ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

ΣΧΟΛΗ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ

ΤΜΗΜΑ ΔΙΟΙΚΗΤΙΚΗΣ ΕΠΙΣΤΗΜΗΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

ΔΗΜΗΤΡΙΟΥ ΑΥΓΕΡΗ

ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΙΑΚΕΣ ΠΡΟΒΛΕΨΕΙΣ
ΜΕΛΕΤΗ ΠΕΡΙΠΤΩΣΗΣ ΣΤΟ ΠΟΛΕΜΙΚΟ ΝΑΥΤΙΚΟ

Επιβλέπων : κ. Γεώργιος Λεκάκος (Αναπληρωτής Καθηγητής)

κ. Ανδρέας Ζάρας (Data Analyst)

Υποβληθείσα ως μέρος των απαιτήσεων για την απόκτηση
Μεταπτυχιακού Διπλώματος (MSc) στη Διοικητική Επιστήμη και Τεχνολογία

Αθήνα, Ιούλιος 2021

Βεβαίωση εκπόνησης Διπλωματικής εργασίας

«Δηλώνω υπεύθυνα ότι η συγκεκριμένη μεταπτυχιακή εργασία για τη λήψη του μεταπτυχιακού τίτλου σπουδών του ΠΜΣ στη Διοικητική Επιστήμη και Τεχνολογία του Τμήματος Διοικητικής Επιστήμης και Τεχνολογίας του Οικονομικού Πανεπιστημίου Αθηνών έχει συγγραφεί από εμένα προσωπικά και δεν έχει υποβληθεί ούτε έχει εγκριθεί στο πλαίσιο κάποιου άλλου μεταπτυχιακού ή προπτυχιακού τίτλου σπουδών στην Ελλάδα ή το εξωτερικό. Η εργασία αυτή έχοντας εκπονηθεί από εμένα, αντιπροσωπεύει τις προσωπικές μου απόψεις επί του θέματος. Οι πηγές στις οποίες ανέτρεξα για την εκπόνηση της συγκεκριμένης διπλωματικής αναφέρονται στο σύνολό τους, δίνοντας πλήρεις αναφορές στους συγγραφείς, συμπεριλαμβανομένων και των πηγών που ενδεχομένως χρησιμοποιήθηκαν από το διαδίκτυο».

(Υπογραφή)

.....

ΔΗΜΗΤΡΙΟΣ ΑΥΓΕΡΗΣ

Φοιτητής MSc στη Διοικητική Επιστήμη και Τεχνολογία

Ευχαριστίες

Ευχαριστώ θερμά όλους όσους με στήριξαν στο όμορφο, αλλά παράλληλα απαιτητικό ταξίδι του Μεταπτυχιακού Προγράμματος Σπουδών στη Διοικητική Επιστήμη και Τεχνολογία. Συγκεκριμένα:

Την οικογένειά μου, την σύζυγό μου Καλλιόπη και τα τέκνα μου Χριστίνα, Ελισάβετ και Κωνσταντίνα για την συμπαράσταση και κατανόηση που δείξανε καθ΄ όλη την διάρκεια του ΜΠΣ.

Την ηγεσία του Πολεμικού Ναυτικού που μου έδωσε την ευκαιρία να συμμετάσχω στο εν λόγω ΜΠΣ, αλλά και την δυνατότητα χρήσης δεδομένων για την ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Τους επιβλέποντες καθηγητές μου, κ. Γεώργιο Λεκάκο, διευθυντή του ΜΠΣ στη Διοικητική Επιστήμη και Τεχνολογία και τον κ. Ανδρέα Ζάρα, οι οποίοι με καθοδήγησαν από τα πρώτα βήματά μου στη σχολή μέχρι την ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας, παρέχοντάς μου όλα τα απαραίτητα εφόδια / συμβουλές.

Το σύνολο των καθηγητών που συμμετείχαν στο ΜΠΣ, που ο καθένας τους με τον δικό του τρόπο και την πολύτιμη συμβολή του συνέβαλλε στην ολοκλήρωση του ΜΠΣ και μάλιστα κάτω από δύσκολες συνθήκες λόγω της πανδημίας.

Την γραμματέα του ΜΠΣ, Σοφία Γκίκα, βασικό κρίκο της αλυσίδας μεταξύ φοιτητών και καθηγητών, η οποία πρόθυμη και με ευγένεια προσπάθησε να καλύψει οποιαδήποτε ανάγκη προέκυψε στην διάρκεια του ΜΠΣ.

Τέλος, όλους τους συμφοιτητές μου και συγκεκριμένα την Αναστασία Αρμενάκη και τον Βασίλειο Αναγνωστόπουλο για την αλληλοβοήθεια και τις ώρες συμ-μελέτης που περάσαμε μαζί.

Περίληψη

Στην παρούσα διπλωματική εργασία γίνεται αναφορά στην πρόβλεψη ζήτησης, περιγράφοντας τις μεθόδους αυτής και τα οφέλη της, στις επιχειρήσεις εν γένει, αλλά και στο Πολεμικό Ναυτικό μέσα από μια μελέτη περίπτωσης.

Αναλυτικότερα, στην ενότητα 1, γίνεται μια εισαγωγή στην έννοια της πρόβλεψης, κάνοντας μια μικρή ιστορική αναδρομή για την ανάγκη προγραμματισμού και την αναγκαιότητα της πρόβλεψη για τις επιχειρήσεις / οργανισμούς. Στην ενότητα 2 εστιάζουμε στην πρόβλεψη ζήτησης και στην έννοια της ζήτησης για έναν οργανισμό. Αναφερόμαστε στα στάδια πρόβλεψης βάσει ζήτησης, στις πιέσεις που οδηγούν τις επιχειρήσεις στην ανάγκη για προβλέψεις ζήτησης / προγραμματισμό, καθώς και στην σχέση της ζήτησης με την εξυπηρέτηση των πελατών. Στην ενότητα 3 γίνεται αναφορά στις τεχνικές πρόβλεψης. Γίνεται μια επισκόπηση στις μεθόδους της πρόβλεψης – ποιοτικές / ποσοτικές, καθώς και στα μοντέλα ανάλυσης αυτών ανά περίπτωση. Τέλος, αναλύονται τα βασικά βήματα της διαδικασίας ποσοτικής μεθόδου πρόβλεψης. Στην ενότητα 4 προχωράμε σε ανάλυση των χρονοσειρών. Αναφερόμαστε στα μοτίβα που πηγάζουν από την ανάλυση αυτών, στα συμβάντα που επηρεάζουν μια χρονοσειρά και τους τύπους στους οποίους διαχωρίζονται αυτά τα συμβάντα. Επίσης, από τις μεθόδους πρόβλεψης στην ανάλυση χρονοσειρών, γίνεται περαιτέρω ανάλυση στους βασικότερους εξ αυτών που χρησιμοποιούνται από την SAS (SAS Forecast Server) και συγκεκριμένα, στην μέθοδο της Εκθετικής Εξομάλυνσης - Exponential Smoothing, στην μέθοδο Box – Jenkins (The ARIMA Model) και στα μοντέλα μη παρατηρημένων συστατικών ή δομικά μοντέλα (Unobserved Components Models). Στη συνέχεια γίνεται μνεία στην επιλογή του κατάλληλου μοντέλου / μεθόδου μέσω των σφαλμάτων πρόβλεψης.

Στην ενότητα 5 προχωράμε στη εφαρμογή των όσων έχουν αναφερθεί στις προηγούμενες ενότητες μέσα από μια μελέτη περίπτωσης για το Πολεμικό Ναυτικό, αναλύοντας την χρήση και την ανάγκη της πρόβλεψης ζήτησης στον εν λόγω οργανισμό. Έχοντας ιστορικά δεδομένα[1] από δοσοληψίες πλοίων σε ανταλλακτικά / υλικά συντήρησης πολεμικών πλοίων, χρησιμοποιώντας αρχικά την πλατφόρμα SAS Enterprise Guide, μετατρέπουμε τα δεδομένα σε χρονοσειρές, ενώ στην συνέχεια, μέσω της πλατφόρμας SAS Forecast Studio, προβαίνουμε σε προβλέψεις των χρονοσειρών. Και στις δυο περιπτώσεις (SAS Enterprise Guide, SAS Forecast Studio) γίνεται ανάλυση των βημάτων για την ολοκλήρωση της εκάστης διαδικασίας. Επιλέγοντας μια εκ των προβλέψεων χρονοσειρών που αφορά συγκεκριμένο υλικό, αναλύουμε τα αποτελέσματα της πρόβλεψης, μέσα από τα οποία καταλήγουμε στα τελικά συμπεράσματα της τελευταίας ενότητας 6. Καταλήγουμε στην σημαντικότητα και την αναγκαιότητα της πρόβλεψης ζήτησης για το σύνολο των οργανισμών /

[1] Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν ανήκουν στο Πολεμικό Ναυτικό και δεν δύναται να κοινοποιηθούν σε τρίτους.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

επιχειρήσεων και τα οφέλη που απορρέουν από την σωστή χρήση και εκμετάλλευση των αποτελεσμάτων των προβλέψεων ζήτησης από τους οργανισμούς. Τέλος, αναφερόμαστε στην αναγκαιότητα και στα οφέλη των προβλέψεων ζήτησης στο Πολεμικό Ναυτικό, τόσο στον τομέα των ανταλλακτικών όσο και στο σύνολό του ως οργανισμός.

Abstract

In this master thesis, a reference is made to demand forecasting, describing its methods and its benefits, to companies in general, but also to the Hellenic Navy through a case study.

More specifically, in section 1, an introduction is made to the concept of forecasting, giving a brief historical overview of the need for planning and the necessity of forecasting for businesses / organizations. In section 2 we focus on demand forecasting and the concept of demand for an organization. We refer to the stages of forecasting based on demand, to the pressures that lead companies to the need for demand forecasting / planning, as well as the relationship between demand and customer service. Section 3 reports on forecasting techniques. An overview of the forecasting methods (qualitative / quantitative) is made, as well as their analysis models on a case by case basis. Finally, the basic steps of the quantitative forecasting process are analyzed. In section 4 we proceed to an analysis of time series. We refer to the patterns that arise from their analysis, the events that affect a time series, and the types into which these events are divided. Also, from the prediction methods in the time series analysis, a further analysis is made of the most basic ones used by SAS (SAS Forecast Server) and specifically, the Exponential Smoothing method, the Box method - Jenkins (The ARIMA Model) and Unobserved Components Models. Then, reference is made to the selection of the appropriate model / method through forecasting errors.

In section 5 we proceed to the application of what has been mentioned in the previous sections through a case study for the Hellenic Navy, analyzing the use and the need for demand forecasting in this organization. Having historical data from ship transactions in warship spare parts / maintenance materials, first, using the SAS Enterprise Guide platform, we convert the data into time series, and then, through the SAS Forecast Studio platform, we make time series predictions. In both cases (SAS Enterprise Guide, SAS Forecast Studio) the steps for completing each process are analyzed. By choosing one of the time series forecasts that concerns a specific material, we analyze the results of the forecast, through which we reach the final conclusions of the last section 6. We conclude on the importance and necessity of forecasting demand for all organizations / companies and the benefits resulting from the proper use and exploitation of the results of demand forecasts by organizations. Finally, we refer to the necessity and benefits of demand forecasts in the Hellenic navy, both in the field of spare parts and the organization as a whole.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Πίνακας περιεχομένων

Περίληψη **3**

1 Εισαγωγή **15**

2 Πρόβλεψη Ζήτησης **16**

2.1 Πιέσεις για βελτίωση της Πρόβλεψης Ζήτησης 16

2.2 Έννοια της Ζήτησης για τον Οργανισμό 18

2.3 Σημαντικές έννοιες πρόβλεψης και ανάγκες πρόβλεψης ζήτησης, βασικών λειτουργιών 19

2.4 Ζήτηση - Εξυπηρέτηση Πελατών 20

2.5 Στάδια πρόβλεψης βάσει ζήτησης 22

3 Τεχνικές Πρόβλεψης **23**

3.1 Ποσοτικές Μέθοδοι Πρόβλεψης 24

3.2 Ποιοτικές μέθοδοι πρόβλεψης 25

3.3 Μοντέλα Πρόβλεψης 26

3.4 Βασικά βήματα διαδικασίας ποσοτικής μεθόδου πρόβλεψης 28

4 Χρονοσειρές **29**

4.1 Χρονοδιάγραμμα και μοτίβα χρονοσειρών 30

4.2 Ανάλυση παρέμβασης 31

4.3 Τύποι Συμβάντων 32

4.4 SAS Forecast Server – Μοντέλα Πρόβλεψης 34

4.4.1 Εκθετική Εξομάλυνση 34

4.4.1.1 Απλή εκθετική εξομάλυνση - Simple Exponential Smoothing (SES) 34

4.4.1.2 Εκθετική εξομάλυνση δύο παραμέτρων – Holt's Two-Parameter 36

4.4.1.3 Εκθετική εξομάλυνση τριών παραμέτρων των Holt-Winters 37

4.4.1.4 Μέθοδοι Εκθετικής Εξομάλυνσης - Πλεονεκτήματα και Αδυναμίες 37

4.4.2 Μέθοδος Box – Jenkins (The ARIMA Model) 39

4.4.2.1 Autoregressive models AR 39

4.4.2.2 Moving Average of Error – MA 40

4.4.2.3 Στασιμότητα 40

4.4.2.4 Διαφοροποίηση 41

4.4.2.5 Ειδικές περιπτώσεις ενός μοντέλου ARIMA 41

4.4.2.6 Seasonal ARIMA models – SARIMA 42

4.4.2.7 Βασικά Στάδια Εκτέλεσης Ανάλυσης ARIMA. 42

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

4.4.2.8 Γραφήματα ACF (Autocorrelation Function) και PACF (Partial Autocorrelation Function) 45
4.4.2.9 Portmanteau test 47
4.4.3 Μοντέλο μη Παρατηρημένων Συστατικών - Unobserved Components Model (UCM) 47
4.4.4 Σφάλμα Πρόβλεψης 49
4.4.4.1 Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error – MAE) 50
4.4.4.2 Σφάλμα Μέσου Τετραγώνου (Mean Squared Error – MSE) 51
4.4.4.3 Σφάλμα Μέσου Απόλυτου Ποσοστού (Mean Absolute Percentage Error - MAPE) .51
4.4.5 Επιλογή του καλύτερου μοντέλου πρόβλεψης 51
4.4.6 Διακομιστής πρόβλεψης SAS 53
5 Εφαρμογή διαδικασίας πρόβλεψης στο Πολεμικό Ναυτικό 54
5.1 Εισαγωγή 54
5.2 Μετατροπή Δεδομένων σε Χρονοσειρές 58
5.3 Μέθοδοι χειρισμού ελλειπόντων τιμών σε δεδομένα χρονοσειρών 63
5.4 Ταξινόμηση των μεθόδων για τα ελλείποντα δεδομένα 64
5.5 Μέθοδος Υπολογισμού (Imputation) 65
5.5.1 Απλός – Πολλαπλός Υπολογισμός (Single - Multiple Imputation) 65
5.5.2 Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα Απλού και Πολλαπλού Υπολογισμού 69
5.6 SAS Forecast Studio - Διαδικασία Πρόβλεψης 70
5.7 Αποτελέσματα Χρονοσειρών – Προβλέψεων Ζήτησης 75
5.8 Αποτελέσματα πρόβλεψης υλικού ¨ Fuel Filter ¨ 101
5.8.1 Αποτελέσματα Πρόβλεψης 101
5.8.2 Additive Vs Multiplicative Μοντέλο “Winters” 103
5.8.3 Έλεγχος Εποχικότητας στην χρονοσειρά 105
6 Συμπεράσματα 107
7 Βιβλιογραφία 112

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Πίνακας Εικόνων

Εικόνα 2-1 Απεικόνιση βασικών πιέσεων για βελτίωση των πρακτικών προγραμματισμού και πρόβλεψης της ζήτησης. 17
Εικόνα 2-2 Η πρόβλεψη της ζήτησης ως εισροή στη στόχευση πωλήσεων, στον επιχειρησιακό σχεδιασμό και στον προϋπολογισμό. 19
Εικόνα 2-3 Απεικόνιση διαφορετικών ορισμών της Ζήτησης 22
Εικόνα 2-4 Στάδια πρόβλεψης βάσει ζήτησης 23
Εικόνα 3-1 Τεχνικές Πρόβλεψης 24
Εικόνα 4-1 Παράδειγμα Χρονοσειράς. - το χρονικό διάστημα μεταξύ διαδοχικών παρατηρήσεων πρέπει να είναι ίσο (ώρα, ημέρα, εβδομάδα, μήνας). 29
Εικόνα 4-2 Συνδυασμός τάσης, εποχικότητας και κυκλικής συμπεριφοράς - Αυστραλιανή μηνιαία παραγωγή τούβλου από τον Μάρτιο του 1956 έως τον Σεπτέμβριο του 1994. 31
Εικόνα 4-3 Παράδειγμα τύπου συμβάντος - Μετατόπιση Επιπέδου (Level Shift) 33
Εικόνα 4-4 Παράδειγμα τύπου συμβάντος - Παλμός (Pulse Event) 33
Εικόνα 4-5 Προσαρμοσμένη χρονοσειρά - εκθετική εξομάλυνση με διαφορετικά επίπεδα α. 35
Εικόνα 4-6 Σχηματική αναπαράσταση της μεθοδολογίας Box-Jenkins για μοντελοποίηση χρονοσειρών. 44
Εικόνα 4-7 Επεξηγηματικό παράδειγμα ενός ACF γραφήματος με συσχέτιση μεταξύ παρατηρήσεων σε μία μόνο υστέρηση ίση με 0,8. 46
Εικόνα 4-8 Επεξηγηματικό παράδειγμα PACF με συσχέτιση μεταξύ παρατηρήσεων σε μία μόνο υστέρηση ίση με 0,8. 46
Εικόνα 4-9 Χτίσιμο μοντέλου μέσω Training και Validation Data Set 52
Εικόνα 4-10 Παραδείγματα τρόπων κατάτμησης ενός συνόλου δεδομένων 53
Εικόνα 5-1 Η πρόβλεψη της ζήτησης ως εισροή στην κάλυψη αναγκών πλοίων, στον επιχειρησιακό σχεδιασμό και στον προϋπολογισμό. 56
Εικόνα 5-2 Δείγμα δεδομένων που αφορούν υλικά μηχανολογικών συστημάτων για πλοίο τύπου ¨Α¨. 57
Εικόνα 5-3 Ανάθεση ρόλων σε μεταβλητές μέσω του SAS Enterprise Guide 59
Εικόνα 5-4 Καθορισμός Επιλογών για Συσσώρευση και Τιμών που λείπουν μέσω του SAS Enterprise Guide. 59

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Εικόνα 5-5 Επιλογή χρονικής κλίμακας που θα χρησιμοποιηθεί για τη μέτρηση και την πρόβλεψη, μέσω του SAS Enterprise Guide. 61
Εικόνα 5-6 Επιλογή μεθόδου συσσώρευσης των παρατηρήσεων του συνόλου των δεδομένων εντός κάθε χρονικής περιόδου. 62
Εικόνα 5-7 Επιλογή μεθόδου αντικατάστασης ελλειπόντων τιμών, μέσω του SAS Enterprise Guide. 63
Εικόνα 5-8 Σύνολο δεδομένων με m υπολογισμούς για κάθε στοιχείο που λείπει 69
Εικόνα 5-9 Ανάθεση ρόλων σε μεταβλητές μέσω του SAS Forecast Studio 71
Εικόνα 5-10 Καθορισμός μεταβλητής αναγνωριστικού χρόνου (Time ID) – Καθορισμός ιδιοτήτων της χρονικής διάστασης των δεδομένων, μέσω του SAS Forecast Studio 72
Εικόνα 5-11 Ανάθεση ρόλου στην εξαρτημένη μεταβλητή μέσω SAS Forecast Studio 72
Εικόνα 5-12 Διαχείριση των ελλειπόντων τιμών μέσω SAS Forecast Studio 72
Εικόνα 5-13 Επιλογή χρονικού ορίζοντα πρόβλεψης μέσω SAS Forecast Studio 73
Εικόνα 5-14 Επιλογή εύρους δείγματος αναμονής (Holdout Sample) μέσω SAS Forecast Studio 74
Εικόνα 5-15 Επιλογή κριτηρίου ανάδειξης καλύτερου μοντέλου 74
Εικόνα 5-16 Στοιχεία της εξαρτημένης μεταβλητής Demand 101
Εικόνα 5-17 Διάγραμμα χρονοσειράς και πρόβλεψης με χρονικό ορίζοντα 12 μηνών και διάστημα εμπιστοσύνης 95%. 101
Εικόνα 5-18 Αποτελέσματα πρόβλεψης υλικού " Fuel Filter" για χρονικό ορίζοντα 12 μηνών. 102
Εικόνα 5-19 Σύγκριση μοντέλων ESM και ARIMA (Διάγραμμα – Statistics of Fit) 102
Εικόνα 5-20 Διαγράμματα Model Family και Model Type από το Forecast Summary View 103
Εικόνα 5-21 Στοιχεία Επιλεγέντος Μοντέλου 103
Εικόνα 5-22 PROC FORECAST in SAS - Κατάλληλη επιλογή ESM προσδιορίζοντας τα εμφανή χαρακτηριστικά των δεδομένων 105
Εικόνα 5-23 DHF Seasonal Unit Root Test table 106
Εικόνα 5-24 DHF Seasonal Unit Root Test Plot 107

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Πίνακας Διαγραμμάτων

Διάγραμμα 5-1 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό MICRO STAR INSERT.... 76
Διάγραμμα 5-2 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό SAW BLINDS 77
Διάγραμμα 5-3 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό FLUORESCENT LAMP 20W..... 78
Διάγραμμα 5-4 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό BATTERY DRY 6V BA-200 79
Διάγραμμα 5-5 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό FILTER INSERT..... 80
Διάγραμμα 5-6 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό GASKET 81
Διάγραμμα 5-7 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό GASKET A 18X22 SEALING RING 82
Διάγραμμα 5-8 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό GASKET COPPER DIN 7603A..... 83
Διάγραμμα 5-9 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό HOSE ASSEMBLY_NONME..... 84
Διάγραμμα 5-10 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό LAMP INCANDESCENT 85
Διάγραμμα 5-11 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό O-RING..... 86
Διάγραμμα 5-12 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό SEALING RING A10X13,5 DIN 7603 H-12000/24000..... 87
Διάγραμμα 5-13 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό SEALING RING..... 88
Διάγραμμα 5-14 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό SPRING WASHER B 10 DIN 137..... 89
Διάγραμμα 5-15 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό STARTER-FLRSNT L.... 90
Διάγραμμα 5-16 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό STARTER 91
Διάγραμμα 5-17 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό TUBE-COP 1-4 OD 92
Διάγραμμα 5-18 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό NYLON ROPE 11/8" 93
Διάγραμμα 5-19 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό LIME SHEET C..... 94
Διάγραμμα 5-20 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό FUEL FILTER..... 95
Διάγραμμα 5-21 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό DISCHARGE VALVE.... 96
Διάγραμμα 5-22 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό PISTON NORMAL..... 97
Διάγραμμα 5-23 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό PAPER-GSKT-1/64I..... 98
Διάγραμμα 5-24 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό CLAMP HOSE 99

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Διάγραμμα 5-25 Χρονοσειρά - Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό GASKET MTU AA51 ... 100

1 *Εισαγωγή*

Ο προγραμματισμός είναι μια απαραίτητη διαδικασία για έναν οργανισμό προκειμένου να επιτευχθούν οι αναμενόμενοι στόχοι. Όσο μεγαλύτερος είναι ο απαιτούμενος χρόνος για την κάλυψη των αναγκών μας τόσο μεγαλύτερη είναι και η ανάγκη για προγραμματισμό. Η πρόβλεψη είναι το βασικότερο στοιχείο που βοηθάει στον αποτελεσματικό σχεδιασμό και στο σωστό προγραμματισμό με αποτέλεσμα την έγκαιρη λήψη αποφάσεων. Παρόλο που πολλοί αμφισβητούν τη διαδικασία της πρόβλεψης, υπάρχουν πολλά φαινόμενα που προβλέπονται με μεγάλη ευκολία στις μέρες μας, ενώ δεν ίσχυε το ίδιο και στο παρελθόν, πχ. η πρόγνωση του καιρού, η τροχιά ενός δορυφόρου. Η επιστήμη έχει βοηθήσει σημαντικά στην εξέλιξη της διαδικασίας της πρόβλεψης και στην ακρίβεια αυτής. Μια τέτοια εξέλιξη της πρόβλεψης στο πέρασμα του χρόνου καταφαίνεται στο ακόλουθο παράδειγμα, όπου το Πτολεμαϊκό σύστημα αστρονομίας το οποίο αναπτύχθηκε πριν 1.900 χρόνια περίπου, μπορούσε να προβλέψει την κίνηση ενός άστρου με σχετική ακρίβεια. Ακολούθησε η Κοπέρνικη αστρονομία που βελτίωσε σημαντικά την ακρίβεια των κινήσεων με τελικό απόγονο την αστρονομία του σήμερα (Makridakis,1998).

Μία επιτυχημένη πρόβλεψη δεν είναι πάντα χρήσιμη ή άμεσα διαθέσιμη για τους ανθρώπους της εποχής της πρόβλεψης. Για παράδειγμα, πριν 100 χρόνια ο Jules Verne πρόβλεψε καινοτομίες όπως υποβρύχια, πυρηνική ενέργεια, ταξίδια στη Σελήνη. Στα μέσα του 1800 ο Charles Babbage έκανε πράξη τη δημιουργία ενός υπολογιστή. Όλα αυτά όμως την εποχή εκείνη είχαν μικρή έως μηδαμινή αξία για τους οργανισμούς προκειμένου να επωφεληθούν άμεσα από αυτές τις καινοτομίες (Makridakis,1998).

Οι προβλέψεις επηρεάζονται σημαντικά τόσο από εξωτερικούς παράγοντες (Εθνική οικονομία, κυβερνήσεις, πελάτες, ανταγωνιστές) όσο και από εσωτερικούς παράγοντες (αποφάσεις μάρκετινγκ στο εσωτερικό της εταιρείας). Οι μεν εξωτερικοί παράγοντες θεωρούνται ανεξέλεγκτοι, σε αντίθεση με τους ελεγχόμενους εσωτερικούς. Ουσιαστικά, η πρόβλεψη συνδέεται περισσότερο με τους εξωτερικούς παράγοντες, ενώ οι εσωτερικοί είναι αυτοί που επηρεάζουν στη λήψη αποφάσεων σε μία εταιρεία/ οργανισμό.

Οι μέθοδοι στις προβλέψεις ποικίλουν, από τις πιο απλές μεθόδους όπως η χρήση της πιο πρόσφατης παρατήρησης ως πρόβλεψη, έως τις πιο περίπλοκες διαδικασίες, όπως νευρωνικά δίκτυα, οικονομετρικά συστήματα ταυτόχρονων εξισώσεων. Η ύπαρξη των εφαρμογών μέσω ηλεκτρονικών υπολογιστών συνετέλεσε στην αναβάθμιση και γενικότερα στη διαδικασία των τεχνικών πρόβλεψης. Όπως αναφέραμε και παραπάνω, οι εξωτερικοί παράγοντες επηρεάζουν τις προβλέψεις, ενώ οι εσωτερικοί παράγοντες στη διαδικασία λήψης αποφάσεων. Η πρόβλεψη όμως και η λήψη αποφάσεων είναι δύο άκρως αλληλένδετα στοιχεία για έναν οργανισμό. Προκειμένου να οδηγηθεί στην επίτευξη των στόχων του ο Οργανισμός χωρίς να στηρίζεται στην τύχη, αυξάνεται η ανάγκη για πρόβλεψη.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Έτσι κάθε τμήμα ενός οργανισμού/εταιρείας είναι ένας κρίκος της αλυσίδας. Οποιαδήποτε ενέργεια θετική ή αρνητική που αφορά συγκεκριμένο τμήμα επηρεάζει αντίστοιχα θετικά ή αρνητικά το σύνολο της αλυσίδας που δεν είναι τίποτα άλλο από τον ίδιο τον οργανισμό.

Σύμφωνα με τον Michael Gilliland, Product Marketing Manager στη SAS, οι οργανισμοί ξοδεύουν πολύ χρόνο και χρήμα αναζητώντας μια μαγική φόρμουλα για την τέλεια πρόβλεψη. Το να επιτευχθεί η «τέλεια» πρόβλεψη είναι σχετικό. Η ακρίβεια των προβλέψεων περιορίζεται από τη φύση της συμπεριφοράς που προσπαθούμε να προβλέψουμε. Μερικές φορές είναι δυνατό να επιτευχθεί αυξημένη ακρίβεια επειδή η συμπεριφορά ακολουθεί ομαλά, σταθερά, επαναλαμβανόμενα μοτίβα. Στην περίπτωση που οι συμπεριφορές είναι σπάνιες, ασταθείς ή ακανόνιστες και ακολουθούν περίπλοκα μοτίβα, δεν μπορεί να προβλεφθούν με ακρίβεια τέτοιες συμπεριφορές. Τον βαθμό της ακρίβειας έρχεται να επηρεάσει και η τυχαιότητα. Ο βαθμός τυχαιότητας περιορίζει τον βαθμό ακρίβειας που μπορούμε να περιμένουμε να επιτύχουμε.

Είναι σημαντικό να γνωρίζουμε τα εκάστοτε όρια στην ακρίβεια των προβλέψεων που μπορούμε να επιτύχουμε (πχ. κάθε ρίψη του νομίσματος προσφέρει 50% πιθανότητα κεφαλών). Δεν μπορούμε απλώς να υποθέσουμε ότι δουλεύοντας σκληρότερα, εφαρμόζοντας περισσότερα δεδομένα, μεγαλύτερους υπολογιστές και πιο εξελιγμένο λογισμικό, μπορούμε πάντα να επιτύχουμε το επίπεδο ακρίβειας που επιθυμούμε.

Συνεπώς, προκειμένου να είναι εφικτοί οι καθορισθέντες στόχοι, θα πρέπει οι τελευταίοι να μην καθορίζονται αυθαίρετα, έχοντας ως μέτρο σύγκρισης στόχους ενός τρίτου οργανισμού, αντιγράφοντας απλά πρακτικές των άλλων. Οι στόχοι μας πρέπει να βασίζονται στα δικά μας δεδομένα, στις ανάγκες που πρέπει να καλυφθούν, βασιζόμενοι σε ρεαλιστικές προσδοκίες για ακρίβεια των προβλέψεων. Στόχοι που δεν μπορούν να επιτευχθούν οδηγούν είτε στην απογοήτευση είτε στην εξαπάτηση.

2 *Πρόβλεψη Ζήτησης*

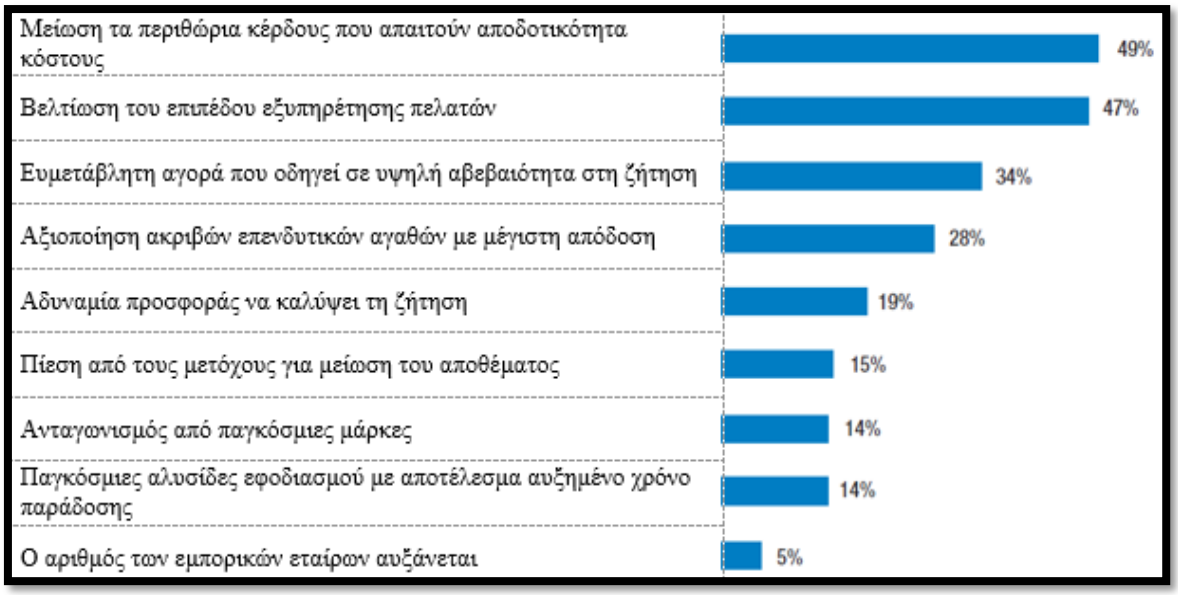
2.1 *Πιέσεις για βελτίωση της Πρόβλεψης Ζήτησης*

Η πρόβλεψη της ζήτησης είναι μια πολύ σημαντική διαδικασία για την επιτυχία ενός οργανισμού, ανεξάρτητα σε πιο κλάδο ανήκει, π.χ στην παραγωγή, στο λιανικό εμπόριο, στη φαρμακοβιομηχανία, στις τηλεπικοινωνίες κλπ. Οι προβλέψεις βάσει ζήτησης είναι ζωτικής σημασίας για το σύνολο των τμημάτων ενός οργανισμού, όπως πχ για το τμήμα εφοδιασμού, το τμήμα μάρκετινγκ, το οικονομικό τμήμα, το τμήμα ανθρώπινου δυναμικού κ.λπ.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Κυρίως σήμερα, η πρόβλεψη της ζήτησης είναι τόσο σημαντική για τους οργανισμούς όσο ποτέ άλλοτε. Αφενός, η αύξηση στις ποικιλίες των προϊόντων και το μέγεθος στην εξέλιξης της τεχνολογίας, αφετέρου οι συνεχόμενες φυσικές καταστροφές και οι κρίσεις δημόσιας υγείας, έχουν αυξήσει την αξία των αναλυτικών προβλέψεων και την ακρίβεια στην γνώση της ζήτησης στους οργανωτικούς ηγέτες. Η ανάγκη για περισσότερη βεβαιότητα είναι εμφανής.

Οι βασικές πιέσεις που οδηγούν τις εταιρείες σε όλους τους κλάδους για να βελτιώσουν τις πρακτικές προγραμματισμού και πρόβλεψης της ζήτησης απεικονίζονται στο παρακάτω διάγραμμα[2].



Εικόνα 2-1 Απεικόνιση βασικών πιέσεων για βελτίωση των πρακτικών προγραμματισμού και πρόβλεψης της ζήτησης.

(Πηγή: SAS White Paper, Demand Planning Maturity Model Strategies for Demand-Driven Forecasting and Planning A joint paper by Purdue University and SAS.)

Παρατηρούμε ότι η ώθηση προς αποδοτικότητα κόστους, η ανάγκη βελτίωσης των επιπέδων εξυπηρέτησης πελατών και η μεταβλητότητα της ζήτησης είναι οι τρεις κορυφαίες πιέσεις που οδήγησαν στις επενδύσεις και το ενδιαφέρον για την πρόβλεψη και τον προγραμματισμό της ζήτησης.

[2] Το διάγραμμα είναι μέρος μιας μελέτης της SAS, σε συνεργασία με το Πανεπιστήμιο Purdue, για να αξιολογήσει την τρέχουσα κατάσταση των συστημάτων πρόβλεψης και προγραμματισμού της ζήτησης. Στη μελέτη συμμετείχαν περισσότεροι από 180 διαχειριστές προβλέψεων, σχεδιαστές και στελέχη αλυσίδας εφοδιασμού από 173 μοναδικές εταιρείες. Αυτή η εργασία παρουσιάζει τα ευρήματα της έρευνας σχετικά με τις προκλήσεις που αντιμετωπίζει, τις στρατηγικές που αναπτύσσονται και τις επιτυχίες που έχουν επιτευχθεί.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

2.2 Έννοια της Ζήτησης για τον Οργανισμό

Ζήτηση είναι η ακριβής ποσότητα ενός προϊόντος που επιθυμούν οι πελάτες, ακριβώς την στιγμή που το θέλουν. Η πρόβλεψη της ζήτησης είναι η διαδικασία παρέκτασης της ζήτησης στο μέλλον, και αυτή την πρόβλεψη είναι που όλα τα τμήματα του οργανισμού χρειάζονται για να είναι σε θέση να λειτουργήσουν σωστά. Αυτό γίνεται πιο εμφανές μέσω των τριών βασικών εννοιών:

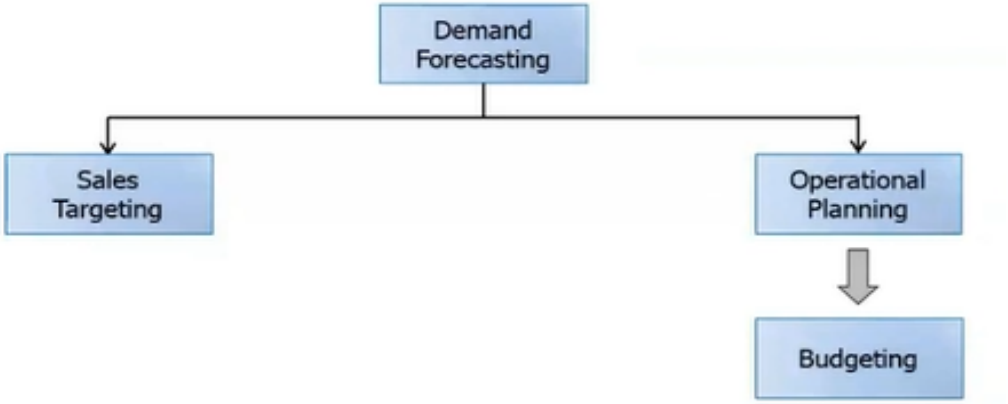
- Της στόχευσης των πωλήσεων.
  Η στόχευση πωλήσεων είναι οι στόχοι πωλήσεων που θέτει η ομάδα διαχείρισης πωλήσεων στους πωλητές για να τους παρακινήσει να πουλήσουν περισσότερα.

- Του επιχειρησιακού σχεδιασμού.
  Ο επιχειρησιακός σχεδιασμός είναι ένα σύνολο διαχειριστικών δράσεων που έχουν τους στόχους να ανταποκριθούν, να υπερβούν ή να διαμορφώσουν τη ζήτηση.

- Του προϋπολογισμού.
  Ο προϋπολογισμός είναι τα επιχειρησιακά σχέδια που μετατρέπονται σε νομισματικούς όρους. Τα επιχειρησιακά σχέδια μπορεί να είναι το σχέδιο παραγωγής, το σχέδιο μάρκετινγκ το σχέδιο πωλήσεων το σχέδιο χρηματοδότησης, το σχέδιο ανθρώπινου δυναμικού κ.λπ.

Η πρόβλεψη της ζήτησης θα πρέπει να χρησιμοποιείται πάντα ως εισροή στη στόχευση πωλήσεων, στον επιχειρησιακό σχεδιασμό και στον προϋπολογισμό. Για παράδειγμα, εάν η διαχείριση πωλήσεων θέσει έναν στόχο πωλήσεων πολύ πιο υψηλό από την πραγματικότητα, τότε θα απογοητεύσει τους πωλητές μην έχοντας την δυνατότητα να επιτύχουν τους ανατιθέμενους στόχους. Εάν ο στόχος είναι πολύ χαμηλός, τότε δεν θα δημιουργήσει παρακίνηση για περισσότερες πωλήσεις επειδή ο στόχος θα είναι πολύ εύκολος. Συνεπώς, έχοντας ως εισερχόμενη πληροφορία την πρόβλεψη ζήτησης, θέτουμε τους ιδανικούς για την εταιρία στόχους πωλήσεων. Οσον αφορά στον επιχειρησιακό σχεδιασμό, ο διευθυντής παραγωγής για το επόμενο τρίμηνο, για παράδειγμα, πρέπει να αποφασίσει για τα μηχανήματα, για το εργατικό δυναμικό και την ποσότητα της πρώτης ύλης που πρέπει να έχει στο εργοστάσιο. Μη γνωρίζοντας την πρόβλεψη της ζήτησης, δεν θα είναι σε θέση να οριστούν σωστά οι παραπάνω ανάγκες, με τελικό αρνητικό αποδέκτη τον προϋπολογισμό, καθώς είναι το επιχειρησιακό σχέδιο σε νομισματικούς όρους. Έτσι, πρωταρχική μέριμνα ενός οργανισμού είναι ο καθορισμός της πρόβλεψης βάσει ζήτησης.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ



Εικόνα 2-2 Η πρόβλεψη της ζήτησης ως εισροή στη στόχευση πωλήσεων, στον επιχειρησιακό σχεδιασμό και στον προϋπολογισμό.

(Πηγή: Andreas Zaras, Notes for the course "Business Forecasting", 2018)

2.3 Σημαντικές έννοιες πρόβλεψης και ανάγκες πρόβλεψης ζήτησης, βασικών λειτουργιών

Τέσσερις σημαντικές έννοιες που σχετίζονται αυστηρά με την πρόβλεψη της ζήτησης είναι οι ακόλουθες.

- Επίπεδο πρόβλεψης της ζήτησης.
  Αφορά την ιεραρχία που θέτει ο οργανισμός βάσει της οποίας θα κινηθεί η πρόβλεψη της ζήτησης. Πχ, μια πρόβλεψη ζήτησης θα μπορούσε να αφορά ολόκληρο τον οργανισμό ή στρατηγικές επιχειρηματικές μονάδες ή συγκεκριμένα προϊόντα / πελάτες. Έτσι, θέτεται μια ιεραρχία στον οργανισμό που χρειάζεται διαφορετικές προβλέψεις ζήτησης για τα διάφορα επίπεδα.

- Ορίζοντας πρόβλεψης ζήτησης.
  Πόσο μακριά στο μέλλον θέλουμε να προβλέψουμε τη ζήτηση. Για παράδειγμα, μπορεί να θέλουμε να προβλέψουμε τη ζήτηση για ολόκληρο τον οργανισμό για το επόμενο έτος ή για το επόμενο τρίμηνο ή για τα επόμενα δύο χρόνια κ.λπ.

- Διάστημα πρόβλεψης ζήτησης.
  Πόσο συχνά θα πρέπει να ενημερώνουμε την πρόβλεψη ζήτησης για τον οργανισμό. Έτσι, για παράδειγμα, μπορεί να έχουμε την πρόβλεψη ζήτησης για ολόκληρο τον οργανισμό για το επόμενο έτος και θέλουμε να την ενημερώνουμε κάθε τρίμηνο. Επομένως, πρέπει να εκπονούμε μια νέα πρόβλεψη της ζήτησης κάθε τρεις μήνες.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

- Μορφή πρόβλεψης της ζήτησης.

  Ο τύπος της ζήτησης που πρέπει να προβλέψουμε. Για παράδειγμα, ορισμένα τμήματα θέλουν να προβλέψουν νομισματικές μονάδες (πχ σε Ευρώ), όπως το Τμήμα Πωλήσεων και το οικονομικό τμήμα, άλλα τμήματα θέλουν να προβλέψουν μονάδες προϊόντων (σε Units) όπως το τμήμα παραγωγής ενώ το τμήμα εφοδιασμού θέλει την ζήτηση σε όγκο ή βάρος.

2.4 Ζήτηση - Εξυπηρέτηση Πελατών

Εάν οι πελάτες υποβάλλουν παραγγελίες για να εκφράσουν τη «ζήτηση» τους και εάν ο οργανισμός εξυπηρετεί τους πελάτες του απόλυτα, συμπληρώνοντας όλες τις παραγγελίες πλήρως και εγκαίρως, τότε έχουμε τον επιχειρησιακό μας ορισμό. Σε αυτήν την περίπτωση, ζήτηση = παραγγελίες = αποστολές. Αν τα δεδομένα παραγγελίας και αποστολής είναι άμεσα διαθέσιμα στο σύστημα της εταιρείας, τότε έχουμε τα ιστορικά δεδομένα ζήτησης, τα οποία μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε για να τροφοδοτήσουμε τα μοντέλα στατιστικών προβλέψεων και να εκτιμήσουμε τη ζήτηση.

Δυστυχώς, λίγοι οργανισμοί εξυπηρετούν τέλεια τους πελάτες τους. Ως εκ τούτου, οι παραγγελίες δεν αποτελούν τέλεια αντανάκλαση της πραγματικής ζήτησης. Έτσι, αυτό που πραγματικά ισχύει στο επιχειρηματικό περιβάλλον, είναι ότι οι παραγγελίες είναι διαφορετικές από τη ζήτηση και διαφορετικές από τις αποστολές.

- Παραγγελίες ≠ Ζήτηση
  - Μια μη συμπληρωμένη παραγγελία μπορεί να προωθηθεί σε μια μελλοντική χρονική περίοδο, οπότε η ζήτηση διογκώνεται. Εμφανίζεται στην αρχική χρονική περίοδο (time bucket) και σε όλες τις μελλοντικές περιόδους, έως ότου ολοκληρωθεί ή ακυρωθεί η παραγγελία.
  - Εάν αναμένονται ελλείψεις, οι πελάτες μπορεί να φουσκώσουν τις παραγγελίες τους για να συλλάβουν μεγαλύτερο μερίδιο μιας κατανομής, επομένως η ζήτηση υπερεκτιμάται.
  - Εάν αναμένονται ελλείψεις, οι πελάτες μπορούν να παρακρατήσουν παραγγελίες ή να ανακατευθύνουν τη ζήτησή τους σε εναλλακτικά προϊόντα ή εναλλακτικούς προμηθευτές, επομένως η ζήτηση είναι υποτιμημένη.

- Αποστολές ≠ Ζήτηση
  - Σε περιόδους μειωμένης εξυπηρέτησης πελατών (χαμηλά ποσοστά συμπλήρωσης παραγγελιών από έναν κατασκευαστή ή λιανοπωλητή) οι αποστολές (πωλήσεις) είναι μικρότερες από την πραγματική ζήτηση.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

- Προσφορές στις πωλήσεις (προσφορές χαμηλότερης τιμής).
  - Περιοδική αύξηση των πωλήσεων (αποστολών).
  - Υπερεκτίμηση της πραγματικής καταναλωτικής ζήτησης.

Ένας πιο περίπλοκος (αλλά όχι απαραίτητα καλύτερος) λειτουργικός ορισμός της πραγματικής ζήτησης μπορεί να κατασκευαστεί από κάποιο υβρίδιο παραγγελιών και αποστολών. Ο πιο συνηθισμένος ορισμός της ζήτησης σε συνάρτηση με τις παραγγελίες και τις αποστολές, ο οποίος χρησιμοποιείται ευρύτερα στα επίπεδα της αλυσίδας εφοδιασμού πριν από την τελική κατανάλωση είναι ο κάτωθι:

Ζήτηση = (Παραγγελίες +Αποστολές) / 2

Ορίζει απλώς τη ζήτηση ως τη μέση μεταξύ παραγγελιών και αποστολών. Υποθέτει ότι οι μισές ελλείψεις αποτελούν θεμιτή ζήτηση. Εάν πχ. η παραγγελία είναι 120 και η αποστολή είναι 100, τότε η ζήτηση = 110.

Εναλλακτικοί ορισμοί της ζήτησης είναι οι κάτωθι:

- Ζήτηση = Αποστολές + Επαυξητικές ελλείψεις.

Αποφεύγει τον υπερβολικό υπολογισμό των επαναλαμβανόμενων ελλείψεων προσθέτοντας μόνο αυξήσεις στις ελλείψεις των αποστολών. Έτσι, εάν για παράδειγμα, η έλλειψη στη χρονική περίοδο t είναι 20, και η έλλειψη στην περίοδο t + 1 είναι και πάλι 20, τότε η ζήτηση = αποστολή για την περίοδο t + 1 (το ποσό έλλειψης 20, δεν αυξήθηκε από την προηγούμενη χρονική περίοδο). Εάν η έλλειψη στην περίοδο t + 2 είναι 25, η ζήτηση στην περίοδο t + 2 είναι αποστολή + 5 (επειδή υπήρχαν στοιχειώδεις πέντε μονάδες ελλείψεων από 20 έως 25).

- Ζήτηση = Αποστολές + Τελευταία Περίοδος Ελλείψεων

Αποφεύγει τον υπερβολικό αριθμό επαναλαμβανόμενων ελλείψεων, συμπεριλαμβάνοντας στη ζήτηση μόνο εκείνες τις ελλείψεις που εξακολουθούν να εμφανίζονται στο τέλος της χρονικής περιόδου. Σε αυτήν την περίπτωση, η ζήτηση για ένα μήνα θα περιλαμβάνει όλες τις αποστολές αυτού του μήνα + παραγγελίες που δεν έχουν συμπληρωθεί μόνο την τελευταία εβδομάδα. Εάν, για παράδειγμα, οι ελλείψεις σε ένα μήνα τεσσάρων εβδομάδων ήταν 10, 20, 40 και 30, η συνολική ζήτηση για το μήνα θα ήταν αποστολές + 30 (οι ελλείψεις της προηγούμενης εβδομάδας).

Στον παρακάτω πίνακα απεικονίζονται οι ανωτέρω ορισμοί ζήτησης για περίοδο ενός μηνός.

