



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
ΤΜΗΜΑ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ
ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΣΤΗΝ ΟΡΓΑΝΩΣΗ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

ΕΙΔΙΚΕΥΣΗ: LOGISTICS

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

<<ΑΝΑΛΥΣΗ ΠΟΣΟΤΙΚΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΑΥΤΩΝ
ΣΤΗΝ ΕΤΑΙΡΕΙΑ COLGATE PALMOLIVE HELLAS>>



ΥΠΕΥΘΥΝΗ ΣΥΓΓΡΑΦΗΣ: ΘΩΜΑΪΔΟΥ ΜΑΡΙΑ ΜΡΛ/1008
ΕΠΟΠΤΗΣ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: ΧΡΥΣΟΛΕΩΝ ΠΑΠΑΔΟΠΟΥΛΟΣ

ΠΕΙΡΑΙΑΣ ΙΟΥΝΙΟΣ 2013

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΕΡΙΛΗΨΗ,ΚΙΝΗΤΡΟ,ΣΥΝΕΙΣΦΟΡΑ ΕΡΓΑΣΙΑΣ.....	4
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1:ΕΙΣΑΓΩΓΗ-ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΕΡΓΑΣΙΑΣ.....	5
1.1 ΑΝΑΓΚΑΙΟΤΗΤΑ ΤΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ ΖΗΤΗΣΗΣ.....	6
1.2 ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ.....	7
1.3 ΠΟΣΟΤΙΚΕΣ ΚΑΙ ΠΟΙΟΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ.....	8
1.4 ΜΕΘΟΔΟΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΣΤΗΝ ΕΤΑΙΡΕΙΑ COLGATE PALMOLIVE HELLAS.....	11
1.5 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΠΟΣΟΤΙΚΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΣΕ ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ.....	12
ΚΕΦΑΛΑΙΟ2:ΑΝΑΛΥΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ.....	14
2.1 ΠΟΣΟΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ.....	16
2.1.1 ΑΝΑΛΥΣΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗΣ.....	16
2.1.1.1 ΓΡΑΜΜΙΚΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ-ΜΕΘΟΔΟΣ ΕΛΑΧ. ΤΕΤΡΑΓΩΝΩΝ.....	18
2.1.2 ΜΕΘΟΔΟΙ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ.....	19
2.1.2.1 ΑΠΛΟΣ ΜΕΣΟΣ ΟΡΟΣ.....	20
2.1.2.2 ΚΙΝΗΤΟΣ ΜΕΣΟΣ ΟΡΟΣ.....	20
2.1.2.3 ΣΤΑΘΜΙΣΜΕΝΟΣ ΜΕΣΟΣ ΟΡΟΣ.....	21
2.1.2.4 ΕΚΘΕΤΙΚΗ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗ.....	24
2.1.2.5 ΠΡΟΣΑΡΜΟΣΜΕΝΗ ΕΚΘΕΤΙΚΗ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗ.....	27
2.1.2.6 ΕΠΟΧΙΑΚΗ ΜΕΘΟΔΟΣ.....	28
2.2 ΠΟΙΟΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ.....	31
2.3 ΣΦΑΛΜΑΤΑ ΖΗΤΗΣΗΣ.....	32
2.4 ΣΥΜΠΕΡΙΦΟΡΑ-ΠΡΟΦΙΛ ΖΗΤΗΣΗΣ.....	34
2.5 ΒΗΜΑΤΑ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ.....	35
2.6 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	37
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ ΣΤΗΝ ΕΤΑΙΡΕΙΑ COLGATE PALMOLIVE.....	40
3.1 ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΔΡΟΜΗ.....	42
3.2 ΟΡΓΑΝΟΓΡΑΜΜΑ ΕΤΑΙΡΕΙΑΣ.....	44
3.2.1 ΟΡΓΑΝΟΓΡΑΜΜΑ ΣΤΟ ΤΜΗΜΑ ΠΩΛΗΣΕΩΝ.....	44
3.2.1.1. CUSTOMER SERVICE&LOGISTICS.....	45
3.2.1.2 CUSTOMER MARKETING.....	46
3.2.2 ΟΡΓΑΝΟΓΡΑΜΜΑ ΣΤΟ ΤΜΗΜΑ MARKETING.....	48
3.2.3 ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΥΠΟΛΟΙΠΩΝ ΤΜΗΜΑΤΩΝ ΤΟΥ ΟΡΓΑΝΙΣΜΟΥ.....	49
3.3 ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ FORECASTING COLGATE-PALMOLIVE.....	50
3.4 ΜΟΝΤΕΛΟ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ COLGATE-PALMOLIVE.....	53
3.5 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΣΤΟ SAP-ΒΑΣΙΚΑ ΒΗΜΑΤΑ-ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΙ.....	56
3.6 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	58
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4:ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΣΕ ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ.....	61

4.1 ΕΚΘΕΤΙΚΗ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗ ΓΙΑ ΤΟ ΠΡΟΪΟΝ Χ.....	62
4.2 ΠΡΟΣΑΡΜΟΣΜΕΝΗ ΕΚΘΕΤΙΚΗ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗ ΚΑΙ ΕΠΟΧΙΚΟΤΗΤΑ ΓΙΑ ΤΟ ΑΠΟΡΡΥΠΑΝΤΙΚΟ Υ.....	72
4.3 ΓΡΑΜΜΙΚΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ/ΜΕΘΟΔΟΣ ΕΛΑΧΙΣΤΩΝ ΤΕΤΡΑΓΩΝΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΑΠΟΡΡΥΠΑΝΤΙΚΟ Ζ.....	76
4.4 ΑΠΛΟΣ ΚΑΙ ΣΤΑΘΜΙΣΜΕΝΟΣ ΚΙΝΗΤΟΣ ΜΕΣΟΣ ΟΡΟΣ ΓΙΑ ΤΟ ΑΠΟΡΡΥΠΑΝΤΙΚΟ Ζ.....	79
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΣΥΝΟΨΗ –ΣΥΝΕΙΣΦΟΡΑ ΕΡΓΑΣΙΑΣ-ΠΑΡΑΠΕΡΑ ΕΡΕΥΝΑ.....	82
5.1 ΣΥΝΟΨΗ.....	82
5.2 ΣΥΝΕΙΣΦΟΡΑ ΕΡΓΑΣΙΑΣ.....	83
5.3 ΠΑΡΑΠΕΡΑ ΕΡΕΥΝΑ.....	84
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	85
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ.....	86

ΠΕΡΙΛΗΨΗ, ΚΙΝΗΤΡΟ, ΣΥΝΕΙΣΦΟΡΑ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Το παρόν πόνημα αποτελεί τη διπλωματική μου εργασία στο τμήμα Βιομηχανικής Διοίκησης και Τεχνολογίας του Πανεπιστημίου Πειραιώς. Ο σκοπός της εργασίας είναι η βιβλιογραφική επισκόπηση και ανάλυση των μεθόδων και μοντέλων πρόβλεψης της μελλοντικής ζήτησης και η εφαρμογή κάποιων από αυτές τις μεθόδους σε ένα δυναμικό, πραγματικό περιβάλλον, την εταιρεία Colgate Palmolive Hellas.

Η εργασία αποτελείται από πέντε κεφάλαια. Συγκεκριμένα, στο πρώτο κεφάλαιο γίνεται μια συνοπτική περιγραφή και περίληψη του περιεχομένου των υπόλοιπων κεφαλαίων. Στο δεύτερο κεφάλαιο αναφέρονται οι διαθέσιμες στη βιβλιογραφία μέθοδοι πρόβλεψης, ποιοτικές και ποσοτικές, στο τρίτο κεφάλαιο αναλύεται η δομή καθώς και η διαδικασία πρόβλεψης που ακολουθείται από την εταιρεία Colgate-Palmolive Hellas και στο τέταρτο κεφάλαιο εφαρμόζονται κάποια ποσοτικά μοντέλα πρόβλεψης σε πραγματικά δεδομένα της εταιρείας. Τέλος στο κεφάλαιο πέντε, αναφέρονται κάποια γενικά συμπεράσματα που προκύπτουν από τη μελέτη μας πάνω στη διαδικασία που ακολουθείται για να προβλεφθεί η μελλοντική ζήτηση και κατα πόσο αυτή συμπίπτει με τη βιβλιογραφική διαδικασία.

Η αποτελεσματική πρόβλεψη δεν είναι απλά και μόνο αριθμοί που προκύπτουν από την εφαρμογή μιας μαθηματικής σχέσης-εξίσωσης. Αποτελεί πολυσύνθετο αντικείμενο, για το οποίο πρέπει να συγκεντρώνουμε πολλές πληροφορίες σχετικά με το άμεσο και το έμμεσο περιβάλλον του αντικειμένου πρόβλεψης. Η ενσωμάτωση της ανθρώπινης κρίσης και των διαφόρων σχετικών πληροφοριών στην πρόβλεψη που προκύπτει από κάποιο στατιστικό μοντέλο είναι ζωτικής σημασίας για μια επιτυχημένη και αποτελεσματική πρόβλεψη της μελλοντικής ζήτησης, η οποία με τη σειρά της συμβάλλει στην ομαλή λειτουργία μιας επιχείρησης, στην ικανοποίηση των πελατών της και συνεπώς στην ανταγωνιστικότητά της.

Το βασικότερο **κίνητρο** της εκπονηθείσας εργασίας αποτέλεσε η εφαρμογή κάποιων θεωρητικών ποσοτικών μοντέλων σε μια πραγματική εταιρεία και η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων που αυτά μας δίνουν σε σχέση με την υπάρχουσα μέθοδο στην εταιρεία αυτή και σε σχέση με τα πραγματικά δεδομένα.

Η εργασία αυτή θεωρώ πως **συνεισφέρει** σημαντικά στο να συμπεράνουμε αν η θεωρία και τα μοντέλα πρόβλεψης μπορούν να εφαρμοστούν στην πράξη και σε τι βαθμό μας οδηγούν σε ορθά αποτελέσματα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1:ΕΙΣΑΓΩΓΗ-ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

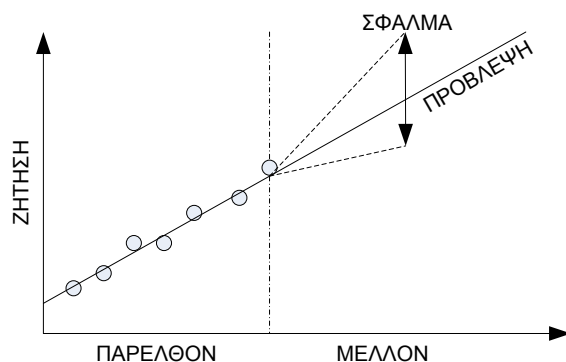
Στο κεφάλαιο αυτό γίνεται μια περιληπτική επισκόπηση του περιεχομένου της εργασίας ώστε να κατανοήσουμε σε γενικές γραμμές την αναγκαιότητα των προβλέψεων της ζήτησης, τα βασικά βήματα που συνθέτουν τη διαδικασία πρόβλεψης, τις υπάρχουσες θεωρητικές ποσοτικές και ποιοτικές μεθόδους καθώς και τη μέθοδο πρόβλεψης στην εταιρεία Colgate Palmolive Hellas.

Η αβεβαιότητα που χαρακτηρίζει τη ζήτηση προϊόντων και αγαθών, η οποία είναι συνάρτηση ποικίλων παραγόντων ελεγχόμενων και μη στη σύγχρονη εποχή, και συνεπώς τις απαιτήσεις σε υλικά παραγωγής, ανθρώπινο δυναμικό και γενικότερα σε δυναμικότητα που θα χρειασθεί ώστε να ικανοποιηθεί η ζήτηση, έκανε επιτακτική την ανάπτυξη μεθόδων πρόβλεψης. Ας δούμε όμως λίγο αναλυτικότερα το λόγο για τον οποίο είναι τόσο απαραίτητες οι προβλέψεις καθώς και τη γενικότερη διαδικασία που ακολουθούμε για να προβλέψουμε τη μελλοντική ζήτηση.

1.1 Αναγκαιότητα των προβλέψεων ζήτησης

Η πρόβλεψη της μελλοντικής ζήτησης είναι απαραίτητη για την διενέργεια των αγοραστικών διαδικασιών και προμηθειών. Οι buyers χρειάζονται τις μεσοπρόθεσμες και μακροπρόθεσμες προβλέψεις σχετικά με τη ζήτηση των προϊόντων ώστε να μπορούν να διαπραγματευτούν με τους προμηθευτές τους. Βασικό ρόλο παίζει η πρόβλεψη και στη διαχείριση των αποθεμάτων, στις ποσότητες δηλαδή που πρέπει να παραγγείλουμε ή να παράξουμε και στο χρόνο διενέργειας της παραγγελιοληψίας καθώς και στα αποθέματα ασφαλείας, η ακρίβεια των οποίων επηρεάζει τη λειτουργία και την απόδοση όλου του συστήματος της εταιρείας. Για παράδειγμα, μια υπερεκτίμηση της ζήτησης θα μας οδηγήσει σε πολύ υψηλά αποθέματα, γεγονός που συνεπάγεται αναποτελεσματική διαχείριση ταμειακών ροών και λειτουργικά προβλήματα, κυρίως χώρου, στην αποθήκη. Αντίθετα μια υποεκτίμηση της ζήτησης οδηγεί σε χαμένες πωλήσεις και κακή εξυπηρέτηση των πελατών.

Σ' αυτό το σημείο, μπορούμε να πούμε ότι η πρόβλεψη είναι μια εκτίμηση σχετικά με τη διακύμανση της ζήτησης στο μέλλον. Όσο αυξάνεται ο χρονικός ορίζοντας της πρόβλεψης, τόσο μεγαλώνει και το σφάλμα αυτής όπως φαίνεται και στο παρακάτω Σχήμα:



1.2 Διαδικασία πρόβλεψης της ζήτησης:

Για να προβλέψουμε τη μελλοντική ζήτηση χρησιμοποιούμε είτε ποσοτικές/στατιστικές μεθόδους βασιζόμενοι σε ιστορικά δεδομένα είτε ποιοτικές μεθόδους βασιζόμενοι στην εμπειρία κάποιων στελεχών είτε ακόμα συνδυασμό των δύο αυτών κατηγοριών μεθόδων. Όποια μέθοδο και να χρησιμοποιούμε θα πρέπει πολύ τακτικά (π.χ κάθε μήνα) να αναντροφοδοτούμε την πρόβλεψή μας με τα νέα στοιχεία / πληροφορίες που προκύπτουν. Με αυτόν τον τρόπο πετυχαίνουμε επικαιροποίηση των προβλέψεων, ακρίβεια και ελαχιστοποίηση των σφαλμάτων πρόβλεψης.

Η διαδικασία της πρόβλεψης περιλαμβάνει τα παρακάτω βήματα:

- ✓ Συλλογή και ανάλυση ιστορικών δεδομένων
- ✓ Ανάλυση του προφίλ της ζήτησης και καθορισμός των παραγόντων που την επηρεάζουν
- ✓ Έλεγχος και παρακολούθηση των προβλέψεων

Βήμα 1: Συλλογή και ανάλυση ιστορικών δεδομένων

Αρχικά εντοπίζουμε όλες τις πηγές πληροφόρησης που σχετίζονται άμεσα και έμμεσα με τη ζήτηση και συλλέγουμε τα ιστορικά δεδομένα . Στη συνέχεια αναλύουμε τα δεδομένα αυτά ώστε να κρατήσουμε αυτά που απεικονίζουν καλύτερα την παρελθοντική πορεία της ζήτησης και να αφαιρέσουμε από τη μελέτη μας αυτά που τη διαστρεβλώνουν. Το βήμα αυτό είναι πάρα πολύ σημαντικό διότι αν χρησιμοποιήσουμε για παράδειγμα ιστορικά δεδομένα μιας περιόδου κατά την οποία το συγκεκριμένο προϊόν βρισκόταν σε έλλειψη- με αποτέλεσμα να έχουμε πολύ χαμηλές πωλήσεις- ή μιας περιόδου κατά την οποία αντί για τον απλό κωδικό πουλούσαμε την προσφορά του, μπορεί να οδηγηθούμε σε υποεκτίμηση της μελλοντικής ζήτησης. Σε γενικές γραμμές, όσο περισσότερες ιστορικές πληροφορίες έχουμε, τόσο αυξάνεται και η ακρίβεια των προβλέψεων μας με την προϋπόθεση βέβαια ότι τα διαθέσιμα δεδομένα δε διαστρεβλώνουν την αλήθεια. Σε αυτό το βήμα γίνεται μια αρχική πρόβλεψη με βάση κάποια στατιστική μέθοδο που επιλέγουμε. Στη συνέχεια αυτή η πρόβλεψη θα προσαρμοστεί.

Βήμα 2: Ανάλυση του προφίλ της ζήτησης και καθορισμός των παραγόντων που την επηρεάζουν

Στο βήμα αυτό αξιολογούμε τους παράγοντες αυτούς, εσωτερικούς ή εξωτερικούς, που επηρεάζουν τη ζήτηση και τον βαθμό στον οποίο την επηρεάζουν. Στόχος μας είναι να ποσοτικοποιήσουμε τον αντίκτυπο των παραγόντων αυτών και να αναπροσαρμόσουμε την

αρχική μας πρόβλεψη. Οι εξωτερικοί παράγοντες έχουν να κάνουν συνήθως με το πολιτικοοικονομικό περιβάλλον, τον ανταγωνισμό και τις συνθήκες της αγοράς. Για παράδειγμα, τα νέα προϊόντα, ο αριθμός των ανταγωνιστών, η διαφήμιση και οι τεχνολογικές αλλαγές είναι τέτοιοι παράγοντες και μπορούν να επηρεάσουν σημαντικά τη ζήτηση. Απο την άλλη η προώθηση, η τιμή, η συσκευασία και η ποιότητα των προϊόντων είναι εσωτερικοί παράγοντες καθώς καθορίζονται κάθε φορά από την εκάστοτε εταιρεία.

Βήμα 3: Έλεγχος και παρακολούθηση των προβλέψεων

Πολύ σημαντικό βήμα είναι επίσης και η συνεχής παρακολούθηση και αξιολόγηση των προβλέψεων σε σχέση με την πραγματική διακύμανση της ζήτησης. Αυτό μπορεί να μας οδηγήσει αρχικά σε κατανόηση των αιτιών που προκάλεσαν μεγάλα σφάλματα πρόβλεψης και σε τελική φάση σε αναπροσαρμογή και μεγαλύτερη ακρίβεια προβλέψεων, κάτι που θα οδηγήσει σε αύξηση της αποδοτικότητας και της ανταγωνιστικότητας της εταιρείας.

1.3 Ποσοτικές και ποιοτικές μέθοδοι πρόβλεψης

Όπως θα δούμε αναλυτικότερα και στο κεφάλαιο 2, υπάρχουν διάφορες μέθοδοι πρόβλεψης οι οποίες κατηγοριοποιούνται σε 2 βασικές κατηγορίες:

- ποσοτικές μέθοδοι
- ποιοτικές μέθοδοι

Οι ποσοτικές μέθοδοι πρόβλεψης αφορούν στατιστικά μαθηματικά μοντέλα τα οποία τροφοδοτούνται από ιστορικά κατα βάση δεδομένα και παραμετροποιούνται ανάλογα με το εκάστοτε προφίλ της ζήτησης, ώστε να αποτυπώσουν όσο το δυνατόν καλύτερα τη σχέση της ζήτησης με το χρόνο ή και με άλλους παράγοντες. Τις διακρίνουμε στις εξής κατηγορίες:

1. *Ανάλυση παλινδρόμησης:* Η παλινδρόμηση προσπαθεί να αναλύσει τη σχέση που υπάρχει μεταξύ μια εξαρτημένης μεταβλητής και πολλών άλλων ανεξάρτητων μεταβλητών. Η πιο απλή περίπτωση παλινδρόμησης είναι η ευθεία γραμμική παλινδρόμηση η οποία έχει τη μορφή $y=ax+b$ όπου y είναι η εξαρτημένη μεταβλητή δηλαδή η ζήτηση, x η ανεξάρτητη μεταβλητή ο χρόνος, b η κλίση της ευθείας που εκφράζει τη γραμμική σχέση μεταξύ εξαρτημένης και ανεξάρτητης μεταβλητής και a ένας σταθερός όρος που ισούται με το y όταν το x ισούται με το μηδέν. Η πιο συχνά χρησιμοποιούμενη μέθοδος παλινδρόμησης είναι η μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων η οποία βρίσκει μια γραμμική σχέση ανάμεσα στα δεδομένα ώστε να ελαχιστοποιείται το άθροισμα των τετραγώνων της κάθετης απόστασης μεταξύ των πραγματικών δεδομένων και των αντίστοιχων σημείων της ευθείας.

2. **Χρονοσειρές:** βασική υπόθεση των χρονοσειρών είναι πως η ζήτηση έχει την ίδια συμπεριφορά στο παρελθόν και το μέλλον. Βασίζονται στο μέσο όρο παλαιότερων δεδομένων και δεν προσπαθούν να βρουν σχέση εξάρτησης της ζήτησης με άλλους παράγοντες. Στην κατηγορία των χρονοσειρών ανήκουν ο κινητός μέσος όρος (απλός και σταθμισμένος), η εκθετική εξομάλυνση(απλή και σταθμισμένη) και η εποχιακή μέθοδος.

Βασικά στοιχεία των χρονοσειρών είναι τα παρακάτω:

-**οριζόντιο στοιχείο:** Χαρακτηρίζει στάσιμες χρονοσειρές, οι τιμές της ζήτησης διακυμαίνονται γύρω από μια μέση τιμή χωρίς τάση για αύξηση ή μείωση

-**στοιχείο τάσης:** Παρατηρείται συστηματική μεταβολή της μέσης τιμής με την πάροδο του χρόνου(αυξάνεται ή μειώνεται)

-**εποχικό στοιχείο:** Διακύμανση της ζήτησης σε συγκεκριμένες περιόδους λόγω κάποιου εποχικού στοιχείου

-**κυκλικό στοιχείο:** η διαφορά του με το εποχικό στοιχείο είναι ότι η περιοδικότητα καθώς και η διάρκεια του κύκλου δεν εμφανίζουν σταθερότητα

3. *Αιτιοκρατικά/Οικονομετρικά μοντέλα*
4. *Ανάλυση χρονοσειρών με χρήση στοχαστικών δεδομένων(π.χ ανάλυση Box-Jenkins)*

Οι ποιοτικές μέθοδοι πρόβλεψης δε βασίζονται σε μαθηματικές εξισώσεις και στατιστικά μοντέλα, αλλά στην ανθρώπινη κρίση εξειδικευμένων στελεχών καθώς και σε έρευνες καταναλωτών. Οι πιο βασικές κατηγορίες είναι:

1. **Έρευνα αγοράς:** Συνεντεύξεις και ερωτηματολόγια στο κοινό με στόχο τη συλλογή πληροφοριών σχετικά με τις συνθήκες της αγοράς.Βοηθάει κυρίως για τη μακροπρόθεσμη πρόβλεψη νέων προϊόντων
2. **Μέθοδος Δελφών:** ένα γρουπ ειδικών συνεδριάζει ώστε να συναποφασίσει για την μελλοντική πρόβλεψη. Ενδείκνυται κυρίως για μακροπρόθεσμες προβλέψεις και συνήθως είναι αρκετά χρονοβόρα
3. **Ιστορική αναλογία:** Το αντικείμενο πρόβλεψης παρομοιάζεται με κάποιο άλλο παραμφερές. Αυτό γίνεται κυρίως όταν πρόκειται για νέα προϊόντα όπου η πρόβλεψη γίνεται σύμφωνα με το ιστορικό ενός παρόμοιου προϊόντος

Η καταλληλότερη μέθοδος πρόβλεψης επιλέγεται πάντοτε με βάση τα παρακάτω κριτήρια:

- περίοδος πρόβλεψης(βραχυπρόθεσμη, μακροπρόθεσμη)
- προφίλ ζήτησης(τάση , εποχικότητα, κυκλικότητα)
- το κόστος της μεθόδου(απιτήσεις μεθόδου για την εφαρμογή της, επιζητούμενη ακρίβεια)
- η επιζητούμενη ακρίβεια
- τα διαθέσιμα στοιχεία
- η απλότητα και η ευκολία εφαρμογής

Όποιο μοντέλο πρόβλεψης και να επιλέξουμε δεν πρέπει να ξεχνάμε να ελέγχουμε την αποτελεσματικότητά του, ώστε να γνωρίζουμε αν μπορούμε να βασιστούμε στα αποτελέσματα που μας δίνει. Για τον έλεγχο αυτό, υπολογίζουμε τα λεγόμενα στατιστικά σφάλματα, τα οποία συγκρίνουν κατά πόσο συγκλίνουν οι προβλέψεις του μοντέλου με την πραγματική ζήτηση. Συνήθως θέτουμε κάποια ανώτατα αποδεκτά όρια για τις τιμές των σφαλμάτων. Κάποιοι πολύ γνωστοί δείκτες σφαλμάτων είναι οι εξής:

- Μέσο σφάλμα (Average error):** οι θετικές αποκλίσεις εξουδετερώνονται από τις αρνητικές, έτσι ώστε να εμφανίζεται τελικά μικρό μέσο σφάλμα αν και έχουν σημειωθεί στην πραγματικότητα πολύ μεγάλες (θετικές και αρνητικές) αποκλίσεις
- Μέση απόλυτη απόκλιση(MAD):** μετρά το μέσο προβλεπόμενο σφάλμα. Ο στατιστικός αυτός δείκτης δε λαμβάνει υπόψη του τα πρόσημα των αποκλίσεων οπότε είναι απαλλαγμένος από το μειονέκτημα του μέσου σφάλματος
- Μέση τετραγωνική απόκλιση (MSE):** ο δείκτης αυτός μετρά τη διασπορά της κατανομής των σφαλμάτων
- Μέση εκατοστιαία απόλυτη απόκλιση(MAPE) :** ο δείκτης αυτός είναι ένα εντικειμενικό μέτρο του σφάλματος πρόβλεψης ως ποσοστό της πραγματικής ζήτησης, ανεξάρτητα από την τάξη μεγέθους των δεδομένων που αναλύουμε.

Τα στατιστικά μοντέλα και οι δείκτες που αναλύονται στο κεφάλαιο 2 αποτελούν τη βάση για την πρόβλεψη της μελλοντικής ζήτησης. Σε ένα δυναμικό περιβάλλον όμως, όπως είναι μια εταιρεία, είναι πολλοί οι παράγοντες που επηρεάζουν τη ζήτηση ενός προϊόντος και τις περισσότερες φορές αυτοί οι παράγοντες δε μπορούν να αποτυπωθούν σε μια μαθηματική σχέση. Γι αυτό και η μαθηματική πρόβλεψη που προκύπτει από κάποιο μοντέλο θα πρέπει να προσαρμόζεται με βάση την ιδιαίτερη γνώση και πληροφόρηση που έχουμε για κάθε ένα κωδικό προϊόντος, όπως θα δούμε αναλυτικότερα και στο κεφάλαιο 3.

1.4 Μέθοδος πρόβλεψης στην εταιρεία Colgate-Palmolive Hellas

Στο κεφάλαιο 3 αρχικά θα αναλύσουμε και θα κατανοήσουμε το οργανόγραμμα της εταιρείας Colgate Palmolive Hellas , ώστε να γίνει σαφές σε πρώτο στάδιο η αλληλεπίδραση των διαφόρων τμημάτων στην παραγωγή της τελικής πρόβλεψης. Η διαδικασία πρόβλεψης δεν είναι πάντα η ίδια, διαφοροποιείται ανάλογα με τον αν πρόκειται για έναν απλό κωδικό, μια προσφορά ή ένα νεοεισερχόμενο προϊόν.

Στην περίπτωση του απλού κωδικού, οι forecasters εφαρμόζουν μοντέλα πρόβλεψης και μεταβάλλουν τις παραμέτρους των μοντέλων ώστε να ελαχιστοποιείται κάθε φορά το σφάλμα πρόβλεψης και να συμφωνεί με τα αποδεκτά όρια που έχουν τεθεί. Για να εφαρμόσουν τα διάφορα μοντέλα χρησιμοποιούν ιστορικά στοιχεία τουλάχιστον 12 μηνών και κάνουν πρόβλεψη για τους επόμενους 18 μήνες, η οποία όμως αναπροσαρμόζεται κάθε μήνα με βάση τα νέα στοιχεία ζήτησης που προκύπτουν. Η πρόβλεψη αυτή προσαρμόζεται κάθε φορά και με βάση την ανθρώπινη γνώση σχετικά με τα παρακάτω:

- χρονοδιάγραμμα παλιών και μελλοντικών προσφορών για κάθε κωδικό
- αλλαγές τιμών (ανατιμήσεις/υποτιμήσεις) καθώς βάσει της ισχύουσας νομοθεσίας απαγορεύεται να πωληθεί προσφορά απλού ανατιμημένου κωδικού για 2 μήνες
- ανεπάρκεια αποθεμάτων. Είναι πάρα πολύ σημαντικό να γνωρίζουμε πότε και για πόσο ένας κωδικός δεν είχε απόθεμα(π.χ λόγω προβλημάτων παραγωγής) και επομένως δεν είχαμε πωλήσεις
- οποιαδήποτε άλλη πληροφορία που είχε ως αποτέλεσμα τη μη πώληση ποσότητας σε έναν κωδικό (για παράδειγμα λόγω ποιοτικού ελέγχου ή προβληματικής παρτίδας παραγωγής)

Όσον αφορά τους προωθητικούς κωδικούς, οι οποίοι τρέχουν σποραδικά μέσα στο χρόνο, ή μπορεί ακόμα και να τρέξουν για μια μοναδική φορά, την ποσότητα που αναμένεται να πωληθεί τη δίνει το marketing στο customer marketing και στους forecasters. Στη συνέχεια η ποσότητα αυτή επικοινωνείται στο τμήμα πωλήσεων και κατανέμεται στους πελάτες, ώστε να διαπιστωθεί αν επαρκεί η όχι η αρχική ποσότητα που έδωσε το marketing. Μετά από συναπόφαση των τμημάτων αυτών και με βάση το διαθέσιμο budget εισάγεται η πρόβλεψη του κάθε κωδικού προσφοράς στο σύστημα.

Όταν πρόκειται για ένα νέο προϊόν, τότε την πρόβλεψη μας τη δίνει και πάλι το marketing σχετικά με το πόσο αναμένεται να πουλήσει το νέο αυτό προϊόν.

Σ'αυτό το σημείο πρέπει να σημειώσουμε ότι οι προβλέψεις που εισάγουμε στο σύστημα σχετικά με την αναμενόμενη ζήτηση και επομένως για την ποσότητα που πρέπει να παραχθεί/αγορασθεί πρέπει να είναι σύμφωνες με το budget που έχει θέσει η εταιρεία για κάθε κατηγορία κωδικών.

Όπως θα δούμε αναλυτικότερα στο κεφάλαιο 3, η πρόβλεψη είναι δυναμική και επηρεάζεται από πολλούς παράγοντες, οι οποίοι για να ενσωματωθούν στην πρόβλεψη

είναι απαραίτητη η ανθρώπινη επέμβαση .Για να έχουμε σωστά αποτελέσματα πρόβλεψης θα πρέπει να υπάρχει πληροφόρηση σχετικά:

-τα νέα λανσαρίσματα, προωθητικά και διαφημιστικά πλάνα των επόμενων 3 μηνών(marketing)

-μερίδια αγοράς(marketing)

-τις καταργήσεις /εισαγωγές νέων κωδικών εντός των καταστημάτων των πελατών(Customer Development Teams)

-LE(Last estimate) , τα χρήματα δηλαδή που διατίθενται για την παραγωγή και προώθηση της κάθε κατηγορίας και υποκατηγορίας προϊόντος(finance team)

Έχοντας όλη την απαραίτητη πληροφόρηση και ιστορικό για κάθε κωδικό, οι forecasters τρέχουν μοντέλα πρόβλεψης ή εισάγουν την πρόβλεψη στο σύστημα χειροκίνητα. Στην εταιρεία Colgate Palmolive χρησιμοποιείται κυρίως το trend model και το Seasonal trend model. Οι forecasters αλλάζουν τις τιμές των παραμέτρων α, β, γ ώστε τα σφάλματα πρόβλεψης MPE, MAPE να είναι όσο το δυνατόν μικρότερα και πάντοτε εντός των αποδεκτών ορίων που έχουμε θέσει. Ένας ακόμα έλεγχος που γίνεται είναι για το αν υπάρχουν κάποια outliers στα ιστορικά δεδομένα του κωδικού ώστε να εξαιρεθούν και να μη ληφθούν υπόψη ή να ληφθούν υπόψη και να διορθωθούν από τον forecaster μετά την παραγωγή της πρόβλεψης από το στατιστικό μοντέλο.

