



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
Τμήμα Βιομηχανικής Διοίκησης & Τεχνολογίας
Διοίκηση Logistics (Logistics Management)

“ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ, ΑΝΑΛΥΣΗ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΗ”

Επιβλέπων Καθηγητής:

Παπαδόπουλος Χρυσολέων

Καθηγητής Τμήματος Οικονομικών Επιστημών

Αριστοτελείου Πανεπιστημίου Θεσσαλονίκης

Κουτσοθανάση Βασιλική

A.M.: L1317

Διπλωματική Εργασία για την απόκτηση

Μεταπτυχιακού Διπλώματος Ειδίκευσης στη Διοίκηση Logistics

Πειραιάς, 2015



UNIVERSITY OF PIRAEUS
Department of Industrial Management & Technology
Logistics Management

“FORECASTING METHODS, ANALYSIS AND APPLICATION”

Supervisor:

Professor Papadopoulos Chrissoleon

Department of Economic Sciences

Aristotle University of Thessaloniki

Koutsothanassi Vasiliki

R.No.: L1317

Master Thesis for the Degree

in Logistics Management

Piraeus, 2015

Αφιερώνεται στην οικογένειά μου,

για την αμέριστη συμπαράσταση

και φροντίδα τους

Περίληψη

Η παρούσα μεταπτυχιακή διπλωματική εργασία χωρίζεται σε δύο μέρη και μελετά κατά το πρώτο τις μεθόδους πρόβλεψης και κυρίως την ανάλυση χρονοσειρών, με στόχο την εφαρμογή κατά το δεύτερο μέρος των διαφόρων μοντέλων στην πρόβλεψη μελλοντικών τιμών της ζήτησης σε εταιρεία καλλυντικών.

Πιο συγκεκριμένα, στο πρώτο μέρος, κατά το πρώτο κεφάλαιο γίνεται εισαγωγή στις ανάγκες και τις χρήσεις των προβλέψεων, καθώς επίσης και στην υφιστάμενη κατάσταση των ποσοτικών και των τεχνολογικών προβλέψεων και τα στάδια που απαιτούνται για τη διαμόρφωσή τους. Στη συνέχεια, στο δεύτερο κεφάλαιο, γίνεται επισκόπηση των υπάρχουσών τεχνικών και μοντέλων πρόβλεψης, ανάλογα με τον αριθμό και την ποιότητα των διαθέσιμων δεδομένων και γίνεται ανάλυση των ποιοτικών μεθόδων πρόβλεψης. Στο τρίτο κεφάλαιο, δίνεται ιδιαίτερη βαρύτητα στην ανάλυση χρονοσειρών και εξετάζονται οι μέθοδοι του απλού μέσου όρου, του απλού κινητού μέσου και του απλού σταθμικού μέσου με παράθεση παραδειγμάτων για κάθε περίπτωση. Αντίστοιχα, στο τέταρτο κεφάλαιο αναλύεται η μέθοδος πρόβλεψης της απλής εκθετικής εξομάλυνσης με παράθεση παραδειγμάτων. Το πέμπτο κεφάλαιο ασχολείται με την αξιολόγηση του σφάλματος στην πρόβλεψη, με τα κυριότερα μέσα μέτρησης του σφάλματος, καθώς επίσης και την εκθετική εξομάλυνση βάσει τάσης και εποχικότητας, ενώ στο έκτο κεφάλαιο εξετάζεται η μέθοδος πρόβλεψης του γραμμικού κινητού μέσου με χρήση στη συνέχεια παραδειγμάτων για την καλύτερη κατανόηση της συγκεκριμένης τεχνικής. Στο έβδομο κεφάλαιο, στο τέλος του Α' μέρους του θεωρητικού πλαισίου των μεθόδων πρόβλεψης, μελετώνται οι γραμμικές εκθετικές εξομαλύνσεις μίας παραμέτρου του μοντέλου Brown, διπλής παραμέτρου του μοντέλου Holt και σε εποχικά δεδομένα μέσω του μοντέλου Winters με χρήση παραδειγμάτων.

Τέλος, στο Β' μέρος γίνεται εφαρμογή και σύγκριση των μεθόδων του κινητού μέσου -3 & -5 περιόδων, της απλής εκθετικής εξομάλυνσης και της μεθόδου Winters στην εταιρεία L'oreal Hellas A.E., με σκοπό την πρόβλεψη της ζήτησης κωδικών στους τομείς περιποίησης επιδερμίδας, maquillage, αρώματος και εποχιακού κωδικού. Μέσα από αυτή την σύγκριση των μεθόδων πρόβλεψης προκύπτουν ενδιαφέροντα συμπεράσματα, τόσο για τη χρήση και επιλογή της καταλληλότερης μεθόδου, όσο και για την περαιτέρω εξέλιξή της.

Abstract

This master thesis is divided into two parts. In the first part, the forecasting methods, especially the analysis of time series methods are given, whereas, in the second part a few of these forecasting models are applied in the field of cosmetics and more specifically in L'oreal Hellas S.A.

More specifically, the first chapter is an introduction to the needs and uses of provisions, as well as an analysis of the current situation of the quantitative and technological forecasting methods and the steps needed to reach their configuration. Furthermore, in the second chapter, an overview of existing techniques and predictive models, depending on the available number and quality of data and an analysis of the qualitative forecasting methods is taken place. In the third chapter, special attention is given to the analysis of time series and the methods of simple average, simple moving average and simple weighted average with accompanied with examples for each case. Similarly, the fourth chapter analyzes the prediction method of the simple exponential smoothing with examples. The fifth chapter deals with the evaluation of error in forecasting, with the main means of error measurement along with the exponential smoothing with trend and seasonality, while the sixth chapter examines the forecasting method of linear moving average using examples, in order to better comprehend the technique. The seventh chapter, at the end of the first part of the theoretical framework of forecasting methods, studies linear exponential smoothing method with one parameter of the Brown model, with two parameters of the Holt model and seasonal data through the Winters model using examples.

Finally, in the second part the methods of moving average -3 & -5 periods of single exponential smoothing and Winters method are applied and compared for the company L'oreal Hellas S.A., in order to predict the demand for codes in the fields of skin care, maquillage, perfume and seasonal code. Through this comparison of prediction methods interesting conclusions arise, not only for the use and selection of the most appropriate method but also for further development.

Πίνακας Περιεχομένων

ΜΕΡΟΣ Α΄: ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ.....	1
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	1
1.1 ΑΝΑΓΚΕΣ ΚΑΙ ΧΡΗΣΕΙΣ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ.....	1
1.2 ΥΦΙΣΤΑΜΕΝΗ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ ΠΟΣΟΤΙΚΩΝ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ.....	4
1.3 ΣΤΑΔΙΑ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑΣ ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗΣ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ.....	11
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ.....	13
2.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	13
2.2 ΠΟΙΟΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ.....	16
2.2.1 ΈΡΕΥΝΑ ΑΓΟΡΑΣ.....	16
2.2.2 ΣΥΜΒΟΥΛΙΟ ΣΤΕΛΕΧΩΝ - ΠΑΝΕΛ.....	17
2.2.3 ΜΕΘΟΔΟΣ DELPHI.....	17
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΠΡΟΒΟΛΗ ΙΣΤΟΡΙΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ – ΑΝΑΛΥΣΗ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ.....	19
3.1 ΠΟΣΟΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ.....	19
3.1.1 ΑΠΛΟΣ ΜΕΣΟΣ ΌΡΟΣ (SIMPLE MEAN).....	19
Παράδειγμα 3.1.....	19
Παράδειγμα 3.2.....	23
Παράδειγμα 3.3.....	27
3.1.2 ΑΠΛΟΣ ΚΙΝΗΤΟΣ ΜΕΣΟΣ (MOVING AVERAGE).....	31
Παράδειγμα 3.4.....	32
Παράδειγμα 3.5.....	35
Παράδειγμα 3.6.....	38
3.1.3 ΑΠΛΟΣ ΣΤΑΘΜΙΚΟΣ ΚΙΝΗΤΟΣ ΜΕΣΟΣ ΌΡΟΣ (WEIGHTED MOVING AVERAGE).....	41
Παράδειγμα 3.7.....	41
Παράδειγμα 3.8.....	45
Παράδειγμα 3.9.....	48
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΑΠΛΗ ΕΚΘΕΤΙΚΗ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗ (SINGLE EXPONENTIAL SMOOTHING).....	51
Παράδειγμα 4.1.....	53
Παράδειγμα 4.2.....	58
Παράδειγμα 4.3.....	61
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΟΥ ΣΦΑΛΜΑΤΟΣ ΣΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ.....	65
5.1 ΜΕΣΟ ΣΦΑΛΜΑ ΤΕΤΡΑΓΩΝΟΥ (MEAN SQUARE ERROR: MSE).....	65
5.2 ΑΠΟΛΥΤΗ ΜΕΣΗ ΑΠΟΚΛΙΣΗ (MEAN ABSOLUTE DEVIATION: MAD).....	70

5.3 ΜΕΤΡΗΣΗ ΑΚΡΙΒΕΙΑΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ	73
5.3.1 ΑΝΑΛΥΣΗ ΕΥΑΙΣΘΗΣΙΑΣ	73
5.4 ΕΚΘΕΤΙΚΗ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗ ΠΡΟΣΑΡΜΟΣΜΕΝΗ ΒΑΣΕΙ ΤΑΣΗΣ.....	82
5.5 ΕΚΘΕΤΙΚΗ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗ ΠΡΟΣΑΡΜΟΣΜΕΝΗ ΒΑΣΕΙ ΕΠΟΧΙΚΟΤΗΤΑΣ.....	82
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: ΓΡΑΜΜΙΚΟΣ ΚΙΝΗΤΟΣ ΜΕΣΟΣ (LINEAR MOVING AVERAGE)	83
Παράδειγμα 6.1.....	83
Παράδειγμα 6.2.....	85
Παράδειγμα 6.3.....	86
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: ΓΡΑΜΜΙΚΗ ΕΚΘΕΤΙΚΗ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗ.....	91
7.1 ΓΡΑΜΜΙΚΗ ΕΚΘΕΤΙΚΗ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗ ΜΙΑΣ ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΥ (BROWN)	91
Παράδειγμα 7.1.....	92
7.2 ΕΚΘΕΤΙΚΗ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗ ΔΙΠΛΗΣ ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΥ (HOLT)	101
Παράδειγμα 7.2.....	102
7.3 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΕΚΘΕΤΙΚΗΣ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗΣ ΣΕ ΕΠΟΧΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ (WINTERS).....	108
Παράδειγμα 7.3.....	109
7.4 ΓΕΝΙΚΕΣ ΑΠΟΨΕΙΣ ΜΕΘΟΔΩΝ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗΣ – ΠΕΡΙΛΗΨΗ	117
ΜΕΡΟΣ Β΄: ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΤΗ L’OREAL HELLAS A.E.	118
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8: ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ ΓΙΑ ΤΗ L’OREAL HELLAS A.E.....	118
8.1 ΓΕΝΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΚΑΙ ΙΣΤΟΡΙΚΟ ΤΗΣ L’OREAL HELLAS A.E.	118
8.2 ΧΡΗΣΗ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ ΓΙΑ ΤΗ ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΓΙΑ ΤΗ L’OREAL HELLAS A.E.	121
ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΚΩΔΙΚΟΥ ΣΤΟΝ ΤΟΜΕΑ ΤΗΣ ΠΕΡΙΠΟΙΗΣΗΣ ΕΠΙΔΕΡΜΙΔΑΣ	121
ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΚΩΔΙΚΟΥ ΣΤΟΝ ΤΟΜΕΑ ΤΟΥ ΜΑQUILLAGE.....	128
ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΚΩΔΙΚΟΥ ΣΤΟΝ ΤΟΜΕΑ ΤΟΥ ΑΡΩΜΑΤΟΣ	135
ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΕΠΟΧΙΑΚΟΥ ΚΩΔΙΚΟΥ	140
8.3 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΕΡΑΙΤΕΡΩ ΈΡΕΥΝΑ.....	147
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	148

Πίνακας Σχημάτων και Διαγραμμάτων

Σχήμα 1.1: Συνδεδεμένα στοιχεία στο σύστημα πρόβλεψης ενός οργανισμού	3
Σχήμα 5.1: Παράθυρο παραμέτρων εργαλείου “επίλυσης” στο excel.....	79
Σχήμα 5.2: Αποτελέσματα πρόβλεψης μετά τη βελτιστοποίηση της παραμέτρου α	80
Σχήμα 5.3: “Report Απάντησης” (“Answer Report”).....	80
Σχήμα 5.4: “Ανάλυση Ευαισθησίας” (“Sensitivity Report”).....	81
Σχήμα 5.5: “Report των Ορίων” (“Limits Report”).....	81
Σχήμα 5.6: Επιλογή Reports στο εργαλείο “επίλυσης” στο excel.....	81
Σχήμα 7.1: Παράθυρο παραμέτρων εργαλείου “επίλυσης” στο excel.....	115
Σχήμα 7.2: Αποτελέσματα πρόβλεψης μετά τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων α, β και γ ..	116
Σχήμα 8.1: Παράθυρο παραμέτρων εργαλείου “επίλυσης” στο excel.....	126
Σχήμα 8.2: Παράθυρο παραμέτρων εργαλείου “επίλυσης” στο excel.....	133
Διάγραμμα 1.1: Οριζόντιο-επίπεδο (ή στατικό) μοντέλο (horizontal pattern – H)	6
Διάγραμμα 1.2: Εποχικότητα (seasonal pattern – S)	6
Διάγραμμα 1.3: Κυκλικότητα (cyclical pattern – C).....	7
Διάγραμμα 1.4: Τάση (trend pattern – T)	8
Διάγραμμα 1.5: Τυχειότητα (Random pattern – R)	8
Διάγραμμα 1.6: Τάση (αυξητική) σε συνδυασμό με εποχικότητα	9
Διάγραμμα 3.1: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου του Απλού Μέσου Όρου	23
Διάγραμμα 3.2: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου του Απλού Μέσου Όρου	27
Διάγραμμα 3.3: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου του Απλού Μέσου Όρου	30
Διάγραμμα 3.4: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου του Απλού Κινητού Μέσου	35
Διάγραμμα 3.5: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου του Απλού Κινητού Μέσου	37
Διάγραμμα 3.6: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου του Απλού Κινητού Μέσου	40
Διάγραμμα 3.7: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου του Απλού Σταθμικού Κινητού Μέσου όρου -3 και -5 περιόδων	44
Διάγραμμα 3.8: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου του Απλού Σταθμικού Κινητού Μέσου όρου -3 και -5 περιόδων	47
Διάγραμμα 3.9: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου του Απλού Σταθμικού Κινητού Μέσου όρου -3 και -5 περιόδων	50
Διάγραμμα 4.1: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου της Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης για $\alpha = 0,85$ και για $\alpha = 0,10$ (€/τονοχιλίμετρο).....	57
Διάγραμμα 4.2: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου της Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης για $\alpha = 0,20$ και για $\alpha = 0,50$	60
Διάγραμμα 4.3: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου της Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης για $\alpha = 0,20$, για $\alpha = 0,50$ και για $\alpha = 0,80$	63
Διάγραμμα 4.4: Παρατηρηθείσες τιμές και προβλέψεις με τη μέθοδο της Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης	64
Διάγραμμα 6.1: Διαγραμματική Απεικόνιση της εξομάλυνσης με τη μέθοδο του απλού, του διπλού και του γραμμικού κινητού μέσου	90
Διάγραμμα 7.1: Εφαρμογή Εκθετικής Εξομάλυνσης μιας παραμέτρου του Brown και σύγκριση με την Απλή Εκθετική Εξομάλυνση και τον Γραμμικό Κινητό Μέσο	100

Διάγραμμα 7.2: Σύγκριση Απλής και Γραμμικής Εκθετικής Εξομάλυνσης Διπλής Παραμέτρου του Holt	107
Διάγραμμα 7.3: Πρόβλεψη με εκθετική εξομάλυνση για γραμμική τάση και εποχικότητα	112
Διάγραμμα 7.4: Σύγκριση Απλής και Εκθετικής Εξομάλυνσης για γραμμική τάση και εποχικότητα	114
Διάγραμμα 8.1: Πορεία Ζήτησης κωδικού Α περιποίησης επιδερμίδας.....	121
Διάγραμμα 8.2: Σύγκριση Απλού Κινητού Μέσου Όρου -3 & -5 περιόδων, απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης και μοντέλου Winters για τον κωδικό Α.....	126
Διάγραμμα 8.3: Πορεία Ζήτησης κωδικού Β maquillage	128
Διάγραμμα 8.4: Σύγκριση Απλού Κινητού Μέσου Όρου -3 & -5 περιόδων, απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης και μοντέλου Winters για τον κωδικό Β.....	133
Διάγραμμα 8.5: Πορεία Ζήτησης κωδικού Γ αρώματος	135
Διάγραμμα 8.6: Σύγκριση Απλού Κινητού Μέσου Όρου -3 & -5 περιόδων, απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης και μοντέλου Winters για τον κωδικό Γ	139
Διάγραμμα 8.7: Πορεία Ζήτησης κωδικού Δ αντηλιακού.....	140
Διάγραμμα 8.8: Σύγκριση Απλού Κινητού Μέσου Όρου -3 & -5 περιόδων, απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης και μοντέλου Winters για τον κωδικό Δ.....	145

Πίνακας Πινάκων

Πίνακας 2.1: Ποιοτικές Μέθοδοι Πρόβλεψης και Μοντέλα (Υποκειμενικές και βασισμένες σε εκτιμήσεις και γνώμες)	13
Πίνακας 2.2: Ποσοτικές Μέθοδοι Πρόβλεψης και Μοντέλα (Ανάλυση Χρονοσειρών)	14
Πίνακας 2.3: Ποσοτικές Μέθοδοι Πρόβλεψης και Μοντέλα (Αιτιακές Μέθοδοι και Προσομοίωση)	15
Πίνακας 3.1: Εβδομαδιαίες Πωλήσεις Δίσκων C.D.....	19
Πίνακας 3.2: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού μέσου όρου	20
Πίνακας 3.3: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού μέσου όρου	21
Πίνακας 3.4: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού μέσου όρου	22
Πίνακας 3.5: Μηνιαίες Πωλήσεις Μεταλλικού νερού σε αλυσίδα Super Market	23
Πίνακας 3.6: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού μέσου όρου	24
Πίνακας 3.7: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού μέσου όρου	25
Πίνακας 3.8: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού μέσου όρου	26
Πίνακας 3.9: Δίμηνες Πωλήσεις Λατομείου (σε χιλιάδες τόνους).....	27
Πίνακας 3.10: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού μέσου όρου	28
Πίνακας 3.11: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού μέσου όρου	29
Πίνακας 3.12: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού μέσου όρου	30
Πίνακας 3.13: Μηνιαίες Φορτώσεις Εισαγωγής Ηλεκτρικών Εξαρτημάτων	32
Πίνακας 3.14: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων ...	32
Πίνακας 3.15: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων ...	33
Πίνακας 3.16: Εβδομαδιαίες Πωλήσεις Δίσκων C.D.....	35
Πίνακας 3.17: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων ...	36

Πίνακας 3.18: Δίμηνες Πωλήσεις Λατομείου (σε χιλιάδες τόνους).....	38
Πίνακας 3.19: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων ...	38
Πίνακας 3.20: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων ...	39
Πίνακας 3.21: Μηνιαίες Φορτώσεις Εισαγωγής Ηλεκτρικών Εξαρτημάτων	41
Πίνακας 3.22: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού σταθμικού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων	42
Πίνακας 3.23: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού σταθμικού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων	43
Πίνακας 3.24: Εβδομαδιαίες Πωλήσεις Δίσκων C.D.	45
Πίνακας 3.25: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού σταθμικού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων	46
Πίνακας 3.26: Δίμηνες Πωλήσεις Λατομείου (σε χιλιάδες τόνους).....	48
Πίνακας 3.27: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού σταθμικού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων	48
Πίνακας 3.28: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού σταθμικού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων	49
Πίνακας 4.1: Απλή Εκθετική Εξομάλυνση με σταθερά εξομάλυνσης $\alpha = 0,05$	52
Πίνακας 4.2: Μηνιαίο Κόστος Μεταφοράς (€/τονοχιλιόμετρο).....	53
Πίνακας 4.3: Εύρεση Πρόβλεψης με Κινούμενο Μέσο Όρο 4 περιόδων (€/τονοχιλιόμετρο)	54
Πίνακας 4.4: Εύρεση Πρόβλεψης Κόστους Μεταφοράς με Εκθετική Εξομάλυνση για $\alpha = 0,85$ και για $\alpha = 0,10$ (€/τονοχιλιόμετρο).....	55
Πίνακας 4.5: Εύρεση Πρόβλεψης Κόστους Μεταφοράς με Εκθετική Εξομάλυνση για $\alpha = 0,85$ και για $\alpha = 0,10$ (€/τονοχιλιόμετρο)	56
Πίνακας 4.6: Εβδομαδιαίες Πωλήσεις (σε χιλ. τμχ.)	58
Πίνακας 4.7: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω της Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης για $\alpha = 0,20$ και για $\alpha = 0,50$	59
Πίνακας 4.8: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω της Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης για $\alpha = 0,20$, για $\alpha = 0,50$ και για $\alpha = 0,80$	61
Πίνακας 5.1: Εύρεση Μέσου Σφάλματος Τετραγώνου για προβλέψεις μέσω της Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης για $\alpha = 0,20$, για $\alpha = 0,50$ και για $\alpha = 0,80$	66
Πίνακας 5.2: Εύρεση Απόλυτης Μέσης Απόκλισης για προβλέψεις μέσω της Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης για $\alpha = 0,20$, για $\alpha = 0,50$ και για $\alpha = 0,80$	70
Πίνακας 5.3: Αποτελέσματα Μέσου Τετραγώνου Σφάλματος για διάφορες τιμές της σταθεράς εξομάλυνσης α	73
Πίνακας 5.4: Εβδομαδιαίες Πωλήσεις (σε χιλ. τμχ.)	74
Πίνακας 5.5: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω της Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης για $\alpha = 0,20$ και για $\alpha = 0,50$	75
Πίνακας 5.6: Αποτελέσματα Μέσου Σφάλματος, Μέσου Απόλυτου Σφάλματος και Τετραγώνου Σφάλματος για τιμές σταθεράς εξομάλυνσης $\alpha = 0,20$ και $\alpha = 0,50$	75
Πίνακας 5.7: Μοντέλο πρόβλεψης εκθετικής εξομάλυνσης στο excel	76
Πίνακας 6.1: Πρόβλεψη με τη μέθοδο του Απλού Κινητού Μέσου -3 περιόδων	83
Πίνακας 6.2: Πρόβλεψη με τη μέθοδο του Απλού Κινητού Μέσου -3 περιόδων, του Διπλού Κινητού Μέσου -3 περιόδων, της Συνολικής Πρόβλεψης και υπολογισμός του Σφάλματος e_t ...	84
Πίνακας 6.3: Πρόβλεψη με τη μέθοδο του Γραμμικού Κινητού Μέσου	85
Πίνακας 6.4: Πρόβλεψη με τη μέθοδο του Γραμμικού Κινητού Μέσου	86

Πίνακας 6.5: Πρόβλεψη με τη μέθοδο του Απλού, του Διπλού και του Γραμμικού Κινητού Μέσου και εύρεση των αντίστοιχων Τετραγώνων του Σφάλματος.....	89
Πίνακας 7.1: Πρόβλεψη με τη μέθοδο της Γραμμικής Εκθετικής Εξομάλυνσης.....	92
Πίνακας 7.2: Σύγκριση Μέσου Τετραγώνου Σφάλματος για την Απλή Εκθετική Εξομάλυνση, τον Γραμμικό Κινητό Μέσο και την Εκθετική Εξομάλυνση μιας παραμέτρου του Brown	99
Πίνακας 7.3: Εφαρμογή της Γραμμικής Εκθετικής Εξομάλυνσης Διπλής παραμέτρου του Holt	102
Πίνακας 7.4: Σύγκριση Μέσου Τετραγώνου Σφάλματος για την Απλή Εκθετική Εξομάλυνση και την Εκθετική Εξομάλυνση Διπλής Παραμέτρου του Holt.....	106
Πίνακας 7.5: Εφαρμογή της Εκθετικής Εξομάλυνσης σε Εποχικά Δεδομένα (Winters)και υπολογισμός του Τετραγώνου Σφάλματος.....	109
Πίνακας 7.6: Σύγκριση Μεθόδου Απλής και Εκθετικής Εξομάλυνσης σε Εποχικά Δεδομένα (Winters) και υπολογισμός του Τετραγώνου Σφάλματος	113
Πίνακας 7.7: Εφαρμογή της μεθόδου Winters και υπολογισμός του Τετραγώνου Σφάλματος .	115
Πίνακας 8.1: Ζήτηση κωδικού Α περιποίησης επιδερμίδας ανά τετράμηνο.....	121
Πίνακας 8.2: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων κωδικού Α.....	122
Πίνακας 8.3: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω της απλής εκθετικής εξομάλυνσης για τον κωδικό Α ..	123
Πίνακας 8.4: Εφαρμογή της Εκθετικής Εξομάλυνσης σε Εποχικά Δεδομένα (Winters) και υπολογισμός του Τετραγώνου Σφάλματος για τον κωδικό Α	124
Πίνακας 8.5: Συγκεντρωτικός Πίνακας Εφαρμογή των μεθόδων του Απλού Κινητού Μέσου Όρου -3 και -5 περιόδων, της Εκθετικής Εξομάλυνση και του μοντέλου Winters και υπολογισμός του Τετραγώνου Σφάλματος για τον κωδικό Α	125
Πίνακας 8.6: Αποτελέσματα πρόβλεψης μετά τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων α , β και γ για τον κωδικό Α.....	127
Πίνακας 8.7: Ζήτηση κωδικού Β στον τομέα maquillage ανά τετράμηνο	128
Πίνακας 8.8: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων για τον κωδικό Β.....	129
Πίνακας 8.9: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω της απλής εκθετικής εξομάλυνσης για τον κωδικό Β ..	130
Πίνακας 8.10: Εφαρμογή της Εκθετικής Εξομάλυνσης σε Εποχικά Δεδομένα (Winters) και υπολογισμός του Τετραγώνου Σφάλματος για τον κωδικό Β.....	131
Πίνακας 8.11: Συγκεντρωτικός Πίνακας Εφαρμογή των μεθόδων του Απλού Κινητού Μέσου Όρου -3 και -5 περιόδων, της Εκθετικής Εξομάλυνση και του μοντέλου Winters και υπολογισμός του Τετραγώνου Σφάλματος για τον κωδικό Β.....	132
Πίνακας 8.12: Αποτελέσματα πρόβλεψης μετά τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων α , β και γ για τον κωδικό Β.....	134
Πίνακας 8.13: Ζήτηση κωδικού Γ στον τομέα αρώματος ανά τετράμηνο	135
Πίνακας 8.14: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων για τον κωδικό Γ	136
Πίνακας 8.15: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω της απλής εκθετικής εξομάλυνσης για τον κωδικό Γ .	137
Πίνακας 8.16: Εφαρμογή της Εκθετικής Εξομάλυνσης σε Εποχικά Δεδομένα (Winters)και υπολογισμός του Τετραγώνου Σφάλματος για τον κωδικό Γ	137
Πίνακας 8.17: Συγκεντρωτικός Πίνακας Εφαρμογή των μεθόδων του Απλού Κινητού Μέσου Όρου -3 και -5 περιόδων, της Εκθετικής Εξομάλυνση και του μοντέλου Winters και υπολογισμός του Τετραγώνου Σφάλματος για τον κωδικό Γ	138

Πίνακας 8.18: Αποτελέσματα πρόβλεψης μετά τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων α , β και γ για τον κωδικό Γ	139
Πίνακας 8.19: Ζήτηση κωδικού Δ στον τομέα αντηλιακού ανά τετράμηνο	140
Πίνακας 8.20: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων για τον κωδικό Δ.....	141
Πίνακας 8.21: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω της απλής εκθετικής εξομάλυνσης για τον κωδικό Δ	142
Πίνακας 8.22: Εφαρμογή της Εκθετικής Εξομάλυνσης σε Εποχικά Δεδομένα (Winters) και υπολογισμός του Τετραγώνου Σφάλματος για τον κωδικό Δ	143
Πίνακας 8.23: Συγκεντρωτικός Πίνακας Εφαρμογή των μεθόδων του Απλού Κινητού Μέσου Όρου -3 και -5 περιόδων, της Εκθετικής Εξομάλυνση και του μοντέλου Winters και υπολογισμός του Τετραγώνου Σφάλματος για τον κωδικό Δ.....	144
Πίνακας 8.24: Αποτελέσματα πρόβλεψης μετά τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων α , β και γ για τον κωδικό Γ	145

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να εκφράσω τις πιο θερμές ευχαριστίες μου στον Καθηγητή Χρυσολέων Παπαδόπουλο, για την επίβλεψη, καθώς επίσης και για τη βοήθεια και την ηθική στήριξη που μου παρείχε καθ' όλη τη διάρκεια της εκπόνησης της παρούσας μεταπτυχιακής διπλωματικής εργασίας.

Τέλος, εκφράζω τις ευχαριστίες και την ευγνωμοσύνη μου στην οικογένειά μου και τους φίλους μου για την υποστήριξη, την υπομονή και την αμέριστη συμπαράστασή τους κατά τη διάρκεια των μεταπτυχιακών μου σπουδών.

ΜΕΡΟΣ Α΄: ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 ΑΝΑΓΚΕΣ ΚΑΙ ΧΡΗΣΕΙΣ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ

Σύμφωνα με τους Makridakis, S., Wheelwright, S. C. (1978), συχνά υπάρχει μια χρονική υστέρηση μεταξύ της συνειδητοποίησης ενός επικείμενου γεγονότος ή της ανάγκης και της εμφάνισης του γεγονότος. Αυτός ο χρόνος (lead time) είναι ο κύριος λόγος ύπαρξης του σχεδιασμού (planning) και της πρόβλεψης (forecasting). Αν το lead time είναι μηδέν ή πολύ μικρό, δεν υπάρχει ανάγκη για τον προγραμματισμό. Αν το lead time είναι μεγάλο, και η έκβαση του τελικού γεγονότος εξαρτάται από αναγνωρίσιμους παράγοντες, ο σχεδιασμός μπορεί να επιτελέσει σημαντικό ρόλο. Σε τέτοιες καταστάσεις η πρόβλεψη χρειάζεται για τον καθορισμό του πότε θα συμβεί ένα γεγονός ή μία ανάγκη, έτσι ώστε να μπορούν να ληφθούν οι πλέον κατάλληλες ενέργειες.

Στις διαχειριστικές και διοικητικές καταστάσεις που η ανάγκη για προγραμματισμό είναι μεγάλη, ο χρόνος λήψης αποφάσεων εκτείνεται από πολλά χρόνια (για την περίπτωση των επενδύσεων κεφαλαίου) σε λίγες ημέρες ή ακόμη και λίγες ώρες (για τον προγραμματισμό μεταφορών ή παραγωγής). Οι προβλέψεις αποτελούν ένα σημαντικό βοήθημα για τον αποτελεσματικό και αποδοτικό προγραμματισμό.

Οι μη ειδικοί συχνά αμφισβητούν την εγκυρότητα και την αποτελεσματικότητα της πειθαρχίας που αποσκοπεί στην πρόβλεψη του μέλλοντος γιατί αποτυγχάνει να αναγνωρίσει την πρόοδο που έχει σημειωθεί στην πρόβλεψη κατά τη διάρκεια των τελευταίων αιώνων. Υπάρχει ένας μεγάλος αριθμός φαινομένων τα αποτελέσματα των οποίων μπορούν πλέον να προβλεφθούν εύκολα.

Η εξέλιξη της επιστήμης αυξάνει την κατανόηση διαφόρων πτυχών του περιβάλλοντος και κατά συνέπεια την πρόβλεψη πολλών γεγονότων. Για παράδειγμα από τα αρχαία χρόνια είχε παρατηρηθεί η κίνηση των πλανητών. Στη συνέχεια με την ανάπτυξη του Πτολεμαϊκού συστήματος της αστρονομίας σχεδόν 2000 χρόνια πριν, μπορούσε να γίνει πρόβλεψη της κίνησης κάθε αστέρα με ακρίβεια πρωτοφανή για εκείνη την εποχή. Το Πτολεμαϊκό σύστημα επικράτησε για αρκετούς αιώνες. Παρ' όλη τη δημοτικότητα του μπορούσε να εξηγήσει ορισμένα φαινόμενα και συστηματικά λάθη ήταν συνηθισμένα. Τα προβλήματα οδήγησαν στο Κοπερνίκαιο σύστημα, το οποίο ήταν περισσότερο ακριβές και μπορούσε να προβλέψει την κίνηση των αστερών σε εκατοστά του δευτερόλεπτου. Σήμερα, η σύγχρονη αστρονομία είναι περισσότερο ακριβής από το Κοπερνίκαιο σύστημα. Αντίστοιχα παρόμοια ακρίβεια έχει επιτευχθεί και στη θεωρία της κίνησης, όπου ο Αριστοτέλης, ο Γαλιλαίος, ο Νεύτωνας και ο Einstein βελτίωσαν ο καθένας με την πάροδο των ετών.

Η ικανότητα πρόβλεψης διάφορων γεγονότων φαίνεται σαν κάτι φυσικό σήμερα. Η τάση να είμαστε σε θέση να προβλέπουμε με ακρίβεια περισσότερα γεγονότα, και ειδικότερα εκείνα που διαθέτουν οικονομικό χαρακτήρα, θα συνεχίσει να παρέχει μία καλύτερη βάση από την οποία θα ξεκινά ο σχεδιασμός. Οι τυπικές μέθοδοι πρόβλεψης αποτελούν το μέσο με το οποίο θα επέλθει η βελτίωση.

Οι Makridakis, S., Wheelwright, S. C. (1978) διαχωρίζουν τη φύση των προβλέψεων-ζήτηση σε τρεις κατηγορίες:

- Χρονική ζήτηση σε σχέση με τη χωρική ζήτηση. Στην πρώτη περίπτωση, η διακύμανση της ζήτησης οφείλεται σε παράγοντες όπως οι διακυμάνσεις των πωλήσεων και η εποχικότητα. Στη δεύτερη περίπτωση, η ζήτηση είναι απαραίτητη για τον προγραμματισμό χώρων

αποθήκευσης, προσδιορισμό επιπέδου αποθεμάτων και γεωγραφικής κατανομής των διαθέσιμων μεταφορικών μέσων.

- Ομαλή ζήτηση σε σχέση με ασυνεχή ζήτηση. Στην πρώτη περίπτωση εφαρμόζονται οι γνωστές τεχνικές πρόβλεψης. Αντίθετα, στην περίπτωση της ασυνεχούς και αβέβαιης ζήτησης, απαιτούνται εξειδικευμένες τεχνικές πρόβλεψης.
- Ανεξάρτητη ζήτηση (π.χ. πάγια) σε σχέση με εξαρτημένη ζήτηση (π.χ. τροχοί αυτοκινήτων). Στην πρώτη περίπτωση εφαρμόζονται οι στατιστικές μέθοδοι πρόβλεψης. Στην δεύτερη περίπτωση, όλα εξαρτώνται από την ακρίβεια της ζήτησης του τελικού προϊόντος.

Ένας μεγάλος αριθμός μεθόδων πρόβλεψης είναι διαθέσιμος στη διοίκηση σήμερα, ο οποίος κυμαίνεται από απλοϊκές μεθόδους, όπως η χρήση των πιο πρόσφατων παρατηρήσεων ως πρόβλεψη, μέχρι εξαιρετικά πολύπλοκες προσεγγίσεις όπως οικονομετρικά συστήματα ταυτόχρονων εξισώσεων. Η ευρέως διαδεδομένη εισαγωγή των υπολογιστών έχει δημιουργήσει προγράμματα άμεσα διαθέσιμα και με ευκολία για όλες τις ποσοτικές τεχνικές πρόβλεψης. Συμπληρωματικά αυτών των επιτευγμάτων του software και hardware ήταν και η ανάπτυξη των δεδομένων που περιγράφουν την κατάσταση των οικονομικών γεγονότων (ΑΕΠ, κατανάλωση, κ.λπ.) και των φυσικών φαινομένων (θερμοκρασία, βροχόπτωση, κλπ). Τα στοιχεία αυτά σε συνδυασμό με τα οργανωτικά στατιστικά στοιχεία (πωλήσεις, τιμές, διαφήμιση, κ.λπ.) και την τεχνολογική τεχνογνωσία παρέχουν τη βάση των πληροφοριών για το παρελθόν – ιστορικών δεδομένων που απαιτούνται για τις ποσοτικές και τεχνολογικές μεθόδους πρόβλεψης.

Η πρόβλεψη είναι μια από τις σημαντικότερες λειτουργίες μέσα σε μια επιχείρηση και εν γένει σε έναν οργανισμό, για τη λήψη κάθε κρίσιμης απόφασης. Χωρίς αυτήν, κάθε απόφαση θα λαμβανόταν στην τύχη. Η πρόβλεψη αποτελεί αναπόσπαστο μέρος των δραστηριοτήτων λήψης αποφάσεων της διοίκησης. Ένας οργανισμός καθορίζει τους στόχους και τους αντικειμενικούς σκοπούς, επιδιώκει να προβλέψει τους περιβαλλοντικούς παράγοντες και τότε επιλέγει τις αντίστοιχες πράξεις που ελπίζει ότι θα οδηγήσουν στην επίτευξη των σκοπών και των στόχων του. Η ανάγκη πρόβλεψης αυξάνεται καθώς η διοίκηση επιχειρεί να μειώσει την εξάρτησή της από την τύχη και γίνεται περισσότερο επιστημονική σε σχέση με το περιβάλλον της. Μπορούμε να αντιληφθούμε την σπουδαιότητα της ακρίβειας των προβλέψεων, καθώς αυτή επιτρέπει την αξιοποίηση του μεγαλύτερου ποσοστού των δυνατοτήτων σε υλικό και ανθρώπινο δυναμικό που διαθέτει μια εταιρεία, συμβάλλουν στην ελαχιστοποίηση του χρόνου παραγωγής των προϊόντων και μειώνουν τα αποθέματα και συνεπώς τα κόστη που προκύπτουν από τη φύλαξη και συντήρηση αυτών καθώς και το ύψος των δεσμευμένων κεφαλαίων.

Δεδομένου ότι κάθε τμήμα ενός οργανισμού σχετίζεται με όλα τα υπόλοιπα, μια καλή ή κακή πρόγνωση μπορεί να επηρεάσει θετικά ή αρνητικά ολόκληρο τον οργανισμό. Μερικοί από τους τομείς στους οποίους η πρόβλεψη αποτελεί πλέον σημαντικό ρόλο είναι:

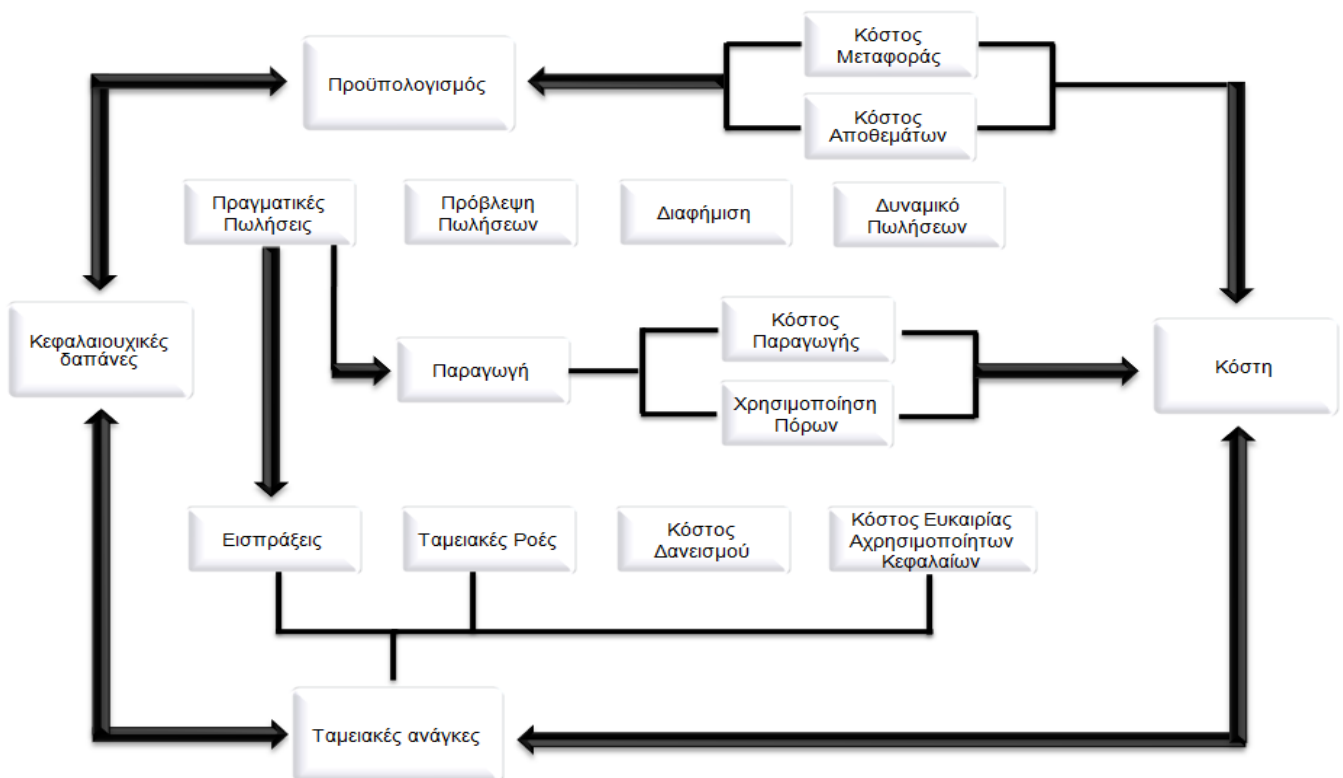
- Ο προγραμματισμός των υφιστάμενων πόρων. Προκειμένου να διασφαλιστεί η αποτελεσματική χρήση των πόρων, του προγραμματισμού της παραγωγής, της μεταφοράς-διανομής, της ταμειακής ροής, του προσωπικού κ.ο.κ., θα πρέπει να προγραμματίζεται πριν το πραγματικό επίπεδο της ζήτησης του προϊόντος, του υλικού, της χρηματοδότησης και των υπηρεσιών γίνει γνωστό.
- Η απόκτηση πρόσθετων πόρων. Ο χρόνος που απαιτείται για την απόκτηση πρώτων υλών, την πρόσληψη νέου προσωπικού ή την αγορά νέων μηχανημάτων και εξοπλισμού μπορεί να κυμαίνεται από λίγες ημέρες έως αρκετά χρόνια. Η πρόβλεψη απαιτείται για να προσδιοριστεί ποιες θα είναι οι μελλοντικές απαιτήσεις πρόσθετων πόρων.
- Ο καθορισμός των επιθυμητών πόρων. Όλοι οι οργανισμοί πρέπει να καθορίζουν ποιους πόρους θέλουν να έχουν μακροπρόθεσμα. Τέτοιες αποφάσεις εξαρτώνται από τις ευκαιρίες της αγοράς, τους περιβαλλοντικούς παράγοντες, και την εσωτερική ανάπτυξη των οικονομικών, ανθρώπινων, προϊόντικών και τεχνολογικών πόρων. Όλοι αυτοί οι προσδιορισμοί απαιτούν καλές προβλέψεις και στελέχη διοίκησης, που μπορούν να ερμηνεύσουν τις προβλέψεις για να ληφθούν οι κατάλληλες αποφάσεις.

Αν και υπάρχουν πολλές διαφορετικές περιοχές που απαιτούν προβλέψεις, οι τρεις παραπάνω κατηγορίες είναι αντιπροσωπευτικές των βραχυπρόθεσμων, μεσοπρόθεσμων και μακροπρόθεσμων

απαιτήσεων της πρόβλεψης για τους οργανισμούς σήμερα. Αυτό το εύρος των αναγκών απαιτεί ότι μια εταιρεία αναπτύσσει πολλαπλές προσεγγίσεις για την πρόβλεψη τυχαίων γεγονότων και σταδιακή δημιουργία συστήματος για τις προβλέψεις.

Ένα σύστημα πρόβλεψης πρέπει να δημιουργεί μια αμοιβαία σχέση μεταξύ των προβλέψεων που έγιναν από διάφορους τομείς της επιχείρησης. Υπάρχει ένας υψηλός βαθμός αλληλεξάρτησης μεταξύ των προβλέψεων των διαφόρων τμημάτων, οι οποίες δεν μπορούν να αγνοηθούν εάν θέλουμε η πρόβλεψη αυτή να είναι επιτυχής. Για παράδειγμα, σφάλματα στις προβλέψεις πωλήσεων μπορούν να προκαλέσουν μια σειρά αντιδράσεων που επηρεάζουν τις προβλέψεις προϋπολογισμού, τα λειτουργικά έξοδα, τις ταμειακές ροές, τα επίπεδα των αποθεμάτων, τις τιμολογήσεις, κ.λπ. Ομοίως, λάθη του προϋπολογισμού στην προβολή του ποσού των χρημάτων που διατίθενται σε κάθε τμήμα θα επηρεάσει την ανάπτυξη του προϊόντος, τον εκσυγχρονισμό του εξοπλισμού, την πρόσληψη του προσωπικού, καθώς και τις διαφημιστικές δαπάνες. Αυτό, με τη σειρά του, θα επηρεάσει, εάν όχι καθορίσει, το επίπεδο των πωλήσεων, τα έξοδα λειτουργίας και τις ταμειακές ροές. Είναι σαφές ότι υπάρχει μία ισχυρή αλληλεξάρτηση μεταξύ των διαφόρων τομέων πρόβλεψης σε έναν οργανισμό.

Σε απλούς όρους, οι αλληλεξαρτήσεις των πωλήσεων και των άλλων τμημάτων για τις προβλέψεις σε μια επιχείρηση μπορούν να συνοψιστούν σχηματικά όπως φαίνεται στο παρακάτω Σχήμα 1.1:



Σχήμα 1.1: Συνδεδεμένα στοιχεία στο σύστημα πρόβλεψης ενός οργανισμού
(Πηγή: Makridakis, S., Wheelwright, S. C., *Forecasting: Methods and Applications*, John Wiley & Sons, New York, 1978)

Σύμφωνα με τους Makridakis, S., Wheelwright, S. C. (1978) συνοψίζονται παρακάτω οι βασικές αρχές των προβλέψεων:

1. *Καμία πρόβλεψη δεν είναι τέλεια:* Η πρόβλεψη θα περιέχει κάποιο σφάλμα, αφού περιλαμβάνει το στοιχείο της αβεβαιότητας, (δηλαδή, τη διαφορά μεταξύ της πρόβλεψης και της

- πραγματικότητας). Έτσι, στόχος της διαδικασίας πρόβλεψης είναι η ελαχιστοποίηση του σφάλματος για την όσο το δυνατόν ακριβέστερη προσέγγιση της πραγματικότητας.
2. *Μια πρόβλεψη είναι περισσότερο ακριβής για ομάδες στοιχείων παρά για μεμονωμένα στοιχεία.* Η πρόβλεψη της συνολικής ζήτησης για μεγάλες οικιακές συσκευές (φούρνοι, εστίες κουζίνας, απορροφητήρες, ψυγεία κ.λπ.) για το επόμενο έτος θα είναι ακριβέστερη από την ζήτηση για μία συγκεκριμένη κατηγορία (π.χ. των ψυγείων) και η τελευταία θα είναι με τη σειρά της ακριβέστερη από την πρόβλεψη της ζήτησης για μία προϊοντική κατηγορία με ορισμένη ποιότητα (π.χ. ψυγείο, συγκεκριμένων διαστάσεων, ενεργειακής κλάσης, κ.λπ.). Αυτό συμβαίνει γιατί οι μέγιστες και ελάχιστες τιμές των διαφόρων στοιχείων (π.χ. οικιακών συσκευών) αλληλοεξουδετερώνονται με αποτέλεσμα η ομάδα των στοιχείων να έχει σταθερή συμπεριφορά ακόμα και αν τα μεμονωμένα στοιχεία συμπεριφέρονται με ασταθή τρόπο.
 3. *Η πρόβλεψη είναι περισσότερο ακριβής όταν είναι βραχυπρόθεσμη παρά όταν είναι μακροπρόθεσμη.* Όσο κοντινότερος είναι ο χρονικός ορίζοντας της πρόγνωσης τόσο μικρότερος είναι ο βαθμός αβεβαιότητας και άρα τόσο μικρότερο το σφάλμα που θα περιέχει. Ένα κλασικό παράδειγμα αφορά στην πρόβλεψη του καιρού: ένα μετεωρολογικό δελτίο για τις επόμενες δύο ή τρεις μέρες είναι πάρα πολύ πιθανό να είναι βγει αληθινό. Αντίθετα, η πρόγνωση για τον καιρό του επόμενου μήνα έχει μεγάλες πιθανότητες να αποδειχτεί λανθασμένη.

1.2 ΥΦΙΣΤΑΜΕΝΗ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ ΠΟΣΟΤΙΚΩΝ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ

Το φάσμα των καταστάσεων στις οποίες απαιτούνται οι προβλέψεις ποικίλλουν αρκετά σε σχέση με τον χρονικό ορίζοντα, τους παράγοντες που καθορίζουν το πραγματικό αποτέλεσμα, τα είδη των μοντέλων που ακολουθούν τα δεδομένα και πολλές άλλες παράμετροι. Για τη διαχείριση αυτών των διαφορετικών εφαρμογών έχουν αναπτυχθεί διάφορες τεχνικές. Αυτές εμπίπτουν σε δύο μεγάλες κατηγορίες, τις ποσοτικές και τις ποιοτικές ή και τεχνολογικές μεθόδους. Οι ποσοτικές μέθοδοι πρόβλεψης μπορούν να εφαρμοστούν όταν υπάρχουν οι παρακάτω τρεις προϋποθέσεις:

1. Υπάρχει πληροφόρηση για το παρελθόν
2. Η πληροφόρηση αυτή μπορεί να ποσοτικοποιηθεί υπό τη μορφή δεδομένων
3. Μπορούμε να υποθέσουμε ότι το πρότυπο του παρελθόντος θα συνεχιστεί και στο μέλλον

Αυτή η τελευταία προϋπόθεση είναι γνωστή ως η *υπόθεση της σταθερότητας (assumption of constancy)* και αποτελεί τη βάση όλων των ποσοτικών και πολλών τεχνολογικών μεθόδων πρόβλεψης, όσο εξεζητημένες και αν είναι.

Οι ποσοτικές τεχνικές πρόβλεψης διαφοροποιούνται σημαντικά, αφού έχουν αναπτυχθεί από διαφορετικούς επιστημονικούς κλάδους για διαφορετικούς σκοπούς. Κάθε τεχνική έχει την δική της ιδιότητα, ακρίβεια και κόστος, τα οποία πρέπει να λαμβάνονται υπόψη κατά την επιλογή μιας συγκεκριμένης μεθόδου. Οι διαδικασίες ποσοτικών προβλέψεων χωρίζονται σε δύο τύπους: σε απλοϊκές ή διαισθητικές μεθόδους και σε τεχνολογικές ποσοτικές μεθόδους που βασίζονται στις αρχές της στατιστικής. Ο πρώτος τύπος χρησιμοποιεί εξαγωγή συμπερασμάτων οριζόντια, εποχιακά, ή προβάλλοντας την τάση και βασίζεται σε εμπειρικές τεχνικές, που ποικίλλουν σημαντικά από επιχείρηση σε επιχείρηση, από προϊόν με το προϊόν, και από τα άτομα που διαχειρίζονται τις προβλέψεις. Οι απλοϊκές μέθοδοι είναι απλές και εύκολες στη χρήση, αλλά όχι πάντα τόσο ακριβείς όπως οι τεχνολογικές ποσοτικές μέθοδοι. Λόγω αυτού του περιορισμού, η χρήση τους έχει αρχίσει να εξασθενεί καθώς οι τεχνολογικές ποσοτικές μέθοδοι αυξάνουν σε δημοτικότητα. Παρ' όλα αυτά, πολλές επιχειρήσεις εξακολουθούν να χρησιμοποιούν τις απλοϊκές μεθόδους, είτε επειδή δεν γνωρίζουν άλλες απλούστερες μεθόδους, είτε επειδή προτιμούν να χρησιμοποιούν περισσότερο επιφανειακές προσεγγίσεις για την πρόβλεψη (π.χ. ως πρόβλεψη πωλήσεων του τρέχοντος έτους χρησιμοποιούνται οι πωλήσεις του περασμένου έτους προσθέτοντας ή αφαιρώντας ένα ποσοστό).

Οι τεχνολογικές ποσοτικές μέθοδοι μπορούν επίσης να περιλαμβάνουν εξαγωγή συμπερασμάτων, αλλά αυτό γίνεται με τυποποιημένο τρόπο, χρησιμοποιώντας μία συστηματική προσέγγιση που επιχειρεί να ελαχιστοποιήσει τα σφάλματα πρόβλεψης. Υπάρχουν διάφορες

τεχνολογικές ποσοτικές μέθοδοι, οι οποίες είναι εύκολες στη χρήση και όχι δαπανηρές και μπορούν να εφαρμοστούν με μηχανικό τρόπο. Αυτές οι μέθοδοι είναι χρήσιμες όταν οι προβλέψεις απαιτούνται για ένα μεγάλο αριθμό στοιχείων και όταν το σφάλμα πρόβλεψης σε κάποιο προϊόν δεν θα είναι εξαιρετικά δαπανηρό.

Όσοι δεν είναι εξοικειωμένοι με τις ποσοτικές μεθόδους πρόβλεψης συχνά πιστεύουν ότι το παρελθόν δεν μπορεί να απεικονιστεί στο μέλλον με ακρίβεια καθώς όλα τα δεδομένα αλλάζουν συνεχώς. Με κάποια εξοικείωση, ωστόσο, με τα δεδομένα και τις τεχνικές πρόβλεψης γίνεται σαφές ότι, αν και τίποτα δεν παραμένει ίδιο, η ιστορία επαναλαμβάνεται κατά μία έννοια. Η εφαρμογή της κατάλληλης μεθόδου μπορεί να εντοπίσει συχνά τη σχέση μεταξύ του παράγοντα που πρέπει να προβλεφθεί και του χρόνου καθεαυτού (ή των διάφορων άλλων παραγόντων), καθιστώντας έτσι δυνατή την ακριβή πρόβλεψη.

Ένα εναλλακτικό σύστημα για την ταξινόμηση των ποσοτικών μεθόδων πρόβλεψης είναι η εξέταση του υποκείμενου μοντέλου που χρησιμοποιείται και όχι το επίπεδο της στατιστικής θεωρίας που ακολουθείται για την κάθε μέθοδο. Υπάρχουν δύο βασικά είδη μοντέλων πρόβλεψης: το μοντέλο χρονοσειρών (time series models) και αιτιοκρατικά μοντέλα (causal models). Οι μέθοδοι αυτές βασίζονται στη μαθηματική μοντελοποίηση και άρα είναι αντικειμενικές και επαναλήψιμες (δηλ, παράγουν το ίδιο αποτέλεσμα κάθε φορά που εισάγουμε τα ίδια δεδομένα). Οι ποσοτικές μέθοδοι απαιτούν μια σειρά από αριθμητικά δεδομένα που όμως δεν είναι πάντα διαθέσιμα ή αξιόπιστα.

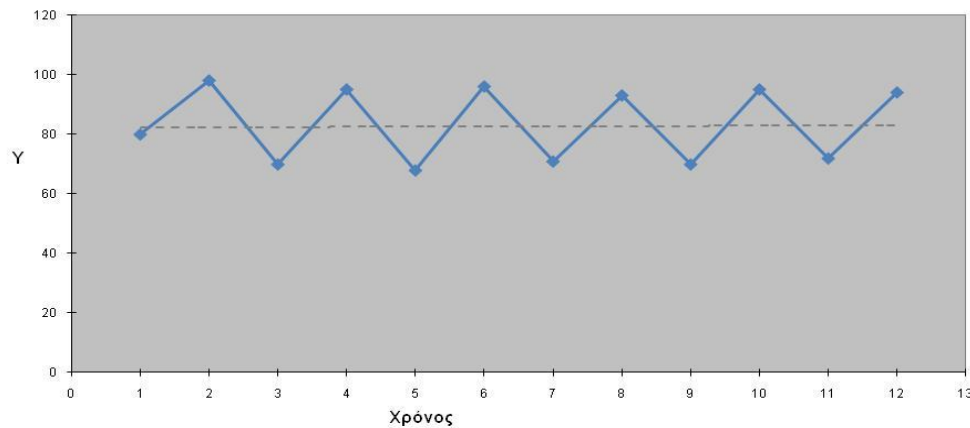
Για το πρώτο μοντέλο, προϋπόθεση είναι ότι η απαραίτητη πληροφορία για την πρόβλεψη περιέχεται στη χρονοσειρά των στοιχείων, δηλαδή στη σειρά των παρατηρήσεων που λαμβάνονται σε κανονικά διαστήματα μέσα σε ένα καθορισμένο χρονικό διάστημα. Η ανάλυση χρονοσειράς κάνει την υπόθεση ότι μπορεί να γίνει πρόβλεψη με βάση τα μοτίβα (patterns) των διαθέσιμων δεδομένων. Βασίζονται στην αρχή ότι το μέλλον σε κάποιο βαθμό θα είναι επανάληψη του παρελθόντος. Είναι ιδιαίτερα κατάλληλες για βραχυπρόθεσμες προβλέψεις, διότι τα διαθέσιμα ποσοτικά στοιχεία παρέχουν την δυνατότητα χρήσης μαθηματικών και στατιστικών μοντέλων. Έτσι, η ανάλυση αυτή αναζητά τάσεις, κυκλικότητα, περιοδικότητα κτλ. στα δεδομένα προκειμένου να δημιουργήσει ένα μοντέλο πρόβλεψης.

Τα αιτιοκρατικά μοντέλα από την άλλη πλευρά, χρησιμοποιούν μια αρκετά διαφορετική προσέγγιση για τη δημιουργία πρόβλεψης: λειτουργούν κάτω από την υπόθεση ότι ο παράγοντας που πρέπει να προβλεφθεί παρουσιάζει μια σχέση αιτίας-αποτελέσματος με μία ή περισσότερες ανεξάρτητες μεταβλητές. Για παράδειγμα, πωλήσεις = f (εισόδημα, τιμές, διαφήμιση, ανταγωνισμός, κλπ). Ο σκοπός των αιτιοκρατικών μοντέλων είναι να ανακαλύψει τη μορφή αυτής της σχέσης και να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών της εξαρτημένης μεταβλητής. Η δυσκολία έγκειται στην εύρεση της μαθηματικής σχέσης με την οποία επηρεάζεται η ζητούμενη μεταβλητή από τις παραμέτρους αυτές. Για παράδειγμα, αν θεωρήσουμε ότι η ζήτηση για σίδηρο οπλισμού εξαρτάται: α) από τη χρηματική αξία των συμβάσεων για δημόσια έργα που υπογράφονται μεταξύ του ΥΠΕΧΩΔΕ και των κατασκευαστικών εταιρειών και β) από τον αριθμό των οικοδομικών αδειών που εκδίδονται από τις πολεοδομίες της χώρας, τότε αν βρούμε τη μαθηματική τους σχέση μπορούμε να κατασκευάσουμε ένα μαθηματικό μοντέλο πρόβλεψης για τη ζήτηση σε σίδηρο οπλισμού. Είναι προφανές ότι τα αιτιοκρατικά μοντέλα μπορεί να είναι πολύ περίπλοκα, ειδικά στην περίπτωση που λαμβάνονται υπ' όψιν πολλές παράμετροι.

Και τα δύο μοντέλα έχουν πλεονεκτήματα σε ορισμένες καταστάσεις. Τα μοντέλα χρονοσειρών μπορούν συχνά να χρησιμοποιηθούν πιο εύκολα για την πρόβλεψη, ενώ τα αιτιοκρατικά μοντέλα μπορούν να χρησιμοποιηθούν με μεγαλύτερη επιτυχία όσον αφορά στην πολιτική-τακτική και τη λήψη αποφάσεων. Όποτε είναι διαθέσιμα τα απαραίτητα δεδομένα, μια σχέση πρόβλεψης μπορεί να υποτεθεί, είτε ως μία συνάρτηση του χρόνου ή σαν μία συνάρτηση των ανεξάρτητων μεταβλητών, και αντίστοιχα να ελεγχθούν ως προς την αποτελεσματικότητά τους.

Ένα σημαντικό βήμα για την επιλογή και ανάλυση μιας κατάλληλης μεθόδου χρονοσειρών είναι η εξέταση των ειδών των μοτίβων των δεδομένων, προκειμένου να καταλάβουμε τον τρόπο με τον οποίο συμπεριφέρονται, έτσι ώστε να μπορούν να ελεγχθούν οι καταλληλότερες μέθοδοι για αυτά τα μοτίβα. Ακριβώς σε αυτή τη συμπεριφορά βασίζεται και η πρόβλεψη. Διακρίνονται τέσσερις τύποι μοτίβων μοντέλων: το οριζόντιο-επίπεδο (ή στατικό), η εποχικότητα, η κυκλικότητα, η τάση και η τυχαιότητα.

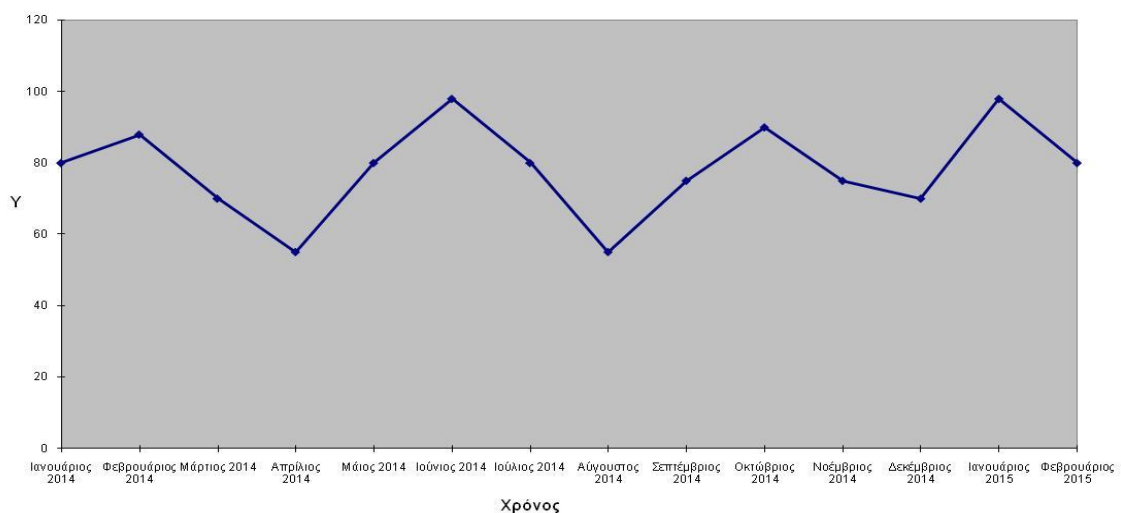
1. Ένα οριζόντιο-επίπεδο (ή στατικό) μοντέλο (*horizontal pattern – H*) υπάρχει όταν οι τιμές των δεδομένων κυμαίνονται γύρω από μία μέση τιμή (στατικό μοντέλο). Τέτοιου τύπου προϊόν αποτελεί κάποιο οι πωλήσεις του οποίου δεν αυξομειώνονται με την πάροδο του χρόνου, όπως και μία κατάσταση ελέγχου ποιότητας που περιλαμβάνει δειγματοληψία από μία συνεχή διαδικασία παραγωγής που θεωρητικά δεν αλλάζει. Το παρακάτω Διάγραμμα 1-1 δείχνει ένα τυπικό πρότυπο τέτοιων οριζόντιων ή σταθερών στοιχείων.



