



Πανεπιστήμιο Πειραιά
Διατμηματικό Μεταπτυχιακό
Πρόγραμμα Σπουδών στη Βιομηχανική
Διοίκηση & Τεχνολογία

Κατεύθυνση Logistics

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

*«Μέθοδοι πρόβλεψης της ζήτησης –
Εφαρμογή σε δεδομένα ζήτησης καταναλωτικών
προϊόντων»*

ΟΡΦΑΝΟΥ ΦΩΤΕΙΝΗ

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: κ. Χρυσολέων Παπαδόπουλος

Πειραιάς, Δεκέμβριος 2015

Ευχαριστίες

Με την ολοκλήρωση της διπλωματικής εργασίας αυτής, θα ήθελα να εκφράσω τις ευχαριστίες μου σε όλους όσους προσέφεραν την πολύτιμη αρωγή τους στην εκπόνηση της.

Αρχικά θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον κ. Χρυσολέοντα Παπαδόπουλο ως επιβλέποντα καθηγητή αυτής της εργασίας για τις χρήσιμες επισημάνσεις τόσο για τη βελτίωση της εργασίας, όσο και για την ανάθεση και διεξαγωγή της.

Θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω όλους τους αξιόλογους συναδέλφους που εργάστηκα και εργάζομαι μαζί τους στο γεμάτο προκλήσεις τομέα της Εφοδιαστικής Αλυσίδας.

Τέλος, θα ήθελα να εκφράσω τις θερμές ευχαριστίες και την αμέριστη ευγνωμοσύνη μου στα αγαπημένα μου πρόσωπα για την κατανόηση και την υποστήριξη που μου παρείχαν καθ' όλη την διάρκεια της εκπόνησης τόσο της παρούσας εργασίας, όσο και όλων των σπουδών μου.

“Forecasting is the art of saying what will happen, and then explaining why it didn't...”

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Το μέλλον και η πρόβλεψή του αποτελούσε πάντα ένα πεδίο σημαντικού ενδιαφέροντος για το ανθρώπινο είδος. Με τη χρήση ολοένα και περισσότερων καινοτόμων μέσων και πρακτικών οι άνθρωποι προσπαθούν να προβλέψουν τι θα συμβεί στο άγνωστο αύριο, καθιστώντας την πρόβλεψη αναπόσπαστο μέρος όλων των ανθρώπινων δραστηριοτήτων.

Έτσι, και στον επιχειρηματικό κλάδο, έναν τομέα που συνεχώς αναπτύσσεται και επεκτείνεται σε ένα περιβάλλον ιδιαίτερα σκληρού παγκόσμιου ανταγωνισμού, η ανάγκη των εταιρειών για το χτίσιμο μιας αποτελεσματικής στρατηγικής για τα μεσοπρόθεσμα και μακροπρόθεσμα πλάνα τους γίνεται ολοένα και μεγαλύτερη. Οι επιχειρήσεις έχουν ανάγκη να προγραμματίσουν τις ενέργειες τους αρκετό καιρό πριν την εκδήλωση της ζήτησης. Ο χρόνος για τον οποίο δεσμεύεται μια επιχείρηση από μια διοικητική απόφαση μπορεί να κυμαίνεται από αρκετά χρόνια, όπως συμβαίνει στην περίπτωση της κατασκευής ενός εργοστασίου παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, έως λίγες μόνο ημέρες ή ώρες όπως συμβαίνει στην περίπτωση του προσδιορισμού των επιπέδων παραγωγής και αποθεμάτων των διαφόρων καταναλωτικών αγαθών.

Στο χτίσιμο αυτής της στρατηγικής, η πολύπλοκη λειτουργία της πρόβλεψης της ζήτησης και διαμόρφωσης του πλάνου πωλήσεων διαδραματίζει πρωτεύοντα ρόλο, καθώς αποτελεί εφελκυστήρα για σημαντικές αποφάσεις για τον προγραμματισμό ολόκληρης της επιχείρησης που διαμορφώνουν την ανάπτυξή της και τη κερδοφορία της.

Σε αντίθεση με το παρελθόν που η πρόβλεψη της ζήτησης αποτελούσε ένα λιγότερο σημαντικό τομέα για μια επιχείρηση και γινόταν κυρίως με τη χρήση εμπειρικών μέσων, πλέον η πλειοψηφία των επιχειρήσεων επιλέγει τη χρήση επιστημονικών μεθόδων για αυτή τη δραστηριότητα.

Για την κάθε επιχείρηση αποτελεί πρόκληση το να γνωρίζει κατά πόσο το προϊόντα της είναι αρεστά στο καταναλωτικό κοινό. Μια ακόμα μεγαλύτερη πρόκληση είναι να γνωρίζει τι σκέφτονται οι καταναλωτές της, έτσι ώστε η τάση της αγοράς να μπορεί να προβλεφθεί και η επιχείρηση να παραμείνει ανταγωνιστική. Μέσω της διαδικασίας της

πρόβλεψης της ζήτησης οι εταιρείες μπορούν να ελέγχουν καλύτερα το ύψος των αποθεμάτων τους και το κόστος παραγωγής. Γνωρίζοντας πότε και πόσο ένας πελάτης πρόκειται να αγοράσει τα προϊόντα τους είναι το κλειδί για την επιτυχία της επιχείρησης.

Σε αυτά τα πλαίσια, στην παρούσα εργασία εξετάζεται η έννοια της πρόβλεψης της ζήτησης, η χρησιμότητά της στο επιχειρηματικό περιβάλλον, οι διάφορες τεχνικές και μέθοδοι πρόβλεψης και τα σχετικά κριτήρια αξιολόγησής τους. Τέλος, επιλεγμένες μέθοδοι πρόβλεψης εφαρμόζονται σε τρία διαφορετικά καταναλωτικά προϊόντα και αξιολογούνται ως προς την επίδοση της ακρίβειας τους με βάση τα σφάλματα πρόβλεψης. Σε ένα δεύτερο στάδιο, τα βέλτιστα μοντέλα ανά προϊόν όπως προσδιορίζονται από τη διαδικασία αξιολόγησης θα προταθούν στην εταιρεία ώστε να εφαρμοστούν και να αξιολογηθεί η ακρίβεια τους σε βραχυπρόθεσμο και μακροπρόθεσμο ορίζοντα.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΚΕΦ. 1 – ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ - ΒΑΣΙΚΕΣ ΕΝΝΟΙΕΣ.....	11
1.1 Εισαγωγή στην πρόβλεψη.....	11
1.2 Χρησιμότητα της πρόβλεψης της ζήτησης.....	12
1.3 Δυσκολίες στην πρόβλεψη της ζήτησης.....	15
1.4 Δομικά Στοιχεία της ζήτησης.....	16
1.5 Πηγές της ζήτησης.....	18
1.6 Ποιοτικά χαρακτηριστικά της ζήτησης.....	19
1.7 Γενικά βήματα στη διαδικασία της πρόβλεψης.....	21
ΚΕΦ. 2 – ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ	23
2.1 Μέθοδοι Πρόβλεψης.....	23
2.2 Ποιοτικές μέθοδοι πρόβλεψης.....	23
2.2.1 Grass roots.....	23
2.2.2 Έρευνα Αγοράς.....	24
2.2.3 Συμβούλιο Στελεχών.....	25
2.2.4 Μέθοδος Delphi.....	25
2.2.5 Ιστορική αναλογία.....	26
2.3 Ποσοτικές μέθοδοι πρόβλεψης.....	27
2.3.1 Απλοϊκή Μέθοδος (Naive).....	28
2.3.2 Απλός κινητός μέσος (moving average).....	28
2.3.3 Σταθμισμένος κινητός μέσος (weighted moving average).....	29
2.3.4 Απλή εκθετική εξομάλυνση (simple Exponential smoothing).....	30
2.3.5 Εκθετική εξομάλυνση με προσαρμογή στην τάση (Holt's Method).....	31
2.3.6 Εκθετική εξομάλυνση με προσαρμογή στην τάση και την Εποχικότητα (Holt Winters Method).....	31
2.3.7 Διάσπαση Χρονοσειρών.....	31
2.4 Αιτιακές μέθοδοι πρόβλεψης.....	34
2.4.1 Απλή γραμμική παλινδρόμηση (linear regression).....	35
2.5 Προηγμένες μέθοδοι πρόβλεψης.....	36
2.5.1 Αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινητών μέσων όρων (ARIMA).....	36
2.5.2 Νευρωνικά δίκτυα (Neural Networks).....	36
ΚΕΦ. 3 – ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ.....	38
3.1 Σφάλματα πρόβλεψης.....	38
3.2 Διαγωνισμοί πρόβλεψης.....	43

ΚΕΦ. 4 – ΛΟΓΙΣΜΙΚΟ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ.....46

4.1 Εισαγωγή στο λογισμικό προβλέψεων.....46

4.2 Κατηγορίες λογισμικών προβλέψεων.....47

ΚΕΦ. 5 – ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ.....50

5.1 Μεθοδολογία.....50

5.2 Εφαρμογή μεθόδων πρόβλεψης για το προϊόν Α51

5.2.1 Εφαρμογή απλού κινητού μέσου για το προϊόν Α.....51

5.2.2 Εφαρμογή σταθμισμένου κινητού μέσου για το προϊόν Α.....52

5.2.3 Εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για το προϊόν Α.....54

5.2.4 Εφαρμογή παλινδρόμησης μέσω Enviews για το προϊόν Α.....55

5.2.5 Αξιολόγηση των μεθόδων πρόβλεψης για το προϊόν Α.....57

5.3 Εφαρμογή μεθόδων πρόβλεψης για το προϊόν Β57

5.3.1 Εφαρμογή απλού κινητού μέσου για το προϊόν Β.....58

5.3.2 Εφαρμογή σταθμισμένου κινητού μέσου για το προϊόν Β.....59

5.3.3 Εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για το προϊόν Β.....60

5.3.4 Εφαρμογή παλινδρόμησης μέσω Enviews για το προϊόν Β.....61

5.3.5 Αξιολόγηση των μεθόδων πρόβλεψης για το προϊόν Β.....62

5.4 Εφαρμογή μεθόδων πρόβλεψης για το προϊόν Γ.....63

5.4.1 Εφαρμογή σταθμισμένου κινητού μέσου για το προϊόν Γ.....63

5.4.2 Εφαρμογή της εκθετική εξομάλυνσης με προσαρμογή στην τάση και την εποχικότητα (Holt-Winters)65

5.4.3 Εφαρμογή παλινδρόμησης μέσω Enviews για το προϊόν Γ.....66

5.4.4 Αξιολόγηση των μεθόδων πρόβλεψης για το προϊόν Γ.....68

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....69

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ.....71

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 2.1: Ποσοστό χρησιμοποίησης των ποσοτικών μεθόδων στις εταιρείες.....	27
Πίνακας 5.1 Τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE για $n=2$, $n=4$, $n=6$, $n=8$, $n=10$, $n=12$ για το προϊόν Α.....	52
Πίνακας 5.2 Τιμές των σταθμίσεων για $n=5$ για το προϊόν Α.....	53
Πίνακας 5.3 Τιμές των σταθμίσεων για $n=12$ για το προϊόν Α.....	53
Πίνακας 5.4 Τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE για $n=5$ και $n=12$ για το προϊόν Α.....	53
Πίνακας 5.5 Τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE για $\alpha=0,2$, $\alpha=0,3$, $\alpha=0,4$, $\alpha=0,5$ και $\alpha=0,589$ για το προϊόν Α.....	54
Πίνακας 5.6 Τιμές των συντελεστών (Υ) και της σταθεράς C του μοντέλου παλινδρόμησης για το προϊόν Α.....	56
Πίνακας 5.7 Τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE ανά μέθοδο για το προϊόν Α.....	57
Πίνακας 5.8 Τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE για $n=2$, $n=4$, $n=6$, $n=8$, $n=10$, $n=12$ για το προϊόν Β.....	58
Πίνακας 5.9 Τιμές των σταθμίσεων για $n=5$ για το προϊόν Β.....	59
Πίνακας 5.10 Τιμές των σταθμίσεων για $n=12$ για το προϊόν Β.....	59
Πίνακας 5.11 Τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE για $n=5$ και $n=12$ για το προϊόν Β.....	59
Πίνακας 5.12 Τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE για $\alpha=0,2$, $\alpha=0,3$, $\alpha=0,4$, $\alpha=0,5$ και $\alpha=0,354$ για το προϊόν Β.....	60
Πίνακας 5.13 Τιμές των συντελεστών (Υ) και της σταθεράς C του μοντέλου παλινδρόμησης για το προϊόν Β.....	62
Πίνακας 5.14 Τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE ανά μέθοδο για το προϊόν Β.....	62
Πίνακας 5.15 Τιμές των σταθμίσεων για $n=12$ για το προϊόν Γ.....	64
Πίνακας 5.16 Τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE για $n=12$ για το προϊόν Γ.....	64

Πίνακας 5.17	Πίνακας 5.17	Τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης και των παραμέτρων εξομάλυνσης α , β , και γ για το προϊόν Γ.....	65
Πίνακας 5.18		Τιμές των συντελεστών (Υ) και της σταθεράς C του μοντέλου παλινδρόμησης για το προϊόν Γ.....	67
Πίνακας 5.19		Τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE ανά μέθοδο για το προϊόν Γ.....	68
Πίνακας A.1		Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης με εφαρμογή απλού κινητού μέσου όρου για διαφορετικά n για το προϊόν Α	71
Πίνακας A.2		Υπολογισμός των σφαλμάτων MAD για εφαρμογή απλού κινητού μέσου όρου για διαφορετικά n για το προϊόν Α.....	72
Πίνακας A.3		Υπολογισμός των σφαλμάτων MSE για εφαρμογή απλού κινητού μέσου όρου για διαφορετικά n για το προϊόν Α.....	73
Πίνακας A.4		Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE με εφαρμογή σταθμισμένου κινητού μέσου όρου για $n=5$ για το προϊόν Α.....	74
Πίνακας A.5		Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE με εφαρμογή σταθμισμένου κινητού μέσου όρου για $n=12$ για το προϊόν Α.....	75
Πίνακας A.6		Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE για εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για διαφορετικά $a=0,2$ για το προϊόν Α.....	76
Πίνακας A.7		Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE για εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για διαφορετικά $a=0,3$ για το προϊόν Α.....	77
Πίνακας A.8		Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE για εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για διαφορετικά $a=0,4$ για το προϊόν Α.....	78
Πίνακας A.9		Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE για εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για διαφορετικά $a=0,5$ για το προϊόν Α.....	79
Πίνακας A.10		Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE για εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για διαφορετικά $a=0,589$ για το προϊόν Α.....	80

Πίνακας Β.1 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης με εφαρμογή απλού κινητού μέσου όρου για διαφορετικά n για το προϊόν Β	81
Πίνακας Β.2 Υπολογισμός των σφαλμάτων MAD για εφαρμογή απλού κινητού μέσου όρου για διαφορετικά n για το προϊόν Β	82
Πίνακας Β.3 Υπολογισμός των σφαλμάτων MSE για εφαρμογή απλού κινητού μέσου όρου για διαφορετικά n για το προϊόν Β.....	83
Πίνακας Β.4 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE με εφαρμογή σταθμισμένου κινητού μέσου όρου για $n=5$ για το προϊόν Β.....	84
Πίνακας Β.5 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE με εφαρμογή σταθμισμένου κινητού μέσου όρου για $n=12$ για το προϊόν Β	85
Πίνακας Β.6 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE για εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για διαφορετικά $a=0,2$ για το προϊόν Β	86
Πίνακας Β.7 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE για εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για διαφορετικά $a=0,3$ για το προϊόν Β.....	87
Πίνακας Β.8 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE για εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για διαφορετικά $a=0,4$ για το προϊόν Β.....	88
Πίνακας Β.9 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE για εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για διαφορετικά $a=0,5$ για το προϊόν Β	89
Πίνακας Β.10 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE για εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για διαφορετικά $a=0,354$ για το προϊόν Β	90
Πίνακας Γ.1 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE με εφαρμογή σταθμισμένου κινητού μέσου όρου για $n=12$ για το προϊόν Γ.....	91
Πίνακας Γ.2 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης με τη μέθοδο Holt Winters για το προϊόν Γ.....	92

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Σχήμα 1.1 Γραφική απεικόνιση μορφών της ζήτησης.....	20
Σχήμα 5.1 Δεδομένα ζήτησης 36 μηνών για το προϊόν Α.....	51
Σχήμα 5.2 Γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης της ζήτησης σε σχέση με τα πραγματικά δεδομένα ζήτησης για $n=2$, $n=4$, $n=12$ για το προϊόν Α.....	52
Σχήμα 5.3 Γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης της ζήτησης με εφαρμογή σταθμισμένου κινητού μέσου όρου σε σχέση με τα πραγματικά δεδομένα ζήτησης για $n=12$ για το προϊόν Α.....	54
Σχήμα 5.4 Γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης $\alpha=0,589$ σε σχέση με την πραγματική ζήτηση για το προϊόν Α.....	55
Σχήμα 5.5 Σφάλματα πρόβλεψης για το μοντέλο παλινδρόμησης (περιβάλλον Eviews) για το προϊόν Α.....	55
Σχήμα 5.6 Δεδομένα ζήτησης 36 μηνών για το προϊόν Β.....	57
Σχήμα 5.7 Γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης της ζήτησης σε σχέση με τα πραγματικά δεδομένα ζήτησης για $n=2$, $n=10$, $n=12$ για το προϊόν Β.....	58
Σχήμα 5.8 Γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης της ζήτησης με εφαρμογή σταθμισμένου κινητού μέσου όρου σε σχέση με τα πραγματικά δεδομένα ζήτησης για $n=12$ για το προϊόν Β.....	60
Σχήμα 5.9 Γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης $\alpha=0,354$ σε σχέση με την πραγματική ζήτηση για το προϊόν Β.....	61
Σχήμα 5.10 Σφάλματα πρόβλεψης για το μοντέλο παλινδρόμησης (περιβάλλον Eviews) για το προϊόν Β.....	61
Σχήμα 5.11 Δεδομένα ζήτησης 48 μηνών για το προϊόν Γ.....	63
Σχήμα 5.12 Γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης της ζήτησης με εφαρμογή σταθμισμένου κινητού μέσου όρου σε σχέση με τα πραγματικά δεδομένα ζήτησης για $n=12$ για το προϊόν Γ.....	64
Σχήμα 5.13 Γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης με Holt winters σε σχέση με την πραγματική ζήτηση για το προϊόν Γ.....	66
Σχήμα 5.14 Σφάλματα πρόβλεψης για το μοντέλο παλινδρόμησης (περιβάλλον Eviews) για το προϊόν Γ.....	66

1. ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ – ΒΑΣΙΚΕΣ ΕΝΝΟΙΕΣ

1.1 Εισαγωγή στην πρόβλεψη

Με τον όρο πρόβλεψη “forecast” ορίζεται η εκτίμηση του τι θα συμβεί στο μέλλον. Όπως οι μετεωρολόγοι κάνουν πρόγνωση του καιρού και οι αθλητικογράφοι κάνουν εκτιμήσεις για τους νικητές των αθλητικών αναμετρήσεων, έτσι και οι διοικήσεις των διαφόρων επιχειρήσεων προσπαθούν να προβλέψουν τη διακύμανση της ζήτησης που θα έχουν τα προϊόντα τους στο μέλλον, δεδομένου ότι η ζήτηση για το προϊόν ή τις υπηρεσίες που παρέχει μία επιχείρηση είναι ένα από τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά της αγοράς στην οποία δραστηριοποιείται. (Anderson et al., 2011)

Οι πιο σημαντικές αποφάσεις που θα κληθεί να λάβει η διοίκηση στο ξεκίνημα, όπως και οι περισσότερες αποφάσεις που θα παίρνει όσο λειτουργεί η επιχείρηση βασίζονται στις εκτιμήσεις για τη ζήτηση που θα έχει η αγορά στην οποία απευθύνεται. Έτσι, η ικανότητα πρόβλεψης των μελλοντικών γεγονότων με ακρίβεια, είναι ένα απαραίτητο μέρος του σημερινού πολύπλοκου διευθυντικού σχεδιασμού και ελέγχου. (Taylor, 2009)

Συχνά υπάρχει μια χρονική υστέρηση μεταξύ της ευαισθητοποίησης για ένα επικείμενο γεγονός ή ανάγκη και την εμφάνιση αυτού του γεγονότος. Αυτό το χρονικό διάστημα είναι ο κυρίως λόγος που δημιουργεί την ανάγκη για σχεδιασμό και την πρόβλεψη. Εάν αυτός ο χρόνος είναι μηδέν ή πολύ μικρός, δεν υπάρχει καμία ανάγκη για την ύπαρξη πρόβλεψης. Αν όμως ο χρόνος είναι μεγάλος και το αποτέλεσμα του γεγονότος εξαρτάται από αναγνωρίσιμους παράγοντες, ο σχεδιασμός μπορεί να εκτελέσει ένα σημαντικό ρόλο. Σε τέτοιες περιπτώσεις, η πρόγνωση είναι απαραίτητη για να καθορίσει πότε θα συμβεί ένα γεγονός ή θα δημιουργηθεί μια ανάγκη έτσι ώστε να προγραμματιστούν οι απαιτούμενες ενέργειες. (Makridakis et al., 1998)

Για τη διοίκηση μιας επιχείρησης η ανάγκη για λεπτομερή σχεδιασμό είναι μεγάλη, διότι ο χρόνος για τη λήψη των αποφάσεων μπορεί να ποικίλει από αρκετά χρόνια (για παράδειγμα για την περίπτωση των επενδύσεων κεφαλαίου) έως λίγες μέρες ή ώρες (για τη

μεταφορά ή τον προγραμματισμό της παραγωγής) ή ακόμα και μερικά δευτερόλεπτα. Η πρόβλεψη είναι ένα σημαντικό βοήθημα στον αποτελεσματικό και αποδοτικό προγραμματισμό. (Makridakis and Wheelwright, 1982)

Ο όρος πρόβλεψη της ζήτησης - «forecasting» χρησιμοποιείται για να περιγράψει όλες εκείνες τις τεχνικές και τις μεθοδολογίες που εφαρμόζονται για την εξαγωγή εκτιμήσεων μελλοντικών γεγονότων. Μπορεί να συμπεριλαμβάνει την προεκβολή ιστορικών δεδομένων στο μέλλον με τη χρήση κάποιου μαθηματικού μοντέλου. Μπορεί να είναι και μία υποκειμενική και διαισθητική εκτίμηση ή μπορεί να αποτελεί έναν συνδυασμό όλων των παραπάνω (Βιδάλης, 2009)

Ο σκοπός της πρόβλεψης είναι να βοηθήσει τη διεύθυνση της επιχείρησης, να προγραμματίσει τις απαιτήσεις σε πρώτες ύλες, προσωπικό, παραγωγή, κεφαλαίο αλλά και να βοηθήσει στις αποφάσεις σχετικά με την δημιουργία εγκαταστάσεων, καθώς και των βραχυχρόνιων απαιτήσεων για χρηματοδότηση.

Μια ευρεία ποικιλία μεθόδων πρόβλεψης είναι διαθέσιμες για τη διοίκηση. Αυτές κυμαίνονται από τις πιο απλοϊκές μεθόδους, όπως η χρήση των πιο πρόσφατων παρατηρήσεων ως πρόβλεψη, έως ιδιαίτερα πολύ σύνθετες προσεγγίσεις όπως τα νευρωνικά δίκτυα και τα οικονομετρικά συστήματα εξισώσεων προσομοίωσης. Επιπλέον, η ευρεία χρήση των υπολογιστών έχει οδηγήσει σε άμεσα διαθέσιμο λογισμικό για την εφαρμογή τεχνικών πρόβλεψης. (Makridakis et al., 1998)

1.2 Χρησιμότητα της πρόβλεψης της ζήτησης

Όταν οι συνθήκες στο περιβάλλον που λειτουργεί μια επιχείρηση παραμένουν αμετάβλητες, η ανάγκη για πρόβλεψη της ζήτησης είναι περιορισμένη. Ωστόσο, στην εποχή μας επιτελούνται συνεχείς αλλαγές στα οικονομικά, κοινωνικά και σε άλλα χαρακτηριστικά του περιβάλλοντος. Τα τελευταία χρόνια οι αλλαγές αυτές γίνονται με ολοένα πιο έντονους ρυθμούς. Οι ραγδαίες εξελίξεις στην τεχνολογία, οι συχνές αλλαγές στις προτιμήσεις των καταναλωτών και η γεωγραφική κατανομή των αγορών, δημιουργούν την ανάγκη μιας συστηματικής προσπάθειας πρόβλεψης της ζήτησης για το προϊόν. (Chase, 2009)

Η διαδικασία της πρόβλεψης και η ακρίβεια αυτής διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στη σύγχρονο μοντέλο διοίκησης. Η πρόβλεψη είναι σημαντική και αναγκαία στον προγραμματισμό και ο προγραμματισμός συνιστά τη ραχοκοκαλιά μιας αποτελεσματικής επιχείρησης. Συνοψίζοντας τα πλεονεκτήματα, η πρόβλεψη της ζήτησης (Anbuvelan, 2007):

- Επιτρέπει στην επιχείρηση να δεσμεύσει τους πόρους της, προγραμματίζοντας τους υπάρχοντες και αποκτώντας όσους επιπλέον απαιτούνται για την παραγωγή. Η μεγαλύτερη ακρίβεια στις προβλέψεις επιτρέπει στις επιχειρήσεις να χρησιμοποιούν με αποτελεσματικό τρόπο το ανθρώπινο δυναμικό καθώς και το μηχανολογικό εξοπλισμό, να βελτιστοποιούν τις αποδόσεις και να ελέγχουν το κόστος, διασφαλίζοντας το κέρδος της σε μακροπρόθεσμο ορίζοντα
- Συμβάλλει στην καλύτερη διαχείριση των αποθεμάτων. Υπολογίζοντας με ακρίβεια τη ζήτηση για τα προϊόντα στο βραχυπρόθεσμο και μεσοπρόθεσμο ορίζοντα, μία επιχείρηση μπορεί να υπολογίσει όλες τις παραμέτρους που απαιτούνται για τη σωστή διαχείριση των αποθεμάτων της, δηλαδή το κατάλληλο απόθεμα ασφαλείας, το μέγιστο επίπεδο αποθέματος που απαιτεί η ζήτηση και τη βέλτιστη ποσότητα αναπαραγγελίας. Εφόσον για τον υπολογισμό των παραπάνω παραμέτρων χρησιμοποιηθούν τα σωστά δεδομένα και εφαρμοσθούν οι κατάλληλες μέθοδοι πρόβλεψης ζήτησης, μπορεί να επιτευχθεί σημαντική μείωση του επιπέδου των αποθεμάτων. Η βελτιστοποίηση του επιπέδου των αποθεμάτων έχει ελάχιστο κόστος σε σχέση με οποιαδήποτε επέκταση ή εκ νέου κατασκευή αποθηκευτικών χώρων και κατά συνέπεια, πρέπει να προηγείται οποιασδήποτε άλλης παρόμοιας επένδυσης. Θα πρέπει, επίσης, να τονισθεί ότι η υπερεκτίμηση της ζήτησης συμβάλλει στη διατήρηση υψηλών αποθεμάτων για μεγάλα χρονικά διαστήματα με αποτέλεσμα την αναποτελεσματική διαχείριση των χρηματικών ροών, αντίθετα όμως και η υποεκτίμηση της ζήτησης μπορεί να προκαλέσει ελλείψεις προϊόντων, να έχει επιπτώσεις στο επίπεδο εξυπηρέτησης των πελατών και πιθανότατα να προκύψουν χαμένες πωλήσεις, ακόμα και μακροπρόθεσμο (ο καταναλωτής επιλέγει άλλο προϊόν

ανταγωνισμού που μπορεί τελικά να συνεχίσει να επιλέγει και μετά την αναπλήρωση του αποθέματος)

- Διευκολύνει τη διαδικασία ανάπτυξης νέων προϊόντων, βοηθώντας στην αναγνώριση των μελλοντικών αναγκών
- Ενισχύοντας τη συμμετοχή ολόκληρου του οργανισμού στη διαδικασία, παρέχεται η δυνατότητα ομαδικής δουλειάς μέσα από ενότητα και η συνεργασία (Moon et al, 2003)
- Η διαμόρφωση της και η εν συνεχεία αξιολόγησή της από τους προϊσταμένους αναγκάζει το σύνολο του οργανισμού να βλέπει στο μέλλον και να εργάζεται για αυτό (Moon et al, 2003)
- Αποτελεί σημαντικό συστατικό του προγραμματισμού της επιχείρησης παρέχοντας σημαντικά δεδομένα και πληροφορίες
- Ανοίγει το δρόμο για αποτελεσματικό συντονισμό και έλεγχο, αφού απαιτεί πληροφορίες από πολλούς εσωτερικούς και εξωτερικούς παράγοντες. Έτσι, σχεδόν το σύνολο των τμημάτων μιας επιχείρησης εμπλέκεται στη διαδικασία και αλληλοεπιδρά για το καλύτερο αποτέλεσμα (Moon et al, 2003)
- Μειώνει την αβεβαιότητα των μελλοντικών γεγονότων και οδηγεί στην ευρύτερη επιτυχία του οργανισμού