Τέλος , η πρόβλεψη αναπροσαρμόζεται βάσει των πληροφοριών που διαθέτουμε ανα κωδικό και ελέγχεται αν είναι μέσα στα όρια του LE που μας έχει δώσει το οικονομικό τμήμα. Αν υπάρχει κάποια διαφορά τότε αναφέρεται το πρόβλημα στο Colgate Business Planning meeting που πραγματοποιείται κάθε μήνα.

Παρότι η πρόβλεψη είναι μια πολυσύνθετη διαδικασία, η αποτελεσματικότητα της οποίας απαιτεί την ενσωμάτωση πολλών πληροφοριών στην τελική πρόβλεψη, μπορούμε να οδηγηθούμε σε αρκετά σωστά δεδομένα μέσω των στατιστικών μοντέλων πρόβλεψης κυρίως όταν πρόκειται για απλά προϊόντα, για τα οποία δεν έχουν πουληθεί προσφορές στο κοντινό παρελθόν και έχουν όσο το δυνατόν λιγότερες ιδιαιτερότητες.

1.5 Εφαρμογή ποσοτικών μοντέλων σε πραγματικά δεδομένα

Γ'αυτό, στο κεφάλαιο 4 προσπαθήσαμε να εφαρμόσουμε κάποια μοντέλα πρόβλεψης που αναφέρονται στη βιβλιογραφία σε πραγματικά δεδομένα της εταιρείας , χρησιμοποιώντας ιστορικότητα 12 μηνών και επιλέγοντας προϊόντα για τα οποία δεν έτρεξε κάποια προσφορά το διάστημα αυτό και δεν υπήρχε κάποια έλλειψη σε αυτά.

Αρχικά εφαρμόσαμε τη μέθοδο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης και της προσαρμοσμένης εκθετικής εξομάλυνσης στην οδοντόκρεμα Χ, δοκιμάζοντας πολλές διαφορετικές τιμές και συνδυασμούς για τους συντελεστές a, b , ώστε να βρούμε τις τιμές εκείνες που ελαχιστοποιούν το σφάλμα πρόβλεψης και αποτυπώνουν μια σχέση που αντικατοπτρίζει την πραγματικότητα της ζήτησης του συγκεκριμένου προϊόντος. Έχοντας βρει τον κατάλληλο συνδυασμό τιμών υπολογίσαμε την πρόβλεψη της ζήτησης για τους μήνες Ιανουάριο, Φεβρουάριο και Μάρτιο 2013.

Στη συνέχεια, αναλύσαμε τη ζήτηση ενός προϊόντος που ανήκει στην κατηγορία των αποσμητικών και διαπιστώσαμε πως παρουσιάζει εποχικότητα. Βασιζόμενοι σε ιστορικά δεδομένα τριών ετών, υπολογίσαμε αρχικά τους δείκτες εποχικότητας, εφαρμόσαμε εκθετική εξομάλυνση ώστε να υπολογίσουμε την πρόβλεψη της ζήτησης για το 2013 και με βάση τους δείκτες εποχικότητας βρήκαμε την αναμενόμενη ζήτηση για κάθε τρίμηνο του 2013. Για το πρώτο τρίμηνο συγκρίναμε τα αποτελέσματα της πρόβλεψης με τα πραγματικά δεδομένα.

Τέλος, εφαρμόσαμε τη μέθοδο της γραμμικής παλινδρόμησης και συγκεκριμένα τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων για ένα προϊόν της κατηγορίας των απορρυπαντικών, χρησιμοποιώντας ιστορικά δεδομένα ενός έτους και στη συνέχεια εφαρμόζοντας τη μέθοδο του απλού κινητού και σταθμισμένου μέσου όρου τριών και πέντε μηνών, σταθμίζοντας τις παρατηρήσεις με βάση την τάση της ζήτησης του προϊόντος το τελευταίο διάστημα και συγκρίναμε τα αποτελέσματα που μας δίνουν οι μέθοδοι αυτοί ώστε να καταλήξουμε στην καλύτερη για το προϊόν αυτό.

Ας δούμε όμως λίγο αναλυτικότερα αυτά που συνοπτικά αναφέραμε παραπάνω.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΑΝΑΛΥΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ

Στο παρόν κεφάλαιο γίνεται μια λεπτομερής περιγραφή των διαθέσιμων στη βιβλιογραφία ποσοτικών και ποιοτικών μεθόδων καθώς και των δεικτών των σφαλμάτων ζήτησης, με βάσει τους οποίους μετράμε την αποτελεσματικότητα των διαφόρων μοντέλων ζήτησης. Συγκεκριμένα θα αναλύσουμε τις παρακάτω μεθόδους :

- **ΑΝΑΛΥΣΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗΣ**
- **ΓΡΑΜΜΙΚΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ-ΜΕΘΟΔΟΣ ΕΛΑΧ. ΤΕΤΡΑΓΩΝΩΝ**
- **ΑΠΛΟΣ ΜΕΣΟΣ ΟΡΟΣ**
- **ΚΙΝΗΤΟΣ ΜΕΣΟΣ ΟΡΟΣ**
- **ΣΤΑΘΜΙΣΜΕΝΟΣ ΜΕΣΟΣ ΟΡΟΣ**
- **ΕΚΘΕΤΙΚΗ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗ**
- **ΠΡΟΣΑΡΜΟΣΜΕΝΗ ΕΚΘΕΤΙΚΗ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗ**
- **ΕΠΟΧΙΑΚΗ ΜΕΘΟΔΟΣ**

και θα περιγράψουμε το προφίλ και τη συμπεριφορά της ζήτησης.

Η πρόβλεψη της μελλοντικής ζήτησης των καταναλωτών κατέχει στρατηγικό ρόλο στη λειτουργία μιας επιχείρησης. Δεν είναι κάποια νούμερα που απλά και μόνο πρέπει να υπάρχουν για να συντελεστούν οι προμήθειες και άλλες συναφείς λειτουργίες . Η σωστή πρόβλεψη συμβάλει στην αποτελεσματική:

-διοίκηση της εφοδιαστικής αλυσίδας(χαμηλά αποθέματα-αποτελεσματικότητα στη λειτουργία της αποθήκευσης)

-διοίκηση ολικής ποιότητας(ικανοποίηση πελάτη-αδιάκοπη παραγωγική διαδικασία)

και είναι απαραίτητη για το σωστό σχεδιασμό.

Βασικά στοιχεία για την πρόβλεψη της ζήτησης είναι αρχικά ο ορισμός του χρονικού ορίζοντα πρόβλεψης(βραχυπρόθεσμη-μεσοπρόθεσμη-μακροπρόθεσμη πρόβλεψη) και η ανάλυση της συμπεριφοράς της ζήτησης βάσει ιστορικών στοιχείων. Κάποια πολύ βασικά χαρακτηριστικά είναι:

- Τάση(σταδικά αυξητική ή μειωτική κίνηση)
- Κυκλικότητα(αυξομειούμενες κινήσεις οι οποίες επαναλαμβάνονται για μεγάλο χρονικό διάστημα)
- Εποχικότητα(περιοδικά κινήσεις πολύ υψηλής ή χαμηλής ζήτησης, οι οποίες επαναλαμβάνονται)
- Εποχικότητα με τάση(όταν για παράδειγμα τα υψηλά ή χαμηλά σημεία ζήτησης έχουν την τάση να αυξάνονται με την πάροδο του χρόνου)
- Τυχαία κίνηση της ζήτησης

Μέθοδοι πρόβλεψης:

1)ποσοτικές μέθοδοι(ανάλυση παλινδρόμησης και χρονοσειρές)

2)ποιοτικές μέθοδοι(κρίση του management team βάει πληροφοριών από την αγορά , το marketing και άλλες πηγές)

3)μέθοδος Δελφών(εξειδικευμένες προβλέψεις από ειδικούς)

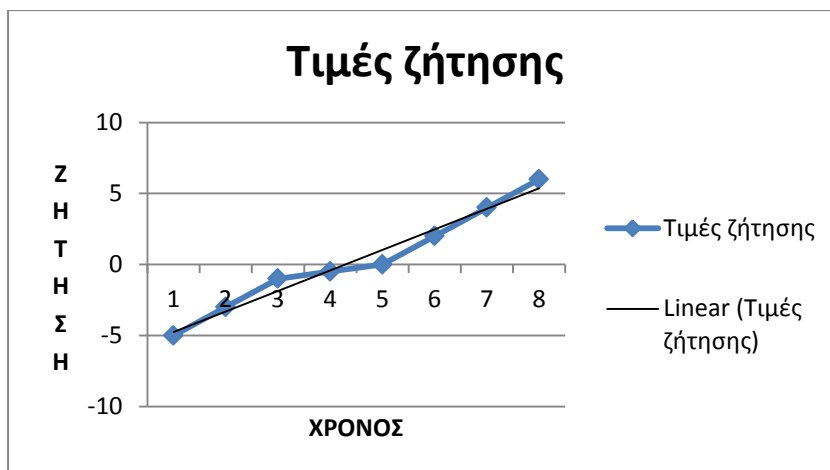
Στο κεφάλαιο αυτό θα εξετάσουμε και θα δούμε αναλυτικότερα την πρώτη κατηγορία μεθόδων πρόβλεψης-τις ποσοτικές μεθόδους.

2.1 ΠΟΣΟΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ

2.1.1 Ανάλυση παλινδρόμησης:

Η παλινδρόμηση προσπαθεί να αναλύσει τη σχέση που υπάρχει μεταξύ μια εξαρτημένη μεταβλητής και πολλών άλλων ανεξάρτητων μεταβλητών αποδίδοντας την γραμμικά. Βασικός στόχος είναι η εύρεση μια γραμμικής τάσης που να αντικατοπτρίζει όσο το δυνατόν τα ιστορικά στοιχεία και να εκφράζει τα μελλοντικά.

Η πιο απλή περίπτωση παλινδρόμησης είναι η ευθεία γραμμική παλινδρόμηση η οποία έχει τη μορφή $y=ax+b$ όπου y είναι η εξαρτημένη μεταβλητή δηλαδή η ζήτηση, x η ανεξάρτητη μεταβλητή ο χρόνος, b η κλίση της ευθεία που εκφράζει τη γραμμική σχέση μεταξύ εξαρτημένης και ανεξάρτητης μεταβλητής και a ένας σταθερός όρος που ισούται με το y όταν το x ισούται με το μηδέν.



Σχήμα 2.1: Γραμμική παλινδρόμηση

Στο παραπάνω Σχήμα βλέπουμε να απεικονίζονται κάποιες πραγματικές τιμές ζήτησης καθώς και τη γραμμή τάσης που αντιστοιχεί σε αυτές. Την γραμμή τάσης μπορούμε να την απεικονίσουμε με μια εξίσωση της μορφής $y=ax+b$. Η παραπάνω περίπτωση είναι αρκετά απλή καθώς βλέπουμε ότι η ζήτηση ακολουθεί αυξητική τάση με μικρή διασπορά γύρω από τη γραμμή τάσης. Έτσι μπορούμε να υποθέσουμε ότι αυτή η γραμμή τάσης μπορεί να τραβηχτεί στο άπειρο με την υπόθεση ότι η ζήτηση ακολουθεί ανάλογη συμπεριφορά μακροπρόθεσμα.

Γενικότερα, στην ανάλυση παλινδρόμησης προκειμένου να βρούμε την εξίσωση της ευθείας γραμμικής παλινδρόμησης υποθέτουμε πως οι τιμές του a, b πρέπει να είναι τέτοιες ώστε να ελαχιστοποιείται το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων όπου σφάλμα η διαφορά μεταξύ της πραγματικής ζήτησης και της προσεγγιστικής τιμής που υπολογίζεται από την εξίσωση της ευθείας. Έστω ότι έχουμε k τιμές ζήτησης για i χρονικές περιόδους όπου $i=1, \dots, k$. Το σφάλμα ϵ_i ισούται με :

$$\varepsilon_i = Y_i - a - bx_i$$

Για να βρούμε λοιπόν τις τιμές των παραμέτρων της εξίσωσης επιλύουμε την παρακάτω εξίσωση:

$$\min\left(\sum_{i=1}^k \varepsilon_i^2\right)$$

Οι τιμές των a, b που ελαχιστοποιούν την παραπάνω εξίσωση ονομάζονται εκτιμήτριες ελαχίστων τετραγώνων και δίνονται από τις παρακάτω σχέσεις:

$$a = \frac{1}{k} \left(\sum_{i=1}^k Y_i \right) - b \frac{1}{k} \left(\sum_{i=1}^k X_i \right)$$

$$b = \frac{k \sum_{i=1}^k X_i Y_i - \left(\sum_{i=1}^k X_i \right) \left(\sum_{i=1}^k Y_i \right)}{k \left(\sum_{i=1}^k X_i^2 \right) - \left(\sum_{i=1}^k X_i \right)^2}$$

Ένας ακόμα βασικός συντελεστής της ανάλυσης παλινδρόμησης είναι ο συντελεστής Pearson, ο συντελεστής συσχέτισης δηλαδή μεταξύ των μεταβλητών X, Y ο οποίος κυμαίνεται μεταξύ των τιμών -1 και $+1$ και δίνεται από την παρακάτω εξίσωση:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^k (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^k (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^k (Y_i - \bar{Y})^2}}$$

όπου $\bar{Y} = \frac{1}{k} \left(\sum_{i=1}^k Y_i \right)$ και $\bar{X} = \frac{1}{k} \left(\sum_{i=1}^k X_i \right)$

Παρατηρώντας την παραπάνω εξίσωση καταλαβαίνουμε πως όταν ο συντελεστής συσχέτισης ισούται με το μηδέν αυτό σημαίνει ότι δεν υπάρχει καμία συσχέτιση μεταξύ εξαρτημένης και ανεξάρτητης μεταβλητής. Αν το $r=1$ τότε η εξαρτημένη μεταβλητή συσχετίζεται τέλεια με την ανεξάρτητη, αλλάζει δηλαδή προς την ίδια κατεύθυνση ενώ αντίστοιχα όταν $r=-1$ τότε αλλάζει προς την αντίθετη κατεύθυνση. Όταν το r έχει τιμές κοντά στο $+1$ η ευθεία της γραμμικής παλινδρόμησης αντικατοπτρίζει καλύτερα τα δεδομένα. Η διασπορά της εξαρτημένης μεταβλητής γύρω από τη μέση τιμή της εκφράζεται από το τετράγωνο του συντελεστή συσχέτισης r^2 το οποίο όσο πιο κοντά στη μονάδα είναι τόσο πιο πολύ σχετίζονται οι προσεγγιστικές τιμές της ζήτησης που προκύπτουν από την ευθεία της γραμμικής παλινδρόμησης με τη διασπορά των πραγματικών τιμών της εξαρτημένης μεταβλητής.

Προκειμένου να βρούμε την καλύτερη εξίσωση γραμμικής παλινδρόμησης θα πρέπει να εξετάσουμε ένα μεγάλο πλήθος γραμμών τάσεων με τη βοήθεια βέβαια κάποιου λογισμικού. Κάποιες εξισώσεις γραμμών τάσεων είναι οι παρακάτω:

- Γραμμική
 $y = ax + b$
- Δυναμική
 $y = cx^b$
- Πολυωνυμική
 $y = b + c_1x + c_2x^2 + \dots + c_nx^n$
- Εκθετική
 $y = ce^{bx}$
- Λογαριθμική
 $y = c \ln x + b$

όπου c ένας σταθερός όρος.

2.1.1.1 Γραμμική παλινδρόμηση-Μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων:

Η πιο γνωστή μέθοδος γραμμικής παλινδρόμησης είναι η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων. Η μέθοδος αυτή βρίσκει μια γραμμική σχέση ανάμεσα στα δεδομένα ώστε να ελαχιστοποιείται το άθροισμα των τετραγώνων της κάθετης απόστασης μεταξύ των πραγματικών δεδομένων και των αντίστοιχων σημείων της ευθείας.

Για να καταλάβουμε καλύτερα τη μέθοδο αυτή ας δούμε ένα παράδειγμα.

Έστω ότι έχουμε τον παρακάτω πίνακα:

Period(x)	Demand(y)
1	73
2	40
3	41
4	37
5	45
6	50
7	43
8	47
9	56
10	52
11	55
12	54

Υπολογίζουμε το $x \cdot y$ και το x^2 για κάθε περίοδο:

Πίνακας 2.1: παράδειγμα ελαχίστων τετραγώνων

Period(x)	Demand(y)	$x \cdot y$	x^2
1	73	73	1
2	40	80	4
3	41	123	9
4	37	148	16
5	45	225	25
6	50	300	36
7	43	301	49
8	47	376	64
9	56	504	81
10	52	520	100
11	55	605	121
12	54	648	144
Sum	78	593	3903
		650	

$$\text{Average}(x) = 78/12 = 6,5$$

$$\text{Average}(y) = 593/12 = 49,4$$

$$b = (\sum(x \cdot y) - n \cdot \text{average}(x) \cdot \text{average}(y)) / (\sum x^2 - n \cdot \text{average}(x)^2) = (3903 - 12 \cdot 6,5 \cdot 49,4) / (650 - 12 \cdot 6,5^2) = 49,8 / 143 = \mathbf{0,35}$$

$$a = \text{average}(y) - b \cdot \text{average}(x) = 49,4 - 0,35 \cdot 6,5 = \mathbf{47,125}$$

η γραμμική εξίσωση της ευθείας που προκύπτει είναι:

$$y = \mathbf{47,125 + 0,35x}$$

Επομένως η πρόβλεψη για την περίοδο 13 είναι

$$Y_{13} = 47,125 + 0,35 \cdot 13 = 51,675$$

2.1.2 Μέθοδοι χρονοσειρών:

Στατιστικές μέθοδοι που βασίζονται σε ιστορικά δεδομένα και υποθέτουν πως η ζήτηση έχει την ίδια συμπεριφορά στο παρελθόν και στο μέλλον. Το παρελθόν επαναλαμβάνεται και στόχος δεν είναι η ανεύρεση κάποιας συσχέτισης μεταξύ ανεξάρτητων και εξαρτημένων μεταβλητών αλλά ο προσδιορισμός ενός μέσου όρου ζήτησης σε κάποια μελλοντική περίοδο. Τέτοιες μέθοδοι είναι οι παρακάτω:

1) Απλός μέσος όρος

2) Κινητός μέσος όρος (moving average)

- 3) Σταθμισμένος κινητός μέσος όρος (weighted moving average)
- 4) Εκθετική εξομάλυνση (exponential smoothing)
- 5) Προσαρμοσμένη εκθετική εξομάλυνση (adjusted exponential smoothing)
- 6) Εποχιακή μέθοδος (Trend and seasonal methods)

2.1.2.1 Απλός μέσος όρος:

Είναι η πιο απλή μέθοδος, δε λαμβάνει υπόψη εποχικότητα ή τάση και θεωρεί ότι η μελλοντική ζήτηση είναι ο μέσος όρος της ζήτησης του παρελθόντος.

2.1.2.2 Κινητός μέσος όρος:

Η πρόβλεψη της ζήτησης βασίζεται στο μέσο όρο της ζήτησης ενός αριθμού περιόδων. Χρησιμοποιείται όταν η ζήτηση είναι σταθερή, όταν δεν παρουσιάζει ούτε τάση ούτε εποχικότητα. Η εξίσωση με βάση την οποία υπολογίζουμε την πρόβλεψη της επόμενης περιόδου είναι η παρακάτω:

$$F_{t+1} = \frac{D_t + D_{t-1} + \dots + D_{t-n+1}}{n}$$

F_{t+1} : η πρόβλεψη ζήτησης της επόμενης περιόδου t+1

D_t : η πραγματική ζήτηση

n: ο αριθμός των περιόδων

ΜΗΝΑΣ	ΠΩΛΗΣΕΙΣ ΣΕ ΚΙΒ
ΙΑΝ	120
ΦΕΒ	90
ΜΑΡ	100
ΑΠΡ	75
ΜΑΙΟΣ	110
ΙΟΥΝ	50
ΙΟΥΛ	75
ΑΥΓ	130
ΣΕΠ	110
ΟΚΤ	90

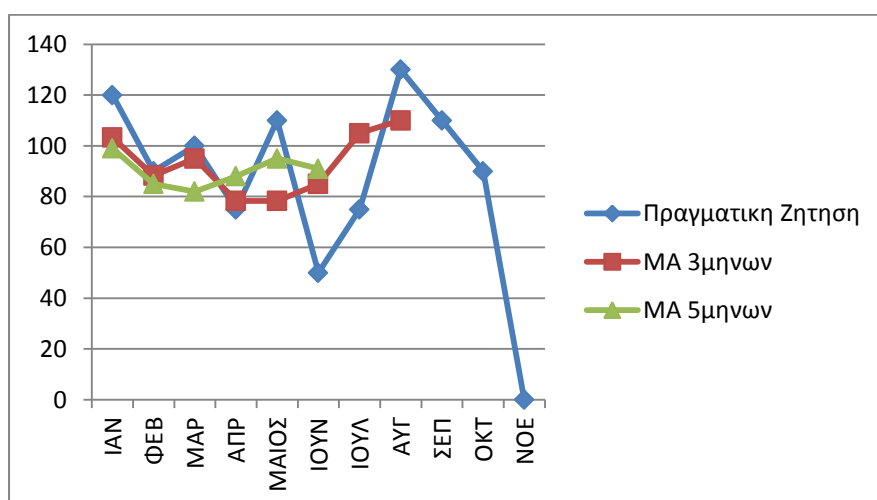
Έστω ότι θέλουμε να υπολογίσουμε με κινητό μέσο όρο τριών μηνών τη ζήτηση για το μήνα Νοέμβριο.

$$MA_3 = (D_{Αυγ} + D_{Σεπ} + D_{Οκτ}) / 3 = (130 + 110 + 90) / 3 = 110$$

Αντίστοιχα οι προβλέψεις ζήτησης για όλους του μήνες χρησιμοποιώντας τη μέθοδο του κινητού μέσου όρου 3μηνών και 5μηνών φαίνονται στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 2.2: παράδειγμα κινητού μέσου όρου

ΜΗΝΑΣ	ΠΩΛΗΣΕΙΣ ΣΕ ΚΙΒ	3μηνων ΜΑ	5μηνων ΜΑ
ΙΑΝ	120	-	-
ΦΕΒ	90	-	-
ΜΑΡ	100	-	-
ΑΠΡ	75	103,3	-
ΜΑΙΟΣ	110	88,3	-
ΙΟΥΝ	50	95	99
ΙΟΥΛ	75	78,3	85
ΑΥΓ	130	78,3	82
ΣΕΠ	110	85	88
ΟΚΤ	90	105	95
ΝΟΕ	-	110	91



Σχήμα 2.2: Κινητός μέσος όρος 3 και 5 μηνών

2.1.2.3 Σταθμισμένος μέσος όρος:

Η μέθοδος του σταθμικού μέσου όρου μοιάζει πολύ με αυτή του κινητού μέσου όρου με τη βασική διαφορά ότι οι τιμές της ζήτησης των προηγούμενων περιόδων που λαμβάνονται υπόψη για τον υπολογισμό του μέσου όρου έχουν διαφορετική βαρύτητα. Η μέθοδος αυτή δίνει μεγαλύτερη βαρύτητα –συντελεστή στα πιο πρόσφατα δεδομένα και μικρότερη στα πιο παρελθοντικά. Με άλλα λόγια οι συντελεστές αυξάνονται προοδευτικά όσο προχωράμε στο πιο πρόσφατο παρελθόν με αποτέλεσμα να αντιγράφονται περισσότερο οι τάσεις των πιο κοντινών παρελθοντικών περιόδων και να μην αλλοιώνονται πολύ από προγενέστερες τιμές ζήτησης. Η εξίσωση με την οποία υπολογίζουμε τη μελλοντική ζήτηση βάσει της μεθόδου του σταθμισμένου μέσου όρου είναι η παρακάτω:

$$F_{t+1} = w_1 D_1 + w_2 D_2 + \dots + w_t D_t$$

όπου w_t οι συντελεστές βαρύτητας κάθε περιόδου t , το άθροισμα των οποίων ισούται με το 1 ($\sum_{i=1}^t w_i = 1$).

Ο προσδιορισμός των τιμών των συντελεστών βαρύτητας γίνεται με βασικότερο κριτήριο την ελαχιστοποίηση του σφάλματος της πρόβλεψης με βάση την πραγματική ζήτηση.

Για παράδειγμα στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται οι προβλέψεις ζήτησης με βάση τη μέθοδο του σταθμικού μέσου όρου για δυο σετ συντελεστών βαρύτητας:

Πίνακας 2.3: Σταθμισμένος κιντός μέσος όρος

month	Demand	Forecast 1	Forecast 2
Jan	100		
Feb	150		
Mar	300		
Apr	200	205	220
May	140	217,5	235
June	180	198	180
July	220	173	166
Aug	160	188	196
Sep	250	183	186
Oct	200	215,5	211
Nov	250	205	216
Dec	190	235	230

w1	0,25	0,3	0,45
w2	0,1	0,4	0,5

Τα σετ των συντελεστών βαρύτητας είναι αυτά που εμφανίζονται στο παραπάνω πινακάκι. Προκειμένου να αξιολογήσουμε ποιο από τα δυο αυτά σετ τιμών μας οδηγεί σε πιο αποτελεσματική πρόβλεψη αρκεί να υπολογίσουμε κάποιους δείκτες σφαλμάτων :

Πίνακας 2.4: Σφάλματα σταθμισμένου κινητού μέσου όρου

month	Demand	Forecast 1	Forecast 2	$ABS(D_t - F_t)_1$	$ABS(D_t - F_t)_2$	$(D_t - F_t)_1^2$	$(D_t - F_t)_2^2$	$ABS(D_t - F_t)_1 / D_t$	$ABS(D_t - F_t)_2 / D_t$
Jan	100								
Feb	150								
Mar	300								
Apr	200	205	220	5	20	25	400	0,03	0,10
May	140	217,5	235	77,5	95	6006	9025	0,55	0,68
June	180	198	180	18	0	324	0	0,10	0,00
July	220	173	166	47	54	2209	2916	0,21	0,25
Aug	160	188	196	28	36	784	1296	0,18	0,23
Sep	250	183	186	67	64	4489	4096	0,27	0,26
Oct	200	215,5	211	15,5	11	240	121	0,08	0,06
Nov	250	205	216	45	34	2025	1156	0,18	0,14
Dec	190	235	230	45	40	2025	1600	0,24	0,21
Sum				348	354	18128	20610	1,83	1,91
MAD				38,67	39,33				
MSE						2014,17	2290		
MAPE								20,33%	21,18%

Για το πρώτο σετ συντελεστών

w1	0,25	0,3	0,45
----	------	-----	------

 έχουμε τα παρακάτω σφάλματα:

MAD: 38,67

MSE: 2014,17

MAPE: 20,33%

Ενώ για το δεύτερο

w2	0,1	0,4	0,5
----	-----	-----	-----

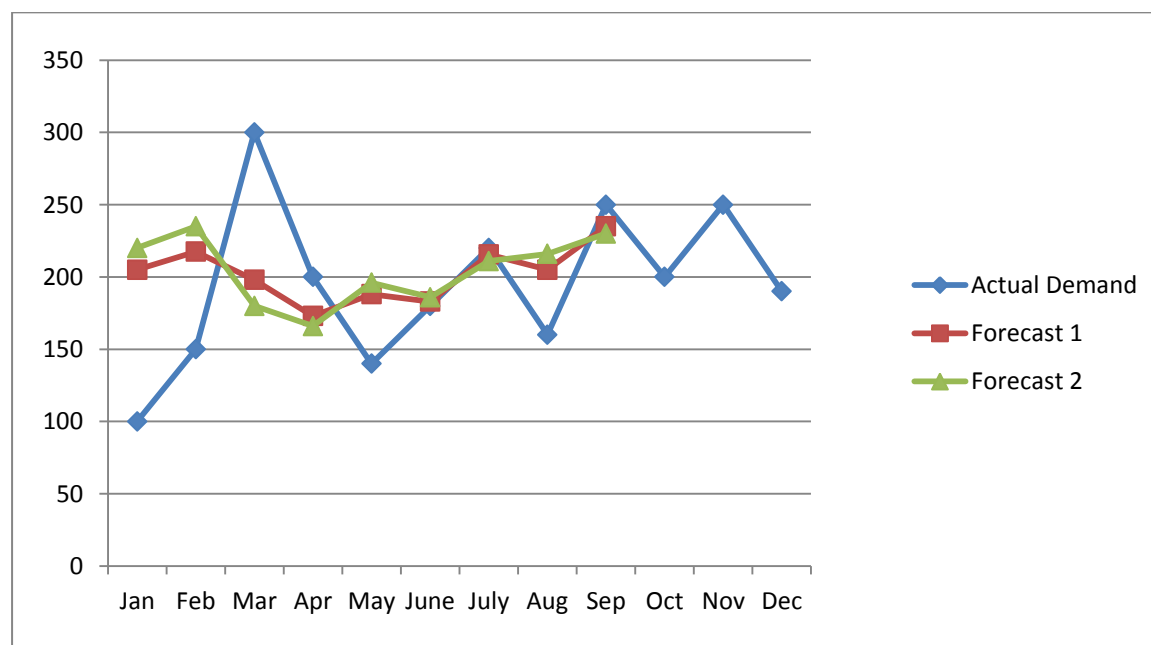
 έχουμε:

MAD: 39,33

MSE: 2290

MAPE: 21,18%

Από τα παραπάνω συνάγουμε πως το πρώτο σετ τιμών μας δίνει καλύτερες προβλέψεις από το δεύτερο καθώς οδηγεί σε μικρότερα σφάλματα. Αυτό μπορούμε να το δούμε επίσης από το παρακάτω Σχήμα:



Σχήμα 2.3: Σταθμισμένος κιντός μέσος όρος για 2 σετ συντελεστών βαρύτητας

2.1.2.4 Εκθετική εξομάλυνση:

Αποτελεί αρκετά απλή μέθοδο πρόβλεψης χωρίς να απαιτεί πολλά ιστορικά δεδομένα. Βασική υπόθεση της μεθόδου αυτής είναι ότι οι συντελεστές βαρύτητας ακολουθούν μια εκθετική κατανομή και δίνει μεγαλύτερη βαρύτητα στο πιο πρόσφατο παρελθόν. Για τον υπολογισμό της ζήτησης F_{t+1} της επόμενης περιόδου $t+1$, συνυπολογίζονται μόνο η πραγματική ζήτηση D_t της προηγούμενης περιόδου t και η αντίστοιχη πρόβλεψη F_t ως ακολούθως:

$$F_{t+1} = F_t + a(D_t - F_t)$$

όπου a ένας συντελεστής που κυμαίνεται μεταξύ 0 και 1.

Από την παραπάνω εξίσωση μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι η πρόβλεψη της επόμενης περιόδου ισούται με την πρόβλεψη της προηγούμενης περιόδου αυξανόμενη με το σφάλμα της πρόβλεψης της προηγούμενης περιόδου κατα ρυθμό a . Αναλύοντας περαιτέρω την εξίσωση θα δούμε ότι η πρόβλεψη της προηγούμενης περιόδου μπορεί να διατυπωθεί και ως εξής:

$$F_t = F_{t-1} + a(D_{t-1} - F_{t-1})$$

Αντικαθιστώντας η αρχική εξίσωση μπορεί να γραφεί όπως παρακάτω:

$$F_{t+1} = aD_t + a(1-a)D_{t-1} + a(1-a)^2D_{t-2} + a(1-a)^3D_{t-3} + \dots$$

Αυτό σημαίνει πως όσο αυξάνεται η τιμή του συντελεστή a τόσο μεγαλύτερη σημασία δίνεται στο πιο πρόσφατο παρελθόν, επομένως η συνεισφορά των ιστορικών δεδομένων από κάποια χρονική στιγμή και μετά είναι μηδενική. Αν δώσουμε μεγάλες τιμές στον συντελεστή a , αυξάνεται η ακρίβεια υπολογισμού της ζήτησης και μειώνεται ο βαθμός υπερεκτίμησης ή υποεκτίμησης της ζήτησης ενώ αντίθετα μικρές τιμές a μας οδηγούν σε πιο συντηρητικές προβλέψεις. Όταν το $a=1$ τότε η πρόβλεψη της επόμενης περιόδου ισούται με την πραγματική ζήτηση της προηγούμενης περιόδου.