Διάγραμμα 1.1: Οριζόντιο-επίπεδο (ή στατικό) μοντέλο (*horizontal pattern – H*)

(Πηγή: Makridakis, S., Wheelwright, S. C., *Forecasting: Methods and Applications*, John Wiley & Sons, New York, 1978)

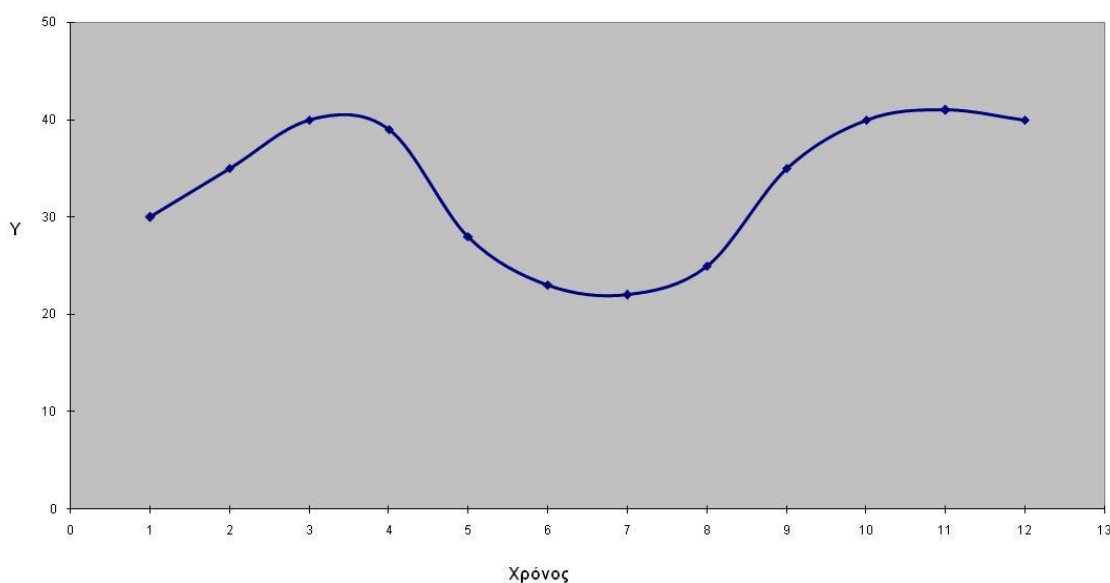
2. Ένα μοντέλο εποχικότητας (*seasonal pattern – S*) υπάρχει όταν μια σειρά επηρεάζεται από εποχικούς παράγοντες (π.χ. το τρίμηνο του έτους, ο μήνας ή ημέρα της εβδομάδας). Είναι η κανονικά επαναλαμβανόμενη κίνηση των δεδομένων μέσα σε σχετικά μικρό χρονικό διάστημα και αναφέρεται σε αυξομειώσεις της ζήτησης λόγω αλλαγής των αγοραστικών προτιμήσεων, καιρικών συνθηκών και γεγονότων στην διάρκεια του έτους. Οι πωλήσεις των προϊόντων, όπως αναψυκτικά, παγωτά και πετρέλαιο θέρμανσης, εμφανίζουν αυτό το είδος του μοτίβου. Προσδιορίζεται βάσει του δείκτη εποχικότητας (πραγματική ζήτηση προς τάση ζήτησης). Για ένα τριμηνιαίο εποχιακό μοτίβο τα δεδομένα μπορεί να είναι παρόμοια με το παρακάτω Διάγραμμα 1.2:



Διάγραμμα 1.2: Εποχικότητα (*seasonal pattern – S*)

(Πηγή: Makridakis, S., Wheelwright, S. C., *Forecasting: Methods and Applications*, John Wiley & Sons, New York, 1978)

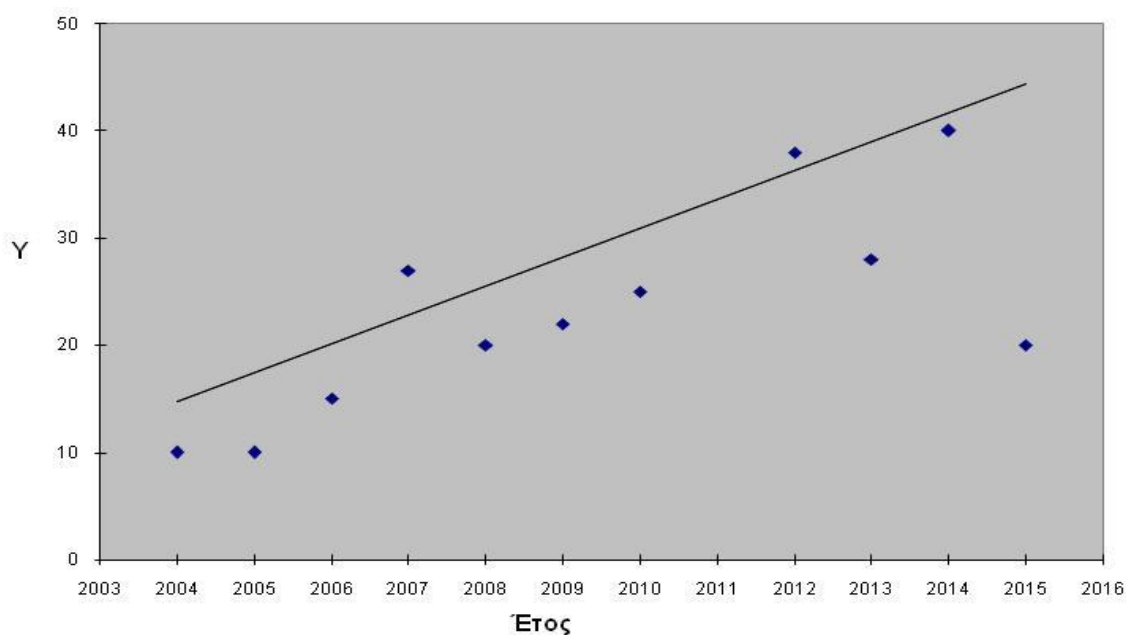
3. Ένα μοντέλο *κυκλικότητας* (*cyclical pattern – C*) υπάρχει όταν τα δεδομένα επηρεάζονται από μακροπρόθεσμες οικονομικές διακυμάνσεις, όπως αυτές που σχετίζονται με τον επιχειρηματικό κύκλο. Η ζήτηση τείνει να αυξάνεται ή να μειώνεται σε εκτεταμένες χρονικές περιόδους εξαιτίας κύκλων της επιχείρησης, του κύκλου ζωής των προϊόντων, κ.λπ. Οι πωλήσεις των προϊόντων, όπως τα αυτοκίνητα, ο χάλυβας και οι λευκές συσκευές παρουσιάζουν αυτό το είδος του μοτίβου, όπως φαίνεται στο παρακάτω Διάγραμμα 1.3. Στα περισσότερα μοντέλα πρόβλεψης υποθέτουμε ότι ο δείκτης κυκλικότητας ισούται με 1. Η σημαντικότερη διάκριση μεταξύ εποχικότητας και κυκλικότητας ως μοτίβο είναι ότι η πρώτη έχει ένα σταθερό μήκος και επανεμφανίζεται σε τακτική περιοδική βάση, ενώ το τελευταίο ποικίλει σε μήκος και σπουδαιότητα.



Διάγραμμα 1.3: Κυκλικότητα (*cyclical pattern – C*)

(Πηγή: Makridakis, S., Wheelwright, S. C., *Forecasting: Methods and Applications*, John Wiley & Sons, New York, 1978)

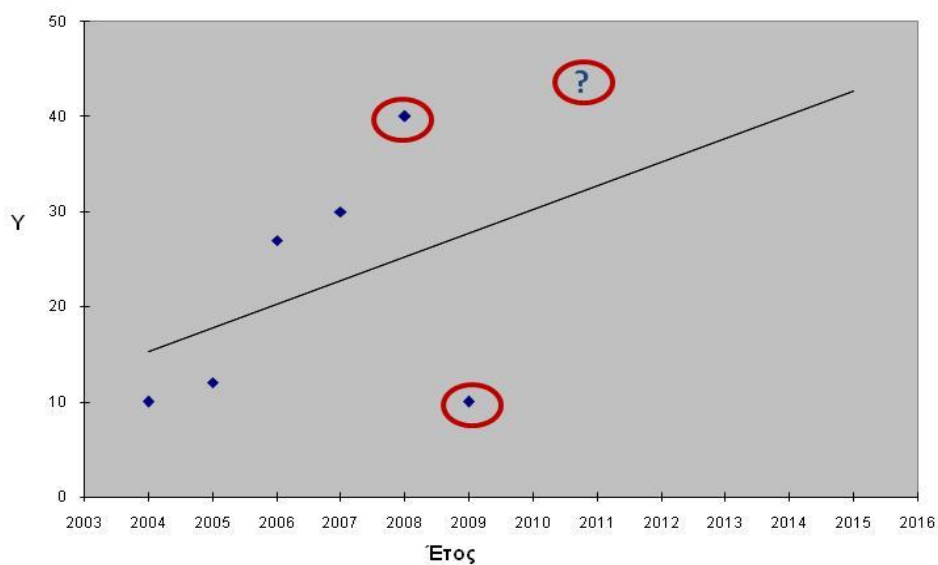
4. Ένα μοντέλο *τάσης* (*trend pattern – T*) χρησιμοποιείται όταν υπάρχει μια σταδιακή ανοδική ή πτωτική κίνηση των δεδομένων στο χρόνο. Οφείλεται σε παράγοντες όπως οι πληθυσμιακές αλλαγές και οι αλλαγές στο βαθμό αποδοχής των προϊόντων ή των υπηρεσιών από την αγορά. Οι πωλήσεις πολλών εταιρειών, το ακαθάριστο εθνικό προϊόν (ΑΕΠ), καθώς και πολλοί άλλοι επιχειρηματικοί ή οι οικονομικοί δείκτες ακολουθούν ένα μοτίβο τάσης στην κίνηση των δεδομένων τους με την πάροδο του χρόνου. Η κίνηση αυτή μπορεί να είναι γραμμική, εκθετική κτλ. και προσδιορίζεται βάσει του κινητού μέσου όρου ή της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων. Το Διάγραμμα 1.4 δείχνει ένα τέτοιο μοτίβο:



Διάγραμμα 1.4: Τάση (trend pattern – T)

(Πηγή: Makridakis, S., Wheelwright, S. C., *Forecasting: Methods and Applications*, John Wiley & Sons, New York, 1978)

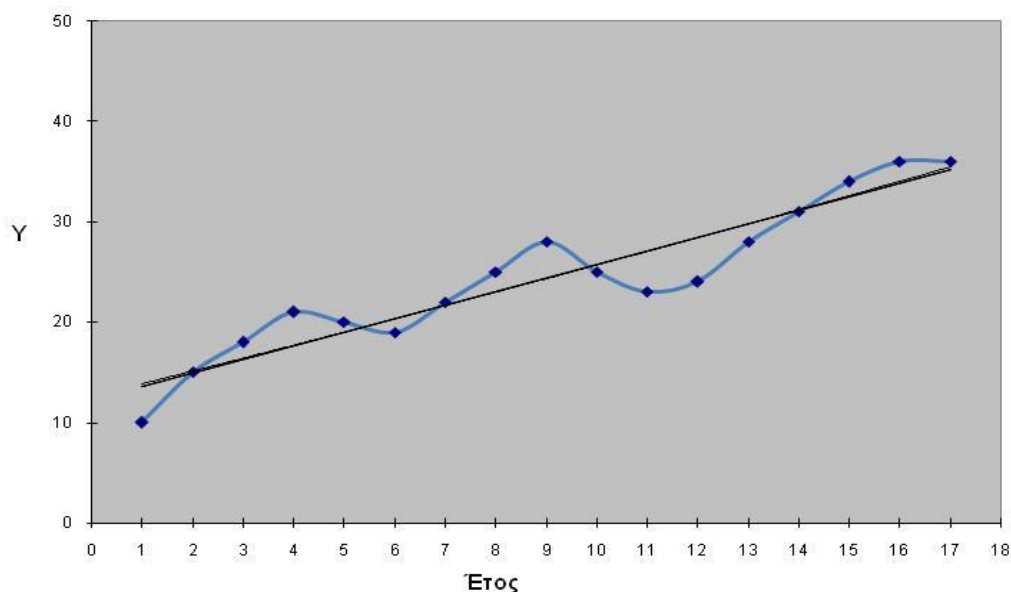
5. Τυχασιότητα (random pattern – R) είναι η κίνηση των δεδομένων που δεν παρουσιάζει καμία κανονικότητα. Αναφέρεται στη διακύμανση της ζήτησης, η οποία δεν οφείλεται στην τάση, την κυκλικότητα ή την εποχικότητα, αλλά σε απρόβλεπτα και μη επαναλαμβανόμενα γεγονότα. Στα περισσότερα μοντέλα πρόβλεψης υποθέτουμε ότι ο δείκτης τυχασιότητας ισούται με 1. Στο Διάγραμμα 1.5 παρατηρούμε ακριβώς αυτή τη μη κανονικότητα από το έτος 2008 και μετά:



Διάγραμμα 1.5: Τυχασιότητα (Random pattern – R)

(Πηγή: Makridakis, S., Wheelwright, S. C., *Forecasting: Methods and Applications*, John Wiley & Sons, New York, 1978)

Πολλές σειρές δεδομένων περιλαμβάνουν συνδυασμούς των παραπάνω μοτίβων. Μέθοδοι πρόβλεψης που είναι ικανές να διακρίνουν κάθε ένα από τα πρότυπα πρέπει να χρησιμοποιηθούν εάν απαιτείται διαχωρισμός των συνδυασμών που έχουν συντεθεί. Ομοίως, εναλλακτικές μέθοδοι πρόβλεψης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τον προσδιορισμό των προτύπων και την καλύτερη προσαρμογή στα δεδομένα έτσι ώστε οι μελλοντικές τιμές να μπορούν να προβλεφθούν. Στο παρακάτω Διάγραμμα 1.6 φαίνεται μια χρονοσειρά με εμφανή την ύπαρξη αυξητικής τάσης και, ταυτόχρονα, εποχικότητας.



Διάγραμμα 1.6: Τάση (αυξητική) σε συνδυασμό με εποχικότητα

Οι ποιοτικές ή τεχνολογικές μέθοδοι πρόβλεψης, από την άλλη πλευρά, δεν απαιτούν δεδομένα με τον ίδιο τρόπο όπως οι ποσοτικές μεθόδων πρόβλεψης. Οι εισροές δεδομένων που απαιτούνται εξαρτώνται από τη συγκεκριμένη μέθοδο και είναι κυρίως το προϊόν της διαισθητικής σκέψης, κρίσης και συσσωρευμένης γνώσης. Οι τεχνολογικές προσεγγίσεις συχνά απαιτούν εισροές δεδομένων από ειδικά εκπαιδευμένο ανθρώπινο δυναμικό, δηλαδή στηρίζονται πάνω σε ποιοτικές και υποκειμενικές πληροφορίες (γνώμες στελεχών ή άλλων ειδικών, εκτιμήσεις πελατών, έρευνα αγοράς) για να παράγουν ποσοτικές εκτιμήσεις σχετικά με το μέλλον. Οι τεχνολογικές μέθοδοι διακρίνονται σε δύο γενικές κατηγορίες, διερευνητικού και κανονιστικού χαρακτήρα. Οι διερευνητικές μέθοδοι (όπως οι Delphi, καμπύλες S, αναλογίες, και μορφολογική έρευνα) αρχίζουν με το παρελθόν και το παρόν ως σημείο εκκίνησης και κινούνται προς το μέλλον με έναν ευρετικό τρόπο, εξετάζοντας συχνά όλες τις διαθέσιμες δυνατότητες. Οι κανονιστικές μέθοδοι (όπως μήτρες αποφάσεων, Δενδροειδής ανάλυση) ξεκινούν με το μέλλον καθορίζοντας τους μελλοντικούς στόχους και σκοπούς, και στη συνέχεια κινούνται προς τα πίσω για να γίνει έλεγχος αν μπορούν να επιτευχθούν, λαμβάνοντας υπόψη τους περιορισμούς, τους πόρους και την τεχνολογία που είναι διαθέσιμα. Χρησιμοποιούνται σε προβλέψεις της επιτυχίας ενός νέου προϊόντος, της επίδρασης αλλαγών στην κυβερνητική πολιτική και των επιπτώσεων της νέας τεχνολογίας και είναι κατάλληλες για μέσο-μακροπρόθεσμες προβλέψεις.

Όπως και με τις ποσοτικές μεθόδους, έτσι και οι τεχνολογικές τεχνικές ποικίλλουν σε μεγάλο βαθμό ως προς το κόστος, την πολυπλοκότητα και τη σημασία. Μπορούν να χρησιμοποιηθούν ξεχωριστά, αλλά πιο συχνά χρησιμοποιούνται σε συνδυασμό μεταξύ τους ή με τις ποσοτικές μεθόδους.

Είναι δύσκολο να μετρηθεί η ακρίβεια των τεχνολογικών προβλέψεων. Χρησιμοποιούνται κυρίως για την παροχή υποδείξεων, τη βοήθεια στον συντονιστή – planner και τη συμπλήρωση των ποσοτικών προβλέψεων, αντί της παροχής μίας συγκεκριμένης αριθμητικής πρόβλεψης. Λόγω της φύσης και του κόστους τους, χρησιμοποιούνται σχεδόν αποκλειστικά για μεσοπρόθεσμο και μακροπρόθεσμο φάσμα καταστάσεων, όπως η χάραξη της στρατηγικής, η ανάπτυξη νέων προϊόντων και τεχνολογιών, καθώς και η ανάπτυξη μακροπρόθεσμων σχεδίων. Αν και εκφράζονται συχνά αμφιβολίες σχετικά με την αξία της τεχνολογικής πρόβλεψης, συχνά παρέχει πολύ χρήσιμες πληροφορίες για τα στελέχη. Πρόκειται για ένα συλλογισμό των χρηστών, όπου οι τεχνολογικές μέθοδοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν με επιτυχία σε συνδυασμό με τις ποσοτικές μεθόδους σε τομείς όπως η ανάπτυξη προϊόντων, οι κεφαλαιουχικές δαπάνες, ο στόχος και η χάραξη στρατηγικής, καθώς και οι συγχωνεύσεις, ακόμη και από μεσαίου και μικρού μεγέθους επιχειρήσεις. Όποιες και αν είναι οι αδυναμίες των τεχνολογικών μεθόδων, συχνά η μόνη εναλλακτική λύση είναι να μην έχουμε καμία πρόβλεψη.

1.3 ΣΤΑΔΙΑ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑΣ ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗΣ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ

Για τη διαχείριση της ζήτησης υπάρχει ένα ευρύ φάσμα μεθόδων πρόβλεψης που διαφέρουν ως προς την ακρίβεια, την έκταση, το χρονικό ορίζοντα και το κόστος. Το βασικό καθήκον του χρήστη είναι να αποφασίσει ποια μέθοδος πρέπει να εφαρμοστεί σε κάθε περίπτωση, πόση εξάρτηση να διαθέσει στην ίδια τη μέθοδο, και πόση τροποποίηση απαιτείται έτσι ώστε να ενσωματώσει την προσωπική του κρίση πριν να χρησιμοποιηθούν οι προβλέψεις ως βάση για τον σχεδιασμό των μελλοντικών δράσεων.

Οι Δημητριάδης Σ.Γ. και Μιχιώτης Αθ.Ν. (2007) διέκριναν πέντε βασικά στάδια σε κάθε διαδικασία διαμόρφωσης πρόβλεψης, για την οποία είναι διαθέσιμα ποσοτικά στοιχεία:

1^ο Στάδιο: Καθορισμός Προβλήματος (Problem Definition)

Αποτελεί το πιο σημαντικό αλλά και το πιο δύσκολο μέρος στη διαδικασία πρόβλεψης. Στο στάδιο αυτό θα πρέπει να καταστούν σαφή και κατανοητά ορισμένα θέματα, όπως η ανάπτυξη κατανόησης σε βάθος του πώς θα χρησιμοποιηθούν οι προβλέψεις, ποιος απαιτεί τις προβλέψεις, καθώς και τον τρόπο με τον οποίο η λειτουργία των προβλέψεων προσαρμόζεται στον οργανισμό. Αξίζει να δαπανηθεί χρόνος στην επικοινωνία με όλους όσους θα συμμετέχουν στη συλλογή δεδομένων, στη διατήρηση βάσεων δεδομένων και στη χρήση προβλέψεων για το μελλοντικό σχεδιασμό.

Ένας forecaster πρέπει να καταβάλει πολύ προσπάθεια για να καθορίσει σωστά το πρόβλημα, πριν την διαμόρφωση οποιασδήποτε πρόβλεψης. Για παράδειγμα, πρέπει να γνωρίζουμε ακριβώς το απόθεμα των προϊόντων, ποιος τα χρησιμοποιεί, πόσο καιρό χρειάζεται για την παραγωγή κάθε τεμαχίου, το επιτρεπτό επίπεδο μη ικανοποίησης ζήτησης, που η εταιρεία είναι διατεθειμένη να δεχθεί κ.ο.κ.

2^ο Στάδιο: Συγκέντρωση Πληροφοριών (Gathering Information)

Σε αυτό το στάδιο υπάρχουν τουλάχιστον δύο είδη διαθέσιμων πληροφοριών: Το πρώτο είναι τα στατιστικά (συνήθως αριθμητικά) δεδομένα και το δεύτερο η κρίση, η πείρα και η εμπειρία του προσωπικού που ασχολούνταν με αυτή τη συλλογή για αυτό το χρονικό διάστημα. Και τα δύο είδη πρέπει να αξιολογηθούν.

Είναι αναγκαία η συλλογή ιστορικών δεδομένων για τα προϊόντα που μας ενδιαφέρουν, έτσι ώστε να γίνει χρήση τους για την κατασκευή ενός μοντέλου που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη. Επίσης, οι παραπάνω πληροφορίες πρέπει να συλλεχθούν πριν ξεκινήσει η διαδικασία πρόβλεψης.

3^ο Στάδιο: Προκαταρκτική Ανάλυση (Exploratory Analysis)

Στο στάδιο αυτό γίνεται γραφική αναπαράσταση των ιστορικών δεδομένων για την οπτική επιθεώρηση των στοιχείων. Στη συνέχεια, υπολογίζονται κάποιοι βασικοί στατιστικοί δείκτες, όπως η μέση τιμή, η τυπική απόκλιση, το ελάχιστο, το μέγιστο και η γραμμική τάση, που σχετίζονται με το σύνολο των δεδομένων. Σε περίπτωση που περισσότερες από μία σειρά ιστορικών δεδομένων είναι διαθέσιμες και σχετικές, μπορούμε να δημιουργήσουμε ιστογράμματα για κάθε συνδυασμό χρονοσειράς και των σχετικών περιγραφικών στατιστικών (π.χ. συσχέτιση). Ένα άλλο χρήσιμο εργαλείο είναι η ανάλυση αποσύνθεσης για τον έλεγχο της εξάρτησης της ισχύς της τάσης, της εποχικότητας, της κυκλικότητας και της τυχαιότητας των δεδομένων.

Ο σκοπός για όλες τις περιπτώσεις στο στάδιο αυτό είναι να αποκτήσουμε μία αίσθηση-ιδέα για τα δεδομένα, π.χ. αν υπάρχουν επαναλαμβανόμενα μοτίβα, σημαντική τάση ή εποχικότητα, πόσο ισχυρές είναι οι συσχετίσεις μεταξύ των διαθέσιμων μεταβλητών για ανάλυση και τέλος, αν υπάρχουν ασυνήθιστες τιμές (outliers), στα δεδομένα που μπορούν να αιτιολογηθούν περαιτέρω από τους έχοντες την εμπειρία και γνώση.

Αυτή η προκαταρκτική ανάλυση βοηθά στην εισήγηση των καταλληλότερων μοντέλων πρόβλεψης και μπορεί να είναι χρήσιμη για την τελική πρόβλεψη.

4^ο Στάδιο: Επιλογή και Προσαρμογή Μοντέλου (Choosing and Fitting Models)

Αυτό το στάδιο περιλαμβάνει την επιλογή και την προσαρμογή διάφορων ποσοτικών μοντέλων πρόβλεψης που έχουν επιλεγεί στο προηγούμενο στάδιο. Η προκαταρκτική ανάλυση του προηγούμενου σταδίου βοηθά στον περιορισμό της αναζήτησης των κατάλληλων μοντέλων πρόβλεψης και στη συνέχεια επιδίωξή μας είναι η περαιτέρω ανάλυση ενός ή δύο επικρατέστερων μοντέλων για περαιτέρω ανάλυση.

Κάθε μοντέλο αποτελεί ουσιαστικά ένα τεχνητό κατασκευάσμα. Βασίζεται σε μια σειρά παραδοχών (άμεσων και έμμεσων) και συνήθως εμπλέκει μία ή περισσότερες παραμέτρους που πρέπει να προσαρμοστούν, χρησιμοποιώντας τα διαθέσιμα ιστορικά δεδομένα.

Κατά την μακροπρόθεσμη πρόβλεψη, μία λιγότερο συμβατική προσέγγιση είναι προτιμότερη. Αυτό μπορεί να περιλαμβάνει και να εξάγει συμπερασματικά μαζικές τάσεις ακολουθώντας το παρελθόν, χρησιμοποιώντας τις αναλογίες και καταρτώντας κατάλληλα σενάρια για την εξέταση των μελλοντικών δυνατοτήτων.

5^ο Στάδιο: Χρήση και Αποτίμηση του Μοντέλου Πρόβλεψης (Using and Evaluating a forecasting Model)

Στο τελικό στάδιο, αφού έχει γίνει η επιλογή του μοντέλου με σύνεση και έχουν καθοριστεί κατάλληλα οι παράμετροί του, το μοντέλο αυτό χρησιμοποιείται ώστε να παραχθούν προβλέψεις, και οι χρήστες των προβλέψεων θα αξιολογήσουν αντίστοιχα τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματά του με το πέρασ του χρόνου και, εφόσον κριθεί απαραίτητο, επαναλαμβάνονται κάποια βήματα στη διαδικασία. Η επιλογή του μοντέλου πρόβλεψης δεν έχει ολοκληρωθεί όταν το μοντέλο έχει προσαρμοστεί στα διαθέσιμα ιστορικά δεδομένα. Η απόδοση του μοντέλου μπορεί να αξιολογηθεί σωστά μόνο εφόσον είναι διαθέσιμα-γνωστά τα στοιχεία για την περίοδο των προβλέψεων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ

2.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η γνώση των αποτελεσμάτων κάθε μεθόδου πρόβλεψης στην πράξη είναι πολύ σημαντική σε άλλο περιβάλλον πρόβλεψης. Ωστόσο, η ακρίβεια των μελλοντικών προβλέψεων δεν αποτελεί και το μόνο κριτήριο για την επιτυχία μίας μεθόδου πρόβλεψης. Μια επιτυχής μέθοδος πρόβλεψης θα αποτελεί συνήθως και ένα κίνητρο ενεργειών εντός του οργανισμού. Συγκεκριμένα, εάν για παράδειγμα η πρόβλεψη προβάλει μία πεσιμιστική εικόνα, τότε η διοίκηση θα κάνει το καλύτερο δυνατό για να προσπαθήσει να αλλάξει το συγκεκριμένο σενάριο, έτσι ώστε να μην γίνει πραγματικότητα. Αντίθετα, εάν η πρόβλεψη προτείνει ένα θετικό μέλλον, τότε η διοίκηση θα εργαστεί σκληρά για να το διατηρήσει. Σε γενικές γραμμές, οι προβλέψεις ενεργούν ως νέες πληροφορίες και η διοίκηση πρέπει να ενσωματώσει αυτές τις εν λόγω πληροφορίες στο βασικό της στόχο, έτσι ώστε να ενισχύσει την πιθανότητα μίας θετικής εξέλιξης. Σε κάθε περίπτωση η εφαρμογή των προβλέψεων όσο και οι ίδιες οι προβλέψεις έχουν εξίσου σημασία.

Στους παρακάτω Πίνακες συνοψίζονται οι υπάρχουσες τεχνικές και μοντέλα πρόβλεψης:

Πίνακας 2.1: Ποιοτικές Μέθοδοι Πρόβλεψης και Μοντέλα
(Υποκειμενικές και βασισμένες σε εκτιμήσεις και γνώμες)

Μέθοδοι	Περιγραφή
Grass Roots	Η πρόβλεψη πραγματοποιείται από δεδομένα που προέρχονται από άτομα που έχουν άμεση επαφή με το αντικείμενο της πρόβλεψης, όπως πωλητές στην περίπτωση πρόβλεψης πωλήσεων ενός προϊόντος
Έρευνα Αγοράς	Συλλογή δεδομένων με διάφορους τρόπους (π.χ. συνεντεύξεις, ερωτηματολόγια κ.λ.π.) με στόχο τον έλεγχο συνθηκών της αγοράς. Θεωρείται μακροπρόθεσμη μέθοδος πρόβλεψης κυρίως για νέα προϊόντα
Συμβούλιο Στελεχών	Ελεύθερη ανταλλαγή απόψεων σε συνελεύσεις. Οι συμμετέχοντες μπορεί να είναι στελέχη, πωλητές και πελάτες
Ιστορική Αναλογία	Σύνδεση του αντικειμένου πρόβλεψης με ένα παρόμοιο μέγεθος. Χρήσιμη για τον σχεδιασμό νέων προϊόντων, όπου η πρόβλεψη πραγματοποιείται σύμφωνα με το ιστορικό ενός παρόμοιο τύπου προϊόντος
Μέθοδος Delphi	Χρησιμοποιεί την υποκειμενική κρίση των ειδικών για να προβλέψει μελλοντικές εξελίξεις στην οικονομία και στους τομείς της με τη χρήση ερωτηματολογίου, το οποίο τροποποιείται σύμφωνα με τα αποτελέσματα και αποστέλλεται ξανά με στόχο να δημιουργηθεί μια διαδικασία μάθησης για τα μέλη της ομάδας χωρίς πίεση από προϊστάμενους. Χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη τεχνολογικών μεταβολών, της ζήτησης και της επιχειρηματικής δραστηριότητας

Πίνακας 2.2: Ποσοτικές Μέθοδοι Πρόβλεψης και Μοντέλα
(Ανάλυση Χρονοσειρών)

Μέθοδοι	Περιγραφή
Μέθοδοι Προεκβολής (Ανάλυση Χρονοσειρών)	Η πρόβλεψη πραγματοποιείται από δεδομένα που προέρχονται από άτομα που έχουν άμεση επαφή με το αντικείμενο της πρόβλεψης, όπως πωλητές στην περίπτωση πρόβλεψης πωλήσεων ενός προϊόντος
Απλός Κινητός Μέσος	Απλός μέσος όρος των n τελευταίων παρατηρήσεων, όπου κάθε σημείο έχει την ίδια βαρύτητα και βασίζεται στο μέσο όρο παρατηρήσεων του παρελθόντος. Εφαρμόζεται ως πρόβλεψη μικρού εύρους για δραστηριότητες που χρειάζονται μεγάλο αριθμό μεγεθών (π.χ. έλεγχος αποθεμάτων, σχεδιασμός, τιμολόγηση και χρονική κατανομή της παραγωγής)
Σταθμισμένος Κινητός Μέσος	Ορισμένα σημεία (συνήθως τα πιο πρόσφατα) έχουν μεγαλύτερη βαρύτητα στον υπολογισμό του μέσου όρου
Εκθετική Εξομάλυνση	Οι προβλέψεις είναι σταθμισμένοι συνδυασμοί παρατηρηθεισών και προβλεφθεισών τιμών του παρελθόντος, δίνοντας μεγαλύτερη στάθμιση στις πιο πρόσφατες παρατηρήσεις. Οι εφαρμογές είναι παρόμοιες με εκείνες του κινητού μέσου όρου
Παλινδρόμηση	Προσαρμογή γραμμικής σχέσης σε συνάρτηση με το χρόνο. Η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων είναι η πιο συνηθισμένη τέτοια μέθοδος γραμμικής προσαρμογής.
Box-Jenkins	Περίπλοκη και ακριβής στατιστική μέθοδος που σχετίζει στατιστικά μοντέλα με τα δεδομένα και προσαρμόζει το μοντέλο στη χρονοσειρά με τη χρήση Μπειζιανών κατανομών. Δεν υποθέτει ύπαρξη προτύπου στα δεδομένα. Χρησιμοποιείται μία επαναληπτική προσέγγιση για την ανεύρεση του πιο χρήσιμου μοντέλου μεταξύ των μοντέλων μιας γενικότερης τάξης. Εφαρμόζεται ως βραχυχρόνια και μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη για τη ζήτηση προϊόντων, το κόστος, τις τιμές, τις δαπάνες και τα έσοδα
Χρονοσειρές Shin skin	Αποτελεσματική μέθοδος ανάλυσης χρονοσειρών σε εποχικότητα, τάση και τυχαιότητα. Απαιτεί δεδομένα τουλάχιστον τριών ετών και είναι πολύ αποτελεσματική στον εντοπισμό σημείων αλλαγής
Εφαρμογή Τάσεων	Προσαρμογή μαθηματικών γραμμών τάσης στα δεδομένα και προεκβολή στο μέλλον

Πίνακας 2.3: Ποσοτικές Μέθοδοι Πρόβλεψης και Μοντέλα
(Αιτιακές Μέθοδοι και Προσομοίωση)

Μέθοδοι	Περιγραφή
Αιτιακές Μέθοδοι	Προσπαθούν να εντοπίσουν τους παράγοντες και τον τρόπο που επηρεάζουν το αντικείμενο πρόβλεψης (π.χ. οι πωλήσεις μπορούν να επηρεάζονται από τη διαφήμιση, την ποιότητα και τους ανταγωνιστές)
Παλινδρόμηση	Πολυμεταβλητή ανάλυση παλινδρόμησης παρόμοια με εκείνη των χρονοσειρών, που λαμβάνει υπόψη και εξωτερικές μεταβλητές. Είναι ερμηνευτική πρόβλεψη που υποθέτει την ύπαρξη σχέσης μεταξύ εξαρτημένης και μίας ή περισσότερων ερμηνευτικών μεταβλητών. Εφαρμόζεται ως πρόβλεψη μικρού και μεσαίου εύρους για καθιερωμένα προϊόντα και υπηρεσίες (παραγωγή, marketing, προσωπικό και χρηματοοικονομικές αποφάσεις)
Οικονομετρικά Μοντέλα	Εφαρμογή εξαρτημένων εξισώσεων με σκοπό την περιγραφή ενός τομέα της οικονομίας. Σύστημα ερμηνευτικών εξισώσεων που περιλαμβάνει εξωγενείς και ενδογενείς μεταβλητές. Εφαρμόζεται ως βραχυχρόνια και μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη για τη ζήτηση προϊόντων, το κόστος, τις τιμές, τις δαπάνες και τα έσοδα
Μοντέλα Εισόδου/Εξόδου	Εστιάζεται στις πωλήσεις κάθε βιομηχανίας προς άλλες εταιρείες και προβλέπει αλλαγές στις πωλήσεις μιας βιομηχανίας σύμφωνα με επικείμενες αλλαγές στις αγορές από άλλες βιομηχανίες
Leading Indicators	Εντοπισμός προϊόντων ή μεγεθών που έχουν την ίδια πορεία αλλά προηγούνται του μεγέθους πρόβλεψης
Προσομοίωση	Δυναμικά Μοντέλα που παρέχουν την δυνατότητα εισαγωγής υποθέσεων σχετικά με εσωτερικές μεταβλητές και εξωτερικούς παράγοντες π.χ. ο αναλυτής μπορεί να τρέξει το μοντέλο λαμβάνοντας υπόψη πιθανή μείωση των τιμών κατά 10%

2.2 ΠΟΙΟΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Οι ποιοτικές μέθοδοι πρόβλεψης δεν απαιτούν την ύπαρξη δεδομένων όπως οι ποσοτικές μέθοδοι. Η εξάρτηση των εισροών που απαιτούνται εναπόκειται στη μέθοδο που θα επιλεγεί και είναι κυρίως προϊόν συσσωρευμένης γνώσης και κρίσης. Οι ποιοτικές προσεγγίσεις συχνά απαιτούν πληροφορίες από ειδικά εκπαιδευμένα άτομα.

Όπως και στις ποσοτικές προβλέψεις έτσι και στις ποιοτικές τεχνικές υπάρχει ποικιλότητα στο κόστος, την πολυπλοκότητα και την αξία. Υπάρχει η δυνατότητα χρήσης σε ξεχωριστά μοντέλα, αλλά επιλέγεται πιο συχνά ο συνδυασμός μεταξύ τους ή σε συνδυασμό και με τις ποσοτικές μεθόδους.

Η δυσκολία της μετρησιμότητας της χρησιμότητας των ποιοτικών προβλέψεων είναι πολύ μεγάλη. Χρησιμοποιούνται κυρίως για την παροχή συμβουλών, για την ενίσχυση του planner, και για τη συμπλήρωση των ποσοτικών προβλέψεων, αντί να παρέχουν συγκεκριμένες αριθμητικές προβλέψεις. Λόγω της φύσης και του κόστους τους, χρησιμοποιούνται σχεδόν αποκλειστικά για τις μεσοπρόθεσμες και τις μακροπρόθεσμες καταστάσεις, όπως η διαμόρφωση στρατηγικής, η ανάπτυξη νέων προϊόντων και τεχνολογιών, καθώς και η ανάπτυξη μακροπρόθεσμων σχεδίων.

Συχνά, αν και εκφράζονται αμφιβολίες για την αξία των ποιοτικών προβλέψεων, παρέχονται χρήσιμες πληροφορίες στους managers. Οι ποιοτικές μέθοδοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν με επιτυχία σε συνδυασμό με τις ποσοτικές μεθόδους σε τομείς όπως η ανάπτυξη προϊόντων, οι κεφαλαιουχικές δαπάνες, ο στόχος και η χάραξη στρατηγικής, καθώς και οι συγχωνεύσεις, ακόμη και από μεσαίου και μικρού μεγέθους επιχειρήσεις. Όποιες και αν είναι οι αδυναμίες των ποιοτικών μεθόδων, συχνά η μόνη εναλλακτική λύση είναι να μην προβούμε σε πρόβλεψη.

Για την πρόβλεψη υπάρχει ένα ευρύ φάσμα διαθέσιμων μεθόδων που ποικίλλουν ως προς την ακρίβεια, το αντικείμενο, τον χρονικό ορίζοντα και το κόστος. Τα βασικά καθήκοντα του χρήστη είναι εκείνα που οδηγούν στην επιλογή της μεθόδου, η οποία θα εφαρμοστεί σε κάθε περίπτωση, πόση εμπιστοσύνη διαθέτουμε στην ίδια τη μέθοδο, και πόση τροποποίηση απαιτείται στην ενσωμάτωση της μεθόδου στην απόφαση πριν από τις προβλέψεις που χρησιμοποιούνται ως βάση για τον σχεδιασμό των μελλοντικών δράσεων.

2.2.1 ΈΡΕΥΝΑ ΑΓΟΡΑΣ

Η έρευνα αγοράς αποτελεί μία συστηματική προσπάθεια για τη συλλογή δεδομένων σχετικά με το ενδιαφέρον των καταναλωτών σε ένα προϊόν ή υπηρεσία και τον έλεγχο υποθέσεων στην αγορά. Αποτελεί μία προσέγγιση που χρησιμοποιεί ερωτηματολόγια και συνεντεύξεις για τον καθορισμό των αναγκών, των προτιμήσεων, των επιλογών κ.τ.λ. μίας ομάδας στόχου (π.χ. των καταναλωτών).

Σημαντικό στοιχείο για την επιτυχία της μεθόδου είναι ο σχεδιασμός των ερωτηματολογίων (ή των συνεντεύξεων). Η διεξαγωγή μίας έρευνας αγοράς συνήθως περιλαμβάνει:

1. Σχεδιασμό ενός ερωτηματολογίου με στόχο να συλλέξει οικονομικά και δημογραφικά στοιχεία για τον καταναλωτή καθώς και το ενδιαφέρον του για το προϊόν ή την υπηρεσία.
2. Απόφαση σχετικά με τον τρόπο διεξαγωγής της έρευνας ανάμεσα σε τηλεφωνική συνδιάλεξη, ταχυδρομική αποστολή ερωτηματολογίου ή προσωπική συνέντευξη.
3. Επιλογή ενός αντιπροσωπευτικού δείγματος καταναλωτών ή νοικοκυριών που θα αποτελεί μία τυχαία επιλογή από το σύνολο της αγοράς του προϊόντος ή υπηρεσίας προς έρευνα.
4. Ανάλυση πληροφοριών με τη χρήση στατιστικών εργαλείων και κρίσης για την ερμηνεία των απαντήσεων, την πληρότητα τους και τη συσχέτιση τους με δημογραφικούς, οικονομικούς ή ανταγωνιστικούς παράγοντες.

Η έρευνα αγοράς μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη ζήτησης σε μικρό διάστημα, μεσοπρόθεσμα και πιο μακροπρόθεσμα. Η ακρίβεια όμως θα είναι καλύτερη όσο μικρότερο θα είναι το διάστημα της πρόβλεψης. Παρά τη μεγάλη σημασία των πληροφοριών που συλλέγει, η πρόβλεψη δεν μπορεί να εκτιμήσει με ακρίβεια την μακροπρόθεσμη πορεία του προϊόντος σε συνδυασμό με την εμφάνιση άλλων ανταγωνιστικών προϊόντων. Άλλα μειονεκτήματα είναι η μικρή ανταπόκριση των ερωτηθέντων (συνήθως σε ερωτηματολόγια μέσω ταχυδρομείου) και η μεγάλη πιθανότητα να αποτύχει να εκφράσει τις απόψεις της αγοράς. Η έρευνα αγοράς χρησιμοποιείται συνήθως για τον εντοπισμό νέων ιδεών, τη δημιουργία, τον σχεδιασμό και τη βελτίωση καινούργιων προϊόντων.

2.2.2 ΣΥΜΒΟΥΛΙΟ ΣΤΕΛΕΧΩΝ - ΠΑΝΕΛ

Η μέθοδος αυτή βασίζεται στο γεγονός ότι μια πολυπληθής ομάδα ανθρώπων από διαφορετικές θέσεις μπορεί να κάνει μια πιο αξιόπιστη πρόβλεψη απ' ό,τι ένας μεμονωμένος ή λίγοι άνθρωποι. Έτσι, διοργανώνονται ανοιχτές συναντήσεις με ελεύθερη ανταλλαγή απόψεων μεταξύ ανθρώπων από όλο το φάσμα των θέσεων ενός οργανισμού. Στο συμβούλιο στελεχών, τα μέλη μιας ομάδας ειδικών συζητάνε ανοιχτά τις απόψεις τους με σκοπό να φτάσουν σε μία κοινή πρόβλεψη για το μελλοντικό επίπεδο του προβλεπόμενου μεγέθους. Η ομάδα μπορεί να περιλαμβάνει στελέχη από όλα τα επίπεδα της επιχείρησης, από τον πωλητή μέχρι τον γενικό διευθυντή της εταιρείας. Ένα βασικό μειονέκτημα βέβαια είναι ότι η άποψη ορισμένων στελεχών που μπορεί να βρίσκονται πιο κοντά στον καταναλωτή και το αντικείμενο πρόβλεψης (όπως είναι οι πωλητές) είναι πιθανό να μην υπερισχύσει εκείνων των υψηλότερων στελεχών στην ιεραρχία ή ακόμα και να εκφραστεί από φόβο προς τους προϊστάμενους. Αυτό το μειονέκτημα προσπαθεί να διορθώσει η μέθοδος Delphi.

Όταν το αντικείμενο πρόβλεψης αποτελεί η τεχνολογική εξέλιξη ή η πορεία ενός νέου προϊόντος τότε το συμβούλιο απαρτίζεται μόνο από ανώτερα στελέχη και ειδικούς.

2.2.3 ΜΕΘΟΔΟΣ DELPHI

Όπως αναφέραμε στο συμβούλιο στελεχών, η δήλωση ή η άποψη ενός ανώτερου ιεραρχικά υπαλλήλου αναμένεται να έχει μεγαλύτερη βαρύτητα στην διαμόρφωση της πρόβλεψης. Για την αποφυγή αυτού του προβλήματος, η μέθοδος Delphi διατηρεί την ανωνυμία των ατόμων που συμμετέχουν, οπότε όλοι έχουν την ίδια συμμετοχή στην διαδικασία της πρόβλεψης. Ο οργανωτής αυτής της διαδικασίας δημιουργεί ένα ερωτηματολόγιο και το διανέμει στους συμμετέχοντες. Στη συνέχεια συνοψίζονται όλες οι απαντήσεις και διανέμονται πίσω σε όλη την ομάδα μαζί με ένα νέο ερωτηματολόγιο.

Σύμφωνα με τον Jarrett J. (1993), αναλύονται παρακάτω τα βήματα αυτής της διαδικασίας:

1. Επιλογή ομάδας ειδικών που θα συμμετέχουν. Απαιτείται σύνθεση ομάδας με ευρύ πεδίο γνώσεων, από διαφορετικές θέσεις ή επιστημονικά υπόβαθρα.
2. Συλλογή προβλέψεων μέσω ερωτηματολογίου (ή e-mail) από όλα τα μέλη της ομάδας (χωρίς ο ένας να δει ή να γνωρίζει τους υπόλοιπους συμμετέχοντες).

3. Ταξινόμηση, σύνοψη των απαντήσεων και ανατροφοδότηση (feedback) μαζί με νέες ερωτήσεις στην ομάδα ειδικών για βελτίωση και αιτιολόγηση της πρόβλεψης τους. Οι ειδικοί είτε εμμένουν στις απόψεις τους τεκμηριώνοντας τις λογικά είτε τις μεταβάλλουν ανάλογα.
4. Επανάληψη του βήματος 3 όσες φορές κρίνεται απαραίτητο προκειμένου να επιτευχθεί σύγκλιση απόψεων.
5. Διανομή των τελικών αποτελεσμάτων σε όλους τους συμμετέχοντες.

Η μέθοδος Delphi μπορεί να πετύχει ικανοποιητικά αποτελέσματα σε τρεις ή τέσσερις γύρους.

Ο χρόνος που απαιτείται εξαρτάται από τον αριθμό των συμμετεχόντων, το χρόνο και τη δουλειά που χρειάζεται για να διαμορφώσουν τις προβλέψεις τους για να απαντήσουν. Λόγω της ανωνυμίας του καθενός και της ίδιας βαρύτητας όλων των απόψεων, με τη μέθοδο Delphi αποφεύγεται το μειονέκτημα της μεθόδου πάνελ. Από την άλλη πλευρά, η μέθοδος αυτή είναι σχετικά χρονοβόρα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΠΡΟΒΟΛΗ ΙΣΤΟΡΙΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ – ΑΝΑΛΥΣΗ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ

3.1 ΠΟΣΟΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

3.1.1 ΑΠΛΟΣ ΜΕΣΟΣ ΌΡΟΣ (SIMPLE MEAN)

Όταν υποπτευόμαστε ότι η μεταβλητή που θέλουμε να προβλέψουμε παρουσιάζει επίπεδο μοτίβο, τότε η μέθοδος αυτή μπορεί να μας δώσει μια καλή εκτίμηση της μεταβλητής.

Η πρόβλεψη γίνεται με τον υπολογισμό της μέσης τιμής των δεδομένων:

$$F_{t+1} = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t Y_i \quad (3.1)$$

Όπου F_{t+1} η πρόβλεψη για το επόμενο χρονικό διάστημα, Y_i οι διαθέσιμες τιμές-παρατηρήσεις της μεταβλητής και t το πλήθος των διαθέσιμων τιμών της μεταβλητής.

Παράδειγμα 3.1

Στον παρακάτω Πίνακα 3.1 δίνονται οι εβδομαδιαίες πωλήσεις δίσκων C.D., ενός καταστήματος για τις τελευταίες 10 εβδομάδες:

Πίνακας 3.1: Εβδομαδιαίες Πωλήσεις Δίσκων C.D.

Εβδομάδα	Πωλήσεις C.D. (σε τεμάχια)
1	230,00
2	240,00
3	250,00
4	245,00
5	265,00
6	250,00
7	255,00
8	250,00
9	260,00
10	265,00
11	

Σύμφωνα με τη σχέση (3.1) η πρόβλεψη για την εβδομάδα 11 θα είναι:

$$F_{11} = \frac{Y_1 + Y_2 + Y_3 + Y_4 + Y_5 + Y_6 + Y_7 + Y_8 + Y_9 + Y_{10}}{10} = \frac{2.510}{10} = 251$$

Με τη χρήση του προγράμματος excel και της συνάρτησης AVERAGE, βρίσκουμε αντίστοιχα τον απλό μέσο όρο για το συγκεκριμένο παράδειγμα για την εβδομάδα 11.

Πίνακας 3.2: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού μέσου όρου

C12		=AVERAGE(\$B\$2:B11)	
	A	B	C
1	Εβδομάδα	Πωλήσεις C.D. (σε τεμάχια)	Πρόβλεψη Πωλήσεων C.D. (σε τεμάχια)
2	1	230,00	
3	2	240,00	
4	3	250,00	
5	4	245,00	
6	5	265,00	
7	6	250,00	
8	7	255,00	
9	8	250,00	
10	9	260,00	
11	10	265,00	
12	11	270,00	251,00

Στο κελί C12 εισάγεται ο τύπος:

=AVERAGE(\$B\$2:B11)

Όταν παρέλθει η 11^η εβδομάδα και μάθουμε τις πραγματικές πωλήσεις (έστω ότι ήταν 270 τεμάχια), επαναλαμβάνουμε την ίδια διαδικασία για την πρόβλεψη της 12^{ης} εβδομάδας για $t = 11$ αυτή τη φορά.

$$F_{12} = \frac{Y_1 + Y_2 + Y_3 + Y_4 + Y_5 + Y_6 + Y_7 + Y_8 + Y_9 + Y_{10} + Y_{11}}{11} = \frac{2.780}{11} = 253$$

Στο κελί C13 εισάγεται ο τύπος:

=AVERAGE(\$B\$2:B12)

Πίνακας 3.3: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού μέσου όρου

	A	B	C
1	Εβδομάδα	Πωλήσεις C.D. (σε τεμάχια)	Πρόβλεψη Πωλήσεων C.D. (σε τεμάχια)
2	1	230,00	
3	2	240,00	
4	3	250,00	
5	4	245,00	
6	5	265,00	
7	6	250,00	
8	7	255,00	
9	8	250,00	
10	9	260,00	
11	10	265,00	
12	11	270,00	251,00
13	12		252,73

Αν θέλουμε να παρατηρήσουμε και διαγραμματικά τις πραγματικές πωλήσεις συγκριτικά με τις προβλέψεις, χρησιμοποιούμε σαν πρόβλεψη για την πρώτη εβδομάδα τις πραγματικές πωλήσεις και στη συνέχεια με τη χρήση του απλού μέσου όρου βρίσκουμε τις αντίστοιχες προβλέψεις για κάθε εβδομάδα. Συγκεκριμένα:

Στο κελί C3 εισάγεται ο τύπος:

```
=AVERAGE($B$2:B2)
```

Στο κελί C4 εισάγεται ο τύπος:

```
=AVERAGE($B$2:B3)
```

Στο κελί C5 εισάγεται ο τύπος:

```
=AVERAGE($B$2:B4)
```

Στο κελί C6 εισάγεται ο τύπος:

```
=AVERAGE($B$2:B5)
```

Στο κελί C7 εισάγεται ο τύπος:

```
=AVERAGE($B$2:B6)
```

Στο κελί C8 εισάγεται ο τύπος:

```
=AVERAGE($B$2:B7)
```

Στο κελί C9 εισάγεται ο τύπος:

```
=AVERAGE($B$2:B8)
```

Στο κελί C10 εισάγεται ο τύπος:

```
=AVERAGE($B$2:B9)
```

Στο κελί C11 εισάγεται ο τύπος:

```
=AVERAGE($B$2:B10)
```

Στο κελί C12 εισάγεται ο τύπος:

```
=AVERAGE($B$2:B11)
```

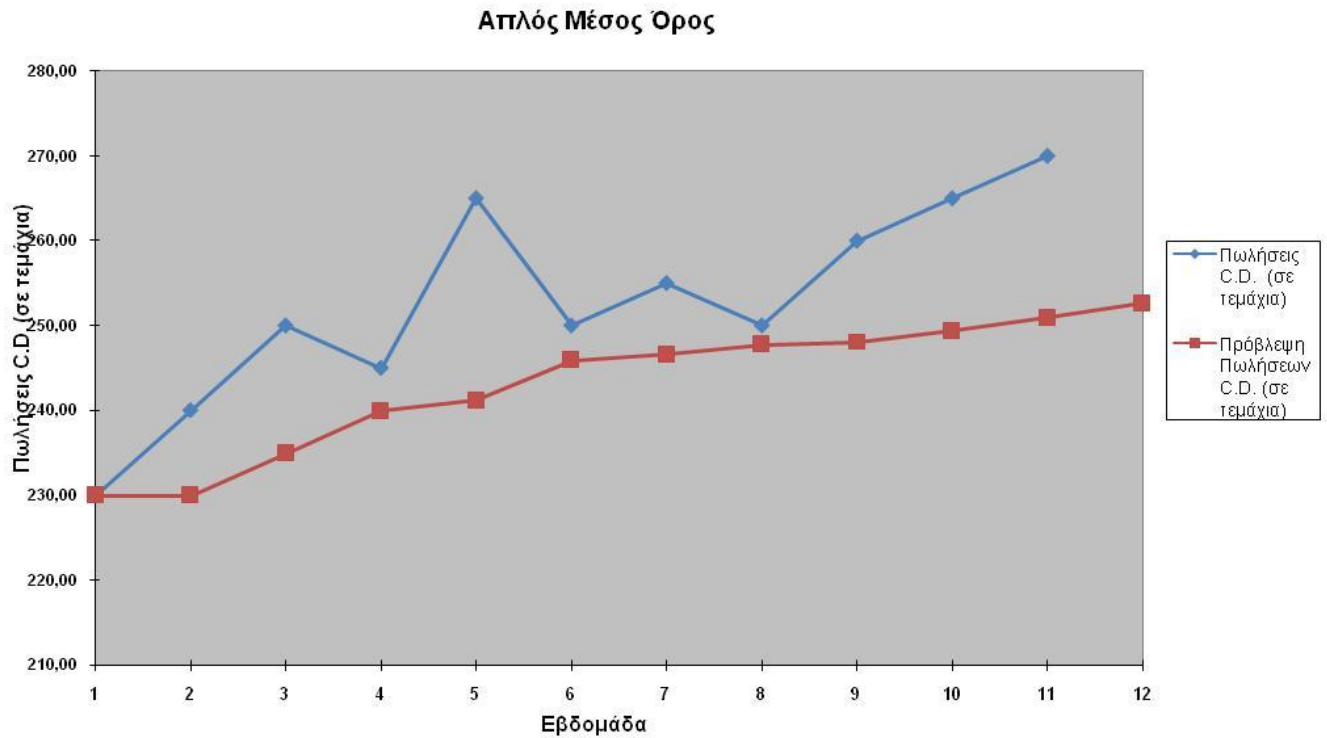
Και τέλος στο κελί C13 εισάγεται ο τύπος:

```
=AVERAGE($B$2:B12)
```

Έτσι διαμορφώνεται ο παρακάτω Πίνακας 3.4, βάσει του οποίου δημιουργούμε και το αντίστοιχο Διάγραμμα 3.1.

Πίνακας 3.4: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού μέσου όρου

Εβδομάδα	Πωλήσεις C.D. (σε τεμάχια)	Πρόβλεψη Πωλήσεων C.D. (σε τεμάχια)
1	230,00	230,00
2	240,00	230,00
3	250,00	235,00
4	245,00	240,00
5	265,00	241,25
6	250,00	246,00
7	255,00	246,67
8	250,00	247,86
9	260,00	248,13
10	265,00	249,44
11	270,00	251,00
12		252,73



Διάγραμμα 3.1: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου του Απλού Μέσου Όρου

Παράδειγμα 3.2

Στον παρακάτω Πίνακα 3.5 δίνονται οι μηνιαίες πωλήσεις μεταλλικού νερού σε αλυσίδα super market:

Πίνακας 3.5: Μηνιαίες Πωλήσεις Μεταλλικού νερού σε αλυσίδα Super Market

ΠΕΡΙΟΔΟΣ	Πωλήσεις μεταλλικού νερού (σε τεμάχια)
ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ	4.200
ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ	4.300
ΜΑΡΤΙΟΣ	4.500
ΑΠΡΙΛΙΟΣ	7.000
ΜΑΙΟΣ	11.000
ΙΟΥΝΙΟΣ	14.000
ΙΟΥΛΙΟΣ	15.000
ΑΥΓΟΥΣΤΟΣ	18.000
ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ	8.000
ΟΚΤΩΒΡΙΟΣ	5.000

Σύμφωνα με τη σχέση (3.1) η πρόβλεψη για τον Νοέμβριο θα είναι:

$$F_{11} = \frac{Y_1 + Y_2 + Y_3 + Y_4 + Y_5 + Y_6 + Y_7 + Y_8 + Y_9 + Y_{10}}{10} = \frac{91.000}{10} = 9.100$$

Με τη χρήση του προγράμματος excel και της συνάρτησης AVERAGE, βρίσκουμε αντίστοιχα τον απλό μέσο όρο για το συγκεκριμένο παράδειγμα.

Πίνακας 3.6: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού μέσου όρου

C12 fx =AVERAGE(\$B\$2:B11)			
	A	B	C
1	ΠΕΡΙΟΔΟΣ	Πωλήσεις μεταλλικού νερού (σε τεμάχια)	Πρόβλεψη Πωλήσεων μεταλλικού νερού (σε τεμάχια)
2	ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ	4.200	
3	ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ	4.300	
4	ΜΑΡΤΙΟΣ	4.500	
5	ΑΠΡΙΛΙΟΣ	7.000	
6	ΜΑΙΟΣ	11.000	
7	ΙΟΥΝΙΟΣ	14.000	
8	ΙΟΥΛΙΟΣ	15.000	
9	ΑΥΓΟΥΣΤΟΣ	18.000	
10	ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ	8.000	
11	ΟΚΤΩΒΡΙΟΣ	5.000	
12	ΝΟΕΜΒΡΙΟΣ		9.100

Στο κελί C12 εισάγεται ο τύπος:

=AVERAGE(B2:B11)

Όταν παρέλθει ο Νοέμβριος και μάθουμε τις πραγματικές πωλήσεις (έστω ότι ήταν 3.000 τεμάχια), επαναλαμβάνουμε την ίδια διαδικασία για την πρόβλεψη του Δεκεμβρίου για $t = 11$ αυτή τη φορά.

$$F_{12} = \frac{Y_1 + Y_2 + Y_3 + Y_4 + Y_5 + Y_6 + Y_7 + Y_8 + Y_9 + Y_{10} + Y_{11}}{11} = \frac{94.000}{11} = 8.545$$

Πίνακας 3.7: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού μέσου όρου

C13 f_x =AVERAGE(\$B\$2:B12)			
	A	B	C
1	ΠΕΡΙΟΔΟΣ	Πωλήσεις μεταλλικού νερού (σε τεμάχια)	Πρόβλεψη Πωλήσεων μεταλλικού νερού (σε τεμάχια)
2	ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ	4.200	
3	ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ	4.300	
4	ΜΑΡΤΙΟΣ	4.500	
5	ΑΠΡΙΛΙΟΣ	7.000	
6	ΜΑΙΟΣ	11.000	
7	ΙΟΥΝΙΟΣ	14.000	
8	ΙΟΥΛΙΟΣ	15.000	
9	ΑΥΓΟΥΣΤΟΣ	18.000	
10	ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ	8.000	
11	ΟΚΤΩΒΡΙΟΣ	5.000	
12	ΝΟΕΜΒΡΙΟΣ	3.000	9.100
13	ΔΕΚΕΜΒΡΙΟΣ		8.545

Στο κελί C13 εισάγεται ο τύπος:

=AVERAGE(\$B\$2:B12)

Αν θέλουμε να παρατηρήσουμε και διαγραμματικά τις πραγματικές πωλήσεις συγκριτικά με τις προβλέψεις, χρησιμοποιούμε σαν πρόβλεψη για την πρώτη περίοδο τις πραγματικές πωλήσεις και στην συνέχεια με τη χρήση του απλού μέσου όρου βρίσκουμε τις αντίστοιχες προβλέψεις για κάθε μήνα. Συγκεκριμένα:

Στο κελί C3 εισάγεται ο τύπος:

=AVERAGE(\$B\$2:B2)

Στο κελί C4 εισάγεται ο τύπος:

=AVERAGE(\$B\$2:B3)

Στο κελί C5 εισάγεται ο τύπος:

=AVERAGE(\$B\$2:B4)

Στο κελί C6 εισάγεται ο τύπος:

=AVERAGE(\$B\$2:B5)

Στο κελί C7 εισάγεται ο τύπος:

=AVERAGE(\$B\$2:B6)

Στο κελί C8 εισάγεται ο τύπος:

```
=AVERAGE($B$2:B7)
```

Στο κελί C9 εισάγεται ο τύπος:

```
=AVERAGE($B$2:B8)
```

Στο κελί C10 εισάγεται ο τύπος:

```
=AVERAGE($B$2:B9)
```

Στο κελί C11 εισάγεται ο τύπος:

```
=AVERAGE($B$2:B10)
```

Στο κελί C12 εισάγεται ο τύπος:

```
=AVERAGE($B$2:B11)
```

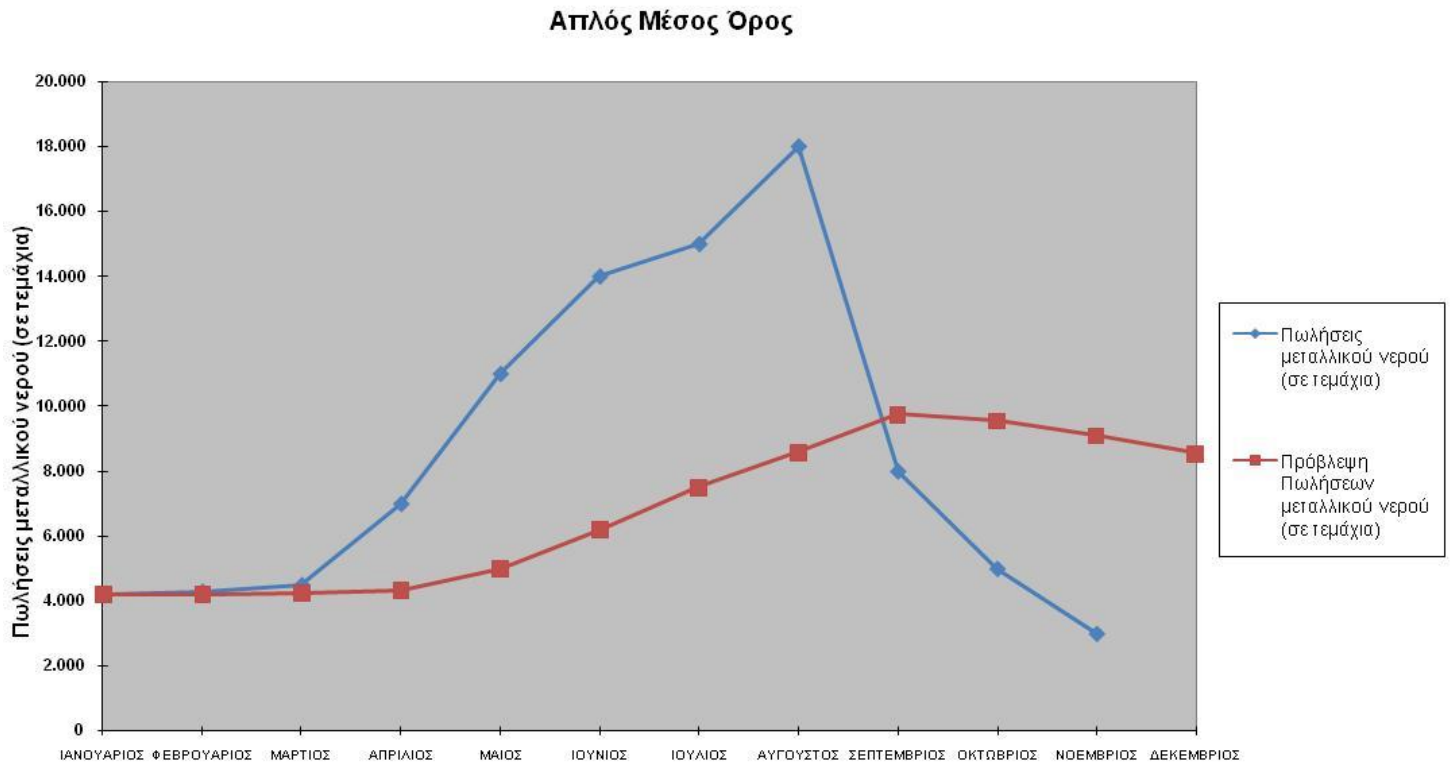
Και τέλος στο κελί C13 εισάγεται ο τύπος:

```
=AVERAGE($B$2:B12)
```

Έτσι διαμορφώνεται ο παρακάτω Πίνακας 3.8, βάσει του οποίου δημιουργούμε και το αντίστοιχο διάγραμμα.