Σε συνέχεια των παραπάνω, γίνεται αντιληπτό ότι η διαδικασία της πρόβλεψης της ζήτησης είναι σημαντική για το σύνολο των διευθύνσεων μιας επιχείρησης (Βιδάλης, 2009):

- Για τα τμήματα παραγωγής ή επιχειρησιακών λειτουργιών (Production & Operation Department): αποφάσεις που αφορούν τη διαχείριση αποθεμάτων, τη διαχείριση προμηθειών και το σχεδιασμό παραγωγής και αποθεμάτων λαμβάνονται με βάση τις διαδικασίες πρόβλεψης ζήτησης
- Για τα τμήματα Marketing: αποφάσεις που αφορούν κατανομή πωλητών σε καταστήματα, τις προωθητικές ενέργειες και το λανσάρισμα νέων προϊόντων βασίζονται στο αποτέλεσμα της πρόβλεψης της ζήτησης
- Για τα τμήματα Χρηματοοικονομικής διαχείρισης (Finance Department.): αποφάσεις που αφορούν επενδύσεις παγίων (εργοστασιακές μονάδες, μεταφορικά μέσα) και σχέδια προϋπολογισμών δεν μπορούν να εφαρμοστούν αν δεν υπάρχει πρόβλεψη της ζήτησης

- Για τα τμήματα προσωπικού (Human Resources Deptment): αποφάσεις σχεδιασμού αναγκών σε εργατικό δυναμικό, πιθανές απαιτούμενες προσλήψεις ή αποχωρήσεις ομοίως απαιτούν ακριβή πρόβλεψη της ζήτησης (Reid and Sanders, 2002)

Η πρόβλεψη αποτελεί αναπόσπαστο μέρος της λήψης αποφάσεων στις δραστηριότητες της διοίκησης μιας επιχείρησης. Η ανάγκη πρόβλεψης αυξάνεται ως αποτέλεσμα του ότι η διοίκηση επιχειρεί να μειώσει την εξάρτησή της από την τύχη. Δεδομένου ότι κάθε περιστατικό κακής οργάνωσης και σχεδιασμού αποτελεί αφετηρία και για άλλα, μια καλή ή μια κακή πρόβλεψη μπορεί να επηρεάσει ολόκληρο τον οργανισμό. (Makridakis et al., 1998)

1.3 Δυσκολίες στην πρόβλεψη της ζήτησης

1. Μέθοδος της πρόβλεψης: Η πιο σημαντική δυσκολία στην πρόβλεψη σχετίζεται με τη βάση που χρησιμοποιείται για να γίνει. Η διοίκηση θα πρέπει πάντα να λαμβάνει υπόψη ότι η πρόβλεψη στηρίζεται σε υποθέσεις και παραδοχές. Πολλές φορές η διοικητική ομάδα εμμένει στο μηχανισμό του συστήματος πρόβλεψης και δεν αναζητά τη λογική του
2. Αξιοπιστία των ιστορικών δεδομένων: Η πρόβλεψη βασίζεται σε ιστορικά στοιχεία και τρέχοντες καταστάσεις, η ανάλυση των οποίων αποτελεί οδηγό για το μέλλον. Ωστόσο, πολλές φορές τίθεται υπό αμφισβήτηση τόσο η χρησιμότητα όσο και η ακρίβειά τους
3. Ο παράγοντας του χρόνου και του κόστους Αποτελούν μια ακόμα σημαντική διάσταση της πρόβλεψης, καθώς καθορίζουν το βαθμό της ανάλυσης που θα γίνει. Δεδομένου ότι οι προβλέψεις βασίζονται σε δεδομένα του παρελθόντος, υστερούν σε ακρίβεια όσο αυξάνεται ο χρονικός ορίζοντας της πρόβλεψης. Η ακρίβεια των προβλέψεων και το κόστος της είναι αλληλένδετα. Σε γενικές γραμμές, η αύξηση της ανάγκης για ακρίβεια μεταφράζεται σε μεγαλύτερο κόστος για την ανάπτυξη μοντέλων πρόβλεψης. Ο καθορισμός της πρόβλεψης, ανάλογα με την ποιότητα των απαιτούμενων δεδομένων, μπορεί να απαιτεί πολύ χρόνο και υψηλό κόστος. Γι' αυτό και η διοίκηση καλείται να επιλέξει

εξισορροπώντας τα εμπλεκόμενα κόστη και τα πλεονεκτήματα ενός ακριβούς αποτελέσματος. Είναι σημαντικό να γίνει αντιληπτό από όλα τα εμπλεκόμενα τμήματα ότι μια τέλεια πρόγνωση είναι συνήθως αδύνατη. Υπάρχουν πάρα πολλοί παράγοντες σε ένα επιχειρηματικό περιβάλλον που δεν μπορούν να προβλεφθούν με βεβαιότητα. Ως εκ τούτου, αντί για την αναζήτηση της ιδανικής πρόβλεψης, είναι πολύ πιο σημαντική η καθιέρωση της πρακτικής του συνεχούς επαναπολογισμού και αναθεώρησης των προβλέψεων και η συνειδητοποίηση της δεδομένης ύπαρξης ανακρίβειας σε κάθε πρόβλεψη. Αυτό φυσικά δε σημαίνει ότι δεν πρέπει να υπάρχει συνεχής προσπάθεια για την περαιτέρω βελτιστοποίηση του μοντέλου πρόβλεψης και της μεθοδολογίας που ακολουθείται. (Anbuvelan, 2007)

Κατά τη διενέργεια των προβλέψεων, μια καλή στρατηγική είναι η χρησιμοποίηση συνδυασμού μεθόδων. Σε κάθε περίπτωση η συνεχής επανεξέταση και επικαιροποίηση υπό το φως των νέων δεδομένων συνιστούν βασικά στοιχεία για την επιτυχή πρόβλεψη. (Makridakis et al., 1998)

1.4 Δομικά Στοιχεία της ζήτησης

Υπάρχουν διαφορετικές μέθοδοι πρόβλεψης της ζήτησης, η εφαρμοσιμότητα των οποίων εξαρτάται από το χρονικό ορίζοντα της πρόβλεψης, την ύπαρξη διακύμανσης στη ζήτηση, όπως για παράδειγμα εποχική τάση, καθώς και τον αριθμό των μεταβλητών στοιχείων που επηρεάζουν τη ζήτηση.

Η οποιαδήποτε ανάλυση για την πρόβλεψη ζήτησης προϋποθέτει την ύπαρξη πέντε δομικών στοιχείων (Σιώμος, 2004):

- *Χρονικός Ορίζοντας Πρόβλεψης (Forecast frequency)*: Είναι το χρονικό διάστημα στο μέλλον στο οποίο θα αναφέρεται η διαδικασία πρόβλεψης ζήτησης
- *Χρονικό Διάστημα (time bucket)*: Είναι η μονάδα του χρόνου που αφορά την πρόβλεψη ή εναλλακτικά το ελάχιστο ποσό χρόνου που χρησιμοποιείται στην διαδικασία πρόβλεψης ζήτησης. Συνήθως είναι εβδομάδα ή μήνας ή και σπανιότερα χρόνος

- *Συχνότητα Πρόβλεψης (forecast frequency)*: Αφορά το πόσο συχνά πραγματοποιούνται οι προβλέψεις. Οι προβλέψεις διακρίνονται σε κυλιόμενες (rolling forecasts) και σε σταθερές (fixed). Οι πρώτες έχουν μεγαλύτερη συχνότητα πρόβλεψης σε σχέση με τις δεύτερες. Επιπλέον οι κυλιόμενες έχουν και υψηλότερο κόστος σε σχέση με τις σταθερές.
- *Το προϊόν*: Αποτελεί τον ορισμό του προϊόντος ή της σειράς προϊόντων για την οποία αναφέρεται η διαδικασία της πρόβλεψης ζήτησης. Προβλέψεις ζήτησης για μεμονωμένα προϊόντα είναι πιο δύσκολες από αντίστοιχες για τύπο ή κατηγορία προϊόντων
- *Η αγορά*: Αφορά το τμήμα της αγοράς όπως προκύπτει από την διαδικασία market segmentation του τμήματος marketing ή την γεωγραφική περιοχή/ζώνη

Με βάση το χρονικό ορίζοντα, οι προβλέψεις κατηγοριοποιούνται σε τρεις κατηγορίες (Taylor, 2009):

- *Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη "short range forecast"*: Περιλαμβάνει το παρόν και το άμεσο μέλλον και σχετίζεται με τρέχουσες καθημερινές λειτουργίες μιας επιχείρησης, όπως την καθημερινή ζήτηση ή τον προγραμματισμό των ανθρώπινων πόρων, υλικών, γραμμών παραγωγής κλπ
- *Μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη "medium range forecast"*: Περιλαμβάνει ένα χρονικό ορίζοντα έτους και σχετίζεται με τον ετήσιο προϋπολογισμό / πλάνο της επιχείρησης για τον προγραμματισμό του πλάνου παραγωγής, των απαιτούμενων πόρων κλπ
- *Μακροπρόθεσμη πρόβλεψη "long range forecast"*: Περιλαμβάνει μια χρονική περίοδο μεγαλύτερη του ενός έτους και σχετίζεται με την προσπάθεια της διοικητικής ομάδας μιας επιχείρησης να διαμορφώσει τη στρατηγική της (σχεδιασμός νέων προϊόντων, δημιουργία νέων εγκαταστάσεων κλπ) και να αναγνωρίσει τη συνολική δυναμική της

Όπως γίνεται κατανοητό, όσο αυξάνεται ο χρονικός ορίζοντας της πρόβλεψης, τόσο η επίτευξη της ακρίβειάς της γίνεται πιο δύσκολη. (Stevenson, 2007)

1.5 Πηγές της ζήτησης

Υπάρχουν δύο κατηγορίες πηγών ζήτησης, η εξαρτημένη ζήτηση και η ανεξάρτητη.

Ως εξαρτημένη ζήτηση ορίζεται η ζήτηση για ένα προϊόν ή μια υπηρεσία που προκαλείται από τη ζήτηση άλλων προϊόντων ή υπηρεσιών (για παράδειγμα η ζήτηση για χαρτοκιβώτιο ως αποτέλεσμα της ζήτησης για ένα καταναλωτικό προϊόν). Η εξαρτημένη ζήτηση πρέπει να ικανοποιηθεί από την εταιρία είτε με εσωτερική παραγωγή είτε με αγορές προϊόντων από τους προμηθευτές. Στις περισσότερες περιπτώσεις για τον υπολογισμό της εξαρτημένης ζήτησης δεν απαιτείται κάποια μέθοδος πρόβλεψης, αλλά αρκεί ένα απλός μαθηματικός υπολογισμός. (Novak, 2006)

Ως ανεξάρτητη ζήτηση ορίζεται η ζήτηση για ένα προϊόν ή μια υπηρεσία που δεν προέρχεται άμεσα από τη ζήτηση άλλων προϊόντων ή υπηρεσιών. Η ανεξάρτητη ζήτηση επηρεάζεται από τις αποφάσεις της εταιρίας και δεν είναι απαραίτητο να ικανοποιηθεί άμεσα και εξ' ολοκλήρου. Στην περίπτωση της ανεξάρτητης ζήτησης η αντιμετώπιση της εταιρίας μπορεί να είναι είτε ενεργητική είτε παθητική. (Novak, 2006)

Στην ενεργητική αντιμετώπιση η επιχείρηση καθορίζει και επηρεάζει τη ζήτηση. Στην περίπτωση που θέλει να επηρεάσει θετικά τη ζήτηση μπορεί να εστιάσει στην καλύτερη διαφήμιση του προϊόντος, μπορεί να μειώσει την τιμή, να δώσει οικονομικά κίνητρα στους πελάτες της μέσω προσφορών και να δώσει κίνητρα στους πωλητές της μέσω επιπλέον bonus. Αντίθετα, αν επιθυμεί να μειωθεί η ζήτηση μπορεί να προχωρήσει σε αύξηση των τιμών είτε να μειώσει σημαντικά τις προωθητικές ενέργειες.

Στην παθητική αντιμετώπιση η επιχείρηση λειτουργεί για να ικανοποιήσει τη ζήτηση και όχι για να προσπαθήσει να την κατευθύνει και να την χειραγωγήσει. Αυτό συμβαίνει όταν μια εταιρία δεν διαθέτει την απαραίτητη χρηματοπιστωτική δύναμη για να προβεί σε προωθητικές ενέργειες ή όταν δεν υπάρχουν άλλοι διαθέσιμοι πόροι για να προωθήσει περαιτέρω την αύξηση της ζήτησης. Παθητική αντιμετώπιση εμφανίζεται και στην περίπτωση που υπάρχει ένας μοναδικός προμηθευτής ή όταν η ζήτηση της αγοράς είναι παθητικά αποδεκτή για λόγους ηθικούς,

νομοθετικούς ή περιβαλλοντικούς. (Πετρόπουλος και Ασημακόπουλος, 2011)

1.6 Ποιοτικά χαρακτηριστικά της ζήτησης

Υπάρχουν πέντε βασικά στοιχεία με βάση τα οποία αναλύεται η ζήτηση για προϊόντα και υπηρεσίες και είναι τα εξής:

1) *Οριζόντιο στοιχείο ή επίπεδο (Level or Horizontal)*: Είναι η τιμή της ζήτησης που αντιπροσωπεύει τις μέσες πωλήσεις. Χαρακτηρίζει κυρίως στάσιμες χρονοσειρές, δηλαδή σειρές τιμών που διακυμαίνονται γύρω από μια μέση τιμή, χωρίς να υπάρχει συστηματική τάση για αύξηση ή μείωση τους. Είναι συνήθης για προϊόντα στην ώριμη ηλικία του κύκλου ζωής τους, στην οποία η ζήτηση είναι σταθερή και προβλέψιμη (Σιώμοκος, 2004)

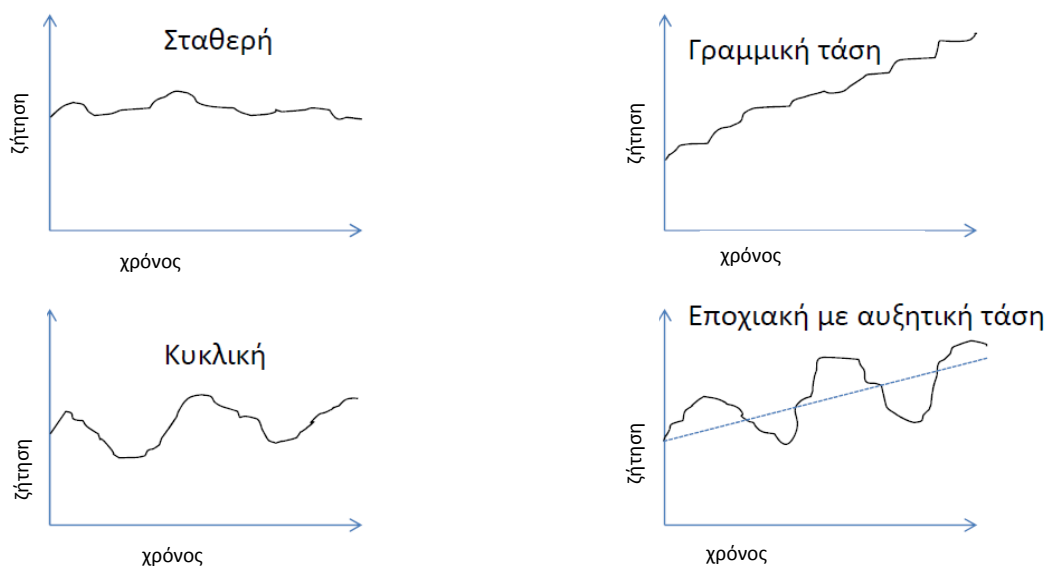
2) *Στοιχείο τάσης (Trend)*: Χαρακτηρίζει χρονοσειρές όπου παρατηρείται μια συστηματική μεταβολή, αύξηση ή ελάττωση, της μέσης τιμής της μεταβλητής με την πάροδο του χρόνου. Αναφέρεται στην προσαρμογή μιας γραμμής ή μιας καμπύλης στα δεδομένα η οποία φανερώσει τη συνολική εικόνα του μεγέθους. Κατά τη δημιουργία μιας πρόβλεψης ο εντοπισμός της ύπαρξης της τάσης είναι η πρώτη ενέργεια που γίνεται. Υπάρχουν τέσσερις τύποι τάσης (Σιώμοκος, 2004):

- *Γραμμική τάση*: η σχέση μεταξύ της ζήτησης του προϊόντος και του χρόνου αντιπροσωπεύεται από μια συνεχόμενη ευθεία γραμμή
- *Καμπύλη-S*: παρατηρείται όταν ένα προϊόν κατά την είσοδό του στην αγορά αναπτύσσεται με μεγάλο ρυθμό αλλά έπειτα η ζήτηση σταθεροποιείται σε ένα επίπεδο
- *Ασυμπτωτική τάση*: παρατηρείται όταν η ζήτηση είναι πολύ μεγάλη αρχικά και σταδιακά μειώνεται. Τέτοιου είδους τάση εμφανίζεται στην περίπτωση που μια εταιρία επιθυμεί να αποκτήσει μεγάλο μερίδιο της αγοράς και εισέρχεται πολύ δυναμικά σε αυτή (προσφορές, διαφήμιση)
- *Εκθετική τάση*: παρατηρείται όταν ένα προϊόν παρουσιάζει ξαφνικά σε μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή πολύ μεγάλη αύξηση στη ζήτηση. Η εκθετική τάση φανερώνει ότι θα υπάρχει αύξηση των πωλήσεων του προϊόντος και στο μέλλον

3) *Κυκλικό στοιχείο (cycles)*: Τα δεδομένα χαρακτηρίζονται από μια περιοδικότητα χωρίς σταθερότητα. Το στοιχείο αυτό οφείλεται σε ξαφνικά γεγονότα που δεν μπορούν να προβλεφθούν, όπως ο πόλεμος, κοινωνικές και οικονομικές αλλαγές, οι εκλογές (Novak, 2006)

4) *Εποχικότητα (seasonality)*: Χαρακτηρίζει χρονοσειρές, όπου η διακύμανση των τιμών οφείλεται σε κάποιο εποχικό στοιχείο, όπως για παράδειγμα τον καιρό και χαρακτηρίζεται από σταθερή περιοδικότητα στη διάρκεια κύκλου σε αντίθεση με την κυκλικότητα. Ένα εποχικό πρότυπο συνήθως επαναλαμβάνει τον εαυτό του και έχει σταθερό μήκος (Novak, 2006)

5) *Τυχαία μεταβλητότητα*: Το στοιχείο αυτό παρατηρείται όταν έχουμε μεταβολές στη ζήτηση που οφείλονται σε τυχαία γεγονότα. Η τυχαία μεταβλητότητα ενός μεγέθους στατιστικά εκφράζεται ως η μεταβλητότητα του μεγέθους εάν από αυτό αφαιρεθούν οι παράγοντες που είναι γνωστοί και το επηρεάζουν, δηλαδή ο μέσος, η τάση, εποχικότητα, η κυκλικότητα (Σιώμκος, 2004)



Σχήμα 1.1 Γραφική απεικόνιση μορφών της ζήτησης

1.7 Γενικά βήματα στη διαδικασία της πρόβλεψης

Τα γενικά βήματα στη διαδικασία της πρόβλεψης έχουν ως εξής (Reid and Sanders, 2002), (Stevenson, 2007):

1) *Προσδιορισμός της γενικής ανάγκης:* Βασικό ζητούμενο της διαδικασίας είναι ο καθορισμός των πέντε βασικών στοιχείων της πρόβλεψης ζήτησης. Οποιοδήποτε λάθος σε αυτό το στάδιο έχει σοβαρές συνέπειες στο τελικό αποτέλεσμα της διαδικασίας. Πέρα από αυτά, όσο πιο λεπτομερής είναι διαδικασία πρόβλεψης τόσο μειώνεται η αξία του εξαγόμενης πληροφορίας.

2) *Συλλογή δεδομένων:* Στο στάδιο αυτό εξετάζονται οι διαθέσιμες πληροφορίες. Η ποιότητα της πρόβλεψης εξαρτάται από την διαθεσιμότητα των στοιχείων, την ποσότητα και την ποιότητα τους. Η σωστή επιλογή του τρόπου συλλογής πληροφοριών ισοδυναμεί με την σωστή επιλογή της μεθόδου πρόβλεψης. Χωρίς τα διαθέσιμα στοιχεία ακόμα και οι καλύτερες μέθοδοι πρόβλεψης μπορεί να αποδειχθούν αναποτελεσματικές.

3) *Ανάλυση της ζήτησης:* Στο στάδιο αυτό μελετώνται και εξετάζονται οι συμπεριφορές της ζήτησης. Με άλλα λόγια αναλύονται οι προσδιοριστικοί παράγοντες της ζήτησης όπως η στασιμότητα της ζήτησης, οι εποχικές διακυμάνσεις καθώς και οι τυχόν επιδράσεις από εξωγενείς παράγοντες όπως οι καιρικές συνθήκες

4) *Επιλογή του μοντέλου πρόβλεψης που θα χρησιμοποιηθεί:* Για το σκοπό αυτό είναι απαραίτητη η γνώση των διαφόρων μοντέλων πρόβλεψης, οι περιπτώσεις στις οποίες εφαρμόζονται, η αξιοπιστία τους καθώς και ο τύπος των δεδομένων που απαιτεί καθένα από αυτά. Με βάση τα προηγούμενα, ένα ή περισσότερα μοντέλα μπορούν να επιλεγούν.

5) *Υπολογισμός των προβλέψεων:* Εφαρμογή του επιλεγμένου μοντέλου για τον υπολογισμό των προβλέψεων. Οι εξαγόμενες πληροφορίες για την μελλοντική ζήτηση χρησιμοποιούνται για την λήψη των επιχειρηματικών αποφάσεων.

6) *Αξιολόγηση:* Η πρόβλεψη που υπολογίζεται μέσω οποιουδήποτε μοντέλου δε θα πρέπει να χρησιμοποιούνται, όπως είναι, τυφλά. Θα πρέπει να αξιολογηθεί με ποιοτικά και ποσοτικά κριτήρια και εφόσον

κρίνεται απαραίτητο να τροποποιηθεί. Με βάση τα σφάλματα που προκύπτουν από μια πρόβλεψη μπορούν να διαμορφωθούν εναλλακτικά σενάρια διαχείρισης ακραίων τιμών της ζήτησης και να αξιολογηθεί η ποιότητα της μεθόδου πρόβλεψης. Είναι προφανές ότι για την σωστή λειτουργία ελέγχου απαιτείται η συνεχής καταγραφή των προβλέψεων και των αντίστοιχων παρατηρούμενων τιμών ζήτησης. (Makridakis et al., 1998)

2. ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

2.1 Μέθοδοι Πρόβλεψης

Πολλές μέθοδοι έχουν αναπτυχθεί για τη διενέργεια των προβλέψεων και χρησιμοποιούνται για τη λήψη αποφάσεων σε ποικίλες συνθήκες. Η επιλογή της κατάλληλης κάθε φορά μεθόδου, η εγκατάσταση και χρήση της καθώς και η ερμηνεία των αποτελεσμάτων της είναι μερικά από τα προβλήματα που αντιμετωπίζονται στην πρακτική εφαρμογή αυτών των μεθόδων. Ο βαθμός δυσκολίας του εγχειρήματος είναι μεγάλος διότι απαιτεί τον συνδυασμό των ποσοτικών τεχνικών αλλά και πρακτικής εμπειρίας σχετικά με το προϊόν και τον τομέα δραστηριοποίησης της επιχείρησης.

Οι μέθοδοι προβλέψεων χωρίζονται σε ποιοτικές, ποσοτικές και αιτιακές.

2.2 Ποιοτικές μέθοδοι πρόβλεψης

Οι ποιοτικές μέθοδοι πρόβλεψης (ή μέθοδοι κρίσης) είναι κατά κύριο λόγο υποκειμενικές. Βασίζονται σε κρίσεις και προσωπικές εκτιμήσεις στην ποιοτική ανάλυση της συμπεριφοράς του καταναλωτή, σε έρευνες αγοράς και σε αναλογίες ανάμεσα σε παρόμοιες καταστάσεις. Σε αυτές τις μεθόδους, ενδέχεται να μην υπάρχουν διαθέσιμα ιστορικά δεδομένα και συνεπώς αυτή η μη επιστημονική φύση των μεθόδων αυτών καθιστά δύσκολη την τυποποίησή τους, καθώς και την ακρίβειά τους. Ωστόσο, κρίνονται χρήσιμες και απαραίτητες σε περιπτώσεις νέων προϊόντων ή τεχνολογιών ή σε μεγαλύτερο ορίζοντα πρόβλεψης (μεσοπρόθεσμες ή μακροπρόθεσμες προβλέψεις). (Ballou, 2004), (Makridakis et al., 1998)

2.2.1 Grass roots

Σε αυτήν τη μέθοδο η πρόβλεψη πραγματοποιείται με βάση δεδομένα που προέρχονται από εκείνους που έρχονται σε άμεση επαφή με τους πελάτες και τους καταναλωτές στην αγορά. Κάθε πωλητής συλλέγει τα δεδομένα και την τάση της δικής του περιοχής ευθύνης. Το

πλεονέκτημα της είναι ότι λαμβάνει υπόψη τις ανά περιοχή διαφοροποιήσεις στην αγοραστική τάση και τις προτιμήσεις των πελατών/καταναλωτών. (Chase et al., 2005)

2.2.2 Έρευνα Αγοράς

Ως έρευνα αγοράς ορίζεται κάθε οργανωμένη προσπάθεια συλλογής δεδομένων σχετικά με το ενδιαφέρον των καταναλωτών για ένα προϊόν ή υπηρεσία στην αγορά. Η διεξαγωγή μίας έρευνας αγοράς συνήθως περιλαμβάνει (Naryan & Jaya, 2008):

1. Σχεδιασμό ενός ερωτηματολογίου με στόχο να συλλέξει οικονομικά και δημογραφικά στοιχεία του καταναλωτή καθώς τις προθέσεις του για μελλοντικές αγορές

2. Επιλογή του τρόπου διεξαγωγής της έρευνας ανάμεσα σε τηλεφωνική συνομιλία, ταχυδρομική ή ηλεκτρονική αποστολή ερωτηματολογίου ή προσωπική συνέντευξη

3. Επιλογή ενός αντιπροσωπευτικού δείγματος καταναλωτών ή νοικοκυριών μέσα από το σύνολο της αγοράς του προς έρευνα προϊόντος ή υπηρεσίας

4. Ανάλυση πληροφοριών με την χρήση στατιστικών εργαλείων και κρίσης για την ερμηνεία των απαντήσεων, την πληρότητα τους και την συσχέτιση τους με άλλους παράγοντες (δημογραφικούς, οικονομικούς κλπ)

Η έρευνα αγοράς μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη πρόβλεψη της ζήτησης για διαφορετικούς χρονικούς ορίζοντες. Η ακρίβεια όμως θα είναι καλύτερη όσο μικρότερος θα είναι αυτός ο ορίζοντας. Παρά την μεγάλη σημασία των πληροφοριών που συλλέγει, η πρόβλεψη δεν μπορεί να εκτιμήσει με ακρίβεια την μακροπρόθεσμη πορεία του προϊόντος σε συνδυασμό. Άλλα μειονεκτήματα είναι η μικρή ανταπόκριση των ερωτηθέντων (συνήθως σε περίπτωση ερωτηματολογίων) και η μεγάλη πιθανότητα να αποτύχει να εκφράσει τις ανάγκες και τις προθέσεις της αγοράς. Η έρευνα αγοράς χρησιμοποιείται συνήθως για τον για το σχεδιασμό νέων προϊόντων

2.2.3 Συμβούλιο Στελεχών

Στο συμβούλιο στελεχών αποτελεί την πιο δημοφιλή μέθοδο ποιοτικής πρόβλεψης στον χώρο των επιχειρήσεων. Μια ομάδα στελεχών από διάφορα τμήματα της επιχείρησης συγκεντρώνονται γύρω από το ίδιο τραπέζι και διατυπώνουν την γνώμη τους ενώπιον όλων των άλλων στελεχών, συζητώντας ανοιχτά τις απόψεις τους με σκοπό να φτάσουν σε μία κοινή πρόβλεψη για το μελλοντικό επίπεδο του προβλεπόμενου μεγέθους. (Anbuvelan, 2007)

Η ομάδα αυτή μπορεί να περιλαμβάνει στελέχη από όλα τα επίπεδα της επιχείρησης, από τον πωλητή μέχρι τον γενικό διευθυντή της εταιρείας. Αυτή η μέθοδος επιτρέπει μεγάλο εύρος επικοινωνίας και ευνοεί την ανταλλαγή πληροφοριών. Πλεονέκτημά της είναι ότι οι προβλέψεις ετοιμάζονται γρήγορα και εύκολα, βασιζόμενες στη γνώμη και στις πληροφορίες στελεχών με διαφορετική ειδικότητα και ρόλο και ότι συχνά είναι αποτελεί τη μόνη εφικτή μέθοδος, όταν δεν διατίθενται στατιστικά δεδομένα ή όταν η πρόβλεψη αφορά φαινόμενα σε ένα περιβάλλον που μεταβάλλεται ταχύτατα. Ωστόσο, βασικό μειονέκτημα της είναι η επιβολή των απόψεων κάποιων στελεχών που είτε είναι ιεραρχικά ανώτεροι από κάποια άλλα στελέχη είτε έχουν μια τέτοια συμπεριφορά που αναγκάζει τα υπόλοιπα στελέχη να διστάζουν να διατυπώσουν την άποψη τους από φόβο προς τους προϊστάμενους. (Chase et al., 2005)

2.2.4 Μέθοδος Delphi

Η μέθοδος Delphi αναπτύχθηκε τη δεκαετία του 1950 από τη Rand Corporation. Ο στόχος αυτής της μεθόδου είναι να εξαλείψει το βασικό μειονέκτημα της προηγούμενης μεθόδου, δηλαδή την επιβολή των απόψεων εκείνων των στελεχών της επιχείρησης που λόγω ιεραρχίας ή εμπειρίας ασκούν μεγάλη επιρροή. Για την αποφυγή αυτού του προβλήματος, η μέθοδος Delphi κρύβει την ταυτότητα των ατόμων που συμμετέχουν, οπότε όλοι έχουν την ίδια συμμετοχή στην διαδικασία της πρόβλεψης. Ο υπεύθυνος αυτής της διαδικασίας δημιουργεί ένα ερωτηματολόγιο και το διανέμει στους συμμετέχοντες. Στη συνέχεια συγκεντρώνονται όλες οι απαντήσεις και διανέμονται πίσω σε όλη την ομάδα μαζί με ένα νέο ερωτηματολόγιο. Αναλυτικά τα βήματα αυτής της διαδικασίας είναι:

1. Επιλογή ομάδας ειδικών που θα συμμετέχουν. Απαιτείται η σύνθεση ομάδας από διαφορετικά τμήματα της επιχείρησης με ευρύ πεδίο γνώσεων και ειδίκευση στον τομέα τους

2. Συλλογή προβλέψεων από όλα τα μέλη της ομάδας

3. Σύνοψη των απαντήσεων και ανατροφοδότηση μαζί με νέες ερωτήσεις στην ομάδα ειδικών για βελτίωση και αιτιολόγηση της πρόβλεψής τους. Οι ειδικοί είτε εμμένουν στις απόψεις τους τεκμηριώνοντας τις λογικά είτε τις μεταβάλλουν ανάλογα

4. Επανάληψη του προηγούμενου βήματος μέχρι να επιτευχθεί σύγκλιση απόψεων

5. Διανομή των τελικών αποτελεσμάτων σε όλους τους συμμετέχοντες.