Week	1	2	3	4	Month Total
Orders	50	50	60	60	220
Shipments	50	40	55	40	185
Shortages		10	5	20	35
Incremental shortage		10		15	25
Latest shortage				20	20
Demand = (Shipments + Orders) / 2=(185+220) / 2=202.5					
Demand = Shipments + Incremental Shortages = (185+25) = 210					
Demand = Shipments + Latest Shortages = (185 +20) = 205					

Εικόνα 2-3 Απεικόνιση διαφορετικών ορισμών της Ζήτησης

(Πηγή: SAS White Paper - Fundamental Issues in Business Forecasting)

2.5 Στάδια πρόβλεψης βάσει ζήτησης

Η πρόβλεψη που βασίζεται στη ζήτηση αποτελείται από τέσσερα στάδια:

- Την ανίχνευση ζήτησης.

  Η ανίχνευση μίας ζήτησης είναι συνήθως ευθύνη του τμήματος πωλήσεων και μάρκετινγκ. Οι αναλυτές μάρκετινγκ εντοπίζουν στοιχεία ζήτησης του παρελθόντος και μέσω της βοήθειας του τμήματος Επιχειρηματικής ανάλυσης, συνάγουν/ παρεκτείνουν αυτά στο μέλλον ανά αγορά, κανάλι, κατηγορία, προϊόν. Σε αυτή τη φάση, παράγεται η στατιστική βασική πρόβλεψη που είναι η ζήτηση χωρίς καμία επιπλοκή με τυχόν εξωτερικούς παράγοντες.

- Τη διαμόρφωση της ζήτησης.

  Η διαμόρφωση της ζήτησης, αφορά κυρίως τα τμήματα πωλήσεων και μάρκετινγκ. Εφόσον προβούν σε διαδικασία "What – if " ανάλυση και αποφασίζουν για το σενάριο, το σχέδιο προώθησης και το σχέδιο τιμών, ζητάνε την έγκριση του Οικονομικού τμήματος. Κατόπιν εγκρίσεως, καταλήγουν σε μια αβίαστη πρόβλεψη ζήτησης.

- Την μεταβολή της ζήτησης

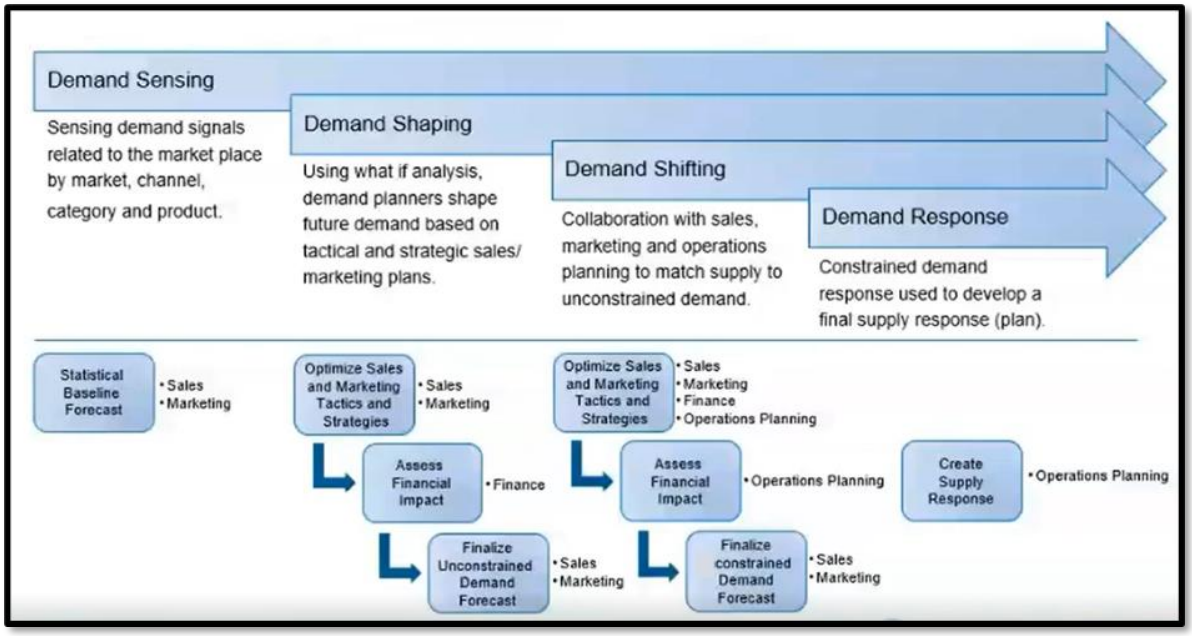
  Η μεταβολή της ζήτησης είναι η διασταύρωση / συνδυασμός σχεδιασμού πωλήσεων και επιχειρησιακού σχεδιασμού. Ουσιαστικά, διασταυρώνονται οι ανάγκες της ζήτησης με την παραγωγική ισχύ του οργανισμού προκειμένου να συμβαδίσει η παράγωγή με την ζήτηση, με αποτέλεσμα την τελική πρόβλεψη ζήτησης (με περιορισμούς) που είναι

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

ουσιαστικά και η ζήτηση βάσει των δυνατοτήτων της παραγωγής και των υποστηρικτικών τμημάτων.

- Την απόκριση ζήτησης.

  Η Απόκριση Ζήτησης είναι το τελικό σχέδιο που πρέπει να παρέχουμε για να πραγματοποιήσουμε τη στόχευση πωλήσεων, τον επιχειρησιακό σχεδιασμό και τον προϋπολογισμό. Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό, καθότι οι οργανισμοί πρέπει να κινούνται βάσει μιας εκδοχής μίας αλήθειας, βάσει μίας συνολικής πρόβλεψης ζήτησης και όχι ξεχωριστή πρόβλεψη ζήτησης για /από κάθε τμήμα του οργανισμού.

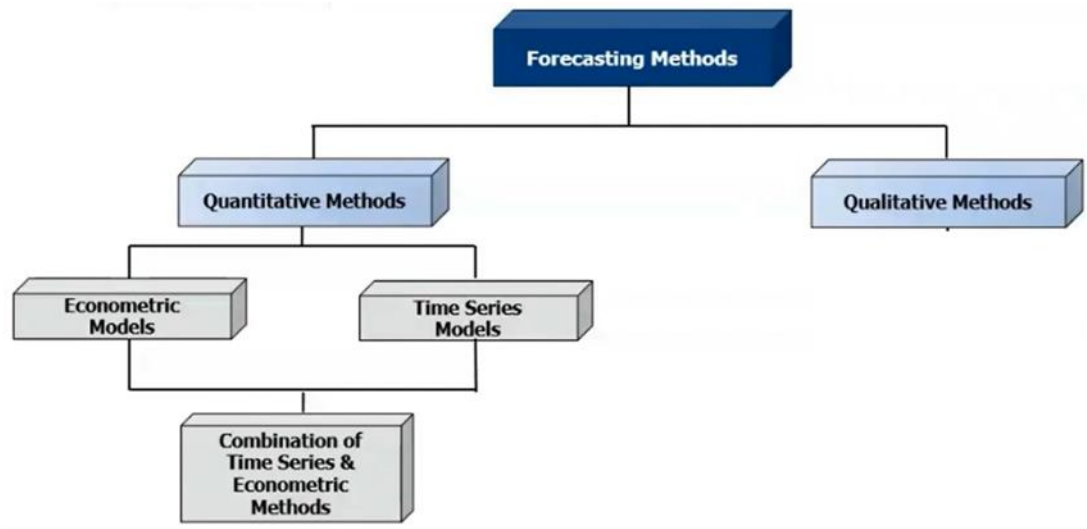


Εικόνα 2-4 Στάδια πρόβλεψης βάσει ζήτησης

(Πηγή: Andreas Zaras, Notes for the course "Business Forecasting", 2018)

3 *Τεχνικές Πρόβλεψης*

Κατά την διαδικασία των προβλέψεων απαιτείται η ύπαρξη ενός ευρέος φάσματος διαθέσιμων μεθόδων που να ποικίλλουν σε ακρίβεια, σε εύρος, χρονικό ορίζοντα και κόστος. Βασικό καθήκον των αναλυτών είναι να αποφασιστεί τελικά ποια μέθοδος ή συνδυασμός μεθόδων θα είναι αυτή ή αυτές που θα εφαρμοστούν σε κάθε περίπτωση και που θα δώσουν τα καλύτερα αποτελέσματα. Οι τεχνικές πρόβλεψης μπορούν να χωριστούν σε δύο μεγάλες κατηγορίες, τις ποσοτικές και τις ποιοτικές.



Εικόνα 3-1 Τεχνικές Πρόβλεψης

(Πηγή: Andreas Zaras, Notes for the course "Business Forecasting", 2018)

3.1 Ποσοτικές Μέθοδοι Πρόβλεψης

Στις ποσοτικές τεχνικές πρόβλεψης αναφερόμαστε, εφόσον διατίθενται επαρκείς ποσοτικές πληροφορίες του παρελθόντος οι οποίες μπορούν να ποσοτικοποιηθούν με τη μορφή αριθμητικών δεδομένων. Το μοτίβο που δημιουργείται από την πληροφορία του παρελθόντος είναι ο οδηγός στο μέλλον. Οι ποσοτικές μέθοδοι είναι πιο αξιόπιστες και βασίζονται σε πραγματικά μετρήσιμα δεδομένα, όπως οι παραγγελίες, οι αποστολές, η τιμή, οι δραστηριότητες προώθησης, τα επιτόκια κ.λπ. και χρησιμοποιούνται περισσότερο για βραχυπρόθεσμες περιόδους.

Σύμφωνα με τους Makridakis, S. και Wheelwright, S. C. (1998), οι τεχνικές ποσοτικής πρόβλεψης διαχωρίζονται στις διαισθητικές / απλοϊκές, δηλαδή σε αυτές που βασίζονται στην εμπειρία, η οποία όμως ποικίλει από επιχείρηση σε επιχείρηση, από οργανισμό σε οργανισμό και σε αυτές που βασίζονται στη στατιστική.

Οι διαισθητικές / απλοϊκές μέθοδοι είναι απλές και εύχρηστες, παρόλα αυτά, επειδή η ακρίβεια της πρόβλεψης δεν είναι εμφανής, για το λόγο αυτό η χρήση τους έχει μειωθεί σημαντικά.

Αντίθετα, οι τυπικές στατιστικές μέθοδοι που χρησιμοποιούνε συστηματική προσέγγιση, ελαχιστοποιώντας τα σφάλματα των προβλέψεων, έχουν αυξήσει κατά πολύ την δημοτικότητα τους.

Είναι πολλοί αυτοί που πιστεύουν ότι δεν είναι εύκολο να περιγραφεί με ακρίβεια το μέλλον επειδή τα πάντα μεταβάλλονται. Ωστόσο γίνεται ξεκάθαρο ότι, παρόλο που δεν παραμένει τίποτα

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

ακριβώς το ίδιο, ορισμένα στοιχεία του παρελθόντος επαναλαμβάνονται. Έτσι, μέσω της σωστής μεθόδου πρόβλεψης δύναται να εντοπιστεί η σχέση μεταξύ μεταβλητής ενδιαφέροντος και χρόνου.

Οι βασικές μέθοδοι ποσοτικών προβλέψεων βασιζόμενες στη στατιστική είναι οι χρονοσειρές και τα οικονομετρικά μοντέλα ή και ο συνδυασμός αυτών.

Οι οικονομετρικές μέθοδοι υποθέτουν ότι η συμπεριφορά της μεταβλητής ενδιαφέροντος εξηγείται από σειρά άλλων μεταβλητών που ονομάζονται ανεξάρτητες μεταβλητές. Η μεταβλητή ενδιαφέροντος ονομάζεται εξαρτημένη μεταβλητή (πχ. η ζήτηση) και οι άλλες μεταβλητές ονομάζονται ανεξάρτητες μεταβλητές (πχ. τα Bonus από την δυναμική των πωλήσεων, η τιμή, τα διαφημιστικά γεγονότα, τα επιτόκια, το ποσοστό απασχόλησης κ.λπ.) Έτσι, ο σκοπός των οικονομετρικών μεθόδων είναι η εύρεση της σχέσης μεταξύ των εξαρτώμενων και ανεξάρτητων μεταβλητών και η χρησιμοποίηση αυτών για την πρόβλεψη του μέλλοντος.

Οι μέθοδοι χρονοσειρών είναι πιο απλές στην πράξη και βασίζουν την πρόβλεψη όχι σε άλλες μεταβλητές αλλά εξετάζουν τις προηγούμενες τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής. Έτσι, η ζήτηση για την επόμενη περίοδο σχετίζεται με τη ζήτηση την προηγούμενη περίοδο. Στην πραγματικότητα, παρατηρούμε τα ιστορικά δεδομένα των ίδιων χρονοσειρών και προσπαθούμε να προβλέψουμε αυτές τις χρονοσειρές στο μέλλον κοιτάζοντας μόνο τις προηγούμενες τιμές. Ανακαλύπτοντας το μοτίβο βάσει των ιστορικών σειρών / δεδομένων, θα χρησιμοποιήσουμε το ίδιο μοτίβο για την πρόβλεψη του μέλλοντος. Έτσι, η πρόβλεψη χρονοσειρών αντιμετωπίζει το σύστημα ως ένα μαύρο κουτί. Αδιαφορώντας να ανακαλύψει παράγοντες που επηρεάζουν τη συμπεριφορά του συστήματος, στοχεύει στο να προβλέψει το τι θα συμβεί στο μέλλον και όχι το γιατί συμβαίνει.

Τέλος, η ανασκόπηση της βιβλιογραφίας έδειξε ότι εάν χρησιμοποιούμε συνδυασμό μεθόδων Οικονομετρικών και χρονοσειρών, θα έχουμε καλύτερα αποτελέσματα από τις μεμονωμένες μεθόδους. Τα πλεονεκτήματα και η αξιοπιστία των χρονοσειρών αλλά και των οικονομετρικών μοντέλων αναδεικνύονται υπό διαφορετικές συνθήκες. Έτσι, τα μεν μοντέλα χρονοσειρών μπορούν να χρησιμοποιηθούν στη διαδικασία της πρόβλεψης, τα δε οικονομετρικά μοντέλα είναι αυτά που με μεγαλύτερη επιτυχία βοηθούν στη χάραξη μιας πολιτικής και στην λήψη αποφάσεων.

3.2 Ποιοτικές μέθοδοι πρόβλεψης

Στην ποιοτική πρόβλεψη, σε αντίθεση με τις ποσοτικές μεθόδους πρόβλεψης, δεν απαιτούνται δεδομένα. Τα δεδομένα στην περίπτωση αυτή δεν είναι τίποτα άλλο από την γνώση / κρίση των ειδικά εκπαιδευμένων ανθρώπων. Οι ποιοτικές μέθοδοι είναι λιγότερο αξιόπιστες και χρησιμοποιούνται περισσότερο για μακροπρόθεσμες περιόδους. Μερικές φορές χρησιμοποιούνται επίσης για να συμπληρώσουν τις ποσοτικές μεθόδους, ώστε να τις βελτιώσουν είτε με την ενσωμάτωση γεγονότων

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

που δεν έχουν λάβει χώρα στο παρελθόν, είτε με την ενσωμάτωση της επιχειρηματικής εμπειρογνωμοσύνης και των εσωτερικών ειδήσεων των στελεχών που απασχολούνται με προβλέψεις. Οι ποιοτικές μέθοδοι που χρησιμοποιούνται ευρύτερα είναι οι μέθοδοι Delphi και η κριτική επιτροπή των στελεχών όπου μια σειρά στελεχών συγκεντρώνονται σε ένα τραπέζι και ανταλλάσσουν ιδέες, σκέψεις, εμπιστευτικές πληροφορίες και επιχειρηματική εμπειρογνωμοσύνη για το μέλλον, οπότε καταλήγουν σε μια συναινετική πρόβλεψη. Για αυτό το λόγο οι τεχνικές αυτές ποικίλλουν τόσο στο κόστος όσο στην πολυπλοκότητα και την αξία τους. Ένας τέτοιος συνδυασμός προβλέψεων έχει μεγάλη απήχηση σε ένα μεγάλο εύρος τομέων, όπως ανάπτυξη προϊόντων, διαμόρφωση στόχων, στρατηγικής σε μικρούς η μεγάλους οργανισμούς, κ.α.

3.3 Μοντέλα Πρόβλεψης

Παρακάτω υποτυπώνονται τα κυριότερα μοντέλα πρόβλεψης ανά μέθοδο πρόβλεψης.

- **Ποιοτικές Μέθοδοι – Μοντέλα Πρόβλεψης**
    - Σύνθεση δυναμικού πωλήσεων (Grass Roots). Άμεση επικοινωνία πωλητών με πελάτες. Οι πωλητές υποβάλουν προβλέψεις (πιθανότερο /χειρότερο /καλύτερο σενάριο). Ο διευθυντής πωλήσεων συνθέτει τις προβλέψεις.
    - Έρευνα Αγοράς. Υποβολή ερωτηματολογίων σε υφιστάμενους/ υποψήφιους πελάτες.
    - Επιτροπή Ειδικών. Συνέντευξη με κάθε ειδικό ξεχωριστά. Ομαδική συζήτηση όλων των ειδικών ταυτόχρονα.
    - Ιστορική Αναλογία. Σύνδεση του αντικειμένου πρόβλεψης με ένα παρόμοιο μέγεθος. Χρήσιμη για τον σχεδιασμό νέων προϊόντων όπου η πρόβλεψη πραγματοποιείται σύμφωνα με το ιστορικό ενός παρόμοιου προϊόντος.
    - Μέθοδος Delphi. Διατύπωση άποψης κάθε ειδικού ξεχωριστά. Επιστροφή της σύνοψης όλων των απόψεων σε όλους τους ειδικούς με επισήμανση των σημαντικά διαφορετικών απόψεων. Δικαίωμα αναθεώρησης των ατομικών απόψεων ενόψει της ομαδικής απόκρισης.

- **Ποσοτικές Μέθοδοι**
    - **Μοντέλα Ανάλυσης Χρονοσειρών.** Πρόβλεψη μελλοντικών παρατηρήσεων βάσει των ιστορικών σειρών / δεδομένων.
        - Απλός Κινητός Μέσος. Βασική μέθοδο πρόβλεψης που χρησιμοποιείται στις περιπτώσεις που η ζήτηση δεν παρουσιάζει διακυμάνσεις μεταξύ των παρατηρήσεων και δεν εμφανίζεται στοιχείο εποχικότητας. Απλός

μέσος όρος των n τελευταίων παρατηρήσεων - δίνει το ίδιο βάρος σε κάθε παρατήρηση.

- Σταθμισμένος Κινητός Μέσος. Παρέχει την δυνατότητα στάθμισης κάθε ιστορικού στοιχείου με διαφορετικό βάρος. Στις περισσότερες περιπτώσεις, η πιο πρόσφατη παρατήρηση λαμβάνει το μεγαλύτερο βάρος, ενώ η στάθμιση μειώνεται για τις παλιότερες τιμές δεδομένων.
- Εκθετική Εξομάλυνση. Τα πιο πρόσφατα δεδομένα έχουν μεγαλύτερη βαρύτητα ενώ τα παλαιότερα δεδομένα έχουν μικρότερη βαρύτητα. Χαρακτηρίζεται από ευκολία εφαρμογής, ενώ οι απαιτήσεις σε υπολογιστικό χρόνο και αποθήκευση δεδομένων για την εφαρμογή της είναι μικρές. Εφαρμόζεται στις περιπτώσεις όπου τα δεδομένα δεν παρουσιάζουν στοιχεία τάσης, εποχικότητας ή κυκλικότητας.
- Παλινδρόμηση. Προσαρμογή γραμμικής σχέσης σε συνάρτηση με τον χρόνο. Η μέθοδος των ελάχιστων τετραγώνων είναι η πιο συνηθισμένη τέτοια μέθοδος γραμμικής προσαρμογής.
- Box – Jenkins ARIMA. Περίπλοκη και ακριβής στατιστική μέθοδος που σχετίζει στατιστικά μοντέλα με τα δεδομένα και προσαρμόζει το μοντέλο στην χρονοσειρά με την χρήση Μπεϋζιανών κατανομών.
- Χρονοσειρές Shinskin. Αποτελεσματική μέθοδος ανάλυσης χρονοσειρών σε εποχικότητα, τάση και τυχαιότητα. Απαιτεί δεδομένα τουλάχιστον τριών ετών και είναι πολύ αποτελεσματική στον εντοπισμών σημείων αλλαγής.
- Εφαρμογή Τάσεων. Προσαρμογή μαθηματικών γραμμών τάσης στα δεδομένα και προεκβολή στο μέλλον.
- Unobserved Components Models (Μοντέλα μη παρατηρημένων συστατικών). Τα μοντέλα μη παρατηρημένων συστατικών ή δομικά μοντέλα στη βιβλιογραφία των χρονοσειρών αναλύουν και προβλέπουν εξίσου χωριστά δεδομένα χρονοσειρών μιας μεταβλητής. Ένα UCM αποσυνθέτει μια σειρά απόκρισης σε στοιχεία όπως η τάση, η εποχικότητα, ο κύκλος και τα αποτελέσματα παλινδρόμησης λόγω της σειράς προβλέψεων. Αυτά τα στοιχεία καταγράφουν τα εμφανή χαρακτηριστικά της σειράς που είναι χρήσιμα στην εξήγηση και την πρόβλεψη της συμπεριφοράς της.

- **Οικονομετρικά Μοντέλα.** Θεωρούν ότι η ζήτηση εξαρτάται από ορισμένους εξωτερικούς (μακροοικονομικούς) παράγοντες. Προσπαθούν να εντοπίσουν τους παράγοντες και τον τρόπο που επηρεάζουν το αντικείμενο πρόβλεψης.

- Παλινδρόμηση. Πολυμεταβλητή ανάλυση παλινδρόμησης παρόμοια με εκείνη των χρονοσειρών, που λαμβάνει υπόψη και εξωτερικές μεταβλητές.
- Μοντέλα εισόδου/εξόδου. Εστιάζεται στις πωλήσεις κάθε βιομηχανίας προς άλλες εταιρείες και προβλέπει αλλαγές στις πωλήσεις μιας βιομηχανίας σύμφωνα με επικείμενες αλλαγές στις αγορές από άλλες βιομηχανίες.
- Leading Indicators. Εντοπισμός προϊόντων ή μεγεθών που έχουν την ίδια πορεία αλλά προηγούνται του μεγέθους πρόβλεψης.

3.4 Βασικά βήματα διαδικασίας ποσοτικής μεθόδου πρόβλεψης

Σύμφωνα με τους Spyros Makridakis, Steve C. Wheelwright και Rob J. Hyndman, τα βασικά βήματα σε μία διαδικασία πρόβλεψης για τα οποία υφίστανται διαθέσιμα ποσοτικά δεδομένα είναι τα κάτωθι:

Βήμα 1ο - Ορισμός του προβλήματος

Το πρώτο βήμα στη διαδικασία πρόβλεψης είναι ίσως το πιο δύσκολο βήμα για έναν Αναλυτή. Απαιτεί πλήρη κατανόηση για το πού θα χρειαστούν οι προβλέψεις και πώς εξυπηρετούν έναν οργανισμό. Όλοι οι παράγοντες του οργανισμού θα πρέπει να γίνονται κοινωνοί και να συμμετέχουν στη συλλογή των δεδομένων που τους αντιστοιχούν.

Βήμα 2ο - Συλλογή πληροφοριών

Η συλλογή πληροφοριών αφορά αφενός αριθμητικά δεδομένα, αφετέρου την εμπειρία και την κρίση του προσωπικού του οργανισμού (διαισθητικές μέθοδοι). Και τα δύο είδη πληροφοριών θα πρέπει να αξιοποιηθούν εξίσου το ίδιο. Απαραίτητη είναι και η συλλογή ιστορικών δεδομένων μέσω των οποίων θα επιτευχθεί η κατασκευή / επιλογή του κατάλληλου μοντέλου /μοτίβου που θα χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη.

Βήμα 3ο - Διερευνητική ανάλυση δεδομένων

Σε αυτό το στάδιο γίνεται ο υπολογισμός στατιστικών στοιχείων, όπως μέση τιμή, τυπική απόκλιση, ελέγχονται στοιχεία όπως τάση, εποχικότητα, ασυνήθιστα σημεία των δεδομένων, σχέσεις των μεταβλητών που είναι διαθέσιμες για ανάλυση, κ.α. Όλα τα παραπάνω βοηθούν στην καλύτερη επιλογή ποσοτικών μοντέλων, χρήσιμα για την διαδικασία της πρόβλεψης.

Βήμα 4ο - Επιλογή μοντέλου πρόβλεψης

Έχοντας ολοκληρώσει το βήμα 3, μέσω του οποίου επιτεύχθηκε ο περιορισμός στην αναζήτηση του κατάλληλου μοντέλου, επιλέγουμε μεταξύ των δύο επικρατέστερων μοντέλων προκειμένου να

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

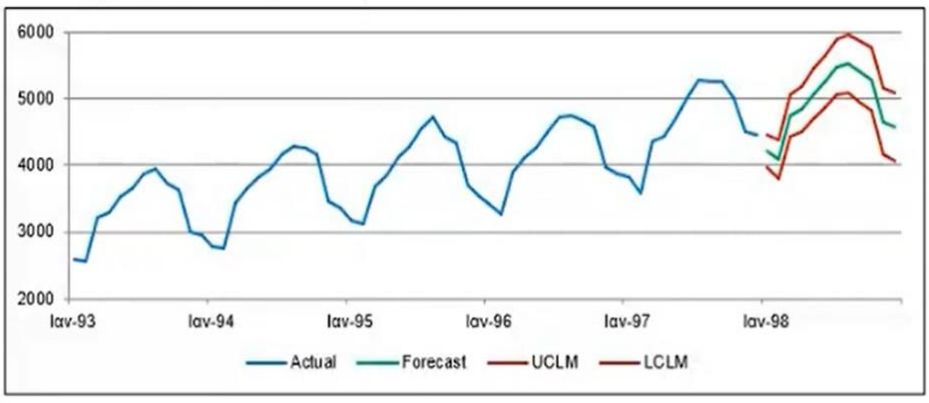
προχωρήσουμε στην διαδικασία της πρόβλεψης. Μερικά από αυτά τα μοντέλα, που θα αναφερθούν και στη συνέχεια, είναι εκθετικοί μέθοδοι εξομάλυνσης, μοντέλα Box-Jenkins ARIMA κ.α.

Βήμα 5ο - Χρήση και αξιολόγηση του μοντέλου πρόβλεψης

Έχοντας επιλέξει το κατάλληλο μοντέλο και χρησιμοποιώντας το για την πραγματοποίηση των προβλέψεων, συνέχεια έχει η αξιολόγηση του μοντέλου από τους ενδιαφερόμενους. Ο εντοπισμός τυχόν πλεονεκτημάτων και μειονεκτημάτων του μοντέλου βοηθά στην εξέλιξή του και στην τροποποίηση του, μειώνοντας τα σφάλματα, προσαρμόζοντάς το στους στόχους του οργανισμού. Οι προβλέψεις για έναν οργανισμό είναι μία νέα πληροφορία η οποία πρέπει να ενσωματωθεί στον βασικό στόχο προκειμένου να λειτουργήσει θετικά στις αξιώσεις του οργανισμού.

4 *Χρονοσειρές*

Μια χρονοσειρά είναι το σύνολο διαδοχικών τιμών ενός χαρακτηριστικού για ένα χρονικό διάστημα. Μια σειρά / ακολουθία από παρατηρήσεις / δεδομένα του παρελθόντος. Η ανάλυση χρονοσειρών, είναι βασισμένη στην ιδέα ότι οι ιστορικές παρατηρήσεις μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη μελλοντικών παρατηρήσεων. Παραδείγματα χρονοσειρών είναι οι μηνιαίες τιμές πωλήσεων, οι ημερήσιες τιμές μετοχών, τα εβδομαδιαία επιτόκια, τα ετήσια κέρδη, οι ημερήσιες μέγιστες θερμοκρασίες κ.α. Μέσω της διαδικασίας της πρόβλεψης, παρακολουθούμε την συνέχεια αυτών των χρονοσειρών στο μέλλον.



Εικόνα 4-1 Παράδειγμα Χρονοσειράς.[3] - το χρονικό διάστημα μεταξύ διαδοχικών παρατηρήσεων πρέπει να είναι ίσο (ώρα, ημέρα, εβδομάδα, μήνας).

(Πηγή: Andreas Zaras, Notes for the course "Business Forecasting", 2018)

[3] Η πράσινη γραμμή είναι η παρέκταση της προηγούμενης ζήτησης στο μέλλον και έχει τα χαρακτηριστικά της τάσης και της εποχικότητας με βάση τα ιστορικά δεδομένα. Επειδή έχουμε αβεβαιότητα στη ζήτηση, παράγουμε συνήθως ένα χαμηλότερο και ένα ανώτερο όριο στο οποίο πιστεύουμε ότι η πραγματική ζήτηση θα κινηθεί.

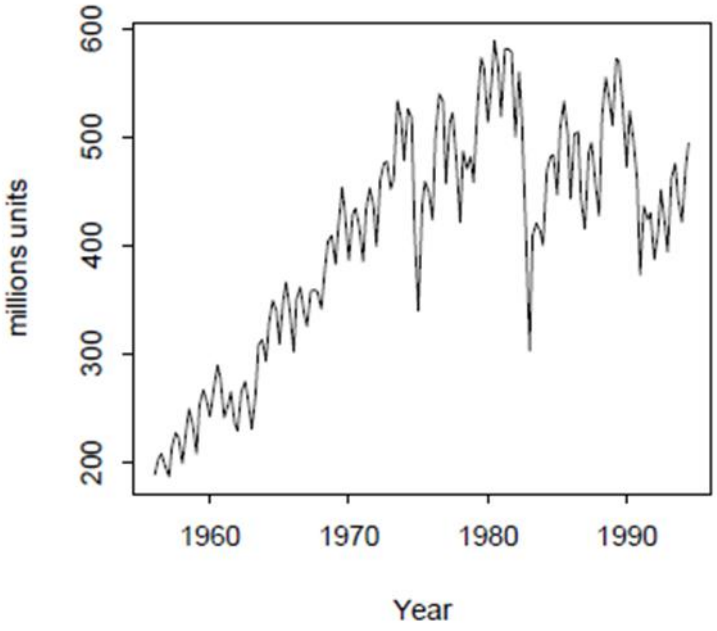
4.1 Χρονοδιάγραμμα και μοτίβα χρονοσειρών

Στις χρονοσειρές, η πιο συνήθης γραφική μορφή είναι ένα χρονικό διάγραμμα στο οποίο τα δεδομένα απεικονίζονται σε συνάρτηση με τον χρόνο. Μέσα από το γράφημα, αποκαλύπτονται οι τυχόν τάσεις με την πάροδο του χρόνου, η εποχική συμπεριφορά και άλλα χαρακτηριστικά των δεδομένων μέσα από τα οποία προσδιορίζεται ένας τύπος μοτίβων δεδομένων. Ο προσδιορισμός αυτών των μοτίβων βοηθά ώστε να ενσωματωθούν στο στατιστικό μοντέλο. Τα μοτίβα μπορούν να διακριθούν σε τέσσερις τύπους, τα οριζόντια, εποχιακά, κυκλικά και τάσης (Makridakis,1998).

- Οριζόντιο (horizontal) μοτίβο ή στάσιμο ονομάζεται όταν οι τιμές των δεδομένων κυμαίνονται γύρω από μια σταθερή μέση τιμή. Τέτοιας περίπτωση μοτίβου δημιουργείται όταν πχ οι πωλήσεις / ζήτηση ενός προϊόντος δεν έχουν καμία μεταβολή με την πάροδο του χρόνου.
- Εποχιακό μοτίβο (seasonal). Υφίσταται όταν μια σειρά δεδομένων επηρεάζεται από εποχιακούς παράγοντες (π.χ. το τέταρτο του έτους, το μήνα ή την ημέρα της εβδομάδας). Πχ Αύξηση στη ζήτηση στα παγωτά τους θερινούς μήνες, Χριστούγεννα, κ.α. Μερικές φορές καλούνται επίσης εποχιακές σειρές «Περιοδικές» αν και δεν επαναλαμβάνονται ακριβώς κάθε περίοδο.
- Κυκλικό (cyclical) μοτίβο. Στο εν λόγω μοτίβο, τα δεδομένα έχουν μια όχι σταθερού χρονικού διαστήματος άνοδο και πτώση. Τέτοιου είδους αστάθεια συναντάμε σε οικονομικές σειρές όπου υφίστανται σημαντικές οικονομικές διακυμάνσεις, σε προϊόντα όπως αυτοκίνητα, χάλυβα κ.α, η ζήτηση των οποίων παρουσιάζει μια σημαντική αστάθεια με αποτέλεσμα να παρουσιάζουν αυτό το είδος μοτίβου. Οι βασικές διαφορές μεταξύ κυκλικού κι εποχικού μοτίβου είναι οι κάτωθι:
    - Το εποχιακό έχει σταθερό μήκος και επαναλαμβάνεται σε τακτική περιοδική βάση, ενώ το κυκλικό ποικίλλει σε μήκος.
    - Το μέσο μήκος ενός κυκλικού μοτίβου είναι συνήθως μεγαλύτερο από αυτό της εποχικότητας
    - Το μέγεθος ενός κυκλικού είναι συνήθως πιο μεταβλητό από αυτό της εποχικότητας.
- Μοτίβο τάσης (trend) υπάρχει όταν υπάρχει μακροπρόθεσμη αύξηση ή μείωση τάσης στα δεδομένα. Οι πωλήσεις πολλών εταιρειών, το ακαθάριστο εθνικό προϊόν (ΑΕΠ) και πολλοί άλλοι επιχειρηματικοί ή οικονομικοί δείκτες ακολουθούν μια τάση στην εξέλιξή τους με την πάροδο του χρόνου.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Είναι πιθανό, μια σειρά δεδομένων να περιλαμβάνει συνδυασμό μοτίβων. Για παράδειγμα, μια σειρά δεδομένων θα μπορούσε να συνδυάζει την τάση, την εποχικότητα και την κυκλική συμπεριφορά.



Εικόνα 4-2 Συνδυασμός τάσης, εποχικότητας και κυκλικής συμπεριφοράς - Αυστραλιανή μηνιαία παραγωγή τούβλου από τον Μάρτιο του 1956 έως τον Σεπτέμβριο του 1994.

(Πηγή: Spyros G. Makridakis, Steven C. Wheelwright, Rob J Hyndman. 1998. Forecasting Methods and Applications 3rd ed.)

4.2 Ανάλυση παρέμβασης

Το στατιστικό γεγονός είναι ένα πραγματικό περιστατικό που συμβαίνει στο επιχειρηματικό περιβάλλον και επηρεάζει τη ζήτηση της εταιρείας. Η Ανάλυση Παρέμβασης είναι ένας στατιστικός τρόπος για να ενσωματωθεί η εμφάνιση στατιστικών γεγονότων στην ανάλυση προβλέψεων. Είναι χρήσιμη στη

- μέτρηση της ακριβούς επίδρασης του συμβάντος ώστε να γίνει ανάλυση σεναρίων,
- δημιουργία μοντέλων με καλύτερη εφαρμογή.

Παραδείγματα συμβάντων

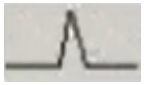
- Λιανικές προσφορές
- Διαφημιστικές καμπάνιες
- Αρνητικό άρθρο σε μια σημαντική έκδοση
- Φυσική ή ανθρωπογενής καταστροφή
- Συγχωνεύσεις και εξαγορές
- Κυβερνητικές αλλαγές πολιτικής

- Χριστούγεννα / Πάσχα
- Απεργίες
- Εθνικές Αργίες
- Σκάνδαλο
- Τραυματισμός, ασθένεια ή θάνατος ενός βασικού παίκτη (CEO, CFO).

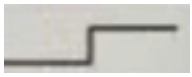
Τα γεγονότα μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε δύο κατηγορίες. Εκείνα που ελέγχονται από εμάς, για παράδειγμα, διαφημιστικές εκστρατείες, προωθητικές ενέργειες λιανικής ή προώθηση ανταγωνιστών, αν τους γνωρίζουμε εκ των προτέρων, και εκείνοι που δεν ελέγχονται από εμάς, ελέγχονται από τη φύση ή κατά τύχη ή είναι ντετερμινιστικά γεγονότα όπως τα Χριστούγεννα , Πάσχα, 15 Αυγούστου κ.λπ.

4.3 Τύποι Συμβάντων

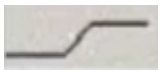
Παλμός (Pulse Event): Προσωρινή αλλαγή στο μέγεθος μιας διαδικασίας χρονοσειρών. Το μέγεθος επιστρέφει στο προηγούμενο επίπεδο αμέσως μετά την αλλαγή. Το συμβάν συμβαίνει, η ζήτηση αυξάνεται ή μειώνεται για μια μικρή περίοδο και στη συνέχεια επιστρέφει στην αρχική της θέση.



Μετατόπιση Επιπέδου (Level Shift): Μόνιμη αλλαγή στο επίπεδο μιας διαδικασίας χρονοσειρών.

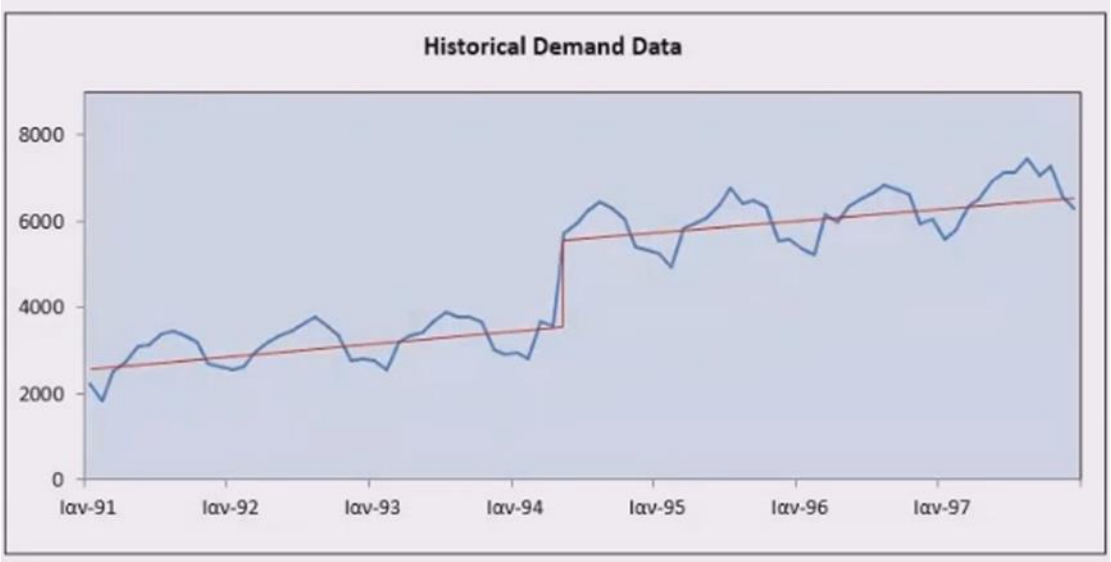


Αναβαθμίδα (Ramp): Μόνιμη αλλαγή στην τάση ή στην κλίση μιας διαδικασίας χρονοσειρών.



Προσωρινή αλλαγή: Προσωρινή αλλαγή στο μέγεθος. Το μέγεθος επανέρχεται στο προηγούμενο επίπεδο μετά την αλλαγή.





Εικόνα 4-3 Παράδειγμα τύπου συμβάντος - Μετατόπιση Επιπέδου (Level Shift)

(Πηγή: Andreas Zaras, Notes for the course "Business Forecasting", 2018)



Εικόνα 4-4 Παράδειγμα τύπου συμβάντος - Παλμός (Pulse Event)

(Πηγή: Andreas Zaras, Notes for the course "Business Forecasting", 2018)

Η ποικιλία στα μοτίβα που ακολουθούν οι σειρές των δεδομένων ποικίλουν. Πρέπει, λοιπόν, να χρησιμοποιούνται μέθοδοι πρόβλεψης που είναι ικανές να διακρίνουν κάθε ένα από τα μοτίβα.

4.4 SAS Forecast Server – Μοντέλα Πρόβλεψης

Από τις προαναφερθείσες μεθόδους πρόβλεψης στην ανάλυση χρονοσειρών, οι βασικότερες εξ αυτών οι οποίες χρησιμοποιούνται από την SAS (SAS Forecast Server), ένα από τα πιο αξιόπιστα εργαλεία πρόβλεψης παγκοσμίως με το οποίο παρακάτω θα προχωρήσουμε στην ανάλυση χρονοσειρών δεδομένων προερχόμενων από το Πολεμικό Ναυτικό, είναι η μέθοδος της Εκθετικής Εξομάλυνσης - Exponential Smoothing, η μέθοδος Box – Jenkins (The ARIMA Model) και τα μοντέλα μη παρατηρημένων συστατικών ή δομικά μοντέλα (Unobserved Components Models).

4.4.1 *Εκθετική Εξομάλυνση*

Η εκθετική εξομάλυνση προτάθηκε στα τέλη της δεκαετίας του 1950 (Brown, 1959; Holt, 1957; Winters, 1960) και θεωρείται από τις πιο επιτυχημένες μεθόδους πρόβλεψης. Οι προβλέψεις που παράγονται χρησιμοποιώντας εκθετικές μεθόδους εξομάλυνσης είναι οι σταθμισμένοι μέσοι όροι των προηγούμενων παρατηρήσεων, με τα βάρη να μειώνονται εκθετικά καθώς οι παρατηρήσεις παλαιώνουν. Με άλλα λόγια, όσο πιο πρόσφατη είναι η παρατήρηση τόσο υψηλότερο / ισχυρότερο είναι το σχετικό βάρος (Rob J Hyndman, 2018).

Η εκθετική εξομάλυνση είναι μια μέθοδος πρόβλεψης χρονοσειρών για μονοδιάστατα (μιας μεταβλητής πρόβλεψη) δεδομένα.

Υπάρχουν τρεις κύριοι τύποι εκθετικών μεθόδων πρόβλεψης χρονοσειρών εξομάλυνσης. Μια απλή μέθοδος που δεν προϋποθέτει συστηματική δομή, γνωστή ως Απλή Εκθετική Εξομάλυνση, μια επέκταση που χειρίζεται ρητά τις τάσεις , η Διπλή Εκθετική εξομάλυνση και την πιο προηγμένη προσέγγιση που προσθέτει υποστήριξη για την εποχικότητα, η Τριπλή Εκθετική Εξομάλυνση (Brownlee, 2018).

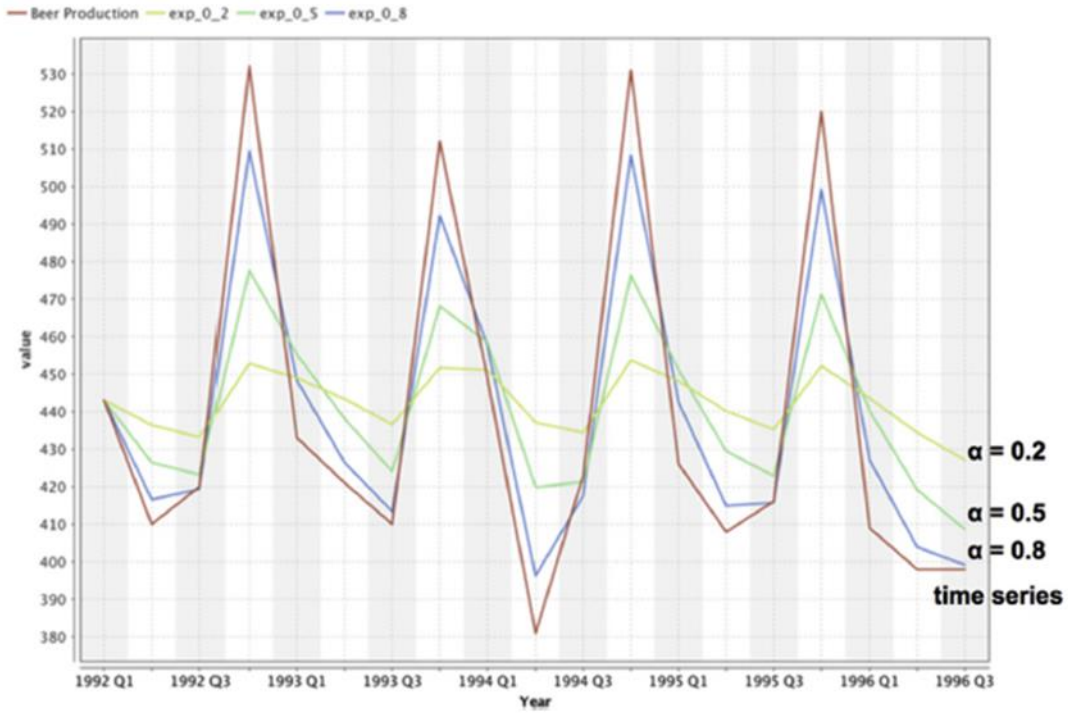
4.4.1.1 Απλή εκθετική εξομάλυνση - Simple Exponential Smoothing (SES)

Η απλή εκθετική εξομάλυνση είναι η βάση για μια σειρά κοινών μεθόδων πρόβλεψης που βασίζονται σε εξομάλυνση. Το μοντέλο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης είναι κατάλληλο για χρονοσειρές χωρίς τάση ή εποχικότητα. Το συγκεκριμένο μοντέλο εξομάλυνσης έχει μόνο μία παράμετρο α, τον συντελεστή εξομάλυνσης και μπορεί να βοηθήσει στην εξομάλυνση των δεδομένων σε μια χρονοσειρά, προκειμένου να γίνουν προβλέψεις (Vijay Kotu, 2018).

Η μέθοδος μιας εκθετικής πρόβλεψης λαμβάνει την πρόβλεψη για την προηγούμενη περίοδο και την προσαρμόζει χρησιμοποιώντας το σφάλμα πρόβλεψης. Έστω Y_t η επόμενη τιμή της χρονοσειράς που δεν έχει εισέτι παρατηρηθεί και F_t η πρόβλεψή. Έτσι, το σφάλμα πρόβλεψης είναι

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Yt – Ft. Συνεπώς, η πρόβλεψη για την επόμενη περίοδο είναι $F_{t+1} = F_t + \alpha (Y_t - F_t)$, με τον συντελεστή εξομάλυνσης α να παίρνει τιμές μεταξύ 0 και 1. Όσο πλησιάζει το α στην μέγιστή του τιμή, το ένα, τόσο οδηγούμαστε σε μεγαλύτερη βαρύτητα στις πραγματικές τιμές και η προκύπτουσα καμπύλη είναι πλησιέστερη στην πραγματική καμπύλη. Αντίθετα, η χρήση χαμηλότερου α, έχει ως αποτέλεσμα να δοθεί μεγαλύτερη έμφαση στις τιμές που είχαν προβλεφθεί προηγουμένως και να οδηγήσει σε πιο ομαλή αλλά λιγότερο ακριβής εφαρμογή.



Εικόνα 4-5 Προσαρμοσμένη χρονοσειρά - εκθετική εξομάλυνση με διαφορετικά επίπεδα α.

(Πηγή: VIJAY KOTU, BALA DESHPANDE. 2018. Data Science Concepts and Practice, 2nd Edition – chapter 12)

Ένας άλλος τρόπος γραφής του τύπου της απλής εξομάλυνσης είναι :

$F_{t+1} = \alpha Y_t + (1 - \alpha) F_t$.

Η πρόβλεψη F_{t+1} βασίζεται στη στάθμιση της πιο πρόσφατης παρατήρησης Y_t με τιμή βάρους α και σταθμίζοντας την πιο πρόσφατη πρόβλεψη F_t με βάρος 1 - α. Και σε αυτή την εξίσωση, είναι ξεκάθαρη η σχέση της τελευταίας παρατήρησης με την πρόβλεψη, σε σχέση με την τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης α. Η εν λόγω εξίσωση είναι η γενική μορφή που χρησιμοποιείται στις εκθετικές μεθόδους εξομάλυνσης. Ένα σημαντικό πλεονέκτημα που πηγάζει από αυτόν τον γενικό τύπο είναι ότι η μέθοδος αυτή μειώνει ουσιαστικά οποιοδήποτε πρόβλημα αποθήκευσης, επειδή δεν είναι πλέον απαραίτητο να αποθηκεύσουμε όλα τα ιστορικά δεδομένα ή ένα υποσύνολο αυτών (όπως

στην περίπτωση του κινούμενου μέσου όρου). Αντίθετα, πρέπει να αποθηκευτεί μόνο η πιο πρόσφατη παρατήρηση, η πιο πρόσφατη πρόβλεψη και μια τιμή για τον συντελεστή εξομάλυνσης α.

Οι επιπτώσεις της εκθετικής εξομάλυνσης μπορούν να γίνουν καλύτερα αντιληπτές εάν η παραπάνω εξίσωση επεκταθεί αντικαθιστώντας το F_t με τα συστατικά του, ως εξής:

$F_{t+1} = \alpha Y_t + (1 - \alpha) [\alpha Y_{t-1} + (1 - \alpha) F_{t-1}$

$= \alpha Y_t + \alpha (1 - \alpha) Y_{t-1} + (1 - \alpha)^2 F_{t-1}$

Επαναλαμβάνοντας την διαδικασία αντικαθιστώντας τις προβλέψεις $F_{t-1,}$ F_{t-2} κλπ, από τα συστατικά του, το αποτέλεσμα θα είναι το κάτωθι.

$F_{t+1} = \alpha Y_t + \alpha (1 - \alpha) Y_{t-1} + \alpha (1 - \alpha)^2 Y_{t-2} + \alpha (1 - \alpha)^3 Y_{t-3} + \alpha (1 - \alpha)^4 Y_{t-4} + \alpha (1 - \alpha)^5 Y_{t-5} + ... + + \alpha (1-\alpha)^{t-1} Y_1 + (1 - \alpha)^t F_1$

Το άθροισμα $S=\alpha+ \alpha(1-\alpha)+\alpha(1-\alpha)^2+\alpha(1-\alpha)^3+...=1$ και αυτό υποδηλώνει ότι η πρόβλεψη είναι σταθμισμένος μέσος όρος. Έτσι, το F_{t+1} αντιπροσωπεύει έναν σταθμισμένο μέσο όρο όλων των προηγούμενων παρατηρήσεων.