Πίνακας 3.8: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού μέσου όρου

ΠΕΡΙΟΔΟΣ	Πωλήσεις μεταλλικού νερού (σε τεμάχια)	Πρόβλεψη Πωλήσεων μεταλλικού νερού (σε τεμάχια)
ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ	4.200	4.200
ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ	4.300	4.200
ΜΑΡΤΙΟΣ	4.500	4.250
ΑΠΡΙΛΙΟΣ	7.000	4.333
ΜΑΙΟΣ	11.000	5.000
ΙΟΥΝΙΟΣ	14.000	6.200
ΙΟΥΛΙΟΣ	15.000	7.500
ΑΥΓΟΥΣΤΟΣ	18.000	8.571
ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ	8.000	9.750
ΟΚΤΩΒΡΙΟΣ	5.000	9.556
ΝΟΕΜΒΡΙΟΣ	3.000	9.100
ΔΕΚΕΜΒΡΙΟΣ		8.545



Διάγραμμα 3.2: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου του Απλού Μέσου Όρου

Στο συγκεκριμένο Παράδειγμα 3.2 παρατηρούμε μεγάλη απόκλιση μεταξύ της πραγματικής πώλησης και της πρόβλεψης, γεγονός που οφείλεται στην εποχικότητα του προϊόντος, που θα αναλύσουμε εκτενέστερα σε επόμενη μέθοδο.

Παράδειγμα 3.3

Ένα λατομείο θέλει να προβλέψει τις πωλήσεις του για το επόμενο δίμηνο έχοντας στη διάθεσή του τις πραγματοποιηθείσες (δηλ, τις πραγματικές) πωλήσεις για τα προηγούμενα πέντε δίμηνα.

Πίνακας 3.9: Δίμηνες Πωλήσεις Λατομείου (σε χιλιάδες τόνους)

	Δίμηνο	Πραγματικές Πωλήσεις (σε χιλιάδες τόνους)
1 ^ο	Ιανουάριος-Φεβρουάριος 2014	51
2 ^ο	Μάρτιος-Απρίλιος 2014	53
3 ^ο	Μάιος-Ιούνιος 2014	48
4 ^ο	Ιούλιος-Αύγουστος 2014	52
5 ^ο	Σεπτέμβριος-Οκτώβριος 2014	50
6 ^ο	Νοέμβριος-Δεκέμβριος 2014	

(Πηγή: Βαϊδάνης Μ. - Αρχές Διοίκησης και Οργάνωση Παραγωγής: Σημειώσεις Πρόβλεψης, 2005)

Σύμφωνα με τη σχέση (3.1) η πρόβλεψη για το 6^ο Δίμηνο θα είναι:

$$F_6 = \frac{Y_1 + Y_2 + Y_3 + Y_4 + Y_5}{5} = \frac{51 + 53 + 48 + 52 + 50}{5} = \frac{254}{5} = 50,8$$

Με τη χρήση του προγράμματος excel και της συνάρτησης AVERAGE, βρίσκουμε αντίστοιχα τον απλό μέσο όρο για το συγκεκριμένο Παράδειγμα 3.3.

Πίνακας 3.10: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού μέσου όρου

D7 f_x =AVERAGE(C2:C6)				
	A	B	C	D
1		Δίμηνο	Πραγματικές Πωλήσεις (σε χιλιάδες τόνους)	Πρόβλεψη για επόμενο δίμηνο (σε χιλιάδες τόνους)
2	1 ^ο	Ιανουάριος-Φεβρουάριος 2014	51	
3	2 ^ο	Μάρτιος-Απρίλιος 2014	53	
4	3 ^ο	Μάιος-Ιούνιος 2014	48	
5	4 ^ο	Ιούλιος-Αύγουστος 2014	52	
6	5 ^ο	Σεπτέμβριος-Οκτώβριος 2014	50	
7	6 ^ο	Νοέμβριος-Δεκέμβριος 2014		50,8

Στο κελί D7 εισάγεται ο τύπος:

=AVERAGE(C2:C6)

Όταν παρέλθει το 6^ο δίμηνο και μάθουμε τις πραγματικές πωλήσεις (έστω ότι ήταν 49 χιλ. τόνοι), επαναλαμβάνουμε την ίδια διαδικασία για την πρόβλεψη του 7^{ου} διμήνου με $t = 6$.

$$F_7 = \frac{Y_1 + Y_2 + Y_3 + Y_4 + Y_5 + Y_6}{6} = \frac{51 + 53 + 48 + 52 + 50 + 49}{6} = \frac{303}{6} = 50,5$$

Πίνακας 3.11: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού μέσου όρου

D8 f_x =AVERAGE(C2:C7)				
	A	B	C	D
1		Δίμηνο	Πραγματικές Πωλήσεις (σε χιλιάδες τόνους)	Πρόβλεψη για επόμενο δίμηνο (σε χιλιάδες τόνους)
2	1 ^ο	Ιανουάριος-Φεβρουάριος 2014	51	
3	2 ^ο	Μάρτιος-Απρίλιος 2014	53	
4	3 ^ο	Μάιος-Ιούνιος 2014	48	
5	4 ^ο	Ιούλιος-Αύγουστος 2014	52	
6	5 ^ο	Σεπτέμβριος-Οκτώβριος 2014	50	
7	6 ^ο	Νοέμβριος-Δεκέμβριος 2014	49	50,8
8	7 ^ο	Ιανουάριος-Φεβρουάριος 2015		50,5

Στο κελί D8 εισάγεται ο τύπος:

=AVERAGE(C2:C7)

Αν θέλουμε να παρατηρήσουμε και διαγραμματικά τις πραγματικές πωλήσεις συγκριτικά με τις προβλέψεις, χρησιμοποιούμε σαν πρόβλεψη για το πρώτο δίμηνο τις πραγματικές πωλήσεις και στην συνέχεια με τη χρήση του απλού μέσου όρου βρίσκουμε τις αντίστοιχες προβλέψεις για κάθε δίμηνο. Συγκεκριμένα:

Στο κελί D3 εισάγεται ο τύπος:

=AVERAGE(\$C\$2:C2)

Στο κελί D4 εισάγεται ο τύπος:

=AVERAGE(\$C\$2:C3)

Στο κελί D5 εισάγεται ο τύπος:

=AVERAGE(\$C\$2:C4)

Στο κελί D6 εισάγεται ο τύπος:

=AVERAGE(\$C\$2:C5)

Στο κελί D7 εισάγεται ο τύπος:

=AVERAGE(\$C\$2:C6)

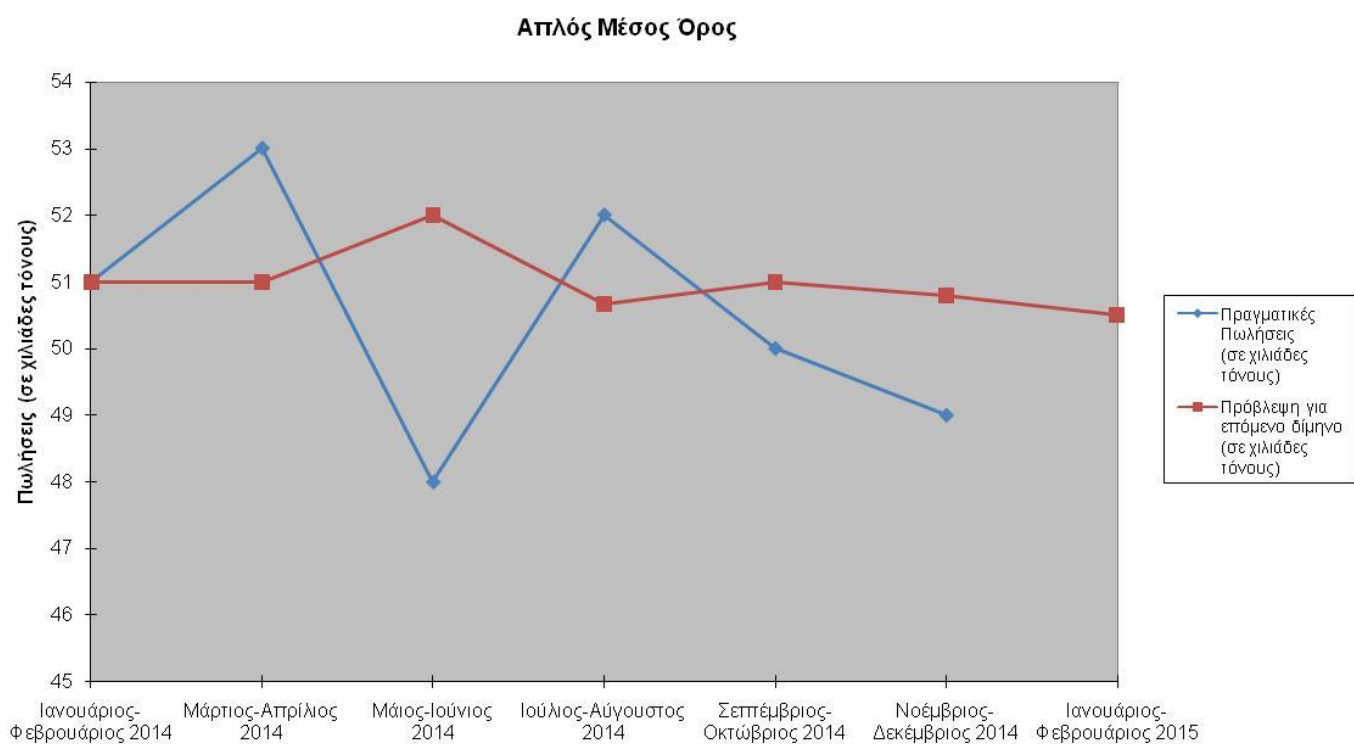
Και τέλος στο κελί D8 εισάγεται ο τύπος:

=AVERAGE(\$C\$2:C7)

Έτσι διαμορφώνεται ο παρακάτω Πίνακας 3.12, βάσει του οποίου δημιουργούμε και το αντίστοιχο διάγραμμα.

Πίνακας 3.12: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού μέσου όρου

	Δίμηνο	Πραγματικές Πωλήσεις (σε χιλιάδες τόνους)	Πρόβλεψη για επόμενο δίμηνο (σε χιλιάδες τόνους)
1 ^ο	Ιανουάριος-Φεβρουάριος 2014	51	51,0
2 ^ο	Μάρτιος-Απρίλιος 2014	53	51,0
3 ^ο	Μάιος-Ιούνιος 2014	48	52,0
4 ^ο	Ιούλιος-Αύγουστος 2014	52	50,7
5 ^ο	Σεπτέμβριος-Οκτώβριος 2014	50	51,0
6 ^ο	Νοέμβριος-Δεκέμβριος 2014	49	50,8
7 ^ο	Ιανουάριος-Φεβρουάριος 2015		50,5



Διάγραμμα 3.3: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου του Απλού Μέσου Όρου

3.1.2 ΑΠΛΟΣ ΚΙΝΗΤΟΣ ΜΕΣΟΣ (MOVING AVERAGE)

Ο Απλός Κινητός Μέσος είναι ο απλός μέσος όρος των n τελευταίων παρατηρήσεων όπου κάθε σημείο έχει την ίδια βαρύτητα. Η χρήση αυτής της μεθόδου γίνεται σε περιπτώσεις όπου δεν παρατηρούνται διακυμάνσεις στη ζήτηση και δεν υπάρχει εποχικότητα (ή δεν συμπεριλαμβάνεται στο μοντέλο). Αρχικά, γίνεται υπολογισμός του μέσου όρου της ζήτησης για ένα συγκεκριμένο αριθμό περιόδων t . Στη συνέχεια, λαμβάνουμε τον συγκεκριμένο μέσο όρο υπόψη για την πρόβλεψη της ζήτησης της αμέσως επόμενης περιόδου $t + 1$.

Η μέθοδος του απλού κινητού μέσου (simple moving average) αποτελεί μία πολύ απλή μέθοδο πρόβλεψης, για την εύρεση της οποίας λαμβάνουμε υπόψη ως πρόβλεψη την τιμή του αριθμητικού μέσου όρου των n πλέον πρόσφατων παρατηρήσεων της χρονοσειράς και αυτό γιατί οι πλέον πρόσφατες παρατηρήσεις της χρονοσειράς αποτελούν αντιπροσωπευτικότερο δείγμα για τη δημιουργία προβλέψεων σε σχέση με τις περισσότερες απομακρυσμένες στο παρελθόν. Η ονομασία του μέσου όρου αυτού είναι "κινητός" λόγω της μη σταθερότητας της τιμής του (υπάρχει αναπροσαρμογή δηλαδή κάθε φορά που προστίθεται μια νέα παρατήρηση στα δεδομένα).

Ειδικότερα, οι προβλέψεις μιας χρονοσειράς F_t για $t = 1, 2, \dots, n$, με τη μέθοδο του απλού κινητού μέσου είναι:

$$F_{t+1} = \frac{1}{n} \sum_{i=t}^{t-n+1} Y_i \quad (3.2)$$

Όπου t είναι η πιο πρόσφατη παρατήρηση και $t + 1$ είναι η επόμενη περίοδος. Ο τύπος (3.2) απαιτεί ο forecaster να διαθέτει τις τιμές των παρατηρήσεων του παρελθόντος.

Ο τύπος του κινητού μέσου όρου αποτελεί μία προσαρμογή στην πρόβλεψη F_t της προηγούμενης περιόδου. Με την αύξηση του n , το αποτέλεσμα εξομάλυνσης είναι μεγαλύτερο καθώς υπάρχει μικρότερη προσαρμοστικότητα σε κάθε νέα χρονική περίοδο, γεγονός που αποτελεί ένα πολύ ελκυστικό χαρακτηριστικό εάν η τυχαιότητα των δεδομένων είναι μεγάλη.

Σε γενικές γραμμές απαιτούνται πολύ λίγα δεδομένα και υπολογιστικές εφαρμογές για τη χρήση της μεθόδου του κινητού μέσου. Ωστόσο, η ακρίβεια και η ορθότητα των προβλέψεων μέσω της μεθόδου του κινητού μέσου όρου είναι συνήθως χαμηλή.

Συνοπτικά, γίνεται χρήση της μεθόδου του κινητού μέσου όρου ως εργαλείο πρόβλεψης όταν τα δεδομένα ακολουθούν επίπεδη πορεία. Η μέθοδος αυτή στατιστικώς ακολουθεί παρόμοιες ιδιότητες με τον απλό μέσο όρο, αφού αποτελεί μια ειδική περίπτωση του. Συγκριτικά μεταξύ των δύο μεθόδων, ο κινητός μέσος όρος έχει το πλεονέκτημα ότι υπάρχει μεγαλύτερη ευελιξία, καθώς το n μπορεί να μεταβληθεί, έτσι ώστε να ανταποκρίνεται στα παρατηρούμενα πρότυπα των δεδομένων.

Παράδειγμα 3.4

Στον παρακάτω πίνακα ακολουθούν οι μηνιαίες παρατηρηθείσες φορτώσεις για εισαγωγή ηλεκτρικών εξαρτημάτων (ανοιχτήρι κονσέρβας):

Πίνακας 3.13: Μηνιαίες Φορτώσεις Εισαγωγής Ηλεκτρικών Εξαρτημάτων

ΠΕΡΙΟΔΟΣ	Παρατηρηθείσες Τιμές (Φορτώσεις)
ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ	200,0
ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ	135,0
ΜΑΡΤΙΟΣ	195,0
ΑΠΡΙΛΙΟΣ	197,5
ΜΑΙΟΣ	310,0
ΙΟΥΝΙΟΣ	175,0
ΙΟΥΛΙΟΣ	155,0
ΑΥΓΟΥΣΤΟΣ	130,0
ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ	220,0
ΟΚΤΩΒΡΙΟΣ	277,0
ΝΟΕΜΒΡΙΟΣ	235,0
ΔΕΚΕΜΒΡΙΟΣ	

Στον παρακάτω Πίνακα 3.14, ο Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων στην τρίτη στήλη βασίζεται στις τιμές του τρέχοντος μηνός και των δύο προηγούμενων. Για παράδειγμα, στη περίοδο Απριλίου, η τιμή 176,7 είναι ο μέσος όρος των περιόδων Ιανουαρίου, Φεβρουαρίου και Μαρτίου. Ο συγκεκριμένος κινητός μέσος θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί ως πρόβλεψη για τον μήνα Απρίλιο.

Πίνακας 3.14: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων

ΠΕΡΙΟΔΟΣ	Παρατηρηθείσες Τιμές (Φορτώσεις)	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 5 περιόδων
ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ	200,0		
ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ	135,0		
ΜΑΡΤΙΟΣ	195,0		
ΑΠΡΙΛΙΟΣ	197,5	176,7	
ΜΑΙΟΣ	310,0	175,8	
ΙΟΥΝΙΟΣ	175,0	234,2	207,5
ΙΟΥΛΙΟΣ	155,0	227,5	202,5
ΑΥΓΟΥΣΤΟΣ	130,0	213,3	206,5
ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ	220,0	153,3	193,5
ΟΚΤΩΒΡΙΟΣ	277,0	168,3	198,0
ΝΟΕΜΒΡΙΟΣ	235,0	209,0	191,4
ΔΕΚΕΜΒΡΙΟΣ		244,0	203,4

Η τελευταία τιμή στην τρίτη στήλη, 244,0 είναι ο μέσος όρος των περιόδων Σεπτεμβρίου, Οκτωβρίου και Νοεμβρίου και μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως πρόβλεψη για τον μήνα Δεκέμβριο. Αντιστοίχως, στην τέταρτη στήλη, η τιμή 207,5 είναι ο μέσος όρος των παρατηρηθεισών τιμών για τις περιόδους Ιανουαρίου, Φεβρουαρίου, Μαρτίου, Απριλίου και Μαΐου. Η συγκεκριμένη τιμή μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως πρόβλεψη για τον μήνα Ιούνιο. Η τελευταία εγγραφή στην τέταρτη στήλη, 203,4, είναι ο μέσος όρος των περιόδων Ιουλίου, Αυγούστου, Σεπτεμβρίου, Οκτωβρίου και Νοεμβρίου και μπορεί να αντιπροσωπεύσει την πρόβλεψη για τον μήνα Δεκέμβριο. Τέλος, καθώς κάθε νέα παρατήρηση γίνεται διαθέσιμη, ο κινητός μέσος μπορεί εύκολα να επαναυπολογιστεί και να επικαιροποιηθεί.

Σύμφωνα με τη σχέση (3.2) ο απλός κινητός μέσος – 3 περιόδων και – 5 περιόδων για τον Δεκέμβριο θα είναι αντίστοιχα:

$$F_{12} = \frac{Y_9 + Y_{10} + Y_{11}}{3} = \frac{220 + 277 + 235}{3} = \frac{732}{3} = 244$$

$$F_{12} = \frac{Y_7 + Y_8 + Y_9 + Y_{10} + Y_{11}}{5} = \frac{155 + 130 + 220 + 277 + 235}{5} = \frac{1.017}{5} = 203,4$$

Με τη χρήση του προγράμματος excel και της συνάρτησης AVERAGE, βρίσκουμε αντίστοιχα τον απλό κινητό μέσο – 3 περιόδων και – 5 περιόδων για το συγκεκριμένο παράδειγμα.

Πίνακας 3.15: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων

C13		=AVERAGE(B10:B12)		
	A	B	C	D
	ΠΕΡΙΟΔΟΣ	Παρατηρηθείσες Τιμές (Φορτώσεις)	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 5 περιόδων
1	ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ	200,0		
2	ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ	135,0		
3	ΜΑΡΤΙΟΣ	195,0		
4	ΑΠΡΙΛΙΟΣ	197,5	176,7	
5	ΜΑΙΟΣ	310,0	175,8	
6	ΙΟΥΝΙΟΣ	175,0	234,2	207,5
7	ΙΟΥΛΙΟΣ	155,0	227,5	202,5
8	ΑΥΓΟΥΣΤΟΣ	130,0	213,3	206,5
9	ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ	220,0	153,3	193,5
10	ΟΚΤΩΒΡΙΟΣ	277,0	168,3	198,0
11	ΝΟΕΜΒΡΙΟΣ	235,0	209,0	191,4
12	ΔΕΚΕΜΒΡΙΟΣ		244,0	203,4

Για τον απλό κινητό μέσο – 3 περιόδων για τους μήνες Απρίλιο έως Δεκέμβριο εισάγουμε αντίστοιχα τους τύπους:

=AVERAGE(B2:B4) στο κελί C5

=AVERAGE(B3:B5) στο κελί C6

=AVERAGE(B4:B6) στο κελί C7

=AVERAGE(B5:B7) στο κελί C8

=AVERAGE(B6:B8) στο κελί C9

=AVERAGE(B7:B9) στο κελί C10

=AVERAGE(B8:B10) στο κελί C11

=AVERAGE(B9:B11) στο κελί C12

=AVERAGE(B10:B12) στο κελί C13

Για τον απλό κινητό μέσο – 5 περιόδων για τους μήνες Ιούνιο έως Δεκέμβριο εισάγουμε αντίστοιχα τους τύπους:

=AVERAGE(B2:B6) στο κελί D7

=AVERAGE(B3:B7) στο κελί D8

=AVERAGE(B4:B8) στο κελί D9

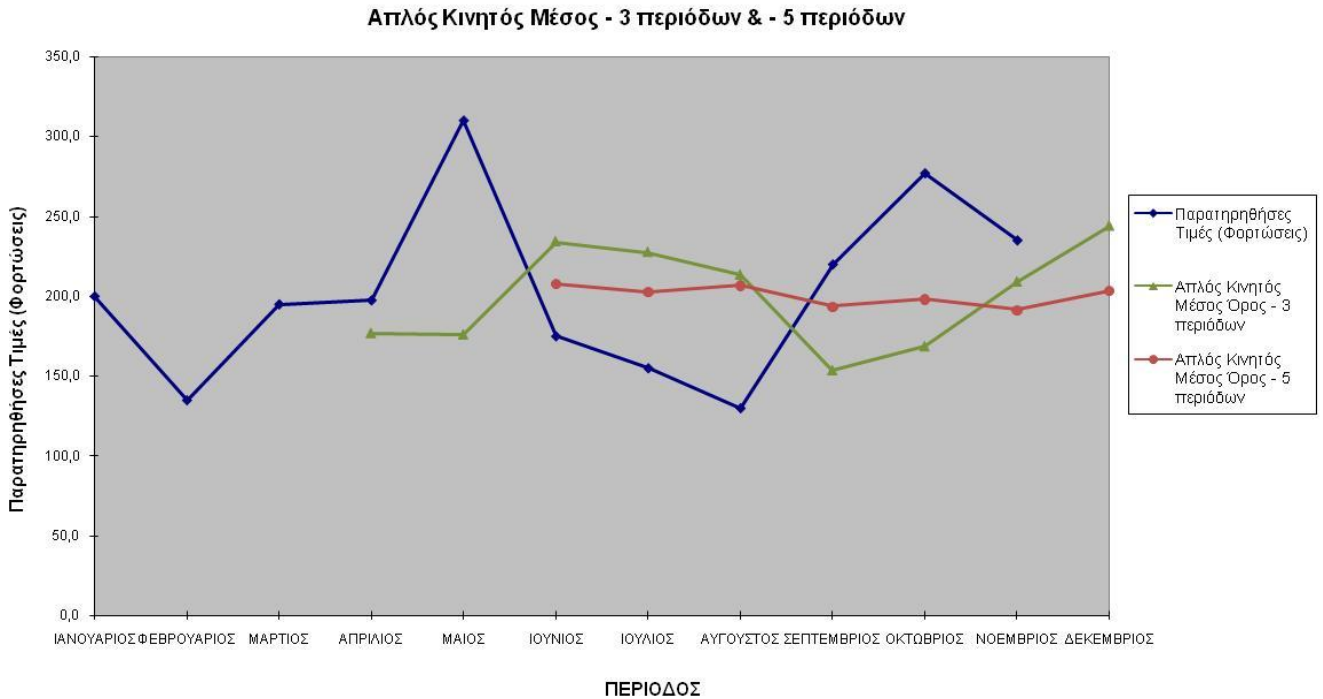
=AVERAGE(B5:B9) στο κελί D10

=AVERAGE(B6:B10) στο κελί D11

=AVERAGE(B7:B11) στο κελί D12

=AVERAGE(B8:B12) στο κελί D13

Στο παρακάτω Διάγραμμα 3.4 παρουσιάζεται η εξομάλυνση των τιμών της χρονοσειράς με τη μέθοδο του απλού κινητού μέσου -3 περιόδων για τους μήνες Απρίλιο έως Νοέμβριο και η πρόβλεψη των φορτώσεων για το μήνα Δεκέμβριο και με τη μέθοδο του απλού κινητού μέσου -5 περιόδων για τους μήνες Ιούνιο έως Νοέμβριο, καθώς και η πρόβλεψη των φορτώσεων για το μήνα Δεκέμβριο.



Διάγραμμα 3.4: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου του Απλού Κινητού Μέσου

Παράδειγμα 3.5

Αν θέλουμε να υπολογίσουμε τον απλό κινητό μέσο όρο τριών και πέντε περιόδων για τα δεδομένα του παραδείγματος 3.1 του απλού μέσου θα ισχύουν:

Πίνακας 3.16: Εβδομαδιαίες Πωλήσεις Δίσκων C.D.

Εβδομάδα	Πωλήσεις C.D. (σε τεμάχια)
1	230,00
2	240,00
3	250,00
4	245,00
5	265,00
6	250,00
7	255,00
8	250,00
9	260,00
10	265,00
11	

Σύμφωνα με τη σχέση (3.2) ο απλός κινητός μέσος - 3 περιόδων και - 5 περιόδων για την εβδομάδα 12 θα είναι αντίστοιχα:

$$F_{12} = \frac{Y_9 + Y_{10} + Y_{11}}{3} = \frac{260 + 265 + 270}{3} = \frac{795}{3} = 265$$

$$F_{12} = \frac{Y_7 + Y_8 + Y_9 + Y_{10} + Y_{11}}{5} = \frac{255 + 250 + 260 + 265 + 270}{5} = \frac{1.300}{5} = 260$$

Με τη χρήση του προγράμματος excel και της συνάρτησης AVERAGE, βρίσκουμε αντίστοιχα τον απλό κινητό μέσο – 3 περιόδων και – 5 περιόδων για το συγκεκριμένο παράδειγμα.

Πίνακας 3.17: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων

C13		=AVERAGE(B10:B12)		
	A	B	C	D
	Εβδομάδα	Πωλήσεις C.D. (σε τεμάχια)	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 5 περιόδων
1				
2	1	230,0		
3	2	240,0		
4	3	250,0		
5	4	245,0	240,0	
6	5	265,0	245,0	
7	6	250,0	253,3	246,0
8	7	255,0	253,3	250,0
9	8	250,0	256,7	253,0
10	9	260,0	251,7	253,0
11	10	265,0	255,0	256,0
12	11	270,0	258,3	256,0
13	12		265,0	260,0

Για τον απλό κινητό μέσο – 3 περιόδων για τις εβδομάδες 4 έως 12 εισάγουμε αντίστοιχα τους τύπους:

=AVERAGE(B2:B4) στο κελί C5

=AVERAGE(B3:B5) στο κελί C6

=AVERAGE(B4:B6) στο κελί C7

=AVERAGE(B5:B7) στο κελί C8

=AVERAGE(B6:B8) στο κελί C9

=AVERAGE(B7:B9) στο κελί C10

=AVERAGE(B8:B10) στο κελί C11

=AVERAGE(B9:B11) στο κελί C12

=AVERAGE(B10:B12) στο κελί C13

Για τον απλό κινητό μέσο – 5 περιόδων για τις εβδομάδες 6 έως 12 εισάγουμε αντίστοιχα τους τύπους:

=AVERAGE(B2:B6) στο κελί D7

=AVERAGE(B3:B7) στο κελί D8

=AVERAGE(B4:B8) στο κελί D9

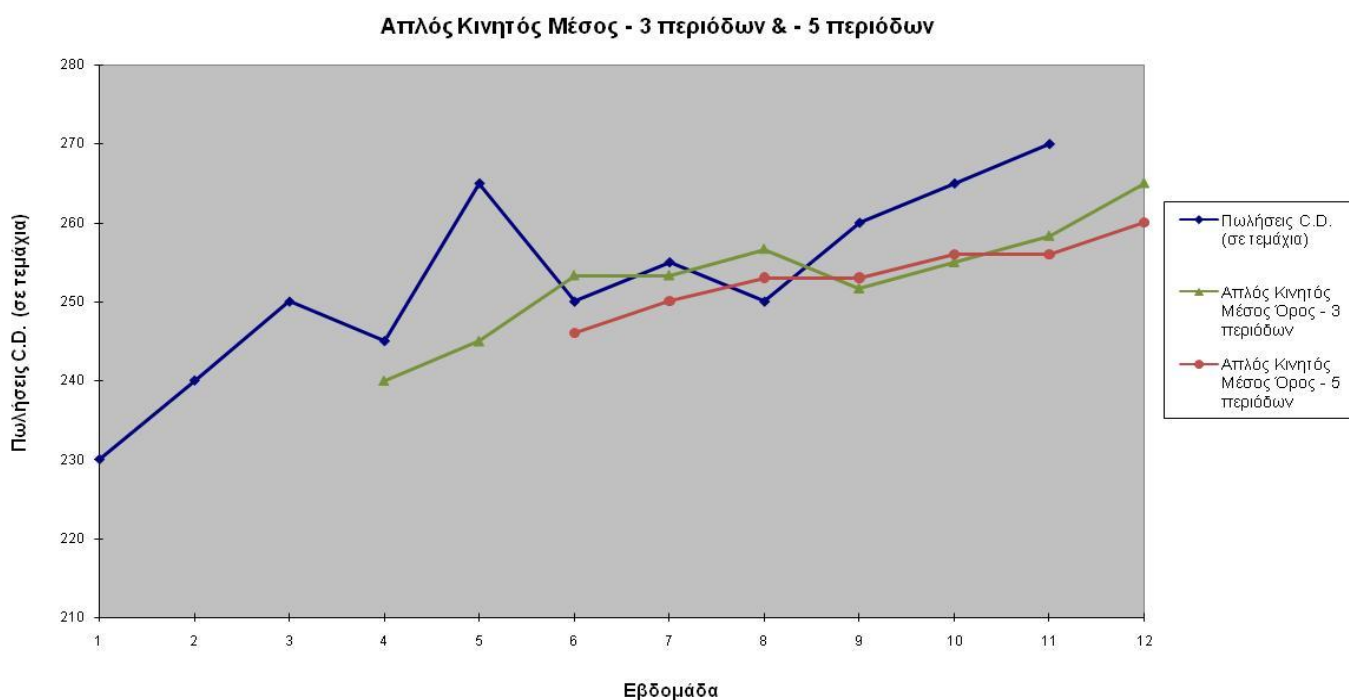
=AVERAGE(B5:B9) στο κελί D10

=AVERAGE(B6:B10) στο κελί D11

=AVERAGE(B7:B11) στο κελί D12

=AVERAGE(B8:B12) στο κελί D13

Στο παρακάτω Διάγραμμα 3.5 παρουσιάζεται η εξομάλυνση των τιμών της χρονοσειράς με τη μέθοδο του απλού κινητού μέσου -3 περιόδων για τις εβδομάδες 4 έως 11 και η πρόβλεψη των πωλήσεων C.D. για την εβδομάδα 12 και με τη μέθοδο του απλού κινητού μέσου -5 περιόδων για τις εβδομάδες 6 έως 11, καθώς και η πρόβλεψη των πωλήσεων για την εβδομάδα 12.



Διάγραμμα 3.5: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου του Απλού Κινητού Μέσου

Παράδειγμα 3.6

Αν θέλουμε να υπολογίσουμε τον απλό κινητό μέσο όρο τριών και πέντε περιόδων για τα δεδομένα του παραδείγματος 3.3 θα λάβουμε υπ' όψιν μόνο τις πωλήσεις των τριών τελευταίων διμήνων και των πέντε τελευταίων διμήνων αντίστοιχα.

Πίνακας 3.18: Δίμηνες Πωλήσεις Λατομείου (σε χιλιάδες τόνους)

	Δίμηνο	Πραγματικές Πωλήσεις (σε χιλιάδες τόνους)
1 ^ο	Ιανουάριος-Φεβρουάριος 2014	51
2 ^ο	Μάρτιος-Απρίλιος 2014	53
3 ^ο	Μάιος-Ιούνιος 2014	48
4 ^ο	Ιούλιος-Αύγουστος 2014	52
5 ^ο	Σεπτέμβριος-Οκτώβριος 2014	50
6 ^ο	Νοέμβριος-Δεκέμβριος 2014	

(Πηγή: Βαϊδάνης Μ. - Αρχές Διοίκησης και Οργάνωση Παραγωγής: Σημειώσεις Πρόβλεψης, 2005)

Άρα, ο απλός κινητός μέσος - 3 περιόδων και - 5 περιόδων για το 6^ο δίμηνο θα είναι αντίστοιχα:

$$F_6 = \frac{Y_3 + Y_4 + Y_5}{3} = \frac{48 + 52 + 50}{3} = \frac{150}{3} = 50$$

$$F_6 = \frac{Y_1 + Y_2 + Y_3 + Y_4 + Y_5}{5} = \frac{51 + 53 + 48 + 52 + 50}{5} = \frac{254}{5} = 50,8$$

Πίνακας 3.19: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων

	Δίμηνο	Πραγματικές Πωλήσεις (σε χιλιάδες τόνους)	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 5 περιόδων
1 ^ο	Ιανουάριος-Φεβρουάριος 2014	51,0		
2 ^ο	Μάρτιος-Απρίλιος 2014	53,0		
3 ^ο	Μάιος-Ιούνιος 2014	48,0		
4 ^ο	Ιούλιος-Αύγουστος 2014	52,0	50,7	
5 ^ο	Σεπτέμβριος-Οκτώβριος 2014	50,0	51,0	
6 ^ο	Νοέμβριος-Δεκέμβριος 2014		50,0	50,8

Κάθε φορά που παίρνουμε καινούργια δεδομένα (π.χ. αν οι πωλήσεις για το 6ο δίμηνο ήταν 49 χιλ. τόνοι) λαμβάνουμε πλέον αυτά υπ' όψιν και δεν συνυπολογίζουμε την παλαιότερη περίοδο. Έτσι, όταν γίνουν διαθέσιμα τα πραγματικά στοιχεία για το 6^ο δίμηνο, τότε για $n = 3$ θα χρησιμοποιήσουμε τα στοιχεία του 4^{ου}, 5^{ου} και 6^{ου} διμήνου, μη λαμβάνοντας πλέον υπ' όψιν το 3^ο και για $n = 5$ θα

χρησιμοποιήσουμε τα στοιχεία του 2^{ου}, 3^{ου}, 4^{ου}, 5^{ου} και 6^{ου} διμήνου, μη λαμβάνοντας πλέον υπ' όψιν το 1^ο κ.ο.κ. Για το λόγο αυτό άλλωστε λέμε ότι ο μέσος όρος είναι «κινητός».

$$F_7 = \frac{Y_4 + Y_5 + Y_6}{3} = \frac{52 + 50 + 49}{3} = \frac{151}{3} = 50,3$$

$$F_7 = \frac{Y_2 + Y_3 + Y_4 + Y_5 + Y_6}{5} = \frac{53 + 48 + 52 + 50 + 49}{5} = \frac{252}{5} = 50,4$$

Ομοίως αν οι πραγματικές πωλήσεις για το 7ο δίμηνο ήταν 51 χιλ. τόνοι, τότε αντίστοιχα για το 8ο η πρόβλεψη θα είναι:

$$F_8 = \frac{Y_5 + Y_6 + Y_7}{3} = \frac{50 + 49 + 51}{3} = \frac{150}{3} = 50$$

$$F_8 = \frac{Y_3 + Y_4 + Y_5 + Y_6 + Y_7}{5} = \frac{48 + 52 + 50 + 49 + 51}{5} = \frac{250}{5} = 50$$

Με τη χρήση του προγράμματος excel και της συνάρτησης AVERAGE, βρίσκουμε αντίστοιχα τον απλό κινητό μέσο - 3 περιόδων και - 5 περιόδων για το συγκεκριμένο παράδειγμα.

Πίνακας 3.20: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων

D9		f _{xc}		=AVERAGE(C6:C8)	
	A	B	C	D	E
1		Δίμηνο	Πραγματικές Πωλήσεις (σε χιλιάδες τόνους)	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 5 περιόδων
2	1 ^ο	Ιανουάριος-Φεβρουάριος 2014	51,0		
3	2 ^ο	Μάρτιος-Απρίλιος 2014	53,0		
4	3 ^ο	Μάιος-Ιούνιος 2014	48,0		
5	4 ^ο	Ιούλιος-Αύγουστος 2014	52,0	50,7	
6	5 ^ο	Σεπτέμβριος-Οκτώβριος 2014	50,0	51,0	
7	6 ^ο	Νοέμβριος-Δεκέμβριος 2014	49,0	50,0	50,8
8	7 ^ο	Ιανουάριος-Φεβρουάριος 2015	51,0	50,3	50,4
9	8 ^ο	Μάρτιος-Απρίλιος 2015		50,0	50,0

Για τον απλό κινητό μέσο - 3 περιόδων για το 4^ο δίμηνο έως το 8^ο δίμηνο εισάγουμε αντίστοιχα τους τύπους:

=AVERAGE(C2:C4) στο κελί D5

=AVERAGE(C3:C5) στο κελί D6

=AVERAGE(C4:C6) στο κελί D7

=AVERAGE(C5:C7) στο κελί D8

=AVERAGE(C6:C8) στο κελί D9

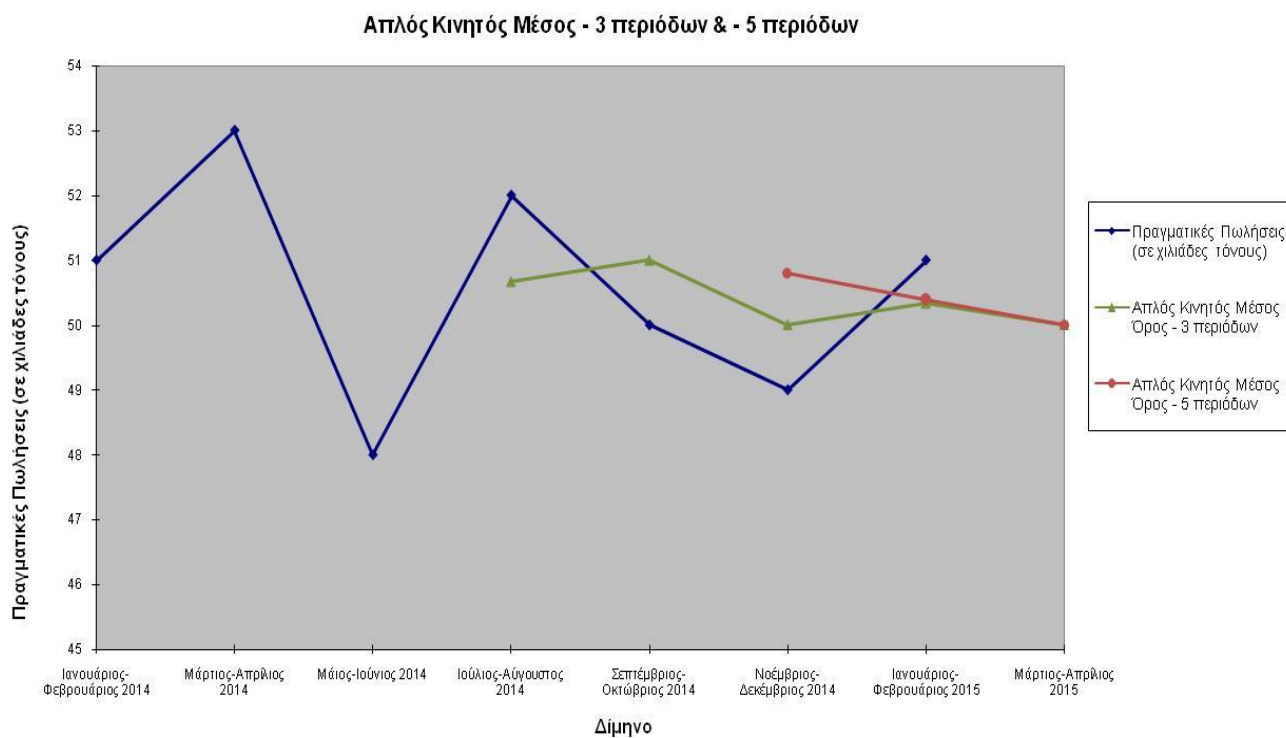
Για τον απλό κινητό μέσο – 5 περιόδων για το 6^ο δίμηνο έως το 8^ο δίμηνο εισάγουμε αντίστοιχα τους τύπους:

=AVERAGE(C2:C6) στο κελί E7

=AVERAGE(C3:C7) στο κελί E8

=AVERAGE(C4:C8) στο κελί E9

Το 6^ο παράδειγμα συνοψίζεται στο παρακάτω Διάγραμμα 3.6:



Διάγραμμα 3.6: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου του Απλού Κινητού Μέσου

3.1.3 ΑΠΛΟΣ ΣΤΑΘΜΙΚΟΣ ΚΙΝΗΤΟΣ ΜΕΣΟΣ ΌΡΟΣ (WEIGHTED MOVING AVERAGE)

Μία παραλλαγή της μεθόδου του απλού κινητού μέσου είναι αυτή του απλού σταθμικού κινητού μέσου. Πιο συγκεκριμένα, η πρόβλεψή μας για την επόμενη περίοδο δίνεται από τη σχέση:

$$F_{t+1} = w_1 Y_t + w_2 Y_{t-1} + \dots + w_k Y_{t-k+1} \quad (3.3)$$

Όπου w_1, w_2, \dots, w_k είναι οι συντελεστές στάθμισης των k τιμών της χρονοσειράς, που το άθροισμά τους ισούται με τη μονάδα. Στην περίπτωση που οι συντελεστές στάθμισης είναι ίσοι με $1/k$, η μέθοδος είναι ισοδύναμη με αυτή του απλού κινητού μέσου k περιόδων. Οι τιμές της ζήτησης προηγούμενων χρονικών περιόδων που συμμετέχουν στον υπολογισμό του μέσου όρου έχουν διαφορετική βαρύτητα, σε αντίθεση με τη μέθοδο του απλού κινητού μέσου, που χρησιμοποιείται η ίδια βαρύτητα σε κάθε παρατήρηση. Το άθροισμα όλων των σταθμίσεων θα πρέπει να ισούται με την τιμή 1.

Συνήθως, χαμηλότερη βαρύτητα ακολουθούν οι παλαιότερες χρονικές περιόδου και μεγαλύτερη οι πιο πρόσφατες στην υπό εξέταση περίοδο πρόβλεψης. Οι συντελεστές βαρύτητας ακολουθούν προοδευτική μείωση όσο κινούμαστε πίσω στο παρελθόν και το αντίστροφο. Έτσι, γίνεται καλύτερη αποτύπωση του πρόσφατου παρελθόντος όταν υπάρχουν συγκεκριμένες αυξητικές τάσεις ή τάσεις μείωσης και δεν υπάρχει αλλοίωση σε μεγάλο βαθμό από πολύ προγενέστερες τιμές της ζήτησης.

Χρησιμοποιώντας τα δεδομένα των παραδειγμάτων 3.4, 3.5 & 3.6 που παρατηρήσαμε για τον απλό κινητό μέσο θα προκύψουν αντιστοίχως τα παρακάτω για τον σταθμικό μέσο.

Παράδειγμα 3.7

Στον παρακάτω Πίνακα 3.21 ακολουθούν οι μηνιαίες παρατηρηθείσες φορτώσεις για εισαγωγή ηλεκτρικών εξαρτημάτων (ανοιχτήρι κονσέρβας) από τα δεδομένα του Παραδείγματος 3.4:

Πίνακας 3.21: Μηνιαίες Φορτώσεις Εισαγωγής Ηλεκτρικών Εξαρτημάτων

ΠΕΡΙΟΔΟΣ	Παρατηρηθείσες Τιμές (Φορτώσεις)
ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ	200,0
ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ	135,0
ΜΑΡΤΙΟΣ	195,0
ΑΠΡΙΛΙΟΣ	197,5
ΜΑΙΟΣ	310,0
ΙΟΥΝΙΟΣ	175,0
ΙΟΥΛΙΟΣ	155,0
ΑΥΓΟΥΣΤΟΣ	130,0
ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ	220,0
ΟΚΤΩΒΡΙΟΣ	277,0
ΝΟΕΜΒΡΙΟΣ	235,0
ΔΕΚΕΜΒΡΙΟΣ	

Στον παρακάτω Πίνακα 3.22, ο Απλός Σταθμικός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων στην τρίτη στήλη βασίζεται στο άθροισμα του γινομένου των τιμών των παρατηρηθεισών τιμών (φορτώσεων) του τρέχοντος μηνός και των δύο προηγούμενων με τις αντίστοιχες βαρύτητες. Για παράδειγμα, στη περίοδο Απριλίου, η τιμή 175,0 είναι το άθροισμα του γινομένου των παρατηρήσεων των περιόδων Ιανουαρίου, Φεβρουαρίου και Μαρτίου με τις αντίστοιχες βαρύτητες w_1 , w_2 και w_3 . Ο συγκεκριμένος σταθμικός κινητός μέσος θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί ως πρόβλεψη για τον μήνα Απρίλιο.

Πίνακας 3.22: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού σταθμικού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων

ΠΕΡΙΟΔΟΣ	Παρατηρηθείσες Τιμές (Φορτώσεις)	Απλός Σταθμικός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων	Απλός Σταθμικός Κινητός Μέσος Όρος - 5 περιόδων
ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ	200,0		
ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ	135,0		
ΜΑΡΤΙΟΣ	195,0		
ΑΠΡΙΛΙΟΣ	197,5	175,0	
ΜΑΙΟΣ	310,0	184,1	
ΙΟΥΝΙΟΣ	175,0	247,6	227,4
ΙΟΥΛΙΟΣ	155,0	226,8	204,3
ΑΥΓΟΥΣΤΟΣ	130,0	193,0	198,1
ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ	220,0	147,8	178,2
ΟΚΤΩΒΡΙΟΣ	277,0	175,5	194,4
ΝΟΕΜΒΡΙΟΣ	235,0	227,7	208,6
ΔΕΚΕΜΒΡΙΟΣ		246,7	215,4

W1	0,20	W1	0,12
W2	0,35	W2	0,15
W3	0,45	W3	0,18
		W4	0,20
		W5	0,35

Η τελευταία τιμή στην τρίτη στήλη, 246,7 είναι το άθροισμα του γινομένου των περιόδων Σεπτεμβρίου, Οκτωβρίου και Νοεμβρίου με τις αντίστοιχες βαρύτητες w_1 , w_2 και w_3 και μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως πρόβλεψη για τον μήνα Δεκέμβριο. Αντιστοίχως, στην τέταρτη στήλη, η τιμή 227,4 είναι το άθροισμα του γινομένου των παρατηρηθεισών τιμών για τις περιόδους Ιανουαρίου, Φεβρουαρίου, Μαρτίου, Απριλίου και Μαΐου με τις αντίστοιχες βαρύτητες w_1 , w_2 , w_3 , w_4 και w_5 . Η συγκεκριμένη τιμή μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως πρόβλεψη για τον μήνα Ιούνιο. Η τελευταία εγγραφή στην τέταρτη στήλη, 215,4, είναι το άθροισμα του γινομένου των περιόδων Ιουλίου, Αυγούστου, Σεπτεμβρίου, Οκτωβρίου και Νοεμβρίου Μαΐου με τις αντίστοιχες βαρύτητες w_1 , w_2 , w_3 , w_4 και w_5 και μπορεί να αντιπροσωπεύσει την πρόβλεψη για τον μήνα Δεκέμβριο.

Σύμφωνα με τη σχέση (3.3) απλός σταθμικός κινητός μέσος - 3 περιόδων και - 5 περιόδων για τον Δεκέμβριο θα είναι αντίστοιχα:

$$F_{12} = Y_9 w_1 + Y_{10} w_2 + Y_{11} w_3 = 40 + 47,25 + 87,75 = 175$$

$$F_{12} = Y_7 w_1 + Y_8 w_2 + Y_9 w_3 + Y_{10} w_4 + Y_{11} w_5 = 18,6 + 19,5 + 39,6 + 55,4 + 82,3 = 215,4$$

Με τη χρήση του προγράμματος excel και της συνάρτησης SUMPRODUCT, βρίσκουμε αντίστοιχα τον απλό σταθμικό κινητό μέσο – 3 περιόδων και – 5 περιόδων για το συγκεκριμένο παράδειγμα.

Πίνακας 3.23: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού σταθμικού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων

C13 f_x =SUMPRODUCT(B10:B12; \$B\$16:\$B\$18)				
	A	B	C	D
1	ΠΕΡΙΟΔΟΣ	Παρατηρηθείσες Τιμές (Φορτώσεις)	Απλός Σταθμικός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων	Απλός Σταθμικός Κινητός Μέσος Όρος - 5 περιόδων
2	ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ	200,0		
3	ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ	135,0		
4	ΜΑΡΤΙΟΣ	195,0		
5	ΑΠΡΙΛΙΟΣ	197,5	175,0	
6	ΜΑΙΟΣ	310,0	184,1	
7	ΙΟΥΝΙΟΣ	175,0	247,6	227,4
8	ΙΟΥΛΙΟΣ	155,0	226,8	204,3
9	ΑΥΓΟΥΣΤΟΣ	130,0	193,0	198,1
10	ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ	220,0	147,8	178,2
11	ΟΚΤΩΒΡΙΟΣ	277,0	175,5	194,4
12	ΝΟΕΜΒΡΙΟΣ	235,0	227,7	208,6
13	ΔΕΚΕΜΒΡΙΟΣ		246,7	215,4
14				
15				
16	W1	0,20	W1	0,12
17	W2	0,35	W2	0,15
18	W3	0,45	W3	0,18
19			W4	0,20
20			W5	0,35

Για τον απλό σταθμικό κινητό μέσο – 3 περιόδων για τους μήνες Απρίλιο έως Δεκέμβριο εισάγουμε αντίστοιχα τους τύπους:

=SUMPRODUCT(B2:B4;\$B\$16:\$B\$18) στο κελί C5

=SUMPRODUCT(B3:B5;\$B\$16:\$B\$18) στο κελί C6

=SUMPRODUCT(B4:B6;\$B\$16:\$B\$18) στο κελί C7

=SUMPRODUCT(B5:B7;\$B\$16:\$B\$18) στο κελί C8

=SUMPRODUCT(B6:B8;\$B\$16:\$B\$18) στο κελί C9

=SUMPRODUCT(B7:B9;\$B\$16:\$B\$18) στο κελί C10

=SUMPRODUCT(B8:B10;\$B\$16:\$B\$18) στο κελί C11

=SUMPRODUCT(B9:B11;\$B\$16:\$B\$18) στο κελί C12

=SUMPRODUCT(B10:B12;\$B\$16:\$B\$18) στο κελί C13

Για τον απλό σταθμικό κινητό μέσο – 5 περιόδων για τους μήνες Ιούνιο έως Δεκέμβριο εισάγουμε αντίστοιχα τους τύπους:

=SUMPRODUCT(B2:B6;\$D\$16:\$D\$20) στο κελί D7

=SUMPRODUCT(B3:B7;\$D\$16:\$D\$20) στο κελί D8

=SUMPRODUCT(B4:B8;\$D\$16:\$D\$20) στο κελί D9

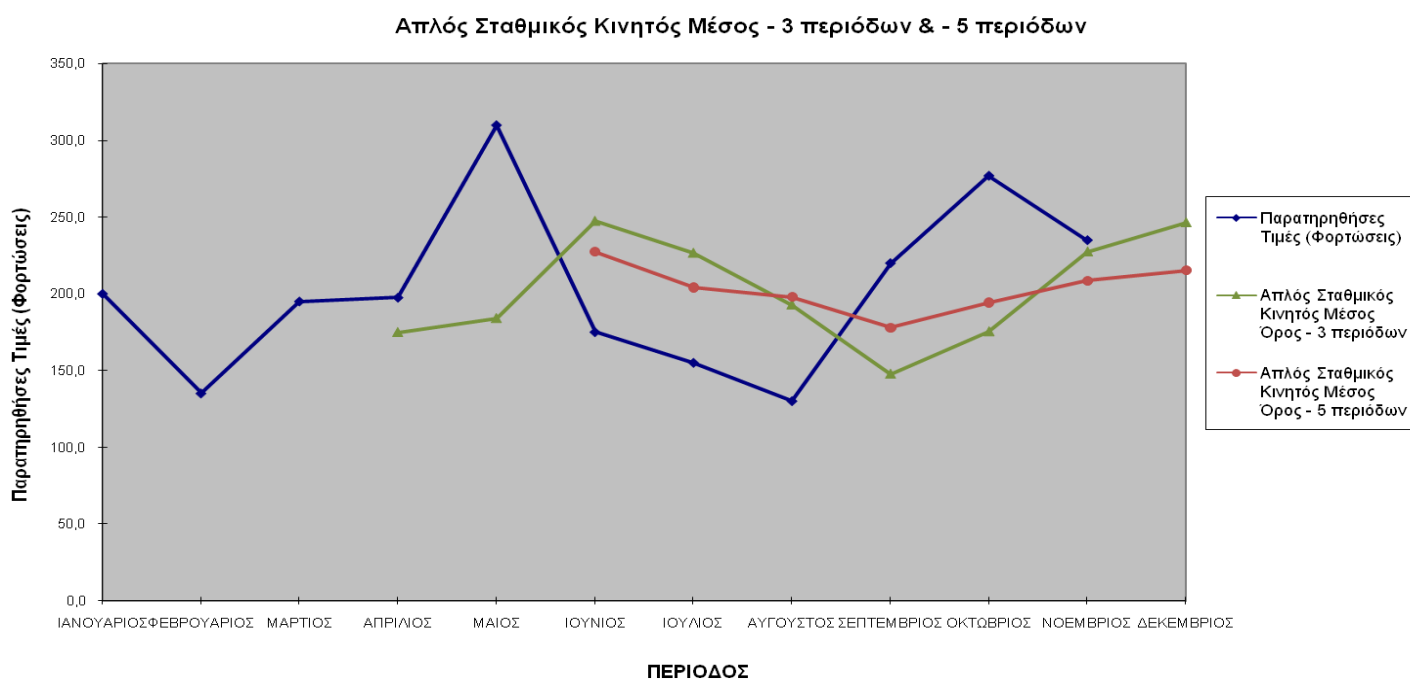
=SUMPRODUCT(B5:B9;\$D\$16:\$D\$20) στο κελί D10

=SUMPRODUCT(B6:B10;\$D\$16:\$D\$20) στο κελί D11

=SUMPRODUCT(B7:B11;\$D\$16:\$D\$20) στο κελί D12

=SUMPRODUCT(B8:B12;\$D\$16:\$D\$20) στο κελί D13

Στο παρακάτω Διάγραμμα 3.7 παρουσιάζεται η εξομάλυνση των τιμών της χρονοσειράς με τη μέθοδο του απλού σταθμικού κινητού μέσου -3 περιόδων για τους μήνες Απρίλιο έως Νοέμβριο και η πρόβλεψη των φορτώσεων για το μήνα Δεκέμβριο και με τη μέθοδο του απλού σταθμικού κινητού μέσου -5 περιόδων για τους μήνες Ιούνιο έως Νοέμβριο, καθώς και η πρόβλεψη των φορτώσεων για το μήνα Δεκέμβριο.



Διάγραμμα 3.7: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου του Απλού Σταθμικού Κινητού Μέσου όρου -3 και -5 περιόδων

Παράδειγμα 3.8

Αν θέλουμε να υπολογίσουμε τον απλό σταθμικό κινητό μέσο όρο τριών και πέντε περιόδων για τα δεδομένα του παραδείγματος 3.1 του απλού μέσου θα ισχύουν:

Πίνακας 3.24: Εβδομαδιαίες Πωλήσεις Δίσκων C.D.

Εβδομάδα	Πωλήσεις C.D. (σε τεμάχια)
1	230,00
2	240,00
3	250,00
4	245,00
5	265,00
6	250,00
7	255,00
8	250,00
9	260,00
10	265,00
11	270,00

Σύμφωνα με τη σχέση (3.3) ο απλός σταθμικός κινητός μέσος – 3 περιόδων και – 5 περιόδων για την εβδομάδα 12 θα είναι αντίστοιχα:

$$F_{12} = Y_9 w_1 + Y_{10} w_2 + Y_{11} w_3 = 52 + 92,8 + 121,5 = 266,3$$

$$F_{12} = Y_7 w_1 + Y_8 w_2 + Y_9 w_3 + Y_{10} w_4 + Y_{11} w_5 = 30,6 + 37,5 + 46,8 + 53 + 94,5 = 262,4$$

Με τη χρήση του προγράμματος excel και της συνάρτησης SUMPRODUCT, βρίσκουμε αντίστοιχα τον απλό σταθμικό κινητό μέσο – 3 περιόδων και – 5 περιόδων για το συγκεκριμένο παράδειγμα.

Πίνακας 3.25: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού σταθμικού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων

C13 f_{x} =SUMPRODUCT(B10:B12;\$B\$16:\$B\$18)				
	A	B	C	D
			Απλός Σταθμικός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων	Απλός Σταθμικός Κινητός Μέσος Όρος - 5 περιόδων
1	Εβδομάδα	Πωλήσεις C.D. (σε τεμάχια)		
2	1	230,0		
3	2	240,0		
4	3	250,0		
5	4	245,0	242,5	
6	5	265,0	245,8	
7	6	250,0	255,0	250,4
8	7	255,0	254,3	250,9
9	8	250,0	255,3	253,7
10	9	260,0	251,8	252,7
11	10	265,0	255,5	256,2
12	11	270,0	260,3	258,0
13	12		266,3	262,4
14				
15				
16	W1	0,20	W1	0,12
17	W2	0,35	W2	0,15
18	W3	0,45	W3	0,18
19			W4	0,20
20			W5	0,35

Για τον απλό σταθμικό κινητό μέσο – 3 περιόδων για τις εβδομάδες 4 έως 12 εισάγουμε αντίστοιχα τους τύπους:

=SUMPRODUCT(B2:B4;\$B\$16:\$B\$18) στο κελί C5

=SUMPRODUCT(B3:B5;\$B\$16:\$B\$18) στο κελί C6

=SUMPRODUCT(B4:B6;\$B\$16:\$B\$18) στο κελί C7

=SUMPRODUCT(B5:B7;\$B\$16:\$B\$18) στο κελί C8

=SUMPRODUCT(B6:B8;\$B\$16:\$B\$18) στο κελί C9

=SUMPRODUCT(B7:B9;\$B\$16:\$B\$18) στο κελί C10

=SUMPRODUCT(B8:B10;\$B\$16:\$B\$18) στο κελί C11

=SUMPRODUCT(B9:B11;\$B\$16:\$B\$18) στο κελί C12

=SUMPRODUCT(B10:B12;\$B\$16:\$B\$18) στο κελί C13

Για τον απλό σταθμικό κινητό μέσο – 5 περιόδων για τις εβδομάδες 6 έως 12 εισάγουμε αντίστοιχα τους τύπους:

=SUMPRODUCT(B2:B6;\$D\$16:\$D\$20) στο κελί D7

=SUMPRODUCT(B3:B7;\$D\$16:\$D\$20) στο κελί D8

=SUMPRODUCT(B4:B8;\$D\$16:\$D\$20) στο κελί D9

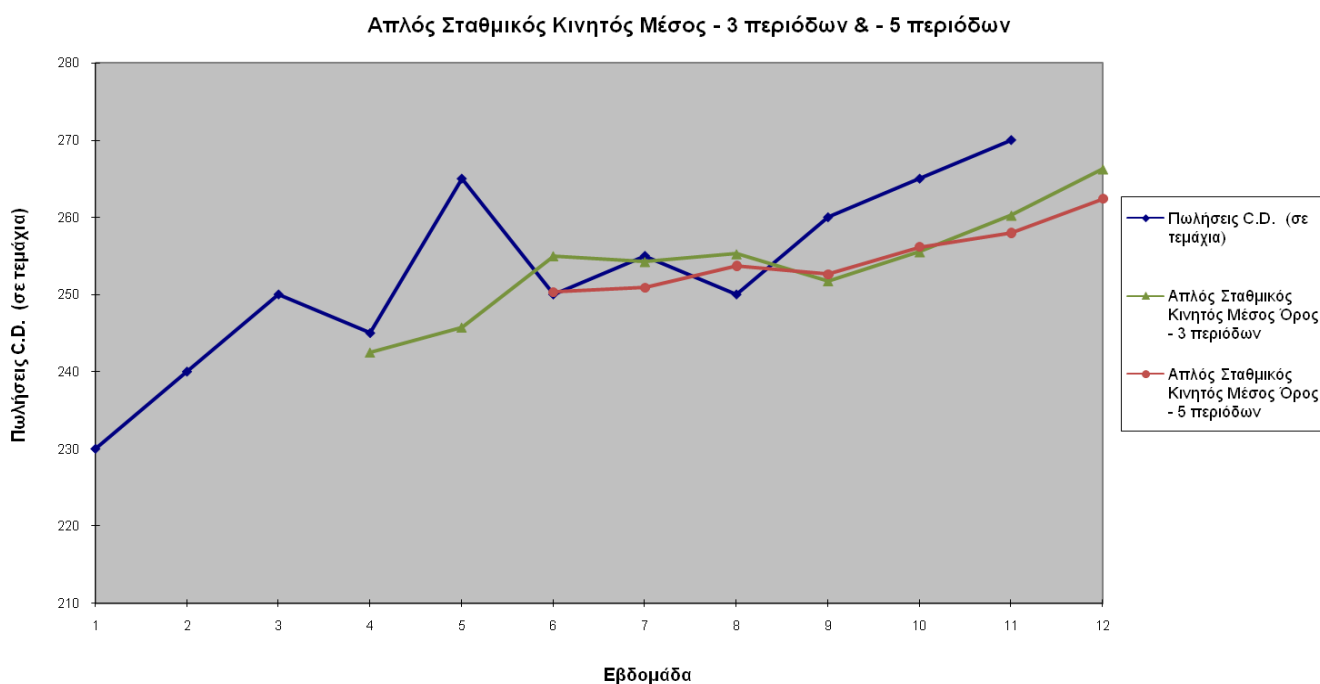
=SUMPRODUCT(B5:B9;\$D\$16:\$D\$20) στο κελί D10

=SUMPRODUCT(B6:B10;\$D\$16:\$D\$20) στο κελί D11

=SUMPRODUCT(B7:B11;\$D\$16:\$D\$20) στο κελί D12

=SUMPRODUCT(B8:B12;\$D\$16:\$D\$20) στο κελί D13

Στο παρακάτω Διάγραμμα 3.8 παρουσιάζεται η εξομάλυνση των τιμών της χρονοσειράς με τη μέθοδο του απλού σταθμικού κινητού μέσου -3 περιόδων για τις εβδομάδες 4 έως 11 και η πρόβλεψη των πωλήσεων C.D. για την εβδομάδα 12 και με τη μέθοδο του απλού σταθμικού κινητού μέσου -5 περιόδων για τις εβδομάδες 6 έως 11, καθώς και η πρόβλεψη των πωλήσεων για την εβδομάδα 12.



