσματα της Bottom up Ανάλυσης δείχνουν πως:

- Και στις δύο ομάδες δεδομένων, συνεχούς και διακοπτόμενης ζήτησης, οι προβλέψεις της Bottom up ανάλυσης είναι ακριβέστερες από εκείνες της απλής πρόβλεψης της συναθροισμένης χρονοσειράς.
- Για είκοσι διαφορετικές κατηγορίες χρονοσειρών συνεχούς ζήτησης, που εφαρμόστηκαν και οι έξι διαφορετικές μέθοδοι πρόβλεψης που έχουμε αναφέρει (Damped, Holt, Lrl, Naïve, Ses και Theta), η Bottom up ανάλυση δίνει πενήντα φορές καλύτερο αποτέλεσμα, ενώ η συναθροισμένη χρονοσειρά δίνει καλύτερο αποτέλεσμα τριάντα εννέα φορές. Στις υπόλοιπες τριάντα μία δοκιμές είχαν το ίδιο ακριβώς αποτέλεσμα.
- Στην περίπτωση συνεχούς ζήτησης, η Bottom up ανάλυση αναδεικνύεται ως βέλτιστη προσέγγιση με ποσοστό 42% έναντι της απλής συνάθροισης

χρονοσειρών με ποσοστό 32%. Στο υπόλοιπο 26% των δοκιμών οι δύο προσεγγίσεις εμφανίζουν ίδια αποτελέσματα.

- Για δεκαπέντε διαφορετικές κατηγορίες χρονοσειρών διακοπτόμενης ζήτησης, που εφαρμόστηκαν και οι οκτώ διαφορετικές μέθοδοι πρόβλεψης που έχουμε αναφέρει (Damped, Holt, Lrl, Naïve, Ses, Theta, Croston και SBA), η Bottom up ανάλυση δίνει καλύτερο αποτέλεσμα σαράντα τρεις φορές, ενώ η συναθροισμένη χρονοσειρά δίνει καλύτερο αποτέλεσμα τριάντα πέντε φορές. Οι υπόλοιπες σαράντα δύο δοκιμές είχαν το ίδιο ακριβώς αποτέλεσμα.
- Στην περίπτωση της διακοπτόμενης ζήτησης, η Bottom up ανάλυση αναδεικνύεται ξανά βέλτιστη προσέγγιση με ποσοστό 36% έναντι της απλής συνάθροισης χρονοσειρών με ποσοστό 29%. Όμως, το ποσοστό 35% όπου οι δύο λύσεις εμφανίζουν κοινά αποτελέσματα είναι πολύ κοντινό στο ποσοστό 36% της Bottom up προσέγγισης και το αποτέλεσμα είναι αβέβαιο.

➔ Τα αποτελέσματα της Top down Ανάλυσης αποδεικνύουν ότι:

- Τόσο στις χρονοσειρές συνεχούς ζήτησης όσο και σε εκείνες της διακοπτόμενης ζήτησης, η Top down ανάλυση δίνει λιγότερο ακριβείς προβλέψεις από την απλή πρόβλεψη κάθε χρονοσειράς από τον κώδικα.
- Για εκατόν τριάντα διαφορετικές χρονοσειρές συνεχούς ζήτησης, που εξετάστηκαν, η Top down ανάλυση δίνει καλύτερο αποτέλεσμα τριάντα εννέα φορές, ενώ η μεμονωμένη πρόβλεψη κάθε χρονοσειράς δίνει καλύτερο αποτέλεσμα ογδόντα εννέα φορές.
- Η μεμονωμένη πρόβλεψη έχει 68% επιτυχία στις προβλέψεις που δίνει για τα δεδομένα συνεχόμενης ζήτησης, ενώ η Top down 30%.
- Για εκατόν πενήντα διαφορετικές χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης, που μελετήθηκαν, η Top down ανάλυση δίνει καλύτερο αποτέλεσμα δεκατέσσερις φορές, ενώ η ξεχωριστή πρόβλεψη κάθε χρονοσειράς δίνει καλύτερο αποτέλεσμα εκατόν τριάντα πέντε φορές.
- Η μεμονωμένη πρόβλεψη έχει 90% επιτυχία στις προβλέψεις που δίνει ενώ η Top down 9% στη συγκεκριμένη κατηγορία.

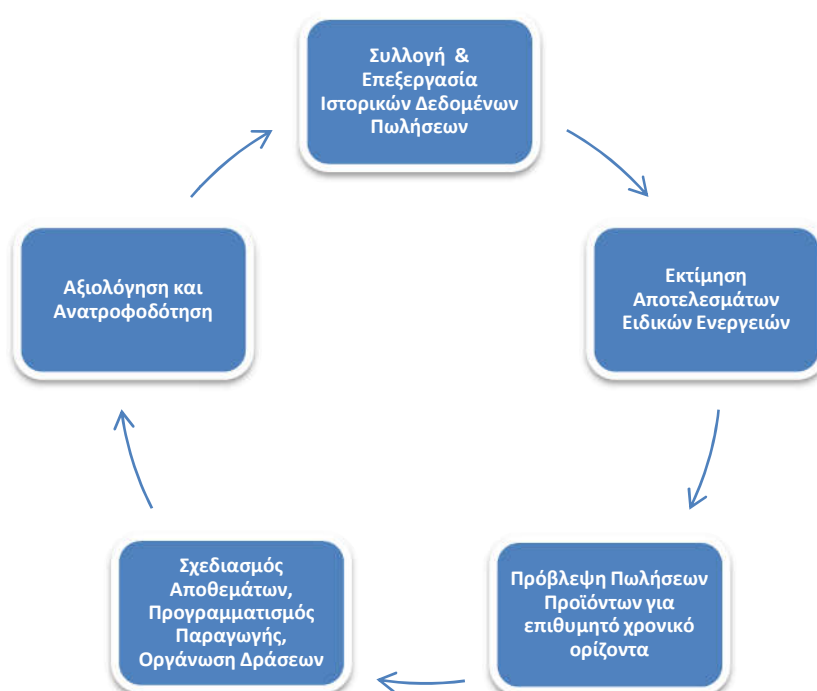
6.2 Προτεινόμενη Μεθοδολογία

Η παρούσα εργασία οδήγησε σε σημαντικά συμπεράσματα τα οποία θα μπορούσαν να βοηθήσουν ιδιαίτερα την εταιρεία καλλυντικών με την οποία συνεργάστηκε στα πλαίσια αυτής της μελέτης. Τα συμπεράσματα μπορούν να παίξουν καθοριστικό ρόλο στη λήψη αποφάσεων, τη χάραξη στρατηγικής, το σχεδιασμό δράσεων και την επίτευξη των στόχων της.

Αρχικά, θα μπορούσε αξιοποιώντας τη μεθοδολογία που αναπτύχθηκε για την αναζήτηση SEA, να υπολογίζει εύκολα την επίδραση των προωθητικών ενεργειών που επιλέγει να υποστηρίξει κάθε φορά, και να σχεδιάζει ανάλογα τις επόμενες δράσεις. Οι ειδικές ενέργειες που χρησιμοποιούνται για την προώθηση των προϊόντων ποικίλουν. Παραδείγματα αυτών είναι οι εκπτώσεις, οι προσφορές, τα δώρα, οι διαφημίσεις στα ΜΜΕ και τα κοινωνικά δίκτυα και άλλες δράσεις. Οπότε, είναι απαραίτητο κάθε δράση να αξιολογείται και να υπάρχει πληροφορία για την επίδραση που είχε.

Επίσης, με την εφαρμογή του κώδικα στο προγραμματιστικό περιβάλλον που χρησιμοποιήθηκε, είναι εφικτό να παράγει προβλέψεις ανά τακτά χρονικά διαστήματα για όλα τα προϊόντα ή για μια ομάδα αυτών. Λαμβάνοντας υπόψη τις πιο επιτυχημένες μεθόδους πρόβλεψης για κάθε κατηγορία και τις ακριβείς προβλέψεις της Bottom up προσέγγισης υπάρχει η δυνατότητα να προβλέπει τις πωλήσεις της με μεγάλη βεβαιότητα. Έτσι, θα είναι πιο αποτελεσματικός ο σχεδιασμός και προγραμματισμός της παραγωγής και θα γίνεται έγκαιρη εξασφάλιση των πόρων που χρειάζονται (εργατικό δυναμικό, εξοπλισμός, α' ύλες κτλ) ώστε να δημιουργηθεί το απαραίτητο ύψος αποθεμάτων.

Ακολουθεί διάγραμμα ροής εργασιών της μεθοδολογίας που συστήνεται Σχήμα 6.1.



Σχήμα 6.1 Διάγραμμα ροής προτεινόμενης μεθοδολογίας

6.3 Προοπτικές και Μελλοντικές Προεκτάσεις

Η πρόβλεψη ζήτησης καλλυντικών και παραφαρμακευτικών προϊόντων στην Ελλάδα είναι ένα θέμα που χρίζει περαιτέρω ανάλυσης και μελέτης. Η συνεχής ανάπτυξη του ανταγωνισμού και της ζήτησης αποτελεί κύριο λόγο ώστε να συνεχιστεί η προσπάθεια εύρεσης ικανοποιητικών μεθόδων για την πρόβλεψη της ζήτησης.

Τα σημεία στα οποία θα μπορούσαν να επικεντρωθούν επόμενες μελέτες ή έρευνες αφορούν:

- Μελέτη απόδοσης επιπλέον μοντέλων ή μεθόδων πρόβλεψης για δεδομένα καλλυντικών προϊόντων.
- Παραγωγή Κριτικών Προβλέψεων και συνδυασμός τους με τα αποτελέσματα κλασικών μεθόδων πρόβλεψης. Οι κριτικές προβλέψεις μπορούν να λαμβάνουν υπόψη τους το γενικότερο οικονομικό κλίμα και τις κοινωνικές συνθήκες που επικρατούν στην Ελλάδα.
- Πρόβλεψη κατανάλωσης καλλυντικών προϊόντων για ημερήσια δεδομένα.
- Χρησιμοποίηση διαφορετικών συντελεστών βαρύτητας στις συνιστώσες των Bottom up προβλέψεων ανάλογα με την επίδραση κάθε χρονοσειράς στο σύνολο.

- Υπολογισμός της επιμέρους Top down χρονοσειράς λαμβάνοντας υπόψη την πρόβλεψη κάθε μεθόδου για τη συναθροισμένη χρονοσειρά, πέρα από της βέλτιστης που χρησιμοποιήθηκε στα πλαίσια αυτής της εργασίας.
- Αναζήτηση μεγαλύτερου εύρους καταγεγραμμένων δεδομένων ημερήσιας και μηνιαίας συχνότητας. Στην παρούσα διπλωματική εργασία ήταν διαθέσιμα δεδομένα μόνο από το έτος 2009 έως και το 2013. Όσο μεγαλύτερο εύρος δεδομένων διαθέτουμε τόσο πιο εύκολα μπορούν να εντοπιστούν τα χαρακτηριστικά κάθε χρονοσειράς και να οδηγήσουν σε πιο ακριβείς προβλέψεις.
- Ευρύτερη μελέτη Ειδικών Γεγονότων και Δράσεων για δεδομένα πωλήσεων καλλυντικών προϊόντων.
- Διαχείριση μηδενικών τιμών χρονοσειρών με σκοπό τη μέγιστη αξιοποίηση των δεδομένων.
- Πρόβλεψη ανά κατηγορία καταναλωτή με ποιο ακριβή κατηγοριοποίηση όπως το φύλο ή η ηλικία.
- Πρόβλεψη πωλήσεων ανά κανάλι διανομής, ευρείας και επιλεκτικής.