Η μέθοδος Delphi μπορεί να πετύχει ικανοποιητικά αποτελέσματα σε τρεις γύρους. Ο χρόνος που απαιτείται εξαρτάται από τον αριθμό των συμμετεχόντων, τον χρόνο και τη δουλειά που χρειάζεται για να διαμορφώσουν τις προβλέψεις τους για να απαντήσουν.

Το πρόβλημα, ωστόσο, με αυτή τη μέθοδο είναι ο χρόνος και η ενέργεια που απαιτείται κάθε συμμετέχοντα υπάλληλο. Έτσι, δεν κρίνεται αποτελεσματική σε μια επιχείρηση που χρειάζεται να κινηθεί γρήγορα για να προβλέψει τις μελλοντικές επιδόσεις των προϊόντων της στην αγορά. (Chase et al., 2005)

2.2.5 Ιστορική αναλογία

Η μέθοδος της ιστορικής αναλογίας χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της ζήτησης για ένα προϊόν στην περίπτωση που δεν υπάρχουν διαθέσιμα δεδομένα ζήτησης του παρελθόντος. Αυτό βρίσκει εφαρμογή κυρίως σε περιπτώσεις λανσαρισμάτων νέων προϊόντων, όπου η επιχείρηση μπορεί να διαθέτει ήδη στην αγορά προϊόντα που έχουν παρόμοια χαρακτηριστικά ή ανήκουν στην ίδια προϊοντική κατηγορία με το νέο προϊόν. Υπό αυτές τις συνθήκες, χρησιμοποιείται η ιστορική αναλογία μεταξύ των δύο προϊόντων, αντλώντας τη ζήτηση για το νέο προϊόν, χρησιμοποιώντας τα ιστορικά στοιχεία ζήτησης του υπάρχοντος προϊόντος. Οι περιορισμοί αυτής της μεθόδου είναι αρκετά εμφανείς. Περιλαμβάνουν την αμφισβητήσιμη υπόθεση της ομοιότητας των

συμπεριφορών της ζήτησης και της τοποθέτησης στην αγορά. (Naryan & Jaya, 2008)

2.3 Ποσοτικές μέθοδοι πρόβλεψης

Οι ποσοτικές μέθοδοι προβλέψεων εφαρμόζονται όταν η διαθέσιμη πληροφορία ποσοτικοποιείται με την μορφή αριθμητικών δεδομένων και με την υπόθεση ότι αυτό το μοντέλο συμπεριφοράς των ιστορικών αυτών δεδομένων διατηρείται ακολουθείται στο μέλλον. Οι ποσοτικές μέθοδοι προβλέψεων μπορούν να ταξινομηθούν ανάλογα με το μοντέλο που χρησιμοποιείται. (Reid and Sanders, 2002)

Πίνακας 2.1: Ποσοστό χρησιμοποίησης των ποσοτικών μεθόδων στις εταιρείες

Μέθοδος	Εταιρείες	
	Μικρού Μεγέθους	Μεγάλου Μεγέθους
Κινούμενου Μέσου	29.6%	29.2%
Ευθείας Προβολής	14.8%	14.6%
Απλοϊκής	18.5%	14.6%
Εκθετικής εξομάλυνσης	14.8%	20.8%
Παλινδρόμηση	22.2%	27.1%
Προσομοίωση	3.7%	10.4%
Κλασσικής Απο-σύνθεσης	3.7%	8.3%
Box-Jenkins	3.7%	6.3%
Σύνολο Εταιρειών	27	48

(Πηγή: Nada Sanders and Karl Mandrodt (1994) "Practitioners continue to rely on Judgmental Forecasting Method instead of Quantitative Methods", Interfaces)

Η ανάλυση χρονοσειρών αποτελεί τον πιο διαδεδομένο τύπο ποσοτικού μοντέλου πρόβλεψης. Είναι βασισμένη στην ιδέα ότι οι ιστορικές παρατηρήσεις μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη μελλοντικών παρατηρήσεων και ασχολείται με την ανάλυση των ιστορικών δεδομένων σε παράγοντες όπως η τάση, η εποχικότητα, κλπ.

Στις μεθόδους αυτής της κατηγορίας χρησιμοποιούνται ποσοτικά στοιχεία από το παρελθόν ώστε να προβλεφθεί η τιμή της μεταβλητής στο μέλλον. Εφόσον ο χρονικός ορίζοντας της πρόβλεψης είναι μικρός, αυτές οι μέθοδοι δίνουν αρκετά αξιόπιστα αποτελέσματα. (Makridakis et al., 1998)

Για την εφαρμογή της θα πρέπει να υπάρχει διαθέσιμος ικανός αριθμός στοιχείων (παρελθόντων τιμών) για την τιμή του υπό πρόβλεψη μεγέθους σε προηγούμενες και σταθερές χρονικές περιόδους ώστε να επιλεγεί το καλύτερο πρότυπο συμπεριφοράς της χρονοσειράς για τη την εξαγωγή όσο γίνεται ακριβέστερων προβλέψεων. (Ballou, 2004)

Το μοντέλο των χρονοσειρών θα μπορούσε να αναπαρασταθεί ως ένα σύστημα όπου τα ιστορικά δεδομένα των αντίστοιχων παρελθόντων ιστορικών δεδομένων αποτελούν την είσοδο του, ενώ η συνάρτηση του μοντέλου πρόβλεψης αποτελεί την έξοδο του συστήματος.

2.3.1 Απλοϊκή Μέθοδος (Naive)

Κυρίως εφαρμόζεται στον επιχειρηματικό κόσμο. Αποτελεί το ευκολότερο και απλούστερο μοντέλο πρόγνωσης. Χρησιμοποιεί τη ζήτηση της τρέχουσας περιόδου ως βάση για την πρόβλεψη της επόμενης περιόδου. Η μέθοδος μπορεί να χρησιμοποιηθεί μόνο σε περιπτώσεις δεδομένων με σταθερή ζήτηση για μικρό ορίζοντα, αλλιώς το σφάλμα της πρόβλεψης θα είναι μεγάλο. (Πετρόπουλος και Ασημακόπουλος, 2011)

$$F_t = Y_{t-1} \quad (2.1)$$

Όπου F_t = η πρόβλεψη της ζήτησης για την επόμενη περίοδο

Y_{t-1} = η πραγματική ζήτηση της προηγούμενης περιόδου

2.3.2 Απλός κινητός μέσος (moving average)

Πρόκειται για τη βασικότερη μέθοδο πρόβλεψης που χρησιμοποιείται στις περιπτώσεις που η ζήτηση δεν παρουσιάζει διακυμάνσεις μεταξύ των παρατηρήσεων και δεν εμφανίζεται στοιχείο εποχικότητας. Ο απλός κινητός μέσος είναι ο μέσος όρος της πραγματικής ζήτησης των τελευταίων μηνών, όπως φαίνεται στον ακόλουθο τύπο:

$$F_t = \frac{Y_{t-1} + Y_{t-2} + Y_{t-3} + \dots + Y_{t-n}}{n} \quad (2.2)$$

Όπου F_t = η πρόβλεψη της ζήτησης για την επόμενη περίοδο

n = ο αριθμός των παρατηρήσεων

Y_{t-1} = η πραγματική ζήτηση της προηγούμενης περιόδου

Y_{t-2} , Y_{t-3} , και Y_{t-n} = η πραγματική ζήτηση πριν δύο περιόδους, πριν τρεις περιόδους και μέχρι πριν n περιόδους

Για τον προσδιορισμό της τιμής του n για τη δημιουργία προβλέψεων σε μια χρονοσειρά, εφαρμόζεται η μέθοδο του απλού κινητού μέσου στη χρονοσειρά για διαφορετικές τιμές του n και επιλέγεται εκείνη η τιμή του που ελαχιστοποιεί το σφάλμα της πρόβλεψης.

Ο όρος κινούμενος χρησιμοποιείται επειδή κάθε φορά που μια νέα παρατήρηση γίνεται διαθέσιμη στη χρονοσειρά, αντικαθιστά την παλαιότερη παρατήρηση στην εξίσωση και ένα νέος κινούμενος μέσος υπολογίζεται. (Anderson et al., 2011)

Ο απλός κινητός μέσος είναι πολύ χρήσιμος για να απομακρύνει την τυχαία μεταβλητότητα στην πρόβλεψη, όταν η ζήτηση δεν έχει τάση και εποχικότητα. Είναι πολύ σημαντικό να επιλεγεί το κατάλληλο διάστημα για τον κινητό μέσο. Όσο μεγαλύτερο είναι το επιλεγμένο διάστημα τόσο περισσότερο εξομαλύνεται το τυχαίο στοιχείο στην πρόβλεψη και η επίδραση τυχόν ακραίων τιμών. Όταν όμως υπάρχει τάση στην ζήτηση, δηλαδή αυξάνεται ή μειώνεται σε συνάρτηση με το χρόνο, ο κινητός μέσος ενός μεγάλου διαστήματος θα εξομαλύνει και την τάση. Επομένως, ένα μικρότερο χρονικό διάστημα αν και θα παρουσιάζει μεγαλύτερη διακύμανση ακολουθεί με μεγαλύτερη ακρίβεια την τάση της ζήτησης.

2.3.3 Σταθμισμένος κινητός μέσος (weighted moving average)

Σε αντίθεση με το απλό κινητό μέσο που δίνει το ίδιο βάρος σε κάθε παρατήρηση, ο σταθμισμένος κινητός μέσος παρέχει την δυνατότητα στάθμισης κάθε ιστορικού στοιχείου με διαφορετικό βάρος.

Το άθροισμα όλων των σταθμίσεων (βάρη) θα πρέπει να ισούται με 1. Ο κινητός μέσος με βάρη υπολογίζεται σύμφωνα με τον παρακάτω τύπο:

$$F_t = \sum_{i=1}^n w_i \cdot Y_{t-i} = w_1 \cdot Y_{t-1} + w_2 \cdot Y_{t-2} + \dots + w_n \cdot Y_{t-n} \quad (2.3)$$

Όπου n = ο αριθμός των παρατηρήσεων

Y_{t-1} = η πραγματική ζήτηση της περιόδου t-1

w_i = το βάρος για την περίοδο t-i

Στις περισσότερες περιπτώσεις, η πιο πρόσφατη παρατήρηση λαμβάνει το μεγαλύτερο βάρος, ενώ η στάθμιση μειώνεται για τις παλιότερες τιμές δεδομένων. (Stevenson, 2007)

2.3.4 Απλή εκθετική εξομάλυνση (simple Exponential smoothing)

Η εκθετική εξομάλυνση συνιστά μία από τις πιο γνωστές ευρέως εφαρμόσιμες τεχνικές πρόβλεψης. Βασίζεται στο ότι οι τα πιο πρόσφατα δεδομένα στην εκθετική μείωση της βαρύτητας που δίνεται στα στοιχεία των προηγούμενων περιόδων. Εφαρμόζεται κυρίως στο βραχυπρόθεσμο προγραμματισμό και γενικά σε περιπτώσεις όπου ο χρονικός ορίζοντας της πρόβλεψης είναι σχετικά μικρός ενώ δεν υπάρχουν διαθέσιμες πληροφορίες για τυχόν αιτιοκρατική σχέση που συνδέει την προς πρόβλεψη μεταβλητή και τους ανεξάρτητους παράγοντες που την επηρεάζουν. Η δημοφιλία της βασίζεται στο ότι χαρακτηρίζεται από ευκολία εφαρμογής, ενώ οι απαιτήσεις σε υπολογιστικό χρόνο και αποθήκευση δεδομένων για την εφαρμογή της είναι μικρές. (Reid and Sanders, 2002)

$$F_t = F_{t-1} + \alpha \cdot (Y_{t-1} - F_{t-1}) \quad (2.4)$$

Y_{t-1} = η πραγματική ζήτηση της περιόδου t-1

α = η παράμετρος εξομάλυνσης

Η τιμή του α καθορίζεται τόσο από την εμπειρία αυτού που κάνει την πρόβλεψη, όσο και από τα ποιοτικά χαρακτηριστικά του υπό πρόβλεψη μεγέθους. Θεωρώντας ότι τα δεδομένα παρουσιάζουν σχετική σταθερότητα στο χρόνο, τότε στο α θα δοθεί μικρή τιμή (0,05-0,2). Αν,

αντίθετα, υπάρχουν έντονες διακυμάνσεις στο χρόνο, τότε το α θα πάρει μεγαλύτερες τιμές.

Η απλή εκθετική εξομάλυνση συνιστά το απλούστερο από τα μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης με εφαρμογή στις περιπτώσεις όπου τα δεδομένα δεν παρουσιάζουν στοιχεία τάσης, εποχικότητας ή κυκλικότητας. Αποτελεί μια εξέλιξη της μεθόδου του κινούμενου μέσου, αφού εξομαλύνει τα δεδομένα του παρελθόντος ώστε να αντιμετωπιστεί το τυχαίο στοιχείο, αποτέλεσμα του οποίου είναι οι διακυμάνσεις της τιμής της μεταβλητής. (Makridakis et al., 1998)

2.3.5 Εκθετική εξομάλυνση με προσαρμογή στην τάση (Holt's Method)

Η εκθετική εξομάλυνση με προσαρμογή στην τάση (exponential smoothing adjusted for trend), γνωστή και ως μέθοδος Holt, χρησιμοποιείται όταν υπάρχει τάση στις παρατηρήσεις της χρονοσειράς. Η μέθοδος Holt, σε αντίθεση με την απλή εκθετική εξομάλυνση, έχει δύο παραμέτρους εξομάλυνσης, την παράμετρο α για την εξομάλυνση των τιμών της χρονοσειράς και την παράμετρο β για την εξομάλυνση της τάσης. (Makridakis et al., 1998)

2.3.6 Εκθετική εξομάλυνση με προσαρμογή στην τάση και την Εποχικότητα (Holt Winters Method)

Η μέθοδος της εκθετικής εξομάλυνσης με προσαρμογή στην τάση και στην εποχικότητα (exponential smoothing adjusted for trend and seasonality), γνωστή ως μέθοδος Winters, που αποτελεί επέκταση της μεθόδου Holt. Η μέθοδος Winters έχει τρεις παραμέτρους, τις α , β , και γ , οι οποίες χρησιμοποιούνται για την εξομάλυνση των τιμών της χρονοσειράς, της τάσης και της εποχικότητας αντίστοιχα. (Makridakis et al., 1998)

2.3.7 Διάσπαση Χρονοσειρών

Η διάσπαση των χρονοσειρών είναι μια μέθοδος που χρησιμοποιείται για τη δημιουργία προβλέψεων. Αντίθετα με τις μεθόδους εξομάλυνσης, που βρίσκουν εφαρμογή πρωτίστως στη διαμόρφωση βραχυχρόνιων προβλέψεων καθώς και σε χρονοσειρές με σχετικά μικρό αριθμό δεδομένων, η διάσπαση χρονοσειρών απαιτεί μεγαλύτερο αριθμό παρατηρήσεων και παρέχει τη δυνατότητα

παραγωγής ακόμα και μακροπρόθεσμων προβλέψεων. Απαιτεί περισσότερο χρόνο σε σχέση με τις προηγούμενες μεθόδους εξομάλυνσης, παρέχει ωστόσο τη δυνατότητα λεπτομερούς έρευνας και ανάλυσης του τρόπου σύνθεσης των δεδομένων μιας χρονοσειράς.

Η ανάλυση των χρονοσειρών με τη μέθοδο αυτή στηρίζεται στη διάσπαση των παρατηρήσεων τους σε τέσσερα συνθετικά στοιχεία-συνιστώσες της χρονοσειράς: την τάση, την εποχικότητα, την κυκλικότητα και τις ακανόνιστες ή τυχαίες κινήσεις, ώστε να προσδιοριστεί το πόσο επηρεάζει κάθε ένα στοιχείο ξεχωριστά τον τρόπο δημιουργίας των παρατηρήσεων των χρονοσειρών. Τα αποτελέσματα της ανάλυσης αυτής μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη διαμόρφωση των προβλέψεων. Η τάση αναφέρεται στη γενική κατεύθυνση που φαίνεται να ακολουθεί η γραφική απεικόνιση μίας χρονοσειράς σε ένα ευρύ χρονικό διάστημα.

Σε πολλές περιπτώσεις οι τιμές των παρατηρήσεων ορισμένων χρονοσειρών τείνουν να αυξάνονται ή να μειώνονται με έναν αρκετά σταθερό ρυθμό για μεγάλα χρονικά διαστήματα. Η συμπεριφορά αυτή εκφράζεται από την τάση που φανερώνει τη μακροχρόνια εξέλιξη της χρονοσειράς, η οποία μπορεί να είναι ανοδική ή καθοδική. Η τάση μπορεί να οφείλεται συνήθως σε πληθυσμιακές και τεχνολογικές αλλαγές ή σε οικονομικούς παράγοντες, όπως για παράδειγμα τον πληθωρισμό.

Η κυκλικότητα περιγράφει με μακροπρόθεσμες ταλαντώσεις γύρω από τη γραμμή ή καμπύλη της τάσης και εμφανίζεται ακανόνιστα με κυματοειδή μορφή για χρονικό διάστημα πολύ μεγαλύτερο του ενός έτους. Η συμπεριφορά αυτή των τιμών των χρονοσειρών μπορεί να αποδοθεί σε οικονομικούς κύκλους, προερχόμενους από μεταβαλλόμενες οικονομικές ή τεχνολογικές συνθήκες. Ωστόσο, επειδή οι οικονομικοί κύκλοι δεν εμφανίζονται με την ίδια περιοδικότητα ή και την ίδια μορφή, για το λόγο αυτό το στοιχείο της κυκλικότητας, σε αντίθεση με την τάση και την εποχικότητα, δεν θεωρείται ότι συμβάλλει άμεσα στη δημιουργία προβλέψεων, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να προσδιοριστεί η μέχρι τώρα εξέλιξη των τιμών της χρονοσειράς.

Η εποχικότητα περιγράφει την επαναλαμβανόμενη παρόμοια ή σχεδόν παρόμοια εξέλιξη που έχει μία χρονοσειρά κατά τη διάρκεια κάποιων συγκεκριμένων περιόδων χρόνου, μηνών, τριμήνων ή διαδοχικών ετών.

Η τυχαιότητα περιγράφει ακανόνιστες κινήσεις μιας χρονοσειράς λόγω τυχαίων ή απρόσμενων γεγονότων που δε σχετίζονται με την τάση, την κυκλικότητα ή την εποχικότητα. Οι τυχαίες κινήσεις επηρεάζουν τις τιμές των χρονοσειρών κατά ένα τυχαίο και μη συστηματικό τρόπο, ο οποίος δεν μπορεί να προσδιοριστεί. Η συνιστώσα αυτή λοιπόν δεν είναι δυνατόν να χρησιμοποιηθεί στη διαμόρφωση των μελλοντικών τιμών των χρονοσειρών.

Σε μία συγκεκριμένη χρονοσειρά είναι δυνατόν να συνυπάρχουν είτε και οι τέσσερις βασικές συνιστώσες είτε κάποιες από αυτές. Η ανάλυση των χρονοσειρών συνίσταται στη μαθηματική των συνιστωσών τους. Η βασική ιδέα είναι εμπειρική και περιλαμβάνει την απομόνωση πρώτα της εποχικότητας, μετά της τάσης και τέλος της κυκλικότητας. Η τυχαιότητα μπορεί να αναγνωρισθεί, αλλά δεν μπορεί να προβλεφθεί.

Για την ανάλυση των χρονοσειρών οι ακόλουθοι συμβολισμοί χρησιμοποιούνται:

Y_t = Πραγματική τιμή της χρονοσειράς

T_t = Τάση

S_t = Εποχικότητα

C_t = Κυκλικότητα

I_t = Τυχαίες κινήσεις

όπου $t = 1, 2, 3, \dots, n$.

Για την εξέταση των στοιχείων αυτών χρησιμοποιείται μαθηματικό μοντέλο που αναδεικνύει τον τρόπο με τον οποίο τα δεδομένα της χρονοσειράς προσδιορίζονται από τις συνιστώσες της χρονοσειράς. Τα χρησιμοποιούμενα μοντέλα είναι το προσθετικό μοντέλο (additive model) και το πολλαπλασιαστικό μοντέλο (multiplicative model).

Στο προσθετικό μοντέλο οι πραγματικές τιμές της χρονοσειράς για κάθε περίοδο θεωρούνται ως το άθροισμα των τεσσάρων συνιστωσών και δημιουργούνται σύμφωνα με την ακόλουθη σχέση:

$$Y_t = T_t + S_t + C_t + I_t \quad (2.5)$$

Από την παραπάνω σχέση είναι φανερό ότι όλες οι συνιστώσες είναι εκφρασμένες στην ίδια μονάδα μέτρησης με εκείνη των παρατηρήσεων της χρονοσειράς.

Αντίθετα στο πολλαπλασιαστικό μοντέλο οι πραγματικές τιμές της χρονοσειράς προσδιορίζονται από το γινόμενο των τεσσάρων συνιστωσών, ως ακολούθως:

$$Y_t = T_t \cdot S_t \cdot C_t \cdot I_t \quad (2.6)$$

Στο μοντέλο αυτό μόνο η τάση είναι εκφρασμένη στην ίδια μονάδα μέτρησης με εκείνη της χρονοσειράς Y_t ενώ τα στοιχεία C_t , S_t και I_t είναι δείκτες ανεξάρτητοι από μονάδες μέτρησης.

Από τα δύο παραπάνω μοντέλα το προσθετικό μοντέλο χρησιμοποιείται λιγότερο συχνά στην πράξη, επειδή είναι δύσκολο στην ανάλυση του για υπολογιστικούς κυρίως λόγους. Επίσης βασίζεται στην υπόθεση ότι οι συνιστώσες της χρονοσειράς είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους, που σημαίνει για παράδειγμα, ότι η τάση δεν επηρεάζει την εποχικότητα στον υπολογισμό των τιμών της χρονοσειράς. Η παραδοχή αυτή μπορεί να είναι σωστή κυρίως για φυσικά φαινόμενα, αλλά σπάνια ισχύει σε επιχειρησιακές και οικονομικές εφαρμογές, στις οποίες συνήθως η τάση επηρεάζει μεταξύ των άλλων και τις εποχικές διακυμάνσεις. (Makridakis et al., 1998)

2.4 Αιτιακές μέθοδοι πρόβλεψης

Οι αιτιακές μέθοδοι, που συχνά αναφέρονται και ως μέθοδοι παλινδρόμησης συνιστούν ποσοτικές μεθόδους που διερευνούν τη σχέση αιτίας-αιτιατού μεταξύ δύο ή περισσότερων μεταβλητών, όπως για παράδειγμα την επίδραση της μεταβολής των τιμών ή της διαφήμισης στον καθορισμό της ζήτησης ενός προϊόντος. Αυτό γίνεται μέσω της συλλογής των δεδομένων για τις μεταβλητές που μας ενδιαφέρουν και στη συνέχεια, χρησιμοποιώντας μοντέλα παλινδρόμησης εκτιμάται η ποσοτική επίδραση των ανεξάρτητων μεταβλητών στην κύρια μεταβλητή που επηρεάζουν. (Chopra and Meindl, 2001).

Έτσι, οι προβλέψεις βασίζονται στην υπόθεση ότι η μεταβλητή που πρέπει να προβλεφθεί είναι συνάρτηση άλλων ανεξάρτητων παραγόντων

(π.χ. τιμή, διαφήμιση, πορεία των αγορών κλπ). Επιδιώκεται να προσδιορισθεί η σχέση ανάμεσα στη μεταβλητή και στους ανεξάρτητους παράγοντες. Επομένως, είναι δυνατή η πρόβλεψη της μελλοντικής τιμής της μεταβλητής εφόσον υπάρχουν προβλέψεις για τις μελλοντικές τιμές των ανεξάρτητων παραγόντων. (Ballou, 2004)

Εάν η πρόβλεψη για ένα προϊόν βασίζεται σε μία ανεξάρτητη μεταβλητή, ο όρος που χρησιμοποιείται για να περιγράψει το σενάριο είναι η απλή παλινδρόμηση, ενώ αν περισσότερες από μία ανεξάρτητες μεταβλητές εξετάζονται η τεχνική αναφέρεται ως πολλαπλή παλινδρόμηση. Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι δεν είναι αναγκαίο να υπάρχει σχέση αιτίας-αποτελέσματος μεταξύ των δεδομένων ζήτησης του προϊόντος και των ανεξαρτήτων μεταβλητών, παρόλο υπάρχει ένας υψηλός βαθμός συσχέτισης. Η συγκεκριμένη κατηγορία μεθόδων πρόβλεψης αποτελεί ουσιαστικά την εφαρμογή των διάφορων οικονομετρικών μοντέλων στην διαδικασία πρόβλεψης ζήτησης παρέχοντας τη δυνατότητα να εκτιμηθούν εξωγενείς παράγοντες και γεγονότα, όπως οι αλλαγές στην οικονομία γι' αυτό και αποτελεί την πλέον κατάλληλη μέθοδο για μακροχρόνια πρόβλεψη της ζήτησης. (Makridakis and Wheelwright, 1982)

2.4.1 Απλή γραμμική παλινδρόμηση (linear regression)

Η απλούστερη μορφή ενός αιτιοκρατικού μοντέλου είναι η απλή γραμμική παλινδρόμηση. Εδώ η σχέση μεταξύ εξαρτημένης και ανεξάρτητης μεταβλητής είναι γραμμική και μπορεί να παρασταθεί από τη σχέση:

$$y = a + bx$$

Όπου:

y είναι η εξαρτημένη μεταβλητή, δηλαδή το μέγεθος που θέλουμε να προβλέψουμε,

x είναι η ανεξάρτητη μεταβλητή (της οποίας τα δεδομένα γνωρίζουμε),

a και b είναι οι σταθερές της εξίσωσης που πρέπει να υπολογιστούν. (Reid and Sanders, 2002)

Η σταθερά a δείχνει που τέμνεται ο άξονας των x και η σταθερά b δείχνει την κλίση της γραμμής. Μπορούν να σχεδιαστούν πολλές ευθείες γραμμές που να περνούν από τα δεδομένα. Με την εφαρμογή όμως της γραμμική παλινδρόμησης επιλέγεται εκείνη η ευθεία η οποία ελαχιστοποιεί το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων. Αυτή η μέθοδος ονομάζεται μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων. (Makridakis et al., 1998)

2.5 Προηγμένες μέθοδοι πρόβλεψης

2.5.1 Αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινητών μέσων όρων (ARIMA)

Τα ολοκληρωμένα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινητών μέσων όρων (Auto-Regressive Integrated Moving Average, ARIMA) είναι στοχαστικά μαθηματικά μοντέλα, που παράγουν μια καλή εικόνα της διαχρονικής εξέλιξης της χρονοσειράς επιτυγχάνοντας ικανοποιητικές προβλέψεις των μελλοντικών τιμών του υπό μελέτη μεγέθους. Η διαχρονική περιγραφή ενός φυσικού μεγέθους είναι συχνά πολύ δύσκολη μέσω ντετερμινιστικού μοντέλου και ακόμη η εξάρτηση του φυσικού μεγέθους από μη ντετερμινιστικούς παράγοντες οδηγούν στην περιγραφή της διαχρονικής εξέλιξης του μεγέθους μέσω στοχαστικού μοντέλου. Οι Box και Jenkins μελέτησαν σε βάθος τα μοντέλα ARIMA και πρότειναν μια ομάδα αλγεβρικών μοντέλων πρόβλεψης, οι προβλέψεις των οποίων στηρίζονται αποκλειστικά στις παρελθοντικές τιμές και το μοτίβο συμπεριφοράς της χρονοσειράς. (Box et al., 1970)

2.5.2 Νευρωνικά δίκτυα (Neural Networks)

Χάρη στις πολλές μονάδες επεξεργασίας (Νευρώνες) και στην πολυπλοκότητα των μεταξύ τους διασυνδέσεων εξασφαλίζονται κάποιες από τις βασικότερες ικανότητες του ανθρώπινου εγκεφάλου, όπως, η αποθήκευση εμπειριών, η κατηγοριοποίηση αυτών, η απόκριση σε νέες εμπειρίες μέσω της συσχέτισής τους με τις αποθηκευμένες, η εκτέλεση προβλέψεων για νέες καταστάσεις, η ικανότητα γενίκευσης, η ανοχή στην παραμόρφωση ή την ατέλεια των δεδομένων εισόδου.