Διάγραμμα 3.8: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου του Απλού Σταθμικού Κινητού Μέσου όρου -3 και -5 περιόδων

Παράδειγμα 3.9

Αν θέλουμε να υπολογίσουμε τον απλό σταθμικό κινητό μέσο όρο τριών και πέντε περιόδων για τα δεδομένα του παραδείγματος 3.3 θα λάβουμε υπ' όψιν μόνο τις πωλήσεις των τριών τελευταίων διμήνων και των πέντε τελευταίων διμήνων αντίστοιχα.

Πίνακας 3.26: Δίμηνες Πωλήσεις Λατομείου (σε χιλιάδες τόνους)

	Δίμηνο	Πραγματικές Πωλήσεις (σε χιλιάδες τόνους)
1 ^ο	Ιανουάριος-Φεβρουάριος 2014	51
2 ^ο	Μάρτιος-Απρίλιος 2014	53
3 ^ο	Μάιος-Ιούνιος 2014	48
4 ^ο	Ιούλιος-Αύγουστος 2014	52
5 ^ο	Σεπτέμβριος-Οκτώβριος 2014	50
6 ^ο	Νοέμβριος-Δεκέμβριος 2014	

(Πηγή: Βαϊδάνης Μ. - Αρχές Διοίκησης και Οργάνωση Παραγωγής: Σημειώσεις Πρόβλεψης, 2005)

Άρα, ο απλός σταθμικός κινητός μέσος – 3 περιόδων και – 5 περιόδων για το 6^ο δίμηνο θα είναι αντίστοιχα:

$$F_6 = Y_3 w_1 + Y_4 w_2 + Y_5 w_3 = 9,6 + 18,2 + 22,5 = 50,3$$

$$F_6 = Y_1 w_1 + Y_2 w_2 + Y_3 w_3 + Y_4 w_4 + Y_5 w_5 = 6,1 + 8,0 + 8,6 + 10,4 + 17,5 = 50,6$$

Πίνακας 3.27: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού σταθμικού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων

	Δίμηνο	Πραγματικές Πωλήσεις (σε χιλιάδες τόνους)	Απλός Σταθμικός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων	Απλός Σταθμικός Κινητός Μέσος Όρος - 5 περιόδων
1 ^ο	Ιανουάριος-Φεβρουάριος 2014	51		
2 ^ο	Μάρτιος-Απρίλιος 2014	53		
3 ^ο	Μάιος-Ιούνιος 2014	48		
4 ^ο	Ιούλιος-Αύγουστος 2014	52	50,4	
5 ^ο	Σεπτέμβριος-Οκτώβριος 2014	50	50,8	
6 ^ο	Νοέμβριος-Δεκέμβριος 2014	49	50,3	50,6

W1	0,2	W1	0,12
W2	0,35	W2	0,15
W3	0,45	W3	0,18
		W4	0,2
		W5	0,35

Κάθε φορά που παίρνουμε καινούργια δεδομένα (π.χ. αν οι πωλήσεις για το 6ο δίμηνο ήταν 49 χιλ. τόνοι) λαμβάνουμε πλέον αυτά υπ' όψιν και δεν συνυπολογίζουμε την παλαιότερη περίοδο. Έτσι, όταν γίνουν διαθέσιμα τα πραγματικά στοιχεία για το 6^ο δίμηνο, τότε για $n = 3$ θα χρησιμοποιήσουμε τα στοιχεία του 4^{ου}, 5^{ου} και 6^{ου} διμήνου, μη λαμβάνοντας πλέον υπ' όψιν το 3^ο και για $n = 5$ θα χρησιμοποιήσουμε τα στοιχεία του 2^{ου}, 3^{ου}, 4^{ου}, 5^{ου} και 6^{ου} διμήνου, μη λαμβάνοντας πλέον υπ' όψιν το 1^ο κ.ο.κ.

$$F_7 = Y_4 w_1 + Y_5 w_2 + Y_6 w_3 = 10,4 + 17,5 + 22,1 = 50,0$$

$$F_7 = Y_2 w_1 + Y_3 w_2 + Y_4 w_3 + Y_5 w_4 + Y_6 w_5 = 6,4 + 7,2 + 9,4 + 10,0 + 17,2 = 50,1$$

Ομοίως αν η πραγματικές πωλήσεις για το 7ο δίμηνο ήταν 51 χιλ. τόνοι, τότε αντίστοιχα για το 8^ο δίμηνο η πρόβλεψη θα είναι:

$$F_8 = Y_5 w_1 + Y_6 w_2 + Y_7 w_3 = 10,0 + 17,2 + 23,0 = 50,1$$

$$F_8 = Y_3 w_1 + Y_4 w_2 + Y_5 w_3 + Y_6 w_4 + Y_7 w_5 = 5,8 + 7,8 + 9,0 + 9,8 + 17,9 = 50,2$$

Με τη χρήση του προγράμματος excel και της συνάρτησης SUMPRODUCT, βρίσκουμε αντίστοιχα τον απλό σταθμικό κινητό μέσο - 3 περιόδων και - 5 περιόδων για το συγκεκριμένο παράδειγμα.

Πίνακας 3.28: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού σταθμικού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων

D9		=SUMPRODUCT(C6:C8;C\$12:C\$14)			
	A	B	C	D	E
		Δίμηνο	Πραγματικές Πωλήσεις (σε χιλιάδες τόνους)	Απλός Σταθμικός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων	Απλός Σταθμικός Κινητός Μέσος Όρος - 5 περιόδων
1					
2	1 ^ο	Ιανουάριος-Φεβρουάριος 2014	51		
3	2 ^ο	Μάρτιος-Απρίλιος 2014	53		
4	3 ^ο	Μάιος-Ιούνιος 2014	48		
5	4 ^ο	Ιούλιος-Αύγουστος 2014	52	50,4	
6	5 ^ο	Σεπτέμβριος-Οκτώβριος 2014	50	50,8	
7	6 ^ο	Νοέμβριος-Δεκέμβριος 2014	49	50,3	50,6
8	7 ^ο	Ιανουάριος-Φεβρουάριος 2015	51	50,0	50,1
9	8 ^ο	Μάρτιος-Απρίλιος 2015		50,1	50,2
10					
11					
12		W1	0,2	W1	0,12
13		W2	0,35	W2	0,15
14		W3	0,45	W3	0,18
15				W4	0,2
16				W5	0,35

Για τον απλό σταθμικό κινητό μέσο – 3 περιόδων για το 4^ο δίμηνο έως το 8^ο δίμηνο εισάγουμε αντίστοιχα τους τύπους:

=SUMPRODUCT(C2:C4;\$C\$12:\$C\$14) στο κελί D5

=SUMPRODUCT(C3:C5;\$C\$12:\$C\$14) στο κελί D6

=SUMPRODUCT(C4:C6;\$C\$12:\$C\$14) στο κελί D7

=SUMPRODUCT(C5:C7;\$C\$12:\$C\$14) στο κελί D8

=SUMPRODUCT(C6:C8;\$C\$12:\$C\$14) στο κελί D9

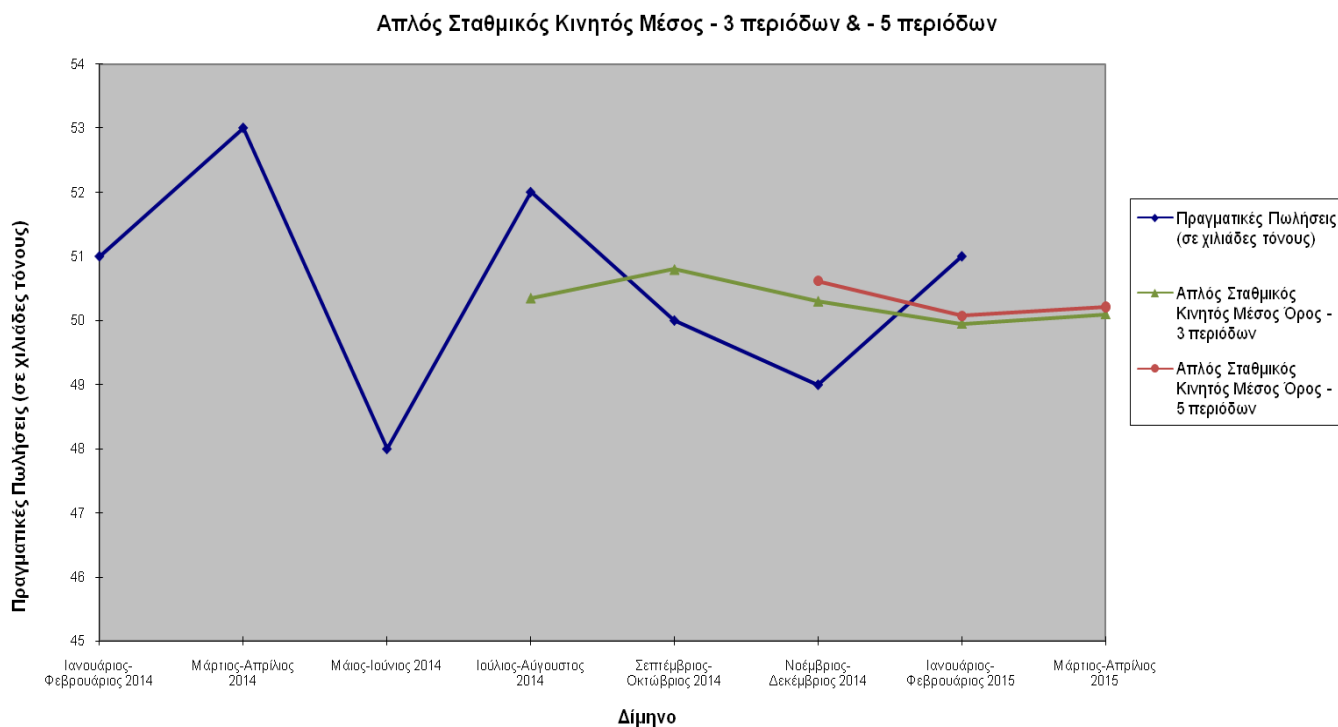
Για τον απλό σταθμικό κινητό μέσο – 5 περιόδων για το 6^ο δίμηνο έως το 8^ο δίμηνο εισάγουμε αντίστοιχα τους τύπους:

=SUMPRODUCT(C2:C6;\$E\$12:\$E\$16) στο κελί E7

=SUMPRODUCT(C3:C7;\$E\$12:\$E\$16) στο κελί E8

=SUMPRODUCT(C4:C8;\$E\$12:\$E\$16) στο κελί E9

Το Παράδειγμα 3.9 συνοψίζεται στο παρακάτω Διάγραμμα 3.9:



Διάγραμμα 3.9: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου του Απλού Σταθμικού Κινητού Μέσου όρου -3 και -5 περιόδων

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΑΠΛΗ ΕΚΘΕΤΙΚΗ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗ (SINGLE EXPONENTIAL SMOOTHING)

Η μέθοδος του κινητού μέσου όρου έχει δεχθεί πολλές κριτικές που οφείλονται κυρίως σε δύο παράγοντες. Κύριος παράγοντας αποτελεί το γεγονός ότι για την εύρεση της πρόβλεψης μέσω αυτής της μεθόδου στηριζόμαστε στις παρελθούσες n παρατηρήσεις του δείγματος, όπου σε περιπτώσεις μεγάλου αριθμού μεγεθών (μεταβλητών), τα δεδομένα μπορούν να καλύψουν τεράστιο αποθηκευτικό χώρο. Επιπλέον, δεν γίνεται χρήση διαφορετικής βαρύτητας σε κάθε παρατήρηση, ανεξάρτητα από το πόσο κοντά ή μακριά βρίσκεται σε σχέση με την προβλεπόμενη περίοδο ή πόσο σημαντική είναι. Συνήθως, όπως αναφέραμε και παραπάνω, οι πληροφορίες των πιο πρόσφατων παρατηρήσεων είναι μεγαλύτερης σπουδαιότητας και είναι σημαντικό να αποδοθεί μεγαλύτερη στάθμιση στις συγκεκριμένες παρατηρήσεις.

Το πρόβλημα αυτό μπορεί να αντιμετωπιστεί με τη μέθοδο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης (simple exponential smoothing), η οποία αποτελεί ουσιαστικά προέκταση της μεθόδου του Σταθμικού Μέσου Όρου. Σύμφωνα με τη συγκεκριμένη μέθοδο, οι προβλέψεις δημιουργούνται με βάση κάποιο σταθμικό μέσο όρο, έτσι ώστε να δίνεται διαφορετική βαρύτητα σε κάθε παρατήρηση. Συγκεκριμένα, με τη μέθοδο αυτή δίνεται πολύ μεγαλύτερη βαρύτητα στις πιο πρόσφατες παρατηρήσεις, από αυτή που δίνεται στις πιο απομακρυσμένες. Επιπλέον, απλοποιεί τους υπολογισμούς πρόβλεψης και χρειάζεται μικρό αριθμό παρατηρήσεων για να κάνει προβλέψεις, συνεπώς και λιγότερο κόστος. Αποτελεί την καλύτερη μέθοδο για βραχυπρόθεσμες προβλέψεις.

Η πρόβλεψη της εκθετικής εξομάλυνσης προκύπτει από τον παρακάτω τύπο:

$$F_t = F_{t-1} + \alpha (D_{t-1} - F_{t-1}) \quad (4.1)$$

όπου, F_{t-1} : η πρόβλεψη της προηγούμενης περιόδου

D_{t-1} : η πραγματική ζήτηση της προηγούμενης περιόδου

α : η σταθερά εξομάλυνσης

Ο όρος εξομάλυνση δηλώνει ότι η συμμετοχή κάθε προηγούμενης παρατήρησης μειώνεται κατά $(1 - \alpha)$. Αυτό φαίνεται αν προεκτείνουμε τον τύπο (4) θέτοντας:

$$F_{t-1} = F_{t-2} + \alpha (D_{t-2} - F_{t-2}) \Rightarrow F_{t-1} = \alpha D_{t-2} + (1 - \alpha) F_{t-2}$$

$$\text{και } F_{t-2} = \alpha D_{t-3} + (1 - \alpha) F_{t-3}$$

Επομένως,

$$\begin{aligned} F_t &= \alpha D_{t-1} + (1 - \alpha) F_{t-1} = \\ &= \alpha D_{t-1} + (1 - \alpha) (\alpha D_{t-2} + (1 - \alpha) F_{t-2}) = \alpha D_{t-1} + \alpha (1 - \alpha) D_{t-2} + (1 - \alpha)^2 F_{t-2} = \\ &= \alpha D_{t-1} + \alpha (1 - \alpha) D_{t-2} + (1 - \alpha)^2 (\alpha D_{t-3} + (1 - \alpha) F_{t-3}) = \\ &= \alpha D_{t-1} + \alpha (1 - \alpha) D_{t-2} + \alpha (1 - \alpha)^2 D_{t-3} + (1 - \alpha)^3 F_{t-3} \end{aligned}$$

Γενικά,

$$F_t = \alpha D_{t-1} + \alpha (1 - \alpha) D_{t-2} + \alpha (1 - \alpha)^2 D_{t-3} + \dots + \alpha (1 - \alpha)^m D_{t-m-1} + (1 - \alpha)^m F_{t-m-1} \quad (4.2)$$

Όπως φαίνεται από τον τύπο (4.2) όλες οι προηγούμενες παρατηρήσεις συμμετέχουν στην πρόβλεψη και τα βάρη που αντιστοιχούν σε κάθε περίοδο μειώνονται εκθετικά σε συνάρτηση με το χρόνο. Εάν για παράδειγμα το $\alpha = 0,05$ τα βάρη που αντιστοιχούν σε κάθε περίοδο θα είναι:

Πίνακας 4.1: Απλή Εκθετική Εξομάλυνση με σταθερά εξομάλυνσης $\alpha = 0,05$

	Στάθμιση με $\alpha = 0,05$
Πιο πρόσφατη παρατήρηση = $\alpha (1 - \alpha)^0$	0,0500
Δύο περιόδους πριν = $\alpha (1 - \alpha)^1$	0,0475
Πριν τρεις περιόδους = $\alpha (1 - \alpha)^2$	0,0451
Πριν τέσσερις περιόδους = $\alpha (1 - \alpha)^3$	0,0429

Σύμφωνα με τον αρχικό τύπο (4.1), στην εκθετική εξομάλυνση χρειάζονται μόνο τρία στοιχεία για να πραγματοποιηθεί η πρόβλεψη. Η πραγματική ζήτηση της πιο πρόσφατης περιόδου, η πρόβλεψη της τελευταίας περιόδου και η σταθερά εξομάλυνσης α . Η νέα πρόβλεψη ισούται με την προηγούμενη πρόβλεψη συν ένα μέρος του λάθους, δηλαδή της διαφοράς μεταξύ της πρόβλεψης της προηγούμενης περιόδου και της πραγματικής ζήτησης.

Δηλαδή,

$$F_{t+1} = \alpha D_t + (1 - \alpha) F_t \quad (4.3) \text{ ή}$$

$$F_{t+1} = F_t + \alpha (D_t - F_t) \quad (4.4)$$

Η σταθερά εξομάλυνσης α καθορίζει τον βαθμό εξομάλυνσης και την επίδραση που θα έχουν οι διαφορές μεταξύ προβλέψεων και πραγματικών παρατηρήσεων στην πρόβλεψη. Μεγάλες τιμές του α συνεπάγονται μεγαλύτερη βαρύτητα στα πιο πρόσφατα δεδομένα της ζήτησης και μείωση του σφάλματος πρόβλεψης. Από την άλλη πλευρά, αυτό οδηγεί σε ευάλωτες προβλέψεις που επηρεάζονται από τυχαία γεγονότα στις χρονολογικές σειρές.

Για να ξεκινήσει η μέθοδος απαιτείται μια αρχική πρόβλεψη (ζήτηση τελευταίας διαθέσιμης περιόδου ή μέση ζήτηση διαθέσιμων περιόδων). Οι αλλαγές στην εν λόγω αρχική μέση τιμή της ζήτησης δεν λαμβάνονται υπόψη μια και αυτή θεωρείται ότι έχει σταθερή τιμή. Η τιμή της εξαρτάται

συνήθως είτε από την φύση του προϊόντος είτε από το τι θα θεωρήσει η διοίκηση σαν ασφαλές ποσοστό, σύμφωνα με την τάση στην αγορά. Αν εκτιμούμε ότι το μέγεθος έχει σχετική σταθερότητα στο χρόνο τότε θα δώσουμε στο α μικρή τιμή ($\sim 0,05$ έως $0,2$), αν αντίθετα περιμένουμε έντονες μεταβολές τότε το α θα πάρει μεγαλύτερες τιμές. Όλη η δυσκολία της μεθόδου, λοιπόν, έγκειται στην επιλογή της καταλληλότερης, κάθε φορά, τιμής του α προκειμένου να έχουμε μια ακριβή πρόβλεψη. Γενικά όσο μεγαλύτερος ο ρυθμός ανάπτυξης τόσο μεγαλύτερη πρέπει να είναι και η σταθερά εξομάλυνσης.

Τα κυριότερα πλεονεκτήματα της μεθόδου που την κάνουν ευρέως χρησιμοποιούμενη είναι το γεγονός ότι τα εκθετικά μοντέλα είναι ακριβή και η εφαρμογή ενός τέτοιου μοντέλου είναι σχετικά εύκολη. Επιπλέον, τα μοντέλα γίνονται κατανοητά από τους χρήστες και οι ανάγκες σε υπολογιστική ισχύ είναι μικρές. Τέλος, δεν απαιτείται χώρος αποθήκευσης δεδομένων λόγω μικρής χρήσης ιστορικών δεδομένων και οι έλεγχοι αποτελεσματικότητας του μοντέλου υπολογίζονται εύκολα.

Παράδειγμα 4.1

Ένα λατομείο χρησιμοποιεί την μέθοδο του κινητού μέσου όρου με τέσσερις περιόδους για να προβλέψει το κόστος μεταφοράς του επόμενου μήνα. Όμως, λόγω της μεγάλης αύξησης τον τελευταίο καιρό, διαπιστώνει ότι οι εκτιμήσεις του δεν έχουν μεγάλη ακρίβεια, όπως φαίνεται και στον παρακάτω Πίνακα 4.2. Έτσι, αποφασίζει να δώσει μεγαλύτερη βαρύτητα στα δεδομένα του τελευταίου μήνα και προτιμά τη μέθοδο της εκθετικής εξομάλυνσης. Με βάση την εμπειρία του, ο υπεύθυνος του λατομείου αποφασίζει να επιλέξει $\alpha = 0,85$.

Πίνακας 4.2: Μηνιαίο Κόστος Μεταφοράς (€/τονοχιλιόμετρο)

Μήνας t	Κόστος μεταφοράς (€/τονοχιλιόμετρο) D_t
ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ	0,18
ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ	0,19
ΜΑΡΤΙΟΣ	0,18
ΑΠΡΙΛΙΟΣ	0,19
ΜΑΙΟΣ	0,21
ΙΟΥΝΙΟΣ	0,23
ΙΟΥΛΙΟΣ	0,24
ΑΥΓΟΥΣΤΟΣ	

(Πηγή: Βαϊδάνης Μ. - Αρχές Διοίκησης και Οργάνωση Παραγωγής: Σημειώσεις Πρόβλεψης, 2005)

Για να βρούμε την πρόβλεψη για τον Αύγουστο με χρήση εκθετικής εξομάλυνσης θα χρησιμοποιήσουμε τη σχέση (4.4), με $\alpha = 0,85$.

$$F_{\text{Αυγο ύστου}} = 0,85 D_{\text{Ιουλίου}} + (1 - 0,85) F_{\text{Ιουλίου}}$$

$$F_{\text{Αυγο ύστου}} = 0,85 \cdot 0,24 + (1 - 0,85) F_{\text{Ιουλίου}}$$

Για την εύρεση της πρόβλεψης του Ιουλίου, κάνουμε χρήση της πρόβλεψης του κινούμενου μέσου όρου και διαμορφώνεται αντιστοίχως ο παρακάτω πίνακας:

Πίνακας 4.3: Εύρεση Πρόβλεψης με Κινούμενο Μέσο Όρο 4 περιόδων (€/τονοχιλιόμετρο)

Μήνας t	Κόστος μεταφοράς (€/τονοχιλιόμετρο) D_t	Πρόβλεψη με κινούμενο μ.ο. 4 περιόδων (€/τονοχιλιόμετρο)
ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ	0,18	
ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ	0,19	
ΜΑΡΤΙΟΣ	0,18	
ΑΠΡΙΛΙΟΣ	0,19	
ΜΑΙΟΣ	0,21	0,185
ΙΟΥΝΙΟΣ	0,23	0,193
ΙΟΥΛΙΟΣ	0,24	0,203
ΑΥΓΟΥΣΤΟΣ	0,25	0,218

Έτσι,

$$F_{\text{Αυγο ύστου}} = (0,85)(0,24) + (1 - 0,85) F_{\text{Ιουλίου}}$$

$$F_{\text{Αυγο ύστου}} = (0,85 \cdot 0,24) + (1 - 0,85) \cdot 0,203$$

$$F_{\text{Αυγο ύστου}} = 0,234 \text{ €/τονοχιλιόμετρο}$$

Κατά την πρώτη εφαρμογή της εκθετικής εξομάλυνσης και επειδή μπορεί να μην έχουμε ακόμα στη διάθεσή μας καμία πρόβλεψη για την προηγούμενη περίοδο, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε μία πρόβλεψη από άλλες απλούστερες μεθόδους όπως του απλού μέσου όρου ή του κινούμενου μέσου όρου. Ακριβώς αυτό κάναμε και στο παραπάνω παράδειγμα χρησιμοποιώντας ως $F_{\text{Ιουλίου}}$ την πρόβλεψη που είχαμε κάνει με τη μέθοδο του κινούμενου μέσου όρου. Με την πάροδο του Αυγούστου, το πραγματικό κόστος για το μήνα αυτό αποδείχτηκε ότι ήταν 0,25 €/τονοχιλιόμετρο. Αν το λατομείο εξακολουθούσε να χρησιμοποιεί τη μέθοδο του κινητού μέσου όρου τεσσάρων περιόδων, η πρόβλεψη για τον Αύγουστο θα ήταν 0,218 €/τονοχιλιόμετρο. Είναι φανερό ότι η εκτίμηση με την μέθοδο της εκθετικής εξομάλυνσης ήταν στη συγκεκριμένη περίπτωση πολύ πιο κοντά στην πραγματικότητα από τη μέθοδο του κινούμενου μέσου όρου. Τι θα γινόταν όμως αν είχε επιλεγεί $\alpha = 0,1$;

Τότε, θα είχαμε:

$$F_{\text{Αυγο ύστου}} = 0,1 D_{\text{Ιουλίου}} + (1 - 0,1) F_{\text{Ιουλίου}}$$

$$F_{\text{Αυγο ύστου}} = (0,1) (0,24) + (1 - 0,1) \cdot 0,203$$

$$F_{\text{Αυγο ύστου}} = 0,206 \text{ €/τονοχιλιόμετρο}$$

Δηλαδή, για $\alpha = 0,1$ η εκτίμηση με εκθετική εξομάλυνση (0,206 €/τονοχιλιόμετρο) θα ήταν χειρότερη από αυτή με κινούμενο μέσο όρο τεσσάρων περιόδων (0,218 €/τονοχιλιόμετρο). Αυτό το παράδειγμα κάνει σαφές ότι η επιλογή του α είναι μια κρίσιμη υποκειμενική διαδικασία που απαιτεί μεγάλη εμπειρία.

Τα συγκριτικά αποτελέσματα για το παραπάνω παράδειγμα φαίνονται στον Πίνακα 4.4:

Πίνακας 4.4: Εύρεση Πρόβλεψης Κόστους Μεταφοράς με Εκθετική Εξομάλυνση για $\alpha = 0,85$ και για $\alpha = 0,10$ (€/τονοχιλιόμετρο)

Μήνας t	Κόστος μεταφοράς (€/τονοχιλιόμετρο) D_t	Πρόβλεψη κόστους μεταφοράς με εκθ. Εξομ. (€/τονοχιλιόμετρο) $\alpha=0,85$ F_{t+1}	Πρόβλεψη κόστους μεταφοράς με εκθ. Εξομ. (€/τονοχιλιόμετρο) $\alpha=0,10$ F_{t+1}	Πρόβλεψη με κινούμενο μ.ο. 4 περιόδων (€/τονοχιλιόμετρο)
		0,85	0,10	
ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ	0,18			
ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ	0,19			
ΜΑΡΤΙΟΣ	0,18			
ΑΠΡΙΛΙΟΣ	0,19			
ΜΑΙΟΣ	0,21			0,185
ΙΟΥΝΙΟΣ	0,23			0,193
ΙΟΥΛΙΟΣ	0,24			0,203
ΑΥΓΟΥΣΤΟΣ	0,25	0,234	0,206	0,218

Παρατηρούμε ότι στο παραπάνω παράδειγμα τόσο οι προβλέψεις με εκθετική εξομάλυνση όσο, ακόμα περισσότερο, με κινούμενο μέσο όρο. «υστερούν» των πραγματικών τιμών. Αυτό συμβαίνει γιατί οι μέθοδοι αυτές είναι κατάλληλες για χρονοσειρές με επίπεδο μοτίβο. Στην περίπτωση, όπως εδώ, που υπάρχει τάση (στην περίπτωσή μας αυξητική) τότε πρέπει να κάνουμε χρήση άλλων μεθόδων.

Εφαρμόζοντας τη μέθοδο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης στο περιβάλλον του Microsoft Excel για τα αριθμητικά δεδομένα του Παραδείγματος 10, θα εφαρμόσουμε τη μέθοδο χρησιμοποιώντας τις δύο διαφορετικές τιμές της σταθεράς εξομάλυνσης $\alpha = 0,85$ και $\alpha = 0,10$. Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζουμε αναλυτικά τους σχετικούς υπολογισμούς. Πιο συγκεκριμένα, με D_t συμβολίζουμε τις παρατηρηθείσες (στο παρελθόν) τιμές της μεταβλητής που μας ενδιαφέρει στη διάρκεια της χρονικής περιόδου t (μήνας). Οι προβλέψεις μας, F_{t+1} με απλή εκθετική εξομάλυνση και σταθερά $\alpha = 0,85$ και $\alpha = 0,10$ σημειώνονται στην τρίτη και τέταρτη στήλη του πίνακα αντίστοιχα και υπολογίζονται με τη βοήθεια της σχέσης (6). Το πρόβλημα εδώ είναι, όπως αναφέραμε, η έναρξη της μεθόδου, και πιο συγκεκριμένα η τιμή της “αρχικής” μας πρόβλεψης, της πρόβλεψης δηλαδή στο τέλος της περιόδου “μηδέν” που αφορά την πρώτη ή οποιαδήποτε άλλη χρονική περίοδο που θα αποφασίσουμε για την έναρξη της μεθόδου. Στη συγκεκριμένη περίπτωση θέτουμε, μέσω της μεθόδου του κινούμενου μέσου όρου 4 περιόδων, ως πρόβλεψη Μαΐου, Ιουνίου, Ιουλίου και Αυγούστου αντιστοίχως τις $F_{\text{Μαΐου}}$, $F_{\text{Ιουνίου}}$, $F_{\text{Ιουλίου}}$ και $F_{\text{Αυγούστου}}$ διαμορφώνοντας τον παρακάτω Πίνακα 4.5:

Πίνακας 4.5: Εύρεση Πρόβλεψης Κόστους Μεταφοράς με Εκθετική Εξομάλυνση για $\alpha = 0,85$ και για $\alpha = 0,10$ (€/τονοχιλιόμετρο)

Μήνας t	Κόστος μεταφοράς (€/τονοχιλιόμετρο) D_t	Πρόβλεψη κόστους μεταφοράς με εκθ. Εξομ. (€/τονοχιλιόμετρο) $\alpha=0,85$ F_{t+1}	Πρόβλεψη κόστους μεταφοράς με εκθ. Εξομ. (€/τονοχιλιόμετρο) $\alpha=0,10$ F_{t+1}	Πρόβλεψη με κινούμενο μ.ο. 4 περιόδων (€/τονοχιλιόμετρο)
		0,85	0,10	
ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ	0,18			
ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ	0,19			
ΜΑΡΤΙΟΣ	0,18			
ΑΠΡΙΛΙΟΣ	0,19			
ΜΑΙΟΣ	0,21			0,185
ΙΟΥΝΙΟΣ	0,23	0,206	0,188	0,193
ΙΟΥΛΙΟΣ	0,24	0,224	0,196	0,203
ΑΥΓΟΥΣΤΟΣ	0,25	0,234	0,206	0,218

Για τον κινούμενο μέσο όρο 4 περιόδων και τη χρήση του ως πρόβλεψη για την μέθοδο της εκθετικής εξομάλυνση, για τους μήνες Μάιος έως Αύγουστος εισάγουμε αντίστοιχα τους τύπους:

= AVERAGE(B3:B6) στο κελί E7

=AVERAGE(B4:B7) στο κελί E8

=AVERAGE(B5:B8) στο κελί E9

=AVERAGE(B6:B9) στο κελί E10

Για την πρόβλεψη κόστους μεταφοράς με εκθετική εξομάλυνση με $\alpha = 0,85$, για τους μήνες Ιούνιο έως Αύγουστο εισάγουμε αντίστοιχα τους τύπους:

= $\$C\$2*B7+(1-\$C\$2)*E7$ στο κελί C8

= $\$C\$2*B8+(1-\$C\$2)*E8$ στο κελί C9

= $\$C\$2*B9+(1-\$C\$2)*E9$ στο κελί C10

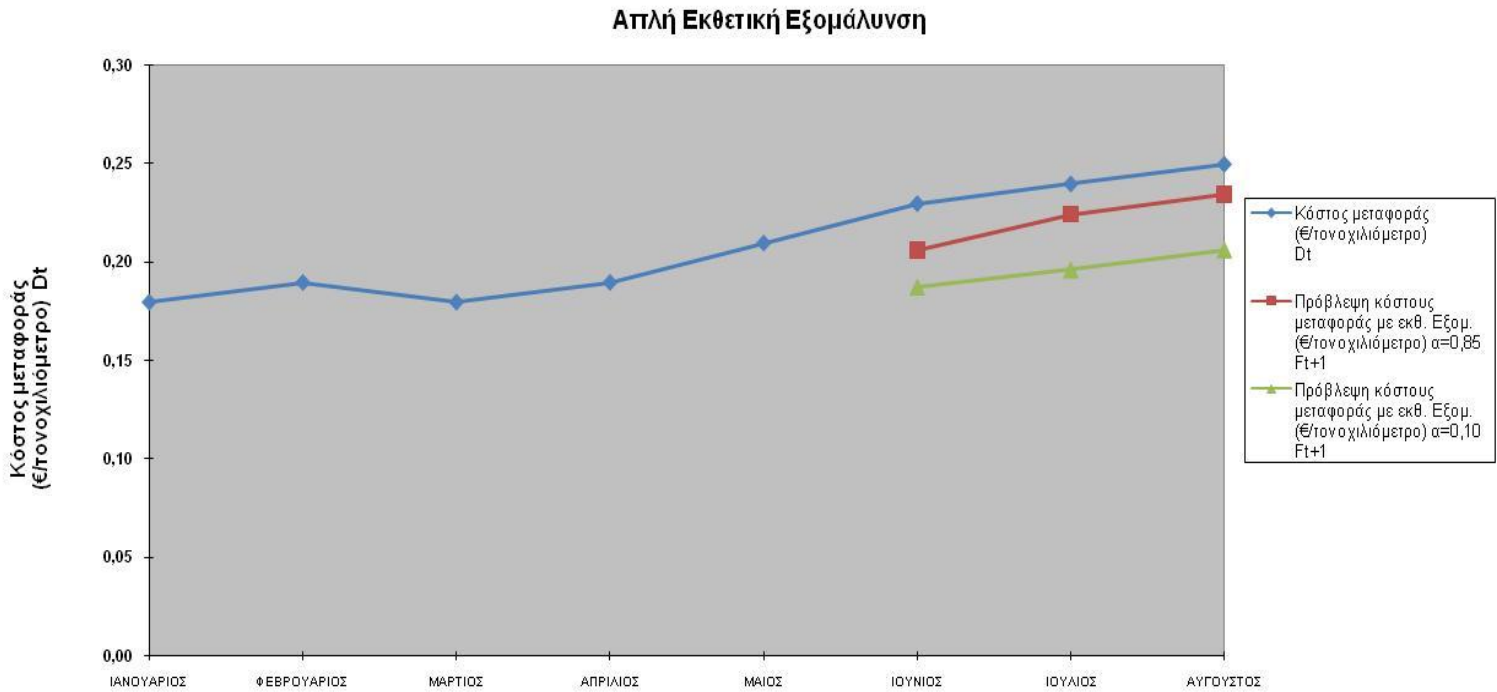
Αντίστοιχα, για την πρόβλεψη κόστους μεταφοράς με εκθετική εξομάλυνση με $\alpha = 0,10$, για τους μήνες Ιούνιο έως Αύγουστο εισάγουμε τους τύπους:

= $\$D\$2*B7+(1-\$D\$2)*E7$ στο κελί D8

= $\$D\$2*B8+(1-\$D\$2)*E8$ στο κελί D9

= $\$D\$2*B9+(1-\$D\$2)*E9$ στο κελί D10

Στο παρακάτω Διάγραμμα 4.1 παρουσιάζεται η διαχρονική γραφική παράσταση του κόστους μεταφοράς και των τιμών των προβλέψεων με τη μέθοδο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης με $\alpha = 0,85$ και $\alpha = 0,10$, για τους μήνες Ιούνιο έως Αύγουστο.



Διάγραμμα 4.1: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου της Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης για $\alpha = 0,85$ και για $\alpha = 0,10$ (€/τονοχιλιόμετρο)

Παράδειγμα 4.2

Οι πωλήσεις ενός προϊόντος στη διάρκεια των 10 τελευταίων εβδομάδων, είναι αυτές που σημειώνονται στον παρακάτω Πίνακα 4.6:

Πίνακας 4.6: Εβδομαδιαίες Πωλήσεις (σε χιλ. τμχ.)

Εβδομάδα t	Πωλήσεις (σε χιλ. τμχ.) D_t
1	204
2	292
3	284
4	228
5	187
6	224
7	270
8	247
9	236
10	171
11	

(Πηγή: Δημητριάδης Σ. Γ. & Μιχιώτης Αθ. Ν., *Διοίκηση Παραγωγικών Συστημάτων: Βασικές θεωρητικές αρχές και εφαρμογές στη λήψη επιχειρηματικών αποφάσεων*, 2007)

Θα χρησιμοποιήσουμε τη μέθοδο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης για τα αριθμητικά δεδομένα (πωλήσεις) του Παραδείγματος 4.2 για την πρόβλεψη των πωλήσεων στη διάρκεια της 11^{ης} εβδομάδας.

Θα εφαρμόσουμε τη μέθοδο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης χρησιμοποιώντας δύο διαφορετικές τιμές της σταθεράς εξομάλυνσης $\alpha = 0,20$ και $\alpha = 0,50$. Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζουμε αναλυτικά τους σχετικούς υπολογισμούς. Πιο συγκεκριμένα, με D_t συμβολίζουμε τις παρατηρηθείσες (στο παρελθόν) τιμές της μεταβλητής που μας ενδιαφέρει στη διάρκεια της χρονικής περιόδου t (εβδομάδα). Οι προβλέψεις μας, F_{t+1} με απλή εκθετική εξομάλυνση και σταθερά $\alpha = 0,20$ και $\alpha = 0,50$ σημειώνονται στην τρίτη και τέταρτη στήλη του πίνακα αντίστοιχα και υπολογίζονται με τη βοήθεια της σχέσης (7). Για την τιμή της “αρχικής” μας πρόβλεψης F_2 θεωρούμε για την περίοδο αυτή τη γνωστή τιμή D_1 , της χρονοσειράς στο τέλος της πρώτης περιόδου. Θέτουμε δηλαδή $F_2 = D_1$ και συνεχίζουμε στη συνέχεια με τον υπολογισμό των προβλέψεών μας για τις επόμενες περιόδους με τη βοήθεια της παρακάτω αναδρομικής σχέσης (4.4)

$$F_{t+1} = F_t + \alpha (D_t - F_t) \quad (4.4)$$

Η τελευταία τιμή στην τρίτη και τέταρτη στήλη του παρακάτω Πίνακα 4.7 για πωλήσεις ίσες με 222,87 (με $\alpha = 0,20$) και 206,03 (με $\alpha = 0,50$) είναι οι προβλέψεις μας για την 11^η εβδομάδα.

Πίνακας 4.7: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω της Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης για $\alpha = 0,20$ και για $\alpha = 0,50$

Εβδομάδα t	Πωλήσεις (σε χιλ. τμχ.) D_t	Απλή Εκθ. Εξομάλυνση $\alpha=0,20$ F_{t+1}	Απλή Εκθ. Εξομάλυνση $\alpha=0,50$ F_{t+1}
		0,20	0,50
1	204		
2	292	204,00	204,00
3	284	221,60	248,00
4	228	234,08	266,00
5	187	232,86	247,00
6	224	223,69	217,00
7	270	223,75	220,50
8	247	233,00	245,25
9	236	235,80	246,13
10	171	235,84	241,06
11		222,87	206,03

Για την πρόβλεψη πωλήσεων με την μέθοδο απλής εκθετικής εξομάλυνσης με $\alpha = 0,20$, για τις εβδομάδες 2 έως 11 εισάγουμε αντίστοιχα τους τύπους:

=B3 στο κελί C4 (θέτουμε ως αρχική πρόβλεψη τις πωλήσεις της 1^{ης} εβδομάδας)

=C4+\$C\$2*(B4-C4) στο κελί C5

=C5+\$C\$2*(B5-C5) στο κελί C6

=C6+\$C\$2*(B6-C6) στο κελί C7

=C7+\$C\$2*(B7-C7) στο κελί C8

=C8+\$C\$2*(B8-C8) στο κελί C9

=C9+\$C\$2*(B9-C9) στο κελί C10

=C10+\$C\$2*(B10-C10) στο κελί C11

=C11+\$C\$2*(B11-C11) στο κελί C12

=C12+\$C\$2*(B12-C12) στο κελί C13

Αντίστοιχα, για την πρόβλεψη πωλήσεων με την μέθοδο απλής εκθετικής εξομάλυνσης με $\alpha = 0,50$, για τις εβδομάδες 2 έως 11 εισάγουμε τους τύπους:

=B3 στο κελί D4 (θέτουμε ως αρχική πρόβλεψη τις πωλήσεις της 1^{ης} εβδομάδας)

=D4+\$D\$2*(B4-D4) στο κελί D5

=D5+\$D\$2*(B5-D5) στο κελί D6

=D6+\$D\$2*(B6-D6) στο κελί D7

=D7+\$D\$2*(B7-D7) στο κελί D8

=D8+\$D\$2*(B8-D8) στο κελί D9

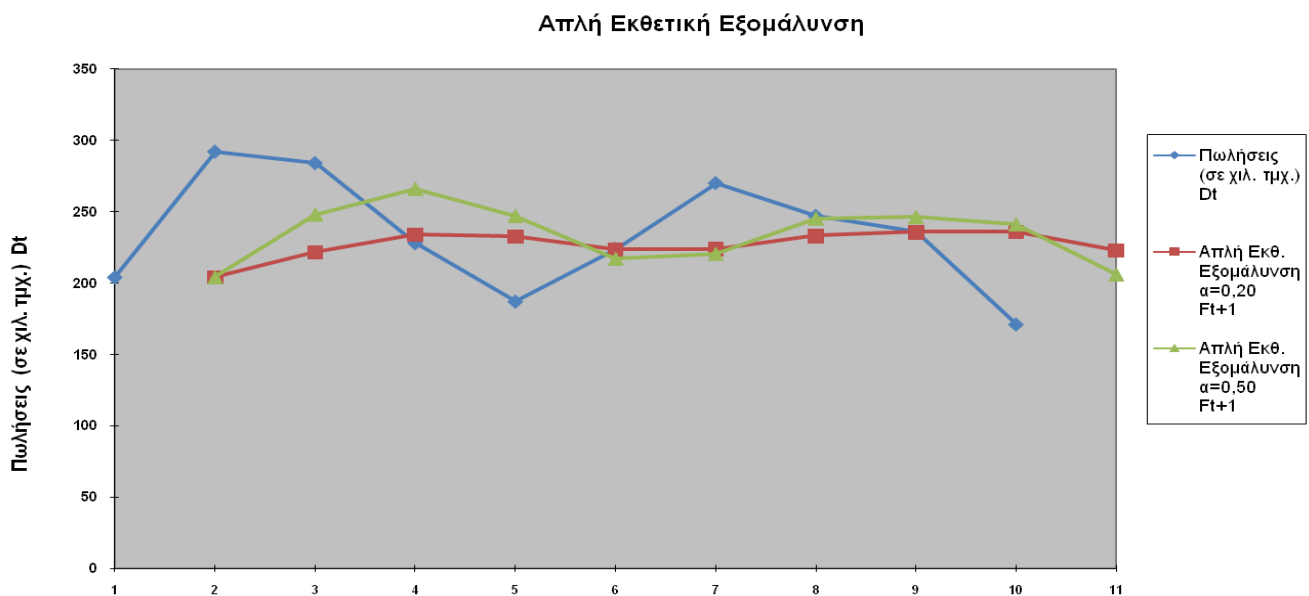
=D9+\$D\$2*(B9-D9) στο κελί D10

=D10+\$D\$2*(B10-D10) στο κελί D11

=D11+\$D\$2*(B11-D11) στο κελί D12

=D12+\$D\$2*(B12-D12) στο κελί D13

Στο παρακάτω Διάγραμμα 4.2 παρουσιάζεται η διαχρονική γραφική παράσταση των πωλήσεων και των τιμών των προβλέψεων με τη μέθοδο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης με $\alpha = 0,20$ και $\alpha = 0,50$, για τις εβδομάδες 2 έως 11.



Διάγραμμα 4.2: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου της Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης για $\alpha = 0,20$ και για $\alpha = 0,50$

Παράδειγμα 4.3

Δεδομένα βιομηχανικών αποθεμάτων σε σταθερές τιμές (1972) ανά μήνα (εποχικά προσαρμοσμένες, συνολικά σε \$δισ) για τις ΗΠΑ το 1981 έχουν συλλεχθεί από το Survey of Current Business (Μάρτιος 1982). Τα δεδομένα αυτά πρόκειται να χρησιμοποιηθούν για προβλέψεις με τη μέθοδο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης. Δεδομένου ότι δεν γνωρίζουμε την καλύτερη τιμή της σταθεράς εξομάλυνσης (α) που θα χρησιμοποιηθεί στην πρόβλεψη, επιλέγονται τρεις τιμές (0,2, 0,5 και 0,8). Υποθέτουμε ότι η πρόβλεψη στην περίοδο $t + 1$ είναι ίση με την παρατηρηθείσα τιμή της χρονοσειράς στην t . Αυτή είναι μία λογική υπόθεση στην ανάπτυξη των μοντέλων της εκθετικής εξομάλυνσης. Τα δεδομένα αυτά και οι προβλέψεις περιέχονται στον παρακάτω Πίνακα 4.8:

Πίνακας 4.8: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω της Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης για $\alpha = 0,20$, για $\alpha = 0,50$ και για $\alpha = 0,80$

Μήνας t	Παρατηρηθείσες τιμές D_t	Απλή Εκθ. Εξομάλυνση $\alpha=0,20$ F_{t+1}	Απλή Εκθ. Εξομάλυνση $\alpha=0,50$ F_{t+1}	Απλή Εκθ. Εξομάλυνση $\alpha=0,80$ F_{t+1}
		0,20	0,50	0,80
ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ	145,5			
ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ	145,8	145,5	145,5	145,5
ΜΑΡΤΙΟΣ	146,1	145,6	145,7	145,7
ΑΠΡΙΛΙΟΣ	146,4	145,7	145,9	146,0
ΜΑΙΟΣ	146,6	145,8	146,1	146,3
ΙΟΥΝΙΟΣ	146,3	146,0	146,4	146,5
ΙΟΥΛΙΟΣ	146,8	146,0	146,3	146,3
ΑΥΓΟΥΣΤΟΣ	146,9	146,2	146,6	146,7
ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ	147,7	146,3	146,7	146,9
ΟΚΤΩΒΡΙΟΣ	148,1	146,6	147,2	147,5
ΝΟΕΜΒΡΙΟΣ	148,1	146,9	147,7	148,0
ΔΕΚΕΜΒΡΙΟΣ		147,1	147,9	148,1

(Πηγή: Survey of Current Business, Μάρτιος 1982)

Για την πρόβλεψη των τιμών των αποθεμάτων με την μέθοδο απλής εκθετικής εξομάλυνσης με $\alpha = 0,20$, για τους μήνες Φεβρουάριος έως Δεκέμβριος εισάγουμε αντίστοιχα τους τύπους:

=B3 στο κελί C4 (θέτουμε ως αρχική πρόβλεψη την παρατηρηθείσα τιμή του μηνός Ιανουαρίου)

=C4+\$C\$2*(B4-C4) στο κελί C5

=C5+\$C\$2*(B5-C5) στο κελί C6

=C6+\$C\$2*(B6-C6) στο κελί C7

=C7+\$C\$2*(B7-C7) στο κελί C8

=C8+\$C\$2*(B8-C8) στο κελί C9

=C9+\$C\$2*(B9-C9) στο κελί C10

=C10+\$C\$2*(B10-C10) στο κελί C11

=C11+\$C\$2*(B11-C11) στο κελί C12

=C12+\$C\$2*(B12-C12) στο κελί C13

=C13+\$C\$2*(B13-C13) στο κελί C14

Αντίστοιχα, για την πρόβλεψη των τιμών των αποθεμάτων με την μέθοδο απλής εκθετικής εξομάλυνσης με $\alpha = 0,50$, για τους μήνες Φεβρουάριος έως Δεκέμβριος εισάγουμε τους τύπους:

=B3 στο κελί D4 (θέτουμε ως αρχική πρόβλεψη την παρατηρηθείσα τιμή του μηνός Ιανουαρίου)

=D4+\$D\$2*(B4-D4) στο κελί D5

=D5+\$D\$2*(B5-D5) στο κελί D6

=D6+\$D\$2*(B6-D6) στο κελί D7

=D7+\$D\$2*(B7-D7) στο κελί D8

=D8+\$D\$2*(B8-D8) στο κελί D9

=D9+\$D\$2*(B9-D9) στο κελί D10

=D10+\$D\$2*(B10-D10) στο κελί D11

=D11+\$D\$2*(B11-D11) στο κελί D12

=D12+\$D\$2*(B12-D12) στο κελί D13

=D13+\$D\$2*(B13-D13) στο κελί D14

Τέλος, για την πρόβλεψη των τιμών των αποθεμάτων με την μέθοδο απλής εκθετικής εξομάλυνσης με $\alpha = 0,80$, για τους μήνες Φεβρουάριος έως Δεκέμβριος εισάγουμε τους τύπους:

=B3 στο κελί E4 (θέτουμε ως αρχική πρόβλεψη την παρατηρηθείσα τιμή του μηνός Ιανουαρίου)

=E4+\$E\$2*(B4-E4) στο κελί E5

=E5+\$E\$2*(B5-E5) στο κελί E6

=E6+\$E\$2*(B6-E6) στο κελί E7

=E7+\$E\$2*(B7-E7) στο κελί E8

=E8+\$E\$2*(B8-E8) στο κελί E9

=E9+\$E\$2*(B9-E9) στο κελί E10

=E10+\$E\$2*(B10-E10) στο κελί E11

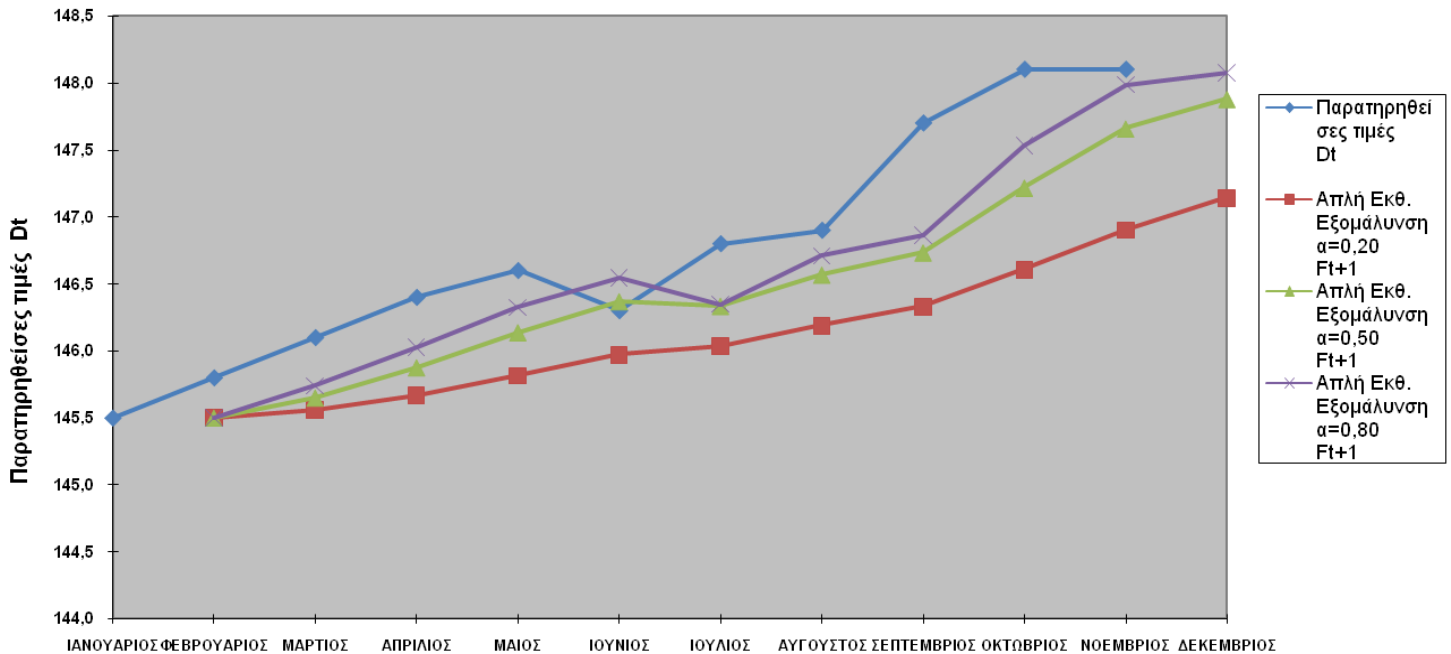
=E11+\$E\$2*(B11-E11) στο κελί E12

=E12+\$E\$2*(B12-E12) στο κελί E13

=E13+\$E\$2*(B13-E13) στο κελί E14

Στο παρακάτω Διάγραμμα 4.3 παρουσιάζεται η διαχρονική γραφική παράσταση των αποθεμάτων και των τιμών των προβλέψεων με τη μέθοδο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης με $\alpha = 0,20$, $\alpha = 0,50$ και $\alpha = 0,80$ για τους μήνες Φεβρουάριος έως Δεκέμβριος:

Απλή Εκθετική Εξομάλυνση



Διάγραμμα 4.3: Διαγραμματική Απεικόνιση της μεθόδου της Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης για $\alpha = 0,20$, για $\alpha = 0,50$ και για $\alpha = 0,80$

Η εκθετική εξομάλυνση μιας παραμέτρου είναι πολύ απλή μέθοδος, αφού μόνο μια τιμή, η πρόβλεψη της τελευταίας περιόδου, είναι αυτή που πρέπει να διασωθεί. Στην ουσία, ολόκληρη η χρονοσειρά εμπεριέχεται σε αυτή την πρόβλεψη.

Εάν εκφράσουμε το F_t σε όρους της προηγούμενης παρατήρησης D_{t-1} και των τιμών της πρόβλεψης F_{t-1} , τότε το ισοδύναμο για την πρόβλεψη της επόμενης περιόδου γίνεται:

$$F_{t+1} = \alpha D_t + (1 - \alpha)[\alpha D_{t-1} + (1 - \alpha) F_{t-1}] \quad (4.5)$$

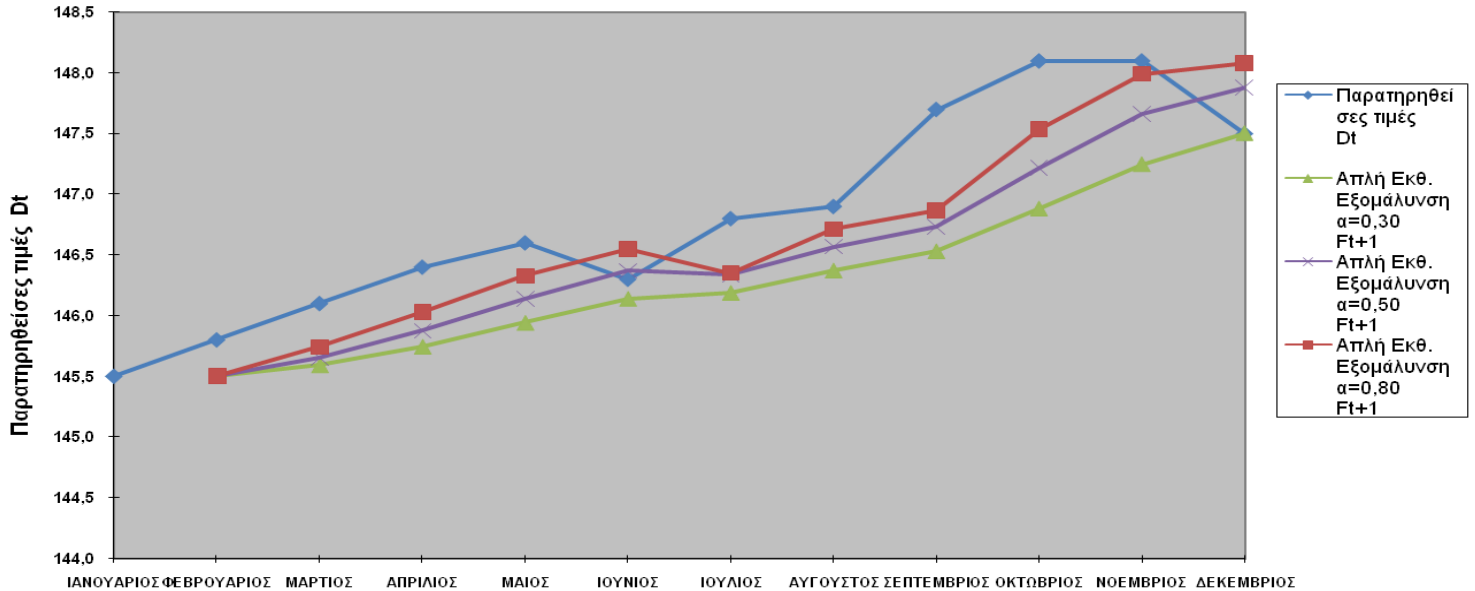
που απλοποιείται σε:

$$F_{t+1} = \alpha D_t + \alpha(1 - \alpha) D_{t-1} + (1 - \alpha)^2 F_{t-1} \quad (4.6)$$

Η νέα αυτή εξίσωση είναι υπόδειγμα δευτεροβάθμιας εκθετικής εξομάλυνσης μιας παραμέτρου. Μπορούμε να συνεχίσουμε έτσι για έναν αριθμό προηγούμενων περιόδων, πράγμα που δείχνει ότι όλες οι προηγούμενες τιμές του X αντανακλώνται στην τρέχουσα πρόβλεψη. Έτσι, το όνομα αυτής της διαδικασίας προέρχεται από τις διαδοχικές σταθμίσεις $\alpha, \alpha(1 - \alpha), (1 - \alpha)^2, (1 - \alpha)^3, \dots$, οι οποίες μειώνονται εκθετικά. Οι πιο πρόσφατες περιόδου στη χρονοσειρά λαμβάνουν μεγαλύτερη στάθμιση στον υπολογισμό της πρόβλεψης. Προοδευτικά, αναγνωρίζεται μικρότερη προβλεπτική σημασία στις παλιότερες τιμές του X . Πρακτικά, οι αρκετά παλιές τιμές της X εξαιρούνται. Η διαδικασία πρόβλεψης μπορεί να τροποποιηθεί οποιαδήποτε στιγμή με τη μεταβολή της τιμής της α .

Την επίδραση της τιμής της α στο μέγεθος της εξομάλυνσης που γίνεται μπορούμε να παρατηρήσουμε στο Διάγραμμα 4.4. Μια μεγάλη τιμή της α (0,8) αποδίδει μικρή εξομάλυνση στην πρόβλεψη. Ανάλογα μια μικρή τιμή της α (ίσως 0,20, 0,10 ή 0,05) αποφέρει σημαντική εξομάλυνση.

Απλή Εκθετική Εξομάλυνση



Διάγραμμα 4.4: Παρατηρηθείσες τιμές και προβλέψεις με τη μέθοδο της Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης

Χρησιμοποιώντας την παρακάτω εξίσωση (4.4):

$$F_{t+1} = F_t + \alpha (D_t - F_t) \quad (4.4)$$

Μπορούμε να την ξαναγράψουμε πιο απλά :

$$F_{t+1} = F_t + \alpha e_t \quad (4.7)$$

όπου e_t , το σφάλμα πρόβλεψης για την περίοδο t , είναι η πραγματική τιμή μείον την τιμή πρόβλεψης.

Επομένως, βλέπουμε ότι η πρόβλεψη που δίνεται από την εκθετική εξομάλυνση είναι η παλαιά πρόβλεψη συν μια προσαρμογή για το σφάλμα που έγινε στην τελευταία πρόβλεψη.

Όταν το α βρίσκεται πλησίον του 1, η νέα πρόβλεψη περιέχει μια ουσιώδη προσαρμογή για το σφάλμα της προηγούμενης πρόβλεψης. Αντίθετα, εάν το α βρίσκεται πολύ κοντά στο 0, η νέα πρόβλεψη θα περιέχει μικρή μόνο προσαρμογή για το σφάλμα. Επομένως, το αποτέλεσμα του μεγέθους του α είναι όμοιο με τα αποτελέσματα των διαφόρων τιμών για τον αριθμό των παρατηρήσεων του δείγματος όταν υπολογίζουμε τον κινητό μέσο όρο. Τέλος, η εκθετική εξομάλυνση μιας παραμέτρου δίνει προβλέψεις που ακολουθούν το πρότυπο στα δεδομένα ενός δείγματος. Αυτό συμβαίνει γιατί η διαδικασία προσαρμόζει μόνο την επόμενη πρόβλεψη ως προς κάποιο ποσοστό του πιο πρόσφατου σφάλματος πρόβλεψης, και δεν μπορεί να προβλέψει μεταβολές στην κατεύθυνση της χρονοσειράς.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΟΥ ΣΦΑΛΜΑΤΟΣ ΣΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ

Οι περιορισμένες απαιτήσεις σε δεδομένα και η σχετική της απλότητα αποτελούν το κύριο προτέρημα της μεθόδου εκθετικής εξομάλυνσης μιας παραμέτρου. Ωστόσο, παρατηρούνται ορισμένοι σημαντικοί περιορισμοί. Οι προβλέψεις μέσω της μεθόδου εκθετικής εξομάλυνσης απαιτούν την εξειδίκευση της σταθεράς της εξομάλυνσης. Η επιλογή του α βασίζεται σε μια διαδικασία δοκιμασίας και εκτίμησης (trial-and-error) του σφάλματος. Επιπλέον, οι τεχνικές της εκθετικής εξομάλυνσης οδηγούν σε προβλέψεις που καθυστερούν ως προς τα σημεία καμψής των πραγματικών δεδομένων της χρονοσειράς. Για την αξιολόγηση της χρησιμότητας αυτής της τεχνικής πρέπει να εκτιμήσουμε το λάθος πρόβλεψης.