Στον παρακάτω πίνακα παρατίθεται ένα παράδειγμα υπολογισμού της πρόβλεψης ζήτησης με βάση τη μέθοδο της εκθετικής εξομάλυνσης για διάφορες τιμές του συντελεστή a :

Πίνακας 2.5: απλή εκθετική εξομάλυνση

month	Demand	Forecast($\alpha=0,3$)	Forecast($\alpha=0,6$)	Forecast($\alpha=0,9$)
Jan	3515	3515	3515	3515
Feb	3140	3515	3515	3515
March	3036	3403	3290	3178
April	3235	3293	3138	3050
May	4250	3275	3196	3217
June	2712	3568	3828	4147
July	4250	3311	3159	2855
August	3101	3593	3813	4111
September	4179	3445	3386	3202
October	4298	3665	3862	4081
November	3452	3855	4124	4276
December	3652	3734	3721	3534
MAD		698,04	707,62	739,44
MAPD		19,52%	19,79%	20,68%

Για $\alpha=0,3$

Για $\alpha=0,6$

Για $\alpha=0,9$

MAD: 698,04

MAD: 707,62

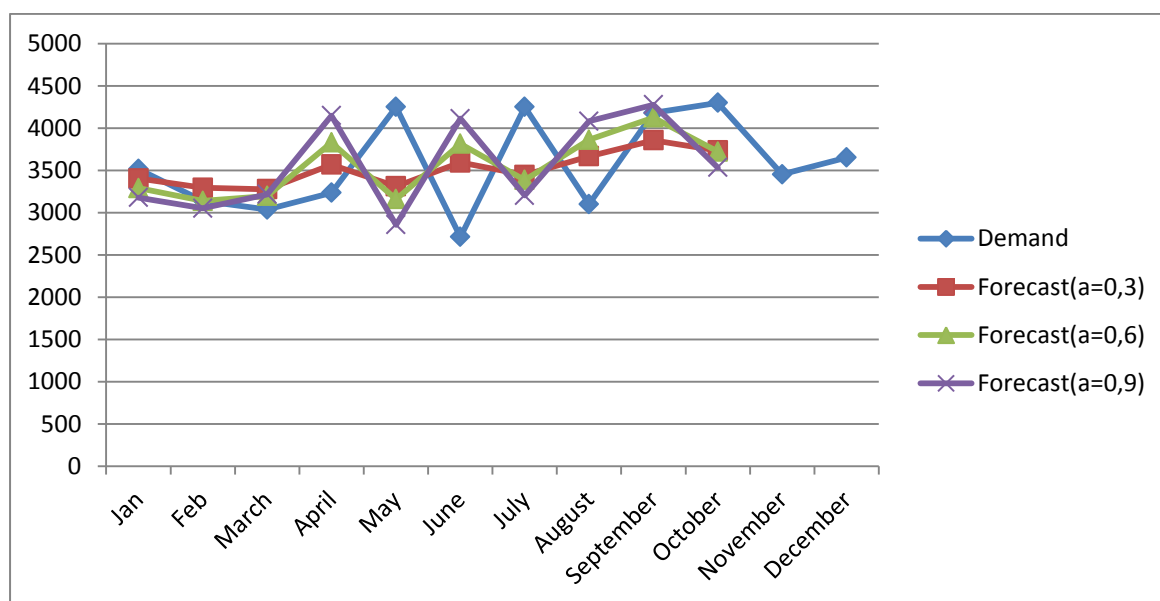
MAD: 739,44

MAPD: 19,52%

MAPD: 19,79%

MAPD: 20,68%

Καλύτερη επίδοση έχει η εκθετική μέθοδος με $\alpha=0,3$ καθότι το σφάλμα πρόβλεψης είναι μικρότερο. Αυτό μπορούμε να το παρατηρήσουμε και από το παρακάτω Σχήμα όπου απεικονίζονται οι τιμές πρόβλεψης για διάφορες τιμές του συντελεστή α σε σχέση με τις τιμές της πραγματικής ζήτησης.



Σχήμα 2.4: απλή εκθετική εξομάλυνση για διαφορετικές τιμές του α

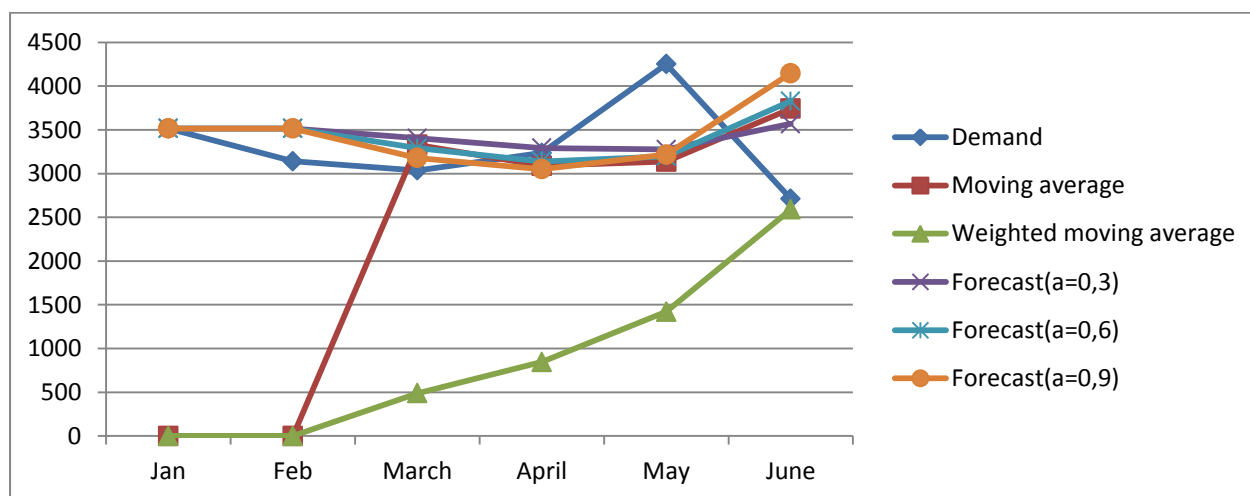
Στην πραγματικότητα πρέπει να δοκιμάσουμε διάφορες τιμές για το συντελεστή α προκειμένου να βρούμε την καταλληλότερη με βασικό κριτήριο την ελαχιστοποίηση του σφάλματος.

Βασικό πλεονέκτημα της εκθετικής εξομάλυνσης είναι η απλότητα των υπολογισμών και ο μικρός αριθμός δεδομένων που απαιτείται. Ως τιμή πρόβλεψης της πρώτης περιόδου βάζουμε πάντα ή τιμή ίση με τη ζήτηση εκείνης της περιόδου, πράγμα που σημαίνει μηδενικό σφάλμα, ή τιμή ίση με το μέσο όρο της ζήτησης των περιόδων που έχουμε στη διάθεσή μας.

Πίνακας 2.6: Πρόβλεψη με βάση τη μέθοδο του κινητού μέσου όρου και της εκθετικής εξομάλυνσης

month	Demand	Weighting factors	Moving average	Weighted moving average	Forecast($\alpha=0,3$)	Forecast($\alpha=0,6$)	Forecast($\alpha=0,9$)
Jan	3515	0,05	-	-	3515	3515	3515
Feb	3140	0,1	-	-	3515	3515	3515
March	3036	0,175	3328	490	3403	3290	3178
April	3235	0,275	3088	845	3293	3138	3050
May	4250	0,4	3136	1421	3275	3196	3217
June	2712	-	3743	2590	3568	3828	4147

Στο παραπάνω πίνακάκι μπορούμε να δούμε την τιμή πρόβλεψης για τον μήνα Ιούνιο με βάση τις μεθόδους που εξετάσαμε έως τώρα. Αν τα απεικονίσουμε και σχηματικά προκύπτει το παρακάτω:



Σχήμα 2.5: απλός, σταθμισμένος κινητός μέσος όρος και εκθετική εξομάλυνση

Στο παραπάνω σχήμα βλέπουμε πως καλύτερη πρόβλεψη για το μήνα Ιούνιο μας δίνει η μέθοδος του σταθμισμένου κινητού μέσου όρου , δεν μπορούμε όμως να ισχυριστούμε πως είναι καλύτερη από τις άλλες μεθόδους γιατί για να κρίνουμε κάτι τέτοιο πρέπει να εξετάσουμε πολλούς παράγοντες όπως η διασπορά, τα σφάλματα πρόβλεψης κ.α. Σε κάθε περίπτωση τόσο η εκθετική μέθοδος όσο και η μέθοδος του κινητού και σταθμισμένου μέσου όρου είναι καλύτερο να υιοθετούνται όταν η διακύμανση της ζήτησης είναι οριζόντια ή τυχαία.

2.1.2.5 Προσαρμοσμένη εκθετική εξομάλυνση:

Με βάση τη μέθοδο αυτή η πρόβλεψη ζήτησης που προκύπτει από την απλή εκθετική εξομάλυνση προσαρμόζεται με ένα εκθετικό εξομαλυντικό παράγοντα τάσης. Ενσωματώνεται δηλαδή στην πρόβλεψη ζήτησης η τάση-οι μεταβολές της ζήτησης που παρατηρούνται από περίοδο σε περίοδο. Έστω ότι A_t είναι η εκθετική μέση ζήτηση και T_t η εκθετική μέση μεταβολή. Η πρόβλεψη της ζήτησης με βάση τη μέθοδο ης προσαρμοσμένης εκθετικής εξομάλυνσης δίνεται από την παρακάτω εξίσωση:

$$A_t = aD_t + (1-a)(A_{t-1} + T_{t-1})$$

$$T_t = b(A_t - A_{t-1}) + (1-b)T_{t-1}$$

$$F_t = A_t + T_t$$

όπου οι a και b συντελεστές (εκθετικές παράμετροι) παίρνουν τιμές μεταξύ 0 και 1.

Στον παρακάτω πίνακα παρατίθεται ένα παράδειγμα υπολογισμού τιμής μελλοντικής ζήτησης σύμφωνα με τη μέθοδο της προσαρμοσμένης εκθετικής εξομάλυνσης:

Για $\alpha=0,6$ και $\beta=0,3$:

Πίνακας 2.7: παράδειγμα προσαρμοσμένης εκθετικής εξομάλυνσης

month	Demand	F(a=0,6)	T(b=0,3&a=0,6)	Adjusted F
Jan	3515	3515	-	-
Feb	3140	3515	0	3515
March	3036	3290	-68	3223
April	3235	3138	-93	3045
May	4250	3196	-48	3148
June	2712	3828	156	3985
July	4250	3159	-91	3067
August	3101	3813	132	3946
September	4179	3386	-36	3350
October	4298	3862	118	3980
November	3452	4124	161	4285
December	3652	3721	-8	3712

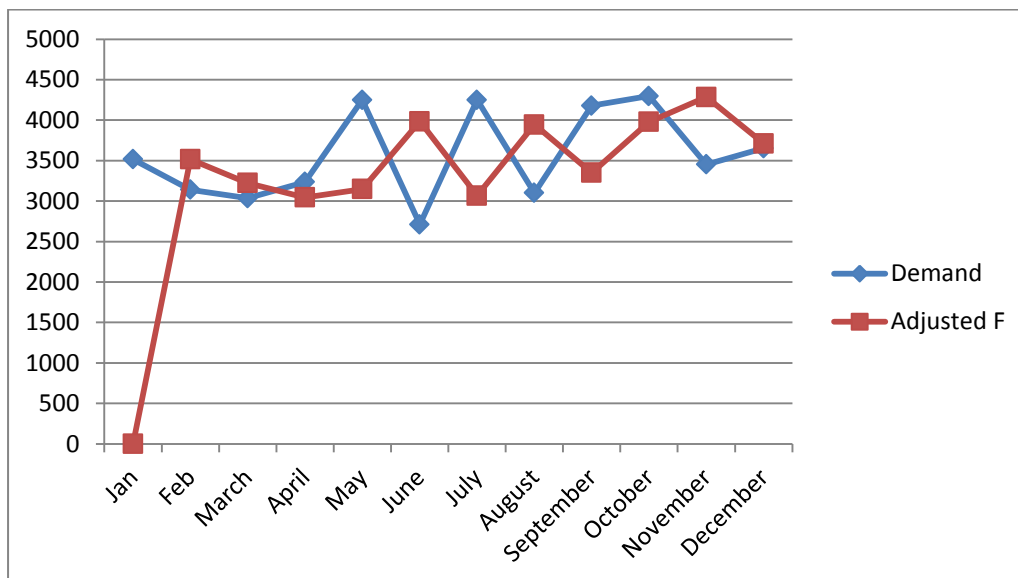
Υπολογίζουμε αρχικά την εκθετική μέση ζήτηση για κάποια τιμή του παράγοντα α , στη συνέχεια υπολογίζουμε την εκθετική μέση μεταβολή για κάποιο συνδυασμό τιμών των α, β και προσθέτοντας τις δυο αυτές τιμές προκύπτει η τιμή πρόβλεψης με βάση την προσαρμοσμένη εκθετική μέθοδο. Θα πρέπει βέβαια να γίνουν πολλές δοκιμές για διάφορους συνδυασμούς α, β ώστε να ελαχιστοποιείται το σφάλμα.

Η επίδοση του παραπάνω παραδείγματος είναι:

MAD: 718,67

MAPD: 20,10%

E(cumulative error): -2099,42



Σχήμα 2.6: προσαρμοσμένη εκθετική εξομάλυνση για $b=0,3$

Συνοψίζοντας, η μέθοδος της προσαρμοσμένης εκθετικής εξομάλυνσης εφαρμόζεται όταν παρατηρείται συστηματική ζήτηση και υψηλές τιμές των παραγόντων α, β αυξάνουν το βαθμό ανταπόκρισης της μεθόδου στις μεταβολές της ζήτησης και το αντίστροφο.

2.1.2.6 Εποχιακή μέθοδος:

Κάποιες φορές η ζήτηση παρουσιάζει κάποιες μεταβολές και διακυμάνσεις οι οποίες δεν είναι τυχαίες αλλά επαναλαμβάνονται περιοδικά. Η ζήτηση για παγωτά για παράδειγμα είναι σημαντικά αυξημένη κατά τη θερινή περίοδο. Επομένως σε αυτές τις περιπτώσεις θα πρέπει το μοντέλο πρόβλεψης να ενσωματώνει και τον παράγοντα εποχικότητας.

Με βάση την εποχιακή μέθοδο θα πρέπει :

-να υπολογίσουμε τους δείκτες και λόγους εποχικότητας: αρχικά υπολογίζουμε τον κεντρικό κινητό μέσος όρο M_t για κάθε περίοδο t για k εποχές σύμφωνα με την ακόλουθη εξίσωση:

$$M_t = \frac{0,5D_{t-2} + D_{t-1} + D_t + D_{t+1} + 0,5D_{t+2}}{4} \quad \text{για } k=4$$

στη συνέχεια υπολογίζουμε το λόγο εποχικότητας SR_t (seasonal ratio) για κάθε περίοδο t ως εξής:

$$SR_t = \frac{D_t}{M_t}$$

διαιρώντας δηλαδή την πραγματική ζήτηση με τον κινητό μέσο όρο για κάθε περίοδο t και τέλος υπολογίζουμε τον δείκτη εποχικότητας SI_k (seasonal index) ως τον απλό μέσο όρο των λόγων εποχικότητας κάθε περιόδου t που αντιστοιχεί στη συγκεκριμένη εποχή.

-να υπολογίσουμε την προσαρμοσμένη ζήτηση: διαιρούμε την πραγματική ζήτηση για κάθε περίοδο με τον δείκτη εποχικότητας που αντιστοιχεί στη συγκεκριμένη περίοδο με αποτέλεσμα να προκύπτει μια εκτίμηση της ζήτησης USD_t (deseasonalized demand), για την οποία υποθέτουμε πως δεν υφίσταται μεταβολές λόγω εποχικότητας. Βασικός στόχος σε αυτό το βήμα είναι να εξομαλυνθεί και να προσαρμοσθεί η πραγματική ζήτηση με βάση την εποχικότητα.

$$USD_t = D_t/SI_t \quad (\text{demand/seasonal index})$$

-εφαρμόζουμε ανάλυση παλινδρόμησης: στόχος είναι η εύρεση της γραμμής τάσης που αντικατοπτρίζει καλύτερα την διακύμανση της προσαρμοσμένης ζήτησης προς το χρόνο.

-προβλέπουμε τη ζήτηση: έχοντας βρει τη γραμμή τάσης υπολογίζουμε την μελλοντική προσαρμοσμένη ζήτηση. Στη συνέχεια πολλαπλασιάζεται η προσαρμοσμένη ζήτηση με τον δείκτη εποχικότητας και προκύπτει η πρόβλεψη της ζήτησης, έχοντας λάβει υπόψη τον παράγοντα της εποχικότητας.

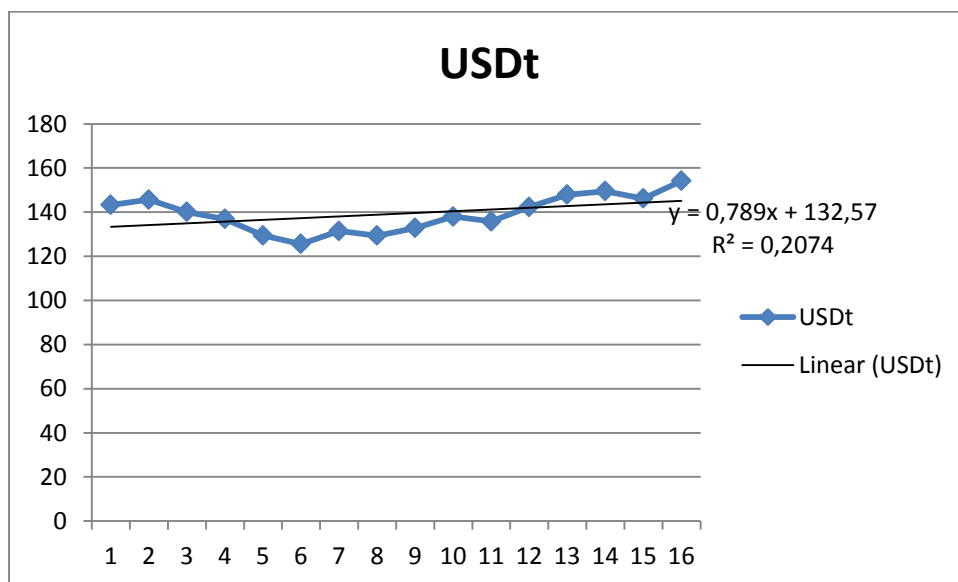
Παρακάτω παραθέτουμε ένα παράδειγμα για τη μέθοδο πρόβλεψης σύμφωνα με την εποχιακή μέθοδο:

Έστω ότι έχουμε ιστορικά δεδομένα για κάθε τρίμηνο 4 ετών και θέλουμε να υπολογίσουμε την πρόβλεψη ζήτησης για κάθε τρίμηνο του πέμπτου έτους:

Πίνακας 2.8: Εποχιακή μέθοδος

Quarter	Period	Demand	M_t	SR_t	SI_t	USD_t	Adjusted Demand after regression	F_t
1/Y1	1	124			0,87	143	133	115
2/Y1	2	152			1,04	146	134	140
3/Y1	3	162	140	1,16	1,16	140	135	156
4/Y1	4	127	136	0,94	0,93	137	136	126
1/Y2	5	112	132	0,85	0,87	129	137	118
2/Y2	6	131	130	1,01	1,04	126	137	143
3/Y2	7	152	129	1,18	1,16	131	138	160
4/Y2	8	120	131	0,92	0,93	129	139	129
1/Y3	9	115	133	0,86	0,87	133	140	121
2/Y3	10	144	136	1,06	1,04	138	140	147
3/Y3	11	157	139	1,13	1,16	136	141	163
4/Y3	12	132	142	0,93	0,93	142	142	132
1/Y4	13	128	145	0,88	0,87	148	143	124
2/Y4	14	156	148	1,06	1,04	150	144	150
3/Y4	15	169			1,16	146	144	167
4/Y4	16	143			0,93	154	145	135
1/Y5	17				0,87		146	126
2/Y5	18				1,04		147	153
3/Y5	19				1,16		148	171
4/Y5	20				0,93		148	138

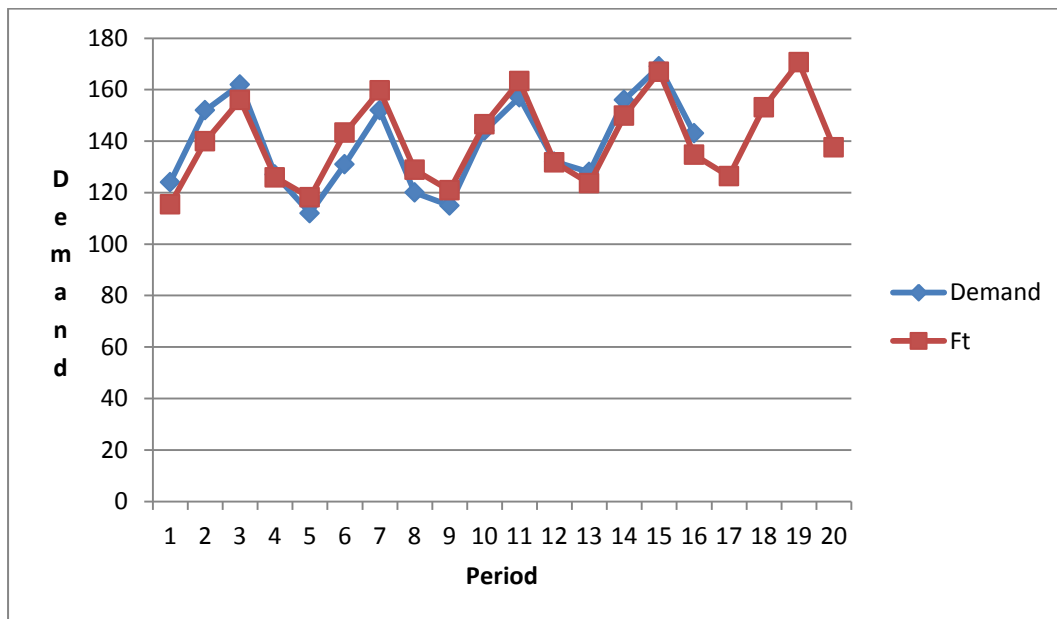
Η προσαρμοσμένη ζήτηση προκύπτει μετά την ανάλυση παλινδρόμησης και έπειτα από την εύρεση της εξίσωσης της γραμμής τάσης όπως προκύπτει από το παρακάτω σχήμα:



Σχήμα 2.7: Εποχιακή μέθοδος-USD

Ακριβώς μετά τον υπολογισμό του USD_t υπολογίζουμε την προσαρμοσμένη ζήτηση σύμφωνα με την γραμμή τάσης και στη συνέχεια την πολλαπλασιάζουμε με το δείκτη

εποχικότητας. Τα αποτελέσματα του παραπάνω παραδείγματος απεικονίζονται και παρακάτω:



Σχήμα 2.8: Εποχιακή μέθοδος-προσαρμοσμένη πρόβλεψη

2.2 Ποιοτικές μέθοδοι

Εκτός από τις στατιστικές-μαθηματικές μεθόδους που είδαμε πιο πάνω υπάρχουν και οι ποιοτικές μέθοδοι, οι οποίες δε βασίζονται σε εξισώσεις αλλά στην ανθρώπινη κρίση και σε έρευνες καταναλωτών. Διακρίνουμε τους παρακάτω τύπους ποιοτικών μεθόδων:

- Κρίση του management team: μανάτζερς ανώτερων κλιμακίων συνεδριάζουν για να συναποφασίσουν σχετικά με την αναμενόμενη μελλοντική ζήτηση των προϊόντων. Η μέθοδος αυτή είναι ιδανική για στρατηγικές ή νεοεισερχόμενων προϊόντων προβλέψεις. Το κακό είναι ότι υπάρχει κίνδυνος να κυριαρχήσει η άποψη ενός μόνο ατόμου σχετικά με την πρόβλεψη.
- Έρευνα αγοράς: χρήση ερευνών ή συνεντεύξεων σε καταναλωτές ώστε να ανακαλύψουμε τις προτιμήσεις τους. Τις περισσότερες φορές είναι δύσκολο να προετοιμαστεί ένα κατάλληλο ερωτηματολόγιο αλλά μπορεί να οδηγήσει σε πραγματική κατανόηση των καταναλωτικών αναγκών
- Μέθοδος των δελφών: ένα γρουπ ειδικών συνεδριάζει ώστε να υπάρξει ομοφωνία σχετικά με τη μελλοντική πρόβλεψη της ζήτησης. Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται κυρίως για μακροπρόθεσμες προβλέψεις αλλά είναι εξαιρετικά χρονοβόρα.

2.3 Σφάλματα ζήτησης

Βασικό στοιχείο των σωστών προβλέψεων είναι τα σφάλματα πρόβλεψης τα οποία μας βοηθούν στην ανάλυση της αποτελεσματικότητας ενός μοντέλου πρόβλεψης. Υπάρχουν τα τυχαία σφάλματα που οφείλονται σε μη ελεγχόμενες μεταβολές της ζήτησης και τα στατιστικά που έχουν να κάνουν με την ικανότητα του μοντέλου πρόβλεψης που χρησιμοποιούμε κάθε φορά να προβλέπει σωστά τη ζήτηση. Η παράλειψη για παράδειγμα ενός βασικού παράγοντα όπως η εποχικότητα όταν η ζήτηση βέβαια παρουσιάζει εποχικότητα σε ένα μοντέλο πρόβλεψης θα οδηγήσει σε τιμές σφαλμάτων εκτός των αποδεκτών ορίων, κάτι που θα μας προειδοποιήσει για τη χρησιμοποίηση εναλλακτικού μοντέλου.

Υπολογίζουμε το σφάλμα πρόβλεψης συγκρίνοντας ουσιαστικά την πρόβλεψη ζήτησης με την πραγματική τιμή ζήτησης. Έστω F_t η πρόβλεψη της ζήτησης για την περίοδο t και D_t η πραγματική ζήτηση περιόδου t . Το σφάλμα της πρόβλεψης ε_t προκύπτει από την παρακάτω εξίσωση:

$$\varepsilon_t = D_t - F_t$$

Αν θέλουμε να μετρήσουμε τη συνολική επίδοση ενός μοντέλου πρόβλεψης για ένα χρονικό διάστημα k περιόδων αθροίζουμε τα σφάλματα όλων των περιόδων. Αρνητικές τιμές του σωρευτικού σφάλματος μας δείχνουν πως υπερεκτιμήσαμε τη ζήτηση ενώ θετικές τιμές υποδηλώνουν πως την υποεκτιμήσαμε. Βέβαια, στην περίπτωση αυτή, εφόσον αθροίζουμε ένα σύνολο σφαλμάτων που μπορεί να είναι αρνητικά και θετικά, πρέπει να σκεφτούμε πως είναι πολύ πιθανό αρνητικά σφάλματα να εξουδετερώνονται από θετικά. Για αυτό το λόγο χρησιμοποιούνται κυρίως μετρήσεις με απόλυτες τιμές σφάλματος και μέσες τιμές. Παρακάτω παρατίθενται κάποιοι στατιστικοί δείκτες για τη μέτρηση του σφάλματος πρόβλεψης:

- **MAD(Mean absolute deviation)-Μέση απόλυτη απόκλιση**

$$MAD = \sum_{t=1}^T |D_t - F_t| / T \quad \text{όπου } T \text{ ο αριθμός των περιόδων}$$

Ο παραπάνω στατιστικός δείκτης μετρά το μέσο προβλεπόμενο σφάλμα.

- **MSE(Mean square error)-Μέση τετραγωνική απόκλιση**

$$MSE = \sum_{t=1}^T (D_t - F_t)^2 / T$$

Ο παραπάνω δείκτης μετρά τη διασπορά της κατανομής των σφαλμάτων.

- **MAPE(Mean absolute percentage error)-Μέση εκατοστιαία απόλυτη απόκλιση**

$$MAPE = 100 \sum_{t=1}^T [|D_t - F_t| / D_t] / T$$

Η Μέση εκατοστιαία απόλυτη απόκλιση είναι ένα εντικειμενικό μέτρο του σφάλματος πρόβλεψης ως ποσοστό της πραγματικής ζήτησης, ανεξάρτητα από την τάξη μεγέθους των δεδομένων που αναλύουμε.

- **Τυπική απόκλιση σφαλμάτων:**

$$\sigma = \sqrt{(\sum(D_t - F_t)^2 / (n-1))}$$

Αν τα παραπάνω μέτρα διασποράς είναι μικρά, η προβλεπόμενη τιμή βρίσκεται κοντά στην πραγματική. Τα μέτρα διαφέρουν στον τρόπο που δίνουν βαρύτητα στα σφάλματα. Μεγάλα σφάλματα έχουν μεγαλύτερη βαρύτητα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα και την τυπική απόκλιση γιατί υψώνονται στο τετράγωνο. Η μέση τυπική απόκλιση χρησιμοποιείται ευρέως στις επιχειρήσεις καθ' ότι είναι πιο κατανοητή στους εργαζόμενους.

- **Tracking signal:**

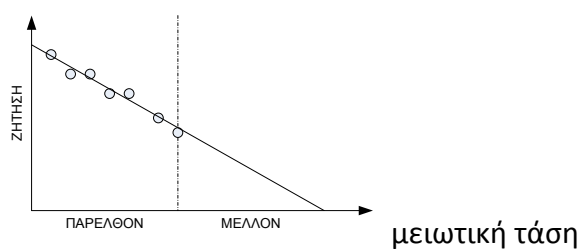
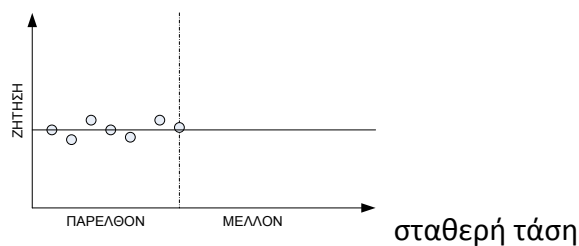
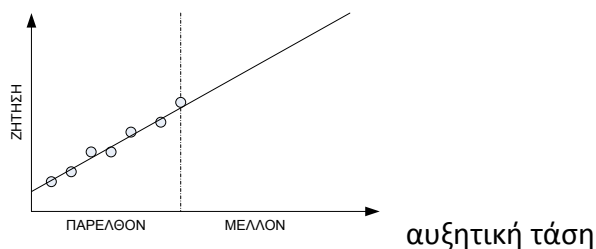
Αν η μέθοδος πρόβλεψης που χρησιμοποιούμε είναι σωστή τότε αναμένουμε να έχουμε και θετικά και αρνητικά σφάλματα, δηλαδή μερικές φορές να έχουμε υπερεκτιμήσει και κάποιες άλλες υποεκτιμήσει τη ζήτηση. Το tracking signal προσπαθεί να εντοπίσει αν υπάρχει κάποια τάση για συνεχή υπερεκτίμηση ή υποεκτίμηση της ζήτησης και ουσιαστικά μας προειδοποιεί για το αν η μέθοδος πρόβλεψης που χρησιμοποιούμε μας οδηγεί σε αποδεκτά αποτελέσματα. Υπολογίζεται σύμφωνα με την παρακάτω εξίσωση:

$$\text{Tracking signal} = \sum(D_t - F_t) / \text{MAD} = E / \text{MAD}$$

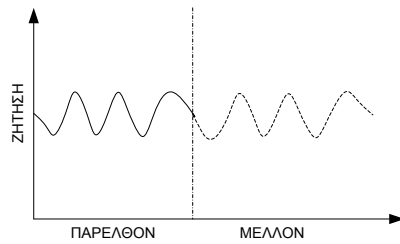
2.4 Συμπεριφορά-προφίλ ζήτησης

Σε αυτό το σημείο αξίζει να αναλύσουμε συνοπτικά τη συμπεριφορά της ζήτησης. Το προφίλ της ζήτησης είναι ένα απαραίτητο στοιχείο που πρέπει να έχει αναλύσει κάποιος προκειμένου να βρει το καταλληλότερο μοντέλο πρόβλεψης. Οι κατηγορίες της ζήτησης που διακρίνονται είναι οι παρακάτω:

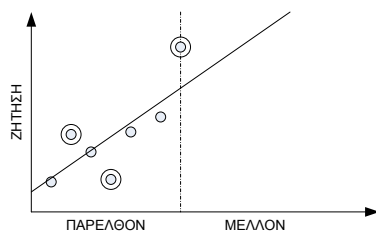
-Ζήτηση με τάση ή αλλιώς συστηματική ζήτηση: Η τάση μπορεί να είναι είτε αυξανόμενη είτε μειωτική είτε σταθερή όπως βλέπουμε και από τα παρακάτω γραφήματα.