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα προσπαθούν να εξομοιώσουν αυτές τις δυνατότητες της ανθρώπινης συμπεριφοράς σε διάφορες εφαρμογές, μεταξύ των οποίων και οι προβλέψεις, υπό τη βάση ότι το βέλτιστο μοντέλο πρόβλεψης είναι αυτό που είναι πιο κοντά στον τρόπο σκέψης του ανθρώπου.

Τα βασικά βήματα σε ένα τέτοιο μοντέλο είναι τα ακόλουθα:

- Κατασκευή βάσης υποκειμενικών παραγόντων
- Κατασκευή βάσης ιστορικών υποκειμενικών γεγονότων
- Φιλτράρισμα της χρονοσειράς και απαλοιφή των ιστορικών υποκειμενικών γεγονότων
- Κατασκευή βάσης υποκειμενικών σεναρίων
- Κατασκευή μοντέλου νευρωνικού δικτύου για την επεξεργασία των υποκειμενικών σεναρίων
- Κατασκευή μοντέλου νευρωνικού δικτύου παραγωγής βασικής τάσης
- Ορισμός εισόδων στο νευρωνικό δίκτυο, δηλαδή των υποκειμενικών σεναρίων προς επεξεργασία
- Παραγωγή προβλέψεων από κάθε μοντέλο νευρωνικών δικτύων και συνδυασμός αυτών

Έτσι, τα νευρωνικά δίκτυα έχουν ως βασική ιδέα το φιλτράρισμα των ανεξάρτητων μεταβλητών (είσοδοι του μοντέλου), μέσω ενός ή περισσότερων κρυφών επιπέδων αποτελούμενων από κρυφούς κόμβους, πριν την παραγωγή των προβλέψεων (έξοδοι του μοντέλου). Παρέχουν σημαντική διευκόλυνση στη μελέτη χρονοσειρών, των οποίων οι μεταβλητές εισόδου και εξόδου δεν έχουν γραμμική σχέση μεταξύ τους. (Lee and Yum, 1998)

3. ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

3.1 Σφάλματα πρόβλεψης

Για την επιλογή της κατάλληλης μεθόδου πρόβλεψης ένα σημαντικό στοιχείο που χρειάζεται να ληφθεί υπόψιν είναι η απόδοση της πρόβλεψης όπως αυτή ορίζεται με κριτήριο τα σφάλματα της πρόβλεψης

Ανεξάρτητα από την περιπλοκότητα των τεχνικών πρόβλεψης, η προβλεπόμενη ζήτηση θα είναι πάντα μεγαλύτερη ή μικρότερη από την πραγματική απαίτηση και σχεδόν ποτέ ίση με αυτήν. Η διαφορά μεταξύ της πρόβλεψης και της πραγματικής ζήτησης καλείται σφάλμα πρόβλεψης. (Chopra and Meindl, 2001). Ο στόχος της πρόβλεψης είναι η ελαχιστοποίηση του σφάλματος. Αν το μέγεθος του σφάλματος μεγάλο αυτό μπορεί να σημαίνει ότι είτε η τεχνική πρόβλεψης είναι λάθος είτε ότι χρειάζεται τροποποίηση στις παραμέτρους.

Μια συσσωρευτική μέτρηση του λάθους πρόβλεψης απαιτείται για να ελέγξει την απόδοση ενός προτύπου πρόβλεψης και να οδηγήσει σε μια επαναξιολόγηση όλων των προτύπων παραμέτρων όπως απαιτείται. Οι προβλέψεις πολλές φορές εμπεριέχουν σφάλματα. Τα σφάλματα των προβλέψεων διακρίνονται σε στατιστικά και τυχαία. Τα τυχαία σφάλματα οφείλονται σε μη προβλέψιμους παράγοντες που επηρεάζουν τη ζήτηση. Αντίθετα, τα στατιστικά σφάλματα αφορούν στο μοντέλο πρόβλεψης και οφείλονται στην κακή εκτίμηση ή παράλειψη παραγόντων που επηρεάζουν τη ζήτηση, για παράδειγμα εποχικότητα. (Anderson et al., 2011)

Το σφάλμα των προβλέψεων μπορεί να μετρηθεί συγκρίνοντας τις προβλέψεις με τις πραγματικές τιμές της ζήτησης. Έστω F_t η πρόβλεψη της ζήτησης για την περίοδο t και Y_t η πραγματική ζήτηση περιόδου t . Το σφάλμα της πρόβλεψης e_t ορίζεται ως ακολούθως:

$$e_t = Y_t - F_t \quad (3.1)$$

Όταν γίνεται πρόβλεψη των τιμών ενός μεγέθους, μπορεί να γίνει υπολογισμός δύο ειδών σφαλμάτων. Πριν καταγραφούν οι πραγματικές τιμές του μεγέθους για την περίοδο στην οποία αναφέρεται η πρόβλεψη,

μπορεί να υπολογιστεί μόνο το σφάλμα του μοντέλου πρόβλεψης (in-sample error). Ενώ στη συνέχεια, όταν τα πραγματικά δεδομένα είναι πλέον διαθέσιμα, μπορεί να υπολογιστεί τόσο το σφάλμα του μοντέλου πρόβλεψης όσο και το πραγματικό σφάλμα (out-of-sample error). Το σφάλμα του μοντέλου πρόβλεψης χρησιμεύει στην επιλογή των παραμέτρων των μοντέλων πρόβλεψης, ενώ το πραγματικό σφάλμα παρουσιάζει την ακρίβεια της μεθόδου πρόβλεψης στην τελική της μορφή (εφόσον έχουν δηλαδή υπολογιστεί οι παράμετροι και έχουν γίνει οι τελικές προβλέψεις), υποδεικνύοντας την ύπαρξη ανάγκης τροποποίησης του μοντέλου για τη μείωση των σφαλμάτων. (Πετρόπουλος και Ασημακόπουλος, 2011)

Ακολουθώς αναλύονται οι στατιστικοί δείκτες σφάλματος: (Πετρόπουλος και Ασημακόπουλος, 2011)

1. **Μέσο σφάλμα (Mean Error-ME):** Υπολογίζεται με χρήση της σχέσης (3.2) και εκφράζει ένα μέτρο της συστηματικότητας του σφάλματος. Συγκεκριμένα, όσο μικρότερη τιμή λαμβάνει (κοντά στο μηδέν), τόσο περισσότερα τα σφάλματα χαρακτηρίζονται από το στοιχείο της τυχαιότητας. Όσο η τιμή του σφάλματος απομακρύνεται από το μηδέν, τότε για μεν θετικές τιμές του σφάλματος εμφανίζεται μια τάση για απαισιοδοξία στην πρόβλεψη, ενώ μια τάση για αισιοδοξία εμφανίζεται για αρνητικές τιμές αντίστοιχα.

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t \quad (3.2)$$

2. **Μέσο απόλυτο σφάλμα ή Μέση απόλυτη απόκλιση (Mean Absolute Error – MAE ή Mean Absolute Deviation – MAD):** Δείχνει την ακρίβεια της μεθόδου, χωρίς ωστόσο να δείχνει την κατεύθυνση της πρόβλεψης. Όσο μεγαλύτερη η τιμή του δείκτη αυτού, τόσο μικρότερη η ακρίβεια του μοντέλου πρόβλεψης. Δεν είναι πάντα κατάλληλο για χρονοσειρές διαφορετικού ύψους και ίδιας διασποράς, καθώς δεν είναι δυνατή η λήψη συγκεκριμένων πληροφοριών.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t| \quad (3.3)$$

3. **Μέσο τετραγωνικό σφάλμα (Mean Squared Error-MSE):**

Είναι ένα μέτρο σύγκρισης της ακρίβειας πρόβλεψης των διαφόρων μοντέλων που χρησιμοποιούνται και χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό των βέλτιστων παραμέτρων εξομάλυνσης. Ιδιαίτερη βαρύτητα δίνεται στα μεγάλα σφάλματα, λόγω του τετραγωνισμού των σφαλμάτων, σε αντίθεση με τα μικρά σφάλματα που δεν επηρεάζουν τόσο έντονα το σφάλμα. Ο τύπος υπολογισμού του είναι ο εξής:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2 \quad (3.4)$$

4. **Ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (Root Mean Squared Error):**

Οι ιδιότητες της παραμένουν ως και του μέσου τετραγωνικού σφάλματος. Επειδή το μέσο τετραγωνικό σφάλμα εκφράζεται στις μονάδες της αρχικής χρονοσειράς υψωμένες στο τετράγωνο, υπολογίζεται η τετραγωνική ρίζα αυτού, ώστε να το σφάλμα να εκφράζεται στις μονάδες της αρχικής χρονοσειράς

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2} \quad (3.5)$$

Ένα μειονέκτημα των προαναφερθέντων δεικτών ακρίβειας μιας μεθόδου πρόβλεψης είναι ότι εκφράζονται στις μονάδες της χρονοσειράς που μελετάται. Το χαρακτηριστικό αυτό δυσχεραίνει τη σύγκριση των διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης και ακόμη περισσότερο σε περιπτώσεις πολύ υψηλών πραγματικών τιμών ή διαφορετικών μονάδων

μέτρησης. Χρησιμοποιούνται τότε σφάλματα σε ποσοστιαία μορφή, όπως αναλύονται παρακάτω:

5. **Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error):** Λαμβάνει μη αρνητικές τιμές όπως φαίνεται και από τον τύπο (3.6). Είναι από τα δύο κύρια χρησιμοποιούμενα σφάλματα για την εκτίμηση της ακρίβειας των μοντέλων πρόβλεψης. Σε περιπτώσεις μεγάλων θετικών τιμών των δεδομένων της χρονοσειράς προτιμάται, λόγω της απλότητάς του, όπως και στην αξιολόγηση της ακρίβειας μιας μεθόδου πρόβλεψης εφαρμοζόμενης σε περισσότερες από μία χρονοσειρές και μάλιστα διαφορετικού επιπέδου τιμών

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{e_t}{Y_t} \cdot 100\% \quad (3.6)$$

Η μέση εκατοστιαία απολυτή απόκλιση παρέχει ένα αντικειμενικό μέτρο του σφάλματος πρόβλεψης σαν ποσοστό της ζήτησης χωρίς να εξαρτάται από την τάξη μεγέθους της ζήτησης, όπως συμβαίνει παραπάνω.

6. **Συμμετρικό μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Symmetric Mean Absolute Percentage Error):** Χρησιμοποιείται μαζί με το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα κατά κύριο λόγο στην ανάλυση της ακρίβειας προβλέψεων. Σε αντίθεση όμως με το MAPE, το SMAPE δεν παρουσιάζει απροσδιοριστία κατά την εφαρμογή του σε χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης. Αποφεύγει τα μεγάλα σφάλματα σε περίπτωση έντονων διαφορών ανάμεσα στην απόλυτη ποσοστιαία τιμή σφάλματος όταν η πραγματική τιμή είναι μεγαλύτερη της πρόβλεψης και το ανάποδο. Το μειονέκτημα αυτού του δείκτη είναι ότι δεν αντιμετωπίζονται οι αισιόδοξες προβλέψεις με αντίστοιχο τρόπο όπως οι

απαισιόδοξες και επομένως δεν είναι τόσο συμμετρικός όσο παρουσιάζεται.

$$sMAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|e_t|}{\left| \frac{Y_t + F_t}{2} \right|} \cdot 100\% \quad (3.7)$$

7. **Διάμεσος του απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (Median Absolute Percentage Error):** Είναι ένα ακόμη από τα ποσοστιαία σφάλματα που χρησιμοποιούνται. Προτιμάται έναντι του MAPE, γιατί είναι πιο σταθερό σφάλμα απέναντι σε ανωμαλίες των τιμών της χρονοσειράς. Ένα μειονέκτημα των σφαλμάτων MAPE και MdAPE είναι ότι δεν ορίζονται για την περίπτωση μηδενικής τιμής για οποιαδήποτε χρονική περίοδο που μελετάται για την περίπτωση τιμών κοντά στο μηδέν). Σε περίπτωση ύπαρξης πραγματικών τιμών κοντά στο μηδέν οι τιμές του MAPE είναι σημαντικά μεγαλύτερες από τις αντίστοιχες τιμές του σφάλματος MdAPE, λόγω της ιδιαίτερα ασύμμετρης κατανομής των τιμών του.

$$MdAPE = median(APE) = median \left(\sum_{t=1}^n \frac{|e_t|}{|Y_t|} \cdot 100\% \right) \quad (3.8)$$

8. **Διάμεσος του συμμετρικού απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (Symmetric Median Absolute Percentage Error):** Χρησιμοποιείται για τον περιορισμό των προβλημάτων που προκύπτουν από πολύ μικρές τιμές των δεδομένων της χρονοσειράς. Το συμμετρικό MdAPE όπως και το συμμετρικό MAPE δεν είναι τόσο συμμετρικό όσο υποδεικνύει η ονομασία του. Και αυτό δίνει μεγαλύτερη βαρύτητα στα θετικά σφάλματα σε αντίθεση με τα αρνητικά, σε μικρότερο βαθμό όμως από το MdAPE.

$$sMdAPE = median \left(\sum_{t=1}^n \frac{|e_t|}{\left| \frac{Y_t + F_t}{2} \right|} \cdot 100\% \right) \quad (3.9)$$

Για τη μέτρηση της συνολικής επίδοσης ενός μοντέλου πρόβλεψης, σε ένα χρονικό ορίζοντα η πολλαπλών περιόδων, υπολογίζεται το άθροισμα των σφαλμάτων πρόβλεψης κάθε περιόδου. Αρνητικές τιμές υποδηλώνουν υπερεκτίμηση της ζήτησης, ενώ θετικές τιμές δείχνουν υποεκτίμηση της ζήτησης. Ωστόσο, αξίζει επίσης να σημειωθεί ότι μεγάλες θετικές τιμές του σφάλματος πρόβλεψης αντισταθμίζονται από μεγάλες αρνητικές. Για αυτό το λόγο χρησιμοποιούνται κυρίως μετρήσεις με απόλυτες τιμές σφάλματος και μέσες τιμές.

3.2 Διαγωνισμοί πρόβλεψης

Το αυξημένο ενδιαφέρον για την επιστήμη της πρόβλεψης έχει οδηγήσει στην επινόηση και ανάπτυξη πολλών νέων μεθόδων πρόβλεψης. Έτσι σήμερα οι γνωστές και διαθέσιμες μέθοδοι προβλέψεων είναι πάρα πολλές και η επιλογή μιας μεθόδου για κάποια συγκεκριμένη γενική ή ειδική εφαρμογή είναι πολύ δύσκολη. Γι' αυτό το λόγο οργανώνονται οι διαγωνισμοί πρόβλεψης. Ο στόχος αυτών των διαγωνισμών είναι η σύγκριση διαφόρων μεθόδων πρόβλεψης και ο εντοπισμός των πλεονεκτημάτων και των μειονεκτημάτων της κάθε διαγωνιζόμενης μεθόδου, ώστε να αναγνωρισθεί η καταλληλότητα των μεθόδων για τις διάφορες εφαρμογές. Η επιλογή της κατάλληλης μεθόδου είναι σημαντική γιατί σε πάρα πολλές περιπτώσεις μια μικρή βελτίωση στην ακρίβεια των προβλέψεων οδηγεί σε σημαντική εξοικονόμηση χρόνου, χώρου αλλά και κυρίως χρημάτων. (Makridakis and Hibon, 2000)

Θα πρέπει να διευκρινιστεί ότι δεν είναι εύκολο να υπάρξει μια μέθοδος πρόβλεψης η οποία θα υπερτερεί καθολικά των άλλων. Έτσι, στους διαγωνισμούς πρόβλεψης δεν υπάρχουν «νικητές» και «ηττημένοι» αλλά εντοπίζονται τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα των μεθόδων πρόβλεψης ώστε αναλόγως των εκάστοτε αναγκών και απαιτήσεων να επιλέγεται η πιο κατάλληλη μέθοδος. Ένας ακόμα στόχος των διαγωνισμών πρόβλεψης είναι η επιβεβαίωση και η πιστοποίηση των αποτελεσμάτων και των συμπερασμάτων που έχουν εξαχθεί από τους παλαιότερους αντίστοιχους διαγωνισμούς. Η επιβεβαίωση αυτή έχει μεγάλη σημασία γιατί αν από τα πειράματα αποδειχθεί ότι τα θεωρητικά και πρακτικά αποτελέσματα δεν συμφωνούν μεταξύ τους, τότε ή οι αντίστοιχες θεωρίες είναι λανθασμένες.

Ο διαγωνισμός Μ3 διεξήχθη κατά την χρονική περίοδο 1998-1999 και είναι ο τελευταίος μεγάλος διαγωνισμός πρόβλεψης που έχει ολοκληρωθεί. Η κύρια διαφορά μεταξύ του παρόντος και των προηγούμενων διαγωνισμών εντοπίζονται βασικά στο σύνολο των χρονοσειρών που χρησιμοποιούνται στον καθένα από αυτούς και δευτερευόντως σε κάποιες καινούργιες μεθόδους που διαγωνίστηκαν στον διαγωνισμό Μ3. Το σύνολο των δεδομένων αποτελείται από 3003 χρονοσειρές διαφόρων τύπων και κατηγοριών δεδομένων και οι μέθοδοι που διαγωνίζονται είναι μεν ισάριθμες αλλά διαφορετικές καθώς νέες μέθοδοι πρόβλεψης έχουν μοντελοποιηθεί κατά το χρονικό διάστημα μεταξύ του παρόντος και των προηγούμενων διαγωνισμών. Οι χρονοσειρές μπορούσαν να ομαδοποιηθούν με βάση την χρονική απόσταση των παρατηρήσεων δηλαδή τις περιόδους παρατηρήσεων σε ένα ημερολογιακό έτος (μηνιαίες, τριμηνιαίες, ετήσιες, τυχαίες), με βάση το είδος των χρονοσειρών (βιομηχανικές, οικονομικές, δημογραφικές, μακροοικονομικές, μικροοικονομικές και διάφορες) και με βάση την παρουσία ή όχι εποχικότητας. Το ζητούμενο σε αυτόν τον διαγωνισμό ήταν η συγκριτική επίδοση και αξιολόγηση διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης για διάφορους ορίζοντες πρόβλεψης και η εξαγωγή συμπερασμάτων για αυτές τις μεθόδους. (Makridakis and Hibon, 2000)

Σε γενικές γραμμές τα συμπεράσματα και τα αποτελέσματα των διαγωνισμών πρόβλεψης μπορούν να γενικευτούν εφόσον χρησιμοποιείται ένα πολύ μεγάλο πλήθος χρονοσειρών από όλο το φάσμα των εφαρμογών πρόβλεψης, ένας μεγάλος αριθμός και μεθόδων πρόβλεψης καθώς και πολλοί δείκτες σφάλματος.

Τα βασικά συμπεράσματα που εξήχθησαν από τον διαγωνισμό Μ3 είναι τα ακόλουθα:

1. Οι στατιστικά πολύπλοκες και σύνθετες μέθοδοι δεν παράγουν απαραίτητα ακριβέστερες προβλέψεις από τις απλούστερες μεθόδους
2. Ο δείκτης επίδοσης των διαφόρων μεθόδων που χρησιμοποιούνται μεταβάλλεται αναλόγως του δείκτη σφάλματος που χρησιμοποιείται για τον έλεγχο της ακρίβειας των προβλέψεων
3. Η ακρίβεια του συνδυασμού παραπάνω από μία μεθόδων είναι γενικά μεγαλύτερη σε σχέση με την ακρίβεια της καθεμιάς μεθόδου που

χρησιμοποιήθηκε στο συνδυασμό και αρκετά καλή συγκρινόμενη με την ακρίβεια άλλων μεθόδων.

4. Ο δείκτης επίδοσης των χρησιμοποιούμενων μεθόδων εξαρτάται κάθε φορά από το μήκος του ορίζοντα πρόβλεψης. (Makridakis and Hibon, 2000)

4. ΛΟΓΙΣΜΙΚΟ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ

4.1 Εισαγωγή στο λογισμικό προβλέψεων

Το λογισμικό προβλέψεων βρίσκει εφαρμογή διεθνώς στις επιχειρήσεις. Στις μέρες μας είναι πλέον αρκετά διαδεδομένα τα εξειδικευμένα πακέτα λογισμικού επιχειρηματικών προβλέψεων. Σε πολλές περιπτώσεις το λογισμικό προβλέψεων ενσωματώνεται μέσα σε ευρύτερες εφαρμογές όπως στατιστικά πακέτα, λογιστικά φύλλα, μαθηματικά πακέτα ή ανεπτυγμένα ERP συστήματα. Επιπρόσθετα, έχουν αναπτυχθεί αρκετά πληροφοριακά συστήματα παραγωγής προβλέψεων σε ακαδημαϊκό επίπεδο, ενώ παράλληλα με τη συνεχή ανάπτυξη του διαδικτύου αναπτύσσονται και εφαρμογές δημιουργίας προβλέψεων μέσω αυτού. (Reid and Sanders, 2002)

Για την αξιολόγηση και την επιλογή του κατάλληλου λογισμικού προβλέψεων πρέπει να ληφθούν υπόψη παράμετροι όπως ευρύτητα της χρήσης του, η τεχνική υποστήριξη από τον προμηθευτή, η συνδεσιμότητα του με άλλες εφαρμογές, η διαθεσιμότητα και το εύρος των δεδομένων, το επίπεδο ανοχής στα σφάλματα, η ευκολία στην εκμάθηση και τη χρήση και φυσικά το κόστος. (Zafiroopoulos et al., 2005)

Ένα σύστημα πρόβλεψης από την πλευρά του προγραμματισμού θα πρέπει να εκτιμά την αναμενόμενη ζήτηση (στην αντίστοιχη μονάδα μέτρησης) βραχυπρόθεσμα, αλλά και μακροπρόθεσμα, να εκτιμά τη διακύμανση της πραγματικής ζήτησης γύρω από την αναμενόμενη τιμή να παρέχει προβλέψεις έγκαιρα ώστε να υπάρχει χρόνος για τη λήψη αποφάσεων, να επικαιροποιεί τις προβλέψεις περιοδικά ώστε να μεταβάλλονται γρήγορα οι αποφάσεις αν αυτό είναι απαραίτητο, να εξισορροπεί το κόστος των σφαλμάτων πρόβλεψης με το κόστος της διαδικασίας πρόβλεψης, να επιτρέπει στην ανθρώπινη κρίση να επέμβει στους αυτόματους υπολογισμούς και να μην επηρεάζεται από μη ελεγχόμενους παράγοντες. (Makridakis et al., 1998)

4.2 Κατηγορίες λογισμικών προβλέψεων

Έτσι, το λογισμικό προβλέψεων θα μπορούσε να κατηγοριοποιηθεί στους ακόλουθους τύπους:

1. *Εξειδικευμένα πακέτα λογισμικού επιχειρηματικών προβλέψεων*: σε αυτή την κατηγορία κατατάσσονται πακέτα όπως το Forecast Pro, το EViews, το Statistica, που είναι εξειδικευμένα στις επιχειρηματικές προβλέψεις, με τις δυνατότητες τους να διαφέρουν από εφαρμογή σε εφαρμογή, με αντίστοιχη επίπτωση στην τιμή
2. *Στατιστικά πακέτα*: σε αυτή την κατηγορία κατατάσσονται γενικές στατιστικές εφαρμογές όπως, Minitab, SAS, SPSS, S-Plus, που περιλαμβάνουν ρουτίνες προβλέψεων (Reid and Sanders, 2002)
3. *Λογιστικά φύλλα (Spreadsheets)*: σε αυτή την κατηγορία κατατάσσονται εφαρμογές όπως Microsoft Excel, Lotus 123, Quatro Pro που χρησιμοποιούνται ευρέως στις επιχειρήσεις παρέχοντας συναρτήσεις για μεθόδους προβλέψεων, όπως η απλή εκθετική εξομάλυνση, η απλή και η πολλαπλή παλινδρόμηση (Reid and Sanders, 2002)
4. *Μαθηματικά πακέτα*: σε αυτή την κατηγορία κατατάσσονται δημοφιλείς μαθηματικές εφαρμογές που χρησιμοποιούνται παράλληλα και για δημιουργία προβλέψεων (Matlab, MathCad, Mathematica). Κάθε μία από αυτές τις εφαρμογές μπορεί να χρησιμοποιηθεί είτε απευθείας είτε μέσω μιας γλώσσας εντολών
5. *Modules σε ERP συστήματα*: σε αυτή την κατηγορία κατατάσσονται τα υποσυστήματα παραγωγής προβλέψεων που ενσωματώνονται σε ευρύτερα Συστήματα Αξιοποίησης Επιχειρησιακών Πόρων (ERP), όπως το SAP και το Oracle (Zafiroopoulos et al., 2005)

6. *Ακαδημαϊκά πληροφοριακά συστήματα παραγωγής προβλέψεων*: σε αυτή την κατηγορία κατατάσσονται εξειδικευμένα πληροφοριακά συστήματα με εφαρμογές σε διαφορετικά πεδία
7. *Εφαρμογές και υπηρεσίες παραγωγής προβλέψεων μέσω του Internet (eForecasting)*: σε αυτή την κατηγορία κατατάσσονται οι υπηρεσίες προβλέψεων μέσω διαδικτυακών εφαρμογών (Zafirooulos et al., 2005)

Ακολουθώς αναλύονται κάποια από τα πακέτα προβλέψεων:

Το EViews (Econometric Views) είναι ένα στατιστικό πακέτο για τα Windows, που χρησιμοποιείται κυρίως για χρονοσειρές στην οικονομετρική ανάλυση. Είναι από τα πλέον διαδεδομένα οικονομετρικά προγράμματα στον κόσμο, και παρέχει εργαλεία στατιστικής επεξεργασίας, προβλέψεων και μοντελοποίησης. Έχει αναπτυχθεί από την Quantitative Micro Software (QMS) το 1994 και αντικατέστησε το πολύ δημοφιλές πακέτο MicroTSP. Το EViews μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη γενική στατιστική και την οικονομετρική ανάλυση, όπως είναι η εκτίμηση των χρονοσειρών και η πρόβλεψη. (<http://www.eviews.com/>)

Το SPSS (Statistical Package for the Social Sciences) είναι ένα υπολογιστικό πρόγραμμα που χρησιμοποιείται για την έρευνα και την ανάπτυξη, την εξόρυξη δεδομένων και τη στατιστική ανάλυση. Δημιουργήθηκε από τους Norman H. Nie και C. Hadlai Hull το 1968. Αν και προσφέρει ένα σημαντικά μικρότερο εύρος των οικονομετρικών εκτιμητών σε σχέση με το SAS για παράδειγμα, αποτελεί ένα πολύ εύκολο στη χρήση πακέτο. Το SPSS είναι πλεονεκτεί στις ANOVA εφαρμογές, αλλά είναι περιορισμένο στις χρονοσειρές και στα μοντέλα εξαρτημένης μεταβλητής. (<http://www.spss.com/>)

Το Minitab (<http://www.minitab.com/en-GB/default.aspx>) είναι ένα πακέτο που χρησιμοποιείται συνήθως στη διδασκαλία των βασικών κανόνων της στατιστικής και της οικονομετρίας. Παρόλο που δε διαθέτει πολλά από τα χαρακτηριστικά των σύγχρονων οικονομετρικών λογισμικών, είναι εύκολο στη χρήση. Δημιουργήθηκε από τους Barbara F. Ryan, Thomas A. Ryan, Jr., and Brian L. Joiner το 1972 στο πανεπιστήμιο της Πενσυλβάνιας. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε ανάλυση παλινδρόμησης,

τους πίνακες και τα διαγράμματα, στις χρονοσειρές, τις προβλέψεις, τις πολυμεταβλητές και άλλες εφαρμογές. (<http://www.minitab.com/en-GB/default.aspx>)

Το SAS (Statistical Analysis System) είναι ένα ολοκληρωμένο σύστημα υπηρεσιών λογισμικού που δημοσιεύτηκε για πρώτη φορά το 1976 και παρέχεται από την SAS Institute από το 2008. Επιτρέπει στους προγραμματιστές να πραγματοποιούν επεξεργασία των δεδομένων σε διαφορετικές μορφές και δίνει πολλές επιχειρηματικές λύσεις σε τομείς όπως η διαχείριση ανθρώπινων πόρων και η οικονομική διαχείριση. Για πολλά χρόνια, το SAS αποτέλεσε το ευρύτερα χρησιμοποιούμενο πακέτο για την αντιμετώπιση των μεγάλων οικονομετρικών προβλημάτων (<http://www.sas.com/>)

5. ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

5.1 Μεθοδολογία

Στο παρόν κεφάλαιο θα χρησιμοποιηθούν κάποιες από τις μεθόδους πρόβλεψης που αναλύθηκαν στα προηγούμενα κεφάλαια σε δεδομένα ζήτησης τριών καταναλωτικών προϊόντων με διαφορετικές συμπεριφορές ζήτησης, τα οποία στο εξής θα αναφέρονται ως «προϊόν Α», «προϊόν Β» και «προϊόν Γ».