Οι προβλέψεις πολλές φορές εμπεριέχουν σφάλματα. Τα σφάλματα αναφέρονται στην απόκλιση μεταξύ πραγματικής και προβλεπόμενης ζήτησης για μια συγκεκριμένη χρονική περίοδο. Η διάκριση των σφαλμάτων γίνεται σε στατιστικά και τυχαία. Τα τυχαία σφάλματα δημιουργούνται λόγω μη προβλέψιμων παραγόντων που αποτελούν όρο επηρεασμού της ζήτησης. Τα στατιστικά σφάλματα δημιουργούνται κυρίως λόγω του μοντέλου πρόβλεψης και της λάθος εκτίμησης ή παράλειψης παραγόντων που επηρεάζουν τη ζήτηση (π.χ. εποχικότητα). Υπάρχει ανάγκη να βρεθεί τρόπος υπολογισμού των σφαλμάτων πρόβλεψης και να προσδιοριστούν τα κριτήρια βάσει των οποίων θα επιλέξουμε την κατάλληλη μέθοδο για συγκεκριμένα δεδομένα. Στην ισότητα (4.7), το σφάλμα την περίοδο t ορίστηκε ως η πραγματική τιμή, D_t , μείον την προβλεφθείσα τιμή, F_t :

$$e_t = D_t - F_t \quad (5.1)$$

5.1 ΜΕΣΟ ΣΦΑΛΜΑ ΤΕΤΡΑΓΩΝΟΥ (MEAN SQUARE ERROR: MSE)

Η εξέταση του σφάλματος στην πρόβλεψη επιτρέπει στον forecaster να αξιολογήσει αν η τεχνική αποτυπώνει ικανοποιητικά τα πρότυπα που ακολουθούν οι παρατηρήσεις του δείγματος. Αξιολόγηση της αξιοπιστίας οποιασδήποτε τεχνικής απαιτεί τον προσδιορισμό των κριτηρίων. Όμως, δεν υπάρχει γενικά παραδεκτό άριστο μέτρο αλλά ένας αριθμός δεικτών που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση της ακρίβειας της πρόβλεψης. Μία τεχνική που είναι γενικά αποδεκτή για την αξιολόγηση των μεθόδων της εκθετικής εξομάλυνσης και πολλών άλλων μεθόδων είναι το μέσο σφάλμα τετραγώνου (mean square error: MSE):

$$MSE = \frac{\sum(e_t)^2}{n} = \frac{\sum(D_t - F_t)^2}{n} \quad (5.2)$$

Το μέτρο αυτό ορίζει το σφάλμα ως το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων της πρόβλεψης, e_t , διαιρεμένο με το μέγεθος του δείγματος, δηλαδή τον αριθμό των περιόδων της πρόβλεψης. Χρησιμοποιώντας τα στοιχεία του Παραδείγματος 12 θα γίνει αξιολόγηση των προβλέψεων που προέκυψαν με τη μέθοδο της εκθετικής εξομάλυνσης, ώστε να οριστεί ποια τιμή της σταθεράς εξομάλυνσης, α , έχει το μικρότερο μετρήσιμο σφάλμα. Εφαρμόζοντας τη σχέση (5.2) στα δεδομένα του Παραδείγματος 4.3 προκύπτει ο παρακάτω Πίνακας 5.1:

Πίνακας 5.1: Εύρεση Μέσου Σφάλματος Τετραγώνου για προβλέψεις μέσω της Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης για $\alpha = 0,20$, για $\alpha = 0,50$ και για $\alpha = 0,80$

Μήνας t	Παρατηρηθείσες τιμές D_t	Πρόβλεψη (Απλή Εκθ. Εξομάλυνση $\alpha=0,20$)	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος $(e_t)^2$	Πρόβλεψη (Απλή Εκθ. Εξομάλυνση $\alpha=0,50$)	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος $(e_t)^2$	Απλή Εκθ. Εξομάλυνση $\alpha=0,80$	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος $(e_t)^2$
		F_t 0,20			F_t 0,50			F_{t+1} 0,80		
ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ	145,5									
ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ	145,8	145,5	0,3	0,09	145,5	0,3	0,09	145,5	0,3	0,09
ΜΑΡΤΙΟΣ	146,1	145,6	0,5	0,29	145,7	0,4	0,20	145,7	0,4	0,13
ΑΠΡΙΛΙΟΣ	146,4	145,7	0,7	0,54	145,9	0,5	0,28	146,0	0,4	0,14
ΜΑΙΟΣ	146,6	145,8	0,8	0,62	146,1	0,5	0,21	146,3	0,3	0,08
ΙΟΥΝΙΟΣ	146,3	146,0	0,3	0,11	146,4	-0,1	0,00	146,5	-0,2	0,06
ΙΟΥΛΙΟΣ	146,8	146,0	0,8	0,58	146,3	0,5	0,22	146,3	0,5	0,20
ΑΥΓΟΥΣΤΟΣ	146,9	146,2	0,7	0,50	146,6	0,3	0,11	146,7	0,2	0,04
ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ	147,7	146,3	1,4	1,87	146,7	1,0	0,93	146,9	0,8	0,70
ΟΚΤΩΒΡΙΟΣ	148,1	146,6	1,5	2,23	147,2	0,9	0,78	147,5	0,6	0,32
ΝΟΕΜΒΡΙΟΣ	148,1	146,9	1,2	1,43	147,7	0,4	0,20	148,0	0,1	0,01
ΔΕΚΕΜΒΡΙΟΣ	147,5	147,1	0,4	0,13	147,9	-0,4	0,14	148,1	-0,6	0,33
$\Sigma(et)^2$				8,39			3,17			2,10
$MSE = \Sigma(et)^2/n$				0,76			0,29			0,19

(Πηγή: Survey of Current Business, Μάρτιος 1982)

Αναλύοντας τον ανωτέρω Πίνακα 5.1 για την εύρεση του σφάλματος e_t με σταθερά εξομάλυνσης $\alpha = 0,20$, για τους μήνες Φεβρουάριος έως Δεκέμβριος εισάγουμε αντίστοιχα τους τύπους:

=B4-C4 στο κελί D4

=B5-C5 στο κελί D5

=B6-C6 στο κελί D6

=B7-C7 στο κελί D7

=B8-C8 στο κελί D8

=B9-C9 στο κελί D9

=B10-C10 στο κελί D10

=B11-C11 στο κελί D11

=B12-C12 στο κελί D12

=B13-C13 στο κελί D13

=B14-C14 στο κελί D14

Για την εύρεση του τετραγώνου του σφάλματος (e_t)² με σταθερά εξομάλυνσης $\alpha = 0,20$, για τους μήνες Φεβρουάριος έως Δεκέμβριος εισάγουμε τους τύπους:

=D4^2 στο κελί E4

=D5^2 στο κελί E5

=D6^2 στο κελί E6

=D7^2 στο κελί E7

=D8^2 στο κελί E8

=D9^2 στο κελί E9

=D10^2 στο κελί E10

=D11^2 στο κελί E11

=D12^2 στο κελί E12

=D13^2 στο κελί E13

=D14^2 στο κελί E14

Για το άθροισμα των τετραγώνων του σφάλματος και το μέσο σφάλμα τετραγώνου (MSE) εισάγουμε τους παρακάτω τύπους:

=SUM(E4:E14) στο κελί E15, για το άθροισμα των τετραγώνων του σφάλματος

=E15/COUNT(E3:E14) στο κελί E16, για το μέσο σφάλμα τετραγώνου (MSE)

Αντίστοιχα, για την εύρεση του σφάλματος e_t με σταθερά εξομάλυνσης $\alpha = 0,50$, για τους μήνες Φεβρουάριος έως Δεκέμβριος εισάγουμε αντίστοιχα τους τύπους:

=B4-F4 στο κελί G4

=B5-F5 στο κελί G5

=B6-F6 στο κελί G6

=B7-F7 στο κελί G7

=B8-F8 στο κελί G8

=B9-F9 στο κελί G9

=B10-F10 στο κελί G10

=B11-F11 στο κελί G11

=B12-F12 στο κελί G12

=B13-F13 στο κελί G13

=B14-F14 στο κελί G14

Για την εύρεση του τετραγώνου του σφάλματος (e_t)² με σταθερά εξομάλυνσης $\alpha = 0,50$, για τους μήνες Φεβρουάριος έως Δεκέμβριος εισάγουμε τους τύπους:

=G4^2 στο κελί H4

=G5^2 στο κελί H5

=G6^2 στο κελί H6

=G7^2 στο κελί H7

=G8^2 στο κελί H8

=G9^2 στο κελί H9

=G10^2 στο κελί H10

=G11^2 στο κελί H11

=G12^2 στο κελί H12

=G13^2 στο κελί H13

=G14^2 στο κελί H14

Για το άθροισμα των τετραγώνων του σφάλματος και το μέσο σφάλμα τετραγώνου (MSE) εισάγουμε τους παρακάτω τύπους:

=SUM(H4:H14) στο κελί H15, για το άθροισμα των τετραγώνων του σφάλματος

=H15/COUNT(H3:H14) στο κελί H16, για το μέσο σφάλμα τετραγώνου (MSE)

Τέλος, για την εύρεση του σφάλματος e_t με σταθερά εξομάλυνσης $\alpha = 0,80$, για τους μήνες Φεβρουάριος έως Δεκέμβριος εισάγουμε αντίστοιχα τους τύπους:

=B4-I4 στο κελί J4

=B5-I5 στο κελί J5

=B6-I6 στο κελί J6

=B7-I7 στο κελί J7

=B8-I8 στο κελί J8

=B9-I9 στο κελί J9

=B10-I10 στο κελί J10

=B11-I11 στο κελί J11

=B12-I12 στο κελί J12

=B13-I13 στο κελί J13

=B14-I14 στο κελί J14

Για την εύρεση του τετραγώνου του σφάλματος (e_t)² με σταθερά εξομάλυνσης $\alpha = 0,80$, για τους μήνες Φεβρουάριος έως Δεκέμβριος εισάγουμε τους τύπους:

=J4^2 στο κελί K4

=J5^2 στο κελί K5

=J6^2 στο κελί K6

=J7^2 στο κελί K7

=J8^2 στο κελί K8

=J9^2 στο κελί K9

=J10^2 στο κελί K10

=J11^2 στο κελί K11

=J12^2 στο κελί K12

=J13^2 στο κελί K13

=J14^2 στο κελί K14

Για το άθροισμα των τετραγώνων του σφάλματος και το μέσο σφάλμα τετραγώνου (MSE) εισάγουμε τους παρακάτω τύπους:

=SUM(K4:K14) στο κελί K15, για το άθροισμα των τετραγώνων του σφάλματος

=K15/COUNT(K3:K14) στο κελί K16, για το μέσο σφάλμα τετραγώνου (MSE)

Επομένως, για την πρόβλεψη που βασίζεται στις παρακάτω τιμές σταθεράς εξομάλυνσης, άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων πρόβλεψης διαιρούμενο διά του αριθμού των προβλέψεων (MSE) είναι:

$$MSE = 0,76 \text{ όταν } \alpha = 0,20$$

$$MSE = 0,29 \text{ όταν } \alpha = 0,50 \text{ και}$$

$$MSE = 0,19 \text{ όταν } \alpha = 0,80$$

Το σχετικά ευρύ φάσμα των τιμών του MSE , καταδεικνύει τον σημαντικό ρόλο της σταθεράς εξομάλυνσης στη μέθοδο της εκθετικής εξομάλυνσης.

5.2 ΑΠΟΛΥΤΗ ΜΕΣΗ ΑΠΟΚΛΙΣΗ (MEAN ABSOLUTE DEVIATION: MAD)

Μία δεύτερη τεχνική υπολογισμού του σφάλματος πρόβλεψης, είναι η απόλυτη μέση απόκλιση (mean absolute deviation = *MAD*) και βασίζεται στην υπόθεση ότι η σοβαρότητα του σφάλματος σχετίζεται γραμμικά με το μέγεθός του. Αυτό ορίζεται από το άθροισμα των απολύτων τιμών του σφάλματος διαιρούμενο διά του αριθμού των προβλέψεων, όπως φαίνεται και από την παρακάτω σχέση:

$$MAD = \frac{\sum |e_t|}{n} \quad (5.3)$$

Εφαρμόζοντας τη σχέση (5.3) στα δεδομένα του Παραδείγματος 4.3 προκύπτει ο παρακάτω Πίνακας 5.2:

Πίνακας 5.2: Εύρεση Απόλυτης Μέσης Απόκλισης για προβλέψεις μέσω της Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης για $\alpha = 0,20$, για $\alpha = 0,50$ και για $\alpha = 0,80$

Μήνας t	Παρατηρηθείσες τιμές D_t	Πρόβλεψη (Απλή Εκθ. Εξομάλυνση $\alpha=0,20$)	Σφάλμα $ e_t $	Πρόβλεψη (Απλή Εκθ. Εξομάλυνση $\alpha=0,50$)	Σφάλμα $ e_t $	Απλή Εκθ. Εξομάλυνση $\alpha=0,80$	Σφάλμα $ e_t $
		F_t 0,20		F_t 0,50		F_{t+1} 0,80	
ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ	145,5						
ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ	145,8	145,5	0,3	145,5	0,3	145,5	0,3
ΜΑΡΤΙΟΣ	146,1	145,6	0,5	145,7	0,4	145,7	0,4
ΑΠΡΙΛΙΟΣ	146,4	145,7	0,7	145,9	0,5	146,0	0,4
ΜΑΙΟΣ	146,6	145,8	0,8	146,1	0,5	146,3	0,3
ΙΟΥΝΙΟΣ	146,3	146,0	0,3	146,4	0,1	146,5	0,2
ΙΟΥΛΙΟΣ	146,8	146,0	0,8	146,3	0,5	146,3	0,5
ΑΥΓΟΥΣΤΟΣ	146,9	146,2	0,7	146,6	0,3	146,7	0,2
ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ	147,7	146,3	1,4	146,7	1,0	146,9	0,8
ΟΚΤΩΒΡΙΟΣ	148,1	146,6	1,5	147,2	0,9	147,5	0,6
ΝΟΕΜΒΡΙΟΣ	148,1	146,9	1,2	147,7	0,4	148,0	0,1
ΔΕΚΕΜΒΡΙΟΣ	147,5	147,1	0,4	147,9	0,4	148,1	0,6
$\Sigma e_t $			8,6		5,3		4,3
MAD = $\Sigma e_t /n$			0,78		0,48		0,39

(Πηγή: *Survey of Current Business, Μάρτιος 1982*)

Αναλύοντας τον ανωτέρω Πίνακα 5.2 για την εύρεση της απόλυτης τιμής του σφάλματος $|e_t|$ με σταθερά εξομάλυνσης $\alpha = 0,20$, για τους μήνες Φεβρουάριος έως Δεκέμβριος εισάγουμε αντίστοιχα τους τύπους:

=ABS(\$B4-C4) κελί D4

=ABS(\$B5-C5) στο κελί D5

=ABS(\$B6-C6) στο κελί D6

=ABS(\$B7-C7) στο κελί D7

=ABS(\$B8-C8) στο κελί D8

=ABS(\$B9-C9) στο κελί D9

=ABS(\$B10-C10) στο κελί D10

=ABS(\$B11-C11) στο κελί D11

=ABS(\$B12-C12) στο κελί D12

=ABS(\$B13-C13) στο κελί D13

=ABS(\$B14-C14) στο κελί D14

Για την εύρεση της απόλυτης μέσης απόκλισης εισάγουμε τους παρακάτω τύπους:

=SUM(D4:D14) στο κελί D15, για το άθροισμα των απόλυτων τιμών του σφάλματος και

=D15/11 στο κελί E16, για την απόλυτη μέση απόκλιση (MAD)

Αντίστοιχα, για την εύρεση της απόλυτης τιμής του σφάλματος $|e_t|$ με σταθερά εξομάλυνσης $\alpha = 0,50$, για τους μήνες Φεβρουάριος έως Δεκέμβριος εισάγουμε τους τύπους:

=ABS(\$B4-E4) κελί F4

=ABS(\$B5-E5) στο κελί F5

=ABS(\$B6-E6) στο κελί F6

=ABS(\$B7-E7) στο κελί F7

=ABS(\$B8-E8) στο κελί F8

=ABS(\$B9-E9) στο κελί F9

=ABS(\$B10-E10) στο κελί F10

=ABS(\$B11-E11) στο κελί F11

=ABS(\$B12-E12) στο κελί F12

=ABS(\$B13-E13) στο κελί F13

=ABS(\$B14-E14) στο κελί F14

Για την εύρεση της απόλυτης μέσης απόκλισης εισάγουμε τους παρακάτω τύπους:

=SUM(F4:F14) στο κελί F15, για το άθροισμα των απόλυτων τιμών του σφάλματος και

=F15/11 στο κελί F16, για την απόλυτη μέση απόκλιση (MAD)

Τέλος, για την εύρεση της απόλυτης τιμής του σφάλματος $|e_t|$ με σταθερά εξομάλυνσης $a = 0,80$, για τους μήνες Φεβρουάριος έως Δεκέμβριος εισάγουμε αντίστοιχα τους τύπους:

=ABS(\$B4-G4) κελί H4

=ABS(\$B5-G5) στο κελί H5

=ABS(\$B6-G6) στο κελί H6

=ABS(\$B7-G7) στο κελί H7

=ABS(\$B8-G8) στο κελί H8

=ABS(\$B9-G9) στο κελί H9

=ABS(\$B10-G10) στο κελί H10

=ABS(\$B11-G11) στο κελί H11

=ABS(\$B12-G12) στο κελί H12

=ABS(\$B13-G13) στο κελί H13

=ABS(\$B14-G14) στο κελί H14

Για την εύρεση της απόλυτης μέσης απόκλισης εισάγουμε τους παρακάτω τύπους:

=SUM(H4:H14) στο κελί H15, για το άθροισμα των απόλυτων τιμών του σφάλματος και

=H15/11 στο κελί F16, για την απόλυτη μέση απόκλιση (MAD)

Γενικότερα η απόλυτη μέση απόκλιση (MAD) είναι λιγότερο αξιόπιστη από το μέσο σφάλμα τετραγώνου (MSE). Στις περισσότερες περιπτώσεις, το MSE είναι χρησιμότερο μέσο μέτρησης του σφάλματος και στατιστικά είναι πιο θεμελιωμένος δείκτης.

5.3 ΜΕΤΡΗΣΗ ΑΚΡΙΒΕΙΑΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

5.3.1 ΑΝΑΛΥΣΗ ΕΥΑΙΣΘΗΣΙΑΣ

Μία πολύ χρήσιμη εφαρμογή για τη μέτρηση της ακρίβειας της πρόβλεψης στη μέθοδο της εκθετικής εξομάλυνσης είναι ο προσδιορισμός της κατάλληλης τιμής της σταθεράς εξομάλυνσης α .

Η συγκεκριμένη σταθερά καθορίζει ουσιαστικά την έκταση που οι παρελθοντικές προβλέψεις επηρεάζουν την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών. Οι μικρές τιμές της α περιορίζουν αργά τις τιμές των παλαιότερων παρατηρήσεων στη χρονοσειρά, με αποτέλεσμα την αργή ανταπόκριση στις μεταβολές των παραμέτρων που περιγράφουν το μέσο επίπεδο της χρονοσειράς. Αντίθετα, στις προβλέψεις με χρήση μεγάλης τιμής της α περιορίζονται γρηγορότερα οι απομακρυσμένες παρατηρήσεις της χρονοσειράς με αποτέλεσμα μια πιο γρήγορη ανταπόκριση, κάτι το οποίο μπορεί να οδηγήσει τη διαδικασία της πρόβλεψης να ανταποκρίνεται σε ακανόνιστες μεταβολές-κινήσεις της χρονοσειράς, που δεν αντανακλούν τις πραγματικές μεταβολές στις παραμέτρους που περιγράφουν τη χρονοσειρά. Όπως παρατηρούμε και στις δύο διαδικασίες πρόβλεψης δεν είναι προτιμότερη κάποια από τις δύο ανωτέρω καταστάσεις.

Για την επίλυση αυτού του προβλήματος της επιλογής, μπορεί να γίνει χρήση της ανάλυσης ευαισθησίας στις ιστορικές χρονοσειρές, χρησιμοποιώντας διαφορετικές τιμές για τη σταθερά εξομάλυνσης. Για κάθε τιμή πάνω από ένα εύρος τιμών, προετοιμάζεται ένα πρότυπο πρόβλεψης με τη μέθοδο της εκθετικής εξομάλυνσης και υπολογίζεται το κατάλληλο μέτρο ακρίβειας της πρόβλεψης. Συνήθως, οι τιμές από 0,05 έως 0,30 ανταποκρίνονται σε καλύτερο βαθμό στα πρότυπα της εκθετικής εξομάλυνσης, ενώ αντιθέτως τιμές μεγαλύτερες του 0,30 δείχνουν ότι κάποιο εναλλακτικό μοντέλο πρόβλεψης είναι περισσότερο κατάλληλο.

Για παράδειγμα, στον παρακάτω Πίνακα 5.3 δίνονται τα αποτελέσματα του μέσου τετραγώνου σφάλματος (mean square error: MSE) για ποικίλες τιμές της σταθεράς εξομάλυνσης, προκειμένου να καθοριστεί η κατάλληλη.

Πίνακας 5.3: Αποτελέσματα Μέσου Τετραγώνου Σφάλματος για διάφορες τιμές της σταθεράς εξομάλυνσης α

α	MSE
0,02	39,3
0,04	39,2
0,06	38,6
0,08	38,4
0,10	38,2
0,12	38,1
0,14	37,9
0,16	37,4
0,18	37,4
0,20	37,2
0,22	37,6
0,24	37,8
0,26	37,9
0,28	38,1
0,30	38,3

(Πηγή: Jarrett J.: Μέθοδοι Προβλέψεων Για Οικονομικές και Επιχειρηματικές Αποφάσεις, 1993)

Όπως παρατηρούμε, το χαμηλότερο MSE προκύπτει για $\alpha = 0,20$. Αυτό θα μπορούσαμε να το θεωρήσουμε ως ένδειξη ότι η συγκεκριμένη τιμή για τη σταθερά εξομάλυνσης είναι η καλύτερη για τις υπό εξέταση ιστορικές χρονοσειρές. Ωστόσο, αν υπήρχε καλύτερη σταθερά εξομάλυνσης για $\alpha > 0,30$, αυτό ίσως μας οδηγούσε στο συμπέρασμα ότι είναι παρούσα η συμπεριφορά συγκεκριμένου τύπου χρονοσειράς, όπως της εποχικής. Συνεπώς, τα μοντέλα πρόβλεψης που έχουν τη δυνατότητα να αναγνωρίζουν τις άλλες μορφές συμπεριφοράς, θα μπορούσαν να δώσουν μια καλύτερη πρόβλεψη.

Χρησιμοποιώντας τα δεδομένα του Παραδείγματος 4.2 του παρακάτω Πίνακα 5.4, μπορούμε να κάνουμε χρήση του Microsoft Excel και του εργαλείου “επίλυσης” (solver), για την επιλογή της “βέλτιστης” τιμής της σταθεράς εξομάλυνσης α .

Πίνακας 5.4: Εβδομαδιαίες Πωλήσεις (σε χιλ. τμχ.)

Εβδομάδα t	Πωλήσεις (σε χιλ. τμχ.) D_t
1	204
2	292
3	284
4	228
5	187
6	224
7	270
8	247
9	236
10	171
11	

(Πηγή: Δημητριάδης Σ. Γ. & Μιχιώτης Αθ. Ν., Διοίκηση Παραγωγικών Συστημάτων: Βασικές θεωρητικές αρχές και εφαρμογές στη λήψη επιχειρηματικών αποφάσεων, 2007)

Από τα αποτελέσματα του Παραδείγματος 4.2, με τη μέθοδο της εκθετικής εξομάλυνσης με σταθερά $\alpha = 0,20$ και $\alpha = 0,50$ έχουν προκύψει τα παρακάτω αποτελέσματα:

Πίνακας 5.5: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω της Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης για $\alpha = 0,20$ και για $\alpha = 0,50$

Εβδομάδα t	Πωλήσεις (σε χιλ. τμχ.) D_t	Απλή Εκθ. Εξομάλυνση $\alpha=0,20$ F_{t+1}	Απλή Εκθ. Εξομάλυνση $\alpha=0,50$ F_{t+1}
		0,20	0,50
1	204		
2	292	204,00	204,00
3	284	221,60	248,00
4	228	234,08	266,00
5	187	232,86	247,00
6	224	223,69	217,00
7	270	223,75	220,50
8	247	233,00	245,25
9	236	235,80	246,13
10	171	235,84	241,06
11		222,87	206,03

Στον ίδιο πίνακα υπολογίζουμε επίσης το μέσο σφάλμα, το μέσο απόλυτο σφάλμα και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα για $\alpha = 0,20$ και $\alpha = 0,50$. Για τον υπολογισμό των μεγεθών αυτών συνηθίζουμε να χρησιμοποιούμε μια περίοδο τιμών σχετικά πρόσφατη, ώστε να απαλειφθεί ολοκληρωτικά η επίδραση των επιλογών μας στις αρχικές τιμές για την έναρξη της μεθόδου. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα η περίοδος που χρησιμοποιήθηκε για τον υπολογισμό του σφάλματος είναι από την 4^η και μετά.

Πίνακας 5.6: Αποτελέσματα Μέσου Σφάλματος, Μέσου Απόλυτου Σφάλματος και Τετραγώνου Σφάλματος για τιμές σταθεράς εξομάλυνσης $\alpha = 0,20$ και $\alpha = 0,50$

Εβδομάδα t	Πωλήσεις (σε χιλ. τμχ.) D_t	Απλή Εκθ. Εξομάλυνση $\alpha=0,20$ F_{t+1}	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος $(e_t)^2$	Σφάλμα $ e_t $	Απλή Εκθ. Εξομάλυνση $\alpha=0,50$ F_{t+1}	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος $(e_t)^2$	Σφάλμα $ e_t $
		0,20				0,50			
1	204		-	-	-		-	-	-
2	292	204,00	-	-	-	204,00	-	-	-
3	284	221,60	-	-	-	248,00	-	-	-
4	228	234,08	-6,08	36,97	6,08	266,00	-38,0	1.444,00	38,00
5	187	232,86	-45,86	2.103,51	45,86	247,00	-60,0	3.600,00	60,00
6	224	223,69	0,31	0,10	0,31	217,00	7,0	49,00	7,00
7	270	223,75	46,25	2.138,79	46,25	220,50	49,5	2.450,25	49,50
8	247	233,00	14,00	195,93	14,00	245,25	1,8	3,06	1,75
9	236	235,80	0,20	0,04	0,20	246,13	-10,1	102,52	10,13
10	171	235,84	-64,84	4.204,42	64,84	241,06	-70,1	4.908,75	70,06
11	-	222,87	-	-	-	206,03	-	-	-
$\Sigma(et)^2$				8.679,75				12.557,58	
$MSE = \Sigma(et)^2/n$				1.239,96				1.793,94	
$\Sigma e_t $					177,5				236,4
$MAD = \Sigma e_t /n$					25,36				33,78

Από τη σύγκριση των τιμών αυτών διαπιστώνουμε ότι οι προβλέψεις μας με σταθερά εξομάλυνσης $\alpha = 0,20$ φαίνεται να προσαρμόζονται καλύτερα στα δεδομένα του παρελθόντος σε σχέση με τις προβλέψεις με σταθερά $\alpha = 0,50$.

Στο σημείο αυτό όμως, είναι εύλογο να αναρωτηθεί κανείς ποια είναι η τιμή της σταθεράς εξομάλυνσης α , για την οποία οι προβλέψεις μας είναι οι καλύτερες δυνατές.

Ένας τρόπος για την εύρεση της τιμής αυτή θα ήταν να γίνει δοκιμή όλων των δυνατών τιμών της σταθεράς α από 0 μέχρι και 1 και να γίνει επιλογή εκείνης για την οποία ελαχιστοποιείται κάποιο κριτήριο βελτιστοποίησης που έχουμε αποφασίσει να χρησιμοποιήσουμε (συνήθως το μέσο τετράγωνο σφάλματος). Επειδή όμως μία τέτοια μέθοδος θα ήταν ιδιαίτερα χρονοβόρα σαν διαδικασία, και από τη στιγμή που υπάρχουν στη διάθεσή μας διάφορα εργαλεία βελτιστοποίησης στο Microsoft Excel (solver), μπορεί να γίνει χρήση τους για την επιλογή της “βέλτιστης” τιμής.

Πιο συγκεκριμένα στον παρακάτω Πίνακα 5.7 σημειώνουμε ένα μοντέλο πρόβλεψης στο Microsoft Excel για την πρόβλεψη των τιμών μιας χρονοσειράς με τη μέθοδο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης.

Πίνακας 5.7: Μοντέλο πρόβλεψης εκθετικής εξομάλυνσης στο excel

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	$\alpha = 0,20$							
2	Εβδομάδα t	Πωλήσεις (σε χιλ. τιμχ.) D_t	Απλή Εκθ. Εξομάλυνση- Πρόβλεψη	Σφάλμα e_t	Απόλυτο Σφάλμα $ e_t $	Τετράγωνο Σφάλματος $(e_t)^2$	Ποσοστιαίο Σφάλμα $(e_t)\%$	Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα $ e_t \%$
3	1	204		-	-	-	-	-
4	2	292	204,00	-	-	-	-	-
5	3	284	221,60	-	-	-	-	-
6	4	228	234,08	-6,08	6,08	36,97	-2,67	2,67
7	5	187	232,86	-45,86	45,86	2.103,51	-24,53	24,53
8	6	224	223,69	0,31	0,31	0,10	0,14	0,14
9	7	270	223,75	46,25	46,25	2.138,79	17,13	17,13
10	8	247	233,00	14,00	14,00	195,93	5,67	5,67
11	9	236	235,80	0,20	0,20	0,04	0,08	0,08
12	10	171	235,84	-64,84	64,84	4.204,42	-37,92	37,92
13	11	-	222,87	-	-	-	-	-
14	Μέσες τιμές περιόδου 4 - 10			-8,00	25,36	1.239,96	-6,01	12,59

Στη στήλη B, χρησιμοποιούμε τις τιμές της χρονοσειράς που μας ενδιαφέρουν.

Η πρόβλεψη των τιμών με απλή εκθετική εξομάλυνση γίνεται στο περιβάλλον του Excel, για τις εβδομάδες 2 έως 11 εισάγοντας αντίστοιχα τους τύπους:

=B3 στο κελί C4 (θέτουμε ως αρχική πρόβλεψη τις πωλήσεις της 1^{ης} εβδομάδας)

=C4+\$B\$1*(B4-C4) στο κελί C5

=C5+\$B\$1*(B5-C5) στο κελί C6

=C6+\$B\$1*(B6-C6) στο κελί C7

=C7+\$B\$1*(B7-C7) στο κελί C8

=C8+\$B\$1*(B8-C8) στο κελί C9

=C9+\$B\$1*(B9-C9) στο κελί C10

=C10+\$B\$1*(B10-C10) στο κελί C11

=C11+\$B\$1*(B11-C11) στο κελί C12

=C12+\$B\$1*(B12-C12) στο κελί C13

Με τη βοήθεια του μοντέλου υπολογίζουμε το μέσο σφάλμα, το μέσο απόλυτο σφάλμα, το μέσο τετράγωνο του σφάλματος, το μέσο ποσοστιαίο σφάλμα και το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα στη διάρκεια της περιόδου 4 έως 10. Η όλη διαδικασία υποστηρίζεται με τη χρήση των παρακάτω συναρτήσεων του Excel:

Εύρεση του σφάλματος e_t :

=B6-C6 στο κελί D6

=B7-C7 στο κελί D7

=B8-C8 στο κελί D8

=B9-C9 στο κελί D9

=B10-C10 στο κελί D10

=B11-C11 στο κελί D11

=B12-C12 στο κελί D12

Εύρεση μέσης τιμής περιόδου 4 – 10 του σφάλματος e_t :

=AVERAGE(D6:D12) στο κελί D14

Εύρεση της απόλυτης τιμής του σφάλματος $|e_t|$:

=ABS(B6-C6) στο κελί E6

=ABS(B7-C7) στο κελί E7

=ABS(B8-C8) στο κελί E8

=ABS(B9-C9) στο κελί E9

=ABS(B10-C10) στο κελί E10

=ABS(B11-C11) στο κελί E11

=ABS(B12-C12) στο κελί E12

Εύρεση μέσης τιμής περιόδου 4 – 10 του σφάλματος $|e_t|$:

=AVERAGE(E6:E12) στο κελί E14

Εύρεση του τετραγώνου του σφάλματος $(e_t)^2$:

=D6^2 στο κελί F6

=D7^2 στο κελί F7

=D8^2 στο κελί F8

=D9^2 στο κελί F9

=D10^2 στο κελί F10

=D11^2 στο κελί F11

=D12^2 στο κελί F12

Εύρεση μέσης τιμής περιόδου 4 – 10 του τετραγώνου του σφάλματος $(e_t)^2$:

=AVERAGE(F6:F12) στο κελί F14

Εύρεση ποσοστιαίου σφάλματος $e_t\%$:

=100*(B6-C6)/B6 στο κελί G6

=100*(B7-C7)/B7 στο κελί G7

=100*(B8-C8)/B8 στο κελί G8

=100*(B9-C9)/B9 στο κελί G9

=100*(B10-C10)/B10 στο κελί G10

=100*(B11-C11)/B11 στο κελί G11

=100*(B12-C12)/B12 στο κελί G12

Εύρεση μέσης τιμής περιόδου 4 – 10 ποσοστιαίου σφάλματος $e_t\%$:

=AVERAGE(G6:G12) στο κελί G14

Εύρεση απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος $|e_t|\%$:

=ABS((100*(B6-C6))/B6) στο κελί H6

=ABS((100*(B7-C7))/B7) στο κελί H7

=ABS((100*(B8-C8))/B8) στο κελί H8

=ABS((100*(B9-C9))/B9) στο κελί H9

=ABS((100*($\$B10-C10$))/ $\$B10$) στο κελί H10

=ABS((100*($\$B11-C11$))/ $\$B11$) στο κελί H11

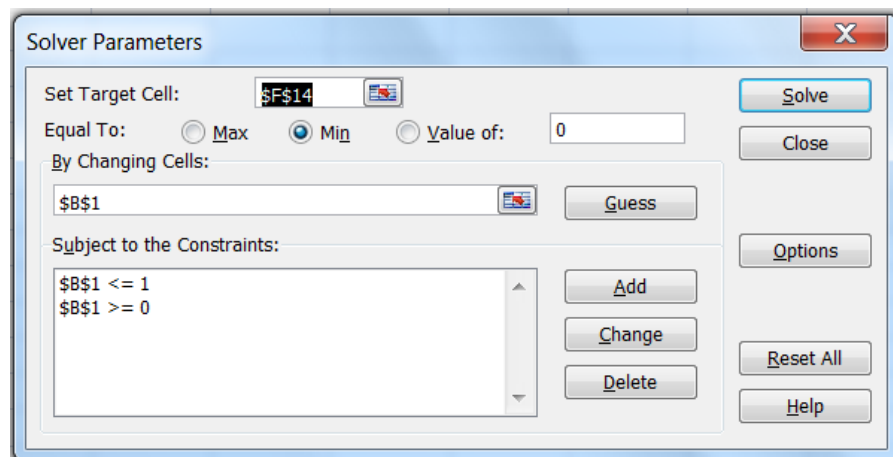
=ABS((100*($\$B12-C12$))/ $\$B12$) στο κελί H12

Εύρεση μέσης τιμής περιόδου 4 – 10 ποσοστιαίου σφάλματος $e_t\%$:

=AVERAGE(H6:H12) στο κελί H14

Στον ίδιο Πίνακα 5.7 φαίνονται τα αποτελέσματα της πρόβλεψης με σταθερά εξομάλυνσης $a = 0,20$, την τιμή την οποία την εισάγουμε στο κελί B1. Από το σημείο αυτό και μετά, αλλάζοντας απλώς την τιμή της σταθεράς εξομάλυνσης (πληκτρολογώντας τη νέα τιμή στο κελί B1), αυτόματα έχουμε τα αποτελέσματα της νέας πρόβλεψης. Στη συνέχεια, μπορούμε με τη χρήση του solver να βελτιστοποιήσουμε τη σταθερά εξομάλυνσης a , να επιλέξουμε δηλαδή την τιμή της για την οποία το μέσο τετράγωνο σφάλματος της πρόβλεψής μας (στο συγκεκριμένο παράδειγμα) γίνεται ελάχιστο.

Από το μενού επιλογών του Excel “εργαλεία” (“Data”) επιλέγουμε το εργαλείο “επίλυση” (“solver”). Εμφανίζεται έτσι το παράθυρο παραμέτρων επίλυσης του Σχήματος 5.1.



Σχήμα 5.1: Παράθυρο παραμέτρων εργαλείου “επίλυσης” στο excel

Στο “κελί προορισμού” (“Target Cell”), σημειώνουμε το κελί εκείνο του μοντέλου μας στο Excel, στο οποίο υπολογίζεται το κριτήριο βελτιστοποίησης που θα χρησιμοποιήσουμε. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα, χρησιμοποιούμε το κελί F14, στο οποίο υπολογίζουμε το μέσο τετράγωνο σφάλματος και επιλέγουμε το “ελάχιστο” (“Min”). Στο χώρο “Με αλλαγή των κελιών” (“By changing Cells”) σημειώνουμε το κελί B1, στο οποίο αντιστοιχεί η σταθερά εξομάλυνσης, τη βέλτιστη τιμή της οποίας αναζητούμε. Στο χώρο των περιορισμών (constraints) σημειώνουμε την περιοχή τιμών της σταθεράς εξομάλυνσης a , μέσα στην οποία αναζητούμε τη βέλτιστη τιμή της ($0 \leq a \leq 1$). Επιλέγοντας το πλήκτρο “Επίλυση” (“Solve”), το εργαλείο υπολογίζει αυτόματα τη βέλτιστη τιμή της σταθεράς εξομάλυνσης (στο κελί B1) και ενημερώνει με τα νέα αποτελέσματα της πρόβλεψης το μοντέλο μας, όπως φαίνεται στο Σχήμα 5.2.

Όπως φαίνεται από τα αποτελέσματα του Σχήματος 5.2, η βέλτιστη τιμή της σταθεράς εξομάλυνσης είναι $a = 0,09$, για την οποία το μέσο τετράγωνο σφάλματος των προβλέψεών μας γίνεται ελάχιστο και ίσο με 1.100,59.

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	$\alpha = 0,09$							
2	Εβδομάδα t	Πωλήσεις (σε χιλ. τιμχ.) D_t	Απλή Εκθ. Εξομάλυνση- Πρόβλεψη	Σφάλμα e_t	Απόλυτο Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος $(e_t)^2$	Ποσοστιαίο Σφάλμα $(e_t)\%$	Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα $e_t \%$
3	1	204		-	-	-	-	-
4	2	292	204,00	-	-	-	-	-
5	3	284	211,88	-	-	-	-	-
6	4	228	218,34	9,66	9,66	93,27	4,24	4,24
7	5	187	219,21	-32,21	32,21	1.037,31	-17,22	17,22
8	6	224	216,32	7,68	7,68	58,95	3,43	3,43
9	7	270	217,01	52,99	52,99	2.807,93	19,63	19,63
10	8	247	221,76	25,24	25,24	637,23	10,22	10,22
11	9	236	224,02	11,98	11,98	143,58	5,08	5,08
12	10	171	225,09	-54,09	54,09	2.925,83	-31,63	31,63
13	11	-	220,25	-	-	-	-	-
14	Μέσες τιμές περιόδου 4 - 10			3,04	27,69	1.100,59	-0,90	13,06

Σχήμα 5.2: Αποτελέσματα πρόβλεψης μετά τη βελτιστοποίηση της παραμέτρου α

Επιπλέον, τα αποτελέσματα της “επίλυσης” μπορούν να αποτυπωθούν και να αναλυθούν στο Excel με το “Report Απάντησης” (“Answer Report”), την “Ανάλυση Ευαισθησίας” (“Sensitivity Report”) και το “Report των Ορίων” (“Limits Report”), επιλέγοντάς τα, όπως φαίνεται στο παρακάτω Σχήμα 5.6

Target Cell (Min)

Cell	Name	Original Value	Final Value
\$F\$14	Μέσες τιμές περιόδου 4 - 10 -	1.100,59	1.100,59

Adjustable Cells

Cell	Name	Original Value	Final Value
\$B\$1	$\alpha =$	0,09	0,09

Constraints

Cell	Name	Cell Value	Formula	Status	Slack
\$B\$1	$\alpha =$	0,09	$\$B\$1 \leq 1$	Not Binding	0,910427141
\$B\$1	$\alpha =$	0,09	$\$B\$1 \geq 0$	Not Binding	0,09

Σχήμα 5.3: “Report Απάντησης” (“Answer Report”)

Adjustable Cells

Cell	Name	Final Value	Reduced Gradient
\$B\$1	α=	0,09	0,00

Constraints

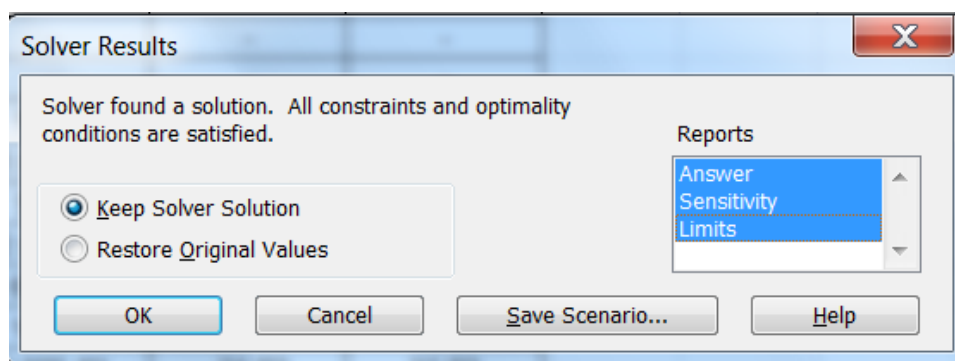
NONE

Σχήμα 5.4: “Ανάλυση Ευαισθησίας” (“Sensitivity Report”)

Cell	Target Name	Value
\$F\$14	Μέσες τιμές περιόδου 4 - 10 -	1.100,59

Cell	Adjustable Name	Value	Lower Limit	Target Result	Upper Limit	Target Result
\$B\$1	α=	0,09	0,00	1369,00	1,00	1882,43

Σχήμα 5.5: “Report των Ορίων” (“Limits Report”)



Σχήμα 5.6: Επιλογή Reports στο εργαλείο “επίλυσης” στο excel

Συνοψίζοντας, για να ολοκληρωθεί πλήρως η διαδικασία της πρόβλεψης, θα πρέπει να υπάρχει η αντίστοιχη μέτρηση της ακρίβειας της πρόβλεψης. Όπως σημειώθηκε και παραπάνω, ο forecaster θα πρέπει να δημιουργήσει μία σειρά προβλέψεων μέσα σε ένα διάστημα και να υπολογίσει το MSE, για την κάθε πρόβλεψη και στη συνέχεια γίνεται η επιλογή της καλύτερης σταθεράς εξομάλυνσης.

5.4 ΕΚΘΕΤΙΚΗ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗ ΠΡΟΣΑΡΜΟΣΜΕΝΗ ΒΑΣΕΙ ΤΑΣΗΣ

Η συγκεκριμένη μέθοδος εφαρμόζεται όταν παρατηρείται σημαντική τάση στα δεδομένα. Η μη προσαρμογή της απλής εκθετικής εξομάλυνσης οδηγεί σε μη αποδεκτό σφάλμα πρόβλεψης. Απαιτούνται δυο εκτιμήσεις για την διορθωμένη πρόβλεψη F_{t+1} , η αρχική πρόβλεψη S_{t+1} και η τάση T_{t+1} . Έτσι, για κάθε περίοδο γίνονται οι ακόλουθοι υπολογισμοί:

$$S_{t+1} = aA_t + (1 - a)(S_t + T_t) \quad (5.4)$$

$$T_{t+1} = \beta(S_{t+1} - S_t) + (1 - \beta)T_t \quad (5.5)$$

$$F_{t+1} = S_{t+1} + T_{t+1} \quad (5.6)$$

Ως τιμές των a και β καθορίζονται αυτές που οδηγούν στο μικρότερο σφάλμα πρόβλεψης (τιμές από 0 έως 1).

5.5 ΕΚΘΕΤΙΚΗ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗ ΠΡΟΣΑΡΜΟΣΜΕΝΗ ΒΑΣΕΙ ΕΠΟΧΙΚΟΤΗΤΑΣ

Η ζήτηση πολλές ακολουθεί συγκεκριμένες διακυμάνσεις και μεταβολές, οι οποίες δεν είναι τυχαίες αλλά επηρεάζονται έντονα από την εποχή. Σε αυτές τις περιπτώσεις, το σωστό μοντέλο πρόβλεψης οφείλει να συμπεριλαμβάνει μηχανισμούς για την προσαρμογή της εποχικότητας. Αρχικά υπολογίζονται οι δείκτες και οι λόγοι εποχικότητας. Στη συνέχεια γίνεται εξομάλυνση και προσαρμογή της πραγματικής ζήτησης με βάση την εποχικότητα. Κατόπιν, με δεδομένη την προσαρμοσμένη ζήτηση για κάθε περίοδο, γίνεται μια ανάλυση παλινδρόμησης, έτσι ώστε να βρεθεί η γραμμή τάσης που αποτυπώνει με τον καλύτερο δυνατό τρόπο την διακύμανση της προσαρμοσμένης ζήτησης προς το χρόνο. Τέλος, με βάση τη γραμμή τάσης γίνεται η πρόβλεψη για μελλοντικές περιόδους, πολλαπλασιάζοντας την προσαρμοσμένη ζήτηση με το δείκτη εποχικότητας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: ΓΡΑΜΜΙΚΟΣ ΚΙΝΗΤΟΣ ΜΕΣΟΣ (LINEAR MOVING AVERAGE)

Όπως φαίνεται στο Κεφάλαιο 3, στο τμήμα του Απλού Κινητού Μέσου, η εφαρμογή της μεθόδου των κινητών μέσων σε ένα σύνολο παρατηρήσεων δείγματος (χρονοσειρά) που ακολουθεί κάποιο πρότυπο, δίνει προβλέψεις οι οποίες υποεκτιμούν τις εκ παρατηρήσεως τιμές. Η επανεξέταση του παραδείγματος 3.4 δείχνει πως μια χρονοσειρά που ακολουθεί ένα συνεπές ανοδικό πρότυπο οδηγεί σε προβλέψεις με τη μέθοδο των κινητών μέσων όρων που υποεκτιμούν την παρατηρηθείσα τιμή. Στο παράδειγμα υπάρχει τυχαίος παράγων. Εν τούτοις, για να παρατηρήσουμε καλύτερα το πώς ένα πρότυπο γραμμικής τάσης επηρεάζει τα αποτελέσματα, θεωρούμε το επόμενο Παράδειγμα 6.1, το οποίο δεν περιέχει καμία τυχαιότητα αλλά είναι ένα πρότυπο γραμμικής τάσης. (Το ίδιο πρόβλημα υποεκτίμησης των πραγματικών τιμών υφίσταται και όταν υπάρχει τυχαιότητα.)

Παράδειγμα 6.1

Στον παρακάτω Πίνακα 6.1 σημειώνονται οι προβλέψεις με τη μέθοδο του απλού κινητού μέσου όρου-3 περιόδων για τις παρατηρήσεις μίας υποθετικής σειράς, η οποία ακολουθεί ανοδική εξελικτική τάση.

Πίνακας 6.1: Πρόβλεψη με τη μέθοδο του Απλού Κινητού Μέσου -3 περιόδων

(1)	(2)	(3)	(4)
Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων	Σφάλμα e_t (2) - (3)
1	2		-
2	4		-
3	6		-
4	8	4	4
5	10	6	4
6	12	8	4
7	14	10	4
8	16	12	4
9	18	14	4
10	-	16	-

Όπως παρατηρούμε, η πρόβλεψη υστερεί των πραγματικών τιμών κατά δύο περιόδους. Το σφάλμα για κάθε περίοδο την οποία γίνεται η πρόβλεψη είναι το ίδιο και ίσο με 4. Μία τέλεια γραμμική τάση στη σειρά έχει σαν αποτέλεσμα ένα συστηματικό σφάλμα που δεν μπορούμε να αποφύγουμε, αν δεν γίνει εφαρμογή κάποιας άλλης εναλλακτικής τεχνικής. Για να αποφευχθεί αυτό το συστηματικό σφάλμα που συμβαίνει αν οι κινητοί μέσοι εφαρμόζονται σε δεδομένα με τάση, έχει αναπτυχθεί η μέθοδος του γραμμικού κινητού μέσου. Η βάση αυτής της μεθόδου είναι να υπολογίσει ένα δεύτερο κινητό μέσο, δηλαδή έναν κινητό μέσο του κινητού μέσου των τιμών που παρατηρήθηκαν.

Οι διπλοί κινητοί μέσοι (Double Moving Averages = DMA) υστερούν του απλού κινητού μέσου κατά το ίδιο ποσό που ο απλός κινητός μέσος υστερεί σε σχέση με τις παρατηρηθείσες τιμές, όπως αντίστοιχα και οι διαφορές – σφάλμα του απλού και του κινητού μέσου μεταξύ τους.

Για να οδηγηθούμε σε προβλέψεις χωρίς συστηματικό λάθος, μπορούμε να προσθέσουμε στον απλό κινητό μέσο τη διαφορά μεταξύ του απλού και του διπλού κινητού μέσου (στήλη 6 στον παρακάτω Πίνακα 6.2). Αυτό θα μας δώσει την πρόβλεψη στο επίπεδο των πραγματικών τιμών, όπως φαίνεται και στις στήλες (7) και (8) του παρακάτω Πίνακα 6.2.

Πίνακας 6.2: Πρόβλεψη με τη μέθοδο του Απλού Κινητού Μέσου -3 περιόδων, του Διπλού Κινητού Μέσου -3 περιόδων, της Συνολικής Πρόβλεψης και υπολογισμός του Σφάλματος e_t

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων	Σφάλμα e_t (2) - (3)	Διπλός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων	Σφάλμα e_t (3) - (5)	Συνολική Πρόβλεψη (3) + (6)	Σφάλμα e_t (2) - (7)
1	2		-		-	-	-
2	4		-		-	-	-
3	6		-		-	-	-
4	8	4	4		-	-	-
5	10	6	4		-	-	-
6	12	8	4		-	-	-
7	14	10	4	6	4	14	0
8	16	12	4	8	4	16	0
9	18	14	4	10	4	18	0
10	-	16	-	12	4	20	
-		-	-	14	-	-	-

Στο συγκεκριμένο παράδειγμα, ο αριθμός των περιόδων για την εύρεση του κινητού μέσου όρου είναι τρεις, αλλά γενικότερα η ίδια αρχή του γραμμικού κινητού μέσου μπορεί να εφαρμοστεί μέσω των ακόλουθων τύπων:

Απλός Κινητός Μέσος (Single Moving Average - SMA):

$$S_t = \sum_{i=t-n}^{t-1} \frac{X_i}{n} \quad (6.1)$$

Διπλός Κινητός Μέσος (Double Moving Average - DMA):

$$S'_t = \sum_{i=t-n}^{t-1} \frac{S_i}{n} \quad (6.2)$$

Συνολική Πρόβλεψη:

$$\alpha_t = S_t + (S_t - S'_t) = 2S_t - S'_t \quad (6.3)$$

Συνολική Πρόβλεψη με τάση στις παρατηρήσεις:

$$b_t = \frac{2}{n-1} (S_t - S'_t) \quad (6.4)$$

Η εξίσωση (6.1) είναι ανάλογη του υπολογισμού του απλού κινητού μέσου. Στη συνέχεια, με τον τύπο (6.2) υπολογίζουμε το διπλό κινητό μέσο και η εξίσωση (6.3) εξασφαλίζει τη βασική προσαρμογή για το αρχικό σημείο για την πρόβλεψη (την πιο πρόσφατη τιμή), έτσι ώστε να μην υπάρχει διαφορά-σφάλμα με τα πραγματικά στοιχεία. Η βασική προσαρμογή επιτυγχάνεται με το άθροισμα του απλού κινητού μέσου και της διαφοράς – σφάλματος ανάμεσα στον απλό και το διπλό κινητό μέσο. Ωστόσο, αυτό τοποθετεί την πρόβλεψή μας στο σημείο της πιο πρόσφατης περιόδου (βλέπουμε ότι γίνεται χρήση του S_t και του S'_t και όχι του S_{t+1} και του S'_{t+1} .)

Για την πρόβλεψη η τάση στα δεδομένα πρέπει να βρεθεί κάνοντας χρήση της συνάρτησης (6.4). Στην συγκεκριμένη εξίσωση η διαίρεση γίνεται με το $\frac{2}{(n-1)}$, διότι ο κινητός μέσος όρος είναι ο μέσος των n παρατηρήσεων, που πρέπει να βρίσκονται συγκεντρωμένες στο μέσο των n παρατηρήσεων, ή στο $(n-1)/2$. Εάν ο απλός κινητός μέσος έχει χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη, θα ακολουθούσε τη διαφορά με την πραγματική τιμή κατά $(n-1)/2b$, όπου b είναι η μεταβολή της τάσης για κάθε περίοδο).

Όμως αφού ισχύει η παρακάτω σχέση:

$$\frac{n-1}{2} b_t = S_t - S'_t \quad (6.5)$$

το b_t μπορεί να βρεθεί απλώς λύνοντας την εξίσωση για να λάβουμε την εξίσωση (6.4) και

$$b_t = \frac{2}{n-1} (S_t - S'_t) \quad (6.4)$$

Παράδειγμα 6.2

Ο παρακάτω Πίνακας 6.3 περιλαμβάνει την εφαρμογή της διαδικασίας του γραμμικού κινητού μέσου στα υποθετικά δεδομένα του παραδείγματος 6.1 με εφαρμογή του απλού κινητού μέσου-4 περιόδων ($n=4$) στην παρατηρηθείσα χρονοσειρά. Η στήλη (4) αποτελεί το σφάλμα που σχετίζεται με αυτή την αρχική πρόβλεψη.

Πίνακας 6.3: Πρόβλεψη με τη μέθοδο του Γραμμικού Κινητού Μέσου

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 4 περιόδων (S_t)	Σφάλμα (2) - (3) (e_t)	Διπλός Κινητός Μέσος Όρος - 4 περιόδων (S'_t)	Σφάλμα (3) - (5) (e'_t)	Συνολική Πρόβλεψη (3) + (6) (α_t)	Σφάλμα e_t (2) - (7)
1	2		-		-	-	-
2	4		-		-	-	-
3	6		-		-	-	-
4	8		-		-	-	-
5	10	5	5		-	-	-
6	12	7	5		-	-	-
7	14	9	5		-	-	-
8	16	11	5		-	-	-
9	18	13	5	8	5	18	0
10	20	15	5	10	5	20	0
11	22	17	5	12	5	22	0

Τέλος, ο τύπος για την πρόβλεψη της τιμής οποιασδήποτε περιόδου, είναι:

$$F_{t+m} = a_t + b_t m \quad (6.6)$$

Όπου m είναι ο αριθμός των μελλοντικών περιόδων που πρέπει να προβλεφθούν και a_t , η συνολική πρόβλεψη. Για να σκιαγραφήσουμε τη μέθοδο των γραμμικών κινητών μέσων, θεωρούμε το επόμενο Παράδειγμα 6.3.

Παράδειγμα 6.3

Οι παρατηρηθείσες τιμές του ισοζυγίου αποθέματος για το προϊόν E12 για τις περιόδους 1 έως 12 εμπεριέχουν τόσο τάση όσο και συνιστώσα τυχαιότητας. Θα γίνει αντίστοιχα πρόβλεψη αυτών με βάση τη μέθοδο των γραμμικών κινητών μέσων με $n = 3$.

Ο παρακάτω Πίνακας 6.4 περιέχει τα δεδομένα της χρονοσειράς (στήλη 2) και τα αποτελέσματα των βημάτων της διαδικασίας του γραμμικού κινητού μέσου.

Πίνακας 6.4: Πρόβλεψη με τη μέθοδο του Γραμμικού Κινητού Μέσου

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	n= 3	
2	Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων (S_t)	Διπλός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων (S'_t)	Συνολική Πρόβλεψη ($(3) + (6)$) (a_t)	Τάση στις παρατηρήσεις (b_t)	Πρόβλεψη (F) m - 1		
3	1	66		-	-	-	-		
4	2	72		-	-	-	-		
5	3	101		-	-	-	-		
6	4	145	79,7	-	-	-	-		
7	5	148	106,0	-	-	-	-		
8	6	171	131,3	-	-	-	-		
9	7	185	154,7	105,7	203,7	49,0			
10	8	221	168,0	130,7	205,3	37,3	252,7		
11	9	229	192,3	151,3	233,3	41,0	242,7		
12	10	345	211,7	171,7	251,7	40,0	274,3		
13	11	376	265,0	190,7	339,3	74,3	291,7		
14	12	-	-				413,7		

$$\begin{aligned} F_8 &= a_7 + b_7 \\ &= 203,7 + 49 \\ &= 252,7 \text{ από την εξίσωση (6.6),} \end{aligned}$$

όπου:

$$\begin{aligned} a_7 &= 2S_7 - S'_7 \\ &= 2(154,7) - 105,7 \\ &= 203,7 \text{ από την εξίσωση (6.3),} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 b_7 &= \frac{2}{3-1}(S_7 - S'_7) \\
 &= 154,7 - 105,7 \\
 &= 49,0 \text{ από την εξίσωση (6.4),} \\
 S_7 &= \frac{X_4 + X_5 + X_6}{3} \\
 &= \frac{145 + 148 + 171}{3} \\
 &= 154,7 \text{ από την εξίσωση (6.1)}
 \end{aligned}$$

και

$$\begin{aligned}
 S'_7 &= \frac{S_4 + S_5 + S_6}{3} \\
 &= \frac{79,7 + 106,0 + 131,3}{3} \\
 &= 105,7 \text{ από την εξίσωση (6.2)}
 \end{aligned}$$

Η συμπλήρωση των τιμών του παραπάνω πίνακα γίνεται στο περιβάλλον του Excel, για τις περιόδους που εξετάζουμε εισάγοντας αντίστοιχα τους τύπους:

Για τον Απλό Κινητό Μέσο Όρο - 3 περιόδων S_t :

=AVERAGE(B3:B5) στο κελί C6 (S_6)

=AVERAGE(B4:B6) στο κελί C7 (S_7)

=AVERAGE(B5:B7) στο κελί C8 (S_8)

=AVERAGE(B6:B8) στο κελί C9 (S_9)

=AVERAGE(B7:B9) στο κελί C10 (S_{10})

=AVERAGE(B8:B10) στο κελί C11 (S_{11})

=AVERAGE(B9:B11) στο κελί C10 (S_{12})

=AVERAGE(B10:B12) στο κελί C10 (S_{13})

Για τον Διπλό Κινητό Μέσο Όρο - 3 περιόδων S'_t :

=AVERAGE(C6:C8) στο κελί D9 (S'_9)

=AVERAGE(C7:C9) στο κελί D10 (S'_{10})

=AVERAGE(C8:C10) στο κελί D11 (S'_{11})

=AVERAGE(C9:C11) στο κελί D12 (S'_{12})

=AVERAGE(C10:C12) στο κελί D13 (S'_{13})

Για τη Συνολική Πρόβλεψη a_t :

=2*C9-D9 στο κελί E9 (a_9)

=2*C10-D10 στο κελί E10 (a_{10})

=2*C11-D11 στο κελί E11 (a_{11})

=2*C12-D12 στο κελί E12 (a_{12})

=2*C13-D13 στο κελί E13 (a_{13})

Για την Τάση στις παρατηρήσεις b_t :

=(2/(\$I\$1-1))*(\$C9-\$D9) στο κελί F9 (b_9)

=(2/(\$I\$1-1))*(\$C10-\$D10) στο κελί F10 (b_{10})

=(2/(\$I\$1-1))*(\$C11-\$D11) στο κελί F11 (b_{11})

=(2/(\$I\$1-1))*(\$C12-\$D12) στο κελί F12 (b_{12})

=(2/(\$I\$1-1))*(\$C13-\$D13) στο κελί F13 (b_{13})

Όπου I1, ο αριθμός των παρατηρήσεων ($n = 3$)

Για την Πρόβλεψη F, για $m - 1$ μελλοντικές περιόδους F_t :

=E9+F9 στο κελί G10 (F_8)

=E10+F10 στο κελί G11 (F_9)

=E11+F11 στο κελί G12 (F_{10})

=E12+F12 στο κελί G13 (F_{11})

=E13+F13 στο κελί G14 (F_{12})

Το αποτέλεσμα αυτής της διαδικασίας είναι η βελτίωση των προβλέψεων στις περιπτώσεις που υπάρχει τάση στη χρονοσειρά όταν συγκρίνονται με τα αποτελέσματα της μεθόδου των απλών κινητών μέσων. Για την αξιολόγηση του σφάλματος των παραπάνω προβλέψεων μέσω της μεθόδου του απλού και του γραμμικού κινητού μέσου θα χρησιμοποιήσουμε την τεχνική του μέσου σφάλματος τετραγώνου (mean square error: MSE). Συγκεκριμένα τα αποτελέσματα είναι:

MSE = 5.347,28 για τους απλούς κινητούς μέσους και

MSE = 3.323,86 για τους γραμμικούς κινητούς μέσους

όπως φαίνεται και στον παρακάτω Πίνακα 6.5:

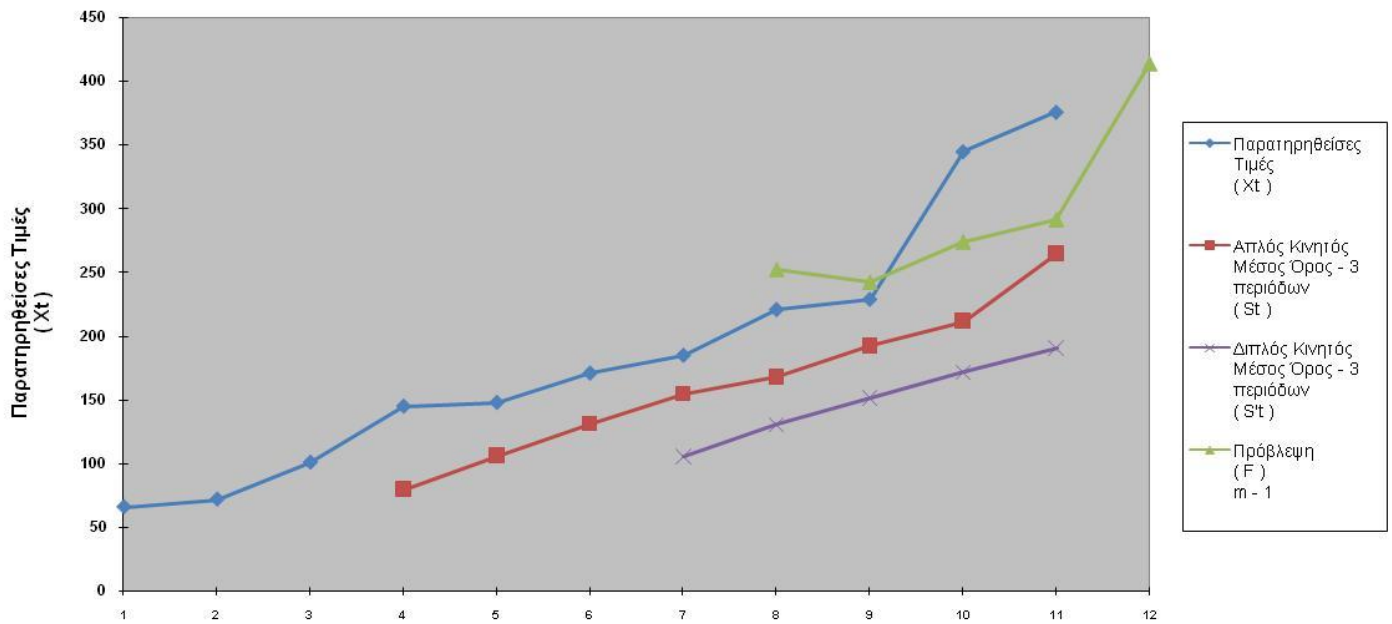
Πίνακας 6.5: Πρόβλεψη με τη μέθοδο του Απλού, του Διπλού και του Γραμμικού Κινητού Μέσου και εύρεση των αντίστοιχων Τετραγώνων του Σφάλματος

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)					n= 3	
Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων (S_t)	Διπλός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων (S'_t)	Συνολική Πρόβλεψη (3) + (6) (a_t)	Τάση στις παρατηρήσεις (b_t)	Πρόβλεψη (F) m - 1	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος (e_t) ²	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος (e_t) ²		
1	66			-	-		-	-	-	-		
2	72			-	-		-	-	-	-		
3	101			-	-		-	-	-	-		
4	145	79,7		-	-		65,33	4.268,44	-	-		
5	148	106,0		-	-		42,00	1.764,00	-	-		
6	171	131,3		-	-		39,67	1.573,44	-	-		
7	185	154,7	105,7	203,7	49,0		30,33	920,11	-	-		
8	221	168,0	130,7	205,3	37,3	252,7	53,00	2.809,00	-31,67	1.002,78		
9	229	192,3	151,3	233,3	41,0	242,7	36,67	1.344,44	-13,67	186,78		
10	345	211,7	171,7	251,7	40,0	274,3	133,33	17.777,78	70,67	4.993,78		
11	376	265,0	190,7	339,3	74,3	291,7	111,00	12.321,00	84,33	7.112,11		
12						413,7						
$\Sigma(e_t)^2$								42.778,22			13.295,44	
MSE = $\Sigma(e_t)^2/n$								5.347,28			3.323,86	

Επομένως, το σφάλμα που σχετίζεται με τη μέθοδο των γραμμικών κινητών μέσων γι' αυτή τη χρονοσειρά και για τη χρονική περίοδο που εξετάζεται είναι μικρότερο από το σφάλμα που διαπράττεται με την προσέγγιση του απλού κινητού μέσου. Κατά συνέπεια κρίνεται καταλληλότερη μέθοδος αυτή των γραμμικών κινητών μέσων για τα δεδομένα που έχουμε στη διάθεσή μας.