4.4.1.2 Εκθετική εξομάλυνση δύο παραμέτρων – Holt's Two-Parameter

Το απλοποιημένο εκθετικό μοντέλο εξομάλυνσης που περιεγράφηκε προηγουμένως δεν είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικό στην καταγραφή των τάσεων. Γι' αυτό, απαιτείται επέκταση αυτής της τεχνικής στην εκθετική εξομάλυνση δύο παραμέτρων του Holt.

Η απλή εκθετική εξομάλυνση υπολογίζει την μέση τιμή των χρονοσειρών στο t + 1. Όταν η χρονόσειρά έχει επίσης τάση, τότε πέραν από τον υπολογισμό της μέσης τάσης πρέπει παράλληλα να εκτιμηθεί και η μέση κλίση της χρονοσειράς. Αυτό επιτυγχάνει η εξομάλυνση δύο παραμέτρων του Holt με την βοήθεια μιας 2ης παραμέτρου β. Η εξομάλυνση της τάσης (Trend estimate) γίνεται ως εξής: $T_t = \beta (L_t - L_{t-1}) + (1-\beta) T_{t-1}$, όπου β, για $0 \leq \beta \leq 1$, είναι ο συντελεστής εξομάλυνση τάσης. Με αυτές τις δύο παραμέτρους, α και β, οποιαδήποτε χρονοσειρά με τάση μπορεί να μοντελοποιηθεί και να προβλεφθεί. Η πρόβλεψη μπορεί να εκφραστεί ως άθροισμα αυτών των δύο στοιχείων, μέση τιμή ή «επίπεδο» της σειράς L_t και τάση T_t, ως ακολούθως:

$F_{t+n} = L_t + n T_t$

Όπου $L_t = \alpha Y_t + (1-\alpha) (L_{t-1} + T_{t-1})$

$T_t = \beta (L_t - L_{t-1}) + (1-\beta) T_{t-1}$

και F_{t+n} η πρόβλεψη, για την n μελλοντική περίοδο.

4.4.1.3 Εκθετική εξομάλυνση τριών παραμέτρων των Holt-Winters

Ο Holt (1957) και ο Winters (1960) επέκτειναν τη μέθοδο του Holt για να καταγράψουν την εποχικότητα. Η εποχιακή μέθοδος Holt-Winters περιλαμβάνει την εξίσωση πρόβλεψης και τρεις εξισώσεις εξομάλυνσης - μία για το επίπεδο Lt, μία για την τάση Tt και μία για την εποχιακή συνιστώσα St, με τις αντίστοιχες παραμέτρους εξομάλυνσης α, β και γ. Συνεπώς, όταν μια χρονοσειρά περιέχει και εποχικότητα εκτός από μια τάση, θα χρειαστεί μια επιπλέον παράμετρος γ, για την εκτίμηση της εποχιακής συνιστώσας των χρονοσειρών.

Προκειμένου να κάνουμε πρόβλεψη με αυτό το μοντέλο χρειαζόμαστε τις κάτωθι εξισώσεις:

$L_t = \alpha \frac{Yt}{St-s} + (1-\alpha)(L_{t-1} + T_{t-1})$

$S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1-\gamma)\ S_{t-s,}$ εκτίμηση της εποχικότητας, όπου S είναι ο παράγοντας προσαρμογής της εποχικότητας και το s υποδηλώνει τη συχνότητα της εποχικότητας, δηλαδή τον αριθμό των εποχών σε ένα έτος. Για παράδειγμα, για τριμηνιαία δεδομένα s = 4 και για μηνιαία δεδομένα s = 12. Η εξίσωση αυτή δίνει την εκτίμηση της εποχικής συνιστώσας Y_t / L_t πολλαπλασιασμένη επί τη σταθερά γ, συν την παλαιά εποχική εκτίμηση S_{t-s} πολλαπλασιασμένη επί (1–γ).

$T_t = \beta (L_t - L_{t-1} + (1-\beta)\ T_{t-1}$

Για την μεταβλητή Y (Demand), η πρόβλεψη F έχει ορίζοντα n-βήματα μπροστά, χρησιμοποιώντας την τελευταία διαθέσιμη κατάσταση εκτιμώμενου επιπέδου και αυξάνοντάς την n-φορές χρησιμοποιώντας την τελευταία διαθέσιμη τάση (κλίση) T_t, ενώ ταυτόχρονα προστίθεται ο τελευταίος διαθέσιμος εξομαλυμένος εποχιακός παράγοντας, που ταιριάζει με το μήνα του ορίζοντα πρόβλεψης. Προβλέποντας n περιόδους στο μέλλον, έχουμε:

$F_{t+n} = L_t + n\ T_t + S_{t-s+n.}$

4.4.1.4 Μέθοδοι Εκθετικής Εξομάλυνσης - Πλεονεκτήματα και Αδυναμίες

Παραπάνω αναφερθήκαμε στις κατηγορίες εκθετικής εξομάλυνσης που είναι αποδεδειγμένες στατιστικές μέθοδοι για την ανίχνευση και την πρόβλεψη της ζήτησης για τα περισσότερα προϊόντα. Η κάθε κατηγορία έχει τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματά της και όλες απαιτούν κάποιο επίπεδο στατιστικής εκπαίδευσης και γνώσης για αποτελεσματική εφαρμογή σε ένα χαρτοφυλάκιο προϊόντων μιας εταιρείας. Ωστόσο, δεδομένων των εξελίξεων στην τεχνολογία, τη συλλογή δεδομένων και την επεξεργασία, πολλές από αυτές τις τεχνικές είναι άμεσα διαθέσιμες στις περισσότερες λύσεις πρόβλεψης ζήτησης, ενσωματωμένες ως μέρος της βασικής στατιστικής μηχανής. Ωστόσο, είναι σημαντικό να κατανοήσουμε ότι κάθε μέθοδος έχει τα πλεονεκτήματα και τις αδυναμίες της. Ο Πίνακας που ακολουθεί απαριθμεί αυτά τα πλεονεκτήματα και τις αδυναμίες (Charles 2013).

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Σύγκριση μεθόδων Εκθετικής Εξομάλυνσης

Μέθοδος	Δυνατά σημεία	Αδυναμίες
Απλή Εκθετική Εξομάλυνση	• Απλή στην ανάπτυξη. • Καλή για πρόβλεψη τάσης / κύκλου. • Απαιτεί ελάχιστο όγκο δεδομένων. • Ελάχιστες απαιτήσεις αποθήκευσης. • Δίνει περισσότερο βάρος στις πιο πρόσφατες περιόδους ζήτησης με εκθετική μείωση. • Αντιδρά καλύτερα στις διακυμάνσεις της ζήτησης από μια μέθοδο κινητού μέσου όρου. • Μπορεί εύκολα να συστηματοποιηθεί ή να αυτοματοποιηθεί.	• Δύσκολο να βρεθεί η βέλτιστη τιμή για το α (εξομάλυνση βάρους). • Δεν μπορεί να χειριστεί την εποχικότητα πολύ καλά. • Μπορεί να προβλέψει μόνο μία περίοδο μπροστά με οποιοδήποτε βαθμό ακρίβειας. • Δεν είναι δυνατή η πρόβλεψη ξαφνικών μεταβολών στη ζήτηση εντός εύλογου χρονικού διαστήματος. • Δεν είναι δυνατή η διαμόρφωση της ζήτησης χρησιμοποιώντας επεξηγηματικές μεταβλητές.
Διπλή Εκθετική εξομάλυνση (Holt's two parameter)	• Απλή στην ανάπτυξη. • Καλή για πρόβλεψη τάσης / κύκλου. • Απαιτεί ελάχιστο αριθμό δεδομένων. • Ελάχιστες απαιτήσεις αποθήκευσης. • Χρησιμοποιεί δύο μεθόδους στάθμισης. • Μπορεί εύκολα να συστηματοποιηθεί ή να αυτοματοποιηθεί.	• Δύσκολο να βρεί τις βέλτιστες τιμές για εξομάλυνση βαρών. • Δεν μπορεί να χειριστεί την εποχικότητα πολύ καλά. • Μπορεί να προβλέψει μόνο μία περίοδο μπροστά με οποιοδήποτε βαθμό ακρίβειας. • Δεν είναι δυνατή η πρόβλεψη ξαφνικών μεταβολών της ζήτησης εντός εύλογου χρονικού διαστήματος. • Προσαρμόζεται αργά στις αλλαγές στη ζήτηση. • Δεν είναι δυνατή η διαμόρφωση της ζήτησης χρησιμοποιώντας επεξηγηματικές μεταβλητές.
Τριπλή Εκθετική Εξομάλυνση (Winters three parameter)	• Καλή για πρόβλεψη τάσης / κύκλου και εποχικότητας. • Απαιτεί ελάχιστο όγκο δεδομένων. • Ελάχιστες απαιτήσεις αποθήκευσης. • Χρησιμοποιεί τρεις παραμέτρους (τάση / κύκλος, εποχικότητα και ακανόνιστο). • Η ευρύτερα χρησιμοποιούμενη μαθηματική μέθοδος. • Μπορεί εύκολα να συστηματοποιηθεί ή να αυτοματοποιηθεί.	• Δύσκολο να βρει τις βέλτιστες τιμές για εξομάλυνση βαρών. • Μπορεί να προβλέψει μόνο μία έως τρεις περιόδους μπροστά με οποιοδήποτε βαθμό ακρίβειας. • Δεν είναι δυνατή η πρόβλεψη ξαφνικών μεταβολών στη ζήτηση εντός εύλογου χρονικού διαστήματος. • Προσαρμόζεται αργά στις αλλαγές στη ζήτηση. • Δεν είναι δυνατή η διαμόρφωση της ζήτησης χρησιμοποιώντας επεξηγηματικές μεταβλητές.

(Πηγή: Charles W. Chase, Jr., Demand-Driven Forecasting - A Structured Approach to Forecasting, Second Edition, Wiley, 2013)

4.4.2 *Μέθοδος Box – Jenkins (The ARIMA Model)*

Οι George E. Box και Gwilym M. Jenkins έχουν διαδώσει την εφαρμογή των Autoregressive / moving Average μοντέλων σε προβλήματα πρόβλεψης χρονοσειρών. Ενώ αυτή η προσέγγιση αναπτύχθηκε αρχικά τη δεκαετία του 1930, δεν έγινε ευρέως γνωστή έως ότου οι Box και Jenkins δημοσίευσαν μια λεπτομερή περιγραφή της σε μορφή βιβλίου το 1970. Η γενική μεθοδολογία που πρότειναν οι Box και Jenkins για την εφαρμογή μοντέλων ARIMA στην ανάλυση χρονοσειρών, προβλέψεων και ελέγχου, έγινε γνωστή ως η μεθοδολογία Box-Jenkins για την πρόβλεψη χρονοσειρών (Makridakis,1998).

Το ARIMA (AR-I-MA) - Auto Regressive Integrated Moving Average, είναι μια κατηγορία μοντέλων που «εξηγεί» μια δεδομένη χρονοσειρά με βάση τις δικές της προηγούμενες τιμές, δηλαδή τις δικές της υστερήσεις και τα σφάλματα πρόβλεψης, προκειμένου να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών. Η μέθοδος Box-Jenkins ARIMA, είναι παρόμοια με τις προαναφερόμενες εκθετικές μεθόδους πρόβλεψης εξομάλυνσης στο ότι αναπτύσσουν ένα μοντέλο όπου η πρόβλεψη είναι ένα σταθμισμένο γραμμικό άθροισμα πρόσφατων προηγούμενων παρατηρήσεων ή καθυστερήσεων (Prabhakaran, 2019).

Τα μοντέλα Autoregressive (AR) μπορούν να συνδυαστούν αποτελεσματικά με μοντέλα κινούμενου μέσου όρου (MA) για να σχηματίσουν μια γενική και χρήσιμη κατηγορία μοντέλων χρονοσειρών που ονομάζονται μοντέλα Autoregressive Moving Average (ARMA). Ωστόσο, μπορούν να χρησιμοποιηθούν μόνο όταν τα δεδομένα είναι στάσιμα.

Αυτή η κατηγορία μοντέλων μπορεί να επεκταθεί σε μη στάσιμες σειρές επιτρέποντας διαφοροποίηση της σειράς δεδομένων. Αυτά ονομάζονται μοντέλα αυτόματου βαθμού ενσωματωμένου κινούμενου μέσου όρου (ARIMA).

Έτσι, ένα μοντέλο ARIMA χαρακτηρίζεται από 3 όρους: p, d, q όπου,

p είναι η τιμή του όρου AR

q είναι η τιμή του όρου MA

d είναι ο αριθμός διαφοροποιήσεων που απαιτούνται για να γίνει η σειρά στάσιμη.

4.4.2.1 Autoregressive models AR

Σε ένα μοντέλο Autoregressive, προβλέπουμε τη μεταβλητή ενδιαφέροντος χρησιμοποιώντας έναν γραμμικό συνδυασμό προηγούμενων τιμών της μεταβλητής. Ο όρος autoregression υποδηλώνει

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

ότι είναι μια παλινδρόμηση της μεταβλητής ενάντια στον εαυτό της. Το μοντέλο AR εκφράζεται με τον κάτωθι τύπο:

$Y_t = \alpha + \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \ldots + \beta_p Y_{t-p} + e_t$, όπου

α = ένας σταθερός όρος

β_p = ο συντελεστής της p υστέρησης που εκτιμά το μοντέλο

e_t = ο λευκός θόρυβος (white noise) – το σφάλμα για χρόνο t.

Αυτό μπορεί να αναφερθεί ως ένα Autoregressive μοντέλο p υστέρησης/ τάξης ή μοντέλο AR (p). Σε ένα μοντέλο AR (p), η σειρά υστέρησης p είναι μια νέα πρόβλεψη που χρησιμοποιείται για να ταιριάζει στην εξαρτημένη μεταβλητή, η οποία εξακολουθεί να είναι η αρχική τιμή της σειράς Y_t.

4.4.2.2 Moving Average of Error – MA

Αντί να χρησιμοποιεί προηγούμενες τιμές της μεταβλητής πρόβλεψης σε μια παλινδρόμηση, ένα μοντέλο κινητού μέσου όρου χρησιμοποιεί προηγούμενα σφάλματα πρόβλεψης σε ένα μοντέλο παλινδρόμησης. Το μοντέλο MA εκφράζεται με τον κάτωθι τύπο:

$Y_t = \alpha + e_t + \Phi_1 e_{t-1} + \Phi_2 e_{t-2} + \ldots + \Phi_q e_{t-q}$

όπου e_i είναι το προβλεπόμενο σφάλμα (white noise) της παρατήρησης i των δεδομένων. Αυτό έχει νόημα για τις προηγούμενες παρατηρήσεις, αλλά όχι για την παρατήρηση t, επειδή εξακολουθεί να είναι σε διαδικασία πρόβλεψης. Η εξίσωση παλινδρόμησης για Y_t μπορεί να κατανοηθεί ως ο σταθμισμένος (φ) κινούμενος μέσος όρος των προηγούμενων σφαλμάτων πρόβλεψης q. Αυτό ονομάζεται Moving Average model q υστερήσεων ή MA (q).

4.4.2.3 Στασιμότητα

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, το πρώτο βήμα για τη δημιουργία ενός μοντέλου ARIMA είναι να γίνει στάσιμη η χρονοσειρά. Σε μια χρονοσειρά με τάσεις ή εποχικότητα, η τιμή επηρεάζεται από το χρόνο. Μια χρονοσειρά ονομάζεται στάσιμη όταν η τιμή της δεν επηρεάζεται από το χρόνο. Για παράδειγμα, ο τυχαίος λευκός θόρυβος είναι μια στάσιμη χρονοσειρά. Η ημερήσια θερμοκρασία σε μια τοποθεσία δεν είναι στάσιμη, καθώς θα υπάρχει εποχιακή τάση και επηρεάζεται από τον χρόνο (Vijay Kotu, 2018).

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

4.4.2.4 Διαφοροποίηση

Μια μη στάσιμη χρονοσειρά μπορεί να μετατραπεί σε στάσιμη μέσω μιας τεχνικής που ονομάζεται διαφοροποίηση. Η διαφοροποιημένη σειρά είναι η αλλαγή μεταξύ διαδοχικών σημείων δεδομένων της σειράς. Δηλαδή, αφαιρούμε την προηγούμενη τιμή από την τρέχουσα τιμή.

$Y'_t = Y_t - Y_{t-1}$

Μερικές φορές, ανάλογα με την πολυπλοκότητα της σειράς, μπορεί να χρειαστούν περισσότερες από μία διαφοροποιήσεις.

Η τιμή του d, επομένως, είναι ο ελάχιστος αριθμός διαφοροποιήσεων που απαιτούνται για να γίνει η σειρά στάσιμη. Αν η χρονοσειρά είναι ήδη στάσιμη, τότε d = 0.

Συνοψίζοντας, το τμήμα AR του ARIMA δείχνει ότι η χρονολογική σειρά υποχωρεί στα δικά της προηγούμενα δεδομένα. Το μέρος MA του ARIMA δείχνει ότι το σφάλμα πρόβλεψης είναι ένας γραμμικός συνδυασμός προηγούμενων αντίστοιχων σφαλμάτων. Το μέρος I του ARIMA δείχνει ότι οι τιμές των δεδομένων έχουν αντικατασταθεί με d διαφορετικές τιμές, προκειμένου να ληφθούν στατικά δεδομένα, που είναι η απαίτηση της προσέγγισης του μοντέλου ARIMA. Το μοντέλο εκφράζεται ως συνδυασμός των τύπων των AR και MA μοντέλων

$Y_t = \alpha + \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \ldots + \beta_p Y_{t-p} + e_t + \Phi_1 e_{t-1} + \Phi_2 e_{t-2} + \ldots + \Phi_q e_{t-q}$

4.4.2.5 Ειδικές περιπτώσεις ενός μοντέλου ARIMA

ARIMA (0, 0, 0) : White noise, $Y_t = e$

ARIMA (0, 1, 0) : Random walk. Απλοϊκό μοντέλο με σφάλμα, χωρίς σταθερά και εκφράζεται ως $Y_t = Y_{t-1} + e$.

ARIMA (0, 1, 0) : Random walk με μετατόπιση (με σταθερή τάση) και εκφράζεται ως $Y_t = Y_{t-1} + e + c$.

ARIMA (p, 0, 0) : Autoregression μοντέλο

ARIMA (0, 0, q) : Moving average μοντέλο

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

4.4.2.6 Seasonal ARIMA models – SARIMA

Τα μοντέλα ARIMA μπορούν επίσης να μοντελοποιήσουν ένα ευρύ φάσμα εποχιακών δεδομένων. Ένα εποχιακό μοντέλο ARIMA διαμορφώνεται συμπεριλαμβάνοντας επιπλέον εποχιακούς όρους στα μοντέλα ARIMA που έχουμε δει μέχρι στιγμής. Εκφράζεται ως ακολούθως:

ARIMA (p, d, q) (P, D, Q) m, με το μη εποχιακό τμήμα του μοντέλου (p, d, q) και το εποχιακό τμήμα του μοντέλου (P, D, Q) m,

όπου m = αριθμός παρατηρήσεων ανά έτος (για ετήσια εποχικότητα).

Χρησιμοποιούμε κεφαλαία γράμματα για τα εποχιακά μέρη του μοντέλου και πεζά γράμματα για τα μη εποχιακά μέρη του μοντέλου. Έτσι,

p είναι η σειρά της μη εποχικής Autoregression

d είναι ο βαθμός διαφοροποίησης

q είναι η σειρά του μη εποχικού κινούμενου μέσου όρου του σφάλματος

Το P είναι η σειρά της εποχικής Autoregression

D είναι ο βαθμός των εποχιακών διαφορών

Το Q είναι η σειρά του εποχικού κινούμενου μέσου όρου του σφάλματος

m είναι ο αριθμός των παρατηρήσεων του έτους (για ετήσια εποχικότητα)

Ουσιαστικά, το εποχιακό μέρος του ARIMA είναι παρόμοιο με τους όρους που χρησιμοποιούνται στο μη εποχιακό μέρος, εκτός από το ότι έχει μετατοπιστεί m φορές, όπου m είναι η εποχιακή περίοδος (Vijay Kotu, 2018).

4.4.2.7 Βασικά Στάδια Εκτέλεσης Ανάλυσης ARIMA.

Σύμφωνα με την μεθοδολογία Box-Jenkins, υπάρχουν τρία βασικά στάδια στην εκτέλεση μιας ανάλυσης ARIMA:

• Στάδιο 1: Προσδιορισμός των χρονοσειρών

Ετοιμάζουμε τα δεδομένα για να αποδεχτούμε τα μοντέλα πρόβλεψης. Στη συνέχεια, εξετάζουμε τις χρονοσειρές για να προσδιορίσουμε χαρακτηριστικά όπως τάσεις, εποχικότητες ή γεγονότα.

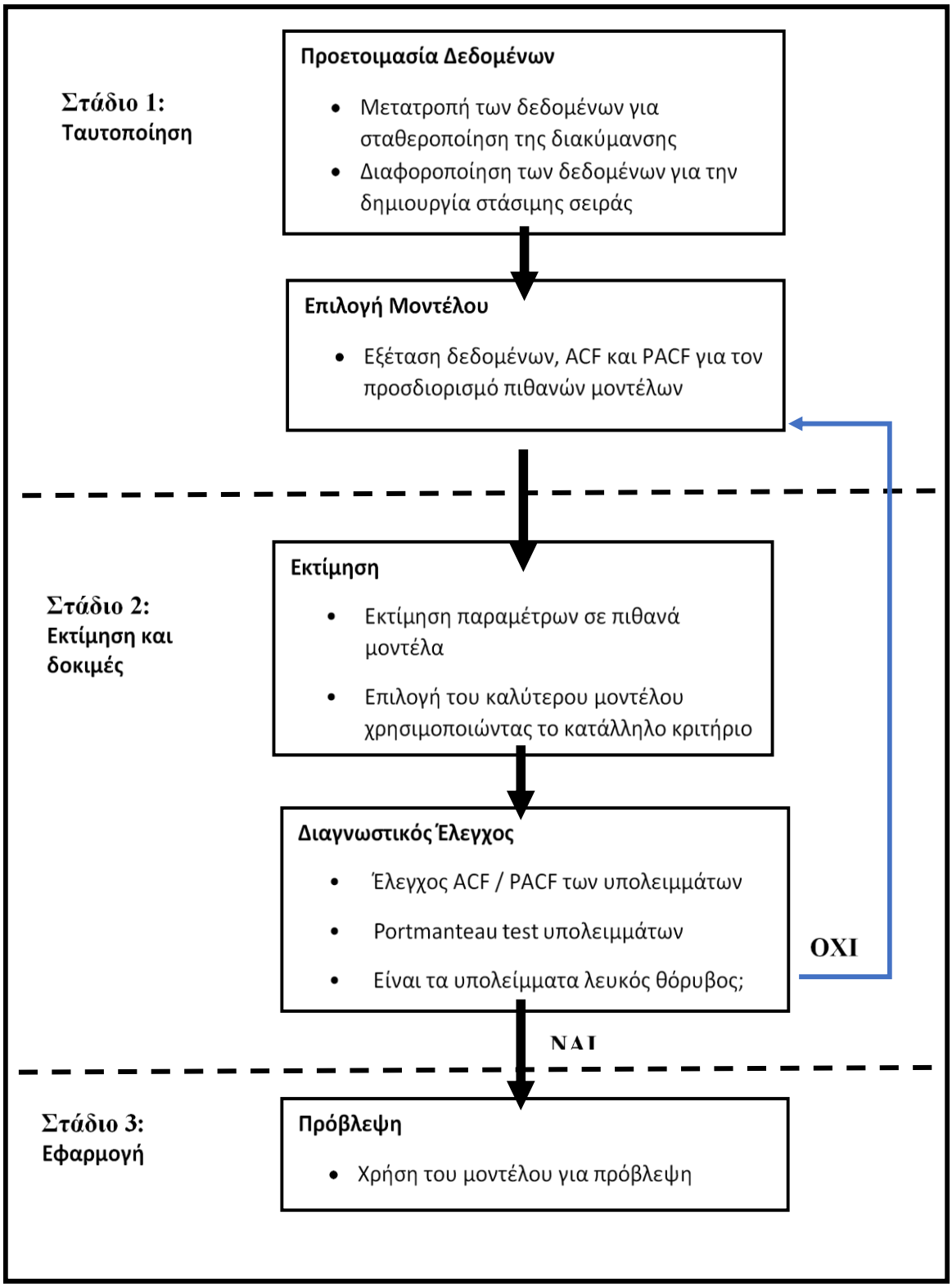
• Στάδιο 2: Εκτίμηση των χρονοσειρών

Επιλέγουμε τα μοντέλα που μπορούν να προσαρμόσουν τα χαρακτηριστικά που προσδιορίσαμε. Δεν είναι όλα τα μοντέλα κατάλληλα για όλες τις καταστάσεις. Στη συνέχεια, εκτιμούμε τις παραμέτρους των μοντέλων. Αξιολογούμε τα μοντέλα και επιλέγουμε τα καλύτερα, για παράδειγμα, αυτά με τα μικρότερα ποσοστά MAPE. Στη συνέχεια, εκτελούμε μερικά διαγνωστικά στα καλύτερα μοντέλα.

• Στάδιο 3: Πρόβλεψη μελλοντικών τιμών των χρονοσειρών.

Χρησιμοποιούμε τα μοντέλα για πρόβλεψη. Εάν δεν περάσουν το διαγνωστικό μοντέλο, επιστρέφουμε στη πρώτη φάση και επαναλαμβάνουμε την διαδικασία. Αναλυτικότερα η διαδικασία των σταδίων φαίνεται στο διάγραμμα που ακολουθεί.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ



Εικόνα 4-6 Σχηματική αναπαράσταση της μεθοδολογίας Box-Jenkins για μοντελοποίηση χρονοσειρών.

(Πηγή: Spyros G. Makridakis, Steven C. Wheelwright, Rob J Hyndman. 1998. Forecasting Methods and Applications 3rd ed.)

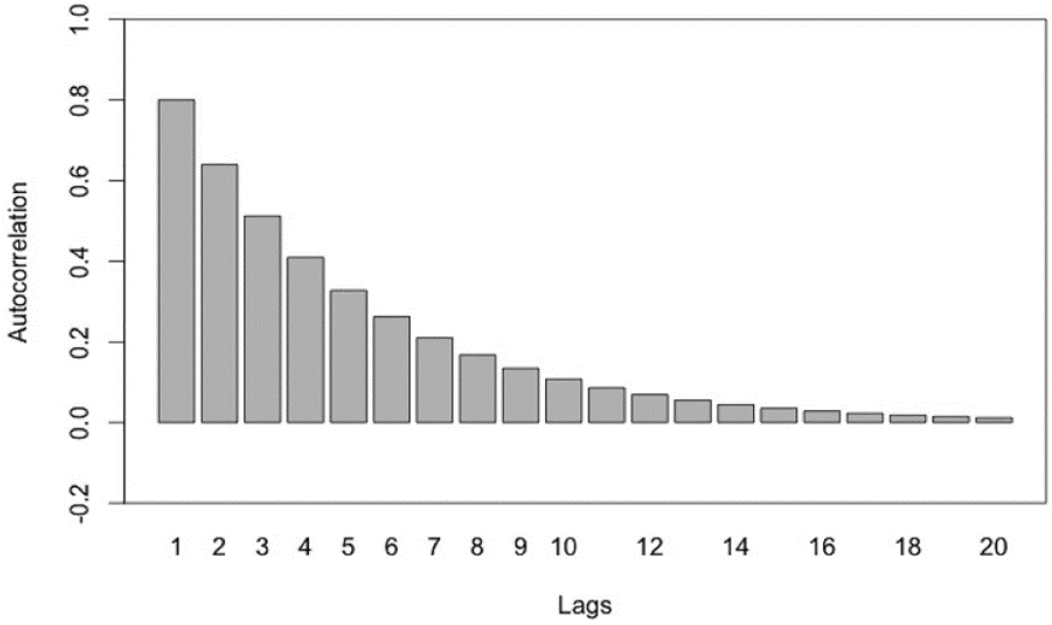
ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

4.4.2.8 Γραφήματα ACF (Autocorrelation Function) και PACF (Partial Autocorrelation Function)

Τα ACF και τα PACF βοηθούν τους ερευνητές να κατανοήσουν τη χρονική δυναμική μιας μεμονωμένης χρονοσειράς. Τα γραφήματα ACF και PACF επιτρέπουν να προσδιοριστούν τα στοιχεία AR και MA - εποχιακά και μη εποχιακά - ενός μοντέλου ARIMA. Μέσω των γραφημάτων μπορούμε να διαμορφώσουμε μια ιδέα για τα μοντέλα που ταιριάζουν.

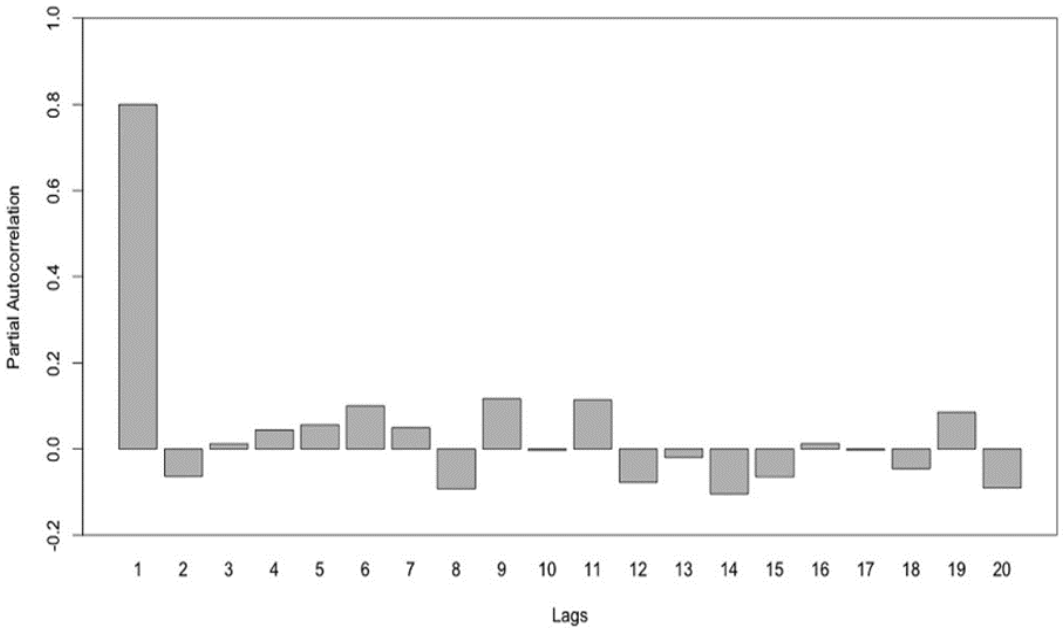
Το ACF είναι ένας τρόπος μέτρησης της γραμμικής σχέσης μεταξύ μιας παρατήρησης στο χρόνο t και των παρατηρήσεων προηγούμενων χρόνων. Έτσι, ένα ACF μετρά και σχεδιάζει τη μέση συσχέτιση μεταξύ των σημείων δεδομένων σε μια χρονοσειρά και των προηγούμενων τιμών της σειράς που μετρήθηκαν για διαφορετικά μήκη υστέρησης. Για παράδειγμα, η συσχέτιση στην πρώτη υστέρηση μετριέται ως η συσχέτιση μεταξύ τιμών των χρονοσειρών που μετρήθηκαν στο χρόνο t με όλες τις τιμές για τη σειρά που μετρήθηκε στο χρόνο t - 1. Η συσχέτιση στη δεύτερη υστέρηση μετρά τη συσχέτιση μεταξύ των τιμών των χρονοσειρών που μετρήθηκαν στο χρόνο t με όλες τις τιμές για τη σειρά που μετρήθηκαν στο χρόνο t - 2. Αυτό συνεχίζεται για όσες καθυστερήσεις καθορίζει η έρευνα, αλλά συχνά περιλαμβάνει 15 έως 20 καθυστερήσεις.

Ένα Patrial ACF είναι παρόμοιο με ένα ACF εκτός του ότι κάθε συσχέτιση ελέγχει για οποιαδήποτε συσχέτιση μεταξύ παρατηρήσεων μικρότερου μήκους καθυστέρησης. Έτσι, η τιμή για το ACF και το PACF στην πρώτη καθυστέρηση είναι η ίδια επειδή και οι δύο μετρούν τη συσχέτιση μεταξύ σημείων δεδομένων στο χρόνο t με σημεία δεδομένων στο χρόνο t - 1. Ωστόσο, στη δεύτερη καθυστέρηση, το PACF μετρά τη συσχέτιση μεταξύ σημείων δεδομένων στο χρόνο t με σημεία δεδομένων στο χρόνο t - 2 μετά τον έλεγχο για τη συσχέτιση μεταξύ σημείων δεδομένων στο χρόνο t με εκείνα του χρόνου t - 1.



Εικόνα 4-7 Επεξηγηματικό παράδειγμα ενός ACF γραφήματος με συσχέτιση μεταξύ παρατηρήσεων σε μία μόνο υστέρηση ίση με 0,8.

(Πηγή: SAGE Research Methods Datasets." *Learn About Time Series ACF and PACF in SPSS With Data From the USDA Feed Grains Database (1876–2015), Student Guide*)



Εικόνα 4-8 Επεξηγηματικό παράδειγμα PACF με συσχέτιση μεταξύ παρατηρήσεων σε μία μόνο υστέρηση ίση με 0,8.

(Πηγή: SAGE Research Methods Datasets." *Learn About Time Series ACF and PACF in SPSS With Data From the USDA Feed Grains Database (1876–2015), Student Guide*)

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Τα ACF και PACF που φαίνονται στα ανωτέρω σχήματα 4.7 και 4.8 είναι μιας σειράς όπου υφίσταται αυτοσυσχέτιση μόνο στην πρώτη υστέρηση. Αυτό συχνά ονομάζεται διαδικασία αυτεπαρκείας σε μία καθυστέρηση ή απλά διαδικασία AR (1). Αυτό απεικονίζεται από την αρκετά γρήγορη αποσύνθεση προς το μηδέν στο ACF και τη μοναδική ακίδα στην πρώτη καθυστέρηση ακολουθούμενη από μικρές φαινομενικά τυχαίες τιμές μετά την πρώτη καθυστέρηση για το PACF. Εάν το ACF μειωθεί πιο αργά προς το μηδέν και το PACF έχει μεγάλες τιμές τόσο στην πρώτη όσο και στην δεύτερη καθυστέρηση πριν πλησιάσει στο μηδέν, η σειρά μπορεί να χαρακτηριστεί ως διαδικασία AR (2). Γενικότερα, ένα μοτίβο διάσπασης στο ACF σε συνδυασμό με ένα μοτίβο περιορισμένου αριθμού αιχμών που ακολουθείται από μια γρήγορη πτώση προς το μηδέν, υποδηλώνει ότι η σειρά έχει μια διαδικασία αυτεπάρκειας. Ο αριθμός των μεγάλων αιχμών στο PACF υποδηλώνει τη σειρά της αυτεπαρκτικής διαδικασίας - π.χ. πόσες καθυστερήσεις παράγουν ανεξάρτητους συσχετισμούς.

4.4.2.9 Portmanteau test

Ένα Portmanteau Test είναι ένας τύπος δοκιμής στατιστικής υπόθεσης στην οποία η μηδενική υπόθεση είναι καλά καθορισμένη, αλλά η εναλλακτική υπόθεση προσδιορίζεται πιο χαλαρή. Οι δοκιμές που έχουν κατασκευαστεί σε αυτό το πλαίσιο μπορούν να έχουν την ιδιότητα να είναι τουλάχιστον μέτρια ισχυρές ενάντια σε ένα ευρύ φάσμα αποκλίσεων από την μηδενική υπόθεση. Έτσι, στα εφαρμοσμένα στατιστικά στοιχεία, ένα Portmanteau Test παρέχει έναν λογικό τρόπο να προχωρήσει ως γενικός έλεγχος της αντιστοίχισης ενός μοντέλου σε ένα σύνολο δεδομένων όπου υπάρχουν πολλοί διαφορετικοί τρόποι με τους οποίους το μοντέλο μπορεί να απομακρυνθεί από την υποκείμενη διαδικασία δημιουργίας δεδομένων.

Στην ανάλυση χρονοσειρών, δύο γνωστές εκδόσεις Portmanteau Test είναι διαθέσιμες για δοκιμή αυτοσυσχέτισης στα υπολείμματα ενός μοντέλου: η δοκιμή Box – Pierce και η δοκιμή Ljung – Box. Η δοκιμή αυτή ελέγχει εάν κάποια από τις ομάδες αυτοσυσχέτισης των υπολειπόμενων χρονοσειρών είναι διαφορετική από το μηδέν. Το Portmanteau Test χρησιμοποιείται στις εργασίες με μοντέλα ARIMA.

4.4.3 *Μοντέλο μη Παρατηρημένων Συστατικών - Unobserved Components Model (UCM)*

Για πολλά χρόνια, το πρόβλημα του φιλτραρίσματος και της εξαγωγής των συστατικών θορυβώδη δεδομένων χρονοσειρών είχε επιφορτίσει το μυαλό των μαθηματικών και των στατιστικολόγων. Πράγματι, τρεις από τους πιο αξιοσημείωτους μαθηματικούς του 20ου αιώνα -

Wiener (1941), Kolmogorov (1941) και Kalman (1960) - έχουν συμβάλει ουσιαστικά στην ανάπτυξη της θεωρίας φιλτραρίσματος και εξαγωγής σήματος. Μια χρήσιμη ιδέα για το φιλτράρισμα, την εξομάλυνση και την εξαγωγή σήματος είναι το μοντέλο μη παρατηρημένων συστατικών (UCM), όπου η παρατηρούμενη μεταβλητή y(t) σχετίζεται με έναν αριθμό συστατικών που αντιπροσωπεύουν διαφορετικά αντιληπτά χαρακτηριστικά των δεδομένων, συνήθως διαφοροποιημένα από τις χαρακτηριστικές τους φασματικές ιδιότητες. Το μοντέλο μη παρατηρημένων συστατικών - Unobserved Components Model εισήχθη για πρώτη φορά στα πεδία της οικονομετρίας και των στατιστικών από τον A.C. Harvey το 1989 (Young, 2011).

Το UCM μπορεί να θεωρηθεί ως μοντέλο πολλαπλής παλινδρόμησης με συντελεστές που ποικίλλουν χρονικά. Βασίζεται στις αρχές ότι :

α. Οι χρονοσειρές αποσυντίθενται σε περαιτέρω συστατικά όπως, τάσης, εποχιακά και κυκλικά. Είναι πιθανό να προκύψει αναποτελεσματική και ανακριβής πρόβλεψη για όποιον αγνοεί τα εμφανή χαρακτηριστικά των χρονολογικών σειρών που πρόκειται να προβλεφθούν. Για παράδειγμα, εάν κάποιος χτίσει ένα μοντέλο χρονοσειρών που δεν έχει περιθώριο για εποχιακές διακυμάνσεις, αλλά η χρονολογική σειρά έχει σημαντική εποχική διακύμανση σε αυτό, τότε η ακρίβεια πρόβλεψης ενός τέτοιου μοντέλου είναι πιθανό να είναι κακή.

β. Τα μοντέλα χρονοσειρών που δίνουν το ίδιο βάρος τόσο σε κοντινές όσο και σε μακρινές παρατηρήσεις, συχνά δεν είναι πολύ χρήσιμα. Σε πολλές χρονολογικές σειρές οι παρακείμενες παρατηρήσεις συσχετίζονται στενότερα μεταξύ τους από τις παρατηρήσεις που απέχουν πολύ. Ως αποτέλεσμα, τα μοντέλα χρονοσειρών που δίνουν περισσότερη βαρύτητα στις πρόσφατες παρατηρήσεις από ότι σε αυτές του μακρινού παρελθόντος, τείνουν να προβλέπουν με μεγαλύτερη ακρίβεια όταν εφαρμόζονται σε οικονομικές και επιχειρηματικές χρονοσειρές έναντι αυτών που αντιμετωπίζουν όλες τις παρατηρήσεις με την ίδια βαρύτητα κατά την κατασκευή προβλέψεων (deterministic time trend model).

Γενικότερα, το σύνολο των μοντέλων που προαναφέραμε (UCM, εκθετική εξομάλυνση και μοντέλα Box-Jenkins) ακολουθούν την νοοτροπία του όσο μακρύτερη είναι η παρατήρηση από το σημείο πρόβλεψης, τόσο μικρότερο το βάρος στον καθορισμό των προβλέψεων των εν λόγω χρονοσειρών (Fomby, 2008).

Τα UC Models ή Δομικά Μοντέλα όπως ονομάζονται επίσης στη βιβλιογραφία των χρονοσειρών, σε σύγκριση με τα μοντέλα τύπου ARIMA, είναι αποτελεσματικά όταν υπάρχουν ακατάστατα χαρακτηριστικά, όπως ελλείψεις τιμών, μικτές συχνότητες (μηνιαίες και τριμηνιαίες συχνότητες χρονοσειρών), ακραίες τιμές, κ.α (Koopman, 2010).

Το μοντέλο μη παρατηρημένων συστατικών, βάσει των συστατικών στα οποία αποσυντίθεται, γράφεται ως εξής.

$y_t = \mu_t + \gamma_t + \psi_t + \sum_{j=1}^{m} \beta jXjt + e_t,\ e_t \sim N(0, \sigma^2)$.

όπου $\mathbf{y_t}$ αντιπροσωπεύει τις χρονοσειρές που θα μοντελοποιηθούν και θα προβλεφθούν, $\boldsymbol{\mu_t}$ το συστατικό τάσης, $\boldsymbol{\gamma_t}$ το εποχιακό στοιχείο, $\boldsymbol{\psi_t}$ το κυκλικό στοιχείο, e_t το σφάλμα ή ακανόνιστο στοιχείο το οποίο θεωρείται ότι είναι ένας Gaussian λευκός θόρυβος με διακύμανση σ_e^2. Ο όρος $\sum_{j=1}^{m} \beta jXjt$ δίνει τη συμβολή των μεταβλητών παλινδρόμησης με σταθερούς ή χρονικά μεταβαλλόμενους συντελεστές παλινδρόμησης. Όλα αυτά τα στοιχεία θεωρείται ότι δεν παρακολουθούνται και πρέπει να εκτιμηθούν λαμβάνοντας υπόψη τα δεδομένα χρονοσειρών, γι' αυτό και ο τίτλος των μοντέλων μη παρατηρημένων στοιχείων. Προφανώς, το UCM μοντέλο χρησιμοποιεί αυτήν την αποσύνθεση, αλλά, επιπλέον, επιτρέπει ανεπιτήρητα αυτό- παλινδρόμητα αποτελέσματα και επεξηγηματικά αποτελέσματα παλινδρόμησης καθιστώντας το πράγματι ένα πολύ ισχυρό μοντέλο (Fomby, 2008).

- Τάση

Οι τάσεις ορίζονται χαλαρά ως η φυσική τάση της σειράς να αυξάνεται ή να μειώνεται ή να παραμένει σταθερή για μια χρονική περίοδο απουσία οποιασδήποτε άλλης μεταβλητής που επηρεάζει. Το UCM μπορεί να μοντελοποιήσει την τάση με δύο τρόπους. Το πρώτο είναι το μοντέλο τυχαίας πορείας που υποδηλώνει ότι η τάση παραμένει περίπου σταθερή κατά τη χρονική περίοδο της σειράς, και η δεύτερη είναι τοπική γραμμική τάση με ανοδική ή καθοδική κλίση (Pant, 2020).

- Κύκλος

Κύκλοι σε δεδομένα χρονοσειρών υπάρχουν όταν τα δεδομένα δείχνουν άνοδο και πτώση που δεν είναι σταθερού χρονικού διαστήματος. Η διάρκεια αυτών των διακυμάνσεων είναι συνήθως τουλάχιστον 2 έτη.

- Εποχικότητα

Ένα εποχιακό μοτίβο υπάρχει όταν υπάρχει ένα σταθερό μοτίβο παραλλαγής που επηρεάζεται από εποχιακούς παράγοντες (π.χ., το τέταρτο του έτους ή την ημέρα της εβδομάδας κ.λπ.).

4.4.4 *Σφάλμα Πρόβλεψης*

Σύμφωνα με τους Makridakis, S. και Wheelwright, S. C. (1998), ένας τρόπος μέτρησης της ακρίβειας είναι η μέτρηση της πραγματικής τιμής και η σύγκριση με την πρόβλεψη και ο υπολογισμός του σφάλματος. Ένα μέτρο ακρίβειας της πρόβλεψης που παρέχει σημαντικές πληροφορίες στον αναλυτή για το πόσο ακριβές είναι το μοντέλο της πρόβλεψης, είναι το σφάλμα πρόβλεψης. Όσο μικρότερο είναι το σφάλμα πρόβλεψης, τόσο ακριβέστερη είναι η πρόβλεψη. Το σφάλμα πρόβλεψης

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

είναι η διαφορά μεταξύ της πραγματικής τιμής και της πρόβλεψής της, για μια δεδομένη περίοδο. Το σφάλμα πρόβλεψης, δεν σημαίνει ¨λάθος¨ αλλά το απρόβλεπτο μέρος μιας παρατήρησης. Εάν το Y_t είναι η πραγματική παρατήρηση για το χρονικό διάστημα t και το F_t είναι η πρόβλεψη για την ίδια περίοδο, τότε το σφάλμα είναι :

$e_t = y_t - F_t$, όπου

e_t είναι το σφάλμα πρόβλεψης,

y_t η πραγματική τιμή,

F_t η τιμή της πρόβλεψης.

Συνήθως, το Ft υπολογίζεται χρησιμοποιώντας τα δεδομένα Y_1, ….Y_{t-1}. Πρόκειται για πρόβλεψη ενός βήματος, καθώς προβλέπει μία περίοδο μετά την τελευταία παρατήρηση που χρησιμοποιήθηκε στον υπολογισμό. Επομένως, περιγράφουμε e_t ως σφάλμα πρόβλεψης ενός βήματος. Είναι η διαφορά μεταξύ της παρατήρησης Y_t και της πρόβλεψης που έγινε χρησιμοποιώντας όλες τις παρατηρήσεις έως τώρα, μη συμπεριλαμβανομένης της Y_t. Εάν υπάρχουν παρατηρήσεις και προβλέψεις για n χρονικές περιόδους, τότε θα υπάρχουν n όροι σφάλματος. Οπότε, το μέσο σφάλμα των n περιόδων είναι ME= $= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} e_t$.

Υπάρχουν πολλοί διαφορετικοί τρόποι για να συνοψίσουμε τα σφάλματα πρόβλεψης προκειμένου να παρέχουμε στον αναλυτή πληροφορίες για το πόσο καλά αποδίδει το μοντέλο στα εν χρήση δεδομένα. Τα σφάλματα πρόβλεψης μπορούν να διαχωριστούν σε τυπικά και σχετικά μέτρα σφάλματος. Τα τυπικά μέτρα σφάλματος συνήθως παρέχουν σφάλμα στις ίδιες μονάδες με τα δεδομένα. Τα σχετικά μέτρα σφάλματος βασίζονται σε ποσοστά και διευκολύνουν τους αναλυτές να κατανοήσουν την ποιότητα της πρόβλεψης. Τα πιο δημοφιλή σχετικά μέτρα μέτρησης σφαλμάτων είναι το Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error - MAE), το Σφάλμα Μέσου Τετραγώνου (Mean Squared Error - MSE) και το Σφάλμα Μέσου Απόλυτου Ποσοστού (Mean Absolute Percentage Error - MAPE).

