



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ Μ/Υ
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
ΣΧΟΛΗ ΝΑΥΤΙΛΙΑΣ ΚΑΙ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑΣ
ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ & ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ
ΔΙΑΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ
ΣΠΟΥΔΩΝ
«ΤΕΧΝΟ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ»



ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΤΗΣ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗΣ ΑΠΟΘΕΜΑΤΩΝ ΣΕ ΕΤΑΙΡΕΙΑ ΧΗΜΙΚΩΝ ΥΛΩΝ ΜΕΣΩ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΑΓΓΕΛΑΚΟΠΟΥΛΟΥ ΗΛΕΚΤΡΑ ΕΛΕΣΑ του ΒΑΣΙΛΕΙΟΥ

ΕΠΙΒΛΕΠΟΝΤΕΣ

ΚΑΘ. ΔΗΜΗΤΡΙΟΣ ΑΣΚΟΥΝΗΣ

ΔΡ. ΔΗΜΗΤΡΙΟΣ ΠΑΝΟΠΟΥΛΟΣ (ΕΔΙΠ)

ΑΘΗΝΑ, ΟΚΤΩΒΡΙΟΣ 2024



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ Μ/Υ
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
ΣΧΟΛΗ ΝΑΥΤΙΛΙΑΣ ΚΑΙ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑΣ
ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ & ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ
ΔΙΑΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ
ΣΠΟΥΔΩΝ
«ΤΕΧΝΟ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ»



ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΤΗΣ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗΣ ΑΠΟΘΕΜΑΤΩΝ ΣΕ ΕΤΑΙΡΕΙΑ ΧΗΜΙΚΩΝ ΥΛΩΝ ΜΕΣΩ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΑΓΓΕΛΑΚΟΠΟΥΛΟΥ ΗΛΕΚΤΡΑ ΕΛΕΣΑ του ΒΑΣΙΛΕΙΟΥ

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 21/02/2025.

Επιβλέποντες:

Καθ. Δημήτριος Ασκούνης

Καθηγητής, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, Εθνικό
Μετσόβιο Πολυτεχνείο

Δρ. Δημήτριος Πανόπουλος

ΕΔΙΠ, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, Εθνικό
Μετσόβιο Πολυτεχνείο

Δημήτριος Ασκούνης
Καθηγητής ΕΜΠ

Ιωάννης Ψαρράς
Καθηγητής ΕΜΠ

Ευάγγελος Μαρινάκης
Επικ. Καθηγητής ΕΜΠ

ΑΘΗΝΑ, ΟΚΤΩΒΡΙΟΣ 2024

Ηλέκτρα – Ελέσα Αγγελικοπούλου

Κάτοχος Μεταπτυχιακού Προγράμματος “Τεχνο-οικονομικά Συστήματα” της Σχολής
Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών Ε.Μ.Π.”

Copyright © Ηλέκτρα- Ελέσα Αγγελικοπούλου 2024.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Περίληψη

Η αποτελεσματική διαχείριση αποθεμάτων είναι κρίσιμη για τη λειτουργία και την επιτυχία μιας επιχείρησης. Αυτή η διπλωματική εργασία μελετά τη χρήση μεθόδων πρόβλεψης ζήτησης για τη βελτιστοποίηση της διαχείρισης αποθεμάτων μιας εταιρείας χημικών υλών. Εστιάζοντας σε χρονοσειρές και σύγχρονες μεθόδους, αναλύονται οι προκλήσεις της αβεβαιότητας στη ζήτηση λόγω παραγόντων όπως οι κυκλικές τάσεις και οι γεωπολιτικές επιρροές.

Για την ανάλυση χρησιμοποιήθηκαν μέθοδοι όπως η Εκθετική Εξομάλυνση, το Holt-Winters, η Naïve προσέγγιση και το ARIMA, με κάθε μέθοδο να επιλέγεται βάσει των χαρακτηριστικών των δεδομένων. Η σωστή εφαρμογή αυτών των μεθόδων επιτρέπει τη βελτίωση της διαχείρισης αποθεμάτων και τη μείωση των λειτουργικών εξόδων της εταιρείας, διασφαλίζοντας παράλληλα επάρκεια υλικών για την παραγωγή.

Λέξεις κλειδιά: Naïve, Arima, Πρόβλεψη πωλήσεων, τάση.

Abstract

Effective inventory management is critical to the operation and success of a business. This thesis examines the use of demand forecasting methods to optimize inventory management for a chemical materials company. Focusing on time series and modern forecasting methods, it analyses the challenges of demand uncertainty due to factors such as cyclical trends and geopolitical influences.

For the analysis, methods such as Exponential Smoothing, Holt-Winters, the Naïve approach, and ARIMA were used, with each method selected based on the characteristics of the data. The proper application of these methods enables the improvement of inventory management and the reduction of operating costs, while ensuring the availability of materials for production.

Keywords: Naïve, ARIMA, sales forecasting, trend

Περιεχόμενα

Abstract	6
Ευρετήριο Εικόνων	9
Ευρετήριο Πινάκων	10
Ευρετήριο διαγραμμάτων.....	11
1. Εισαγωγή.....	15
1.1. Αντικείμενο εργασίας.....	15
1.2. Ο ρόλος των αποθεμάτων	15
1.3. Σημασία της ακριβούς πρόβλεψης ζήτησης για τη διαχείριση αποθεμάτων.....	18
1.4. Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα διατήρησης αποθέματος.....	19
1.5. Ανεξάρτητη και εξαρτημένη ζήτηση	22
1.6. Ρόλος τεχνητής νοημοσύνης στα αποθέματα	24
2. Ιστορική Αναδρομή	26
2.1. Διαχείριση αποθέματος	26
2.2. Σχεδιασμός αποθεμάτων	27
2.3. Μέθοδοι προβλέψεων	29
2.4. Απλός μέσος όρος	32
2.5. Κινητός μέσος όρος	33
2.6. Μέθοδος εκθετικής εξομάλυνσης	34
2.7. Μέθοδος Naïve	37
2.8. Μέθοδος Theta	39
2.9. Linear & Exponential Trend.....	40
2.10. Arima & Sarima	43
2.11. Μέθοδος Croston & SBA.....	45
2.12. Μηχανική μάθηση.....	46
3. Μεθοδολογία.....	48
3.1. Περιγραφή και προετοιμασία των δεδομένων	48
3.2. Ποιοτικά χαρακτηριστικά χρονοσειρών.....	51
3.3. Ανάλυση ποιοτικών χαρακτηριστικών	52
4. Ανάλυση δεδομένων και αποτελεσμάτων.....	61
4.1. Ανάλυση χρονοσειράς.....	62
4.2. Μοντέλο προβλέψεων Theta.....	67
4.3. Μοντέλο προβλέψεων Holt – Winters.....	70
4.4. Exponential trend	75
4.5. Μοντέλο προβλέψεων ARIMA.....	80
4.6. Μοντέλο προβλέψεων Croston	84

4.7. Μοντέλο πρόβλεψης SBA	87
4.8. Σύγκριση μεθόδων προβλέψεων	90
5. Προβλέψεις μέσω εργαλείου τεχνητής νοημοσύνης Chat GPT	99
6. Συμπεράσματα.....	105
Βιβλιογραφία.....	107

Ευρετήριο Εικόνων

Εικόνα 1 Έλεγχος αποθεμάτων, (Πηγή: Wild Tony Best Practice in Inventory Management [Βιβλίο]. - [s.l.] : Taylor & Francis, 2007.)	17
Εικόνα 2 Μοντέλο διαχείρισης αποθεμάτων (Πηγή Kot S., Grondys K., Szopa R. (2014), Theory of inventory management based on demand forecasting, Polish Journal of Management Studies 3(1):148-156)	18
Εικόνα 3 Βέλτιστη ισορροπία αποθέματος (Πηγή: Geoff Relph Catherine Milner Inventory Management: Advanced Methods for Managing Inventory Within Business Systems [Βιβλίο]. - [s.l.] : Kogan Page, 2015.....	26
Εικόνα 4 Οι 3 πυλώνες της διαχείρισης αποθεμάτων: προγραμματισμός, έλεγχος και ισορροπία (Πηγή: Geoff Relph Catherine Milner Inventory Management: Advanced Methods for Managing Inventory Within Business Systems [Βιβλίο]. - [s.l.] : Kogan Page, 2015	27

Ευρετήριο Πινάκων

Πίνακας 1 Πωλήσεις ανά τρίμηνο από το 2020-2024	49
Πίνακας 2 Πίνακας αποτελεσμάτων grubbs.test.....	50
Πίνακας 3 Grubbs test τιμές.....	51
Πίνακας 4 Πίνακας με τους εποχικούς δείκτες ανά υλικό.....	59
Πίνακας 5 Πίνακας με αποεποχικοποιημένα δεδομένα	60
Πίνακας 6 Πίνακας προβλέψεων για τα τρία πρώτα τρίμηνα του 2024 και τα σφάλματα τους	62
Πίνακας 8 Πίνακας προβλέψεων για τα τρία πρώτα τρίμηνα του 2024 και τα σφάλματα τους	68
Πίνακας 9 Πίνακας προβλέψεων για τα τρία πρώτα τρίμηνα του 2024 και τα σφάλματα τους	71
Πίνακας 10 Πίνακας προβλέψεων για τα τρία πρώτα τρίμηνα του 2024 και τα σφάλματα τους	75
Πίνακας 11 Πίνακας προβλέψεων για τα τρία πρώτα τρίμηνα του 2024 και τα σφάλματα τους	84

Ευρετήριο διαγραμμάτων

Διάγραμμα 1 Διαγράμματα χρονοσειρών	53
Διάγραμμα 2 Διάγραμμα ποιοτικών χαρακτηριστικών υλικού K2-200	54
Διάγραμμα 3 Διάγραμμα ποιοτικών χαρακτηριστικών υλικού K57-210.....	54
Διάγραμμα 4 Διάγραμμα ποιοτικών χαρακτηριστικών υλικού K61-220.....	55
Διάγραμμα 5 Διάγραμμα ποιοτικών χαρακτηριστικών K63-210.....	56
Διάγραμμα 6 Διάγραμμα ποιοτικών χαρακτηριστικών υλικού K64-210.....	56
Διάγραμμα 7 Διάγραμμα ποιοτικών χαρακτηριστικών K75-200.....	57
Διάγραμμα 8 Διάγραμμα ποιοτικών χαρακτηριστικών K83-200.....	57
Διάγραμμα 9 Διάγραμμα ποιοτικών χαρακτηριστικών του υλικού K101-210	58
Διάγραμμα 10 Γραφική απεικόνιση ζήτησης και αποεποχικοποιημένης ζήτησης υλικού K2- 200	59
Διάγραμμα 11 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K2-200 με τη μέθοδο ανάλυση χρονοσειράς.....	63
Διάγραμμα 12 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K57-210 με τη μέθοδο ανάλυση χρονοσειράς	64
Διάγραμμα 13 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K61-220 με τη μέθοδο ανάλυση χρονοσειράς	64
Διάγραμμα 14 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K63-210 με τη μέθοδο ανάλυση χρονοσειράς	65
Διάγραμμα 15 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K64-210 με τη μέθοδο ανάλυση χρονοσειράς	65
Διάγραμμα 16 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K75-200 με τη μέθοδο ανάλυση χρονοσειράς	66
Διάγραμμα 17 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K83-200 με τη μέθοδο ανάλυση χρονοσειράς	66
Διάγραμμα 18 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K101-210 με τη μέθοδο ανάλυση χρονοσειράς	67
Διάγραμμα 19 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K2-200 με τη Theta	68
Διάγραμμα 20 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K57-210 με τη μέθοδο Theta.....	69
Διάγραμμα 21 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K63-210 με τη μέθοδο Theta.....	69
Διάγραμμα 22 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K83-200 με τη μέθοδο Theta.....	70

Διάγραμμα 23 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K2-200 με τη μέθοδο Holt Winters.....	71
Διάγραμμα 24 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K61-220 με τη μέθοδο Holt Winters	72
Διάγραμμα 25 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K64-210 με τη Holt Winters	73
Διάγραμμα 26 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K75-200 με τη μέθοδο Holt Winters	74
Διάγραμμα 27 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K101-210 με τη μέθοδο Holt Winters	74
Διάγραμμα 28 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K2-200 με το μοντέλο Exponential Trend	76
Διάγραμμα 29 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K61-210 με το μοντέλο Exponential Trend	76
Διάγραμμα 30 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K64-210 με το μοντέλο Exponential Trend	77
Διάγραμμα 31 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K75-200 με το μοντέλο exponential trend.....	77
Διάγραμμα 32 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K83-200 με το μοντέλο Exponential Trend	78
Διάγραμμα 33 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K101-210 με το μοντέλο Exponential Trend	79
Διάγραμμα 34 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K2-200 με το μοντέλο ARIMA.....	80
Διάγραμμα 35 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K75-200 με το μοντέλο ARIMA	81
Διάγραμμα 36 Διαγνωστικός Έλεγχος Υπολειμμάτων Μοντέλου ARIMA K75-200.....	82
Διάγραμμα 37 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K83-200 με το μοντέλο ARIMA	82
Διάγραμμα 38 Διαγνωστικός Έλεγχος Υπολειμμάτων Μοντέλου ARIMA K83-200.....	83
Διάγραμμα 39 Πίνακας προβλέψεων για τα τρία πρώτα τρίμηνα του 2024 και τα σφάλματα	83
Διάγραμμα 40 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K2-200 με το μοντέλο Croston.....	84
Διάγραμμα 41 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K61-220 με το μοντέλο Croston	85

Διάγραμμα 42 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K75-200 με το μοντέλο Croston	86
Διάγραμμα 43 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K83-200 με το μοντέλο Croston	86
Διάγραμμα 44 Πίνακας προβλέψεων για τα τρία πρώτα τρίμηνα του 2024 και τα σφάλματα τους	87
Διάγραμμα 45 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K2-200 με τη SBA	87
Διάγραμμα 46 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K61-220 με τη SBA	88
Διάγραμμα 47 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K83-200 με τη SBA	88
Διάγραμμα 48 Σύγκριση σφαλμάτων υλικού K2-200	91
Διάγραμμα 49 Σύγκριση σφαλμάτων υλικού K57-210	91
Διάγραμμα 50 Σύγκριση σφαλμάτων MAPE υλικού K61-220	92
Διάγραμμα 51 Σύγκριση σφαλμάτων υλικού K63-210	93
Διάγραμμα 52 Σύγκριση σφαλμάτων MAPE υλικού K64-210	94
Διάγραμμα 53 Σύγκριση σφαλμάτων MAPE υλικού K75-200	95
Διάγραμμα 54 Σύγκριση σφαλμάτων MAPE υλικού K83-200	96
Διάγραμμα 55 Σύγκριση σφαλμάτων MAPE υλικού K101-210	97
Διάγραμμα 56 Σύγκριση μέσων σφαλμάτων	97
Διάγραμμα 57 Σύγκριση προβλέψεων Chat GPT με πραγματικές τιμές για το υλικό K2-200	100
Διάγραμμα 58 Σύγκριση προβλέψεων Chat GPT με πραγματικές τιμές για το υλικό K57-210	100
Διάγραμμα 59 Σύγκριση προβλέψεων Chat GPT με πραγματικές τιμές για το υλικό K61-220	101
Διάγραμμα 60 Σύγκριση προβλέψεων Chat GPT με πραγματικές τιμές για το υλικό K63-210	101
Διάγραμμα 61 Σύγκριση προβλέψεων Chat GPT με πραγματικές τιμές για το υλικό K64-210	102
Διάγραμμα 62 Σύγκριση προβλέψεων Chat GPT με πραγματικές τιμές για το υλικό K75-200	102
Διάγραμμα 63 Σύγκριση προβλέψεων Chat GPT με πραγματικές τιμές για το υλικό K83-200	103
Διάγραμμα 64 Σύγκριση προβλέψεων Chat GPT με πραγματικές τιμές για το υλικό K101-210	103

Βελτιστοποίηση της Διαχείρισης Αποθεμάτων σε Εταιρεία Χημικών Υλών μέσω Μεθόδων
Πρόβλεψης Ζήτησης

Διάγραμμα 65 Σύγκριση σφαλμάτων MAPE προβλέψεων και chat GPT.....104

1. Εισαγωγή

1.1. Αντικείμενο εργασίας

Η αποτελεσματική διαχείριση των αποθεμάτων αποτελεί κρίσιμο κομμάτι της λειτουργίας και της επιτυχίας μιας επιχείρησης. Μια αποδοτική διαχείριση των αποθεμάτων απαιτεί όχι μόνο την κατανόηση των τρεχουσών τάσεων ζήτησης, αλλά και την ικανότητα πρόβλεψης των μελλοντικών αναγκών. Στο πλαίσιο αυτό, η εφαρμογή μεθόδων πρόβλεψης ζήτησης αποκτά ιδιαίτερη σημασία.

Η παρούσα διπλωματική εργασία αποσκοπεί στη μελέτη και ανάλυση της χρήσης μεθόδων πρόβλεψης ζήτησης για τη βελτιστοποίηση της διαχείρισης αποθεμάτων εταιρείας ά χημικών υλών. Συγκεκριμένα θα εξεταστούν τόσο οι κλασικές χρονοσειριακές αναλύσεις όσο και άλλες σύγχρονες μέθοδοι πρόβλεψης, με στόχο την αύξηση της ακρίβειας και της αποτελεσματικότητας της πρόβλεψης της ζήτησης.

Σε αυτόν το τομέα έρχονται συχνά αντιμέτωποι με την πρόκληση της αβεβαιότητας όσον αφορά τη ζήτηση των προϊόντων τους, λόγω πολλών παραγόντων όπως οι κυκλικές τάσεις της αγοράς, οι αλλαγές στις τάσεις κατανάλωσης και οι εξελίξεις στην τεχνολογία. Επιπλέον, η χημική βιομηχανία είναι συχνά εκτεθειμένη σε εξωτερικές επιρροές, όπως οι αλλαγές στη νομοθεσία ή οι γεωπολιτικές αναταραχές, που μπορούν να επηρεάσουν τη ζήτηση των προϊόντων της. Ένας ακόμα σημαντικός λόγος για την πρόβλεψη των αποθεμάτων είναι η σύντομη διάρκεια ζωής πολλών πρώτων υλών. Οι πρώτες ύλες που θα μελετήσουμε έχουν συνήθως περιορισμένο χρονικό περιθώριο χρήσης, και ως εκ τούτου, η ανάλυση και η πρόβλεψη της ζήτησής τους είναι ουσιώδους σημασίας.

Στα επόμενα κεφάλαια της εργασίας θα πραγματοποιηθεί ανάλυση και σύγκριση των μεθόδων πρόβλεψης λαμβάνοντας υπόψη πλεονεκτήματα, περιορισμούς και απαιτήσεις δεδομένων με σκοπό την ανάπτυξη ενός πλαισίου πρόβλεψης ζήτησης που θα είναι προσαρμοσμένο στις ανάγκες και τις ιδιαιτερότητες της χημικής βιομηχανίας, προσφέροντας έτσι λύσεις για την αντιμετώπιση του προβλήματος της αβεβαιότητας στη ζήτηση και τη βελτίωση της διαχείρισης αποθεμάτων.

1.2. Ο ρόλος των αποθεμάτων

Η επιτυχία μιας επιχείρησης εξαρτάται από τη δυνατότητά της να παρέχει υπηρεσίες στους πελάτες ή τους χρήστες και να παραμένει οικονομικά βιώσιμη. Για μια επιχείρηση που προμηθεύει προϊόντα στους πελάτες της, η κύρια δραστηριότητα της είναι να έχει κατάλληλα

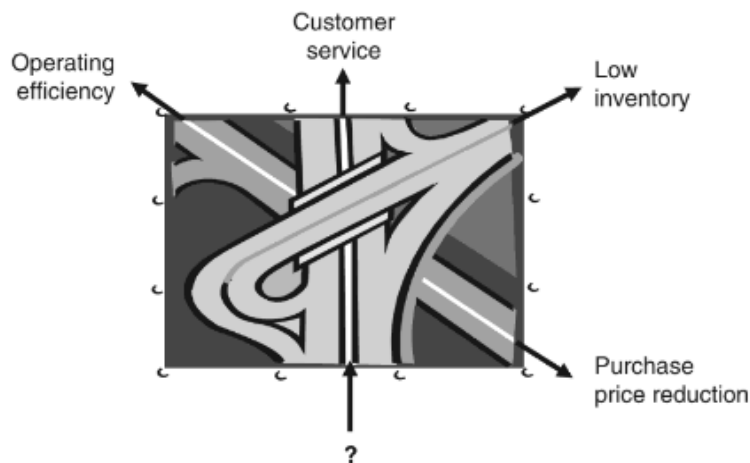
προϊόντα διαθέσιμα σε λογική τιμή εντός λογικού χρονικού διαστήματος. Πολλά τμήματα μιας επιχείρησης εμπλέκονται στη προμήθεια προϊόντων. Αρχικά, εμπλέκονται τα τμήματα μάρκετινγκ και σχεδιασμού, στη συνέχεια το τμήμα αγορών και, σε ορισμένες περιπτώσεις, εμπλέκεται και η παραγωγή. Για ένα αντικείμενο που ήδη βρίσκεται στην αγορά, η κύρια δραστηριότητα είναι η παροχή συνεχούς εφοδιασμού για τους πελάτες.

Ο έλεγχος αποθεμάτων είναι η δραστηριότητα που οργανώνει τη διαθεσιμότητα αντικειμένων στους πελάτες. Συντονίζει τις λειτουργίες αγοράς, παραγωγής και διανομής για να καλύψει τις ανάγκες του μάρκετινγκ. Αυτός ο ρόλος περιλαμβάνει την προμήθεια των τρεχουσών πωλούμενων αντικειμένων, νέων προϊόντων, καταναλωτικών, ανταλλακτικών και όλων των άλλων εφοδίων. Τα αποθέματα επιτρέπουν σε μια εταιρεία να υποστηρίξει τις δραστηριότητες της εξυπηρέτησης πελατών, λογιστικής ή κατασκευής σε καταστάσεις όπου η αγορά ή η παραγωγή των αντικειμένων δεν είναι σε θέση να ικανοποιήσει τη ζήτηση. Αυτό θα μπορούσε να προκύψει είτε λόγω της ταχύτητας της αγοράς, είτε επειδή η παραγωγή είναι υπερβολικά περίπλοκη, είτε επειδή οι ποσότητες που απαιτούνται δεν μπορούν να παραχθούν χωρίς αποθέματα (δηλαδή ο ρυθμός ζήτησης υπερβαίνει τον μέγιστο ρυθμό προσφοράς).

Ο έλεγχος αποθεμάτων παρουσιάζεται στην εικόνα 1. Όπως φαίνεται πολλές δραστηριότητες εξαρτώνται από το να έχουν το σωστό επίπεδο αποθεμάτων, αλλά ο ορισμός του όρου "σωστό επίπεδο" ποικίλλει ανάλογα με το ποιος το ορίζει. Ο έλεγχος αποθεμάτων είναι σίγουρα ένα εγχείρημα μεταξύ των αντικρουόμενων απαιτήσεων της εταιρείας, και ο κύριος λόγος για την ανάπτυξη της διαχείρισης αποθεμάτων είναι να επιλύσει αυτήν την αντίφαση και να επιτευχθεί μια λογική ισορροπία μεταξύ της εξυπηρέτησης των πελατών και του κόστους της εταιρείας.

Οι πωλήσεις, οι αγορές, τα οικονομικά, η διασφάλιση ποιότητας και η γενική διοίκηση, έχουν διαφορετικές απόψεις και προτεραιότητες σχετικά με το «σωστό επίπεδο» αποθεμάτων. (Wild, 2007)

Αυτά τα τμήματα συνήθως επιδιώκουν να ικανοποιήσουν τα δικά τους συμφέροντα, όπως η βελτίωση της εξυπηρέτησης πελατών από το τμήμα πωλήσεων ή η μείωση του κόστους από το οικονομικό τμήμα. Αυτές οι διαφορές δημιουργούν εντάσεις και προκλήσεις για τη συνολική στρατηγική διαχείρισης αποθεμάτων της εταιρείας, καθώς κάθε τμήμα προτείνει διαφορετικές λύσεις με βάση τη δική του οπτική για το «σωστό επίπεδο» αποθεμάτων.



Εικόνα 1 Έλεγχος αποθεμάτων, (Πηγή: Wild Tony Best Practice in Inventory Management [Βιβλίο]. - [s.l.] : Taylor & Francis, 2007.)

Μια συμβατική οργάνωση εφοδιαστικής αλυσίδας έχει πολλά τμήματα, συμπεριλαμβανομένων πωλήσεων, αγορών, οικονομικών, διασφάλισης ποιότητας, συμβάσεων και γενικής διοίκησης. Σε ορισμένες περιπτώσεις θα υπάρχει επίσης παραγωγή, διανομή ή υποστηρικτικές υπηρεσίες, ή μια ποικιλία δραστηριοτήτων που είναι συγκεκριμένες στη βιομηχανία. Καθένα από αυτά έχει μια προκατάληψη για το 'σωστό επίπεδο'.

Η στρατηγική προοπτική της διαχείρισης αποθεμάτων είναι ότι υπάρχει για τρεις λόγους:

- Να καλύψει την αναντιστοιχία μεταξύ των διαδικασιών προσφοράς και ζήτησης.
- Να ελαχιστοποιήσει τον κίνδυνο μη παροχής.
- Να ελαχιστοποιήσει τα συνολικά κόστη στην εφοδιαστική αλυσίδα.

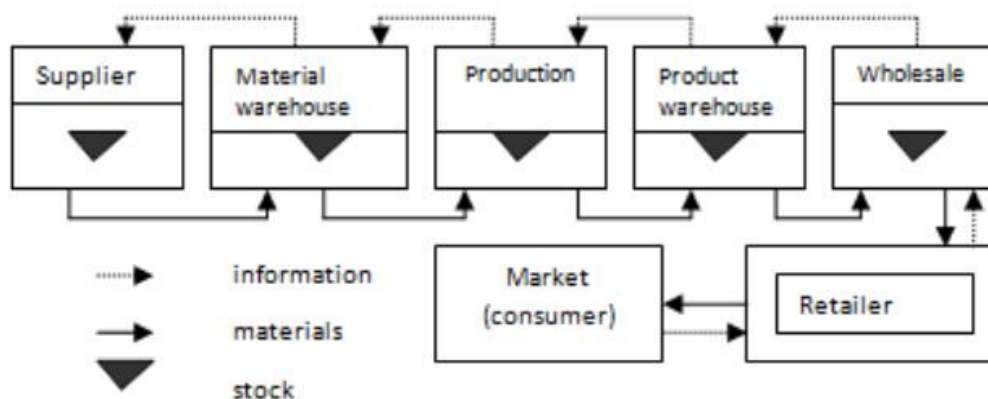
Τα αποθέματα διαχωρίζουν τη ζήτηση από την προσφορά, ώστε οι χρήστες να μην επηρεάζονται από τους περιορισμούς στην εφοδιαστική αλυσίδα.

Ο στόχος είναι να παρέχεται η πιο ευνοϊκή λύση για τους τελικούς χρήστες και τους παρόχους μέσα στην αλυσίδα. Αυτό μπορεί να περιλαμβάνει είτε βραχυπρόθεσμα είτε μακροπρόθεσμα κέρδη, ή άλλα πλεονεκτήματα, όπως η διατήρηση του μεριδίου αγοράς. Όταν η στρατηγική περιλαμβάνει συντονισμό κατά μήκος της εφοδιαστικής αλυσίδας, η διαχείριση των αποθεμάτων μπορεί να δομηθεί με τρόπο που να εξασφαλίζει μέγιστη διαθεσιμότητα και ελάχιστα αποθέματα, διατηρώντας παράλληλα τον κίνδυνο στο ελάχιστο.

Είναι σημαντικό ο διαχειριστής αποθεμάτων να μπορεί να κατανοήσει τις διαφορετικές απόψεις των συναδέλφων του για τις ανάγκες αποθεμάτων. (Wild, 2007)

1.3. Σημασία της ακριβούς πρόβλεψης ζήτησης για τη διαχείριση αποθεμάτων

Η πρόβλεψη της ζήτησης έχει καθοριστικό ρόλο στη διαχείριση αποθεμάτων. Ολόκληρη η εφοδιαστική αλυσίδα υπόκειται σε ροή τόσο υλικών όσο και πληροφοριών. Η σύγχρονη έννοια της διαχείρισης της εφοδιαστικής αλυσίδας έχει σκοπό για συνεργασία προκειμένου να μειώσει τα αποθέματα σε όλη την αλυσίδα, ενώ ο σχεδιασμός πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας την αρχή της συνέχειας, διαιρώντας όλες τις πληροφορίες που απαιτούνται για τον έλεγχο των διεργασιών ροής. Η εικόνα 2 παρουσιάζει ένα από τα μοντέλα διαχείρισης αποθεμάτων όπου τα στοιχεία της αλυσίδας λειτουργούν ανεξάρτητα και η πληροφορία μεταφέρεται μόνο στο επίπεδο των προσκείμενων συνδέσεων.



Εικόνα 2 Μοντέλο διαχείρισης αποθεμάτων (Πηγή Kot S., Grondys K., Szopa R. (2014), Theory of inventory management based on demand forecasting, Polish Journal of Management Studies 3(1):148-156)

Τα βέλη στην εικόνα 2 δείχνουν την επικοινωνία μεταξύ των μεμονωμένων συνδέσμων της αλυσίδας, με σκοπό την επαλήθευση των πληροφοριών σχετικά με τη ζήτηση που εκφράζεται σε επίπεδο παραγγελίας στο λιανεμπόριο. Έπειτα, η ίδια επίπεδου ζήτηση επαναλαμβάνεται, η οποία εκφράζεται σε παραγγελίες από άλλες οντότητες στην αλυσίδα. Κάθε σύνδεσμος ενδιαφέρεται μόνο για τα δικά του συμφέροντα, ανάλογα αν είναι σε στενή σχέση με προμηθευτές και πελάτες. Αυτή η συμπεριφορά οδηγεί στη διατήρηση ενός συγκεκριμένου επιπέδου αποθεμάτων σε κάθε σύνδεσμο, το οποίο διατηρείται σε μια «έτοιμη κατάσταση» προκειμένου να ικανοποιήσει τις ανάγκες των πελατών ανά πάσα στιγμή. Έτσι, ένα από τα καθήκοντα των αποθεμάτων ασφαλείας είναι να διατηρεί ένα κατάλληλο επίπεδο εξυπηρέτησης πελατών, ενώ η ανεξάρτητη δημιουργία τους σε κάθε μονάδα της αλυσίδας οδηγεί στη δημιουργία περισσότερου πλεονάσματος αποθεμάτων σε όλη την αλυσίδα εφοδιασμού. Με στόχο τη διασφάλιση του υψηλότερου επιπέδου

εξυπηρέτησης προς τον πελάτη, οι εταιρείες πρέπει να αναλάβουν το κόστος των φυσικών ροών, αποθηκευτικών χώρων, διατήρησης του αποθέματος, εξάντλησης του αποθέματος και άλλων κόστη που μπορεί να προκύψουν. Η συσσώρευση αυτών των δαπανών οδηγεί σε σημαντικά έξοδα για την εταιρεία, ιδιαίτερα στις περιπτώσεις όπου υπάρχει «τεχνητά» υψηλό επίπεδο ασφαλιστικών αποθεμάτων. Κάθε σύνδεσμος στην εφοδιαστική αλυσίδα, από τους κατασκευαστές, τους διανομείς, τους χονδρεμπόρους ή τους λιανεμπόρους, προσπαθεί να λάβει κατάλληλα μέτρα στα επίπεδα τους για την πρόβλεψη της ζήτησης για τα προϊόντα τους. Ταυτόχρονα, κάθε οντότητα καθοδηγείται από την επίτευξη των κύριων στόχων της δραστηριότητάς της, με στόχο τη διασφάλιση της υψηλότερης δυνατής εξυπηρέτησης του πελάτη.

Οι συχνές αλλαγές και τα νέα γεγονότα που συμβαίνουν στην αγορά οδηγούν στο ότι οι τρέχουσες μέθοδοι πρόβλεψης που χρησιμοποιούνται ατομικά ή ξεχωριστά από κάθε σύνδεσμο στην αλυσίδα εφοδιασμού γίνονται ανεπαρκείς λόγω των μεγάλων αποκλίσεων από την προετοιμασμένη πρόβλεψη. (Kot, και συν., 2014)

Αυτή η μέθοδος κάνει τους επιχειρηματίες που σχεδιάζουν την παραγωγή να μην είναι εντελώς βέβαιοι ότι οι προετοιμασμένες προγνώσεις θα πραγματοποιηθούν στο 100%. Τελικά, οι επιχειρηματίες συνήθως παραγγέλνουν από τους προμηθευτές μεγαλύτερες ποσότητες αγαθών από ό,τι είναι απαραίτητο, τοποθετώντας τους στον κίνδυνο δημιουργίας αποθεμάτων και αυξημένων κοστών αποθήκευσης.

Η μέθοδος για τον περιορισμό αυτού του φαινομένου δεν είναι μόνο η προετοιμασία μιας πρόβλεψης, αλλά και η ανάπτυξή της έτσι ώστε να είναι όσο το δυνατόν πιο ακριβής. Επιπλέον, δεν είναι σημαντική μόνο η απόκλιση από τη μέση πρόβλεψη, αλλά και η χρήση διαφορετικών αριθμών και τύπων προβλέψεων που, συνδυασμένα μαζί, μπορεί να διασφαλίσουν το επιθυμητό αποτέλεσμα εξάλειψης των υπερβολικών αποθεμάτων.

Πολλές παραδοσιακές μέθοδοι πρόβλεψης βασισμένες σε στατιστικές σειρές και αναπτυσσόμενες τεχνικές πρόβλεψης βασισμένες σε κοινές προβλέψεις χρησιμοποιούνται επί του παρόντος. (Kot, και συν., 2014)

1.4. Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα διατήρησης αποθέματος

Η διατήρηση αποθέματος επιτρέπει την ομαλή και αποτελεσματική λειτουργία μιας εταιρείας και των διαφόρων τμημάτων της. Στη περίπτωση μιας εμπορικής εταιρείας πρώτων υλών, το τμήμα αγορών είναι σε θέση να προγραμματίσει τις προμήθειες ανάλογα με τις συνθήκες της αγοράς και είναι σε θέση να προγραμματίσει την καθημερινή παραγωγή με μεγάλη ευελιξία για παράδειγμα απρόβλεπτα προβλήματα στην παραγωγή μιας φόρμουλας

μπορούν να αντιμετωπιστούν σε μεγάλο βαθμό και το τελικό προϊόν μπορεί να παραχθεί εντός σύντομου χρονικού διαστήματος αν τα απαιτούμενα είναι διαθέσιμα.

Η διεύθυνση μάρκετινγκ προτιμά συνήθως μεγάλα αποθέματα καθώς τους επιτρέπει να πωλούν διαφορετικά προϊόντα ανάλογα με την κατάσταση προσφοράς και ζήτησης. Η εταιρεία θα έχει τη δυνατότητα να ανταποκρίνεται άμεσα στις μεταβολές της ζήτησης στην αγορά, προσφέροντας προϊόντα γρηγορότερα από τους ανταγωνιστές.

Το τμήμα αγορών μπορεί να τοποθετήσει λιγότερες και μεγαλύτερες παραγγελίες, μειώνοντας έτσι το κόστος παραγγελίας. Οι μεγαλύτερες παραγγελίες συχνά παρέχουν έκπτωση όγκου από τους προμηθευτές. Η αυξημένη αγορά προϊόντων επιτρέπει επίσης την πιο αποδοτική αξιοποίηση του προσωπικού στο τμήμα αγορών και αποθήκης, καθώς και τον καλύτερο προγραμματισμό για σημαντικές δραστηριότητες, όπως μελέτες αγοράς, έρευνες προμηθευτών κ.λπ.

Τα αποθέματα επιτρέπουν στους προμηθευτές την ευελιξία να προγραμματίσουν, να παράγουν και να παραδώσουν μια παραγγελία για ένα υλικό.

Φυσικά, αν τα αποθέματα είχαν τόσα πολλά πλεονεκτήματα, θα ήταν λογικό για τις εταιρείες να έχουν μεγάλα αποθέματα. Αλλά αυτό δεν ισχύει, υπάρχουν και μειονεκτήματα στη διατήρηση μεγάλων αποθεμάτων.

Τα αποθέματα λειτουργούν ως κάλυψη για πιθανά προβλήματα ποιότητας, διασφαλίζοντας ότι υπάρχει επαρκής διαθέσιμη ποσότητα για να αντιμετωπιστούν τυχόν ατέλειες ή καθυστερήσεις στην παραγωγή. Η ποιότητα του τελικού προϊόντος εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την ποιότητα των πρώτων υλών. Οι προμηθευτές συχνά παρέχουν χαμηλής ποιότητας και εκτός προδιαγραφών υλικά μαζί με τις παραδόσεις τους. Εάν αυτό περάσει απαρατήρητο κατά την παραλαβή των αγαθών, αποτελεί σοβαρή απώλεια, καθώς το κόστος έχει ήδη καταβληθεί, αλλά το υλικό είτε δεν θα χρησιμοποιηθεί και θα παραμείνει αχρησιμοποίητο στο απόθεμα, είτε, αν καταναλωθεί, θα οδηγήσει στην παραγωγή προϊόντων χαμηλής ποιότητας. Σε κάθε περίπτωση, πρόκειται για απώλεια, διότι ο προμηθευτής μπορεί να ενσωματώσει υλικό χαμηλής ποιότητας μαζί με το κανονικό απόθεμα, το οποίο συνήθως είναι μεγάλου όγκου.