Στο παρακάτω Διάγραμμα 6.1 παρουσιάζεται η εξομάλυνση των τιμών της χρονοσειράς με τη μέθοδο του απλού κινητού μέσου -3 περιόδων, του διπλού κινητού μέσου -3 περιόδων και η πρόβλεψη F μέσω της μεθόδου του γραμμικού κινητού μέσου για τις περιόδους 1 έως 12. Μπορούμε να παρατηρήσουμε έτσι και διαγραμματικά ότι η μέθοδος των γραμμικών κινητών μέσων είναι προτιμότερη σε σχέση με αυτή του απλού κινητού μέσου.

Εφαρμογή Γραμμικού Κινητού Μέσου και σύγκριση με Απλό και Διπλό Κινητό Μέσο



Διάγραμμα 6.1: Διαγραμματική Απεικόνιση της εξομάλυνσης με τη μέθοδο του απλού, του διπλού και του γραμμικού κινητού μέσου

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: ΓΡΑΜΜΙΚΗ ΕΚΘΕΤΙΚΗ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗ

7.1 ΓΡΑΜΜΙΚΗ ΕΚΘΕΤΙΚΗ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗ ΜΙΑΣ ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΥ (BROWN)

Με τρόπο ανάλογο με εκείνον που χρησιμοποιήθηκε για τη μετάβαση από τον απλό κινητό μέσο στην απλή εκθετική εξομάλυνση είναι δυνατό να μεταβούμε από τον γραμμικό κινητό μέσο στη γραμμική εκθετική εξομάλυνση. Αυτή η κίνηση είναι αρκετά ελκυστική καθώς οι δύο περιορισμοί για τον απλό κινητό μέσο – η ανάγκη της διατήρησης των τελευταίων n παρατηρήσεων και η εφαρμογή ίσης βαρύτητας στις τελευταίες παρατηρήσεις – υπάρχουν με τους γραμμικούς κινητούς μέσους αλλά ο αριθμός των σημείων των δεδομένων είναι τώρα $2n$. Η γραμμική εκθετική εξομάλυνση μπορεί να υπολογιστεί ουσιαστικά μόνο με τρεις τιμές και μία τιμή για την α . Επιπλέον αυτή η προσέγγιση δίνει φθίνουσες βαρύτητες σε παρελθοντικές παρατηρήσεις. Για αυτούς τους λόγους είναι προτιμότερη γενικά σαν μέθοδος πρόβλεψης σε σχέση με τη μέθοδο των γραμμικών κινητών μέσων στις περισσότερες περιπτώσεις.

Η απλή εκθετική σειρά δίνεται από:

$$S_{t+1} = \alpha X_{t+1} + (1 - \alpha)S_t \quad (7.1)$$

που αποτελεί επανεγγραφή της εξίσωσης (5.4). Η εξίσωση διπλής εκθετικής εξομάλυνσης είναι:

$$S'_{t+1} = \alpha S_{t+1} + (1 - \alpha)S'_t \quad (7.2)$$

Όστόσο, η εφαρμογή της διπλής εκθετικής εξομάλυνσης σε μία χρονοσειρά δίνει αποτελέσματα, τα οποία κατά κανόνα υστερούν σε σύγκριση με τις αλλαγές που παρατηρούνται στις τιμές της. Επομένως, οι τιμές τόσο της απλής όσο και της διπλής εκθετικής εξομάλυνσης υστερούν σε σχέση με τις πραγματικές τιμές της σειράς.

Η μέθοδος της γραμμικής εκθετικής εξομάλυνσης του Brown δίνει μία επιπρόσθετη διόρθωση παρόμοια με εκείνη των γραμμικών κινητών μέσων. Σε αυτή τη μέθοδο, η διαφορά ανάμεσα στις απλές και τις διπλές εξομαλυνθείσες τιμές προστίθενται στην απλή εξομαλυνθείσα τιμή και έτσι γίνεται σχετική προσαρμογή όταν υπάρχει κάποιο πρότυπο στα δεδομένα. Οι εξισώσεις για αυτές τις προσαρμογές είναι:

$$\alpha_t = S_t + (S_t - S'_t) = 2S_t - S'_t \quad (7.3)$$

$$b_t = \frac{\alpha}{1-\alpha} (S_t - S'_t) \quad (7.4)$$

$$F_{t+m} = \alpha_t + b_t m \quad (7.5)$$

Όπου m είναι ο αριθμός των μελλοντικών περιόδων που πρόκειται να προβλεφθούν.

Παράδειγμα 7.1

Ο Πίνακας 7.1 που ακολουθεί περιλαμβάνει την εφαρμογή της διαδικασίας της γραμμικής εκθετικής εξομάλυνσης στην παρατηρηθείσα χρονοσειρά υποθέτοντας ότι η σταθερά εξομάλυνσης είναι $\alpha = 0,2$. Θεωρούμε για την περίοδο 1, ως αρχική τιμή για την απλή και τη διπλή εκθετική εξομάλυνση την παρατηρηθείσα τιμή της για την περίοδο 1.

Πίνακας 7.1: Πρόβλεψη με τη μέθοδο της Γραμμικής Εκθετικής Εξομάλυνσης

	A	B	C	D	E	F	G
1			$\alpha = 0,2$			$m = 1$	
2	α	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
3	Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)	Απλή Εκθετική Εξομάλυνση (S_t)	Διπλή Εκθετική Εξομάλυνση (S'_t)	α	b	Πρόβλεψη (F)
4	1	101	101,0	101,0	101,0	0,000	
5	2	102	101,2	101,0	101,4	0,040	101,0
6	3	103	101,6	101,1	102,0	0,104	101,4
7	4	105	102,2	101,4	103,1	0,221	102,1
8	5	105	102,8	101,7	103,9	0,287	103,4
9	6	105	103,2	102,0	104,5	0,317	104,2
10	7	106	103,8	102,3	105,2	0,364	104,8
11	8	107	104,4	102,8	106,1	0,420	105,6
12	9	108	105,1	103,2	107,1	0,479	106,5
13	10	109	105,9	103,8	108,1	0,537	107,5
14	11	110	106,7	104,4	109,1	0,593	108,6
15	12	112	107,8	105,0	110,5	0,685	109,7
16	13	113	108,8	105,8	111,9	0,757	111,2
17	14	114	109,9	106,6	113,1	0,812	112,6
18	15	114	110,7	107,4	114,0	0,815	113,9
19	16	115	111,6	108,3	114,9	0,824	114,8
20	17	117	112,6	109,1	116,2	0,877	115,7
21	18	118	113,7	110,0	117,4	0,916	117,0
22	19	119	114,8	111,0	118,5	0,944	118,3
23	20	120	115,8	112,0	119,7	0,965	119,5
24	21	122	117,1	113,0	121,1	1,019	120,6
25	22	123	118,2	114,0	122,5	1,053	122,1
26	23	124	119,4	115,1	123,7	1,073	123,5
27	24	125	120,5	116,2	124,8	1,082	124,8
28	25						125,9

Για παράδειγμα, ακολουθούν οι υπολογισμοί για την περίοδο $t = 4$ θα είναι:

$$S_4 = 0,2X_4 + 0,8S_3$$

$$= 0,2(105) + 0,8(101,6) = 102,3$$

Στήλη 3

$$S'_4 = 0,2S_4 + 0,8S'_3$$

$$= 0,2(102,2) + 0,8(101,1) = 101,3$$

Στήλη 4

$$\alpha_4 = 2S_4 - S'_4$$

$$= 2(102,2) - (101,4) = 103,0$$

Στήλη 5

$$b_4 = \frac{0,2}{0,8}(S_4 - S'_4)$$

$$= 0,25(102,2 - 101,4) = 0,221$$

Στήλη 6

$$F_5 = a_4 + b_4 (1)$$

$$= 103,1 + 0,221 = 103,4$$

Στήλη 7

Η συμπλήρωση των τιμών του παραπάνω πίνακα γίνεται στο περιβάλλον του Excel, για τις περιόδους που εξετάζουμε εισάγοντας αντίστοιχα τους τύπους:

Για τον Απλή Εκθετική Εξομάλυνση S_t :

=B4 στο κελί C4 (S_1) (θέτουμε ως αρχική τιμή την παρατηρηθείσα τιμή της 1^{ης} περιόδου)

= $\$D\$1*B5+(1-\$D\$1)*C4$ στο κελί C5 (S_2), όπου $\$D\1 η τιμή της α

= $\$D\$1*B6+(1-\$D\$1)*C5$ στο κελί C6 (S_3)

= $\$D\$1*B7+(1-\$D\$1)*C6$ στο κελί C7 (S_4)

= $\$D\$1*B8+(1-\$D\$1)*C7$ στο κελί C8 (S_5)

= $\$D\$1*B9+(1-\$D\$1)*C8$ στο κελί C9 (S_6)

= $\$D\$1*B10+(1-\$D\$1)*C9$ στο κελί C10 (S_7)

= $\$D\$1*B11+(1-\$D\$1)*C10$ στο κελί C11 (S_8)

= $\$D\$1*B12+(1-\$D\$1)*C11$ στο κελί C12 (S_9)

= $\$D\$1*B13+(1-\$D\$1)*C12$ στο κελί C13 (S_{10})

= $\$D\$1*B14+(1-\$D\$1)*C13$ στο κελί C14 (S_{11})

= $\$D\$1*B15+(1-\$D\$1)*C14$ στο κελί C15 (S_{12})

= $\$D\$1*B16+(1-\$D\$1)*C15$ στο κελί C16 (S_{13})

= $\$D\$1*B17+(1-\$D\$1)*C16$ στο κελί C17 (S_{14})

= $\$D\$1*B18+(1-\$D\$1)*C17$ στο κελί C18 (S_{15})

= $\$D\$1*B19+(1-\$D\$1)*C18$ στο κελί C19 (S_{16})

= $\$D\$1*B20+(1-\$D\$1)*C19$ στο κελί C20 (S_{17})

= $\$D\$1*B21+(1-\$D\$1)*C20$ στο κελί C21 (S_{18})

= $\$D\$1*B22+(1-\$D\$1)*C21$ στο κελί C22 (S_{19})

$$=\$D\$1*B23+(1-\$D\$1)*C22 \text{ στο κελί C23 } (S_{20})$$

$$=\$D\$1*B24+(1-\$D\$1)*C23 \text{ στο κελί C24 } (S_{21})$$

$$=\$D\$1*B25+(1-\$D\$1)*C24 \text{ στο κελί C25 } (S_{22})$$

$$=\$D\$1*B26+(1-\$D\$1)*C25 \text{ στο κελί C26 } (S_{23})$$

$$=\$D\$1*B27+(1-\$D\$1)*C26 \text{ στο κελί C27 } (S_{24})$$

Για την Διπλή Εκθετική Εξομάλυνση S'_t :

$$=B4 \text{ στο κελί D4 } (S'_1) \text{ (θέτουμε ως αρχική τιμή την παρατηρηθείσα τιμή της 1}^{ns} \text{ περιόδου)}$$

$$=\$D\$1*C5+(1-\$D\$1)*D4 \text{ στο κελί D5 } (S'_2), \text{ όπου } \$D\$1 \text{ η τιμή της } \alpha$$

$$=\$D\$1*C6+(1-\$D\$1)*D5 \text{ στο κελί D6 } (S'_3)$$

$$=\$D\$1*C7+(1-\$D\$1)*D6 \text{ στο κελί D7 } (S'_4)$$

$$=\$D\$1*C8+(1-\$D\$1)*D7 \text{ στο κελί D8 } (S'_5)$$

$$=\$D\$1*C9+(1-\$D\$1)*D8 \text{ στο κελί D9 } (S'_6)$$

$$=\$D\$1*C10+(1-\$D\$1)*D9 \text{ στο κελί D10 } (S'_7)$$

$$=\$D\$1*C11+(1-\$D\$1)*D10 \text{ στο κελί D11 } (S'_8)$$

$$=\$D\$1*C12+(1-\$D\$1)*D11 \text{ στο κελί D12 } (S'_9)$$

$$=\$D\$1*C13+(1-\$D\$1)*D12 \text{ στο κελί D13 } (S'_{10})$$

$$=\$D\$1*C14+(1-\$D\$1)*D13 \text{ στο κελί D14 } (S'_{11})$$

$$=\$D\$1*C15+(1-\$D\$1)*D14 \text{ στο κελί D15 } (S'_{12})$$

$$=\$D\$1*C16+(1-\$D\$1)*D15 \text{ στο κελί D16 } (S'_{13})$$

$$=\$D\$1*C17+(1-\$D\$1)*D16 \text{ στο κελί D17 } (S'_{14})$$

$$=\$D\$1*C18+(1-\$D\$1)*D17 \text{ στο κελί D18 } (S'_{15})$$

$$=\$D\$1*C19+(1-\$D\$1)*D18 \text{ στο κελί D19 } (S'_{16})$$

$$=\$D\$1*C20+(1-\$D\$1)*D19 \text{ στο κελί D20 } (S'_{17})$$

$$=\$D\$1*C21+(1-\$D\$1)*D20 \text{ στο κελί D21 } (S'_{18})$$

$$=\$D\$1*C22+(1-\$D\$1)*D21 \text{ στο κελί D22 } (S'_{19})$$

$$=\$D\$1*C23+(1-\$D\$1)*D22 \text{ στο κελί D23 } (S'_{20})$$

$$=\$D\$1*C24+(1-\$D\$1)*D23 \text{ στο κελί D24 } (S'_{21})$$

$$= \$D\$1 * C25 + (1 - \$D\$1) * D24 \text{ στο κελί D25 } (S'_{22})$$

$$= \$D\$1 * C26 + (1 - \$D\$1) * D25 \text{ στο κελί D26 } (S'_{23})$$

$$= \$D\$1 * C27 + (1 - \$D\$1) * D26 \text{ στο κελί D27 } (S'_{24})$$

Για την τιμή της α :

$$= 2 * C4 - D4 \text{ στο κελί E4}$$

$$= 2 * C5 - D5 \text{ στο κελί E5}$$

$$= 2 * C6 - D6 \text{ στο κελί E6}$$

$$= 2 * C7 - D7 \text{ στο κελί E7}$$

$$= 2 * C8 - D8 \text{ στο κελί E8}$$

$$= 2 * C9 - D9 \text{ στο κελί E9}$$

$$= 2 * C10 - D10 \text{ στο κελί E10}$$

$$= 2 * C11 - D11 \text{ στο κελί E11}$$

$$= 2 * C12 - D12 \text{ στο κελί E12}$$

$$= 2 * C13 - D13 \text{ στο κελί E13}$$

$$= 2 * C14 - D14 \text{ στο κελί E14}$$

$$= 2 * C15 - D15 \text{ στο κελί E15}$$

$$= 2 * C16 - D16 \text{ στο κελί E16}$$

$$= 2 * C17 - D17 \text{ στο κελί E17}$$

$$= 2 * C18 - D18 \text{ στο κελί E18}$$

$$= 2 * C19 - D19 \text{ στο κελί E19}$$

$$= 2 * C20 - D20 \text{ στο κελί E20}$$

$$= 2 * C21 - D21 \text{ στο κελί E21}$$

$$= 2 * C22 - D22 \text{ στο κελί E22}$$

$$= 2 * C23 - D23 \text{ στο κελί E23}$$

$$= 2 * C24 - D24 \text{ στο κελί E24}$$

$$= 2 * C25 - D25 \text{ στο κελί E25}$$

$$= 2 * C26 - D26 \text{ στο κελί E26}$$

$$= 2 * C27 - D27 \text{ στο κελί E27}$$

Για την τιμή της b , όπου $a = 0,2$:

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C4-D4)$ στο κελί F4

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C5-D5)$ στο κελί F5

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C6-D6)$ στο κελί F6

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C7-D7)$ στο κελί F7

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C8-D8)$ στο κελί F8

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C9-D9)$ στο κελί F9

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C10-D10)$ στο κελί F10

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C11-D11)$ στο κελί F11

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C12-D12)$ στο κελί F12

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C13-D13)$ στο κελί F13

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C14-D14)$ στο κελί F14

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C15-D15)$ στο κελί F15

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C16-D16)$ στο κελί F16

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C17-D17)$ στο κελί F17

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C18-D18)$ στο κελί F18

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C19-D19)$ στο κελί F19

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C20-D20)$ στο κελί F20

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C21-D21)$ στο κελί F21

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C22-D22)$ στο κελί F22

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C23-D23)$ στο κελί F23

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C24-D24)$ στο κελί F24

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C25-D25)$ στο κελί F25

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C26-D26)$ στο κελί F26

$=(\$D\$1/(1-\$D\$1))*(C27-D27)$ στο κελί F27

Για την Πρόβλεψη F, για $m = 1$ μελλοντική περίοδο:

=E4+(F4* $\$G\1) στο κελί G5

=E5+(F5* $\$G\1) στο κελί G6

=E6+(F6* $\$G\1) στο κελί G7

=E7+(F7* $\$G\1) στο κελί G8

=E8+(F8* $\$G\1) στο κελί G9

=E9+(F9* $\$G\1) στο κελί G10

=E10+(F10* $\$G\1) στο κελί G11

=E11+(F11* $\$G\1) στο κελί G12

=E12+(F12* $\$G\1) στο κελί G13

=E13+(F13* $\$G\1) στο κελί G14

=E14+(F14* $\$G\1) στο κελί G15

=E15+(F15* $\$G\1) στο κελί G16

=E16+(F16* $\$G\1) στο κελί G17

=E17+(F17* $\$G\1) στο κελί G18

=E18+(F18* $\$G\1) στο κελί G19

=E19+(F19* $\$G\1) στο κελί G20

=E20+(F20* $\$G\1) στο κελί G21

=E21+(F21* $\$G\1) στο κελί G22

=E22+(F22* $\$G\1) στο κελί G23

=E23+(F23* $\$G\1) στο κελί G24

=E24+(F24* $\$G\1) στο κελί G25

=E25+(F25* $\$G\1) στο κελί G26

=E26+(F26* $\$G\1) στο κελί G27

=E27+(F27* $\$G\1) στο κελί G28

Από τον Πίνακα 7.1 παρατηρούμε ότι μέσω και των δύο τεχνικών της εκθετικής εξομάλυνσης οι τιμές είναι μικρότερες από τις πραγματικές όταν υπάρχει θετική τάση. Με αντίθετο τρόπο “αντιδρούν” οι τιμές όταν η τάση είναι φθίνουσα. Σε γενικά πλαίσια, ο βαθμός που διαφέρουν οι πραγματικές από τις απλές εκθετικές τιμές είναι ο ίδιος με το βαθμό που διαφέρουν οι τιμές της απλής και της διπλής εκθετικής εξομάλυνσης. Έτσι, με την πρόσθεση της διαφοράς των απλών και των διπλών εκθετικών τιμών οδηγούμαστε στην τιμή της α (Στήλη 5).

Για την προσαρμογή της πρόβλεψης, υπολογίζουμε το b (Στήλη 6) και την εξίσωση (7.4) και στη συνέχεια κάνουμε προσθήκη αυτού με την α για προβλέψεις της περιόδου $t + 1$ [Στήλη 7) και εξίσωση (7.5)].

Για προβλέψεις περιόδων $t + 1 + n$ κάνουμε αντικατάσταση του κατάλληλου αριθμού περιόδων που επιθυμούμε να προβλέψουμε με την τιμή της εξίσωση (7.5). Ωστόσο, με αυτό τον τρόπο οδηγούμαστε σε μεγαλύτερη έλλειψη ακρίβειας πρόβλεψης. Επιπλέον παράγοντας που συμβάλει στην ακρίβεια της πρόβλεψης είναι και η εύρεση της κατάλληλης σταθερά εξομάλυνσης α , για τον υπολογισμό της απλής και της διπλής εκθετικής εξομάλυνσης.

Συγκρίνοντας το MSE , για τις τεχνικές της απλής εκθετικής εξομάλυνσης, του γραμμικού κινητού μέσου και της εκθετικής εξομάλυνση μιας παραμέτρου του Brown όπως φαίνεται στον παρακάτω Πίνακα 7.2, παρατηρούμε μικρότερες τιμές, γεγονός που αποδεικνύει ότι η συγκεκριμένη τεχνική βάσει των δεδομένων είναι περισσότερο ακριβής. Επιπλέον, πρέπει να ληφθεί υπόψη ότι μέσω αυτής της μεθόδου σε σχέση με τη μέθοδο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης δεν απαιτούνται περισσότερα δεδομένα, ενώ σε σχέση με τη μέθοδο των διπλών κινητών μέσων απαιτούνται λιγότερα δεδομένα.

Πίνακας 7.2: Σύγκριση Μέσου Τετραγώνου Σφάλματος για την Απλή Εκθετική Εξομάλυνση, τον Γραμμικό Κινητό Μέσο και την Εκθετική Εξομάλυνση μιας παραμέτρου του Brown

α	(2)	α=0.2		m=1		Τετράγωνο Σφάλματος $(e_i)^2$	Μέσος Όρος - 3 περιόδων (S_i)	Μέσος Όρος - 3 περιόδων (S_i)	Πρόβλεψη $(3) + (6)$ (\hat{y}_i)	Τέλη στις παρατηρήσεις (b_i)	Πρόβλεψη (F) $m-1$	Τετράγωνο Σφάλματος $(e_i)^2$				
		Ασκή Εφεστική Εξομάλυνση (S_i)	α	b	Πρόβλεψη (F)								Σφάλμα (e_i)	Τετράγωνο Σφάλματος $(e_i)^2$	Σφάλμα (e_i)	Τετράγωνο Σφάλματος $(e_i)^2$
1	101	101.0	101.0	0.000												
2	102	101.2	101.0	0.040	101.0	0.80	0.64	1.00	1.00							
3	103	101.6	101.1	0.104	101.4	1.44	2.07	1.60	2.56							
4	105	102.2	101.4	0.221	102.1	2.75	7.57	2.92	8.53	102.0						
5	105	102.8	101.7	0.287	103.4	2.20	4.85	1.65	2.72	103.3						
6	105	103.2	102.0	0.317	104.2	1.76	3.10	0.77	0.59	104.3						
7	106	103.8	102.3	0.364	104.8	2.21	4.88	1.17	1.38	105.0						
8	107	104.4	102.8	0.420	105.6	2.57	6.59	1.39	1.92	105.3						
9	108	105.1	103.2	0.479	106.5	2.85	8.14	1.47	2.15	106.0						
10	109	105.9	103.8	0.537	107.5	3.08	9.51	1.46	2.13	107.0						
11	110	106.7	104.4	0.593	108.6	3.27	10.67	1.40	1.95	108.0						
12	112	107.8	105.0	0.686	109.7	4.21	17.75	2.30	5.30	109.0						
13	113	108.8	105.8	0.757	111.2	4.17	17.39	1.79	3.20	110.3						
14	114	109.9	106.6	0.812	112.6	4.14	17.11	1.39	1.93	111.7						
15	114	110.7	107.4	0.815	113.9	3.31	10.95	0.08	0.01	113.0						
16	115	111.6	108.3	0.824	114.8	3.45	11.88	0.23	0.05	113.7						
17	117	112.6	109.1	0.877	115.7	4.36	18.99	1.33	1.76	114.3						
18	118	113.7	110.0	0.916	117.0	4.29	18.37	0.97	0.94	115.3						
19	119	114.8	111.0	0.944	118.3	4.23	17.88	0.70	0.50	116.7						
20	120	115.8	112.0	0.966	119.5	4.18	17.50	0.51	0.26	118.0						
21	122	117.1	113.0	1.019	120.6	4.95	24.47	1.36	1.85	119.0						
22	123	118.2	114.0	1.053	122.1	4.76	22.63	0.85	0.72	120.3						
23	124	119.4	115.1	1.073	123.5	4.61	21.21	0.49	0.24	121.7						
24	125	120.5	116.2	1.082	124.8	4.48	20.11	0.24	0.06	123.0						
25					125.9											

$$MSE = \frac{\sum(e_i^2)}{n}$$

$$MSE_{\text{Ασκή Εφεστική Εξομάλυνσης}} = 12.80$$

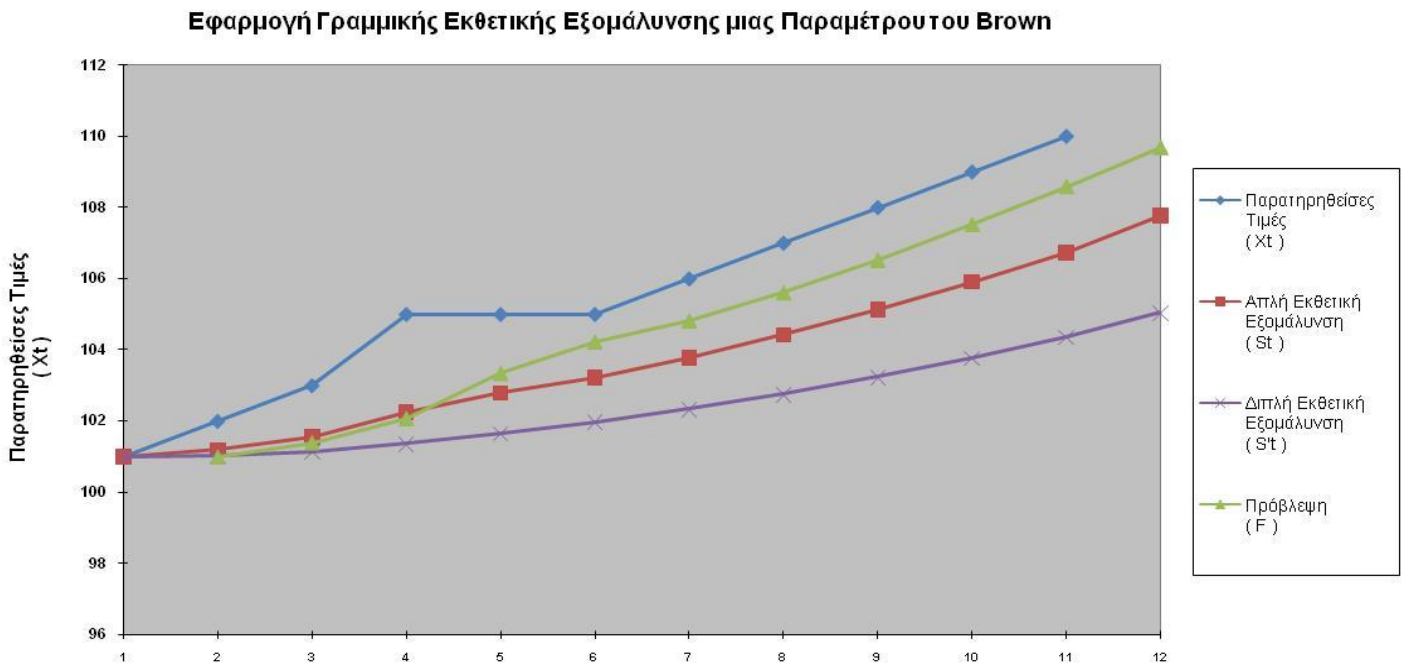
$$MSE_{\text{Εκθετική Εξομάλυνσης}} = 1.81$$

$$MSE_{\text{Γραμμικού Κινητού Μέσου}} = 18.11$$

MSE Ασκή Εφεστική Εξομάλυνσης
 Εκθετική Εξομάλυνσης
 Γραμμικού Κινητού Μέσου

MSE Ασκή Εφεστική Εξομάλυνσης
 Εκθετική Εξομάλυνσης
 Γραμμικού Κινητού Μέσου

Στο παρακάτω Διάγραμμα 7.1 παρουσιάζεται η εξομάλυνση των τιμών της χρονοσειράς με τη μέθοδο της απλής και της διπλής εκθετικής εξομάλυνσης, και η πρόβλεψη F μέσω της μεθόδου της γραμμικής εκθετικής εξομάλυνσης μιας παραμέτρου του Brown για τις περιόδους 1 έως 25. Μπορούμε να παρατηρήσουμε έτσι και διαγραμματικά ότι η μέθοδος των της γραμμικής εκθετικής εξομάλυνσης μιας παραμέτρου του Brown είναι προτιμότερη σε σχέση με αυτή της απλής εκθετικής εξομάλυνσης.



Διάγραμμα 7.1: Εφαρμογή Εκθετικής Εξομάλυνσης μιας παραμέτρου του Brown και σύγκριση με την Απλή Εκθετική Εξομάλυνση και τον Γραμμικό Κινητό Μέσο

7.2 ΕΚΘΕΤΙΚΗ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗ ΔΙΠΛΗΣ ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΥ (HOLT)

Η διαφορά της Γραμμικής Εκθετικής Εξομάλυνσης Διπλής Παραμέτρου του Holt με την Εκθετικής Εξομάλυνσης μίας Παραμέτρου του Brown έγκειται στο ότι δεν εφαρμόζεται ο τύπος της διπλής εκθετικής εξομάλυνσης, αλλά γίνεται εξομάλυνση των τιμών της τάσης απευθείας. Μέσω αυτής της μεθόδου υπάρχει μεγαλύτερη ευελιξία, αφού επιτρέπεται η εξομάλυνση της τάσης με μία διαφορετική παράμετρο, από εκείνες που χρησιμοποιήθηκαν στην προηγούμενη μέθοδο. Η πρόβλεψη μέσω της τεχνικής Εκθετικής Εξομάλυνσης Διπλής Παραμέτρου του Holt μπορεί να βρεθεί χρησιμοποιώντας δύο σταθερές εξομάλυνσης (με τιμές μεταξύ του 0 και του 1) και τριών εξισώσεων:

$$S_t = \alpha X_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (7.6)$$

όπου b ο συντελεστής ανάπτυξης

$$b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (7.7)$$

όπου β η νέα σταθερά εξομάλυνσης της τάσης, και

$$F_{t+m} = S_t + b_t m \quad (7.8)$$

Μέσω της εξίσωσης (7.6) προσαρμόζεται το S_t απευθείας για την τάση της προηγούμενης περιόδου, b_{t-1} , προσθέτοντάς το στην τελευταία εξομαλυνθείσα τιμή, S_{t-1} . Αυτό συμβάλει στην εξάλειψη της καθυστέρησης και επαναφέρει το S_t στην κατάλληλη βάση της τρέχουσας παρατηρηθείσας τιμής. Αντίστοιχα, η εξίσωση (7.7) ενημερώνει την τάση, η οποία εκφράζεται ως η διαφορά ανάμεσα στις τελευταίες δύο εξομαλυνθείσες τιμές. Η συγκεκριμένη εξίσωση θεωρείται κατάλληλη καθώς όταν υπάρχει τάση στα δεδομένα, οι νέες τιμές θα έχουν ανώτερες ή κατώτερες τιμές από τις προηγούμενες. Στη συνέχεια, αφού παραμένει και το ενδεχόμενο τυχαιότητας, αυτό περιορίζεται εξομαλύνοντάς με τη νέα σταθερά β την τάση της τελευταίας περιόδου ($S_t - S_{t-1}$) και προσθέτοντάς το στον προηγούμενο υπολογισμό της τάσης πολλαπλασιαζόμενο με $(1 - \beta)$. Συμπερασματικά, η εξίσωση (7.7) είναι παρόμοια με τη μέθοδο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης με την εφαρμογή όμως της ενημέρωσης της τάσης. Τέλος, η εξίσωση (7.8) χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη προσθέτοντας στην τιμή βάσης το γινόμενο της τάσης b_t επί τις περιόδους m που θέλουμε να προβλέψουμε.

Παράδειγμα 7.2

Κάνοντας χρήση του Πίνακα 7.1, ο παρακάτω Πίνακας 7.3 δείχνει την εφαρμογή της Γραμμικής Εκθετικής Εξομάλυνσης Διπλής Παραμέτρου του Holt, υποθέτοντας ότι η σταθερά εξομάλυνσης των δεδομένων είναι $\alpha = 0,2$ και η σταθερά εξομάλυνσης της τάσης είναι $\beta = 0,3$. Θεωρούμε επίσης, για την περίοδο 1, ως αρχική τιμή για την τιμή εξομάλυνσης την παρατηρηθείσα τιμή της για την περίοδο 1 και για την τάση στην περίοδο αυτή την τιμή 0.

Πίνακας 7.3: Εφαρμογή της Γραμμικής Εκθετικής Εξομάλυνσης Διπλής παραμέτρου του Holt

	A	B	C	D	E	F
1	$\alpha = 0,2$		$\beta = 0,3$		$m = 1$	
2	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	
3	Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)	Εξομάλυνση Δεδομένων [εξίσωση (24)] (S_t)	Εξομάλυνση Τάσης [εξίσωση (25)] (b_t)	Πρόβλεψη [εξίσωση (26)] (F)	
4	1	101	101,0	0,0		
5	2	102	101,20	0,06	101,0	
6	3	103	101,61	0,16	101,3	
7	4	105	102,42	0,36	101,8	
8	5	105	103,22	0,49	102,8	
9	6	105	103,97	0,57	103,7	
10	7	106	104,83	0,66	104,5	
11	8	107	105,79	0,75	105,5	
12	9	108	106,83	0,83	106,5	
13	10	109	107,93	0,92	107,7	
14	11	110	109,08	0,98	108,8	
15	12	112	110,45	1,10	110,1	
16	13	113	111,84	1,19	111,5	
17	14	114	113,22	1,25	113,0	
18	15	114	114,37	1,22	114,5	
19	16	115	115,47	1,18	115,6	
20	17	117	116,72	1,20	116,7	
21	18	118	117,94	1,21	117,9	
22	19	119	119,12	1,20	119,1	
23	20	120	120,25	1,18	120,3	
24	21	122	121,55	1,21	121,4	
25	22	123	122,81	1,23	122,8	
26	23	124	124,03	1,23	124,0	
27	24	125	125,20	1,21	125,3	
28	25				126,4	

Για παράδειγμα, ακολουθούν οι υπολογισμοί για την περίοδο $t = 4$ θα είναι:

$$S_4 = 0,2X_4 + 0,8(S_3 + b_3)$$

$$= 0,2(105) + 0,8(101,77) = 102,42$$

Στήλη 3

$$b_4 = 0,3(S_4 - S_3) + 0,7b_3$$

$$= 0,3(102,42 - 101,61) + 0,7(0,16) = 0,36$$

Στήλη 4

$$F_4 = S_4 + b_4(m)$$

$$= 102,42 + (0,36)(1) = 102,8$$

Στήλη 5

Η συμπλήρωση των τιμών του παραπάνω πίνακα γίνεται στο περιβάλλον του Excel, για τις περιόδους που εξετάζουμε εισάγοντας αντίστοιχα τους τύπους:

Για τον Εξομάλυνση Δεδομένων S_t :

=B4 στο κελί C4 (S_1) (θέτουμε ως αρχική τιμή την παρατηρηθείσα τιμή της 1^{ης} περιόδου)

=(B\$1*B5)+((1-\$B\$1)*(C4+D4)) στο κελί C5 (S_2), όπου \$D\$1 η τιμή της α

=(B\$1*B6)+((1-\$B\$1)*(C5+D5)) στο κελί C6 (S_3)

=(B\$1*B7)+((1-\$B\$1)*(C6+D6)) στο κελί C7 (S_4)

=(B\$1*B8)+((1-\$B\$1)*(C7+D7)) στο κελί C8 (S_5)

=(B\$1*B9)+((1-\$B\$1)*(C8+D8)) στο κελί C9 (S_6)

=(B\$1*B10)+((1-\$B\$1)*(C9+D9)) στο κελί C10 (S_7)

=(B\$1*B11)+((1-\$B\$1)*(C10+D10)) στο κελί C11 (S_8)

=(B\$1*B12)+((1-\$B\$1)*(C11+D11)) στο κελί C12 (S_9)

=(B\$1*B13)+((1-\$B\$1)*(C12+D12)) στο κελί C13 (S_{10})

=(B\$1*B14)+((1-\$B\$1)*(C13+D13)) στο κελί C14 (S_{11})

=(B\$1*B15)+((1-\$B\$1)*(C14+D14)) στο κελί C15 (S_{12})

=(B\$1*B16)+((1-\$B\$1)*(C15+D15)) στο κελί C16 (S_{13})

=(B\$1*B17)+((1-\$B\$1)*(C16+D16)) στο κελί C17 (S_{14})

=(B\$1*B18)+((1-\$B\$1)*(C17+D17)) στο κελί C18 (S_{15})

=(B\$1*B19)+((1-\$B\$1)*(C18+D18)) στο κελί C19 (S_{16})

=(B\$1*B20)+((1-\$B\$1)*(C19+D19)) στο κελί C20 (S_{17})

=(B\$1*B21)+((1-\$B\$1)*(C20+D20)) στο κελί C21 (S_{18})

=(B\$1*B22)+((1-\$B\$1)*(C21+D21)) στο κελί C22 (S_{19})

=(B\$1*B23)+((1-\$B\$1)*(C22+D22)) στο κελί C23 (S_{20})

=(B\$1*B24)+((1-\$B\$1)*(C23+D23)) στο κελί C24 (S_{21})

=(B\$1*B25)+((1-\$B\$1)*(C24+D24)) στο κελί C25 (S_{22})

=(B\$1*B26)+((1-\$B\$1)*(C25+D25)) στο κελί C26 (S_{23})

=(B\$1*B27)+((1-\$B\$1)*(C26+D26)) στο κελί C27 (S_{24})

Για την Εξομάλυνση Τάσης b_t :

$$=0 \text{ στο κελί D4 } (S'_1) \text{ (θέτουμε ως αρχική τιμή τάσης το 0)}$$

$$=(\beta D_1*(C5-C4))+((1-\beta D_1)*D4) \text{ στο κελί D5 } (b_2), \text{ όπου } \beta D_1 \text{ η τιμή της } \beta$$

$$=(\beta D_1*(C6-C5))+((1-\beta D_1)*D5) \text{ στο κελί D6 } (b_3)$$

$$=(\beta D_1*(C7-C6))+((1-\beta D_1)*D6) \text{ στο κελί D7 } (b_4)$$

$$=(\beta D_1*(C8-C7))+((1-\beta D_1)*D7) \text{ στο κελί D8 } (b_5)$$

$$=(\beta D_1*(C9-C8))+((1-\beta D_1)*D8) \text{ στο κελί D9 } (b_6)$$

$$=(\beta D_1*(C10-C9))+((1-\beta D_1)*D9) \text{ στο κελί D10 } (b_7)$$

$$=(\beta D_1*(C11-C10))+((1-\beta D_1)*D10) \text{ στο κελί D11 } (b_8)$$

$$=(\beta D_1*(C12-C11))+((1-\beta D_1)*D11) \text{ στο κελί D12 } (b_9)$$

$$=(\beta D_1*(C13-C12))+((1-\beta D_1)*D12) \text{ στο κελί D13 } (b_{10})$$

$$=(\beta D_1*(C14-C13))+((1-\beta D_1)*D13) \text{ στο κελί D14 } (b_{11})$$

$$=(\beta D_1*(C15-C14))+((1-\beta D_1)*D14) \text{ στο κελί D15 } (b_{12})$$

$$=(\beta D_1*(C16-C15))+((1-\beta D_1)*D15) \text{ στο κελί D16 } (b_{13})$$

$$=(\beta D_1*(C17-C16))+((1-\beta D_1)*D16) \text{ στο κελί D17 } (b_{14})$$

$$=(\beta D_1*(C18-C17))+((1-\beta D_1)*D17) \text{ στο κελί D18 } (b_{15})$$

$$=(\beta D_1*(C19-C18))+((1-\beta D_1)*D18) \text{ στο κελί D19 } (b_{16})$$

$$=(\beta D_1*(C20-C19))+((1-\beta D_1)*D19) \text{ στο κελί D20 } (b_{17})$$

$$=(\beta D_1*(C21-C20))+((1-\beta D_1)*D20) \text{ στο κελί D21 } (b_{18})$$

$$=(\beta D_1*(C22-C21))+((1-\beta D_1)*D21) \text{ στο κελί D22 } (b_{19})$$

$$=(\beta D_1*(C23-C22))+((1-\beta D_1)*D22) \text{ στο κελί D23 } (b_{20})$$

$$=(\beta D_1*(C24-C23))+((1-\beta D_1)*D23) \text{ στο κελί D24 } (b_{21})$$

$$=(\beta D_1*(C25-C24))+((1-\beta D_1)*D24) \text{ στο κελί D25 } (b_{22})$$

$$=(\beta D_1*(C26-C25))+((1-\beta D_1)*D25) \text{ στο κελί D26 } (b_{23})$$

$$=(\beta D_1*(C27-C26))+((1-\beta D_1)*D26) \text{ στο κελί D27 } (b_{24})$$

Για την Πρόβλεψη F, για $m = 1$ μελλοντική περίοδο:

=C4+D4*\$F\$1 στο κελί E5

=C5+D5*\$F\$1 στο κελί E6

=C6+D6*\$F\$1 στο κελί E7

=C7+D7*\$F\$1 στο κελί E8

=C8+D8*\$F\$1 στο κελί E9

=C9+D9*\$F\$1 στο κελί E10

=C10+D10*\$F\$1 στο κελί E11

=C11+D11*\$F\$1 στο κελί E12

=C12+D12*\$F\$1 στο κελί E13

=C13+D13*\$F\$1 στο κελί E14

=C14+D14*\$F\$1 στο κελί E15

=C15+D15*\$F\$1 στο κελί E16

=C16+D16*\$F\$1 στο κελί E17

=C17+D17*\$F\$1 στο κελί E18

=C18+D18*\$F\$1 στο κελί E19

=C19+D19*\$F\$1 στο κελί E20

=C20+D20*\$F\$1 στο κελί E21

=C21+D21*\$F\$1 στο κελί E22

=C22+D22*\$F\$1 στο κελί E23

=C23+D23*\$F\$1 στο κελί E24

=C24+D24*\$F\$1 στο κελί E25

=C25+D25*\$F\$1 στο κελί E26

=C26+D26*\$F\$1 στο κελί E27

=C27+D27*\$F\$1 στο κελί E28

Στο σημείο αυτό θα πρέπει να επισημάνουμε ξανά τη σημασία που έχει η επιλογή της καταλληλότερης σταθεράς εξομάλυνσης. Όσο πιο κατάλληλη είναι η επιλογή της σταθεράς εξομάλυνσης (στην περίπτωση της γραμμικής εκθετικής εξομάλυνσης διπλής παραμέτρου του Holt έχουμε δύο πηγές αποκλίσεων), τόσο πιο ακριβής θα είναι και η πρόβλεψή μας.

Συγκρίνοντας το MSE , για την τεχνική της απλής εκθετικής εξομάλυνσης και της εκθετικής εξομάλυνσης διπλής παραμέτρου του Holt, όπως φαίνεται στον παρακάτω Πίνακα, παρατηρούμε μικρότερη τιμή στη μέθοδο του Holt, που μας οδηγεί στο συμπέρασμα ότι η συγκεκριμένη τεχνική βάσει των δεδομένων αυτών είναι περισσότερο ακριβής.

Πίνακας 7.4: Σύγκριση Μέσου Τετραγώνου Σφάλματος για την Απλή Εκθετική Εξομάλυνση και την Εκθετική Εξομάλυνση Διπλής Παραμέτρου του Holt

$\alpha= 0,2$		$\beta= 0,3$		$m= 1$					
(1)	(2)	(3)	(4)	(7)			$\alpha= 0,2$		
Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)	Εξομάλυνση Δεδομένων [εξίσωση (24)] (S_t)	Εξομάλυνση Τάσης [εξίσωση (25)] (b_t)	Πρόβλεψη [εξίσωση (26)] (F)	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος (e_t) ²	Απλή Εκθετική Εξομάλυνση (S_t)	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος (e_t) ²
1	101	101,0	0,0				101,0		
2	102	101,20	0,06	101,0	1,00	1,00	101,2	0,80	0,64
3	103	101,61	0,16	101,3	1,74	3,03	101,6	1,44	2,07
4	105	102,42	0,36	101,8	3,23	10,42	102,2	2,75	7,57
5	105	103,22	0,49	102,8	2,22	4,95	102,8	2,20	4,85
6	105	103,97	0,57	103,7	1,29	1,66	103,2	1,76	3,10
7	106	104,83	0,66	104,5	1,46	2,14	103,8	2,21	4,88
8	107	105,79	0,75	105,5	1,51	2,29	104,4	2,57	6,59
9	108	106,83	0,83	106,5	1,46	2,14	105,1	2,85	8,14
10	109	107,93	0,92	107,7	1,34	1,78	105,9	3,08	9,51
11	110	109,08	0,98	108,8	1,15	1,33	106,7	3,27	10,67
12	112	110,45	1,10	110,1	1,94	3,76	107,8	4,21	17,75
13	113	111,84	1,19	111,5	1,45	2,10	108,8	4,17	17,39
14	114	113,22	1,25	113,0	0,97	0,95	109,9	4,14	17,11
15	114	114,37	1,22	114,5	-0,47	0,22	110,7	3,31	10,95
16	115	115,47	1,18	115,6	-0,59	0,35	111,6	3,45	11,88
17	117	116,72	1,20	116,7	0,34	0,12	112,6	4,36	18,99
18	118	117,94	1,21	117,9	0,07	0,01	113,7	4,29	18,37
19	119	119,12	1,20	119,1	-0,15	0,02	114,8	4,23	17,88
20	120	120,25	1,18	120,3	-0,32	0,10	115,8	4,18	17,50
21	122	121,55	1,21	121,4	0,57	0,32	117,1	4,95	24,47
22	123	122,81	1,23	122,8	0,24	0,06	118,2	4,76	22,63
23	124	124,03	1,23	124,0	-0,04	0,00	119,4	4,61	21,21
24	125	125,20	1,21	125,3	-0,25	0,06	120,5	4,48	20,11
25				126,4					

$$\Sigma(et)^2$$

$$MSE = \Sigma(et)^2/n$$

$$38,79$$

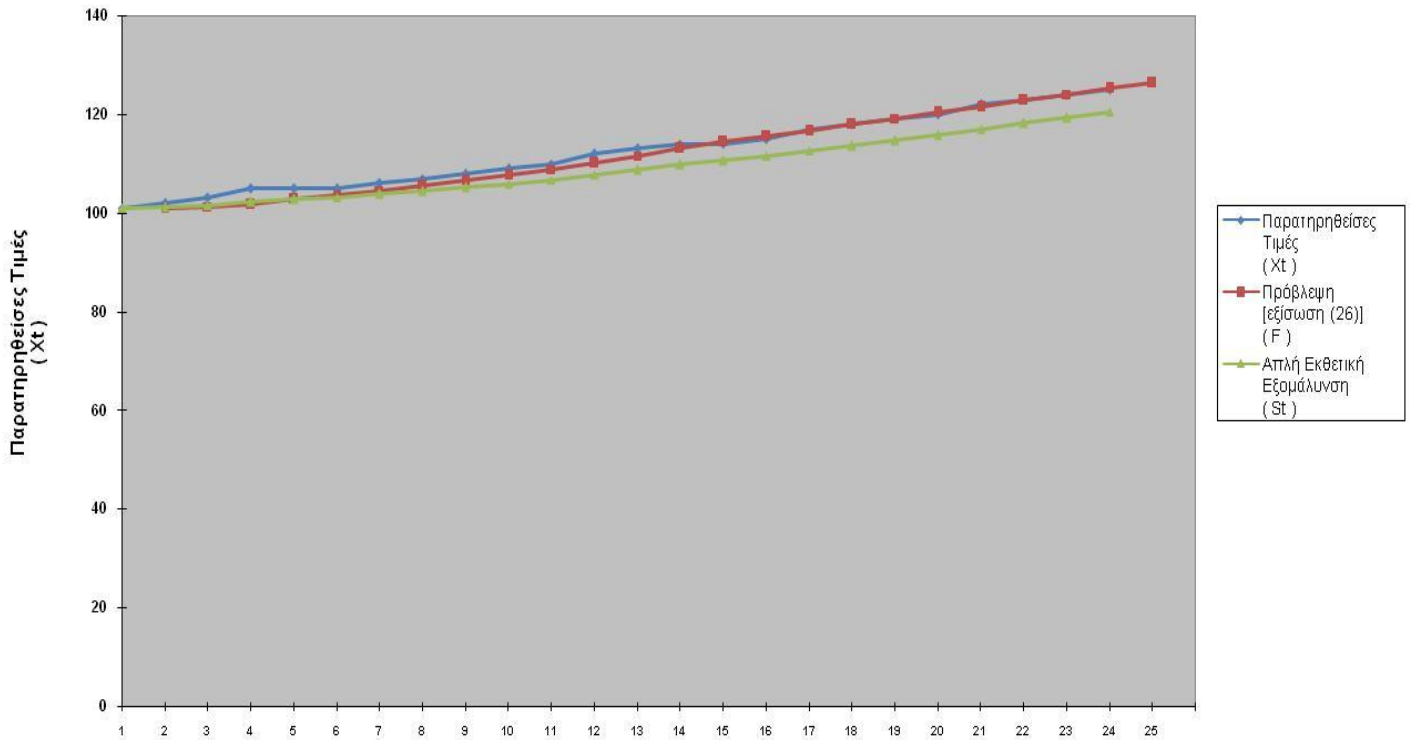
$$1,69$$

$$294,29$$

$$12,80$$

Στο παρακάτω Διάγραμμα 7.2 παρουσιάζεται η εξομάλυνση των τιμών της χρονοσειράς με τη μέθοδο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης, και η πρόβλεψη F μέσω της μεθόδου της γραμμικής εκθετικής εξομάλυνσης διπλής παραμέτρου του Holt για τις περιόδους 1 έως 25. Μπορούμε να παρατηρήσουμε έτσι και διαγραμματικά ότι η μέθοδος των της γραμμικής εκθετικής εξομάλυνσης διπλής παραμέτρου του Holt είναι προτιμότερη σε σχέση με αυτή της απλής εκθετικής εξομάλυνσης.

Σύγκριση Απλής & Γραμμικής Εκθετικής Εξομάλυνσης Διπλής Παραμέτρου του Holt



Διάγραμμα 7.2: Σύγκριση Απλής και Γραμμικής Εκθετικής Εξομάλυνσης Διπλής Παραμέτρου του Holt

7.3 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΕΚΘΕΤΙΚΗΣ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗΣ ΣΕ ΕΠΟΧΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ (WINTERS)

Η μέθοδος της γραμμικής και εποχικής εκθετικής εξομάλυνσης του Winters βασίζεται σε τρεις εξισώσεις, κάθε μία από τις οποίες εξομαλύνει μία παράμετρο που σχετίζεται με ένα από τα τρία στοιχεία του προτύπου-μοτίβου, το οριζόντιο-στατικό, το μοντέλο τάσης (γραμμική τάση) και μοντέλο εποχικότητας. Σύμφωνα με την παραπάνω λογική η μέθοδος Winters ακολουθεί παρόμοια λογική με τη μέθοδο του Holt βάσει των εξισώσεων (7.6) και (7.7), αλλά περιλαμβάνει επιπλέον τρεις παραμέτρους εξομάλυνσης (με τιμές μεταξύ του 0 και του 1) μία επιπλέον εξίσωση για τον υπολογισμό της εποχικότητας. Οι βασικές εξισώσεις για τη μέθοδο του Winters είναι οι παρακάτω:

$$S_t = a \frac{X_t}{I_{t-L}} + (1 - a)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (7.9)$$

όπου L το εύρος της εποχικότητας (π.χ. αριθμός μηνών ή τετραμήνων μέσα στο έτος)

$$b_t = \gamma(S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1} \quad (7.10)$$

$$I_t = \beta \frac{X_t}{S_t} + (1 - \beta)I_{t-L} \quad (7.11)$$

όπου I ο παράγοντας προσαρμογής της εποχικότητας

Η εξίσωση (7.11) είναι συγκρίσιμη με ένα εποχικό δείκτη ο οποίος μπορεί να υπολογιστεί με το λόγο της τρέχουσας τιμής των παρατηρήσεων X_t , διαιρούμενο με την τρέχουσα απλή εξομαλυνθείσα τιμή της σειράς S_t . Αν το X_t είναι μεγαλύτερο του S_t , τότε ο λόγος θα είναι μεγαλύτερος της τιμής 1, ενώ αν είναι μικρότερο του S_t , ο λόγος θα είναι μικρότερος της τιμής 1. Σημαντικό στοιχείο για να κατανοήσουμε τη μέθοδο αυτή είναι να αντιληφθούμε ότι το S_t , είναι μία εξομαλυνθείσα (μέση) τιμή της σειράς και δεν περιλαμβάνει εποχικότητα. Από την άλλη πλευρά, οι παρατηρηθείσες τιμές X_t , περιλαμβάνουν εποχικότητα. Για την εξομάλυνση αυτής της τυχαιότητας, η εξίσωση (7.11) σταθμίζει τον νέο υπολογισμένο εποχικό δείκτη κατά β και τον πιο πρόσφατο εποχικό αριθμό για τον ίδιο λόγο κατά $(1 - \beta)$. Ο τελευταίος εποχικός δείκτης υπολογίζεται στην περίοδο $t - L$, αφού το L αποτελεί το εύρος της εποχικότητας.

Η εξίσωση (7.10) είναι ακριβώς ίδια με αυτή του Holt (7.7) για την εξομάλυνση της τάσης. Η εξίσωση (7.9) διαφέρει ελαφρώς από την αντίστοιχη του Holt (7.6) με το ότι ο πρώτος όρος διαιρείται με τον εποχικό αριθμό, I_{t-L} . Αυτό γίνεται για την εξάλειψη των εποχικών διακυμάνσεων από τη X_t .

Η πρόβλεψη βάσει της μεθόδου Winters υπολογίζεται ως:

$$F_{t+m} = (S_t + b_t m)I_{t-L+m} \quad (7.12)$$

Αντίστοιχα, η εξίσωση (7.12) είναι ίδια με αυτή του Holt (7.8) για την πρόβλεψη m περιόδων στο μέλλον, με τη διαφορά ότι είναι το γινόμενο αυτής με το I_{t-L+m} , ο οποίος αποτελεί την προσαρμογή της εποχικότητας στην πρόβλεψη.

Παράδειγμα 7.3

Τα δεδομένα του παρακάτω Πίνακα 7.5 μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εφαρμογή της μεθόδου Winters. Θα χρησιμοποιήσουμε ως παραμέτρους $\alpha = 0,03$, $\beta = 0,37$ και $\gamma = 0,84$. Για την εκκίνηση της μεθόδου απαιτείται ο ορισμός των συντελεστών του Πίνακα για ένα πλήρες εύρος εποχικότητας δηλαδή στο συγκεκριμένο παράδειγμα για $L = 3$ περιόδους (τετράμηνα). Για την αρχική τιμή του παράγοντα S_t στο τέλος του τρίτου τετραμήνου θεωρούμε ότι ισούται με τη μέση τιμή των παρατηρηθεισών τιμών του πρώτου τετραμήνου, δηλαδή $S_3 = (X_1 + X_2 + X_3)/3 = 160,00$. Για την αρχική τιμή της γραμμικής τάσης θα γίνει χρήση δεδομένων από δύο διαδοχικές εποχές, δηλαδή από 6 διαδοχικά τετράμηνα ως εξής:

$$b_L = \frac{1}{L} \left[\frac{X_{L+1} - X_1}{L} + \frac{X_{L+2} - X_2}{L} + \frac{X_{L+L} - X_L}{L} \right] \Rightarrow$$

$$b_3 = \frac{1}{3} \left[\frac{X_4 - X_1}{3} + \frac{X_5 - X_2}{3} + \frac{X_6 - X_3}{3} \right] \Rightarrow b_3 = 17,00$$

Για τις αρχικές τιμές του παράγοντα προσαρμογής της εποχικότητας για το πρώτο τετράμηνο θα χρησιμοποιήσουμε τις σχέσεις $I_1 = X_1/S_3 = 1,36$, $I_2 = X_2/S_3 = 0,64$ και $I_3 = X_3/S_3 = 1,00$. Στη συνέχεια γίνεται εφαρμογή των εξισώσεων (7.9), (7.10), (7.11) και (7.12) για την εύρεση των αντίστοιχων τιμών των παραμέτρων, των προβλέψεων και του σφάλματος.

Πίνακας 7.5: Εφαρμογή της Εκθετικής Εξομάλυνσης σε Εποχικά Δεδομένα (Winters) και υπολογισμός του Τετραγώνου Σφάλματος

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	$\alpha = 0,03$		$\beta = 0,37$		$\gamma = 0,84$		$m = 1$		$L = 3$	
2	(1)		(2)		(4)		(6)		(8)	
3	Τετράμηνο		Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)	Απλή Εξομάλυνση [εξίσωση (25)] (S_t)	Εποχική Εξομάλυνση [εξίσωση (26)] (I_t)	Εξομάλυνση Τάσης [εξίσωση (27)] (b_t)	Πρόβλεψη [εξίσωση (28)] (F_{t+m})	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος (e_t) ²
4	2000	A	1	218,00		1,36				
5		B	2	102,00		0,64				
6		Γ	3	160,00	160,00	1,00	17,00			
7	2001	A	4	228,00	176,71	1,34	16,76	241,16	-13,16	173,25
8		B	5	108,00	192,75	0,61	16,15	123,34	-15,34	235,16
9		Γ	6	297,00	211,54	1,15	18,37	208,90	88,10	7.762,41
10	2002	A	7	348,00	230,83	1,40	19,14	307,11	40,89	1.672,39
11		B	8	228,00	253,70	0,72	22,28	152,22	75,78	5.742,92
12		Γ	9	558,00	282,27	1,46	27,56	317,24	240,76	57.967,78
13	2003	A	10	291,00	306,77	1,23	24,99	433,55	-142,55	20.320,32
14		B	11	243,00	331,98	0,72	25,18	237,59	5,41	29,31
15		Γ	12	560,00	357,99	1,50	25,87	519,89	40,11	1.608,91
16	2004	A	13	545,00	385,61	1,30	27,34	473,14	71,86	5.163,86
17		B	14	303,00	413,16	0,73	27,51	298,15	4,85	23,48
18		Γ	15	585,00	439,18	1,44	26,26	659,16	-74,16	5.500,31
19	2005	A	16	615,00	465,68	1,31	26,46	604,83	10,17	103,51
20		B	17					357,40		
21										
22			$\Sigma(et)^2$						106.303,61	
23			$MSE = \Sigma(et)^2/n$						8.177,20	

Η συμπλήρωση των τιμών του παραπάνω Πίνακα γίνεται στο περιβάλλον του Excel, για τις περιόδους που εξετάζουμε εισάγοντας αντίστοιχα τους τύπους:

Για την Εξομάλυνση Δεδομένων S_t :

=(D4+D5+D6)/3 στο κελί E6 (S_3) (θέτουμε ως αρχική τιμή τον μέσο όρο των παρατηρηθεισών τιμών του 1^{ου} τετραμήνου)

=($\$B\$1*(D7/F4)+((1-\$B\$1)*(E6+G6))$) στο κελί E7 (S_4), όπου $\$B\1 η τιμή της α

=($\$B\$1*(D8/F5)+((1-\$B\$1)*(E7+G7))$) στο κελί E8 (S_5)

=($\$B\$1*(D9/F6)+((1-\$B\$1)*(E8+G8))$) στο κελί E9 (S_6)

=($\$B\$1*(D10/F7)+((1-\$B\$1)*(E9+G9))$) στο κελί E10 (S_7)

=($\$B\$1*(D11/F8)+((1-\$B\$1)*(E10+G10))$) στο κελί E11 (S_8)

=($\$B\$1*(D12/F9)+((1-\$B\$1)*(E11+G11))$) στο κελί E12 (S_9)

=($\$B\$1*(D13/F10)+((1-\$B\$1)*(E12+G12))$) στο κελί E13 (S_{10})

=($\$B\$1*(D14/F11)+((1-\$B\$1)*(E13+G13))$) στο κελί E14 (S_{11})

=($\$B\$1*(D15/F12)+((1-\$B\$1)*(E14+G14))$) στο κελί E15 (S_{12})

=($\$B\$1*(D16/F13)+((1-\$B\$1)*(E15+G15))$) στο κελί E16 (S_{13})

=($\$B\$1*(D17/F14)+((1-\$B\$1)*(E16+G16))$) στο κελί E17 (S_{14})

=($\$B\$1*(D18/F15)+((1-\$B\$1)*(E17+G17))$) στο κελί E18 (S_{15})

=($\$B\$1*(D19/F16)+((1-\$B\$1)*(E18+G18))$) στο κελί E19 (S_{16})

Για την Εποχική Εξομάλυνση I_t :

=D4/E6 στο κελί F1 (I_1), για την αρχική τιμή του παράγοντα προσαρμογής της εποχικότητας για το πρώτο τετράμηνο

=D5/E6 στο κελί F2 (I_2), για την αρχική τιμή του παράγοντα προσαρμογής της εποχικότητας για το πρώτο τετράμηνο

=D6/E6 στο κελί F3 (I_3), για την αρχική τιμή του παράγοντα προσαρμογής της εποχικότητας για το πρώτο τετράμηνο

=($\$D\$1*(D7/E7)+((1-\$D\$1)*F4)$) στο κελί F7 (I_4), όπου $\$D\1 η τιμή της β

=($\$D\$1*(D8/E8)+((1-\$D\$1)*F5)$) στο κελί F8 (I_5)

=($\$D\$1*(D9/E9)+((1-\$D\$1)*F6)$) στο κελί F9 (I_6)

=($\$D\$1*(D10/E10)+((1-\$D\$1)*F7)$) στο κελί F10 (I_7)

=($\$D\$1*(D11/E11)+((1-\$D\$1)*F8)$) στο κελί F11 (I_8)

$$=(\$D\$1*(D12/E12))+((1-\$D\$1)*F9) \text{ στο κελί F12 } (I_9)$$

$$=(\$D\$1*(D13/E13))+((1-\$D\$1)*F10) \text{ στο κελί F13 } (I_{10})$$

$$=(\$D\$1*(D14/E14))+((1-\$D\$1)*F11) \text{ στο κελί F14 } (I_{11})$$

$$=(\$D\$1*(D15/E15))+((1-\$D\$1)*F12) \text{ στο κελί F15 } (I_{12})$$

$$=(\$D\$1*(D16/E16))+((1-\$D\$1)*F13) \text{ στο κελί F16 } (I_{13})$$

$$=(\$D\$1*(D17/E17))+((1-\$D\$1)*F14) \text{ στο κελί F17 } (I_{14})$$

$$=(\$D\$1*(D18/E18))+((1-\$D\$1)*F15) \text{ στο κελί F18 } (I_{15})$$

$$=(\$D\$1*(D19/E19))+((1-\$D\$1)*F16) \text{ στο κελί F19 } (I_{16})$$

Για την Εξομάλυνση Τάσης b_t :

$$=(((D7-D4)/3)+((D8-D5)/3)+((D9-D6)/3))/3, \text{ κάνοντας χρήση δεδομένων δύο διαδοχικών τετραμήνων}$$

$$=(\$F\$1*(E7-E6))+((1-\$F\$1)*G6) \text{ στο κελί G7 } (b_4), \text{ όπου } \$F\$1 \text{ η τιμή της } \gamma$$

$$=(\$F\$1*(E8-E7))+((1-\$F\$1)*G7) \text{ στο κελί G8 } (b_5)$$

$$=(\$F\$1*(E9-E8))+((1-\$F\$1)*G8) \text{ στο κελί G9 } (b_6)$$

$$=(\$F\$1*(E10-E9))+((1-\$F\$1)*G9) \text{ στο κελί G10 } (b_7)$$

$$=(\$F\$1*(E11-E10))+((1-\$F\$1)*G10) \text{ στο κελί G11 } (b_8)$$

$$=(\$F\$1*(E12-E11))+((1-\$F\$1)*G11) \text{ στο κελί G12 } (b_9)$$

$$=(\$F\$1*(E13-E12))+((1-\$F\$1)*G12) \text{ στο κελί G13 } (b_{10})$$

$$=(\$F\$1*(E14-E13))+((1-\$F\$1)*G13) \text{ στο κελί G14 } (b_{11})$$

$$=(\$F\$1*(E15-E14))+((1-\$F\$1)*G14) \text{ στο κελί G15 } (b_{12})$$

$$=(\$F\$1*(E16-E15))+((1-\$F\$1)*G15) \text{ στο κελί G16 } (b_{13})$$

$$=(\$F\$1*(E17-E16))+((1-\$F\$1)*G16) \text{ στο κελί G17 } (b_{14})$$

$$=(\$F\$1*(E18-E17))+((1-\$F\$1)*G17) \text{ στο κελί G18 } (b_{15})$$

$$=(\$F\$1*(E19-E18))+((1-\$F\$1)*G18) \text{ στο κελί G19 } (b_{16})$$

Για την Πρόβλεψη F, για $m = 1$ μελλοντική περίοδο:

$$=(E6+G6)*F4 \text{ στο κελί H7 } (F_4)$$

$$=(E7+G7)*F5 \text{ στο κελί H8 } (F_5)$$

$$=(E8+G8)*F6 \text{ στο κελί H9 } (F_6)$$

$= (E9+G9)*F7$ στο κελί H10 (F_7)

$= (E10+G10)*F8$ στο κελί H11 (F_8)

$= (E11+G11)*F9$ στο κελί H12 (F_9)

$= (E12+G12)*F10$ στο κελί H13 (F_{10})

$= (E13+G13)*F11$ στο κελί H14 (F_{11})

$= (E14+G14)*F12$ στο κελί H15 (F_{12})

$= (E15+G15)*F13$ στο κελί H16 (F_{13})

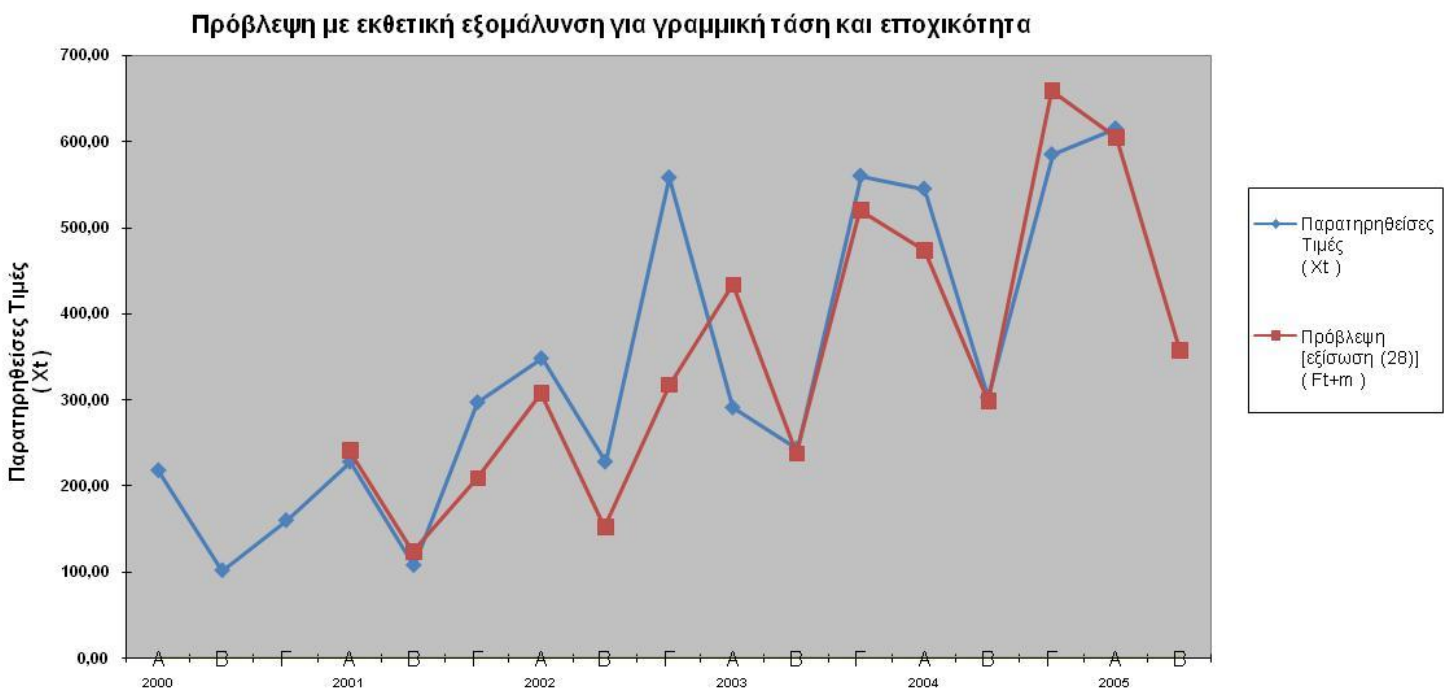
$= (E16+G16)*F14$ στο κελί H17 (F_{14})

$= (E17+G17)*F15$ στο κελί H18 (F_{15})

$= (E18+G18)*F16$ στο κελί H19 (F_{16})

$= (E19+G19)*F17$ στο κελί H20 (F_{17})

Στο παρακάτω Διάγραμμα 7.3 παρουσιάζεται η διαχρονική απεικόνιση των παρατηρηθεισών τιμών – πωλήσεων σε σχέση με τις προβλέψεις μας βάσει του μοντέλου γραμμικής και εποχικής εκθετικής εξομάλυνσης του Winters.