Το προϊόν Α είναι αποσμητικό σώματος, το προϊόν Β κρέμα χεριών και το προϊόν Γ παγωτό.

Για κάθε προϊόν έχουν συλλεχθεί τιμές ζήτησης παρελθόντων ετών σε μηνιαίο επίπεδο, βάση των οποίων προεκβάλλεται η συμπεριφορά των εν λόγω χρονοσειρών στο μέλλον.

Οι μέθοδοι που εφαρμόζονται για τα δύο πρώτα προϊόντα που εμφανίζουν σταθερή ζήτηση με στοιχεία τυχειότητας είναι:

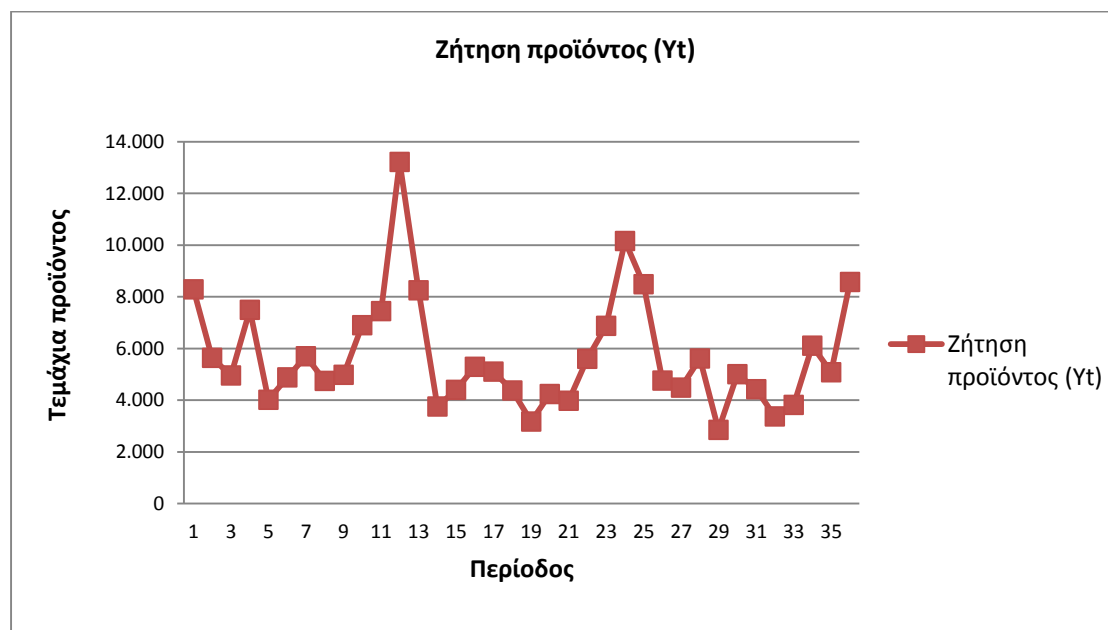
1. Ο απλός κινητός μέσος για διαφορετικό αριθμό παρατηρήσεων n . Με χρήση των κριτηρίων των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE για τα διαφορετικά n , επιλέγεται εκείνη η τιμή που τα ελαχιστοποιεί
2. Ο σταθμισμένος κινητός μέσος για διαφορετικό αριθμό παρατηρήσεων n . Για την επιλογή των τιμών των σταθμίσεων (βαρών) χρησιμοποιείται το εργαλείο του solver με απαίτηση την ελαχιστοποίηση του σφάλματος MAD. Τέλος, με χρήση των κριτηρίων των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE για τα διαφορετικά n , επιλέγεται εκείνη η τιμή που τα ελαχιστοποιεί
3. Η απλή εκθετική εξομάλυνση για διαφορετικές τιμές των παραμέτρων εξομάλυνσης α . Χρησιμοποιείται η μέθοδος της δοκιμής και σφάλματος και στο τέλος εφαρμόζεται το εργαλείο του solver με απαίτηση την ελαχιστοποίηση του σφάλματος MAD, για την επιλογή του α . Τέλος, με χρήση των κριτηρίων των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE για τα διαφορετικά n , επιλέγεται εκείνη η τιμή που τα ελαχιστοποιεί

4. Γίνεται χρήση του πακέτου Eviews για τη δημιουργία μοντέλου πρόβλεψης με τη μέθοδο της παλινδρόμησης (ελάχιστα τετράγωνα)
5. Τέλος, συγκρίνονται οι επιδόσεις των παραπάνω μεθόδων με κριτήριο τα σφάλματα πρόβλεψης MAD και MSE και επιλέγεται το βέλτιστο μοντέλο πρόβλεψης ανά προϊόν

Στο τρίτο προϊόν τα δεδομένα της ζήτησης εμφανίζουν έντονα το στοιχείο της εποχικότητας και της τάσης, οπότε η μέθοδος της απλής εκθετικής εξομάλυνσης αντικαθίσταται από την εφαρμογή της εκθετικής εξομάλυνσης με προσαρμογή στην τάση και την εποχικότητα (Holt-Winters), ενώ δεν εφαρμόζεται η μέθοδος του απλού κινητού μέσου.

5.2 Εφαρμογή μεθόδων πρόβλεψης για το Προϊόν Α

Στο σχήμα 5.1 παρουσιάζονται οι μηνιαίες πωλήσεις του προϊόντος Α για τρία έτη (36 μήνες).

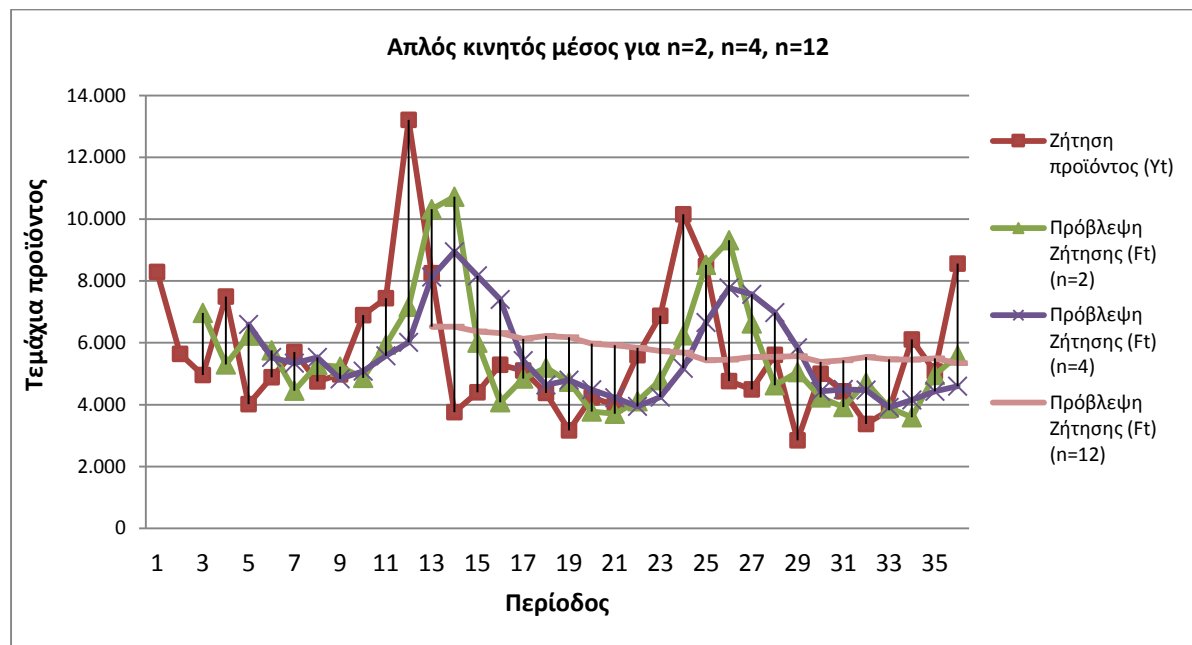


Σχήμα 5.1 Δεδομένα ζήτησης 36 μηνών για το προϊόν Α

5.2.1 Εφαρμογή απλού κινητού μέσου για το προϊόν Α

Σύμφωνα με τη σχέση (2.2) υπολογίζεται ο κινητός μέσος για έξι διαφορετικά n ($n=2, n=4, n=6, n=8, n=10, n=12$).

Στο σχήμα 5.2 παρουσιάζονται οι τιμές της προβλεπόμενης ζήτησης σε σχέση με τα πραγματικά δεδομένα ζήτησης για $n=2$, $n=4$, $n=12$, τις τιμές του n δηλαδή που ελαχιστοποιούν τα σφάλματα, σύμφωνα με τα δεδομένα του πίνακα 5.1.



Σχήμα 5.2 Γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης της ζήτησης σε σχέση με τα πραγματικά δεδομένα ζήτησης για $n=2$, $n=4$, $n=12$ για το προϊόν A

Πίνακας 5.1 Τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE για $n=2$, $n=4$, $n=6$, $n=8$, $n=10$, $n=12$ για το προϊόν A

	$n=2$	$n=4$	$n=6$	$n=8$	$n=10$	$n=12$
MAD	1.760,68	1.850,86	2.011,36	2.201,17	2.105,29	1.665,70
MSE	5.610.337,07	6.367.061,23	6.618.845,98	7.064.373,10	7.089.754,85	3.960.822,38

Όπως φαίνεται στον πίνακα 5.1, η χρήση της μεθόδου για $n=12$ ελαχιστοποιεί και τα δύο σφάλματα πρόβλεψης.

5.2.2 Εφαρμογή σταθμισμένου κινητού μέσου για το προϊόν A

Για την εφαρμογή του μοντέλου του σταθμισμένου κινητού μέσου και σύμφωνα με τη σχέση (2.3) χρειάζεται η επιλογή του αριθμού των βαρών, δηλαδή των παρατηρήσεων που θα εφαρμοστούν. Δοκιμάζονται

διαφορετικά n και τελικά επιλέγεται η χρήση πέντε και δώδεκα σταθμίσεων. Οι τιμές των βαρών υπολογίζονται με το εργαλείο του solver για ελαχιστοποίηση του σφάλματος MAD και με τη συνθήκη το άθροισμά τους να είναι ίσο με 1 να ικανοποιείται.

Στους πίνακες 5.2 και 5.3 παρουσιάζονται οι τιμές των βαρών που ελαχιστοποιούν το MAD για $n=5$ και $n=12$ αντίστοιχα

Πίνακας 5.2 Τιμές των σταθμίσεων για $n=5$ για το προϊόν A

W1	W2	W3	W4	W5	sum
0,028	0,012	0,209	0,147	0,604	1

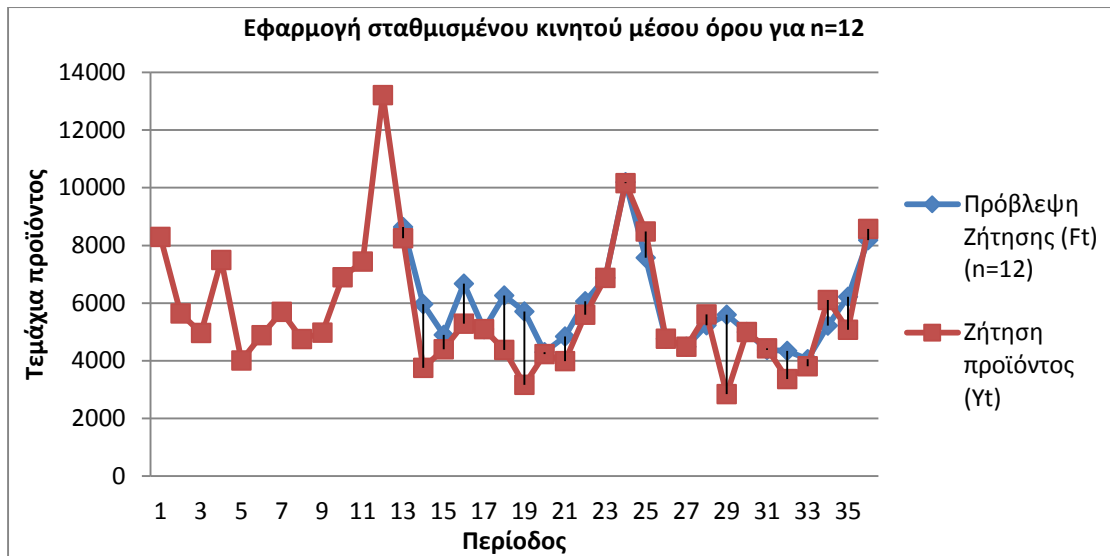
Πίνακας 5.3 Τιμές των σταθμίσεων για $n=12$ για το προϊόν A

W1	W2	W3	W4	W5	W6	W7	W8	W9	W10	W11	W12	sum
0,591	0,040	0,000	0,000	0,000	0,000	0,143	0,034	0,000	0,000	0,000	0,192	1

Στον πίνακα 5.4 φαίνεται ότι η χρήση της μεθόδου για $n=12$ ελαχιστοποιεί και τα δύο σφάλματα πρόβλεψης

Πίνακας 5.4 Τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE για $n=5$ και $n=12$ για το προϊόν A

	n=5	n=12
MAD	1.523,50	751,95
MSE	4.917.043,45	1.246.791,66



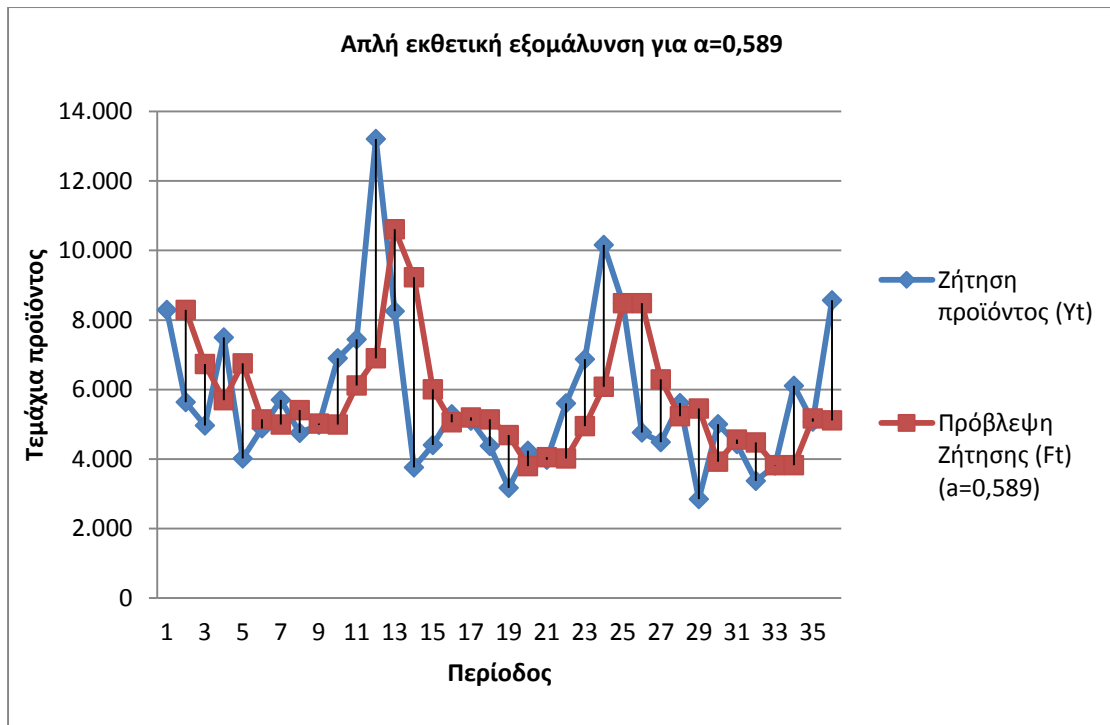
Σχήμα 5.3 Γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης της ζήτησης με εφαρμογή σταθμισμένου κινητού μέσου όρου σε σχέση με τα πραγματικά δεδομένα ζήτησης για $n=12$ για το προϊόν Α

5.2.3 Εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για το προϊόν Α

Για την εφαρμογή του μοντέλου της απλής εκθετικής εξομάλυνσης και σύμφωνα με τη σχέση (2.4) απαιτείται η επιλογή της κατάλληλης παραμέτρου εξομάλυνσης α . Με δοκιμή και σφάλμα αξιολογείται η επίδοση του μοντέλου για $\alpha=0,2$, $\alpha=0,3$, $\alpha=0,4$, $\alpha=0,5$. Στη συνέχεια, με τη βοήθεια του εργαλείου του solver υπολογίζεται εκείνη η τιμή για το α που ελαχιστοποιεί το σφάλμα MAD. Σύμφωνα με τον πίνακα 5.5 αυτή η τιμή είναι $\alpha=0,589$.

Πίνακας 5.5 Τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE για $\alpha=0,2$, $\alpha=0,3$, $\alpha=0,4$, $\alpha=0,5$ και $\alpha=0,589$ για το προϊόν Α

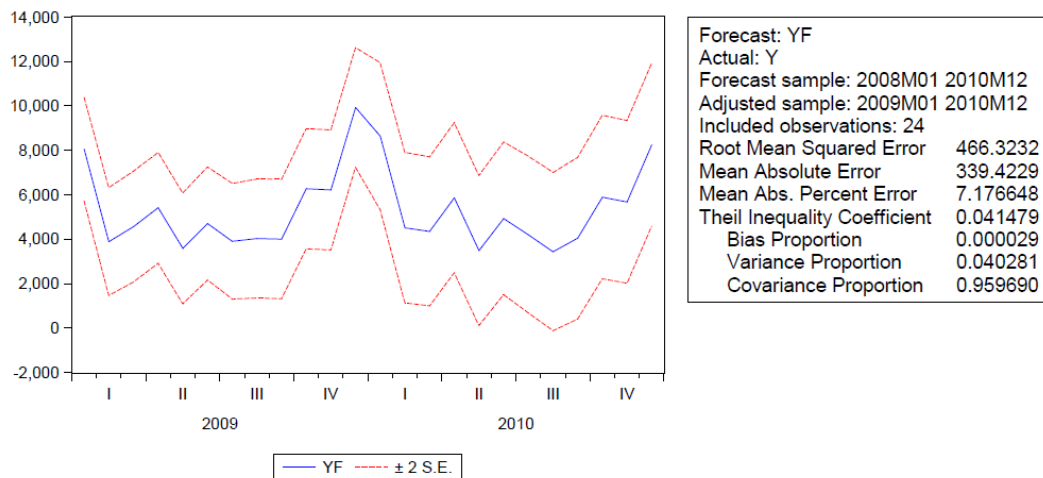
	$\alpha=0,2$	$\alpha=0,3$	$\alpha=0,4$	$\alpha=0,5$	$\alpha=0,589$
MAD	1.854,28	1.750,77	1.697,10	1.648,72	1.628,60
MSE	5.420.334,93	5.310.667,87	5.183.670,18	5.068.178,55	4.996.505,45



Σχήμα 5.4 Γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης $\alpha=0,589$ σε σχέση με την πραγματική ζήτηση για το προϊόν A

5.2.4 Εφαρμογή παλινδρόμησης μέσω Eviews για το προϊόν A

Μέσα από το περιβάλλον του λογισμικού του Eviews με παλινδρόμηση υπολογίζονται οι δώδεκα συντελεστές και η σταθερά για το προτεινόμενο μοντέλο πρόβλεψης



Σχήμα 5.5 Σφάλματα πρόβλεψης για το μοντέλο παλινδρόμησης (περιβάλλον Eviews) για το προϊόν A

Πίνακας 5.6 Τιμές των συντελεστών (Υ) και της σταθεράς C του μοντέλου παλινδρόμησης για το προϊόν A

Dependent Variable: Y				
Method: Least Squares				
Date: 10/25/15 Time: 23:48				
Sample (adjusted): 2009M01 2010M12				
Included observations: 24 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6100.792	2966.465	2.056587	0.0642
Y(-1)	0.251728	0.120219	2.093918	0.0602
Y(-2)	-0.377458	0.137481	-2.745536	0.0190
Y(-3)	0.243768	0.145565	1.674640	0.1222
Y(-4)	-0.322216	0.140025	-2.301122	0.0419
Y(-5)	0.003801	0.131936	0.028809	0.9775
Y(-6)	0.046526	0.122023	0.381291	0.7102
Y(-7)	-0.303339	0.122849	-2.469202	0.0312
Y(-8)	0.102593	0.141745	0.723787	0.4843
Y(-9)	-0.300497	0.137285	-2.188863	0.0511
Y(-10)	0.154806	0.145043	1.067312	0.3087
Y(-11)	-0.248637	0.143015	-1.738536	0.1100
Y(-12)	0.607250	0.128847	4.712956	0.0006
R-squared	0.891766	Mean dependent var		5324.292
Adjusted R-squared	0.773692	S.D. dependent var		1885.124
S.E. of regression	896.7876	Akaike info criterion		16.73869
Sum squared resid	8846508.	Schwarz criterion		17.37680
Log likelihood	-187.8643	Hannan-Quinn criter.		16.90798
F-statistic	7.552631	Durbin-Watson stat		2.848499
Prob(F-statistic)	0.001044			

5.2.5 Αξιολόγηση των μεθόδων πρόβλεψης για το προϊόν Α

Στον πίνακα 5.7 παρουσιάζονται συγκεντρωτικά οι βέλτιστες τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης ανά μέθοδο.

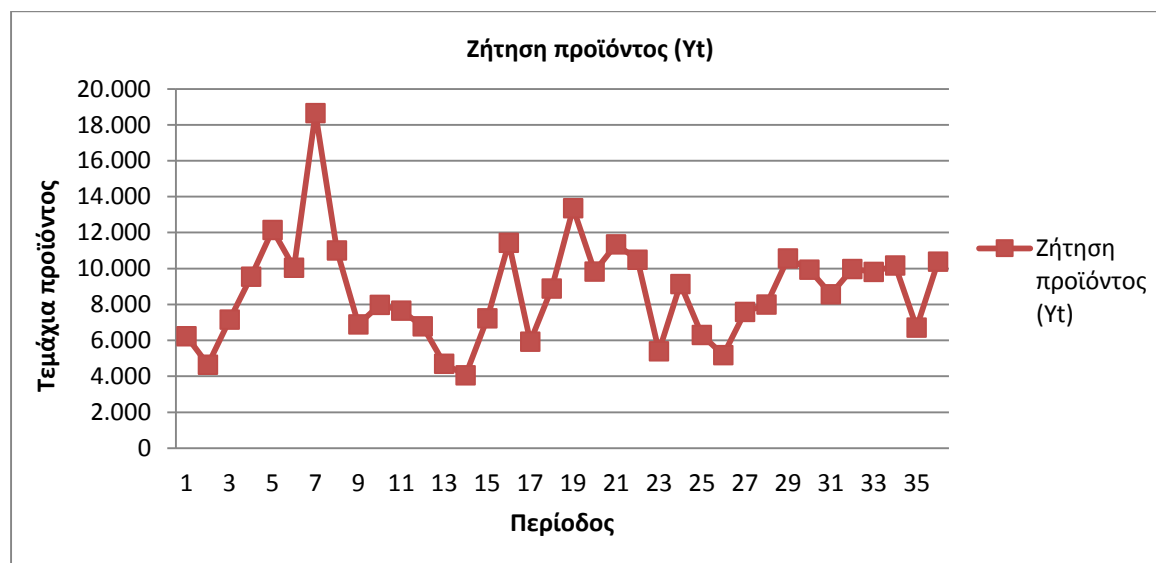
Πίνακας 5.7 Τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE ανά μέθοδο για το προϊόν Α

Μέθοδος	Επίδοση μεθόδου	
	MAD	MSE
Απλός κινητός μέσος	1.665,70	3.960.822,38
Σταθμισμένος κινητός μέσος	751,95	1.246.791,66
Απλής εκθετική εξομάλυνση	1.628,60	4.996.505,45
Παλινδρόμηση - Eviews	339,42	217.457,33

Όπως φαίνεται, τα σφάλματα πρόβλεψης ελαχιστοποιούνται αισθητά με το μοντέλο με χρήση παλινδρόμησης μέσα από το πακέτο Eviews. Την αμέσως καλύτερη επίδοση έχει το μοντέλο του σταθμισμένο κινητού μέσου για $n=12$.

5.3 Προϊόν Β

Στο σχήμα 5.6 παρουσιάζονται οι μηνιαίες πωλήσεις του προϊόντος Β για τρία έτη (36 μήνες).

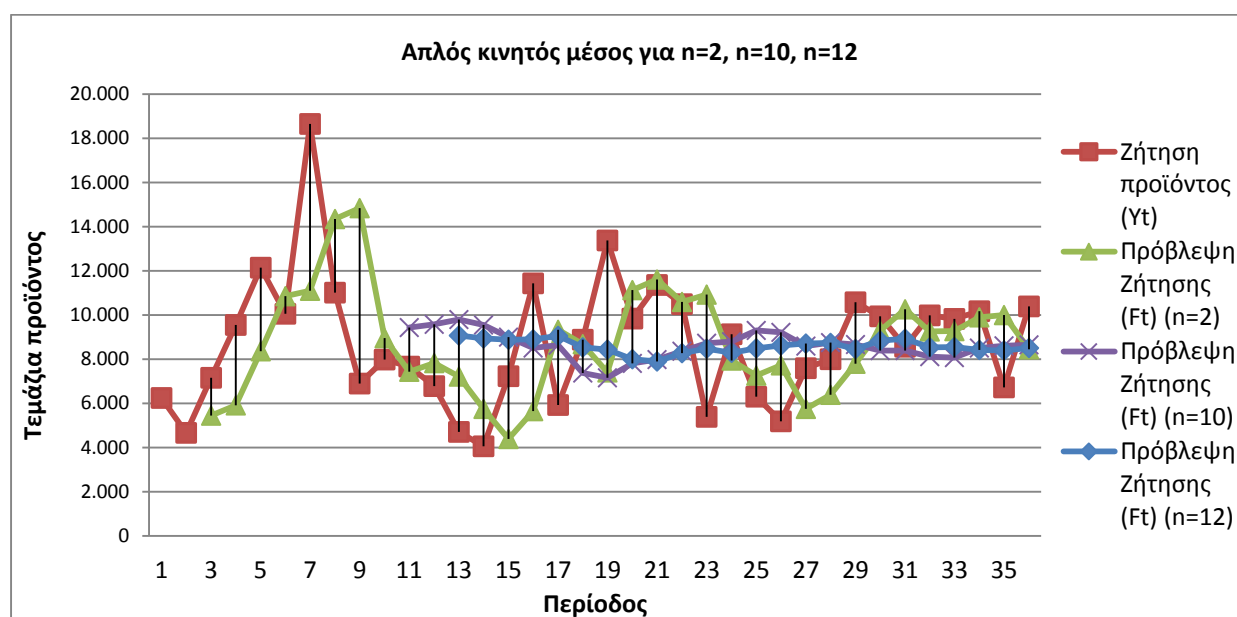


Σχήμα 5.6 Δεδομένα ζήτησης 36 μηνών για το προϊόν Β

5.3.1 Εφαρμογή απλού κινητού μέσου για το προϊόν Β

Σύμφωνα με τη σχέση (2.2) υπολογίζεται ο κινητός μέσος για έξι διαφορετικά n ($n=2, n=4, n=6, n=8, n=10, n=12$).