Το απόθεμα συχνά καλύπτει τις ανεπάρκειες της παραγωγής, επιτρέποντας την προσωρινή αντιμετώπιση προβλημάτων χωρίς να αναδεικνύονται άμεσα οι αδυναμίες στην παραγωγική διαδικασία. Για παράδειγμα, αν μια συγκεκριμένη ημέρα το ημερήσιο σχέδιο παραγωγής δεν υλοποιηθεί, αυτό δεν αναδεικνύεται έντονα λόγω του υπάρχοντος αποθέματος, το οποίο αποτρέπει καθυστερήσεις στην επόμενη φάση της διαδικασίας.

Το απόθεμα προσθέτει περιττά κόστη στη λειτουργία παραγωγής, όπως τα κόστη διατήρησης αποθεμάτων, ασφάλισης, αποσύνθεσης ή γήρανσης των προϊόντων, καθώς και άλλα συναφή έξοδα. (P. Narayan, 2008)

Η Διαχείριση Αποθεμάτων πρέπει να συνδέσει ορισμένους στόχους, προκειμένου να εξασφαλίσει τη συνέχεια μεταξύ των λειτουργιών. Αυτοί είναι:

- Στρατηγικοί στόχοι της εταιρείας
- Πρόβλεψη πωλήσεων ή διαχείριση ζήτησης
- Σχεδιασμός πωλήσεων και λειτουργιών
- Σχεδιασμός παραγωγής
- Σχεδιασμός Αναγκών Υλικών

Η έμφαση σε κάθε πεδίο ποικίλλει ανάλογα με την εταιρεία και τον τρόπο λειτουργίας της, καθώς και τις απαιτήσεις που τίθενται λόγω των απαιτήσεων της αγοράς. Όλοι αυτοί οι παράγοντες, όταν ληφθούν υπόψη μαζί, θα βοηθήσουν στο να δομηθεί ένα επιτυχημένο πρόγραμμα διαχείρισης αποθεμάτων. Ένα αποτελεσματικό σύστημα διαχείρισης αποθεμάτων παρέχει κρίσιμες πληροφορίες για την ορθή διαχείριση της ροής των υλικών, τη βέλτιστη αξιοποίηση του ανθρώπινου δυναμικού και του εξοπλισμού, τον συντονισμό των εσωτερικών διαδικασιών και τη διασφάλιση άμεσης και αποτελεσματικής επικοινωνίας με τους πελάτες. Το σύστημα διαχείρισης αποθεμάτων δεν λαμβάνει αποφάσεις ή διαχειρίζεται λειτουργίες, αλλά παρέχει πληροφορίες σε διευθυντές που λαμβάνουν πιο ακριβείς και έγκαιρες αποφάσεις για τη διαχείριση των λειτουργιών τους. Μπορούμε λοιπόν να πούμε ότι το σύστημα διαχείρισης αποθεμάτων πρέπει να σχεδιαστεί για να ικανοποιεί τις απαιτήσεις της αγοράς και να υποστηρίζει το στρατηγικό σχέδιο της εταιρείας. Οι μεταβολές στη ζήτηση της αγοράς, οι νέες ευκαιρίες από το παγκόσμιο εμπόριο, την παγκόσμια προμήθεια και τις αναδυόμενες τεχνολογίες υποδεικνύουν ότι οι εταιρείες πρέπει να αναπροσαρμόσουν τα συστήματα διαχείρισης αποθεμάτων τους ώστε να ανταποκριθούν αποτελεσματικά σε αυτές τις αλλαγές. (P. Narayan, 2008).

Τα αποθέματα συνήθως αντιπροσωπεύουν το μεγαλύτερο μέρος του ενεργητικού μιας εταιρείας, καθώς αποτελούν σημαντικό στοιχείο για την παραγωγή και την κάλυψη της ζήτησης. Για να αντισταθμιστούν τα οφέλη από την κατοχή αποθεμάτων, πρέπει πάντα να αναγνωρίζεται ότι η διαδικασία κατοχής αποθεμάτων επιβαρύνεται με συγκεκριμένα λειτουργικά κόστη, τα πιο σημαντικά εκ των οποίων είναι:

Κόστη παραγγελίας - περιλαμβάνουν τα κόστη που συνδέονται με την έκδοση εντολών ανανέωσης αποθεμάτων, τα οποία μπορεί να περιλαμβάνουν τα έγγραφα που συνοδεύουν τη διαδικασία μαζί με τα σχετικά μισθολογικά κόστη εργασίας. Αυτά μπορούν να μειωθούν δραστηκά μέσω της υπολογιστικής επεξεργασίας και της χρήσης EDI (Ηλεκτρονική Ανταλλαγή Δεδομένων), αλλά ποτέ δεν είναι αμελητέα.

Τα κόστη αποθήκευσης (ή κατοχής) συνήθως εκφράζονται ως ποσοστό του κόστους της μονάδας ενός προϊόντος, κυμαινόμενα μεταξύ 20-30% ετησίως, και περιλαμβάνουν διάφορες κατηγορίες εξόδων (Lewis, 1997):

- **Κόστη χρηματοδότησης:** Αυτά αναφέρονται στο κόστος δανεισμού χρημάτων για την αγορά αποθεμάτων ή στην απώλεια των πιθανών τόκων που θα μπορούσαν να κερδηθούν αν τα κεφάλαια επενδύονταν αλλού αντί για αποθέματα, συνήθως 10-15% ετησίως.
- **Άμεσα κόστη αποθήκευσης:** Αυτά αφορούν τα έξοδα που σχετίζονται με την αποθήκευση των αγαθών, όπως οι μισθοί των αποθηκάρων, τα τέλη αποθήκευσης, τα κόστη θέρμανσης και φωτισμού, τα έξοδα μεταφοράς των αποθηκών, τα ράφια, οι παλέτες, τα προστατευτικά ρούχα και ο εξοπλισμός ζύγισης.
- **Κόστη αποτροπής υποβάθμισης αποθεμάτων:** Αυτά τα κόστη προκύπτουν από την ανάγκη προστασίας των αποθεμάτων από υποβάθμιση ή αλλοίωση, με ποσοστό που μπορεί να φτάσει το 0-30% ετησίως.
- **Κόστη επισφάλειας αποθεμάτων:** Αυτά περιλαμβάνουν τα κόστη επεξεργασίας ή απόρριψης κατεστραμμένων ή μη κατάλληλων προϊόντων και κυμαίνονται συνήθως μεταξύ 4-7% ετησίως.
- **Κόστη ασφάλισης:** Αυτά αφορούν την ασφάλιση των αποθεμάτων για κάλυψη σε περίπτωση πυρκαγιάς, κλοπής ή ατυχημάτων και κυμαίνονται περίπου στο 1.5% ετησίως.
- **Κόστη έλλειψης αποθεμάτων:** Αυτά τα κόστη προκύπτουν όταν δεν υπάρχει επαρκές απόθεμα για την κάλυψη της ζήτησης των πελατών. Είναι δύσκολο να υπολογιστούν με ακρίβεια, καθώς σχετίζονται με την απώλεια πωλήσεων ή πελατών. Πολλά μοντέλα διαχείρισης αποθεμάτων αγνοούν αυτά τα κόστη, καθώς θεωρούν ότι καλύπτονται με την παροχή ενός ικανοποιητικού επιπέδου εξυπηρέτησης.
- **Διοικητικά κόστη:** Αυτά καλύπτουν διάφορα σταθερά κόστη που συνδέονται με τη διατήρηση αποθεμάτων, όπως η διαχείριση των διαδικασιών αποθεματοποίησης.

1.5. Ανεξάρτητη και εξαρτημένη ζήτηση

Για τον καλύτερο έλεγχο της ποσότητας των αποθεμάτων, είναι απαραίτητο να προβλέψουμε το επίπεδο της μελλοντικής ζήτησης, όπου μια τέτοια ζήτηση μπορεί να θεωρηθεί είτε ανεξάρτητη είτε εξαρτημένη. (Lewis, 1997)

Η ανεξάρτητη ζήτηση αναφέρεται σε έναν τύπο ζήτησης για ένα προϊόν ή μια υπηρεσία που δεν εξαρτάται από τη ζήτηση άλλων σχετικών προϊόντων ή υπηρεσιών. Πολλοί οργανισμοί, δημόσιες υπηρεσίες και εμπορικές επιχειρήσεις παρουσιάζουν χαρακτηριστικά ανεξάρτητης ζήτησης. Για παράδειγμα, σε ένα σούπερ μάρκετ, η ζήτηση για ψωμί δεν επηρεάζεται άμεσα από τη ζήτηση για παγωτό, καθώς πρόκειται για δύο διαφορετικά προϊόντα που καλύπτουν ξεχωριστές ανάγκες των καταναλωτών.

Στον τομέα της παραγωγής, όπου υπάρχει συστηματικός προγραμματισμός για την κατασκευή τελικών προϊόντων, η ζήτηση για εξαρτήματα και πρώτες ύλες που συμμετέχουν

στη δημιουργία αυτών των προϊόντων εξαρτάται άμεσα από τη συγκεκριμένη παραγωγική διαδικασία. Για παράδειγμα, στην κατασκευή αυτοκινήτων, η ζήτηση για τροχούς, ελαστικά κ.λπ., είναι ουσιαστικά πενταπλάσια της ζήτησης για ολοκληρωμένα οχήματα, καθώς κάθε αυτοκίνητο χρειάζεται τέσσερις τροχούς και ένα ανταλλακτικό. Οι μέθοδοι ελέγχου της προμήθειας εξαρτημάτων και πρώτων υλών σε καταστάσεις εξαρτημένης ζήτησης διαφέρουν ριζικά από τις μεθόδους που χρησιμοποιούνται για την ανεξάρτητη ζήτηση.

Σε ένα περιβάλλον εξαρτημένης ζήτησης, όταν υπάρχει ένα σχέδιο παραγωγής που καθορίζει τον αριθμό των τελικών προϊόντων και τις χρονικές στιγμές που θα παραχθούν, καθώς και πληροφορίες για τα εξαρτήματα και τις πρώτες ύλες που απαιτούνται για κάθε προϊόν (Λίστα Υλικών - Bill of Materials (BOM)), μαζί με δεδομένα για την τρέχουσα διαθεσιμότητα αυτών των υλικών (Κατάσταση Όλων των Υλικών - Inventory Status), μπορούμε να προβλέψουμε με υψηλή ακρίβεια τη μελλοντική ζήτηση για τα εξαρτήματα και τις πρώτες ύλες, τόσο σε όρους ποσότητας όσο και χρόνου.

Η διαδικασία που μετατρέπει το σχέδιο παραγωγής σε ένα πρόγραμμα προμήθειας των απαραίτητων εξαρτημάτων και υλικών ονομάζεται Προγραμματισμός Απαιτήσεων Υλικών (Material Requirements Planning - MRP). Ουσιαστικά, πρόκειται για ένα μεγάλο και συχνά περίπλοκο σύστημα επεξεργασίας δεδομένων, το οποίο απαιτεί μεγάλες ποσότητες πληροφοριών σχετικά με τις σχέσεις μεταξύ των τελικών προϊόντων και των επιμέρους συστατικών τους.

Δεδομένων των πληροφοριών αυτών, οι οποίες πρέπει να ενημερώνονται συνεχώς σε περίπτωση αλλαγών, η ζήτηση σε όλα τα στάδια της παραγωγικής διαδικασίας μπορεί θεωρητικά να καθοριστεί δυναμικά. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω του προγραμματισμού της προβλεπόμενης ζήτησης για τα τελικά προϊόντα στο υψηλότερο επίπεδο και της σταδιακής μετάβασής της σε εξαρτήματα και πρώτες ύλες στα χαμηλότερα επίπεδα, λαμβάνοντας υπόψη τα υφιστάμενα αποθέματα.

Παρόλο που η ιδέα είναι απλή στη θεωρία, η επιτυχημένη εφαρμογή του MRP (Material Requirements Planning - Προγραμματισμός Απαιτήσεων Υλικών) σε ένα πρόγραμμα παραγωγής που περιλαμβάνει μια ποικιλία τελικών προϊόντων, σε συνδυασμό με την τρέχουσα κατάσταση αποθεμάτων και τις αστάθειες της παραγωγικής διαδικασίας, καθώς και τις ανακρίβειες στις πληροφορίες της Λίστας Υλικών (Bill of Materials - BOM), αποτελεί μια σημαντική πρόκληση για πολλές εταιρείες. Η διαρκής ενημέρωση και ακρίβεια των δεδομένων είναι κρίσιμη για την επιτυχία του συστήματος, καθώς κάθε λάθος μπορεί να οδηγήσει σε ανεπάρκειες ή υπερβολικά αποθέματα.

Δεδομένου ότι μια διαδικασία εξαρτημένης ζήτησης θα μπορούσε θεωρητικά να προβλέψει με απόλυτη ακρίβεια τη μελλοντική ζήτηση σε όλα τα επίπεδα παραγωγής, δεν θα υπήρχε ανάγκη για αποθήκευση εξαρτημάτων ή πρώτων υλών. Αυτό θα επέτρεπε τη συγχρονισμένη παράδοση των υλικών ακριβώς τη στιγμή που χρειάζονται, προωθώντας την εφαρμογή

πρακτικών όπως το Ακριβώς Την Ώρα (Just in Time - JIT) και το Μηδενικό Απόθεμα. Ωστόσο, στην πραγματικότητα, αυτή η ιδανική κατάσταση είναι εξαιρετικά δύσκολο να επιτευχθεί.

Σε ένα περιβάλλον εξαρτημένης ζήτησης, στα χαμηλότερα επίπεδα της παραγωγικής διαδικασίας, αντί να στηριζόμαστε σε μια περίπλοκη διαδικασία διαχείρισης δεδομένων που περιλαμβάνει τον υπολογισμό και την παρακολούθηση της ζήτησης σε πολλά στάδια παραγωγής, μπορεί να είναι πιο αποδοτικό να θεωρήσουμε την παρελθούσα ζήτηση ως αξιόπιστο δείκτη της μελλοντικής ζήτησης. Αυτό σημαίνει ότι η ζήτηση μπορεί να αντιμετωπιστεί ως ανεξάρτητη και να διαχειριστεί μέσω παραδοσιακών πολιτικών ελέγχου αποθεμάτων, οι οποίες βασίζονται σε προβλέψεις.

Έτσι, αντί για την επεξεργασία πολύπλοκων δεδομένων που αφορούν κάθε επίπεδο παραγωγής, πολλές εταιρείες προτιμούν απλούστερες μεθόδους διαχείρισης αποθεμάτων, ειδικά για φθηνά υλικά όπως βίδες και παξιμάδια, διατηρώντας παράλληλα τον έλεγχο των αποθεμάτων σε λογικά επίπεδα κόστους. (Lewis, 1997)

1.6. Ρόλος τεχνητής νοημοσύνης στα αποθέματα

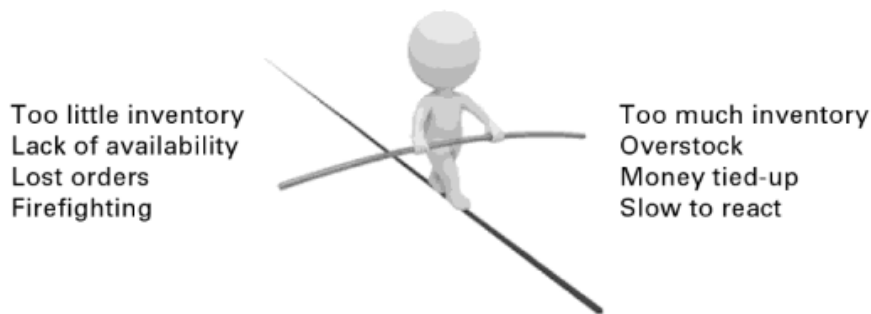
Η έρευνα και ανάπτυξη στον τομέα της στρατηγικής τιμολόγησης και της διαχείρισης αποθεμάτων είναι χρονοβόρες διαδικασίες που απαιτούν τη συμβολή ειδικών και αναλυτών, καθώς η ανάλυση μεγάλων όγκων δεδομένων και η ανάπτυξη σύνθετων μοντέλων είναι απαραίτητες για τη λήψη τεκμηριωμένων και στρατηγικών αποφάσεων. Η τεχνητή νοημοσύνη (AI) και η μηχανική μάθηση μπορούν να αναλάβουν αυτές τις καθημερινές εργασίες, δημιουργώντας ιδιαίτερα αυτοματοποιημένες διαδικασίες. Για παράδειγμα, η AI μπορεί να δημιουργήσει άμεσα παραγγελίες για προϊόντα που έχουν αυξημένη ζήτηση στην αγορά, ειδοποιώντας τους πωλητές σε πραγματικό χρόνο για τα προϊόντα που εξαντλούνται. Χρήσιμες αυτοματοποιημένες αναφορές μπορούν να δημιουργηθούν σχετικά με τις μεταβολές της ζήτησης στην αγορά, μειώνοντας τον χρόνο που απαιτείται για την εκτίμηση του αποθέματος. Χρησιμοποιώντας αλγορίθμους μηχανικής μάθησης και επεξεργασίας φυσικής γλώσσας, τα AI chat box συμβάλλουν στην καλύτερη αυτοματοποίηση των συνομιλιών με τους αγοραστές. Ο ρόλος της πληροφορικής στη διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας (SCM) έχει γίνει κρίσιμος, καθώς μειώνει το κόστος και αυξάνει την ταχύτητα απόκρισης της εφοδιαστικής αλυσίδας. Η παγκοσμιοποίηση έχει αυξήσει τον ανταγωνισμό μεταξύ των επιχειρήσεων, γεγονός που απαιτεί κεντρικό συντονισμό για τη διαχείρισή τους. Τα τελευταία χρόνια, η τεχνολογία SCM (Supply Chain Management) έχει αποδειχθεί ιδιαίτερα αποτελεσματική, καθώς παρέχει αξιόπιστες και εύκολα προσβάσιμες πληροφορίες, διευκολύνοντας τις επιχειρήσεις στη λήψη καλύτερων αποφάσεων και στη βελτίωση της αποτελεσματικότητάς τους.

Στη σημερινή αγορά λιανικής, η διαχείριση αποθεμάτων αποτελεί μεγάλη πρόκληση, η οποία πλέον αντιμετωπίζεται εύκολα μέσω αλγορίθμων AI. Η διαχείριση του αποθέματος ήταν κάποτε ο εφιάλτης κάθε λιανέμπορου. Η υπερβολική αποθήκευση απαιτούσε την κάλυψη επιπλέον κόστους ενοικίασης και αποθήκευσης. Στη σημερινή συνεχώς μεταβαλλόμενη αγορά, η τεχνολογία AI μπορεί να σχεδιάσει μοντέλα προγνωστικής ανάλυσης. Για παράδειγμα, η AI μπορεί να εντοπίσει τους κύριους παράγοντες που επηρεάζουν την ταχύτητα των παραγγελιών. Οι εταιρείες ηλεκτρονικού εμπορίου χρησιμοποιούν αυτήν την προγνωστική ανάλυση AI και τους αλγόριθμους για να βελτιώσουν την παραγωγικότητα και τη χρήση των πόρων στις αποθήκες. (Lingam, 2018)

2. Ιστορική Αναδρομή

2.1. Διαχείριση αποθέματος

Η ανεπαρκής κατοχή προϊόντων στο απόθεμα συχνά οδηγεί σε αδυναμία εκπλήρωσης των παραγγελιών των πελατών εγκαίρως, ή ακόμα και σε απώλεια αυτών ολοκληρωτικά. Αυτό μπορεί να θέσει την επιχείρηση σε κίνδυνο, καθώς οι χαμένες παραγγελίες μπορεί να οδηγήσουν σε απώλεια πελάτη και οι δυσαρεστημένοι πελάτες συχνά διαμαρτύρονται για την έλλειψη διαθεσιμότητας. Αν αυτή η αδυναμία εξαπλωθεί, οι μακροπρόθεσμες επιπτώσεις οδηγούν σε μείωση της κερδοφορίας. Ένα άλλο πρόβλημα όταν υπάρχει πολύ λίγο απόθεμα είναι η πιθανή διατάραξη στην παραγωγή ή στις λειτουργίες λόγω έλλειψης αποθεμάτων.



Εικόνα 3 Βέλτιστη ισορροπία αποθέματος (Πηγή: Geoff Relph Catherine Milner Inventory Management: Advanced Methods for Managing Inventory Within Business Systems [Βιβλίο]. - [s.l.] : Kogan Page, 2015

- Διατήρηση πολύ μικρών αποθεμάτων

Η διατήρηση ελάχιστων αποθεμάτων μπορεί να οδηγήσει σε ελλείψεις και να δημιουργήσει προβλήματα στην παραγωγή και η αντιμετώπιση αυτών των ελλείψεων απαιτεί πολύ χρόνο και προσπάθεια. Παρόλο που η επίλυση έκτακτων προβλημάτων συχνά φέρνει αίσθημα επιτυχίας, καταναλώνει σημαντικούς πόρους. Είναι προτιμότερο, όπου είναι δυνατόν, να προωθείται η σωστή διαχείριση των αποθεμάτων, ώστε να εξασφαλίζεται ότι υπάρχει πάντα επαρκές απόθεμα. Αυτή η προσέγγιση αποτελεί πιο αποδοτική χρήση του χρόνου.

- Διατήρηση πολλών αποθεμάτων

Η υπερβολική κράτηση αποθεμάτων δεν είναι επίσης επιθυμητή. Δεσμεύεται σημαντικό κεφάλαιο της εταιρείας μόνο στην αγορά περιττών αποθεμάτων, αλλά και στη διαχείριση και κράτηση αυτών. Αν δεσμευθεί υπερβολικό κεφάλαιο για μεγάλο διάστημα, η ρευστότητα μπορεί να επηρεαστεί, καθώς και η αγορά περισσότερων αποθεμάτων άλλων προϊόντων μπορεί να διακινδυνεύσει. Η υπερβολική κράτηση επηρεάζει επίσης τον χώρο όπου

διατηρούνται τα αποθέματα. Τα περιττά αποθέματα απαιτούν χώρο για αποθήκευση, χώρος που δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τα κανονικά περιστρεφόμενα προϊόντα, και σε ακραίες καταστάσεις ενδέχεται να απαιτηθεί αγορά επιπλέον αποθηκευτικού χώρου. Ακόμα ένα πρόβλημα όταν διατηρούνται υπερβολικά αποθέματα είναι ότι μια οργάνωση θα βρει πιο δύσκολο να αντιδράσει γρήγορα σε αλλαγές. Οι αλλαγές μπορεί να προκύψουν λόγω της ζήτησης στην αγορά, όπου οι απαιτήσεις ενδέχεται να μεταβάλλονται γρήγορα. Εναλλακτικά, οι αλλαγές μπορεί να σχετίζονται με τεχνικά ή σχεδιαστικά ζητήματα, όπως για λόγους ασφάλειας και ποιότητας ή λόγω αναβάθμισης στην ανάπτυξη. Όταν διατηρούνται μεγάλες ποσότητες αποθεμάτων, ο αριθμός των εξαρτημάτων που απαιτούν αλλαγές είναι αντίστοιχα μεγάλος και οι αλλαγές δεν μπορούν να γίνουν γρήγορα μέσω του συστήματος. (Geoff Relph, 2015)



Εικόνα 4 Οι 3 πυλώνες της διαχείρισης αποθεμάτων: προγραμματισμός, έλεγχος και ισορροπία (Πηγή: Geoff Relph Catherine Milner Inventory Management: Advanced Methods for Managing Inventory Within Business Systems [Βιβλίο]. - [s.l.] : Kogan Page, 2015

2.2. Σχεδιασμός αποθεμάτων

Ο σχεδιασμός αποθεμάτων αφορά τον προσδιορισμό των βέλτιστων επιπέδων αποθεμάτων τόσο για σήμερα όσο και για το μέλλον.

Ο σκοπός δημιουργίας του σχεδιασμού είναι να προσδιοριστούν τα βέλτιστα επίπεδα αποθεμάτων. Αυτό θα περιλαμβάνει την κατανόηση των προτύπων ζήτησης, της προστιθέμενης αξίας που απαιτείται για κάθε προϊόν (π.χ. απαιτήσεις κατασκευής, λιανικές ποσότητες και τοποθεσίες πώλησης, στρατιωτικά και ιατρικά επίπεδα κατανάλωσης) και τον καθορισμό των κατηγοριών αποθεμάτων στις οποίες θα πρέπει να ανήκει κάθε προϊόν.

Ο σχεδιασμός αποθεμάτων πρέπει να στοχεύει στην εξισορρόπηση των αναγκών της επιχείρησης. Συγκεκριμένα, πρέπει να απαντά σε ερωτήματα όπως: ποια προϊόντα πρέπει να διατηρούνται σε απόθεμα, σε ποιες τοποθεσίες, σε ποιες ποσότητες και με ποιο κόστος, ώστε να καλυφθεί η προβλεπόμενη ζήτηση για τα προϊόντα που θα πωληθούν από την επιχείρηση. (Geoff Relph, 2015)

Ο έλεγχος αποθεμάτων αφορά τη διαχείριση της ακεραιότητας του αποθέματος. Η ακρίβεια των δεδομένων είναι απαραίτητη:

- Τα αποθέματα μετακινούνται μέσω μιας φυσικής διαδικασίας. Οι φυσικές μετακινήσεις πρέπει να καταγράφονται μέσω συστηματικών συναλλαγών, ώστε να αντικατοπτρίζεται με ακρίβεια η τοποθεσία και η ποσότητα των αποθεμάτων στη διαδικασία.
- Είναι απαραίτητο να εξασφαλιστεί ότι οι συστημικές εγγραφές κάθε προϊόντος αντιστοιχούν στα φυσικά αποθέματα που κρατούνται.

Ο έλεγχος αποθεμάτων αποτελεί κρίσιμο και αναπόσπαστο μέρος της διαχείρισης τους. Η ισορροπία αποθεμάτων είναι απαραίτητη για την αποτελεσματική διαχείριση, είτε σε καθημερινή είτε σε εβδομαδιαία βάση, και περιλαμβάνει τον έλεγχο των εξής παραμέτρων:

- Ο ρυθμός προσφοράς (π.χ. είδη εισόδου) είναι όπως αναμενόταν;
- Ο ρυθμός ζήτησης (π.χ. είδη εξόδου) ανταποκρίνεται στις προβλέψεις;
- Η ροή των αποθεμάτων μέσα από τη διαδικασία είναι σύμφωνη με τις προσδοκίες;
- Η διαδικασία από την προμήθεια έως την κάλυψη των απαιτήσεων του πελάτη βρίσκεται σε ισορροπία;

Επιπλέον, η ισορροπία αποθεμάτων αφορά τη διαχείριση της σχέσης μεταξύ προμήθειας και ζήτησης, με συνεχή έλεγχο της καθημερινής λειτουργίας:

- Η ροή των αποθεμάτων λειτουργεί κανονικά σήμερα;
- Το σχέδιο διαχείρισης αποθεμάτων αποδίδει τα αναμενόμενα αποτελέσματα;

Όλες οι επιχειρήσεις κάνουν σχεδιασμό, και οι περισσότερες χρησιμοποιούν επιχειρηματικά συστήματα για να στηρίξουν αυτή τη διαδικασία. Είναι σημαντικό να δημιουργούνται βέλτιστα σχέδια αποθεμάτων που να συνεργάζονται αποτελεσματικά με τα επιχειρηματικά συστήματα της επιχείρησης. Αυτά τα συστήματα σχεδιασμού και ελέγχου βοηθούν στη διαχείριση τριών βασικών στοιχείων της διαχείρισης αποθεμάτων: τον σχεδιασμό, τον έλεγχο και την ισορροπία. (Geoff Relph, 2015)

Σχεδίαση

Ο σχεδιασμός απαιτήσεων υλικών (MRP) είναι το βασικό εργαλείο για την αποτελεσματική διαχείριση αποθεμάτων. Βασίζεται στη λίστα υλικών (BOM) για να προσδιορίσει ποια υλικά χρειάζονται και στο Χρονοδιάγραμμα Κύριας Παραγωγής (MPS) για να καθορίσει τι πρέπει να παραχθεί και πότε. Όταν οι παράμετροι έχουν ρυθμιστεί σωστά από τους σχεδιαστές, το σύστημα MRP κατευθύνει την επιχείρηση προς τη διατήρηση βέλτιστων επιπέδων αποθεμάτων, εξασφαλίζοντας τη σωστή ισορροπία μεταξύ προσφοράς και ζήτησης.

Έλεγχος

Με την καταγραφή όλων των συναλλαγών (παραγγελία προϊόντων, παραλαβή αγαθών, μετακινήσεις μέσω διαδικασιών, αποθηκευτικές τοποθεσίες μέσα στη διαδικασία) τα συστήματα επιτρέπουν τον έλεγχο που απαιτείται για να διευκολυνθεί η παρακολούθηση και εύρεση των αποθεμάτων. Οι ακριβείς εγγραφές εξασφαλίζουν ότι όταν το MRP σχεδιάζει, βασίζεται σε μια ακριβή βάση του τι υπάρχει σε απόθεμα, τι χρειάζεται και τι έχει παραγγελθεί.

Ισορροπία

Καθώς η ζήτηση (αναπόφευκτα) αλλάζει, τα συστήματα σχεδιασμού MRP θα υπολογίζουν ξανά τις απαιτήσεις. Το MRP πρέπει να λάβει υπόψη τις διαφορές με το αρχικό σχέδιο και να προβεί σε προσαρμογές στα επίπεδα αποθεμάτων και στις ημερομηνίες παράδοσης των παραγγελιών για να αντικατοπτρίζει την αύξηση και τη μείωση της ζήτησης. Το σύστημα θα εκδίδει οδηγίες προς τους σχεδιαστές λεπτομερώς, καθιστώντας σαφές ποιες παραγγελίες πρέπει να γίνουν νωρίτερα, ποιες να αναβληθούν και αν χρειαστεί να ακυρωθούν. Ένα καλό, καλά εγκατεστημένο σύστημα θα βοηθήσει τα άτομα μέσα σε μια επιχείρηση να μπορούν να λαμβάνουν ταχύτερες και πιο καλά ενημερωμένες αποφάσεις. Η επικοινωνία με νόημα είναι ουσιώδης από την κορυφή μιας επιχείρησης μέχρι το πάτωμα του εργοστασίου και πάλι. Η διαφορά με τα αποθέματα συνήθως έγκειται στο ότι η επικοινωνία για αυτά σε μια επιχείρηση γίνεται με διαφορετική "γλώσσα" ανάμεσα στα ανώτερα διοικητικά στελέχη και τους σχεδιαστές ή το προσωπικό παραγωγής. Αυτό συχνά απαιτεί τη "μετάφραση" των οικονομικών δεδομένων σε φυσικά αποθέματα και εξαρτήματα. Η επικοινωνία για τα αποθέματα περνάει από το όραμα της εταιρείας στη στρατηγική, τον τακτικό σχεδιασμό, τον λειτουργικό σχεδιασμό και τελικά στην εκτέλεση, δημιουργώντας έναν συνεχή κύκλο. (Geoff Relph, 2015)

2.3. Μέθοδοι προβλέψεων

Ένας τρόπος για την κατηγοριοποίηση των μεθόδων πρόβλεψης είναι η διάκριση τους βάσει της χρονικής περιόδου που συνδέεται με τα δεδομένα ζήτησης

Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη χρησιμοποιείται κυρίως σε περιβάλλοντα διαχείρισης αποθεμάτων, όπου οι ανάγκες ζήτησης παρουσιάζουν γρήγορες διακυμάνσεις και συχνές αλλαγές. Σε τέτοια περιβάλλοντα, οι μέθοδοι πρόβλεψης πρέπει να είναι απλές, αποτελεσματικές και γρήγορες, διατηρώντας ωστόσο υψηλό επίπεδο ακρίβειας. Ένα από τα πιο δημοφιλή μοντέλα σε αυτήν την κατηγορία είναι τα μοντέλα κινητού μέσου όρου, τα οποία είναι ιδανικά για τη διαχείριση αποθεμάτων με συχνές διακυμάνσεις. (Hyndman, 2018)

Η προσέγγιση αυτή επιτρέπει την ευελιξία στις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις, διατηρώντας ταυτόχρονα την ακρίβεια που απαιτείται για την αποδοτική διαχείριση αποθεμάτων. Οι μέθοδοι αυτές είναι ιδανικές όταν οι διακυμάνσεις της ζήτησης είναι συχνές και χρειάζεται ταχεία προσαρμογή χωρίς να απαιτούνται περίπλοκα μοντέλα πρόβλεψης.

Η μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη περιλαμβάνει τη χρήση πιο σύνθετων μοντέλων, τα οποία απαιτούν μεγαλύτερη υπολογιστική ισχύ. Τα μοντέλα αυτά είναι πιο ακριβή και προσφέρουν δυνατότητες πρόβλεψης σε ένα μεσοπρόθεσμο πλαίσιο, γεγονός που τα καθιστά κατάλληλα

για τη λήψη στρατηγικών αποφάσεων σχετικά με τη διαχείριση αποθεμάτων και την παραγωγή.

Οι μέθοδοι πρόβλεψης είναι απαραίτητες για τη λήψη αποφάσεων σε τομείς όπως η διαχείριση αποθεμάτων, η παραγωγή και ο στρατηγικός σχεδιασμός, καθώς επιτρέπουν την εκτίμηση της μελλοντικής ζήτησης και άλλων κρίσιμων παραμέτρων. Υπάρχουν διάφορες μέθοδοι πρόβλεψης που μπορούν να χρησιμοποιηθούν, ανάλογα με τη φύση των δεδομένων, τους στόχους και το περιβάλλον της επιχείρησης. (Hyndman, 2008)

Οι ποιοτικές μέθοδοι βασίζονται σε ανθρώπινες εκτιμήσεις και κρίσεις και χρησιμοποιούνται όταν τα ιστορικά δεδομένα είναι περιορισμένα ή μη διαθέσιμα. Είναι ιδιαίτερα χρήσιμες σε περιπτώσεις όπου η τεχνολογία ή οι τάσεις της αγοράς αλλάζουν γρήγορα και δεν υπάρχουν επαρκή δεδομένα για ανάλυση. Οι πιο συνηθισμένες τεχνικές είναι:

- Τεχνική Delphi

Η Τεχνική Delphi αποτελεί μία μέθοδο πρόβλεψης και λήψης αποφάσεων που βασίζεται στη συλλογή και επεξεργασία των εκτιμήσεων μιας ομάδας ειδικών. Αυτή η τεχνική είναι ιδιαίτερα χρήσιμη σε περιπτώσεις όπου οι πληροφορίες είναι αβέβαιες ή ασαφείς και απαιτείται η συνδυασμένη γνώση πολλών ειδικών για τη διαμόρφωση μιας αξιόπιστης πρόβλεψης ή απόφασης.

Το κύριο χαρακτηριστικό της Τεχνικής Delphi είναι η ανώνυμη συμμετοχή των ειδικών, κάτι που επιτρέπει την ανεπηρέαστη διατύπωση απόψεων, χωρίς την επιρροή άλλων συμμετεχόντων ή της ιεραρχίας. Η διαδικασία διεξάγεται σε διαδοχικούς γύρους. Αρχικά, οι ειδικοί παρέχουν τις απαντήσεις τους σε ερωτήματα ή προβλέψεις για ένα συγκεκριμένο θέμα. Μετά τον πρώτο γύρο, οι απαντήσεις τους συγκεντρώνονται, αναλύονται και επιστρέφουν στους συμμετέχοντες, οι οποίοι καλούνται να αναθεωρήσουν τις αρχικές τους εκτιμήσεις, με βάση τις συνολικές απαντήσεις της ομάδας. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι να επιτευχθεί ένα ικανοποιητικό επίπεδο σύγκλισης ή συναίνεσης στις απόψεις.

Η Τεχνική Delphi προσφέρει αρκετά πλεονεκτήματα. Πρώτον, η αντικειμενικότητα διασφαλίζεται μέσω της ανωνυμίας των συμμετεχόντων, που τους επιτρέπει να απαντούν χωρίς εξωτερικές επιρροές. Επιπλέον, η τεχνική είναι ευέλικτη και μπορεί να εφαρμοστεί σε μια ποικιλία θεμάτων, από επιστημονικές έρευνες μέχρι στρατηγικές προβλέψεις επιχειρήσεων. Τέλος, επιτρέπει τη σύγκλιση απόψεων, κάτι που είναι ιδιαίτερα χρήσιμο σε περιπτώσεις αβεβαιότητας ή πολυπλοκότητας.