Παράρτημα

Πίνακας 1. Σύνοψη Χρονοσειρών

Κατηγορίες Προϊόντων	Πλήθος χρονοσειρών
SUN CARE	23
ANTIAGEING FACE CREAMS	29
HYDRATING FACE CREAMS	8
NATURAL SERUM	15
FACE MASKS & SCRUBS	8
EXPRESS TREATMENT	40
FACE WATERS	3
FACE CLEANSERS	14
BODY CLEANSING	36
BODY MOISTURISING	7
BODY SLIMMING	5
HAIR SHAMPOO	25
HAIR COLORING	53
HAIR TREATMENT	13
HAIR LOSS	5
KIDS CARE	12
MENCARE	6
BABY CARE	5
ANTI LICE	2
INTIMATE CARE	4
FOOT CARE	2
HAND CARE	12
LIP CARE	10
ORAL CARE	9
SPECIAL CARE	9
HERBS	9
APITHERAPY	17
REMEDIES	11
SPA	14
HOTEL	19
MINIATURES	26
AROMATHERAPY	61
ΣΥΝΟΛΟ	512

Πίνακας 2. R - CODE Συνεχής Ζήτηση

```

library(tseries)
library(forecast)
library(Matrix)
library(stats)

ppy=12
forecastingHorizon<-10

aromatherapy2data<- read.table("C:/Users/BIKY/Desktop/AROMATHERAPY2.csv", sep=";", skip = 1)

mapel8table<-matrix(data=NA, nrow=10, ncol=50)
m3datatable<-matrix(data=NA, nrow=10, ncol=50)
forecasttheta<-matrix(data=NA, nrow=10, ncol=10)
forecastses<-matrix(data=NA, nrow=10, ncol=10)
forecastholt<-matrix(data=NA, nrow=10, ncol=10)
forecastdamped<-matrix(data=NA, nrow=10, ncol=10)
forecastnaive<-matrix(data=NA, nrow=10, ncol=10)
forecastlrlm<-matrix(data=NA, nrow=10, ncol=10)

for (i in 1:10) {
  m3datatable<-as.numeric(as.character(aromatherapy2data[i,]))
  m3datats <- ts(NA, start=2, end = (nnzero(aromatherapy2data[i,], na.counted = FALSE)))
  m3datats <- ts((window(m3datatable,start=2, end =(nnzero(aromatherapy2data[i,], na.counted = FALSE)-10))), start=
  c(as.numeric(as.character(aromatherapy2data[i,2])),as.numeric(as.character(aromatherapy2data[i,2]))),deltat=1/12,
  frequency=ppy)

  needtobeforecasted<-m3datats

  #theta
  xs=c(1: length(needtobeforecasted))
  xf=c((length(needtobeforecasted)+1):(length(needtobeforecasted)+forecastingHorizon))

  results <-lm(formula = needtobeforecasted ~ xs)
  a=results$coefficients[1]
  b=results$coefficients[2]

  Insample=a+b*xs
  Forecastlrl=a+b*xf

  thetalinezero=Insample
  thetaline2insample=2*needtobeforecasted-thetalinezero
  epektashduotisduo3 <- ses(thetaline2insample, h= forecastingHorizon)
  thetaout<- 0.5*Forecastlrl+ 0.5*epektashduotisduo3$mean
  forecasttheta[i, ] <- c(thetaout)

  #ses
  thetaouts<- ses(needtobeforecasted, h=forecastingHorizon)
  forecastses[i, ] <- c(thetaouts$mean)

  #holt
  thetaoutholt<- holt(needtobeforecasted, damped= FALSE , h=forecastingHorizon)

  forecastholt[i, ] <- c(thetaoutholt$mean)

  #damped
  thetaoutdamped<- holt(needtobeforecasted, damped= TRUE , h=forecastingHorizon)

  forecastdamped[i, ] <- c(thetaoutdamped$mean)

  #naive
  thetaoutnaive<- naive(needtobeforecasted,h=forecastingHorizon)

  forecastnaive[i, ] <- c(thetaoutnaive$mean)

  #lrl
  forecastlrlm[i, ] <- Forecastlrl
}

write.table(forecasttheta, file = "C:/Users/BIKY/Desktop/resultsforecast/resultsforecasttheta.csv", append = FALSE,
quote = TRUE, sep = ",", row.names = TRUE, col.names = TRUE)
write.table(forecastses, file = "C:/Users/BIKY/Desktop/resultsforecast/resultsforecastses.csv", append = FALSE, quote
= TRUE, sep = ",", row.names = TRUE, col.names = TRUE)
write.table(forecastholt, file = "C:/Users/BIKY/Desktop/resultsforecast/resultsforecastholt.csv", append = FALSE,
quote = TRUE, sep = ",", row.names = TRUE, col.names = TRUE)
write.table(forecastdamped, file = "C:/Users/BIKY/Desktop/resultsforecast/resultsforecastdamped.csv", append = FALSE,
quote = TRUE, sep = ",", row.names = TRUE, col.names = TRUE)
write.table(forecastnaive, file = "C:/Users/BIKY/Desktop/resultsforecast/resultsforecastnaive.csv", append = FALSE,
quote = TRUE, sep = ",", row.names = TRUE, col.names = TRUE)
write.table(Forecastlrl, file = "C:/Users/BIKY/Desktop/resultsforecast/resultsforecastlrl.csv", append = FALSE, quote
= TRUE, sep = ",", row.names = TRUE, col.names = TRUE)
write.table(forecastlrlm, file = "C:/Users/BIKY/Desktop/resultsforecast/resultsforecastlrl.csv", append = FALSE,
quote = TRUE, sep = ",", row.names = TRUE, col.names = TRUE)

```

Πίνακας 3. R CODE - Διακοπτόμενη Ζήτηση

```

library(tseries)
library(forecast)
library(Matrix)
library(stats)

ppy=12
forecastingHorizon<-9

antiageingfacecreamsdata<- read.table("C:/Users/BIKY/Desktop/ANTIAGEING FACE CREAMS.csv", sep=";", skip = 1)

mpe18table<-matrix(data=NA, nrow=16, ncol=47)
m3datatable<-matrix(data=NA, nrow=16, ncol=47)
forecasttheta<-matrix(data=NA, nrow=16, ncol=9)
forecastses<-matrix(data=NA, nrow=16, ncol=9)
forecastholt<-matrix(data=NA, nrow=16, ncol=9)
forecastdamped<-matrix(data=NA, nrow=16, ncol=9)
forecastnaive<-matrix(data=NA, nrow=16, ncol=9)
forecastlrlm<-matrix(data=NA, nrow=16, ncol=9)
forecastcroston<-matrix(data=NA, nrow=16, ncol=9)

for (i in 1:16) {
  m3datatable<-as.numeric(as.character(antiageingfacecreamsdata[i,]))
  m3datats <- ts(NA, start=2, end = (nnzero(antiageingfacecreamsdata[i,], na.counted = FALSE)))
  m3datats <- ts(window(m3datatable,start=2, end =(nnzero(antiageingfacecreamsdata[i,], na.counted = FALSE)-9)), start=
c(as.numeric(as.character(antiageingfacecreamsdata[i,2])),as.numeric(as.character(antiageingfacecreamsdata[i,2]))),deltat=1/12,
frequency=ppy)

  needtobeforecasted<-m3datats

  #theta
  xs=c(1: length(needtobeforecasted))
  xf=c((length(needtobeforecasted)+1):(length(needtobeforecasted)+forecastingHorizon))

  results <-lm(formula = needtobeforecasted ~ xs)
  a=results$coefficients[1]
  b=results$coefficients[2]

  Insample=a+b*xs
  Forecastlrl=a+b*xf

  thetalinezero=Insample
  thetaline2insample=2*needtobeforecasted-thetalinezero
  epektashduotisdio3 <- ses(thetaline2insample, h= forecastingHorizon)
  thetaout<- 0.5*Forecastlrl+ 0.5*epektashduotisdio3$mean
  forecasttheta[i, ] <- c(thetaout)

  #ses
  thetaouts<- ses(needtobeforecasted, h=forecastingHorizon)
  forecastses[i, ] <- c(thetaouts$mean)

  #holt
  thetaoutholt<- holt(needtobeforecasted, damped= FALSE , h=forecastingHorizon)
  forecastholt[i, ] <- c(thetaoutholt$mean)

  #damped
  thetaoutdamped<- holt(needtobeforecasted, damped= TRUE , h=forecastingHorizon)
  forecastdamped[i, ] <- c(thetaoutdamped$mean)

  #naive
  thetaoutnaive<- naive(needtobeforecasted,h=forecastingHorizon)
  forecastnaive[i, ] <- c(thetaoutnaive$mean)

  #lrl
  forecastlrlm[i, ] <- Forecastlrl

  #croston
  thetaoutcroston<- croston(needtobeforecasted, h=forecastingHorizon)
  forecastcroston[i, ] <- c(thetaoutcroston$mean)
}

write.table(forecasttheta, file = "C:/Users/BIKY/Desktop/resultsforecast/resultsforecasttheta.csv", append = FALSE, quote =
TRUE, sep = ",", row.names = TRUE, col.names = TRUE)
write.table(forecastses, file = "C:/Users/BIKY/Desktop/resultsforecast/resultsforecastses.csv", append = FALSE, quote = TRUE,
sep = ",", row.names = TRUE, col.names = TRUE)
write.table(forecastholt, file = "C:/Users/BIKY/Desktop/resultsforecast/resultsforecastholt.csv", append = FALSE, quote =
TRUE, sep = ",", row.names = TRUE, col.names = TRUE)
write.table(forecastdamped, file = "C:/Users/BIKY/Desktop/resultsforecast/resultsforecastdamped.csv", append = FALSE, quote =
TRUE, sep = ",", row.names = TRUE, col.names = TRUE)
write.table(forecastnaive, file = "C:/Users/BIKY/Desktop/resultsforecast/resultsforecastnaive.csv", append = FALSE, quote =
TRUE, sep = ",", row.names = TRUE, col.names = TRUE)
write.table(forecastlrlm, file = "C:/Users/BIKY/Desktop/resultsforecast/resultsforecastlrl.csv", append = FALSE, quote = TRUE,
sep = ",", row.names = TRUE, col.names = TRUE)
write.table(forecastcroston, file = "C:/Users/BIKY/Desktop/resultsforecast/resultsforecastcroston.csv", append = FALSE, quote
= TRUE, sep = ",", row.names = TRUE, col.names = TRUE)

```

Πίνακας 4. Σφάλματα MAPE για δεδομένα συνεχούς ζήτησης

Χρονοσειρές συνεχούς ζήτησης		MAPE Μεθόδου %													
		KMO(3)	KMO(5)	KMO(6)	KMO(7)	KMO(12)	KMO(13)	KMO(15)	KMO(18)	Damped	Holt	Lrl	Naïve	Ses	Theta
AROMATHERAPY2	10-22-15-016	619	972	915	860	824	778	728	672	446	1173	432	555	773	707
	10-22-15-017	83	107,1	107,5	99	80	79,1	75,3	75	7907	137	60	95,7	95,7	82
	10-22-24-010	207	184	186,98	175	178	186,9	210	257	307	169	80	285	285	217
	10-22-24-011	241	530	599,04	600	647	626	599,03	543	350	270	341	289	498	419
	10-22-24-012	460,2	1216	1312	1262	1437	1353	1283	1139	721	1021	985	256	993	1242
	10-22-24-013	262	270	266	251	223	221	213	202,1	202,7	83	72	404	286	168
	10-22-24-014	197	178	172	157,8	157,1	158	162	166,1	146	74	89	208	276	166,4
	10-22-24-015	997	1199	1207	1191	1576	2158	2385	2632	1770	1213	2069	806	2001	2196
10-22-24-016	276	345	359	360	378	367	365	354	323	122	152	319	467	300	
BABY CARE	10-10-75-014	182	185	189	188	215	214	216	227	167	102	82	197	186	158
	10-10-75-015	39,8	39,4	39	41	43,7	43,3	48	49	28,5	28,2	152	35,9	35,9	25
	10-10-75-022	52,7	44	45	46023	48	49	50	53	46,25	52,5	121	61	60	43
	10-10-75-023	40,26	36	39	37,8	37,4	39,2	40,29	44	35	111	174	3801	3802	41
	10-10-75-024	39,8	38,1	38,4	41,18	49,3	52	56,5	58,8	37,4	70	90	41,4	41,09	44,16
BODY MOISTURISING	10-22-12-031	74,8	71,8	78,5	75,6	82,4	79,2	78,7	79,4	80,9	79,6	87,5	61,8	74,9	76,8
	10-22-12-037	81,5	86,1	85,9	84,6	84,5	85,5	81,3	79,4	78,9	70	75,1	52,7	89,1	82
	10-22-12-040	48,5	50,17	50,1	51,1	57,6	57,4	55,5	56,6	55,7	46,1	55,6	50,4	56,9	56,3
	10-22-12-043	36,4	36,7	38,9	38,6	38,5	40,5	39,5	37,23	37,28	45,59	37,95	67,25	38,21	37,89
	10-22-12-047	40,4	32,2	30,12	29,11	27,6	25,5	25,9	26,9	26,1	39,5	25,8	56,1	29,1	29,5
	10-22-12-168	45,7	51,01	52,9	56,4	54,9	57,9	56,7	57,04	54,5	51,2	64,6	61,6	53	54,9
	10-22-12-180	47,3	50,7	51,3	52,7	55,9	54,9	51,4	49,1	61,5	55,06	60,06	38,14	50,9	57,9
FOOT CARE	10-10-27-006	56,6	50,6	53,07	53,06	50,28	57,8	56,3	63,2	50,7	51,79	51,5	58,1	61,7	63,76
	10-10-27-007	1086	743	1502	2194	2759	3041	3914	6034	1980	843	4315	1901	1888	1115
HAIR COLORING1	10-10-15-114	106,3	118,9	117,6	114	116,1	118	118,9	119,6	112,4	89,7	106,6	91,95	134,69	120,43
	10-10-15-115	58	57,8	58,5	52,4	53,1	55,1	55,5	55,8	54,8	49,01	51,6	73	64,11	53,7
	10-10-15-117	83,8	91,9	90,7	87,2	85,4	86,5	86	87,1	89,8	81,9	91,69	82,3	90,4	91
	10-10-15-118	61,2	64,63	64,04	61,08	63,13	63,9	64,6	64,2	64,8	58,8	62,3	61,5	73,3	66,5
	10-10-15-119	70,2	73,1	72,2	71	69,9	70,6	71,3	71,5	71,2	64,7	68,8	68,6	72,2	70,5
	10-10-15-120	75,2	76	75,4	71,4	70,9	73,9	72,7	74,9	73,3	59,9	65,15	77,2	84,3	73,1
	10-10-15-121	49,75	49,76	49,8	49,1	49,4	50,05	50,8	49,9	49,7	50,6	52,2	49,9	49,8	50,5
	10-10-15-122	61	65,4	65,6	61,8	60,8	61,06	60,7	59,6	55,6	59,2	70,3	57,3	56,2	62,2
	10-10-15-123	63,4	66,17	66,15	64,2	65,4	66,6	66,9	67,3	65,7	73,2	60,2	63	68,9	63,3
	10-10-15-125	58,2	61,2	59,4	57,4	58,4	59,9	60,1	60,3	59,4	55,2	58,5	58,7	59,8	59,1
	10-10-15-129	65,8	70,9	72,3	68,5	69,03	69,7	69,6	68,6	70,1	73,3	79,5	66,3	64,71	71,9
	10-10-15-130	84,2	86,6	88,7	84,1	83,9	85,5	86,8	87,1	85,4	89,8	79,4	93,2	86,4	82,3
	10-10-15-135	72,6	79	80,1	74,7	75,5	77,4	77,2	78,3	75,9	58	64,8	76,9	90,9	73,55
	10-10-15-138	64,5	69	67,2	65	64,9	66,1	66,5	67	64,5	60,4	59,6	64,3	68,4	63,43
	10-10-15-139	79,01	83,1	81,9	80,5	80,9	83,5	83,2	85,6	82,6	75,9	70,01	77,7	85,6	79,6
	10-10-15-219	83,4	84,01	85,5	83,03	81,1	82,8	82,8	84,6	83,6	79,6	83,9	85,5	84,9	84,4
10-10-15-220	74,6	76,4	75,7	72,1	72,5	74,4	73,5	75,6	73,9	68,2	73,1	76,07	77,2	75,2	