-Ζήτηση με εποχικότητα: Όταν η ζήτηση αυξομειώνεται σε συγκεκριμένες χρονικές περιόδους για ένα μεγάλο χρονικό διάστημα μελέτης



-*Τυχαία ζήτηση*: Όταν η ζήτηση δεν ακολουθεί μια συγκεκριμένη συμπεριφορά στην ανάλυση μια μεγάλης χρονικής περιόδου. Το προφίλ της ζήτησης είναι κάθε φορά διαφορετικό καθώς επιδρούν μη προβλέψιμοι εξωτερικοί παράγοντες που την επηρεάζουν επομένως και η διακύμανσή της είναι τυχαία. Σε αυτή την περίπτωση είναι λίγο δύσκολο να περιγραφεί η ζήτηση μέσα από ένα μαθηματικό μοντέλο.



2.5 Βήματα διαδικασίας πρόβλεψης:

1. Καθορισμός του σκοπού και του αντικειμένου πρόβλεψης
2. Συλλογή ιστορικών δεδομένων
3. Ανάλυση της συμπεριφοράς του υποκειμένου της πρόβλεψης (τάση, εποχικότητα, κυκλικότητα)
4. Επιλογή ενός κατάλληλου μοντέλου πρόβλεψης
5. Εφαρμογή του μοντέλου με τη χρήση των ιστορικών στοιχείων
6. Έλεγχος της αποτελεσματικότητας του μοντέλου με τον υπολογισμό των σφαλμάτων πρόβλεψης
7. Όταν τα σφάλματα έχουν τιμές εκτός των αποδεκτών ορίων τότε ή προσαρμόζουμε/αλλάζουμε τις τιμές των παραμέτρων του μοντέλου ή αλλάζουμε μοντέλο πρόβλεψης
8. Αφού έχουμε βρει το μοντέλο που ελαχιστοποιεί τις τιμές των σφαλμάτων υπολογίζουμε την αναμενόμενη ζήτηση και την προσαρμόζουμε βάση εξωτερικών πληροφοριών που έχουμε και οι οποίες δε λαμβάνονται υπόψη από το μοντέλο
9. Τέλος ελέγχουμε ξανά την αποτελεσματικότητα του μοντέλου.

Κριτήρια επιλογής του κατάλληλου μοντέλου πρόβλεψης:

- ✓ Ποσότητα των διαθέσιμων πληροφοριών/ιστορικών στοιχείων που έχουμε-κάποιες μέθοδοι/μοντέλα απαιτούν περισσότερα δεδομένα
- ✓ Βαθμός ακρίβειας που απαιτείται: μεγάλη ακρίβεια πρόβλεψης σημαίνει συλλογή περισσότερων δεδομένων
- ✓ Χρονική περίοδος πρόβλεψης: υπάρχουν μοντέλα κατάλληλα για προβλέψεις 3 μηνών και άλλα για προβλέψεις 10 χρόνων
- ✓ Προφίλ ζήτησης: υπάρχουν μοντέλα που λαμβάνουν υπόψη τους την τάση ή την εποχικότητα για παράδειγμα της ζήτησης

Ένα αποτελεσματικό μοντέλο πρόβλεψης μας δίνει τιμές για το tracking signal κοντά στο μηδέν(μηδενικό σφάλμα συνεπάγεται μηδενική προκατάληψη έναντι υπερεκτίμησης ή υποεκτίμησης της ζήτησης). Συνήθως θέτουμε κάποια αποδεκτά όρια για τις τιμές που παίρνει από +2 έως +5. Παρακάτω παρατίθεται ένας πίνακας υπολογισμού του tracking signal :

Πίνακας 2.9:παράδειγμα υπολογισμού tracking signal

Period	Dt	Ft	Dt-Ft	Σ(Dt-Ft)	Dt-Ft	Σ Dt-Ft	MAD	TS(tracking signal)
1	37	37,00	-	-	-	-	-	-
2	40	37,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	1,00
3	41	37,90	3,10	6,10	3,10	6,10	3,05	2,00
4	37	38,83	-1,83	4,27	1,83	7,93	2,64	1,62
5	45	38,28	6,72	10,99	6,72	14,65	3,66	3,00
6	50	40,29	9,71	20,70	9,71	24,36	4,87	4,25
7	43	43,20	-0,20	20,50	0,20	24,56	4,09	5,01
8	47	43,14	3,86	24,36	3,86	28,42	4,06	6,00
9	56	44,30	11,70	36,06	11,70	40,12	5,02	7,19
10	52	47,81	4,19	40,25	4,19	44,31	4,92	8,18
11	55	49,06	5,94	46,19	5,94	50,25	5,03	9,19
12	54	50,84	3,16	49,35	3,16	53,41	4,86	10,16

Για παράδειγμα $TS_6 = (D_{t6} - F_{t6}) / MAD_6 = 9,71 / 4,87 = 4,25$

Ένα θεωρήσουμε ότι οι αποδεκτές τιμές του tracking signal είναι εντός των ορίων +4 τότε η τιμή 4,25 είναι οριακά αποδεκτή.

2.6 Συμπεράσματα

Συνοψίζοντας αξίζει να θυμόμαστε τα παρακάτω:

- ✓ Υπάρχουν τρεις βασικές αρχές όσον αφορά την πρόβλεψη: οι προβλέψεις είναι σπάνια ακριβείς, είναι περισσότερο ακριβείς για ένα σύνολο στοιχείων και όχι για μεμονωμένα στοιχεία και όταν η πρόβλεψη αφορά το κοντινό μέλλον
- ✓ Η διαδικασία πρόβλεψης περιλαμβάνει τα εξής βήματα: αποφασίζουμε τι θα προβλέψουμε, αναλύουμε τα δεδομένα που έχουμε, επιλέγουμε μοντέλο πρόβλεψης, το εφαρμόζουμε και ελέγχουμε την αποτελεσματικότητά του
- ✓ Οι μέθοδοι πρόβλεψης κατηγοριοποιούνται σε ποιοτικές και ποσοτικές. Οι ποσοτικές βασίζονται σε μαθηματικά μοντέλα/εξισώσεις και οι ποιοτικές στην ανθρώπινη κρίση
- ✓ Τα μοντέλα χρονοσειρών υποθέτουν πως όλες οι διαθέσιμες πληροφορίες που μας είναι απαραίτητες για την πρόβλεψη εμπεριέχονται στα ιστορικά δεδομένα ενώ η παλινδρόμηση θεωρεί πως η μεταβλητή που προβλέπουμε έχει εξαρτώμενη σχέση από άλλες μεταβλητές του εξωτερικού περιβάλλοντος
- ✓ Υπάρχουν τέσσερα βασικά στοιχεία σχετικά με τη συμπεριφορά της ζήτησης: μπορεί να είναι σταθερή, να παρουσιάζει τάση ή εποχικότητα ή κυκλικότητα. Τα μοντέλα χρονοσειρών είναι : ο απλός μέσος, ο κινητός και ο σταθμισμένος κινητός μέσος όρος, η εκθετική εξομάλυνση και η προσαρμοσμένη εκθετική εξομάλυνση.
- ✓ Ένα άλλο βασικό μοντέλο πρόβλεψης είναι η γραμμική παλινδρόμηση η οποία υποθέτει πως υπάρχει μια γραμμική σχέση μεταξύ της μεταβλητής που προβλέπουμε και άλλων ανεξάρτητων μεταβλητών . Ο συντελεστής συσχέτισης χρησιμοποιείται για να μετρήσει το βαθμό της γραμμικής αυτής εξάρτησης/σχέσης
- ✓ Τρεις βασικοί στατιστικοί δείκτες σφαλμάτων είναι η μέση απόλυτη απόκλιση(MAD) , το μέσο τετραγωνικό σφάλμα(MSE) και το tracking signal
- ✓ Υπάρχουν τέσσερα βασικά κριτήρια για την επιλογή του μοντέλου πρόβλεψης: το πλήθος των διαθέσιμων δεδομένων , ο βαθμός ακρίβειας πρόβλεψης που επιθυμούμε , ο χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης και και τα πρότυπα συμπεριφορά που παρατηρούνται στα ιστορικά δεδομένα

Στον παρακάτω πίνακα γίνεται μια σύντομη αναφορά στις υπάρχουσες τεχνικές και μοντέλα πρόβλεψης:

Πίνακας 2.10: Περίληψη ποσοτικών και ποιοτικών μεθόδων πρόβλεψης της ζήτησης

ΠΟΙΟΤΙΚΕΣ	INPUT ΑΠΟ ΕΚΤΙΜΗΣΕΙΣ ΚΑΙ ΓΝΩΜΕΣ
GRASS ROOTS	Γίνεται συλλογή δεδομένων από ανθρώπους που έρχονται σε καθημερινή επαφή με το άμεσο περιβάλλον του

	υποκειμένου της πρόβλεψης(π.χ του πωλητές όταν προβλέπουμε τη ζήτηση ενός προϊόντος
ΈΡΕΥΝΑ ΑΓΟΡΑΣ	Συνεντεύξεις και ερωτηματολόγια στο κοινό με στόχο τη συλλογή πληροφοριών σχετικά με τις συνθήκες της αγοράς.Βοηθάει κυρίως για τη μακροπρόθεσμη πρόβλεψη νέων προϊόντων
ΣΥΜΒΟΥΛΙΟ ΣΤΕΛΕΧΩΝ	Συνεδριάσεις στελεχών, πωλητών ή και πελατών όπου ανταλλάσσουν απόψεις
ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΛΟΓΙΑ	Το αντικείμενο πρόβλεψης παρομοιάζεται με κάποιο άλλο παραμφερές. Αυτό γίνεται κυρίως όταν πρόκειται για νέα προϊόντα όπου η πρόβλεψη γίνεται σύμφωνα με το ιστορικό ενός παρόμοιου προϊόντος
ΜΕΘΟΔΟΣ ΔΕΛΦΩΝ	Ένα ερωτηματολόγιο απαντάται από μια ομάδα ειδικών και τροποποιείται ανάλογα με τα αποτελέσματα ώστε να δημιουργηθεί μια διαδικασία μάθησης για τα μέλη της ομάδας χωρίς πίεση από ανώτερα κλιμάκια διοίκησης
ΠΟΣΟΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ	ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΕΣ/ΠΡΟΣΟΜΕΙΩΣΗ ΚΑΙ ΑΙΤΙΑΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ
ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΕΣ	Η πρόβλεψη της μελλοντικής ζήτησης βασίζεται στις ιστορικές παρατηρήσεις
ΑΠΛΟΣ ΚΙΝΗΤΟΣ ΜΕΣΟΣ ΟΡΟΣ	Μέσος όρος των ιστορικών παρατηρήσεων χωρίς στάθμιση αυτών
ΣΤΑΘΜΙΣΜΕΝΟΣ ΚΙΝΗΤΟΣ ΜΕΣΟΣ	Δίνουμε βαρύτητα διαφορετική στα δεδομένα(μεγαλύτερη στα πιο πρόσφατα)
ΕΚΘΕΤΙΚΗ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗ	Δίνουμε διαφορετική στάθμιση στα δεδομένα. Η στάθμιση αυτή μειώνεται εκθετικά όσο προχωράμε προς τα πίσω στα παρελθοντικά στοιχεία
ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ	Έυρεση γραμμικής σχέσης σε συνάρτηση με τον χρόνο. Η πιο γνωστή μέθοδος είναι αυτή των ελαχίστων τετραγώνων
BOX- JEKINS	Περίπλοκη και ακριβής στατιστική μέθοδος που σχετίζει στατιστικά μοντέλα με τα δεδομένα και προσαρμόζει το μοντέλο στην χρονοσειρά με την χρήση Μπειζιανών κατανομών
ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΕΣ SHINSKIN	Αναλύει χρονοσειρές με εποχικότητα, τάση και τυχαιότητα. Απαιτεί δεδομένα τουλάχιστον 3 ετών και εντοπίζει πολύ

	αποτελεσματικά σημεία αλλαγής
ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΑΣΕΩΝ	Προσαρμογή μαθηματικών γραμμών τάσης στα δεδομένα και προεκβολή στο μέλλον
ΑΙΤΙΑΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ	Προσπαθούν να εντοπίσουν ποιοι είναι οι βασικοί παράγοντες που επηρεάζουν το αντικείμενο της πρόβλεψης (π.χ η διαφήμιση, η προώθηση κ.α)
ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ	Προσπαθεί να αποτυπώσει τη σχέση ανάμεσα στην εξαρτημένη μεταβλητή και σε ένα σύνολο από ανεξάρτητες μεταβλητές
ΟΙΚΟΝΟΜΕΤΡΙΚΑ ΜΟΝΤΕΛΑ	Εξαρτημένες εξισώσεις που εφαρμόζονται για την περιγραφή ενός τομέα της οικονομίας
ΜΟΝΤΕΛΑ ΕΙΣΟΔΟΥ/ΕΞΟΔΟΥ	Οι πωλήσεις μιας εταιρίας προς άλλες εταιρίας αναλύονται με βάση τις αλλαγές που λαμβάνουν χώρα στις άλλες εταιρίες
LEADING INDICATORS	Αναλύονται παρεμφερή αντικείμενα με την ίδια πορεία προγενέστερα του αντικειμένου πρόβλεψης
ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ	Είναι δυναμικά μοντέλα στα οποία μπορούμε να εισάγουμε υποθέσεις σχετικά με μεταβολές σε εσωτερικές και εξωτερικές μεταβλητές(π.χ υπόθεση σχετικά με πιθανή μείωση των τιμών κατά 20%)

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ ΣΤΗΝ ΕΤΑΙΡΕΙΑ COLGATE-PALMOLIVE

Στο κεφάλαιο αυτό γίνεται καταγραφή της οργανωτικής πυραμίδας της εταιρείας Colgate Palmolive Hellas και λεπτομερής περιγραφή της μεθόδου πρόβλεψης της ζήτησης που χρησιμοποιεί. Μια πραγματική εταιρεία χρησιμοποιεί μια πληθώρα πληροφοριών ώστε να εισάγει σωστή πρόβλεψη στο σύστημα και δε βασίζεται απλά και μόνο στα αποτελέσματα που δίνει ένα στατιστικό μοντέλο.

FORECASTING-ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ

Η διαδικασία πρόβλεψης της μελλοντικής ζήτησης των καταναλωτών για τα προϊόντα της εκάστοτε εταιρείας αποτελεί μια από τις πιο βασικές λειτουργίες και καταλύτης για τη ζωτικότητα, βιωσιμότητα και κερδοφορία της κάθε επιχείρησης . Το να προβλέπει η κάθε επιχείρηση τι αναμένεται να ζητήσουν οι πελάτες της (τι προϊόν και σε τι ποσότητα) είναι ένα έργο δύσκολο καθώς το κοινωνικοοικονομικό περιβάλλον είναι ιδιαίτερος ευμετάβλητο και οι αγοραστικές/καταναλωτικές ανάγκες εξαιρετικά απρόβλεπτες αλλά και πολύ απαραίτητο για τον προγραμματισμό των πρώτων υλών ή προϊόντων, την ομαλή και αδιάκοπη παραγωγή στο σωστό χρόνο ώστε να ικανοποιηθούν οι ανάγκες των πελατών (το σωστό προϊόν στη σωστή στιγμή) αποτελεσματικά και άμεσα χωρίς αυτό να σημαίνει για την εταιρεία τεράστια αποθέματα και συνεπώς πολύ υψηλό κόστος.

Υπάρχουν πάρα πολλές μέθοδοι πρόβλεψης της ζήτησης ανάλογα με το προφίλ των διαφόρων προϊόντων . Κάθε εταιρεία προκειμένου να επιλέξει το μοντέλο πρόβλεψης που θα εφαρμόσει ακολουθεί τα παρακάτω βήματα:

- 1)συγκεκριμενοποιεί τα προϊόντα που αποτελούν μέρος της διαδικασία πρόβλεψης. Κάθε κωδικός θα πρέπει να αντιμετωπίζεται σαν διαφορετική οντότητα
- 2)αναλύει το αγοραστικό κοινό στο οποίο απευθύνεται κάθε προϊόν
- 3)μελετά την ιστορική πορεία του κάθε κωδικού προκειμένου π.χ να διαπιστωθεί αν υπάρχουν τάσεις εποχικότητας
- 4)μελετά τα μελλοντικά σχέδια που έχουν οι πωλήσεις και το marketing για τον κάθε κωδικό (relaunches, προωθητικοί κωδικοί κτλ)
- 5)θέτει τις παραμέτρους (π.χ την περίοδο πρόβλεψης, τα αποδεκτά όρια λάθους)
- 6)επιλέγει κάποιο μοντέλο πρόβλεψης που να ταιριάζει στα χαρακτηριστικά των προϊόντων των οποίων προβλέπεται η μελλοντική ζήτηση

Στην παρούσα μελέτη θα εξετάσουμε τη δομή και τις μεθόδους πρόβλεψης της εταιρείας Colgate-Palmolive Hellas.

3.1 Ιστορική αναδρομή

- 1962 - ΙΔΡΥΕΤΑΙ Η ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΕΤΑΙΡΕΙΑ
- 1963 - 1973 - ΔΕΚΑΤΙΑ ΕΔΡΑΙΩΣΗΣ ΤΗΣ ΕΤΑΙΡΕΙΑΣ ΣΤΗΝ ΕΛΛΑΔΑ
- 1974 - 1984 - ΔΕΚΑΕΤΙΑ ΕΠΕΚΤΑΣΗΣ ΚΑΙ ΔΥΝΑΜΙΚΗΣ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ
- 1985 - 1995 - ΔΕΚΑΕΤΙΑ ΑΝΑΔΙΑΡΘΡΩΣΗΣ ΚΑΙ ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ ΕΥΡΩΣΤΙΑΣ
- 1995 - ΣΗΜΕΡΑ - ΠΕΡΙΟΔΟΣ ΕΚΣΥΓΧΡΟΝΙΣΜΟΥ ΚΑΙ ΠΕΡΑΙΤΕΡΩ ΒΕΛΤΙΩΣΗΣ ΟΛΩΝ ΤΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ

Ας δούμε όμως λίγο πιο αναλυτικά τα δρώμενα της τελευταίας εικοσαετίας:

1995 – ΕΩΣ ΣΗΜΕΡΑ - ΠΕΡΙΟΔΟΣ ΕΚΣΥΓΧΡΟΝΙΣΜΟΥ ΚΑΙ ΠΕΡΑΙΤΕΡΩ ΒΕΛΤΙΩΣΗΣ ΟΛΩΝ ΤΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ

Κατά την περίοδο αυτή, η εταιρεία διαθέτοντας την κατάλληλη οικονομική και επιχειρηματική ισχύ υλοποιεί ένα εκτεταμένο πρόγραμμα εκσυγχρονισμού όλων των τομέων της βιομηχανικής και εμπορικής δραστηριότητας της, αλλά και των συστημάτων της, με κορωνίδα την κατά το 1999 υλοποίηση εφαρμογής του ενοποιημένου λογισμικού SAP, με αντίστοιχη αναδιάταξη του συνόλου σχεδόν των διαδικασιών της. Κατά την ίδια περίοδο σημειώνεται και η σημαντική ανάπτυξη της εξαγωγικής δραστηριότητας της εταιρείας σε πάρα πολλές χώρες. Τέλος, αξιοσημείωτος κατά την περίοδο αυτή είναι ο εκσυγχρονισμός των κτιριακών εγκαταστάσεων και της κτιριακής υποδομής της εταιρείας.

Όσον αφορά την επιχειρηματική δραστηριότητα της εταιρείας, αυτή είναι μεστή νέων προϊόντων και επαναλανσαρίσματος προϊόντων. Ειδικότερα, μπορούμε να μνημονεύσουμε κατά σειρά:

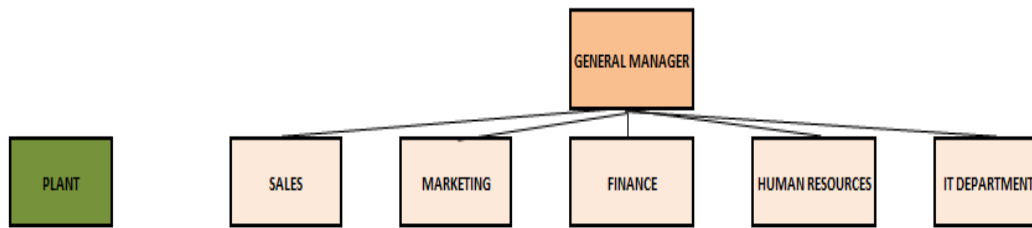
- Το 1995 λανσάρεται το υγρό καθαριστικό γενικής χρήσης FABULOSO.
- Το 1996 τοποθετείται το Υγρό αντιβακτηριδιακό κρεμοσάπουνο, σαπούνι και αφροντούς PROTEX, το υγρό απορρυπαντικό ρούχων SOFLAN GEL, το υγρό γενικού καθαρισμού AZAX ULTRA PLUS, το υγρό απορρυπαντικό πιάτων PALMOLIVE BALSAM και η υγρή οδοντόκρεμα COLGATE 2 σε 1.
- Το 1997 τοποθετούνται στην ελληνική αγορά οι οδοντόκρεμες COLGATE Sensation Whitening και COLGATE Sensation Acti Clean, το υγρό απορρυπαντικό απολυμαντικό τουαλέτας AZAX KLORON, το υγρό πιάτων PALMOLIVE ANTIBACTERIAL, το παιδικό σαμπουάν PALMOLIVE 2 σε 1, το υγρό καθαριστικό AZAX Γιορτή Λουλουδιών, και η υγρή οδοντόκρεμα OULODENT 2 σε 1.
- Το 1998 λανσάρονται το υγρό μαλακωτικό ρούχων SOUPLINE TROPICAL, το υγρό απορρυπαντικό πιάτων PALMOLIVE POTS and PANS, η υγρή οδοντόκρεμα COLGATE Sensation Whitening 2 σε 1, η υγρή οδοντόκρεμα COLGATE Sensation Act Clean 2 σε 1, η υγρή παιδική οδοντόκρεμα COLGATE Junior 2 σε 1.
- Το 1999 τοποθετούνται το υγρό γενικό καθαρισμού AZAX ANTIBACTERIAL, η οδοντόβουρτσα COLGATE Navigator, το υγρό κρεμοσάπουνο PALMOLIVE

AQUARIUM, το μαλακωτικό ρούχων SOUPLINE CASHMERE, το απολυμαντικό σπρέϊ AZAX SHOWER POWER και η υγρή οδοντόκρεμα COLGATE Total 2 σε 1.

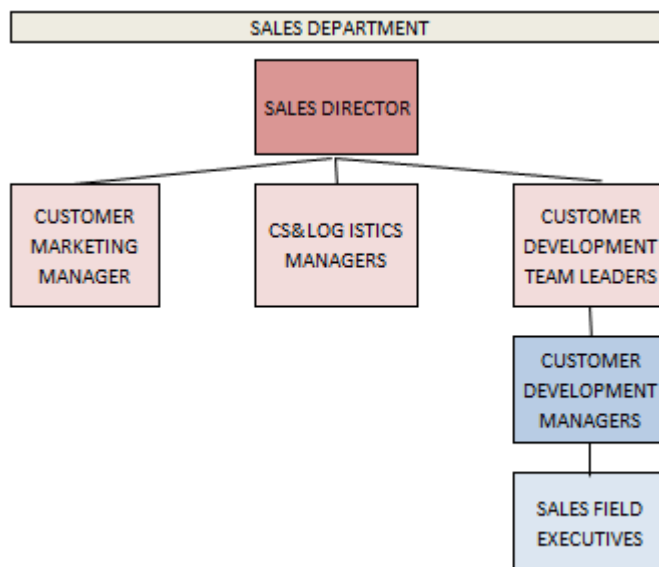
- Το 2000 λανσάρονται το υγρό απορρυπαντικό πιάτων PALMOLIVE SPRING SENSATION, η οδοντόκρεμα COLGATE Fresh Confidence, το σαπούνι γλυκερίνης PALMOLIVE, ανδρικό αφροντούς PALMOLIVE Active και οι οδοντόβουρτσες COLGATE Actibrush και COLGATE Replace.
- Το 2001 τοποθετήθηκαν η Οδοντόκρεμα COLGATE Herbal, η Οδοντόβουρτσα COLGATE Actibrush Kids, τα Πανάκια γενικής χρήσης AZAX Wipes, τα Πανάκια για τα τζάμια AZAX Glass Wipes, το αφροντούς / αφρόλουτρο PALMOLIVE Aromatherapy, η Οδοντόκρεμα COLGATE Junior Looney Tunes, η Οδοντόκρεμα COLGATE Total Plus Whitening, η οδοντόβουρτσα COLGATE Actibrush Kids, η οδοντόβουρτσα COLGATE Junior Harry Potter.
- Το 2002 μια πληθώρα από νέα προϊόντα τοποθετήθηκαν στην Ελληνική αγορά, όπως το υγρό τζαμιών AZAX Γιορτή Λουλουδιών, η οδοντόβουρτσα COLGATE Motion, η οδοντόβουρτσα COLGATE Total + Whitening, το υγρό για εύκολο σιδέρωμα SOUPLINE Spray, τα αρωματικά φακελάκια SOUPLINE, η οδοντόκρεμα Herbal White, τα υγρά πανάκια καθαρισμού AZAX Anti-Lime Scale, η Οδοντόκρεμα COLGATE Triple Action, τα υγρά πανάκια για το πάτωμα AZAX Γιορτή Λουλουδιών , το υγρό απορρυπαντικό καθαρισμού για το πάτωμα AZAX Minerals, η οδοντόκρεμα COLGATE Blue Minty Gel, το υγρό καθαρισμού γενικής χρήσης AZAX σε μορφή σπρέϊ , το υγρό σαπούνι χεριών PALMOLIVE Aromatherapy, η Οδοντόβουρτσα COLGATE Massager, και το Υγρό πιάτων PALMOLIVE Oxygen Power.

Καθίσταται έτσι δυνατό να σημειώσουμε ότι η COLGATE-PALMOLIVE (HELLAS) ΑΒΕΕ κατέχει μια εξέχουσα θέση στην Ελληνική αγορά, από πλευράς δεικτών ανάπτυξης όγκου πωλήσεων, οικονομικών δεικτών, και δεικτών απόδοσης και αποτελεσματικότητας. Για τους ίδιους λόγους, ιδιαίτερα επιφανής είναι ή θέση της Ελληνικής εταιρείας και μεταξύ των ανά τον Κόσμο αδελφών εταιριών COLGATE-PALMOLIVE.

3.2 Οργανόγραμμα εταιρείας



3.2.1 Οργανόγραμμα στο τμήμα πωλήσεων:

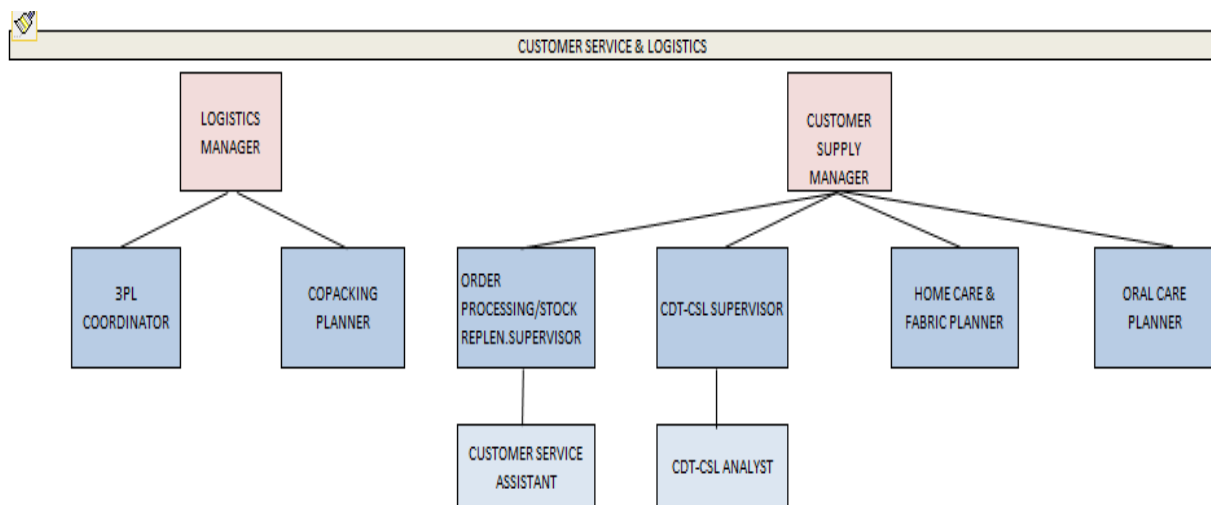


Στο τμήμα πωλήσεων υπάγονται :

- 1) Customer marketing
- 2) Customer Service & Logistics
- 3) Sales field (CDTs, CDMs and Sales)

Ας δούμε όμως λίγο αναλυτικότερα τη λειτουργία καθενός από τα παραπάνω τμήματα:

3.2.1.1 Customer Service & Logistics:



Το customer service είναι υπεύθυνο για τη διαχείριση των παραγγελιών των πελατών, τον έλεγχο του διαθέσιμου αποθέματος, την τιμολόγηση, την πρόβλεψη της μελλοντικής ζήτησης και για ό,τι άλλο έχει να κάνει με την εξυπηρέτηση των πελατών. Είναι ένα τμήμα περισσότερο διεκπαιρωτικό για την υλοποίηση των στόχων του marketing και των πωλήσεων. Πιο συγκεκριμένα:

- Οι demand planners-forecasters εφαρμόζουν μοντέλα πρόβλεψης για τους κωδικούς της κατηγορίας τους και εισάγουν το αποτέλεσμα της πρόβλεψης στο σύστημα προκειμένου να δημιουργηθούν οι ανάγκες για την παραγγελία ή την παραγωγή ποσότητας των διαφόρων κωδικών. Παρακολουθούν και ειδοποιούν σε περιπτώσεις OOS.
- Η order processing/stock replenishment supervisor μαζί με τις customer service assistants επεξεργάζονται τις παραγγελίες που εισάγουν κάθε μέρα στο σύστημα οι πωλητές ώστε να φορτωθούν και να παραδοθούν τη σωστή ημερομηνία, ελέγχουν τη διαθεσιμότητα του αποθέματος που απαιτείται για να εξυπηρετηθούν οι παραγγελίες και στέλνουν το αρχείο των παραγγελιών στον 3PL ώστε να γίνει το picking, η τύπωση των Δελτίων αποστολής και τιμολογίων και επομένως η φόρτωση των παραγγελιών. Η φόρτωση γίνεται 2 μέρες μετά την εισαγωγή της παραγγελίας στο σύστημα και παραδίδεται σε 1-2 ή και 3 μέρες όταν πρόκειται για νησιά. Επιπλέον είναι υπεύθυνοι για την προετοιμασία του τιμοκαταλόγου και του δελτίου παραγγελίας που δίνεται στους πωλητές. Αυτό βέβαια γίνεται με feedback από το marketing σχετικά με τις τιμές και τα variants των προϊόντων που πουλάμε κάθε μήνα. Τέλος διαχειρίζεται τις επιστροφές και κόβει τα πιστωτικά.

- Το Customer Development Team (CDT-CSL analysts) διαχειρίζεται τις παραγγελίες των VMI πελατών , εξάγει reports σχετικά με τις καθημερινές πωλήσεις και ελέγχει τις κατανομές των προωθητικών κωδικών του κάθε πωλητή ανα μήνα.