Ωστόσο, υπάρχουν και μειονεκτήματα. Η Τεχνική Delphi μπορεί να είναι χρονοβόρα, καθώς η επαναλαμβανόμενη διαδικασία των γύρων απαιτεί χρόνο για τη συλλογή, ανάλυση και αναθεώρηση των απαντήσεων. Επίσης, τα αποτελέσματα εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από τη γνώση και εμπειρία των ειδικών που συμμετέχουν, γεγονός που μπορεί να επηρεάσει την ακρίβεια της πρόβλεψης.

Η Τεχνική Delphi χρησιμοποιείται ευρέως για μακροπρόθεσμες προβλέψεις, όπως η μελέτη τεχνολογικών τάσεων, η ανάπτυξη νέων προϊόντων και υπηρεσιών, ή ακόμα και για στρατηγικές αποφάσεις σε τομείς όπως η εκπαίδευση, η υγεία και οι επιχειρήσεις.

- Εκτιμήσεις από ειδικούς ή ομάδα πωλήσεων: Βασίζεται στην εμπειρία ατόμων που έχουν καλή γνώση της αγοράς ή των προϊόντων. Αυτοί οι ειδικοί, είτε πρόκειται για το προσωπικό πωλήσεων είτε για εξωτερικούς συμβούλους, αξιολογούν την τρέχουσα και μελλοντική ζήτηση, χρησιμοποιώντας την αντίληψή τους για τις τάσεις της αγοράς, τη συμπεριφορά των πελατών και άλλους παράγοντες που δεν μπορούν να ποσοτικοποιηθούν εύκολα μέσω παραδοσιακών δεδομένων. Πρόκειται για μία ευέλικτη και πρακτική μέθοδο που χρησιμοποιείται όταν τα ιστορικά δεδομένα είναι περιορισμένα ή η αγορά βρίσκεται σε ταχεία αλλαγή. (Armstrong, 2001)

Οι ποσοτικές μέθοδοι χρησιμοποιούν μαθηματικά μοντέλα και στατιστικές τεχνικές για την ανάλυση ιστορικών δεδομένων και την πρόβλεψη μελλοντικών τάσεων. Είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικές όταν υπάρχουν διαθέσιμα δεδομένα από το παρελθόν. Στη συνέχεια της διπλωματικής εργασίας, θα αναλύσουμε αυτές τις μεθόδους αναλυτικά. (Hyndman, 2018)

Η πρόβλεψη με χρονοσειρές αναλύει δεδομένα σε διαδοχικές χρονικές περιόδους, προσπαθώντας να αναγνωρίσει πρότυπα και τάσεις που επαναλαμβάνονται με την πάροδο του χρόνου. Τα μοντέλα χρονοσειρών συνήθως λαμβάνουν υπόψη:

- Τάση (Trend): Η γενική κατεύθυνση των δεδομένων μακροπρόθεσμα.
- Εποχικότητα (Seasonality): Επαναλαμβανόμενες διακυμάνσεις που εμφανίζονται σε συγκεκριμένα χρονικά διαστήματα, όπως ανά έτος ή μήνα.
- Κύκλος (Cycle): Διακυμάνσεις που δεν σχετίζονται με την εποχικότητα αλλά με οικονομικούς ή άλλους παράγοντες. (Hyndman, 2018)

Οι αιτιολογικές μέθοδοι προσπαθούν να εντοπίσουν και να μοντελοποιήσουν σχέσεις αιτίου-αποτελέσματος. Για παράδειγμα, μια επιχείρηση μπορεί να χρησιμοποιήσει την παλινδρόμηση για να προβλέψει τη ζήτηση για ένα προϊόν με βάση εξωτερικούς παράγοντες, όπως οι τιμές των ανταγωνιστών ή οι αλλαγές στις καταναλωτικές προτιμήσεις. Οι αιτιολογικές μέθοδοι είναι ιδιαίτερα χρήσιμες όταν οι αλλαγές στη ζήτηση επηρεάζονται από γνωστούς παράγοντες, και όχι μόνο από ιστορικά δεδομένα. (Armstrong, 2001)

Οι μέθοδοι πρόβλεψης μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε πολλούς τομείς, όπως ο προγραμματισμός παραγωγής, η διαχείριση αποθεμάτων, οι πωλήσεις και το μάρκετινγκ. Η επιλογή της κατάλληλης μεθόδου εξαρτάται από τη διαθεσιμότητα των δεδομένων, την πολυπλοκότητα των προβλέψεων και τον χρονικό ορίζοντα της πρόβλεψης (βραχυπρόθεσμος ή μακροπρόθεσμος). Σήμερα, πολλές επιχειρήσεις χρησιμοποιούν συνδυασμό μεθόδων και τεχνολογιών, όπως η μηχανική μάθηση, για να βελτιώσουν την ακρίβεια των προβλέψεών τους. (Armstrong, 2001)

2.4. Απλός μέσος όρος

Η απλή μέθοδος πρόβλεψης μέσου όρου, επίσης γνωστή ως μέθοδος αριθμητικού μέσου, είναι μια βασική τεχνική που χρησιμοποιείται για τη δημιουργία προβλέψεων μέσω του μέσου όρου ιστορικών δεδομένων. Είναι απλή και εύκολη στην εφαρμογή, κάτι που την καθιστά ιδιαίτερα χρήσιμη όταν ασχολούμαστε με σταθερά χρονοσειριακά δεδομένα.

Η απλή μέθοδος πρόβλεψης μέσου όρου περιλαμβάνει τον υπολογισμό του μέσου όρου των ιστορικών δεδομένων ζήτησης και τη χρήση αυτού του μέσου ως πρόβλεψη για μελλοντικές περιόδους.

Η βασική αρχή της μεθόδου είναι η παρακάτω:

Πρόβλεψη = Σύνολο ιστορικής ζήτησης / Αριθμός ιστορικών περιόδων

Για την εφαρμογή της μεθόδου, απαιτείται να υπάρχει ένα σύνολο χρονολογικά οργανωμένων ιστορικών δεδομένων ζήτησης, που αφορούν μια συγκεκριμένη χρονική περίοδο (όπως μήνες ή εβδομάδες). Αθροίζονται οι τιμές της ζήτησης για την επιλεγμένη περίοδο και το αποτέλεσμα διαιρείται με τον αριθμό των περιόδων, ώστε να υπολογιστεί ο μέσος όρος, ο οποίος χρησιμοποιείται ως πρόβλεψη για τις μελλοντικές περιόδους.

Η απλή μέθοδος πρόβλεψης μέσου όρου χρησιμοποιείται συχνά σε καταστάσεις όπου τα πρότυπα ζήτησης είναι σχετικά σταθερά και δεν υπάρχουν αναγνωρίσιμες τάσεις ή εποχικότητα. Παρέχει μια βασική πρόβλεψη που αντιπροσωπεύει τη μέση ζήτηση κατά τη διάρκεια της ιστορικής περιόδου. (Hyndman, 2018)

Μετά τη δημιουργία της πρόβλεψης μέσου όρου, αξιολογούμε την ακρίβειά της συγκρίνοντάς την με τις πραγματικές τιμές ζήτησης για τις αντίστοιχες περιόδους. Η χρήση των σφαλμάτων όπως η Απόλυτη Μέση Σφάλματος (MAE), Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (MSE), ή Τετραγωνική Ρίζα Μέσου Σφάλματος (RMSE) για να καταγράψουμε το σφάλμα πρόβλεψης είναι απαραίτητο.

Αν και η απλή μέθοδος πρόβλεψης μέσου όρου παρέχει μια γρήγορη και εύκολη μέθοδο για τη δημιουργία προβλέψεων, ενδέχεται να μην αντικατοπτρίζει τις αλλαγές ή τα πρότυπα στη ζήτηση με την πάροδο του χρόνου.

Η απλή μέθοδος πρόβλεψης μέσου όρου χρησιμοποιείται συχνά σε βιομηχανίες όπου η ζήτηση είναι σχετικά σταθερή και προβλέψιμη, όπως σε ορισμένα καταναλωτικά αγαθά, βασικά είδη οικιακής χρήσης, ή υπηρεσίες με σταθερά πρότυπα ζήτησης. Παρέχει ένα απλό σημείο εκκίνησης για τον σχεδιασμό ζήτησης, τη διαχείριση αποθεμάτων και την παραγωγική προγραμματισμό.

Πλεονεκτήματα της μεθόδου είναι:

- Εύκολο να κατανοηθεί και να εφαρμοστεί.

- Απαιτεί ελάχιστη υπολογιστική προσπάθεια.
- Παρέχει μια γρήγορη βασική πρόβλεψη για σύγκριση με πιο εξελιγμένες μεθόδους.

Περιορισμοί που υπάρχουν:

- Αγνοεί τυχόν τάσεις, εποχικότητα, ή άλλα πρότυπα στα δεδομένα.
- Μπορεί να είναι ευαίσθητο σε ακραίες τιμές ή ακραίες τιμές στα ιστορικά δεδομένα.
- Ενδέχεται να μην λειτουργεί καλά σε καταστάσεις με ασταθείς ή απρόβλεπτες τάσεις ζήτησης.

Στην απλή μέθοδος πρόβλεψης μέσου όρου σημαντικό να αναγνωριστούν οι περιορισμοί της και να ληφθούν υπόψη πιο προηγμένες μέθοδοι πρόβλεψης όταν αντιμετωπίζονται πολυπλοκότερα ή δυναμικά περιβάλλοντα ζήτησης. (Nau, 2014)

2.5. Κινητός μέσος όρος

Η πρόβλεψη με χρήση κινούμενου μέσου αποτελεί μια διαδεδομένη τεχνική για την ανάλυση χρονοσειρών, βοηθώντας στην αναγνώριση τάσεων και τη δημιουργία προβλέψεων με βάση τα πιο πρόσφατα ιστορικά δεδομένα. Η μέθοδος αυτή υπολογίζει το μέσο όρο ενός καθορισμένου αριθμού διαδοχικών δεδομένων (γνωστό ως "παράθυρο") και χρησιμοποιεί αυτόν τον μέσο όρο για την πρόβλεψη της επόμενης χρονικής περιόδου. Με την προσθήκη νέων δεδομένων, το παράθυρο μετατοπίζεται, και η πρόβλεψη ανανεώνεται ανάλογα. (Armstrong, 2001)

Είδη Κινούμενου Μέσου:

- Απλή Κινούμενη Μέση (SMA): Υπολογίζει τον μέσο όρο των πιο πρόσφατων n παρατηρήσεων, όπου το n αντιπροσωπεύει το μέγεθος του παραθύρου. Κάθε σημείο δεδομένων έχει ίση βαρύτητα στον υπολογισμό του μέσου όρου.
- Σταθμισμένη Κινούμενη Μέση (WMA): Στην WMA, τα ιστορικά δεδομένα λαμβάνουν διαφορετικά βάρη, με τα πιο πρόσφατα να έχουν συνήθως μεγαλύτερη σημασία, επειδή θεωρούνται πιο αντιπροσωπευτικά για την πρόβλεψη της επόμενης περιόδου.

Για να εφαρμόσουμε αυτή την τεχνική, χρειαζόμαστε τα ιστορικά δεδομένα οργανωμένα με χρονολογική σειρά και καθορίζουμε το κατάλληλο μέγεθος του παραθύρου, ανάλογα με τα πρότυπα ζήτησης. Ο κινούμενος μέσος όρος υπολογίζεται με βάση τα δεδομένα του παραθύρου και η μέση τιμή χρησιμοποιείται ως πρόβλεψη για την επόμενη χρονική περίοδο. Η τεχνική αυτή είναι ιδιαίτερα χρήσιμη σε περιπτώσεις όπου τα δεδομένα παρουσιάζουν σχετικά σταθερά πρότυπα με μικρές διακυμάνσεις. Βοηθά στην αναγνώριση γενικών τάσεων και στην παραγωγή πιο αξιόπιστων προβλέψεων. (Hyndman, 2018)

Η επιλογή του κατάλληλου μεγέθους παραθύρου και του μοτίβου με το οποίο κατανέμονται τα βάρη στα δεδομένα είναι ζωτικής σημασίας για την ακρίβεια των προβλέψεων. Για τη

βελτιστοποίηση της απόδοσης, συχνά δοκιμάζονται διάφορα μεγέθη παραθύρου και διαφορετικές κατανομές βαρών, λαμβάνοντας υπόψη τα χαρακτηριστικά των ιστορικών δεδομένων. (Box, 2015)

2.6. Μέθοδος εκθετικής εξομάλυνσης

Η βασική αρχή πίσω από τις προβλέψεις είναι η ανάλυση προηγούμενων δεδομένων με σκοπό τον εντοπισμό υποκείμενων τάσεων ή μοτίβων. Αυτές οι τάσεις χρησιμοποιούνται για την εκτίμηση του τι μπορεί να συμβεί στο μέλλον, με την υπόθεση ότι οι παρατηρούμενες τάσεις θα συνεχιστούν. Ωστόσο, αυτή η προσέγγιση δεν είναι πάντα ακριβής. Οι συνθήκες της αγοράς, η νομοθεσία ή άλλοι εξωτερικοί παράγοντες μπορούν να αλλάξουν, επηρεάζοντας σημαντικά τη μελλοντική ζήτηση. Για παράδειγμα, οι νομοθετικές αλλαγές ή οι οικονομικές κρίσεις μπορεί να επηρεάσουν τη ζήτηση για συγκεκριμένα προϊόντα. Σε αυτές τις περιπτώσεις, οι προηγούμενες τάσεις δεν επαρκούν για την ακριβή πρόβλεψη της μελλοντικής ζήτησης.

Από την άλλη, η πρόβλεψη που βασίζεται σε υποκειμενικές εκτιμήσεις έχει μεγαλύτερη ευελιξία. Οι υποκειμενικές προβλέψεις συχνά επιτρέπουν τη γρήγορη αντίδραση σε μεταβαλλόμενες συνθήκες, αλλά μπορεί να στερούνται της ακρίβειας που προκύπτει από μια επιστημονική ανάλυση δεδομένων. (Lewis, 1997).

Οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης χρησιμοποιούνται ευρέως για την πρόβλεψη χρονοσειριακών δεδομένων, ιδιαίτερα όταν τα δεδομένα εμφανίζουν τάση και/ή εποχικότητα. Αυτές οι μέθοδοι αναθέτουν εκθετικά μειούμενα βάρη στις ιστορικές παρατηρήσεις, με τις πιο πρόσφατες παρατηρήσεις να λαμβάνουν υψηλότερα βάρη. Η εκθετική εξομάλυνση είναι αποτελεσματική για την ανίχνευση βραχυπρόθεσμων διακυμάνσεων, ενώ λαμβάνει υπόψη και τις μακροπρόθεσμες τάσεις στα δεδομένα. Η επιτυχία τους οφείλεται στο ότι ανήκουν σε μια κατηγορία μοντέλων που προσαρμόζουν αυτόματα τις παραμέτρους τους στα δεδομένα κατά τη διάρκεια της εκτίμησης. Έτσι, μπορούν να λαμβάνουν υπόψη αργές μεταβολές στα δεδομένα. Επιπλέον, επειδή η επίδραση των νέων δεδομένων ελέγχεται από παραμέτρους, το αποτέλεσμα είναι μια εξομάλυνση της αρχικής χρονοσειράς. Ανάμεσα στις απλούστερες μεθόδους είναι η απλή εκθετική εξομάλυνση, στην οποία υποθέτει ότι δεν υπάρχει καμία τάση και καμία εποχικότητα. Η μέθοδος της γραμμικής τάσης του Holt (Holt, 1957) και οι επεκτάσεις του Winters (Winters, 1960) προσθέτουν μια τάση και ένα εποχιακό στοιχείο (το τελευταίο είτε προστιθέμενο είτε πολλαπλασιαστικό). Οι μέθοδοι τους είναι ακόμα εκπληκτικά δημοφιλείς, αν και υπάρχουν πολλές επεκτάσεις και πιο γενικά πλαίσια. (Meyer, 2002)

Πιο αναλυτικά οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης:

- Απλή Εκθετική Εξομάλυνση (SES):

Η απλή εκθετική εξομάλυνση είναι η πλέον κατάλληλη για δεδομένα χρονοσειρών χωρίς τάση ή εποχικότητα. Υπολογίζει την πρόβλεψη ενημερώνοντας μία μόνο παράμετρο εξομάλυνσης (α) που εφαρμόζεται στην πιο πρόσφατη παρατήρηση. Η σύνταξη για την πρόβλεψη (F_t) στο χρόνο t είναι:

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

όπου:

D_t είναι η πραγματική ζήτηση στο χρόνο t .

F_{t-1} είναι η προηγούμενη πρόβλεψη.

α είναι η παράμετρος εξομάλυνσης ($0 < \alpha < 1$), που καθορίζει το βάρος που αντιστοιχεί στην πιο πρόσφατη παρατήρηση. (Hyndman, 2018)

Η παράμετρος εξομάλυνσης (α) ελέγχει το βάρος που ανατίθεται στην πιο πρόσφατη παρατήρηση κατά τον υπολογισμό της πρόβλεψης. Μια μικρότερη τιμή α δίνει μεγαλύτερη έμφαση στις παλαιότερες παρατηρήσεις, ενώ μια μεγαλύτερη τιμή α δίνει μεγαλύτερο βάρος στα πιο πρόσφατα δεδομένα. Η επιλογή του α εξαρτάται από το επίπεδο θορύβου και την ποικιλομορφία στα δεδομένα

- Διπλή Εκθετική Εξομάλυνση (Μέθοδος Holt):

Η μέθοδος Holt επεκτείνει την απλή εκθετική εξομάλυνση για να χειριστεί δεδομένα με τάση. Εκτός από την παράμετρο εξομάλυνσης (α), εισάγει μια παράμετρο τάσης (β) για την καταγραφή της τάσης στα δεδομένα. Η σύνταξη για την πρόβλεψη (F_t) και την τάση (T_t) στο χρόνο t είναι:

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

Όπου

- F_{t+m} : Η πρόβλεψη για m περιόδους μπροστά από τη χρονική στιγμή t
- S_t : Το εξομαλυμένο επίπεδο στη χρονική στιγμή t
- T_t : Η εκτίμηση της τάσης στη χρονική στιγμή t
- m : Ο αριθμός των περιόδων πρόβλεψης μπροστά

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

Όπου

- T_t : Η εκτίμηση της τάσης στη χρονική στιγμή t
- S_t : Το εξομαλυμένο επίπεδο στη χρονική στιγμή t
- S_{t-1} : Το εξομαλυμένο επίπεδο στην προηγούμενη χρονική στιγμή $t-1$
- T_{t-1} : Η εκτίμηση της τάσης στην προηγούμενη χρονική στιγμή $t-1$
- β : Ο παράγοντας εξομάλυνσης για την τάση, $0 < \beta < 1$

Όπου F_t και T_t αντιπροσωπεύουν την πρόβλεψη και την τάση στο χρόνο t , αντίστοιχα.

Η μέθοδος Holt εισάγει ένα στοιχείο τάσης για να καταγράψει την κατεύθυνση και το μέγεθος των τάσεων στα δεδομένα. Η παράμετρος τάσης (β) καθορίζει το ρυθμό με τον οποίο η πρόβλεψη προσαρμόζεται στις αλλαγές. Μια υψηλότερη τιμή β οδηγεί σε μια πιο ανταποκρίσιμη πρόβλεψη στις αλλαγές της τάσης, ενώ μια χαμηλότερη τιμή β παράγει πιο ομαλές προβλέψεις.

Η μέθοδος Holt απαιτεί αρχικές τιμές για τα επίπεδα και τα στοιχεία τάσης. Αυτές οι αρχικές τιμές μπορούν να εκτιμηθούν χρησιμοποιώντας απλές μεθόδους όπως ο μέσος όρος ή προσαρμογή αρχικών εκτιμήσεων τάσης και επιπέδου στα ιστορικά δεδομένα

- Τριπλή Εκθετική Εξομάλυνση (Μέθοδος Holt-Winters):

Η μέθοδος Holt-Winters επεκτείνει τη διπλή εκθετική εξομάλυνση για να χειριστεί δεδομένα τόσο με τάση όσο και με εποχικότητα. Εισάγει μια εποχική παράμετρο (γ) για να καταγράψει εποχιακά πρότυπα στα δεδομένα. Η μέθοδος αυτή έχει τρία στοιχεία: επίπεδο (L_t), τάση (T_t) και εποχικό (S_t). Οι τύποι για την ενημέρωση αυτών των στοιχείων και τον υπολογισμό της πρόβλεψης (F_t) στο χρόνο t είναι:

$$L_t = \alpha \times (D_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha) \times (L_{t-1} + T_{t-1})$$

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

$$S_t = \gamma \times (D_t - L_{t-1} - T_{t-1}) + (1 - \gamma) \times S_{t-s}$$

$$F_{t+m} = L_t + m \times T_t + S_{t-s+m}$$

όπου

s είναι το μήκος του εποχιακού κύκλου, και

m αντιπροσωπεύει τον αριθμό των περιόδων στο μέλλον για τις οποίες δημιουργούνται οι προβλέψεις.

Η μέθοδος Holt-Winters επεκτείνει τη μέθοδο Holt για να ενσωματώσει εποχιακά πρότυπα στα δεδομένα. Η εποχιακή παράμετρος (γ) ελέγχει την επίδραση των εποχικών παραγόντων στην πρόβλεψη. Παρόμοια με τις παραμέτρους α και το β , η επιλογή του γ επηρεάζει την ευαισθησία του μοντέλου στις εποχιακές παραλλαγές.

Η μέθοδος Holt-Winters απαιτεί αρχικοποίηση των επιπέδων, των τάσεων και των εποχιακών στοιχείων και την προσαρμογή τους κατά τη διαδικασία πρόβλεψης. Η εποχιακή προσαρμογή περιλαμβάνει την εκτίμηση εποχιακών δεικτών ή παραγόντων για να ληφθούν υπόψη οι εποχιακές διακυμάνσεις στα δεδομένα.

Στις μεθόδους εκθετικής εξομάλυνσης, η επιλογή των παραμέτρων εξομάλυνσης (α , β , γ) επηρεάζει την ακρίβεια της πρόβλεψης. Αυτές οι παράμετροι ελέγχουν το ρυθμό με τον οποίο το μοντέλο προσαρμόζεται στα νέα δεδομένα και τη σχετική σημασία που δίνεται στις πιο πρόσφατες παρατηρήσεις έναντι των ιστορικών δεδομένων. Η ρύθμιση των παραμέτρων είναι κρίσιμη για τη βελτιστοποίηση της απόδοσης της πρόβλεψης.

Οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης χρησιμοποιούνται ευρέως σε βιομηχανίες το λιανικό εμπόριο, στις χρηματοοικονομικές υπηρεσίες και στη διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας για προβλέψεις ζήτησης σε βραχυπρόθεσμα και μεσοπρόθεσμα. Παρέχουν αποτελεσματικά εργαλεία για την ανίχνευση τάσεων, εποχικότητας και βραχυπρόθεσμων διακυμάνσεων στα δεδομένα χρονοσειρών, επιτρέποντας στις επιχειρήσεις να λαμβάνουν αποφάσεις σχετικά με την κατανομή πόρων, τη διαχείριση αποθεμάτων και τον σχεδιασμό παραγωγής.

Οι μέθοδοι εκθετικής ομαλοποίησης μπορούν να παράγουν προβλέψεις για πολλά περισσότερα διαστήματα στο μέλλον. Ο ορίζοντας πρόβλεψης (αναπαρίσταται από την παράμετρο m στη μέθοδο Holt-Winters) καθορίζει τον αριθμό των διαστημάτων για τα οποία δημιουργούνται προβλέψεις.

Κατά την εφαρμογή των μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης, οι επιχειρήσεις μπορεί να χρειαστεί να επιλέξουν το κατάλληλο μοντέλο (π.χ. SES, μέθοδος Holt, μέθοδος Holt-Winters) με βάση τα χαρακτηριστικά των δεδομένων και την παρουσία της τάσης και της εποχικότητας. Η αξιολόγηση του μοντέλου περιλαμβάνει τη σύγκριση της απόδοσης των προβλέψεων διαφορετικών μοντέλων χρησιμοποιώντας μετρήσεις όπως ο Μέσος Απόλυτος Σφάλμα (MAE), ο Μέσος Τετραγωνικός Σφάλμα (MSE) ή δείκτες ακρίβειας πρόβλεψης.

Οι μέθοδοι εκθετικής ομαλοποίησης είναι ανθεκτικές στα απουσιάζοντα δεδομένα και μπορούν να προσαρμοστούν γρήγορα σε αλλαγές στα υποκείμενα πρότυπα δεδομένων. Παρέχουν ένα ευέλικτο πλαίσιο για την καταγραφή διάφορων στοιχείων των δεδομένων σειρών χρόνου, καθιστώντας τις κατάλληλες για πρόβλεψη σε δυναμικά και εξελισσόμενα περιβάλλοντα. (Robert H. Shumway, 2017)

Η οπτικοποίηση των προβλεπόμενων τιμών σε συνδυασμό με τα πραγματικά δεδομένα και τα διαστήματα εμπιστοσύνης μπορεί να βοηθήσει τους ενδιαφερόμενους να κατανοήσουν την ακρίβεια και την αξιοπιστία της πρόβλεψης. Γραφικές αναπαραστάσεις, όπως γραφήματα σειρών χρόνου ή γραφήματα σφάλματος πρόβλεψης, παρέχουν εισηγήσεις για την απόδοση του μοντέλου και τις πιθανές περιοχές βελτίωσης.

Με την κατανόηση των λεπτομερειών των μεθόδων εκθετικής ομαλοποίησης και την προσεκτική ρύθμιση των παραμέτρων του μοντέλου, οι επιχειρήσεις μπορούν να δημιουργήσουν ακριβείς και αξιόπιστες προβλέψεις για να υποστηρίξουν διαδικασίες λήψης αποφάσεων, να βελτιστοποιήσουν τις στρατηγικές διάθεσης πόρων και να βελτιώσουν την αποτελεσματικότητα της λειτουργίας. (Andrew V. Metcalfe, 2009)

2.7. Μέθοδος Naïve

Η αφελής πρόβλεψη βασίζεται στην υπόθεση ότι δεν υπάρχουν εμφανείς τάσεις ή μοτίβα στα δεδομένα, που να μπορούν να αξιοποιηθούν για μια πιο ακριβή πρόβλεψη. Είναι συχνά

χρήσιμη ως σημείο αναφοράς, διότι επιτρέπει τη σύγκριση με πιο σύνθετες μεθόδους πρόβλεψης, ώστε να διαπιστωθεί αν αυτές προσφέρουν ουσιαστική βελτίωση στην ακρίβεια. Ωστόσο, η αφελής μέθοδος αγνοεί οποιαδήποτε τάση, εποχικότητα ή μοτίβο στα δεδομένα, κάτι που την καθιστά λιγότερο ακριβή σε πιο πολύπλοκες καταστάσεις.

Μια τέτοια πρόβλεψη θα διαφέρει περισσότερο από μέρα σε μέρα σε σχέση με κάποια άλλη μέθοδο πρόβλεψης. Κάθε φορά που βλέπουμε μια νέα παρατήρηση, η αφελής πρόβλεψη μπορεί να αλλάξει ριζικά. Σε αντίθετη περίπτωση, η πρόβλεψη που προκύπτει από τον κινητό μέσο όρο θα επηρεαστεί πολύ λιγότερο από μια μοναδική νέα παρατήρηση. Θα μπορούσαμε να αποκαλέσουμε αυτήν την ιδιότητα της αφελούς πρόβλεψης "υψηλή προσαρμοστικότητα" και να θεωρηθεί χαρακτηριστικό ή να την αποκαλέσετε "υψηλή διακύμανση" και να την θεωρήσουμε σφάλμα - ποια προοπτική είναι πιο χρήσιμη εξαρτάται από το περιβάλλον πρόβλεψης. Ορισμένες μετρήσεις για την παρακολούθηση της ακρίβειας πρόβλεψης, όπως το Μέσο Απόλυτο Κλιμακωμένο Σφάλμα (MASE), χρησιμοποιούν ρητά αυτήν την αφελή πρόβλεψη ως βάση. Σε αυτό το πλαίσιο, η μέθοδος της Αφελούς πρόβλεψης συνιστάται για τη σύγκριση μοντέλων από τους Makridakis et al. [1998] και Hyndman και Athanasopoulos [2016]. Οι συγγραφείς υποστηρίζουν ότι αυτή (η αφελής πρόβλεψη) είναι μία από τις απλές μεθόδους πρόβλεψης και συχνά αποδεικνύεται απίστευτα αποτελεσματική για να θεωρηθεί ως η μέθοδος αναφοράς για τη σύγκριση μοντέλων. (Dhakal, 2017)

Υπάρχουν δύο βασικοί τύποι αφελούς πρόβλεψης: η πρώτη μέθοδος αφορά στατικά δεδομένα, όπου η πρόβλεψη για οποιαδήποτε μελλοντική στιγμή είναι ίση με την τελευταία διαθέσιμη παρατήρηση, ενώ η δεύτερη αφορά εποχικά δεδομένα, όπου η πρόβλεψη βασίζεται στην τιμή της ίδιας χρονικής στιγμής του προηγούμενου κύκλου.

Η απλή αφελής πρόβλεψη είναι η απλούστερη μορφή αφελούς πρόβλεψης, όπου η πρόβλεψη για το επόμενο χρονικό διάστημα βασίζεται αποκλειστικά στην πιο πρόσφατη παρατήρηση της ζήτησης.

Η εποχιακή αφελής πρόβλεψη είναι μια μέθοδος πρόβλεψης ζήτησης που χρησιμοποιείται όταν υπάρχουν εμφανή εποχικά πρότυπα στα δεδομένα. Αυτή η προσέγγιση βασίζεται στην υπόθεση ότι η ζήτηση σε ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα του τρέχοντος έτους θα είναι παρόμοια με τη ζήτηση στην ίδια περίοδο του προηγούμενου έτους. (Meyer, 2002)

Η απλή πρόβλεψη με μέσο όρο αντί να βασίζεται αποκλειστικά στην πιο πρόσφατη παρατήρηση, η απλή αφελής πρόβλεψη με μέσο όρο υπολογίζει το μέσο όρο των ιστορικών τιμών ζήτησης και το χρησιμοποιεί ως πρόβλεψη για τα μελλοντικά χρονικά διαστήματα..

Οι αφελείς προβλέψεις μπορούν να αξιολογηθούν χρησιμοποιώντας διάφορες μετρικές ακρίβειας, όπως ο μέσος απόλυτος σφάλμα (MAE), ο μέσος τετραγωνικός σφάλμα (MSE) ή ο τετραγωνικός ριζικός μέσος όρος σφάλματος (RMSE). Αυτές οι μετρικές ποσοτικοποιούν

τη διαφορά μεταξύ των αφελών προβλέψεων και των πραγματικών τιμών ζήτησης, παρέχοντας εισαγωγές για την ακρίβεια της πρόβλεψης.

Οι αφελείς προβλέψεις συχνά συγκρίνονται με μοντέλα αναφοράς ή πιο προηγμένες μεθόδους πρόβλεψης για να αξιολογηθεί η σχετική τους απόδοση. Εάν οι αφελείς προβλέψεις υπερτερούν συνεχώς σε απόδοση των μοντέλων αναφοράς, υποδηλώνει ότι τα δεδομένα ζήτησης ενδέχεται να μην εμφανίζουν κανένα διακριτό πρότυπο ή τάση που να μπορεί να εκμεταλλευτεί για πρόβλεψη.

Η σύγκριση των αφελών προβλέψεων με τις πραγματικές τιμές ζήτησης μέσω του χρόνου μπορεί να παρέχει μια οπτική ένδειξη της ακρίβειάς τους. Αν οι αφελείς προβλέψεις ακολουθούν στενά τις πραγματικές τιμές ζήτησης, υποδηλώνει ότι η μέθοδος αποτυπώνει αποτελεσματικά την υποκείμενη δυναμική της ζήτησης.

Η αφελής πρόβλεψη χρησιμοποιείται συχνά για την πρόβλεψη της ζήτησης σε μικρό χρονικό διάστημα, ειδικά όταν τα ιστορικά δεδομένα είναι περιορισμένα ή όταν τα πρότυπα ζήτησης είναι σχετικά σταθερά στο μικρό χρονικό διάστημα.

Παρότι η αφελής πρόβλεψη δεν παράγει πάντα τις πιο ακριβείς προβλέψεις, αποτελεί ένα χρήσιμο σημείο εκκίνησης. Συχνά χρησιμοποιείται σε συνδυασμό με άλλες τεχνικές πρόβλεψης για να παρέχει μια συνολική κατανόηση της δυναμικής της ζήτησης.

Δεδομένου ότι η αφελής πρόβλεψη βασίζεται αποκλειστικά στην πιο πρόσφατη παρατήρηση, μπορεί να είναι υψηλά ευαίσθητη σε ακραίες τιμές ή ασυνήθιστες διακυμάνσεις στα δεδομένα. (Meyer, 2002)

2.8. Μέθοδος Theta

Η μέθοδος Theta είναι μια τεχνική πρόβλεψης που συνδυάζει στοιχεία τόσο από την εκθετική εξομάλυνση όσο και από τη γραμμική παλινδρόμηση. Είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για χρονοσειριακά δεδομένα με στοιχεία τάσης και εποχικότητας.

Η μέθοδος Theta επεκτείνει την απλή εκθετική εξομάλυνση ενσωματώνοντας ένα στοιχείο τάσης που προσαρμόζει το επίπεδο της εξομάλυνσης βάσει της τάσης στα δεδομένα. Περιλαμβάνει δύο κύρια βήματα: εκτίμηση της τάσης και εξομάλυνση.

Το πρώτο βήμα στη μέθοδο Theta είναι η εκτίμηση του στοιχείου τάσης των δεδομένων της χρονοσειράς. Αυτό μπορεί να γίνει χρησιμοποιώντας διάφορες μεθόδους, όπως η γραμμική παλινδρόμηση, οι κινούμενοι μέσοι όροι ή η εκθετική εξομάλυνση πρώτης τάξης. (Assimakopoulos, 2000)

Αφού εκτιμηθεί το στοιχείο τάσης, η μέθοδος Theta εφαρμόζει εκθετική εξομάλυνση στα αποεποχικοποιημένα δεδομένα. Η αποεποχικοποίηση σημαίνει την αφαίρεση των εποχιακών διακυμάνσεων από τα αρχικά δεδομένα για να επικεντρωθεί στη βασική τάση.

Στη συνέχεια, εφαρμόζεται εκθετική εξομάλυνση στα αποεποχικοποιημένα δεδομένα για τη δημιουργία λείων προβλέψεων.

Η κύρια παράμετρος στη μέθοδο Theta είναι η παράμετρος θ (θ), η οποία ελέγχει την ισορροπία μεταξύ των στοιχείων επιπέδου και τάσης στην πρόβλεψη. Μια τιμή της

$\theta=1$, $\theta=1$ αντιστοιχεί σε εκθετική εξομάλυνση (χωρίς τάση), ενώ

$\theta=0$, $\theta=0$ αντιστοιχεί σε γραμμική παλινδρόμηση (χωρίς εξομάλυνση).

Η πρόβλεψη δημιουργείται συνδυάζοντας το στοιχείο τάσης με το εποχιακό στοιχείο (εάν είναι εφαρμόσιμο).

Η επιλογή παραμέτρων στη μέθοδο Theta, συμπεριλαμβανομένης της παραμέτρου θ και της μεθόδου που χρησιμοποιείται για την εκτίμηση της τάσης, μπορεί να επηρεάσει την ακρίβεια της πρόβλεψης.

Η μέθοδος Theta συνδυάζει τα πλεονεκτήματα και της εκθετικής εξομάλυνσης και της γραμμικής παλινδρόμησης, καθιστώντας την κατάλληλη για μια ευρεία γκάμα χρονοσειριακών δεδομένων.

Η μέθοδος Theta μπορεί να μην αποδίδει καλά όταν η υποκείμενη τάση είναι υψηλά μη γραμμική ή όταν υπάρχουν απότομες αλλαγές στα δεδομένα. Η επιλογή παραμέτρων και η ρύθμιση του μοντέλου μπορεί να απαιτεί προσεκτική πειραματική διαδικασία για να επιτευχθεί η βέλτιστη ακρίβεια πρόβλεψης. Η μέθοδος μπορεί να είναι υπολογιστικά απαιτητική για μεγάλα σύνολα δεδομένων ή περίπλοκα μοτίβα χρονοσειρών. Επιπλέον προσφέρει μια ισχυρή προσέγγιση για την πρόβλεψη χρονοσειριακών δεδομένων με στοιχεία τάσης και εποχικότητας. (Kostas I. Nikolopoulos, 2019)

2.9. Linear & Exponential Trend

Γραμμική και πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση είναι στατιστικές τεχνικές που χρησιμοποιούνται για να μοντελοποιήσουν τη σχέση μεταξύ ενός ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών και μιας εξαρτημένης μεταβλητής

Η απλή γραμμική παλινδρόμηση είναι ένα μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης που αναλύει τη σχέση μεταξύ δύο μεταβλητών: μιας ανεξάρτητης μεταβλητής (προ βλέπουσα) και μιας εξαρτημένης μεταβλητής (αποτέλεσμα).