Χρονοσειρές συνεχούς ζήτησης		MAPE Μεθόδου %														
		KMO(3)	KMO(5)	KMO(6)	KMO(7)	KMO(12)	KMO(13)	KMO(15)	KMO(18)	Damped	Holt	Lrl	Naïve	Ses	Theta	
HAIR	TREATMENT	10-10-15-221	73,1	74,3	73,7	71,7	71,6	73,03	73,16	72,8	73,14	70,4	73,1	73,9	73,8	73,4
		10-10-15-222	55,6	57,05	55,75	54,73	54,86	55,86	56,23	55,81	55,73	55,53	57,94	56,06	55,81	55,91
		10-10-15-224	56,3	56,3	56,89	55,82	55,02	55,77	56,62	55,53	55,31	56,54	58,62	56,78	55,03	56,25
		10-10-15-225	69,1	72,4	70,3	67,6	69,3	70,5	71,12	70,76	70,28	68,66	71,04	68,96	72,25	70,8
		10-10-15-226	72,23	73,23	72,45	68,95	70,29	72,26	72,26	72,73	70,88	65,57	69,1	68,86	75,63	72,37
	HAIR COLORING	10-10-15-127	100,84	96,96	96,2	94,15	98,4	101,17	100,28	104,31	75,59	72,18	77,75	113,64	100,32	78,61
		10-10-15-131	78,1	76,7	78,5	76,3	75,4	79,06	79,05	77,41	68,87	59,6	59,5	81,2	78,08	69,75
		10-10-15-134	130,3	127,5	124,8	122,1	118,2	119,9	117,7	118,3	91,2	77,2	76,9	125,9	122,9	98,1
		10-10-15-128	93,07	93,02	93,07	92,2	91,2	90,8	89,21	89,28	79,01	70,02	57,28	100,48	93,49	75,46
		10-10-15-140	81,1	78,1	76,5	73,6	68,2	69,7	70,4	69,7	77,7	63,2	65,17	86,59	71,52	67,77
		10-10-15-137	98,18	98,64	96,75	94,7	93,9	99,25	99,27	99,98	85,61	79,2	78,97	99,14	98,93	91,22
		10-10-07-011	77,7	61,7	57,9	53,7	45,3	44,4	44,7	45,01	45,04	55,48	51,78	125,01	43,45	46,71
		10-10-07-012	44,5	49,3	59,2	61,3	53,1	49,5	49,3	49,1	54,6	58,2	59,8	69,1	45,4	45,6
		10-10-09-024	59,4	55,3	57,7	55,9	48,4	46,3	46,4	46,5	45,32	45,39	55,7	82,6	44,2	47,7
		10-10-09-025	56,7	51,01	54,09	51,8	43,4	42,4	42,1	42,04	45,4	37,2	56,8	52,2	41,9	45,2
HAIRSHAMPOO	10-10-08-041	69,1	74,6	70,2	65,5	54,7	55,3	59,9	60,9	99,85	99,85	99,85	99,86	99,85	99,85	
	10-10-08-041	64,8	91,4	88,1	82	80,2	78,9	86,6	88,1	99,8	99,7	99,8	99,86	99,84	99,82	
	10-10-08-043	93,1	75,4	70,2	66,68	60,5	60,8	60,6	60,5	95,9	97	97,5	99,8	96,3	96,93	
	10-10-08-046	56,1	63,7	62,1	59,6	59	58,3	60,7	62,7	94,9	93,2	95,5	99,8	95,5	95,5	
	10-10-08-047	34,5	34,8	34,6	33,9	31,1	32,5	33,9	31,1	99,83	99,84	99,8	99,9	99,84	99,82	
	10-10-08-048	67,06	58,9	57,5	54,1	51,2	56,8	62,8	63,3	99,86	99,83	99,82	99,82	99,86	99,84	
	10-10-08-049	67,3	77,1	77,8	75,7	67,3	83,1	100,08	111,6	95,3	102,9	97,6	99,8	95,5	96,5	
	10-10-08-051	37,5	34,6	38,8	38,1	35,5	36,8	37,8	37,9	99,5	99,5	100,8	99,8	99,2	100,06	
	10-10-08-088	38,1	36	36,7	35,1	37,3	36,5	38,8	40,1	93,7	89,9	94,6	99,9	95,3	94,4	
	10-10-12-031	125,49	105,97	101,6	94,6	78,9	80,1	81,9	83,1	65,1	82,6	101,5	106,8	70,4	84,8	
HAND CARE	10-10-20-023	96,8	126,9	159,1	196,1	196,4	184,5	170,1	158,3	87,3	93,1	149,9	71,7	87,2	95,1	
	10-22-01-096	450	439	425	415	443	898	1340	1540	1296	880	1172	489	1926	1549	
	10-22-01-114	16000	13000	11000	10000	8732	8790	9200	8771	8900	6859	7891	32000	9400	8600	
	10-22-01-207	82,1	78,5	79,6	76,6	76,1	74,7	78,4	77	73,2	78,9	85,5	93,05	77,71	75,61	
	10-22-01-294	104,7	94,9	95,2	91,8	89,5	89,4	95	94,3	89,2	103	108	89	83	93	
	10-22-01-295	108,9	100,1	100,6	96	86	84	88	89	85	100,5	1405	110	87,5	90	
	10-22-01-296	68,1	66,76	66,74	64,6	74,1	71,9	81	76,8	71,9	68,4	73,3	74,1	74,5	73,9	
	10-22-01-115	15000	12000	9700	8400	7400	7500	12700	13500	8100	13500	14700	29800	9090	9500	
	INTIMATE CARE	10-10-72-017	37,6	36,4	35,9	34,01	33,9	34,7	36,3	36,41	36,48	33,5	36,07	39,4	36	36,03
		10-10-72-018	46,4	45,1	45,5	42,9	42,4	43,5	45,3	44,7	44,34	44,9	44,5	47,3	44,4	44,3
10-10-72-019		47,6	46,3	47,3	44,9	45,5	46,7	48,6	47,8	46,8	47,5	47,2	48,4	46,9	47,1	
10-10-75-018		30,44	30,4	30,1	28,4	28,2	29,3	30,2	29,3	29,11	53,2	31,5	29,5	29,5	28,5	
KID	10-10-75-020	10000	11000	13000	13800	14900	15000	14700	14100	10400	19400	5400	10400	10400	6100	
	10-10-75-033	40,7	44	47,5	53,2	55,2	56,04	59,6	57,17	39,7	28,7	30,5	39,8	39,8	36,1	
	10-10-75-034	49,4	47	18,3	52,3	58,9	58,7	61,1	58,2	60,2	38	33,4	60,2	60,2	53,6	
	10-10-75-035	174	168	170	173	195	192	196	191	182	116	148	199	217	182	
	10-10-75-036	45,8	46,5	49,5	50,2	51,7	52,4	53,2	53,2	45,8	62,5	108	45,8	45,8	49,6	
P	10-10-40-041	71,5	71,6	78,3	77,9	74,4	73,79	73,75	72,9	100	105	70	70,6	95	81,2	

Χρονοσειρές συνεχούς ζήτησης		MAPE Μεθόδου %													
		KMO(3)	KMO(5)	KMO(6)	KMO(7)	KMO(12)	KMO(13)	KMO(15)	KMO(18)	Damped	Holt	Lrl	Naïve	Ses	Theta
	10-10-40-042	93,8	94,6	100	102	93	89	88	85	111	139	72	90	107	89
	10-10-40-043	78,1	81,1	89,6	92,3	87,6	85,6	86,8	91,6	111	73	70	70,3	112	90
	10-10-40-044	102	96	102,8	101	94	92	92	93	118	107	83	105	115	98
	10-10-40-045	78	75	80	82	79	78	77	76	99	98	70	71	95	82,9
MENCARE	10-22-01-097	85	81	83	76	70	68	67	65	61	128	50	91	70	56
	10-22-01-098	88	75	77	71	66	66,8	67	68	64	58	57	132	69	63
	10-22-01-099	48,6	44,7	45	41	38	37	36	35	32,6	25	32,4	74	37	27
	10-22-01-100	54,5	49,3	50	46	43	42,5	42,9	42,4	41,5	33	38	78	41	39
	10-22-01-102	35,8	35	36	32,6	33,3	34	34,5	34,2	32,9	51	33,3	44,55	34	32,7
	10-22-01-103	55	50	52	49	47,9	47	47	45	48,6	57	46	69	48,6	43,6
miniatures1	10-10-07-009	27	16	12	13	27	33,6	35	33,4	40	221	227	65	17	36
	10-10-08-018	263	253	234	229	418	529	560	528	401	1000	863	372	314	138
	10-10-08-019	24000	26000	30000	30600	31700	32900	32200	29000	10000	11000	12000	17000	27000	19000
	10-10-09-021	24	28	27	24	77	94	93	83	175	315	313	45	28	30
	10-10-09-023	3600	3100	3100	2800	2500	2600	2400	2100	1600	1100	289	5100	300	1600
miniatures2	10-22-00-036	154	125	130	136	140	135	128	129	303	1049	179	85	826	155
	10-22-00-037	46	42,2	45	44,5	44,9	44,5	42,4	42,2	40	94	131	53	39	48
	10-22-00-038	125	132	136	143	146	144	136	135	105	245	182	80	91	75
	10-22-00-039	297	213,9	213	221	210	202	188	193	234	398	540	187	221	149
	10-22-00-040	62	74	76	74	83	82	84	81	120	139	49	61	181	75
	10-22-12-060	157	116	102,7	104	109	106	97	99	102,5	176	287	133	140	93
	10-22-12-062	127	136	157	173	264	263	286	287	128	893	678	133	135	108
	10-22-12-173	128	135	142	143	155	149	146	143	109	174	66	76	93	78
	10-22-12-181	226	232	233	250	281	272	259	251	253	170	58	115	241	167
	10-22-12-192	62	66	68	71	73	75	76	81	64	163	175	62	61	76
	10-10-08-061	115	134	143	142	142	141	139	133	100	185	75	69	92	72
miniatures3	10-22-12-149	232	190	175	169	167	170	181	180	173	167	216	258	152	168
	10-10-09-029	140	160	151	154	164	167	168	171	91	98	150	150	91	102
	10-10-72-024	328	246	211	220	215	220	219	208	161	80	172	129	101	136
	10-10-75-028	871	644	639	553	374	373	417	480	185	158	112	98	159	154
	10-22-00-035	70	375	510	480	436	454	425	358	69	80	90	63	60	66
	10-22-12-211	172	139	125	124	100	100	104	105	117	136	142	144	91	115
	10-10-07-013	137	126	124	120	123	128	132	146	137	177	177	151	127	133
	10-10-08-062	198	163	159	166	157	151	148	145	131	148	169	189	139	154
	10-10-30-009	7900	8400	7800	8200	7800	7800	8200	8100	8400	5600	8700	10700	8000	8300
	10-10-30-011	105	105	104	111	107	107	111	107	111	118	115	138	107	111
10-10-30-012	67	71	65	69	69	68	75	72	75	45	74	88	73	74	
REMEDIES	10-10-60-242	92	99	106	110	102	97	97	103	101	118	104	83	95	100
	10-10-60-244	77	81	84	88	78	77	78	82	82,7	91	80,65	64	79	80,2
	10-10-60-245	86	91	97	103	87	83	81	88	89	109	94	73	82	88
	10-10-60-252	91	109	124	141	131	124	119	127	128	174	156	76	105	129
	10-10-60-255	65	75	77	83	75	71	69	74	70	76	90	51	68	66
	10-10-60-216	78	78,5	86	89	80	77	80	83	78	95	83	103	78	78