4.4.4.1 Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error – MAE)

Το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) είναι ένα μέτρο σφαλμάτων μεταξύ ζεύγους παρατηρήσεων που εκφράζουν το ίδιο φαινόμενο. Το μέσο σφάλμα (ME) είναι πιθανό να είναι μικρό, καθώς θετικά και αρνητικά λάθη τείνουν να αντισταθμίζουν το ένα το άλλο. Στην πραγματικότητα, το ME θα δείξει εάν υπάρχει συστηματική υπό ή υπερβολική πρόβλεψη, που ονομάζεται προκατάληψη πρόβλεψης. Δεν δίνει πολλές ενδείξεις ως προς το μέγεθος των τυπικών σφαλμάτων. Επομένως, το MAE αρχίζει να κάνει κάθε σφάλμα θετικό λαμβάνοντας την απόλυτη τιμή του και, στη συνέχεια, τον μέσο όρο

των αποτελεσμάτων. Το MAE έχει το πλεονέκτημα ότι είναι πιο ερμηνεύσιμο και είναι ευκολότερο να εξηγηθεί σε μη ειδικούς. Το MAE εκφράζεται ως εξής:

$$\text{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_t - F_t| = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}|e_t|$$

4.4.4.2 Σφάλμα Μέσου Τετραγώνου (Mean Squared Error – MSE)

Το Σφάλμα Μέσου Τετραγώνου είναι ένα μέτρο ακρίβειας που υπολογίζεται τετραγωνίζοντας το μεμονωμένο σφάλμα για κάθε στοιχείο σε ένα σύνολο δεδομένων και στη συνέχεια βρίσκοντας τη μέση τιμή του αθροίσματος αυτών των τετραγώνων. Το σφάλμα μέσου τετραγώνου δίνει μεγαλύτερο βάρος σε μεγάλα σφάλματα παρά σε μικρά σφάλματα, επειδή τα σφάλματα τετραγωνίζονται πριν αθροιστούν. Το MSE έχει το πλεονέκτημα ότι είναι ευκολότερο να χειριστεί με μαθηματικό τρόπο (και έτσι χρησιμοποιείται συχνά στη στατιστική βελτιστοποίηση). Το MSE εκφράζεται ως εξής:

$$\text{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(y_t - F_t)^2 = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(e_t)^2.$$

4.4.4.3 Σφάλμα Μέσου Απόλυτου Ποσοστού (Mean Absolute Percentage Error - MAPE)

Το μέσο απόλυτο ποσοστό σφάλματος είναι ο μέσος όρος του αθροίσματος όλων των ποσοστιαίων σφαλμάτων για ένα σύνολο δεδομένων. Μετρά την ακρίβεια του συστήματος πρόβλεψης ως ποσοστό και μπορεί να υπολογιστεί ως το μέσο απόλυτο ποσοστό σφάλματος για κάθε χρονική περίοδο μείον τις πραγματικές τιμές, διαιρούμενες με τις πραγματικές τιμές. Το MAPE είναι το πιο συνηθισμένο μέτρο που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη σφάλματος και λειτουργεί καλύτερα εάν δεν υπάρχουν ακραίες τιμές (και μηδενικά) στα δεδομένα. Το MAPE εκφράζεται ως εξής:

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{y_t - F_t}{y_t}\right|$$

4.4.5 *Επιλογή του καλύτερου μοντέλου πρόβλεψης*

Στην πρόβλεψη χωρίζουμε πάντα τα ιστορικά δεδομένα σε εκπαίδευση και επικύρωση. Συνήθως χρησιμοποιούμε 70 έως 75% ως εκπαίδευση και 25 έως 30% ως σύνολο δεδομένων δοκιμής / επικύρωσης. Χτίζουμε τα μοντέλα χρησιμοποιώντας το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, τα προεκβάλλουμε μέσω των δεδομένων δοκιμής και συγκρίνουμε τις παρεκτεινόμενες χρονοσειρές με το σύνολο δεδομένων δοκιμής που έχει γνωστές τιμές. Έτσι μπορούμε να υπολογίσουμε το μέσο απόλυτο ποσοστό σφάλματος (MAPE). Στη συνέχεια, έχοντας καταλήξει στο καλύτερο μοντέλο (με το μικρότερο ποσοστό MAPE) στα δεδομένα δοκιμής, τότε χρησιμοποιούμε το σύνολο των δεδομένων για να αναπτύξουμε ξανά το μοντέλο και το παρεκτείνουμε στο μέλλον. Μέσω της

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

διαδικασίας αυτής, αποφεύγεται η υπερμοντελοποίηση ή η υπομοντελοποίηση και το μοντέλο έχει εκπαιδευτεί με τον βέλτιστο τρόπο.



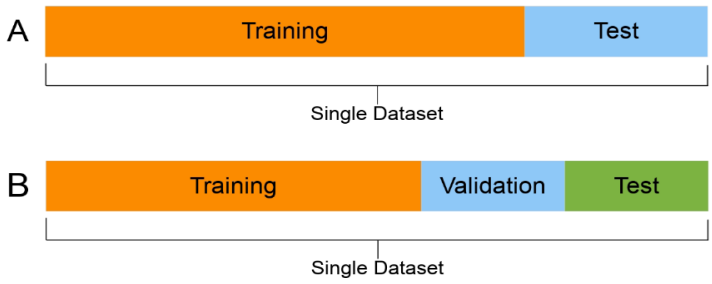
Εικόνα 4-9 Χτίσιμο μοντέλου μέσω Training και Validation Data Set

(Πηγή: Andreas Zaras, Notes for the course "Business Forecasting", 2018)

Με την διαδικασία αυτή, προσεγγίζουμε και τους δυο στόχους / προβλήματα που πρέπει να αντιμετωπίσουμε. Αυτά είναι :

- Επιλογή μοντέλου: εκτίμηση της απόδοσης διαφορετικών μοντέλων για να επιλεγεί το καλύτερο.
- Αξιολόγηση μοντέλου: έχοντας επιλέξει ένα τελικό μοντέλο, εκτιμώντας το σφάλμα πρόβλεψης (σφάλμα γενίκευσης) σε νέα δεδομένα.

Σύμφωνα με τους Trevor Hastie, Robert Tibshirani, Jerome Friedman, εάν βρισκόμαστε σε κατάσταση πληθώρας σε δεδομένα, η καλύτερη προσέγγιση και για τα δύο προβλήματα είναι να χωρίσουμε τυχαία το σύνολο δεδομένων σε τρία μέρη: ένα σετ εκπαίδευσης, ένα σετ επικύρωσης και ένα σετ δοκιμών. Το σετ εκπαίδευσης χρησιμοποιείται για να ταιριάξει στα μοντέλα, το σύνολο επικύρωσης χρησιμοποιείται για την εκτίμηση του σφάλματος πρόβλεψης για την επιλογή μοντέλου και το σετ δοκιμής χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση του σφάλματος γενίκευσης του τελικού επιλεγμένου μοντέλου. Στην ιδανική περίπτωση, το σετ δοκιμών πρέπει να φυλάσσεται σε "θησαυροφυλάκιο" και να εμφανίζεται μόνο στο τέλος της ανάλυσης δεδομένων. Είναι δύσκολο να δοθεί ένας γενικός κανόνας σχετικά με τον τρόπο επιλογής του αριθμού των παρατηρήσεων σε καθένα από τα τρία μέρη, καθώς αυτό εξαρτάται από την αναλογία σήματος προς θόρυβο στα δεδομένα και στο δείγμα εκπαίδευσης. Ένα τυπικό διαχωρισμό μπορεί να είναι 50% για εκπαίδευση και 25% το καθένα για επικύρωση και δοκιμή.



Εικόνα 4-10 **Παραδείγματα τρόπων κατάτμησης ενός συνόλου δεδομένων**

Το σύνολο δεδομένων A χρησιμοποιεί μόνο ένα σετ εκπαίδευσης και ένα σετ δοκιμών. Το σετ δοκιμής θα χρησιμοποιηθεί για τη δοκιμή του εκπαιδευμένου μοντέλου. Για το σύνολο δεδομένων B, το σετ επικύρωσης θα χρησιμοποιείται για τη δοκιμή του εκπαιδευμένου μοντέλου και το σύνολο δοκιμών θα αξιολογεί το τελικό μοντέλο.

(Πηγή: https://en.wikipedia.org/wiki/Training,_validation,_and_test_sets)

4.4.6 *Διακομιστής πρόβλεψης SAS*

Ο διακομιστής πρόβλεψης SAS είναι ένα σύστημα πληροφοριών που παρέχει ένα ολοκληρωμένο περιβάλλον για μια αυτοματοποιημένη πρόβλεψη μεγάλης κλίμακας. Χρησιμοποιείται από μεγάλο αριθμό πελατών παγκοσμίως σε όλους τους τομείς όπως λιανική, τηλεπικοινωνίες, μεταφορές, βιομηχανία κ.λπ. Μπορεί να παράγει μεγάλους όγκους προβλέψεων υψηλής ποιότητας γρήγορα και αυτόματα επιτρέποντας στους οργανισμούς να σχεδιάζουν αποτελεσματικότερα και αποδοτικότερα το μέλλον.

Η δουλειά γίνεται μέσω ενός φιλικού προς το χρήστη περιβάλλοντος που ονομάζεται στούντιο πρόβλεψης που υποστηρίζει τρεις τύπους χρηστών:

- Επιχειρηματικούς αναλυτές, αφήνοντάς τους να επιτύχουν αυτόματα πολύ ακριβή αποτελέσματα.
- Στατιστικολόγους, που τους βοηθά, παρέχοντάς τους μια πλούσια συλλογή από εξελιγμένα εργαλεία για να κάνουν τη δουλειά από το μηδέν.
- Στελέχη, που τους υποστηρίζει, παρέχοντάς τους πληθώρα αναφορών πρόβλεψης στην διαδικασία λήψης αποφάσεων.

Ο διακομιστής πρόβλεψης είναι:

- Επεκτάσιμος. Πολύ μεγάλος αριθμός προβλέψεων παράγονται γρήγορα.
- Διαχειρίσιμος. Διαχειριζόμενος, κατ 'εξαίρεση, από περιορισμένη ανθρώπινη πρόβλεψη.
- Αξιόπιστος. Στατιστικά υγιή μοντέλα, ελαχιστοποιώντας την ανάγκη για μη αυτόματη αναθεώρηση και παρακάμψεις.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

5 *Εφαρμογή διαδικασίας πρόβλεψης στο Πολεμικό Ναυτικό*

5.1 Εισαγωγή

Η ιστορία του Πολεμικού Ναυτικού δεν έχει συγκεκριμένο σημείο έναρξης. Οι ρίζες της χάνονται στα βάθη των αιώνων της ιστορίας του ανθρώπινου γένους. Σε ένα γεωγραφικό χώρο όπου κανένα σημείο δεν απέχει περισσότερο από 150 χλμ. από τη θάλασσα, οι Έλληνες από τα Προϊστορικά Χρόνια ανέπτυσσαν κοινωνίες κατά κανόνα παράκτιες. Εκεί έμαθαν να εκμεταλλεύονται τους θαλάσσιους πόρους και να αγαπούν τη θάλασσα. Αυτομάτως δημιουργήθηκε η ανάγκη για την προστασία και εξάπλωση των πολιτισμών που ανέπτυξαν, με αποτέλεσμα τη σταδιακή σύσταση των πρώτων οργανωμένων ναυτικών πολεμικών μονάδων του Ελλαδικού Χώρου. Η ιστορία του Στόλου του ελεύθερου Ελληνικού Κράτους αρχίζει το 1828. Όταν ο Καποδίστριας ανέλαβε Κυβερνήτης της απελευθερωμένης Ελλάδας, ο ελληνικός Στόλος αριθμούσε λίγα πλοία, παλαίμαχα του αγώνα της ανεξαρτησίας (Πολεμικό Ναυτικό - Επίσημη Ιστοσελίδα).

Σήμερα, το Πολεμικό Ναυτικό θεωρείται ένας πολυδιάστατος οργανισμός καθόσον αριθμεί πληθώρα υπηρεσιών (Διοικητικές, επισκευαστικές, οικονομικές υπηρεσίες), Πολεμικών Πλοίων, και μερικές χιλιάδες στελέχη (Αξιωματικούς, Υπαξιωματικούς, στρατευμένης θητείας και πολιτικό προσωπικό). Έτσι, η ηγεσία του Πολεμικού Ναυτικού είναι υπεύθυνη για την ορθή λειτουργία τόσο του Στόλου της που είναι και η κύρια αποστολή του οργανισμού αλλά και για το σύνολο των υποτεταγμένων υπηρεσιών, όπως Γενικά επιτελεία, ναύσταθμοι και επισκευαστικές υπηρεσίες καθώς και το Ναυτικό Νοσοκομείο το οποίο έχει υπό την σκέπη του το σύνολο των στελεχών και των οικείων αυτών.

Συνεπώς, σε έναν τόσο μεγάλο οργανισμό, προϋποθέτει να υπάρχει σωστός, συντονισμένος προγραμματισμός, που όπως αναφέραμε και στην εισαγωγή, ο προγραμματισμός είναι μια απαραίτητη διαδικασία για έναν οργανισμό προκειμένου να επιτευχθούν οι αναμενόμενοι στόχοι. Όλα τα τμήματα / υπηρεσίες του Πολεμικού Ναυτικού συντονισμένα και με κοινό στόχο / σκοπό, κάτω από την επίβλεψη της ηγεσίας, λειτουργούν ως κρίκοι μιας αλυσίδας που δεν είναι τίποτα άλλο από το ίδιο το Πολεμικό Ναυτικό.

Το βασικότερο τμήμα αυτού του οργανισμού το οποίο αποτελεί και την ΄΄καρδιά΄΄ του οργανισμού είναι ο Στόλος. Ο Στόλος ως μέσο αποτροπής κάθε κακόβουλης ενέργειας και προασπίσεως των εθνικών συμφερόντων, καλείται όπως πάντα σε συνεχή επαγρύπνηση με σκοπό:

- Να συμβάλει στην εξασφάλιση της εδαφικής μας ακεραιότητας.
- Να εξασφαλίσει τα κυριαρχικά μας δικαιώματα στις Ελληνικές θάλασσες.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

- Να διατηρήσει ανοικτές τις θαλάσσιες γραμμές επικοινωνίας και εμπορίου.
- Να συμβάλει στην διατήρηση του υψηλού ηθικού του εκτεταμένου παράκτιου και νησιωτικού πληθυσμού δια της επιδείξεως της Σημαίας.
- Να συμμετάσχει στο κοινωνικό έργο του Κράτους σε περιπτώσεις καταστροφών από φυσικά φαινόμενα ή άλλων απρόβλεπτων περιστάσεων.
- Να συνεισφέρει σε άλλους φορείς κατά την ειρήνη σε θέματα έρευνας – διάσωσης

Ο Στόλος και κατ' επέκταση το Πολεμικό Ναυτικό, για να μπορέσει να φέρει σε πέρας την αποστολή του, κατά τον καλύτερο δυνατό τρόπο, διαθέτει διάφορους τύπους πλοίων, όπως Φρεγάτες, Υποβρύχια, Ταχέα περιπολικά, Κανονιοφόρους, Πλοία Ταχείας Μεταφοράς, Αρματαγωγά, Ναρκοθηρευτικά, Πλοία Γενικής Υποστήριξης, Βοηθητικά και Ιπτάμενα Μέσα.

Όλες οι Μονάδες που αναφέρθηκαν παραπάνω είναι πολύπλοκα συστήματα που αποτελούνται από πληθώρα συστημάτων - μηχανολογικών, ηλεκτρολογικών, ηλεκτρονικών, οπλικών και πολλών άλλων τα οποία με την σειρά τους αποτελούνται από χιλιάδες υποσυστήματα / υλικά.

Τον πλήρη υποστηρικτικό / εφοδιαστικό έλεγχο για το σύνολο των Μονάδων του Πολεμικού Ναυτικού τον έχει το Κέντρο Εφοδιασμού Ναυτικού (ΚΕΦΝ). Το ΚΕΦΝ είναι υπεύθυνο τόσο για τις δοσοληψίες με τις Μονάδες του Ναυτικού όσο και για την έγκαιρη δημιουργία αποθέματος προκειμένου οποτεδήποτε χρειαστεί να μπορεί να εφοδιάσει τα πλοία με τα κατάλληλα υλικά / ανταλλακτικά ώστε αυτά να είναι επιχειρησιακά έτοιμα να συνδράμουν στην αποστολή του Πολεμικού Ναυτικού.

Το Κέντρο Εφοδιασμού Ναυτικού (ΚΕΦΝ), ιδρύθηκε το 1966 μετά από μελέτη που συντάχθηκε από ομάδα Αμερικανών Αξιωματικών για να αντιμετωπιστούν οι υπάρχουσες τότε αδυναμίες στο εφοδιαστικό σύστημα του Πολεμικού Ναυτικού, οι σπουδαιότερες των οποίων συνίστατο στην κατάτμηση του εφοδιαστικού έργου, και στο πλήθος των εφοδιαστικών ανεξαρτήτων περιφερειακών Διευθύνσεων που υπήρχαν στους επιτελικούς κλάδους και Διευθύνσεις σε επίπεδο Γενικού Επιτελείου Ναυτικού (Πολεμικό Ναυτικό - Επίσημη Ιστοσελίδα).

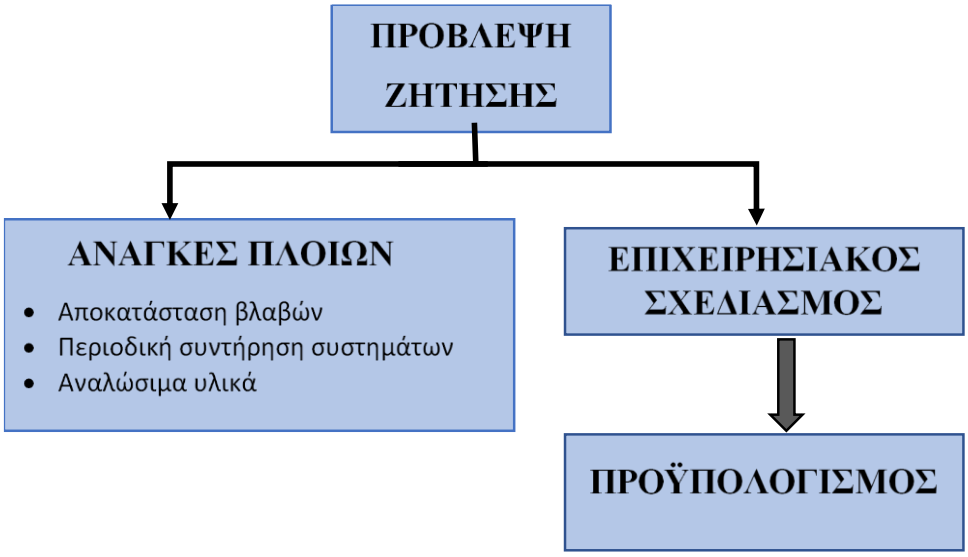
Η οργάνωση του ΚΕΦΝ σχεδιάστηκε με βάση τα Κέντρα Διοικήσεως Υλικού (INVENTORY CONTROL POINTS) του Αμερικάνικου Ναυτικού και σταδιακά προσαρμόστηκε και προσαρμόζεται στα σύγχρονα δεδομένα, στο μέτρο των υφιστάμενων δυνατοτήτων σε ανθρώπινο δυναμικό και μέσα.

Η πρόβλεψη ζήτησης παίζει καθοριστικό ρόλο στην άρτια λειτουργία και στην ετοιμότητα του Στόλου προκειμένου να ανταποκριθεί στις συνεχόμενες και πολυδιάστατες επιχειρησιακές απαιτήσεις. Η πρόβλεψη της ζήτησης στην συγκεκριμένη περίπτωση είναι πολυσύνθετη λόγω

- Της ανάγκης κάλυψης άμεσων / ανελαστικών αναγκών.
- Των υψηλών επιχειρησιακών απαιτήσεων.

- Την ποικιλία των υλικών.
- Την απαίτηση υποστήριξης σύνθετων συστημάτων.
- Των απρόβλεπτων και διαφορετικής φύσεως βλαβών που επηρεάζουν το αξιόμαχο των μονάδων.
- Την χρονοβόρο διαδικασία αναπλήρωσης του αποθέματος (από μερικές εβδομάδες μέχρι αρκετούς μήνες), αναλόγως της διαθεσιμότητας του υλικού, του κόστους αυτού αλλά και της τυπικής διαδικασίας που πρέπει να ακολουθηθεί (Διαγωνισμοί - Προμηθευτές) βάσει των διαδικασιών που ορίζει η νομοθεσία.

Η ζήτηση, στην περίπτωση μας, αντιπροσωπεύει τα αιτήματα που γίνονται από τα πολεμικά πλοία προς το ΚΕΦΝ για παραλαβή υλικών / ανταλλακτικών / αναλώσιμων υλικών προς αποκατάσταση βλαβών, περιοδική συντήρηση συστημάτων κ.α. Έτσι, στην περίπτωση του Πολεμικού Ναυτικού, η εικόνα 2.2 της ενότητας 2.2 που αφορά την εισροή της ζήτησης στις έννοιες αυτής (στόχευση πωλήσεων, επιχειρησιακός σχεδιασμός, προϋπολογισμός) θα μπορούσε να τροποποιηθεί όπως παρακάτω (εικόνα 5.1). Η στόχευση των πωλήσεων αντικαθίσταται από τις ανάγκες των πλοίων σε υλικά, για αποκατάσταση βλαβών (έκτακτη ζήτηση), για περιοδική συντήρηση συστημάτων (γνωστή ζήτηση) και για λήψη αναλώσιμων υλικών για κάλυψη τρεχόντων αναγκών. Η ζήτηση επηρεάζει άμεσα και τον επιχειρησιακό σχεδιασμό. Ο σχεδιασμός / προγραμματισμός των αποστολών του στόλου επηρεάζεται από την διαθεσιμότητα των μονάδων του. Συνεπώς, η σωστή πρόβλεψη της ζήτησης σε υλικά αυξάνει την διαθεσιμότητα των πλοίων με αποτέλεσμα την δυνατότητα επιχειρησιακού σχεδιασμού χωρίς περιορισμούς. Τέλος, όπως και σε όλους τους οργανισμούς, έτσι και σε αυτή την περίπτωση, ο προϋπολογισμός ο οποίος επηρεάζει όλες τις προηγούμενες ενέργειες (έννοιες) είναι το επιχειρησιακό σχέδιο σε νομισματικούς όρους.



Εικόνα 5-1 Η πρόβλεψη της ζήτησης ως εισροή στην κάλυψη αναγκών πλοίων, στον επιχειρησιακό σχεδιασμό και στον προϋπολογισμό.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Για το σκοπό της εν λόγω διπλωματικής εργασίας λάβαμε από το ΚΕΦΝ ιστορικά δεδομένα ζήτησης για τα έτη 2017- 2020, μηχανολογικών και ηλεκτρολογικών συστημάτων, από τρεις διαφορετικούς τύπους πλοίων. Συγκεκριμένα για τα πλοία τύπου ¨Α¨ λάβαμε 33124 καταγραφές, για τα πλοία τύπου ¨Β¨ λάβαμε 12851 καταγραφές και για τα πλοία τύπου ¨Γ¨ λάβαμε 2807 καταγραφές και αφορούν την ζήτηση υλικών (ανταλλακτικών, αναλώσιμών) από τα πλοία για κάλυψη των αναγκών τους. Η διαφορά στον αριθμό των καταγραφών ανά τύπο πλοίου, έχει να κάνει με το πλήθος των μονάδων ανά τύπο, το πλήθος των συστημάτων που φέρει, αλλά και το πλήθος των απασχολήσεων αποστολών που αναλαμβάνει. Μια άκρως επιχειρησιακή μονάδα (πχ. Φρεγάτα) έχει περισσότερες αποστολές, περισσότερα συστήματα / μηχανές, πολλές ώρες λειτουργίας των συστημάτων και συνεπώς μεγαλύτερη καταπόνηση. Σε αντίθεση, ένα μικρό βοηθητικό πλοίο με λιγότερα συστήματα και με πολύ λιγότερες ώρες χρήσης δέχεται λιγότερες καταπονήσεις, που συνεπάγεται λιγότερες βλάβες και συνεπώς μικρή ζήτηση υλικών.

Τα δεδομένα ληφθήκανε σε μορφή Excel και αποτελούνται από στήλες όπως τον τύπο του πλοίου, την κατηγορία που ανήκει το υλικό (μηχανολογικό - ηλεκτρολογικό), την περιγραφή της συσκευής/ συστήματος που ανήκει το υλικό, την περιγραφή του υλικού, τον κωδικό του υλικού, την ημερομηνία ζήτησης / αίτησης , την μονάδα μέτρησης του υλικού και την αιτούμενη ποσότητα από το πλοίο. Τα υλικά αυτά απαιτούνται για αποκατάσταση βλαβών, που μεταφράζεται σε τυχαία, μικρής επαναληψιμότητας, ζήτηση, για περιοδική συντήρηση συστημάτων, που μεταφράζεται σε περιοδική (εξάμηνη - ετήσια), μικρής επαναληψιμότητας ζήτηση, για κάλυψη καθημερινών αναγκών, που μεταφράζεται σε περιοδική (μηνιαία), αυξημένης επαναληψιμότητας, ζήτηση. Στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας επιλέξαμε να προχωρήσουμε την ανάλυση με υλικά μεγάλης επαναληψιμότητας προκειμένου να έχουμε να εργαστούμε με σημαντικό αριθμό παρατηρήσεων ανά υλικό. Τα υλικά αυτά θεωρούνται αναλώσιμα υλικά, συνήθως μικρής αξίας και συνεπώς εύκολης διαχείρισης αυτών από το ΚΕΦΝ (άμεσες παραλαβές – δημιουργία αποθέματος). Έτσι, από το σύνολο των παρατηρήσεων, επιλέξαμε 25 υλικά με την μεγαλύτερη μηνιαία περιοδικότητα προκειμένου να προχωρήσουμε σε ανάλυση.

VESSEL	CATEGORY	CODE	SYSTEM/DEVICE	MATERIAL CODE	MATERIAL DESCRIPTION	DATE	MEASUREM	DEMAND
ΤΥΠΟΥ "Α"	Μηχανολογικά	8173	ΚΥΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ 16V 1163 TB 63	2910121288594	MICRO STAR INSERT (FILTER ELEMENT FLUIT)	12-Ιαν-17	EA	10
ΤΥΠΟΥ "Α"	Μηχανολογικά	8173	ΚΥΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ 16V 1163 TB 63	2910121288594	MICRO STAR INSERT (FILTER ELEMENT FLUIT)	12-Ιαν-17	EA	10
ΤΥΠΟΥ "Α"	Μηχανολογικά	8173	ΚΥΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ 16V 1163 TB 63	2910121288594	MICRO STAR INSERT (FILTER ELEMENT FLUIT)	23-Ιαν-17	EA	16
ΤΥΠΟΥ "Α"	Μηχανολογικά	8173	ΚΥΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ 16V 1163 TB 63	2910121288594	MICRO STAR INSERT (FILTER ELEMENT FLUIT)	23-Ιαν-17	EA	16
ΤΥΠΟΥ "Α"	Μηχανολογικά	8173	ΚΥΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ 16V 1163 TB 63	2910121288594	MICRO STAR INSERT (FILTER ELEMENT FLUIT)	24-Ιαν-17	EA	16
ΤΥΠΟΥ "Α"	Μηχανολογικά	8173	ΚΥΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ 16V 1163 TB 63	2910121288594	MICRO STAR INSERT (FILTER ELEMENT FLUIT)	24-Ιαν-17	EA	16
ΤΥΠΟΥ "Α"	Μηχανολογικά	8173	ΚΥΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ 16V 1163 TB 63	2910121288594	MICRO STAR INSERT (FILTER ELEMENT FLUIT)	10-Μαϊ-17	EA	8
ΤΥΠΟΥ "Α"	Μηχανολογικά	8173	ΚΥΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ 16V 1163 TB 63	2910121288594	MICRO STAR INSERT (FILTER ELEMENT FLUIT)	10-Μαϊ-17	EA	8
ΤΥΠΟΥ "Α"	Μηχανολογικά	8173	ΚΥΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ 16V 1163 TB 63	2910121288594	MICRO STAR INSERT (FILTER ELEMENT FLUIT)	22-Μαϊ-17	EA	16
ΤΥΠΟΥ "Α"	Μηχανολογικά	8173	ΚΥΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ 16V 1163 TB 63	2910121288594	MICRO STAR INSERT (FILTER ELEMENT FLUIT)	22-Μαϊ-17	EA	16
ΤΥΠΟΥ "Α"	Μηχανολογικά	8173	ΚΥΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ 16V 1163 TB 63	2910121288594	MICRO STAR INSERT (FILTER ELEMENT FLUIT)	31-Μαϊ-17	EA	88
ΤΥΠΟΥ "Α"	Μηχανολογικά	8173	ΚΥΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ 16V 1163 TB 63	2910121288594	MICRO STAR INSERT (FILTER ELEMENT FLUIT)	31-Μαϊ-17	EA	88
ΤΥΠΟΥ "Α"	Μηχανολογικά	8173	ΚΥΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ 16V 1163 TB 63	2910121288594	MICRO STAR INSERT (FILTER ELEMENT FLUIT)	07-Ιουν-17	EA	4
ΤΥΠΟΥ "Α"	Μηχανολογικά	8173	ΚΥΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ 16V 1163 TB 63	2910121288594	MICRO STAR INSERT (FILTER ELEMENT FLUIT)	07-Ιουν-17	EA	4
ΤΥΠΟΥ "Α"	Μηχανολογικά	8173	ΚΥΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ 16V 1163 TB 63	2910121288594	MICRO STAR INSERT (FILTER ELEMENT FLUIT)	08-Ιουν-17	EA	4
ΤΥΠΟΥ "Α"	Μηχανολογικά	8173	ΚΥΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ 16V 1163 TB 63	2910121288594	MICRO STAR INSERT (FILTER ELEMENT FLUIT)	08-Ιουν-17	EA	4
ΤΥΠΟΥ "Α"	Μηχανολογικά	8173	ΚΥΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ 16V 1163 TB 63	2910121288594	MICRO STAR INSERT (FILTER ELEMENT FLUIT)	14-Ιουν-17	EA	24
ΤΥΠΟΥ "Α"	Μηχανολογικά	8173	ΚΥΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ 16V 1163 TB 63	2910121288594	MICRO STAR INSERT (FILTER ELEMENT FLUIT)	14-Ιουν-17	EA	24
ΤΥΠΟΥ "Α"	Μηχανολογικά	8173	ΚΥΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ 16V 1163 TB 63	2910121288594	MICRO STAR INSERT (FILTER ELEMENT FLUIT)	16-Ιουν-17	EA	16
ΤΥΠΟΥ "Α"	Μηχανολογικά	8173	ΚΥΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ 16V 1163 TB 63	2910121288594	MICRO STAR INSERT (FILTER ELEMENT FLUIT)	16-Ιουν-17	EA	4
ΤΥΠΟΥ "Α"	Μηχανολογικά	8173	ΚΥΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ 16V 1163 TB 63	2910121288594	MICRO STAR INSERT (FILTER ELEMENT FLUIT)	16-Ιουν-17	EA	16

Εικόνα 5-2 Δείγμα δεδομένων που αφορούν υλικά μηχανολογικών συστημάτων για πλοίο τύπου ¨Α¨.

5.2 Μετατροπή Δεδομένων σε Χρονοσειρές

Πριν προχωρήσουμε στην διαδικασία της πρόβλεψης μέσω της πλατφόρμας SAS FORECASTING STUDIO θα μετατρέψουμε τα δεδομένα σε χρονοσειρές. Αυτό το επιτυγχάνουμε μέσω του SAS Enterprise Guide. Μέσω του οδηγού δημιουργίας δεδομένων χρονοσειρών μετατρέπονται τα δεδομένα συναλλαγών - δεδομένα με χρονική σήμανση που συλλέγονται με την πάροδο του χρόνου με ακανόνιστη ή ποικίλη συχνότητα, σε χρονοσειρές σταθερού διαστήματος.

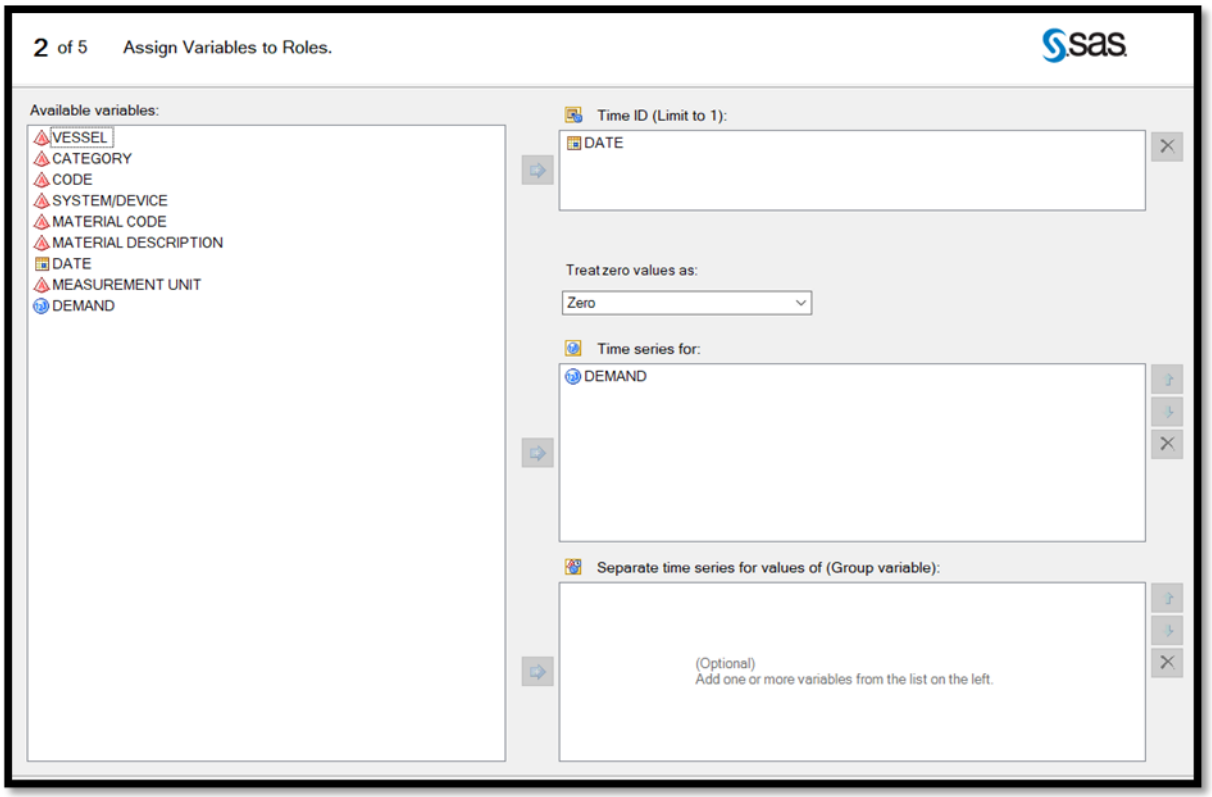
Αρχικά εισαγάγουμε το excel αρχείο στο Enterprise Guide και μετατρέπουμε τα αρχεία σε αρχεία 'sas7bdat' και στην συνέχεια δημιουργούμε τις χρονοσειρές. Τα βήματα που ακολουθούμε είναι τα κάτωθι:

- Ανάθεση Ρόλων σε Μεταβλητές

  Time ID: Η στήλη που εκχωρείται σε αυτόν τον ρόλο είναι το αναγνωριστικό χρόνου για τα δεδομένα. Η μεταβλητή Time ID είναι η μεταβλητή που περιέχει την ημερομηνία της ζήτησης για κάθε παρατήρηση. Αυτή η μεταβλητή χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό της συχνότητας και της σειράς των δεδομένων και για την παρέκταση των τιμών Time ID για τις προβλέψεις.

  Time series for: Η στήλη που εκχωρείται σε αυτόν τον ρόλο είναι η μεταβλητή στο μοντέλο και την πρόβλεψη. Η αριθμητική μεταβλητή που εκχωρείται αυτόν τον ρόλο, είναι η Ζήτηση.

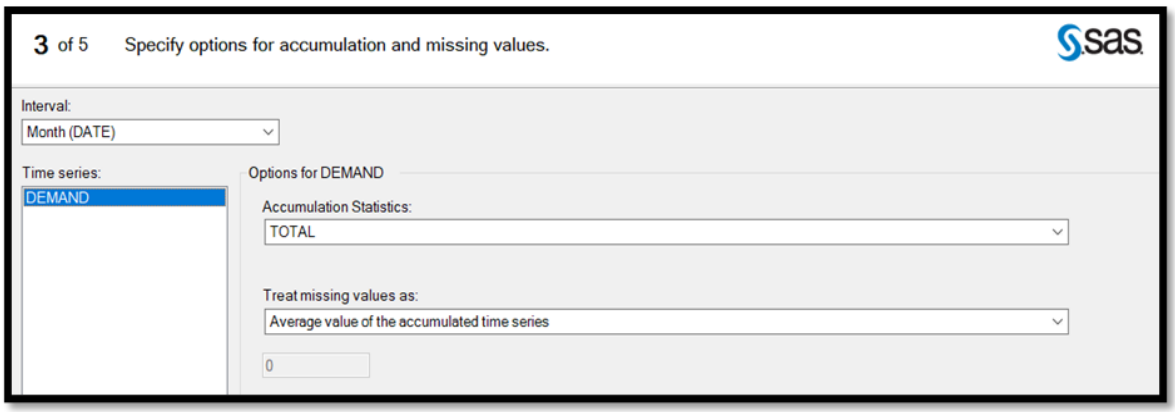
  Separate time series for values of (Group variable - Προαιρετικό): Μέσω της μεταβλητής αυτής επιτυγχάνεται ομαδοποίηση των παρατηρήσεων της χρονοσειράς. Συνεπώς μέσω της ομαδοποίησης λαμβάνονται ξεχωριστές αναλύσεις για τις δημιουργηθείσες ομάδες παρατηρήσεων. Σε αυτό το ρόλο μπορούν να αντιστοιχηθούν χαρακτήρες και αριθμητικές μεταβλητές. Για παράδειγμα μια ομαδοποίηση στην περίπτωση των δεδομένων μας θα μπορούσε να είναι η ομαδοποίηση ανά τύπο πλοίου, ανά κατηγορία υλικού, ανά σύστημα κ.α.



Εικόνα 5-3 Ανάθεση ρόλων σε μεταβλητές μέσω του SAS Enterprise Guide

- Καθορίσμός Επιλογών για Συσσώρευση και Τιμών που λείπουν

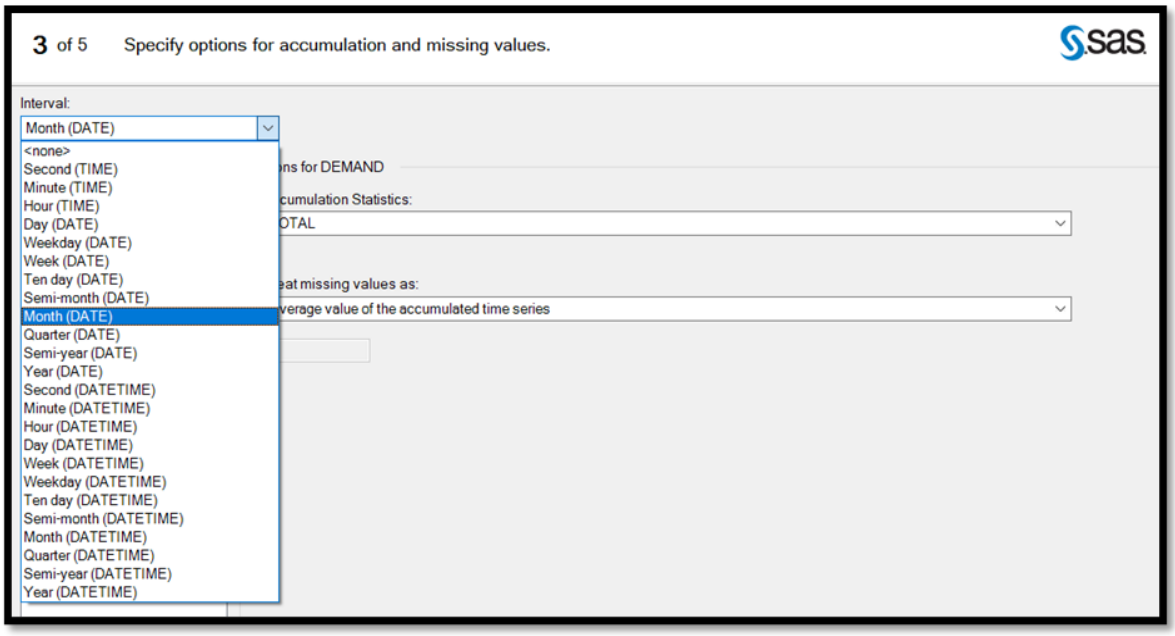
  Σε αυτό το βήμα έχουμε την δυνατότητα επιλογής της μεταβλητής χρονικού διαστήματος (Time interval), τον τρόπο συσσώρευσης των παρατηρήσεων (Accumulation Statistics) και τον τρόπο αντιμετώπισης / αντικατάστασης των τυχόν ελλειπόντων τιμών στις παρατηρήσεις (Treat Missing Values as).



Εικόνα 5-4 Καθορισμός Επιλογών για Συσσώρευση και Τιμών που λείπουν μέσω του SAS Enterprise Guide.

Time interval: Η μεταβλητή χρονικού διαστήματος καθορίζει τη μονάδα του χρόνου που θα χρησιμοποιηθεί για τη μέτρηση και την πρόβλεψη. Τα αποτελέσματα της ανάλυσης εκφράζονται με βάση την επιλεγμένη χρονική κλίμακα. Συνήθως, οι τιμές αντιπροσωπεύουν ημέρες, εβδομάδες, μήνες, τέταρτα ή χρόνια. Ο καθορισμός διαστήματος καθορίζει ένα έγκυρο χρονικό διάστημα SAS, που είναι η συχνότητα των συσσωρευμένων χρονοσειρών. Για παράδειγμα, εάν το σύνολο δεδομένων εισαγωγής αποτελείται από τριμηνιαίες παρατηρήσεις, τότε ορίζουμε το Τρίμηνο ως τιμή καθορισμού διαστήματος, για την παραγωγή ετήσιων συσσωρευμένων χρονοσειρών, ορίζουμε το Έτος ως την τιμή καθορισμού διαστήματος, κ.α. Οι τιμές διαστήματος που είναι διαθέσιμες για επιλογή στο SAS Enterprise Guide είναι οι ακόλουθες:

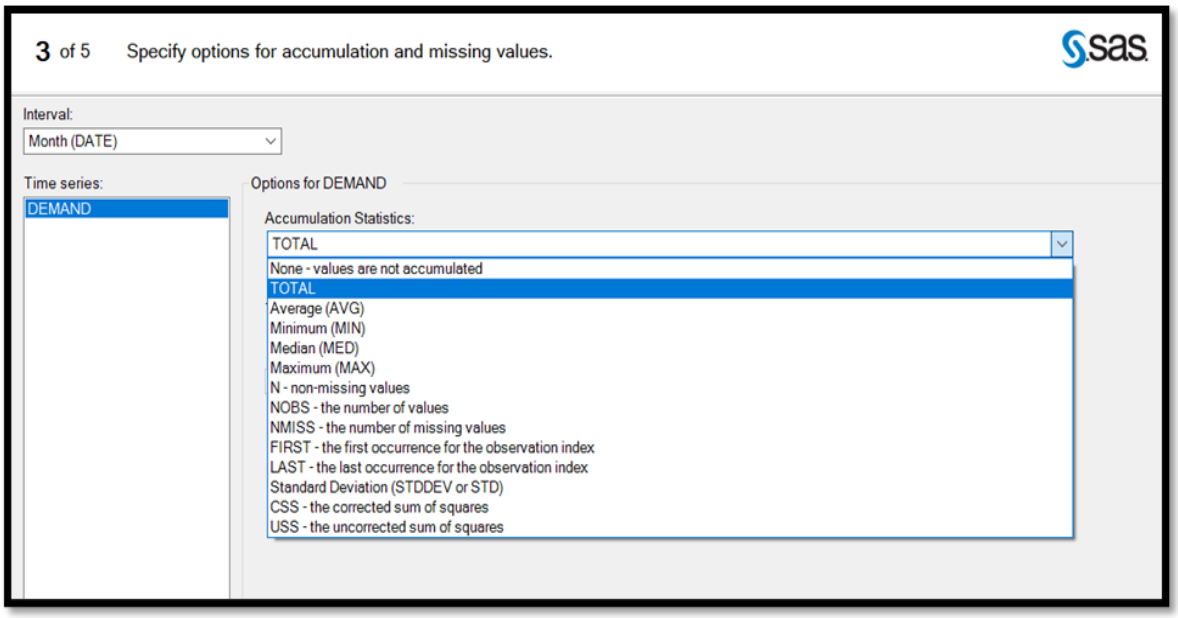
- Second — Κάθε δευτερόλεπτο (Εξήντα μονάδες χρόνου ανά κύκλο)
- Minute — Κάθε λεπτό (Εξήντα μονάδες χρόνου ανά κύκλο)
- Hour — Ωριαία (Είκοσι τέσσερις μονάδες χρόνου ανά κύκλο)
- Day — Καθημερινά (Επτά μονάδες χρόνου ανά κύκλο)
- Weekday — Καθημερινά - αγνοώντας τις ημέρες του Σαββατοκύριακου (Πέντε μονάδες χρόνου ανά κύκλο)
- Week — Εβδομαδιαία (Πενήντα δύο μονάδες χρόνου ανά κύκλο)
- Ten Days — $1^{η}$, $11^{η}$ και $21^{η}$ κάθε μήνα (Τριάντα έξι μονάδες χρόνου ανά κύκλο)
- Semimonth — $1^{η}$ και $16^{η}$ κάθε μήνα (Είκοσι τέσσερις μονάδες χρόνου ανά κύκλο)
- Month — Μηνιαίο (Δώδεκα μονάδες χρόνου ανά κύκλο)
- Quarter — Τρίμηνιαίο (Τέσσερις μονάδες χρόνου ανά κύκλο)
- Semiyear — Εξαμηνιαία (Δύο μονάδες χρόνου ανά κύκλο)
- Year — Ετήσια (Μια χρονική μονάδα ανά κύκλο)



Εικόνα 5-5 Επιλογή χρονικής κλίμακας που θα χρησιμοποιηθεί για τη μέτρηση και την πρόβλεψη, μέσω του SAS Enterprise Guide.

Accumulation Statistics: Καθορίζει τον τρόπο συσσώρευσης των παρατηρήσεων του συνόλου των δεδομένων εντός κάθε χρονικής περιόδου. Η συχνότητα (πλάτος κάθε χρονικού διαστήματος) καθορίζεται από την επιλογή του καθορισμού διαστήματος (**Time interval**). Η επιλογή συσσώρευσης είναι χρήσιμη όταν υπάρχουν περισσότερες (ή λιγότερες) από μία παρατηρήσεις εισόδου σε μια δεδομένη χρονική περίοδο. Οι κυριότερες τιμές για την ιδιότητα συσσώρευσης είναι οι εξής:

- Total - οι παρατηρήσεις συσσωρεύονται με βάση το συνολικό άθροισμα όλων των τιμών κατά τη χρονική περίοδο.
- Average (AVG) - οι παρατηρήσεις συσσωρεύονται με βάση το μέσο όρο όλων των τιμών κατά τη χρονική περίοδο.
- Minimum (MIN) - οι παρατηρήσεις συσσωρεύονται με βάση τη μικρότερη τιμή στη χρονική περίοδο.
- Median (MED) - οι παρατηρήσεις συσσωρεύονται με βάση τη μέση τιμή όλων των τιμών κατά τη χρονική περίοδο.
- Maximum (MAX) - οι παρατηρήσεις συσσωρεύονται με βάση τη μεγαλύτερη τιμή της χρονικής περιόδου.
- First - οι παρατηρήσεις συσσωρεύονται με βάση την πρώτη τιμή στη χρονική περίοδο.
- Last - οι παρατηρήσεις συσσωρεύονται με βάση την τελευταία τιμή στη χρονική περίοδο.



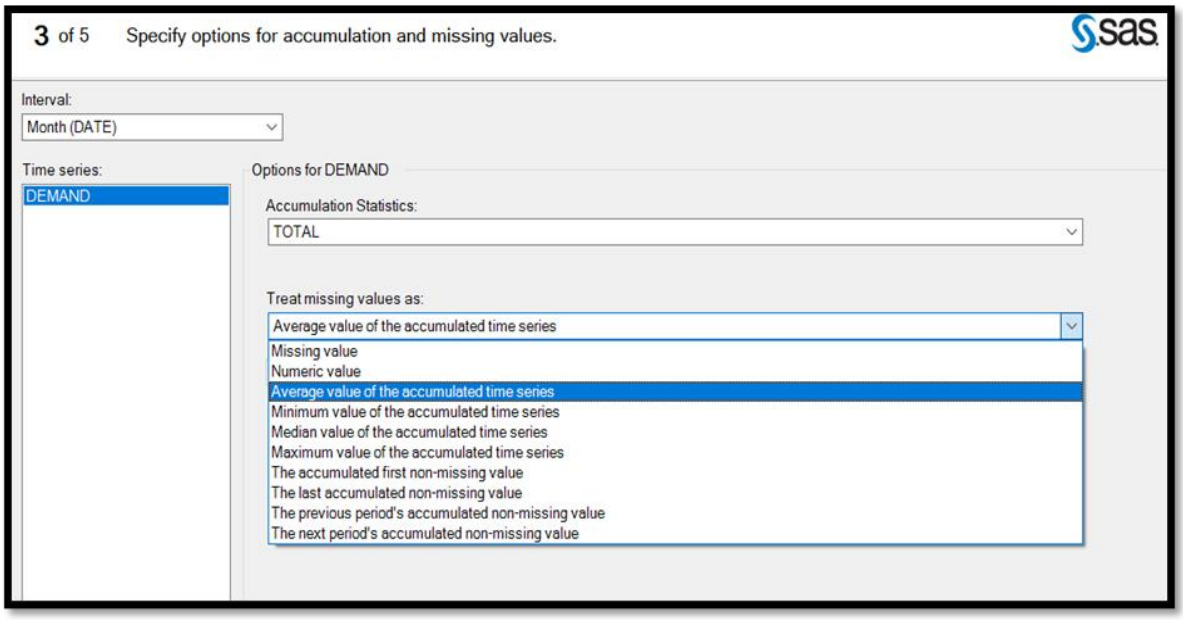
Εικόνα 5-6 Επιλογή μεθόδου συσσώρευσης των παρατηρήσεων του συνόλου των δεδομένων εντός κάθε χρονικής περιόδου.