Η πρόβλεψη γραμμικής τάσης υποθέτει ότι η υποκείμενη τάση στα δεδομένα ακολουθεί μια ευθεία γραμμή με την πάροδο του χρόνου. Περιλαμβάνει την προσαρμογή ενός γραμμικού μοντέλου παλινδρόμησης στα ιστορικά δεδομένα, όπου ο χρόνος είναι η ανεξάρτητη μεταβλητή και οι παρατηρούμενες τιμές (π.χ. ζήτηση, πωλήσεις) είναι η εξαρτημένη μεταβλητή. Η εξίσωση γραμμικής παλινδρόμησης έχει τη μορφή:

$$Y_t = a + b \cdot t + e_t$$

όπου:

- Y_t : Η προβλεπόμενη τιμή στο χρόνο t .
- a και b : Συντελεστές που αντιστοιχούν στην τομή και το κλίση της γραμμής τάσης, αντίστοιχα.
- t : Δείκτης χρόνου.
- e_t : Ο όρος σφάλματος που αντιπροσωπεύει τυχαίες διακυμάνσεις ή θόρυβος στα δεδομένα.

Η πρόβλεψη γραμμικής τάσης είναι κατάλληλη όταν τα δεδομένα εμφανίζουν μια σταθερή και συνεχή αύξηση ή μείωση με την πάροδο του χρόνου, χωρίς εκθετική ανάπτυξη ή υποχώρηση. Παρέχει ένα απλό, αλλά αποτελεσματικό μέσο για την προβολή μελλοντικών τιμών με βάση τη γραμμική σχέση μεταξύ χρόνου και της παρατηρούμενης μεταβλητής.

Τα πλεονεκτήματα της μεθόδου είναι ότι είναι εύκολη στην κατανόηση και την ερμηνεία, παρέχοντας μια απλή προσέγγιση για την καταγραφή γραμμικών τάσεων στα δεδομένα. Επιπλέον, είναι κατάλληλη για πρόβλεψη όταν ο ρυθμός αύξησης είναι σχετικά σταθερός με την πάροδο του χρόνου, καθιστώντας την ιδανική για περιπτώσεις όπου η τάση των δεδομένων δεν παρουσιάζει σημαντικές διακυμάνσεις. (Andrew V. Metcalfe, 2009)

Ένα από τα βασικά προβλήματα αυτής της μεθόδου είναι ότι υποθέτει μια σταθερή γραμμική σχέση μεταξύ του χρόνου και της παρατηρούμενης μεταβλητής, κάτι που μπορεί να μην ισχύει για όλα τα σύνολα δεδομένων. Επιπλέον, η μέθοδος δεν είναι σε θέση να ανιχνεύσει μη γραμμικές τάσεις ή μοτίβα εκθετικής αύξησης ή μείωσης. Ως αποτέλεσμα, μπορεί να μην αποδίδει καλά σε περιπτώσεις όπου υπάρχουν απότομες αλλαγές ή σημαντικά κενά στη δομή των δεδομένων.

Η πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση είναι μια επέκταση της απλής γραμμικής παλινδρόμησης που αναλύει τη σχέση μεταξύ μιας εξαρτημένης μεταβλητής και δύο ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών. (Armstrong, 2001)

Η εκθετική πρόβλεψη τάσης υποθέτει ότι η υποκείμενη τάση στα δεδομένα ακολουθεί ένα μοτίβο εκθετικής αύξησης ή υποχώρησης με την πάροδο του χρόνου. Περιλαμβάνει την προσαρμογή ενός εκθετικού μοντέλου παλινδρόμησης στα δεδομένα μετά τη μετατροπή τους σε λογαριθμική κλίμακα, όπου ο χρόνος παραμένει η ανεξάρτητη μεταβλητή. Η εξίσωση εκθετικής παλινδρόμησης έχει τη μορφή:

$$Y_t = ae^{bt}$$

όπου:

- Y_t : Η προβλεπόμενη τιμή στο χρόνο t .
- a και b : Συντελεστές που αντιστοιχούν στην τομή και το ρυθμό αύξησης της εκθετικής τάσης, αντίστοιχα.

- *et:* Ο όρος σφάλματος που αντιπροσωπεύει τυχαίες διακυμάνσεις ή θόρυβος στα δεδομένα.

Η εκθετική πρόβλεψη τάσης είναι κατάλληλη όταν τα δεδομένα εμφανίζουν εκθετική αύξηση (θετική τάση) ή υποχώρηση (αρνητική τάση) με την πάροδο του χρόνου. Συχνά χρησιμοποιείται για πρόβλεψη φαινομένων όπως η αύξηση του πληθυσμού, η τεχνολογική υιοθέτηση ή η εξάπλωση μολυσματικών ασθενειών.

Τα πλεονεκτήματα της μεθόδου περιλαμβάνουν την ικανότητά της να ανιχνεύει εκθετικά μοτίβα αύξησης ή υποχώρησης στα δεδομένα, καθιστώντας την ιδιαίτερα χρήσιμη για δυναμικά περιβάλλοντα. Η μέθοδος είναι ευέλικτη και προσαρμόσιμη σε μια ευρεία γκάμα ρυθμών αύξησης, επιτρέποντας την εφαρμογή της σε διάφορα σενάρια. Επιπλέον, μπορεί να προβλέψει γρήγορες αλλαγές στην υποκείμενη τάση καθώς εξελίσσεται με την πάροδο του χρόνου, προσφέροντας μια πιο ακριβή εικόνα των μελλοντικών εξελίξεων. (Meyer, 2002) Απαιτεί μετατροπή των δεδομένων (λογαριθμική) για την προσαρμογή του εκθετικού μοντέλου παλινδρόμησης. Ενδέχεται να μην αποδίδει καλά όταν ο ρυθμός αύξησης δεν είναι σταθερός ή όταν υπάρχουν διακυμάνσεις στα δεδομένα. Η εξαγωγή εκθετικών τάσεων πολύ μακριά στο μέλλον μπορεί να οδηγήσει σε μη ρεαλιστικές ή αναξιόπιστες προβλέψεις.

Και οι δύο μέθοδοι πρόβλεψης γραμμικής και εκθετικής τάσης έχουν τα πλεονεκτήματά τους και τους περιορισμούς τους, και η επιλογή μεταξύ τους εξαρτάται από τα χαρακτηριστικά των δεδομένων και τη φύση της τάσης που προβλέπεται..

Πριν εφαρμοστεί η πρόβλεψη γραμμικής τάσης, είναι απαραίτητο να αναλυθούν τα ιστορικά δεδομένα για τον εντοπισμό οποιωνδήποτε γραμμικών προτύπων ή τάσεων. Αυτή η ανάλυση μπορεί να περιλαμβάνει την οπτική επιθεώρηση των δεδομένων χρησιμοποιώντας γραφήματα χρονοσειρών ή στατιστικές δοκιμές για την αξιολόγηση της παρουσίας μιας γραμμικής σχέσης μεταξύ του χρόνου και της παρατηρούμενης μεταβλητής.

Η πρόβλεψη γραμμικής τάσης συνήθως περιλαμβάνει την προσαρμογή ενός μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης στα ιστορικά δεδομένα. Αυτό μπορεί να γίνει χρησιμοποιώντας λογισμικό στατιστικής ή γλώσσες προγραμματισμού όπως το Python ή το R. Το μοντέλο παλινδρόμησης εκτιμά τους συντελεστές (τομή και κλίση) που καθορίζουν τη γραμμική σχέση μεταξύ του χρόνου και της παρατηρούμενης μεταβλητής.

Για την επιλογή μεταξύ των μεθόδων πρόβλεψης γραμμικής και εκθετικής τάσης, είναι σημαντικό να ληφθούν υπόψη τα χαρακτηριστικά των δεδομένων και η φύση της τάσης που προβλέπεται. Η πρόβλεψη γραμμικής τάσης είναι κατάλληλη για δεδομένα με σταθερή και συνεχή αύξηση ή μείωση με την πάροδο του χρόνου, ενώ η πρόβλεψη εκθετικής τάσης είναι κατάλληλη για δεδομένα που εμφανίζουν εκθετικά πρότυπα αύξησης ή μείωσης. (Francis Diebold, 2000)

2.10. Arima & Sarima

Το μοντέλο ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) χρησιμοποιείται εκτενώς για την ανάλυση και πρόβλεψη χρονοσειρών, καθώς είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικά στον εντοπισμό τόσο των βραχυπρόθεσμων διακυμάνσεων όσο και των μακροπρόθεσμων τάσεων σε συνεχή δεδομένα ζήτησης. Αυτά τα μοντέλα συνδυάζουν τρία βασικά στοιχεία: Αυτοπαλίνδρομο Συστατικό (AR): Αναφέρεται στη σχέση μεταξύ των σημερινών τιμών και των προηγούμενων τιμών της χρονοσειράς. Το μοντέλο χρησιμοποιεί τις παρελθοντικές τιμές για να προβλέψει τις μελλοντικές.

Ολοκληρωμένο Συστατικό (I): Αντιπροσωπεύει τον αριθμό των διαφορών που απαιτούνται για να καταστήσουμε τη χρονοσειρά στατική, αφαιρώντας μακροπρόθεσμες τάσεις ή εποχικότητα.

Κινούμενος Μέσος Όρος (MA): Αναφέρεται στη σχέση μεταξύ του σφάλματος πρόβλεψης και των προηγούμενων σφαλμάτων, βοηθώντας στη βελτίωση της ακρίβειας..

Κινούμενο Μέσο με Σταθμική Απόκλιση (WMA): Το WMA αναθέτει διαφορετικά βάρη στις ιστορικές παρατηρήσεις, δίνοντας μεγαλύτερη έμφαση στα πιο πρόσφατα σημεία δεδομένων. Αυτή η μέθοδος επιτρέπει την ευελιξία στον εντοπισμό των αλλαγών στα πρότυπα ζήτησης με την πάροδο του χρόνου. (Kumar Manoj, 2014)

Η μέθοδος SARIMA (Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average) είναι μια επέκταση του μοντέλου ARIMA, που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη χρονοσειρών οι οποίες παρουσιάζουν εποχικότητα. Το SARIMA εισάγει εποχικές συνιστώσες στο ARIMA μοντέλο, καθιστώντας το πιο αποτελεσματικό για δεδομένα που εμφανίζουν περιοδικές διακυμάνσεις, όπως η ζήτηση προϊόντων κατά τις διάφορες εποχές ή οι μηνιαίες οικονομικές καταστάσεις. (Chatfield, 2000)

Το SARIMA αποτελείται από δύο βασικές συνιστώσες:

1. Μη εποχική συνιστώσα (ARIMA):

1.1. AR (AutoRegressive): Χρησιμοποιεί παλαιότερες τιμές της χρονοσειράς για την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών.

1.2. I (Integrated): Διαφοροποιεί τα δεδομένα ώστε να αφαιρέσει μακροχρόνιες τάσεις και να τα καταστήσει στατικά.

1.3. MA (Moving Average): Λαμβάνει υπόψη τα σφάλματα από προηγούμενες προβλέψεις για τη βελτίωση των μελλοντικών εκτιμήσεων.

2. Εποχική συνιστώσα (S):

2.1. SAR (Seasonal AutoRegressive): Παρόμοιο με το AR, αλλά εφαρμόζεται σε εποχικά διαστήματα (π.χ. κάθε 12 μήνες).

2.2. SI (Seasonal Integrated): Αντιστοιχεί στη διαφοροποίηση εποχιακών δεδομένων.

2.3. SMA (Seasonal Moving Average): Παρόμοιο με το MA, αλλά εφαρμόζεται σε εποχιακά δεδομένα.

Η μέθοδος ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) είναι κατάλληλη για την πρόβλεψη χρονοσειρών χωρίς εποχικότητα. Το μοντέλο αυτό επικεντρώνεται στην αυτοπαλινδρόμηση, τη διαφοροποίηση και το κινούμενο μέσο όρο για να καταγράψει τη δυναμική των δεδομένων. Το μοντέλο ARIMA είναι ιδανικό για δεδομένα που δεν έχουν επαναλαμβανόμενες περιοδικές τάσεις.

Από την άλλη πλευρά, το μοντέλο SARIMA προσθέτει εποχικές συνιστώσες στο ARIMA, προκειμένου να αντιμετωπίσει τις περιοδικές διακυμάνσεις. Το SARIMA είναι ιδανικό για δεδομένα που εμφανίζουν επαναλαμβανόμενα μοτίβα σε συγκεκριμένα διαστήματα, όπως μηνιαία, τριμηνιαία ή ετήσια.

Ο τύπος του SARIMA είναι:

$$SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s$$

όπου:

- p, d, q : Είναι οι παράμετροι του μη εποχιακού ARIMA μοντέλου.
- P, D, Q : Είναι οι αντίστοιχες εποχιακές παράμετροι.
- s : Η εποχική συχνότητα (π.χ. 12 για μηνιαία δεδομένα με ετήσια εποχικότητα).

Το SARIMA προσφέρει αρκετά πλεονεκτήματα, κάνοντάς το εξαιρετικά χρήσιμο για την πρόβλεψη χρονοσειρών με εποχικότητα. Ένα από τα βασικά πλεονεκτήματα είναι η δυνατότητά του να αντιμετωπίζει αποτελεσματικά την εποχικότητα, καθιστώντας το ιδανικό για δεδομένα που εμφανίζουν περιοδικές διακυμάνσεις. Αυτό του επιτρέπει να προβλέπει επαναλαμβανόμενα μοτίβα με ακρίβεια, κάτι που πολλές άλλες μέθοδοι δεν μπορούν να κάνουν τόσο αποτελεσματικά.

Επιπλέον, το SARIMA παρέχει αξιόπιστες προβλέψεις για εποχιακές χρονοσειρές, διασφαλίζοντας ακριβέστερες εκτιμήσεις για τις μελλοντικές τιμές. Η ευελιξία του είναι ακόμα ένα σημαντικό πλεονέκτημα, καθώς μπορεί να προσαρμοστεί και να εφαρμοστεί σε διάφορους τύπους προβλέψεων, συμπεριλαμβανομένων αυτών που περιλαμβάνουν εποχικά μοτίβα, προσφέροντας έτσι ένα ευρύ φάσμα χρήσεων.

Το SARIMA συνοδεύεται και από ορισμένους περιορισμούς. Ένας από τους κύριους περιορισμούς είναι η πολυπλοκότητα στη ρύθμιση των παραμέτρων του μοντέλου (p, d, q, P, D, Q, s). Η διαδικασία εύρεσης των βέλτιστων τιμών για αυτές τις παραμέτρους μπορεί να είναι δύσκολη και συχνά απαιτεί δοκιμή και λάθος, κάτι που καθιστά το μοντέλο απαιτητικό στη ρύθμιση.

Επιπλέον, το SARIMA έχει υψηλές απαιτήσεις σε δεδομένα. Για να λειτουργήσει αποτελεσματικά, χρειάζεται επαρκή ιστορικά δεδομένα που καλύπτουν αρκετές εποχικές περιόδους. Αυτό σημαίνει ότι, σε περιπτώσεις όπου τα δεδομένα είναι περιορισμένα, το μοντέλο μπορεί να μην αποδίδει τα αναμενόμενα αποτελέσματα.

Ενώ το ARIMA είναι μια εξαιρετική μέθοδος για χρονοσειρές χωρίς εποχικότητα, το SARIMA είναι αναντικατάστατο όταν τα δεδομένα παρουσιάζουν περιοδικότητα. Παρέχει τη δυνατότητα να μοντελοποιήσει και να προβλέψει χρονοσειρές που επηρεάζονται από εποχιακές τάσεις, καθιστώντας το κατάλληλο εργαλείο για την πρόβλεψη σε τομείς όπως οι πωλήσεις, τα οικονομικά δεδομένα, και άλλα δεδομένα που επηρεάζονται από εποχικές διακυμάνσεις. (Hyndman, 2018)

2.11. Μέθοδος Croston & SBA

Η διακεκομμένη ζήτηση αναφέρεται σε χρονοσειρές χαρακτηριζόμενες από ασταθείς ή ακανόνιστες εμφανίσεις ζήτησης, όπου πολλές περίοδοι έχουν μηδενική ή πολύ χαμηλή ζήτηση, με κατά διαστήματα περίοδοι υψηλότερης ζήτησης. Η πρόβλεψη της διακεκομμένης ζήτησης παρουσιάζει μοναδικές προκλήσεις σε σύγκριση με τη συνεχή ζήτηση, καθώς οι παραδοσιακές μέθοδοι πρόβλεψης ενδέχεται να μην λειτουργούν καλά σε τέτοια σενάρια. Η μέθοδος Croston περιλαμβάνει την ξεχωριστή πρόβλεψη των εμφανίσεων της ζήτησης και των χρονικών διαστημάτων μεταξύ τους. Αυτό είναι ιδιαίτερα χρήσιμο για την ασταθή ζήτηση όπου υπάρχουν συχνά διαστήματα μηδενικής ζήτησης.

Η μέθοδος Croston εισάγει παραμέτρους εξομάλυνσης τόσο για τις εμφανίσεις της ζήτησης όσο και για τα χρονικά διαστήματα μεταξύ τους. Αυτές οι παράμετροι ελέγχουν το επίπεδο της εξομάλυνσης που εφαρμόζεται σε κάθε συνιστώσα και καθορίζονται συνήθως μέσω βελτιστοποίησης ή διασταυρούμενης επικύρωσης. (Kourentzes, 2013)

Η μέθοδος Croston αντιμετωπίζει αποτελεσματικά την ασταθή φύση των δεδομένων σε σχέση με τις παραδοσιακές μεθόδους πρόβλεψης.

Συνίσταται η ξεχωριστή πρόβλεψη των μη μηδενικών εμφανίσεων ζήτησης και των διαστημάτων μεταξύ των μη μηδενικών εμφανίσεων ζήτησης.

Η πρόβλεψη για τη μη μηδενική ζήτηση βασίζεται συνήθως σε απλή εκθετική εξομάλυνση, ενώ η πρόβλεψη για το διάστημα μεταξύ των μη μηδενικών εμφανίσεων ζήτησης βασίζεται στην εκθετική εξομάλυνση του χρόνου μεταξύ των εμφανίσεων.

Η μέθοδος Croston προσαρμόζεται για τη διακεκομμένη φύση των δεδομένων ζήτησης ενσωματώνοντας ξεχωριστές παραμέτρους εξομάλυνσης για τα στοιχεία ζήτησης και τα διαστήματα. (Thomas R. Willemain, 1994)

Η μέθοδος SBA είναι μια επέκταση της μεθόδου Croston, η οποία επιλύει ορισμένα από τα περιορισμένα της σημεία. Χρησιμοποιεί έναν παράγοντα διόρθωσης για να προσαρμόσει την πρόβλεψη της ζήτησης με βάση την πιθανότητα παρατήρησης μη μηδενικής ζήτησης στις μελλοντικές περιόδους. (Aris A. Syntetos, 2005)

Με την ενσωμάτωση πληροφοριών σχετικά με την πιθανότητα παρατήρησης μη μηδενικής ζήτησης, η μέθοδος SBA παρέχει πιο ακριβείς προβλέψεις για διακεκομμένα πρότυπα ζήτησης.

2.12. Μηχανική μάθηση

Τα νευρωνικά δίκτυα, ιδιαίτερα τα αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα (RNNs) και τα δίκτυα μακροσκοπικής μνήμης με κοντοπρόθεσμη και μακροπρόθεσμη μνήμη (LSTM), μπορούν να εντοπίσουν πολύπλοκες μη γραμμικές σχέσεις στα δεδομένα συνεχούς ζήτησης. Αυτά τα μοντέλα είναι κατάλληλα για την ανάλυση ακολουθιακών δεδομένων και μπορούν να προσαρμόζονται στις μεταβολές της ζήτησης με την πάροδο του χρόνου, καθώς ανιχνεύουν και ανταποκρίνονται στις αλλαγές στα πρότυπα ζήτησης.

Οι αλγόριθμοι δέντρων απόφασης, όπως τα random forests, είναι ισχυρά εργαλεία μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιούνται τόσο για ταξινόμηση όσο και για πρόβλεψη. Αυτοί οι αλγόριθμοι μπορούν να χειριστούν τόσο αριθμητικές όσο και κατηγορικές μεταβλητές, καθιστώντας τους κατάλληλους για την πρόβλεψη ζήτησης με ποικιλία συνόλων δεδομένων. Τα δέντρα απόφασης διαχωρίζουν τα δεδομένα με βάση τις μεταβλητές πρόβλεψης, χωρίζοντάς τα αναδρομικά σε ομοιογενή υποσύνολα, γεγονός που επιτρέπει ακριβείς προβλέψεις για τη συνεχή ζήτηση.

Κάθε μία από αυτές τις μεθόδους έχει τα δικά της πλεονεκτήματα και περιορισμούς. Η επιλογή της κατάλληλης τεχνικής πρόβλεψης εξαρτάται από παράγοντες όπως τα χαρακτηριστικά των δεδομένων, ο χρονικός ορίζοντας της πρόβλεψης και οι επιχειρησιακές ανάγκες. Η ενσωμάτωση πολλαπλών μεθόδων ή συνδυαστικών τεχνικών μπορεί να βελτιώσει την ακρίβεια και την ανθεκτικότητα των μοντέλων πρόβλεψης συνεχούς ζήτησης. Οι τεχνικές μηχανικής μάθησης, όπως τα δέντρα, το gradient boosting ή τα νευρωνικά δίκτυα, μπορούν να εφαρμοστούν στην πρόβλεψη διακεκομμένης ζήτησης.

Αυτές οι προσεγγίσεις μπορούν να ανιχνεύσουν πολύπλοκα πρότυπα στα δεδομένα και να προσαρμοστούν σε μεταβαλλόμενες δυναμικές ζήτησης, πιθανώς υπερτερώντας σε συγκεκριμένα σενάρια σε σύγκριση με τις παραδοσιακές στατιστικές μεθόδους.

Η μηχανική μάθηση, η επιλογή χαρακτηριστικών και ο συντονισμός υπερπαραμέτρων είναι σημαντικές παράμετροι όταν εφαρμόζονται τεχνικές μηχανικής μάθησης στην πρόβλεψη διακεκομμένης ζήτησης. (Ian Goodfellow, 2016)

3. Μεθοδολογία

3.1. Περιγραφή και προετοιμασία των δεδομένων

Η παρούσα εργασία θα επικεντρωθεί στην ανάλυση και τον εντοπισμό της καταλληλότερης μεθόδου πρόβλεψης αποθεμάτων, με στόχο τη βελτίωση της διαχείρισης αποθεμάτων της επιχείρησης. Στα προηγούμενα κεφάλαια, εξετάστηκαν λεπτομερώς οι διαθέσιμες μέθοδοι πρόβλεψης, όπως οι μέθοδοι Theta, ARIMA, SBA, ανάλυση χρονοσειρών, καθώς και τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα καθεμίας. Αναλύθηκαν τα χαρακτηριστικά καθεμίας από αυτές τις μεθόδους σε σχέση με τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά της ζήτησης και της διαθεσιμότητας των πρώτων υλών.

Ένα σημαντικό πρόβλημα με το οποίο έρχεται αντιμέτωπη η επιχείρηση είναι η λήξη των προϊόντων. Στην παρούσα ανάλυση, θα εφαρμοστούν αυτές οι μέθοδοι για να εξεταστεί ποια από αυτές ανταποκρίνεται καλύτερα στις ανάγκες της επιχείρησης για ακριβή πρόβλεψη αποθεμάτων. Μέσω της εφαρμογής κατάλληλης πρόβλεψης, η επιχείρηση θα μπορέσει να μειώσει τον κίνδυνο υπερβολικού αποθέματος, το οποίο αυξάνει την πιθανότητα λήξης των υλικών, αλλά και τον κίνδυνο έλλειψης αποθέματος που επηρεάζει την ομαλή ροή της παραγωγής.

Συγκεκριμένα, θα μελετήσουμε οκτώ πρώτες ύλες που χρησιμοποιούνται για την παραγωγή καλλυντικών ή απορρυπαντικών. Τα δεδομένα προέρχονται από το σύστημα της εταιρείας και αφορούν πωλήσεις. Δεν έχουν χρησιμοποιηθεί δεδομένα πωλήσεων σε αξία, καθώς στις πρώτες ύλες παρατηρείται μεγάλη μεταβλητότητα, γεγονός που θα μπορούσε να επηρεάσει τα αποτελέσματα της ανάλυσης.

Κάθε προϊόν αναφέρεται με μοναδικό κωδικό προϊόντος, και οι πωλήσεις καταγράφονται σε τριμηνιαία βάση. Ενδεικτικά, οι κωδικοί των προϊόντων είναι οι εξής: K2-200, K57-210, K61-220, K63-210, K64-210, K75-200, K83-200, και K101-210. Ο πίνακας δεδομένων περιλαμβάνει για κάθε τρίμηνο τις πωλήσεις κάθε προϊόντος, και οι πωλήσεις μετρούνται σε κιλά.

Περίοδος	K2-200	K57-210	K61-220	K63-210	K64-210	K75-200	K83-200	K101-210
Q1/2020	1.440	7.975	215	499	3.125	1.168	526	6.484
Q2/2020	1.585	5.438	105	930	3.880	2.424	673	2.310
Q3/2020	1.203	3.330	112	775	1.680	1.483	513	5.067
Q4/2020	1.345	4.526	182	895	4.720	173	585	3.023
Q1/2021	1.065	6.511	205	225	2.280	1.459	716	2.405
Q2/2021	1.531	5.668	290	341	2.240	1.673	555	3.106
Q3/2021	1.543	5.179	226	270	3.040	1.010	312	5.028
Q4/2021	1.380	4.171	340	559	2.109	373	755	4.245
Q1/2022	1.035	3.140	245	720	1.260	1.086	721	4.560
Q2/2022	1.075	2.955	263	280	2.283	1.523	307	5.377
Q3/2022	1.225	6.355	167	303	3.480	1.247	490	8.465
Q4/2022	1.112	1.830	285	500	1.860	270	322	7.592
Q1/2023	1.775	3.516	256	494	2.620	2.200	305	12.485
Q2/2023	1.665	2.220	395	440	2.601	2.044	397	14.725
Q3/2023	1.271	2.360	210	282	2.554	1.116	465	11.410
Q4/2023	1.570	2.617	205	544	2.090	208	431	5.121
Q1/2024	1.475	3.725	234	224	1.650	2.051	524	12.537
Q2/2024	1.080	2.600	357	387	2.645	1.496	505	9.500
Q3/2024	1.218	1.819	284	325	1.570	2.225	675	13.021

Πίνακας 1 Πωλήσεις ανά τρίμηνο από το 2020-2024

Τα δεδομένα καλύπτουν την περίοδο από τον Ιανουάριο του 2020 έως τον Οκτώβριο του 2024 και αφορούν τριμηνιαίες πωλήσεις. Για την πραγματοποίηση προβλέψεων, το διάστημα από τον Ιανουάριο του 2020 έως τον Δεκέμβριο του 2023 θα χρησιμοποιηθεί ως training set. Συγκεκριμένα στόχος είναι να προβλεφθούν οι πωλήσεις για τα τρία τρίμηνα του 2024 και να αξιολογηθούν οι μέθοδοι που θα εφαρμοστούν, χρησιμοποιώντας ως μετρικές σφάλματος τον MAPE και τον MAE.

Σε αυτό το σημείο έγινε διόρθωση τυχόν εσφαλμένων τιμών αι τον έλεγχο για κενές ή μηδενικές καταχωρήσεις. Στην παρούσα ανάλυση, τα δεδομένα που συλλέχθηκαν έχουν ήδη ελεγχθεί και δεν περιέχουν κενές ή μηδενικές τιμές.

Κατά την προετοιμασία των δεδομένων, πραγματοποιείται έλεγχος για ακραίες τιμές ώστε να εντοπιστούν και να αξιολογηθούν τυχόν ασυνήθιστα δεδομένα που θα μπορούσαν να επηρεάσουν την ακρίβεια των προβλέψεων. Για τον εντοπισμό αυτών των τιμών, χρησιμοποιείται η εντολή grubbs.test, η οποία βοηθά στον στατιστικό έλεγχο και την ανίχνευση εξαιρετικά αποκλινουσών τιμών από τον μέσο όρο. Η εφαρμογή αυτής της εντολής

εξασφαλίζει ότι τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την ανάλυση είναι ομοιόμορφα και χωρίς ακραίες τιμές, διασφαλίζοντας την αξιοπιστία των αποτελεσμάτων.

Για τα δεδομένα των υλικών που αναλύθηκαν (K2-200, K57-210, K61-220, K63-210, K64-210, K75-200, K83-200, K101-210), υπολογίσαμε την στατιστική Grubbs (G) και το αντίστοιχο p-value για κάθε υλικό. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι, ότι δεν εντοπίστηκαν στατιστικά σημαντικές ακραίες τιμές στα δεδομένα μας.

Υλικά	G	U	p-value
K2-200	2,67	0,49	0,01
K57-210	2,08	0,69	0,2
K61-220	2,33	0,61	0,082
K63-210	1,89	0,75	0,37
K64-210	2,41	0,58	0,56
K75-200	1,73	0,79	0,58
K83-200	1,62	0,81	0,7648
K101-210	2,26	0,64	0,1

Πίνακας 2 Πίνακας αποτελεσμάτων grubbs.test

TABLE I
Table of Critical Values for T (One-Sided Test of T_1 or T_n) when the Standard Deviation is Calculated from the Same Sample

Number of Observations n	Upper .1% Significance Level	Upper .5% Significance Level	Upper 1% Significance Level	Upper 2.5% Significance Level	Upper 5% Significance Level	Upper 10% Significance Level
3	1.155	1.155	1.155	1.155	1.153	1.148
4	1.499	1.496	1.492	1.481	1.463	1.425
5	1.780	1.764	1.749	1.715	1.672	1.602
6	2.011	1.973	1.944	1.887	1.822	1.729
7	2.201	2.139	2.097	2.020	1.938	1.828
8	2.358	2.274	2.221	2.126	2.032	1.909
9	2.492	2.387	2.323	2.215	2.110	1.977
10	2.606	2.482	2.410	2.290	2.176	2.036
11	2.705	2.564	2.485	2.355	2.234	2.088
12	2.791	2.636	2.550	2.412	2.285	2.134
13	2.867	2.699	2.607	2.462	2.331	2.175
14	2.935	2.755	2.659	2.507	2.371	2.213
15	2.997	2.806	2.705	2.549	2.409	2.247
16	3.052	2.852	2.747	2.585	2.443	2.279
17	3.103	2.894	2.785	2.620	2.475	2.309
18	3.149	2.932	2.821	2.651	2.504	2.335
19	3.191	2.968	2.854	2.681	2.532	2.361
20	3.230	3.001	2.884	2.709	2.557	2.385
21	3.266	3.031	2.912	2.733	2.580	2.408
22	3.300	3.060	2.939	2.758	2.603	2.429
23	3.332	3.087	2.963	2.781	2.624	2.448
24	3.362	3.112	2.987	2.802	2.644	2.467
25	3.389	3.135	3.009	2.822	2.663	2.486
26	3.415	3.157	3.029	2.841	2.681	2.502
27	3.440	3.178	3.049	2.859	2.698	2.519
28	3.464	3.199	3.068	2.876	2.714	2.534
29	3.486	3.218	3.085	2.893	2.730	2.549
30	3.507	3.236	3.103	2.908	2.745	2.563
31	3.528	3.253	3.119	2.924	2.759	2.577
32	3.546	3.270	3.135	2.938	2.773	2.591
33	3.565	3.286	3.150	2.952	2.786	2.604
34	3.582	3.301	3.164	2.965	2.799	2.616
35	3.599	3.316	3.178	2.979	2.811	2.628
36	3.616	3.330	3.191	2.991	2.823	2.639
37	3.631	3.343	3.204	3.003	2.835	2.650
38	3.646	3.356	3.216	3.014	2.846	2.661
39	3.660	3.369	3.228	3.025	2.857	2.671
40	3.673	3.381	3.240	3.036	2.866	2.682
41	3.687	3.393	3.251	3.046	2.877	2.692
42	3.700	3.404	3.261	3.057	2.887	2.700
43	3.712	3.415	3.271	3.067	2.896	2.710
44	3.724	3.425	3.282	3.075	2.905	2.719
45	3.736	3.435	3.292	3.085	2.914	2.727
46	3.747	3.445	3.302	3.094	2.923	2.736
47	3.757	3.455	3.310	3.103	2.931	2.744
48	3.768	3.464	3.319	3.111	2.940	2.753
49	3.779	3.474	3.329	3.120	2.948	2.760
50	3.789	3.483	3.336	3.128	2.956	2.768

Πίνακας 3 Grubbs test τιμές

3.2. Ποιοτικά χαρακτηριστικά χρονοσειρών

Τα ποιοτικά χαρακτηριστικά των χρονοσειρών είναι σημαντικά στοιχεία για την κατανόηση των μοτίβων και των διακυμάνσεων που εμφανίζονται στα δεδομένα με την πάροδο του χρόνου. Η ανάλυση αυτών των χαρακτηριστικών βοηθάει στη σωστή μοντελοποίηση και πρόβλεψη μελλοντικών τιμών.

Η τάση δείχνει τη μακροπρόθεσμη κατεύθυνση των δεδομένων. Μια ανοδική ή καθοδική τάση σηματοδοτεί μια διαρκή αύξηση ή μείωση, αντίστοιχα, που μπορεί να οφείλεται σε αλλαγές στην αγορά ή άλλους εξωτερικούς παράγοντες. Τα μοντέλα που λαμβάνουν υπόψη την τάση, όπως τα γραμμικά ή μη γραμμικά μοντέλα, βοηθούν στην πρόβλεψη μελλοντικών κινήσεων.

Η εποχικότητα αφορά επαναλαμβανόμενα μοτίβα που συμβαίνουν σε τακτά χρονικά διαστήματα, όπως κάθε μήνα, τρίμηνο ή έτος. Τα μοτίβα αυτά προκαλούνται από εποχιακά γεγονότα, κλιματικές αλλαγές ή κοινωνικές συνήθειες.

Η κυκλικότητα αναφέρεται σε διακυμάνσεις που επαναλαμβάνονται μακροπρόθεσμα, αλλά όχι απαραίτητα σε τακτικά χρονικά διαστήματα, όπως συμβαίνει με την εποχικότητα. Αυτοί οι κύκλοι συνήθως επηρεάζονται από οικονομικούς ή κοινωνικούς παράγοντες.

Η τυχαιότητα αφορά απρόβλεπτες διακυμάνσεις που δεν μπορούν να εξηγηθούν από τάση, εποχικότητα ή κυκλικότητα. Αυτές οι διακυμάνσεις οφείλονται σε απρόσμενους παράγοντες και συνήθως αποσυντονίζουν τα δεδομένα. (Hyndman, 2018)

Μια χρονοσειρά είναι στάσιμη όταν τα στατιστικά χαρακτηριστικά της, όπως η μέση τιμή και η διακύμανση, παραμένουν σταθερές με την πάροδο του χρόνου. Οι μη στάσιμες χρονοσειρές παρουσιάζουν μεταβολές, όπως τάση ή εποχικότητα.

Οι ασυνέχειες είναι ξαφνικές διακοπές ή αλλαγές στη συμπεριφορά της χρονοσειράς, όπου τα δεδομένα αποκλίνουν από τα συνηθισμένα μοτίβα. Αυτές οι αλλαγές μπορούν να προκληθούν από εξωτερικά γεγονότα, όπως αλλαγές πολιτικής, τεχνολογικές εξελίξεις ή φυσικές καταστροφές.