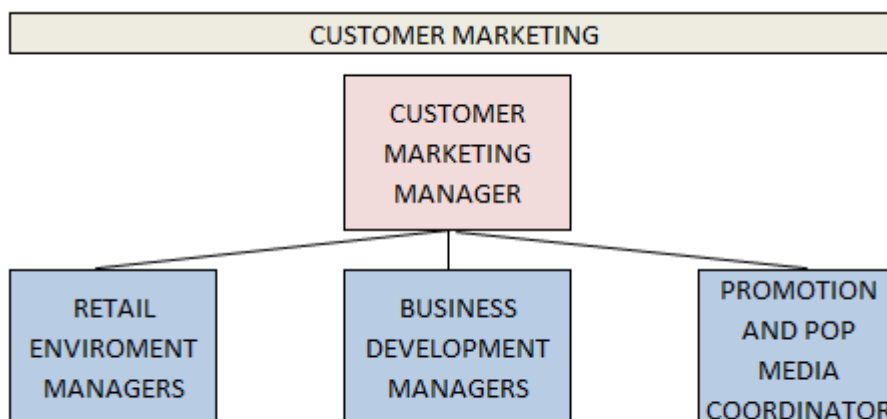
Το τμήμα logistics:

Ο 3PL coordinator είναι υπεύθυνος για το συντονισμό της ομαλής επικοινωνίας μεταξύ της εταιρείας και του 3PL . Εφαρμόζει ασκήσεις πρόβλεψης του μέγιστου αποθέματος ώστε να επικοινωνήσει στον 3PL ένα επικείμενο overflow καθότι η αποθήκη έχει συγκεκριμένο αριθμό παλετοθέσεων, συμφωνεί τα αποθέματα όλων των κωδικών καθώς και όλες τις χρεώσεις του 3PL προς την εταιρεία(μεταφορά, picking κτλ) σε μηνιαία βάση, και δίνει λύσεις σε προβλήματα και παράπονα που προκύπτουν όσον αφορά την συνεργασία μεταξύ 3PL και εταιρίας.

Ο Logistics manager επιβλέπει, ελέγχει και επεμβαίνει ώστε να διασφαλίζεται η ομαλή ροή των διαδικασιών της φόρτωσης και παράδοσης των παραγγελιών στους πελάτες και διαπραγματεύεται τους όρους του συμβολαίου με τον 3PL.

Ο co-packing planner είναι υπεύθυνος για την παραγωγή όλων των δεμένων και εκπαιδευτικών προσφορών στις ποσότητες και το χρόνο που πρέπει. Προετοιμάζει το πρόγραμμα παραγωγής του συσκευαστήριου και δίνει εντολές καθημερινά για τις ποσότητες των απλών κωδικών που μεταφέρονται από την αποθήκη προς το συσκευαστήριο για να γίνει η παραγωγή των προσφορών.

3.2.1.2 Customer Marketing:



Το Customer marketing είναι ο ενδιάμεσος μεταξύ των πωλήσεων και του marketing. Συνεργάζεται με το marketing για τη διεκπαιρέωση των διαφόρων προωθητικών πλάνων

στα καταστήματα. Για παράδειγμα όταν το marketing αποφασίσει πολύ έντονο προωθητικό πλάνο μιας οδοντόκρεμας μέσα στα καταστήματα το customer marketing είναι υπεύθυνο για την αναδιαμόρφωση των πλανογραμμάτων , την παραγγελία των προωθητικών υλικών(trays κτλ) , την επικοινωνία της πληροφορία αυτής προς τις πωλήσεις και τη στενή παρακολούθηση της υλοποίησης του προωθητικού πλάνου. Επιπλέον σε συνεργασία με το marketing αποφασίζει για τις προωθητικές ενέργειες-φυλλάδια και προσφορές σε κάθε πελάτη και επικοινωνεί τις ποσότητες των προσφορών που θα τρέξουν στους demand planners. Τέλος είναι υπεύθυνο για την ανάκληση κάποιου προβληματικού προϊόντος από την αγορά και την επικοινωνία σε ότι έχει να κάνει με ανατιμήσεις/υποτιμήσεις προϊόντων.

Συγκεκριμένα:

- Οι REMs (Retail Environment managers) ασχολούνται με τα πλανογράμματα, τα recall προϊόντων , την κατανομή προσφορών στους πωλητές , την παρακολούθηση μεριδίων αγοράς σε κάθε κατηγορία προϊόντος και των νέων ανταγωνιστικών προϊόντων που βγαίνουν καθημερινά στο ράφι.
- Οι BDMs (Business Development managers) συνεργάζονται με το marketing ώστε να σχεδιαστούν οι ενέργειες και τα φυλλάδια του κάθε πελάτη πάντοτε βέβαια σε διαρκή συνεργασία και με τον πελάτη και επικοινωνούν τα σχέδια τους αυτά στους Customer Development Managers.

Το παρακάτω τμήμα των πωλήσεων



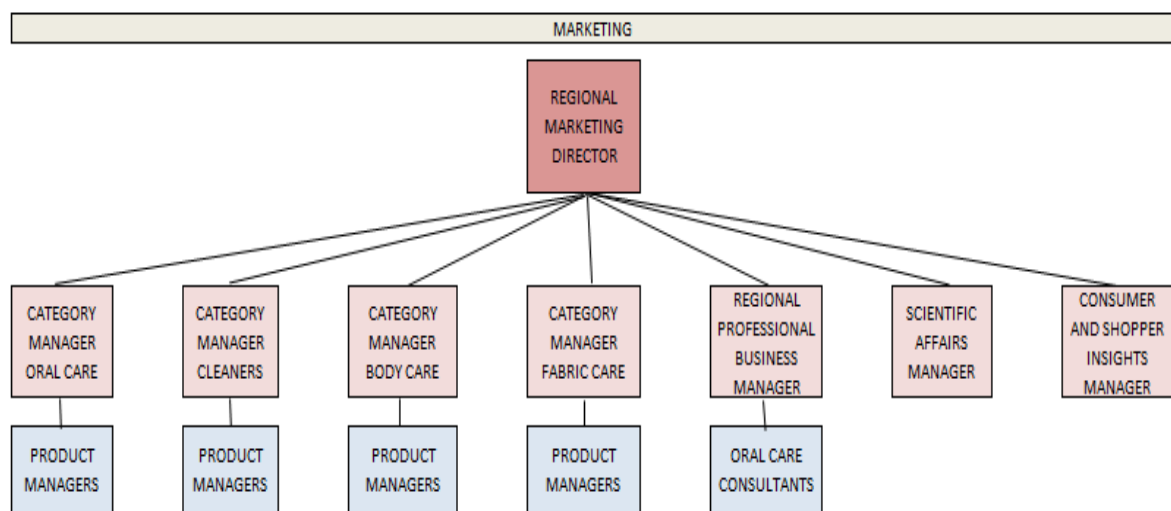
έχει την πιο άμεση επαφή με τους πελάτες από κάθε άλλο τμήμα.

Οι πωλητές επισκέπτονται καθημερινά τα διάφορα καταστήματα , μιλάνε με τον πελάτη, επιβέπουν την τοποθέτηση των προϊόντων πάνω στο ράφι και δέχονται παραγγελίες τις οποίες μετέπειτα ανεβάζουν στο σύστημα.

Οι CDTLs και CDMs κλείνουν τις συμφωνίες με τους πελάτες, διαπραγματεύονται τους όρους των συμβολαίων, είναι σε διαρκή επικοινωνία με τους πωλητές αλλά και με τους πελάτες ώστε να ικανοποιηθούν οι επιθυμίες του πελάτη επικοινωνώντας στα εκάστοτε

υπεύθυνα τμήματα τις απαραίτητες ενέργειες που πρέπει να γίνουν ώστε να επιτευχθεί αυτό. Για παράδειγμα όταν ένας πελάτης δε δέχεται να υπογράψει νέο συμβόλαιο σε περίπτωση που έχουν ανατιμηθεί κάποια προϊόντα τότε θα πρέπει να επικοινωνηθεί στο customer service η μη τιμολόγηση που πρακτικά σημαίνει κόψιμο των ανατιμημένων κωδικών από την παραγγελία. Επιπλέον, επικοινωνούν τις διάφορες ενέργειες – φυλλάδια των πελατών καθώς και τους κωδικούς που αυτά περιλαμβάνουν και την περίοδο που θα τρέξουν σε όλες τις πωλήσεις ώστε να γίνουν οι απαραίτητες από κάθε τμήμα ενέργειες (πχ. Το customer service θα δεσμεύσει/μπλοκάρει τις ποσότητες των φυλλαδίων ώστε να μην υπάρξει κίνδυνος να εξαντληθεί το απόθεμα και να ακυρωθεί το φυλλάδιο). Επιπλέον είναι υπεύθιοι για το πώς θα κατανεμηθούν οι προσφορές ανάμεσα στους πωλητές των πελατών τους. Για παράδειγμα μπορεί ένας πελάτης να χρειάζεται μεγαλύτερη ποσότητα σε έναν κωδικό από αυτή που έχει κατανεμηθεί στον πωλητή του συγκεκριμένου πελάτη οπότε ο Customer Development Manager είναι υπεύθυνος να βρει την ποσότητα αυτή είτε από άλλο πωλητή του group του είτε από άλλο group.

3.2.2 Οργανόγραμμα στο τμήμα marketing:



Το marketing προσπαθεί με όλα τα μέσα που διαθέτει να προβάλλει όσο το δυνατόν καλύτερα τα προϊόντα της εταιρείας στον πελάτη, είτε πρόκειται για νέα προϊόντα είτε πρόκειται για ήδη υπάρχοντα. Σχεδιάζει τα προωθητικά πλάνα για κάθε κωδικό(διαφήμιση, in store execution(trays, stands), δειγματοδιανομή σε περιοδικά εφημερίδες, χρήση των μέσων κοινωνικής δικτύωσης για προβολή των προϊόντων), παρακολουθεί την πορεία των ανταγωνιστικών προϊόντων καθώς και των προωθητικών ενεργειών των ανταγωνιστικών εταιρειών ώστε να δρα έγκαιρα χωρίς να χάνει μερίδιο αγοράς, βάζει στόχους σχετικά με την κατάκτηση μεριδίου αγοράς ακολουθώντας κάποιες φορές στρατηγικές διαφοροποίησης των προϊόντων(αλλαγή γραφικών, downsizing), αποφασίζει για τις ποσότητες των προσφορών που θα διατεθούν κάθε μήνα ανάλογα με το budget που

διαθέτει για τον κάθε κωδικό και συνεργάζεται με τις πωλήσεις για την υλοποίηση των σχεδίων της. Με όλα αυτά ασχολούνται οι Managers κάθε κατηγορίας και οι αντίστοιχοι product managers.

Ένα ακόμα κομμάτι του marketing αποτελούν τα ιατρικά και επαγγελματικά προϊόντα. Τα επαγγελματικά προϊόντα πωλούνται σε βιομηχανικούς πελάτες και διατίθενται σε μεγαλύτερες συσκευασίες συνήθως από αυτές που αγοράζουν οι κανονικοί πελάτες και τα ιατρικά είναι κάποιες κατηγορίες πορτίοντων oral care (οδοντόκρεμες κτλ) που θεωρούνται ιατρικά προϊόντα και διατίθενται σε οδοντοτιάτρους σε μορφή δειγμάτων. Με όλα τα παραπάνω ασχολούνται ο Professional business manager, οι oral care consultants που είναι σε διαρκή επικοινωνία με οδοντοτιάτρους και ο scientific affairs manager που συνεργάζεται με καθηγητές πανεπιστημίου και οδοντοτιάτρους για την προώθηση των προϊόντων αυτών ως ιατροφαρμακευτικά.

Τέλος ο consumer and shopper insights manager αντλεί στοιχεία από τη Nielsen όσον αφορά μερίδια αγοράς και ασχολείται με έρευνες καταναλωτών.

-Το εργοστάσιο αποτελεί μια ξεχωριστική οντότητα και ελέγχεται από το European Division και όχι από τον GM. Ενσωματώνει όλες τις λειτουργίες που απαιτούνται ώστε να εξασφαλίζεται η ομαλή και αδιάκοπη παραγωγή των προϊόντων. Πιο συγκεκριμένα περιλαμβάνει τον προγραμματισμό της παραγωγής, την προμήθεια των πρώτων υλών, τη συντήρηση των μηχανημάτων, την εξασφάλιση ενός ασφαλούς εργασιακού περιβάλλοντος που να μην επιτρέπει ατυχήματα και τη διαχείριση των εξαγωγών.

Σ'αυτό το σημείο, μιας και το θέμα μας είναι η πρόβλεψη της ζήτησης, αξίζει να αναλύσουμε λίγο περισσότερο το κομμάτι της προμήθειας των πρώτων υλών και του προγραμματισμού παραγωγής. Οι δυο αυτές λειτουργίες γίνονται από τους production planners οι οποίοι βάσει των αναγκών που εισάγονται στο σύστημα από τους demand planners και τους co-packing planners σε δεύτερο επίπεδο, προμηθεύονται τις πρώτες ύλες και δημιουργούν το εβδομαδιαίο πρόγραμμα παραγωγής ώστε να είναι διαθέσιμες οι ποσότητες που ζητούν οι demand planners τη σωστή στιγμή. Υπάρχει συνεχής συνεργασία μεταξύ demand και production planner ώστε να υπάρχει ευελιξία να παραχθεί κάτι λίγο νωρίτερα ή αργότερα βάσει των αλλαγών που προκύπτουν στο forecasting.

3.2.3 Λειτουργία υπόλοιπων τμημάτων του οργανισμού:

-Το οικονομικό τμήμα περιλαμβάνει τον πιστωτικό έλεγχο, το λογιστήριο και το budget.

-Το τμήμα πληροφορικής ασχολείται με όλα τα θέματα που έχουν να κάνουν με τη σωστή λειτουργία του πληροφοριακού και λογισμικού υλικού και του δικτύου επικοινωνίας

-Το τμήμα ανθρώπινου δυναμικού ασχολείται με τη μισθοδοσία, τις συμβάσεις, τις υπερωρίες και όλα τα θέματα που αφορούν τους εργαζομένους

3.3 Forecasting Colgate –Palmolive

Η Colgate-Palmolive διαχειρίζεται ένα κωδικολόγιο που απαρτίζεται από περίπου 700 κωδικούς οι οποίοι κατηγοριοποιούνται στις παρακάτω τέσσερις υποκατηγορίες:

- 1)oral care(οδοντόβουρτσες, οδοντόκρεμες, στοματικά διαλύματα)
- 2)cleaners(καθαριστικά πατώματος, υγρά πιάτων κτλ.)
- 3)fabric care(μαλακτικά και απορρυπαντικά ρούχων)
- 4)personal care(σαπούνια, αφρόλουτρα, κρεμοσάπουνα)

Η πρόβλεψη της μελλοντικής ζήτησης γίνεται σε επίπεδο κωδικού και για την κάθε υποκατηγορία στην οποία ανήκει ο κάθε κωδικός υπάρχει ένας forecaster. Ο forecaster χωρίζει τους κωδικούς της κατηγορίας του σε:

- 1) Straight κωδικούς(κωδικοί δηλαδή που δεν είναι προωθητικοί, δε φέρουν κάποια έκπτωση ούτε αποτελούν μέρος δεμένης προσφοράς)
- 2) Promo κωδικοί (προωθητικοί κωδικοί που φέρουν κάποιο εκπτωτικό στίκερ ή είναι μέρος προσφοράς)

Οι forecasters τρέχουν μοντέλα πρόβλεψης μόνο για τους straight/ongoing κωδικούς διότι είναι κωδικοί που τρέχουν συνέχεια όλο το χρόνο και όχι σποραδικά για ένα ή δυο μήνες. Στην παραπάνω κατηγορία ανήκουν βέβαια και κάποιοι προωθητικοί κωδικοί οι οποίοι αποτελούν μόνιμες προσφορές, πουλάμε δηλαδή μόνο τις προσφορές και ποτέ τον απλό κωδικό. Τέτοια παραδείγματα αποτελούν τα καθαριστικά των τζαμιών που πωλούνται σε μόνιμη βάση με εκπτωτικό στίκερ και η οδοντόκρεμα COLGATE PROTECTION CARRIES 100ml 1+1 ΔΩΡΟ. Στις παραπάνω προσφορές ο απλός κωδικός δεν είναι προς πώληση και χρησιμοποιείται απλώς για να παραχθεί ο προωθητικός κωδικός. Η πρόβλεψη βασίζεται σε ιστορικά δεδομένα 21 μηνών , θεωρεί δηλαδή πως ότι συνέβη στο παρελθόν θα συμβεί κατα μέσο όρο και στο μέλλον , λαμβάνοντας υπόψη περισσότερο ή λιγότερο το τελευταίο η το πρώτο διάστημα της ιστορικής περιόδου ανάλογα με τις παραμέτρους που ορίζει ο forecaster. Επειδή ακριβώς όμως η πρόβλεψη βασίζεται σε ιστορικά δεδομένα δε μπορούμε να τρέξουμε μοντέλα πρόβλεψης στις παρακάτω δυο περιπτώσεις:

- 1) Όταν πρόκειται για καινούριους κωδικούς για τους οποίους δεν υπάρχουν καθόλου ιστορικά στοιχεία . Σ'αυτή την περίπτωση μπαίνει το forecast στο σύστημα ανάλογα

με το feedback που μας δίνει το marketing σχετικά με το πόσο αναμένεται να πουλήσει ο συγκεκριμένος κωδικός το επόμενο διάστημα.

- 2) Όταν πρόκειται για επαναλανσαρίσματα (όταν αντικαθίσταται δηλαδή ένας κωδικός με κάποιον άλλο λόγω π.χ αλλαγής γραφικών), όπου και πάλι δεν έχουμε ιστορικά δεδομένα οπότε και ακολουθείται η ίδια τακτική με την περίπτωση 1).
- 3) Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω δε γίνεται πρόβλεψη για τις προσφορές (δεμένες ή εκπτωτικές) οι οποίες τρέχουν σποραδικά για 2-3 μήνες μέσα σε ένα χρόνο . Σε αυτήν την περίπτωση το marketing ανάλογα με το budget που διαθέτει για την κάθε προσφορά καθορίζει την ποσότητα που θα διατεθεί προς πώληση για την περίοδο που θα τρέξει η προσφορά και την επικοινωνεί στο τμήμα customer marketing. Το customer marketing στη συνέχεια κατανέμει την ποσότητα αυτή στους πωλητές με βάση συντελεστές που καθορίζονται από τον τζίρο των πελατών για τους οποίους είναι υπεύθυνος κάθε πωλητής και την επικοινωνεί στο τμήμα πωλήσεων, το οποίο δίνει feedback για το αν επαρκεί η ποσότητα για τους πελάτες τους. Μέσω αυτής της συνεργασίας δηλαδή ανάμεσα σε marketing και πωλήσεις με διαμεσολαβητή το customer marketing μπαίνει το forecast για αυτή την κατηγορία κωδικών.

Σε αυτό το σημείο αξίζει να σημειώσουμε ότι όσον αφορά τους ongoing κωδικούς όπου όπως προαναφέραμε εφαρμόζονται μοντέλα πρόβλεψης με βάση τις παραμέτρους που καθορίζουμε εμείς και πάλι η διαδικασία πρόβλεψης δεν είναι τόσο απλή και δεν περιορίζεται απλά και μόνο στα νούμερα που θα βγάλει το αυτοματοποιημένο μοντέλο πρόβλεψης. Κάθε κωδικός αποτελεί ξεχωριστή οντότητα και έχει τη δική του ξεχωριστή ιστορική πορεία και τα δικά του εξατομικευμένα μελλοντικά σχέδια διαχείρισης. Γι αυτό το λόγο καθοριστικής σημασίας είναι η γνώση και η παρέμβαση του forecaster στο αποτέλεσμα της πρόβλεψης. Ο κάθε forecaster για όλους τους κωδικούς της κατηγορίας του κρατάει ιστορικό και ανατρέχει σε αυτό προκειμένου να διορθώσει τα αποτελέσματα πρόβλεψης του μοντέλου. Για παράδειγμα είναι πολύ σημαντικό ο forecaster να γνωρίζει ποιους μήνες του προηγούμενου έτους έτρεξε κάποια προσφορά ενός ongoing κωδικού και ποιους μήνες μέσα στο επόμενο εξάμηνο πρόκειται να τρέξει κάποια άλλη προσφορά. Πιο συγκεκριμένα κάποιες πολύ σημαντικές πληροφορίες είναι οι παρακάτω:

- 1)χρονοδιάγραμμα παλιών και μελλοντικών προσφορών για κάθε κωδικό
- 2) αλλαγές τιμών (ανατιμήσεις/υποτιμήσεις) καθότι βάσει της ισχύουσας νομοθεσίας απαγορεύεται να πωληθεί προσφορά απλού ανατιμημένου κωδικού για 2 μήνες
- 3) ανεπάρκεια αποθεμάτων. Είναι πάρα πολύ σημαντικό να γνωρίζουμε πότε και για πόσο ένας κωδικός δεν είχε απόθεμα(π.χ λόγω προβλημάτων παραγωγής) και επομένως δεν είχαμε πωλήσεις

4) οποιαδήποτε άλλη πληροφορία που είχε ως αποτέλεσμα τη μη πώληση ποσότητας σε έναν κωδικό (για παράδειγμα λόγω ποιοτικού ελέγχου ή προβληματικής παρτίδας παραγωγής)

Αν δεν ενσωματωθούν οι παραπάνω πληροφορίες στη διαδικασία πρόβλεψης ενέχεται πολύ υψηλός κίνδυνος για μη σωστή πρόβλεψη της μελλοντικής ζήτησης, γεγονός που συνεπάγεται πολύ μεγάλο κίνδυνο για όλη τη λειτουργία της εταιρείας καθώς η πρόβλεψη αποτελεί καταλύτη για τις αγοραστικές διαδικασίες, προμήθειες και πωλήσεις της εταιρείας. Η μη ικανοποίηση του πελάτη είναι συνέπεια μη σωστής πρόβλεψης και η στροφή του προς ανταγωνιστικά προϊόντα ο μεγαλύτερος κίνδυνος για μια εταιρεία.

Κάτι πολύ σημαντικό που θα έπρεπε να σημειώσουμε σε αυτό το σημείο είναι ότι ο forecaster δε διορθώνει μια και μόνο φορά το αποτέλεσμα που θα του βάλει το σύστημα ως πρόβλεψη για το επόμενο εξάμηνο αλλά δεν επαναπαύεται ποτέ. Η πρόβλεψη είναι δυναμική και αναπροσαρμόζεται συνεχώς ανάλογα με τις νέες πληροφορίες που προκύπτουν και τη συνέπεια και συμφωνία της ζήτησης με την αρχική πρόβλεψη καθώς διανύουμε την περίοδο πρόβλεψης.

Για να γίνει όμως πιο κατανοητή η σημασία της επέμβασης του ανθρώπινου παράγοντα στην πρόβλεψη ας δούμε λίγο πιο αναλυτικά τις πληροφορίες που χρησιμοποιεί ο forecaster για να διορθώσει το αποτέλεσμα του μοντέλου πρόβλεψης:

Όπως ήδη αναφέρθηκε τα μοντέλα πρόβλεψης που βασίζονται σε ιστορικά στοιχεία φωτογραφίζουν το παρελθόν και το προσαρμόζουν ανάλογα με την παραμετροποίηση που τους έχουμε δώσει. Επομένως:

- 1) αν για τον κωδικό που εξετάζουμε είχε τρέξει μια προσφορά τους μήνες Μάρτιο και Αύγουστο του προηγούμενου χρόνου ο κωδικός αυτός θα είχε πολύ χαμηλές πωλήσεις κατα τους μήνες αυτούς. Το μοντέλο πρόβλεψης θα αντιγράψει τις χαμηλές αυτές πωλήσεις κατα τους μήνες αυτούς και στο μέλλον. Αν δεν αναμένεται να τρέξει στους συγκεκριμένους αυτούς μήνες κάποια άλλη προσφορά ο forecaster θα πρέπει να αυξήσει με το χέρι την ποσότητα μελλοντικής ζήτησης τον μήνα Μάρτιο και Αύγουστο προκειμένου να μην έρθουμε αντιμέτωποι με καταστάσεις OOS.
- 2) Την ίδια ακριβώς διαδικασία θα ακολουθήσει ο forecaster σε περίπτωση που ο απλός κωδικός μια μόνιμης προσφοράς είχε ανατιμηθεί μέσα στον προηγούμενο χρόνο, γεγονός που συνεπάγεται μηδενικές πωλήσεις για 2 μήνες του προωθητικού κωδικού

- 3) Μια ανατίμηση ενός straight κωδικού μπορεί να προκαλέσει φαινόμενα πολύ χαμηλών πωλήσεων αυτού του κωδικού για διάστημα π.χ ενός μήνα σε περιπτώσεις όπου μεγάλοι πελάτες μας , που κατέχουν σημαντικό ποσοστό του τζίρου μας, δεν αποδέχονται αμέσως τις ανατιμήσεις
- 4) Ένα πρόβλημα στην παραγωγή του εργοστασίου από το οποίο προμηθευόμαστε έναν κωδικό έχει σαν αποτέλεσμα το απόθεμα να είναι ανεπαρκές και να μένουμε OOS. Το διάστημα κατά το οποίο μένουμε OOS εμφανίζουμε πολύ χαμηλές πωλήσεις που δε μεταφράζουν την πραγματική ζήτηση των καταναλωτών. Το ίδιο μπορεί να γίνει όταν παραλαμβάνουμε μια παρτίδα παραγωγής η οποία είναι προβληματική. Το απόθεμα μπλοκάρεται και δεν είναι προς πώληση
- 5) Τα φυλλάδια και οι σχεδιαζόμενες ενέργειες των πελατών αποτελούν επίσης μια σημαντική πληροφορία για τον forecaster . Ο forecaster πρέπει να γνωρίζει τότε θα τρέξουν τα διάφορα events των πελατών . Για να παραχθούν οι διάφορες προσφορές που εντάσσουν στα φυλλάδιά τους οι πελάτες μας θα πρέπει να έχουμε επαρκές απόθεμα απλού κωδικού τη στιγμή που πρέπει ανάλογα με την ποσότητα των προσφορών που θα τρέξουν με αποτέλεσμα ο forecaster να πρέπει να αυξήσει κατά την ίδια αναλογία και το forecast του απλού κωδικού
- 6) Οι discontinued κωδικοί είναι μια άλλη βασική και ξεχωριστή κατηγορία για τους forecasters. Ο forecaster πρέπει να γωρίζει τότε ακτιβώς θα καταργηθεί ένας κωδικός ώστε π.χ να μην αφήσει στο σύστημα forecast βμηνών για έναν κωδικό που θα τρέξει άλλους 2 μήνες
- 7) Μια άλλη βασική παράμετρος είναι όταν τα relaunches κάποιων κωδικών τρέχουν παράλληλα με τους παλιούς κωδικούς. Ο forecaster πρέπει να μειώσει το forecast του παλιού κωδικού κατά την περίοδο που έχει ξεκινήσει να τρέχει και το επαναλανσάρισμά του
- 8) Νομικές απαιτήσεις για μη πώληση κάποιων κωδικών μετά η πριν από κάποια συγκεκριμένη ημερομηνία είναι επίσης βασική πληροφορία. Κλασικό παράδειγμα είναι τα sapex όπου από 1.1.2013 απαγορεύτηκε να πωλούνται οι παλιοί κωδικοί καθότι έφεραν στην ετικέτα τους το όνομα της προκάτοχης εταιρείας

3.4 Μοντέλο πρόβλεψης –Colgate Palmolive

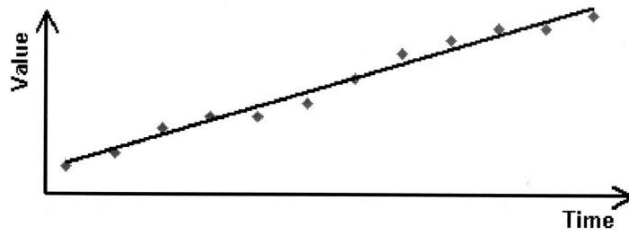
1. Seasonal model
2. Seasonal trend model

Τα παραπάνω δυο μοντέλα ακολουθούν τη μέθοδο των ιστορικών χρονοσειρών , βασίζονται δηλαδή στα ιστορικά δεδομένα της περιόδου που επιλέγουμε , τα οποία στη

συνέχεια προσαρμόζονται και ομαλοποιούνται ανάλογα με τις τιμές που έχουμε προσδώσει στις παραμέτρους που φανερώνουν την τάση και την εποχικότητα των πωλήσεων ενός προϊόντος.

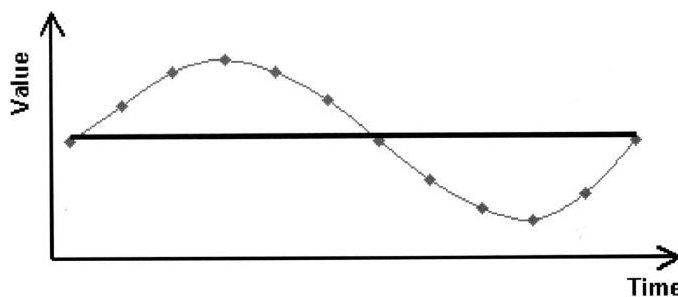
Τάση-trend: Οι πωλήσεις αυξάνονται και μειώνονται ακολουθώντας όμως πάντα σε ανάλυση μιας περιόδου ανοδική ή καθοδική πορεία-τάση

Forecasting Models - Trend



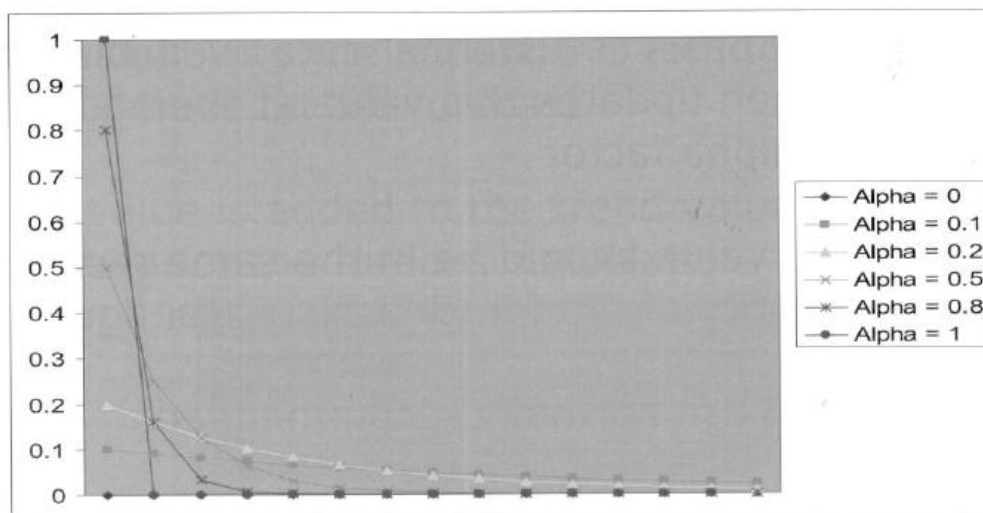
Εποχικότητα: Όταν περιοδικά έχουμε πολύ αυξημένη ή μειωμένη ζήτηση οι πωλήσεις παρουσιάζουν εποχικότητα. Οι τιμές στην ανάλυση μιας περιόδου διαφέρουν πολύ από τη μέση τιμή

Forecasting Models - Seasonal



Παράγοντας εξομάλυνσης της πρόβλεψης: είναι ένας κινητός μέσος όρος των τιμών πρόβλεψης που προκύπτουν από την ιστορική χρονοσειρά

Το βασικότερο πλεονέκτημα των παραγόντων αυτών είναι ότι αποτελούν ένα πολύ βασικό εργαλείο προκειμένου να αναπροσαρμόσουμε το αποτέλεσμα που προκύπτει από την χρονοσειρά λαμβάνοντας λιγότερο ή περισσότερο υπόψη τα δεδομένα της τελευταίας περιόδου της ιστορικής περιόδου. Όπως φαίνεται και παρακάτω όσο αυξάνουμε την τιμή των παραγόντων αυτών δίνουμε εντολή στο μοντέλο μας να λάβει περισσότερο υπόψη τα πιο πρόσφατα δεδομένα της ιστορικής περιόδου:



Παράγοντας α -alpha factor: εξομαλύνει-σταθμίζει τις ιστορικές τιμές και επηρεάζει τη βασική τιμή, η οποία τείνει να ακολουθεί πιστά το παρελθόν, τα δεδομένα δηλαδή της ιστορικής περιόδου χωρίς καμία προσαρμογή. Γι αυτό το σύστημα υπολογίζει τη βασική τιμή βάσει των ιστορικών δεδομένων που εισάγονται στην ιστορική χρονοσειρά και προσαρμόζει την τιμή αυτή στο τέλος κάθε περιόδου χρησιμοποιώντας τον παράγοντα α . Οι συνιστώμενες τιμές για τον παράγοντα α είναι 0,2 ή 0,3.