Treat Missing Values as: Καθορίζει την μέθοδο αντικατάστασης όταν συναντώνται τιμές που λείπουν σε συσσωρευμένα δεδομένα. Οι διαθέσιμες μέθοδοι αντικατάστασης δεδομένων που λείπουν είναι οι εξής:

- Missing Value - οι τιμές μεταβλητών που λείπουν δεν αντικαθίστανται.
- Average value of the accumulated time series- οι τιμές μεταβλητών που λείπουν αντικαθίστανται με τη μέση τιμή όλων των τιμών για αυτήν τη μεταβλητή.
- Minimum value of the accumulated time series – Οι ελλείποντες μεταβλητές τιμές αντικαθίστανται με την ελάχιστη όλων των τιμών για αυτήν τη μεταβλητή.
- Maximum value of the accumulated time series - οι μεταβλητές τιμές που λείπουν αντικαθίστανται με το μέγιστο όλων των τιμών για αυτήν τη μεταβλητή.
- Median value of the accumulated time series – Οι ελλείποντες μεταβλητές τιμές αντικαθίστανται με τη διάμεση τιμή όλων των τιμών για αυτήν τη μεταβλητή.
- The accumulated first non-missing value - οι τιμές μεταβλητής που λείπουν αντικαθίστανται με την τιμή της πρώτης συσσωρευμένης μεταβλητής που δεν λείπει.
- The last accumulated non-missing value - Οι τιμές μεταβλητής που λείπουν τελευταία αντικαθίστανται με την τιμή της τελευταίας συσσωρευμένης μεταβλητής που δεν λείπει.
- The previous period’s accumulated non-missing value - οι τιμές μεταβλητής που λείπουν αντικαθίστανται με την τιμή της προηγούμενης συσσωρευμένης μεταβλητής που δεν λείπει.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

- The next period's accumulated non-missing value - οι τιμές μεταβλητής που λείπουν αντικαθίστανται με την τιμή της επόμενης συσσωρευμένης μεταβλητής που δεν λείπει.
- Numeric Value – Οι ελλείποντες μεταβλητές τιμές αντικαθίστανται με μια σταθερή τιμή που καθορίζετε.



Εικόνα 5-7 Επιλογή μεθόδου αντικατάστασης ελλειπόντων τιμών, μέσω του SAS Enterprise Guide.

5.3 Μέθοδοι χειρισμού ελλειπόντων τιμών σε δεδομένα χρονοσειρών

Ένα από τα κυριότερα προβλήματα που εμφανίζονται συχνά στη διαδικασία παρατήρησης / καταγραφής δεδομένων είναι η έλλειψη τιμών. Τα δεδομένα που λείπουν είναι ένα αναπόφευκτο πρόβλημα κατά την αντιμετώπιση συνόλων δεδομένων πραγματικού κόσμου. Τα δεδομένα ενδέχεται να χαθούν για διάφορους λόγους όπως δυσλειτουργία του εξοπλισμού, ερωτήσεις που δεν απαντήθηκαν λόγω της άρνησης των ερωτηθέντων, εσφαλμένων από τον ανθρώπινο καταλογισμό και ούτω καθεξής. Τα δεδομένα που λείπουν δημιουργούν προβλήματα κατά την εκτέλεση ανάλυσης δεδομένων. Οι περισσότερες αναλύσεις απαιτούν πλήρη και ακριβή δεδομένα, ώστε τα συμπεράσματα που λαμβάνονται να είναι σωστά. Οι τιμές που λείπουν μπορεί να οδηγήσουν σε αναποτελεσματική ανάλυση δεδομένων και ανακριβή λήψη αποφάσεων. Επιπλέον, οι περισσότεροι αλγόριθμοι εξόρυξης δεδομένων δεν μπορούν να λειτουργήσουν άμεσα με ελλιπή σύνολα δεδομένων (Sree, 2014).

Οι τιμές που λείπουν πιθανώς δεν μπορούν να αποφευχθούν καθώς συμβαίνει απροσδόκητα. Τα δεδομένα χρονολογικών σειρών γίνονται ένα από ορισμένα δεδομένα που πιθανότατα έχουν

ελλείπουσες τιμές. Οι λόγοι για τους οποίους λείπουν τιμές από τα δεδομένα θα μπορούσαν να αντιστοιχηθούν σε μια εκ των τριών περιπτώσεων γνωστό και ως «μηχανισμός έλλειψης» (Irfan, 2016):

- Λείπει εντελώς τυχαία (Missing Completely At Random - MCAR): μια μεταβλητή λείπει εντελώς τυχαία εάν η πιθανότητα έλλειψης είναι η ίδια για όλες τις μονάδες ή με άλλα λόγια δεν υπάρχει καμία εξάρτηση της πιθανότητας έλλειψης που σχετίζεται με την ίδια τη μεταβλητή.

- Λείπει τυχαία (Missing At Random - MAR): μια μεταβλητή λείπει τυχαία εάν η πιθανότητα έλλειψης εξαρτάται μόνο από τις διαθέσιμες πληροφορίες.

- Δεν λείπει τυχαία (Not Missing At Random - NMAR): η πιθανότητα έλλειψης εξαρτάται από την ίδια τη μεταβλητή.

5.4 Ταξινόμηση των μεθόδων για τα ελλείποντα δεδομένα

Σύμφωνα με τους Roderick J.A. Little και Donald B. Rubin, οι κύριοι μέθοδοι για τα ελλείποντα δεδομένα μπορούν να ομαδοποιηθούν στις ακόλουθες κατηγορίες (οι οποίες δεν αλληλοαποκλείονται):

- Διαδικασίες βασιζόμενες σε πλήρως καταγεγραμμένες μονάδες

  Όταν ορισμένες μεταβλητές δεν καταγράφονται για ορισμένες από τις μονάδες, μία απλή μέθοδος είναι απλώς να απορρίπτονται οι μη καταγεγραμμένες μονάδες και να αναλύονται μόνο οι μονάδες με πλήρη δεδομένα. Αυτή η στρατηγική ονομάζεται ανάλυση πλήρους περίπτωσης. Η συγκεκριμένη μέθοδος είναι εύκολο να εφαρμοστεί και μπορεί να είναι ικανοποιητική με μικρές ποσότητες ελλειπόντων δεδομένων. Ωστόσο, μπορεί να οδηγήσει σε σοβαρές προκαταλήψεις και δεν είναι συνήθως πολύ αποτελεσματική, ειδικά όταν συνάγουμε συμπεράσματα για υποπληθυσμούς.

- Διαδικασίες στάθμισης

  Συμπεράσματα τυχαιότητας από δεδομένα δειγματοληπτικής έρευνας χωρίς μονάδες δειγματοληψίας που δεν ανταποκρίνονται συνήθως σε βάρος με βάση το σχεδιασμό τους, τα οποία είναι αντίστροφα ανάλογα με τις γνωστές πιθανότητες επιλογής. Οι διαδικασίες στάθμισης για μη απόκριση τροποποιούν τα βάρη σε μια προσπάθεια προσαρμογής για τη μη απόκριση σαν να ήταν μέρος του σχεδιασμού του δείγματος.

- Υπολογισμός (Imputation)

  Οι τιμές που λείπουν συμπληρώνονται και τα προκύπτοντα ολοκληρωμένα δεδομένα αναλύονται με τυπικές μεθόδους. Οι διαδικασίες που χρησιμοποιούνται συνήθως για τον υπολογισμό και συμπλήρωση των ελλειπόντων τιμών περιλαμβάνουν την μέθοδο Hot Deck, όπου μονάδες χωρίς ελλείψεις χρησιμοποιούνται για την αναπλήρωση των ελλειπόντων τιμών, η μέθοδος Μέσης τιμής, όπου η αναπλήρωση των ελλειπόντων τιμών αναπληρώνονται από τις Μέσες τιμές των μονάδων που έχουν πλήρη στοιχεία. Τέλος, είναι η μέθοδος Παλινδρόμησης (regression), όπου οι μεταβλητές που λείπουν από μια μονάδα, εκτιμώνται μέσω παλινδρόμησης στις γνωστές μεταβλητές για αυτήν την μονάδα.

- Μέθοδοι βασισμένες στο μοντέλο

  Δημιουργείται μια ευρεία κατηγορία διαδικασιών με τον καθορισμό ενός μοντέλου για τα πλήρη δεδομένα και με βάση, συμπεράσματα σχετικά με την πιθανότητα ή την μεταγενέστερη κατανομή υπό αυτό το μοντέλο, με παραμέτρους που υπολογίζονται με διαδικασίες όπως η μέγιστη πιθανότητα. Τα πλεονεκτήματα αυτής της προσέγγισης είναι η ευελιξία.

5.5 Μέθοδος Υπολογισμού (Imputation)

5.5.1 *Απλός – Πολλαπλός Υπολογισμός (Single - Multiple Imputation)*

Το " Imputation" αφορά μεθόδους υπολογισμού (και συμπλήρωσης) των ελλειπουσών τιμών των μεταβλητών. Αυτές οι μέθοδοι μπορούν να εφαρμοστούν για να τεκμηριώσουν μία τιμή για κάθε μεταβλητή που λείπει (Single Imputation) ή για να υπολογίσουν περισσότερες από μία τιμές (Multiple Imputation), για να επιτρέψουν την κατάλληλη εκτίμηση της υπολογιστικής αβεβαιότητας (Rubin, 2019) .

Σύμφωνα με τους Dempster και Rubin (1983), ο υπολογισμός (Imputation) είναι μια γενική και ευέλικτη μέθοδος αντιμετώπισης προβλημάτων έλλειψης δεδομένων, ωστόσο, έχει παγίδες.

> "Η ιδέα του υπολογισμού είναι τόσο σαγηνευτική όσο και επικίνδυνη. Είναι σαγηνευτική, διότι μπορεί να γοητεύσει τον χρήστη στην ευχάριστη κατάσταση ότι πιστεύει ότι τα δεδομένα είναι τελικά πλήρης και είναι επικίνδυνο επειδή συγκεντρώνει περιπτώσεις όπου το πρόβλημα είναι αρκετά μικρό, ώστε να μπορεί να αντιμετωπιστεί με αυτόν τον τρόπο και καταστάσεις όπου οι τυπικοί εκτιμητές που εφαρμόζονται στα πραγματικά και υπολογισμένα δεδομένα έχουν σημαντικές προκαταλήψεις."

Οι υπολογισμοί πρέπει να θεωρηθούν ότι αντλούνται από μια κατανομή πρόβλεψης των τιμών που λείπουν και απαιτούν μια μέθοδο για τη δημιουργία μιας κατανομής πρόβλεψης για τον υπολογισμό, βασιζόμενη στα παρατηρούμενα δεδομένα. Υπάρχουν δύο γενικές προσεγγίσεις για τη δημιουργία αυτής της κατανομής:

Σαφής μοντελοποίηση: Η προγνωστική κατανομή βασίζεται σε ένα τυπικό στατιστικό μοντέλο και, ως εκ τούτου, οι υποθέσεις είναι σαφείς.

Ασαφής μοντελοποίηση: Η προγνωστική κατανομή εστιάζεται σε έναν αλγόριθμο, ο οποίος μπορεί να σημαίνει ένα υποκείμενο μοντέλο. Οι υποθέσεις είναι ασαφείς, αλλά πρέπει να αξιολογηθούν προσεκτικά για να διασφαλιστεί ότι είναι λογικές.

Οι σαφείς μέθοδοι μοντελοποίησης περιλαμβάνουν τα ακόλουθα:

- Μέση Τιμή (Mean imputation)

  Ένας από τους ευκολότερους τρόπους για να υπολογιστεί και να αντικατασταθεί κάθε τιμή που λείπει από μια μεταβλητή, με τη μέση τιμή των παρατηρούμενων τιμών για αυτήν τη μεταβλητή, η οποία είναι γνωστή ως άνευ όρων υπολογισμός Μέσης Τιμής. Επιπλέον, η Διάμεσος (η τιμή που διαιρεί σε δύο ίσα μέρη την κατανομή της τυχαίας μεταβλητής) και η Επικρατούσα τιμή (η τιμή με την υψηλότερη συχνότητα) της κατανομής θα μπορούσαν επίσης να υπολογιστούν στο διαθέσιμο δείγμα και να χρησιμοποιηθούν για την αντικατάσταση των τιμών που λείπουν.

- Παλινδρόμηση (Regression imputation)

  Στη μέθοδο παλινδρόμησης, υπάρχει ένα μοντέλο παλινδρόμησης για κάθε μεταβλητή με ελλείποντες τιμές. Με βάση το προκύπτον μοντέλο, στη συνέχεια σχεδιάζεται ένα νέο μοντέλο παλινδρόμησης και χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό των ελλειπόντων τιμών για τη μεταβλητή. Δεδομένου ότι το σύνολο δεδομένων έχει ένα μονοτονικό μοτίβο ελλειπόντων δεδομένων, η διαδικασία επαναλαμβάνεται διαδοχικά για όλες τις μεταβλητές με ελλείποντες τιμές.

- Στοχαστική Παλινδρόμηση (Stochastic regression imputation)

  Αντικαθιστά τις τιμές που λείπουν από μια τιμή που προβλέφθηκε από της παλινδρόμησης τον υπολογισμό και μια τυχαία επιλεγμένη υπολειπόμενη, σχεδιασμένη για να αντικατοπτρίζει την αβεβαιότητα στην προβλεφθείσα τιμή. Με τα κανονικά μοντέλα γραμμικής παλινδρόμησης, η υπολειπόμενη θα είναι κανονική με μηδενική μέση τιμή και διακύμανση ίση με την διακύμανση της υπολειπόμενης στην παλινδρόμηση. Με ένα δυαδικό αποτέλεσμα, η προβλεφθείσα τιμή είναι πιθανότητα 1 έναντι 0 και η υπολογισθείσα τιμή θα είναι 1 ή 0 αντίστοιχα με αυτήν την πιθανότητα.

- Ειδικές μέθοδοι χρονοσειρών

  Τελευταία παρατήρηση Μεταφορά προς τα εμπρός (LOCF) & Επόμενη παρατήρηση Μεταφορά προς τα πίσω (NOCB). Πρόκειται για μια κοινή στατιστική προσέγγιση για την ανάλυση δεδομένων διαχρονικών επαναλαμβανόμενων μέτρων όπου ενδέχεται να λείπουν ορισμένες παρατηρήσεις παρακολούθησης. Τα διαμήκη δεδομένα παρακολουθούν το ίδιο δείγμα σε διαφορετικά χρονικά σημεία. Και οι δύο αυτές μέθοδοι μπορούν να εισαγάγουν προκατάληψη στην ανάλυση και να αποδίδουν άσχημα όταν τα δεδομένα έχουν ορατή τάση (Swalin, 2018).

Οι ασαφείς μέθοδοι μοντελοποίησης περιλαμβάνουν τα ακόλουθα:

- θερμού Καταστρώματος (Hot Deck)

  Στη μέθοδο hot deck ο υπολογισμός γίνεται μέσω αντιστοίχισης, δηλαδή, αντικαθιστώντας τις τιμές X που λείπουν, ταιριάζοντας τις τιμές από διαφορετικά Y δεδομένα, με παρόμοιες μεταβλητές X, και παίρνουμε τις τιμές. Αυτή είναι μια από τις πρώτες μεθόδους υπολογισμού των δεδομένων που λείπουν. Ο Hot Deck υπολογισμός συνηθίζεται στην πρακτική της έρευνας και μπορεί να περιλαμβάνει πολύ περίπλοκα σχέδια για την επιλογή παρόμοιων μονάδων για υπολογισμό.

- Ψυχρού Καταστρώματος (Cold Deck)

  Αντικαθιστά την ελλείπουσα τιμή μιας μεταβλητής, με μια σταθερή τιμή από μια εξωτερική πηγή, όπως μια τιμή από προηγούμενη έρευνα. Η τρέχουσα πρακτική αντιμετωπίζει συνήθως τα προκύπτοντα δεδομένα ως πλήρες δείγμα, που αγνοεί τις συνέπειες του υπολογισμού. Είναι εύκολο να εφαρμοστεί, αλλά μπορεί να μην λειτουργεί σωστά όταν λείπει μεγάλος όγκος δεδομένων.

- Αντικατάσταση (Substitution)

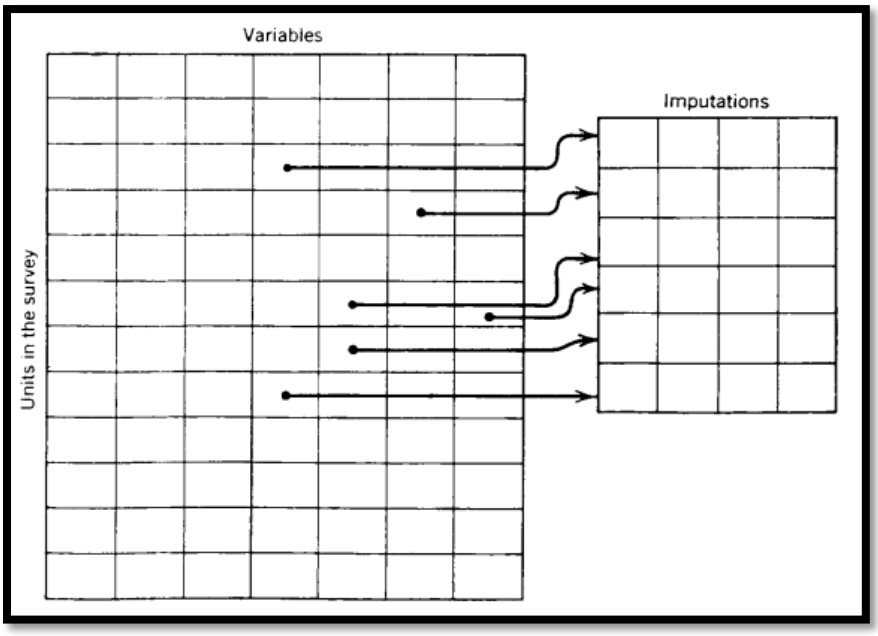
  Μια μέθοδος που ασχολείται με τις μονάδες που δεν ανταποκρίνονται στο επιτόπιο στάδιο μιας έρευνας. Αντικαθιστά τις μη ανταποκρινόμενες μονάδες με εναλλακτικές μονάδες που δεν έχουν ακόμη επιλεγεί στο δείγμα. Η τάση αντιμετώπισης του προκύπτοντος δείγματος ως πλήρης, δεν πρέπει να ισχύει, επειδή οι αντικατεστημένες μονάδες είναι ανταποκρινόμενες και ως εκ τούτου μπορεί να διαφέρουν συστηματικά από τις μη ανταποκρινόμενες. Ως εκ τούτου, στο στάδιο της ανάλυσης, οι αντικατεστημένες τιμές θα πρέπει να θεωρούνται ως υπολογισμένες τιμές για αποκρίσεις που δεν είναι γνωστές.

- Σύνθετες μέθοδοι (Composite methods)

Μπορούν να οριστούν ως μέθοδοι που συνδυάζουν ιδέες από διαφορετικές μεθόδους. Για παράδειγμα, οι Hot Deck και παλινδρόμησης υπολογισμοί μπορεί να συνδυαστούν με τον υπολογισμό των προβλεπόμενων Μέσων τιμών από μια παλινδρόμηση, αλλά στη συνέχεια με την προσθήκη ενός υπολείμματος τυχαίας επιλογής από τα εμπειρικά υπολείμματα, στην προβλεπόμενη τιμή, κατά τον σχηματισμό τιμών για τον υπολογισμό.

- Μέθοδος Πολλαπλού Υπολογισμού (Multiple Imputation)

  Ο πολλαπλός υπολογισμός διατηρεί τις αρετές του απλού υπολογισμού και διορθώνει τα κύρια ελαττώματα του. Η ιδέα πίσω από τον πολλαπλό υπολογισμό είναι ότι για κάθε δεδομένο που λείπει υπολογίζουμε αρκετές τιμές, έστω m, αντί για μία. Ουσιαστικά, είναι η τεχνική που αντικαθιστά κάθε ελλείπουσα τιμή με δύο ή περισσότερες αποδεκτές τιμές που αντιπροσωπεύουν μια κατανομή δυνατοτήτων. Η παρακάτω εικόνα 5.8 απεικονίζει ένα σύνολο δεδομένων με πολλούς υπολογισμούς, όπου κάθε στοιχείο που λείπει αντικαθίσταται από ένα δείκτη σε ένα διάνυσμα τιμών m. Οι τιμές m ταξινομούνται με την έννοια ότι τα πρώτα συστατικά των διανυσμάτων όταν αντικαθίστανται από τις τιμές που λείπουν οδηγούν σε ένα σύνολο δεδομένων, τα δεύτερα στοιχεία οδηγούν σε ένα δεύτερο σύνολο δεδομένων και ούτω καθεξής. Οι υπολογισθείσες τιμές αποθηκεύονται σε βοηθητικό πίνακα αντιστοιχώντας μία σειρά για κάθε τιμή που λείπει και m στήλες. Στην πράξη, επειδή θα ήταν άβολο να υπάρχει ένας βοηθητικός πίνακας υπολογισμών κατά πολύ μεγαλύτερος από τον αρχικό πίνακα δεδομένων, ένα σύνολο πολλαπλών τεκμηριωμένων δεδομένων είναι πιο χρήσιμο να εξασκηθεί όταν το κλάσμα των τιμών που λείπουν δεν είναι υπερβολικό και όταν το m είναι μέτριο (μεταξύ 2 και 10) (Rubin, 1987).



Εικόνα 5-8 Σύνολο δεδομένων με m υπολογισμούς για κάθε στοιχείο που λείπει

(Πηγή: RUBIN, DONALD B. *Multiple Imputation for Nonresponse in Surveys.* New York: John Wiley & Sons, Inc., 1987)

5.5.2 *Πλεονεκτήματα* και Μειονεκτήματα Απλού και Πολλαπλού *Υπολογισμού*

Στον απλό υπολογισμό υπάρχουν δύο θετικά χαρακτηριστικά που υποστηρίζουν αυτή την πρακτική. Πρώτον, ο απλός υπολογισμός επιτρέπει τη χρήση τυπικών μεθόδων ανάλυσης με πλήρη δεδομένα. Δεύτερον, στο πλαίσιο των βάσεων δεδομένων δημόσιας χρήσης, η πιθανή ουσιαστική προσπάθεια που απαιτείται για τη δημιουργία λογικών υπολογισμών πρέπει να πραγματοποιηθεί μόνο μία φορά, από τον παραγωγό δεδομένων, και αυτοί οι υπολογισμοί μπορούν να ενσωματώσουν τις γνώσεις του συλλέκτη δεδομένων. Ο συλλέκτης δεδομένων (π.χ. το Γραφείο Απογραφής) και ο αναλυτής δεδομένων (π.χ. ένας πανεπιστημιακός κοινωνικός επιστήμονας) είναι διαφορετικά άτομα, όπου ο συλλέκτης δεδομένων μπορεί να έχει πρόσβαση σε περισσότερες και καλύτερες πληροφορίες από τον αναλυτή δεδομένων. Για παράδειγμα, σε ορισμένες περιπτώσεις, οι πληροφορίες που προστατεύονται από περιορισμούς εμπιστευτικότητας ενδέχεται να είναι διαθέσιμες μόνο για τον συλλέκτη δεδομένων και μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να βοηθήσουν στην καταμέτρηση των τιμών που λείπουν (π.χ. ετήσια εισοδήματα). Το μειονέκτημα του απλού υπολογισμού είναι ότι αυτός αντιμετωπίζει αυτήν την τιμή ως γνωστή, και επομένως, χωρίς ειδικές προσαρμογές, ο απλός υπολογισμός δεν μπορεί να αντικατοπτρίζει τη μεταβλητότητα δειγματοληψίας σε ένα μοντέλο έλλειψης δεδομένων ή αβεβαιότητα σχετικά με το σωστό μοντέλο.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Ο πολλαπλός υπολογισμός μοιράζεται και τα δύο πλεονεκτήματα του απλού υπολογισμού, δηλαδή, την ικανότητα χρήσης μεθόδων ανάλυσης πλήρη δεδομένων και την ικανότητα ενσωμάτωσης των γνώσεων του συλλέκτη δεδομένων και διορθώνει και τα μειονεκτήματά του. Συγκεκριμένα, όταν οι D υπολογισμοί είναι επαναλήψεις σε ένα μοντέλο έλλειψης, οι προκύπτουσες αναλύσεις πλήρη δεδομένων D μπορούν εύκολα να συνδυαστούν για να δημιουργήσουν ένα συμπέρασμα που αντικατοπτρίζει τη μεταβλητότητα δειγματοληψίας, λόγω των ελλειπόντων τιμών του μοντέλου. Όταν οι πολλαπλοί υπολογισμοί προέρχονται από περισσότερα του ενός μοντέλα, η αβεβαιότητα σχετικά με το σωστό μοντέλο προβάλλεται από τη διακύμανση των έγκυρων συμπερασμάτων μεταξύ των μοντέλων. Το μειονέκτημα του πολλαπλού υπολογισμού έναντι του απλού, είναι ότι χρειάζεται περισσότερο χρόνο για τη δημιουργία των υπολογισμών και την ανάλυση των αποτελεσμάτων, καθώς και περισσότερο χώρο αποθήκευσης δεδομένων. Στα σημερινά υπολογιστικά περιβάλλοντα, ωστόσο, οι επιπλέον απαιτήσεις αποθήκευσης είναι συχνά ασήμαντες και η εργασία στην ανάλυση των δεδομένων είναι αρκετά μέτρια, διότι βασικά περιλαμβάνει την εκτέλεση της ίδιας εργασίας, D φορές αντί για μία φορά (Rubin, 1987).

5.6 SAS Forecast Studio - Διαδικασία Πρόβλεψης

Έχοντας μετατρέψει τα δεδομένα σε χρονοσειρές μέσω του SAS Enterprise Guide, θα προχωρήσουμε στην διαδικασία πρόβλεψης με την χρήση του SAS Forecast Studio. Το SAS Forecast Studio είναι μια εφαρμογή πρόβλεψης που έχει σχεδιαστεί για να επιταχύνει τη διαδικασία πρόβλεψης μέσω αυτοματισμού. Το λογισμικό παρέχει την αυτόματη επιλογή μοντέλων χρονοσειρών για χρήση στην πρόβλεψη δεδομένων με χρονική σήμανση. Μέσω της εφαρμογής αυτής, μπορούν να επιτευχθούν εργασίες όπως, δημιουργία αυτόματων προβλέψεων χρησιμοποιώντας μοντέλα του SAS Forecast Studio, δημιουργία μοντέλων πρόβλεψης ή συνδυασμός των παραγόμενων μοντέλων, εκτέλεση ιεραρχικής πρόβλεψης, οπτική ανάλυση και διάγνωση δεδομένων χρονοσειρών, προσθήκη ενός συμβάντος σε ένα μοντέλο ή σε ολόκληρο το έργο, εκτέλεση προσομοιώσεων κύλισης για τον προσδιορισμό του καλύτερου μοντέλου για τα δεδομένα, κ.α.

Για την δημιουργία ενός έργου πρόβλεψης θα πρέπει να καθοριστούν οι πληροφορίες όπως το σύνολο δεδομένων εισαγωγής, οι ρόλοι στις μεταβλητές, όπως η μεταβλητή που περιέχει τα χρονικά δεδομένα, η εξαρτημένη μεταβλητή κ.α., τυχόν ιεραρχία στην πρόβλεψη, τυχόν εκδηλώσεις / συμβάντα που θα συμπεριληφθούν (σύμφωνα και με τα αναφερόμενα σε ανωτέρω ενότητα 4.2) και άλλες προσαρμοσμένες ρυθμίσεις πρόβλεψης.

Στην περίπτωση των επιλεγέντων χρονοσειρών που δημιουργήσαμε, ως ανωτέρω ενότητα 5.2, ακολουθήσαμε τα κάτωθι στάδια για την δημιουργία των προβλέψεων.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

- Ανάθεση ρόλων σε μεταβλητές

  Στο σύνολο δεδομένων μπορούμε να έχουμε τις παρακάτω μεταβλητές:

  • Η μεταβλητή αναγνωριστικού χρόνου που περιέχει την ημερομηνία / ώρα κάθε παρατήρησης.

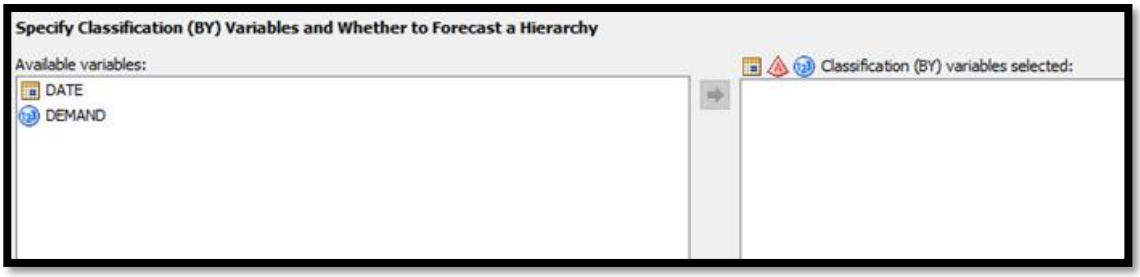
  • Οι μεταβλητές (BY) μέσω των οποίων μπορούμε να ομαδοποιήσετε τις παρατηρήσεις σε μια ιεραρχία.

  • Οι εξαρτημένες μεταβλητές είναι οι μεταβλητές για την μοντέλοποίηση και την πρόβλεψη.

  • Οι ανεξάρτητες μεταβλητές είναι οι επεξηγηματικές μεταβλητές, οι μεταβλητές δείκτες που χρησιμοποιούνται για τη μοντελοποίηση και την πρόβλεψη της εξαρτημένης μεταβλητής.

  • Οι μεταβλητές αναφοράς οι οποίες δεν χρησιμοποιούνται για ανάλυση αλλά μόνο για αναφορά.

  • Οι μεταβλητές δείκτες χρησιμοποιούνται για να δηλώσουν τυχόν ασυνήθιστα γεγονότα στο μοντέλο, όπως διακοπές, προσφορές κ.α (ενότητα 4.2). Μπορεί να προστεθεί μια μεταβλητή δείκτη σε ένα έργο SAS Forecast Studio εκχωρώντας τη μεταβλητή στο ρόλο των ανεξάρτητων μεταβλητών ή δημιουργώντας ένα συμβάν.

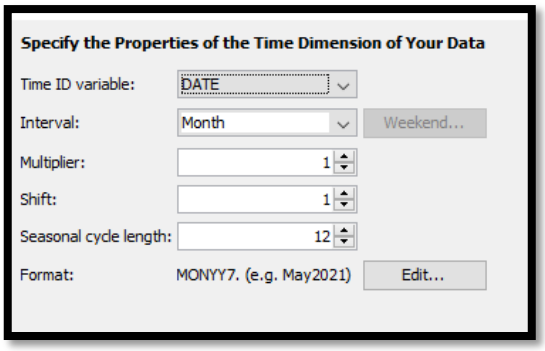


Εικόνα 5-9 Ανάθεση ρόλων σε μεταβλητές μέσω του SAS Forecast Studio

Στην περίπτωση των δεδομένων μας, οι υφιστάμενες μεταβλητές είναι :

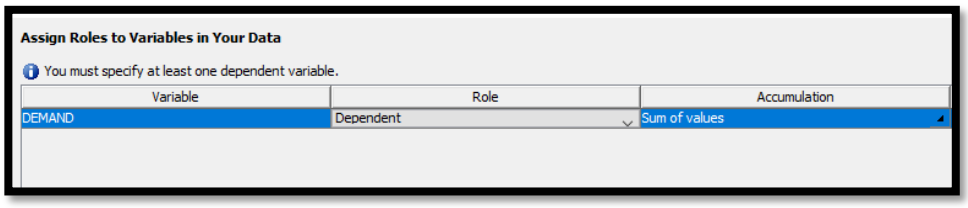
- Η DATE, η μεταβλητή αναγνωριστικού χρόνου ID που περιέχει την τιμή SAS ημερομηνίας κάθε παρατήρησης. Αυτή η μεταβλητή χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό της συχνότητας και της σειράς των δεδομένων και για την παρέκταση των τιμών χρόνου ID για τις προβλέψεις. Μπορεί να εκχωρηθεί μόνο μία μεταβλητή σε αυτόν τον ρόλο και πρέπει να είναι είτε μια μεταβλητή ημερομηνίας, ώρας ή μια αριθμητική μεταβλητή που περιέχει τιμές ημερομηνίας και ώρας.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ



Εικόνα 5-10 Καθορισμός μεταβλητής αναγνωριστικού χρόνου (Time ID) – Καθορισμός ιδιοτήτων της χρονικής διάστασης των δεδομένων, μέσω του SAS Forecast Studio

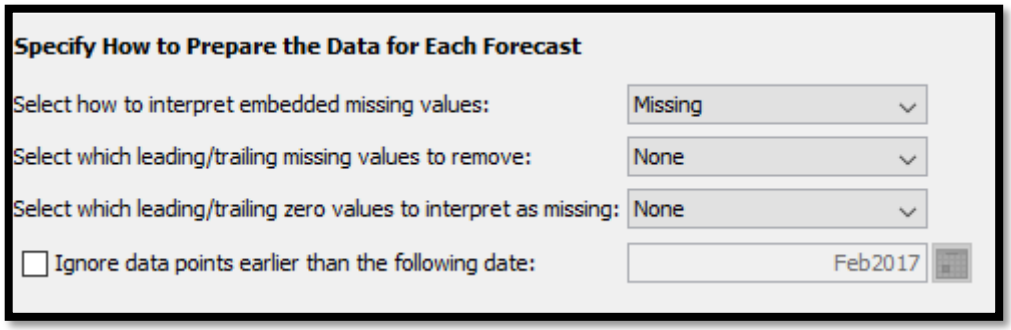
- Η DEMAND μεταβλητή είναι η εξαρτημένη μεταβλητή που θέλουμε να μοντελοποιήσουμε και να προβλέψουμε. Πρέπει να αντιστοιχηθεί τουλάχιστον μία αριθμητική μεταβλητή σε αυτόν τον ρόλο.



Εικόνα 5-11 Ανάθεση ρόλου στην εξαρτημένη μεταβλητή μέσω SAS Forecast Studio

- Διαχείριση ελλειπόντων τιμών

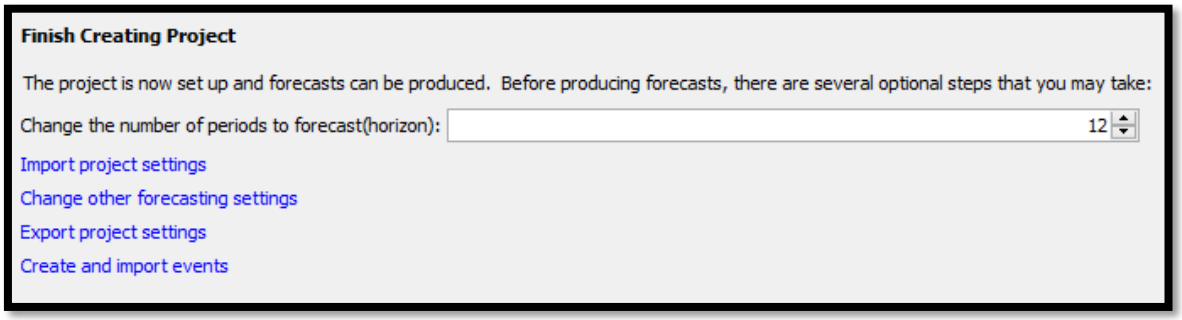
  Την διαχείριση των τυχόν ελλειπόντων τιμών την είχαμε καλύψει στην διαδικασία δημιουργίας των χρονοσειρών.



Εικόνα 5-12 Διαχείριση των ελλειπόντων τιμών μέσω SAS Forecast Studio

- Επιλογή χρονικού ορίζοντα πρόβλεψης.

  Στο παρακάτω βήμα επιλέγουμε το χρονικό διάστημα της πρόβλεψης. Συγκεκριμένα, επιλέξαμε η πρόβλεψη να είναι σε ορίζοντα 12 μηνών προκειμένου να συμπεριληφθεί η τυχόν εποχικότητα ή άλλα συμβάντα που λαμβάνουν χώρα μέσα στο έτος (12 παρατηρήσεις).



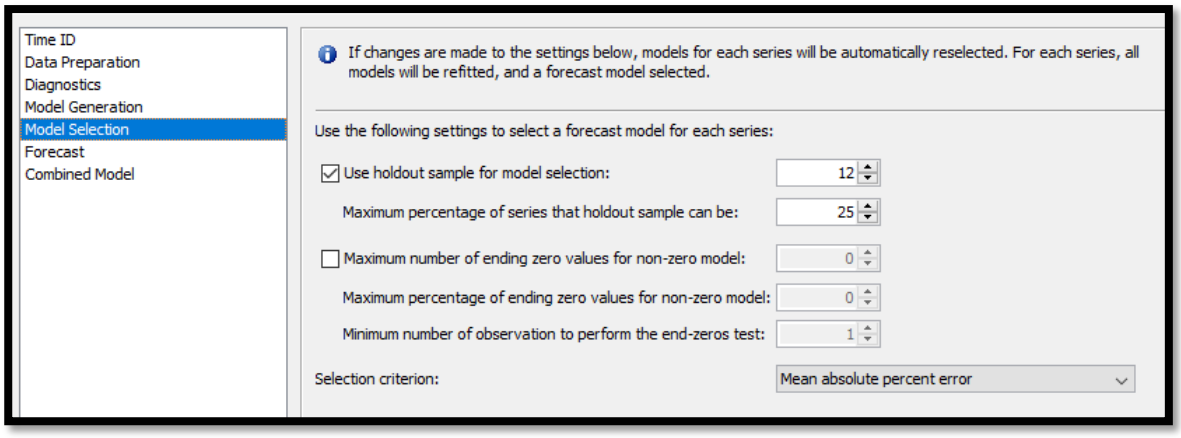
Εικόνα 5-13 Επιλογή χρονικού ορίζοντα πρόβλεψης μέσω SAS Forecast Studio

- Επιλογή εύρους δείγματος αναμονής (Holdout Sample)

  Η ακρίβεια του μοντέλου μπορεί να υπολογιστεί για ένα δείγμα δεδομένων αναμονής στο τέλος κάθε χρονοσειράς, το οποίο δεν χρησιμοποιήθηκε για την κατασκευή μοντέλων. Η χρήση δείγματος αναμονής για την αξιολόγηση της ακρίβειας αναφέρεται συχνά ως έντιμη αξιολόγηση, επειδή προσομοιώνει την εφαρμογή και την ανάπτυξη ενός μοντέλου και στη συνέχεια κρίνει την ακρίβεια σε ένα πραγματικό περιβάλλον. Ένα σύνολο δεδομένων αναμονής ή αλλιώς δοκιμής[4] είναι ένα σύνολο δεδομένων που είναι ανεξάρτητο από το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, αλλά ακολουθεί την ίδια κατανομή πιθανότητας με το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Αναπτύσσουμε το μοντέλο μας χρησιμοποιώντας ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και στη συνέχεια το χρησιμοποιούμε για να προβλέψουμε τα αποτελέσματα στο δείγμα αναμονής. Θεωρούμε ότι ένα μοντέλο είναι «καλύτερο» από ένα άλλο εάν έχει ανώτερη απόδοση στο δείγμα αναμονής.

  Το εύρος του δείγματος αναμονής εξαρτάται από τον ορίζοντα της πρόβλεψης. Για παράδειγμα, εάν χρειαζόμαστε μια πρόβλεψη 12 μηνών για να υποστηρίξουμε ένα επιχειρηματικό σχέδιο, το δείγμα αναμονής θα πρέπει να είναι τουλάχιστον 12 μηνών. Έτσι, στην περίπτωσή μας, επειδή ο ορίζοντας της πρόβλεψης έχει επιλεγεί στους 12 μήνες, και τα δεδομένα μας περιλαμβάνουν μηνιαίες παρατηρήσεις, επιλέξαμε ως εύρος του δείγματος αναμονής, τις 12 παρατηρήσεις. Αυτό ανέρχεται περίπου στο 25% των παρατηρούμενων χρονικών σημείων (δεδομένα 4^{ων} ετών περίπου).

[4] Η χρήσης του δείγματος δοκιμής και γενικότερα οι τρόποι κατάτμησης ενός συνόλου δεδομένων για το χτίσιμο και την επιλογή του καλύτερου μοντέλου αναγράφονται σε ανωτέρω ενότητα 4.4.5 παρόντος.



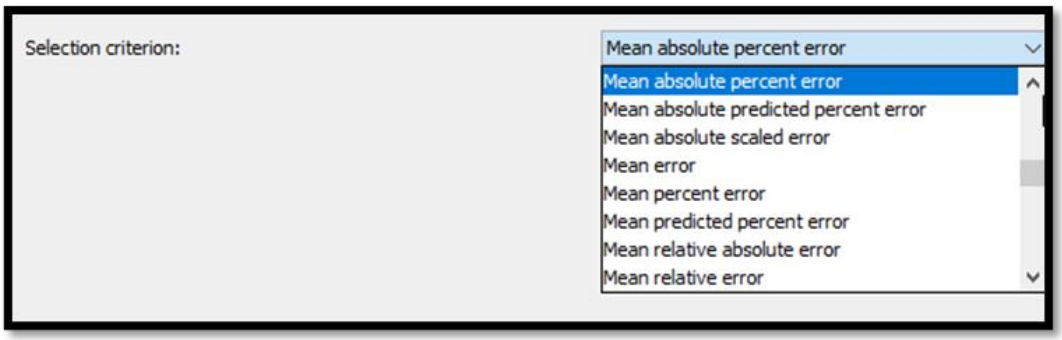
Εικόνα 5-14 Επιλογή εύρους δείγματος αναμονής (Holdout Sample) μέσω SAS Forecast Studio

Η αξιολόγηση αυτής της απόδοσης είναι εξαιρετικά σημαντική στην πράξη, καθώς καθοδηγεί την επιλογή της μεθόδου ή του μοντέλου μάθησης, και μας δίνει ένα μέτρο της ποιότητας, του τελικά επιλεγμένου μοντέλου.

Αν και προτιμάται η χρήση δείγματος αναμονής, ενδέχεται να μην είναι εφικτό. Για παράδειγμα, μια χρονική σειρά μπορεί να είναι πολύ μικρή για να επιτρέψει τη χρήση ενός δείγματος αναμονής.

- Επιλογή κριτηρίου ανάδειξης καλύτερου μοντέλου

  Σύμφωνα και με τα αναφερόμενα στην ενότητα 4.4.4, με την βοήθεια του σφάλματος πρόβλεψης επιλέγεται το καλύτερο μοντέλο. Στο σύστημα υπάρχει δυνατότητα επιλογής μεταξύ πληθώρας τύπων σφαλμάτων πρόβλεψης. Χρησιμοποιούμε την default επιλογή του συστήματος MAPE που είναι και το πιο ευρέως χρησιμοποιούμενο σφάλμα. Έτσι, το σύστημα διαβάζοντας το μοντέλο με το μικρότερο MAPE, το επιλέγει ως το καλύτερο, για την πρόβλεψη, μοντέλο.



Εικόνα 5-15 Επιλογή κριτηρίου ανάδειξης καλύτερου μοντέλου

5.7 Αποτελέσματα Χρονοσειρών – Προβλέψεων Ζήτησης

Μέσω του SAS Enterprise Guide, έχοντας προβεί στην διαδικασία ως ανωτέρω ενότητα 5.2, μετατρέψαμε τα 25 υλικά (υλικά με συνήθως μηνιαία ζήτηση) σε χρονοσειρές. Οι μεταβλητές που χρησιμοποιήσαμε ήταν η ζήτηση (DEMAND) και η ημερομηνία αυτής (DATE). Στα προαναφερθέντα βήματα που ακολουθήσαμε για την δημιουργία των χρονοσειρών επιλέξαμε τις ακόλουθες παραμέτρους:

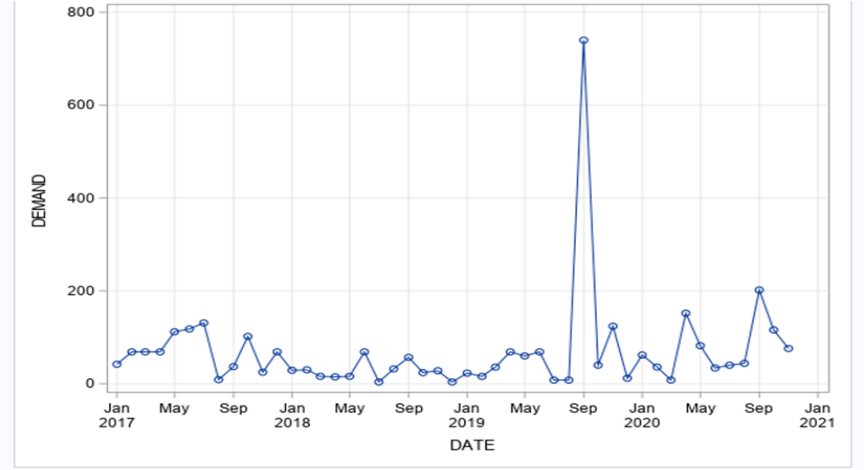
- Time interval : Month
- Accumulation Statistics : Total
- Treat Missing Values as: Average (AVG)

Αντίστοιχα, μέσω του SAS Forecast Studio, έχοντας ακολουθήσει την διαδικασία ως ως ανωτέρω ενότητα 5.6, δημιουργήσαμε για τις 25 χρονοσειρές, προβλέψεις χρησιμοποιώντας τις ακόλουθες παραμέτρους:

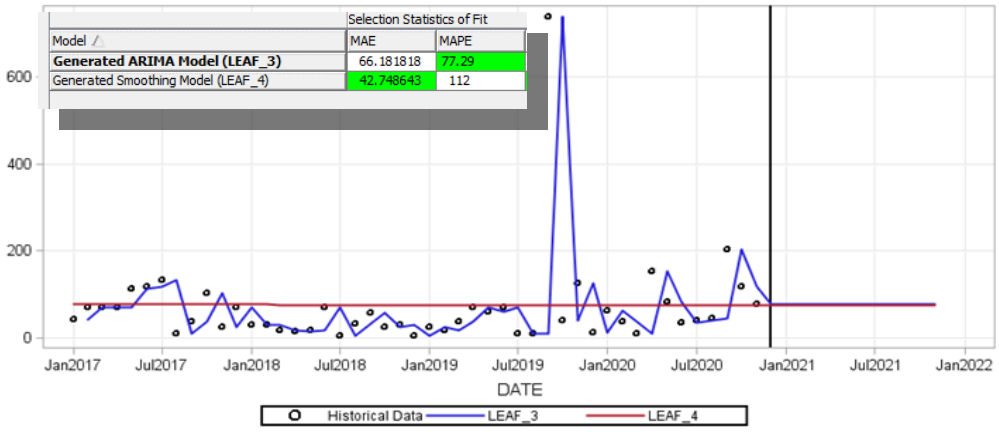
- Time ID Variable: Μεταβλητή DATE
- Ανάθεση ρόλου ¨Εξαρτημένης¨ στη μεταβλητή DEMAND
- Επιλογή εύρους δείγματος αναμονής (Holdout Sample) : 12 παρατηρήσεις – 25%.
- Επιλογή χρονικού ορίζοντα πρόβλεψης : 12 μήνες
- Επιλογή Κριτηρίου : MAPE (default)
- Διάστημα Εμπιστοσύνης: 5% (default) ➔ Confidence 95%

Τα αποτελέσματα των δημιουργηθέντων χρονοσειρών και των προβλέψεων αυτών φαίνονται στα διαγράμματα που ακολουθούν.