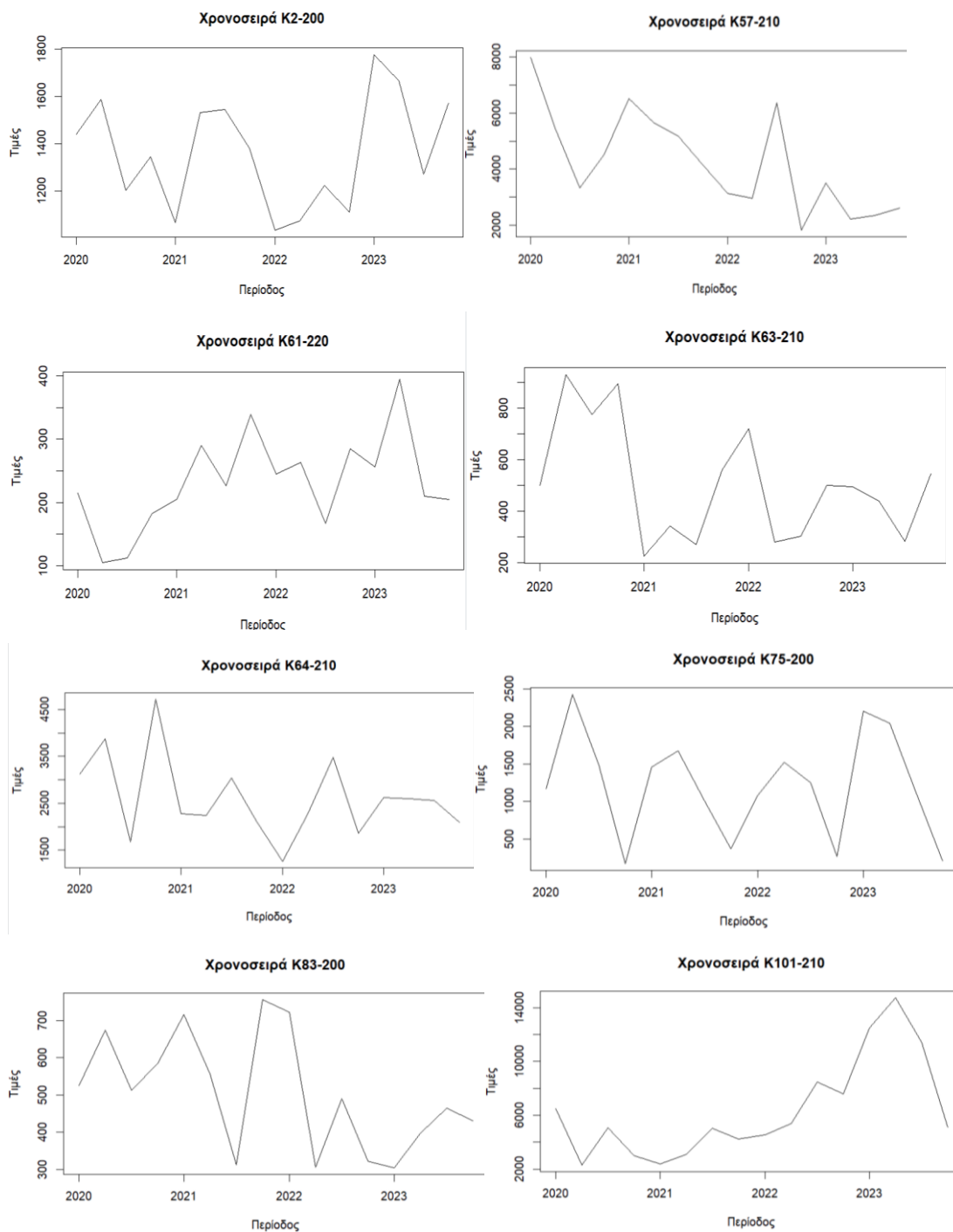
Για να επιλέξουμε τις κατάλληλες μεθόδους πρόβλεψης, είναι απαραίτητο να εξετάσουμε αν τα δεδομένα μας παρουσιάζουν κάποιο από τα παραπάνω ποιοτικά χαρακτηριστικά. Αυτά τα χαρακτηριστικά θα καθορίσουν τη βέλτιστη προσέγγιση για την ανάλυση και την πρόβλεψη της ζήτησης.

3.3. Ανάλυση ποιοτικών χαρακτηριστικών

Για να εντοπίσουμε τα ποιοτικά χαρακτηριστικά των χρονοσειρών, υπάρχουν διάφοροι τρόποι που μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε για να κατανοήσουμε τα χαρακτηριστικά της κάθε σειράς. Η οπτικοποίηση των χρονοσειρών είναι το πρώτο και πιο βασικό βήμα για να κατανοήσουμε τα χαρακτηριστικά τους.

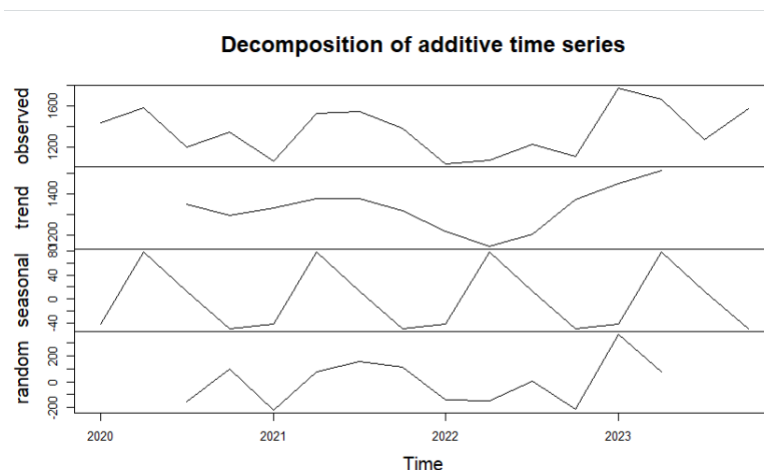
Θα χρησιμοποιήσουμε στο R studio την συνάρτηση `decompose()` για να αποσυνθέσουμε τις χρονοσειρές.

Βελτιστοποίηση της Διαχείρισης Αποθεμάτων σε Εταιρεία Χημικών Υλών μέσω Μεθόδων Πρόβλεψης Ζήτησης



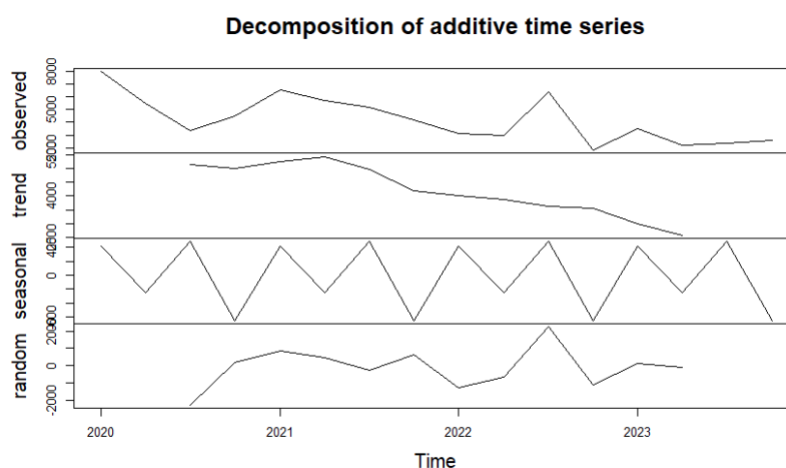
Διάγραμμα 1 Διαγράμματα χρονοσειρών

Στα παρακάτω διαγράμματα παρουσιάζονται τα ποιοτικά χαρακτηριστικά του κάθε υλικού. Στο υλικό K2-200 είναι έντονο το εποχικό στοιχείο. Επίσης η συνολική χρονολογική σειρά δείχνει κάποιες διακυμάνσεις με ελαφρώς ανοδικές και καθοδικές τάσεις κατά διαστήματα. Το διάγραμμα της τάσης δείχνει μια γενική καμπύλη που αυξάνεται μέχρι το 2022 και στη συνέχεια αποκλιμακώνεται ελαφρώς. Αυτό υποδηλώνει ότι υπάρχει μια μακροπρόθεσμη μεταβολή στη ζήτηση του υλικού, πιθανότατα λόγω εξωτερικών παραγόντων. Το τυχαίο συστατικό παρουσιάζει διακυμάνσεις χωρίς συγκεκριμένο μοτίβο, κάτι που υποδηλώνει ότι υπάρχουν απρόβλεπτοι παράγοντες που επηρεάζουν τις τιμές.



Διάγραμμα 2 Διάγραμμα ποιοτικών χαρακτηριστικών υλικού K2-200

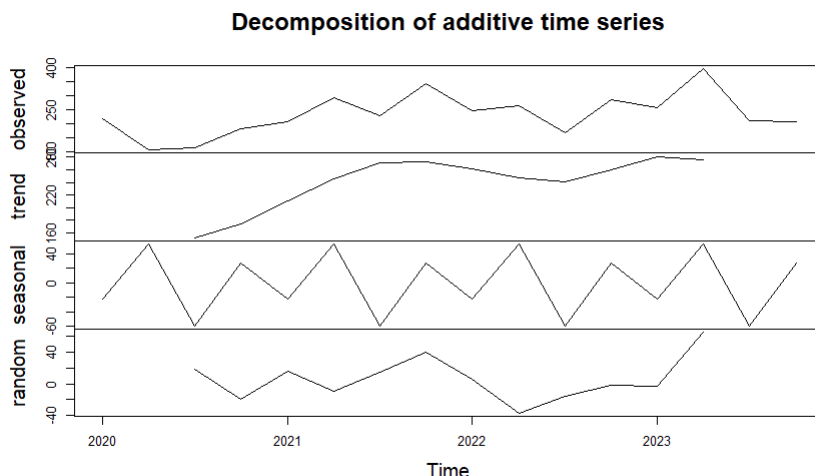
Στο υλικό K57-210 η πραγματική χρονοσειρά περιλαμβάνει τη συνδυαστική επίδραση της τάσης, της εποχικότητας και του τυχαίου στοιχείου. Παρατηρούνται διακυμάνσεις με περιόδους ανόδου και πτώσης κατά τη διάρκεια της ανάλυσης. Η τάση υποδεικνύει μία σταδιακή καθοδική πορεία από το 2021 έως το 2023, γεγονός που αντικατοπτρίζει μείωση στη μέση τιμή της χρονοσειράς με την πάροδο του χρόνου. Η εποχικότητα χαρακτηρίζεται από ένα σαφές επαναλαμβανόμενο μοτίβο, το οποίο εμφανίζεται σε τακτά χρονικά διαστήματα. Το τυχαίο στοιχείο αντικατοπτρίζει τις διακυμάνσεις που δεν εξηγούνται από την τάση ή την εποχικότητα. Στην προκειμένη περίπτωση, οι διακυμάνσεις αυτές είναι σχετικά περιορισμένες, χωρίς την παρουσία έντονων ακραίων τιμών.



Διάγραμμα 3 Διάγραμμα ποιοτικών χαρακτηριστικών υλικού K57-210

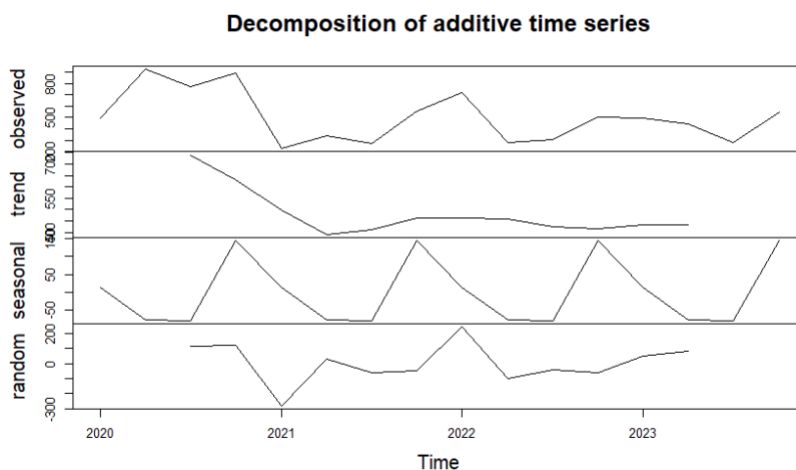
Η χρονοσειρά του υλικού K61-220 παρουσιάζει αυξομειώσεις στις τιμές της κατά την εξεταζόμενη περίοδο. Υπάρχει μια γενική ανοδική πορεία από το 2020 έως το 2023, με διακυμάνσεις κοντά στο τέλος της περιόδου. Η τάση είναι σαφώς ανοδική από το 2020 έως περίπου τα μέσα του 2022, αλλά ακολουθείται από σταθεροποίηση και μια μικρή πτώση έως

το 2023. Υπάρχουν έντονα επαναλαμβανόμενα μοτίβα που δείχνουν σταθερές εποχικές επιδράσεις. Οι διακυμάνσεις αυτές παραμένουν συνεπείς σε όλη την εξεταζόμενη περίοδο. Τέλος το υπόλοιπο παρουσιάζει μικρές διακυμάνσεις χωρίς την παρουσία έντονων ακραίων τιμών. Οι διακυμάνσεις αυτές δεν είναι τόσο έντονες ώστε να επηρεάζουν σημαντικά τη συνολική πορεία της χρονοσειράς.



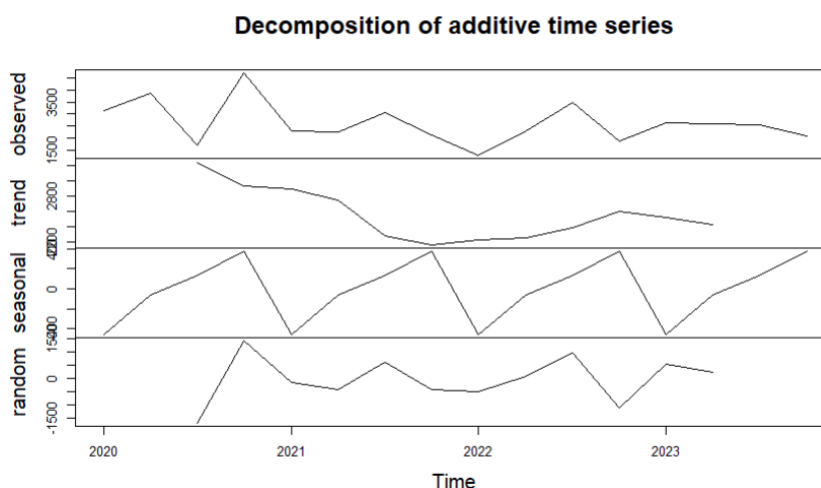
Διάγραμμα 4 Διάγραμμα ποιοτικών χαρακτηριστικών υλικού K61-220

Το υλικό K63-210 παρουσιάζει έντονες αυξομειώσεις κατά την περίοδο ανάλυσης (2020-2023). Υπάρχουν σαφείς αλλαγές στις τιμές, με ανοδικές και καθοδικές τάσεις που ακολουθούν την εποχικότητα. Η τάση είναι έντονα καθοδικά για το διάστημα 2020 έως 2021. Μετά το 2021, σημειώνεται σταθεροποίηση και ήπια ανοδική πορεία, ιδιαίτερα μέχρι το 2023. Υπάρχει έντονο εποχικό μοτίβο που παραμένει σταθερό και προβλέψιμο. Η εποχικότητα επαναλαμβάνεται με την ίδια μορφή κάθε χρόνο, υποδεικνύοντας σταθερές εποχικές επιδράσεις. Οι διακυμάνσεις στο τυχαίο στοιχείο είναι περιορισμένες, χωρίς ακραίες τιμές. Οι επιδράσεις του τυχαίου στοιχείου είναι περισσότερο εμφανείς κατά τα μέσα της περιόδου, αλλά δεν επηρεάζουν σημαντικά τη συνολική εικόνα.



Διάγραμμα 5 Διάγραμμα ποιοτικών χαρακτηριστικών K63-210

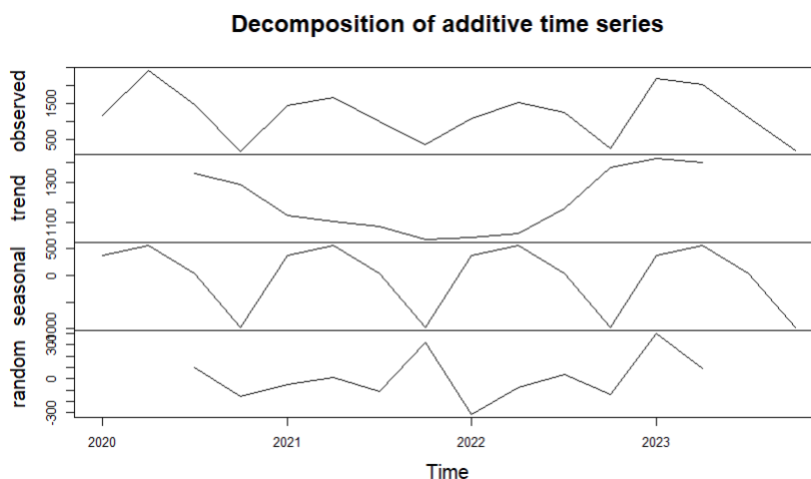
Στο υλικό K64-210 φαίνονται έντονες διακυμάνσεις κατά την περίοδο 2020-2023. Υπάρχουν σαφείς ανοδικές και καθοδικές πορείες που επηρεάζονται από την εποχικότητα και την τάση. Η τάση του υλικού είναι καθοδική από το 2020 έως τα μέσα του 2021. Από τα μέσα του 2022 σημειώνεται μία ήπια ανοδική πορεία, ενώ προς το τέλος της περιόδου η τάση σταθεροποιείται. Το εποχικό στοιχείο είναι σταθερό καθ' όλη τη διάρκεια της εξεταζόμενης περιόδου. Το τυχαίο στοιχείο παρουσιάζει κάποιες διακυμάνσεις, αλλά δεν επηρεάζουν τη συνολική εικόνα της χρονοσειράς.



Διάγραμμα 6 Διάγραμμα ποιοτικών χαρακτηριστικών υλικού K64-210

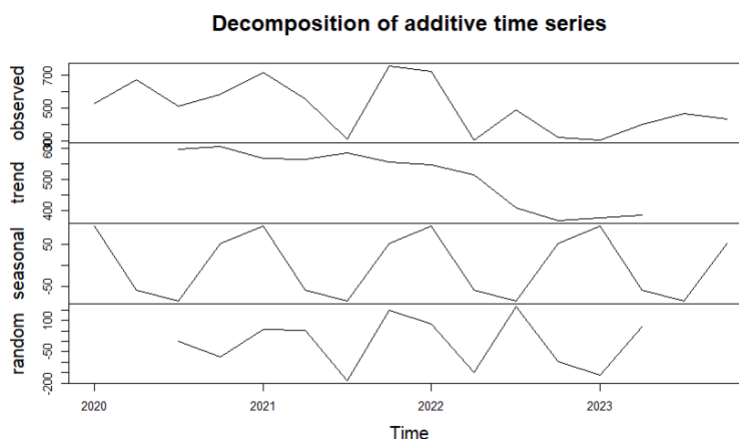
Η χρονοσειρά του υλικού K57-210 παρουσιάζει επαναλαμβανόμενες διακυμάνσεις με σαφή εποχικότητα κατά την περίοδο 2020-2023. Υπάρχουν εναλλαγές ανοδικών και καθοδικών τιμών, που ακολουθούν την τάση και την εποχικότητα. Από το 2020 έως τα μέσα του 2022, η τάση είναι σταθεροποιημένη, με μικρές καθοδικές διακυμάνσεις. Από το 2022 έως το 2023, η τάση αποκτά έντονα ανοδική πορεία, υποδεικνύοντας αύξηση των μέσων τιμών. Η εποχικότητα είναι ξεκάθαρη, παρουσιάζοντας επαναλαμβανόμενα μοτίβα σε συγκεκριμένα

χρονικά διαστήματα. Οι εποχικές επιδράσεις διατηρούν τη σταθερότητά τους ως προς την ένταση και είναι εύκολα προβλέψιμες καθ' όλη τη διάρκεια της ανάλυσης. Το τυχαίο στοιχείο εμφανίζει μικρές διακυμάνσεις χωρίς ακραίες αποκλίσεις. Οι επιδράσεις του είναι ήπιες και δεν αλλάζουν σημαντικά τη συνολική πορεία της χρονοσειράς.



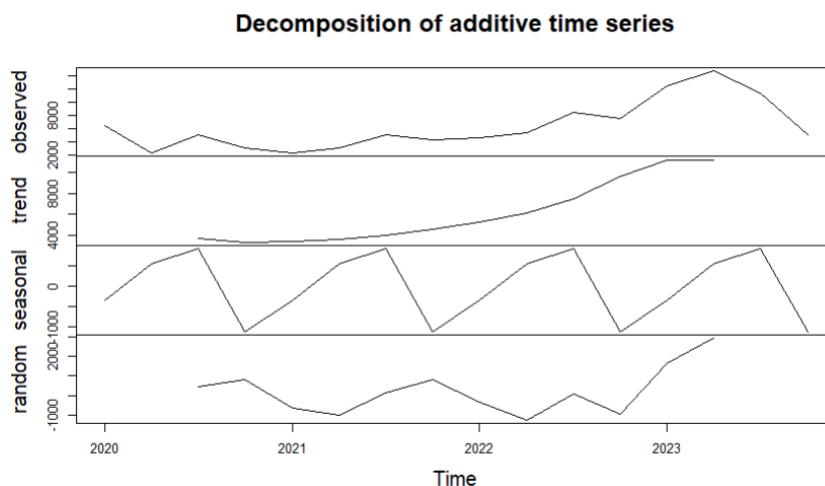
Διάγραμμα 7 Διάγραμμα ποιοτικών χαρακτηριστικών K75-200

Στο υλικό K83-200 η χρονοσειρά παρουσιάζει εναλλασσόμενες φάσεις αυξήσεων και μειώσεων κατά την περίοδο 2020-2023. Οι διακυμάνσεις ακολουθούν την εποχικότητα και διαμορφώνονται από την τάση. Στην αρχή της περιόδου παρατηρείται μια σχετικά σταθερή τάση. Από το 2021 έως το 2023, η τάση εμφανίζει καθοδική πορεία, με μικρή σταθεροποίηση προς το τέλος της περιόδου. Η εποχικότητα είναι σαφώς παρούσα, με επαναλαμβανόμενα μοτίβα που εκδηλώνονται σε συγκεκριμένα χρονικά διαστήματα. Οι εποχικές επιδράσεις είναι συνεπείς σε ένταση και διατηρούν την προβλέψιμη φύση τους κατά τη διάρκεια της περιόδου. Το τυχαίο στοιχείο εμφανίζει ήπιες διακυμάνσεις, χωρίς να παρουσιάζει έντονες αποκλίσεις. Η επιρροή του στη συνολική μορφή της χρονοσειράς είναι ασήμαντη, διατηρώντας την επίδρασή του σε χαμηλά επίπεδα.



Διάγραμμα 8 Διάγραμμα ποιοτικών χαρακτηριστικών K83-200

Τέλος, η χρονοσειρά K101-210 εμφανίζει αυξομειώσεις κατά την περίοδο 2020-2023, με σαφή εποχικότητα. Υπάρχουν ανοδικές και καθοδικές διακυμάνσεις, οι οποίες καθορίζονται κυρίως από την τάση και την εποχικότητα. Από το 2020 έως το 2021, η τάση εμφανίζει σχετική σταθερότητα. Μετά το 2021, καταγράφεται έντονα ανοδική πορεία, η οποία κορυφώνεται στο 2023.



Διάγραμμα 9 Διάγραμμα ποιοτικών χαρακτηριστικών του υλικού K101-210

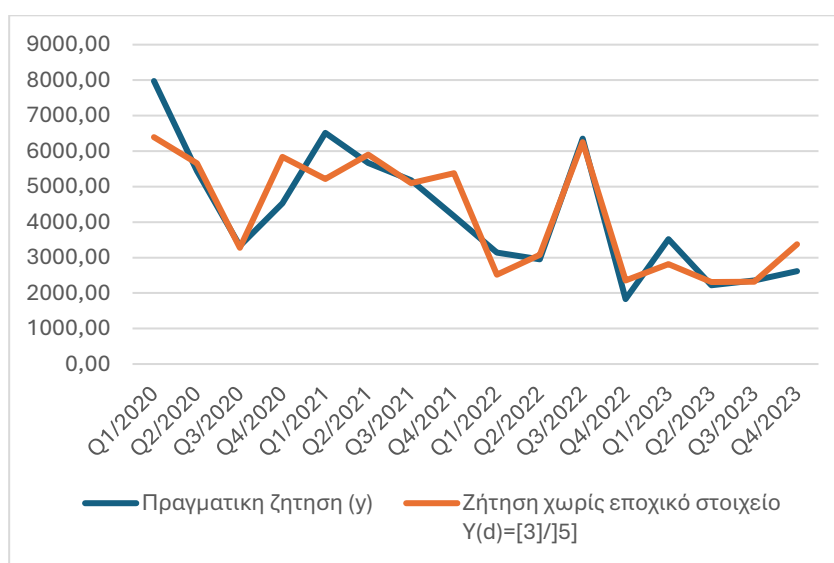
Όλα μας τα δεδομένα έδειξαν ξεκάθαρα την παρουσία εποχικότητας, καθώς παρατηρούνται επαναλαμβανόμενα μοτίβα σε τακτά χρονικά διαστήματα κατά τη διάρκεια της περιόδου ανάλυσης. Αυτή η εποχικότητα αποτελεί σημαντικό χαρακτηριστικό της χρονοσειράς και επηρεάζει άμεσα τις διακυμάνσεις στις παρατηρούμενες τιμές.

Επομένως, προκειμένου να απομονώσουμε την εποχική επίδραση και να αναλύσουμε τη χρονοσειρά μας με μεγαλύτερη ακρίβεια, θα προχωρήσουμε στον υπολογισμό του εποχικού δείκτη. Με τη χρήση αυτού του δείκτη, θα μπορέσουμε να εξαλείψουμε το εποχικό στοιχείο από τη χρονοσειρά μας, αφήνοντας μόνο την τάση και το τυχαίο στοιχείο. Αυτή η διαδικασία θα μας επιτρέψει να εστιάσουμε στις υποκείμενες τάσεις και να προβούμε σε πιο αξιόπιστες προβλέψεις.

Υλικά	Εποχικός δείκτης			
	Q1	Q2	Q3	Q4
K2-200	0,97	1,07	0,96	0,99
K57-210	1,25	0,96	1,02	0,78
K61-220	1,00	1,14	0,77	1,09
K63-210	0,96	0,99	0,81	1,24
K64-210	0,89	1,05	1,03	1,03
K75-200	1,22	1,58	1,00	0,21
K83-200	1,12	0,96	0,88	1,04
K101-210	1,02	1,01	1,18	0,79

Πίνακας 4 Πίνακας με τους εποχικούς δείκτες ανά υλικό

Στο παρακάτω διάγραμμα απεικονίζεται γραφικά η πραγματική ζήτηση του υλικού K2-200 και η ζήτηση του υλικού χωρίς το εποχικό στοιχείο.



Διάγραμμα 10 Γραφική απεικόνιση ζήτησης και αποεποχικοποιημένης ζήτησης υλικού K2-200

Για να επιλέξουμε την κατάλληλη μέθοδο πρόβλεψης, είναι απαραίτητο να απομακρύνουμε την εποχικότητα από τα δεδομένα μας. Αυτό επιτυγχάνεται με την αποεποχικοποίηση, διαιρώντας τις πραγματικές τιμές της χρονοσειράς με τον αντίστοιχο δείκτη εποχικότητας για κάθε περίοδο. Με αυτόν τον τρόπο, αποκτούμε μια καθαρότερη εικόνα της τάσης και των υπολοίπων χαρακτηριστικών της χρονοσειράς

Περίοδος	K2-200	K57-210	K61-220	K63-210	K64-210	K75-200	K83-200	K101-210
Q1/2020	1.478	6.393	216	519	3.519	961	468	6.338

Βελτιστοποίηση της Διαχείρισης Αποθεμάτων σε Εταιρεία Χημικών Υλών μέσω Μεθόδων Πρόβλεψης Ζήτησης

Q2/2020	1.476	5.661	92	941	3.686	1.538	703	2.295
Q3/2020	1.251	3.277	145	958	1.633	1.486	582	4.286
Q4/2020	1.357	5.836	166	722	4.578	822	564	3.835
Q1/2021	1.093	5.219	206	234	2.568	1.200	637	2.351
Q2/2021	1.426	5.900	255	345	2.128	1.062	580	3.086
Q3/2021	1.606	5.096	292	334	2.956	1.012	354	4.253
Q4/2021	1.392	5.378	311	451	2.046	1.772	728	5.386
Q1/2022	1.062	2.517	246	748	1.419	893	642	4.457
Q2/2022	1.001	3.076	231	283	2.169	967	321	5.342
Q3/2022	1.275	6.253	216	374	3.383	1.249	556	7.160
Q4/2022	1.122	2.360	261	403	1.804	1.283	311	9.632
Q1/2023	1.822	2.818	257	513	2.950	1.810	271	12.204
Q2/2023	1.551	2.311	347	445	2.471	1.297	415	14.628
Q3/2023	1.323	2.322	272	348	2.483	1.118	527	9.651
Q4/2023	1.584	3.374	187	439	2.027	988	416	6.497

Πίνακας 5 Πίνακας με αποεποχικοποιημένα δεδομένα

4. Ανάλυση δεδομένων και αποτελεσμάτων

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της ανάλυσης που πραγματοποιήθηκε με βάση τα ιστορικά δεδομένα πωλήσεων για τα οκτώ προϊόντα που εξετάστηκαν. Οι μέθοδοι πρόβλεψης που εφαρμόστηκαν είναι:

- Ανάλυση χρονοσειράς
- Theta
- Arima
- Holt Winters
- Croston
- SBA
- Exponential trend

Οι προβλέψεις που προκύπτουν από αυτές τις μεθόδους παρουσιάζονται για κάθε προϊόν ξεχωριστά και συγκρίνονται με τα πραγματικά δεδομένα, με σκοπό να αξιολογηθεί η ακρίβεια των μοντέλων. Παράλληλα, γίνεται σύγκριση των μεθόδων πρόβλεψης με τη χρήση μετρικών αξιολόγησης, όπως το Mean Absolute Error (MAE), και Mean Absolute Percentage Error (MAPE), προκειμένου να εντοπιστούν οι πιο ακριβείς και αποτελεσματικές μέθοδοι πρόβλεψης.

Για την ανάλυση των δεδομένων και την εφαρμογή των μεθόδων πρόβλεψης, χρησιμοποιήθηκαν τα εργαλεία Excel και R Studio. Το Excel αποτέλεσε την κύρια πλατφόρμα για την αρχική επεξεργασία των δεδομένων, την οργάνωση των πινάκων και την εξαγωγή βασικών στατιστικών δεικτών. Χρησιμοποιήθηκε επίσης για τη δημιουργία διαγραμμάτων καθώς και για την εφαρμογή απλών στατιστικών τεχνικών.

Το R Studio χρησιμοποιήθηκε ως ένα πιο εξειδικευμένο εργαλείο για την εκτέλεση πιο σύνθετων προβλέψεων και την ανάλυση χρονοσειρών. Μέσω των βιβλιοθηκών που προσφέρει το R, όπως το forecast για τη μέθοδο ARIMA, πραγματοποιήθηκε η ανάλυση πρόβλεψης των πωλήσεων. Η ευελιξία του R Studio επέτρεψε την εφαρμογή διαφόρων μεθόδων πρόβλεψης και την αξιολόγηση της απόδοσής τους με μετρικές όπως το MAE, και MAPE.

Ο στόχος της διπλωματικής εργασίας είναι να γίνει πρόβλεψη της ζήτησης για τα επόμενα τρία τρίμηνα, χρησιμοποιώντας ιστορικά δεδομένα πωλήσεων. Στη συνέχεια, βάσει αυτών των προβλέψεων, θα προταθεί ένα σχέδιο κάλυψης των αποθεμάτων, διασφαλίζοντας την επάρκεια των πρώτων υλών για την παραγωγή.

Ένας σημαντικός παράγοντας που πρέπει να ληφθεί υπόψη σε αυτή την ανάλυση είναι το lead time των υλικών. Στη συγκεκριμένη κατηγορία ειδών που έχει γίνει η μελέτη το lead time είναι δύο μήνες. Αυτό σημαίνει ότι η παραγγελία των υλικών πρέπει να γίνεται τουλάχιστον

δύο μήνες πριν από την αναμενόμενη ζήτηση, ώστε να εξασφαλίζεται η έγκαιρη παραλαβή τους.

4.1. Ανάλυση χρονοσειράς

Η ανάλυση χρονοσειρών είναι μια στατιστική διαδικασία που χρησιμοποιείται για την κατανόηση και την πρόβλεψη της συμπεριφοράς μιας μεταβλητής με βάση τις ιστορικές της τιμές. Αυτή η μέθοδος εφαρμόζεται σε δεδομένα που συλλέγονται σε τακτά χρονικά διαστήματα, με σκοπό την εξαγωγή τάσεων, εποχικότητας, κυκλικότητας και τυχαίων μεταβολών που ενδέχεται να επηρεάζουν τη συμπεριφορά της υπό εξέταση μεταβλητής.

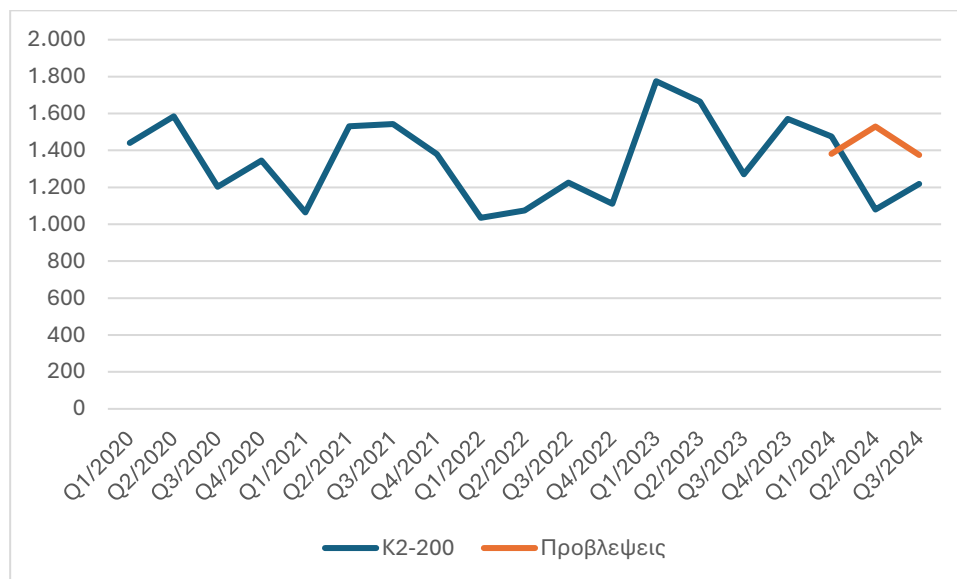
Σε όλα τα υλικά εφαρμόσαμε τη μέθοδο ανάλυσης χρονοσειράς, χρησιμοποιώντας την ως σημείο αναφοράς για σύγκριση με τις υπόλοιπες μεθόδους πρόβλεψης. Στο παρακάτω πίνακα έχουν υπολογιστεί οι προβλέψεις για τα επόμενα 3 τρίμηνα του 2024 καθώς και τα σφάλματα MAE και MAPE.

Υλικά	Προβλέψεις			Σφάλματα	
	Q1/2024	Q2/2024	Q3/2024	MAE	MAPE
K2-200	1382,01	1529,58	1375,31	233,29	20,28%
K57-210	2889,84	2008,37	1895,08	501,10	16,46%
K61-220	291,04	340,93	237,05	40,02	15,14%
K63-210	304,89	291,52	220,89	93,49	30,94%
K64-210	1815,99	2081,92	1965,75	374,94	18,85%
K75-200	1512,61	1965,78	1248,86	661,60	33,86%
K83-200	424,70	347,59	307,04	208,22	34,88%
K101-210	11097,11	11453,17	14078,60	1483,55	13,39%

Πίνακας 6 Πίνακας προβλέψεων για τα τρία πρώτα τρίμηνα του 2024 και τα σφάλματα τους

Από τα αποτελέσματα που προέκυψαν, φαίνεται ότι το υλικό K101-210 παρουσίασε την καλύτερη απόδοση σε σχέση με τα υπόλοιπα υλικά, με το σφάλμα MAPE να ανέρχεται στο 13,39%. Αυτό το αποτέλεσμα οφείλεται στην έντονη εποχικότητα του υλικού, τη σταθερή τάση που εμφανίζει από το 2024 και έπειτα, καθώς και στην ελάχιστη επίδραση τυχαίων γεγονότων. Αντίθετα το υλικό K83-200 εμφάνισε το μεγαλύτερο σφάλμα MAPE με τιμή 33,68% καθώς η τάση του υλικού έχει ανοδική πορεία. Στα υπόλοιπα υλικά ο μέσος όρος σφάλματος κυμαίνεται περίπου στο 20%.

Βελτιστοποίηση της Διαχείρισης Αποθεμάτων σε Εταιρεία Χημικών Υλών μέσω Μεθόδων Πρόβλεψης Ζήτησης



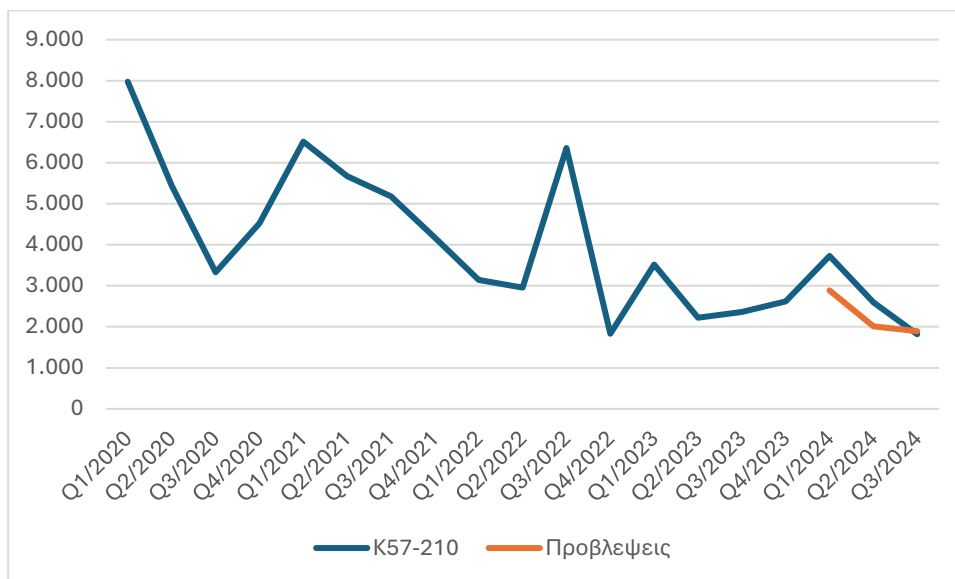
Διάγραμμα 11 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K2-200 με τη μέθοδο ανάλυση χρονοσειράς

Η γραφική παράσταση αποτελεί μια εικονική απεικόνιση των ιστορικών δεδομένων και των προβλέψεων για το υλικό K2-200, διευκολύνοντας την οπτική σύγκριση μεταξύ των πραγματικών τιμών και των προβλεπόμενων. Η πορτοκαλί γραμμή, που αντιπροσωπεύει τις προβλεπόμενες τιμές για τα επόμενα τρίμηνα, φαίνεται να ακολουθεί τη γενική τάση της τελευταίας περιόδου, διατηρώντας σταθερότητα και αποφεύγοντας μεγάλες αποκλίσεις.