Χρονοσειρές συνεχούς ζήτησης		MAPE Μεθόδου %													
		ΚΜΟ(3)	ΚΜΟ(5)	ΚΜΟ(6)	ΚΜΟ(7)	ΚΜΟ(12)	ΚΜΟ(13)	ΚΜΟ(15)	ΚΜΟ(18)	Damped	Holt	Lrl	Naive	Ses	Theta
SPECIAL CARE	10-10-50-107	279	930	2370	2800	4600	4300	4000	4600	686	1900	321	91	384	484
	10-10-59-001	39	36	39	35,7	31	35,2	34	34,4	96	83	95	99	94	94,7
	10-10-59-005	132	113	112	105	72	71	67	66	91	86	87	99	92	89
	10-10-59-009	117	119	127	132	114	110	116	135	71	65	66	103	71	68

Πίνακας 5. Σφάλματα MASE για δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης

Χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης		MASE Μεθόδου															
		KMO(3)	KMO(5)	KMO(6)	KMO(7)	KMO(12)	KMO(13)	KMO(15)	KMO(18)	Croston	SBA	Damped	Holt	Lrl	Naïve	Ses	Theta
ANTI LICE	10-10-28-005	0,83	0,85	0,86	0,86	0,78	0,77	0,79	0,93	0,83	1,42	0,87	0,87	0,83	0,81	0,87	0,87
	10-22-01-105	0,71	0,7	0,67	0,67	0,7	0,68	0,72	0,7	0,69	1,82	0,69	0,84	0,73	0,68	0,68	0,7
ANTIAGING FACE CREAMS	10-22-01-213	0,95	0,7	0,73	0,77	0,74	0,75	0,76	0,74	0,74	1,59	0,75	0,73	0,77	0,93	0,73	0,75
	10-22-01-215	0,69	0,69	0,66	0,62	0,65	0,65	0,69	0,67	0,69	1,51	0,7	0,61	0,63	0,66	0,75	0,7
	10-22-01-216	0,94	1,14	1,32	1,59	1,76	1,71	1,58	1,56	1,88	0,86	1,57	0,96	1,45	2,44	2,01	1,72
	10-22-01-219	0,99	0,7	0,68	0,64	0,57	0,58	0,63	0,66	0,61	2,12	0,73	0,64	0,67	1,17	0,64	0,65
	10-22-01-223	1,55	1,47	1,43	1,4	1,42	1,42	1,4	1,34	1,27	2,32	1,94	2,78	1,29	2,34	1,36	1,38
	10-22-01-224	1,48	1,23	1,2	1,17	1,11	1,11	1,08	1,05	0,97	1,99	2,37	2,82	1	2,42	1,16	1,18
	10-22-01-246	0,55	0,52	0,51	0,55	0,59	0,58	0,6	0,6	0,55	1,93	0,55	0,53	0,53	0,53	0,53	0,53
	10-22-01-254	0,92	0,91	0,85	0,76	0,74	0,75	0,81	0,81	0,81	1,9	0,79	0,69	0,76	0,79	0,83	0,79
	10-22-01-236	0,69	0,61	0,55	0,55	0,54	0,52	0,54	0,52	0,55	1,65	0,52	0,56	0,65	0,71	0,54	0,53
	10-22-01-255	0,72	0,73	0,7	0,64	0,68	0,67	0,69	0,71	0,72	1,4	0,72	0,7	0,69	0,84	0,75	0,72
	10-22-01-106	0,8	0,71	0,64	0,57	0,65	0,63	0,64	0,67	0,64	2	0,63	0,64	0,64	0,67	0,63	0,64
	10-22-01-221	0,94	0,8	0,79	0,79	0,83	0,85	0,86	0,85	0,84	1,24	0,87	0,87	0,83	0,89	0,87	0,87
	10-22-01-217	0,81	0,64	0,65	0,6	0,62	0,63	0,67	0,65	0,67	1,84	0,63	0,63	0,62	0,8	0,68	0,63
10-22-03-035	22	26	28	30	31,6	31,9	32	35,4	35,9	1,77	62,1	62,7	48	62	62	64	
API THERAPY	10-70-01-009	0,95	0,94	0,91	0,96	0,93	0,94	0,97	0,95	0,99	1,27	0,97	1	0,98	0,96	0,96	0,97
	10-70-01-010	0,95	0,94	0,91	0,96	0,93	0,94	0,97	0,95	0,99	1,27	0,97	1	0,98	0,96	0,96	0,97
	10-70-01-012	0,75	0,85	0,94	1,06	1,05	0,98	0,94	0,95	1	1,6	0,9	0,7	0,71	0,6	1,15	0,89
	10-70-01-015	0,6	0,57	0,62	0,65	0,56	0,58	0,61	0,6	0,62	1,52	0,57	0,58	0,57	0,86	0,61	0,58
	10-70-02-002	0,75	0,72	0,73	0,74	0,73	0,7	0,73	0,72	0,76	1,77	0,75	0,76	0,73	0,87	0,76	0,75
	10-70-02-003	0,72	0,71	0,68	0,68	0,78	0,72	0,76	0,74	0,79	1,96	0,73	0,87	0,74	0,71	0,77	0,75
	10-70-03-002	0,82	0,76	0,75	0,74	0,78	0,77	0,8	0,8	0,82	0,99	0,68	0,6	0,67	0,84	0,82	0,76
AROMATHERAPY1	10-22-13-009	1,72	1,8	1,85	1,94	1,94	1,96	1,95	1,99	1,92	1,43	1,86	1,73	1,86	1,08	1,99	1,93
	10-22-13-010	41,3	36,2	36,4	36,2	35,9	35,8	35,5	35,4	33,4	1,55	30,09	25,3	32,6	7,4	31,8	32,2
	10-22-13-011	0,64	0,64	0,63	0,61	0,62	0,63	0,63	0,64	0,63	1,74	0,63	0,66	0,65	0,85	0,63	0,64
	10-22-13-012	1,19	1,95	2,89	3,89	6,86	7,13	7,6	8	11,1	1,44	11,06	14,2	11,2	21,6	9,6	10,9
	10-22-13-013	0,77	0,74	0,76	0,76	0,75	0,76	0,78	0,78	0,82	2,84	0,7	0,66	0,66	0,71	0,79	0,74
	10-22-13-014	0,76	0,72	0,68	0,64	0,6	0,61	0,62	0,62	0,62	2,17	0,6	0,58	0,74	0,94	0,57	0,65
	10-22-14-026	1,59	1,42	1,35	1,29	0,97	0,92	0,84	0,74	0,93	1,79	0,74	0,69	0,53	1,6	0,94	0,8
	10-22-14-027	0,8	0,6	0,58	0,57	0,53	0,55	0,6	0,7	1,21	2,26	0,63	0,75	0,64	0,89	0,63	0,58
	10-22-14-028	0,94	0,8	0,7	0,66	0,56	0,54	0,56	0,52	0,6	1,76	0,6	0,74	0,55	0,79	0,77	0,67
	10-22-14-029	2,44	1,74	1,48	1,35	0,92	0,92	0,91	0,9	1,03	1,97	0,81	0,93	0,77	1,83	1,03	1,01
	10-22-14-031	1,36	1,12	1,02	0,99	0,75	0,73	0,71	0,66	0,75	1,34	0,8	0,59	0,62	1,65	0,87	0,72
	10-22-14-032	1,52	1,41	1,35	0,28	1,02	1,02	1,07	1,21	1,19	2,45	1,57	1,58	1,19	1,76	1,58	1,57
	10-22-14-033	1,5	1,15	1,03	0,93	0,7	0,73	0,76	0,84	0,92	2,9	0,84	0,55	0,77	1,05	1,11	0,94

Χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης	MASE Μεθόδου																
	KMO(3)	KMO(5)	KMO(6)	KMO(7)	KMO(12)	KMO(13)	KMO(15)	KMO(18)	Croston	SBA	Damped	Holt	Lrl	Naïve	Ses	Theta	
BODY CLEANSING	10-22-14-034	0,79	0,66	0,64	0,61	0,54	0,55	0,55	0,57	0,63	1,86	0,7	0,73	0,59	0,74	0,73	0,69
	10-22-14-035	0,94	1,01	0,99	0,97	0,85	0,83	0,79	0,75	0,8	1,43	0,72	0,63	0,61	1,03	0,82	0,74
	10-22-14-036	6,9	7,3	7,38	7,8	8,9	9,4	10,9	12,7	22,4	1,14	12,75	8,4	15,5	16,33	15,24	13,93
	10-22-14-037	0,85	0,69	0,66	0,64	0,63	0,6	0,62	0,67	0,7	1,88	0,67	0,58	0,68	1,03	0,79	0,73
	10-22-14-038	0,81	0,76	0,7	0,7	0,61	0,6	0,57	0,56	0,6	0,97	0,57	0,57	0,63	0,81	0,61	0,57
	10-22-14-039	2,58	1,7	1,4	1,2	0,8	0,9	0,93	1,02	1,14	2,24	1,14	0,72	0,96	4,59	1,3	1,12
	10-22-14-040	1,19	1,1	1,01	0,98	0,79	0,8	0,78	0,75	0,83	1,32	0,73	0,59	0,62	1,27	0,96	0,81
	10-22-14-041	0,76	0,59	0,58	0,57	0,55	0,58	0,61	0,63	0,6	2	0,68	0,65	0,65	0,97	0,67	0,66
	10-22-14-042	0,18	0,9	0,85	0,76	0,63	0,62	0,65	0,66	0,72	2,38	0,75	0,66	0,75	1,58	0,75	0,75
	10-22-14-043	0,82	0,82	0,85	0,83	0,84	0,86	0,88	0,89	0,88	2,33	0,85	0,78	0,8	0,85	0,89	0,87
	10-22-14-044	1,71	1,6	1,48	1,4	1,08	1,03	0,95	0,91	1,06	2,3	0,92	0,67	0,69	1,66	1,35	0,93
	10-22-14-045	1,35	1,06	1,05	0,98	0,86	0,86	0,84	0,81	0,97	2,72	0,7	0,85	0,59	1,45	0,95	0,84
	10-22-14-054	1,61	1,19	1,07	0,98	0,72	0,71	0,71	0,73	0,78	2,78	1,59	1,78	1,26	2,25	1,49	1,58
	10-22-14-055	1,1	0,89	0,79	0,73	0,62	0,67	0,74	1,11	2011	2,91	0,62	1,14	0,6	1,49	0,83	0,54
10-22-14-056	0,85	0,77	0,73	0,75	0,69	0,7	0,69	0,69	0,7	1,69	0,68	0,67	0,67	0,96	0,73	0,69	
10-22-14-057	0,74	0,74	0,73	0,73	0,7	0,7	0,72	0,74	0,77	1,8	0,79	0,76	0,76	0,77	0,9	0,81	
10-22-14-058	1,12	0,98	0,9	0,85	0,73	0,72	0,7	0,71	0,75	1,5	0,68	0,54	0,64	1,24	0,79	0,71	
10-22-15-008	1,53	1,2	1,04	0,94	0,74	0,77	0,9	1,05	1,28	1,74	1,42	1,1	0,75	1,46	1,44	1,2	
10-22-12-032	1,12	0,92	0,95	0,9	0,88	0,87	0,85	0,85	0,83	1,12	0,92	0,89	0,88	0,72	0,84	0,8	
10-22-12-036	0,78	0,9	0,92	0,87	0,81	0,78	0,78	0,85	1,39	2,17	2,42	1,28	1,63	0,96	2,29	2,02	
10-22-12-038	1,94	2,44	2,53	2,65	2,19	2,12	1,87	1,54	1,62	1,55	0,85	1,68	1,06	0,6	1,17	1,12	
10-22-12-042	0,56	0,57	0,63	0,6	0,61	0,63	0,62	0,62	0,63	1,69	0,62	0,59	0,56	1	0,6	0,6	
10-22-12-098	0,57	0,56	0,59	0,56	0,57	0,58	0,58	0,57	0,67	1,53	0,93	0,7	0,85	0,81	0,77	0,89	
10-22-12-119	0,65	0,6	0,62	0,61	0,64	0,64	0,63	0,62	0,65	2,24	0,64	0,69	0,62	1,12	0,7	0,66	
10-22-12-120	0,86	0,75	0,79	0,67	0,83	0,83	0,85	0,99	0,95	3,07	0,68	1,09	0,72	1,75	0,66	0,99	
10-22-12-167	0,72	0,64	0,67	0,68	0,76	0,78	0,8	0,84	0,79	2,31	0,77	0,82	0,84	1,3	0,77	0,81	
10-22-12-169	1,24	1,63	1,58	1,55	1,18	1,13	1,04	1,01	1,01	1,33	1,43	2,1	1,02	0,96	0,7	0,86	
10-22-12-170	0,72	0,84	0,86	0,89	1,07	1,12	1,15	1,14	1,39	0,5	0,93	1,34	1,01	0,9	0,88	0,65	
10-22-12-174	0,68	0,62	0,65	0,65	0,63	0,63	0,66	0,64	0,65	1,33	0,64	0,63	0,64	0,76	0,64	0,64	
10-22-12-185	0,83	0,93	0,87	0,88	0,78	0,78	0,79	0,76	0,78	2,02	1,2	1,68	0,79	0,82	0,79	0,78	
10-22-12-186	0,64	0,65	0,63	0,6	0,62	0,64	0,68	0,71	0,67	1,6	0,7	0,87	0,68	0,75	0,73	0,7	
10-22-12-187	0,75	0,82	0,76	0,68	0,6	0,57	0,58	0,6	0,59	1,27	0,63	1,19	0,58	0,63	0,6	0,61	
10-22-12-188	0,63	0,73	0,69	0,61	0,61	0,6	0,64	0,65	0,63	1,37	0,67	0,68	0,62	0,8	0,71	0,65	
10-22-11-025	5,6	7,4	9,7	11,4	10,8	10,4	9,8	9,2	6,9	0,92	6,17	19,8	1,92	8,8	7,9	5,2	
10-22-11-028	52	70	81	93	109,1	108	109,7	862	94	4	48	142	83	1,8	93	45	
10-22-11-027	1,21	1,21	1,26	1,31	1,28	1,22	1,18	1,26	1,23	1,36	1,26	1,14	1,48	1,28	1,23	1,28	
10-22-11-046	0,96	0,97	0,97	0,98	0,96	0,95	0,93	0,96	0,97	0,99	0,98	0,9	0,99	0,97	0,97	0,98	
10-22-44-045	0,71	0,77	0,78	0,76	0,69	0,68	0,67	0,71	0,7	1,37	0,73	0,82	0,72	0,72	0,7	0,7	
10-22-44-046	0,88	0,84	0,81	0,76	0,78	0,77	0,77	0,81	0,81	1,95	0,84	0,76	0,84	0,9	0,81	0,82	
10-22-44-047	0,62	0,5	0,51	0,49	0,52	0,51	0,53	0,54	0,54	1,38	0,55	0,51	0,54	0,73	0,54	0,54	

Χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης		MASE Μεθόδου															
		KMO(3)	KMO(5)	KMO(6)	KMO(7)	KMO(12)	KMO(13)	KMO(15)	KMO(18)	Croston	SBA	Damped	Holt	Lrl	Naïve	Ses	Theta
FACE WATER	10-22-44-048	0,92	0,75	0,7	0,65	0,68	0,68	0,69	0,7	0,7	1,57	0,71	0,7	0,73	1,07	0,72	0,72
	10-22-44-049	0,71	0,92	1,08	1,18	1,38	1,44	1,48	1,56	1,55	0,65	1,29	1,16	1,07	0,54	1,43	1,46
	10-22-44-050	0,78	0,78	0,77	0,77	0,78	0,78	0,85	0,82	0,85	1,88	0,8	0,82	0,79	0,78	0,86	0,84
	10-22-44-051	0,77	0,65	0,61	0,58	0,55	0,57	0,61	0,57	0,58	1,77	0,62	0,58	0,58	0,88	0,61	0,6
	10-22-44-052	0,56	0,54	0,5	0,51	0,56	0,56	0,56	0,59	0,57	1,04	0,6	0,51	0,6	0,66	0,57	0,57
	10-22-44-053	1,03	0,91	0,87	0,83	0,73	0,73	0,73	0,71	0,73	1,64	0,7	0,9	0,72	1,13	0,7	0,71
	10-22-44-054	0,69	0,58	0,53	0,54	0,5	0,5	0,5	0,5	0,52	1,09	0,51	0,51	0,52	0,9	0,52	0,51
	10-22-44-055	0,67	0,62	0,59	0,59	0,61	0,62	0,62	0,65	0,64	1,36	0,65	0,75	0,65	0,72	0,65	0,65
	10-22-44-056	0,69	0,82	0,99	1,13	1,18	1,19	1,16	1,14	1,19	0,95	0,73	0,83	1,34	0,86	0,87	0,73
	10-22-44-057	0,76	0,67	0,73	0,84	0,98	1	1,05	1,04	0,97	1,09	0,01	0,97	0,87	0,79	1,06	0,96
	10-22-44-058	0,73	0,69	0,67	0,66	0,64	0,63	0,63	0,63	0,64	1,14	0,63	0,68	0,63	0,79	0,63	0,63
	10-22-44-059	0,77	0,65	0,62	0,57	0,55	0,55	0,57	0,58	0,57	1,65	0,58	0,69	0,67	0,9	0,54	0,61
	10-22-44-060	0,75	0,67	0,65	0,61	0,59	0,57	0,54	0,57	0,6	1,4	0,6	0,6	0,6	0,84	0,59	0,6
	10-22-44-062	0,67	0,62	0,59	0,58	0,56	0,56	0,56	0,57	0,58	1,11	0,62	0,72	0,64	0,75	0,59	0,58
	10-22-44-063	3,87	5,41	6,78	7,78	9,38	9,68	9,96	10,2	9,71	2,17	10,11	9,52	8,45	2,35	10,69	9,57
10-22-44-065	0,94	0,83	0,79	0,75	0,71	0,68	0,67	0,67	0,69	1,96	0,65	0,78	0,71	1,01	0,66	0,68	
10-22-44-067	10	18	23	28	36	37	39	41	44	2	42	35	34	20	50	42	
10-22-44-074	0,95	0,83	0,73	0,68	0,67	0,67	0,68	0,68	0,72	1,73	0,71	0,71	0,69	1,11	0,72	0,71	
10-22-44-075	0,69	0,6	0,57	0,57	0,57	0,56	0,55	0,56	0,56	1,42	0,58	1	1,02	0,94	0,58	0,69	
FACE CLEANSERS	10-22-00-027	0,82	0,77	0,75	0,71	0,71	0,71	0,73	0,72	0,7	2,21	0,69	0,82	0,67	1,7	0,71	0,68
	10-22-00-028	0,74	0,76	0,79	0,75	0,75	0,76	0,76	0,76	0,76	2,4	0,76	0,77	0,74	0,96	0,78	0,75
	10-22-00-030	0,76	0,72	0,72	0,69	0,68	0,7	0,71	0,7	0,72	1,69	0,72	0,65	0,67	0,98	0,74	0,7
	10-22-00-032	0,63	0,58	0,6	0,59	0,58	0,59	0,6	0,59	0,61	1,81	0,61	0,63	0,63	1,25	0,6	0,61
	10-22-02-005	0,79	1,06	1,04	1,09	1,29	1,34	1,4	1,49	1,46	1,09	1,52	0,96	1,36	0,63	1,91	1,61
	10-22-02-006	1,03	1,64	1,74	1,84	2,32	2,38	2,49	2,65	2,62	1,52	3,37	0,98	2,81	0,77	3,21	3,01
	10-22-02-007	1,5	1,61	1,62	1,64	1,95	1,97	2,14	2,35	2,07	1,27	2,21	1,79	2,52	0,74	1,95	2,24
FACE MASKS & SCRUBS	10-22-45-001	1,09	0,95	0,92	0,91	1,03	-	-	-	1,19	2,53	0,89	0,81	0,86	0,82	1,03	0,95
	10-22-45-002	0,89	0,79	0,74	0,73	0,78	-	-	-	0,96	2,16	0,74	0,74	0,73	1,01	0,8	0,76
	10-22-45-003	1,08	0,95	0,93	0,92	1,01	-	-	-	1,18	2,67	0,89	0,82	0,86	0,82	1,02	0,94
	10-22-45-004	0,88	1,64	1,91	2,02	1,88	-	-	-	1,19	2	5,6	6,03	6,03	4,26	3,36	3,47
	10-22-45-005	0,94	1,3	1,63	1,75	1,55	-	-	-	0,77	3,18	2,65	3,46	3,07	1,24	1,18	2,12
	10-22-45-006	0,85	0,52	0,77	0,75	1,02	-	-	-	0,78	2,81	1,36	0,78	0,66	0,725	0,85	0,75
	10-22-45-007	0,77	0,72	0,67	0,8	0,94	-	-	-	0,8	2,31	0,91	0,94	0,76	1,26	0,82	0,79
	10-22-45-008	1,04	0,82	0,73	0,66	0,76	-	-	-	0,91	2,14	0,72	0,72	0,8	1,17	0,77	0,78
FACE WATER	10-22-00-033	10,9	10,09	9,34	8,91	7,4	7,3	7,44	7,77	8,83	1,47	7,26	6,88	1,99	15,69	8,47	7,32
	10-22-00-053	0,57	0,5	0,51	0,52	0,48	0,46	0,5	0,52	0,56	1,55	0,49	0,73	0,92	0,48	0,55	0,52
	10-10-10-037	0,9	0,87	0,89	0,85	0,83	0,83	0,81	0,82	0,83	1,29	0,85	1,15	0,97	0,98	0,85	0,85
	10-10-10-038	0,71	0,7	0,73	0,69	0,67	0,66	0,65	0,66	0,67	1,01	0,68	0,71	0,69	0,71	0,65	0,67
	10-10-10-039	1,32	1,31	1,14	0,96	0,68	0,63	0,64	0,75	0,79	1,86	0,98	0,67	1,22	0,8	0,8	0,65
10-10-10-040	3,33	2,3	1,96	1,7	0,86	0,79	0,68	0,79	0,95	0,9	1,57	2,24	1,61	0,85	0,71	1,14	

Χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης		MASE Μεθόδου															
		KMO(3)	KMO(5)	KMO(6)	KMO(7)	KMO(12)	KMO(13)	KMO(15)	KMO(18)	Croston	SBA	Damped	Holt	Lrl	Naïve	Ses	Theta
HERBS	10-10-10-041	0,64	0,64	0,65	0,64	0,6	0,59	0,58	0,67	0,6	0,65	0,65	1,33	0,61	0,64	0,63	0,62
	10-75-02-001	0,68	0,62	0,56	0,55	0,69	0,68	0,66	0,65	0,59	1,19	0,66	0,66	0,61	0,66	0,7	0,65
	10-75-02-002	1,14	1,03	0,95	0,87	0,65	0,65	0,74	0,76	0,76	2,47	1,05	1,05	0,76	0,99	1,06	1,1
	10-75-02-003	0,72	0,68	0,56	0,59	0,63	0,65	0,66	0,66	0,61	1,86	0,67	0,66	0,62	0,71	0,85	0,66
	10-75-03-005	0,66	0,77	0,68	0,72	0,76	0,77	0,82	0,84	0,78	0,94	0,81	0,73	0,74	1,04	0,86	0,79
	10-75-03-006	0,49	0,55	0,62	0,64	0,71	0,7	0,71	0,71	0,67	0,59	0,66	0,61	0,6	0,47	0,76	0,68
	10-75-03-007	0,81	0,66	0,61	0,63	1,09	1,19	1,3	1,29	1,06	1,07	1,05	0,95	0,83	1,62	1,45	1,11
	10-75-03-008	0,51	0,52	0,54	0,54	0,51	0,5	0,53	0,55	0,53	0,68	0,72	0,55	0,53	0,6	0,64	0,53
10-75-03-009	0,63	0,61	0,58	0,59	0,57	0,53	0,57	0,63	0,6	0,95	0,8	0,94	1,03	0,63	0,55	0,59	
HOTEL	10-60-00-030	0,94	2,04	2,58	2,97	3,08	2,91	2,52	2,28	2,21	1,11	0,73	1,34	3,22	0,73	0,73	0,84
	10-60-00-031	0,97	2,06	2,61	3,03	3,11	2,92	2,5	2,22	2,17	1,11	0,75	1,65	3,25	0,75	0,75	0,87
	10-60-00-032	0,76	1,84	2,34	2,7	2,73	2,57	2,21	2,05	1,99	1,12	0,63	1,11	2,72	0,63	0,63	0,66
	10-60-00-033	0,61	1,62	2,19	2,69	3,01	2,87	2,49	2,26	2,11	1,2	0,6	1,39	3,21	0,6	0,6	0,62
	10-60-00-009	0,79	1,29	1,72	2,09	2,21	2,1	1,78	1,75	1,81	1,15	0,76	1,33	2,64	0,76	0,76	0,78
	10-60-00-008	0,66	0,97	1,22	1,4	1,24	1,17	1,03	0,98	1,08	0,88	0,69	0,82	1,37	0,68	0,69	0,73
10-60-10-013	1,59	1,56	1,51	1,55	2,92	3,18	3,48	3,56	5,94	1,24	5,23	33,06	13,46	1,9	13,4	0,97	
NAT.SERUM	10-22-01-116	0,76	0,7	0,72	0,81	0,68	0,71	0,84	0,89	1,05	3,79	1,03	1,25	1,06	0,87	0,87	0,79
	10-22-01-117	0,63	0,69	0,61	0,68	0,65	0,66	0,66	0,73	0,88	2,16	0,58	0,89	0,62	0,71	0,72	0,66
	10-22-01-118	1,2	0,82	0,85	0,88	0,95	0,92	1,02	1,1	1,53	2,53	0,85	1,19	0,93	1,73	1,05	0,96
	10-22-01-119	1,49	1,37	1,22	1,18	1,05	1,08	1,08	1,02	1,09	1,78	1,44	1,65	1,58	1,72	1,52	1,47
	10-22-01-128	1,99	1,07	1,01	1,02	1,03	1,02	0,94	0,79	1,62	2,28	2,28	4,22	4,72	2,19	2,19	2,93
	10-22-01-129	1,16	1,14	0,94	0,84	0,69	0,67	0,69	0,73	1,26	1,34	1,39	2,89	1,46	1,87	1,82	1,5
	10-22-01-130	1,75	1,35	1,1	0,96	0,71	0,69	0,7	0,73	1,21	1,18	2,42	5,03	1	3,75	3,75	3,55
	10-22-01-136	1,31	1,28	1,1	1	0,8	0,75	0,72	0,76	1,35	1,15	1,83	2,75	1,15	1,39	1,44	1,28
SUN CARE	10-30-01-147	2,46	2,4	2,35	2,29	2,9	4,7	13,18	25,7	24,7	2,6	12,5	43,9	41,6	2,3	2,75	15,6
	10-30-01-153	2,67	2,33	2,31	2,37	2,35	2,49	2,68	3,95	5,29	1,52	2,82	8,06	8	1,36	2,04	1,26
	10-30-01-158	14	11,4	10	9,2	6	5	7	11,9	9,6	1,6	12,2	17	12,7	2,3	2,2	3,2
	10-30-01-163	20,87	22	20,1	18	13	14	23	41	45	2	6	38	37	26	21	30
	10-30-01-164	25,43	18,55	18,1	17,1	12,8	12,9	15,9	20,9	23	1	2	6	15	21	20,3	9
	10-30-01-165	12,3	9,1	8,2	7,4	6	6,8	10,1	14,9	19,7	1,3	4,4	13,4	26,5	23,4	12,6	3,6
	10-30-01-167	12,9	13	12,5	11,4	7,2	6	7,1	7,9	9	1	9,3	7,5	2,9	5,5	11,12	6
	10-30-01-170	6,3	6,3	5,7	5,3	3,4	3,2	3,3	4,4	5,3	1,4	1,1	1,2	3,8	3,1	5,2	2,3
	10-30-01-213	12,8	12,1	11	9,9	5,9	5,5	5,8	6,7	7,4	2	3	8,1	3,6	7,7	7,5	5,5
	10-30-01-243	49	55	51	47	30	28	30	35,8	35,6	2	29	38	34	16	27	33

Πίνακας 6. Σφάλματα MAPE Top down Ανάλυσης - Συνεχής Ζήτηση

	Χρονοσειρές συνεχούς ζήτησης	MAPE % Βέλτιστης Μεθόδου	MAPE % Πρόβλεψης Top down Ανάλυσης
AROMATHERAPYZ	10-22-15-016	432	286
	10-22-15-017	60	56
	10-22-24-010	80	446
	10-22-24-011	241	351
	10-22-24-012	256	236
	10-22-24-013	72	115
	10-22-24-014	74	206
	10-22-24-015	806	1054
BABY CARE	10-10-75-014	82	74
	10-10-75-015	25	38
	10-10-75-022	52	33
	10-10-75-023	35	34
	10-10-75-024	37	35
BODY MOISTURISING	10-22-12-031	61	57
	10-22-12-037	52	52
	10-22-12-040	46	45
	10-22-12-043	36	37
	10-22-12-047	25	37
	10-22-12-168	45	59
	10-22-12-180	38	42
FOOT CARE	10-10-27-006	50	89
	10-10-27-007	8200	1770
HAIR COLORING1	10-10-15-114	89	398
	10-10-15-115	49	458
	10-10-15-117	81	136
	10-10-15-118	58	176
	10-10-15-119	64	320
	10-10-15-120	59	417
	10-10-15-121	49	49,6
	10-10-15-122	55	65
	10-10-15-123	60	428
	10-10-15-125	55	202
	10-10-15-129	64	73
	10-10-15-130	79	492
	10-10-15-135	58	386
	10-10-15-138	59	477
	10-10-15-139	71	836
	10-10-15-219	79	192
	10-10-15-220	68	195
	10-10-15-221	70	130
	10-10-15-222	54	60
	10-10-15-224	55	57
10-10-15-225	67	114	
10-10-15-226	65	229	
HAIR COLORING2	10-10-15-127	72	73
	10-10-15-131	59	63
	10-10-15-134	76	79
	10-10-15-128	57	63
	10-10-15-140	63	69
	10-10-15-137	78	80
HAIR TREATMENT	10-10-07-011	43	48
	10-10-07-012	37	63
	10-10-09-024	59	55
	10-10-09-025	44	56
HAIRSHAMPOO	10-10-08-041	54	50
	10-10-08-041	64	46
	10-10-08-043	60	120
	10-10-08-046	56	115
	10-10-08-047	31	3105
	10-10-08-048	51	36
	10-10-08-049	67	90
	10-10-08-051	34	32
10-10-08-088	35	170	
HAND CARE	10-10-12-031	65	51
	10-10-20-023	71	87

	Χρονοσειρές συνεχούς ζήτησης	MAPE % Βέλτιστης Μεθόδου	MAPE % Πρόβλεψης Top down Ανάλυσης
	10-22-01-096	415	656
HYDRATING FACE CREAMS	10-22-01-114	6859	31660
	10-22-01-207	73	69
	10-22-01-294	83	51
	10-22-01-295	84	53
	10-22-01-296	64	146
	10-22-01-115	7400	12600
INTIMATE CARE	10-10-72-017	33	83
	10-10-72-018	42	58
	10-10-72-019	44	45
KID	10-10-75-018	28	66
	10-10-75-020	480	8840
	10-10-75-033	28	53
	10-10-75-034	33	39
	10-10-75-035	116	77
	10-10-75-036	45	49
LIP CARE	10-10-40-041	70	54
	10-10-40-042	72	54
	10-10-40-043	70	51
	10-10-40-044	83	55
	10-10-40-045	70	52
MENCARE	10-22-01-097	50	46
	10-22-01-098	57	62
	10-22-01-099	25	29
	10-22-01-100	33	46
	10-22-01-102	32	61
	10-22-01-103	43	46
miniatures1	10-10-07-009	12	79
	10-10-08-018	138	65
	10-10-08-019	10100	2133
	10-10-09-021	24	73
	10-10-09-023	289	2147
miniatures2	10-22-00-036	85	94
	10-22-00-037	39	44
	10-22-00-038	75	94
	10-22-00-039	149	220
	10-22-00-040	49	67
	10-22-12-060	93	74
	10-22-12-062	108	494
	10-22-12-173	67	66
	10-22-12-181	58,4	58
	10-22-12-192	61,5	61
10-10-08-061	69	73	
miniatures3	10-22-12-149	152	482
	10-10-09-029	91	389
	10-10-72-024	80	337
	10-10-75-028	98	493
	10-22-00-035	60	86
	10-22-12-211	91	355
	10-10-07-013	120	383
10-10-08-062	131	349	
ORAL CARE	10-10-30-009	5670	3368
	10-10-30-011	104	72
	10-10-30-012	45	56
REMEDIES	10-10-60-242	83	60
	10-10-60-244	64	56
	10-10-60-245	73	53
	10-10-60-252	76	50
	10-10-60-255	51	87
	10-10-60-216	77	60
SPECIAL CARE	10-10-50-107	91	2260
	10-10-59-001	31	70
	10-10-59-005	66	66
	10-10-59-009	65	67

Πίνακας 7. Σφάλματα MASE Top down Ανάλυσης - Διακοπτόμενη Ζήτηση

Χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης		MASE Βέλτιστης Μεθόδου	MASE Πρόβλεψης Top down Ανάλυσης
ANTI LICE	10-10-28-005	0,7	1,28
ANTIAGING FACE CREAMS	10-22-01-105	0,6	1,87
	10-22-01-213	0,7	0,81
	10-22-01-215	0,6	0,88
	10-22-01-216	0,6	9,31
	10-22-01-219	0,5	5,29
	10-22-01-223	1,27	1,23
	10-22-01-224	1	1,08
	10-22-01-246	0,5	1,87
	10-22-01-254	0,6	0,59
	10-22-01-236	0,5	1,54
	10-22-01-255	0,6	0,62
	10-22-01-106	0,5	1,68
	10-22-01-221	0,7	0,98
	10-22-01-217	0,6	1,95
10-22-03-035	1077	145	
API THERAPY	10-70-01-009	0,9	0,9
	10-70-01-010	0,6	1,03
	10-70-01-012	0,6	2,24
	10-70-01-015	0,5	0,65
	10-70-02-002	0,7	0,94
	10-70-02-003	0,6	0,65
	10-70-03-002	0,6	1,16
AROMATHERAPY1	10-22-13-009	1,08	10,8
	10-22-13-010	1,55	137
	10-22-13-011	0,6	2,9
	10-22-13-012	1,1	41,5
	10-22-13-013	0,66	1,81
	10-22-13-014	0,57	0,59
	10-22-14-026	0,53	16,4
	10-22-14-027	0,53	7,6
	10-22-14-028	0,52	10,2
	10-22-14-029	0,77	11,2
	10-22-14-031	0,59	12,4
	10-22-14-032	1,02	1,25
	10-22-14-033	0,55	12,2
	10-22-14-034	0,54	8,5
	10-22-14-035	0,61	10,7
	10-22-14-036	1,14	207
	10-22-14-037	0,58	5,6
	10-22-14-038	0,56	9,3
	10-22-14-039	0,72	5,8
	10-22-14-040	0,59	12,3
	10-22-14-041	0,55	7,67
	10-22-14-042	0,62	8,5
	10-22-14-043	0,78	0,64
	10-22-14-044	0,9	22,96
	10-22-14-045	0,59	14,28
	10-22-14-054	0,7	0,95
	10-22-14-055	0,54	9,1
	10-22-14-056	0,67	7,8
10-22-14-057	0,7	5,66	
10-22-14-058	0,5	8,21	
10-22-15-008	0,7	12,8	
BODY CLEANSING	10-22-12-032	0,7	1,4
	10-22-12-036	0,78	2,2
	10-22-12-038	0,6	10,4
	10-22-12-042	0,56	2,2
	10-22-12-098	0,56	1,19
	10-22-12-119	0,6	0,8
	10-22-12-120	0,66	2
	10-22-12-167	0,64	0,88
10-22-12-169	0,7	4	

Χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης		MASE Βέλτιστης Μεθόδου	MASE Πρόβλεψης Top down Ανάλυσης
	10-22-12-170	0,5	16,3
	10-22-12-174	0,6	0,8
	10-22-12-185	0,76	0,7
	10-22-12-186	0,6	0,8
	10-22-12-187	0,57	0,5
	10-22-12-188	0,604	0,6
BODY SLIMMING	10-22-11-025	0,9	6,8
	10-22-11-028	1,8	77
	10-22-11-027	1,1	1,19
	10-22-11-046	0,9	0,92
EXPRESS TREATMENT	10-22-44-045	0,67	1
	10-22-44-046	0,7	1
	10-22-44-047	0,4	2,2
	10-22-44-048	0,6	2,7
	10-22-44-049	0,5	8
	10-22-44-050	0,7	2,1
	10-22-44-051	0,5	3,4
	10-22-44-052	0,5	0,7
	10-22-44-053	0,7	1,3
	10-22-44-054	0,5	0,6
	10-22-44-055	0,5	2,2
	10-22-44-056	0,6	9,5
	10-22-44-057	0,6	6
	10-22-44-058	0,63	0,8
	10-22-44-059	0,5	2,2
	10-22-44-060	0,5	1,2
	10-22-44-062	0,56	1,4
	10-22-44-063	2,1	39
	10-22-44-065	0,6	1,3
	10-22-44-067	2,8	178
10-22-44-074	0,6	1,25	
10-22-44-075	0,5	2,19	
FACE CLEANSERS	10-22-00-027	0,6	1,4
	10-22-00-028	0,7	0,8
	10-22-00-030	0,6	0,7
	10-22-00-032	0,5	1,3
	10-22-02-005	0,6	1,9
	10-22-02-006	0,7	1,9
	10-22-02-007	0,7	1,9
FACE MASKS & SCRUBS	10-22-45-001	0,81	1,8
	10-22-45-002	0,7	3,3
	10-22-45-003	0,6	2,3
	10-22-45-004	0,8	9
	10-22-45-005	0,7	10
	10-22-45-006	0,5	7,2
	10-22-45-007	0,6	6,2
	10-22-45-008	0,66	2,9
FACE WATERS	10-22-00-033	1,4	1,1
	10-22-00-053	0,4	1,45
HAIRLOSS	10-10-10-037	0,8	0,9
	10-10-10-038	0,65	0,7
	10-10-10-039	0,63	0,9
	10-10-10-040	0,68	0,7
	10-10-10-041	0,58	0,62
	10-75-02-001	0,55	0,5
HERBS	10-75-02-002	0,65	0,8
	10-75-02-003	0,5	0,6
	10-75-03-005	0,66	3,2
	10-75-03-006	0,4	1,9
	10-75-03-007	0,6	4,3
	10-75-03-008	0,5	1,1
	10-75-03-009	0,53	1,8
	10-60-00-030	0,73	0,6
HOTEL	10-60-00-031	0,75	0,6
	10-60-00-032	0,63	0,7
	10-60-00-033	0,6	0,62
	10-60-00-009	0,76	1,1
	10-60-00-008	0,66	0,9

Χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης		MASE Βέλτιστης Μεθόδου	MASE Πρόβλεψης Top down Ανάλυσης
	10-60-10-013	0,97	349
NAT.SERUM	10-22-01-116	0,68	1,3
	10-22-01-117	0,58	0,5
	10-22-01-118	0,82	0,7
	10-22-01-119	1,02	1,06
	10-22-01-128	0,79	16,1
	10-22-01-129	0,6	10,5
	10-22-01-130	0,69	8,6
	10-22-01-136	0,7	10,2
	10-30-01-147	2,3	4,9
SUN CARE	10-30-01-153	1,26	2,6
	10-30-01-158	1,6	3,7
	10-30-01-163	2,3	4
	10-30-01-164	1,3	3,9
	10-30-01-165	1,3	2,5
	10-30-01-167	1,3	1,4
	10-30-01-170	1,1	1,4
	10-30-01-213	2,07	2,13
	10-30-01-243	2,15	1,55

Πίνακας 8. Αποτελέσματα και σφάλματα Bottom up Ανάλυσης – Συνεχής Ζήτηση

Σφάλματα Προβλέψεων Μεθόδων για Bottom up & Συναθροισμένες χρονοσειρές-Συνεχής Ζήτηση																		
	DAMPED	MASE	MAPE	HOLT	MASE	MAPE	LRL	MASE	MAPE	NAÏVE	MASE	MAPE	SES	MASE	MAPE	THETA	MASE	MAPE
totalaromatherapy2	584,24	0,83	113,43	662,99	0,82	97,36	600,65	0,80	104,35	735,00	1,27	160,88	839,77	1,75	198,07	720,15	1,13	146,67
BOTTOM UP	699,29	1,13	148,38	750,19	1,19	151,34	604,36	0,80	105,44	717,00	1,19	154,49	873,57	1,90	210,07	818,28	1,53	180,31
totalbaby	2.608,18	0,62	39,65	2.155,82	1,09	69,41	783,52	1,51	102,06	2.810,00	0,63	47,54	2.796,43	0,63	47,31	2.618,98	0,62	35,07
BOTTOM UP	2.680,55	0,62	40,50	2.260,72	0,88	51,25	783,52	1,51	102,06	2.810,00	0,63	47,54	2.773,99	0,63	46,93	2.588,09	0,62	34,55
totalbodymoisturising	9.500,67	0,61	39,60	8.644,06	0,60	32,18	9.906,93	0,64	44,19	4.621,00	1,22	52,69	9.400,15	0,61	38,92	9.486,42	0,61	40,38
BOTTOM UP	10.069,93	0,64	42,26	9.289,69	0,59	33,55	9.906,93	0,64	44,19	4.621,00	1,22	52,69	9.507,44	0,61	39,68	9.438,67	0,61	40,04
totalfootcare	789,72	0,72	43,19	1.118,63	0,65	47,80	1.015,36	0,67	43,84	381,00	1,01	59,54	934,91	0,69	46,45	1.360,84	0,70	64,96
BOTTOM UP	761,98	0,73	43,27	774,32	0,85	53,03	1.015,36	0,67	43,84	381,00	1,01	59,54	996,55	0,68	48,91	1.062,75	0,66	47,77
totalhaircoloring1	27.500,30	0,75	65,20	27.011,24	0,80	63,47	28.636,31	0,70	65,40	27.077,00	0,77	65,18	28.910,79	0,69	65,53	28.772,48	0,69	65,46
BOTTOM UP	27.956,40	0,73	65,27	26.927,93	0,81	63,38	28.636,31	0,70	65,40	27.077,00	0,77	65,18	28.991,56	0,68	65,55	28.778,98	0,69	65,47
totalhaircoloring2	3.381,17	0,87	72,68	2.934,96	1,12	67,03	2.598,70	1,13	64,50	4.362,00	0,80	93,24	4.009,59	0,77	84,53	3.683,54	0,80	74,57
BOTTOM UP	3.492,28	0,82	75,30	2.931,49	1,09	65,71	2.598,70	1,13	64,50	4.362,00	0,80	93,24	3.998,48	0,77	84,30	3.682,88	0,80	74,56
totalhairtreatment	7.373,68	0,66	45,32	7.072,42	0,65	45,39	8.117,92	0,75	55,70	10.261,00	1,11	82,63	7.281,29	0,66	44,26	7.457,75	0,68	47,40
BOTTOM UP	7.558,15	0,69	48,31	7.793,36	0,71	51,49	8.117,92	0,75	55,70	10.261,00	1,11	82,63	7.228,48	0,65	43,70	7.457,93	0,68	47,41
totalhairshampoo	38,13	2,02	99,86	41,58	2,02	99,84	40,24	2,02	99,85	34,31	2,02	99,87	36,89	2,02	99,86	37,74	2,02	99,86
BOTTOM UP	311,72	2,01	98,84	249,50	2,01	99,10	219,85	2,01	99,24	34,31	2,02	99,87	283,89	2,01	98,94	257,77	2,01	99,07
totalhandcare	7.504,31	1,25	141,21	8.239,55	1,64	183,73	6.778,62	1,19	136,74	3.918,00	0,99	69,00	7.501,58	1,25	141,14	7.758,37	1,38	155,73
BOTTOM UP	4.873,82	0,94	82,22	4.443,89	0,95	75,85	6.778,62	1,19	136,74	3.918,00	0,99	69,00	5.154,56	0,94	87,43	5.185,62	0,94	93,13
totalhydratingfacecreams	6.545,03	0,66	72,10	7.068,49	0,64	78,73	7.435,63	0,71	86,94	9.130,00	0,94	111,86	6.517,82	0,66	71,79	6.730,31	0,64	74,77
BOTTOM UP	6.406,54	0,66	70,90	7.124,87	0,64	78,95	7.435,63	0,71	86,94	9.130,00	0,94	111,86	6.454,37	0,66	71,23	6.601,89	0,65	73,64
totalintimatecare	10.608,25	0,69	39,47	9.720,62	0,76	40,54	10.419,75	0,70	39,74	8.448,00	0,85	42,74	10.473,59	0,70	39,67	10.446,49	0,70	39,71
BOTTOM UP	10.412,96	0,70	39,74	10.795,19	0,69	38,67	10.419,75	0,70	39,74	8.448,00	0,85	42,74	10.526,20	0,69	39,59	10.516,97	0,69	39,60
totalkid	5.961,09	0,70	44,49	5.975,04	0,70	45,14	4.637,28	0,75	32,49	5.961,00	0,70	44,48	5.960,85	0,70	44,48	5.875,33	0,69	40,55
BOTTOM UP	6.268,69	0,72	55,37	5.328,29	0,69	41,69	4.777,65	0,68	31,77	6.397,00	0,73	57,07	6.542,05	0,76	59,50	6.270,72	0,69	49,61
totallipcare	46.647,81	0,91	104,41	42.434,76	0,91	107,06	35.688,37	0,80	70,22	36.762,00	0,82	78,61	45.243,91	0,90	100,60	43.410,87	0,87	92,88
BOTTOM UP	46.650,61	0,91	104,42	42.196,18	0,90	102,92	35.688,37	0,80	70,22	36.762,00	0,82	78,61	45.242,51	0,90	100,59	40.454,63	0,85	85,22
totalmen	4.325,70	0,64	34,37	3.521,91	0,72	39,29	3.460,81	0,88	37,77	6.522,00	0,93	63,78	5.021,82	0,60	39,03	4.249,38	0,66	34,30
BOTTOM UP	4.291,59	0,64	34,93	4.828,60	0,60	37,74	3.460,81	0,88	37,77	6.522,00	0,93	63,78	4.622,45	0,61	36,19	4.226,94	0,67	34,33
totalminiatures1	965,70	1,59	62,57	282,29	4,85	229,93	-811,37	6,82	313,72	3.430,00	5,21	260,07	2.677,39	3,48	181,06	2.279,55	1,43	75,03
BOTTOM UP	982,69	1,18	39,61	42,56	5,66	269,87	-811,37	6,82	313,72	3.430,00	5,21	260,07	2.676,80	3,48	181,00	2.282,33	1,43	75,32
totalminiatures2	6.364,73	0,66	71,38	2.353,48	2,77	235,68	1.568,61	1,64	115,56	2.972,00	0,97	57,48	6.039,89	0,67	69,41	5.361,57	0,82	59,09

Σφάλματα Προβλέψεων Μεθόδων για Bottom up & Συναθροισμένες χρονοσειρές-Συνεχής Ζήτηση																		
	DAMPED	MASE	MAPE	HOLT	MASE	MAPE	LRL	MASE	MAPE	NAÏVE	MASE	MAPE	SES	MASE	MAPE	THETA	MASE	MAPE
BOTTOM UP	6.789,58	0,65	75,13	2.119,40	2,12	167,08	1.568,61	1,64	115,56	2.972,00	0,97	57,48	7.862,03	0,65	88,15	5.428,17	0,82	59,35
totalminiatures3	67,45	1,50	98,35	30,06	1,51	99,22	-6,35	1,52	100,43	5,14	1,52	99,87	41,84	1,51	98,97	17,78	1,52	99,70
BOTTOM UP	2.729,16	0,85	50,44	2.681,64	0,87	49,98	2.900,29	0,82	49,78	3.018,12	0,81	48,39	2.524,10	0,90	51,38	2.697,54	0,86	50,67
totaloralcare	8.042,98	1,38	126,87	6.840,11	1,36	87,34	8.026,96	1,39	128,06	9.876,00	1,56	159,93	7.614,51	1,42	121,02	7.893,42	1,40	125,51
BOTTOM UP	8.067,57	1,38	127,21	6.876,32	1,38	91,79	8.026,96	1,39	128,06	9.876,00	1,56	159,93	7.758,74	1,41	122,94	7.892,37	1,40	125,49
totalremedies	38.962,56	0,62	78,80	39.493,72	0,61	82,96	41.485,15	0,62	85,47	30.356,00	36.313,49	105,59	36.055,64	0,62	73,00	41.352,57	0,62	84,41
BOTTOM UP	39.375,57	0,62	79,66	44.436,09	0,61	93,96	41.485,15	0,62	85,47	30.356,00	0,64	64,10	37.027,23	0,62	74,88	38.622,07	0,62	78,89
totalspecialcare	6,66	1,42	99,87	8,27	1,42	99,85	3,87	1,42	99,95	6,19	1,42	99,90	6,39	1,42	99,89	5,84	1,42	99,91
BOTTOM UP	507,38	1,32	90,64	898,24	1,21	79,90	646,55	1,31	89,12	933,26	1,26	84,61	532,76	1,33	91,21	620,59	1,31	89,66