Παράγοντας β - beta factor: και ο παράγοντας αυτός χρησιμοποιείται για να αναπροσαρμόσει και να εξομαλύνει τις ιστορικές τιμές και επηρεάζει την τιμή της τάσης. Καθοδική τάση σημαίνει αρνητική τιμή τάσης και ανοδική τάση θετική τιμή τάσης. Η τιμή της τάσης προστίθεται στη βασική τιμή σε ένα μοντέλο τάσης αφού προσαρμοστεί με τον παράγοντα β . Ο παράγοντας β αυξάνεται όσο πιο καθοδική είναι η τάση όπως φαίνεται και παρακάτω:

Trend model	Beta smoothing
Sharp increasing trend	0.01-0.05
Gradual increasing trend	0.05-0.10
Gradual decreasing trend	0.20 – 0.40
Sharp decreasing trend	0.50-0.90

Παράγοντας γ -gamma factor: εξομαλύνει τις ιστορικές τιμές και επηρεάζει το δείκτη εποχικότητας, ο οποίος χρησιμοποιείται απο το σύστημα για να υπολογιστεί το κομμάτι της τιμής πρόβλεψης που εκφράζει την εποχικότητα. Η βασική τιμή πολλαπλασιάζεται με τον δείκτη εποχικότητας στην περίπτωση που χρησιμοποιείται seasonal model.

Outliers: ακραίες τιμές

Όταν τα ιστορικά δεδομένα που χρησιμοποιεί το στατιστικό μοντέλο για να παράγει την πρόβλεψη εμπεριέχει ακραίες τιμές , τότε υπάρχει μεγάλος κίνδυνος για λανθασμένα

αποτελέσματα πρόβλεψης. Ακραίες τιμές μπορούμε να έχουμε για διάφορους λόγους, π.χ στην περίπτωση μια μεγάλης προωθητικής ενέργειας, ο straight κωδικός παρουσιάζει ακραία χαμηλές πωλήσεις. Για να αποφασίσουμε το αν μια ακραία τιμή πρέπει να ληφθεί ή να μη ληφθεί υπόψη πρέπει αρχικά να εξετάσουμε την εποχικότητα. Όταν κάποιες τιμές είναι ακραίες και επαναλαμβάνονται περιοδικά τότε μιλάμε για εποχικότητα. Αν δεχτούμε ότι δεν υπάρχει εποχικότητα μπορούμε να μιλήσουμε για ακραίες τιμές.

Ένα πολύ βασικό βήμα κατά την πρόβλεψη είναι η διόρθωση των ακραίων τιμών . Αυτό γίνεται χειροκίνητα από τον forecaster με βάση την πληροφόρηση που έχει για κάθε κωδικό.

Σφάλματα πρόβλεψης: παρακολουθούνται κυρίως δύο σφάλματα πρόβλεψης για τα οποία καθορίζουμε στο σύστημα τις ανώτερες τιμές τις οποίες και δεν πρέπει να ξεπερνούν.

Mean Percent error(MPE): είναι ο μέσος των ποσοστιαίων σφαλμάτων (σφάλμα/πραγματική τιμή). Ανώτερη τιμή ορίζεται το **20%**.

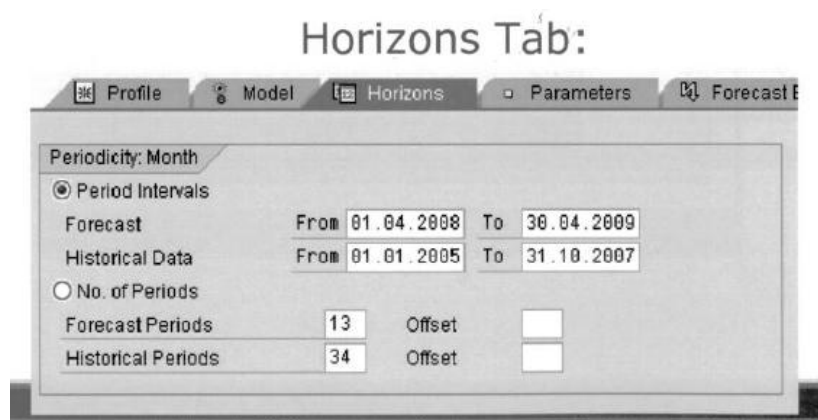
Mean absolute percent error(MAPE): ο μέσος των απόλυτων ποσοστιαίων σφαλμάτων . Ανώτερη τιμή που δεχόμαστε είναι το **10%**.

3.5 Εφαρμογή μοντέλου πρόβλεψης στο sap-βασικά βήματα-παράμετροι:

Βήμα 1: ορίζουμε την ιστορική περίοδο και την περίοδο πρόβλεψης.

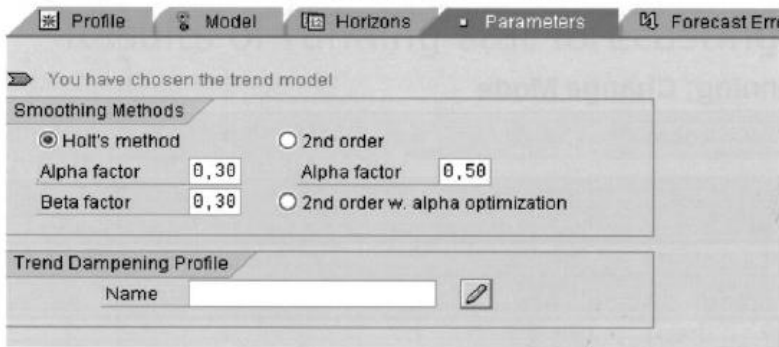
Forecast horizon: **18 months**

History horizon: **21 months**



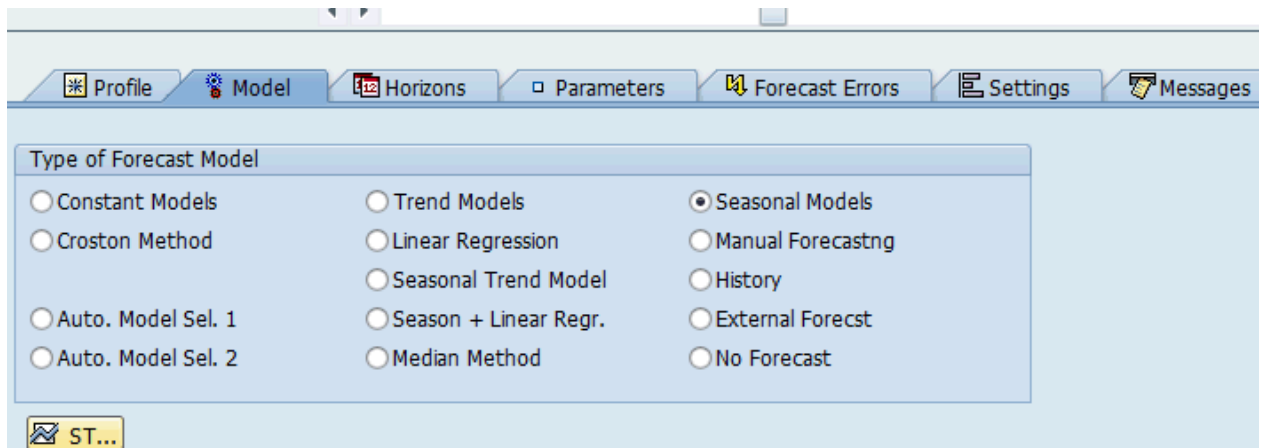
Βήμα 2: ορίζουμε τις τιμές των παραμέτρων α, β, γ

Parameter Tab:



Βήμα 3: ορίζουμε τις ανώτερες τιμές για τα σφάλματα πρόβλεψης (**MPE,MAPE**)

Βήμα 4: επιλέγουμε το μοντέλο που θέλουμε να τρέξουμε όπως φαίνεται και παρακάτω:



Οι forecasters χρησιμοποιούν μόνο το seasonal trend & trend model, ανάλογα με το ποιο από τα δυο μοντέλα ανά κωδικό μας δίνει τα μικρότερα σφάλματα.

Για να ελαχιστοποιηθούν τα σφάλματα ο forecaster δεν αλλάζει μόνο το μοντέλο πρόβλεψης αλλά 'πειράζει' και τις τιμές των παραμέτρων α , β , γ .

Το σύστημα ουσιαστικά διορθώνει τα ιστορικά δεδομένα με βάση την παρακάτω φόρμουλα:

Διορθωμένα ιστορικά δεδομένα=(πραγματικά ιστορικά δεδομένα/πραγματικές ημέρες)*μέσο αριθμό ημερών που δεχόμαστε ότι έχει ο κάθε μήνας

Για παράδειγμα: αν οι πραγματικές πωλήσεις του προηγούμενου μήνα ήταν 2000 και οι πραγματικές ημέρες 20 τότε αν δεχόμαστε ότι ο κάθε μήνας έχει κατά μέσο όρο 21 ημέρες οι διορθωμένες πωλήσεις του προηγούμενου μήνα είναι $(2000/20)*21=2100$

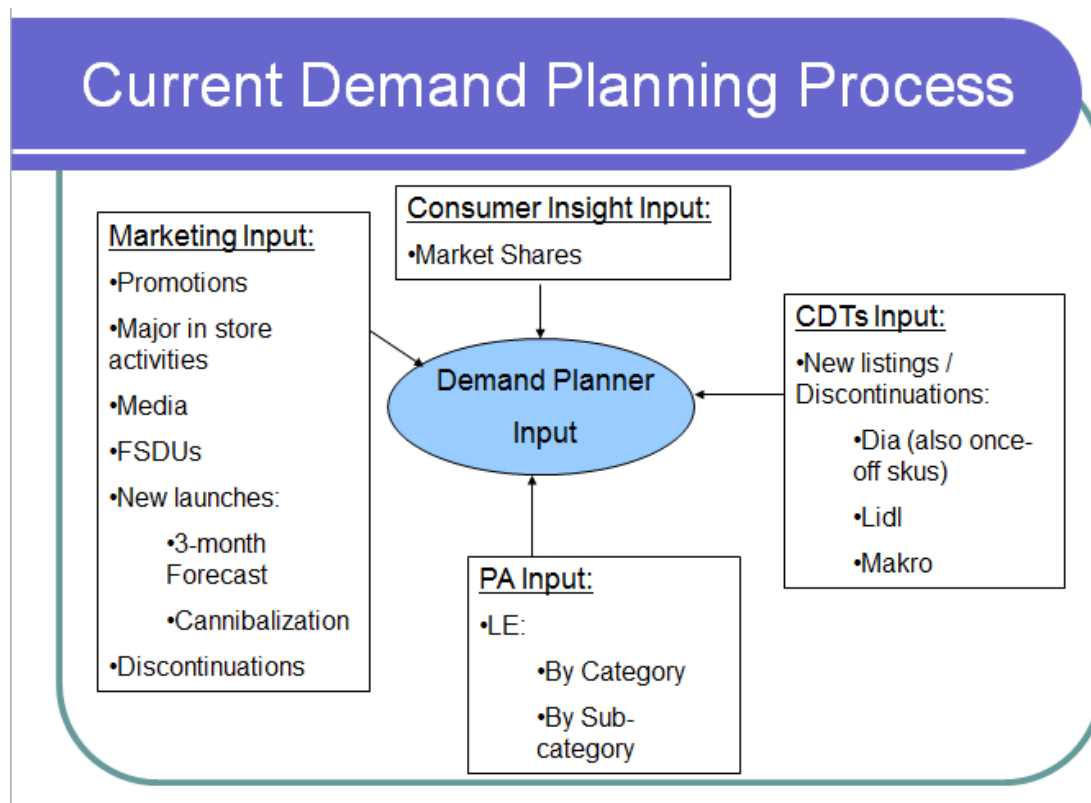
Επίσης διορθώνει και τα αρχικά αποτελέσματα πρόβλεψης ως εξής:

Διορθωμένη πρόβλεψη=(αρχική πρόβλεψη/μέσο αριθμό ημερών το μήνα)*πραγματικές ημέρες μήνα

Ο μέσος αριθμός ημερών ανα περίοδο ορίζεται από τους forecasters μέσα στο σύστημα και είναι ίδιο με τον αριθμό ημερών που έχουν οι planners της παραγωγής.

3.6 Συμπεράσματα:

Για την επιτυχημένη πορεία μιας εταιρείας είναι πολύ σημαντική η στενή συνεργασία και επικοινωνία μεταξύ όλων των τμημάτων και η διάχυση πληροφοριών και προς τα ανώτερα αλλά και προς τα κατώτερα κλιμάκια.



Όπως φαίνεται και στο παραπάνω σχεδιάγραμμα η πρόβλεψη είναι αποτέλεσμα ποικίλων πληροφοριών που δέχεται ο demand planner από τα διάφορα τμήματα. Πιο συγκεκριμένα:

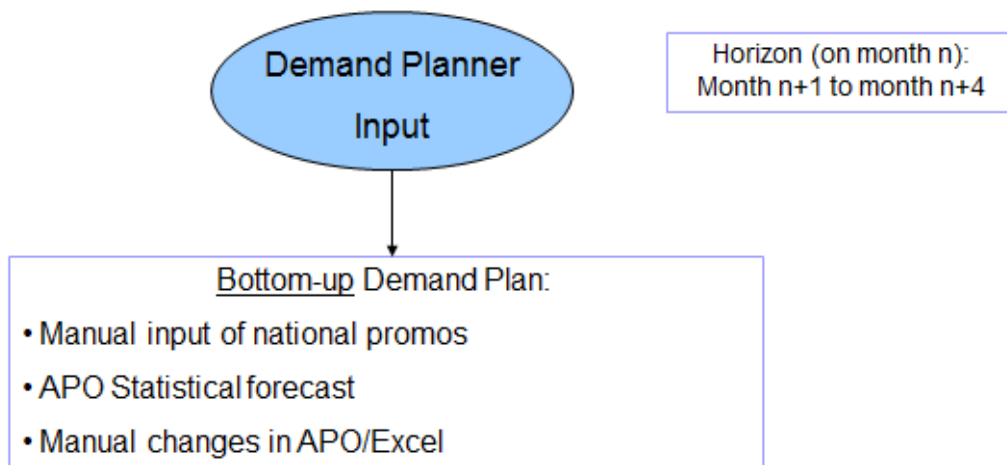
-Το marketing δίνει πληροφορίες σχετικά με τα διαφημιστικά και προωθητικά πλάνα, τα νέα λανσαρίσματα για τους επόμενους 3 μήνες, τα stands(FSDUs), τους κωδικούς προς κατάργηση και την επικείμενη μείωση πωλήσεων και μεριδίου αγοράς λόγω εισαγωγής ενός νέου προϊόντος

-Δίνονται πληροφορίες σχετικά με τα μερίδια αγοράς

-Τα Customer Development Teams δίνουν πληροφορίες σχετικά με τις καταργήσεις ή εισαγωγής νέων κωδικών in store στα καταστήματα των πελατών

-Το οικονομικό τμήμα (Profitability Analysis-PA) δίνει την LE(Last estimate) , τα χρήματα δηλαδή που διατίθενται για την παραγωγή και προώθηση της κάθε κατηγορίας και υποκατηγορίας προϊόντος

Στη συνέχεια ο demand planner:



- Εισάγει στο σύστημα χειροκίνητα την πρόβλεψη ζήτησης για τους προωθητικούς κωδικούς
- Τρέχει στατιστικά μοντέλα για τους on-going κωδικούς
- Κάνει αλλαγές στο forecast βάση των διαφόρων πληροφοριών που έχει στη διάθεσή του
- Επικοινωνεί με marketing και πωλήσεις σε περίπτωση που υπάρχει διαφορά ανάμεσα στο αποτέλεσμα της πρόβλεψης και του διαθέσιμου προϋπολογισμού και συνεργάζονται ώστε να κλείσουν αυτό το 'κενό'.
- Το forecasting λαμβάνει χώρα τις 2 πρώτες εβδομάδες του κάθε μήνα
- Δέκα μέρες πριν αποστέλλεται mail στο μαρκετινγκ ώστε να ενημερώσει για
 1. Νέα προϊόντα-καταργήσεις
 2. Προωθητικούς κωδικούς για το επόμενο τρίμηνο
 3. Διαφημιστικά πλάνα
 4. Ειδικά σχέδια προώθησης ορισμένων κωδικών

- Στη συνέχεια και με βάση τις υπόλοιπες πληροφορίες που λαμβάνει από τα υπόλοιπα τμήματα όπως προαναφέραμε εισάγει την πρόβλεψη και κάνει προσαρμογές
- Η διαδικασία πρόβλεψης διαρκεί περίπου 3-4 μέρες για κάθε κατηγορία προϊόντος
- Ανεβάζει στο σύστημα forecast για τους επόμενους 18 μήνες
- Εντοπίζει τις διαφορές που προκύπτουν ανάμεσα στο forecast και στην LE του κάθε κωδικού και αναφέρει το πρόβλημα στο Colgate Business Planning meeting που πραγματοποιείται κάθε μήνα

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΣΕ ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ

Στη ενότητα αυτή θα εφαρμόσουμε κάποιες από τις ποσοτικές μεθόδους πρόβλεψης της ζήτησης για κάποια προϊόντα της εταιρείας βασιζόμενοι σε πραγματικά ιστορικά δεδομένα. Βασιζόμενοι στην πραγματική παρελθοντική ζήτηση τριών προϊόντων της εταιρείας Colgate-Palmolive , μιας οδοντόκρεμας, ενός αποσμητικού και ενός απορρυπαντικού, εφαρμόσαμε το μοντέλο της απλής και προσαρμοσμένης εκθετικής εξομάλυνσης , του απλού και σταθμισμένου κινητού μέσου όρου καθώς και την εποχιακή μέθοδο και τη μέθοδο της γραμμικής παλινδρόμησης, ώστε να διαπιστώσουμε αν κάποια από αυτά τα μοντέλα μας οδηγούν σε ορθά αποτελέσματα.

4.1 Εκθετική εξομάλυση για την οδοντόκρεμα X:

Αρχικά θα εφαρμόσουμε τη μέθοδο της εκθετικής εξομάλυνσης και της προσαρμοσμένης εκθετικής εξομάλυνσης για το προϊόν X, το οποίο είναι ευρείας κατανάλωσης, ανήκει στην κατηγορία των οδοντοκρεμών, δεν παρουσιάζει εποχικότητα, είχε παρουσιάσει ανοδική τάση τα τελευταία χρόνια, κατέχει αρκετά υψηλά μερίδια αγοράς και βασικότερος εξωτερικός παράγοντας που μπορεί να επηρεάσει τη ζήτησή του είναι η διαφήμιση και ο ανταγωνισμός.

Για να εφαρμόσουμε τη μέθοδο αυτή έχουμε συγκεντρώσει ιστορικά στοιχεία ενός χρόνου (2012) σχετικά με την πραγματική ζήτηση του προϊόντος D, η οποία εμφανίζεται στον παρακάτω πίνακα.

Με βάση την εξίσωση της απλής εκθετικής εξομάλυνσης :

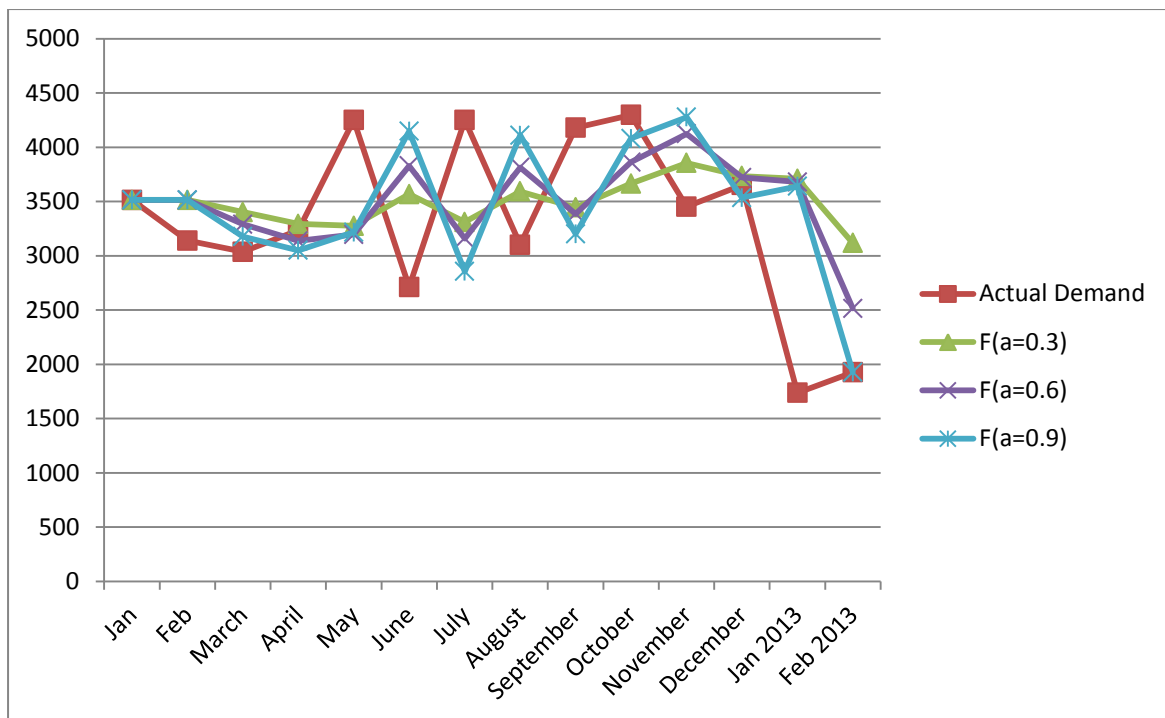
$F_{t+1} = F_t + a(D_t - F_t)$ δίνουμε διάφορες τιμές στον παράγοντα $a(0...1)$ και υπολογίζουμε στο excel την πρόβλεψη της μελλοντικής ζήτησης για κάθε περίοδο(μήνα) όπως φαίνεται παρακάτω:

Π.χ για $\alpha=0,2$ $F_{\text{March}}=F_{\text{Feb}}+0,2*(D_{\text{Feb}}-F_{\text{Feb}})=3515+0,2*(3140-3515)=3515+(-75)=3440$

Πίνακας 4.1: απλή εκθετική εξομάλυση για το προϊόν X, για διάφορες τιμές α

sku	D	0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9	1
Jan	3515	3515	3515	3515	3515	3515	3515	3515	3515	3515	3515	3515
Feb	3140	3515	3515	3515	3515	3515	3515	3515	3515	3515	3515	3515
March	3036	3515	3478	3440	3403	3365	3328	3290	3253	3215	3178	3140
April	3235	3515	3433	3359	3293	3233	3182	3138	3101	3072	3050	3036
May	4250	3515	3414	3334	3275	3234	3208	3196	3195	3202	3217	3235
June	2712	3515	3497	3517	3568	3640	3729	3828	3933	4040	4147	4250
July	4250	3515	3419	3356	3311	3269	3221	3159	3078	2978	2855	2712
August	3101	3515	3502	3535	3593	3661	3735	3813	3899	3996	4111	4250
September	4179	3515	3462	3448	3445	3437	3418	3386	3340	3280	3202	3101
October	4298	3515	3533	3594	3665	3734	3799	3862	3927	3999	4081	4179
November	3452	3515	3610	3735	3855	3960	4048	4124	4187	4238	4276	4298
December	3652	3515	3594	3679	3734	3757	3750	3721	3672	3609	3534	3452
Jan 2013	1738	3515	3600	3673	3710	3715	3701	3679	3658	3643	3640	3652
Feb 2013	1927	3515	3414	3286	3118	2924	2720	2515	2314	2119	1928	1738
Sum	46485											

Όσο αυξάνουμε την τιμή του α τόσο περισσότερη σημασία δίνουμε στα πιο πρόσφατα δεδομένα. Βασική υπόθεση είναι ότι η πρόβλεψη της πρώτης περιόδου(Jan) είναι ίδια με την πραγματική ζήτηση. Στον παραπάνω πίνακα με βάση τα δεδομένα(πραγματική ζήτηση και προβλέψεις) του 2012 υπολογίσαμε την πρόβλεψη για τους μήνες Ιανουάριο και Φεβρουάριο του 2013. Τα παραπάνω στοιχεία απεικονίζονται στο παρακάτω σχήμα:



Σχήμα 4.1: απλή εκθετική εξομάλυνση για το προϊόν X, για διάφορες τιμές α

Αυτό που συμπαιρόνουμε είναι οτι για καμία τιμή του α η πρόβλεψη δεν είναι σωστή για τον μήνα Ιανουάριο 2013, ενώ για α=1 η πρόβλεψη είναι πολύ κοντά στην πραγματική ζήτηση για τον μήνα Φεβρουάριο 2013. Αυτό βέβαια δε σημαίνει πως για την πρόβλεψη του προϊόντος αυτού θα πρέπει να χρησιμοποιηθεί η τιμή 1 για τον παράγοντα α. Για την αποτελεσματικότητα του μοντέλου πρόβλεψης θα πρέπει να υπολογιστούν τα σφάλματα προβλεψης για το σύνολο της περιόδου που αναλύουμε. Όπως αναφέραμε και πιο πάνω το προϊόν X παρουσιάζει τάση, η οποία δε λαμβάνεται υπόψη στο παραπάνω μοντέλο, είναι εξαιρετικά απλοϊκό. Γι αυτό το λόγο αξίζει να εφαρμόσουμε και το μοντέλο της προσαρμοσμένης εκθετικής εξομάλυνσης.

Η προσαρμοσμένη εκθετική εξομάλυνση δίνεται από την παρακάτω εξίσωση:

$$A_t = aD_t + (1-a)(A_{t-1} + T_{t-1})$$

$$T_t = b(A_t - A_{t-1}) + (1-b)T_{t-1}$$

$$F_t = A_t + T_t \quad \text{όπου :}$$

A_t είναι η εκθετική μέση ζήτηση και T_t η εκθετική μέση μεταβολή(εξομαλυντικός παράγοντας τάσης)

Για να προχωρήσουμε επομένως στην πρόβλεψη με βάση τη μέθοδο της προσαρμοσμένης εκθετικής εξομάλυνσης θα πρέπει αρχικά να υπολογίσουμε τον παράγοντα T_t για

διάφορους συνδυασμούς τιμών των παραγόντων α,β. Στον παρακάτω πίνακα έχουμε υπολογίσει τον παράγοντα Tt για όλες τις τιμές του α(0...1) και για b=0,3

Π.χ για α=0,2 και b=0,3

$$T_{\text{May}}=0,3*(A_{\text{May}}-A_{\text{April}}) + 0,7T_{\text{April}}=0,3*(3334-3359) + 0,7*(-39,99) \\ =-7,5-27,99=-35,44$$

Πίνακας 4.2: προσαρμοσμένη εκθετική εξομάλυνση για το προϊόν X, για b=0,3 και για όλες τις τιμές α-υπολογισμός παράγοντα T

0,3	T ₀	T _{0,1}	T _{0,2}	T _{0,3}	T _{0,4}	T _{0,5}	T _{0,6}	T _{0,7}	T _{0,8}	T _{0,9}	T ₁
Jan	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Feb	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
March	0	-11,25	-22,50	-33,75	-45,00	-56,25	-67,50	-78,75	-90,00	-101,25	-112,50
April	0	-21,12	-39,99	-56,61	-70,98	-83,10	-92,97	-100,59	-105,96	-109,08	-109,95
May	0	-20,73	-35,44	-44,81	-49,49	-50,18	-47,55	-42,26	-35,00	-26,45	-17,27
June	0	10,58	30,13	56,36	87,27	121,12	156,43	192,01	226,93	260,53	292,41
July	0	-16,15	-27,24	-37,56	-50,32	-67,80	-91,45	-122,09	-159,98	-204,99	-256,71
August	0	13,64	34,55	58,22	82,49	106,95	132,44	160,56	193,37	233,03	281,70
September	0	-2,48	-1,86	-3,50	-9,51	-20,28	-35,53	-55,09	-79,33	-109,45	-147,51
October	0	19,78	42,54	63,59	82,35	99,93	117,88	137,58	160,25	187,18	220,14
November	0	36,79	71,99	101,46	125,33	144,87	161,03	174,13	183,89	189,54	189,80
December	0	21,01	33,41	34,74	26,82	11,96	-8,15	-32,42	-59,97	-89,89	-120,94
Jan 2013	0	16,45	21,79	16,92	6,23	-6,35	-18,05	-26,99	-31,72	-31,18	-24,66
Feb 2013	0	-44,34	-100,86	-165,59	-232,85	-298,90	-362,10	-422,12	-479,51	-535,43	-591,46

Στη συνέχεια, έχοντας υπολογίσει τον παράγοντα Tt υπολογίζουμε όπως φαίνεται και στον παρακάτω πίνακα τη μελλοντική Ft ζήτηση με βάση την προσαρμοσμένη εκθετική εξομάλυνση για όλες τις τιμές του παράγοντα α και για b=0,3.

Π.χ για α=0,3 F_{May}=A_{May}+T_{May}=3275+(-44,81)=3230

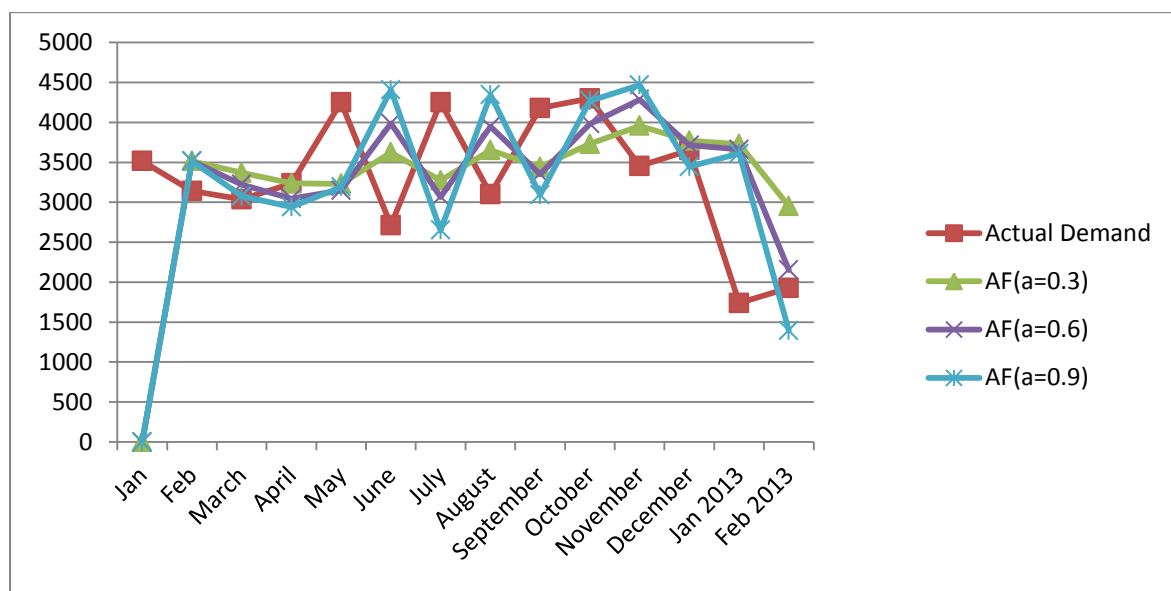
Οι υπόλοιπες τιμές με τη βοήθεια του excel φαίνονται στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 4.3: προσαρμοσμένη εκθετική εξομάλυνση για το προϊόν Χ, για $b=0,3$ και για όλες τις τιμές α -υπολογισμός προσαρμοσμένης πρόβλεψης

Jan	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Feb	3515	3515	3515	3515	3515	3515	3515	3515	3515	3515	3515
March	3515	3466	3418	3369	3320	3271	3223	3174	3125	3076	3028
April	3515	3412	3319	3236	3162	3099	3045	3000	2966	2941	2926
May	3515	3393	3299	3230	3185	3158	3148	3153	3167	3190	3218
June	3515	3508	3548	3624	3728	3850	3985	4125	4267	4407	4542
July	3515	3402	3329	3273	3219	3153	3067	2956	2818	2650	2455
August	3515	3515	3570	3651	3744	3842	3946	4059	4189	4344	4532
September	3515	3459	3446	3442	3428	3398	3350	3285	3201	3093	2953
October	3515	3553	3637	3729	3816	3899	3980	4065	4159	4268	4399
November	3515	3647	3807	3957	4085	4193	4285	4361	4422	4466	4488
December	3515	3615	3712	3769	3783	3762	3712	3640	3549	3445	3331
Jan 2013	3515	3616	3695	3726	3721	3695	3661	3631	3612	3609	3627
Feb 2013	3515	3369	3185	2952	2691	2421	2152	1892	1640	1393	1147

Τα παραπάνω δεδομένα απεικονίζονται και στο παρακάτω Σχήμα:

*AF=Adjusted Forecast –Πρόβλεψη με βάση την προσαρμοσμένη εκθετική εξομάλυνση



Σχήμα 4.2: Προσαρμοσμένη εκθετική εξομάλυνση για $b=0,3$

Με βάση τα παραπάνω βλέπουμε ότι για το μήνα Ιανουάριο καμιά τιμή πρόβλεψης δεν είναι κοντά στην πραγματική ζήτηση ενώ για τον Φεβρουάριο 2013 ο συνδυασμός τιμών $\alpha=0,7$ & $b=0,3$ μας δίνει μια πρόβλεψη που προσεγγίζει πολύ την πραγματική ζήτηση. Και πάλι όμως για να κρίνουμε την αποτελεσματικότητα του μοντέλου θα πρέπει να

υπολογίσουμε τα σφάλματα για τους διαφόρους συνδυασμούς τιμών α, β και να επιλέξουμε αυτόν που ελαχιστοποιεί τα σφάλματα. Όσο μεγαλύτερη η τιμή του β τόσο περισσότερο λαμβάνεται υπόψη η τάση/μεταβολή της τιμής του πρόσφατου παρελθόντος.