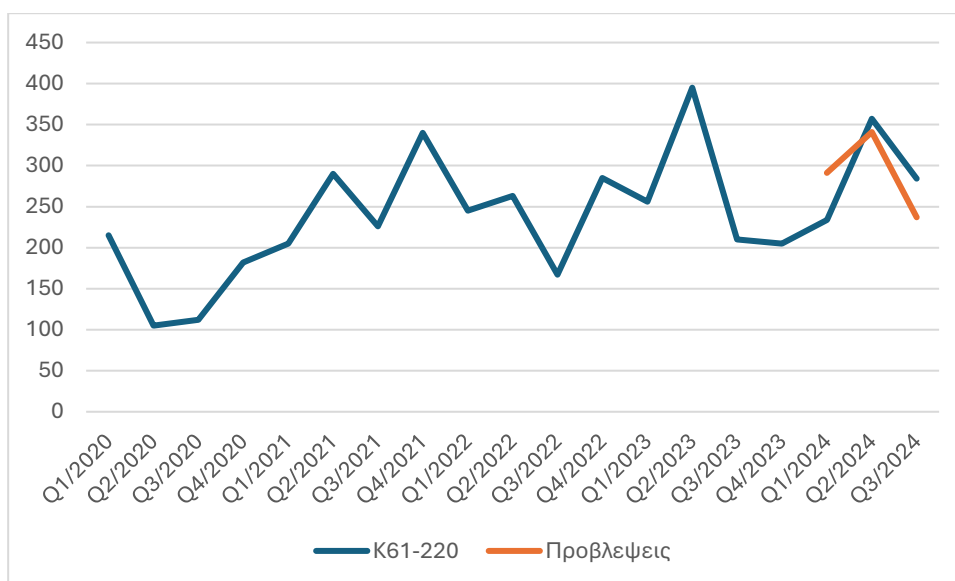
Στην παρακάτω γραφική απεικόνιση για το υλικό K57-210 οι προβλέψεις για το Q2 και Q3 του 2024 ακολουθούν τη φθίνουσα τάση, διατηρώντας την ομαλότητα της γραμμής.

Το μοντέλο προβλέψεων φαίνεται να έχει προσαρμοστεί καλά στην έντονη πτωτική πορεία των προηγούμενων περιόδων.

Βελτιστοποίηση της Διαχείρισης Αποθεμάτων σε Εταιρεία Χημικών Υλών μέσω Μεθόδων Πρόβλεψης Ζήτησης



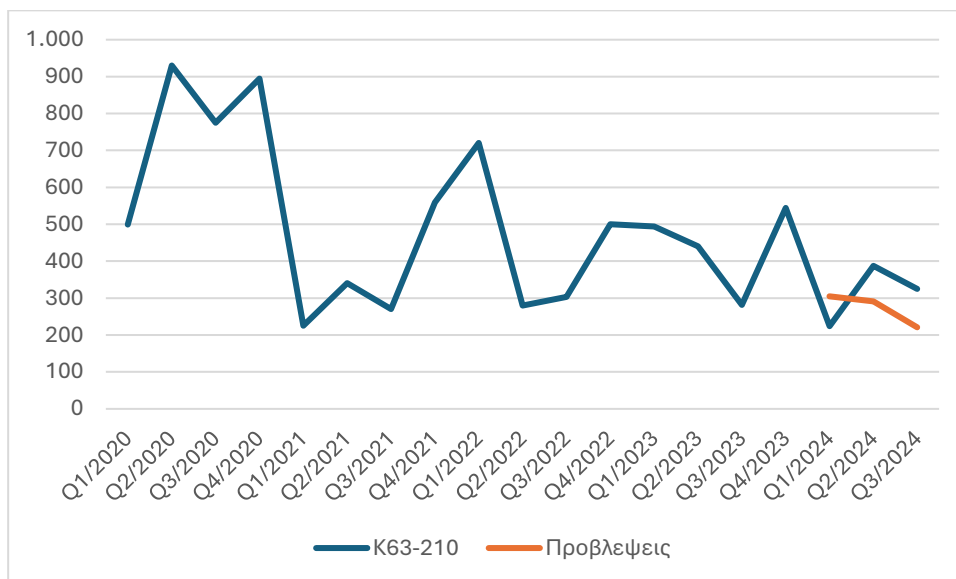
Διάγραμμα 12 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K57-210 με τη μέθοδο ανάλυση χρονοσειράς



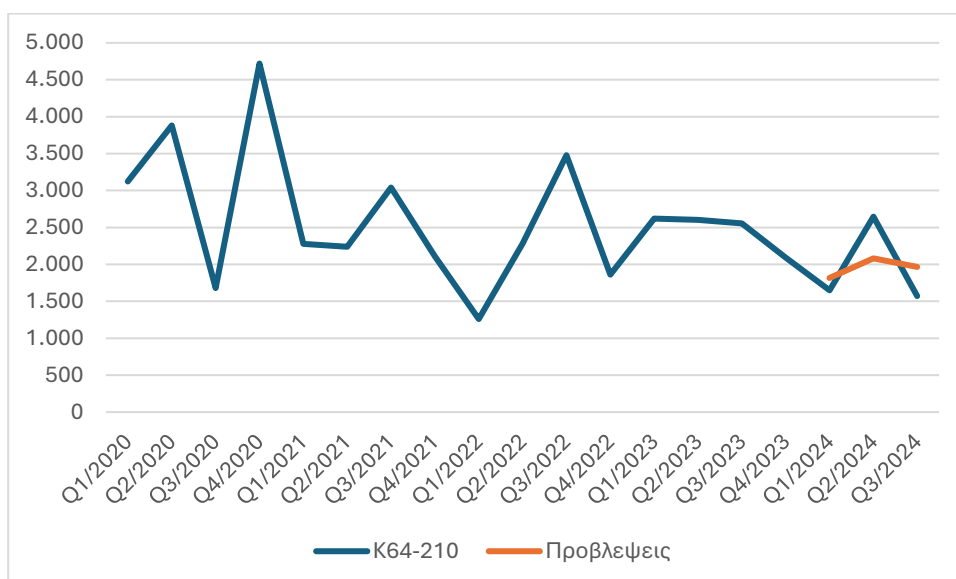
Διάγραμμα 13 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K61-220 με τη μέθοδο ανάλυση χρονοσειράς

Οι προβλέψεις ακολουθούν τη γενική τάση της ανόδου στο Q2 του 2024, πριν καταγράψουν μείωση για το Q3 του 2024. Το μοντέλο πρόβλεψης φαίνεται να προσαρμόζεται καλά στη δυναμική των τελευταίων περιόδων, προσφέροντας εκτιμήσεις που ευθυγραμμίζονται με την παρατηρούμενη συμπεριφορά της ζήτησης.

Η πρόβλεψη για το υλικό K63-210 εμφανίζεται επαρκώς ευθυγραμμισμένη με την πρόσφατη τάση της ζήτησης, υποδεικνύοντας μια σταθεροποιημένη αλλά ήπια πτωτική πορεία.



Διάγραμμα 14 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K63-210 με τη μέθοδο ανάλυση χρονοσειράς

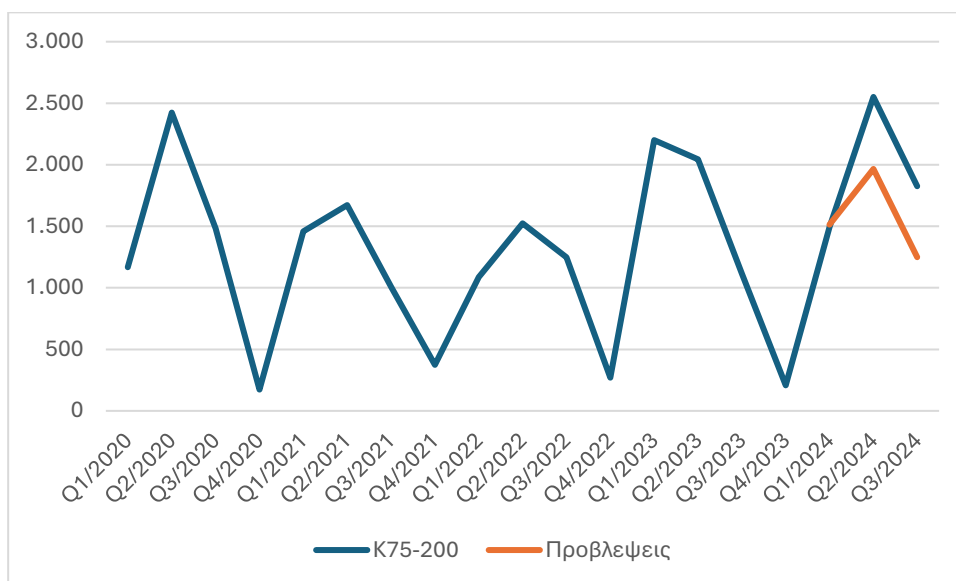


Διάγραμμα 15 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K64-210 με τη μέθοδο ανάλυση χρονοσειράς

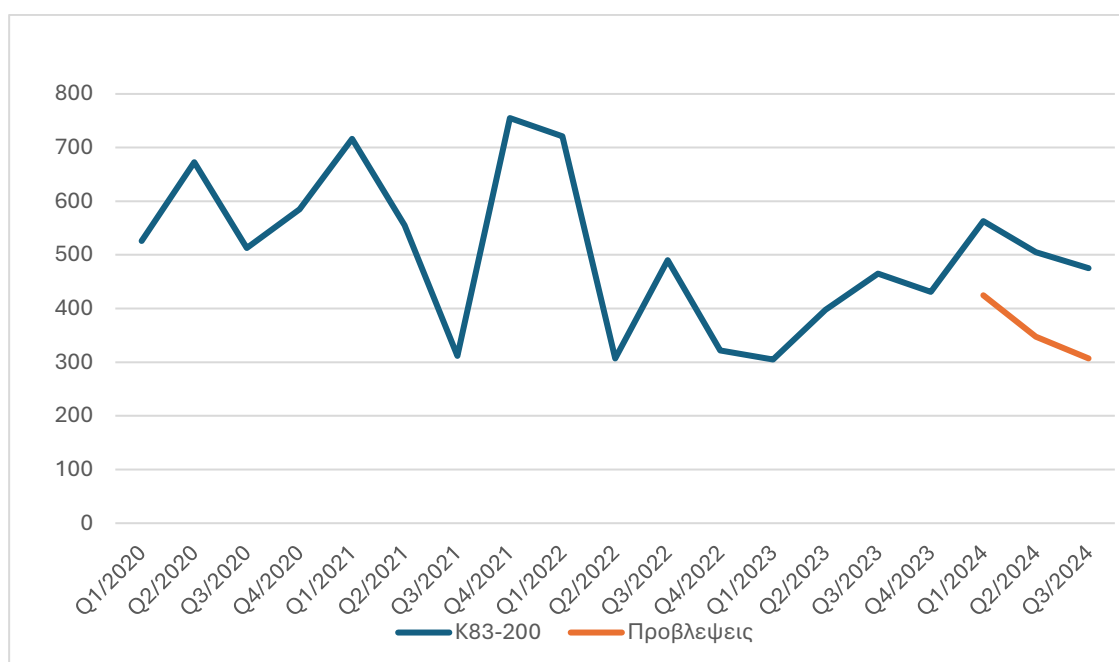
Στο παραπάνω διάγραμμα το μοντέλο προβλέψεων αντανakλά με ακρίβεια τη συμπεριφορά της ζήτησης για το υλικό K64-210, ακολουθώντας τη συνολική πτωτική πορεία και τη σταδιακή σταθεροποίηση σε χαμηλότερα επίπεδα.

Στη γραφική απεικόνιση του υλικού K75-200 σε σύγκριση με τις προβλέψεις που προέκυψαν φαίνεται ότι το μοντέλο προβλέψεων εκτιμά μια ανοδική ζήτηση για το Q2 του 2024, που ακολουθείται από πτώση στο Q3 του 2024.

Βελτιστοποίηση της Διαχείρισης Αποθεμάτων σε Εταιρεία Χημικών Υλών μέσω Μεθόδων Πρόβλεψης Ζήτησης



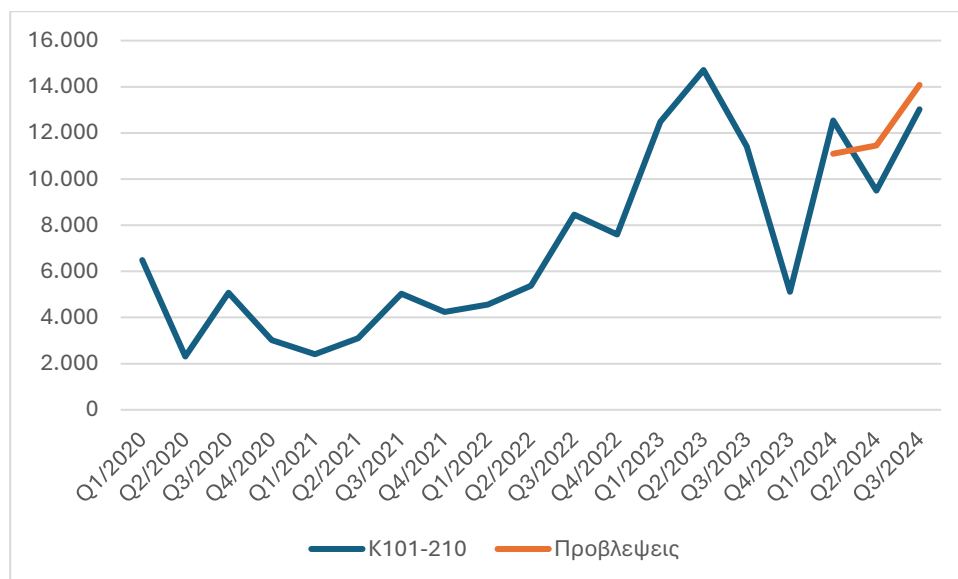
Διάγραμμα 16 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K75-200 με τη μέθοδο ανάλυση χρονοσειράς



Διάγραμμα 17 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K83-200 με τη μέθοδο ανάλυση χρονοσειράς

Στη γραφική παράσταση του υλικού K83-200, το μοντέλο προβλέψεων ακολουθεί τη γενική τάση του υλικού, εκτιμώντας αύξηση για το Q2/2024. Ωστόσο, οι προβλεπόμενες τιμές είναι χαμηλότερες από τις πραγματικές, γεγονός που αντικατοπτρίζει μια υποεκτίμηση της ζήτησης. Για το συγκεκριμένο υλικό, παρατηρήθηκε ένα από τα μεγαλύτερα σφάλματα της μεθόδου, με MAPE 30,36%, κάτι που πιθανώς οφείλεται στην έντονη τάση του υλικού, η οποία καθιστά την ακριβή πρόβλεψη πιο απαιτητική.

Η παρακάτω γραφική παράσταση απεικονίζει την ιστορική πορεία των πωλήσεων του προϊόντος K101-210 (μπλε γραμμή) και τις προβλέψεις για το επόμενο διάστημα που βασίζονται στη μέθοδο ανάλυσης χρονοσειράς (πορτοκαλί γραμμή). Η πρόβλεψη για το Q2/2024 – Q3/2024 (πορτοκαλί γραμμή) ακολουθεί την πρόσφατη ανοδική τάση των πωλήσεων. Το μοντέλο προβλέπει αύξηση της ζήτησης, στοιχείο που συμφωνεί με τη γενική συμπεριφορά της χρονοσειράς. Η πρόβλεψη φαίνεται να λαμβάνει υπόψη τη δυναμική των τελευταίων περιόδων και να προσαρμόζεται αναλόγως.



Διάγραμμα 18 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K101-210 με τη μέθοδο ανάλυση χρονοσειράς

4.2. Μοντέλο προβλέψεων Theta

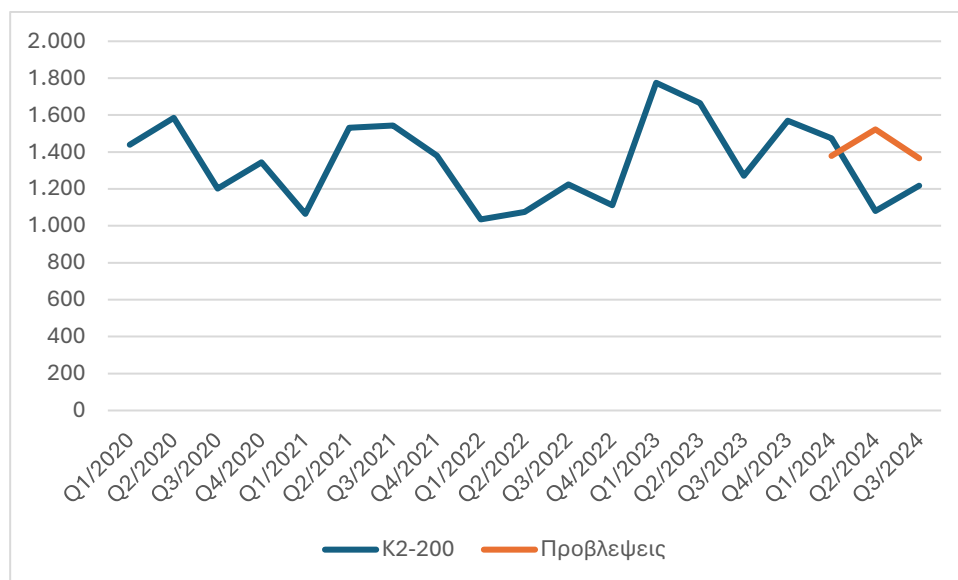
Η μέθοδος πρόβλεψης Theta αποτελεί μια καινοτόμο προσέγγιση στην ανάλυση χρονοσειρών, συνδυάζοντας απλούς αλλά αποτελεσματικούς μηχανισμούς πρόβλεψης. Χρησιμοποιεί τη διάσπαση της αρχικής χρονοσειράς σε δύο συνιστώσες, μία που αποτυπώνει την τάση και μία που λαμβάνει υπόψη τη διακύμανση, εξασφαλίζοντας ακρίβεια και αξιοπιστία στις προβλέψεις.

Με τη μέθοδο Theta προχωρήσαμε σε προβλέψεις για τα υλικά K2-200, K57-210, K63-210, K83-200. Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται οι προβλέψεις για τα επόμενα τρία τρίμηνα, καθώς και τα αντίστοιχα σφάλματα για κάθε υλικό.

Υλικά	Προβλέψεις			Σφάλματα	
	Q1/2024	Q2/2024	Q3/2024	MAE	MAPE
K2-200	1378,85	1522,65	1366,01	228,94	19,89%
K57-210	3375,51	2490,89	2520,35	386,79	17,38%
K63-210	374,21	373,60	296,97	63,88	26,38%
K83-200	465,77	389,72	352,41	165,37	27,97%

Πίνακας 7 Πίνακας προβλέψεων για τα τρία πρώτα τρίμηνα του 2024 και τα σφάλματα τους

Οι προβλέψεις στο υλικό K2-200 φαίνεται να βρίσκονται κοντά στις πραγματικές τιμές με σχετικά μικρό σφάλμα. Το MAPE δείχνει ότι η μέθοδος Theta είχε καλή απόδοση για το συγκεκριμένο υλικό, με σφάλμα κάτω από 20%.



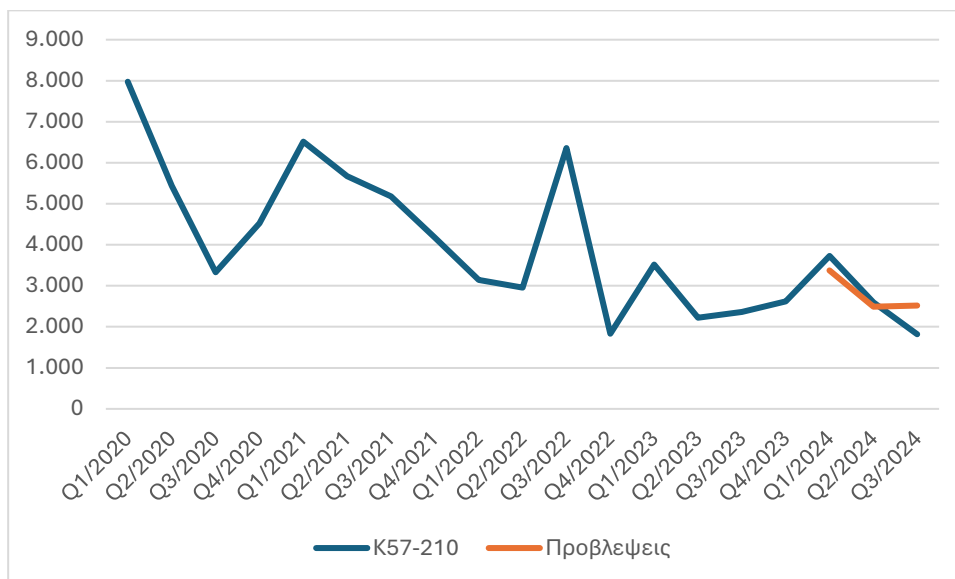
Διάγραμμα 19 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K2-200 με τη Theta

Οι προβλέψεις για το υλικό αυτό παρουσιάζουν μεγαλύτερη ακρίβεια σε σχέση με το K2-200, όπως φαίνεται από το χαμηλότερο MAPE. Το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) είναι σχετικά υψηλό, γεγονός που υποδηλώνει μεγαλύτερες αποκλίσεις σε απόλυτες τιμές.

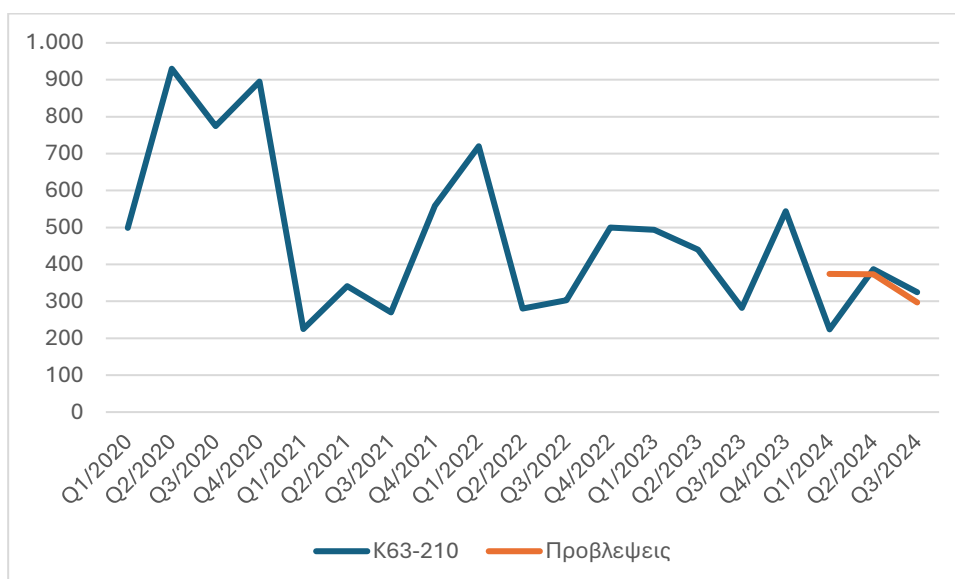
Στο υλικό K57-210 η προβλεπόμενη γραμμή δείχνει μια σταθερή μείωση, χωρίς έντονες διακυμάνσεις. Υπάρχει μια φθίνουσα τάση στα πραγματικά δεδομένα.

Οι προβλέψεις είναι πιο ομαλές και ακολουθούν την πτωτική τάση, αλλά χωρίς τις αυξομειώσεις που υπάρχουν στις πραγματικές τιμές. Οι προβλέψεις φαίνεται να είναι ρεαλιστικές, καθώς ακολουθούν τη συνολική τάση της μείωσης των πωλήσεων.

Βελτιστοποίηση της Διαχείρισης Αποθεμάτων σε Εταιρεία Χημικών Υλών μέσω Μεθόδων Πρόβλεψης Ζήτησης

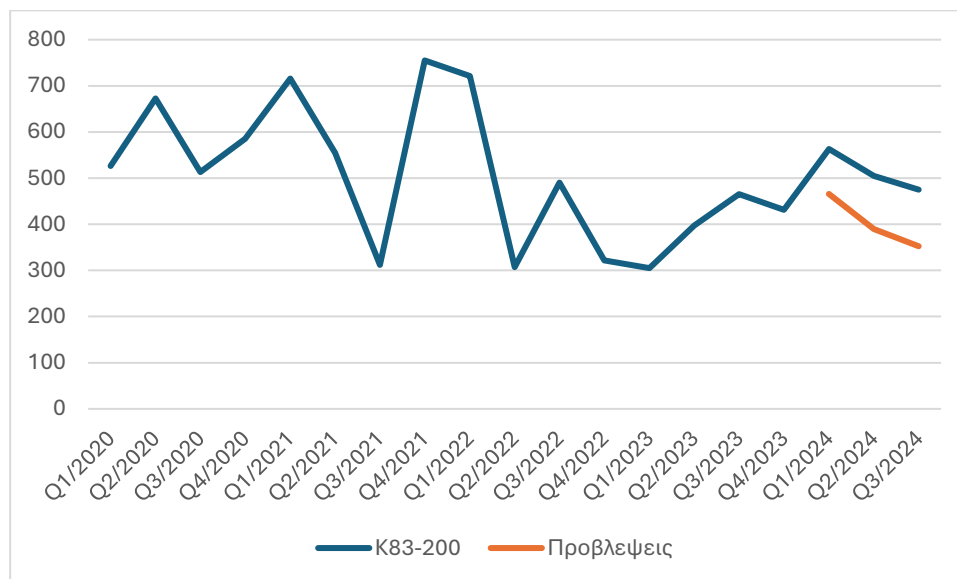


Διάγραμμα 20 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K57-210 με τη μέθοδο Theta



Διάγραμμα 21 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K63-210 με τη μέθοδο Theta

Η γραφική παράσταση δείχνει δεδομένα πραγματικών τιμών πωλήσεων για το προϊόν K63-210 (με την μπλε γραμμή) και την πρόβλεψη (με την πορτοκαλί γραμμή) που δημιουργήθηκε μέσω της μεθόδου Theta. Στο πρώτο τρίμηνο του 2024 το μοντέλο φαίνεται να προβέπει πιο αυξημένες ανάγκες σε σχέση με τις πραγματικές. Στα επόμενα δύο τρίμηνα ακολουθεί την τάση της χρονοσειράς.



Διάγραμμα 22 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K83-200 με τη μέθοδο Theta

Οι προβλέψεις φαίνεται να ακολουθούν τη γενική τάση της σταθεροποίησης σε χαμηλότερα επίπεδα, αλλά δεν καταγράφουν τις έντονες διακυμάνσεις των πραγματικών δεδομένων. Η πτωτική πρόβλεψη είναι συμβατή με τα τελευταία τρίμηνα των δεδομένων, αν και τα πραγματικά στοιχεία έχουν ελαφρά ανοδική τάση στο τέλος.

4.3. Μοντέλο προβλέψεων Holt – Winters

Η μέθοδος Holt-Winters είναι μια τεχνική χρονολογικής πρόβλεψης που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη δεδομένων με τάση και εποχικότητα. Βασίζεται σε τρεις συνιστώσες: τη στάθμη, την τάση και την εποχικότητα, οι οποίες εξομαλύνονται μέσω εκθετικής εξομάλυνσης. Η μέθοδος μπορεί να προσαρμοστεί σε δεδομένα με προσθετική ή πολλαπλασιαστική εποχικότητα.

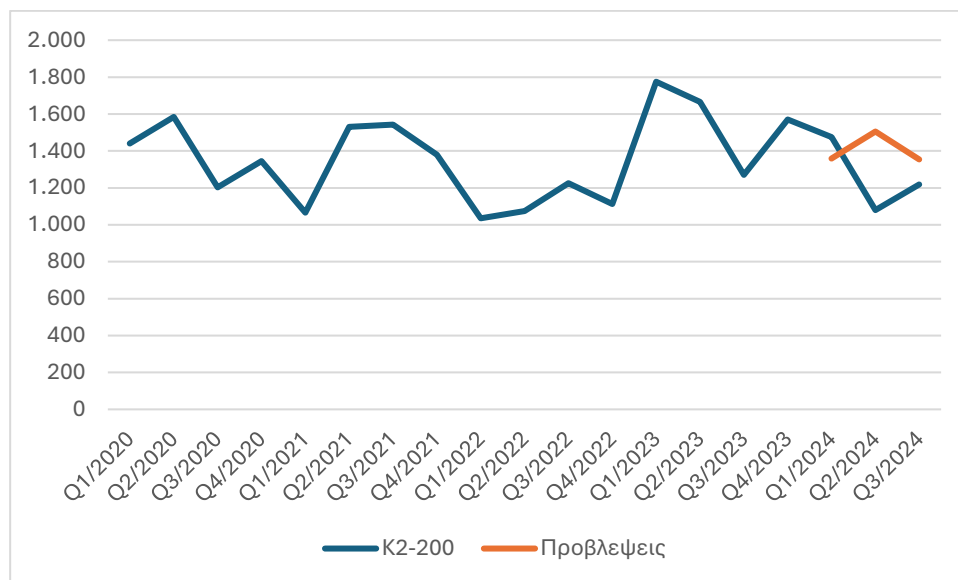
Για την ανάλυση μας, εφαρμόσαμε τη μέθοδο Holt-Winters για την πρόβλεψη των επόμενων τριών τριμήνων για τα υλικά K2-200, K61-220, K64-210, K75-200 και K101-210. Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται οι προβλέψεις για κάθε υλικό, καθώς και τα σφάλματα (MAE, MAPE) που υπολογίστηκαν για την αξιολόγηση της ακρίβειας των προβλέψεων.

Όπως προκύπτει από τον πίνακα, το υλικό K101-210 παρουσίασε το μικρότερο ποσοστιαίο σφάλμα, γεγονός που οφείλεται στη σταθερή εποχικότητα και την ανοδική τάση που χαρακτηρίζουν τα δεδομένα του. Αντίθετα, το υλικό K75-200 κατέγραψε το μεγαλύτερο ποσοστιαίο σφάλμα (32,75%), υποδεικνύοντας μεγαλύτερη αστάθεια στη ζήτηση. Για τα υπόλοιπα υλικά, τα σφάλματα κυμάνθηκαν περίπου στο 18%, καταδεικνύοντας παρόμοια επίπεδα πρόβλεψης, με μικρές διαφορές μεταξύ τους.

Υλικά	Προβλέψεις			Σφάλματα	
	Q1/2024	Q2/2024	Q3/2024	MAE	MAPE
K2-200	1285,72	1437,82	1365,33	225,92	19,48%
K61-220	291,30	378,82	242,08	40,34	15,12%
K64-210	1382,98	1573,25	1640,11	469,63	20,39%
K75-200	1463,09	1862,36	1222,50	652,42	32,75%
K101-210	9958,73	11226,22	12928,46	1465,68	13,15%

Πίνακας 8 Πίνακας προβλέψεων για τα τρία πρώτα τρίμηνα του 2024 και τα σφάλματα τους

Στο υλικό K2-200 η πορτοκαλί γραμμή που αντιπροσωπεύει τις προβλεπόμενες τιμές ξεκινά από το Q3/2024 και δείχνει μια ελαφριά πτωτική τάση, αν και παραμένει κοντά στις τελευταίες παρατηρήσεις των πραγματικών δεδομένων. Οι προβλέψεις είναι πιο "ομαλές" σε σύγκριση με την έντονη διακύμανση των πραγματικών δεδομένων. Οι προβλέψεις ακολουθούν τη συνολική τάση, αν και δεν αντικατοπτρίζουν πλήρως τις αυξομειώσεις που παρατηρούνται στα πραγματικά δεδομένα.

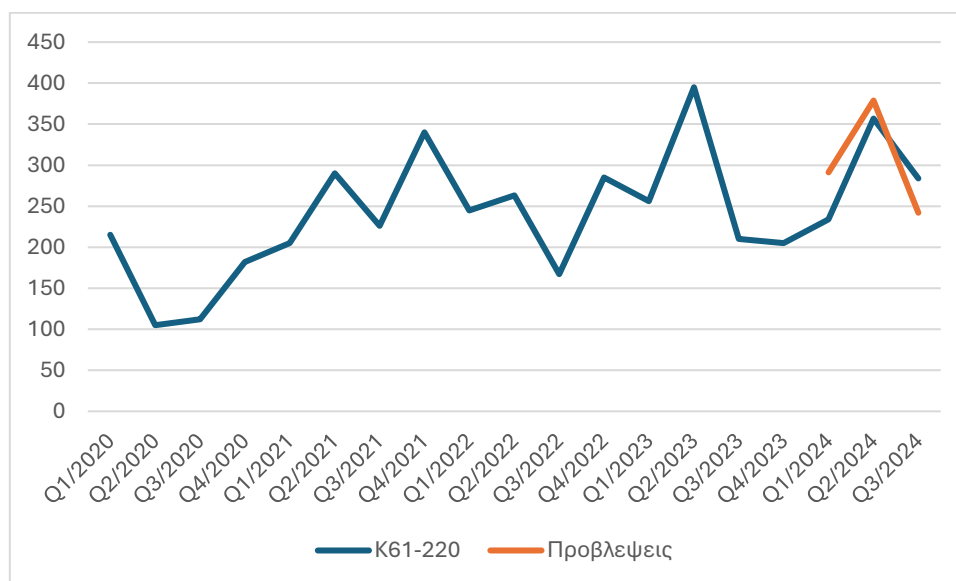


Διάγραμμα 23 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K2-200 με τη μέθοδο Holt Winters

Στο υλικό K61-2200 το μοντέλο προβλέπει αύξηση μέχρι το Q4/2024 και στη συνέχεια πτώση, ακολουθώντας τη συνολική συμπεριφορά της χρονικής σειράς. Η πορτοκαλί γραμμή των προβλέψεων ευθυγραμμίζεται αρκετά καλά με τη γενική τάση των πραγματικών

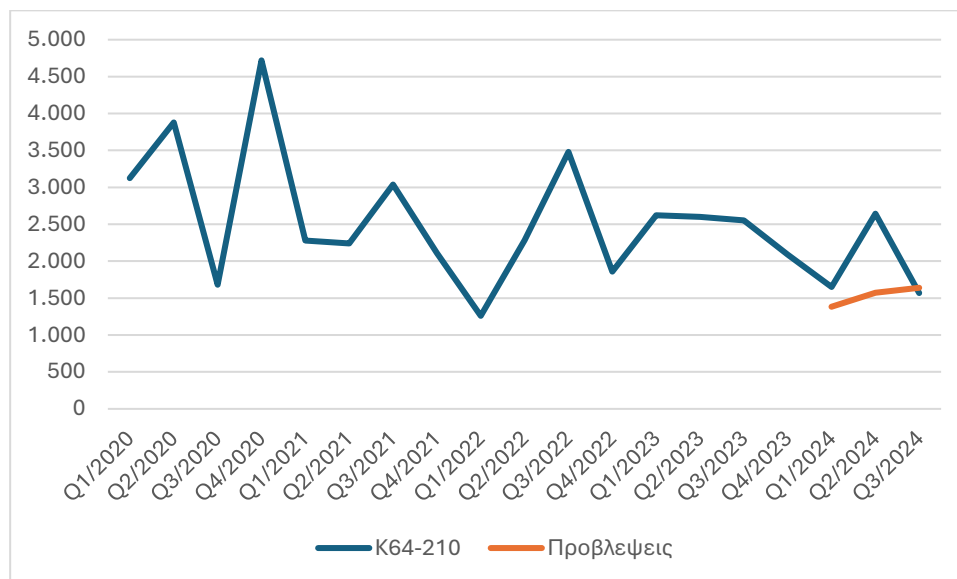
Βελτιστοποίηση της Διαχείρισης Αποθεμάτων σε Εταιρεία Χημικών Υλών μέσω Μεθόδων Πρόβλεψης Ζήτησης

δεδομένων. Το μοντέλο δείχνει ευαισθησία στην αναγνώριση της ανοδικής πορείας, αλλά οι διακυμάνσεις που καταγράφονται στα πραγματικά δεδομένα δεν αποτυπώνονται πλήρως.