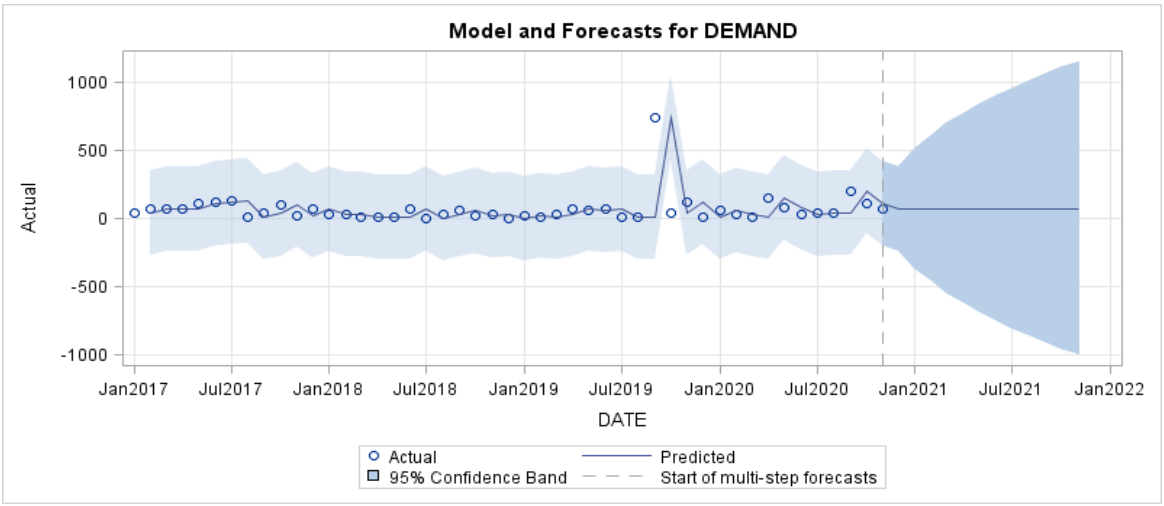
- **Υλικό MICRO STAR INSERT**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



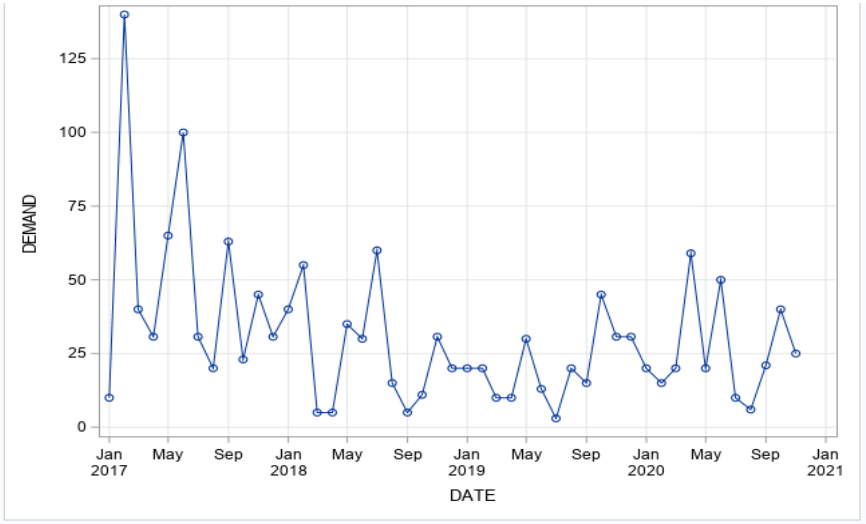
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



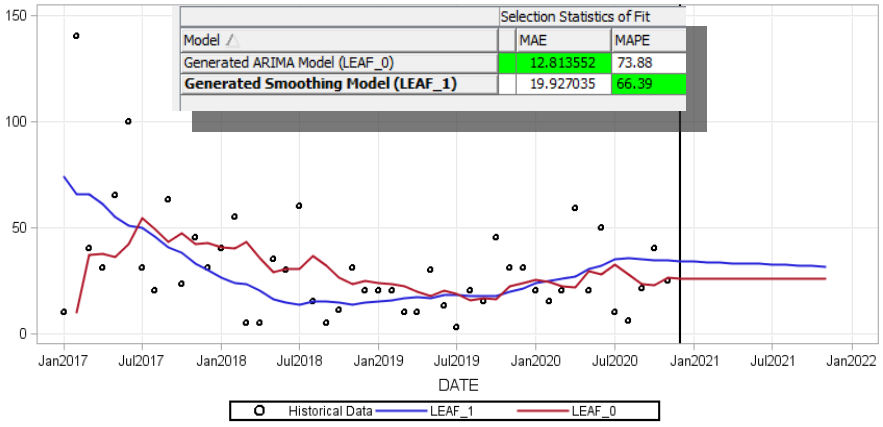
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (ARIMA) -(SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-1 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό MICRO STAR INSERT

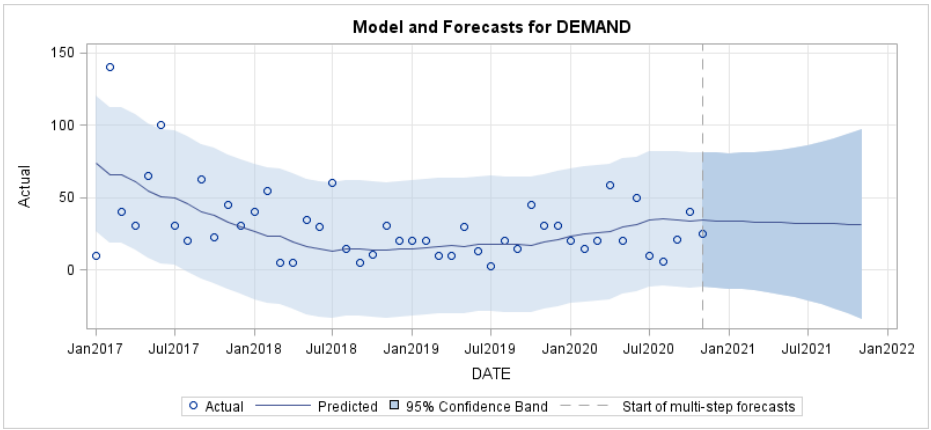
- **Υλικό SAW BLINDS**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



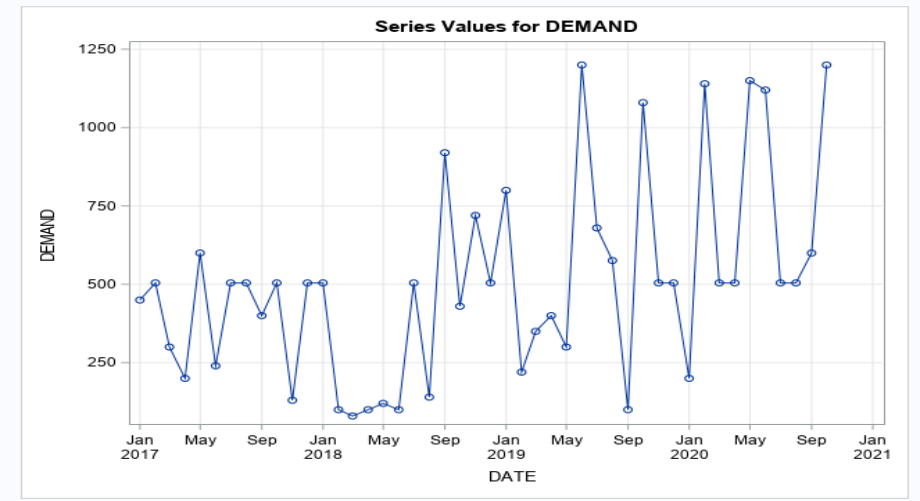
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



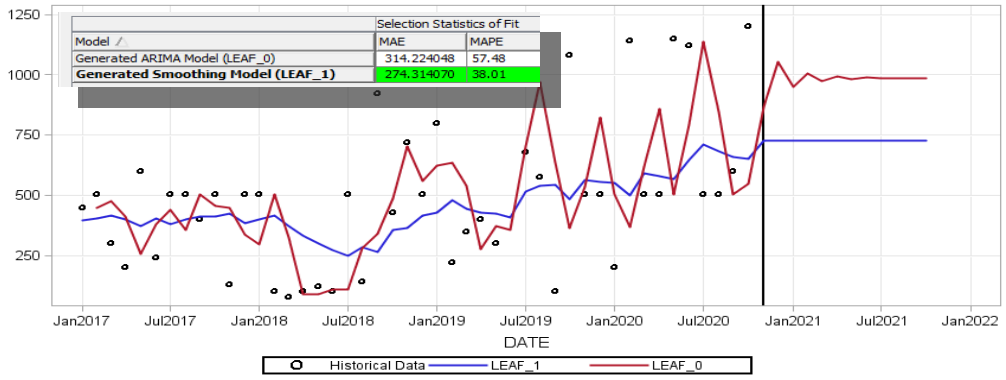
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (Smoothing) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-2 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό SAW BLINDS

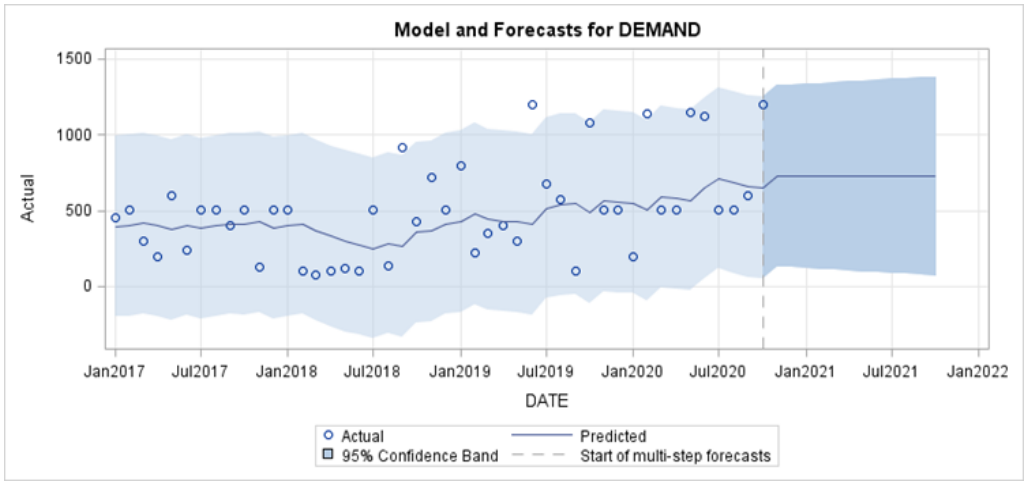
- **Υλικό FLUORESCENT LAMP 20W**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



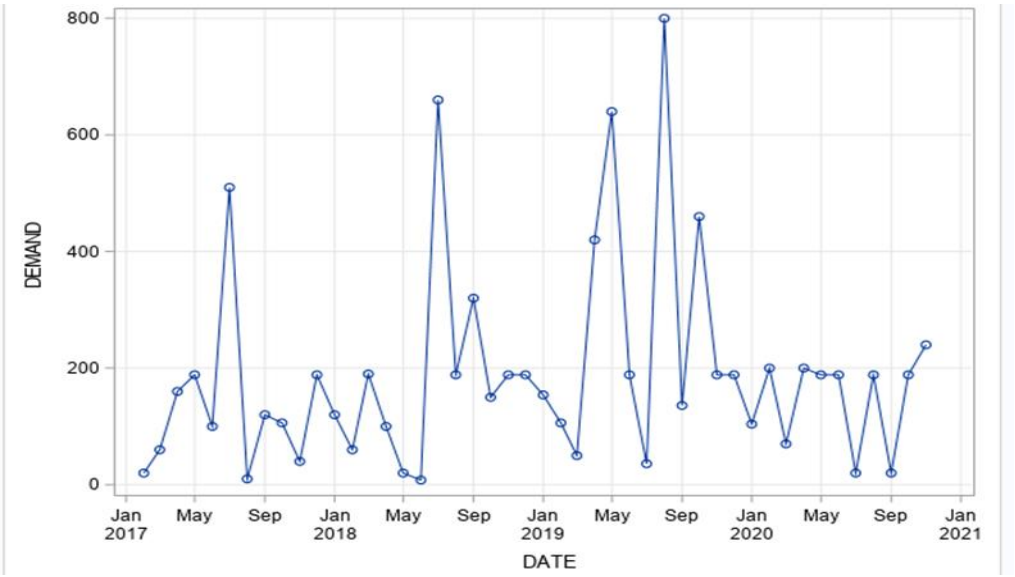
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



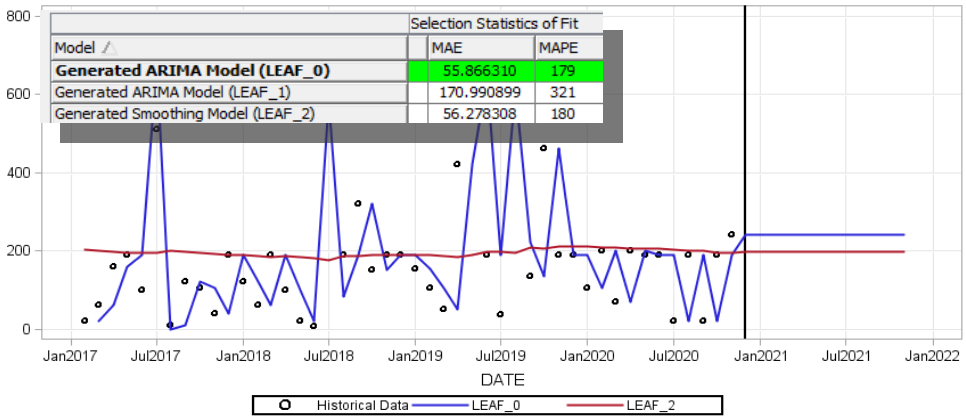
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (Smoothing) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-3 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό FLUORESCENT LAMP 20W

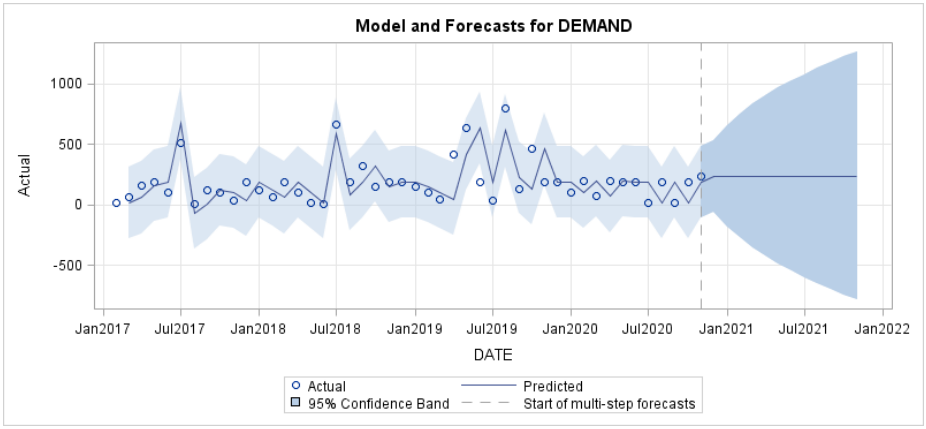
- **Υλικό BATTERY DRY 6V BA-200**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



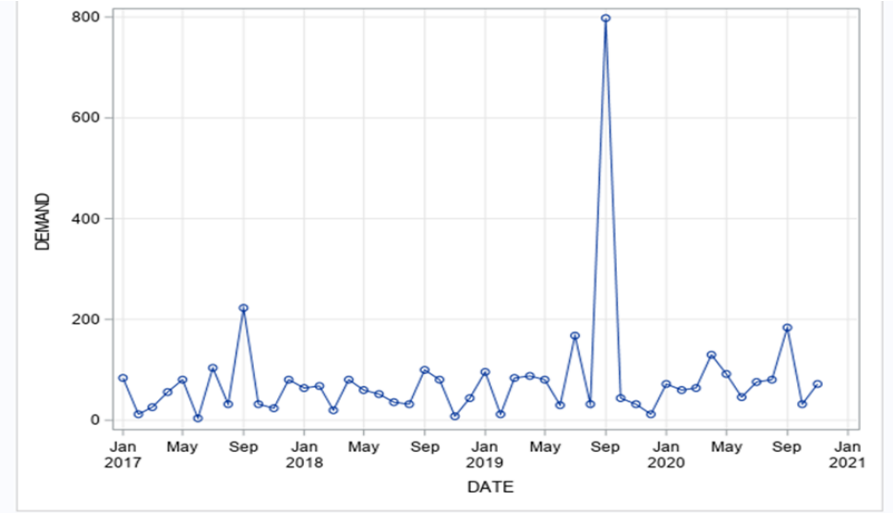
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



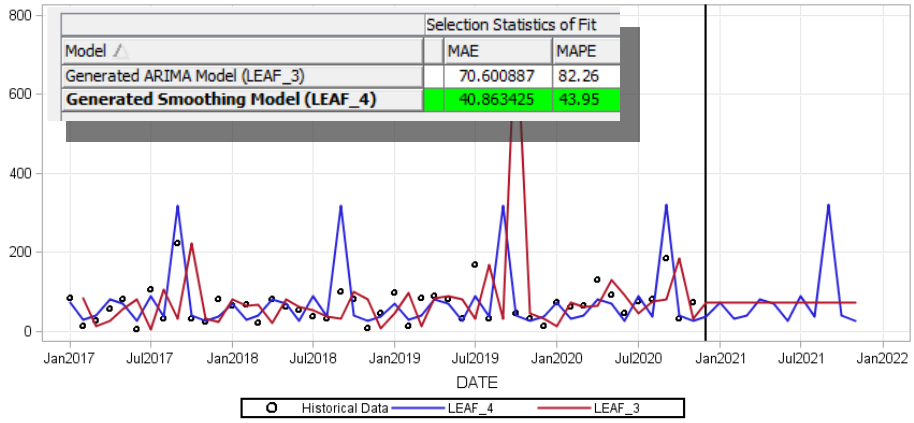
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (ARIMA) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-4 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό BATTERY DRY 6V BA-200

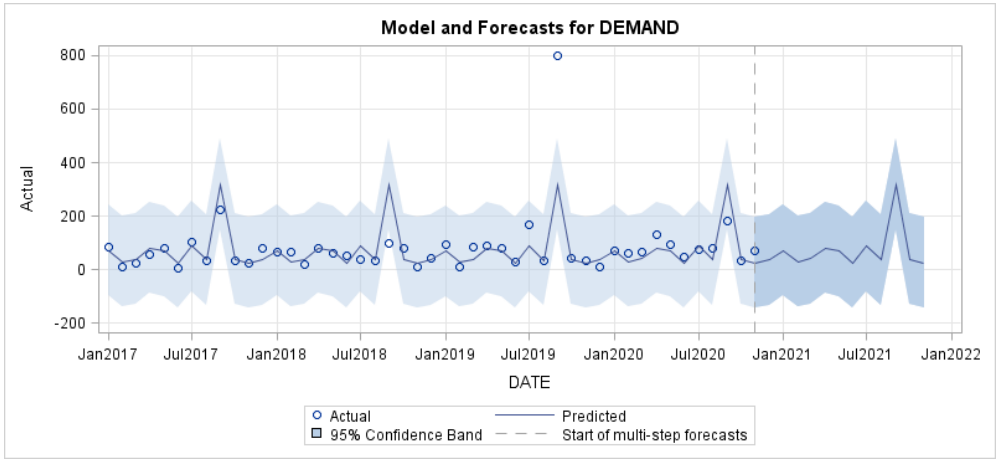
- **Υλικό FILTER INSERT**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



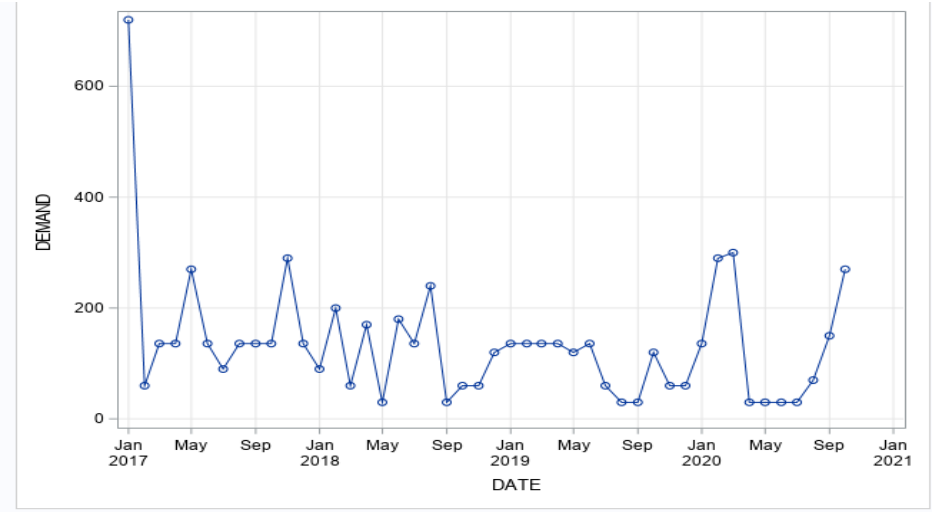
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



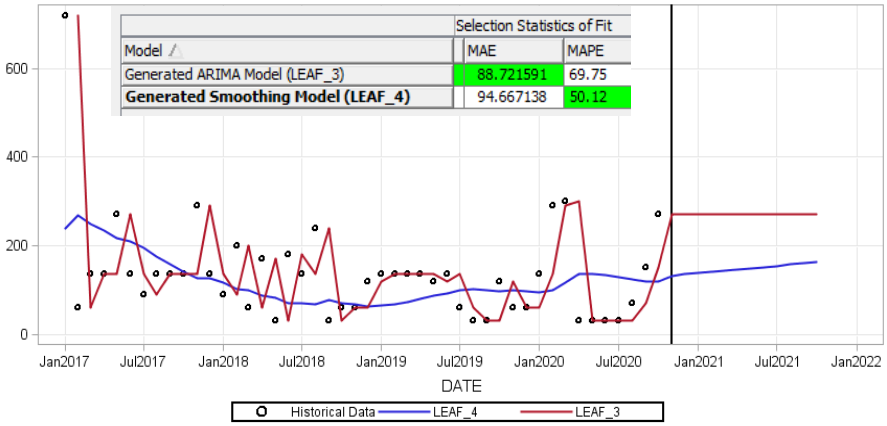
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (Smoothing) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-5 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό FILTER INSERT

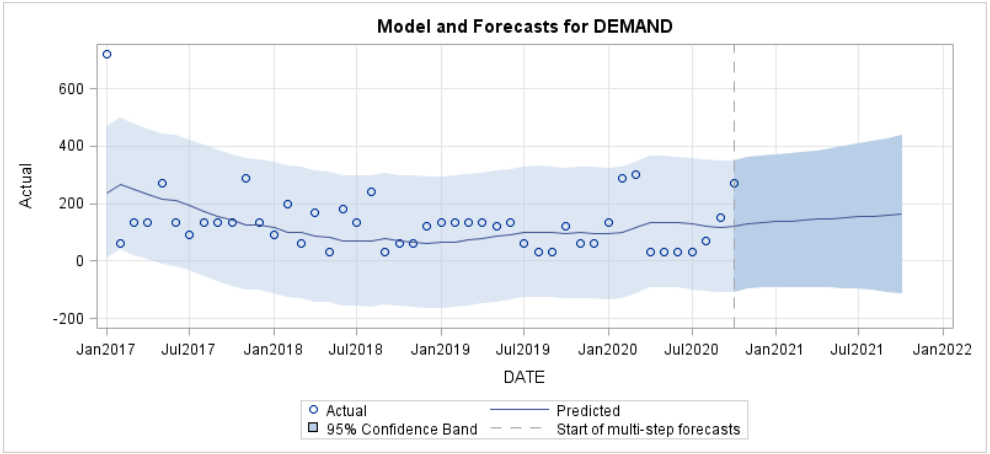
- **Υλικό GASKET**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



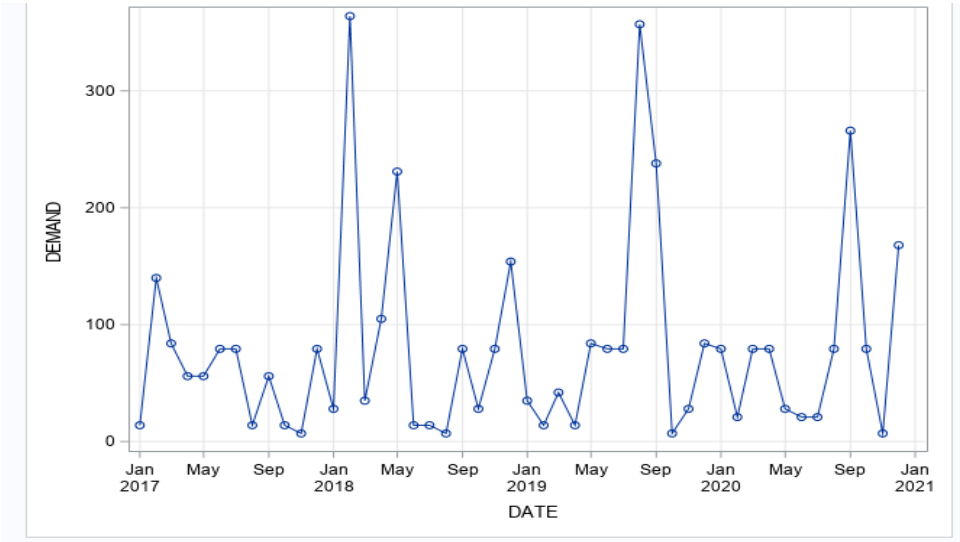
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



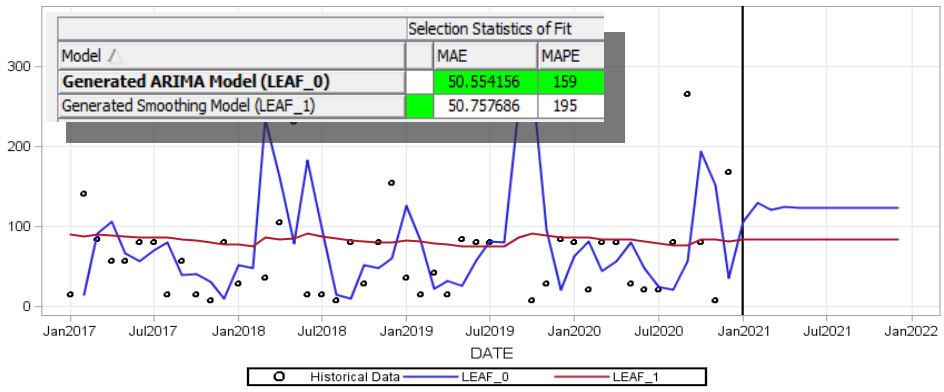
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (Smoothing) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-6 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό GASKET

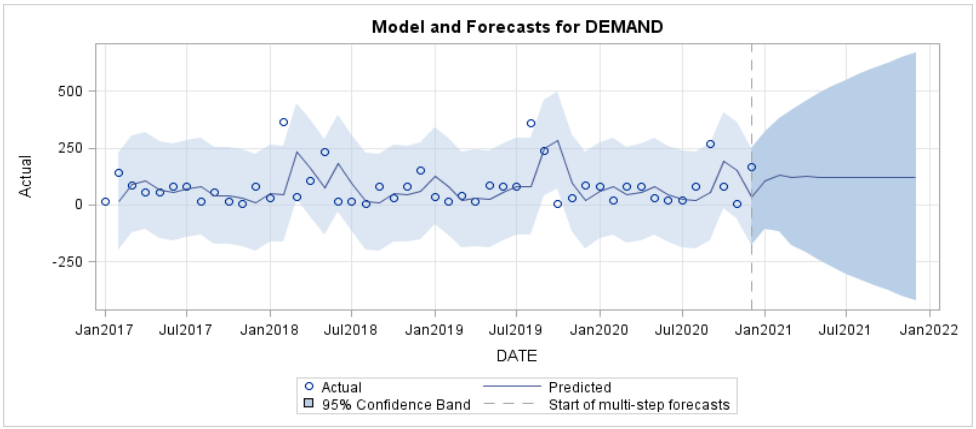
- **Υλικό GASKET A 18X22 SEALING RING**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



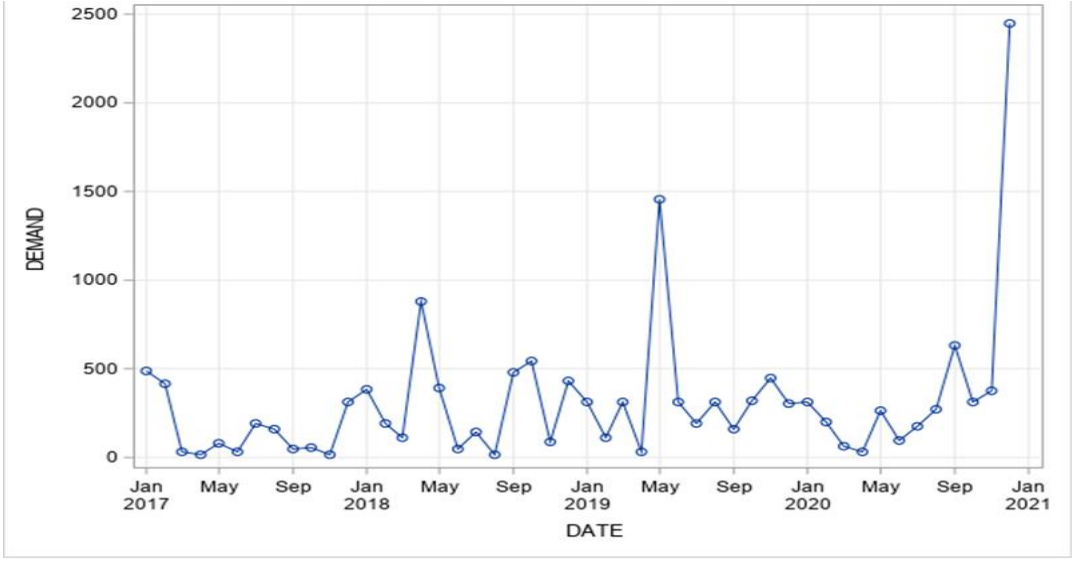
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



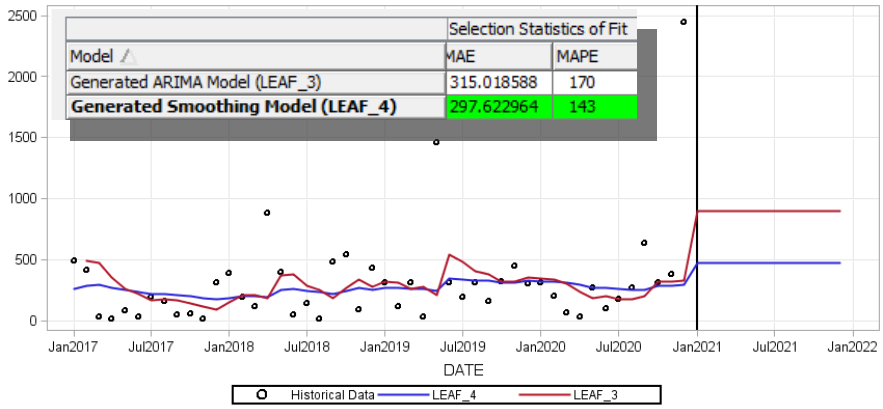
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (ARIMA) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-7 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό GASKET A 18X22 SEALING RING

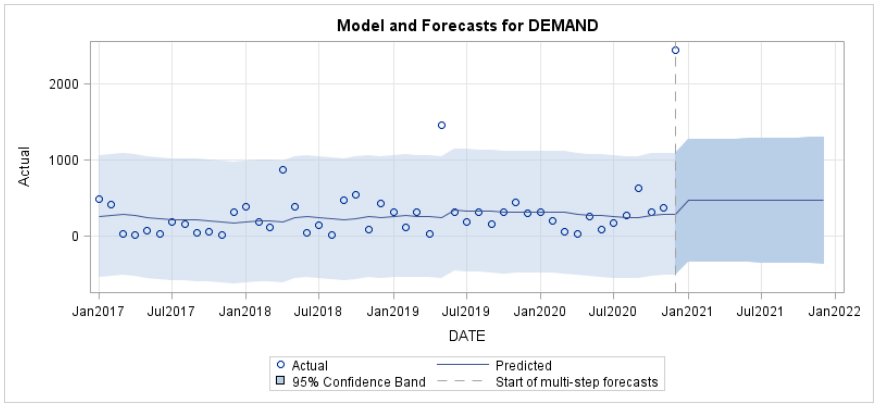
- **Υλικό GASKET COPPER DIN 7603A**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



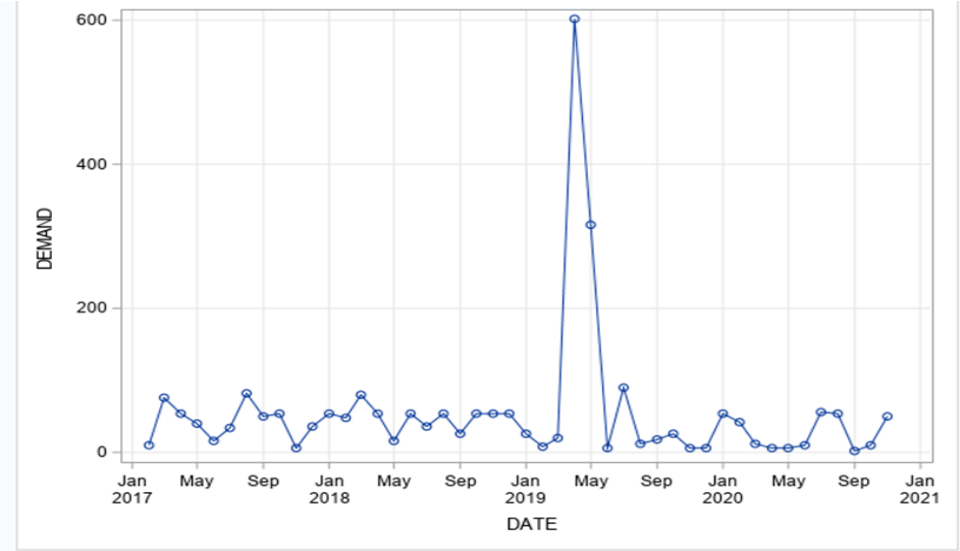
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



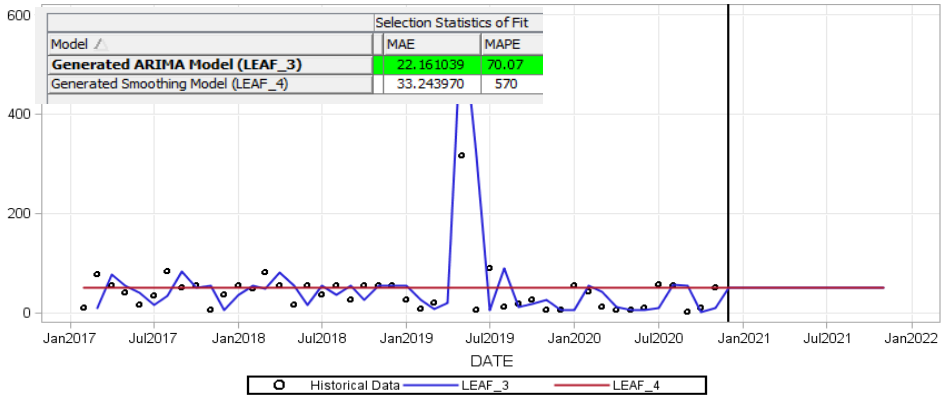
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (Smoothing) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-8 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό GASKET COPPER DIN 7603A

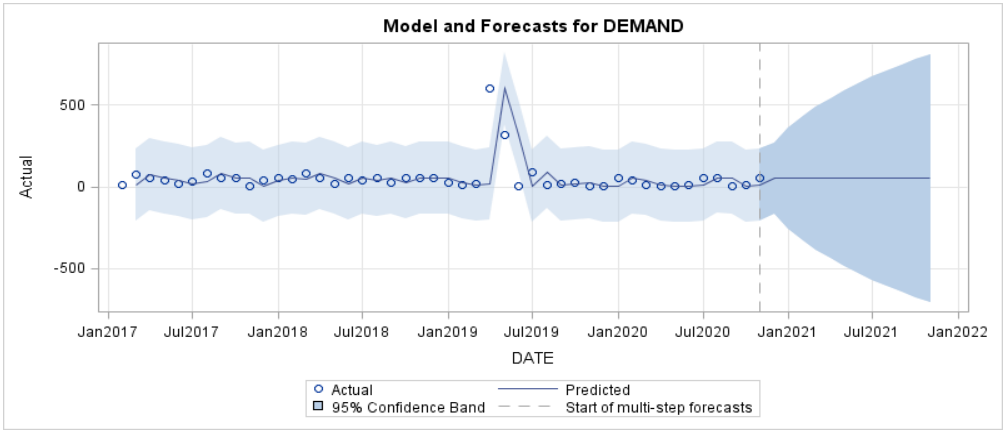
- **Υλικό HOSE ASSEMBLY_NONME**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



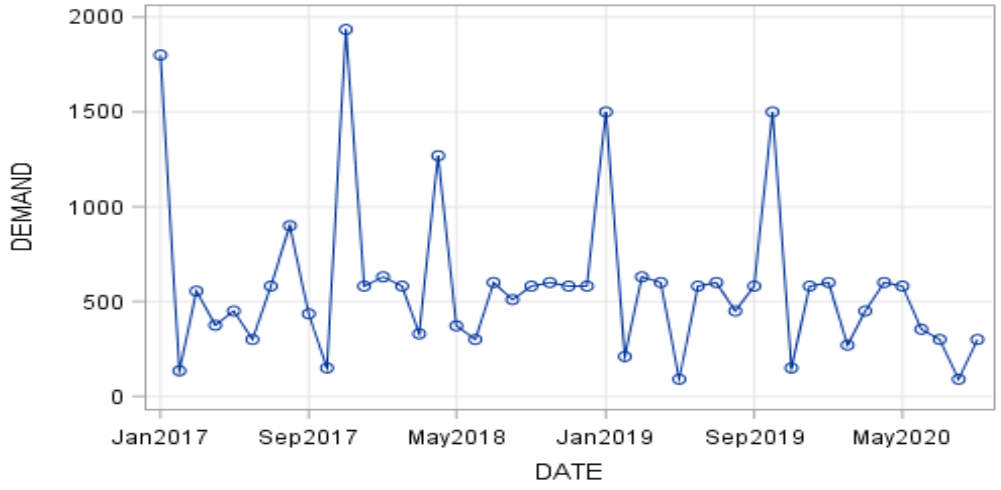
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



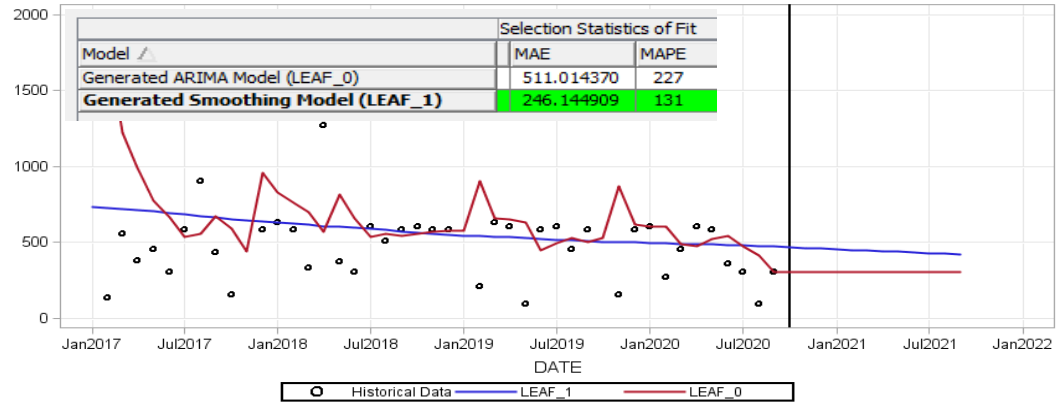
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (ARIMA) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-9 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό HOSE ASSEMBLY_NONME

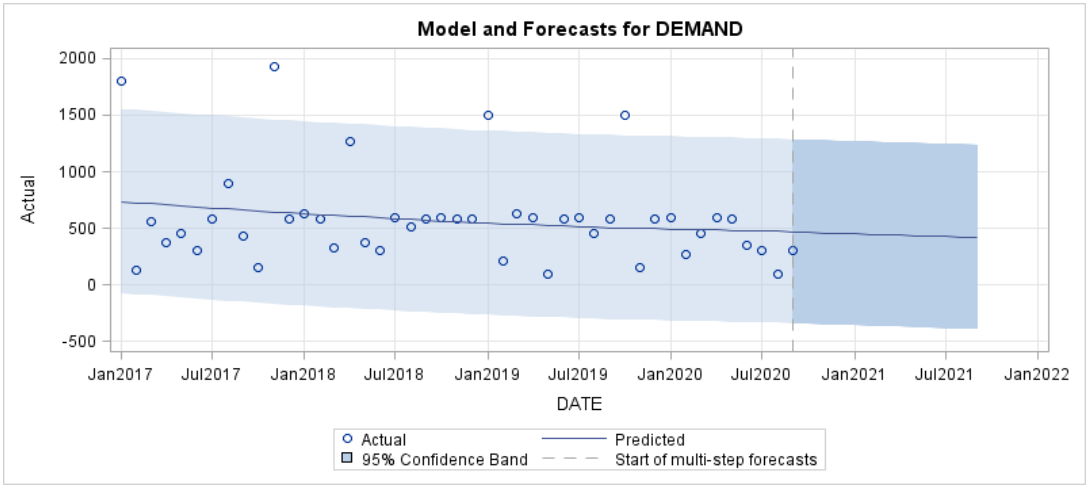
- **Υλικό LAMP INCANDESCENT**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



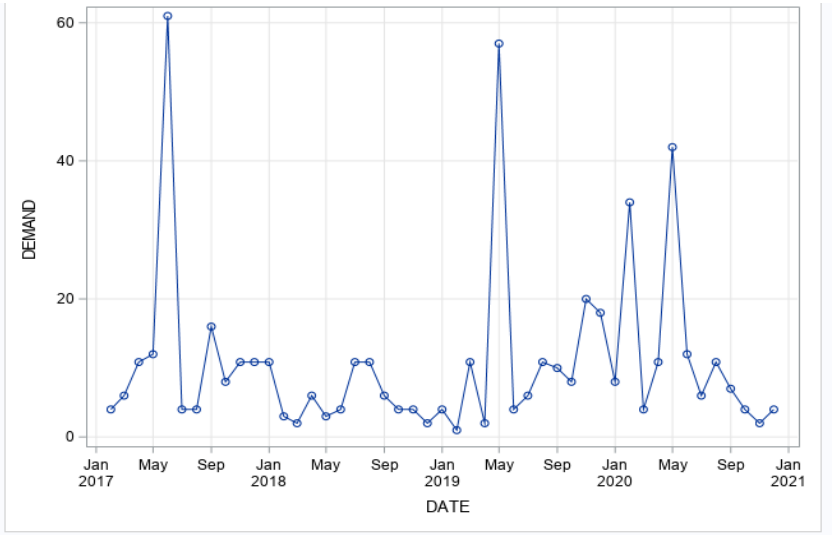
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



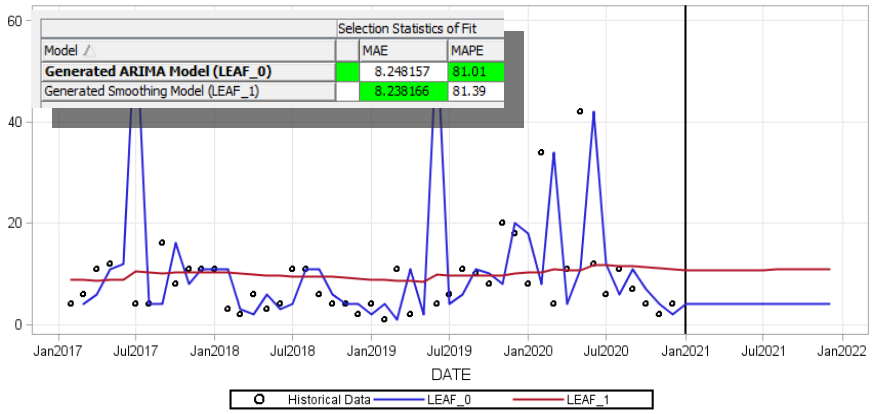
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (Smoothing) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-10 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό LAMP INCANDESCENT

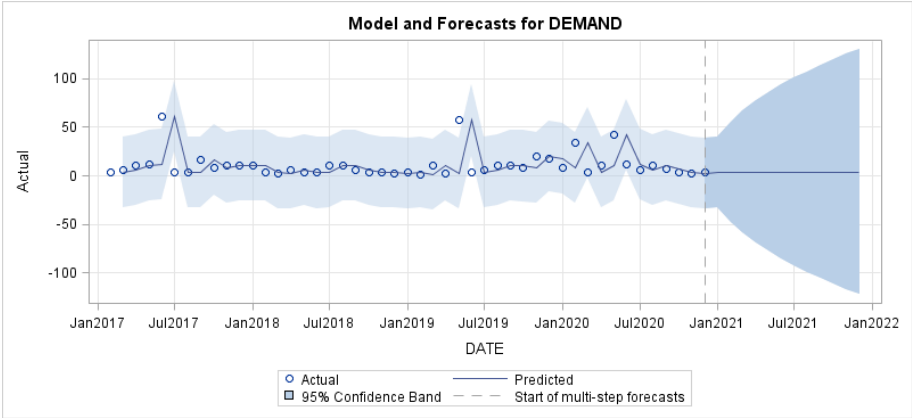
- **Υλικό O-RING**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



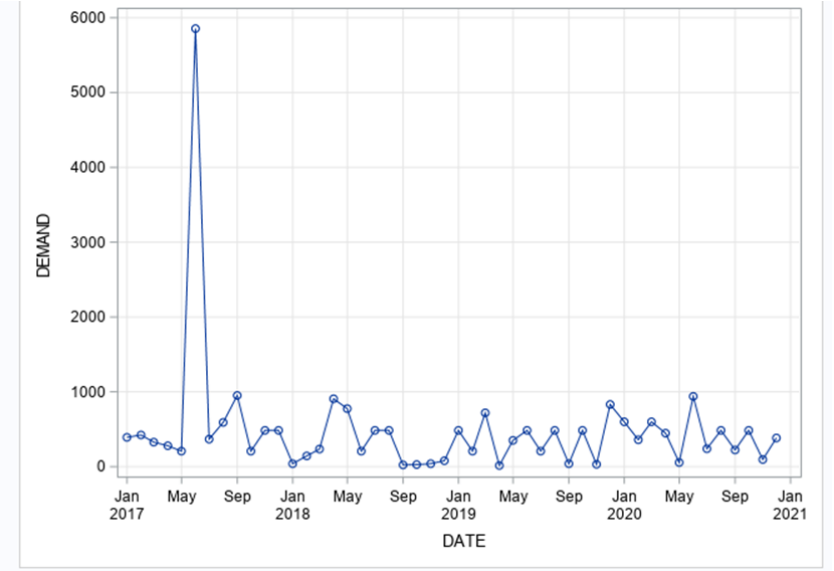
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



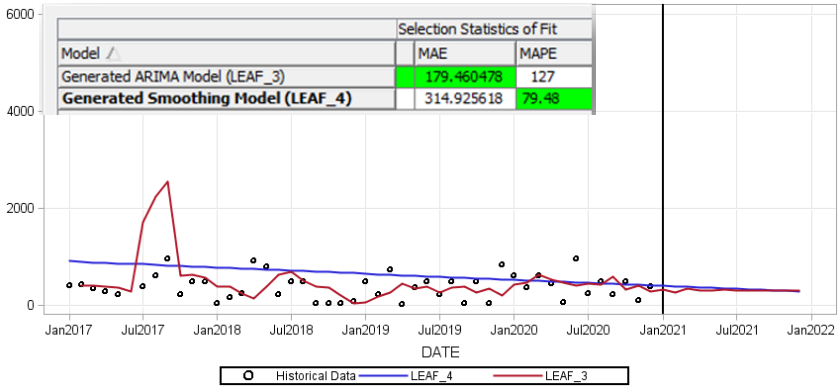
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (ARIMA) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-11 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό O-RING

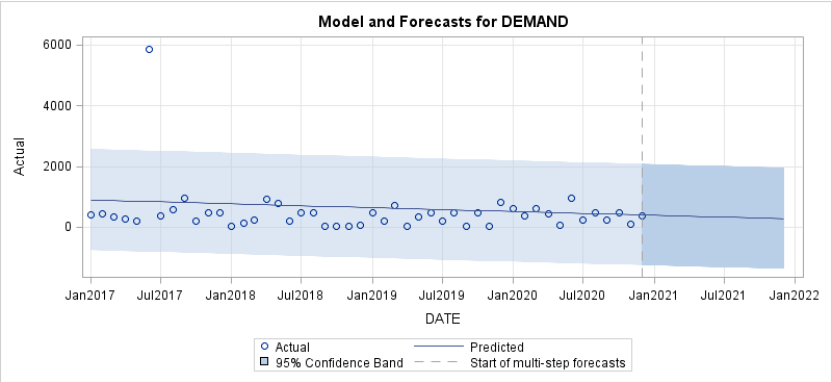
- **Υλικό SEALING RING A10X13,5 DIN 7603 H-12000/24000**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



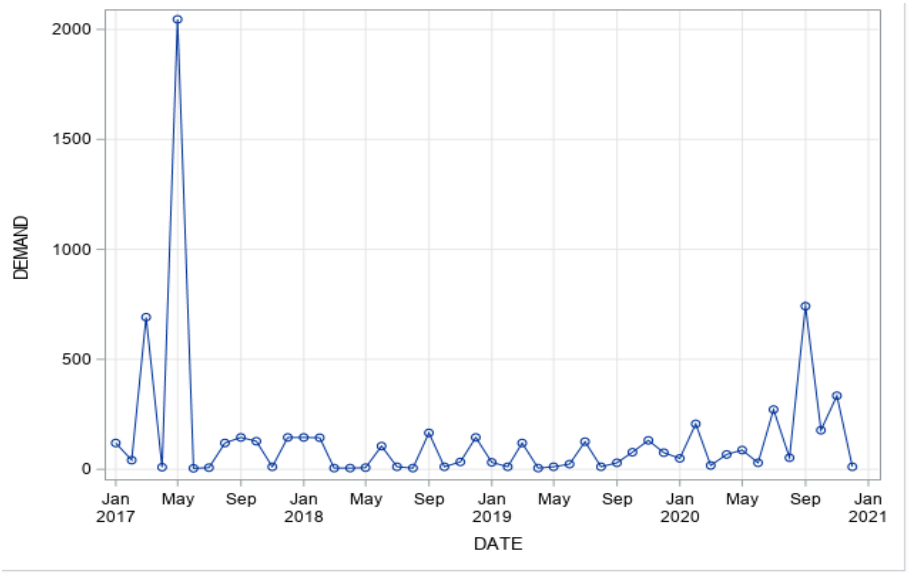
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



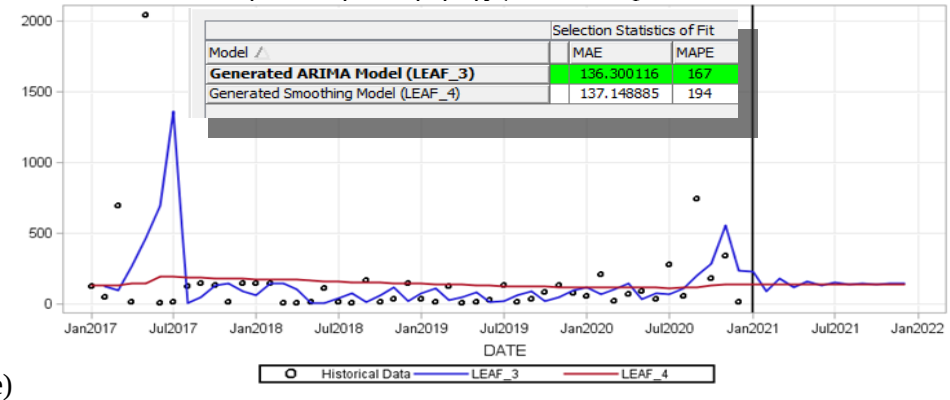
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (Smoothing) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-12 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό SEALING RING A10X13,5 DIN 7603 H-12000/24000