Στο σχήμα 5.7 παρουσιάζονται οι τιμές της προβλεπόμενης ζήτησης σε σχέση με τα πραγματικά δεδομένα ζήτησης για $n=2, n=10, n=12$, τις τιμές του n δηλαδή που ελαχιστοποιούν τα σφάλματα, σύμφωνα με τα δεδομένα του πίνακα 5.7.



Σχήμα 5.7 Γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης της ζήτησης σε σχέση με τα πραγματικά δεδομένα ζήτησης για $n=2, n=10, n=12$ για το προϊόν Β

Πίνακας 5.8 Τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE για $n=2, n=4, n=6, n=8, n=10, n=12$ για το προϊόν Β

	n=2	n=4	n=6	n=8	n=10	n=12
MAD	2.370,76	2.501,28	2.702,37	2.555,10	2.417,11	2.184,58
MSE	9.883.226,68	10.643.832,93	12.060.025,81	8.889.607,38	7.964.467,47	6.427.123,82

Όπως φαίνεται στον πίνακα 5.7, η χρήση της μεθόδου για $n=12$ ελαχιστοποιεί και τα δύο σφάλματα πρόβλεψης.

5.3.2 Εφαρμογή σταθμισμένου κινητού μέσου για το προϊόν B

Για την εφαρμογή του μοντέλου του σταθμισμένου κινητού μέσου και σύμφωνα με τη σχέση (2.3) χρειάζεται η επιλογή του αριθμού των βαρών, δηλαδή των παρατηρήσεων που θα εφαρμοστούν. Δοκιμάζονται διαφορετικά n και τελικά επιλέγεται η χρήση πέντε και δώδεκα σταθμίσεων. Οι τιμές των βαρών υπολογίζονται με το εργαλείο του solver για ελαχιστοποίηση του σφάλματος MAD και με τη συνθήκη το άθροισμά τους να είναι ίσο με 1 να ικανοποιείται.

Στους πίνακες 5.8 και 5.9 παρουσιάζονται οι τιμές των βαρών που ελαχιστοποιούν το MAD για $n=5$ και $n=12$ αντίστοιχα

Πίνακας 5.9 Τιμές των σταθμίσεων για $n=5$ για το προϊόν B

W ₁	W ₂	W ₃	W ₄	W ₅	sum
0,000	0,000	0,185	0,479	0,336	1

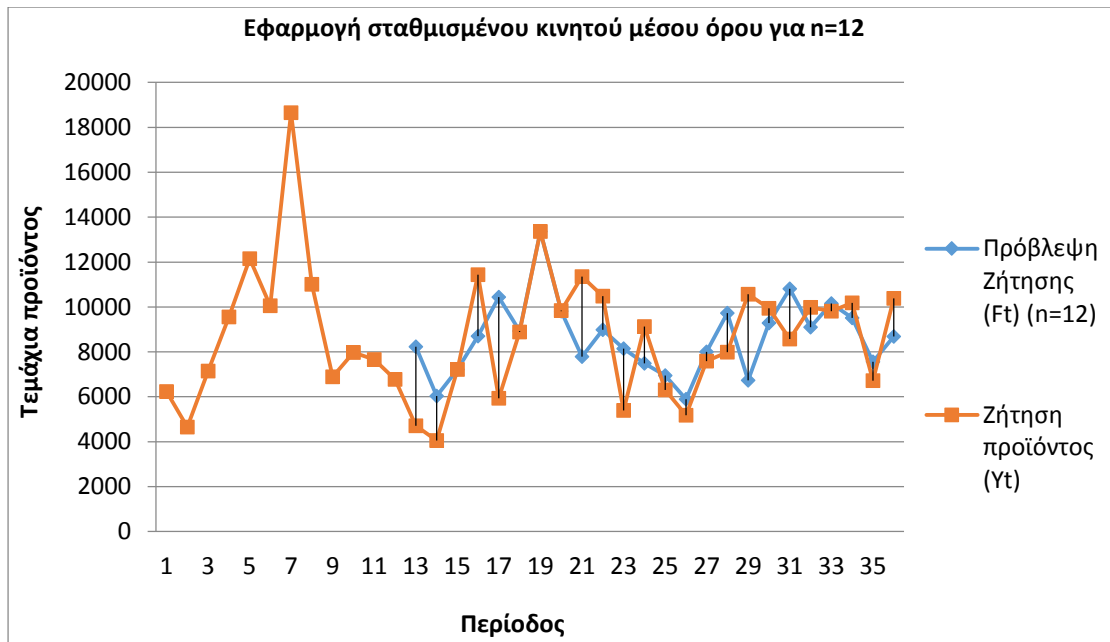
Πίνακας 5.10 Τιμές των σταθμίσεων για $n=12$ για το προϊόν B

W ₁	W ₂	W ₃	W ₄	W ₅	W ₆	W ₇	W ₈	W ₉	W ₁₀	W ₁₁	W ₁₂	sum
0,514	0,040	0,000	0,000	0,051	0,000	0,110	0,034	0,000	0,054	0,025	0,171	1

Στον πίνακα 5.10 φαίνεται ότι η χρήση της μεθόδου για $n=12$ ελαχιστοποιεί και τα δύο σφάλματα πρόβλεψης.

Πίνακας 5.11 Τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE για $n=5$ και $n=12$ για το προϊόν B

	n=5	n=12
MAD	2.179,82	1.540,78
MSE	9.379.177,77	4.113.393,81



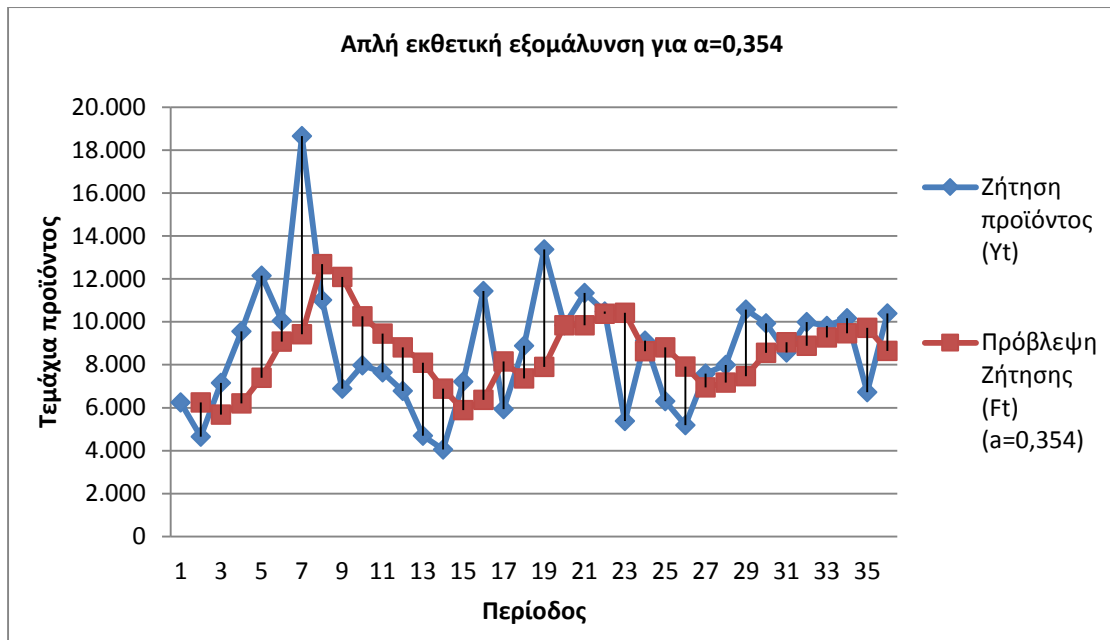
Σχήμα 5.8 Γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης της ζήτησης με εφαρμογή σταθμισμένου κινητού μέσου όρου σε σχέση με τα πραγματικά δεδομένα ζήτησης για $n=12$ για το προϊόν B

5.3.3 Εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για το προϊόν B

Για την εφαρμογή του μοντέλου της απλής εκθετικής εξομάλυνσης και σύμφωνα με τη σχέση (2.4) απαιτείται η επιλογή της κατάλληλης παραμέτρου εξομάλυνσης α . Με δοκιμή και σφάλμα αξιολογείται η επίδοση του μοντέλου για $\alpha=0,2$, $\alpha=0,3$, $\alpha=0,4$, $\alpha=0,5$. Στη συνέχεια, με τη βοήθεια του εργαλείου του solver υπολογίζεται εκείνη η τιμή για το α που ελαχιστοποιεί το σφάλμα MAD. Σύμφωνα με τον πίνακα 5.5 αυτή η τιμή είναι $\alpha=0,589$.

Πίνακας 5.12 Τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE για $\alpha=0,2$, $\alpha=0,3$, $\alpha=0,4$, $\alpha=0,5$ και $\alpha=0,354$ για το προϊόν B

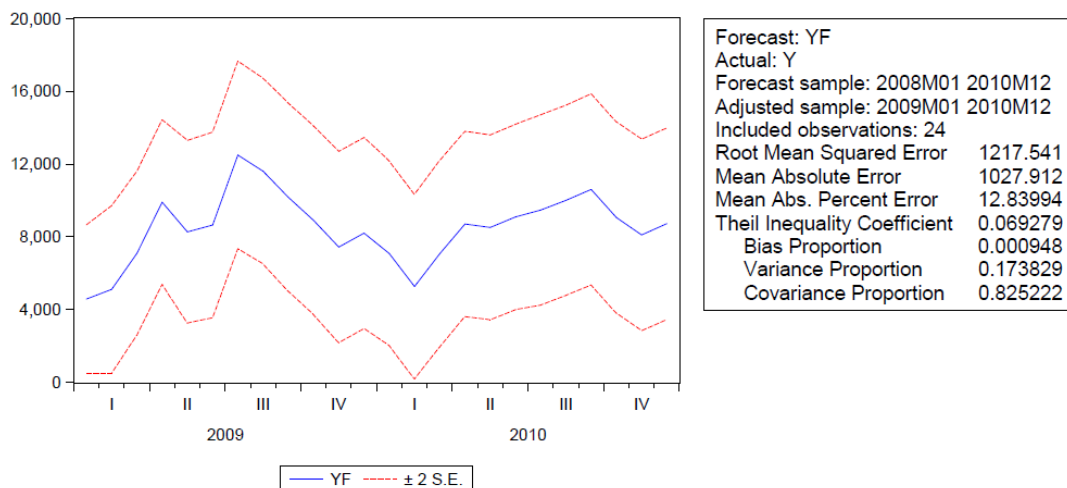
	$\alpha=0,2$	$\alpha=0,3$	$\alpha=0,4$	$\alpha=0,5$	$\alpha=0,354$
MAD	2.347,02	2.351,19	2.351,05	2.356,28	2.345,62
MSE	9.467.679,04	9.252.841,83	9.050.968,71	8.950.315,78	9.135.273,26



Σχήμα 5.9 Γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης $\alpha=0,354$ σε σχέση με την πραγματική ζήτηση για το προϊόν B

5.3.4 Εφαρμογή παλινδρόμησης μέσω Eviews για το προϊόν B

Μέσα από το περιβάλλον του λογισμικού του Eviews με παλινδρόμηση υπολογίζονται οι δώδεκα συντελεστές και η σταθερά για το προτεινόμενο μοντέλο πρόβλεψης.



Σχήμα 5.10 Σφάλματα πρόβλεψης για το μοντέλο παλινδρόμησης (περιβάλλον Eviews) για το προϊόν B

Πίνακας 5.13 Τιμές των συντελεστών (Υ) και της σταθεράς C του μοντέλου παλινδρόμησης για το προϊόν B

Dependent Variable: Y Method: Least Squares Date: 10/26/15 Time: 00:12 Sample (adjusted): 2009M01 2010M12 Included observations: 24 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	46165.90	16783.22	2.750718	0.0189
Y(-1)	-0.529451	0.320723	-1.650804	0.1270
Y(-2)	-0.344388	0.305170	-1.128513	0.2831
Y(-3)	-0.102174	0.306248	-0.333632	0.7449
Y(-4)	-0.593301	0.297444	-1.994667	0.0715
Y(-5)	-0.411624	0.333409	-1.234592	0.2427
Y(-6)	-0.537961	0.173673	-3.097555	0.0101
Y(-7)	-0.581357	0.224255	-2.592396	0.0250
Y(-8)	-0.339114	0.216658	-1.565205	0.1458
Y(-9)	-0.071055	0.221369	-0.320978	0.7542
Y(-10)	-0.356092	0.212377	-1.676699	0.1218
Y(-11)	-0.405088	0.223890	-1.809317	0.0978
Y(-12)	-0.130857	0.197615	-0.662182	0.5215
R-squared	0.803394	Mean dependent var	8542.292	
Adjusted R-squared	0.588916	S.D. dependent var	2427.869	
S.E. of regression	1556.649	Akaike info criterion	17.84163	
Sum squared resid	26654715	Schwarz criterion	18.47975	
Log likelihood	-201.0996	Hannan-Quinn criter.	18.01092	
F-statistic	3.745800	Durbin-Watson stat	2.006545	
Prob(F-statistic)	0.018245			

5.3.5 Αξιολόγηση των μεθόδων πρόβλεψης για το προϊόν B

Στον πίνακα 5.13 παρουσιάζονται συγκεντρωτικά οι βέλτιστες τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης ανά μέθοδο.

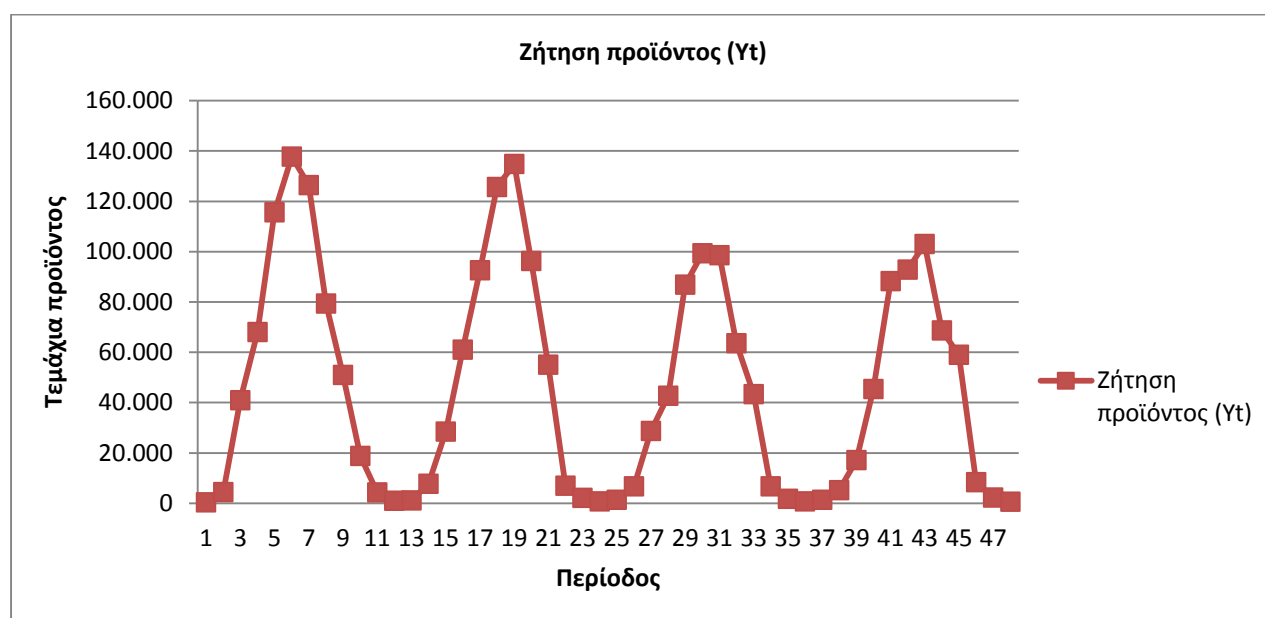
Πίνακας 5.14 Τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE ανά μέθοδο για το προϊόν B

Μέθοδος	Επίδοση μεθόδου	
	MAD	MSE
Απλός κινητός μέσος	2.184,58	6.427.123,82
Σταθμισμένος κινητός μέσος	1.540,78	4.113.401,62
Απλής εκθετική εξομάλυνση	2.345,62	9.135.273,26
Παλινδρόμηση - Eviews	1.027,12	1.482.406,09

Όπως φαίνεται, τα σφάλματα πρόβλεψης ελαχιστοποιούνται αισθητά με το μοντέλο με χρήση παλινδρόμησης μέσα από το πακέτο Eviews. Την αμέσως καλύτερη επίδοση έχει το μοντέλο του σταθμισμένο κινητού μέσου για $n=12$.

5.4 Προϊόν Γ

Στο σχήμα 5.6 παρουσιάζονται οι μηνιαίες πωλήσεις του προϊόντος Γ για τέσσερα έτη (48 μήνες). Τα δεδομένα εμφανίζουν το στοιχείο της τάσης και της εποχικότητας, σε αντίθεση με τα προϊόντα που αναλύθηκαν προηγούμενα.



Σχήμα 5.11 Δεδομένα ζήτησης 48μηνών για το προϊόν Γ

5.4.1 Εφαρμογή σταθμισμένου κινητού μέσου για το προϊόν Γ

Για την εφαρμογή του μοντέλου του σταθμισμένου κινητού μέσου και σύμφωνα με τη σχέση (2.3) χρειάζεται η επιλογή του αριθμού των βαρών, δηλαδή των παρατηρήσεων που θα εφαρμοστούν. Δεδομένης της ύπαρξης εποχικότητας στα δεδομένα για περίοδο δώδεκα μηνών, επιλέγεται το $n=12$. Οι τιμές των βαρών υπολογίζονται με το εργαλείο του solver για ελαχιστοποίηση του σφάλματος MAD και με τη συνθήκη το άθροισμά τους να είναι ίσο με 1 να ικανοποιείται.

Στον πίνακα 5.15 παρουσιάζονται οι τιμές των βαρών που ελαχιστοποιούν το MAD για n=12 αντίστοιχα

Πίνακας 5.15 Τιμές των σταθμίσεων για n=12 για το προϊόν Γ

W ₁	W ₂	W ₃	W ₄	W ₅	W ₆	W ₇	W ₈	W ₉	W ₁₀	W ₁₁	W ₁₂	sum
0,744	0,037	0,001	0,008	0,004	0,004	0,000	0,001	0,000	0,000	0,020	0,181	1

Στον πίνακα 5.16 παρουσιάζονται οι τιμές των MAD και MSE για n=12.

Πίνακας 5.16 Τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE για n=12 για το προϊόν Γ

	n=12
MAD	7.049,75
MSE	99.037.515,86



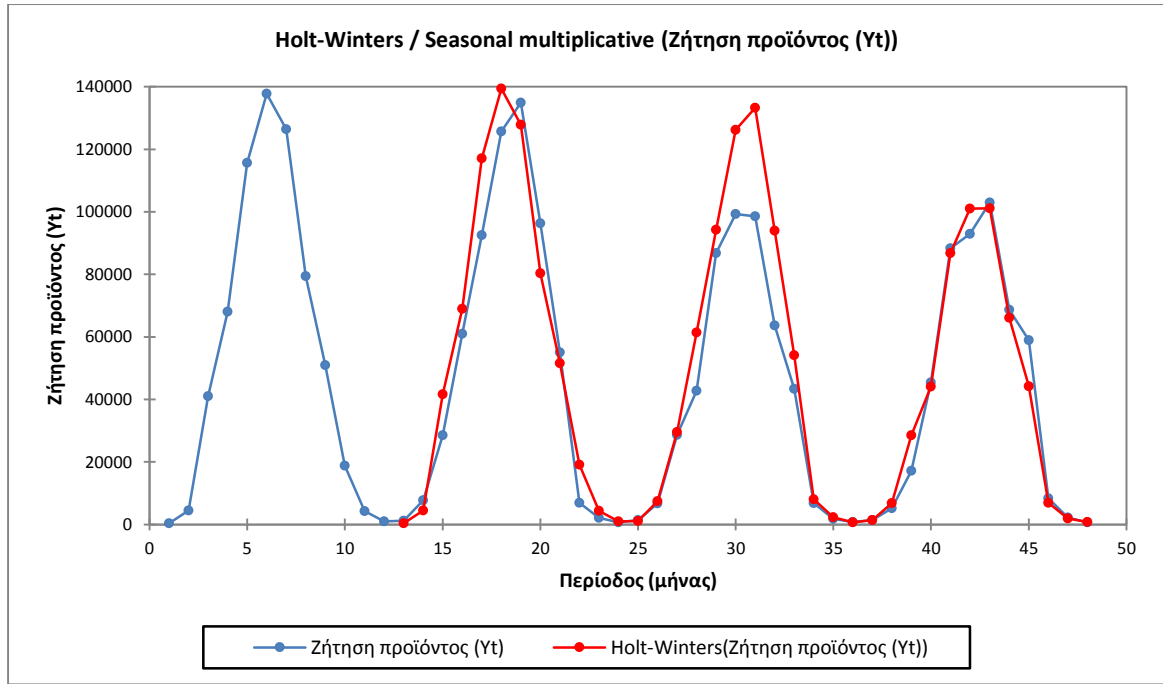
Σχήμα 5.12 Γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης της ζήτησης με εφαρμογή σταθμισμένου κινητού μέσου όρου σε σχέση με τα πραγματικά δεδομένα ζήτησης για n=12 για το προϊόν

5.4.2 Εφαρμογή της εκθετική εξομάλυνσης με προσαρμογή στην τάση και την εποχικότητα (Holt-Winters)

Για την εφαρμογή του μοντέλου της εκθετική εξομάλυνσης με προσαρμογή στην τάση και την εποχικότητα (Holt-Winters) απαιτείται η επιλογή των καταλλήλων τριών παραμέτρων εξομάλυνσης. Για τον υπολογισμό του μοντέλου χρησιμοποιείται το λογισμικό XLSTAT του MS Excel, όπου επιλέγεται η μέθοδος εξομάλυνσης Holt Winters με αυτόματη βελτιστοποίηση των παραμέτρων εξομάλυνσης. Στο σχήμα 5.13 αναπαριστάται η πρόβλεψη της ζήτησης με τη χρήση του μοντέλου σε σχέση με την πραγματική ζήτηση. Στον πίνακα 5.17 παρατίθενται οι παράμετροι του μοντέλου.

Πίνακας 5.17 Τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης και των παραμέτρων εξομάλυνσης α , β , και γ για το προϊόν Γ

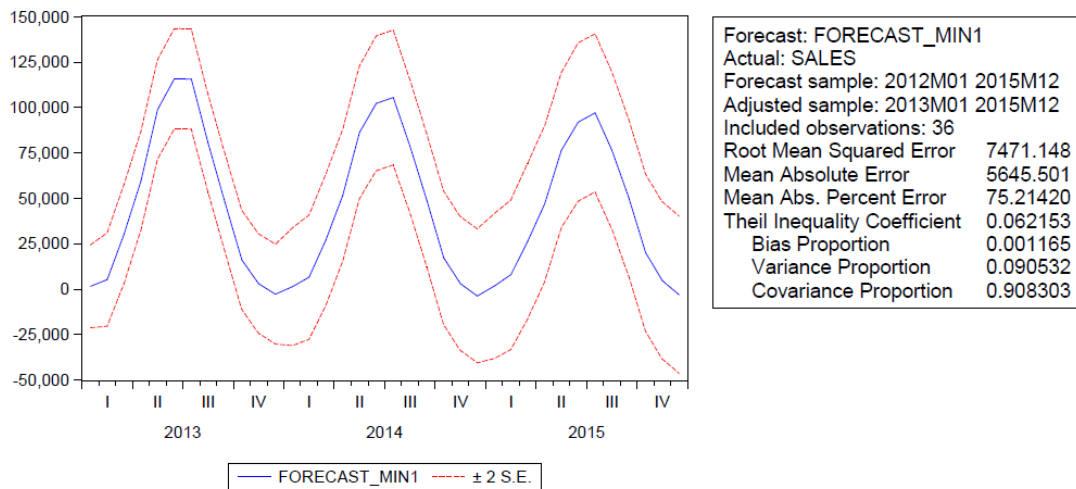
Smoothing: Holt-Winters							
Method: Seasonal multiplicative							
S1: $\gamma(p+1)$							
Alpha: Optimized / Beta: Optimized / Gamma: Optimized / Period = 12							
Optimize (Convergence = 0,00001 / Iterations = 500)							
Confidence intervals (%): 95							
Summary statistics:							
Variable	Observations	Obs. with missing data	Obs. without missing data	Minimum	Maximum	Mean	Std. deviation
Ζήτηση προϊόντος (Yt)	48	0	48	324,000	137790,000	46533,604	44475,925
Goodness of fit statistics (Ζήτηση προϊόντος (Yt)):				Model parameters (Ζήτηση προϊόντος (Yt)):			
Statistic	Value			Statistic	Parameter		
Observations	48,000			alpha	0,004		
DF	32,000			Beta	0,000		
SSE	5.314.541.231,52			Gamma	0,906		
MSE	166.079.413,48			S1	54.019,5		
RMSE	12.887,18			T1	0		
MAPE	27,392						
MPE	-17,631						
MAE	8.036,311						
R ²	0,913						



Σχήμα 5.13 Γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης με Holt winters σε σχέση με την πραγματική ζήτηση για το προϊόν Γ

5.4.3 Εφαρμογή παλινδρόμησης μέσω Eviews για το προϊόν Γ

Μέσα από το περιβάλλον του λογισμικού του Eviews με παλινδρόμηση υπολογίζονται οι δώδεκα συντελεστές και η σταθερά για το προτεινόμενο μοντέλο πρόβλεψης.



Σχήμα 5.14 Σφάλματα πρόβλεψης για το μοντέλο παλινδρόμησης (περιβάλλον Eviews) για το προϊόν

Πίνακας 5.18 Τιμές των συντελεστών (Υ) και της σταθεράς C του μοντέλου παλινδρόμησης για το προϊόν Γ

Dependent Variable: SALES				
Method: Least Squares				
Date: 10/28/15 Time: 13:20				
Sample (adjusted): 2013M01 2015M12				
Included observations: 36 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	11164.13	13738.61	0.812610	0.4248
SALES(-1)	0.486164	0.191113	2.543858	0.0181
SALES(-2)	0.131072	0.221739	0.591107	0.5602
SALES(-3)	-0.475599	0.228127	-2.084804	0.0484
SALES(-4)	0.127585	0.270152	0.472270	0.6412
SALES(-5)	0.098724	0.269569	0.366229	0.7175
SALES(-6)	-0.104399	0.261720	-0.398897	0.6936
SALES(-7)	-0.006998	0.252654	-0.027698	0.9781
SALES(-8)	-0.040350	0.262909	-0.153474	0.8794
SALES(-9)	-0.091422	0.256863	-0.355918	0.7251
SALES(-10)	0.228630	0.243877	0.937479	0.3583
SALES(-11)	-0.109450	0.250075	-0.437667	0.6657
SALES(-12)	0.460899	0.199249	2.313180	0.0300
R-squared	0.965015	Mean dependent var	44038.31	
Adjusted R-squared	0.946763	S.D. dependent var	42471.70	
S.E. of regression	9799.591	Akaike info criterion	21.49227	
Sum squared resid	2.21E+09	Schwarz criterion	22.06409	
Log likelihood	-373.8608	Hannan-Quinn criter.	21.69185	
F-statistic	52.86941	Durbin-Watson stat	1.777254	
Prob(F-statistic)	0.000000			

5.4.4 Αξιολόγηση των μεθόδων πρόβλεψης για το προϊόν Γ

Στον πίνακα 5.19 παρουσιάζονται συγκεντρωτικά οι βέλτιστες τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης ανά μέθοδο.