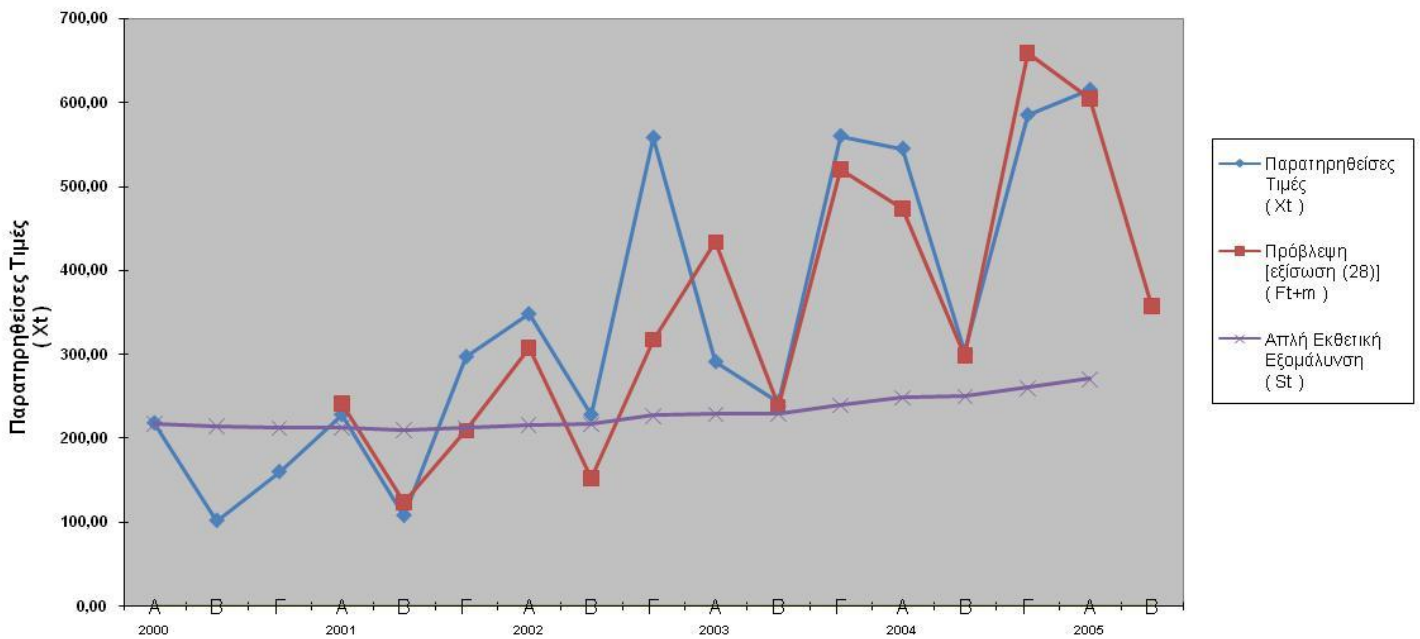
Διάγραμμα 7.3: Πρόβλεψη με εκθετική εξομάλυνση για γραμμική τάση και εποχικότητα

Συγκρίνοντας το MSE , για την τεχνική της απλής εκθετικής εξομάλυνσης και της εκθετικής εξομάλυνσης για γραμμική τάση και εποχικότητα του Winters, όπως φαίνεται στον παρακάτω Πίνακα 7.6 και Διάγραμμα 7.4, παρατηρούμε μικρότερη τιμή στη μέθοδο του Winters, που μας οδηγεί στο συμπέρασμα ότι η συγκεκριμένη τεχνική βάσει των δεδομένων αυτών είναι περισσότερο ακριβής.

Πίνακας 7.6: Σύγκριση Μεθόδου Απλής και Εκθετικής Εξομάλυνσης σε Εποχικά Δεδομένα (Winters) και υπολογισμός του Τετραγώνου Σφάλματος

1	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
2	$\alpha = 0,03$		$\beta = 0,37$		$\gamma = 0,84$		$m = 1$		$L = 3$					
3	(1)		(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(9)	(10)	(11)	
4	Τετράμηνο		Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)	Απλή Εξομάλυνση [εξίσωση (25)] (S_t)	Εποχική Εξομάλυνση [εξίσωση (26)] (I_t)	Εξομάλυνση Τάσης [εξίσωση (27)] (b_t)	Πρόβλεψη [εξίσωση (28)] (F_{t+m})	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος (e_t) ²	Εκθετική Εξομάλυνση (S_t)	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος (e_t) ²	
5	2000	A	1	218,00		1,36					218,0			
6		B	2	102,00		0,64					214,5			
7		Γ	3	160,00	160,00	1,00	17,00				212,9			
8	2001	A	4	228,00	176,71	1,34	16,76	241,16	-13,16	173,25	213,3	14,66	214,98	
9		B	5	108,00	192,75	0,61	16,15	123,34	-15,34	235,16	210,2	-102,18	10.440,29	
10		Γ	6	297,00	211,54	1,15	18,37	208,90	88,10	7.762,41	212,8	84,22	7.092,60	
11	2002	A	7	348,00	230,83	1,40	19,14	307,11	40,89	1.672,39	216,8	131,16	17.203,23	
12		B	8	228,00	253,70	0,72	22,28	152,22	75,78	5.742,92	217,2	10,83	117,21	
13		Γ	9	558,00	282,27	1,46	27,56	317,24	240,76	57.967,78	227,4	330,60	109.297,32	
14	2003	A	10	291,00	306,77	1,23	24,99	433,55	-142,55	20.320,32	229,3	61,69	3.806,08	
15		B	11	243,00	331,98	0,72	25,18	237,59	5,41	29,31	229,7	13,28	176,43	
16		Γ	12	560,00	357,99	1,50	25,87	519,89	40,11	1.608,91	239,6	320,37	102.639,58	
17	2004	A	13	545,00	385,61	1,30	27,34	473,14	71,86	5.163,86	248,8	296,21	87.742,08	
18		B	14	303,00	413,16	0,73	27,51	298,15	4,85	23,48	250,4	52,59	2.765,34	
19		Γ	15	585,00	439,18	1,44	26,26	659,16	-74,16	5.500,31	260,5	324,55	105.332,00	
20	2005	A	16	615,00	465,68	1,31	26,46	604,83	10,17	103,51	271,1	343,91	118.275,78	
21		B	17					357,40						
22	$\Sigma(et)^2$									106.303,61			565.102,92	
23	$MSE = \Sigma(et)^2/n$									8.177,20			43.469,46	
24										<i>MSE Εκθετικής Εξομάλυνσης για γραμμική τάση και εποχικότητα του</i>			<i>MSE Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης</i>	
25														

Σύγκριση Απλής & Εκθετική εξομάλυνση για γραμμική τάση και εποχικότητα



Διάγραμμα 7.4: Σύγκριση Απλής και Εκθετικής Εξομάλυνσης για γραμμική τάση και εποχικότητα

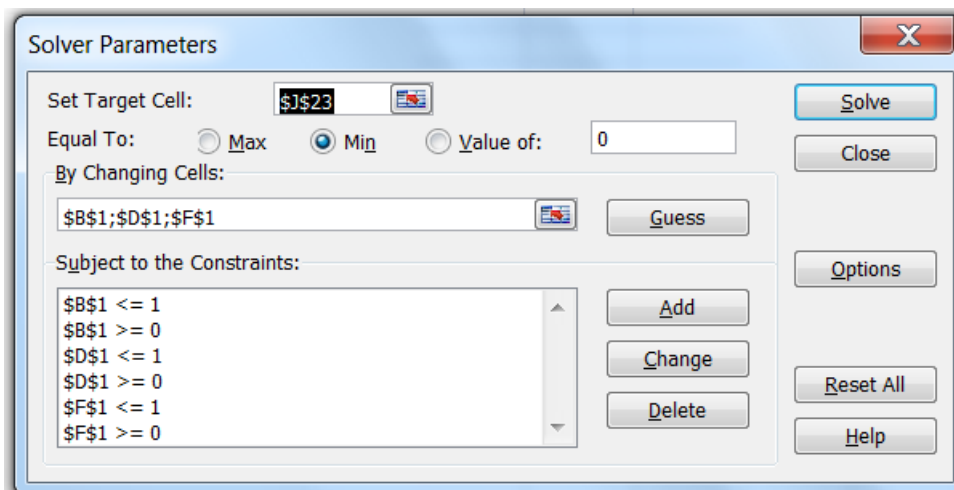
Ένα από τα προβλήματα της χρήσης της μεθόδου του Winters είναι ο καθορισμός των τιμών α , β και γ που ελαχιστοποιούν το MSE . Για την επίλυση αυτού του προβλήματος μπορούμε να κάνουμε χρήση του εργαλείου “επίλυσης” (solver) του Microsoft Excel, για την επιλογή της “βέλτιστης” τιμής των παραμέτρων εξομάλυνσης α , β και γ .

Πιο συγκεκριμένα, σύμφωνα με τα δεδομένα του Πίνακα 7.5 του Παραδείγματος 7.3 στον παρακάτω Πίνακα 7.7, έχοντας σημειώσει το μοντέλο πρόβλεψής μας στο Microsoft Excel για την πρόβλεψη των τιμών με τη μέθοδο Winters, μπορούμε με τη χρήση του solver να βελτιστοποιήσουμε τις παραμέτρους εξομάλυνσης α , β και γ , να επιλέξουμε δηλαδή τις τιμές εκείνες όπου ελαχιστοποιείται το μέσο τετράγωνο σφάλματος της πρόβλεψής μας.

Πίνακας 7.7: Εφαρμογή της μεθόδου Winters και υπολογισμός του Τετραγώνου Σφάλματος

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	$\alpha = 0,03$		$\beta = 0,37$		$\gamma = 0,84$		$m = 1$		$L = 3$	
2	(1)		(2)		(3)		(4)		(5)	
3	Τετράμηνο		Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)	Απλή Εξομάλυνση [εξίσωση (25)] (S_t)	Εποχική Εξομάλυνση [εξίσωση (26)] (I_t)	Εξομάλυνση Τάσης [εξίσωση (27)] (b_t)	Πρόβλεψη [εξίσωση (28)] (F_{t+m})	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος (e_t) ²
4	2000	A	1	218,00		1,36				
5		B	2	102,00		0,64				
6		Γ	3	160,00	160,00	1,00	17,00			
7	2001	A	4	228,00	176,71	1,34	16,76	241,16	-13,16	173,25
8		B	5	108,00	192,75	0,61	16,15	123,34	-15,34	235,16
9		Γ	6	297,00	211,54	1,15	18,37	208,90	88,10	7.762,41
10	2002	A	7	348,00	230,83	1,40	19,14	307,11	40,89	1.672,39
11		B	8	228,00	253,70	0,72	22,28	152,22	75,78	5.742,92
12		Γ	9	558,00	282,27	1,46	27,56	317,24	240,76	57.967,78
13	2003	A	10	291,00	306,77	1,23	24,99	433,55	-142,55	20.320,32
14		B	11	243,00	331,98	0,72	25,18	237,59	5,41	29,31
15		Γ	12	560,00	357,99	1,50	25,87	519,89	40,11	1.608,91
16	2004	A	13	545,00	385,61	1,30	27,34	473,14	71,86	5.163,86
17		B	14	303,00	413,16	0,73	27,51	298,15	4,85	23,48
18		Γ	15	585,00	439,18	1,44	26,26	659,16	-74,16	5.500,31
19	2005	A	16	615,00	465,68	1,31	26,46	604,83	10,17	103,51
20		B	17					357,40		
21										
22	$\Sigma(et)^2$									106.303,61
23	$MSE = \Sigma(et)^2/n$									8.177,20

Από το μενού επιλογών του Excel “εργαλεία” (“Data”) επιλέγουμε το εργαλείο “επίλυση” (“solver”). Εμφανίζεται έτσι το παράθυρο παραμέτρων επίλυσης του Σχήματος 7.1.



Σχήμα 7.1: Παράθυρο παραμέτρων εργαλείου “επίλυσης” στο excel

Στο “κελί προορισμού” (“Target Cell”), σημειώνουμε το κελί εκείνο του μοντέλου μας στο Excel, στο οποίο υπολογίζεται το κριτήριο βελτιστοποίησης που θα χρησιμοποιήσουμε. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα, χρησιμοποιούμε το κελί J23, στο οποίο υπολογίζουμε το μέσο τετράγωνο σφάλματος και επιλέγουμε το “ελάχιστο” (“Min”). Στο χώρο “Με αλλαγή των κελιών” (“By changing Cells”) σημειώνουμε τα κελιά B1, D1 και F1, στα οποία αντιστοιχούν οι παράμετροι εξομάλυνσης α , β και γ , τη βέλτιστη τιμή των οποίων αναζητούμε. Στο χώρο των περιορισμών (constraints) σημειώνουμε την περιοχή τιμών των παραμέτρων εξομάλυνσης α , β και γ , μέσα στις οποίες αναζητούμε τη βέλτιστη τιμή τους ($0 \leq \alpha \leq 1$, $0 \leq \beta \leq 1$ και $0 \leq \gamma \leq 1$). Επιλέγοντας το πλήκτρο “Επίλυση” (“Solve”), το εργαλείο υπολογίζει

αυτόματα τη βέλτιστη τιμή των παραμέτρων εξομάλυνσης (στα κελιά B1, D1 και F1) και ενημερώνει με τα νέα αποτελέσματα της πρόβλεψης το μοντέλο μας, όπως φαίνεται στο Σχήμα 7.2.

Όπως φαίνεται από τα αποτελέσματα του Σχήματος 7.2, η βέλτιστη τιμή της των παραμέτρων εξομάλυνσης α, β και γ είναι $\alpha = 0,03, \beta = 0,37$ και $\gamma = 1,00$, για τις οποίες το μέσο τετράγωνο σφάλματος των προβλέψεών μας γίνεται ελάχιστο και ίσο με 8.176,13.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	
1	$\alpha = 0,03$		$\beta = 0,37$		$\gamma = 1,00$		$m = 1$		$L = 3$			
2	(1)		(2)		(3)		(4)		(5)		(6)	
3	Τετράμηνο		Περίοδος t		Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)		Απλή Εξομάλυνση [εξίσωση (25)] (S_t)		Εποχική Εξομάλυνση [εξίσωση (26)] (I_t)		Εξομάλυνση Τάσης [εξίσωση (27)] (b_t)	
4	2000		A		1		218,00		1,36			
5			B		2		102,00		0,64			
6			Γ		3		160,00		160,00		1,00	
7	2001		A		4		228,00		176,75		1,34	
8			B		5		108,00		192,88		0,61	
9			Γ		6		297,00		211,28		1,15	
10	2002		A		7		348,00		230,47		1,40	
11			B		8		228,00		252,88		0,72	
12			Γ		9		558,00		280,68		1,46	
13	2003		A		10		291,00		305,90		1,23	
14			B		11		243,00		331,31		0,72	
15			Γ		12		560,00		357,41		1,50	
16	2004		A		13		545,00		385,01		1,30	
17			B		14		303,00		412,77		0,73	
18			Γ		15		585,00		439,23		1,44	
19	2005		A		16		615,00		465,87		1,31	
20			B		17						358,18	
21												
22											$\Sigma(et)^2$	
23											$MSE = \Sigma(et)^2/n$	
24											106.289,65	
25											8.176,13	

Σχήμα 7.2: Αποτελέσματα πρόβλεψης μετά τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων α, β και γ

7.4 ΓΕΝΙΚΕΣ ΑΠΟΦΕΙΣ ΜΕΘΟΔΩΝ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗΣ – ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Το κυριότερο πλεονέκτημα των ευρέως χρησιμοποιούμενων μεθόδων εξομάλυνσης αποτελεί το γεγονός ότι είναι απλές και χαμηλού κόστους. Χωρίς αμφιβολία υπάρχουν αποτελέσματα μεγαλύτερης ακρίβειας που μπορούν να ληφθούν χρησιμοποιώντας περισσότερο εξεζητημένες μεθόδους, όπως της γραμμικής/πολλαπλής παλινδρόμησης και συσχέτισης ή των οικονομετρικών μοντέλων. Ωστόσο, όταν απαιτείται πρόβλεψη για χιλιάδες προϊόντα, όπως στις περισσότερες περιπτώσεις εταιρειών, οι μέθοδοι εξομάλυνσης είναι συνήθως οι μοναδικές αποδεκτές.

Σε περιπτώσεις μεγάλων απαιτήσεων προβλέψεων κάθε στοιχείο είναι σημαντικό. Για παράδειγμα, αν αντί για τέσσερις τιμές παραμέτρων επιλέξουμε τρεις οδηγούμαστε σε μικρότερες απαιτήσεις όταν χρειαζόμαστε την πρόβλεψη για 30.000 κωδικούς σε μηνιαία βάση. Επιπλέον, ο χρόνος που απαιτεί ο υπολογιστής για την εύρεση των αντίστοιχων προβλέψεων θα πρέπει να είναι σε λογικά πλαίσια και η μέθοδος να κάνει χρήση όσο το δυνατόν λιγότερων εξωτερικών στοιχείων. Για αυτούς τους λόγους, οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης είναι προτιμότερες σε σχέση με τις μεθόδους κινητών μέσων και αντίστοιχα οι μέθοδοι με λιγότερες παραμέτρους είναι προτιμότερες σε σχέση με εκείνες με περισσότερες.

Αν μία χρονοσειρά είναι στάσιμη, η μέθοδος των κινητών μέσων όρων συχνά προτιμάται από τις υπόλοιπες μεθόδους, καθώς γίνεται υπολογισμός του μέσου όρου των παρατηρηθεισών τιμών, ο οποίος χρησιμοποιείται ως πρόβλεψη στην επόμενη περίοδο.

Η μέθοδος της εκθετικής εξομάλυνσης χρησιμοποιείται σε περιπτώσεις όπου οι πιο πρόσφατες παρατηρήσεις εμπεριέχουν περισσότερες πληροφορίες σε σχέση με τις παρελθοντικές για την πρόβλεψή μας. Μέσω της εκθετικής εξομάλυνσης προκύπτουν προβλέψεις που διορθώνονται αυτόματα με παραμέτρους και οδηγούνται σε αντίθετη κατεύθυνση από τα προηγούμενα καταγεγραμμένα σφάλματα.

Όταν στη σειρά που εξετάζουμε ακολουθείται κάποιο πρότυπο, η προτιμότερη μέθοδος είναι αυτή του γραμμικού κινητού μέσου, η οποία εμπεριέχει στην πρόβλεψη αυτό το πρότυπο. Αντίστοιχα, όταν υπάρχει τάση στα δεδομένα της χρονοσειράς που εξετάζουμε, η μέθοδος του Brown είναι εκείνη που επιλέγεται ευρέως, καθώς η μέθοδος αυτή χρησιμοποιεί μία παράμετρο για την προσαρμογή στην τάση. Προέκταση αυτής της μεθόδου αποτελεί η γραμμική εκθετική εξομάλυνση διπλής παραμέτρου του Holt, στην οποία συμπεριλαμβάνεται και ο συντελεστής ανάπτυξης στην εξίσωση εξομάλυνσης.

Προέκταση της μεθόδου της γραμμικής εκθετικής εξομάλυνσης διπλής παραμέτρου του Holt είναι το μοντέλο γραμμικής και εποχικής εκθετικής εξομάλυνσης τριπλής παραμέτρου του Winters, στην οποία προστίθεται και ο παράγοντας προσαρμογής της εποχικότητας. Στις χρονοσειρές όπου επικρατεί η εποχικότητα, η μέθοδος Winters είναι η μόνο προσέγγιση εξομάλυνσης που χρησιμοποιείται εκτεταμένα.

Συνοπτικά, υπάρχουν πολλές διαφορετικές μέθοδοι εξομάλυνσης και τουλάχιστον μία από αυτές είναι ικανή να διαπραγματευτεί οποιοδήποτε πρότυπο δεδομένων, αρκεί το βασικό μοτίβο να είναι γνωστό. Αν αυτό το πρότυπο που ακολουθούν οι παρατηρηθείσες τιμές δεν είναι γνωστό, απαιτείται μία γενική μέθοδος, όπως αυτή του Winters, η οποία μπορεί να διαχειριστεί μία μεγάλη έκταση προτύπων.

ΜΕΡΟΣ Β': ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΤΗ L'OREAL HELLAS A.E.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8: ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ ΓΙΑ ΤΗ L'OREAL HELLAS A.E.

8.1 ΓΕΝΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΚΑΙ ΙΣΤΟΡΙΚΟ ΤΗΣ L'OREAL HELLAS A.E.

Για περισσότερο από έναν αιώνα, η L'Oréal έχει εμπλακεί στο χώρο της ομορφιάς. Η μικρή εταιρεία που ιδρύθηκε από τον Eugène Schueller το 1909 έχει κατακτήσει μεγάλο μερίδιο αγοράς στον κόσμο των καλλυντικών.

Ο Eugène Schueller αποφοιτά από την εθνική σχολή Χημικών Μηχανικών της Γαλλίας το 1904 και ιδρύει την εταιρεία που αργότερα θα γίνει η L'Oréal, Société Française des Teintures Inoffensives pour Cheveux, στις 30, Ιουλίου 1909. Ως ένας νεαρός χημικός το 1907, ο Schueller αποδεικνύει την ικανότητά του για νέες ιδέες και δημιουργεί την πρώτη φόρμουλα βαφής μαλλιών με το όνομα Oréal, χρησιμοποιώντας ένα μείγμα από αβλαβείς χημικές ενώσεις. (<http://www.loreal.com/group/history>)

Οι βαφές αποτέλεσαν ένα εξαιρετικό επίτευγμα, παρέχοντας μια φυσική παλέτα χρωμάτων, σε αντίθεση με άλλες μεθόδους στην αγορά, οι οποίες χρησιμοποιούσαν χέννα ή ανόργανα άλατα, αλλά δημιουργούσαν μία φωτεινή, κάπως τεχνητή εμφάνιση. Στις 24 Μαρτίου 1908, ο Schueller καταθέτει την πατέντα του.

Μέσα από την αποφασιστικότητα και τη φιλοδοξία του, ο Eugène Schueller καταφέρνει να πείσει τους κομμωτές του Παρισιού να χρησιμοποιούν τις βαφές του. Ο Schueller είναι γεμάτος με ιδέες για τη νέα εταιρεία και αναθέτει σε αντιπροσώπους να πωλούν τα προϊόντα του σε όλη τη Γαλλία. Ίδρυσε επίσης μία σχολή βαφής μαλλιών στη Rue du Louvre στο Παρίσι, την οποία επέβλεπε προσωπικά ο ίδιος. Γρήγορα αντιλήφθηκε ότι η επιτυχία του είναι στενά συνδεδεμένη με εκείνη των επαγγελματιών κομμωτών και δημιούργησε έναν ιδιαίτερο δεσμό με το επάγγελμα, το οποίο δυνάμωνε με την πάροδο του χρόνου.

Με το τέλος του πολέμου, μια νέα εποχή αρχίζει. Σε όλο τον κόσμο, οι γυναίκες εργάζονται, κερδίζουν χρήματα, ασχολούνται περισσότερο με την εμφάνισή τους και αναζητούν τρόπους για τη μη αποκάλυψη της ηλικίας τους. Οι βαφές μαλλιών Oréal αποτελούν μία μεγάλη επιτυχία, ακόμη και πέρα από τα σύνορα της Γαλλίας, ανοίγοντας νέους ορίζοντες στην Ιταλία το 1910, την Αυστρία το 1911 και την Ολλανδία το 1913, φθάνοντας μέχρι τις Ηνωμένες Πολιτείες, τον Καναδά, το Ηνωμένο Βασίλειο και τη Βραζιλία.

Οι επιτυχίες του Eugène Schueller στη βιομηχανία χρησιμεύουν μόνο για να ενισχύσει την πεποίθησή του ότι η έρευνα και η καινοτομία αποτελούν τον ακρογωνιαίο λίθο της ανάπτυξης και της επιτυχίας. Ο Schueller συνεχίζει να καινοτομεί στη βιομηχανία ομορφιάς, ανακαλύπτοντας την L'Oréal d'Or, μια βαφή μαλλιών, η οποία δημιουργεί χρυσές αποχρώσεις και προσδίδει μια ακόμα πιο φυσική εμφάνιση στα ξανθά μαλλιά.

Το 1928, με τους ανθρώπους που εξακολουθούν να λούζουν τα μαλλιά τους σχετικά σπάνια, δημιουργείται η O'Cap λοσιόν για τα μαλλιά (σαπουνάδα- αφρός και πλύσιμο χωρίς νερό), η οποία τοποθετεί το σαμπουάν στην αγορά και δημιουργείται μια εκστρατεία για την σταδιακή ευαισθητοποίηση σε θέματα προσωπικής υγιεινής.

Ο Eugène Schueller αναλαμβάνει την εταιρεία Savons Français, η οποία ιδρύθηκε το 1920. Η μονάδα παραγωγής της εταιρείας, που βρίσκεται στην οδό Rue Martre στο Clichy, θα γίνει αργότερα η έδρα της L'Oréal. Ο Eugène Schueller αρχίζει να θέτει τα σχέδια για τον εκσυγχρονισμό των επιχειρήσεων, με έμφαση στη βελτίωση της ποιότητας και την αναδιαμόρφωση της διαφημιστικής καμπάνιας της γνωστής μάρκας Monsavon.

Στη συνέχεια ο κόσμος του κινηματογράφου με star του Hollywood, με επικεφαλής την Jean Harlow, λάνσαρον τη νέα τάση, όπου τα ξανθά θεωρούνται ως το πιο σαγηνευτικό χρώμα. Καινοτόμα προϊόντα, όπως η σκόνη L'Oréal Blanc, η βαφή Imédia με συσκευασία με ατομικές δόσεις για την ενίσχυση της ασφάλειας και της άνεσης τόσο για τους κομμωτές και τους τελικούς καταναλωτές, το σαμπουάν "Doral" χωρίς σαπούνη (θειικά άλατα λιπαρών αλκοολών), η επινόηση νέων στρατηγικών διαφήμισης (αφίσα σε κτίρια, jingles σε ραδιόφωνο), η δημοσίευση του Votre Beauté, του πρώτου μηνιαίου γυναικείου περιοδικού για την ομορφιά, όλα αυτά οδήγησαν την εταιρεία στην επιτυχία .

Με το θάνατο του Eugène Schueller το 1957, τα ηνία της L'Oréal αναλαμβάνει ο François Dalle δίνοντας νέα ώθηση στην εταιρεία. Εκτέλεσε μια πολιτική στοχευμένων εξαγορών, προκειμένου να επεκτείνει τις θέσεις του Ομίλου σε νέους τομείς αγοράς και νέα κανάλια διανομής, αναπτύσσοντας ταυτόχρονα την έρευνα.

Παρόντες στην αγορά της Βραζιλίας από τα τέλη της δεκαετίας του 1930, η L'Oréal ανταποκρίνεται στην έκρηξη της δεκαετίας του 1950 κατασκευάζοντας το εργοστάσιο FAPROCO (Fábrica Produtos Cosméticos S.A.) το 1959. Είναι τόσο μεγάλη η επιτυχία αυτή που, με τα δύο εργοστάσιά της στο Ρίο ντε Τζανέιρο και το Σάο Πάολο, η L'Oréal Βραζιλίας εξάγει μέχρι και σήμερα για το σύνολο της Λατινικής Αμερικής.

Προϊόντα όπως το Belle Color (εύκολη εφαρμογή βαφής στο σπίτι), η λακ Elnett για τους καταναλωτές το 1968, το πρώτο αφρόλουτρο Obaο κάνουν την L'oreal να κατέχει ηγετικό ρόλο στο χώρο των κομμωτηρίων και στους τελικούς καταναλωτές.

Σε αναγνώριση της εντυπωσιακής, αλλά και υγιούς ανάπτυξη του Ομίλου, η L'Oréal εισάγεται στο Χρηματιστήριο του Παρισιού, έχοντας έτσι πρόσβαση σε νέους χρηματοδοτικούς πόρους. Η κεφαλαιοποίηση του Ομίλου αυξήθηκε περισσότερο από 750 φορές από το 1967.

Το 1967 η L'Oréal διαθέτει τα προϊόντα Kerastase για μεταπώληση σε πελάτες, παρατείνοντας τα οφέλη της φροντίδας του κομμωτηρίου στο σπίτι. Στη συνέχεια, μία σειρά εξαγορών, όπως της Lancôme το 1964, που αποτέλεσε και το πρώτο σκαλοπάτι στο δρόμο για να γίνει μια αυτοκρατορία ειδών πολυτελείας, της Garnier το 1965 συμπληρώνοντας ένα portfolio συμπληρωματικών προϊόντων περιποίησης μαλλιών, της Ralph Lauren συνετέλεσαν στην ανάπτυξη της εταιρείας. Επιπλέον, η δημιουργία kit βαφής μαλλιών για τη χρήση στο σπίτι, κάνοντας προσιτή την ομορφιά σε όλες τις γυναίκες, η συνεργασία για τη δημιουργία του πρώτου designer αρώματος, Guy Laroche και αργότερα με την Paloma Picasso, οι νέες τεχνολογίες, όπως το "Mini Vague", ένα ελαφρύ είδος περμανάντ, η Biotherm Homme ως πρώτη σειρά προϊόντων περιποίησης της επιδερμίδας σχεδιασμένη αποκλειστικά για τους άνδρες το 1985, η δημιουργία της Studio Line, μίας πλήρους σειράς προϊόντων κομμωτικής, η Niosome, η πρώτη αντιγηραντική κρέμα, το λανσάρισμα της ολοκληρωμένης σειράς προϊόντων περιποίησης για άνδρες από τη Vichy, που ονομάζεται Basic Homme, αξιοποιώντας την ισχυρή παρουσία της στο δίκτυο των φαρμακείων την οδηγούν σε τεράστια επιτυχία.

Εκτός της καινοτομίας των προϊόντων και των συνεργασιών της, η L'Oréal δημιουργεί το 1987 ένα ολοκαίνουργιο δίκτυο διανομής, τους καταλόγους ταχυδρομικών παραγγελιών σε συνεργασία με την Les 3 Suisses, μία από τις κορυφαίες εταιρίες ταχυδρομικών παραγγελιών στην Ευρώπη. Ο Όμιλος εγκαινιάζει έναν κατάλογο προϊόντων ομορφιάς, γνωστό ως Club des Créateurs de Beauté (Λέσχη Δημιουργών Ομορφιάς).

Το 1988, ο Lindsay Owen-Jones αναλαμβάνει τη γαλλική εταιρεία και την μετατρέπει σε μια διεθνή ομάδα, που δραστηριοποιείται σε περισσότερες από 130 χώρες σε όλα τα δίκτυα διανομής, δημιουργεί ένα πιο ισορροπημένο φάσμα δραστηριοτήτων, με επίκεντρο περίπου 5 βασικές δραστηριότητες: τις βαφές μαλλιών, την περιποίηση μαλλιών, την περιποίηση της επιδερμίδας, το make-up και το άρωμα. Από την πληθώρα των εθνικών εμπορικών σημάτων, δημιουργείται ένα χαρτοφυλάκιο 23 διεθνών megabrands, σχεδιασμένο για να καλύψει τις ανάγκες τόσο των γυναικών όσο και των ανδρών σε όλο τον κόσμο.

Το 1989, η L'Oréal ενοποιεί την δερματολογική τεχνογνωσία της και την παρουσία της σε δίκτυα φαρμακείων, με την εξαγορά της La Roche-Posay. Αποκτά επίσης την Helena Rubinstein, το αμερικανικό εμπορικό σήμα των προϊόντων περιποίησης της επιδερμίδας και στη συνέχεια υπογράφει συμβόλαιο με την αδειοδότηση του Giorgio Armani, επιτρέποντας στην εταιρεία να προωθήσει προϊόντα στον τομέα της ομορφιάς και του αρώματος. Το 1990, η Lancôme εγκαινιάζει το άρωμα Trésor, μία παγκόσμια επιτυχία όπου εξακολουθεί να είναι μέχρι και σήμερα στα best-seller αρώματα σε όλο τον κόσμο.

Καθώς τα καλλυντικά εξυπηρετούν εκτός των υπολοίπων και μία κοινωνική ανάγκη, δεδομένου ότι μπορούν να συμβάλουν σημαντικά στο να αισθάνονται καλύτερα με τον εαυτό τους οι ασθενείς, η L'Oréal επενδύει και στο πρόγραμμα που αναπτύχθηκε στις Ηνωμένες Πολιτείες από το Personal Care Products Council, το οποίο βοηθά τις γυναίκες ασθενείς με καρκίνο να αντιμετωπίζουν τις φυσικές παρενέργειες των θεραπειών τους. Σήμερα, το πρόγραμμα πραγματοποιείται με την υποστήριξη της L'Oréal σε αρκετές ευρωπαϊκές χώρες.

Το 2001, μέσω ενός ειδικά διαμορφωμένου δικτυακού τόπου, φοιτητές από όλο τον κόσμο κλήθηκαν να μπουν στη θέση ενός εικονικού διευθυντή εταιρείας καλλυντικών. Τους ζητήθηκε να προβούν σε στρατηγικές αποφάσεις στο μάρκετινγκ, την έρευνα, την παραγωγή, τη χρηματοδότηση κλπ., έχοντας ως στόχο την επαφή με τα νέα ταλέντα του μέλλοντος και την ανάπτυξη της φήμης και της εικόνας του Όμιλου ως εργοδότη. Το αποτέλεσμα αυτού του "επιχειρηματικού παιχνιδιού" είναι ότι πλέον περιλαμβάνεται στα εκπαιδευτικά προγράμματα στα μεγαλύτερα πανεπιστήμια του κόσμου, με τη συμμετοχή πάνω από 50.000 ατόμων από 120 χώρες, και αποτελεί ένα βασικό εργαλείο προσλήψεων του Ομίλου.

Ακολούθησαν εξαγορές όπως το 1998 της SoftSheen, της αμερικανικής εταιρείας που παράγει προϊόντα για τα μαλλιά, καθώς και μία από τις θυγατρικές της, τη Mizani ως επαγγελματική μάρκα προϊόντων μαλλιών και της Biomedical ένα αμερικανικό εμπορικό σήμα των επαγγελματικών διορθωτικών καλλυντικών προϊόντων, που χρησιμοποιούνται και πωλούνται από τους δερματολόγους.

Η L'Oréal έχει ενταχθεί στο "World Business Council for Sustainable Development" (Παγκόσμιο Συμβούλιο Επιχειρήσεων για τη Βιώσιμη Ανάπτυξη), μια ανεξάρτητη διεθνής ένωση με πάνω από 150 εταιρείες από όλες τις μεγάλες βιομηχανίες. Η αποστολή του είναι να ενθαρρύνει την ανταλλαγή εμπειρογνομosύνης σε περιβαλλοντικά, οικονομικά και κοινωνικά θέματα. Επιπλέον, το 2001 η L'Oréal άνοιξε ένα νέο κέντρο βιοτεχνολογίας δέρματος στη Λυών (Γαλλία), που επιτρέπει τη χρήση της τεχνολογίας του αναδομημένου δέρματος (Episkin kit τεχνολογία) σε βιομηχανική κλίμακα.

Το 2002 μία σειρά προϊόντων όπως το προϊόν της Lancôme Absolué που αποτελεί το "το σύστημα anti-aging του 21ου αιώνα», εντάσσοντας το πρώτο προϊόν περιποίησης ειδικά σχεδιασμένο για τις ώριμες επιδερμίδες, το συμπύκνωμα αντι-γήρανσης Prodigy, ένα πρωτοποριακό και υψηλής τεχνολογίας προϊόν φροντίδας, το λανσάρισμα της βαφής μαλλιών Nutrisse Garnier, το Juicy Tubes lip gloss έχουν αποδειχθεί μια τεράστια επιτυχία σε όλο τον κόσμο. Το Luxury Products Division έχει υπογράψει μια συμφωνία άδειας με τους ολλανδούς σχεδιαστές Viktor & Rolf. Η αισθητική τους ήταν ελκυστική για τον Όμιλο, ο οποίος ψάχνει για νέα ταλέντα και για να επεκτείνει την δραστηριότητα των αρωμάτων σχεδιαστών.

Γενικότερα, για τον Όμιλο δεν υπάρχει κανένας συγκεκριμένος τύπος της ομορφιάς. Είναι μία πολύπλευρη ποιότητα, που πλαισιώνεται από διαφορετικές εθνικές καταγωγές, φιλοδοξίες και προσδοκίες που αντανακλούν στον κόσμο εγγενή ποικιλομορφία. Με ένα χαρτοφυλάκιο ισχυρών, διεθνών μαρκών, η L'Oréal εισέρχεται στον 21^ο αιώνα με την αποδοχή της διαφορετικότητας στην παγκόσμια ατζέντα για την ανάπτυξη της. Με επικεφαλής μέχρι το 2006 τον πρόεδρο Lindsay Owen-Jones, και Διευθύνων Σύμβουλο τον Jean-Paul Agon, και στη συνέχεια τον Jean-Paul Agon ο οποίος διορίστηκε πρόεδρος και διευθύνων σύμβουλος το 2011, ο Όμιλος συνεχίζει να κάνει νέα αποκτήματα για να καλύψει ποικίλες ανάγκες του κόσμου στα καλλυντικά, και να προβεί σε νέα κοινωνικά υπεύθυνες πρωτοβουλίες προς όφελος της βιώσιμης ανάπτυξης για όλους.

8.2 ΧΡΗΣΗ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ ΓΙΑ ΤΗ ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΓΙΑ ΤΗ L'OREAL HELLAS A.E.

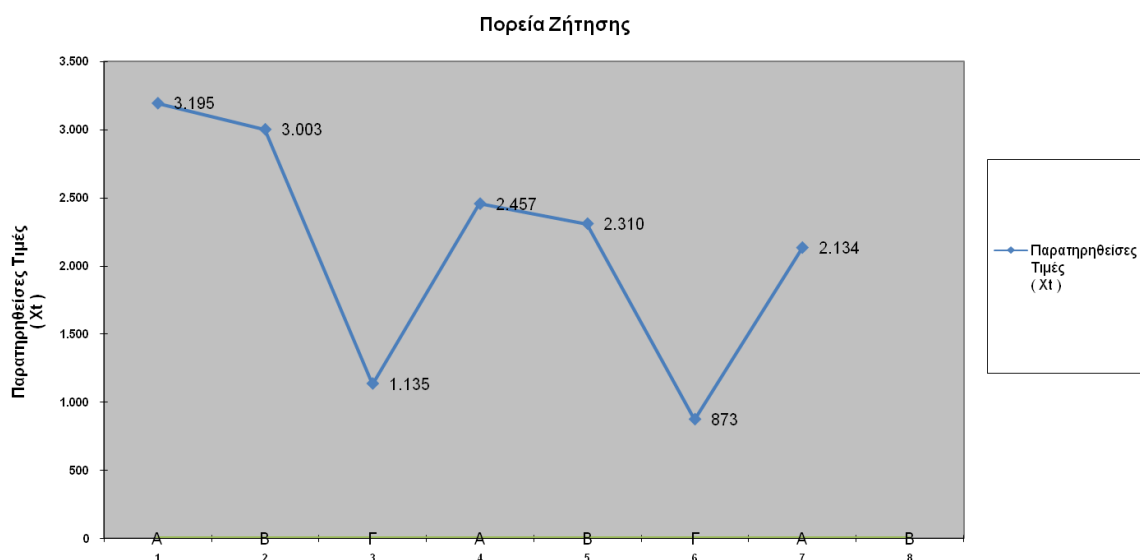
ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΚΩΔΙΚΟΥ ΣΤΟΝ ΤΟΜΕΑ ΤΗΣ ΠΕΡΙΠΟΙΗΣΗΣ ΕΠΙΔΕΡΜΙΔΑΣ

Για να επιλέξουμε την καλύτερη δυνατή πρόβλεψη ζήτησης για τη L'oreal A.E. θα γίνει σύγκριση των μεθόδων του απλού κινητού μέσου, της απλής εκθετικής εξομάλυνσης και του μοντέλου Winters σε επιλεγμένους κωδικούς στους άξονες της περιποίησης της επιδερμίδας, του maquillage, του αρώματος και σε εποχιακό προϊόν και επιλογή της προτιμότερης μεθόδου πρόβλεψης μέσω της μικρότερης τιμής σφάλματος τετραγώνου. Τα στοιχεία της ζήτησης που ακολουθούν αφορούν σε συγκεκριμένη προϊόντική κατηγορία κωδικού A στον τομέα της περιποίησης της επιδερμίδας:

Πίνακας 8.1: Ζήτηση κωδικού A περιποίησης επιδερμίδας ανά τετράμηνο

Έτος	Τετράμηνο	Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)
2013	A	1	3.195
2013	B	2	3.003
2013	Γ	3	1.135
2014	A	4	2.457
2014	B	5	2.310
2014	Γ	6	873
2015	A	7	2.134

Το Α' τετράμηνο κάθε έτους περιλαμβάνει τους μήνες Ιανουάριο έως Απρίλιο, το Β' τετράμηνο τους μήνες Μάιο έως Αύγουστο και το Γ' τετράμηνο τους μήνες Σεπτέμβριο έως Δεκέμβριο. Στο Διάγραμμα 8.1 που ακολουθεί φαίνεται η πορεία της ζήτησης για το 2013 ως το Α' τετράμηνο του 2015 στο συγκεκριμένο προϊόν:



Διάγραμμα 8.1: Πορεία Ζήτησης κωδικού A περιποίησης επιδερμίδας

Όπως παρατηρούμε και από το παραπάνω Διάγραμμα 8.1, η πορεία της ζήτησης ακολουθεί μία κυκλική πορεία και συγκεκριμένα κατά το Γ' τετράμηνο κάθε έτους σημειώνεται το κατώτατο σημείο ζήτησης και το Α' τετράμηνο κάθε έτους το ανώτατο σημείο ζήτησης. Είναι λογικό να υπάρχει μία υψηλή ζήτηση κατά το πρώτο τετράμηνο του έτους, όπου λόγω έναρξης του νέου έτους πολλοί άνθρωποι επιλέγουν να επενδύσουν στην περιποίηση της επιδερμίδας τους, στην αγορά ξεκινά η περίοδος των εκπτώσεων και είναι κατεξοχήν περίοδος αγοράς δώρων. Από την άλλη πλευρά, με το τέλος της περιόδου εκπτώσεων, παρατηρείται αξιοσημείωτη μείωση της ζήτησης. Επιπλέον, από το Διάγραμμα 8.1 φαίνεται μία πτωτική τάση που παρουσιάζει το συγκεκριμένο προϊόν.

Για την επιλογή της προτιμότερης μεθόδου πρόβλεψης θα χρησιμοποιήσουμε τις παρατηρηθείσες τιμές για τη συγκεκριμένη προϊόντική σειρά και θα εφαρμόσουμε αντίστοιχα τους τύπους για την εύρεση του απλού κινητού μέσου, της απλής εκθετικής εξομάλυνσης και του μοντέλου Winters. Ως μέτρο σύγκρισης των μεθόδων θα γίνει μέτρηση του επιπέδου σφάλματος μέσω του σφάλματος τετραγώνου.

Απλός Κινητός Μέσος

Σύμφωνα με τον τύπο του κινητού μέσου όρου που συναντήσαμε στο Κεφάλαιο 3.1.2 θα κάνουμε εφαρμογή στα δεδομένα του Πίνακα 8.1

$$F_{t+1} = \frac{1}{n} \sum_{i=t}^{t-n+1} Y_i \quad (3.2)$$

Αντίστοιχα, θα διαμορφωθεί ο παρακάτω Πίνακας 8.2 για την εύρεση του κινητού μέσου όρου τριών και πέντε περιόδων. Στον Πίνακα 8.2 σημειώνεται αντίστοιχα και το τετράγωνο του σφάλματος για αυτές τις δύο μεθόδους.

Πίνακας 8.2: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων κωδικού Α

Έτος	Τετράμηνο	Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X _t)	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων	Σφάλμα e _t	Τετράγωνο Σφάλματος (e _t) ²	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 5 περιόδων	Σφάλμα e _t	Τετράγωνο Σφάλματος (e _t) ²
2013	A	1	3.195						
2013	B	2	3.003						
2013	Γ	3	1.135						
2014	A	4	2.457	2.444	12,67	160,44			
2014	B	5	2.310	2.198	111,67	12.469,44			
2014	Γ	6	873	1.967	1.094,33	1.197.565,44	2.420	1.547,00	2.393.209,00
2015	A	7	2.134	1.880	254,00	64.516,00	1.956	178,40	31.826,56
2015	B	8		1.772			1.782		

$\Sigma(et)^2$

$MSE = \Sigma(et)^2/n$

1.274.711,33

318.677,83

MSE Απλού
Κινητού
Μέσου-
3περιόδων

2.425.035,56

1.212.517,78

MSE Απλού
Κινητού
Μέσου-
5περιόδων

Απλή Εκθετική Εξομάλυνση

Σύμφωνα με τον τύπο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης που συναντήσαμε στο Κεφάλαιο 4 θα κάνουμε εφαρμογή στα δεδομένα του Πίνακα 8.1

$$F_{t+1} = \alpha D_t + (1 - \alpha) F_t \quad (4.3)$$

Χρησιμοποιώντας τα δεδομένα του Πίνακα 8.1, διαμορφώνεται ο παρακάτω Πίνακας 8.3 με την εύρεση της πρόβλεψης για το Β' τετράμηνο του 2015 μέσω της απλής εκθετικής εξομάλυνσης και το αντίστοιχο τετράγωνο του σφάλματος αυτής της μεθόδου. Χρησιμοποιούμε σταθερά $\alpha = 0,03$

Πίνακας 8.3: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω της απλής εκθετικής εξομάλυνσης για τον κωδικό Α

Έτος	Τετράμηνο	Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)	Απλή Εκθετική Εξομάλυνση (S_t)	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος (e_t) ²
2013	A	1	3.195	3.195		
2013	B	2	3.003	3.189		
2013	Γ	3	1.135	3.128		
2014	A	4	2.457	3.107	-650,49	423.142,99
2014	B	5	2.310	3.084	-773,57	598.409,90
2014	Γ	6	873	3.017	2.144,25	4.597.818,77
2015	A	7	2.134	2.991	-856,75	734.028,99
2015	B	8		2.901		

$\Sigma(et)^2$	6.353.400,65
$MSE = \Sigma(et)^2/n$	1.588.350,16

*MSE Απλής
Εκθετικής
Εξομάλυνσης*

Μοντέλο Winters

Η τελευταία μέθοδος αφορά στο μοντέλο Winters στο οποίο λαμβάνεται υπόψη τόσο η τάση όσο και η εποχικότητα. Συγκριτικά με τα δύο παραπάνω μοντέλα μπορούμε να θεωρήσουμε ότι αποτελεί προτιμότερη μέθοδο για τα συγκεκριμένα δεδομένα. Εφαρμόζοντας τις βασικές εξισώσεις της μεθόδου του Winters, οδηγούμαστε στον παρακάτω Πίνακα 8.4 και το τετράγωνο του σφάλματος αυτής της μεθόδου, χρησιμοποιώντας ως $\alpha = 0,03$, $\beta = 0,37$ και $\gamma = 0,84$

$$S_t = a \frac{X_t}{I_{t-L}} + (1 - a)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (8.1)$$

όπου L το εύρος της εποχικότητας

$$b_t = \gamma(S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1} \quad (8.2)$$

$$I_t = \beta \frac{X_t}{S_t} + (1 - b)I_{t-L} \quad (8.3)$$

όπου I ο παράγοντας προσαρμογής της εποχικότητας

και η πρόβλεψη βάσει της μεθόδου Winters:

$$F_{t+m} = (S_t + b_t m)I_{t-L+m} \quad (8.4)$$

Πίνακας 8.4: Εφαρμογή της Εκθετικής Εξομάλυνσης σε Εποχικά Δεδομένα (Winters) και υπολογισμός του Τετραγώνου Σφάλματος για τον κωδικό Α

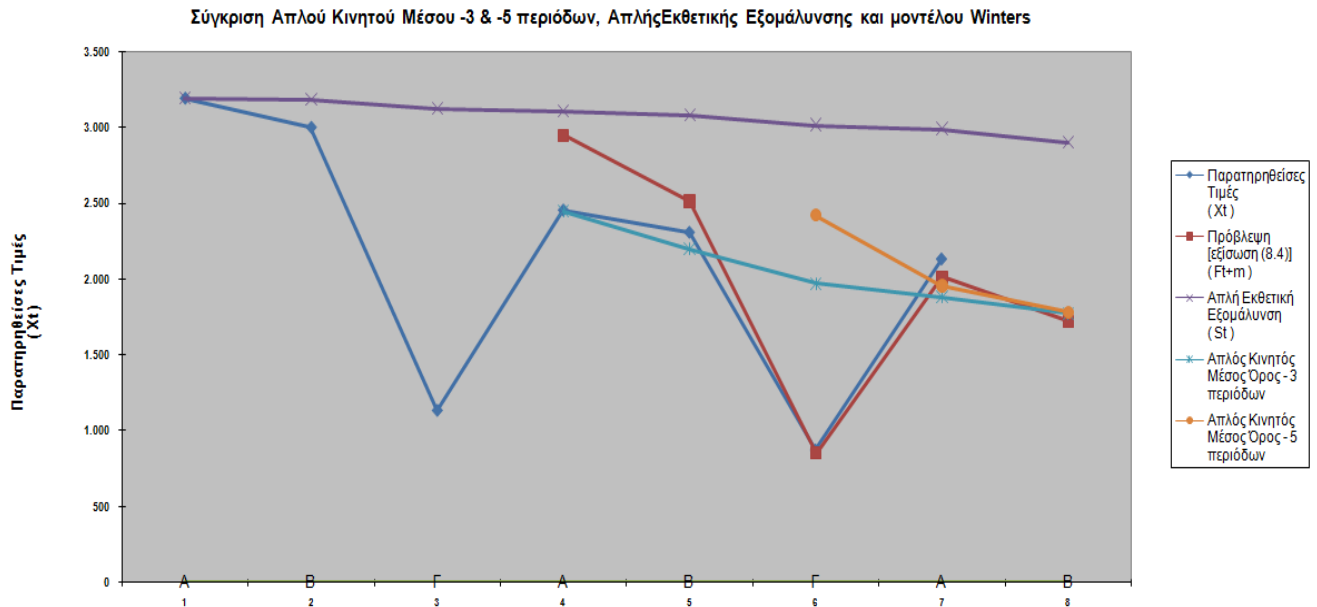
Έτος	Τετράμηνο	Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)	Απλή Εξομάλυνση [εξίσωση (8.1)] (S_t)	Εποχική Εξομάλυνση [εξίσωση (8.3)] (I_t)	Εξομάλυνση Τάσης [εξίσωση (8.2)] (b_t)	Πρόβλεψη [εξίσωση (8.4)] (F_{t+m})	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος (e_t) ²
2013	A	1	3.195		1,31				
2013	B	2	3.003		1,23				
2013	Γ	3	1.135	2.444	0,46	-188,11			
2014	A	4	2.457	2.245	1,23	-197,60	2.949	-492,12	242.181,16
2014	B	5	2.310	2.042	1,19	-201,81	2.515	-205,26	42.130,63
2014	Γ	6	873	1.842	0,47	-200,81	855	18,38	337,83
2015	A	7	2.134	1.644	1,25	-198,38	2.016	118,29	13.992,81
2015	B	8					1.724		
								$\Sigma(et)^2$	298.642,43
								$MSE = \Sigma(et)^2/n$	74.660,61

MSE Εκθετικής Εξομάλυνσης για γραμμική τάση και εποχικότητα του Winters

Όπως παρατηρούμε συγκριτικά με τις παραπάνω μεθόδους, εκείνη με τη χρήση του μοντέλου Winters είναι και η καταλληλότερη. Παρακάτω ακολουθεί ο συγκεντρωτικός Πίνακας 8.5 που δείχνει την εφαρμογή των μεθόδων και τον υπολογισμό του τετραγώνου Σφάλματος για τις τρεις αυτές μεθόδους, καθώς επίσης και το Διάγραμμα 8.2, στο οποίο απεικονίζεται η απόκλιση κάθε μεθόδου από την παρατηρηθείσα τιμή.

Πίνακας 8.5: Συγκεντρωτικός Πίνακας Εφαρμογή των μεθόδων του Απλού Κινητού Μέσου Όρου -3 και -5 περιόδων, της Εκθετικής Εξαμάλυνση και του μοντέλου Winters και υπολογισμός του Τετραγώνου Σφάλματος για τον κωδικό Α

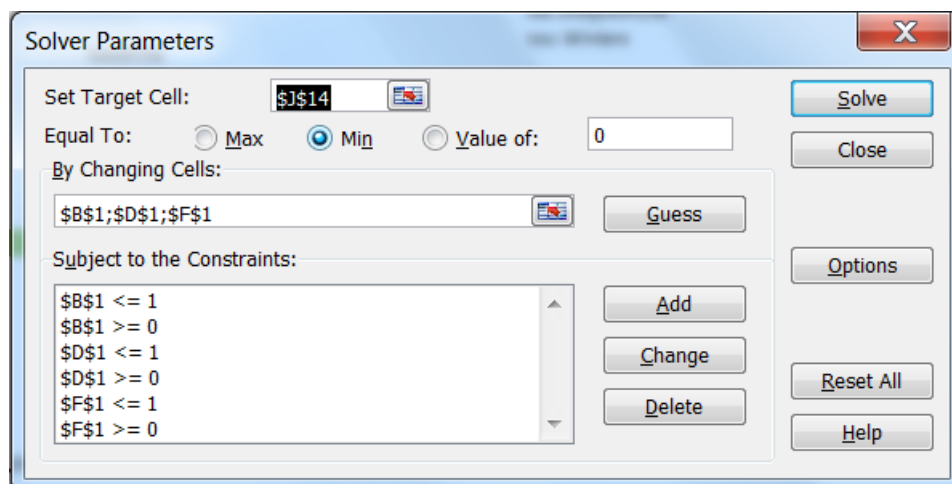
$\alpha = 0,03$	$\beta = 0,37$	$\gamma = 0,84$	$m = 1$	$l = 3$														
Έτος	Περίοδος t	Παρατηρήσεις Τιμές (K _t)	Ανή Εξαμάλυνση (S _t)	Επιλογή Εξαμάλυνση (I _t)	Εξαμάλυνση Τάσης (β _{2t})	Εξαμάλυνση (b _t)	Πρόβλεψη (F _{t+m})	Σφάλμα e _t	Τετράγωνο Σφάλματος (e _t ²)	Ανή Εκθετική Εξαμάλυνση (S _t)	Σφάλμα e _t	Τετράγωνο Σφάλματος (e _t ²)	Ανή Κλιμακωτό Μέσο Όρο - 3 περιόδων e _t	Τετράγωνο Σφάλματος (e _t ²)	Ανή Κλιμακωτό Μέσο Όρο - 5 περιόδων e _t	Τετράγωνο Σφάλματος (e _t ²)		
2013	A	3.195		1,31						3.195								
2013	B	3.003		1,23						3.189								
2013	Γ	1.135	2.444	0,46						3.129								
2014	A	2.457	2.245	1,23			2.949	-492,12	242.181,6	3.107	-650,49	423.142,99	2.444	12,67	180,44			
2014	B	2.310	2.042	1,19			2.515	-205,26	42.130,63	3.084	-773,57	598.409,90	2.198	111,67	12.469,44			
2014	Γ	873	1.842	0,47			865	18,38	337,83	3.017	-2.144,25	4.597.818,77	1.967	-1.094,33	1.197.565,44	2.420	-1.547,00	2.393.209,00
2015	A	2.134	1.644	1,25			2.016	-119,29	13.992,81	2.991	-860,75	734.029,99	1.880	254,00	64.516,00	1.966	178,40	31.826,56
2015	B						1.724			2.901			1.772			1.782		
$\sum(e_t)^2$									298.642,43			6.333.400,65		1.274.714,33		2.425.038,56		
$MSE = \sum(e_t)^2/n$									74.660,61			1.588.350,16		318.677,83		1.212.517,78		
									MSE Εβδομής Εξαμάλυνσης για πραγματική τάση και επομικότητα του Winters			MSE Ανή Εβδομής Εξαμάλυνσης		MSE Ανομό κλιμακωτού Μέσου-3 περιόδων		MSE Ανομό κλιμακωτού Μέσου-5 περιόδων		



Διάγραμμα 8.2: Σύγκριση Απλού Κινητού Μέσου Όρου -3 & -5 περιόδων, απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης και μοντέλου Winters για τον κωδικό A

Σε συνέχεια της επιλογής ως καταλληλότερης μεθόδου πρόβλεψης αυτής του μοντέλου Winters, μπορούμε να βελτιστοποιήσουμε τα αποτελέσματα με τη χρήση του solver του Microsoft Excel για την εύρεση των καταλληλότερων παραμέτρων εξομάλυνσης a , β και γ , να επιλέξουμε δηλαδή τις τιμές εκείνες όπου ελαχιστοποιείται το μέσο τετράγωνο σφάλματος της πρόβλεψής μας.

Από το μενού επιλογών του Excel “εργαλεία” (“Data”) επιλέγουμε το εργαλείο “επίλυση” (“solver”). Εμφανίζεται έτσι το παράθυρο παραμέτρων επίλυσης του Σχήματος 8.1.



Σχήμα 8.1: Παράθυρο παραμέτρων εργαλείου “επίλυσης” στο excel

Στο “κελί προορισμού” (“Target Cell”), σημειώνουμε το κελί εκείνο του μοντέλου μας στο Excel, στο οποίο υπολογίζεται το κριτήριο βελτιστοποίησης που θα χρησιμοποιήσουμε. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα, χρησιμοποιούμε το κελί J14, στο οποίο υπολογίζουμε το μέσο τετράγωνο σφάλματος και επιλέγουμε το “ελάχιστο” (“Min”). Στο χώρο “Με αλλαγή των κελιών” (“By changing Cells”) σημειώνουμε

τα κελιά B1, D1 και F1, στα οποία αντιστοιχούν οι παράμετροι εξομάλυνσης α , β και γ , τη βέλτιστη τιμή των οποίων αναζητούμε. Στο χώρο των περιορισμών (constraints) σημειώνουμε την περιοχή τιμών των παραμέτρων εξομάλυνσης α , β και γ , μέσα στις οποίες αναζητούμε τη βέλτιστη τιμή τους ($0 \leq \alpha \leq 1$, $0 \leq \beta \leq 1$ και $0 \leq \gamma \leq 1$). Επιλέγοντας το πλήκτρο “Επίλυση” (“Solve”), το εργαλείο υπολογίζει αυτόματα τη βέλτιστη τιμή των παραμέτρων εξομάλυνσης (στα κελιά B1, D1 και F1) και ενημερώνει με τα νέα αποτελέσματα της πρόβλεψης το μοντέλο μας, όπως φαίνεται στον Πίνακα 8.6.