Το επόμενο βήμα λοιπόν σε αυτή τη φάση είναι να δοκιμάσουμε διαφορετικές τιμές του β και να δούμε ποιος συνδυασμός α, β ελαχιστοποιεί τα σφάλματα πρόβλεψης.

Αρχικά ας δούμε πώς υπολογίσαμε τα σφάλματα πρόβλεψης για τις παραπάνω δυο μεθόδους για διάφορες τιμές του α και για $\beta=0,3$.

Απλή εκθετική εξομάλυνση:

Υπολογίζουμε το σφάλμα, τη διαφορά δηλαδή της πρόβλεψης από την πραγματική ζήτηση όπως φαίνεται παρακάτω για όλες τις τιμές α :

Πίνακας 4.4: απλή εκθετική εξομάλυνση-υπολογισμός σωρευτικού και μέσου σφάλματος

Month	EXPONENTIAL SMOOTHING D-F										
	0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9	1
Jan	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Feb	-375,00	-375,00	-375,00	-375,00	-375,00	-375,00	-375,00	-375,00	-375,00	-375,00	-375,00
March	-479,00	-441,50	-404,00	-366,50	-329,00	-291,50	-254,00	-216,50	-179,00	-141,50	-104,00
April	-280,00	-198,35	-124,20	-57,55	1,60	53,25	97,40	134,05	163,20	184,85	199,00
May	735,00	836,49	915,64	974,72	1015,96	1041,63	1053,96	1055,22	1047,64	1033,49	1015,00
June	-803,00	-785,16	-805,49	-855,70	-928,42	-1017,19	-1116,42	-1221,44	-1328,47	-1434,65	-1538,00
July	735,00	831,35	893,61	939,01	980,95	1029,41	1091,43	1171,57	1272,31	1394,53	1538,00
August	-414,00	-400,78	-434,11	-491,69	-560,43	-634,30	-712,43	-797,53	-894,54	-1009,55	-1149,00
September	664,00	717,30	730,71	733,82	741,74	760,85	793,03	838,74	899,09	977,05	1078,00
October	783,00	764,57	703,57	632,67	564,04	499,43	436,21	370,62	298,82	216,70	119,00
November	-63,00	-157,89	-283,15	-403,13	-507,57	-596,29	-671,52	-734,81	-786,24	-824,33	-846,00
December	137,00	57,90	-26,52	-82,19	-104,54	-98,14	-68,61	-20,44	42,75	117,57	200,00
Jan 2013	-1777,00	-1861,89	-1935,21	-1971,53	-1976,73	-1963,07	-1941,44	-1920,13	-1905,45	-1902,24	-1914,00
Feb 2013	-1588,00	-1486,70	-1359,17	-1191,07	-997,04	-792,54	-587,58	-387,04	-192,09	-1,22	189,00
Sum/Cumulative error	-2725,00	-2499,68	-2503,32	-2514,16	-2474,45	-2383,46	-2254,95	-2102,70	-1936,98	-1764,31	-1588,00
Average error	-209,62	-192,28	-192,56	-193,40	-190,34	-183,34	-173,46	-161,75	-149,00	-135,72	-122,15

Έχοντας υπολογίσει το σφάλμα της κάθε περιόδου μπορούμε εύκολα να βρούμε το αθροιστικό και το μέσο σφάλμα σύμφωνα με τις παρακάτω εξισώσεις:

$E(\text{cumulative error}) = \sum e_t$

Average error = $\sum e_t / n$ όπου n ο αριθμός των περιόδων για τις οποίες έχουμε υπολογίσει το σφάλμα.

Βλέπουμε ότι τα παραπάνω δυο σφάλματα με βάση τη μέθοδο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης ελαχιστοποιούνται όταν $\alpha=0$.

Στη συνέχεια θα υπολογίσουμε το απόλυτο σφάλμα, την απόλυτη δηλαδή τιμή του σφάλματος για κάθε περίοδο όπως βλέπουμε και παρακάτω:

Πίνακας 4.5: απλή εκθετική εξομάλυνση-υπολογισμός MAD και MAPD

ID-FI											
Month	0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9	1
Jan	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Feb	375,00	375,00	375,00	375,00	375,00	375,00	375,00	375,00	375,00	375,00	375,00
March	479,00	441,50	404,00	366,50	329,00	291,50	254,00	216,50	179,00	141,50	104,00
April	280,00	198,35	124,20	57,55	1,60	53,25	97,40	134,05	163,20	184,85	199,00
May	735,00	836,49	915,64	974,72	1015,96	1041,63	1053,96	1055,22	1047,64	1033,49	1015,00
June	803,00	785,16	805,49	855,70	928,42	1017,19	1116,42	1221,44	1328,47	1434,65	1538,00
July	735,00	831,35	893,61	939,01	980,95	1029,41	1091,43	1171,57	1272,31	1394,53	1538,00
August	414,00	400,78	434,11	491,69	560,43	634,30	712,43	797,53	894,54	1009,55	1149,00
September	664,00	717,30	730,71	733,82	741,74	760,85	793,03	838,74	899,09	977,05	1078,00
October	783,00	764,57	703,57	632,67	564,04	499,43	436,21	370,62	298,82	216,70	119,00
November	63,00	157,89	283,15	403,13	507,57	596,29	671,52	734,81	786,24	824,33	846,00
December	137,00	57,90	26,52	82,19	104,54	98,14	68,61	20,44	42,75	117,57	200,00
Jan 2013	1777,00	1861,89	1935,21	1971,53	1976,73	1963,07	1941,44	1920,13	1905,45	1902,24	1914,00
Feb 2013	1588,00	1486,70	1359,17	1191,07	997,04	792,54	587,58	387,04	192,09	1,22	189,00
Sum	8833,00	8914,88	8990,37	9074,58	9083,03	9152,58	9199,02	9243,09	9384,60	9612,68	10264,00
MAD	679,46	685,76	691,57	698,04	698,69	704,04	707,62	711,01	721,89	739,44	789,54
MAPD	19,00%	19,18%	19,34%	19,52%	19,54%	19,69%	19,79%	19,88%	20,19%	20,68%	22,08%

Έχοντας υπολογίσει τα απόλυτα σφάλματα μπορούμε να υπολογίσουμε τους παρακάτω δύο δείκτες σφαλμάτων, όπως φαίνεται και στον παραπάνω πίνακα:

$$MAD = \sum_{t=1}^T |D_t - F_t| / T \text{ όπου } T \text{ ο αριθμός των περιόδων}$$

$$\text{MAPD} = \sum |D_t - F_t| / \sum D$$

Σύμφωνα με αυτούς τους δείκτες το σφάλμα ελαχιστοποιείται όταν $\alpha=0$, όπως είχαμε διαπιστώσει άλλωστε και με το Cumulative & Average Error.

Ας δούμε όμως και τα σφάλματα πρόβλεψης για τη μέθοδο της προσαρμοσμένης εκθετικής εξομάλυνσης για $b=0,3$.

Πίνακας 4.6: προσαρμοσμένη εκθετική εξομάλυνση-υπολογισμός σωρευτικού και μέσου σφάλματος για $b=0,3$ και για $\alpha=0...1$

Adjusted exponential smoothing D-F											
Month	T_0	$T_{0,1}$	$T_{0,2}$	$T_{0,3}$	$T_{0,4}$	$T_{0,5}$	$T_{0,6}$	$T_{0,7}$	$T_{0,8}$	$T_{0,9}$	T_1
Jan	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Feb	-375	-375	-375	-375	-375	-375	-375	-375	-375	-375	-375
March	-479	-430	-382	-333	-284	-235	-187	-138	-89	-40	9
April	-280	-177	-84	-1	73	136	190	235	269	294	309
May	735	857	951	1020	1065	1092	1102	1097	1083	1060	1032
June	-803	-796	-836	-912	-1016	-1138	-1273	-1413	-1555	-1695	-1830
July	735	848	921	977	1031	1097	1183	1294	1432	1600	1795
August	-414	-414	-469	-550	-643	-741	-845	-958	-1088	-1243	-1431
September	664	720	733	737	751	781	829	894	978	1086	1226
October	783	745	661	569	482	399	318	233	139	30	-101
November	-63	-195	-355	-505	-633	-741	-833	-909	-970	-1014	-1036
December	137	37	-60	-117	-131	-110	-60	12	103	207	321
Jan 2013	-1777	-1878	-1957	-1988	-1983	-1957	-1923	-1893	-1874	-1871	-1889
Feb 2013	-1588	-1442	-1258	-1025	-764	-494	-225	35	287	534	780
Sum/Cumulative error	-2725,00	-2501,85	-2509,82	-2503,62	-2426,79	-2285,44	-2099,42	-1886,68	-1659,93	-1426,87	-1191,07
Average error	-209,62	-192,45	-193,06	-192,59	-186,68	-175,80	-161,49	-145,13	-127,69	-109,76	-91,62

Το σωρευτικό σφάλμα και το μέσο σφάλμα και πάλι ελαχιστοποιούνται όταν $\alpha=0$.

Στον παρακάτω πίνακα υπολογίζουμε και τους δείκτες σφαλμάτων που βασίζονται στο απόλυτο σφάλμα:

Πίνακας 4.7: προσαρμοσμένη εκθετική εξομάλυνση-υπολογισμός MAD και MAPD για $b=0,3$ και για $\alpha=0...1$

b=0,3		ID-FI										
Month	T_0	$T_{0,1}$	$T_{0,2}$	$T_{0,3}$	$T_{0,4}$	$T_{0,5}$	$T_{0,6}$	$T_{0,7}$	$T_{0,8}$	$T_{0,9}$	T_1	
Jan	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Feb	375,00	375,00	375,00	375,00	375,00	375,00	375,00	375,00	375,00	375,00	375,00	375,00
March	479,00	430,25	381,50	332,75	284,00	235,25	186,50	137,75	89,00	40,25	8,50	
April	280,00	177,23	84,21	0,94	72,58	136,35	190,37	234,64	269,16	293,93	308,95	
May	735,00	857,22	951,09	1019,52	1065,45	1091,81	1101,51	1097,48	1082,64	1059,93	1032,27	
June	803,00	795,74	835,61	912,06	1015,69	1138,30	1272,85	1413,45	1555,40	1695,18	1830,41	
July	735,00	847,50	920,85	976,57	1031,27	1097,20	1182,89	1293,66	1432,29	1599,52	1794,71	
August	414,00	414,42	468,66	549,91	642,92	741,25	844,87	958,09	1087,91	1242,58	1430,70	
September	664,00	719,77	732,57	737,31	751,25	781,13	828,56	893,83	978,43	1086,50	1225,51	
October	783,00	744,78	661,03	569,08	481,69	399,49	318,34	233,05	138,57	29,52	101,14	
November	63,00	194,68	355,14	504,59	632,90	741,15	832,55	908,95	970,13	1013,87	1035,80	
December	137,00	36,89	59,92	116,93	131,37	110,11	60,45	11,97	102,73	207,46	320,94	
Jan 2013	1777,00	1878,34	1957,01	1988,45	1982,96	1956,73	1923,39	1893,15	1873,73	1871,06	1889,34	
Feb 2013	1588,00	1442,36	1258,31	1025,48	764,19	493,63	225,48	35,08	287,42	534,21	780,46	
Sum	8833,00	8914,18	9040,90	9108,59	9231,28	9297,40	9342,74	9486,09	10242,40	11049,01	12133,74	
MAD	679,46	685,71	695,45	700,66	710,10	715,18	718,67	729,70	787,88	849,92	933,36	
MAPD	19,00%	19,18%	19,45%	19,59%	19,86%	20,00%	20,10%	20,41%	22,03%	23,77%	26,10%	

Επομένως και με βάση τους δείκτες αυτούς έχουμε ελάχιστο σφάλμα όταν $\alpha=0$.

Συγκρίνοντας τις δύο μεθόδους, της απλής εκθετικής εξομάλυνσης και της προσαρμοσμένης εκθετικής εξομάλυνσης παρατηρούμε ότι για $b=0,3$ η απλή εκθετική εξομάλυνση μας δίνει μικρότερα σφάλματα. Για να μπορέσουμε όμως να κρίνουμε την αποτελεσματικότητα των μοντέλων θα πρέπει να δοκιμάσουμε και να υπολογίσουμε τα αποτελέσματα και για άλλες τιμές του b .

Με τη βοήθεια λοιπόν του λογισμικού του excel αλλάζοντας απλά και μόνο την τιμή του παράγοντα b θα βλέπουμε τα αποτελέσματα που θα προκύπτουν.

Πίνακας 4.8: Υπολογισμός σφαλμάτων πρόβλεψης για διάφορους συνδυασμούς τιμών α , b

b	a	0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9	1
0,02	MAD	679,46	685,88	692,23	698,83	700,33	705,77	709,41	712,86	723,56	746,20	797,50
	MAPD	19,00%	19,18%	19,36%	19,54%	19,59%	19,74%	19,84%	19,94%	20,24%	20,87%	22,30%
	E	-2725,00	-2496,16	-2500,27	-2511,46	-2470,95	-2378,11	-2246,97	-2091,63	-1922,55	-1746,39	-1566,52
	Average E	-209,62	-192,01	-192,33	-193,19	-190,07	-182,93	-172,84	-160,89	-147,89	-134,34	-120,50
0,04	MAD	679,46	685,99	692,88	699,56	701,86	707,38	711,05	714,55	725,16	753,18	805,50
	MAPD	19,00%	19,18%	19,38%	19,56%	19,63%	19,78%	19,89%	19,98%	20,28%	21,06%	22,53%
	E	-2725,00	-2494,29	-2499,45	-2511,09	-2469,73	-2374,89	-2240,99	-2082,42	-1909,88	-1730,14	-1546,54
	Average E	-209,62	-191,87	-192,27	-193,16	-189,98	-182,68	-172,38	-160,19	-146,91	-133,09	-118,97
0,08	MAD	679,46	686,15	694,03	700,77	704,55	710,13	713,85	717,41	728,12	767,29	821,58
	MAPD	19,00%	19,19%	19,41%	19,60%	19,70%	19,86%	19,96%	20,06%	20,36%	21,46%	22,98%
	E	-2725,00	-2493,80	-2501,84	-2514,14	-2470,45	-2370,99	-2231,00	-2065,51	-1885,65	-1698,45	-1507,44
	Average E	-209,62	-191,83	-192,45	-193,40	-190,03	-182,38	-171,62	-158,89	-145,05	-130,65	-115,96
0,1	MAD	679,46	686,19	694,51	701,22	705,68	711,26	714,97	718,55	729,51	774,43	829,87
	MAPD	19,00%	19,19%	19,42%	19,61%	19,73%	19,89%	19,99%	20,10%	20,40%	21,66%	23,21%
	E	-2725,00	-2494,54	-2504,05	-2516,33	-2471,08	-2368,94	-2225,58	-2056,38	-1872,67	-1681,58	-1486,70
	Average E	-209,62	-191,89	-192,62	-193,56	-190,08	-182,23	-171,20	-158,18	-144,05	-129,35	-114,36
0,15	MAD	679,46	686,21	695,37	701,89	707,85	713,36	717,03	720,64	738,40	792,60	850,72
	MAPD	19,00%	19,19%	19,45%	19,63%	19,80%	19,95%	20,05%	20,15%	20,65%	22,17%	23,79%
	E	-2725,00	-2497,53	-2509,80	-2520,65	-2470,11	-2360,10	-2207,44	-2028,28	-1834,42	-1633,23	-1428,38
	Average E	-209,62	-192,12	-193,06	-193,90	-190,01	-181,55	-169,80	-156,02	-141,11	-125,63	-109,88
0,2	MAD	679,46	686,11	695,76	701,93	709,19	714,57	718,16	721,80	754,49	811,24	876,28
	MAPD	19,00%	19,19%	19,46%	19,63%	19,83%	19,98%	20,08%	20,19%	21,10%	22,69%	24,51%
	E	-2725,00	-2500,41	-2513,48	-2520,67	-2462,90	-2343,51	-2180,44	-1990,52	-1785,95	-1574,28	-1359,17
	Average E	-209,62	-192,34	-193,34	-193,90	-189,45	-180,27	-167,73	-153,12	-137,38	-121,10	-104,55
0,3	MAD	679,46	685,71	695,45	700,66	710,10	715,18	718,67	729,70	787,88	849,92	933,36
	MAPD	19,00%	19,18%	19,45%	19,59%	19,86%	20,00%	20,10%	20,41%	22,03%	23,77%	26,10%
	E	-2725,00	-2501,85	-2509,82	-2503,62	-2426,79	-2285,44	-2099,42	-1886,68	-1659,93	-1426,87	-1191,07
	Average E	-209,62	-192,45	-193,06	-192,59	-186,68	-175,80	-161,49	-145,13	-127,69	-109,76	-91,52
0,4	MAD	679,46	685,31	694,32	700,60	709,83	714,75	718,32	759,47	822,83	895,60	997,50
	MAPD	19,00%	19,17%	19,42%	19,59%	19,85%	19,99%	20,09%	21,24%	23,01%	25,05%	27,90%
	E	-2725,00	-2496,32	-2491,77	-2466,50	-2366,91	-2201,50	-1991,55	-1755,73	-1507,00	-1253,01	-997,04
	Average E	-209,62	-192,02	-191,67	-189,73	-182,07	-169,35	-153,20	-135,06	-115,92	-96,39	-76,70
0,5	MAD	679,46	685,13	693,00	700,33	709,40	714,39	725,61	790,59	859,44	952,79	1065,13
	MAPD	19,00%	19,16%	19,38%	19,59%	19,84%	19,98%	20,29%	22,11%	24,04%	26,65%	29,79%
	E	-2725,00	-2485,15	-2463,37	-2416,14	-2292,48	-2102,80	-1869,40	-1611,35	-1341,66	-1067,76	-792,54
	Average E	-209,62	-191,17	-189,49	-185,86	-176,34	-161,75	-143,80	-123,95	-103,20	-82,14	-60,96
0,7	MAD	679,46	685,93	691,24	700,64	710,19	722,05	781,60	857,84	959,52	1081,51	1215,46
	MAPD	19,00%	19,18%	19,33%	19,59%	19,86%	20,19%	21,86%	23,99%	26,83%	30,25%	33,99%
	E	-2725,00	-2453,37	-2391,14	-2298,14	-2127,48	-1892,12	-1615,49	-1316,88	-1008,95	-698,38	-387,04
	Average E	-209,62	-188,72	-183,93	-176,78	-163,65	-145,55	-124,27	-101,30	-77,61	-53,72	-29,77
0,9	MAD	679,46	688,60	693,53	704,85	723,53	760,78	845,32	955,36	1089,07	1234,72	1395,04
	MAPD	19,00%	19,26%	19,40%	19,71%	20,23%	21,28%	23,64%	26,72%	30,46%	34,53%	39,01%
	E	-2725,00	-2416,95	-2313,29	-2176,73	-1963,15	-1686,91	-1371,80	-1036,77	-693,76	-348,39	-1,22
	Average E	-209,62	-185,92	-177,95	-167,44	-151,01	-129,76	-105,52	-79,75	-53,37	-26,80	-0,09

Παρατηρώντας προσεκτικά τον πίνακα βλέπουμε οτι τα σφάλματα μεγαλώνουν καθώς κινούμαστε σε μεγαλύτερες τιμές του α και αυξάνονται όσο αυξάνουμε την τιμή του παράγοντα b (σε μερικές περιπτώσεις όπως π.χ για $\alpha=0,4$ το σφάλμα μένει σχετικά σταθερό όσο μεγαλώνουμε την τιμή του b). Πιο συγκεκριμένα παρατηρούμε πως τα σφάλματα παρουσιάζουν μεγαλύτερη διακύμανση για διάφορες τιμές του b όσο μεγαλύτερη τιμή του παράγοντα α χρησιμοποιούμε. Επιλέγοντας λοιπόν μια μικρή τιμή για τον παράγοντα α (0,2 ή 0,3) βλέπουμε ότι αρκετά μικρά σφάλματα έχουμε για $b=0,4$. Το ενδεχόμενο να παρουσιασθεί μικρότερο σφάλμα για $b > 0,4$ υπάρχει αλλά λαμβάνοντας υπόψη και τον παρακάτω πίνακα:

Trend	Beta smoothing(b)
Sharp increasing trend	0,01-0,05
Gradual increasing trend	0,05-0,10
Gradual decreasing trend	0,20-0,40
Sharp decreasing trend	0,5-0,9

δε θέλουμε να επιλέξουμε κάποια ακραία τιμή που να αντικατοπτρίζει μια ραγδαία μειωτική τάση, μιας και δεν έχουμε βασικές ενδείξεις / πληροφορίες για κάτι τέτοιο. Η αλήθεια βέβαια είναι ότι τους μήνες Ιανουάριο/Φεβρουάριο 2013 η πραγματική ζήτηση ήταν αξιοσημείωτα χαμηλή , πολύ χαμηλότερη από αυτή που αρχικά είχαν προβλέψει οι forecasters της εταιρίας, αλλά αυτό μπορεί να είναι ένα τυχαίο γεγονός ή ακόμα και ένα outlier το οποίο μεταγενέστερα δε θα πρεπε να ληφθεί υπόψη. Γι αυτό το λόγο θα επιλέξουμε συντηρητικές τιμές για τους παράγοντες α , b και θα βρούμε την πρόβλεψη για το μήνα Μάρτιο 2013.

Χρησιμοποιώντας και πάλι τους πίνακες που ήδη έχουμε δημιουργήσει στο excel , βρίσκουμε την πρόβλεψη του Μαρτίου όπως φαίνεται παρακάτω:

Με βάση τη μέθοδο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης :

month	$\alpha=0,2$	$\alpha=0,3$
March 2013	3012	2761

και με βάση την προσαρμοσμένη εκθετική εξομάλυνση για $b=0,4$:

month	$\alpha=0,2$	$\alpha=0,3$
March 2013	2819	2478

Η πραγματική ζήτηση του προϊόντος X για τον Μάρτιο του 2013 ήταν 2507 κιβώτια, αριθμός πολύ κοντά στην πρόβλεψη που κάναμε με την προσαρμοσμένη εκθετική εξομάλυνση για $b=0,4$ και $\alpha=0,3$.

Επομένως θα μπορούσαμε εναλλακτικά να χρησιμοποιήσουμε για την πρόβλεψη του προϊόντος X την προσαρμοσμένη εκθετική εξομάλυνση με παραμέτρους $b=0,4$ & $\alpha=0,3$,

ελέγχοντας βέβαια συνεχώς την αποτελεσματικότητα του μοντέλου και αλλάζοντας τις παραμέτρους ώστε να ελαχιστοποιούνται τα σφάλματα πρόβλεψης.

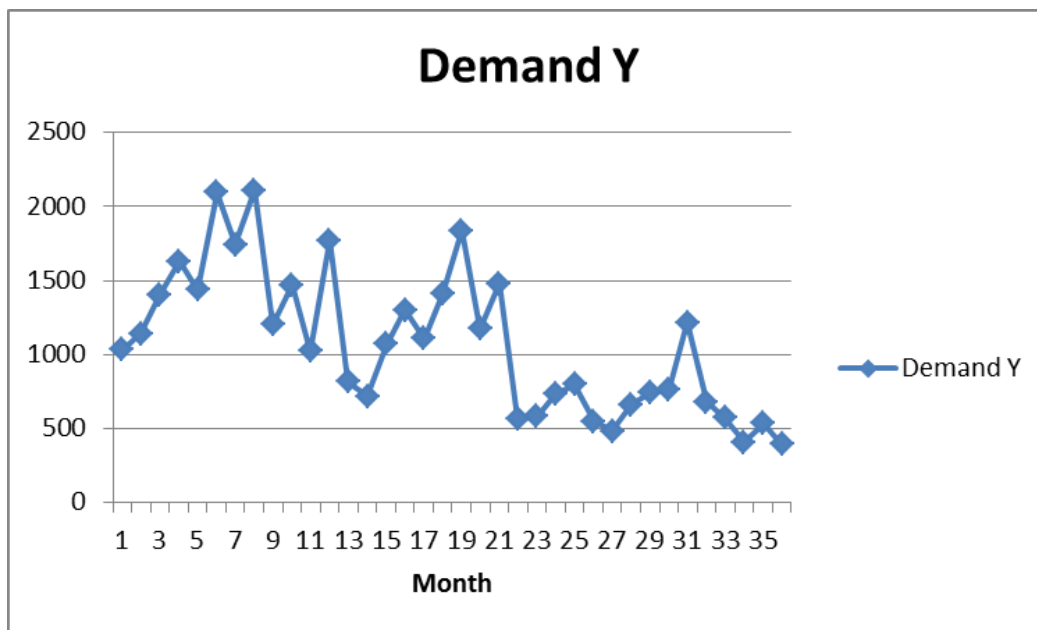
4.2 Προσαρμοσμένη εκθετική εξομάλυνση και εποχικότητα για το αποσμητικό Υ

Κάποιες φορές , ορισμένα προϊόντα ενδέχεται να παρουσιάζουν εποχικότητα, υψηλή ή χαμηλή ζήτηση δηλαδή σε συγκεκριμένες περιόδους ανα έτος , η οποία επαναλαμβάνεται σε πολλά συναπτά έτη. Το προϊόν Υ ανήκει σε αυτή την κατηγορία, καθότι είναι αποσμητικό και η ζήτησή του αυξάνεται κατα την ανοιξιάτικη και θερινή περίοδο. Το συγκεκριμένο προϊόν , όπως φαίνεται και στους παρακάτω πίνακες , παρουσιάζει εποχικότητα με μειωτική τάση.

Στον παρόν πίνακα βλέπουμε τη ζήτηση του προϊόντος σε κιβώτια για κάθε μήνα τρία τελευταία έτη:

Πίνακας 4.9: Ιστορικά δεδομένα για τη ζήτηση του προϊόντος Υ τα τελευταία 3 έτη

month	Demand 2010	Demand 2011	Demand 2012
Jan	1031	815	800
Feb	1142	719	547
March	1404	1072	484
April	1630	1302	662
May	1436	1110	741
June	2097	1408	767
July	1744	1835	1217
August	2110	1175	679
September	1201	1481	570
October	1470	561	410
November	1022	581	536
December	1773	732	395



Σχήμα 4.3 : ζήτηση προϊόντος Y τα τελευταία 3 έτη

Αν χωρίσουμε το έτος σε 4 τρίμηνα και υπολογίσουμε την αθροιστική ζήτηση ανα τρίμηνο , όπως φαίνεται στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 4.10: υπολογισμός αθροιστικής ζήτησης προϊόντος Y ανα τρίμηνο/ανα έτος

Year	Q1	Q2	Q3	Q4	Sum
2010	3577	5163	5055	4265	18060
2011	2606	3820	4491	1874	12791
2012	1831	2170	2466	1341	7808
Sum	8014	11153	12012	7480	38659

Θα παρατηρήσουμε οτι κατα το δεύτερο(Q2) και τρίτο(Q3) τρίμηνο η ζήτηση του προϊόντος είναι ιδιαιτέρως υψηλή σε σχέση με τα άλλα δυο τρίμηνα.

Βρίσκοντας το άθροισμα της ζήτησης ανά έτος και ανα τρίμηνο μπορούμε να υπολογίσουμε τους δείκτες εποχικότητας για κάθε τρίμηνο.

Οι δείκτες αυτοί υπολογίζονται ως εξής:

$$S_i = \Sigma D_{qi} / \Sigma D$$

Για παράδειγμα:

$$S_1 = 8014 / 38659 = 0,21$$

Οι δείκτες εποχικότητας για κάθε τρίμηνο δίνονται παρακάτω:

Πίνακας 4.11: υπολογισμός δεικτών εποχικότητας

Year	Q1	Q2	Q3	Q4	Sum
2010	3577	5163	5055	4265	18060
2011	2606	3820	4491	1874	12791
2012	1831	2170	2466	1341	7808
Sum	8014	11153	12012	7480	38659
S _i	0,21	0,29	0,31	0,19	1,00

Όπως ήταν αναμενόμενο οι δείκτες είναι μεγαλύτεροι κατα τα τρίμηνα στα οποία η ζήτηση αυξάνεται και μικρότερη στα υπόλοιπα.

Για να διαπιστώσουμε κατα πόσο επαληθεύονται αυτοί οι δείκτες και στην πράξη, αρκεί να εφαρμόσουμε αρχικά το μοντέλο της προσαρμοσμένης εκθετικής εξομάλυνσης, μιας και το προϊόν παρουσιάζει ξεκάθαρη αρνητική τάση από έτος σε έτος, ώστε να βρούμε την πρόβλεψη της ζήτησης για το 2013 και στη συνέχεια, πολλαπλασιάζοντας με τον δείκτη εποχικότητας του πρώτου τριμήνου να δούμε κατα πόσο το μοντέλο που χρησιμοποιούμε μας οδηγεί σε ορθά αποτελέσματα.

Αρχικά υπολογίζουμε την πρόβλεψη της ζήτησης με βάση την απλή εκθετική εξομάλυνση για διάφορες τιμές του α (0.....1) όπως φαίνεται στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 4.12: απλή εκθετική εξομάλυνση για το προϊόν Υ

Year	D	0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9	1
2010	18060	18060	18060	18060	18060	18060	18060	18060	18060	18060	18060	18060
2011	12791	18060	18060	18060	18060	18060	18060	18060	18060	18060	18060	18060
2012	7808	18060	17533	17006	16479	15952	15426	14899	14372	13845	13318	12791
2013		18060	16561	15167	13878	12695	11617	10644	9777	9015	8359	7808

Στη συνέχεια βρίσκουμε την τάση:

Πίνακας 4.13: υπολογισμός παράγοντα T για $b=0,6$ και για διάφορες τιμές του α

b=	0,6	T ₀	T _{0,1}	T _{0,2}	T _{0,3}	T _{0,4}	T _{0,5}	T _{0,6}	T _{0,7}	T _{0,8}	T _{0,9}	T ₁
2010		-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2011		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2012		0	-316,14	-632,28	-948,42	-1264,56	-1580,7	-1896,84	-2212,98	-2529,12	-2845,26	-3161,4
2013		0	-709,962	-1356,7	-1940,2	-2460,48	-2917,53	-3311,35	-3641,95	-3909,31	-4113,45	-4254,36

Ο παραπάνω πίνακας απεικονίζει τις τιμές τάσεις για διάφορες τιμές του α και για $b=0,6$. Η τιμή του παράγοντα b δεν επιλέχθηκε τυχαία, αλλά μετά από δοκιμές πολλών διαφορετικών τιμών ώστε να ελαχιστοποιηθούν τα σφάλματα. Όπως και να χει η τιμή $0,6$ ήταν στο εύρος των αναμενόμενων τιμών καθότι το προϊόν Y παρουσιάζει καθοδική τάση και μάλιστα έντονη, οπότε χρησιμοποιούμε μια τιμή για τον παράγοντα $b > 0,5$.