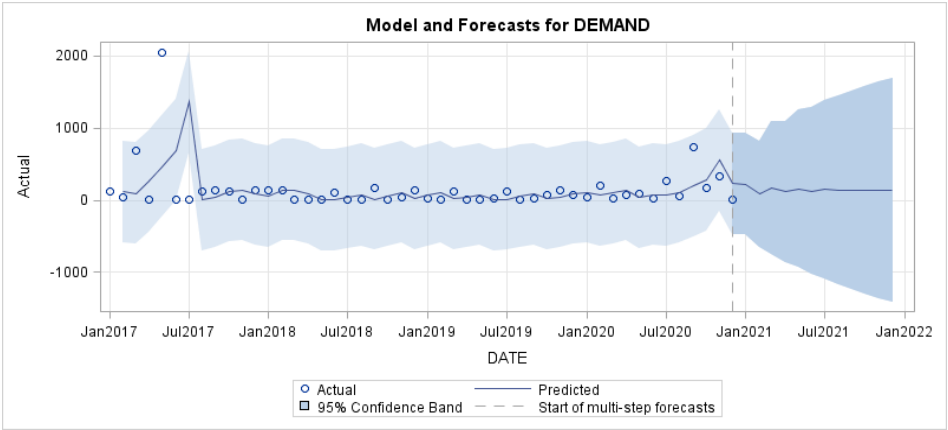
- **Υλικό SEALING RING**



A. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



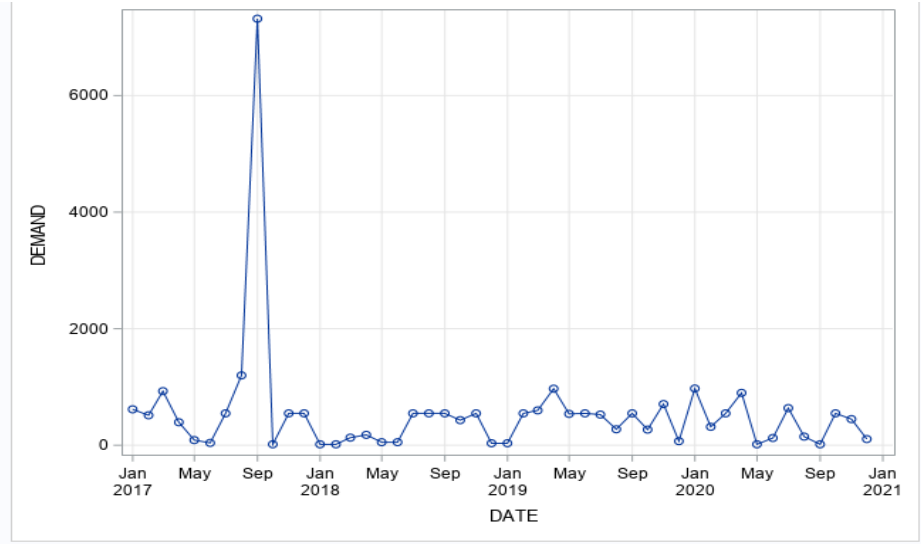
B. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



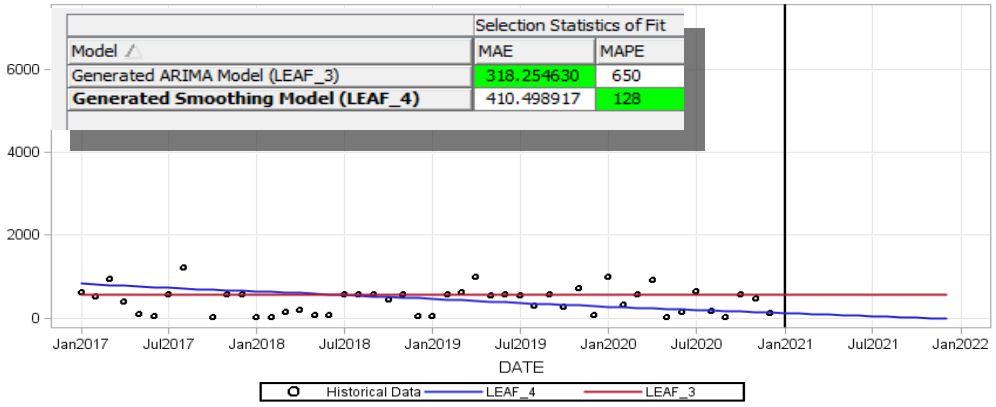
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (ARIMA) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-13 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό SEALING RING

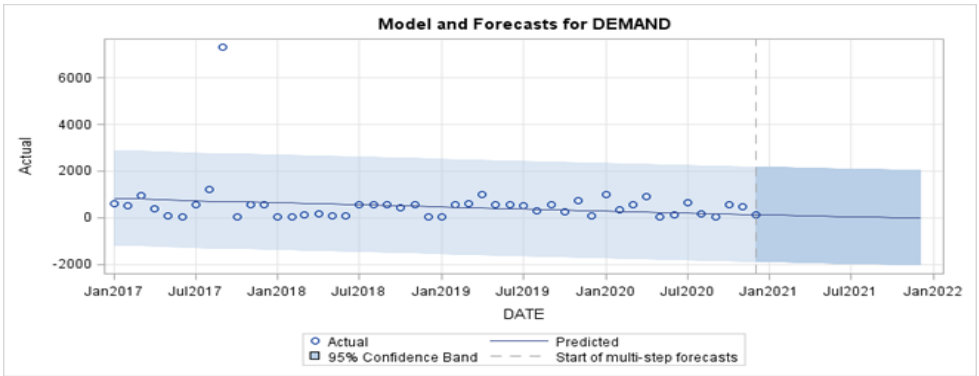
- **Υλικό SPRING WASHER B 10 DIN 137**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



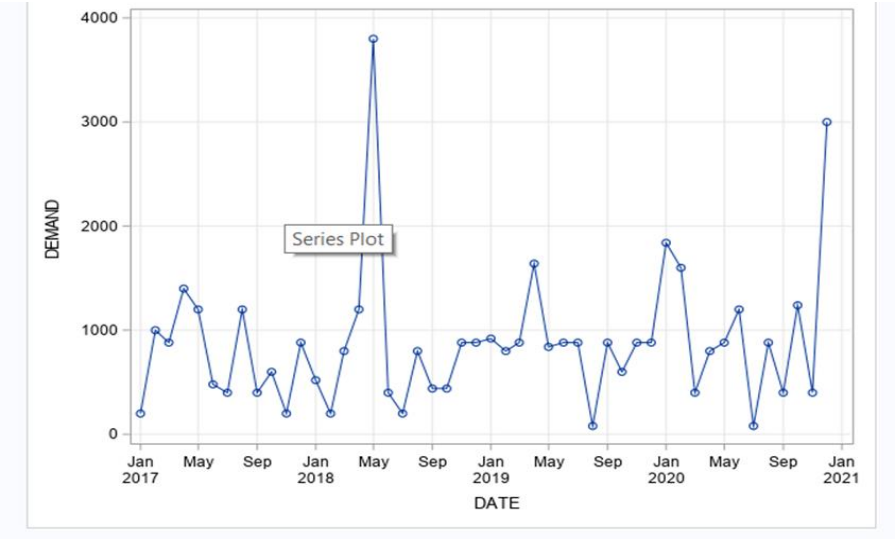
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



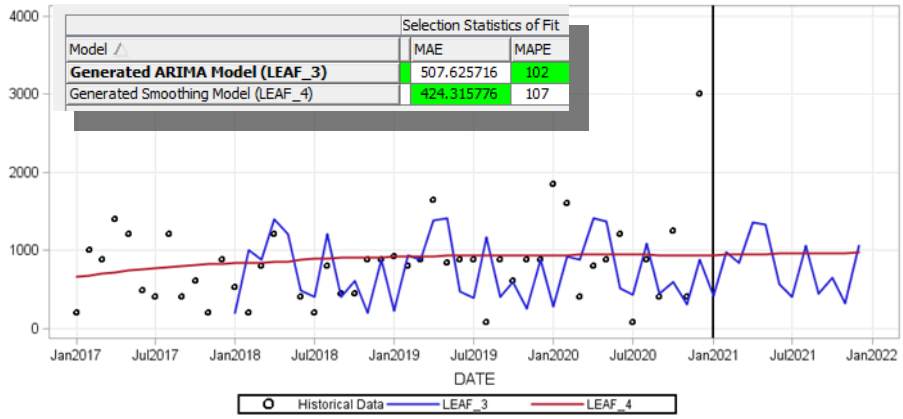
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (Smoothing) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-14 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό SPRING WASHER B 10 DIN 137

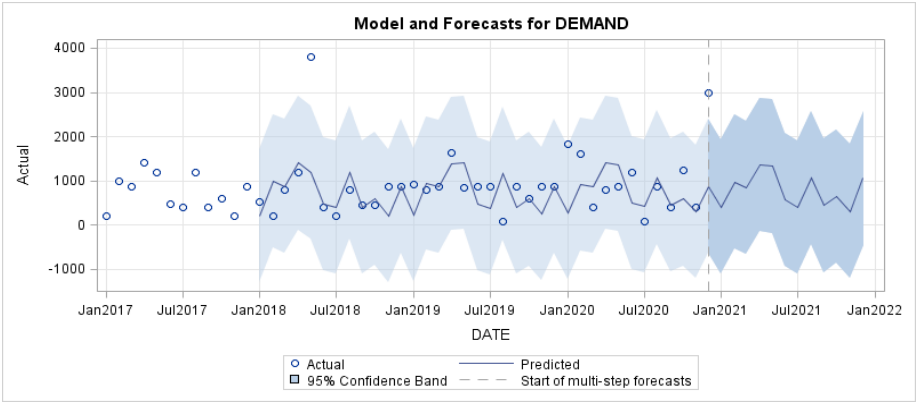
- **Υλικό STARTER-FLRSNT L**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



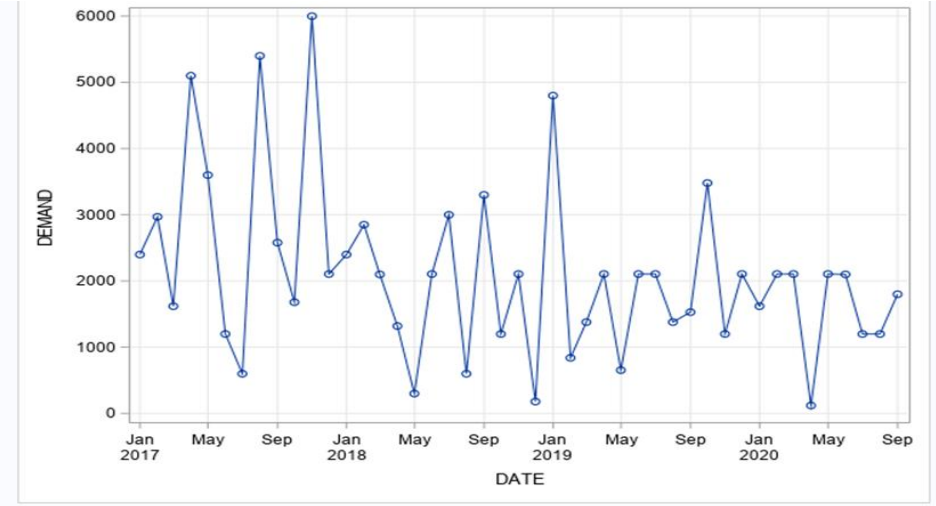
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



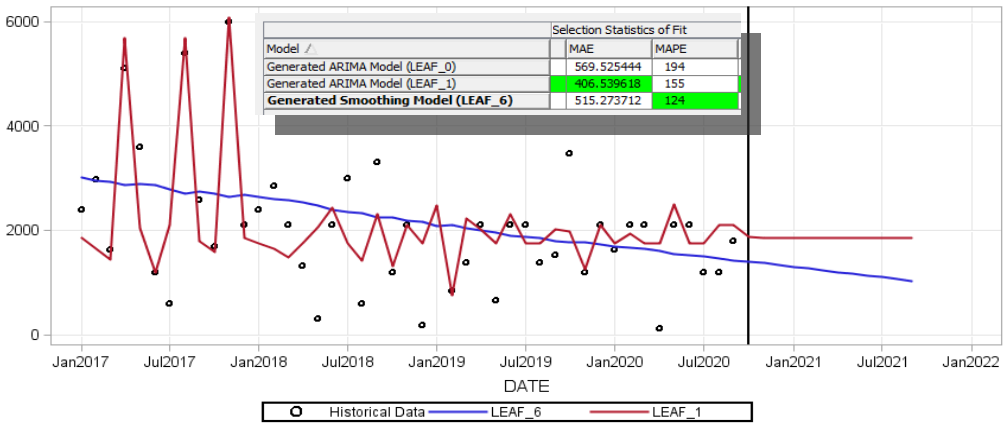
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (ARIMA) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-15 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό STARTER-FLRSNT L

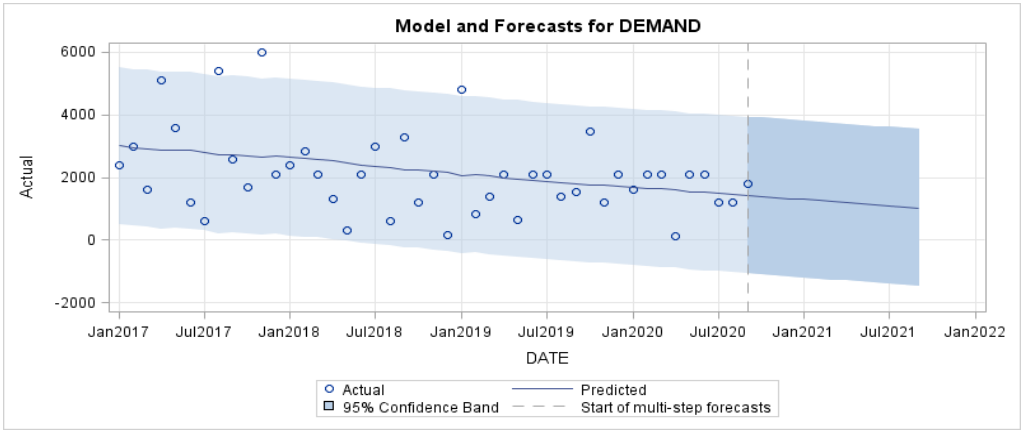
- **Υλικό STARTER**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



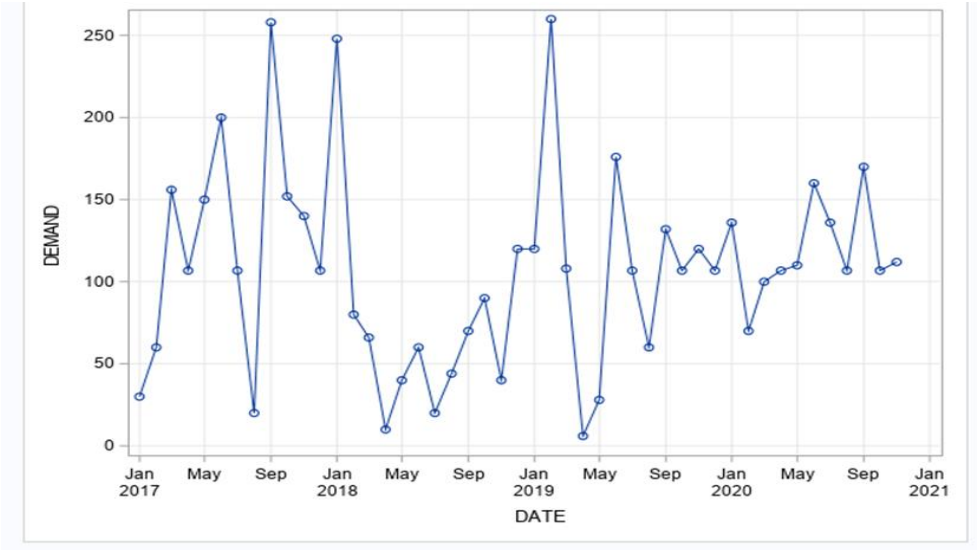
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



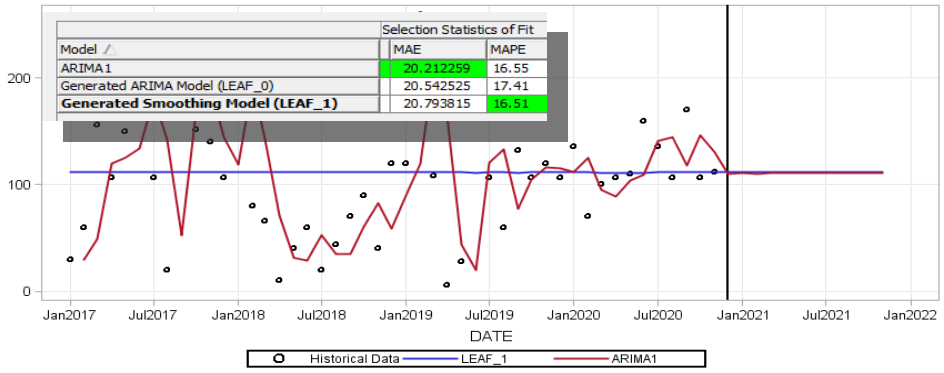
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (Smoothing) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-16 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό STARTER

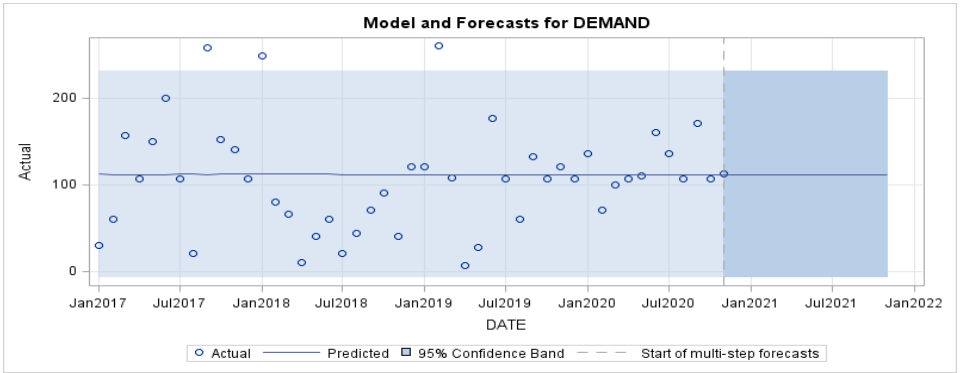
- **Υλικό TUBE-COP 1-4 OD**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



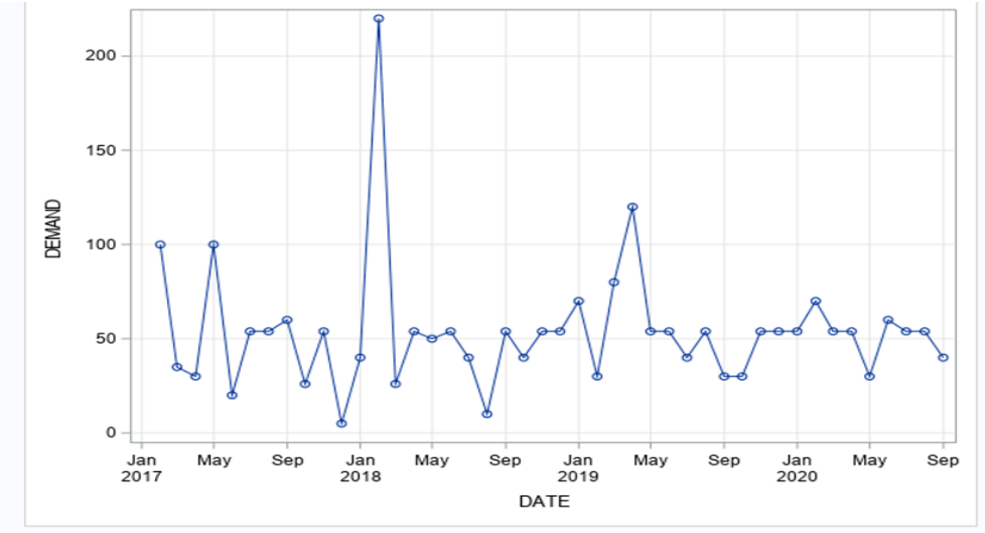
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



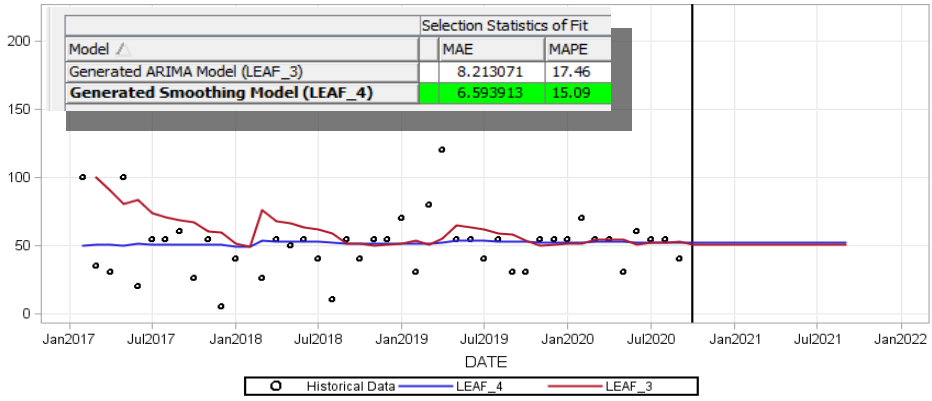
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (Smoothing) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-17 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό TUBE-COP 1-4 OD

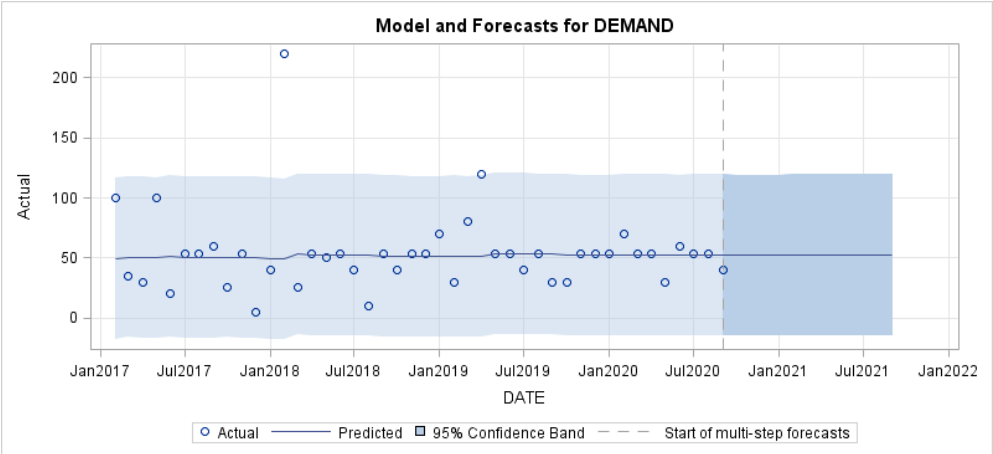
- **Υλικό NYLON ROPE 11/8"**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



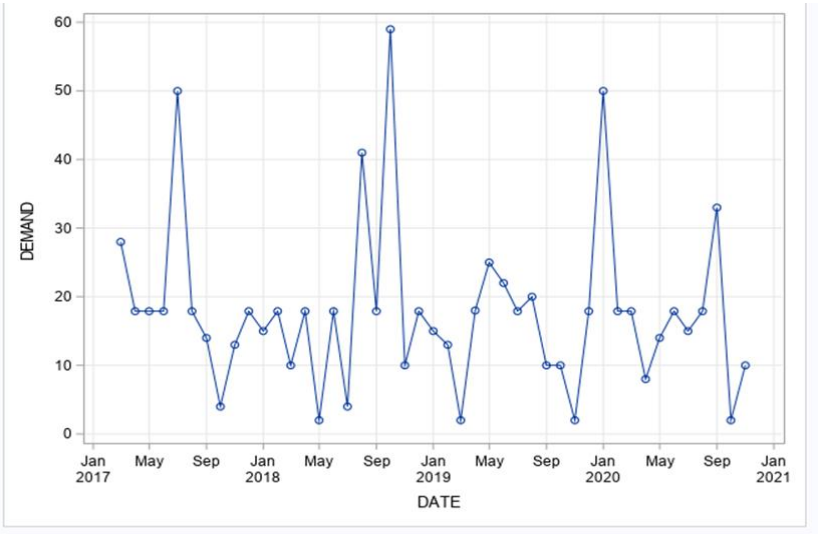
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



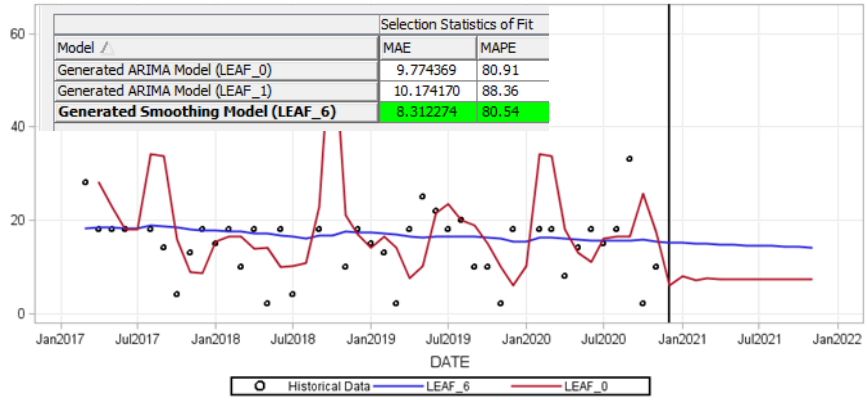
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (Smoothing) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-18 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό NYLON ROPE 11/8"

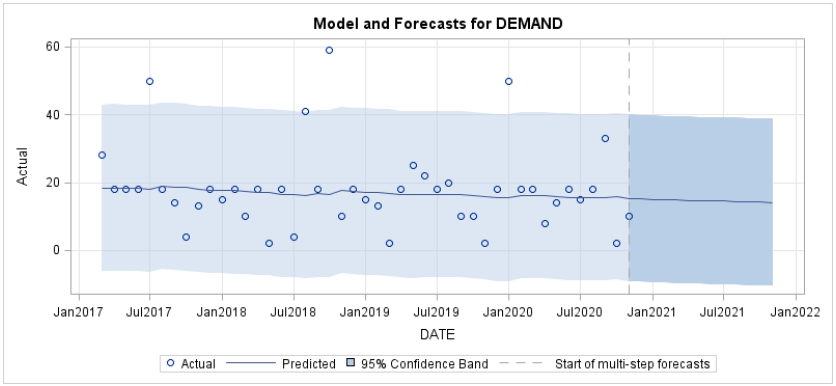
- **Υλικό LIME SHEET C**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



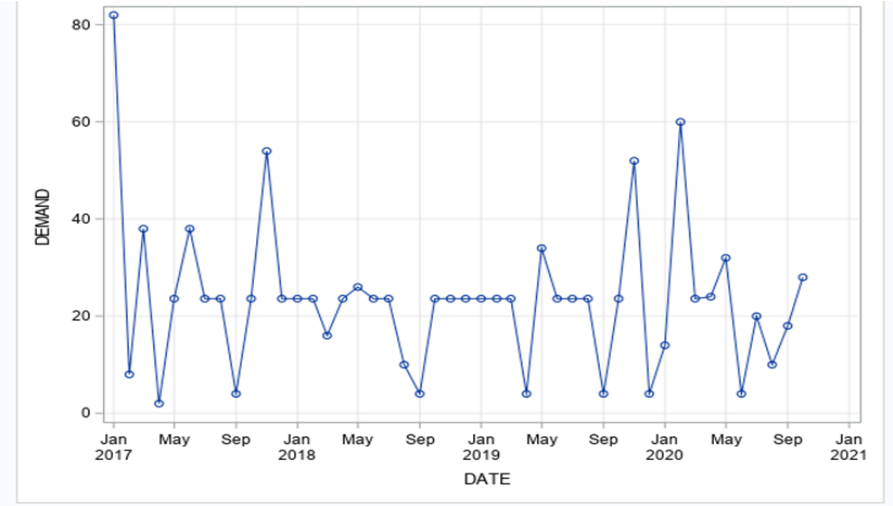
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



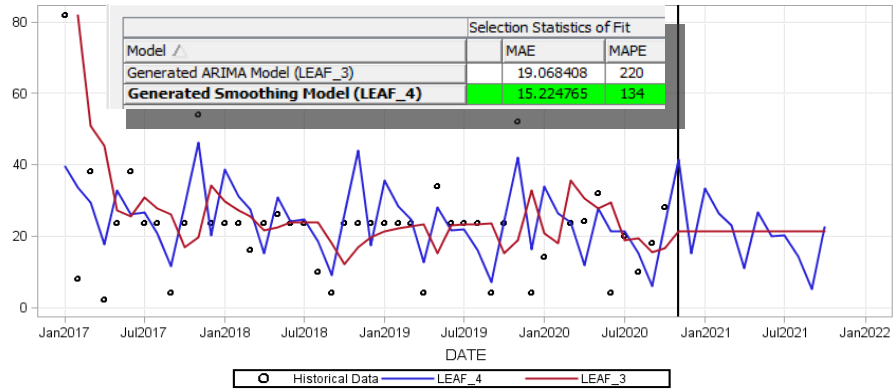
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (Smoothing) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-19 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό LIME SHEET C

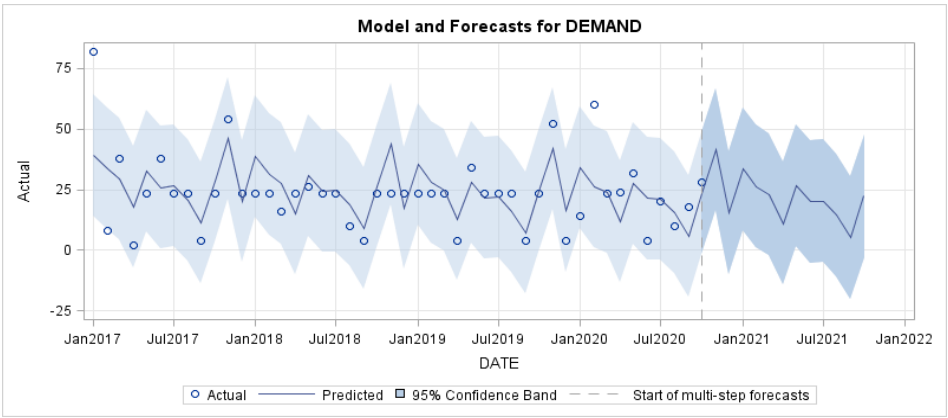
- **Υλικό FUEL FILTER**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



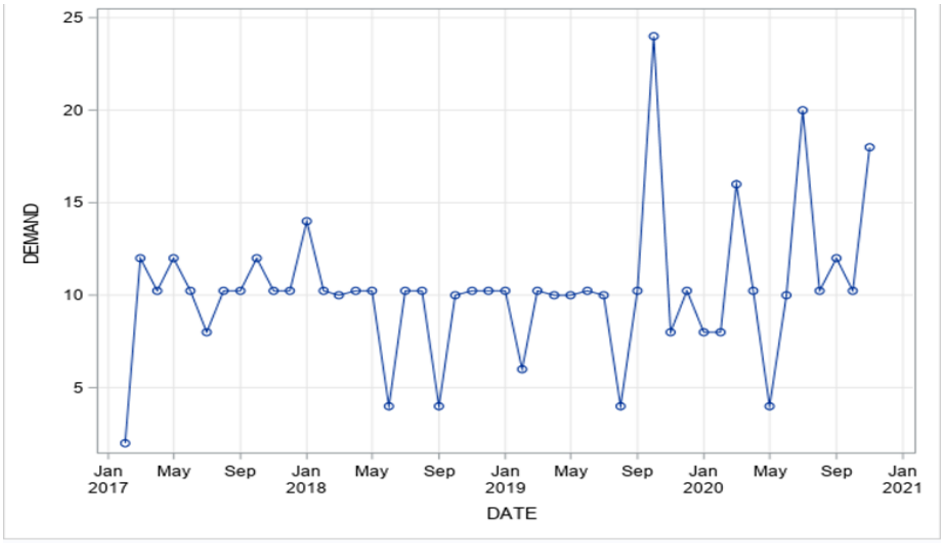
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



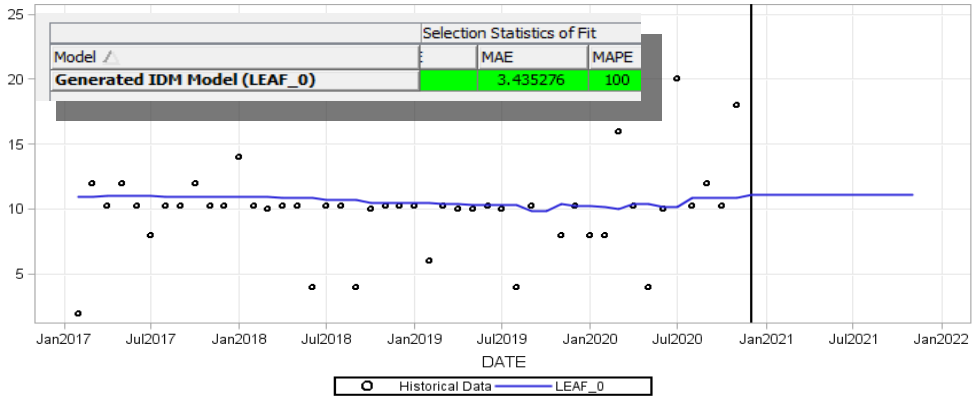
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (Smoothing) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-20 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό FUEL FILTER

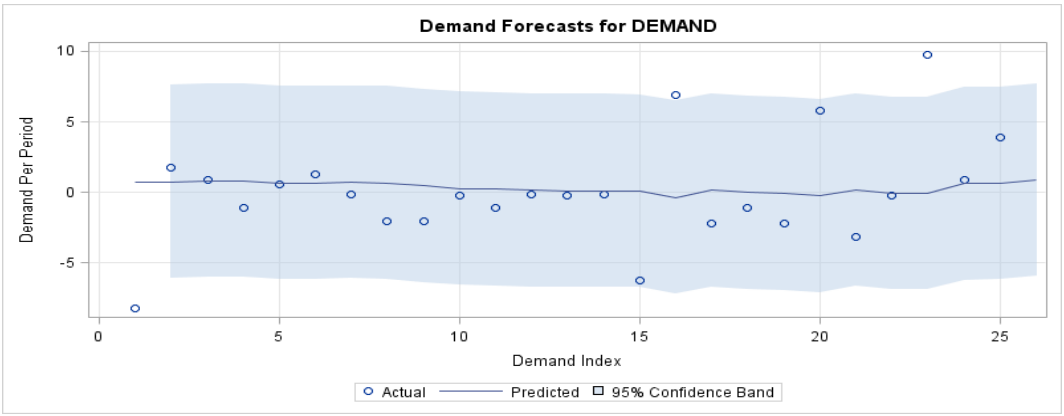
- **Υλικό DISCHARGE VALVE**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



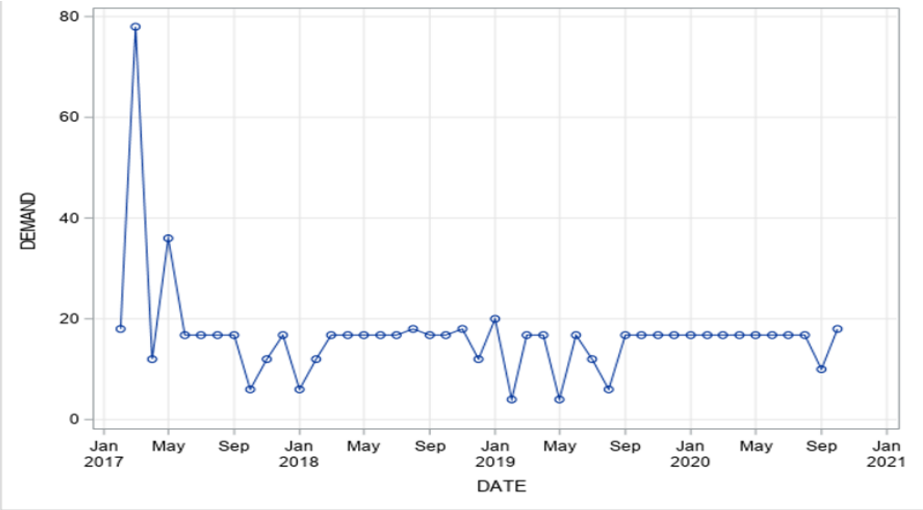
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



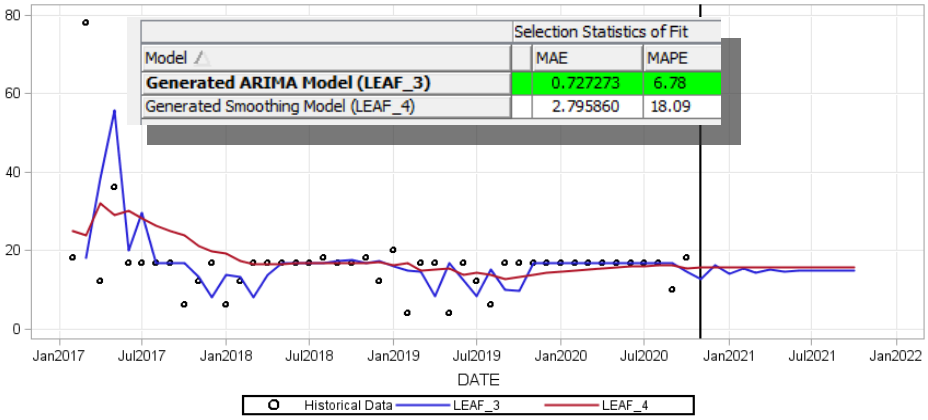
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (IDM) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-21 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό DISCHARGE VALVE

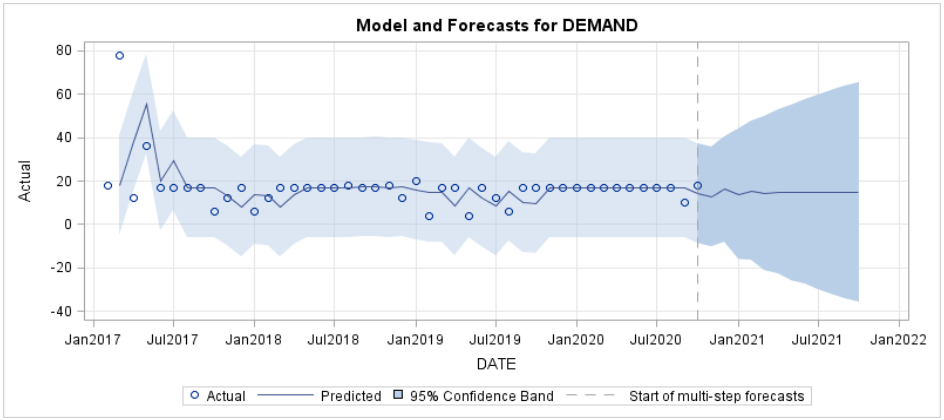
- **Υλικό PISTON NORMAL**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



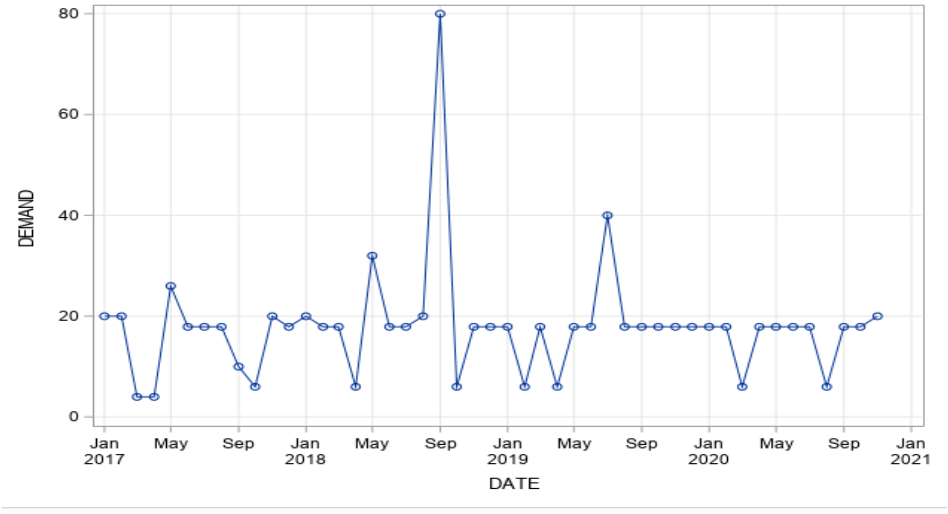
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



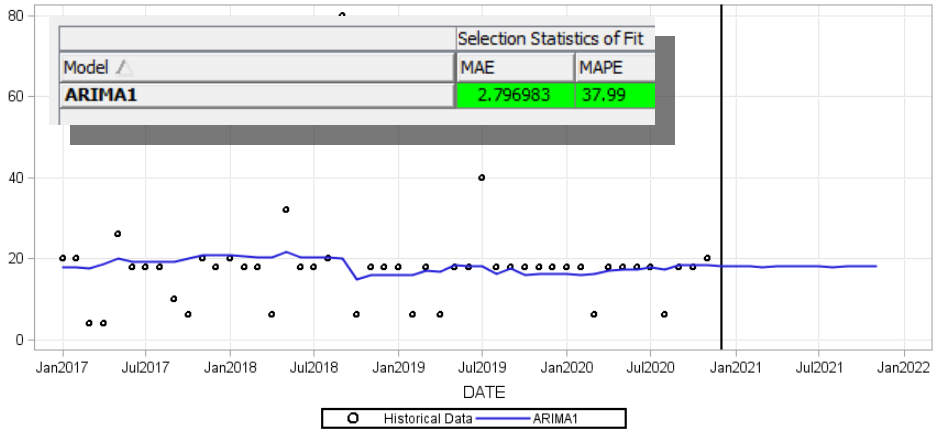
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (ARIMA) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-22 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό PISTON NORMAL

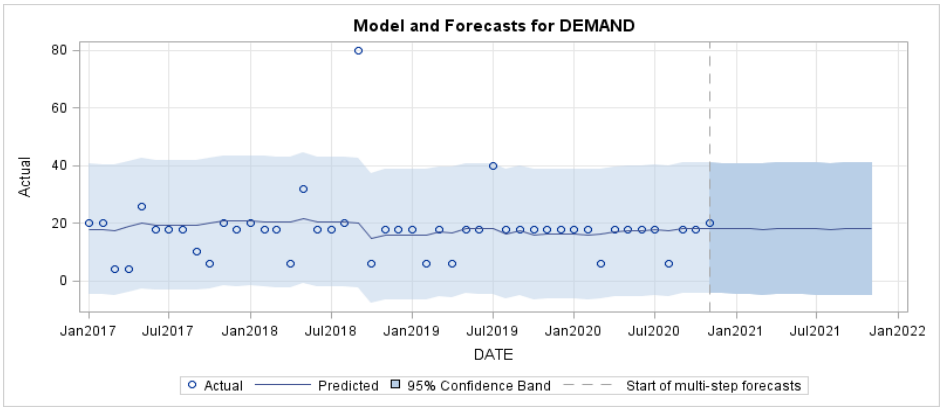
- **Υλικό PAPER-GSKT-1/64I**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



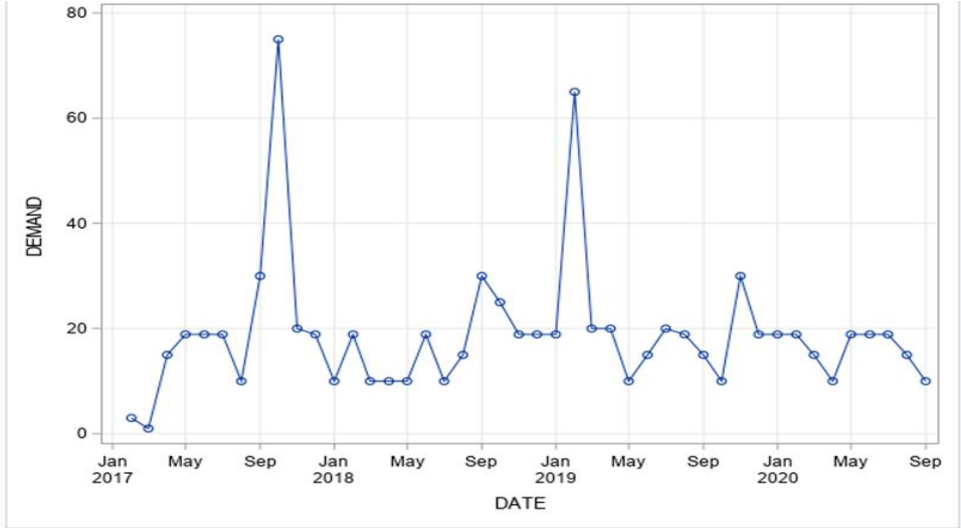
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



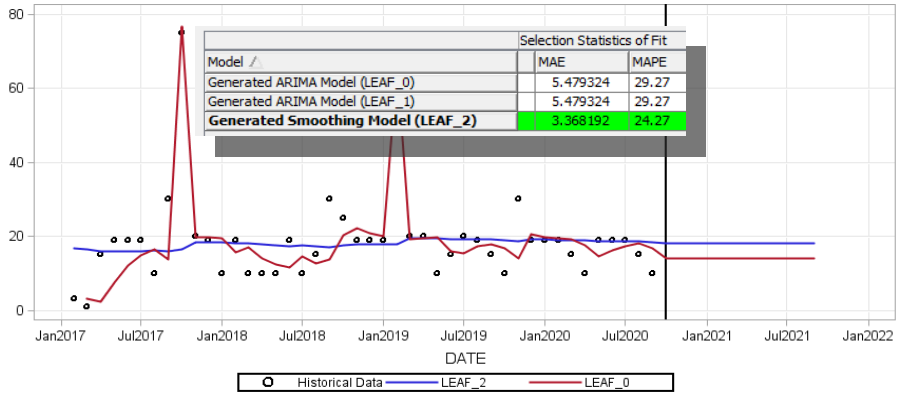
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (ARIMA) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-23 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό PAPER-GSKT-1/64I

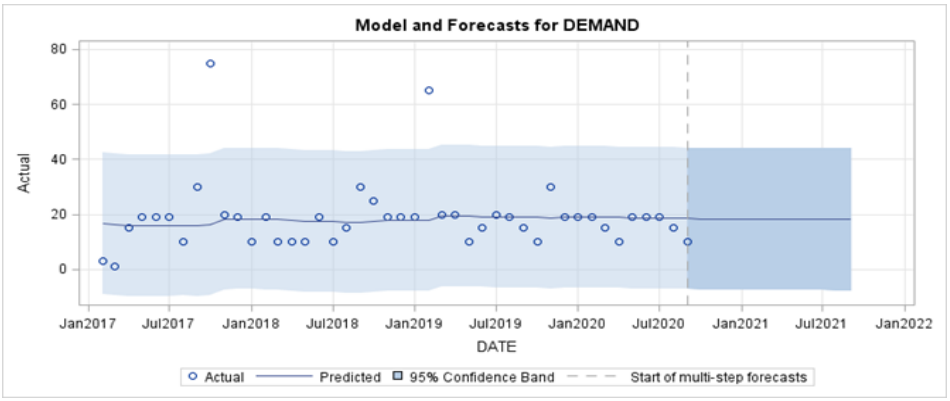
- **Υλικό CLAMP HOSE**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



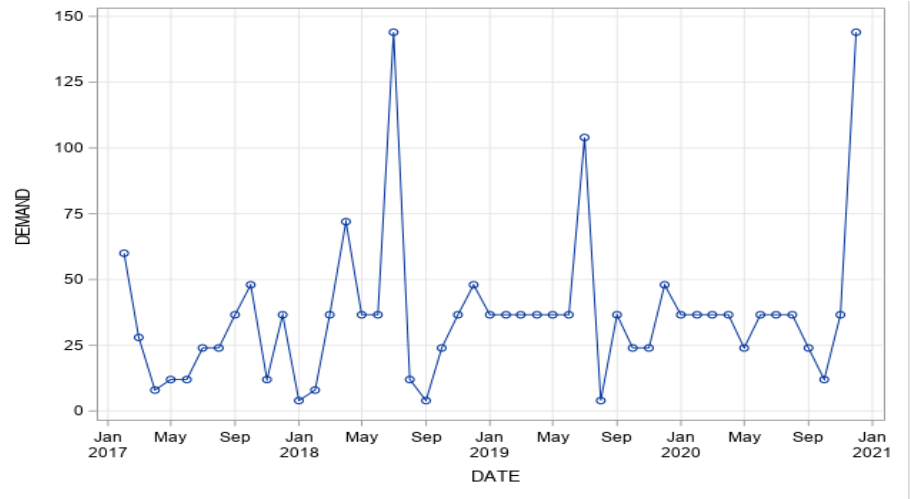
Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



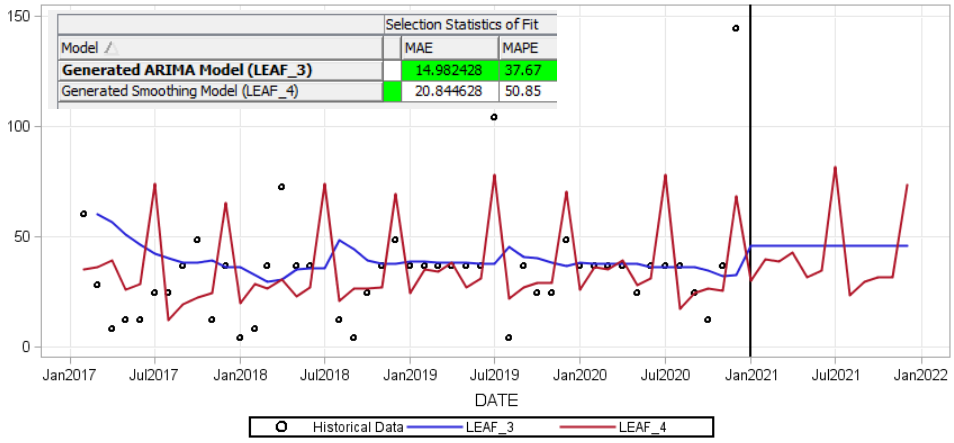
Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (Smoothing) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-24 Χρονοσειρά – Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό CLAMP HOSE

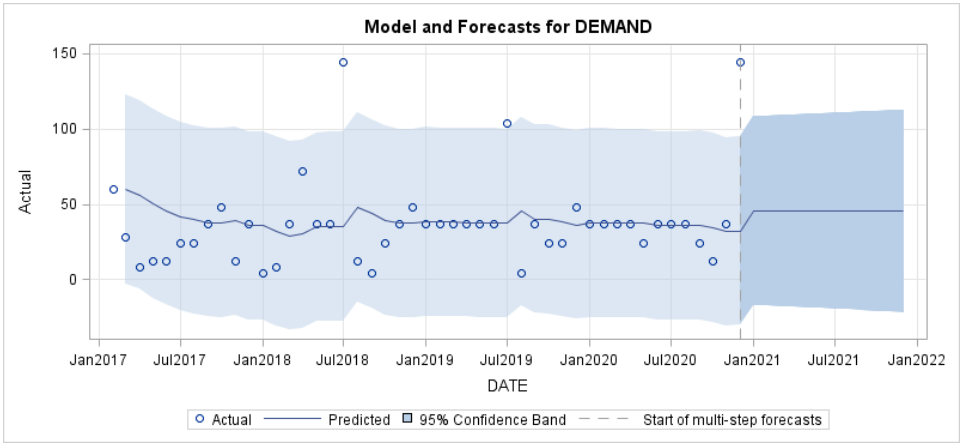
- **Υλικό GASKET MTU AA51**



Α. Χρονοσειρά Ζήτησης (SAS Enterprise Guide)



Β. Σύγκριση μοντέλων ARIMA και SMOOTHING μέσω MAPE (SAS Forecast Studio)



Γ. Τελικό Μοντέλο Πρόβλεψης (ARIMA) - (SAS Forecast Studio)

Διάγραμμα 5-25 Χρονοσειρά - Πρόβλεψη Ζήτησης για το υλικό GASKET MTU AA51

5.8 *Αποτελέσματα πρόβλεψης υλικού ¨ Fuel Filter ¨*

5.8.1 *Αποτελέσματα Πρόβλεψης*

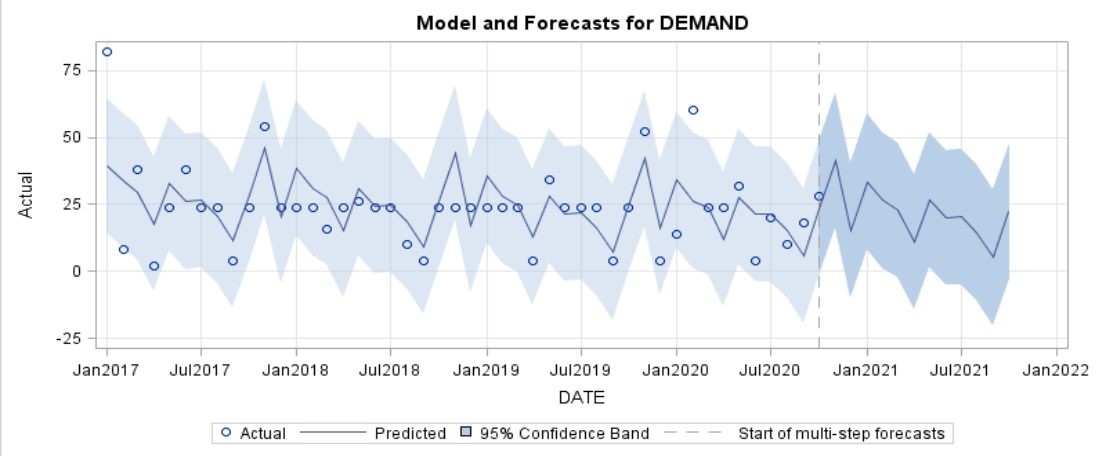
Το υλικό fuel filter είναι ένα από τα 25 υλικά που προχωρήσαμε στη διαδικασία του Forecasting. Όπως και με τα υπόλοιπα υλικά, έτσι και για το fuel filter έχοντας ακολουθήσει τα βήματα που αναφέρθηκαν με λεπτομέρεια στην παραπάνω ενότητα 5.6, καταλήξαμε στις προβλέψεις που θα αναλύσουμε στη συνέχεια.