Όπως φαίνεται από τα αποτελέσματα του Πίνακα 8.6, η βέλτιστη τιμή των παραμέτρων εξομάλυνσης α , β και γ είναι $\alpha = 0,49$, $\beta = 0,00$ και $\gamma = 0,00$, για τις οποίες το μέσο τετράγωνο σφάλματος των προβλέψεών μας γίνεται ελάχιστο και ίσο με 62.959,90.

Πίνακας 8.6: Αποτελέσματα πρόβλεψης μετά τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων α , β και γ για τον κωδικό A

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	$\alpha = 0,49$		$\beta = 0,00$		$\gamma = 0,00$		$m = 1$		$L = 3$	
3	Έτος	Τετράμηνο	Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)	Απλή Εξομάλυνση [εξίσωση (8.1)] (S_t)	Εποχική Εξομάλυνση [εξίσωση (8.3)] (I_t)	Εξομάλυνση Τάσης [εξίσωση (8.2)] (b_t)	Πρόβλεψη [εξίσωση (8.4)] (F_{t+m})	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος (e_t) ²
4	2013	A	1	3.195		1,31				
5	2013	B	2	3.003		1,23				
6	2013	Γ	3	1.135	2.444	0,46	-188,11			
7	2014	A	4	2.457	2.073	1,31	-188,11	2.949	-492,12	242.181,16
8	2014	B	5	2.310	1.883	1,23	-188,11	2.316	-6,09	37,13
9	2014	Γ	6	873	1.785	0,46	-188,11	787	86,09	7.410,84
10	2015	A	7	2.134	1.614	1,31	-188,11	2.087	47,02	2.210,49
11	2015	B	8	1.773				1.752		
12										
13	$\Sigma(et)^2$									251.839,62
14	$MSE = \Sigma(et)^2/n$									62.959,90
15										
16										MSE Εκθετικής Εξομάλυνσης για γραμμική τάση και εποχικότητα του Winters

Επιπλέον, με την πάροδο του χρόνου μπορέσαμε να επιβεβαιώσουμε και την πρόβλεψη που προήλθε μέσω του μοντέλου Winters για την περίοδο του Β' τετραμήνου 2015. Συγκρίνοντας την πρόβλεψη για την περίοδο αυτή (1.773 τεμάχια) μετά τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων α , β και γ με την πραγματική τιμή για το Β' τετράμηνο (1.752 τεμάχια), παρατηρούμε ότι η απόκλιση είναι πολύ μικρή.

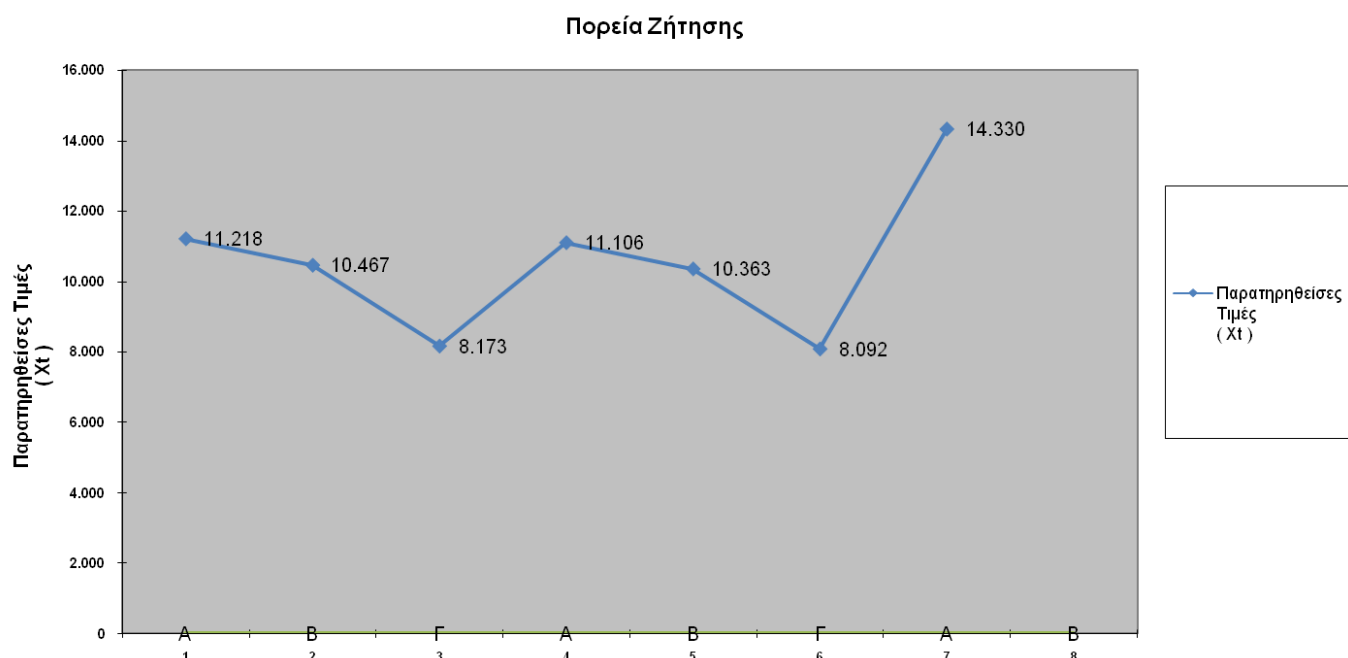
ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΚΩΔΙΚΟΥ ΣΤΟΝ ΤΟΜΕΑ ΤΟΥ MAQUILLAGE

Στη συνέχεια χρησιμοποιούμε τα στοιχεία της που αφορούν στον κωδικό Β στον τομέα του maquillage:

Πίνακας 8.7: Ζήτηση κωδικού Β στον τομέα maquillage ανά τετράμηνο

Έτος	Τετράμηνο	Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)
2013	A	1	11.218
2013	B	2	10.467
2013	Γ	3	8.173
2014	A	4	11.106
2014	B	5	10.363
2014	Γ	6	8.092
2015	A	7	14.330

Όπως και στην προηγούμενη κατηγορία, αντίστοιχα το Α' τετράμηνο κάθε έτους περιλαμβάνει τους μήνες Ιανουάριο έως Απρίλιο, το Β' τετράμηνο τους μήνες Μάιο έως Αύγουστο και το Γ' τετράμηνο τους μήνες Σεπτέμβριο έως Δεκέμβριο. Στο Διάγραμμα 8.3 που ακολουθεί φαίνεται η πορεία της ζήτησης για το 2013 ως το Α' τετράμηνο του 2015 στο συγκεκριμένο προϊόν:



Διάγραμμα 8.3: Πορεία Ζήτησης κωδικού Β maquillage

Όπως παρατηρούμε και από το παραπάνω Διάγραμμα 8.3, η πορεία της ζήτησης ακολουθεί μία κυκλική πορεία και συγκεκριμένα κατά το Γ' τετράμηνο κάθε έτους σημειώνεται το κατώτατο σημείο

ζήτησης και το Α' τετράμηνο κάθε έτους το ανώτατο σημείο ζήτησης. Η ζήτηση του προϊόντος ακολουθεί αυτή την πορεία καθώς υπάρχει μία υψηλή ζήτηση κατά το πρώτο τετράμηνο του έτους λόγω έναρξης του νέου έτους όπου ξεκινά η περίοδος των εκπτώσεων και αντιθέτως υπάρχει μία μειωμένη ζήτηση κατά το τελευταίο τετράμηνο. Επιπλέον, από το Διάγραμμα 8.1 φαίνεται η ανοδική τάση που παρουσιάζει το συγκεκριμένο προϊόν.

Για την επιλογή της προτιμότερης μεθόδου πρόβλεψης θα γίνει ξανά χρήση των παρατηρηθεισών τιμών για το συγκεκριμένη προϊοντική σειρά και εφαρμογή των τύπων για την εύρεση του απλού κινητού μέσου, της απλής εκθετικής εξομάλυνσης και του μοντέλου Winters. Ως μέτρο σύγκρισης των μεθόδων θα γίνει μέτρηση του επιπέδου σφάλματος μέσω του σφάλματος τετραγώνου.

Απλός Κινητός Μέσος

Σύμφωνα με τον τύπο του κινητού μέσου όρου που συναντήσαμε στο Κεφάλαιο 3.1.2 θα κάνουμε εφαρμογή στα δεδομένα του Πίνακα 8.7

$$F_{t+1} = \frac{1}{n} \sum_{i=t}^{t-n+1} Y_i \quad (3.2)$$

Αντίστοιχα, θα διαμορφωθεί ο παρακάτω Πίνακας 8.8 για την εύρεση του κινητού μέσου όρου τριών και πέντε περιόδων. Στον Πίνακα 8.8 σημειώνεται αντίστοιχα και το τετράγωνο του σφάλματος για αυτές τις δύο μεθόδους.

Πίνακας 8.8: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων για τον κωδικό Β

Έτος	Τετράμηνο	Περίοδος t	Παρατηρ. Τιμές (X _t)	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων	Σφάλμα e _t	Τετράγωνο Σφάλματος (e _t) ²	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 5 περιόδων	Σφάλμα e _t	Τετράγωνο Σφάλματος (e _t) ²
2013	A	1	11.218						
2013	B	2	10.467						
2013	Γ	3	8.173						
2014	A	4	11.106	9.953	1.153,33	1.330.177,78			
2014	B	5	10.363	9.915	447,67	200.405,44			
2014	Γ	6	8.092	9.881	1.788,67	3.199.328,44	10.265	2.173,40	4.723.667,56
2015	A	7	14.330	9.854	4.476,33	20.037.560,11	9.640	4.689,80	21.994.224,04
2015	B	8		10.928			10.413		

$\Sigma(et)^2$

$MSE = \Sigma(et)^2/n$

24.767.471,78

6.191.867,94

MSE Απλού
Κινητού
Μέσου-
3περιόδων

26.717.891,60

13.358.945,80

MSE Απλού
Κινητού
Μέσου-
5περιόδων

Απλή Εκθετική Εξομάλυνση

Σύμφωνα με τον τύπο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης θα κάνουμε εφαρμογή στα δεδομένα του Πίνακα 8.7

$$F_{t+1} = \alpha D_t + (1 - \alpha) F_t \quad (4.3)$$

Χρησιμοποιώντας τα δεδομένα του Πίνακα 8.7, διαμορφώνεται ο παρακάτω Πίνακας 8.9 με την εύρεση της πρόβλεψης για το Β' τετράμηνο του 2015 μέσω της απλής εκθετικής εξομάλυνσης και το αντίστοιχο τετράγωνο του σφάλματος αυτής της μεθόδου. Χρησιμοποιούμε σταθερά $\alpha = 0,03$

Πίνακας 8.9: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω της απλής εκθετικής εξομάλυνσης για τον κωδικό Β

Έτος	Τετράμηνο	Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)	Απλή Εκθετική Εξομάλυνση (S_t)	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος (e_t) ²
2013	A	1	11.218	11.218		
2013	B	2	10.467	11.195		
2013	Γ	3	8.173	11.105		
2014	A	4	11.106	11.105	1,17	1,36
2014	B	5	10.363	11.083	-719,58	517.791,15
2014	Γ	6	8.092	10.993	-2.900,86	8.414.987,29
2015	A	7	14.330	11.093	3.237,03	10.478.337,60
2015	B	8		10.760		

$\Sigma(et)^2$
$MSE = \Sigma(et)^2/n$

19.411.117,40
4.852.779,35

MSE Απλής
Εκθετικής
Εξομάλυνσης

Μοντέλο Winters

Εφαρμόζοντας τις βασικές εξισώσεις της μεθόδου του Winters, οδηγούμαστε στον παρακάτω Πίνακα 8.10 και το τετράγωνο του σφάλματος αυτής της μεθόδου, χρησιμοποιώντας ως $\alpha = 0,03$, $\beta = 0,37$ και $\gamma = 0,84$

$$S_t = \alpha \frac{X_t}{I_{t-L}} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (8.1)$$

όπου L το εύρος της εποχικότητας (π.χ. αριθμός μηνών ή τετραμήνων μέσα στο έτος)

$$b_t = \gamma(S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1} \quad (8.2)$$

$$I_t = \beta \frac{X_t}{S_t} + (1 - \beta)I_{t-L} \quad (8.3)$$

όπου I ο παράγοντας προσαρμογής της εποχικότητας

και η πρόβλεψη βάσει της μεθόδου Winters:

$$F_{t+m} = (S_t + b_t m)I_{t-L+m} \quad (8.4)$$

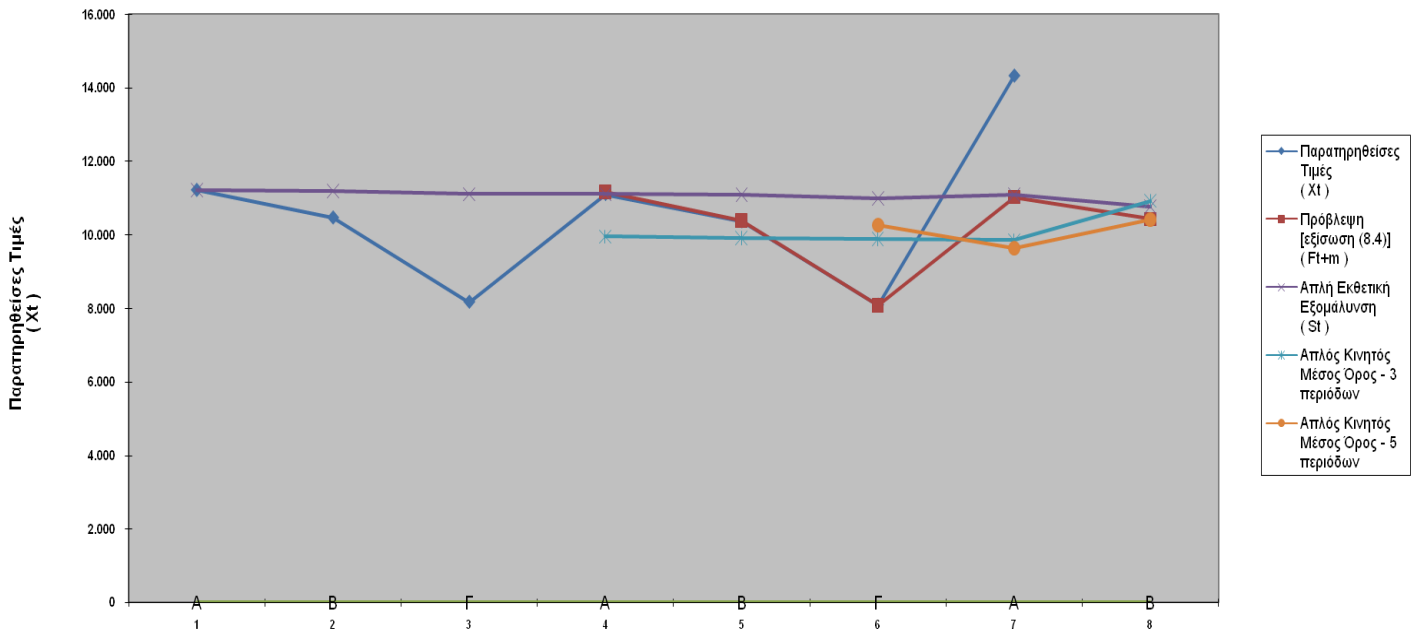
Πίνακας 8.10: Εφαρμογή της Εκθετικής Εξομάλυνσης σε Εποχικά Δεδομένα (Winters) και υπολογισμός του Τετραγώνου Σφάλματος για τον κωδικό Β

Έτος	Τετράμηνο	Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)	Απλή Εξομάλυνση [εξίσωση (8.1)] (S_t)	Εποχική Εξομάλυνση [εξίσωση (8.3)] (I_t)	Εξομάλυνση Τάσης [εξίσωση (8.2)] (b_t)	Πρόβλεψη [εξίσωση (8.4)] (F_{t+m})	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος (e_t) ²
2013	A	1	11.218		1,13				
2013	B	2	10.467		1,05				
2013	Γ	3	8.173	9.953	0,82	-33,00			
2014	A	4	11.106	9.918	1,12	-34,67	11.181	-74,80	5.595,72
2014	B	5	10.363	9.882	1,05	-35,41	10.394	-30,74	944,73
2014	Γ	6	8.092	9.847	0,82	-35,22	8.086	6,00	36,05
2015	A	7	14.330	9.900	1,24	38,68	11.033	3.297,44	10.873.079,65
2015	B	8					10.441		
								$\Sigma(et)^2$	10.879.656,15
								$MSE = \Sigma(et)^2/n$	2.719.914,04

MSE Εκθετικής Εξομάλυνσης για γραμμική τάση και εποχικότητα του Winters

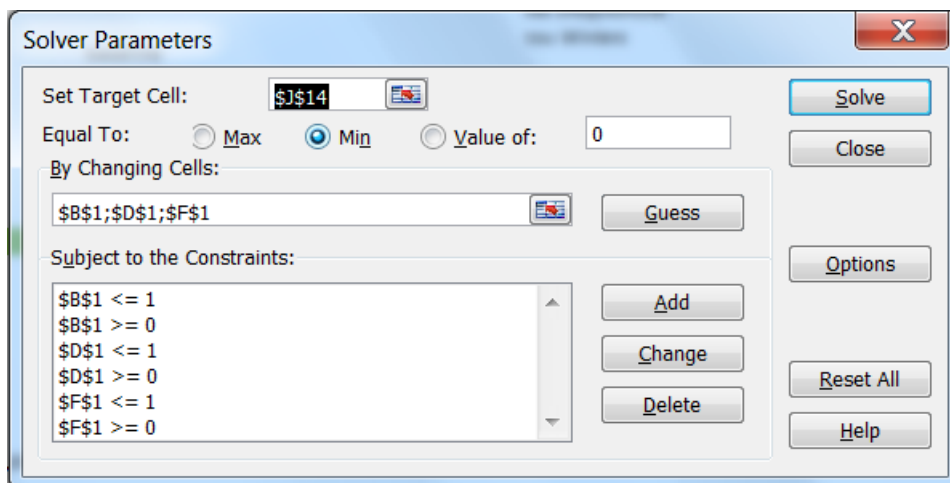
Όπως παρατηρούμε συγκριτικά με τις παραπάνω μεθόδους, εκείνη με τη χρήση του μοντέλου Winters είναι και η καταλληλότερη. Παρακάτω ακολουθεί ο Πίνακας 8.11 που δείχνει συγκεντρωτικά την εφαρμογή των μεθόδων και τον υπολογισμό του τετραγώνου Σφάλματος για τις τρεις αυτές μεθόδους, καθώς επίσης και το Διάγραμμα 8.4, στο οποίο απεικονίζεται η απόκλιση κάθε μεθόδου από την παρατηρηθείσα τιμή.

Σύγκριση Απλού Κινητού Μέσου -3 & -5 περιόδων, Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης και μοντέλου Winters



Διάγραμμα 8.4: Σύγκριση Απλού Κινητού Μέσου Όρου -3 & -5 περιόδων, απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης και μοντέλου Winters για τον κωδικό B

Σε συνέχεια της επιλογής ως καταλληλότερης μεθόδου πρόβλεψης αυτής του μοντέλου Winters, μπορούμε να βελτιστοποιήσουμε τα αποτελέσματα, όπως στην προηγούμενη κατηγορία με τη χρήση του solver του Microsoft Excel για την εύρεση των καταλληλότερων παραμέτρων εξομάλυνσης a , β και γ . Από το μενού επιλογών του Excel “εργαλεία” (“Data”) επιλέγουμε το εργαλείο “επίλυση” (“solver”). Έτσι σημειώνουμε στο παράθυρο παραμέτρων επίλυσης του Σχήματος 8.2 αντίστοιχα στοιχεία με την προηγούμενη περίπτωση, έτσι ώστε να βρούμε τις βέλτιστες τιμές.



Σχήμα 8.2: Παράθυρο παραμέτρων εργαλείου “επίλυσης” στο excel

Με την επίλυση αυτού του μοντέλου ενημερώνονται αυτόματα τα νέα αποτελέσματα της πρόβλεψης, όπως φαίνεται στον Πίνακα 8.12. Όπως φαίνεται από τα αποτελέσματα του Πίνακα 8.12, η βέλτιστη τιμή των παραμέτρων εξομάλυνσης α, β και γ είναι $\alpha = 0,00$, $\beta = 0,00$ και $\gamma = 0,84$, για τις οποίες το μέσο τετράγωνο σφάλματος των προβλέψεών μας γίνεται ελάχιστο και ίσο με 2.659.872,60.

Πίνακας 8.12: Αποτελέσματα πρόβλεψης μετά τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων α, β και γ για τον κωδικό B

1	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
	$\alpha = 0$		$\beta = 0$		$\gamma = 0,84$		$m = 1$		$L = 3$	
3	Έτος	Τετράμηνο	Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)	Απλή Εξομάλυνση [εξίσωση (8.1)] (S_t)	Εποχική Εξομάλυνση [εξίσωση (8.3)] (I_t)	Εξομάλυνση Τάσης [εξίσωση (8.2)] (b_t)	Πρόβλεψη [εξίσωση (8.4)] (F_{t+m})	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος (e_t) ²
4	2013	A	1	11.218		1,13				
5	2013	B	2	10.467		1,05				
6	2013	Γ	3	8.173	9.953	0,82	-33,00			
7	2014	A	4	11.106	9.920	1,13	-33,00	11.181	-74,80	5.595,72
8	2014	B	5	10.363	9.887	1,05	-33,00	10.398	-34,59	1.196,42
9	2014	Γ	6	8.092	9.854	0,82	-33,00	8.092	0,30	0,09
10	2015	A	7	14.330	9.821	1,13	-33,00	11.069	3.260,78	10.632.698,17
11	2015	B	8	10.100				10.293		
12										
13	$\Sigma(e_t)^2$									10.639.490,39
14	$MSE = \Sigma(e_t)^2/n$									2.659.872,60
15										

MSE Εκθετικής Εξομάλυνσης για γραμμική τάση και εποχικότητα του Winters

Παρατηρώντας την πραγματική ζήτηση για το Β' τετράμηνο του 2015 (10.100 τεμάχια), διακρίνουμε ότι η απόκλιση από την πρόβλεψη (10.293 τεμάχια) είναι μικρή. Σημειώνοντας και την πραγματική ζήτηση επιβεβαιώνουμε έτσι ότι η μέθοδος Winters αποτελεί την καλύτερη επιλογή για αυτή την κατηγορία.

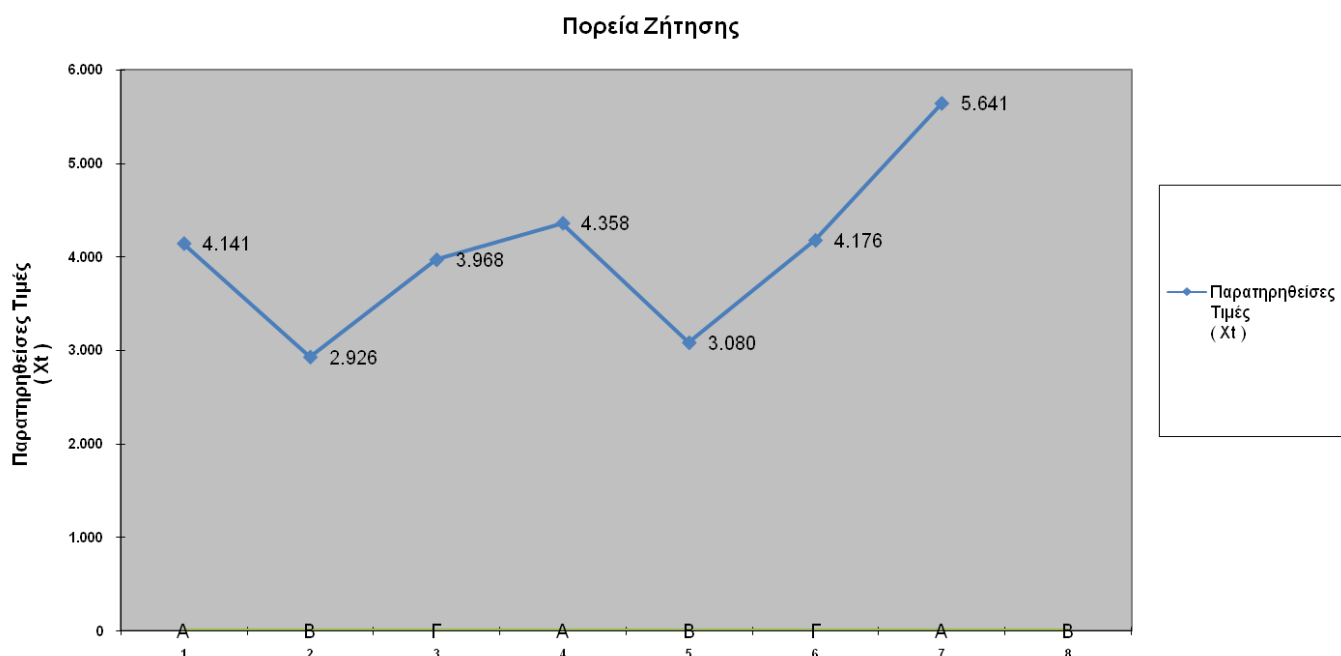
ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΚΩΔΙΚΟΥ ΣΤΟΝ ΤΟΜΕΑ ΤΟΥ ΑΡΩΜΑΤΟΣ

Στον παρακάτω πίνακα 8.13 σημειώνεται η πραγματική ζήτηση για τον κωδικό Γ, ο οποίος ανήκει στον τομέα του αρώματος:

Πίνακας 8.13: Ζήτηση κωδικού Γ στον τομέα αρώματος ανά τετράμηνο

Έτος	Τετράμηνο	Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)
2013	A	1	4.141
2013	B	2	2.926
2013	Γ	3	3.968
2014	A	4	4.358
2014	B	5	3.080
2014	Γ	6	4.176
2015	A	7	5.641

Αντίστοιχα με τις προηγούμενες κατηγορίες, το Α' τετράμηνο κάθε έτους περιλαμβάνει τους μήνες Ιανουάριο έως Απρίλιο, το Β' τετράμηνο τους μήνες Μάιο έως Αύγουστο και το Γ' τετράμηνο τους μήνες Σεπτέμβριο έως Δεκέμβριο. Στο Διάγραμμα 8.5 που ακολουθεί φαίνεται η πορεία της ζήτησης για το 2013 ως το Α' τετράμηνο του 2015 στο συγκεκριμένο προϊόν:



Διάγραμμα 8.5: Πορεία Ζήτησης κωδικού Γ αρώματος

Όπως παρατηρούμε και από το παραπάνω Διάγραμμα 8.5, η πορεία της ζήτησης ακολουθεί μία κυκλική πορεία και συγκεκριμένα κατά το Β' τετράμηνο κάθε έτους σημειώνεται το κατώτατο σημείο ζήτησης και το Α' τετράμηνο κάθε έτους το ανώτατο σημείο ζήτησης, καθώς ακολουθεί την ίδια πορεία με τις προηγούμενες κατηγορίες. Επίσης, παρατηρούμε και την ανοδική τάση που παρουσιάζει το συγκεκριμένο προϊόν.

Κάνοντας εφαρμογή των μεθόδων του απλού κινητού μέσου, της απλής εκθετικής εξομάλυνσης και του μοντέλου Winters λαμβάνουμε τα αποτελέσματα που αναλύονται παρακάτω.

Απλός Κινητός Μέσος

Με τον τύπο του απλού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων διαμορφώνεται ο παρακάτω Πίνακας 8.14:

Πίνακας 8.14: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων για τον κωδικό Γ

Έτος	Τετράμηνο	Περίοδος t	Παρατηρ. Τιμές (X _t)	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων	Σφάλμα e _t	Τετράγωνο Σφάλματος (e _t) ²	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 5 περιόδων	Σφάλμα e _t	Τετράγωνο Σφάλματος (e _t) ²
2013	A	1	4.141						
2013	B	2	2.926						
2013	Γ	3	3.968						
2014	A	4	4.358	3.678	679,67	461.946,78			
2014	B	5	3.080	3.751	-670,67	449.793,78			
2014	Γ	6	4.176	3.802	374,00	139.876,00	3.695	481,40	231.745,96
2015	A	7	5.641	3.871	1.769,67	3.131.720,11	3.702	1.939,40	3.761.272,36
2015	B	8		4.299			4.245		

$\Sigma(et)^2$
$MSE = \Sigma(et)^2/n$

4.183.336,67
1.045.834,17

3.993.018,32
1.996.509,16

*MSE Απλού
Κινητού
Μέσου-
3περιόδων*

*MSE Απλού
Κινητού
Μέσου-
5περιόδων*

Απλή Εκθετική Εξομάλυνση

Εφαρμόζοντας τον τύπο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης στα δεδομένα, διαμορφώνεται ο παρακάτω Πίνακας 8.15 με την εύρεση της πρόβλεψης για το Β' τετράμηνο του 2015 μέσω της απλής εκθετικής εξομάλυνσης και το αντίστοιχο τετράγωνο του σφάλματος αυτής της μεθόδου. Χρησιμοποιούμε σταθερά $\alpha = 0,03$

Πίνακας 8.15: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω της απλής εκθετικής εξομάλυνσης για τον κωδικό Γ

Έτος	Τετράμηνο	Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)	Απλή Εκθετική Εξομάλυνση (S_t)	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος (e_t) ²
2013	A	1	4.141	4.141		
2013	B	2	2.926	4.105		
2013	Γ	3	3.968	4.100		
2014	A	4	4.358	4.108	249,82	62.410,08
2014	B	5	3.080	4.077	-997,33	994.676,10
2014	Γ	6	4.176	4.080	95,71	9.159,55
2015	A	7	5.641	4.127	1.513,88	2.291.845,89
2015	B	8		4.003		

$\Sigma(et)^2$
$MSE = \Sigma(et)^2/n$

3.358.091,62
839.522,91

Μοντέλο Winters

Εφαρμόζοντας τις βασικές εξισώσεις της μεθόδου του Winters, οδηγούμαστε στον παρακάτω Πίνακα 8.16 και το τετράγωνο του σφάλματος αυτής της μεθόδου, χρησιμοποιώντας ως $\alpha = 0,03$, $\beta = 0,37$ και $\gamma = 0,84$

Πίνακας 8.16: Εφαρμογή της Εκθετικής Εξομάλυνσης σε Εποχικά Δεδομένα (Winters) και υπολογισμός του Τετραγώνου Σφάλματος για τον κωδικό Γ

Έτος	Τετράμηνο	Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)	Απλή Εξομάλυνση [εξίσωση (8.1)] (S_t)	Εποχική Εξομάλυνση [εξίσωση (8.3)] (I_t)	Εξομάλυνση Τάσης [εξίσωση (8.2)] (b_t)	Πρόβλεψη [εξίσωση (8.4)] (F_{t+m})	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος (e_t) ²
2013	A	1	4.141		1,13				
2013	B	2	2.926		0,80				
2013	Γ	3	3.968	3.678	1,08	64,33			
2014	A	4	4.358	3.747	1,14	67,57	4.213	144,57	20.901,85
2014	B	5	3.080	3.816	0,80	69,03	3.034	46,01	2.116,98
2014	Γ	6	4.176	3.884	1,08	68,68	4.191	-14,78	218,48
2015	A	7	5.641	3.983	1,24	93,80	4.505	1.135,90	1.290.265,82
2015	B	8					3.261		

$\Sigma(et)^2$
$MSE = \Sigma(et)^2/n$

1.313.503,13
328.375,78

Συγκρίνοντας τις τρεις μεθόδους, παρατηρούμε ότι το μοντέλο Winters αποτελεί την προτιμότερη επιλογή, κάτι που φαίνεται και στον παρακάτω συγκεντρωτικό Πίνακα 8.17 με τον υπολογισμό του τετραγώνου σφάλματος και το αντίστοιχο Διάγραμμα 8.6 για κάθε περίπτωση του κωδικού Γ.

Πίνακας 8.17: Συγκεντρωτικός Πίνακας Εφαρμογή των μεθόδων του Απλού Κινητού Μέσου Όρου -3 και -5 περιόδων, της Εκθετικής Εξομάλυνση και του μοντέλου Winters και υπολογισμός του Τετραγώνου Σφάλματος για τον κωδικό Γ

$\alpha=0,03$	$\beta=0,37$	$\gamma=0,84$	$m=1$	$l=3$														
Έτος	Περίοδος t	Παρατηρήσεις Τιμές (y_t)	Αδή Εξομάλυνση [έξοψη (β_1)] (S_t)	Εποχική Εξομάλυνση [έξοψη (β_3)] (I_t)	Εξομάλυνση Τάσης [έξοψη (β_2)] (T_t)	Πρόβλεψη [έξοψη (β_4)] (F_{t+m})	Σφάλμα e_t	Τετραγωνο Σφάλματος (e_t) ²	Αδή Εκθετική Εξομάλυνση (S_t)	Σφάλμα e_t	Τετραγωνο Σφάλματος (e_t) ²	Αριθός κλητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων e_t	Σφάλμα e_t	Τετραγωνο Σφάλματος (e_t) ²	Αριθός κλητός Μέσος Όρος - 5 περιόδων e_t	Σφάλμα e_t	Τετραγωνο Σφάλματος (e_t) ²	
2013	A	4.141		1.13					4.141									
2013	B	2.926		0.80					4.105									
2013	Γ	3.998	3.678	1.08		64.33			4.100									
2014	A	4.358	3.747	1.14		67.57			4.108	249.82	62.410.08	3.678	679.67	461.946.78				
2014	B	3.080	3.816	0.80		69.03	46.01	2.116.98	4.077	-997.33	994.676.10	3.751	-670.67	449.793.78				
2014	Γ	4.176	3.884	1.08		68.88	-14.78	218.48	4.080	95.71	9.159.55	3.802	374.00	139.876.00	3.895	481.40	231.745.96	
2015	A	5.641	3.983	1.24		93.80	1.135.90	1.290.285.82	4.127	1.513.88	2.291.845.89	3.871	1.769.67	3.131.720.11	3.702	1.939.40	3.761.272.36	
2015	B								4.003			4.299			4.245			

$\sum(e_t)^2$	1.313.503,13
$MSE = \sum(e_t)^2/n$	328.376,78

MSE Εκθετικής Εξομάλυνσης για γραμμική τάση και εποχικότητα του Winters	3.560.091,62
	899.522,91

MSE Απλού Κινητού Μέσου- 3 περιόδων	4.183.338,67
	1.045.834,17

MSE Απλού Κινητού Μέσου- 5 περιόδων	3.993.018,32
	1.995.509,16

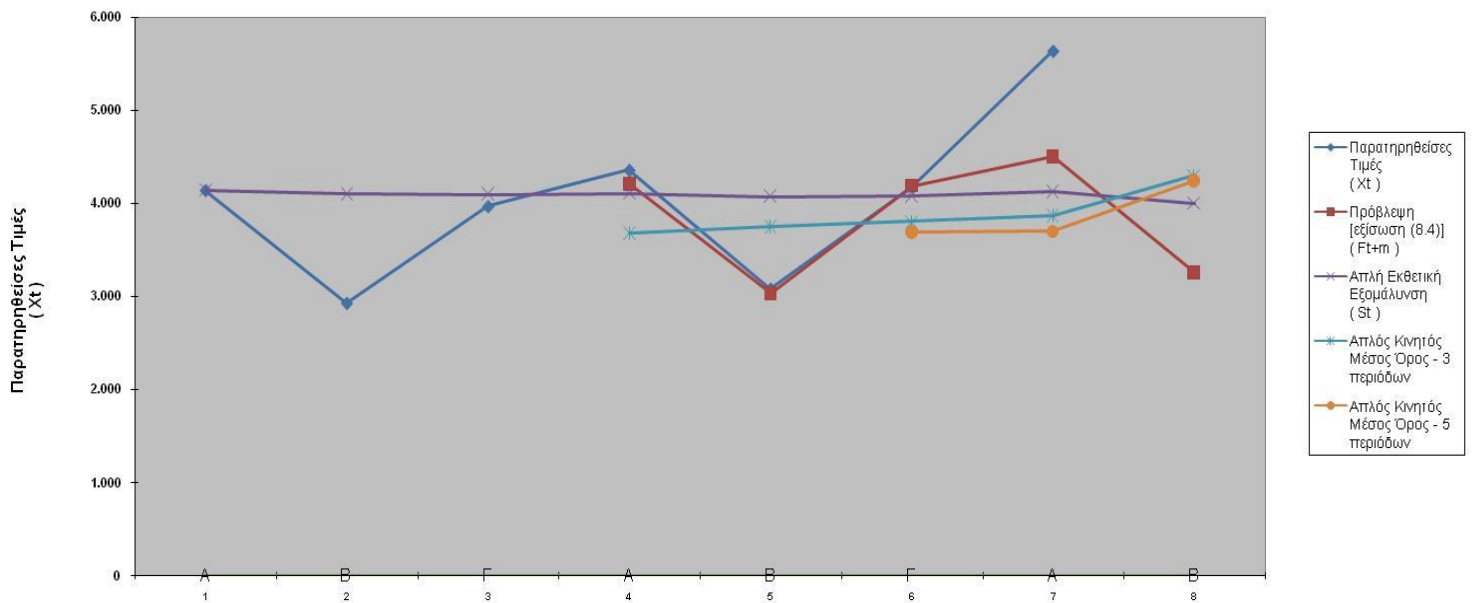
MSE Εκθετικής
Εξομάλυνσης για
γραμμική τάση
και εποχικότητα
του Winters

MSE Απλής
Εκθετικής
Εξομάλυνσης

MSE Απλού
Κινητού Μέσου-
3 περιόδων

MSE Απλού
Κινητού Μέσου-
5 περιόδων

Σύγκριση Απλού Κινητού Μέσου -3 & -5 περιόδων, Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης και μοντέλου Winters



Διάγραμμα 8.6: Σύγκριση Απλού Κινητού Μέσου Όρου -3 & -5 περιόδων, απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης και μοντέλου Winters για τον κωδικό Γ

Για τη βελτιστοποίηση των αποτελεσμάτων του μοντέλου Winters θα γίνει χρήση του solver του Microsoft Excel για την εύρεση των καταλληλότερων παραμέτρων εξομάλυνσης α , β και γ . Σύμφωνα με μεθοδολογία που ακολουθήσουμε στις προηγούμενες κατηγορίες οδηγούμαστε στις βέλτιστες τιμές των παραμέτρων εξομάλυνσης α , β και γ , όπου $\alpha = 0,18$, $\beta = 1,00$ και $\gamma = 1,00$, για τις οποίες το μέσο τετράγωνο σφάλματος των προβλέψεών μας γίνεται ελάχιστο και ίσο με 256.714,02. Παρακάτω ακολουθεί ο ανανεωμένος Πίνακας 8.18 μετά τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων εξομάλυνσης.

Πίνακας 8.18: Αποτελέσματα πρόβλεψης μετά τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων α , β και γ για τον κωδικό Γ

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	$\alpha = 0,18$		$\beta = 1,00$		$\gamma = 1,00$		$m = 1$		$L = 3$	
3	Έτος	Τετράμηνο	Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X _t)	Απλή Εξομάλυνση [εξίσωση (8.1)] (S _t)	Εποχική Εξομάλυνση [εξίσωση (8.3)] (I _t)	Εξομάλυνση Τάσης [εξίσωση (8.2)] (b _t)	Πρόβλεψη [εξίσωση (8.4)] (F _{t+m})	Σφάλμα e _t	Τετράγωνο Σφάλματος (e _t) ²
4	2013	A	1	4.141		1,13				
5	2013	B	2	2.926		0,80				
6	2013	Γ	3	3.968	3.678	1,08	64,33			
7	2014	A	4	4.358	3.766	1,16	87,46	4.213	144,57	20.901,85
8	2014	B	5	3.080	3.857	0,80	90,82	3.065	14,86	220,74
9	2014	Γ	6	4.176	3.934	1,06	77,08	4.258	-82,30	6.772,82
10	2015	A	7	5.641	4.166	1,35	232,61	4.642	999,48	998.960,68
11	2015	B	8	3.498				3.513		
12										
13	$\sum(et)^2$									1.026.856,09
14	MSE = $\sum(et)^2/n$									256.714,02
15										
16										

MSE Εκθετικής Εξομάλυνσης για γραμμική τάση και εποχικότητα του Winters

Σημειώνοντας την πραγματική ζήτηση για το Β' τετράμηνο του 2015 (3.498 τεμάχια), παρατηρούμε ότι η απόκλιση από την πρόβλεψη (3.513 τεμάχια) είναι μικρή, επιβεβαιώνοντας και σε αυτή την περίπτωση ότι η μέθοδος Winters αποτελεί την προτιμότερη επιλογή.

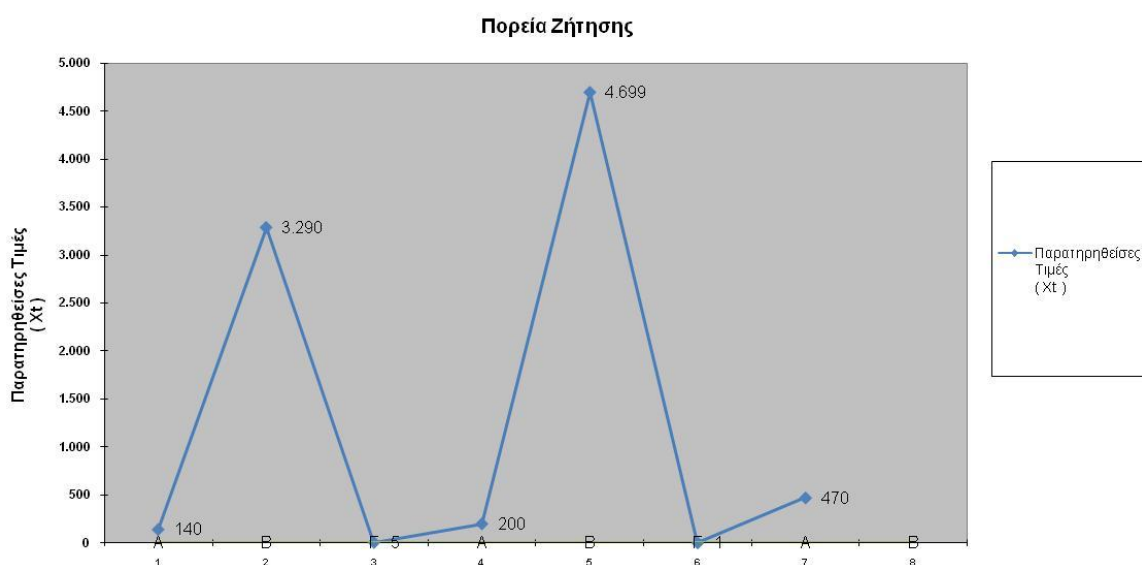
ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΕΠΟΧΙΑΚΟΥ ΚΩΔΙΚΟΥ

Στην ενότητα αυτή θα γίνει σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης στον εποχιακό κωδικό Δ για να παρατηρήσουμε αντίστοιχα αν η μέθοδος Winters ανταποκρίνεται με τα ίδια αποτελέσματα όπως στις προηγούμενες περιπτώσεις. Στον παρακάτω πίνακα 8.19 σημειώνεται η πραγματική ζήτηση για τον κωδικό Δ, ο οποίος ανήκει στον τομέα των αντλιακών.

Πίνακας 8.19: Ζήτηση κωδικού Δ στον τομέα αντλιακού ανά τετράμηνο

Έτος	Τετράμηνο	Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X _t)
2013	A	1	140
2013	B	2	3.290
2013	Γ	3	5
2014	A	4	200
2014	B	5	4.699
2014	Γ	6	1
2015	A	7	470

Στον παραπάνω πίνακα, το Α' τετράμηνο κάθε έτους περιλαμβάνει τους μήνες Ιανουάριο έως Απρίλιο, το Β' τετράμηνο τους μήνες Μάιο έως Αύγουστο και το Γ' τετράμηνο τους μήνες Σεπτέμβριο έως Δεκέμβριο. Στο Διαγράμματα 8.7 που ακολουθεί φαίνεται η πορεία της ζήτησης για το 2013 ως το Α' τετράμηνο του 2015 για το προϊόν Δ:



Διάγραμμα 8.7: Πορεία Ζήτησης κωδικού Δ αντλιακού

Όπως παρατηρούμε στο παραπάνω Διάγραμμα 8.7, η πορεία της ζήτησης ακολουθεί μία κυκλική πορεία και συγκεκριμένα κατά το Β' τετράμηνο κάθε έτους σημειώνεται το ανώτατο σημείο ζήτησης και το Γ' τετράμηνο κάθε έτους το κατώτατο σημείο ζήτησης. Καθώς ο κωδικός Δ ανήκει στην κατηγορία των αντηλιακών είναι λογικό κατά το Α' τετράμηνο να έχει μικρή ζήτηση, κατά το Β' τετράμηνο κάθε έτους να έχει αξιοσημείωτη αύξηση της ζήτησης, δηλαδή κατά την περίοδο των μηνών Μάιο έως και Αύγουστο και κατά το Γ' τετράμηνο σχεδόν μηδενική ζήτηση, αφού έχει παρέλθει η περίοδος των διακοπών και των εκπτώσεων για τους καταναλωτές. Επίσης, παρατηρούμε και την ανοδική τάση που παρουσιάζει το συγκεκριμένο προϊόν αφού αφορά σε προϊόν που μετά το λανσάρισμά του βρίσκεται πλέον στη φάση της ανάπτυξης.

Κάνοντας εφαρμογή των μεθόδων του απλού κινητού μέσου, της απλής εκθετικής εξομάλυνσης και του μοντέλου Winters λαμβάνουμε τα αποτελέσματα που αναλύονται παρακάτω.

Απλός Κινητός Μέσος

Με τον τύπο του απλού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων διαμορφώνεται ο παρακάτω Πίνακας 8.20:

Πίνακας 8.20: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω του απλού κινητού μέσου όρου -3 και -5 περιόδων για τον κωδικό Δ

Έτος	Τετράμηνο	Περίοδος t	Παρατηρ. Τιμές (X _t)	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 3 περιόδων	Σφάλμα e _t	Τετράγωνο Σφάλματος (e _t) ²	Απλός Κινητός Μέσος Όρος - 5 περιόδων	Σφάλμα e _t	Τετράγωνο Σφάλματος (e _t) ²
2013	A	1	140						
2013	B	2	3.290						
2013	Γ	3	5						
2014	A	4	200	1.145	-945,00	893.025,00			
2014	B	5	4.699	1.165	3.534,00	12.489.156,00			
2014	Γ	6	1	1.635	1.633,67	2.668.866,78	1.667	1.665,80	2.774.889,64
2015	A	7	470	1.633	1.163,33	1.353.344,44	1.639	1.169,00	1.366.561,00
2015	B	8		1.723			1.075		

$\Sigma(et)^2$
$MSE = \Sigma(et)^2/n$

17.404.392,22
4.351.098,06

4.141.450,64
2.070.725,32

*MSE Απλού
Κινητού
Μέσου-
3περιόδων*

*MSE Απλού
Κινητού
Μέσου-
5περιόδων*

Απλή Εκθετική Εξομάλυνση

Εφαρμόζοντας τον τύπο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης στα δεδομένα, διαμορφώνεται ο παρακάτω Πίνακας 8.21 με την εύρεση της πρόβλεψης για το Β' τετράμηνο του 2015 μέσω της απλής εκθετικής εξομάλυνσης και το αντίστοιχο τετράγωνο του σφάλματος αυτής της μεθόδου, χρησιμοποιώντας σταθερά $\alpha = 0,03$

Πίνακας 8.21: Εύρεση Πρόβλεψης μέσω της απλής εκθετικής εξομάλυνσης για τον κωδικό Δ

Έτος	Τετράμηνο	Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)	Απλή Εκθετική Εξομάλυνση (S_t)	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος (e_t) ²
2013	A	1	140	140		
2013	B	2	3.290	235		
2013	Γ	3	5	228		
2014	A	4	200	227	-26,79	717,52
2014	B	5	4.699	361	4.338,05	18.818.652,18
2014	Γ	6	1	350	-349,15	121.908,77
2015	A	7	470	354	116,25	13.514,12
2015	B	8		343		

$\Sigma(et)^2$
$MSE = \Sigma(et)^2/n$

18.954.792,59
4.738.698,15

*MSE Απλής
Εκθετικής
Εξομάλυνσης*

Μοντέλο Winters

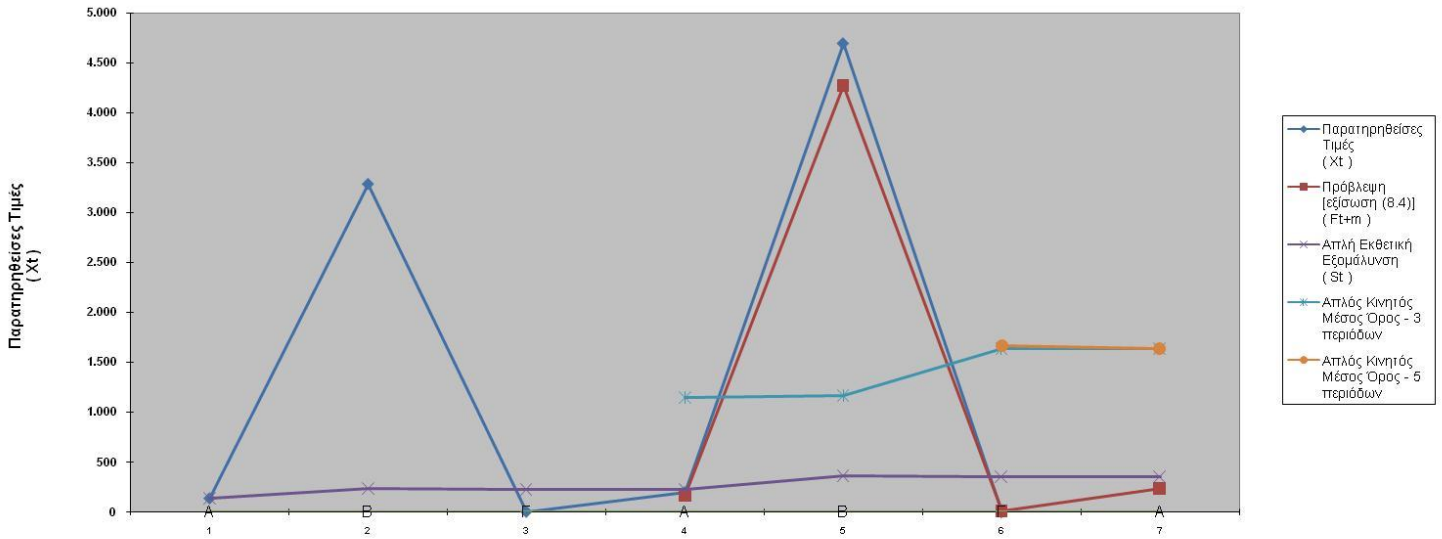
Εφαρμόζοντας τις βασικές εξισώσεις της μεθόδου του Winters, οδηγούμαστε στον παρακάτω Πίνακα 8.22 και το τετράγωνο του σφάλματος αυτής της μεθόδου, χρησιμοποιώντας ως $\alpha = 0,03$, $\beta = 0,37$ και $\gamma = 0,84$

Πίνακας 8.22: Εφαρμογή της Εκθετικής Εξομάλυνσης σε Εποχικά Δεδομένα (Winters) και υπολογισμός του Τετραγώνου Σφάλματος για τον κωδικό Δ

Έτος	Τετράμηνο	Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)	Απλή Εξομάλυνση [εξίσωση (8.1)] (S_t)	Εποχική Εξομάλυνση [εξίσωση (8.3)] (I_t)	Εξομάλυνση Τάσης [εξίσωση (8.2)] (b_t)	Πρόβλεψη [εξίσωση (8.4)] (F_{t+m})	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος (e_t) ²
2013	A	1	140		0,12				
2013	B	2	3.290		2,87				
2013	Γ	3	5	1.145	0,00	162,78			
2014	A	4	200	1.318	0,13	171,04	160	40,10	1.607,77
2014	B	5	4.699	1.493	2,97	174,74	4.277	421,55	177.701,88
2014	Γ	6	1	1.625	0,00	138,48	7	-6,28	39,48
2015	A	7	470	1.816	0,18	182,97	235	235,17	55.303,10
2015	B	8					5.947		
								$\Sigma(e_t)^2$	234.652,23
								$MSE = \Sigma(e_t)^2/n$	58.663,06
								<i>MSE Εκθετικής Εξομάλυνσης για γραμμική τάση και εποχικότητα του Winters</i>	

Συγκρίνοντας τις τρεις μεθόδους με βάση το τετράγωνο του σφάλματος, παρατηρούμε ότι με τη μέθοδο Winters λαμβάνουμε τη μικρότερη τιμή, οπότε επιλέγεται ως προτιμότερη για τον συγκεκριμένο κωδικό. Στον παρακάτω Πίνακα 8.23 και στο αντίστοιχο Διάγραμμα 8.8 παρατηρούμε συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα για τον εποχιακό κωδικό Δ.

Σύγκριση Απλού Κινητού Μέσου -3 & -5 περιόδων, Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης και μοντέλου Winters



Διάγραμμα 8.8: Σύγκριση Απλού Κινητού Μέσου Όρου -3 & -5 περιόδων, απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης και μοντέλου Winters για τον κωδικό Δ

Για τη βελτιστοποίηση των αποτελεσμάτων του μοντέλου Winters θα χρησιμοποιήσουμε το εργαλείο solver του Microsoft Excel για την εύρεση των καταλληλότερων παραμέτρων εξομάλυνσης α, β και γ . Με τα δεδομένα που εισάγαμε αντίστοιχα και στους προηγούμενους κωδικούς, οδηγήσαμε στις βέλτιστες τιμές των παραμέτρων εξομάλυνσης α, β και γ , όπου $\alpha = 0,22$, $\beta = 1,00$ και $\gamma = 1,00$, για τις οποίες το μέσο τετράγωνο σφάλματος των προβλέψεών μας γίνεται ελάχιστο και ίσο με 19.488,18. Παρακάτω ακολουθεί ο ανανεωμένος Πίνακας 8.18 μετά τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων εξομάλυνσης.

Πίνακας 8.24: Αποτελέσματα πρόβλεψης μετά τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων α, β και γ για τον κωδικό Δ

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	$\alpha = 0,22$		$\beta = 1,00$		$\gamma = 1,00$		$m = 1$		$L = 3$	
3	Έτος	Τετράμηνο	Περίοδος t	Παρατηρηθείσες Τιμές (X_t)	Απλή Εξομάλυνση [εξίσωση (8.1)] (S_t)	Εποχική Εξομάλυνση [εξίσωση (8.3)] (I_t)	Εξομάλυνση Τάσης [εξίσωση (8.2)] (b_t)	Πρόβλεψη [εξίσωση (8.4)] (F_{t+m})	Σφάλμα e_t	Τετράγωνο Σφάλματος (e_t) ²
4	2013	A	1	140		0,12				
5	2013	B	2	3.290		2,87				
6	2013	Γ	3	5	1.145	0,00	162,78			
7	2014	A	4	200	1.380	0,14	235,22	160	40,10	1.607,77
8	2014	B	5	4.699	1.620	2,90	239,62	4.642	57,26	3.279,22
9	2014	Γ	6	1	1.499	0,00	-120,55	8	-7,12	50,69
10	2015	A	7	470	1.791	0,26	291,38	200	270,21	73.015,03
11	2015	B	8	6.087				6.040		

12										
13	$\Sigma(et)^2$									77.952,72
14	$MSE = \Sigma(et)^2/n$									19.488,18
15										

MSE Εκθετικής Εξομάλυνσης για γραμμική τάση και εποχικότητα του Winters

Παρατηρώντας με το πέρας του χρόνου την πραγματική ζήτηση για το Β' τετράμηνο του 2015 (6.087 τεμάχια), μπορούμε να δούμε ότι η απόκλιση από την πρόβλεψη (6.040 τεμάχια) είναι πολύ μικρή. Επιβεβαιώνουμε λοιπόν ότι στη συγκεκριμένη περίπτωση η μέθοδος Winters είναι η προτιμότερη σε σχέση με τις άλλες μεθόδους, καθώς οι αποκλίσεις των προβλεπόμενων τιμών των μεθόδων του απλού κινητού μέσου και της απλής εκθετικής εξομάλυνσης από την πραγματική ζήτηση θα οδηγούσαν σε σφάλμα με σημαντικές αρνητικές επιδράσεις για την εταιρεία. Συμπεραίνουμε λοιπόν ότι ειδικά σε περιπτώσεις κωδικών που παρουσιάζουν τάση και εποχικότητα, η μέθοδος Winters είναι η πλέον κατάλληλη συγκριτικά με τις υπόλοιπες μεθόδους που αναλύσαμε.

Τέλος, σε συνέχεια ελέγχων για το σύνολο του τομέα της περιποίησης της επιδερμίδας, του maquillage, του αρώματος και των εποχιακών κωδικών, παρατηρήθηκε ότι η μέθοδος Winters αποτελεί την καταλληλότερη μέθοδο πρόβλεψης, καθώς η ζήτηση των συγκεκριμένων προϊόντων παρουσιάζει τάση και εποχικότητα.

8.3 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΕΡΑΙΤΕΡΩ ΈΡΕΥΝΑ

Η εργασία αυτή ασχολήθηκε κατά το πρώτο μέρος, με τη μελέτη των μεθόδων πρόβλεψης, με επικέντρωση στην ανάλυση χρονοσειρών, με παράθεση παραδειγμάτων, αναλύοντας έτσι τις ποσοτικές μεθόδους πρόβλεψης με τη χρήση του εργαλείου Microsoft Excel, για την καλύτερη κατανόηση και εφαρμογή των αντίστοιχων τεχνικών.

Στο δεύτερο μέρος έγινε εφαρμογή και σύγκριση των μεθόδων του κινητού μέσου -3 & -5 περιόδων, της απλής εκθετικής εξομάλυνσης και της μεθόδου Winters στα πλαίσια της εταιρείας καλλυντικών L'oreal Hellas A.E.. Βρέθηκε ότι η μέθοδος Winters αποτελεί την καταλληλότερη μέθοδο πρόβλεψης, καθώς τα αποτελέσματα των προβλέψεων για τους τομείς περιποίησης επιδερμίδας, maquillage, αρώματος και εποχιακών κωδικών είχαν μικρότερη απόκλιση συγκριτικά με τις άλλες μεθόδους. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι η μέθοδος Winters χρησιμοποιεί εξισώσεις για την εξομάλυνση του οριζοντίου στοιχείου, του στοιχείου της τάσης και της εποχικότητας, που απαιτείται για τα προϊόντα της συγκεκριμένης εταιρείας

Ως προτάσεις για παραπέρα έρευνα και μελέτη συνίσταται η διερεύνηση και άλλων μεθόδων για περαιτέρω βελτίωση των αποτελεσμάτων των προβλέψεων της ζήτησης. Επιπλέον, θα μπορούσαμε να σημειώσουμε την εφαρμογή της προτιμότερης μεθόδου με τη βοήθεια ενός ειδικού προγράμματος στον ηλεκτρονικό υπολογιστή, όπου ως στοιχεία εισόδου θα καταχωρούνται τα απαραίτητα ιστορικά στοιχεία των προϊόντων, οι βέλτιστες τιμές των παραμέτρων, το διαθέσιμο απόθεμα και το απόθεμα-στόχος μέχρι τη χρονική περίοδο που ενδιαφερόμαστε, συναρτήσει του προϋπολογισμού που έχει δοθεί και στη συνέχεια το μοντέλο λαμβάνοντας υπόψη τα παραπάνω δεδομένα θα εξάγει τη βέλτιστη λύση μέσω της επιθυμητής μεθόδου. Τέλος, μέσω της καταγραφής της ζήτησης και των διαθέσιμων αποθεμάτων στην αγορά μέσω ειδικών συσκευών, δηλαδή γνώση της ζήτησης των τελικών καταναλωτών εκτός των πελατών-καταστημάτων, μπορεί να γίνει αντίστοιχα απόδοση της πρόβλεψης και για τους τελικούς καταναλωτές, και στη συνέχεια να γίνει προσαρμογή αυτών των δύο προβλέψεων για τον προσδιορισμό της τελικής πρόβλεψης. Αποτέλεσμα αυτής της διαδικασίας θα είναι η βέλτιστη και επιθυμητή διαχείριση της ζήτησης και των αποθεμάτων τόσο της εταιρείας όσο και της αγοράς.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Ελληνική

Αγιακλόγλου Χ. Ν. & Οικονόμου Γ. Σ., *Μέθοδοι προβλέψεων και ανάλυσης αποφάσεων*, Εκδόσεις Γ. Μπένου, 2004

Βαϊδάνης Μ. - Αρχές Διοίκησης και Οργάνωση Παραγωγής: Σημειώσεις Πρόβλεψης, 2005

Δημητριάδης Σ. Γ. & Μιχιώτης Αθ.Ν., *Διοίκηση Παραγωγικών Συστημάτων: Βασικές θεωρητικές αρχές και εφαρμογές στη λήψη επιχειρηματικών αποφάσεων*, Εκδόσεις Κριτική, 2007

Κεβόρκ Κ. Η., *Νεότερη Θεωρία Αποφάσεων*, Εκδόσεις Ελληνική Λιθογραφία, Αθήνα, 1993

Μπένου Β.Κ., *Στατιστική Μέρος Α και Β*, Εκδόσεις Αθ. Σταμούλης, Πειραιάς, 1999

Πραστάκος Γ., *Διοικητική Επιστήμη: Λήψη Επιχειρησιακών Αποφάσεων στην Κοινωνία της Πληροφορίας*, Εκδόσεις Αθ. Σταμούλης, Δεύτερη έκδοση, 2003

Jarrett J., *Μέθοδοι Προβλέψεων Για Οικονομικές και Επιχειρηματικές Αποφάσεις*, Επιμέλεια-Θεώρηση Κίντης Ανδρέας Α., Μετάφραση Καραγιάννη Βάλια, Εκδόσεις Gutenberg, 1993

Ξενόγλωσση

Albright S.C., Winston, W.L, and Zappe, C., *Data Analysis & Decision Making with Microsoft Excel*, Duxbury Press, USA, 1999

Armtroug J. Sc., *Principles of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners*, 2001

Balakrishnan N., Render B.M., Stair R.M., *Managerial Decision Modeling with Spreadsheets*, Third edition, Pearson Education Limited, Essex, 2014

Ballou R., *Business Logistics / Supply Chain Management*, New Jersey, Pearson Prentice Hall, Fifth edition, 2004

Barlow, F.G., *Excel Models for Business and Operations Management*, John Wiley & Sons, Chichester, Sussex, 1999

Chopra S. & Meindl P., *Supply Chain Management: Strategy, Planning and Operations*, New Jersey, Pearson Prentice Hall, Second edition, 2004

Gaynor, P.E. and Kirkpatrick, R.C., *Introduction to Time-Series Modeling and Forecasting in Business and Economics*, Singapore: McGraw-Hill International, 1994

Hamilton J. D., *Time Series Analysis*, 1994

Hanke J. & Reitsch A., *Business Forecasting*, 2008

Makridakis, S., Wheelwright, S. C., *Forecasting: Methods and Applications*, John Wiley & Sons, New York, 1978

Makridakis, S., Wheelwright, S. C. & Hyndman, R. J., *Forecasting: methods and applications*, 3rd edition, John Wiley & Sons, New York, 1998

Survey of Current Business, Μάρτιος 1982

Trueman, R.E., *An introduction to Quantitative Methods for Decision Making*, Holt, Rinehart and Winston, Inc., New York, 1974