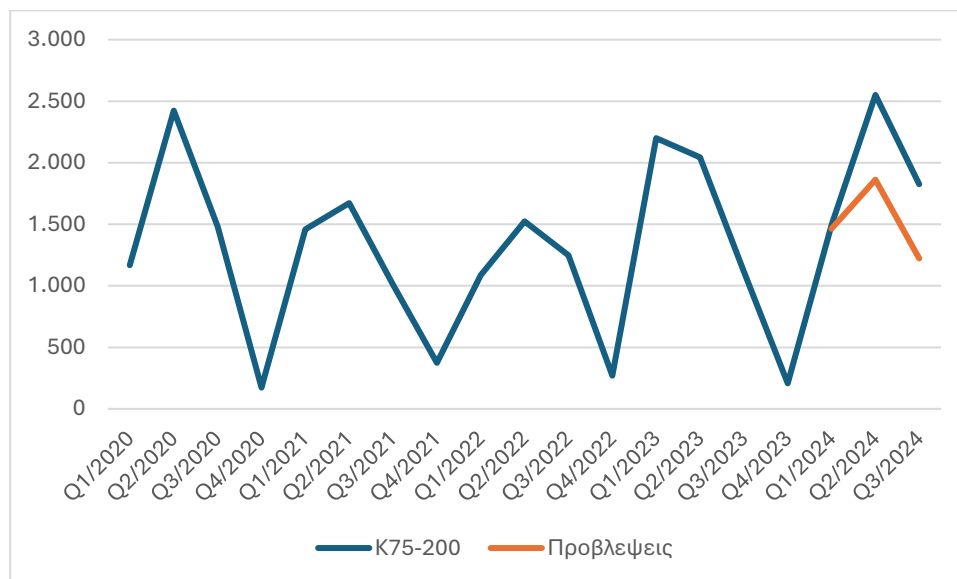
Διάγραμμα 24 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K61-220 με τη μέθοδο Holt Winters

Στο υλικό K64-210 οι προβλέψεις είναι πιο "ομαλές" σε σχέση με τις αυξομειώσεις των πραγματικών δεδομένων. Η πρόβλεψη ακολουθεί τη συνολική τάση των πραγματικών δεδομένων, αλλά δεν αντικατοπτρίζει πλήρως τις απότομες διακυμάνσεις. Το μοντέλο φαίνεται να εξομαλύνει τις διακυμάνσεις, πιθανώς λόγω της φύσης της μεθόδου που χρησιμοποιήθηκε.



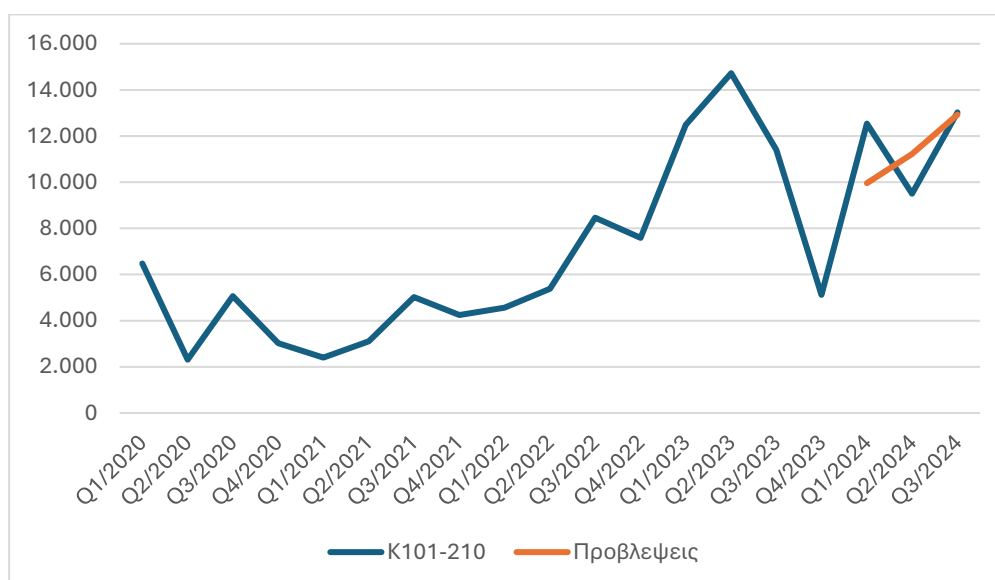
Διάγραμμα 25 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K64-210 με τη Holt Winters

Στη γραφική απεικόνιση του υλικού K75-200 το μοντέλο προβλέπει μια αύξηση στο Q2/2024, αλλά διατηρεί μια γενική πτωτική τάση στο τέλος. Η πρόβλεψη ευθυγραμμίζεται καλά με την εποχικότητα που φαίνεται στα πραγματικά δεδομένα. Το υλικό K75-200 παρουσιάζει σαφή εποχικότητα, με σχεδόν κυκλικές διακυμάνσεις σε συγκεκριμένες χρονικές περιόδους. Το μοντέλο πρόβλεψης έχει εντοπίσει εν μέρει την εποχικότητα, αλλά φαίνεται να εξομαλύνει τις διακυμάνσεις. Αν και η πρόβλεψη είναι εντός του εύρους των πραγματικών δεδομένων, δεν αποτυπώνει την πλήρη διακύμανση των κορυφών και των χαμηλών σημείων. Αυτό μπορεί να υποδεικνύει περιορισμούς στη μέθοδο πρόβλεψης Holt-Winters, η οποία βασίζεται σε εξομάλυνση και τείνει να μειώνει τις έντονες διακυμάνσεις.



Διάγραμμα 26 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K75-200 με τη μέθοδο Holt Winters

Η πορτοκαλί γραμμή που αντιπροσωπεύει βρίσκεται αρκετά κοντά στα πραγματικά δεδομένα, υποδεικνύοντας ότι το μοντέλο έχει καλή προσαρμογή. Η προβλεπόμενη τάση είναι σε συμφωνία με τη γενική εικόνα των πραγματικών δεδομένων. Το υλικό K101-210 παρουσιάζει μια σαφή ανοδική τάση, γεγονός που διευκολύνει το μοντέλο στην πρόβλεψη.



Διάγραμμα 27 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K101-210 με τη μέθοδο Holt Winters

4.4. Exponential trend

Η εκθετική (exponential) τάση είναι ένας τύπος τάσης που χαρακτηρίζεται από τη συνεχή και αυξανόμενη ή φθίνουσα αλλαγή σε δεδομένα με γεωμετρικό ή εκθετικό ρυθμό. Συχνά εμφανίζεται όταν οι αλλαγές σε μια μεταβλητή είναι ανάλογες προς την τρέχουσα τιμή της. Τα δεδομένα αυξάνονται ή μειώνονται με ρυθμό που επιταχύνεται ή επιβραδύνεται εκθετικά. Το μοντέλο είναι κατάλληλο για δεδομένα που παρουσιάζουν εκθετική αύξηση ή μείωση. Προβλέπει μεγάλες αυξήσεις ή μειώσεις σε μικρό χρονικό διάστημα. Αντίθετα δεν είναι ιδανική για δεδομένα με περιοδικότητα ή όταν ο ρυθμός αύξησης/μείωσης αλλάζει δραστικά. Σε περίπτωση που τα δεδομένα είναι γραμμικά, μπορεί να υπερεκτιμήσει ή να υποεκτιμήσει τις προβλέψεις.

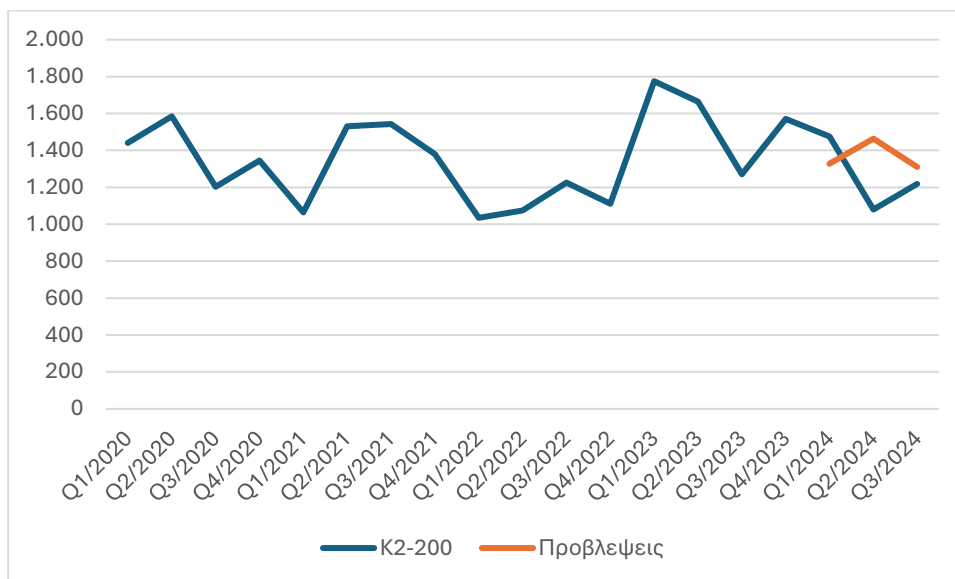
Χρησιμοποιήσαμε τη μέθοδο της εκθετικής τάσης για να προβλέψουμε τη ζήτηση για τα επόμενα τρίμηνα, αξιοποιώντας τη δυναμική των δεδομένων μας. Τα αποτελέσματα της πρόβλεψης συνοδεύονται από τον υπολογισμό των αντίστοιχων σφαλμάτων, όπως παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα, προκειμένου να αξιολογηθεί η ακρίβεια και η αξιοπιστία του μοντέλου.

Υλικά	Προβλέψεις			Σφάλματα	
	Q1/2024	Q2/2024	Q3/2024	MAE	MAPE
K2-200	1328,72	1463,97	1310,39	207,55	17,69%
K61-220	299,77	352,63	246,16	35,99	14,22%
K64-210	1568,24	1736,20	1576,91	332,49	13,25%
K75-200	1466,18	1900,19	1197,88	342,37	15,39%
K83-200	444,69	365,37	324,09	189,95	31,59%
K101-210	11580	12401	15850	2229	19,97%

Πίνακας 9 Πίνακας προβλέψεων για τα τρία πρώτα τρίμηνα του 2024 και τα σφάλματά τους

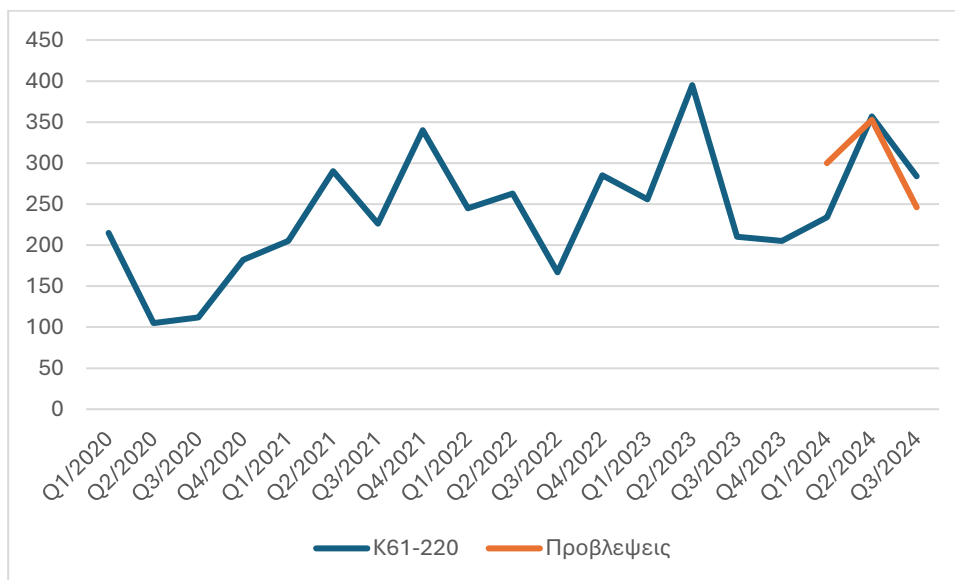
Στον παραπάνω πίνακα παρατηρούμε ότι το υλικό K64-210 είχε την καλύτερη απόδοση στη μέθοδο πρόβλεψης, καθώς παρουσίασε το μικρότερο ποσοστιαίο σφάλμα, μόλις 13.25%. Αντίθετα, το υλικό K83-200 εμφάνισε τη μεγαλύτερη απόκλιση, με ποσοστιαίο σφάλμα 31,59%. Αναλύοντας τις τάσεις, διαπιστώνουμε ότι στο υλικό K75-200 η τάση είναι ανοδική, ενώ στο υλικό K83-200 η τάση είναι καθοδική. Το μέσο ποσοστιαίο σφάλμα για τα υπόλοιπα υλικά κυμαίνεται περίπου στο 16%, υποδεικνύοντας μια ικανοποιητική συνολική απόδοση της μεθόδου.

Βελτιστοποίηση της Διαχείρισης Αποθεμάτων σε Εταιρεία Χημικών Υλών μέσω Μεθόδων Πρόβλεψης Ζήτησης



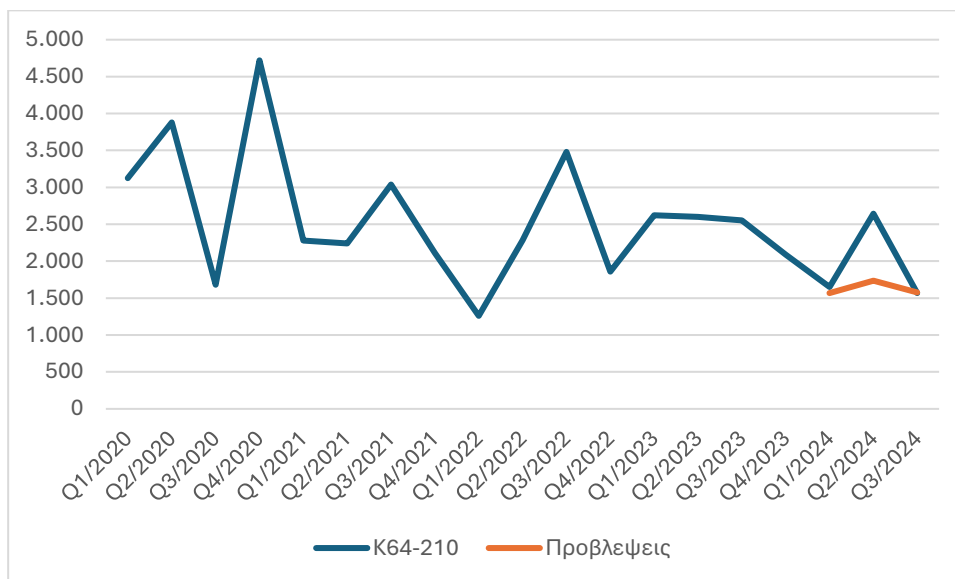
Διάγραμμα 28 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K2-200 με το μοντέλο Exponential Trend

Στο παραπάνω διάγραμμα φαίνεται η πραγματική πορεία του υλικού K2-200 (μπλε γραμμή) και οι προβλέψεις για τα επόμενα τρίμηνα (πορτοκαλί γραμμή). Η τάση του υλικού παρουσιάζεται ανοδική, με τις προβλέψεις να ακολουθούν με ικανοποιητική ακρίβεια την πορεία των δεδομένων.



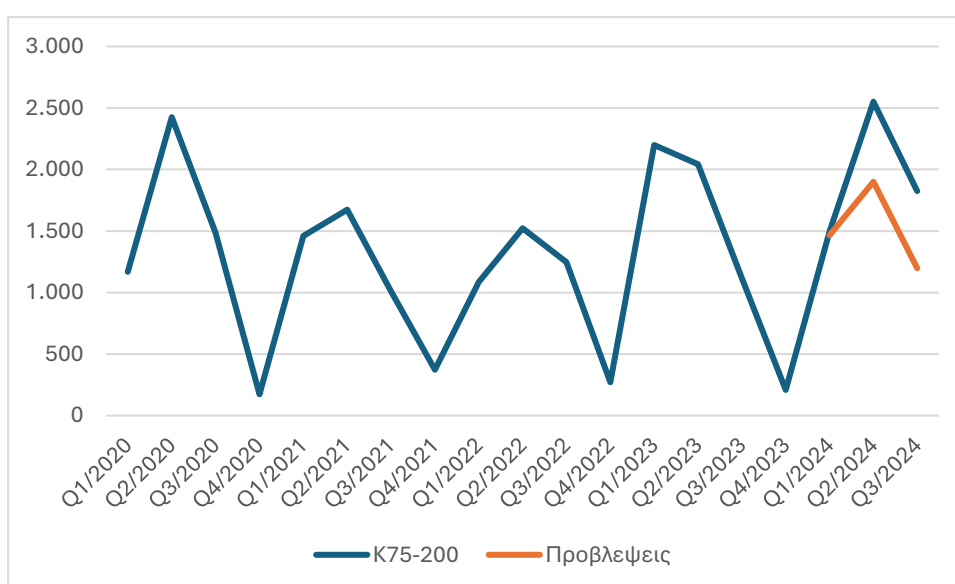
Διάγραμμα 29 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K61-210 με το μοντέλο Exponential Trend

Στο παραπάνω διάγραμμα αποτυπώνεται η πραγματική εξέλιξη της ζήτησης για το υλικό K61-220 (μπλε γραμμή), καθώς και οι προβλέψεις για τα επόμενα τρίμηνα (πορτοκαλί γραμμή). Το υλικό παρουσιάζει διακυμάνσεις, με γενική τάση προς αύξηση. Οι προβλέψεις ακολουθούν τη συνολική πορεία των δεδομένων με ικανοποιητική ακρίβεια.



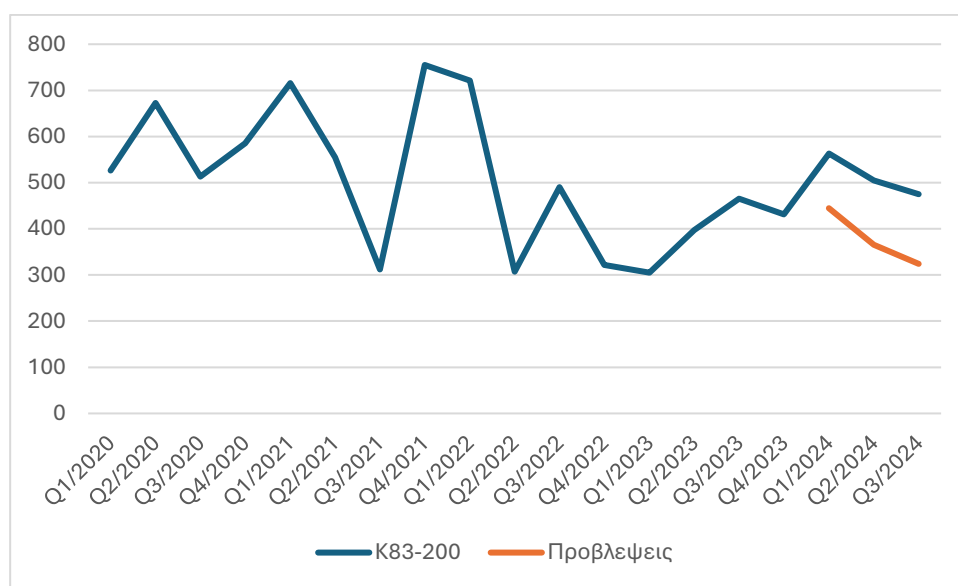
Διάγραμμα 30 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K64-210 με το μοντέλο Exponential Trend

Στο παραπάνω διάγραμμα απεικονίζεται γραφικά η πραγματική ζήτηση του υλικού K64-210 (μπλε γραμμή) και οι προβλεπόμενες τιμές μέσω του μοντέλου εκθετικής τάσης (πορτοκαλί γραμμή). Όπως παρατηρείται, για το Q1 του 2024, το μοντέλο προβλέπει τιμή πολύ κοντά στην πραγματική ζήτηση, αποδεικνύοντας την αποτελεσματικότητά του σε αυτό το σημείο. Ωστόσο, στο Q2 του 2024, αν και το μοντέλο εντοπίζει τη εποχικότητα, παρουσιάζεται απόκλιση μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών, υποδεικνύοντας περιθώρια βελτίωσης στη συγκεκριμένη περίοδο.



Διάγραμμα 31 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K75-200 με το μοντέλο exponential trend

Στο παραπάνω διάγραμμα απεικονίζεται η πραγματική ζήτηση του υλικού K75-200 (μπλε γραμμή) σε σύγκριση με τις προβλεπόμενες τιμές (πορτοκαλί γραμμή), οι οποίες υπολογίστηκαν με το μοντέλο εκθετικής τάσης. Παρατηρείται ότι στο Q2 του 2024, το μοντέλο προβλέπει τιμή σχετικά κοντά στην πραγματική, αντιστακώνοντας τη δυναμική της περιόδου. Ωστόσο, στο Q3 του 2024, παρά το γεγονός ότι εντοπίζεται η γενική τάση μείωσης, παρατηρείται μεγαλύτερη απόκλιση μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών.

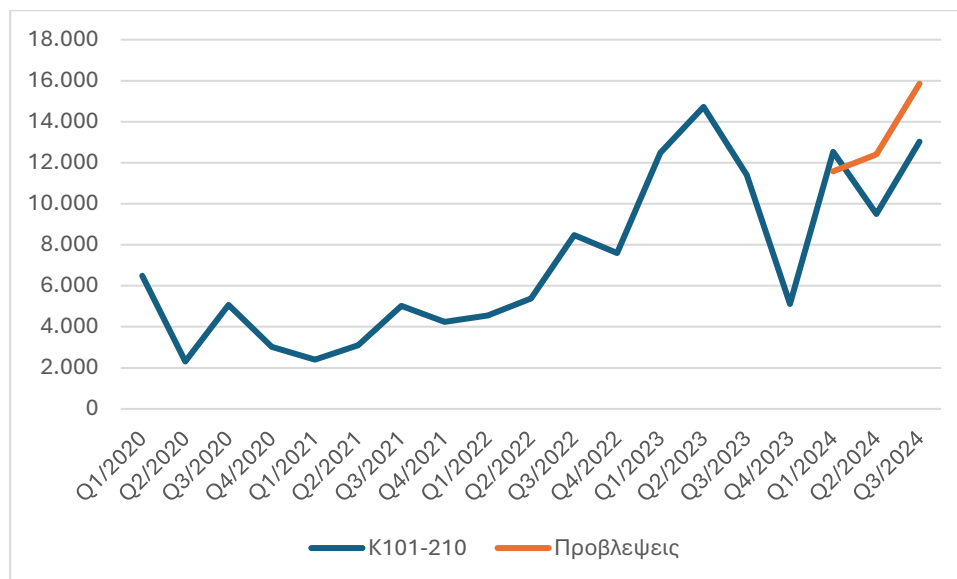


Διάγραμμα 32 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K83-200 με το μοντέλο Exponential Trend

Στο παραπάνω διάγραμμα παρουσιάζεται η πραγματική ζήτηση του υλικού K83-200 (μπλε γραμμή) καθώς και οι προβλέψεις (πορτοκαλί γραμμή), οι οποίες υπολογίστηκαν με τη μέθοδο εκθετικής τάσης. Η ζήτηση του υλικού εμφανίζει έντονες διακυμάνσεις και μια γενικά καθοδική πορεία, την οποία το μοντέλο εντοπίζει με σχετική ακρίβεια. Παρ' όλα αυτά, διαπιστώνονται αποκλίσεις μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών στις τελευταίες περιόδους.

Στο υλικό K101-210 οι προβλέψεις που προκύπτουν από το μοντέλο προσπαθούν να ακολουθήσουν την ανοδική τάση του υλικού.

Βελτιστοποίηση της Διαχείρισης Αποθεμάτων σε Εταιρεία Χημικών Υλών μέσω Μεθόδων Πρόβλεψης Ζήτησης



Διάγραμμα 33 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K101-210 με το μοντέλο Exponential Trend

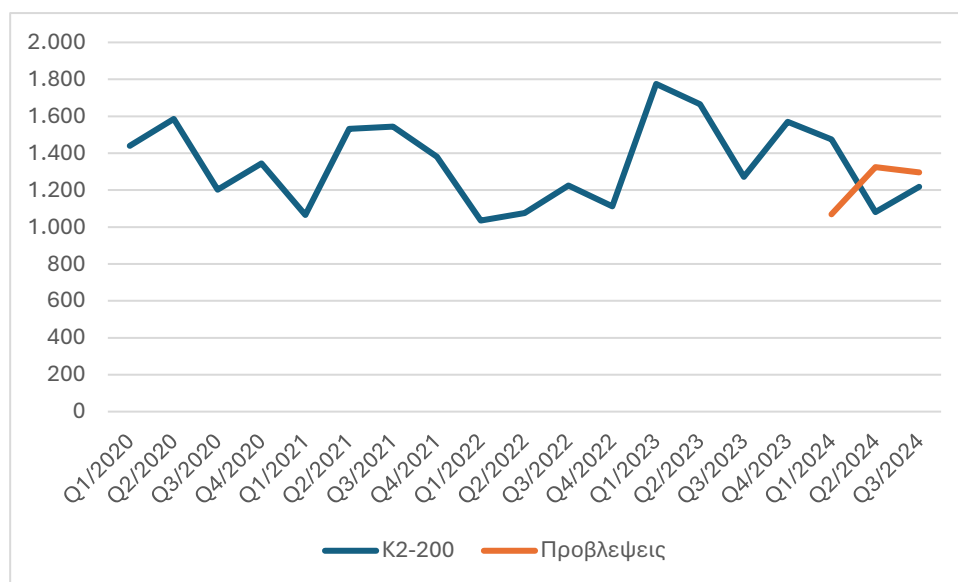
4.5. Μοντέλο προβλέψεων ARIMA

Η ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) είναι μια από τις πιο δημοφιλείς και αποτελεσματικές μεθόδους για την ανάλυση και πρόβλεψη χρονοσειρών. Χρησιμοποιείται ευρέως για δεδομένα που παρουσιάζουν τάσεις, εποχικότητα ή και στοχαστική συμπεριφορά. Το μοντέλο χρησιμοποιεί τις προηγούμενες τιμές της χρονοσειράς για να προβλέψει την τρέχουσα ή μελλοντική τιμή. Ο βαθμός της αυτοπαλινδρόμησης δηλώνεται με την παράμετρο p . Η ενσωμάτωση (διαφορά) χρησιμοποιείται για να κάνει μια χρονοσειρά στάσιμη, αφαιρώντας τυχόν τάση ή εποχικότητα. Ο αριθμός των διαφορών δηλώνεται με την παράμετρο d . Χρησιμοποιεί σφάλματα (υπολείμματα) από προηγούμενες χρονικές στιγμές για την πρόβλεψη. Ο βαθμός του κινούμενου μέσου όρου δηλώνεται με την παράμετρο q .

Το μοντέλο ορίζεται από τρεις παραμέτρους:

- p : Ο αριθμός των καθυστερήσεων (lags) που χρησιμοποιούνται στο μέρος της αυτοπαλινδρόμησης (AR).
- d : Ο αριθμός διαφορών που εφαρμόζονται για να γίνει η χρονοσειρά στάσιμη.
- q : Ο αριθμός των καθυστερημένων σφαλμάτων στο μέρος του κινούμενου μέσου όρου (MA)

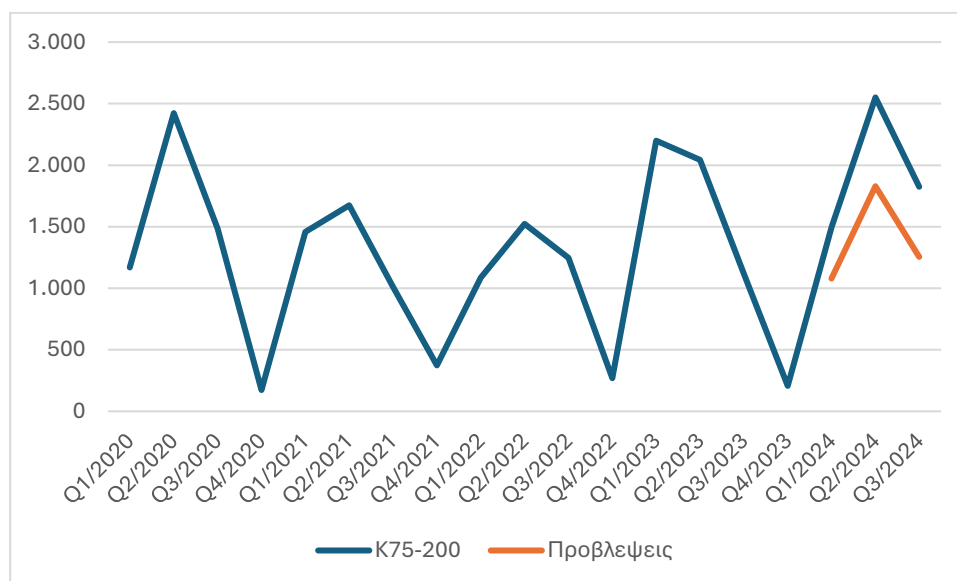
Τα δεδομένα πρέπει να είναι στάσιμα. Αν δεν είναι, εφαρμόζονται διαφορές. Οι παράμετροι προσδιορίζονται μέσω δοκιμών ή μεθόδων όπως το ACF (AutoCorrelation Function) και το PACF (Partial AutoCorrelation Function).



Διάγραμμα 34 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K2-200 με το μοντέλο ARIMA

Στο υλικό K2-200 εφαρμόστηκε το μοντέλο $ARIMA(0,0,0)(1,0,0)$, το οποίο φαίνεται να ταιριάζει καλά στα δεδομένα εφόσον το σφάλμα MAPE είναι 18,86%. Το μοντέλο όπως

φαίνεται στο παραπάνω διάγραμμα κάνει σχετικά ομαλές προβλέψεις, χωρίς υπερβολικές αποκλίσεις από την πραγματική χρονοσειρά.

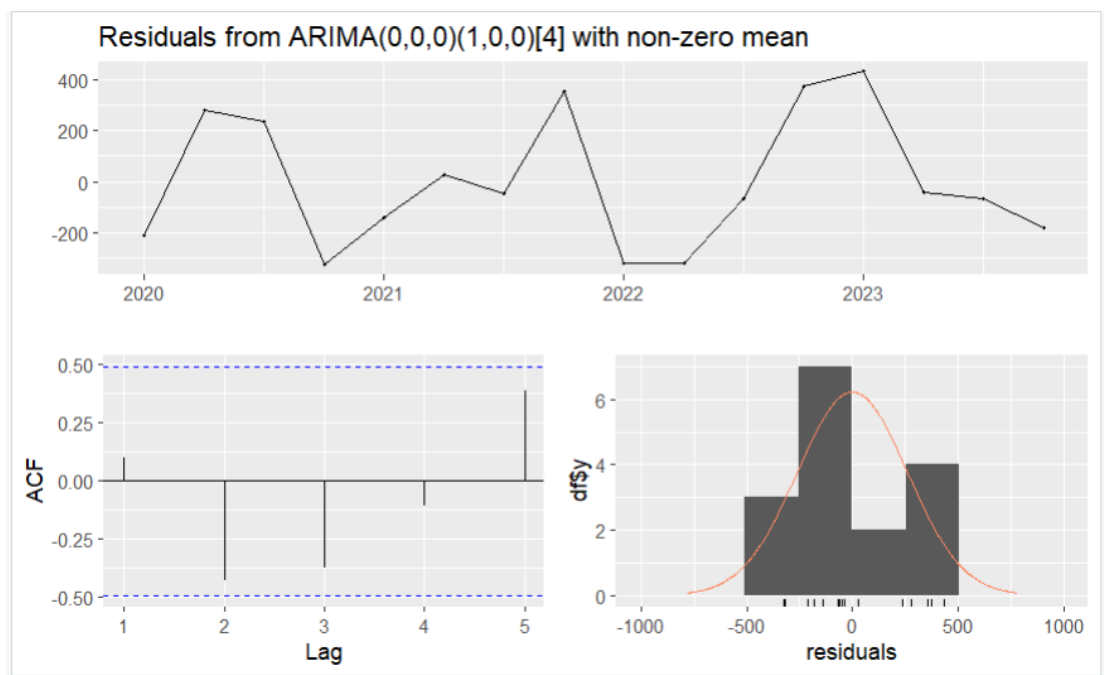


Διάγραμμα 35 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K75-200 με το μοντέλο ARIMA

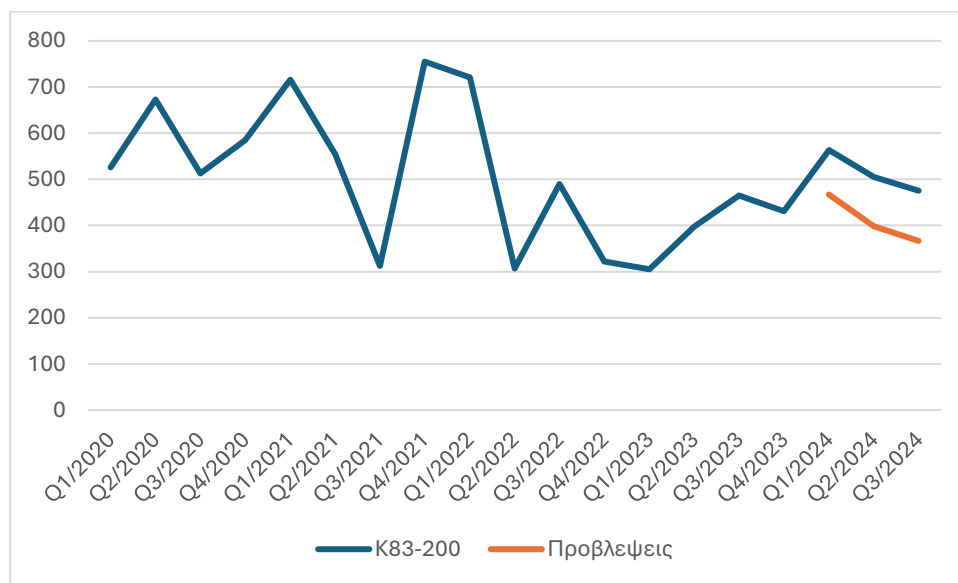
Η πραγματική χρονοσειρά K75-200 παρουσιάζει σημαντικές διακυμάνσεις, λόγω εποχικότητας. Οι προβλέψεις είναι πιο σταθερές και παρέχουν μια γενική εικόνα της αναμενόμενης τάσης, αλλά ίσως υποεκτιμούν τις ακραίες τιμές.

Το παρακάτω διάγραμμα απεικονίζει τα υπολείμματα (residuals) του μοντέλου ARIMA(0,0,0)(1,0,0)[4] με μη μηδενικό μέσο (non-zero mean) και περιλαμβάνει τρεις βασικές απεικονίσεις για την ανάλυση των υπολειμμάτων.