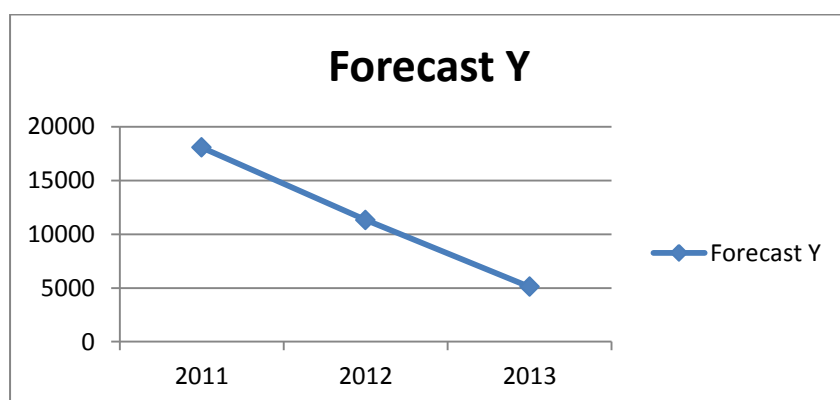
Τα αποτελέσματα της πρόβλεψης ζήτησης με βάση την προσαρμοσμένη εκθετική εξομάλυνση εμφανίζονται στον παρακάτω πίνακα για $b=0,6$ και για όλες τις τιμές α . Σε αυτό το σημείο αξίζει να σημειώσουμε πως όσο πιο μεγάλη είναι η τιμή του παράγοντα α , τόσο μεγαλύτερη βαρύτητα/σημασία δίνουμε στα πιο πρόσφατα δεδομένα.

Πίνακας 4.14: προσαρμοσμένη εκθετική ζήτηση για $b=0,6$ και για διάφορες τιμές του α

Year	0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9	1
2010	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2011	18060	18060	18060	18060	18060	18060	18060	18060	18060	18060	18060
2012	18060	17217	16374	15531	14688	13845	13002	12159	11316	10473	9630
2013	18060	15851	13810	11938	10234	8699	7333	6135	5106	4246	3554

Είναι προφανές ότι εμείς θέλουμε να λάβουμε υπόψη μας για την μελλοντική μας πρόβλεψη περισσότερο τα πιο πρόσφατα δεδομένα σε σχέση με τα παρελθοντικά, διότι πιστεύουμε πως αυτή η καθοδική τάση θα συνεχισθεί και το 2013. Επομένως επιλέγουμε την τιμή $0,8$ για την τιμή του α .

Οπότε για $\alpha=0,8$ και $b=0,6$ η αναμενόμενη ζήτηση του προϊόντος Y για το 2013 είναι **5106** κιβώτια.



Σχήμα 4.4: απεικόνιση πραγματικής και αναμενόμενης ζήτησης προϊόντος Y για $\alpha=0,8$ και $b=0,6$

Λαμβάνοντας υπόψη και τον δείκτη εποχικότητας μπορούμε να βρούμε την αναμενόμενη ζήτηση του κάθε τριμήνου πολλαπλασιάζοντας την πρόβλεψη που κάναμε για το 2013 με τον δείκτη εποχικότητας του κάθε τριμήνου. Τα αποτελέσματα εμφανίζονται στον παρακάτω πίνακα.

2013	Q1	Q2	Q3	Q4
Forecast	1058	1473	1587	988

Οι πραγματικές πωλήσεις για το πρώτο τρίμηνο του 2013 , όσον αφορά το προϊόν Y, ήταν 1041 κιβώτια, αριθμός πολύ κοντινός όπως διαπιστώνουμε στην πρόβλεψη που κάναμε παραπάνω για το πρώτο τρίμηνο. Επομένως μπορούμε να πούμε ότι σε πρώτη φάση το μοντέλο αυτό με τις συγκεκριμένες παραμέτρους που επιλέξαμε μας οδηγεί σε ορθά αποτελέσματα.

4.3 Γραμμική παλινδρόμηση/μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων για το απορρυπαντικό Z

Ας δούμε τώρα ένα άλλο προϊόν, το προϊόν Z, το οποίο ανήκει στην κατηγορία των απορρυπαντικών σύμφωνα με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων. Υποθέτουμε , σύμφωνα με τη μέθοδο αυτή, πως υπάρχει μια γραμμική σχέση μεταξύ της ζήτησης του προϊόντος Z με τον χρόνο, η οποία εκφράζεται από τη σχέση $y=a+bx$ όπου y η ζήτηση , x ο χρόνος και a, b παράγοντες που συνδέουν τη σχέση του y με το x .

Παρακάτω βλέπουμε τη ζήτηση του προϊόντος Z για όλους τους μήνες του 2012:

Month	Demand 2012
Jan	657
Feb	911
March	727
April	723
May	1251
June	508
July	440
August	594
September	490
October	530
November	602
December	803

Για να μπορέσουμε να βρούμε τον τύπο της εξίσωσης της γραμμικής παλινδρόμησης θα πρέπει να βρούμε τον μέσο του x , τον μέσο του y και τις τιμές των παραγόντων a, b .

$$\text{avg}(x) = \sum x_i / n$$

$$\text{avg}(y) = \sum y_i / n$$

$$b = (\sum x_i y_i - n \text{avg}(x) \text{avg}(y)) / (\sum x_i^2 - n \text{avg}(x)^2)$$

$$a = \text{avg}(y) - b \text{avg}(x)$$

όπου $n=12$ και $i=1 \dots 12$

Με βάση τους παραπάνω τύπους δίνονται οι υπολογισμοί μας στον επομενο πίνακα:

Πίνακας 4.15: υπολογισμός των παραμέτρων της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων

Period(x)	D(y)	xy	x ²	y ²	
1	657	657	1	431649	
2	911	1822	4	829921	
3	727	2181	9	528529	
4	723	2892	16	522729	
5	1251	6255	25	1565001	
6	508	3048	36	258064	
7	440	3080	49	193600	
8	594	4752	64	352836	
9	490	4410	81	240100	
10	530	5300	100	280900	
11	602	6622	121	362404	
12	803	9636	144	644809	
Sum	78	8236	50655	650	6210542

Με βάση τα παραπάνω στοιχεία οι τιμές των βασικών παραγόντων είναι :

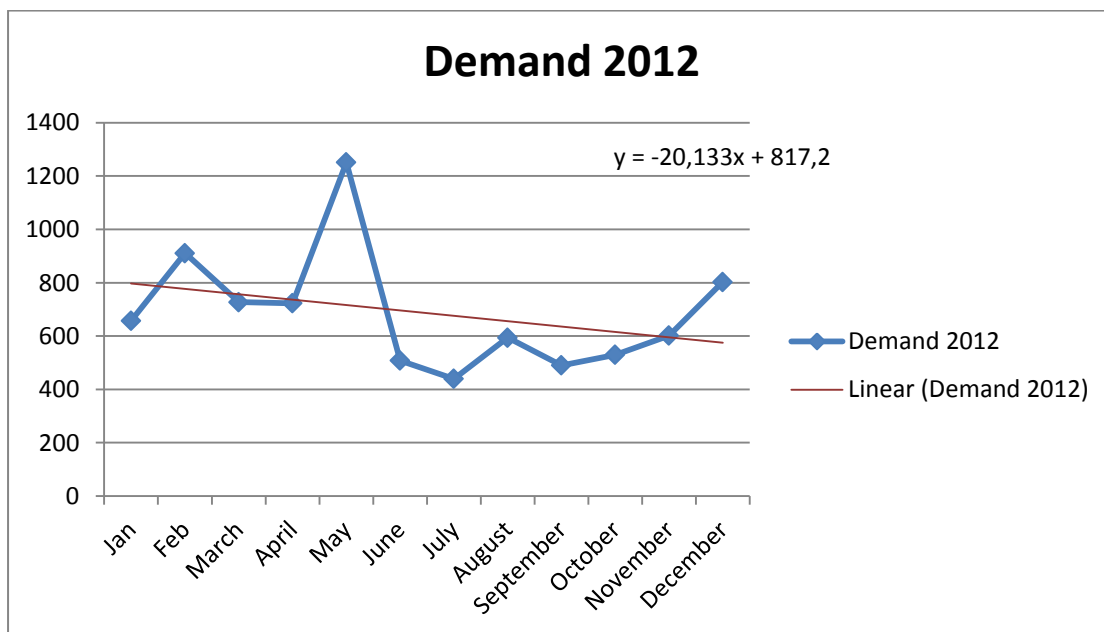
avg(x)	6,5
avg(y)	686,3333
b	-20,1329
a	817,197

(αναμέναμε αρνητική τιμή του παράγοντα b καθότι το προϊόν Z παρουσιάζει καθοδική τάση στη ζήτησή του)

Επομένως η εξίσωση που αποτυπώνει τη γραμμική σχέση του y με το x είναι:

$$y=817,197 - 20,133x$$

Η παραπάνω εξίσωση επαληθεύεται και από το παρακάτω Σχήμα , το οποίο δημιουργήσαμε στο excel με βάση τα δεδομένα της ζήτησης για κάθε μήνα του έτους 2012, όπου το λογισμικό του excel βρίσκει την ίδια εξίσωση για τη γραμμή τάσης που βρήκαμε κι εμείς παραπάνω. Στο παρακάτω Σχήμα βλέπουμε μια γραμμή τάσης με αρνητική κλίση , σχηματίζοντας όμως όχι και τόσο μεγάλη γωνία, πράγμα που σημαίνει πως η ζήτηση του προϊόντος κινείται καθοδικά αλλά όχι με πολύ έντονο/ραγδαίο ρυθμό. Η συγκεκριμένη αυτή γραμμή τάσης είναι αυτή που ελαχιστοποιεί τα σφάλματα πρόβλεψης:



Σχήμα 4.5: Ζήτηση και γραμμική τάση της ζήτησης για το 2012 για το προϊόν Z

Έχοντας λοιπόν βρει την εξίσωση της γραμμικής παλινδρόμησης υπολογίζουμε την πρόβλεψη για τους μήνες Ιανουάριο, Φεβρουάριο και Μάρτιο του 2013.

Jan 2013	555
Feb 2013	535
March 2013	515

Π.χ η πρόβλεψη για τον μήνα Φεβρουάριο(περίοδος 14) είναι:

$$y_{Feb}=817,2-20,133*14=535 \text{ κ.ο.κ}$$

Γνωρίζοντας την πραγματική ζήτηση για το πρώτο τρίμηνο του 2013 υπολογίζουμε την αποτελεσματικότητα του μοντέλου:

Πίνακας 4.16: υπολογισμός σφαλμάτων για τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων για το προϊόν Z

Month	Forecast	Real Demand	ABS(D-F)
Jan 2013	555	542	13
Feb 2013	535	455	80
March 2013	515	502	13
Sum	1605	1499	106
MAD	35,33		
MAPD	6,60%		

Συνάγουμε λοιπόν πως το μοντέλο είναι αρκετά αποτελεσματικό.

4.4 Απλός και σταθμισμένος κινητός μέσος όρος για το απορρυπαντικό Z

Όσον αφορά το προϊόν Z, θα εφαρμόσουμε γι'αυτό και τη μέθοδο του απλού και σταθμισμένου κινητού μέσου όρου ώστε να διαπιστώσουμε αν η μέθοδος αυτή μας οδηγεί σε μικρότερα σφάλματα πρόβλεψης.

Αρχικά υπολογίσουμε τον απλό κινητό μέσο όρο 3 και 5 περιόδων :

Πίνακας 4.17: απλός κινητός μέσος όρος 3 και 5 μηνών για το προϊόν Z

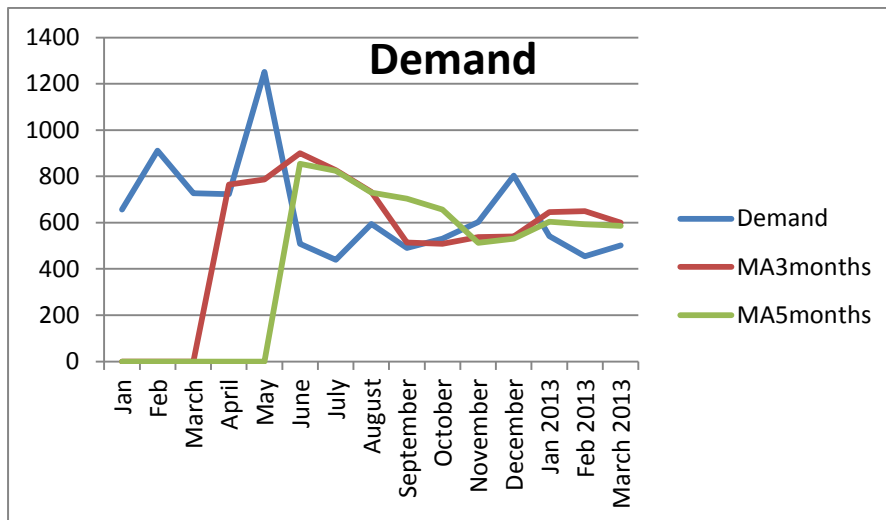
Month	Demand	MA _{3months}	MA _{5months}
Jan	657	-	-
Feb	911	-	-
March	727	-	-
April	723	765	-
May	1251	787	-
June	508	900	854
July	440	827	824
August	594	733	730
September	490	514	703
October	530	508	657
November	602	538	512
December	803	541	531
Jan 2013	542	645	604
Feb 2013	455	649	593
March 2013	502	600	586

Όπου για τον μήνα Μάρτιο 2013 η πρόβλεψη υπολογίζεται ως εξής:

$$MA_{3months} = (803 + 542 + 455) / 3 = 600$$

$$MA_{5\text{months}} = (530 + 602 + 803 + 542 + 455) / 5 = 586$$

Τα αποτελέσματα πρόβλεψης απεικονίζονται στο παρακάτω Σχήμα:



Σχήμα 4.6: απλός κινητός μέσος όρος 3 και 5 μηνών για το προϊόν Z

Η αποτελεσματικότητα του παραπάνω μοντέλου φαίνεται στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 4.18: υπολογισμός σφαλμάτων πρόβλεψης για κινητό μέσο όρο 3 και 5 μηνών

Month	$ABS(D-F)_{MA3MONTHS}$	$ABS(D-F)_{MA5MONTHS}$
Jan	-	-
Feb	-	-
March	-	-
April	42	-
May	464	-
June	392	346
July	387	384
August	139	136
September	24	213
October	22	127
November	64	90
December	262	272
Jan 2013	103	62
Feb 2013	194	138
Sum	2094	1767
MAD	190	196
MAPD	22,68%	19,14%

Συγκρίνοντας το μοντέλο του απλού κινητού μέσου όρου με αυτό των ελαχίστων τετραγώνων βλέπουμε ότι η γραμμική παλινδρόμηση μας οδηγεί σε μικρότερα σφάλματα πρόβλεψης.

Ας εφαρμόσουμε τώρα και το μοντέλο του σταθμισμένου κινητού μέσου όρου για να προβλέψουμε την ζήτηση για το μήνα Μάρτιο 2013.

Βρίσκουμε πάλι τους απλούς κινητούς μέσους όρους 3 και 5 περιόδων και σταμίζουμε τα δεδομένα μας όπως φαίνεται παρακάτω:

Πίνακας 4.19: υπολογισμός σταθμισμένου κινητού μέσου όρου 3 και 5 μηνών για το προϊόν Z

Month	Demand	MA _{3months}	MA _{5months}	W1	W2
Jan	657	-	-		
Feb	911	-	-		
March	727	-	-		
April	723	765	-		
May	1251	787	-		
June	508	900	854		
July	440	827	824		
August	594	733	730		
September	490	514	703		
October	530	508	657		0,25
November	602	538	512		0,15
December	803	541	531	0,05	0,05
Jan 2013	542	645	604	0,4	0,2
Feb 2013	455	649	593	0,55	0,35
March 2013	502	600	586	507	531

Αν παρατηρήσουμε λίγο τα δεδομένα της ζήτησης βλέπουμε οτι τους τελευταίους 8 μήνες η ζήτηση κινείται με μέγιστη τιμή το 600 , εξαιρώντας το 803 του Δεκεμβρίου το οποίο το θεωρούμε μια σχετικά ακραία τιμή, γι αυτό και του δίνουμε πολύ μικρή βαρύτητα .Άλλωστε όπως έχουμε ήδη αναφέρει το προϊόν Z ακολουθεί καθοδική πορεία , η οποία πιστεύουμε οτι θα συνεχισθεί και στο μέλλον με όχι και τόσο έντονους ρυθμούς.

Βάση των συντελεστών στάθμισης που δώσαμε βλέπουμε οτι με βάση τον σταθμισμένο κινητό μέσο όρο 3 περιόδων η αναμενόμενη ζήτηση για τον Μάρτιο είναι 507 κιβώτια(πολύ κοντά στην πραγματική ζήτηση), και με βάση τον μέσο όρο 5 περιόδων 531. Η μέθοδος αυτή μας οδήγησε σε δεδομένα πολύ κοντινά στην πραγματική ζήτηση. Βέβαια για να μπορέσουμε να ελέγξουμε την αποτελεσματικότητά του, δεν αρκεί απλά και μόνο να υπολογίσουμε το σφάλμα πρόβλεψης για τον μήνα Μάρτιο. Πρέπει να δώσουμε συντελεστή στάθμισης για τον κάθε μήνα και να υπολογίσουμε την πρόβλεψη για όλους τους μήνες. Στη συνέχεια αλλάζοντας τους συντελεστές στάθμισης βλέπουμε ποιος συνδυασμός μας δίνει τα μικρότερα σφάλματα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΣΥΝΟΨΗ-ΣΥΝΕΙΣΦΟΡΑ ΕΡΓΑΣΙΑΣ-ΠΑΡΑΠΕΡΑ ΕΡΕΥΝΑ

5.1 Σύνοψη

Έχοντας αναλύσει αρκετά τη σημαντικότητα της πρόβλεψης της μελλοντικής ζήτησης ως λειτουργία της επιχείρησης και ως παράγοντα ζωτικό για την ανταγωνιστικότητα, την ομαλή λειτουργία της παραγωγής και των αγοραστικών διαδικασιών καθώς την ικανοποίηση των αναγκών των πελατών αξίζει να συνοψίσουμε κάποια βασικά σημεία που συμβάλλουν στην επιτυχημένη και αποτελεσματική πρόβλεψη.

- 1) λεπτομερής έρευνα σχετικά με το προφίλ και τη συμπεριφορά ζήτησης του προϊόντος (αν δηλαδή το προϊόν παρουσιάζει εποχικότητα, τάση) βασιζόμενοι στην ιστορικότητα του
- 2) έρευνα αγοράς ανταγωνιστικών προϊόντων
- 3) επιλογή του καταλληλότερου μοντέλου πρόβλεψης με βάση τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά του προϊόντος
- 4) μέτρηση των σφαλμάτων πρόβλεψης και προσαρμογή των συντελεστών του μοντέλου πρόβλεψης ώστε να ελαχιστοποιούνται τα σφάλματα
- 5) συλλογή και καταγραφή πληροφοριών σχετικά με το παρελθόν (π.χ αν πουλούσαμε κάποια προσφορά κάποιον παρελθοντικό μήνα) και το μέλλον (π.χ αν θα γίνει επαναλανσάρισμα του προϊόντος ή θα τρέξει κάποια προσφορά)
- 6) επέμβαση και προσαρμογή των αποτελεσμάτων πρόβλεψης του στατιστικού μοντέλου
- 7) εφαρμογή δυναμικής πρόβλεψης-συνεχής παρακολούθηση των σφαλμάτων και αναπροσαρμογή-ενσωμάτωση οποιασδήποτε νέας πληροφορίας προκύπτει σχετικά με το προϊόν στην πρόβλεψη

Αν μπορούσαμε να ερευνήσουμε και να αναλύσουμε τη λειτουργία της πρόβλεψης σε διάφορες επιτυχημένες και πρωτοπόρες εταιρείες είμαι σίγουρη πως θα ανακαλύπταμε πως λίγο πολύ ακολουθούν τα παραπάνω βήματα και προσδίδουν στην πρόβλεψη ιδιαίτερη σημαντικότητα, διότι έχουν κατανοήσει πως η πρόβλεψη είναι ο κρίκος που συνδέει την παραγωγή με τις πωλήσεις και την ικανοποίηση του πελάτη. Κατα τη γνώμη μου το κλειδί της επιτυχημένης πρόβλεψης και συνεπώς της επιτυχίας γενικότερα σε μια εταιρεία είναι η σωστή και έγκαιρη διάχυση των πληροφοριών προς και από τα ανώτερα και κατώτερα κλιμάκια. Οποιαδήποτε αλλαγή ή νεότερη πληροφορία προκύπτει θα πρέπει να επικοινωνείται στα σωστά άτομα τη σωστή στιγμή. Οποιοδήποτε πλάνο για το μέλλον του προϊόντος θα πρέπει να είναι αποτέλεσμα συνεργατικού σχεδιασμού όλων των ενδιαφερόμενων τμημάτων ώστε να μην προκύπτουν αλληλοσυγκρουόμενοι στόχοι.

Πιο συγκεκριμένα προτείνεται:

- ενημέρωση σχετικά με τα διαφημιστικά πλάνα , τις προωθητικές ενέργειες και τις προσφορές που πρόκειται να τρέξουν τουλάχιστον για το επόμενο τρίμηνο
- έγκαιρη ενημέρωση (τουλάχιστον 3 μήνες πριν) για ενδεχόμενες ανατιμήσεις κωδικών από τον Customer Marketing Manager
- ενημέρωση από την ομάδα Πωλήσεων σχετικά με το άνοιγμα ή και κλείσιμο κάποιων κωδικών σε συγκεκριμένους πελάτες
- συμμετοχή των demand planners στα εμπορικά meetings (marketing-πωλήσεις)
- εξεύρεση συλλογικών λύσεων στο μηνιαίο meeting όταν προκύπτουν διαφορές μεταξύ forecast και LE (διαφορά δηλαδή στο budget μεταξύ demand planning και finance)
- ενημέρωση τουλάχιστον 1 μήνα πριν αν πρόκειται να τρέξει ένας κωδικός ως ενέργεια σε κάποιον πελάτη ή αντίστοιχα όταν ακυρώνεται κάποια ενέργεια

Ο σκοπός της κάθε επιχείρησης είναι το όσο το δυνατό μεγαλύτερο κέρδος. Αυτό συνεπάγεται υψηλές πωλήσεις(ικανοποιημένος πελάτης, ανταγωνιστικά προϊόντα, διάθεση προϊόντος στη σωστή ποσότητα , τη σωστή στιγμή, με τα σωστά μέσα στο κατάλληλο μέρος) και χαμηλό κόστος λειτουργίας(π.χ χαμηλά αποθέματα). Η σωστή πρόβλεψη της ζήτησης αποτελεί καταλύτη παράγοντα για όλα τα παραπάνω για αυτό και θα πρέπει να δίνεται εξέχουσα σημαντικότητα στο demand planning και να μην αντιμετωπίζεται ως μια από τις υπόλοιπες τακτικές λειτουργίες μιας επιχείρησης. Η σωστή συνεργασία, η έγκαιρη και σωστή πληροφόρηση καθώς και οι κοινοί στόχοι αποτελούν εχέγγυα για μια επιτυχημένη πορεία.

5.2 Συνεισφορά εργασίας

Η βασικότερη συνεισφορά της παραπάνω εργασίας θεωρώ πως είναι η εξέταση και αξιολόγηση ,σε πραγματικά δεδομένα, των αποτελεσμάτων που προκύπτουν από τα διάφορα θεωρητικά ποσοτικά μοντέλα πρόβλεψης και του κατα πόσο κάποια από αυτά τα μοντέλα θα μπορούσαν να ενσωματωθούν στις ήδη υπάρχουσες διαδικασίες πρόβλεψης μιας πραγματικής εταιρείας.

5.3 Παραπέρα έρευνα

Το βασικότερο μεινέκτημα της εργασίας και το κυριότερο πρόβλημα που αντιμετώπισα ήταν ότι για την εφαρμογή των μοντέλων έπρεπε να επιλέξω προϊόντα με πολύ λίγες ιδιαιτερότητες(δεν έτρεχαν προσφορές και προωθητικοί κωδικοί γι αυτά τον προηγούμενο χρόνο, δεν ήμασταν για κάποια περίοδο OOS και ούτε αντιμετωπίσαμε κάποιο ποιοτικό πρόβλημα ή πρόβλημα παραγωγής). Γι αυτό θεωρώ πως θα ήταν ιδιαίτερα ενδιαφέρον για το μέλλον, η εφαρμογή κάποιων ποσοτικών μοντέλων σε πραγματικό χρόνο και χώρο και σε προϊόντα με ιδιαιτερότητες , ώστε να αναπροσαρμόζεται το αποτέλεσμα των μοντέλων από τον ανθρώπινο παράγοντα βάση των πληροφοριών που προκύπτουν κάθε φορά , την ώρα που προκύπτουν σε μια πραγματική εταιρεία και στη συνέχεια η αξιολόγηση της δυναμικής αυτής πρόβλεψης, χρησιμοποιώντας δείκτες που μετρούν την ακρίβεια της πρόβλεψης.

BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Βιβλία:

Burgelman Robert A., Maidique Modesto A. , Wheelwright Steven C. - (2001) *Strategic management of technology and innovation* - McGraw-Hill/Irwin

Compton Joan Callahan, Compton Stephen B. - (1990) -*Successful business forecasting*- Liberty Hall Press

Makridakis Spyros G., Wheelwright Steven C. - (1978) - *Forecasting: methods and applications* -Wiley

Makridakis Spyros G., Wheelwright Steven Charles. - (1978) - *Interactive Forecasting: Univariate and Multivariate Methods* -Holden-Day

Makridakis Spyros G., Wheelwright Steven C. - (1989) - *Forecasting methods for management* -Wiley

Shim Jae K. - (30 Ιουν 2009) -*Strategic Business Forecasting: Including Business Forecasting Tools and Applications* - Global Professional Publishing

Ιστοσελίδες:

<http://www.wikipedia.org/>

<http://www.colgate.com.gr/app/Colgate/GR/HomePage.cvsp>

<http://academics.epu.ntua.gr/LinkClick.aspx?fileticket=AsV8acFHn3A%3D&...>

www.tex.unipi.gr/undergraduate/notes/eidthem.../Demandforecast.doc

<http://users.ntua.gr/stergiou/logistics3.pdf>

<http://www.industryweek.com/companies-amp-executives/top-10-demand-planning-strategies>

<http://www.netsuite.com/portal/industries/wd/demand-planning.shtml>

<http://demandplanning.net/>

<http://www.demand-planning.com/>

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

ΣΧΗΜΑ	ΤΙΤΛΟΣ	ΣΕΛΙΔΑ
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2		
Σχήμα 2.1	Γραμμική παλινδρόμηση	16
Σχήμα 2.2	Κινητός μέσος όρος 3 και 5 μηνών	21
Σχήμα 2.3	Σταθμισμένος κινητός μέσος όρος για 2 σετ συντελεστών βαρύτητας	23
Σχήμα 2.4	απλή εκθετική εξομάλυνση για διαφορετικές τιμές του α	25
Σχήμα 2.5	απλός, σταθμισμένος κινητός μέσος όρος και εκθετική εξομάλυνση	26
Σχήμα 2.6	προσαρμοσμένη εκθετική εξομάλυνση για $b=0,3$	28
Σχήμα 2.7	Εποχιακή μέθοδος-USD	30
Σχήμα 2.8	Εποχιακή μέθοδος-προσαρμοσμένη πρόβλεψη	31
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4		
Σχήμα 4.1	απλή εκθετική εξομάλυνση για το προϊόν X , για διάφορες τιμές α	63
Σχήμα 4.2	Προσαρμοσμένη εκθετική εξομάλυνση για $b=0,3$	65
Σχήμα 4.3	: ζήτηση προϊόντος Y τα τελευταία 3 έτη	73
Σχήμα 4.4	απεικόνιση πραγματικής και αναμενόμενης ζήτησης προϊόντος Y για $\alpha=0,8$ και $b=0,6$	75
Σχήμα 4.5	Ζήτηση και γραμμική τάση της ζήτησης για το 2012 για το προϊόν Z	78
Σχήμα 4.6	απλός κινητός μέσος όρος 3 και 5 μηνών για το προϊόν Z	80

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

ΠΙΝΑΚΑΣ	ΤΙΤΛΟΣ	ΣΕΛΙΔΑ
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2		
<i>Πίνακας 2.1</i>	παράδειγμα ελαχίστων τετραγώνων	19
<i>Πίνακας 2.2</i>	παράδειγμα κινητού μέσου όρου	21
<i>Πίνακας 2.3</i>	Σταθμισμένος κιντός μέσος όρος	22
<i>Πίνακας 2.4</i>	Σφάλματα σταθμισμένου κινητού μέσου όρου	22
<i>Πίνακας 2.5</i>	απλή εκθετική εξομάλυνση	25
<i>Πίνακας 2.6</i>	Πρόβλεψη με βάση τη μέθοδο του κινητού μέσου όρου και της εκθετικής εξομάλυνσης	26
<i>Πίνακας 2.7</i>	παράδειγμα προσαρμοσμένης εκθετικής εξομάλυνσης	27
<i>Πίνακας 2.8</i>	Εποχιακή μέθοδος	30
<i>Πίνακας 2.9</i>	παράδειγμα υπολογισμού tracking signal	36
<i>Πίνακας 2.10</i>	: Περίληψη ποσοτικών και ποιοτικών μεθόδων πρόβλεψης της ζήτησης	37

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4		
Πίνακας 4.1	απλή εκθετική εξομάλυνση για το προϊόν X, για διάφορες τιμές α	62
Πίνακας 4.2	προσαρμοσμένη εκθετική εξομάλυνση για το προϊόν X, για $b=0,3$ και για όλες τις τιμές α-υπολογισμός παράγοντα T	64
Πίνακας 4.3	για όλες τις τιμές α-υπολογισμός προσαρμοσμένης πρόβλεψης	65
Πίνακας 4.4	απλή εκθετική εξομάλυνση-υπολογισμός σωρευτικού και μέσου σφάλματος	66
Πίνακας 4.5	απλή εκθετική εξομάλυνση-υπολογισμός MAD και MAPD	67
Πίνακας 4.6	προσαρμοσμένη εκθετική εξομάλυνση-υπολογισμός σωρευτικού και μέσου σφάλματος για $b=0,3$ και για $\alpha=0...1$	68
Πίνακας 4.7	προσαρμοσμένη εκθετική εξομάλυνση-υπολογισμός MAD και MAPD για $b=0,3$ και για $\alpha=0...1$	69
Πίνακας 4.8	Υπολογισμός σφαλμάτων πρόβλεψης για διάφορους συνδυασμούς τιμών α, b	70
Πίνακας 4.9	Ιστορικά δεδομένα για τη ζήτηση του προϊόντος Y τα τελευταία 3 έτη	72
Πίνακας 4.10	υπολογισμός αθροιστικής ζήτησης προϊόντος Y ανα τρίμηνο/ανα έτος	73
Πίνακας 4.11	υπολογισμός δεικτών εποχικότητας	74
Πίνακας 4.12	απλή εκθετική εξομάλυνση για το προϊόν Y	74
Πίνακας 4.13	υπολογισμός παράγοντα T για $b=0,6$ και για διάφορες τιμές του α	74
Πίνακας 4.14	προσαρμοσμένη εκθετική ζήτηση για $b=0,6$ και για διάφορες τιμές του α	75
Πίνακας 4.15	υπολογισμός των παραμέτρων της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων	77
Πίνακας 4.16	υπολογισμός σφαλμάτων για τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων για το προϊόν Z	79
Πίνακας 4.17	απλός κινητός μέσος όρος 3 και 5 μηνών για το προϊόν Z	79
Πίνακας 4.18	υπολογισμός σφαλμάτων πρόβλεψης για κινητό μέσο όρο 3 και 5 μηνών	80
Πίνακας 4.19	υπολογισμός σταθμισμένου κινητού μέσου όρου 3 και 5 μηνών για το προϊόν Z	81