Η χρονοσειρά αποτελείται από 46 παρατηρήσεις οι οποίες έλαβαν χώρα μεταξύ Ιανουάριο 2017 και Οκτώβριο 2020. Από τις 46 παρατηρήσεις, το 75% χρησιμοποιήθηκε για εκπαίδευση (training) και το 25% για validation / test (holdout sample).

DEMAND;Properties	
First observation	Jan2017
Last observation	Oct2020
Number of values	46
Number of missing values	0
Number of non-missing values	46
Sum of values	1085.600000
Mean value	23.600000
Standard deviation	15.394083
Minimum value	2.000000
Maximum value	82.000000

Εικόνα 5-16 Στοιχεία της εξαρτημένης μεταβλητής Demand

Οι τιμές της ζήτησης του εν λόγω υλικού κυμάνθηκαν μεταξύ 2 και 82, ενώ η μέση τιμή της ζήτησης για το σύνολο των παρατηρήσεων είναι 23,6. Οι προβλέψεις του υλικού αφορούν ορίζοντα 12 μηνών, ήτοι μέχρι τον Οκτώβριο του 2021.



Εικόνα 5-17 Διάγραμμα χρονοσειράς και πρόβλεψης με χρονικό ορίζοντα 12 μηνών και διάστημα εμπιστοσύνης 95%.

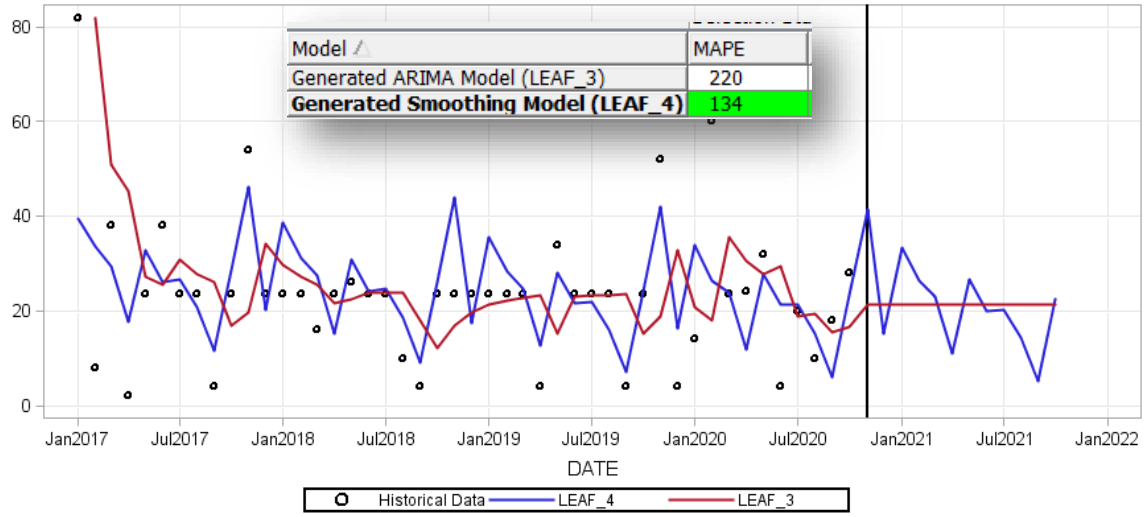
Στις προβλέψεις οι τιμές κυμαίνονται μεταξύ 5 και 41 με διάστημα εμπιστοσύνης 5%, δηλαδή είμαστε 95 % σίγουροι ότι ζήτηση ανά μήνα (από Νοέμβριο 2020 έως Οκτώβριο 2021) θα κυμανθεί μεταξύ των τιμών που φαίνονται στον παρακάτω πίνακα (εικόνα 5-18).

	Nov2020	Dec2020	Jan2021	Feb2021	Mar2021	Apr2021
Historical Data	.	.	.	.	.	.
Forecast Model	41	15	33	26	23	11
Statistical Forecast Lower 95%	16	-10	8	1	-2	-14
Statistical Forecast Upper 95%	67	40	59	52	48	36
Override						
Final Forecast	41	15	33	26	23	11

	May2021	Jun2021	Jul2021	Aug2021	Sep2021	Oct2021
Historical Data	.	.	.	.	.	.
Forecast Model	27	20	20	14	5	22
Statistical Forecast Lower 95%	1	-5	-5	-11	-20	-3
Statistical Forecast Upper 95%	52	45	46	40	30	48
Override						
Final Forecast	27	20	20	14	5	22

Εικόνα 5-18 Αποτελέσματα πρόβλεψης υλικού " Fuel Filter" για χρονικό ορίζοντα 12 μηνών.

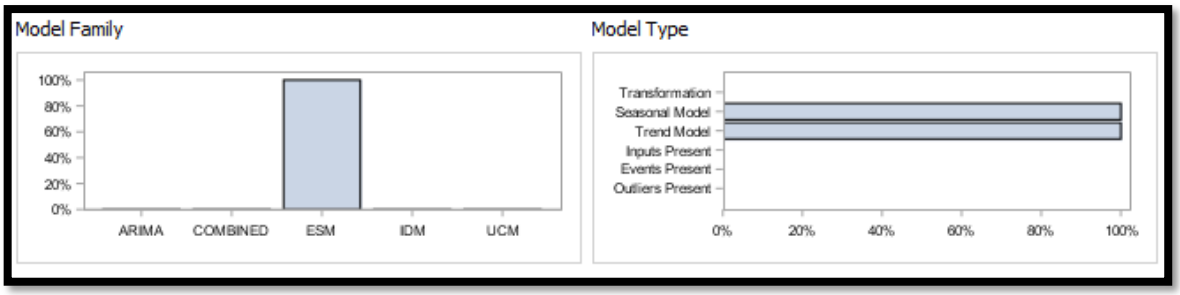
Η σύγκριση για την επιλογή του καλύτερου μοντέλου για την πρόβλεψη έγινε μεταξύ των μοντέλων ARIMA και Exponential Smoothing Model (ESM). Έχοντας προεπιλέξει ως κριτήριο επιλογής του βέλτιστου μοντέλου το MAPE, επιλέχθηκε ως καλύτερο μοντέλο το Exponential Smoothing Model (μικρότερο MAPE).



Εικόνα 5-19 Σύγκριση μοντέλων ESM και ARIMA (Διάγραμμα – Statistics of Fit)

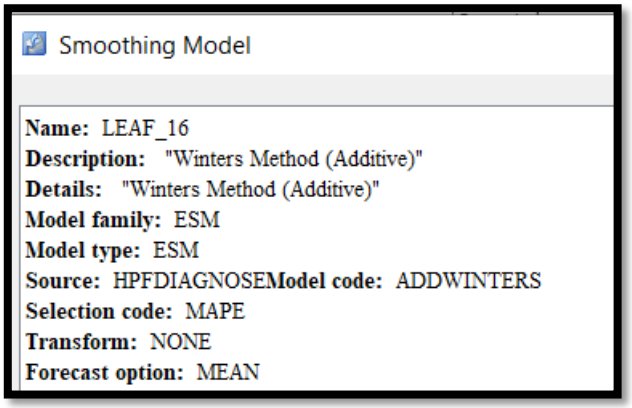
Το βέλτιστο μοντέλο για την χρονοσειρά, όπως φαίνεται και στην εικόνα 5-20, είναι το ESM, ενώ καταγράφεται και η ύπαρξη τόσο τάσης όσο και εποχικότητας.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ



Εικόνα 5-20 Διαγράμματα Model Family και Model Type από το Forecast Summary View

Στην περίπτωση αυτή, σύμφωνα και με να αναφερόμενα στην ενότητα 4.4.1.3, η βέλτιστη μέθοδος είναι η μέθοδος Holt's-Winters, επίσης γνωστή ως μέθοδος Winters που χρησιμοποιεί τρεις παραμέτρους, για να προσδιορίσει το επίπεδο, την τάση και την εποχικότητα. Συγκεκριμένα, στην εν λόγω χρονοσειρά χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος Winters (additive).



Εικόνα 5-21 Στοιχεία Επιλεγέντος Μοντέλου

5.8.2 *Additive Vs Multiplicative Μοντέλο "Winters"*

Στην πραξη, υπάρχουν δύο διαφορετικές μέθοδοι Winters, ανάλογα με το αν η εποχικότητα διαμορφώνεται με πολλαπλασιαστικό (multiplicative) ή πρόσθετο (additive) τρόπο. Η πρόσθετη (additive) μέθοδος προτιμάται όταν οι εποχιακές παραλλαγές είναι περίπου σταθερές μέσω της σειράς, ενώ η πολλαπλασιαστική (multiplicative) μέθοδος προτιμάται όταν οι εποχιακές παραλλαγές αλλάζουν ανάλογα με το επίπεδο της σειράς. Η κατάλληλη επιλογή του μοντέλου βασίζεται στα παρακάτω ερωτήματα (Le, 2011).

- Οι εποχιακές διακυμάνσεις εξαρτώνται από το επίπεδο των χρονοσειρών;
- Αυξάνεται η εποχιακή τάση σε μέγεθος με την πάροδο του χρόνου;
- Αυξάνεται το τυχαίο σφάλμα με την πάροδο του χρόνου;

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Αν η απάντηση είναι ΝΑΙ ➔ το multiplicative μοντέλο είναι το πιο κατάλληλο.

Αν η απάντηση είναι ΟΧΙ ➔ το additive μοντέλο είναι το πιο κατάλληλο.

Σύμφωνα με τον Ιωάννη Χαλικιά, στο προσθετικό μοντέλο η τιμή της μεταβλητής Y_t που παρατηρούμε στη χρονική στιγμή t, προκύπτει από το άθροισμα των τιμών των τεσσάρων συνιστωσών που έχουν την συγκεκριμένη αυτή περίοδο, σύμφωνα με τον τύπο

$Y_t = T_t + C_t + S_t + I_t$

όπου,

Y_t = η τιμή της σειράς Y στη χρονική περίοδο t

T_t = η τιμή της Τάσης

C_t = η επίδραση του κύκλου

S_t = η επίδραση της εποχικής συνιστώσας

I_t = η επίδραση της τυχαίας συνιστώσας

Για την εκτίμηση των συνιστωσών της εποχικότητας, αφαιρούνται οι επιδράσεις του κύκλου και της τάσης με αφαίρεση και η παραπάνω εξίσωση γίνεται

$Y_t - T_t - C_t = S_t + I_t$

Το κύριο χαρακτηριστικό του προσθετικού μοντέλου είναι ότι όλες οι συνιστώσες εκφράζονται στην ίδια μονάδα μέτρησης , δηλαδή στην μονάδα μέτρησης της μεταβλητής Y.

Αντίστοιχα στο πολλαπλασιαστικό μοντέλο, η μεταβλητή Y_t προκύπτει από τον πολλαπλασιασμό των τιμών των τεσσάρων συνιστωσών, σύμφωνα με τον τύπο

$Y_t = T_t * C_t * S_t * I_t$

Για την εκτίμηση των συνιστωσών της εποχικότητας αφαιρούνται οι επιδράσεις του κύκλου και της τάσης με διαίρεση και η παραπάνω εξίσωση γίνεται

$Y_t / (T_t * C_t) = S_t * I_t$

Στο πολλαπλασιαστικό μοντέλο, σε αντίθεση με το προσθετικό μοντέλο, μόνο η συνιστώσα της τάσης εκφράζεται στην ίδια μονάδα μέτρησης με την μεταβλητή Y. Οι υπόλοιπες συνιστώσες είναι δείκτες (καθαροί αριθμοί χωρίς μονάδα μέτρησης) και εκφράζονται σε ποσοστά.

Η επιλογή ενός κατάλληλου μοντέλου εξομάλυνσης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την αναγνώριση εάν υπάρχει ή όχι τάση και εποχικότητα στα δεδομένα. Το κατάλληλο μοντέλο εξομάλυνσης μπορεί να επιλεγεί σύμφωνα με τον παρακάτω πίνακα, όπου Y = Ναι και N = Όχι.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Model to Choose	Trend Present	Seasonality Present
Simple Exponential Smoothing	N	N
Double (Brown) Exponential Smoothing	Y	N
Seasonal Exponential Smoothing	N	Y
Winters Method – Additive Version	Y	Y

Εικόνα 5-22 PROC FORECAST in SAS - Κατάλληλη επιλογή ESM προσδιορίζοντας τα εμφανή χαρακτηριστικά των δεδομένων

(Πηγή: Exponential Smoothing Models - Professor Thomas B. Fomby, Department of Economics Southern Methodist University Dallas, June 2008)

5.8.3 *Έλεγχος Εποχικότητας στην χρονοσειρά*

Η εποχικότητα μιας χρονοσειράς είναι μια τακτική διακύμανση για μια τάση. Αυτό ονομάζεται εποχικότητα επειδή η εποχή του έτους είναι η πιο κοινή πηγή περιοδικών διαφορών. Η εποχική συνιστώσα είναι μια κυκλική κύμανση με περίοδο. Μέσα σε αυτή την χρονική περίοδο (π.χ. έτος) εξαντλούνται όλες οι τυχόν ανοδικές ή καθοδικές κινήσεις της χρονοσειράς. Είναι περιοδική καθώς επαναλαμβάνεται κάθε χρόνο. Η εποχική κύμανση μπορεί να οφείλεται σε κλιματολογικές συνθήκες / διαφορών μεταξύ εποχών, σε κοινωνικά φαινόμενα όπως εορτές, διακοπές ή στην περίπτωση του Πολεμικού Ναυτικού, σε προγραμματισμένες απασχολήσεις / αποστολές.

Ο έλεγχος της ύπαρξης ή μη εποχικότητας στην χρονοσειρά, γίνεται μέσω του "Seasonal Unit Root Test". Τα "Seasonal Unit Root Test" ή τεστ εποχιακής μονάδας ρίζας με βάση την παλινδρόμηση, όπως υποδηλώνει το όνομα τους, χρησιμοποιούν στατιστικά στοιχεία δοκιμών που λαμβάνονται από μοντέλα παλινδρόμησης για να ανιχνεύσουν την παρουσία εποχιακών μονάδων ρίζας. Οι δοκιμές με βάση την παλινδρόμηση ποικίλλουν ανάλογα με τα μοντέλα παλινδρόμησης που χρησιμοποιούνται και τις εναλλακτικές υποθέσεις που εξετάζονται. Στην περίπτωσή μας το τεστ βάσει του οποίου γίνεται ο έλεγχος της εποχικότητας είναι το "*Dickey-Hasza-Fuller Test"*. Ένα από τα πρώτα τεστ για την εποχιακή ενσωμάτωση που προτάθηκε από τους Dickey, Hasza και Fuller [DHF] (1984), οι οποίοι επέκτειναν τη διαδικασία των Dickey και Fuller [DF] (1979) σε εποχιακές χρονοσειρές μέσω της δοκιμαστικής παλινδρόμησης αντικαθιστώντας το Y_{t-1} με το Y_{t-s}. Το μοντέλο DHF είναι: $Y_t = \rho Y_{t-s} + e_t$ (Zhang, 2008).

Το τεστ εφαρμόζεται συνήθως με σύγκριση των υπολογισμένων t-statistics ελάχιστων τετραγώνων για τη μηδενική υπόθεση H_0, με τις μονόπλευρες κρίσιμες τιμές που καταγράφονται από τους DHF (Rodrigues, 1999). Η μηδενική υπόθεση (H_0) για αυτό το τεστ είναι ότι η εν λόγω σειρά έχει μια μονάδα ρίζας στην εποχιακή συχνότητα ρ=1 (seasonality). Η απόρριψη της μηδενικής υπόθεσης (H_0)

σημαίνει ότι η σειρά δεν έχει εποχιακή μονάδα ρίζας (ρ<1)(non-seasonality). Έτσι, ο στατιστικός έλεγχος υποθέσεων H_0 για τον έλεγχο ύπαρξης εποχικότητας ή όχι στην χρονοσειρά που αναλύσαμε εκφράζεται ως ακολούθως:

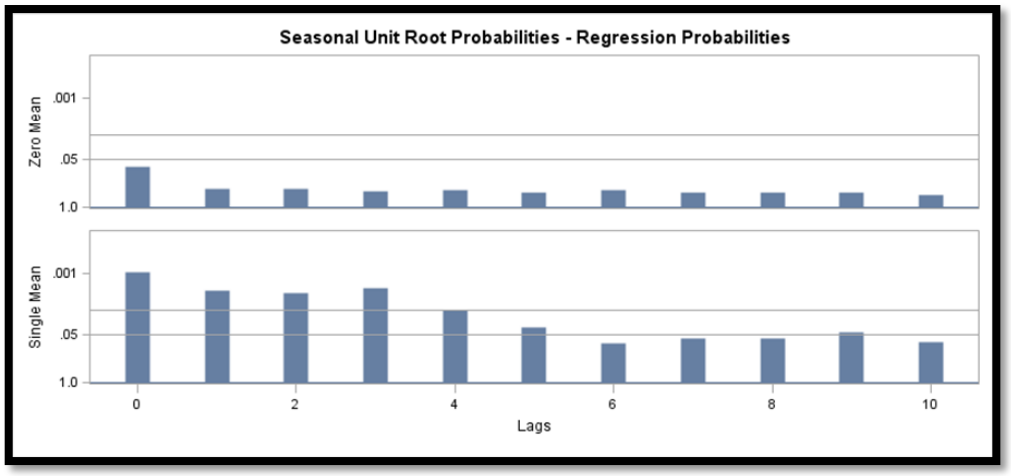
Μηδενική υπόθεση H_0 : Υπάρχει εποχικότητα ($Y_t = \rho Y_{t-s} + e_t$, ρ=1)

Εναλλακτική υπόθεση H_1 : Δεν υπάρχει εποχικότητα ($Y_t = \rho Y_{t-s} + e_t$, ρ<1)

Η μηδενική υπόθεση είναι αυτή που προσπαθούμε να βρούμε αποδεικτικά στοιχεία στο τεστ υπόθεσης. Ο έλεγχος της μηδενικής τιμής πραγματοποιείται με την βοήθεια του περιθωρίου σφάλματος P- value. Υπάρχει μια άμεση σχέση μεταξύ των διαστημάτων εμπιστοσύνης και των τιμών P- value. Η τιμή P- value μετρά την πιθανότητα λήψης ενός αποτελέσματος δείγματος που είναι πιο απίθανο από το παρατηρούμενο αποτέλεσμα δείγματος. Εάν αποκτήσουμε μια αρκετά μικρή τιμή P-value που να είναι χαμηλότερη από το επίπεδο σπουδαιότητας «α», δικαιολογείται να απορρίψουμε την μηδενική υπόθεση H_0. Εάν η τιμή P- value είναι μεγαλύτερη από το «α», τότε δεν μπορούμε να απορρίψουμε την μηδενική υπόθεση. Στην περίπτωσή που αναλύουμε, εάν η τιμή P-value είναι 0,05 ή λιγότερο, σε επίπεδο σημαντικότητας 5% (διάστημα εμπιστοσύνης 95%), τότε η μηδενική υπόθεση απορρίπτεται. Αντιθέτως, όταν το P-value είναι μεγαλύτερο του 0.05, η μηδενική υπόθεση H_0 δεν μπορεί να απορριφτεί που συνεπάγεται ύπαρξης εποχικότητας. Στην περίπτωση της σειράς που αναλύουμε, παρατηρούμε ότι τα lags 6 έως 10 έχουν P-value > 0.05, οπότε η μηδενική υπόθεση δεν μπορεί να απορριφθεί. Άρα, η σειρά έχει εποχικότητα.

Type	Lags	Rho	Pr < Rho	Tau	Pr < Tau
Zero Mean	0	-10.1571	0.0774	-3.07	0.0024
.	1	-3.3583	0.3176	-1.24	0.1198
.	2	-3.5386	0.3079	-1.23	0.1220
.	3	-2.5984	0.3592	-0.96	0.1817
.	4	-2.8311	0.3458	-1.19	0.1295
.	5	-2.1325	0.3847	-0.71	0.2523
.	6	-2.9636	0.3378	-0.76	0.2342
.	7	-2.0045	0.3903	-0.55	0.2984
.	8	-2.0847	0.3848	-0.54	0.3028
.	9	-1.9508	0.3911	-0.51	0.3090
.	10	-0.6297	0.4638	-0.17	0.4338
Single Mean	0	-30.0148	0.0010	-6.31	<.0001
.	1	-24.1562	0.0031	-3.63	0.0012
.	2	-23.5312	0.0036	-3.48	0.0018
.	3	-24.7901	0.0025	-3.71	0.0010
.	4	-19.7210	0.0102	-2.98	0.0059
.	5	-15.6931	0.0295	-1.95	0.0493
.	6	-11.4753	0.0839	-1.34	0.1339
.	7	-12.7493	0.0621	-1.45	0.1120
.	8	-12.7432	0.0626	-1.40	0.1204
.	9	-14.4621	0.0416	-1.48	0.1040
.	10	-12.1640	0.0755	-1.13	0.1734

Εικόνα 5-23 DHF Seasonal Unit Root Test table



Εικόνα 5-24 DHF Seasonal Unit Root Test Plot

6 *Συμπεράσματα*

Η πρόβλεψη της ζήτησης είναι μια λειτουργία που επηρεάζει το σύνολο των εταιρειών ανεξαρτήτως κλάδου, παγκοσμίως, όπως την βαριά βιομηχανία, τις εταιρείες καταναλωτικών συσκευασμένων προϊόντων, το λιανικό εμπόριο, τις φαρμακευτικές εταιρείες, τις αυτοκινητοβιομηχανίες, τις εταιρείες τηλεπικοινωνιών, τις χρηματοοικονομικές και πολλές άλλες μέσα στις οποίες δεν μπορούμε να μην συμπεριλάβουμε τον στρατιωτικό τομέα. Η πρόβλεψη της ζήτησης, αφενός είναι άκρως απαραίτητη για την αποφυγή των ανεπαρκειών στην αλυσίδα εφοδιασμού, αφετέρου, επηρεάζει όλες τις πτυχές μιας εταιρείας / οργανισμού σε επιχειρηματική βάση. Η πρόβλεψη της μελλοντικής ζήτησης είναι αυτή που καθορίζει τις ποσότητες πρώτων υλών, τον αριθμό των αποθεμάτων τελικών αγαθών, τον αριθμό των προϊόντων που πρέπει να αποσταλούν / αγοραστούν, αλλά και σε επίπεδο ανθρώπινου δυναμικού, τον αριθμό των ατόμων που απαιτείται να απασχολήσει μια εταιρεία / οργανισμός προκειμένου να επιτυγχάνει τους στόχους με το μικρότερο δυνατό κόστος. Η σημαντικότητα των προβλέψεων ζήτησης οφείλεται κυρίως στην απαίτηση μείωσης του χρόνου που απαιτείται προκειμένου να γίνει η μετάβαση της πρώτης ύλης, από τους προμηθευτές, στα τελικά προϊόντα στα χέρια των καταναλωτών, ιδιαίτερα στην τρέχουσα παγκόσμια οικονομία. Οι εταιρείες δεν μπορούν απλώς να περιμένουν την εμφάνιση της ζήτησης και στη συνέχεια να αντιδρούν σε αυτό με το σωστό προϊόν στο σωστό μέρος τη σωστή στιγμή. Αντιθέτως, πρέπει να προβλέπουν τις ανάγκες και να διαμορφώνουν τη μελλοντική ζήτηση εν αναμονή της συμπεριφοράς των πελατών.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Για να μπορέσουν οι εταιρείες να επιτύχουν τον σκοπό τους, λειτουργώντας σε ένα ασταθές αλλά και άκρως ανταγωνιστικό και δυναμικό περιβάλλον που προκαλεί μεγάλη πίεση στην αλυσίδα εφοδιασμού, στρέφουν την προσοχή τους τόσο στα απλά σημάδια ζήτησης, όπως η τάση και η εποχικότητα, όσο και σε πιο δυναμικά σημάδια ζήτησης, όπως οι τιμές, οι πωλήσεις και άλλους οικονομικούς παράγοντες, προκειμένου να διαμορφώσουν τη μελλοντική ζήτηση με βάση τις τακτικές πωλήσεων / μάρκετινγκ. Η επίτευξη επιτυχίας στην αγορά, λόγω της πολυπλοκότητάς της, απαιτεί μια πιο ολοκληρωμένη στρατηγική. Σε πολλές περιπτώσεις δεν μπορεί ένας οργανισμός να αρκεστεί στις προβλέψεις βάσει τάσης και εποχικότητας, αλλά θα πρέπει να κινηθεί σε πιο ισχυρά σημάδια ζήτησης, σχετικά με τους παράγοντες της αγοράς (τιμή, διαφήμιση, προώθηση πωλήσεων, γεγονότα μάρκετινγκ, κ.α.) Οι εταιρείες σε όλους τους κλάδους αντιμετωπίζουν δυνητικά σοβαρή απώλεια ανταγωνιστικής θέσης στην αγορά από την αποτυχία να κατανοήσουν, να διαμορφώσουν και να μεταφράσουν επαρκώς τα σημάδια ζήτησης που σχετίζονται με τις επιτυχίες της αγοράς ή την ανάκαμψη από τις αποτυχίες της αγοράς (Charles, 2013).

Ο προσδιορισμός και η ακρίβεια στην πρόβλεψη της ζήτησης, όπως αναφέρθηκε παραπάνω είναι άκρως σημαντική και στον στρατιωτικό τομέα. Για παράδειγμα, σε ένα οπλικό σύστημα, η ακριβής πρόβλεψη της ζήτησης ανταλλακτικών μπορεί να βοηθήσει στην αποφυγή του υπερβολικού αποθέματος, οδηγώντας στην αποτελεσματική χρήση του προϋπολογισμού. Μπορεί επίσης να βοηθήσει στην ανάπτυξη της ετοιμότητας μάχης του οπλικού συστήματος βελτιώνοντας τη χρήση του. Αντίθετα, η χαμηλή ακρίβεια μπορεί να προκαλέσει διάφορα κρίσιμα προβλήματα που θα έχουν αρνητικό πρόσημο, τόσο σε επίπεδο οπλικού συστήματος, όσο και σε επίπεδο προϋπολογισμού. Για παράδειγμα, η έλλειψη κρίσιμων ανταλλακτικών θα επιφέρει καθυστερήσεις στην συντήρηση του συστήματος, υπερβάσεις στην χρήση του με αποτέλεσμα την πιθανή ύπαρξη βλαβών που πιθανόν θα θέσουν εκτός λειτουργίας το συγκεκριμένο σύστημα, και ενδεχομένως να οδηγήσει σε ανεπιθύμητες επιχειρησιακές επιπτώσεις.

Τα παραπάνω έχουν άμεση επίδραση και στο Πολεμικό Ναυτικό. Το Πολεμικό Ναυτικό αποτελείται από διαφορετικούς τύπους πολεμικών πλοίων, ο κάθε ένας από αυτούς αποτελείται από εκατοντάδες συστήματα (οπλικά, ηλεκτρονικά, μηχανολογικά, κ.α). Τα συστήματα αυτά αποτελούνται από χιλιάδες υποσυστήματα/ υλικά (πχ. για τον τύπου ¨Α¨ πλοίο που αφορά μεσαίου μεγέθους σκάφος, οι καταγραφές σε υλικά (ηλεκτρολογικά / μηχανολογικά) ξεπερνούν τις 33 χιλιάδες). Προκειμένου να είναι ένα πλοίο λειτουργικό αλλά και ανά πάσα στιγμή έτοιμο να συμπεριληφθεί στον επιχειρησιακό σχεδιασμό της χώρας, τα χιλιάδες υλικά που υποστηρίζουν αυτά τα συστήματα, θα πρέπει να υφίστανται ως απόθεμα στις αποθήκες σε περίπτωση άμεσης ζήτησης.

Η κάλυψη των αναγκών σε υλικά (ανταλλακτικά) δεν είναι απλή υπόθεση διότι υπάρχει συνδυασμός παραγόντων που επηρεάζουν την ζήτηση. Μερικοί από αυτούς είναι:

- Στη συντήρηση ενός συστήματος όπλων, τα ανταλλακτικά μπορούν να ταξινομηθούν σε επισκευάσιμα και μη επισκευάσιμα.

- Ο αριθμός και η συχνότητα των βλαβών για κάθε σύστημα / συσκευή.

- Προτεραιοποίηση – Συστήματα που σε περίπτωση βλάβης χρήζουν άμεσης επισκευής που μεταφράζεται σε απαραίτητη ύπαρξη αποθέματος σε ανταλλακτικά, διότι επηρεάζουν την ετοιμότητα του πλοίου, και άλλα, που τυχόν βλάβη δεν απαιτεί την άμεση αποκατάσταση, που μεταφράζεται σε μη απαραίτητη ύπαρξη αποθέματος ανταλλακτικών στο εφοδιαστικό σύστημα.

- Ο κύκλος ζωής των συστημάτων.

- Το κόστος των υλικών. Για υλικά με ελάχιστο κόστος αγοράς, όπως για παράδειγμα το υλικό για το οποίο προβήκαμε σε ανάλυση πρόβλεψης, η δημιουργία αποθέματος, πέραν των προβλέψεων, δεν δημιουργεί σημαντικά προβλήματα στην αποθήκευση (μικρού όγκου υλικά) αλλά ούτε και σε επίπεδο προϋπολογισμού. Αντιθέτως, για ανταλλακτικά πολύ μεγάλης αξίας, η τήρηση των προβλέψεων είναι σημαντική καθόσον επηρεάζεται ο προϋπολογισμός).

- Ο χρονικός ορίζοντας παράδοσης από προμηθευτές.

- Ο όγκος των αποθεμάτων που μεταφράζεται σε ανάγκες χώρου αποθήκευσης.

- Η συντήρηση των συστημάτων. Τακτική ή μη προγραμματισμένη (ακανόνιστη) συντήρηση.

- Η αξιοπιστία του ανταλλακτικού. Ο μέσος χρόνος (σε ώρες) μεταξύ αστοχιών ενός ανταλλακτικού / συχνότητα αστοχίας του ανταλλακτικού.

- Ο Προϋπολογισμός που αφορά την κάλυψη αναγκών σε ανταλλακτικά για το σύνολο των μονάδων / συστημάτων.

Στην παρούσα εργασία, από τα υλικά που είχαμε προς ανάλυση επιλέξαμε τυχαία ένα, προκειμένου να το αναλύσουμε και να βγάλουμε συμπεράσματα ως προς την αναγκαιότητα της διαδικασίας πρόβλεψης στον τομέα των ανταλλακτικών. Από την ανάλυση, διαπιστώσαμε ότι η

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

ζήτηση στο συγκεκριμένο υλικό επηρεάζεται άμεσα από την εποχικότητα. Σε αντίθεση με τις εταιρίες του ιδιωτικού τομέα όπου η προσφορά / ζήτηση έχει να κάνει με αγοραπωλησίες, που όπως προαναφέραμε τα σημάδια της εποχικότητας δεν επαρκούν προκειμένου οι εταιρίες να αντιμετωπίζουν τον ανταγωνισμό, αλλά απαιτούνται οι ισχυρότεροι παράγοντες της αγοράς (τιμή, διαφήμιση, προώθηση πωλήσεων, γεγονότα μάρκετινγκ, κ.α.), στο Πολεμικό Ναυτικό και συγκεκριμένα στην ζήτηση των πλοίων σε ανταλλακτικά, η εποχικότητα παίζει αξιοσημείωτο ρόλο στην ροή της ζήτησης και εν γένει στην ακρίβεια των προβλέψεων. Η εποχικότητα στην ζήτηση υλικών για ένα πολεμικό πλοίο οφείλεται κυρίως στα παρακάτω γεγονότα.

- Στις τακτικές προγραμματισμένες συντηρήσεις συστημάτων.

- Στις προγραμματισμένες απασχολήσεις των πλοίων (ετήσιες ασκήσεις που λαμβάνουν χώρα ίδια χρονική περίοδο ανά έτος). Συγκεκριμένα, αυξάνεται η ζήτηση πριν την έναρξη των ασκήσεων, καθώς και μετά το πέρας αυτής. Αυτό συμβαίνει διότι τα πληρώματα των μονάδων προβαίνουν, πέραν των τακτικών ελέγχων / συντηρήσεις, σε έλεγχο των συστημάτων των μονάδων πριν την αποστολή του πλοίου και αποκατάσταση τυχόν βλαβών μετά την ολοκλήρωση αυτής, ώστε το πλοίο να είναι έτοιμο και πλήρως λειτουργικό για να εκτελέσει την επόμενη αποστολή του.

Μέσω της πρόβλεψης της ζήτησης καταλήξαμε σε συγκεκριμένο αριθμό αναγκών (εικόνα 5-18) ανά μήνα και για χρονικό ορίζοντα 12 μηνών, για το συγκεκριμένο υλικό, έχοντας συμπεριλάβει ένα ανώτερο και ένα κατώτερο όριο 95% στατιστικής πρόβλεψης. Αν και η ανάλυσή μας αφορούσε ένα υλικό μικρής οικονομικής αξίας που τυχόν υπερβολική ύπαρξη αποθέματος δεν θα δημιουργήσει κανένα απολύτως πρόβλημα στον προϋπολογισμό, παρόλα αυτά, ένα σημαντικό μέρος των υλικών αφορά υλικά μεγάλης αξίας που η μη πρόβλεψη ζήτησης, ίσως να προκαλέσει υπερκάλυψη των απαιτούμενων αποθεμάτων, με αρνητικές συνέπειες στον οικονομικό προϋπολογισμό, που συνεπάγεται πρόκληση σειρά επιπτώσεων στην εφοδιαστική αλυσίδα του οργανισμού. Από την άλλη, ανεξαρτήτως του κόστους του ανταλλακτικού, τυχόν εξάντληση των αποθεμάτων, μπορεί να έχει αρνητικές επιπτώσεις στην ομαλή λειτουργία του συστήματος και συνεπώς στην επιχειρησιακή ετοιμότητα της μονάδας.

Τα δεδομένα που είχαμε προς ανάλυση, αφορούσαν ιστορικό παρατηρήσεων 4 ετών (2017-2020). Λόγω του μικρού ιστορικού, στην παρούσα ανάλυση, επιλέξαμε υλικά με περίπου μηνιαία ζήτηση, ώστε, έχοντας σημαντικό αριθμό καταγραφών να μπορέσουμε να προβούμε σε ανάλυση και να ληφθούν κάποια αποτελέσματα. Αυτό μεταφράζεται σε υλικά, συνήθως μικρής οικονομικής αξίας, που εξυπηρετούν μηνιαίες ανάγκες συντήρησης συστημάτων / συσκευών.

Εχοντας ιστορικά δεδομένα αρκετών ετών (πχ. 10 έτη), μπορούμε να βγάλουμε κρίσιμα συμπεράσματα από τα αποτελέσματα των προβλέψεων ζήτησης, για ανταλλακτικά μεγάλης

οικονομικής αλλά και επιχειρησιακής αξίας (με σπανιότερες καταγραφές ζήτησης), όπου η ακρίβεια της πρόβλεψης είναι υψίστης σημασίας για την σωστή λειτουργία και την ετοιμότητα του συστήματος. Πέραν των ανωτέρω, μέσα από την πρόβλεψη της ζήτησης σε ανταλλακτικά, μπορούν να ληφθούν σημαντικά συμπεράσματα και δημιουργία επιπλέον προβλέψεων στον τομέα των βλαβών, αφού μέρος της ζήτησης σε ανταλλακτικά αφορά αποκατάσταση βλαβών και όχι κάποια περιοδική συντήρηση συστημάτων, εξίσου σημαντικές προβλέψεις, μέσα από τις οποίες πηγάζουν σημαντικά συμπεράσματα ως προς τις βλάβες, τις αιτίες πρόκλησης αυτών, τους τρόπους μείωσης και έγκαιρης αποκατάστασης.

Η πρόβλεψη της ζήτησης πέραν από τον τομέα των ανταλλακτικών είναι εξίσου σημαντική και σε άλλους τομείς, όπως για παράδειγμα στα καύσιμα / λιπαντικά. Όσο και λειτουργικά να είναι τα συστήματα ενός πλοίου, η εξάντληση αποθεμάτων σε καύσιμα / λιπαντικά προκαλεί εξίσου αρνητικές επιπτώσεις στην ετοιμότητα του στόλου και γενικότερα στον επιχειρησιακό σχεδιασμό.

Δεν μπορούμε να μην αναφερθούμε και στο έμψυχο δυναμικό του Πολεμικού Ναυτικού, που όπως αναφέραμε και σε προηγούμενη ενότητα, αριθμεί μερικές χιλιάδες στελέχη. Είναι απαραίτητο και ιδιαίτερα σημαντικό για έναν τόσο πολυπληθή οργανισμό, να προβλέπονται οι ανάγκες που πρόκειται να προκύψουν σε ανθρώπινο δυναμικό σε βάθος χρόνου. Εκμεταλλευόμενοι τα δεδομένα προηγούμενων ετών (απώλειες από τον οργανισμό λόγω συνταξιοδοτήσεων, εθελούσιας απομάκρυνσης, λόγοι υγείας κ.α) και λαμβάνοντας υπόψη τον χρονικό ορίζοντα που απαιτείται για την ολοκλήρωση της διαδικασίας ένταξης του προσωπικού στην δύναμη του Πολεμικού Ναυτικού και εκπαίδευσης (πχ 4 έτη για του Ναυτικούς Δοκίμους), μπορούν να προβλεφθούν με μεγάλη ακρίβεια οι ανάγκες σε ανθρώπινο δυναμικό για τα επόμενα χρόνια και να ληφθούν αποφάσεις για τον αριθμό προσλήψεων νέων στελεχών.

Συνοψίζοντας, οι τεχνικές πρόβλεψης αφορούν το Πολεμικό Ναυτικό στο σύνολό του ως οργανισμό, σε όλους τους τομείς. Προϋπόθεση για την κατά το δυνατό καλύτερη προσέγγιση στις πραγματικές ανάγκες είναι η ύπαρξη μεγάλου όγκου δεδομένων, τα οποία ως επί των πλείστων υφίστανται καθώς η ιστορία του Πολεμικού Ναυτικού τόσο στον τομέα του στόλου, όσο και στους λοιπούς τομείς (Ανθρώπινο δυναμικό, Επισκευαστικούς φορείς, Ναυτικό Νοσοκομείο κ.α) προσφέρει σημαντικά στοιχεία προκειμένου οι προβλέψεις να αγγίζουν τις πραγματικές ανάγκες.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

7 Βιβλιογραφία

Zaras, Andreas . "Notes for the course "Business Forecasting"." 2018.

https://en.wikipedia.org/wiki/Portmanteau_test, 2020.

https://en.wikipedia.org/wiki/Training,_validation,_and_test_sets, n.d.

https://en.wikipedia.org/wiki/Cross-validation_(statistics)#Holdout_method, n.d.

Athanasopoulos, George, and Rob J Hyndman. *Forecasting: Principles and Practice (2nd ed).* Monash University, Australia, n.d.

Brownlee, Jason. *A Gentle Introduction to Exponential Smoothing for Time Series Forecasting in Python.* 2018. https://machinelearningmastery.com/exponential-smoothing-for-time-series-forecasting-in-python.

Charles W. Chase, Jr. *Demand-Driven Forecasting - A Structured Approach to Forecasting, Second Edition* . Wiley, 2013.

ERIC GHYSELS, DENISE R. OSBORN. *The Econometric Analysis of Seasonal Time Series.* New York: Cambridge University Press, 2001.

Fernandez, George , Chip Wells, and Terry Woodfield. *Forecasting Using SAS Forecast Server Software - Course Notes.* SAS Institute Inc, 2011.

Fomby , Thomas B. *Exponential Smoothing Models, Department of Economics.* Southern Methodist University Dallas, June 2008.

Gililand, Michael. "Fundamental Issues in Business Forecasting." *SAS White Paper*, 2003.

Gilliland, Michael. "Forecasting 101 - How to Get More Accurate Forecasts With Less Cost and Effort." SAS Conclusions Paper, n.d.

HARVEY, ANDREW. "Chapter 7 - FORECASTING WITH UNOBSERVED COMPONENTS TIME SERIES MODELS." In *Handbook of Economic Forecasting, Volume 1*, edited by Clive W.J. Granger and Allan Timmermann Graham Elliott. Elsevier B.V., 2006.

Hastie, Trevor, Robert Tibshirani, and Jerome Friedman. *The Elements of Statistical Learning. Data Mining, Inference, and Prediction. 2nd Edition.* Springer, 2008.

Honaker, James , and Gary King. "What to Do about Missing Values in Time-Series." *American Journal of Political Science, Vol. 54, No. 2, Pp. 561–581.* Midwest Political Science Association, April 2010.

Irfan Pratama, Adhistya Erna Permanasari, Igi Ardiyanto, and Rini Indrayani. *A Review of Missing Values Handling Methods - 2016 International Conference on Information Technology Systems and Innovation (ICITSI).* October 24 – 27, 2016.

Koopman, Siem Jan, and Marius Ooms. "Forecasting economic time series using unobserved components time series models." *VU University Amsterdam, Department of Econometrics.* 2010.

Le, Anh. *Time Series Analysis and Seasonal Decomposition.* May 2011. https://code.likeagirl.io/time-series-analysis-and-seasonal-decomposition-af9b4ba797c4.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Mills, Terence C. *Applied Time Series Analysis - A Practical Guide to Modeling and Forecasting.* Loughborough, United Kingdom, 2019.

Pant, Varishu. *Time Series Analysis using Unobserved Components Model in Python.* 2020. https://medium.com/analytics-vidhya/tsa-ucm-python-5fde69d42e28.

Prabhakaran, Selva. *ARIMA Model – Complete Guide to Time Series Forecasting in Python.* 2019. https://www.machinelearningplus.com/time-series/arima-model-time-series-forecasting-python.

Ritu , Jain, Charles Chase, and Kenneth B Kahn. "Demand Planning Maturity Model - Strategies for Demand-Driven Forecasting and Planning, ." *A joint paper by Purdue University and SAS.* SAS Indtitute Inc. , 2012.

Rodrigues, Paulo M, and Denise R Osborn. "Performance of seasonal unit root tests for monthly data, Journal of Applied." 1999. http://dx.doi.org/10.1080/02664769921981.

RUBIN, DONALD B. *Multiple Imputation for Nonresponse in Surveys.* New York: John Wiley & Sons, Inc., 1987.

Rubin, Donald, and Roderick Little. *Statistical Analysis with Missing Data, Third Edition.* John Wiley & Sons, Inc, 12 April 2019.

"SAGE Research Methods Datasets." *Learn About Time Series ACF and PACF in SPSS With Data From the USDA Feed Grains Database (1876–2015), Student Guide.* SAGE Publications, Ltd. http://methods.sagepub.com/base/download/DatasetStudentGuide/time-series-acf-pacf-in-us-feedgrains-1876-2015, 2017.

SAS Example Code - How to Replace Missing Values in SAS. 2020. https://sasexamplecode.com/replace-missing-values-in-sas.

SAS Forecast Studio 4.1 User's Guide. n.d.

SAS Help Center - SAS Enterprise Miner. *Time Series Data Preparation Node.* Vers. SAS Institute Inc. 2017. https://documentation.sas.com/doc/en/emref/14.3/n0rzjozmp6um16n164o5w43nsaax.htm#n0om92lgozxuj5n1mhblh0ydudn6.

SAS, Support. "SAS, ETS Examples - Analysis of Unobserved Component Models Using PROC UCM." n.d. https://support.sas.com/rnd/app/ets/examples/melanoma/index.htm.

SAS/ETS® 14.2 user guide. n.d.

Shumway, Robert H, and David S Stoffer. *Time Series Analysis and Its Applications With R Examples, Fourth Edition.* September 2016.

Spyros G. Makridakis, Steven C. Wheelwright, Rob J Hyndman. *Forecasting Methods and Applications 3rd ed.* New York: John Wiley & Sons. , 1998.

Sree, dhevi A.T. "Imputing Missing Values Using Inverse Distance - Weighted Interpolation for Time Series Data." *2014 Sixth International Conference on Advanced Computing (ICoAC).* MIT, Anna University, Chennai-44., 2014.

Swalin, Alvira . *Towards Data Science - How to Handle Missing Data.* 2018. https://towardsdatascience.com/how-to-handle-missing-data-8646b18db0d4.

"Unobserved Component Models in R." n.d. https://cran.r-project.org/web/packages/rucm/vignettes/rucm_vignettes.html.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

VIJAY KOTU, BALA DESHPANDE. *Data Science Concepts and Practice, 2nd Edition.* Elsevier Inc, 2019.

Young , P.C. "Unobserved Component Models. In: Recursive Estimation and Time-Series Analysis. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-21981-8_5." 2011.

Zhang, Qianyi. *Seasonal Unit Root Tests: A Comparison.* North Carolina, 2008.

Ε.Μ.Π, Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Η/Υ;. *Διοίκηση Παραγωγής και Συστημάτων Υπηρεσιών, Κεφ 6- Διαχείρηση και Πρόβλεψη Ζήτησης.* n.d.

Πολεμικό Ναυτικό - Επίσημη Ιστοσελίδα. Copyright 2021. https://www.hellenicnavy.gr.

Χαλικιάς, Ιωάννης. *Στατιστική - Μέθοδοι Ανάλυσης για Επιχειρηματικές Αποφάσεις, 3η έκδοση.* Rosili, 2010.