Πίνακας 5.19 Τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης MAD και MSE ανά μέθοδο για το προϊόν Γ

Μέθοδος	Επίδοση μεθόδου	
	MAD	MSE
Σταθμισμένος κινητός μέσος	7.049,75	99.037.515,86
Holt-Winters	8.036,31	166.079.413,48
Παλινδρόμηση - Eviews	5.645,50	55.818.052,44

Όπως φαίνεται, τα σφάλματα πρόβλεψης ελαχιστοποιούνται με το μοντέλο με χρήση παλινδρόμησης μέσα από το πακέτο Eviews. Την αμέσως καλύτερη επίδοση έχει το μοντέλο του σταθμισμένο κινητού μέσου για $n=12$.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Ξενόγλωσση Βιβλιογραφία

- [1] Anbuvelan, K., (2007) *"Principles of Management"*, New Delhi, Laxmi Publications
- [2] Anderson, D., Sweeney, D., Williams, T., Camm, J., Martin, R., (2011) *"An Introduction to Management Science: Quantitative Approaches to Decision Making"* 15th edition, Mason, South-Western Cengage Learning
- [3] Ballou, R., (2004), *"Business Logistics / Supply Chain Management"*, New Jersey, Prentice Hall
- [4] Box, G., Jenkins, G., Reinsel, G., (1970) *"Time Series Analysis: Forecasting and control"*, San Francisco, Holden-Day
- [5] Chase, C., (2009) *"Demand-Driven Forecasting: A Structured Approach to Forecasting"*, Hoboken, NJ, John Wiley & Sons
- [6] Chase, R., Jacobs F., Aquilano, N. (2005) *"Operations Management for Competitive Advantage"*, 11th Edition, , New York, The McGraw_Hill Companies
- [7] Chopra, S., Meindl, P., (2001) *"Supply chain management: Strategy, planning and operation"*, New Jersey, Prentice Hall
- [8] Lee, J., Yum, S., (1998), "Judgmental adjustment in time series forecasting using neural networks", *Journal Decision Support Systems*, 22
- [9] Makridakis, S., Wheelwright, S.C. (1982) *"The handbook of Forecasting A Manager's Guide"*, New York, Wiley
- [10] Makridakis, S., Wheelwright, S.C., Hyndman, R.J, (1998) *"Forecasting: methods and applications"*, New York, John Wiley & Sons, Inc
- [11] Makridakis, S., Hibon M., (2000) *"The M3-Competition results: conclusion and implications"*, *International Journal of Forecasting*, Vol 16, number 4
- [12] Moon, M., Mentzer, T., Smith, C. (2003), *"Conducting a Sales Forecasting Audit"*, *International Journal of Forecasting*, 19

- [13] Naryan, P, Jaya, S., (2008) *“Inventory Management: Principles & Practices”*, New Delhi, Excel Books
- [14] Novak, S., (2006) *“The small manufacturer’s toolkit”*, New York, Auerbach Publications
- [15] Reid, D, Sanders, N., (2002), *“Operations Management”*, 1st edition, Hoboken, NJ, John Wiley & Sons
- [16] Stevenson, W., (2007), *“Operation Management”*, 9th edition, New York USA, McGraw-Hill/Irwin.
- [17] Taylor B., (2009) *“Introduction to Management Science 10th Edition”*, New Jersey, Prentice Hall
- [18] Zafiroopoulos, I., Metaxiotis, K., Askounis, D. (2005), *“Dynamic risk management system for the modeling, optimal adaptation and implementation of an ERP system”*, *Information Management & Computer Security*, Vol. 13

Ελληνική Βιβλιογραφία

- [19] Αγιακλόγλου, Χ., Οικονόμου, Γ., (2004) *«Μέθοδοι προβλέψεων και ανάλυσης αποφάσεων»*, Αθήνα, Μπένου Γ.
- [20] Βιδάλης, Μ., (2009) *«Εφοδιαστική (Logistics)-μια ποσοτική προσέγγιση»*, Αθήνα, Κλειδάριθμος
- [21] Πετρόπουλος, Φ., Ασημακόπουλος, Β., (2011) *«Επιχειρησιακές προβλέψεις»*, Αθήνα, Συμμετρία
- [22] Σιώμκος, Γ., (2004) *«Στρατηγικό μάρκετινγκ»*, Αθήνα, Σταμούλη ΑΕ

Πηγές από το διαδίκτυο

- [23] <http://www.eviews.com/>
- [24] <http://www.spss.com/>
- [25] <http://www.minitab.com/en-GB/default.aspx>
- [26] <http://www.sas.com/>

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

Π.1 Προϊόν Α

Π. 1.1. Απλός κινητός μέσος όρος

Πίνακας Α.1 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης με εφαρμογή απλού κινητού μέσου όρου για διαφορετικά n για το προϊόν Α

Περίοδος (μήνας)	Ζήτηση προϊόντος (Y_t)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=2)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=4)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=6)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=8)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=10)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=12)
1	8.292						
2	5.640						
3	4.962	6.966					
4	7.500	5.301					
5	4.015	6.231	6.599				
6	4.884	5.758	5.529				
7	5.700	4.450	5.340	5.882			
8	4.752	5.292	5.525	5.450			
9	4.980	5.226	4.838	5.302	5.718		
10	6.900	4.866	5.079	5.305	5.304		
11	7.440	5.940	5.583	5.205	5.462	5.763	
12	13.211	7.170	6.018	5.776	5.771	5.677	
13	8.256	10.326	8.133	7.164	6.485	6.434	6.523
14	3.756	10.734	8.952	7.590	7.015	6.764	6.520
15	4.404	6.006	8.166	7.424	6.874	6.389	6.363
16	5.292	4.080	7.407	7.328	6.712	6.428	6.317
17	5.100	4.848	5.427	7.060	6.780	6.469	6.133
18	4.380	5.196	4.638	6.670	6.795	6.409	6.223
19	3.168	4.740	4.794	5.198	6.480	6.372	6.181
20	4.236	3.774	4.485	4.350	5.946	6.191	5.970
21	3.984	3.702	4.221	4.430	4.824	5.924	5.927
22	5.603	4.110	3.942	4.360	4.290	5.579	5.844
23	6.876	4.794	4.248	4.412	4.521	4.818	5.736
24	10.160	6.240	5.175	4.708	4.830	4.680	5.689
25	8.484	8.518	6.656	5.671	5.438	5.320	5.435
26	4.764	9.322	7.781	6.557	5.861	5.728	5.454
27	4.488	6.624	7.571	6.645	5.909	5.676	5.538
28	5.610	4.626	6.974	6.729	6.074	5.614	5.545
29	2.850	5.049	5.837	6.730	6.246	5.737	5.571
30	5.004	4.230	4.428	6.059	6.104	5.706	5.384
31	4.428	3.927	4.488	5.200	6.030	5.782	5.436
32	3.372	4.716	4.473	4.524	5.724	5.827	5.541
33	3.816	3.900	3.914	4.292	4.875	5.604	5.469
34	6.108	3.594	4.155	4.180	4.292	5.298	5.455
35	5.076	4.962	4.431	4.263	4.460	4.892	5.497
36	8.568	5.592	4.593	4.634	4.533	4.552	5.347

Πίνακας Α.2 Υπολογισμός των σφαλμάτων MAD για εφαρμογή απλού κινητού μέσου όρου για διαφορετικά n για το προϊόν Α

Περίοδος (μήνας)	Ζήτηση προϊόντος (Y_t)	MAD					
		Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=2)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=4)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=6)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=8)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=10)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=12)
1	8.292						
2	5.640						
3	4.962	2.004,00					
4	7.500	2.199,00					
5	4.015	2.216,00	2.583,50				
6	4.884	873,50	645,25				
7	5.700	1.250,50	359,75	182,17			
8	4.752	540,00	772,75	698,17			
9	4.980	246,00	142,25	322,17	738,13		
10	6.900	2.034,00	1.821,00	1.594,83	1.595,88		
11	7.440	1.500,00	1.857,00	2.234,83	1.978,38	1.677,50	
12	13.211	6.041,00	7.193,00	7.435,00	7.439,63	7.533,70	
13	8.256	2.069,50	123,25	1.092,17	1.770,75	1.821,60	1.733,00
14	3.756	6.977,50	5.195,75	3.833,83	3.259,38	3.007,80	2.764,00
15	4.404	1.602,00	3.761,75	3.019,83	2.470,38	1.985,40	1.959,00
16	5.292	1.212,00	2.114,75	2.035,83	1.420,38	1.136,30	1.024,50
17	5.100	252,00	327,00	1.959,83	1.679,88	1.369,10	1.032,50
18	4.380	816,00	258,00	2.289,83	2.414,88	2.029,10	1.842,92
19	3.168	1.572,00	1.626,00	2.030,00	3.311,88	3.203,90	3.012,92
20	4.236	462,00	249,00	114,00	1.709,88	1.954,70	1.733,92
21	3.984	282,00	237,00	446,00	840,00	1.940,30	1.942,92
22	5.603	1.493,00	1.661,00	1.243,00	1.313,00	24,30	240,92
23	6.876	2.082,50	2.628,25	2.464,17	2.355,13	2.058,10	1.140,17
24	10.160	3.920,50	4.985,25	5.452,17	5.330,13	5.480,10	4.471,17
25	8.484	34,00	1.828,25	2.812,83	3.045,63	3.163,70	3.049,42
26	4.764	4.558,00	3.016,75	1.793,17	1.097,38	964,30	689,58
27	4.488	2.136,00	3.083,00	2.157,17	1.421,38	1.187,50	1.049,58
28	5.610	984,00	1.364,00	1.119,17	464,38	4,30	65,42
29	2.850	2.199,00	2.986,50	3.880,33	3.396,13	2.887,30	2.721,08
30	5.004	774,00	576,00	1.055,33	1.100,38	701,50	379,58
31	4.428	501,00	60,00	772,00	1.601,50	1.354,30	1.007,58
32	3.372	1.344,00	1.101,00	1.152,00	2.351,50	2.454,70	2.168,58
33	3.816	84,00	97,50	476,00	1.059,00	1.787,60	1.652,58
34	6.108	2.514,00	1.953,00	1.928,00	1.816,50	810,40	653,42
35	5.076	114,00	645,00	813,00	616,50	183,60	420,67
36	8.568	2.976,00	3.975,00	3.934,00	4.035,00	4.016,40	3.221,33

Πίνακας Α.3 Υπολογισμός των σφαλμάτων MSE για εφαρμογή απλού κινητού μέσου όρου για διαφορετικά n για το προϊόν Α

Περίοδος (μήνας)	Ζήτηση προϊόντος (Y _t)	MSE					
		Πρόβλεψη Ζήτησης (F _t) (n=2)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F _t) (n=4)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F _t) (n=6)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F _t) (n=8)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F _t) (n=10)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F _t) (n=12)
1	8.292						
2	5.640						
3	4.962	4.016.016,00					
4	7.500	4.835.601,00					
5	4.015	4.910.656,00	6.674.472,25				
6	4.884	763.002,25	416.347,56				
7	5.700	1.563.750,25	129.420,06	33.184,69			
8	4.752	291.600,00	597.142,56	487.436,69			
9	4.980	60.516,00	20.235,06	103.791,36	544.828,52		
10	6.900	4.137.156,00	3.316.041,00	2.543.493,36	2.546.817,02		
11	7.440	2.250.000,00	3.448.449,00	4.994.480,03	3.913.967,64	2.814.006,25	
12	13.211	36.493.681,00	51.739.249,00	55.279.225,00	55.348.020,14	56.756.635,69	
13	8.256	4.282.830,25	15.190,56	1.192.828,03	3.135.555,56	3.318.226,56	3.003.289,00
14	3.756	48.685.506,25	26.995.818,06	14.698.278,03	10.623.525,39	9.046.860,84	7.639.696,00
15	4.404	2.566.404,00	14.150.763,06	9.119.393,36	6.102.752,64	3.941.813,16	3.837.681,00
16	5.292	1.468.944,00	4.472.167,56	4.144.617,36	2.017.465,14	1.291.177,69	1.049.600,25
17	5.100	63.504,00	106.929,00	3.840.946,69	2.821.980,02	1.874.434,81	1.066.056,25
18	4.380	665.856,00	66.564,00	5.243.336,69	5.831.621,27	4.117.246,81	3.396.341,84
19	3.168	2.471.184,00	2.643.876,00	4.120.900,00	10.968.516,02	10.264.975,21	9.077.666,84
20	4.236	213.444,00	62.001,00	12.996,00	2.923.672,52	3.820.852,09	3.006.467,01
21	3.984	79.524,00	56.169,00	198.916,00	705.600,00	3.764.764,09	3.774.925,17
22	5.603	2.229.049,00	2.758.921,00	1.545.049,00	1.723.969,00	590,49	58.040,84
23	6.876	4.336.806,25	6.907.698,06	6.072.117,36	5.546.613,77	4.235.775,61	1.299.980,03
24	10.160	15.370.320,25	24.852.717,56	29.726.121,36	28.410.232,52	30.031.496,01	19.991.331,36
25	8.484	1.156,00	3.342.498,06	7.912.031,36	9.275.831,64	10.008.997,69	9.298.942,01
26	4.764	20.775.364,00	9.100.780,56	3.215.446,69	1.204.231,89	929.874,49	475.525,17
27	4.488	4.562.496,00	9.504.889,00	4.653.368,03	2.020.306,89	1.410.156,25	1.101.625,17
28	5.610	968.256,00	1.860.496,00	1.252.534,03	215.644,14	18,49	4.279,34
29	2.850	4.835.601,00	8.919.182,25	15.056.986,78	11.533.665,02	8.336.501,29	7.404.294,51
30	5.004	599.076,00	331.776,00	1.113.728,44	1.210.825,14	492.102,25	144.083,51
31	4.428	251.001,00	3.600,00	595.984,00	2.564.802,25	1.834.128,49	1.015.224,17
32	3.372	1.806.336,00	1.212.201,00	1.327.104,00	5.529.552,25	6.025.552,09	4.702.753,67
33	3.816	7.056,00	9.506,25	226.576,00	1.121.481,00	3.195.513,76	2.731.031,67
34	6.108	6.320.196,00	3.814.209,00	3.717.184,00	3.299.672,25	656.748,16	426.953,34
35	5.076	12.996,00	416.025,00	660.969,00	380.072,25	33.708,96	176.960,44
36	8.568	8.856.576,00	15.800.625,00	15.476.356,00	16.281.225,00	16.131.468,96	10.376.988,44

Π. 1.2 Σταθμισμένος κινητός μέσος

Πίνακας Α.4 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE με εφαρμογή σταθμισμένου κινητού μέσου όρου για $n=5$ για το προϊόν Α

Περίοδος (μήνας)	Ζήτηση προϊόντος (Y_t)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) ($n=5$)	MAD	MSE
1	8.292			
2	5.640			
3	4.962			
4	7.500			
5	4.015			
6	4.884	4.866	18,27	333,93
7	5.700	5.325	375,06	140.667,67
8	4.752	5.228	475,94	226.518,36
9	4.980	4.989	8,59	73,72
10	6.900	5.068	1.831,71	3.355.155,98
11	7.440	6.098	1.342,19	1.801.468,29
12	13.211	6.766	6.444,77	41.535.122,88
13	8.256	10.708	2.452,43	6.014.424,33
14	3.756	8.705	4.949,46	24.497.154,34
15	4.404	6.525	2.120,51	4.496.554,33
16	5.292	5.301	9,46	89,57
17	5.100	5.100	0,08	0,01
18	4.380	5.057	677,05	458.395,10
19	3.168	4.659	1.490,90	2.222.768,59
20	4.236	3.809	426,53	181.925,03
21	3.984	4.149	165,03	27.235,66
22	5.603	3.887	1.716,04	2.944.810,36
23	6.876	5.016	1.859,56	3.457.968,69
24	10.160	5.949	4.211,20	17.734.171,01
25	8.484	8.485	1,38	1,89
26	4.764	8.233	3.469,36	12.036.463,93
27	4.488	6.486	1.998,34	3.993.380,73
28	5.610	5.497	113,29	12.834,48
29	2.850	5.431	2.580,94	6.661.257,06
30	5.004	3.780	1.223,66	1.497.334,03
31	4.428	4.801	372,98	139.114,49
32	3.372	4.199	826,54	683.165,70
33	3.816	3.926	109,73	12.040,92
34	6.108	3.865	2.243,19	5.031.919,16
35	5.076	5.149	72,67	5.281,29
36	8.568	4.926	3.641,53	13.260.715,44

Πίνακας Α.5 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE με εφαρμογή σταθμισμένου κινητού μέσου όρου για $n=12$ για το προϊόν Α

Περίοδος (μήνας)	Ζήτηση προϊόντος (Y_t)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) ($n=12$)	MAD	MSE
1	8.292			
2	5.640			
3	4.962			
4	7.500			
5	4.015			
6	4.884			
7	5.700			
8	4.752			
9	4.980			
10	6.900			
11	7.440			
12	13.211			
13	8.256	8.641	385,17	148.358,91
14	3.756	5.967	2.210,73	4.887.320,50
15	4.404	4.900	495,79	245.806,05
16	5.292	6.679	1.387,09	1.924.032,33
17	5.100	5.100	0,01	0,00
18	4.380	6.262	1.882,18	3.542.601,48
19	3.168	5.707	2.538,59	6.444.452,12
20	4.236	4.302	66,35	4.402,05
21	3.984	4.841	857,46	735.245,35
22	5.603	6.069	466,31	217.440,84
23	6.876	6.876	0,00	0,00
24	10.160	10.191	31,11	967,73
25	8.484	7.580	904,40	817.936,69
26	4.764	4.767	3,07	9,41
27	4.488	4.490	1,66	2,76
28	5.610	5.229	381,32	145.408,74
29	2.850	5.597	2.747,05	7.546.310,75
30	5.004	5.004	0,11	0,01
31	4.428	4.377	51,15	2.616,81
32	3.372	4.347	974,96	950.553,35
33	3.816	4.058	242,26	58.687,88
34	6.108	5.216	891,90	795.484,28
35	5.076	6.219	1.143,36	1.307.263,22
36	8.568	8.183	384,84	148.098,48

Π. 1.3 Απλή εκθετική εξομάλυνση

Πίνακας Α.6 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE για εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για διαφορετικά $\alpha=0,2$ για το προϊόν Α

Περίοδος (μήνας)	Ζήτηση προϊόντος (Y_t)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) ($\alpha=0,2$)	MAD	MSE
1	8.292			
2	5.640	8.292	2.652,00	7.033.104,00
3	4.962	7.762	2.799,60	7.837.760,16
4	7.500	7.202	298,32	88.994,82
5	4.015	7.261	3.246,34	10.538.749,37
6	4.884	6.612	1.728,08	2.986.243,90
7	5.700	6.266	566,46	320.877,11
8	4.752	6.153	1.401,17	1.963.272,12
9	4.980	5.873	892,93	797.332,03
10	6.900	5.694	1.205,65	1.453.597,70
11	7.440	5.935	1.504,52	2.263.586,20
12	13.211	6.236	6.974,62	48.645.289,76
13	8.256	7.631	624,69	390.242,63
14	3.756	7.756	4.000,24	16.001.958,28
15	4.404	6.956	2.552,20	6.513.703,51
16	5.292	6.446	1.153,76	1.331.154,43
17	5.100	6.215	1.115,01	1.243.236,88
18	4.380	5.992	1.612,00	2.598.557,74
19	3.168	5.670	2.501,60	6.258.019,61
20	4.236	5.169	933,28	871.016,65
21	3.984	4.983	998,63	997.254,25
22	5.603	4.783	820,10	672.562,46
23	6.876	4.947	1.929,08	3.721.346,73
24	10.160	5.333	4.827,26	23.302.471,88
25	8.484	6.298	2.185,81	4.777.768,49
26	4.764	6.735	1.971,35	3.886.226,45
27	4.488	6.341	1.853,08	3.433.909,72
28	5.610	5.970	360,46	129.934,95
29	2.850	5.898	3.048,37	9.292.571,43
30	5.004	5.289	284,70	81.052,69
31	4.428	5.232	803,76	646.026,98
32	3.372	5.071	1.699,01	2.886.622,84
33	3.816	4.731	915,21	837.600,45
34	6.108	4.548	1.559,84	2.433.087,99
35	5.076	4.860	215,87	46.599,30
36	8.568	4.903	3.664,69	13.429.989,20

Πίνακας Α.7 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE για εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για διαφορετικά $\alpha=0,3$ για το προϊόν Α

Περίοδος (μήνας)	Ζήτηση προϊόντος (Y_t)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) ($\alpha=0,3$)	MAD	MSE
1	8.292			
2	5.640	8.292	2.652,00	7.033.104,00
3	4.962	7.496	2.534,40	6.423.183,36
4	7.500	6.736	763,92	583.573,77
5	4.015	6.965	2.950,26	8.704.010,47
6	4.884	6.080	1.196,18	1.430.844,68
7	5.700	5.721	21,33	454,77
8	4.752	5.715	962,93	927.229,96
9	4.980	5.426	446,05	198.960,13
10	6.900	5.292	1.607,77	2.584.909,50
11	7.440	5.775	1.665,44	2.773.676,28
12	13.211	6.274	6.936,81	48.119.264,07
13	8.256	8.355	99,24	9.847,88
14	3.756	8.325	4.569,47	20.880.015,26
15	4.404	6.955	2.550,63	6.505.692,35
16	5.292	6.189	897,44	805.395,16
17	5.100	5.920	820,21	672.738,99
18	4.380	5.674	1.294,14	1.674.810,44
19	3.168	5.286	2.117,90	4.485.505,80
20	4.236	4.651	414,53	171.835,86
21	3.984	4.526	542,17	293.950,07
22	5.603	4.364	1.239,48	1.536.310,33
23	6.876	4.735	2.140,64	4.582.322,08
24	10.160	5.378	4.782,45	22.871.781,45
25	8.484	6.812	1.671,71	2.794.619,65
26	4.764	7.314	2.549,80	6.501.489,65
27	4.488	6.549	2.060,86	4.247.149,38
28	5.610	5.931	320,60	102.786,23
29	2.850	5.834	2.984,42	8.906.774,95
30	5.004	4.939	64,90	4.212,60
31	4.428	4.959	530,57	281.501,13
32	3.372	4.799	1.427,40	2.037.461,52
33	3.816	4.371	555,18	308.222,32
34	6.108	4.205	1.903,38	3.622.838,62
35	5.076	4.776	300,36	90.217,88
36	8.568	4.866	3.702,25	13.706.684,96

Πίνακας Α.8 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE για εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για διαφορετικά $\alpha=0,4$ για το προϊόν Α

Περίοδος (μήνας)	Ζήτηση προϊόντος (Y_t)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) ($\alpha=0,4$)	MAD	MSE
1	8.292			
2	5.640	8.292	2.652,00	7.033.104,00
3	4.962	7.231	2.269,20	5.149.268,64
4	7.500	6.324	1.176,48	1.384.105,19
5	4.015	6.794	2.779,11	7.723.463,51
6	4.884	5.682	798,47	637.549,87
7	5.700	5.363	336,92	113.514,87
8	4.752	5.498	745,85	556.289,53
9	4.980	5.200	219,51	48.184,16
10	6.900	5.112	1.788,29	3.197.997,76
11	7.440	5.827	1.612,98	2.601.694,13
12	13.211	6.472	6.738,79	45.411.237,76
13	8.256	9.168	911,73	831.248,59
14	3.756	8.803	5.047,04	25.472.582,61
15	4.404	6.784	2.380,22	5.665.457,76
16	5.292	5.832	540,13	291.744,01
17	5.100	5.616	516,08	266.338,56
18	4.380	5.410	1.029,65	1.060.175,00
19	3.168	4.998	1.829,79	3.348.127,05
20	4.236	4.266	29,87	892,41
21	3.984	4.254	269,92	72.858,95
22	5.603	4.146	1.457,05	2.122.981,94
23	6.876	4.729	2.147,23	4.610.585,39
24	10.160	5.588	4.572,34	20.906.260,37
25	8.484	7.417	1.067,40	1.139.346,72
26	4.764	7.844	3.079,56	9.483.682,94
27	4.488	6.612	2.123,74	4.510.251,76
28	5.610	5.762	152,24	23.177,38
29	2.850	5.701	2.851,34	8.130.166,71
30	5.004	4.561	443,19	196.420,18
31	4.428	4.738	310,08	96.152,15
32	3.372	4.614	1.242,05	1.542.689,34
33	3.816	4.117	301,23	90.739,68
34	6.108	3.997	2.111,26	4.457.426,53
35	5.076	4.841	234,76	55.110,90
36	8.568	4.935	3.632,85	13.197.630,08

Πίνακας Α.9 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE για εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για διαφορετικά $\alpha=0,5$ για το προϊόν Α

Περίοδος (μήνας)	Ζήτηση προϊόντος (Y_t)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) ($\alpha=0,5$)	MAD	MSE
1	8.292			
2	5.640	8.292	2.652,00	7.033.104,00
3	4.962	6.966	2.004,00	4.016.016,00
4	7.500	5.964	1.536,00	2.359.296,00
5	4.015	6.732	2.717,00	7.382.089,00
6	4.884	5.374	489,50	239.610,25
7	5.700	5.129	571,25	326.326,56
8	4.752	5.414	662,38	438.740,64
9	4.980	5.083	103,19	10.647,66
10	6.900	5.032	1.868,41	3.490.941,92
11	7.440	5.966	1.474,20	2.173.274,85
12	13.211	6.703	6.508,10	42.355.385,95
13	8.256	9.957	1.700,95	2.893.228,24
14	3.756	9.106	5.350,47	28.627.578,55
15	4.404	6.431	2.027,24	4.109.691,09
16	5.292	5.418	125,62	15.780,05
17	5.100	5.355	254,81	64.927,79
18	4.380	5.227	847,40	718.094,66
19	3.168	4.804	1.635,70	2.675.522,12
20	4.236	3.986	250,15	62.574,44
21	3.984	4.111	126,93	16.110,10
22	5.603	4.047	1.555,54	2.419.696,01
23	6.876	4.825	2.050,77	4.205.651,87
24	10.160	5.851	4.309,38	18.570.793,06
25	8.484	8.005	478,69	229.146,18
26	4.764	8.245	3.480,65	12.114.951,74
27	4.488	6.504	2.016,33	4.065.574,42
28	5.610	5.496	113,84	12.958,75
29	2.850	5.553	2.703,08	7.306.650,90
30	5.004	4.202	802,46	643.940,65
31	4.428	4.603	174,77	30.544,70
32	3.372	4.515	1.143,39	1.307.329,76
33	3.816	3.944	127,69	16.305,40
34	6.108	3.880	2.228,15	4.964.668,89
35	5.076	4.994	82,08	6.736,61
36	8.568	5.035	3.533,04	12.482.360,50

Πίνακας Α.10 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE για εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για διαφορετικά $\alpha=0,589$ για το προϊόν Α

Περίοδος (μήνας)	Ζήτηση προϊόντος (Y_t)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) ($\alpha=0,589$)	MAD	MSE
1	8.292			
2	5.640	8.292	2.652,00	7.033.104,00
3	4.962	6.730	1.768,41	3.127.285,88
4	7.500	5.689	1.810,89	3.279.314,55
5	4.015	6.755	2.740,42	7.509.922,23
6	4.884	5.142	257,77	66.445,50
7	5.700	4.990	710,01	504.119,21
8	4.752	5.408	656,07	430.422,95
9	4.980	5.022	41,75	1.743,27
10	6.900	4.997	1.902,83	3.620.772,68
11	7.440	6.118	1.322,38	1.748.691,45
12	13.211	6.896	6.314,72	39.875.671,87
13	8.256	10.615	2.358,60	5.562.992,31
14	3.756	9.226	5.469,78	29.918.460,48
15	4.404	6.005	1.600,99	2.563.164,82
16	5.292	5.062	229,73	52.774,58
17	5.100	5.198	97,54	9.514,81
18	4.380	5.140	760,11	577.762,31
19	3.168	4.693	1.524,53	2.324.192,91
20	4.236	3.795	441,16	194.625,92
21	3.984	4.055	70,61	4.985,50
22	5.603	4.013	1.589,97	2.527.999,31
23	6.876	4.949	1.926,74	3.712.333,23
24	10.160	6.084	4.076,21	16.615.499,99
25	8.484	8.484	0,00	0,00
26	4.764	8.484	3.720,00	13.838.395,92
27	4.488	6.294	1.805,54	3.259.970,74
28	5.610	5.230	379,62	144.113,63
29	2.850	5.454	2.603,91	6.780.356,46
30	5.004	3.921	1.083,36	1.173.666,48
31	4.428	4.559	130,56	17.045,70
32	3.372	4.482	1.109,68	1.231.393,16
33	3.816	3.828	12,26	150,40
34	6.108	3.821	2.286,96	5.230.174,76
35	5.076	5.168	91,68	8.405,19
36	8.568	5.114	3.454,30	11.932.218,42

Π.2 Προϊόν Β

Π. 2.1. Απλός κινητός μέσος όρος

Πίνακας Β.1 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης με εφαρμογή απλού κινητού μέσου όρου για διαφορετικά n για το προϊόν Β