Πίνακας 9. Αποτελέσματα και σφάλματα Bottom up Ανάλυσης – Διακοπτόμενη Ζήτηση

Σφάλματα Προβλέψεων Μεθόδων για Bottom up & Συναθροισμένες χρονοσειρές-Διακοπτόμενη Ζήτηση																
	CROSTON	MASE	SBA	MASE	DAMPED	MASE	HOLT	MASE	LRL	MASE	NAÏVE	MASE	SES	MASE	THETA	MASE
totalantilice	2.397,82	0,83	-53,87	1,42	2.682,04	0,87	2.737,15	0,87	2.382,00	0,83	2.109,00	0,81	2.678,54	0,87	2.680,32	0,87
BOTTOM UP	2.397,82	0,83	-47,18	1,42	2.682,04	0,87	2.737,15	0,87	2.382,00	0,83	2.109,00	0,81	2.678,54	0,87	2.680,32	0,87
totalantiageingfacecream	17.880,66	0,73	-446,02	2,17	17.460,14	0,75	19.572,35	0,70	19.038,45	0,71	22.222,00	0,70	16.242,59	0,83	17.645,40	0,73
BOTTOM UP	17.921,01	0,73	-433,03	2,17	21.058,65	0,77	22.500,89	0,95	19.139,27	0,71	22.142,00	0,70	19.464,71	0,70	19.987,02	0,70
totalapitherapy	2.533,64	0,86	-62,34	2,21	2.282,89	0,80	2.084,31	0,80	2.022,80	0,79	2.403,00	0,83	2.282,95	0,80	2.292,34	0,80
BOTTOM UP	2.532,82	0,86	-56,32	2,21	2.253,63	0,79	2.059,27	0,80	2.020,77	0,79	2.400,00	0,83	2.513,46	0,86	2.420,79	0,84
totalaromatherapy1	10.263,48	0,68	-255,59	2,58	10.504,67	0,68	10.086,16	0,66	10.479,67	0,69	13.080,00	1,12	10.524,67	0,70	10.501,99	0,70
BOTTOM UP	10.348,33	0,68	-227,71	2,57	10.954,93	0,74	10.589,91	0,70	10.556,89	0,70	13.037,00	1,11	11.031,55	0,75	10.973,26	0,74
totalbodycleansing	21.894,14	0,63	-546,35	2,10	20.471,65	0,64	20.705,92	0,65	22.164,08	0,63	12.299,00	0,97	20.552,93	0,64	22.427,44	0,63
BOTTOM UP	22.022,48	0,63	-535,56	2,10	22.970,67	0,65	24.771,44	0,80	22.228,27	0,63	16.923,00	0,74	21.593,23	0,63	21.384,83	0,63
totalbodyslimming	4.251,82	1,78	-105,30	1,62	4.564,00	1,83	1.618,09	1,69	5.302,61	1,97	182,00	1,49	5.253,94	1,96	5.696,63	2,04
BOTTOM UP	1.211,33	1,44	-26,28	1,58	954,73	1,46	1.915,53	1,43	-85,51	1,78	493,00	1,44	1.268,60	1,44	911,83	1,49
totalexpresstreatment	167.277,57	0,62	4.180,94	1,67	175.389,23	0,61	156.486,91	0,62	160.801,36	0,62	82.946,00	0,92	177.958,41	0,62	169.375,66	0,61
BOTTOM UP	167.671,33	0,62	4.169,78	1,67	170.938,62	0,61	154.068,16	0,63	161.223,07	0,62	84.373,00	0,91	171.807,88	0,61	168.396,14	0,61
totalfacecleansers	12.956,09	0,61	-322,90	2,68	12.812,48	0,61	12.925,48	0,61	13.840,38	0,68	5.095,00	1,58	12.759,49	0,61	13.175,81	0,62
BOTTOM UP	12.860,68	0,61	-314,52	2,68	13.283,37	0,62	12.758,16	0,66	14.258,72	0,73	5.095,00	1,57	13.112,40	0,61	13.178,37	0,62
totalfacemaskscrubs	11.935,80	0,99	-297,40	1,00	12.542,51	1,02	12.457,67	1,01	11.352,87	0,94	12.293,00	1,47	12.093,79	1,00	11.723,81	0,97
BOTTOM UP	7.869,95	0,78	-188,75	0,99	14.188,11	1,29	14.363,89	1,32	14.053,68	1,30	12.978,00	1,05	12.015,87	0,99	12.606,32	1,06
totalfacewaters	479,90	2,45	-11,00	1,29	387,22	1,35	215,35	0,72	182,16	0,68	434,00	2,10	446,57	2,19	441,75	1,73
BOTTOM UP	473,42	2,40	-9,84	1,28	396,66	1,91	308,94	1,11	231,26	0,50	616,00	3,49	461,34	2,31	461,17	1,93
totalhairloss	5.439,71	0,82	-134,99	1,12	5.869,63	0,82	5.068,12	0,82	4.732,04	0,83	1.482,00	0,95	5.884,82	0,82	5.320,57	0,82
BOTTOM UP	5.142,60	0,83	-123,56	1,12	6.247,21	0,85	4.710,72	0,80	5.157,93	0,82	1.482,00	0,95	5.258,21	0,82	5.513,68	0,81

Σφάλματα Προβλέψεων Μεθόδων για Bottom up & Συναθροισμένες χρονοσειρές-Διακοπόμενη Ζήτηση																
	CROSTON	MASE	SBA	MASE	DAMPED	MASE	HOLT	MASE	LRL	MASE	NAÏVE	MASE	SES	MASE	THETA	MASE
totalherbs	1.281,17	0,59	-31,03	1,37	971,48	0,63	1.286,30	0,58	1.193,15	0,59	925,00	0,64	1.514,88	0,65	1.354,20	0,60
BOTTOM UP	1.287,67	0,59	-24,19	1,37	1.231,32	0,58	1.123,26	0,60	1.197,71	0,59	927,00	0,64	1.348,36	0,61	1.231,91	0,57
totalhotel	100.507,05	2,01	-	1,14	36.537,97	0,65	8.540,48	3,76	122.731,05	2,87	36.514,00	0,65	36.512,83	0,65	37.632,13	0,70
BOTTOM UP	101.309,82	2,03	2.525,75	1,14	37.692,59	0,66	43.847,95	1,23	123.621,13	2,90	37.296,00	0,66	38.026,62	0,66	38.666,11	0,71
totalnaturalserum	9.442,86	1,00	-235,07	2,72	5.355,56	1,05	7.408,31	0,63	4.808,50	1,21	7.097,00	0,69	7.082,36	0,69	6.489,48	0,79
BOTTOM UP	9.519,46	1,02	-229,99	2,48	6.089,73	0,80	6.778,84	0,68	4.831,05	1,10	7.097,00	0,63	7.442,87	0,65	7.276,89	0,56
totalsuncare	14.170,44	13,24	-353,26	1,72	6.943,07	5,27	12.058,91	7,85	5.780,47	2,32	8.061,00	6,95	16.477,18	15,62	12.505,79	10,39
BOTTOM UP	14.261,43	13,34	-346,54	1,72	7.809,45	6,07	11.138,90	6,06	5.731,30	2,19	8.634,00	7,54	11.741,10	10,74	11.610,80	9,43

Βιβλιογραφία

1. Petropoulos, F., Kourentzes, N., 2014. Improving forecasting via multiple temporal aggregation. *The International Journal of Applied Forecasting* In press.
2. Athanasopoulos, G., Ahmed, R. A., Hyndman, R. J., 2009. Hierarchical forecasts for Australian domestic tourism. *International Journal of Forecasting* 25 (1), 146-166
3. Assimakopoulos V. and Nikolopoulos K. (2000). "The Theta Model: A Decomposition Approach to Forecasting", *International Journal of Forecasting* 16 (4): 521-530
4. Dunn, D., Williams, W., DeChaine, T., 1976. Aggregate versus subaggregate models in local area forecasting. *Journal of the American Statistical Association* 71 (353), 68-71
5. D'Attilio, D. F., 1989. Practical applications of trend analysis in business forecasting. *The Journal of Business Forecasting Methods & Systems* 8, 9-11.
6. Schwarzkopf, A. B., Tersine, R. J., Morris, J. S., 1988. Top-down versus bottom-up forecasting strategies. *International Journal of Production Research* 26 (11), 1833-1843
7. Hyndman, R. J., Ahmed, R. A., Athanasopoulos, G., Shang, H. L., 2011. Optimal combination forecasts for hierarchical time series. *Computational Statistics & Data Analysis* 55 (9), 2579-2589
8. Πετρόπουλος Φ., Ασημακόπουλος Β., (2011), *Επιχειρησιακές Προβλέψεις*, Αθήνα
9. Fildes R., Hibon M., Makridakis S., Meade N., (1998), Generalizing about univariate forecasting methods: further empirical evidence, *International journal of Forecasting* 14 339-358)
10. Byron J. Dangerfield, John S. Morris, Top-Down or Bottom-Up: Aggregate Versus Disaggregate Extrapolations Article in *International Journal of Forecasting* 8(2): 233-241 · February 1992
11. Handik Widiarta, S. Viswanathan, Forecasting item-level demands: an analytical evaluation of top-down versus bottom-up forecasting in a production-planning framework, *Oxford Journals, Science & Mathematics & Social Sciences, IMA Journal of Management Mathematics* (2008), Volume 19, Issue 2, Pp. 207-218
12. Syntetos, A and Boylan, JE 2006, On the stock control performance of intermittent demand estimators, *International Journal of Production Economics*, 103 (1) , pp. 36-47
13. Konstantinos Nikolopoulos, *Forecasting with quantitative methods the impact of special events in time series*, Applied Economics, Taylor & Francis (Routledge), 2010, 42 (08), pp.947-955

14. Schmidt, Torsten and Vosen, Simeon, Using Internet Data to Account for Special Events in Economic Forecasting (November 1, 2012). Ruhr Economic Paper No.382
15. Rob J. Hyndman, Roman A. Ahmed, George Athanasopoulos, Han Lin Shang, Optimal combination forecasts for hierarchical time series, Department of Econometrics and Business Statistics, Monash University, VIC 3800, Australia
16. J. D. Croston, Forecasting and Stock Control for Intermittent Demands, Operational Research Quarterly (1970-1977), Vol. 23, No. 3. (Sep., 1972), pp. 289-303
17. Νικόλαος Ι. Μαυροειδής, Πρόβλεψη Ζήτησης Φυσικού Αερίου: Ανάλυση και Μοντελοποίηση, Διπλωματική Εργασία, Αθήνα, Ιούλιος 2012
18. Rob J. Hyndman, Anne B. Koehler, Another look at measures of forecast accuracy, International Journal of Forecasting 22 (2006) 679–688
19. John E. Boylan and Aris A. Syntetos, Demand Forecasting for Inventory Management: Editorial, IMA J Management Math (2008), Volume 19, Issue 2, Pp. 99-100
20. L. W. G. Strijbosch, R. M. J. Heuts, and J. J. A. Moors, Demand Forecasting for Inventory Management: Hierarchical estimation as a basis for hierarchical forecasting, IMA J Management Math (2008), Volume 19, Issue 2, Pp. 193-205
21. Giacomo Sbrana, Andrea Silvestrini, Forecasting aggregate demand: Analytical comparison of top-down and bottom-up approaches in a multivariate exponential smoothing framework, International Journal of Production Economics, Volume 146, Issue 1, November 2013, Pages 185–198
22. Τομάρας Πέτρος, (2000), Εισαγωγή στο μάρκετινγκ και την έρευνα αγοράς, 1997, Αθήνα
23. Tom Peters, (2001), Marketing Aesthetics, The Strategic Management of Brands, Identity and Image, The Free Press
24. Κλαδική Μελέτη ICAP «Καλλυντικά» Αθήνα Αύγουστος 2008
25. John Philip Jones, (1999), How to use advertising to build strong brands, Thousand Oaks, Sage publications, 1999

Ηλεκτρονικές Πηγές

1. <https://www.r-project.org/>
2. <https://www.rstudio.com/>
3. <https://cran.cnr.berkeley.edu/>
4. https://en.wikipedia.org/wiki/Main_Page
26. <http://tryr.codeschool.com/>