Περίοδος (μήνας)	Ζήτηση προϊόντος (Y_t)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=2)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=4)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=6)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=8)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=10)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=12)
1	6.240						
2	4.656						
3	7.152	5.448					
4	9.552	5.904					
5	12.147	8.352	6.900				
6	10.056	10.850	8.377				
7	18.648	11.102	9.727	8.301			
8	11.016	14.352	12.601	10.369			
9	6.888	14.832	12.967	11.429	9.933		
10	7.980	8.952	11.652	11.385	10.014		
11	7.656	7.434	11.133	11.123	10.430	9.434	
12	6.781	7.818	8.385	10.374	10.493	9.575	
13	4.702	7.219	7.326	9.828	10.147	9.788	9.064
14	4.056	5.742	6.780	7.504	9.216	9.543	8.936
15	7.224	4.379	5.799	6.344	8.466	8.993	8.886
16	11.436	5.640	5.691	6.400	7.038	8.501	8.892
17	5.928	9.330	6.855	6.976	7.090	8.639	9.049
18	8.880	8.682	7.161	6.688	6.970	7.367	8.531
19	13.368	7.404	8.367	7.038	7.083	7.153	8.433
20	9.840	11.124	9.903	8.482	7.797	7.801	7.993
21	11.352	11.604	9.504	9.446	8.179	7.987	7.895
22	10.488	10.596	10.860	10.134	9.011	8.357	8.267
23	5.388	10.920	11.262	9.976	9.815	8.727	8.476
24	9.132	7.938	9.267	9.886	9.585	8.796	8.287
25	6.300	7.260	9.090	9.928	9.297	9.304	8.483
26	5.184	7.716	7.827	8.750	9.344	9.211	8.616
27	7.584	5.742	6.501	7.974	8.882	8.586	8.710
28	7.992	6.384	7.050	7.346	8.159	8.752	8.740
29	10.572	7.788	6.765	6.930	7.928	8.663	8.453
30	9.936	9.282	7.833	7.794	7.830	8.383	8.840
31	8.568	10.254	9.021	7.928	7.761	8.393	8.928
32	9.984	9.252	9.267	8.306	8.159	8.114	8.528
33	9.816	9.276	9.765	9.106	8.265	8.064	8.540
34	10.176	9.900	9.576	9.478	8.705	8.507	8.412
35	6.720	9.996	9.636	9.842	9.329	8.611	8.386
36	10.389	8.448	9.174	9.200	9.221	8.653	8.497

Πίνακας Β.2 Υπολογισμός των σφαλμάτων MAD για εφαρμογή απλού κινητού μέσου όρου για διαφορετικά n για το προϊόν Β

Περίοδος (μήνας)	Ζήτηση προϊόντος (Y _t)	MAD					
		Πρόβλεψη Ζήτησης (F _t) (n=2)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F _t) (n=4)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F _t) (n=6)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F _t) (n=8)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F _t) (n=10)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F _t) (n=12)
1	6.240						
2	4.656						
3	7.152	1.704,00					
4	9.552	3.648,00					
5	12.147	3.795,00	5.247,00				
6	10.056	793,50	1.679,25				
7	18.648	7.546,50	8.921,25	10.347,50			
8	11.016	3.336,00	1.584,75	647,50			
9	6.888	7.944,00	6.078,75	4.540,50	3.045,38		
10	7.980	972,00	3.672,00	3.404,50	2.034,38		
11	7.656	222,00	3.477,00	3.466,50	2.773,88	1.777,50	
12	6.781	1.037,00	1.604,00	3.593,00	3.711,88	2.794,10	
13	4.702	2.516,50	2.624,25	5.126,17	5.444,50	5.085,60	4.362,33
14	4.056	1.685,50	2.723,75	3.447,83	5.159,88	5.486,60	4.880,17
15	7.224	2.845,00	1.425,25	880,17	1.241,88	1.769,00	1.662,17
16	11.436	5.796,00	5.745,25	5.036,17	4.398,13	2.935,30	2.543,83
17	5.928	3.402,00	926,50	1.047,83	1.162,38	2.710,70	3.121,17
18	8.880	198,00	1.719,00	2.192,17	1.909,63	1.513,30	349,08
19	13.368	5.964,00	5.001,00	6.330,33	6.285,13	6.214,90	4.935,08
20	9.840	1.284,00	63,00	1.358,00	2.043,13	2.038,90	1.847,08
21	11.352	252,00	1.848,00	1.906,00	3.172,75	3.364,90	3.457,08
22	10.488	108,00	372,00	354,00	1.477,50	2.131,30	2.221,08
23	5.388	5.532,00	5.874,00	4.588,00	4.426,50	3.339,40	3.087,92
24	9.132	1.194,00	135,00	754,00	453,00	336,00	845,08
25	6.300	960,00	2.790,00	3.628,00	2.997,00	3.003,60	2.182,83
26	5.184	2.532,00	2.643,00	3.566,00	4.159,50	4.027,20	3.432,00
27	7.584	1.842,00	1.083,00	390,00	1.297,50	1.002,00	1.126,00
28	7.992	1.608,00	942,00	646,00	166,50	759,60	748,00
29	10.572	2.784,00	3.807,00	3.642,00	2.644,50	1.909,20	2.119,00
30	9.936	654,00	2.103,00	2.142,00	2.106,00	1.552,80	1.096,00
31	8.568	1.686,00	453,00	640,00	807,00	175,20	360,00
32	9.984	732,00	717,00	1.678,00	1.825,50	1.869,60	1.456,00
33	9.816	540,00	51,00	710,00	1.551,00	1.752,00	1.276,00
34	10.176	276,00	600,00	698,00	1.471,50	1.669,20	1.764,00
35	6.720	3.276,00	2.916,00	3.122,00	2.608,50	1.891,20	1.666,00
36	10.389	1.941,00	1.215,00	1.189,00	1.168,50	1.735,80	1.892,00

Πίνακας Β.3 Υπολογισμός των σφαλμάτων MSE για εφαρμογή απλού κινητού μέσου όρου για διαφορετικά n για το προϊόν Β

Περίοδος (μήνας)	Ζήτηση προϊόντος (Y_t)	MSE					
		Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=2)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=4)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=6)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=8)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=10)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) (n=12)
1	6.240						
2	4.656						
3	7.152	2.903.616,00					
4	9.552	13.307.904,00					
5	12.147	14.402.025,00	27.531.009,00				
6	10.056	629.642,25	2.819.880,56				
7	18.648	56.949.662,25	79.588.701,56	107.070.756,25			
8	11.016	11.128.896,00	2.511.432,56	419.256,25			
9	6.888	63.107.136,00	36.951.201,56	20.616.140,25	9.274.308,89		
10	7.980	944.784,00	13.483.584,00	11.590.620,25	4.138.681,64		
11	7.656	49.284,00	12.089.529,00	12.016.622,25	7.694.382,52	3.159.506,25	
12	6.781	1.075.369,00	2.572.816,00	12.909.649,00	13.778.016,02	7.806.994,81	
13	4.702	6.332.772,25	6.886.688,06	26.277.584,69	29.642.580,25	25.863.327,36	19.029.952,11
14	4.056	2.840.910,25	7.418.814,06	11.887.554,69	26.624.310,02	30.102.779,56	23.816.026,69
15	7.224	8.094.025,00	2.031.337,56	774.693,36	1.542.253,52	3.129.361,00	2.762.798,03
16	11.436	33.593.616,00	33.007.897,56	25.362.974,69	19.343.503,52	8.615.986,09	6.471.088,03
17	5.928	11.573.604,00	858.402,25	1.097.954,69	1.351.115,64	7.347.894,49	9.741.681,36
18	8.880	39.204,00	2.954.961,00	4.805.594,69	3.646.667,64	2.290.076,89	121.859,17
19	13.368	35.569.296,00	25.010.001,00	40.073.120,11	39.502.796,27	38.624.982,01	24.355.047,51
20	9.840	1.648.656,00	3.969,00	1.844.164,00	4.174.359,77	4.157.113,21	3.411.716,84
21	11.352	63.504,00	3.415.104,00	3.632.836,00	10.066.342,56	11.322.552,01	11.951.425,17
22	10.488	11.664,00	138.384,00	125.316,00	2.183.006,25	4.542.439,69	4.933.211,17
23	5.388	30.603.024,00	34.503.876,00	21.049.744,00	19.593.902,25	11.151.592,36	9.535.229,34
24	9.132	1.425.636,00	18.225,00	568.516,00	205.209,00	112.896,00	714.165,84
25	6.300	921.600,00	7.784.100,00	13.162.384,00	8.982.009,00	9.021.612,96	4.764.761,36
26	5.184	6.411.024,00	6.985.449,00	12.716.356,00	17.301.440,25	16.218.339,84	11.778.624,00
27	7.584	3.392.964,00	1.172.889,00	152.100,00	1.683.506,25	1.004.004,00	1.267.876,00
28	7.992	2.585.664,00	887.364,00	417.316,00	27.722,25	576.992,16	559.504,00
29	10.572	7.750.656,00	14.493.249,00	13.264.164,00	6.993.380,25	3.645.044,64	4.490.161,00
30	9.936	427.716,00	4.422.609,00	4.588.164,00	4.435.236,00	2.411.187,84	1.201.216,00
31	8.568	2.842.596,00	205.209,00	409.600,00	651.249,00	30.695,04	129.600,00
32	9.984	535.824,00	514.089,00	2.815.684,00	3.332.450,25	3.495.404,16	2.119.936,00
33	9.816	291.600,00	2.601,00	504.100,00	2.405.601,00	3.069.504,00	1.628.176,00
34	10.176	76.176,00	360.000,00	487.204,00	2.165.312,25	2.786.228,64	3.111.696,00
35	6.720	10.732.176,00	8.503.056,00	9.746.884,00	6.804.272,25	3.576.637,44	2.775.556,00
36	10.389	3.767.481,00	1.476.225,00	1.413.721,00	1.365.392,25	3.013.001,64	3.579.664,00

Π. 2.2 Σταθμισμένος κινητός μέσος

Πίνακας Β.4 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE με εφαρμογή σταθμισμένου κινητού μέσου όρου για $n=5$ για το προϊόν Β

Περίοδος (μήνας)	Ζήτηση προϊόντος (Y_t)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) ($n=5$)	MAD	MSE
1	6.240			
2	4.656			
3	7.152			
4	9.552			
5	12.147			
6	10.056	9.979	77,33	5.979,87
7	18.648	10.964	7.683,82	59.041.065,14
8	11.016	13.328	2.312,21	5.346.325,32
9	6.888	14.494	7.605,75	57.847.357,40
10	7.980	11.044	3.063,89	9.387.415,69
11	7.656	8.019	363,40	132.058,45
12	6.781	7.669	887,91	788.386,26
13	4.702	7.422	2.720,24	7.399.681,50
14	4.056	6.245	2.189,06	4.791.985,84
15	7.224	4.870	2.353,75	5.540.118,91
16	11.436	5.239	6.196,64	38.398.351,10
17	5.928	8.051	2.123,31	4.508.455,20
18	8.880	8.806	73,67	5.427,07
19	13.368	7.940	5.428,43	29.467.888,36
20	9.840	9.840	0,00	0,00
21	11.352	11.352	0,00	0,00
22	10.488	11.001	513,26	263.437,22
23	5.388	10.782	5.393,79	29.093.000,98
24	9.132	8.936	196,30	38.534,89
25	6.300	7.590	1.289,90	1.663.845,67
26	5.184	7.488	2.303,52	5.306.212,59
27	7.584	6.450	1.134,05	1.286.073,57
28	7.992	6.197	1.795,43	3.223.571,66
29	10.572	7.276	3.295,63	10.861.196,55
30	9.936	8.783	1.153,33	1.330.168,86
31	8.568	9.880	1.312,49	1.722.626,74
32	9.984	9.595	389,49	151.704,29
33	9.816	9.297	519,13	269.497,56
34	10.176	9.665	510,73	260.849,77
35	6.720	9.968	3.248,00	10.549.481,68
36	10.389	8.949	1.440,07	2.073.812,75

Πίνακας Β.5 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE με εφαρμογή σταθμισμένου κινητού μέσου όρου για $n=12$ για το προϊόν Β

Περίοδος (μήνας)	Ζήτηση προϊόντος (Y_t)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) ($n=12$)	MAD	MSE
1	6.240			
2	4.656			
3	7.152			
4	9.552			
5	12.147			
6	10.056			
7	18.648			
8	11.016			
9	6.888			
10	7.980			
11	7.656			
12	6.781			
13	4.702	8.225	3.523,15	12.412.559,20
14	4.056	6.031	1.974,58	3.898.954,55
15	7.224	7.224	0,01	0,00
16	11.436	8.695	2.740,59	7.510.845,75
17	5.928	10.436	4.508,08	20.322.782,24
18	8.880	8.932	51,71	2.674,01
19	13.368	13.368	0,00	0,00
20	9.840	9.814	25,78	664,55
21	11.352	7.789	3.563,46	12.698.220,01
22	10.488	8.990	1.497,50	2.242.510,89
23	5.388	8.147	2.758,59	7.609.794,79
24	9.132	7.491	1.641,02	2.692.950,28
25	6.300	6.951	651,39	424.311,34
26	5.184	5.898	714,06	509.875,04
27	7.584	8.002	418,28	174.958,41
28	7.992	9.728	1.736,35	3.014.896,00
29	10.572	6.729	3.842,76	14.766.782,79
30	9.936	9.281	655,18	429.263,72
31	8.568	10.816	2.248,02	5.053.592,92
32	9.984	9.101	882,85	779.431,36
33	9.816	10.150	333,77	111.402,94
34	10.176	9.508	667,61	445.705,58
35	6.720	7.554	834,27	696.007,05
36	10.389	8.679	1.709,76	2.923.268,10

Π. 2.3 Απλή εκθετική εξομάλυνση

Πίνακας Β.6 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE για εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για διαφορετικά $a=0,2$ για το προϊόν Β

Περίοδος (μήνας)	Ζήτηση προϊόντος (Y_t)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) ($a=0,2$)	MAD	MSE
1	6.240			
2	4.656	6.240	1.584,00	2.509.056,00
3	7.152	5.923	1.228,80	1.509.949,44
4	9.552	6.169	3.383,04	11.444.959,64
5	12.147	6.846	5.301,43	28.105.181,25
6	10.056	7.906	2.150,15	4.623.126,10
7	18.648	8.336	10.312,12	106.339.746,30
8	11.016	10.398	617,69	381.544,87
9	6.888	10.522	3.633,85	13.204.832,77
10	7.980	9.795	1.815,08	3.294.502,20
11	7.656	9.432	1.776,06	3.154.392,99
12	6.781	9.077	2.295,85	5.270.922,04
13	4.702	8.618	3.915,68	15.332.542,79
14	4.056	7.835	3.778,54	14.277.389,30
15	7.224	7.079	145,17	21.072,99
16	11.436	7.108	4.328,13	18.732.729,22
17	5.928	7.973	2.045,49	4.184.046,35
18	8.880	7.564	1.315,60	1.730.815,66
19	13.368	7.828	5.540,48	30.696.960,06
20	9.840	8.936	904,39	817.915,83
21	11.352	9.116	2.235,51	4.997.503,14
22	10.488	9.564	924,41	854.529,55
23	5.388	9.748	4.360,47	19.013.732,29
24	9.132	8.876	255,62	65.342,05
25	6.300	8.928	2.627,50	6.903.773,44
26	5.184	8.402	3.218,00	10.355.540,84
27	7.584	7.758	174,40	30.416,09
28	7.992	7.724	268,48	72.080,61
29	10.572	7.777	2.794,78	7.810.810,12
30	9.936	8.336	1.599,83	2.559.443,64
31	8.568	8.656	88,14	7.768,50
32	9.984	8.639	1.345,49	1.810.339,90
33	9.816	8.908	908,39	825.174,17
34	10.176	9.089	1.086,71	1.180.944,67
35	6.720	9.307	2.586,63	6.690.653,59
36	10.389	8.789	1.599,70	2.559.027,87

Πίνακας Β.7 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE για εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για διαφορετικά $\alpha=0,3$ για το προϊόν Β

Περίοδος (μήνας)	Ζήτηση προϊόντος (Y_t)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) ($\alpha=0,3$)	MAD	MSE
1	6.240			
2	4.656	6.240	1.584,00	2.509.056,00
3	7.152	5.765	1.387,20	1.924.323,84
4	9.552	6.181	3.371,04	11.363.910,68
5	12.147	7.192	4.954,73	24.549.329,55
6	10.056	8.679	1.377,31	1.896.981,73
7	18.648	9.092	9.556,12	91.319.366,77
8	11.016	11.959	942,72	888.717,79
9	6.888	11.676	4.787,90	22.924.013,29
10	7.980	10.240	2.259,53	5.105.484,70
11	7.656	9.562	1.905,67	3.631.587,20
12	6.781	8.990	2.208,97	4.879.551,39
13	4.702	8.327	3.625,28	13.142.651,19
14	4.056	7.240	3.183,70	10.135.917,83
15	7.224	6.285	939,41	882.496,90
16	11.436	6.566	4.869,59	23.712.898,43
17	5.928	8.027	2.099,29	4.407.008,42
18	8.880	7.398	1.482,50	2.197.802,34
19	13.368	7.842	5.525,75	30.533.902,85
20	9.840	9.500	340,02	115.616,56
21	11.352	9.602	1.750,02	3.062.559,67
22	10.488	10.127	361,01	130.329,62
23	5.388	10.235	4.847,29	23.496.236,31
24	9.132	8.781	350,90	123.127,90
25	6.300	8.886	2.586,37	6.689.324,81
26	5.184	8.110	2.926,46	8.564.174,19
27	7.584	7.233	351,48	123.536,28
28	7.992	7.338	654,03	427.760,59
29	10.572	7.534	3.037,82	9.228.373,84
30	9.936	8.446	1.490,48	2.221.520,81
31	8.568	8.893	324,67	105.408,21
32	9.984	8.795	1.188,73	1.413.087,54
33	9.816	9.152	664,11	441.046,75
34	10.176	9.351	824,88	680.426,12
35	6.720	9.599	2.878,58	8.286.248,03
36	10.389	8.735	1.653,99	2.735.686,01

Πίνακας Β.8 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE για εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για διαφορετικά $\alpha=0,4$ για το προϊόν Β

Περίοδος (μήνας)	Ζήτηση προϊόντος (Y_t)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) ($\alpha=0,4$)	MAD	MSE
1	6.240			
2	4.656	6.240	1.584,00	2.509.056,00
3	7.152	5.606	1.545,60	2.388.879,36
4	9.552	6.225	3.327,36	11.071.324,57
5	12.147	7.556	4.591,42	21.081.100,89
6	10.056	9.392	663,85	440.696,29
7	18.648	9.658	8.990,31	80.825.669,58
8	11.016	13.254	2.237,81	5.007.812,14
9	6.888	12.359	5.470,69	29.928.432,52
10	7.980	10.170	2.190,41	4.797.909,51
11	7.656	9.294	1.638,25	2.683.856,03
12	6.781	8.639	1.857,95	3.451.973,42
13	4.702	7.896	3.193,77	10.200.161,88
14	4.056	6.618	2.562,26	6.565.184,18
15	7.224	5.593	1.630,64	2.658.996,85
16	11.436	6.246	5.190,39	26.940.105,24
17	5.928	8.322	2.393,77	5.730.127,59
18	8.880	7.364	1.515,74	2.297.464,43
19	13.368	7.971	5.397,44	29.132.394,64
20	9.840	10.130	289,53	83.829,93
21	11.352	10.014	1.338,28	1.790.992,30
22	10.488	10.549	61,03	3.724,93
23	5.388	10.525	5.136,62	26.384.858,27
24	9.132	8.470	662,03	438.281,59
25	6.300	8.735	2.434,78	5.928.168,08
26	5.184	7.761	2.576,87	6.640.257,85
27	7.584	6.730	853,88	729.107,87
28	7.992	7.072	920,33	847.001,57
29	10.572	7.440	3.132,20	9.810.652,58
30	9.936	8.693	1.243,32	1.545.838,85
31	8.568	9.190	622,01	386.895,69
32	9.984	8.941	1.042,79	1.087.420,08
33	9.816	9.358	457,68	209.467,89
34	10.176	9.541	634,61	402.724,74
35	6.720	9.795	3.075,24	9.457.079,02
36	10.389	8.565	1.823,86	3.326.458,55

Πίνακας Β.9 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE για εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για διαφορετικά $\alpha=0,5$ για το προϊόν Β

Περίοδος (μήνας)	Ζήτηση προϊόντος (Y_t)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) ($\alpha=0,5$)	MAD	MSE
1	6.240			
2	4.656	6.240	1.584,00	2.509.056,00
3	7.152	5.448	1.704,00	2.903.616,00
4	9.552	6.300	3.252,00	10.575.504,00
5	12.147	7.926	4.221,00	17.816.841,00
6	10.056	10.037	19,50	380,25
7	18.648	10.046	8.601,75	73.990.103,06
8	11.016	14.347	3.331,13	11.096.393,77
9	6.888	12.682	5.793,56	33.565.366,44
10	7.980	9.785	1.804,78	3.257.235,36
11	7.656	8.882	1.226,39	1.504.033,97
12	6.781	8.269	1.488,20	2.214.725,29
13	4.702	7.525	2.823,10	7.969.880,38
14	4.056	6.114	2.057,55	4.233.507,18
15	7.224	5.085	2.139,23	4.576.286,11
16	11.436	6.154	5.281,61	27.895.433,69
17	5.928	8.795	2.867,19	8.220.799,16
18	8.880	7.362	1.518,40	2.305.548,27
19	13.368	8.121	5.247,20	27.533.124,62
20	9.840	10.744	904,40	817.937,91
21	11.352	10.292	1.059,80	1.123.176,89
22	10.488	10.822	334,10	111.622,68
23	5.388	10.655	5.267,05	27.741.814,65
24	9.132	8.022	1.110,48	1.233.154,84
25	6.300	8.577	2.276,76	5.183.647,37
26	5.184	7.438	2.254,38	5.082.234,76
27	7.584	6.311	1.272,81	1.620.043,72
28	7.992	6.948	1.044,40	1.090.781,16
29	10.572	7.470	3.102,20	9.623.659,39
30	9.936	9.021	915,10	837.410,16
31	8.568	9.478	910,45	828.918,13
32	9.984	9.023	960,78	923.089,16
33	9.816	9.504	312,39	97.586,04
34	10.176	9.660	516,19	266.456,06
35	6.720	9.918	3.197,90	10.226.584,16
36	10.389	8.319	2.070,05	4.285.100,61

Πίνακας Β.10 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE για εφαρμογή απλής εκθετικής εξομάλυνσης για διαφορετικά $\alpha=0,354$ για το προϊόν Β

Περίοδος (μήνας)	Ζήτηση προϊόντος (Y_t)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) ($\alpha=0,354$)	MAD	MSE
1	6.240			
2	4.656	6.240	1.584,00	2.509.056,00
3	7.152	5.679	1.473,24	2.170.441,84
4	9.552	6.201	3.351,24	11.230.834,52
5	12.147	7.388	4.758,83	22.646.491,71
6	10.056	9.074	981,69	963.707,60
7	18.648	9.422	9.225,86	85.116.412,63
8	11.016	12.691	1.675,04	2.805.772,73
9	6.888	12.098	5.209,54	27.139.343,03
10	7.980	10.252	2.271,70	5.160.625,80
11	7.656	9.447	1.790,79	3.206.940,60
12	6.781	8.812	2.031,28	4.126.100,32
13	4.702	8.093	3.390,56	11.495.886,01
14	4.056	6.891	2.835,22	8.038.459,50
15	7.224	5.887	1.337,35	1.788.518,29
16	11.436	6.360	5.075,50	25.760.742,23
17	5.928	8.159	2.230,85	4.976.671,68
18	8.880	7.368	1.511,59	2.284.893,33
19	13.368	7.904	5.464,00	29.855.317,53
20	9.840	9.840	0,00	0,00
21	11.352	9.840	1.512,00	2.286.144,01
22	10.488	10.376	112,27	12.604,34
23	5.388	10.416	5.027,51	25.275.857,34
24	9.132	8.634	497,83	247.839,04
25	6.300	8.811	2.510,56	6.302.901,58
26	5.184	7.921	2.737,02	7.491.270,70
27	7.584	6.951	632,76	400.385,52
28	7.992	7.175	816,56	666.771,87
29	10.572	7.465	3.107,24	9.654.925,42
30	9.936	8.566	1.370,28	1.877.675,48
31	8.568	9.051	483,23	233.515,94
32	9.984	8.880	1.103,98	1.218.782,05
33	9.816	9.271	544,82	296.830,40
34	10.176	9.464	711,78	506.631,66
35	6.720	9.716	2.996,42	8.978.515,23
36	10.389	8.655	1.734,27	3.007.698,22

Π.3 Προϊόν Γ

Π. 3.1. Σταθμισμένος κινητός μέσος

Πίνακας Γ.1 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης και των αντίστοιχων σφαλμάτων MAD και MSE με εφαρμογή σταθμισμένου κινητού μέσου όρου για $n=12$ για το προϊόν Γ

Περίοδος (μήνας)	Ζήτηση προϊόντος (Y_t)	Πρόβλεψη Ζήτησης (F_t) ($n=12$)	MAD	MSE
1	324			
2	4.446			
3	41.004			
4	68.094			
5	115.650			
6	137.790			
7	126.414			
8	79.416			
9	50.958			
10	18.828			
11	4.302			
12	1.008			
13	1.152	2.420	1.267,95	1.607.692,07
14	7.758	7.228	530,48	281.409,57
15	28.504	36.555	8.050,89	64.816.805,31
16	61.020	61.932	911,95	831.657,68
17	92.556	103.754	11.198,10	125.397.334,26
18	125.676	125.676	0,00	0,00
19	134.856	121.741	13.115,12	172.006.305,44
20	96.300	87.927	8.373,18	70.110.188,24
21	55.062	58.811	3.748,73	14.052.949,49
22	6.948	26.306	19.358,43	374.748.886,85
23	2.160	6.176	4.015,59	16.124.976,49
24	702	2.368	1.665,62	2.774.299,97
25	1.422	2.865	1.443,07	2.082.453,54
26	6.768	9.060	2.292,33	5.254.793,36
27	28.674	26.795	1.879,24	3.531.560,11
28	42.768	55.975	13.207,02	174.425.263,06
29	86.832	82.951	3.881,28	15.064.309,87
30	99.270	115.572	16.302,22	265.762.435,21
31	98.550	123.644	25.093,52	629.684.764,30
32	63.630	93.511	29.880,97	892.872.183,58
33	43.362	54.760	11.398,24	129.919.861,44
34	6.786	14.621	7.834,78	61.383.770,25
35	1.818	4.197	2.379,03	5.659.767,83
36	774	1.937	1.163,30	1.353.270,76
37	1.350	2.713	1.363,22	1.858.374,04
38	5.220	7.983	2.762,70	7.632.512,89
39	17.118	25.454	8.335,86	69.486.641,12
40	45.378	39.560	5.817,79	33.846.718,54
41	88.272	77.610	10.661,55	113.668.596,09
42	92.880	94.782	1.901,51	3.615.750,80
43	102.960	94.298	8.662,47	75.038.468,35
44	68.652	69.441	788,86	622.303,73
45	58.950	47.048	11.901,61	141.648.405,82
46	8.334	17.357	9.023,04	81.415.321,19
47	2.260	4.473	2.213,47	4.899.448,84
48	657	2.025	1.367,88	1.871.090,82

Πίνακας Γ.2 Υπολογισμός πρόβλεψης της ζήτησης με τη μέθοδο Holt Winters για το προϊόν Γ

Περίοδος (μήνας)	Ζήτηση προϊόντος (Yt)	Holt-Winters(Ζήτηση προϊόντος (Yt))	Et
1	324		
2	4.446		
3	41.004		
4	68.094		
5	115.650		
6	137.790		
7	126.414		
8	79.416		
9	50.958		
10	18.828		
11	4.302		
12	1.008		
13	1.152	324	828
14	7.758	4.496	3.262
15	28.504	41.595	-13.091
16	61.020	68.980	-7.960
17	92.556	117.096	-24.540
18	125.676	139.384	-13.708
19	134.856	127.822	7.034
20	96.300	80.320	15.980
21	55.062	51.583	3.479
22	6.948	19.064	-12.116
23	2.160	4.344	-2.184
24	702	1.016	-314
25	1.422	1.069	353
26	6.768	7.403	-635
27	28.674	29.560	-886
28	42.768	61.436	-18.668
29	86.832	94.308	-7.476
30	99.270	126.240	-26.970
31	98.550	133.280	-34.730
32	63.630	93.967	-30.337
33	43.362	54.160	-10.798
34	6.786	8.012	-1.226
35	1.818	2.348	-530
36	774	726	48
37	1.350	1.378	-28
38	5.220	6.775	-1.555
39	17.118	28.513	-11.395
40	45.378	44.119	1.259
41	88.272	86.794	1.478
42	92.880	101.039	-8.159
43	102.960	101.125	1.835
44	68.652	66.127	2.525
45	58.950	44.190	14.760
46	8.334	6.887	1.447
47	2.260	1.867	393
48	657	770	-113