Το πρώτο αριστερά διάγραμμα είναι χρονοσειρά υπολειμμάτων και απεικονίζει την εξέλιξη των υπολειμμάτων σε συνάρτηση με τον χρόνο. Τα υπολείμματα θα πρέπει να είναι τυχαία κατανομημένα γύρω από το μηδέν, χωρίς εμφανή μοτίβα. Υπάρχουν κάποιες διακυμάνσεις, αλλά δεν φαίνεται έντονο μοτίβο ή δομή, κάτι που υποδεικνύει ότι το μοντέλο έχει απομακρύνει την τάση και εποχικότητα. Στο κάτω αριστερά διάγραμμα εξετάζει την αυτοσυσχέτιση των υπολειμμάτων για διάφορες καθυστερήσεις (lags). Όλες οι τιμές της ACF θα πρέπει να βρίσκονται εντός των διακεκομμένων γραμμών (όρια εμπιστοσύνης 95%). Οι περισσότερες τιμές βρίσκονται εντός των ορίων, υποδεικνύοντας ότι τα υπολείμματα δεν είναι συσχετισμένα, κάτι που είναι θετικό για την καλή προσαρμογή του μοντέλου. Τέλος το κάτω δεξιά διάγραμμα απεικονίζει την κατανομή των υπολειμμάτων σε σύγκριση με μια κανονική κατανομή (κόκκινη καμπύλη). Η κατανομή των υπολειμμάτων θα πρέπει να είναι συμμετρική και κοντά στην κανονική κατανομή. Υπάρχει μια σχετική συμμετρία, αλλά ίσως τα υπολείμματα να αποκλίνουν ελαφρώς από την κανονική κατανομή. Αυτό μπορεί να επηρεάσει την ποιότητα των προβλέψεων, αλλά γενικά θεωρείται αποδεκτό



Διάγραμμα 36 Διαγνωστικός Έλεγχος Υπολειμμάτων Μοντέλου ARIMA K75-200

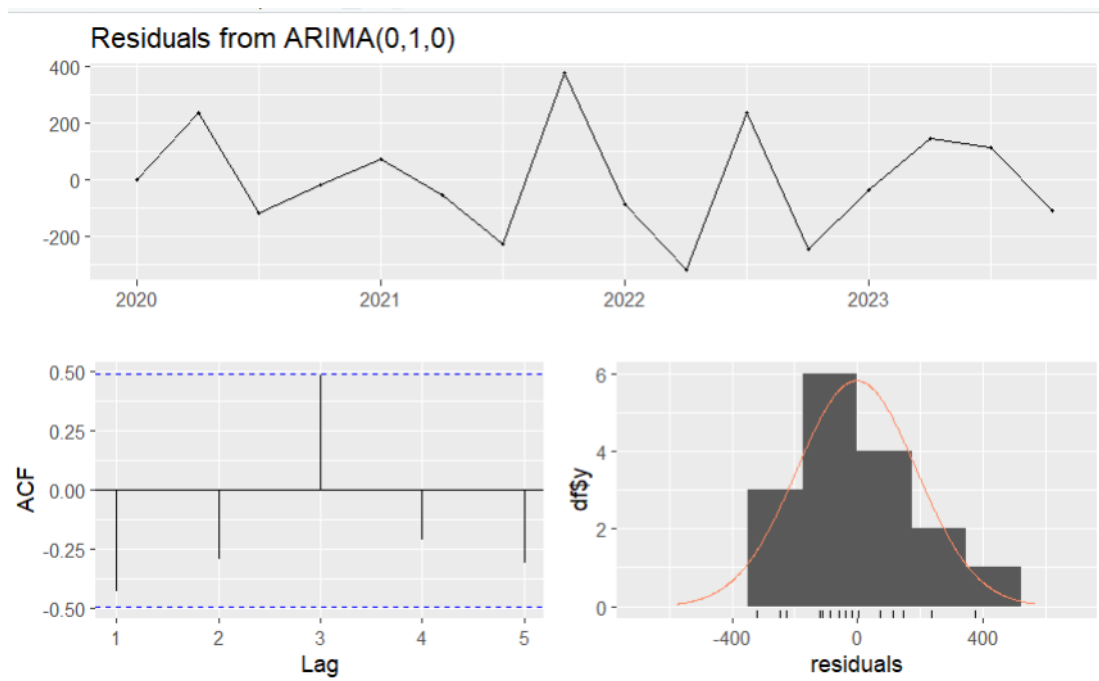


Διάγραμμα 37 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K83-200 με το μοντέλο ARIMA

Οι προβλέψεις καλύπτουν την περίοδο από Q1/2024 έως Q3/2024 και η πορεία των προβλέψεων είναι σχετικά σταθερή, με ήπια πτωτική τάση. Το μοντέλο ARIMA φαίνεται να εξομαλύνει τις έντονες διακυμάνσεις της χρονοσειράς, παρέχοντας πιο προβλέψιμες τιμές. Το μοντέλο ακολουθεί καλά τη γενική τάση, αλλά υποεκτιμά τις απότομες διακυμάνσεις που παρατηρούνται στην πραγματική χρονοσειρά.

Το μοντέλο ARIMA(0,1,0) φαίνεται να είναι επαρκές, καθώς:

- Τα υπολείμματα είναι τυχαία καταμεμημένα γύρω από το μηδέν.
- Δεν παρατηρείται συσχέτιση στα υπολείμματα (ACF).
- Η κατανομή των υπολειμμάτων είναι σχεδόν κανονική.



Διάγραμμα 38 Διαγνωστικός Έλεγχος Υπολειμμάτων Μοντέλου ARIMA K83-200

Στο παρακάτω πίνακα είναι συγκεντρωμένες οι προβλέψεις για τα επόμενα τρίμηνα καθώς και τα σφάλματα MAE και MAPE κάθε υλικού

Υλικά	Προβλέψεις			Σφάλματα	
	Q1/2024	Q2/2024	Q3/2024	MAE	MAPE
K2-200	1068,78	1324,46	1296,15	242,94	18,86%
K75-200	1078,87	1829.17	1254.56	323,48	14,54%
K83-200	467,04	397,93	366,55	157.49	25,92%

Διάγραμμα 39 Πίνακας προβλέψεων για τα τρία πρώτα τρίμηνα του 2024 και τα σφάλματά τους

Το υλικό K75-200 εμφάνισε το μικρότερο σφάλμα MAPE, το οποίο ανέρχεται σε 14,54%. Αντίθετα, το υλικό K83-200 παρουσίασε το μεγαλύτερο σφάλμα μεταξύ των τριών υλικών, με τιμή 25.92%. Τα δεδομένα του K75-200 χαρακτηρίζονται από πιο σταθερά μοτίβα τάσης και εποχικότητας, γεγονός που διευκολύνει την προσαρμογή του μοντέλου και οδηγεί σε μεγαλύτερη ακρίβεια στις προβλέψεις.

4.6. Μοντέλο προβλέψεων Croston

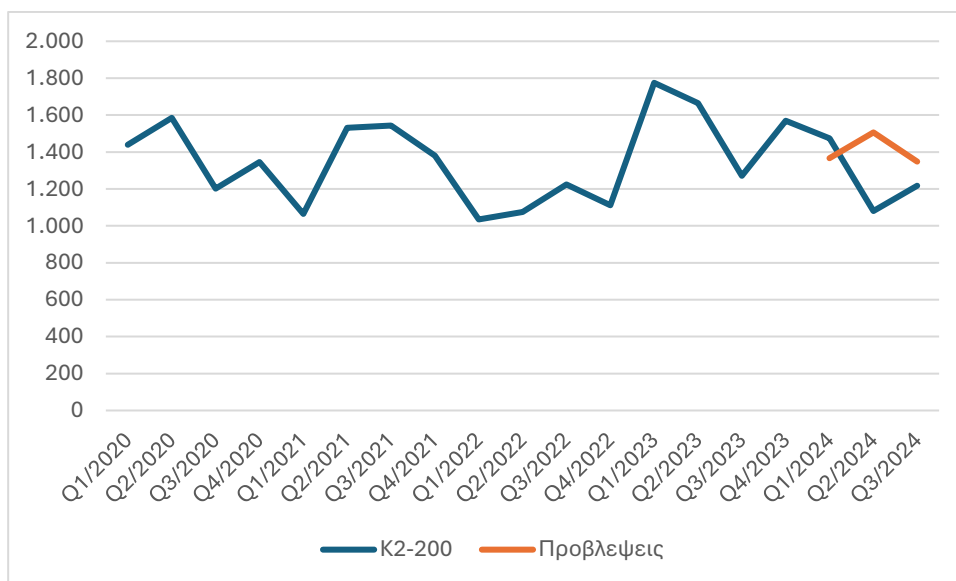
Η μέθοδος Croston αποτελεί μια δημοφιλή τεχνική πρόβλεψης που σχεδιάστηκε ειδικά για δεδομένα με διακεκομμένη ζήτηση. Διακεκομμένη ζήτηση εμφανίζεται όταν υπάρχουν συχνές περίοδοι μηδενικής ή χαμηλής ζήτησης, ακολουθούμενες από μη προβλέψιμες περιόδους με κανονική ζήτηση.

Παρόλο που η Croston σχεδιάστηκε για διακεκομμένη ζήτηση, ενδέχεται να δίνει καλύτερα αποτελέσματα και σε δεδομένα με συνεχή ζήτηση, ιδιαίτερα όταν τα δεδομένα είναι σχετικά σταθερά χωρίς έντονη εποχικότητα ή τάση.

Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται οι προβλέψεις για τα επόμενα τρία τρίμηνα, καθώς και τα σφάλματα που προέκυψαν για τα υλικά K2-200, K61-220, K75-200 και K83-200. Τα σφάλματα υπολογίζονται με τη χρήση δεικτών, όπως το MAE (Mean Absolute Error), και το MAPE (Mean Absolute Percentage Error).

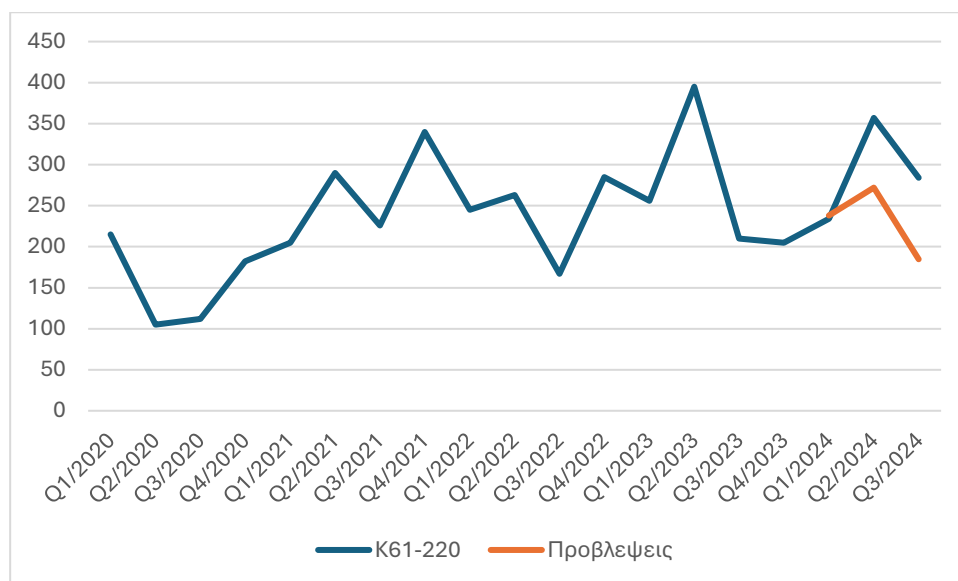
Υλικά	Προβλέψεις			Σφάλματα	
	Q1/2024	Q2/2024	Q3/2024	MAE	MAPE
K2-200	1367,16	1506,32	1348,30	221,49	19,16%
K61-220	237,89	271,99	184,68	62,74	20,15%
K75-200	1425,40	1847,51	1170,60	251,47	15,80%
K83-200	530,12	451,68	416,06	106,13	16,70%

Πίνακας 10 Πίνακας προβλέψεων για τα τρία πρώτα τρίμηνα του 2024 και τα σφάλματα τους



Διάγραμμα 40 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K2-200 με το μοντέλο Croston

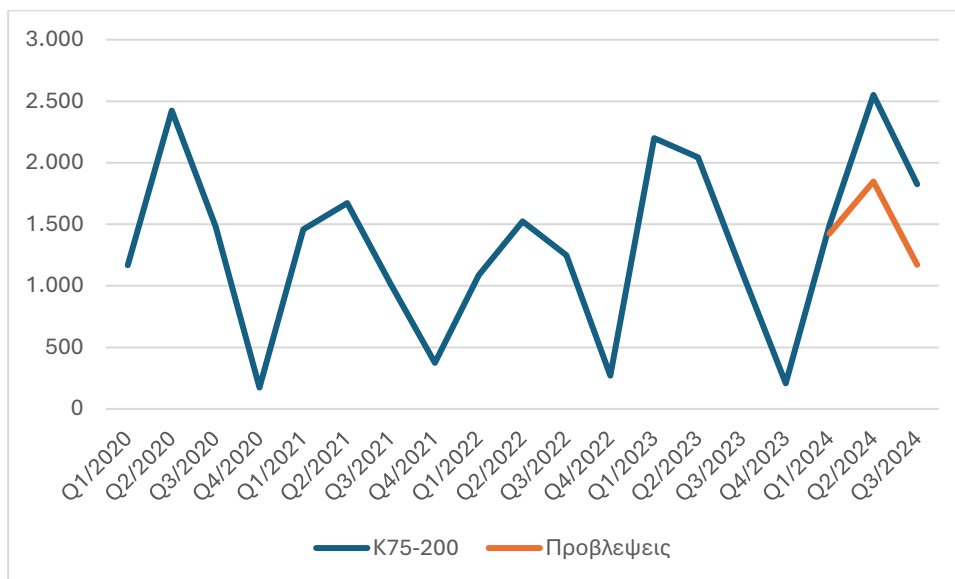
Το μοντέλο πρόβλεψης στο παραπάνω διάγραμμα φαίνεται να ευθυγραμμίζεται καλά με τη γενική τάση της ζήτησης, καθώς λαμβάνει υπόψη την περιοδικότητα της αγοράς και την ανάκαμψη μετά από πτώσεις. Η αυξητική πρόβλεψη για το Q1/2024 αντικατοπτρίζει πιθανές εποχικές διακυμάνσεις ή εξωτερικούς παράγοντες που επηρεάζουν τη ζήτηση. Παρόλο που η ζήτηση παραμένει ευμετάβλητη, η σταθεροποίηση που προβλέπεται για το Q2/2024 και Q3/2024 είναι ενθαρρυντική για τη διαχείριση αποθεμάτων.



Διάγραμμα 41 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K61-220 με το μοντέλο Croston

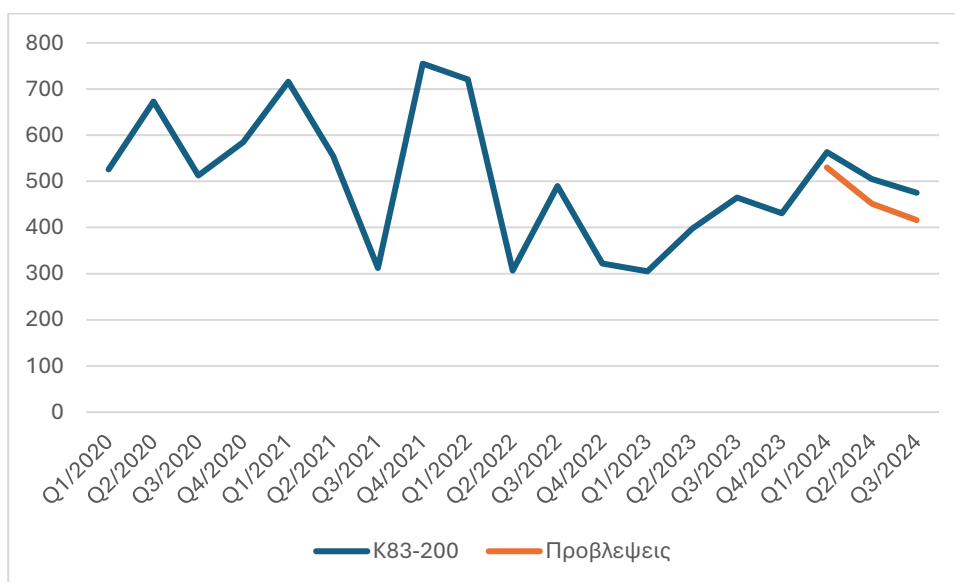
Στη γραφική απεικόνιση των προβλέψεων του υλικού K61-200 σε σύγκριση με τις πραγματικές τιμές δείχνουν καλή ευθυγράμμιση με τις τάσεις των ιστορικών δεδομένων, αντικατοπτρίζοντας την αυξητική πορεία που παρατηρείται κατά περιόδους, αλλά και την τάση σταθεροποίησης ή μείωσης μετά από απότομες αυξήσεις.

Στο παρακάτω διάγραμμα οι προβλέψεις ακολουθούν την ιστορική συμπεριφορά της ζήτησης, αντικατοπτρίζοντας την κυκλικότητα και τη μεταβλητότητα που παρατηρούνται στα δεδομένα.



Διάγραμμα 42 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K75-200 με το μοντέλο Croston

Το διάγραμμα παρουσιάζει τα ιστορικά δεδομένα ζήτησης για το υλικό K83-200 από το Q1/2020 έως το Q4/2024 καθώς και τις προβλέψεις για τα επόμενα τρία τρίμηνα (Q1/2024, Q2/2024, Q3/2024). Οι προβλέψεις συμφωνούν με τις γενικές τάσεις των ιστορικών δεδομένων, υποδεικνύοντας μείωση της ζήτησης κατά το πρώτο μισό του 2024.



Διάγραμμα 43 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K83-200 με το μοντέλο Croston

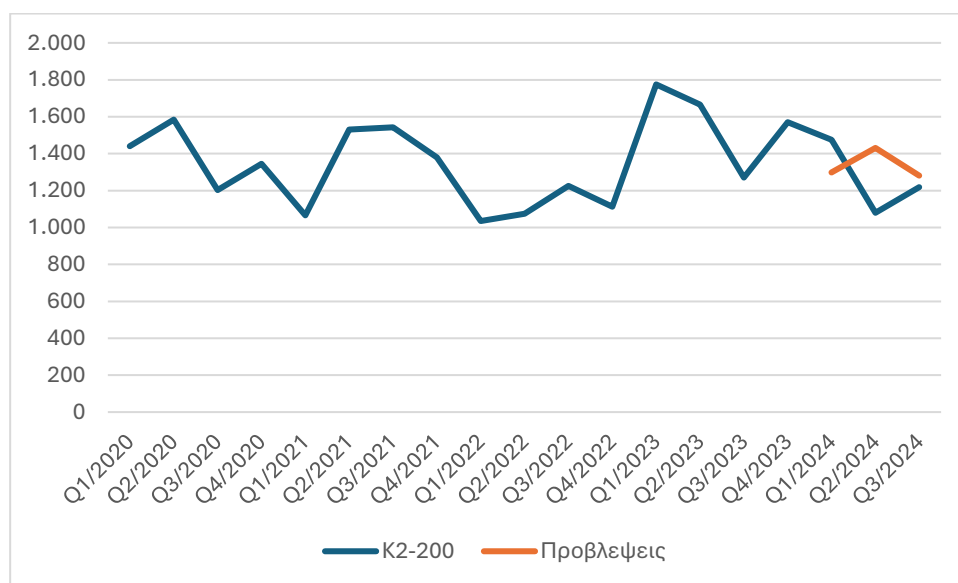
4.7. Μοντέλο πρόβλεψης SBA

Το Syntetos & Boylan Approximation (SBA) είναι ένα μοντέλο πρόβλεψης που προτάθηκε από τους Syntetos και Boylan (2005) και χρησιμοποιείται κυρίως για τη διαχείριση διαλείπουσας ζήτησης. Βελτιώνει τη μέθοδο Croston, η οποία είναι ευρέως χρησιμοποιούμενη για τη διαλείπουσα ζήτηση. Διορθώνει μια συστηματική υπερεκτίμηση της ζήτησης που παρουσιάζει η μέθοδος Croston, εφαρμόζοντας έναν διορθωτικό παράγοντα. Είναι κατάλληλο για προϊόντα με μεταβλητές και μη συνεχείς πωλήσεις. Στην ανάλυσή μας, τα προϊόντα δεν εμφανίζουν διαλείπουσα ζήτηση, καθώς παρατηρούνται τακτικές πωλήσεις με διακυμάνσεις. Αυτό σημαίνει ότι το SBA πιθανότατα δεν αποτελεί την ιδανική επιλογή για την πρόβλεψη των πωλήσεων αυτών των προϊόντων.

Υλικά	Προβλέψεις			Σφάλματα	
	Q1/2024	Q2/2024	Q3/2024	MAE	MAPE
K2-200	1298,83	1431,03	1280,91	196,71	16,54%
K61-220	226,01	258,40	175,46	71,71	23,08%
K83-200	503,63	429,10	395,26	125,34	20,12%

Διάγραμμα 44 Πίνακας προβλέψεων για τα τρία πρώτα τρίμηνα του 2024 και τα σφάλματα τους

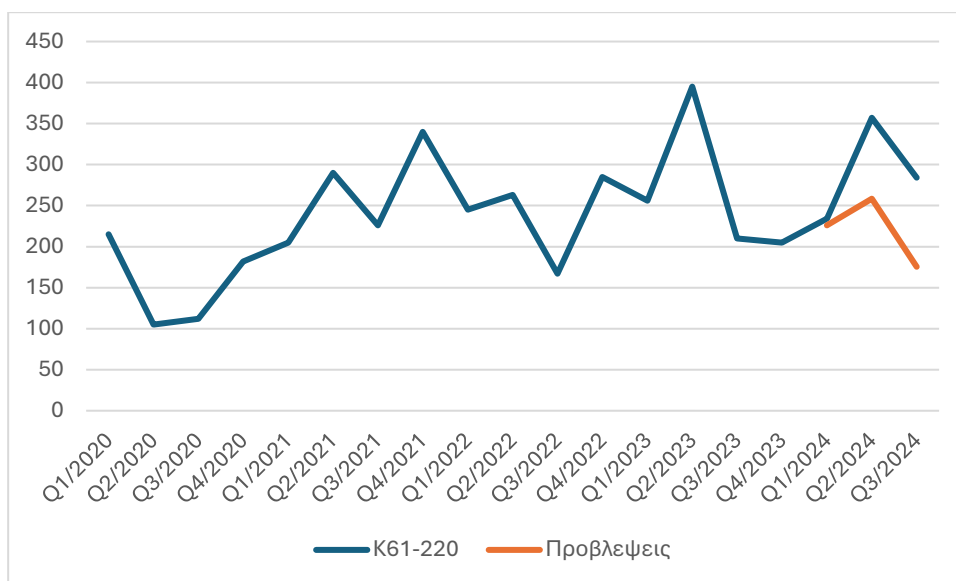
Το υλικό K2-200 εμφάνισε το μικρότερο σφάλμα MAPE 16,54% ενώ το υλικό K61-220 εμφάνισε σφάλμα 23,08%.



Διάγραμμα 45 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K2-200 με τη SBA

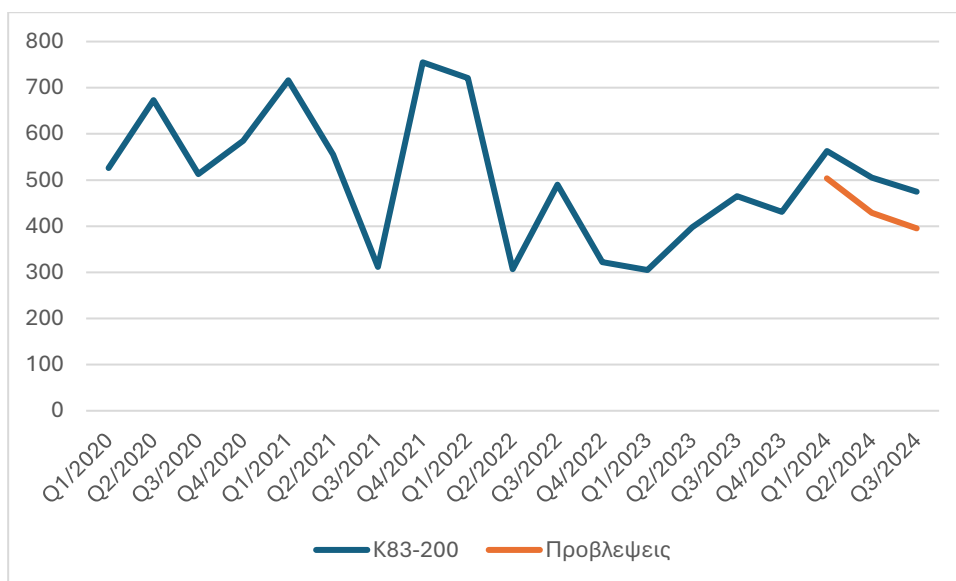
Στη παραπάνω γραφική απεικόνιση του υλικού K2-200 η μέθοδος SBA έχει δώσει σταθερή πρόβλεψη για τα επόμενα τρίμηνα, με μικρές διακυμάνσεις. Αυτό συμβαίνει επειδή η SBA

είναι κατάλληλη για διαλείπουσα ζήτηση και δεν ενσωματώνει εποχικότητα ή τάση στις προβλέψεις. Εστιάζει στην εξομάλυνση της μέσης ζήτησης και του μέσου διαστήματος μεταξύ των αιχμών.



Διάγραμμα 46 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K61-220 με τη SBA

Στο διάγραμμα 45, το μοντέλο καταφέρνει να αποτυπώσει την ανοδική τάση του υλικού, δείχνοντας την γενική κατεύθυνση ανόδου της σειράς χρόνου. Ωστόσο, παρατηρούμε ότι το μοντέλο δεν αποδίδει πλήρως τις απότομες αυξήσεις στις πωλήσεις, καθώς δεν καταφέρνει να ακολουθήσει με ακρίβεια τα ξαφνικά ανοδικά σημεία. Παρά την αναγνωρισμένη τάση, η απόκλιση από τις πραγματικές αυξήσεις υποδεικνύει ότι το μοντέλο δεν μπορεί να εξηγήσει πλήρως τις αιτίες των αιχμών αυτών, κάτι που μπορεί να οφείλεται σε παραμέτρους όπως η εποχικότητα ή άλλοι εξωτερικοί παράγοντες που επηρεάζουν τη ζήτηση.



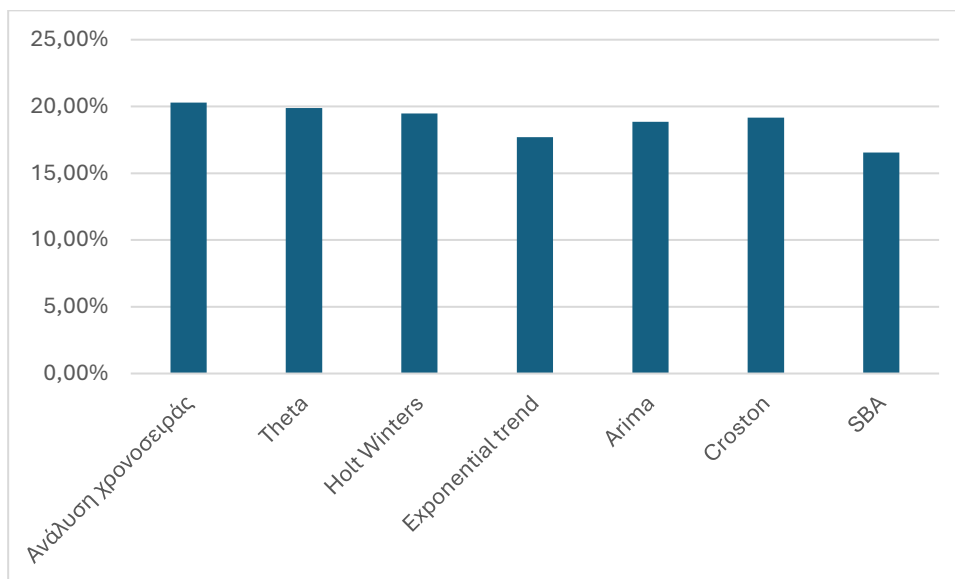
Διάγραμμα 47 Σύγκριση πραγματικής ζήτησης και προβλέψεων υλικού K83-200 με τη SBA

Στο διάγραμμα 46, το μοντέλο παρέχει μια γενική εκτίμηση της ζήτησης, η οποία ακολουθεί τη βασική τάση του υλικού, αντανakλώντας την αυξανόμενη και στη συνέχεια μειούμενη κατεύθυνση της χρονοσειράς. Ωστόσο, οι προβλέψεις που προκύπτουν από το μοντέλο είναι λιγότερο αισιόδοξες, καθώς οι εκτιμήσεις για μελλοντική ζήτηση είναι σχετικά συντηρητικές, χωρίς να προβλέπουν τις υψηλότερες τιμές που μπορεί παρατηρούνται στην πραγματικότητα.

4.8. Σύγκριση μεθόδων προβλέψεων

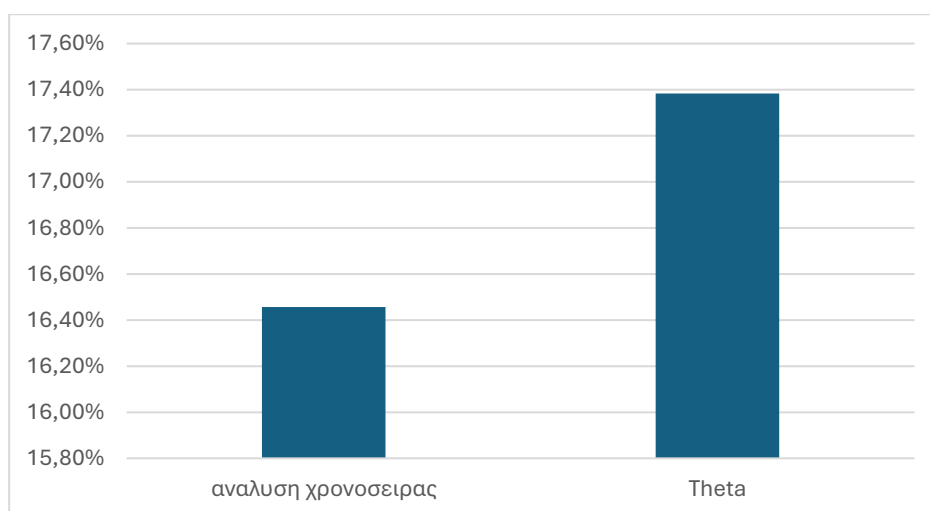
Στη σύγκριση των μεθόδων πρόβλεψης που εφαρμόστηκαν στα υλικά, παρατηρήθηκε ότι κάθε μέθοδος παρουσίασε διαφορετικά επίπεδα ακρίβειας και προσαρμοστικότητας στις ιδιαιτερότητες των δεδομένων. Σκοπός της σύγκρισης είναι η αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας κάθε μεθόδου, λαμβάνοντας υπόψη τα σφάλματα (MAE και MAPE), καθώς και τη συμπεριφορά των προβλέψεων σε σχέση με τις ιστορικές τιμές. Η ανάλυση ανά υλικό επιτρέπει μια πιο λεπτομερή αξιολόγηση των αποδόσεων κάθε μεθόδου.

Το υλικό K2-200 φαίνεται να έχει σχετικά σταθερή ζήτηση με σταθερές εποχικές διακυμάνσεις. Αυτή η σταθερότητα ευνόησε μεθόδους όπως το μοντέλο exponential trend, που είναι κατάλληλο για δεδομένα χωρίς έντονα μοτίβα. Το μοντέλο φαίνεται να ακολουθούσε τη ανοδική τάση του υλικού. Επίσης χαμηλό σφάλμα είχε και η μέθοδος SBA στο υλικό K2-200. Ωστόσο είναι σημαντικό να τονίσουμε ότι η μέθοδος αυτή δεν είναι κατάλληλη για υλικά με συνεχή ροή. Η μέθοδος της ανάλυση χρονοσειράς είχε το μεγαλύτερο σφάλμα και φαίνεται ενδέχεται να μην κατάφερε να προσφέρει μεγαλύτερη ακρίβεια λόγω της. Οι μέθοδοι SBA και εκθετικής τάσης, οι οποίες είχαν τα χαμηλότερα σφάλματα (16,54% και 17,69% αντίστοιχα), είναι πιο απλές και βασίζονται στην εξομάλυνση της ζήτησης. Αυτό τους επιτρέπει να προσαρμόζονται γρήγορα σε μικρές διακυμάνσεις, χωρίς να επηρεάζονται από τυχαίους θορύβους ή από ασυνέπειες στα δεδομένα. Αυτή η απλότητα φαίνεται να ήταν πλεονέκτημα για τη συγκεκριμένη ζήτηση. Η μέθοδος Theta και η Croston σημείωσαν παρόμοια σφάλματα με MAPE περίπου 19%-20%. Η Theta, που επικεντρώνεται στον διαχωρισμό της τάσης και της διακύμανσης, δεν μπόρεσε να αξιοποιήσει στο έπακρο τα χαρακτηριστικά της ζήτησης, καθώς αυτή δεν παρουσίαζε έντονη μεταβλητότητα. Αντίστοιχα, η Croston, που είναι ιδανική για διακεκομμένη ζήτηση, είχε οριακά καλύτερη απόδοση από το Holt-Winters, αλλά η συνεχής ζήτηση του K2-200 περιορίσε την απόδοσή της.



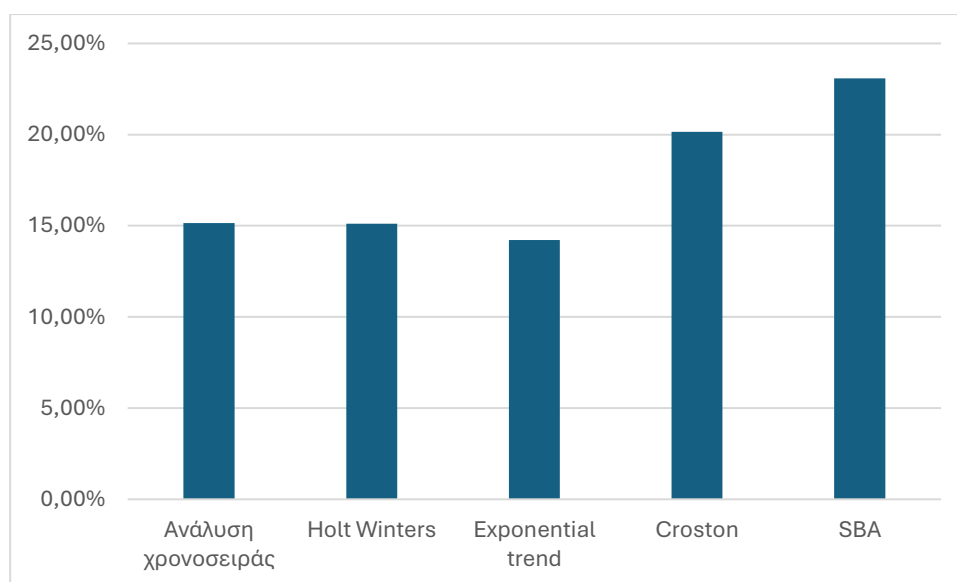
Διάγραμμα 48 Σύγκριση σφαλμάτων υλικού K2-200

Το K57-210 χαρακτηρίζεται από μια σαφή φθίνουσα τάση, χωρίς σημαντικές εποχικές διακυμάνσεις. Αυτό το χαρακτηριστικό ευνόησε τη μέθοδο ανάλυσης χρονοσειράς, η οποία βασίζεται στη χρήση ιστορικών δεδομένων για τον εντοπισμό τάσεων. Το MAPE 16,46% υποδεικνύει ότι η μέθοδος αυτή προσαρμόστηκε καλύτερα στη συγκεκριμένη δυναμική του υλικού, καθώς ακολούθησε πιστά την πτωτική πορεία της ζήτησης. Η μέθοδος Theta, με MAPE 17,38%, είχε ελαφρώς χαμηλότερη απόδοση, αλλά παραμένει μια αποτελεσματική επιλογή για δεδομένα με σαφείς τάσεις. Η προσέγγισή της, που διαχωρίζει την τάση από τη διακύμανση, επέτρεψε την εξομάλυνση των έντονων μεταβολών στη ζήτηση, κάτι που τη βοήθησε να προσφέρει αξιόπιστες προβλέψεις. Ωστόσο, η έλλειψη μεγάλης διακύμανσης στα δεδομένα του K57-210 περιορίσε τη δυνατότητα της Theta να υπερέχει.



Διάγραμμα 49 Σύγκριση σφαλμάτων υλικού K57-210

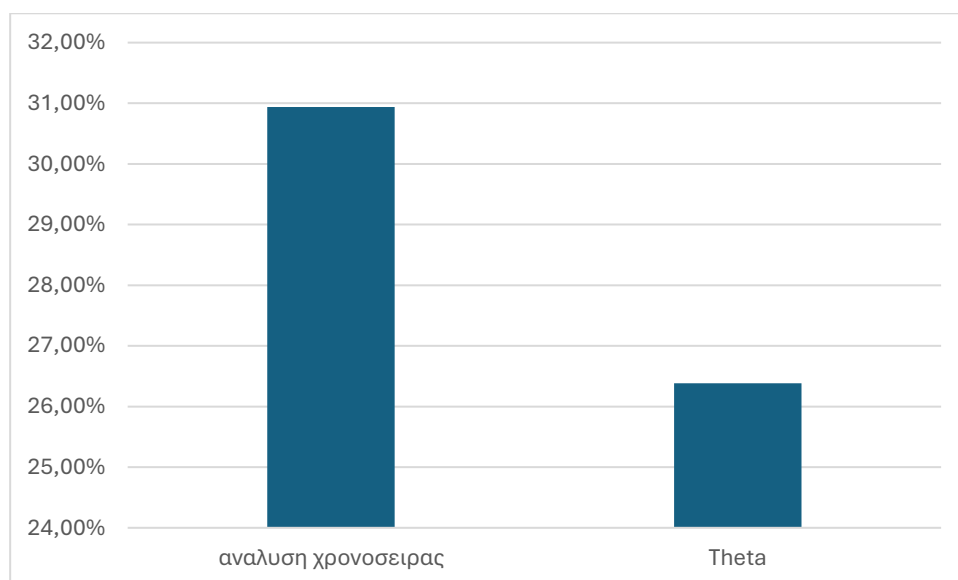
Η ζήτηση του υλικού K61-220 παρουσιάζει μια σχετικά σταθερή τάση με ήπιες αυξομειώσεις, γεγονός που επηρέασε την απόδοση των μοντέλων. Η μέθοδος Holt-Winters κατέγραψε τη χαμηλότερη τιμή MAPE (15,12%), γεγονός που υποδηλώνει ότι προσαρμόστηκε αποτελεσματικά στη δυναμική του υλικού. Αυτή η μέθοδος ενσωματώνει τάση και εποχικότητα, προσφέροντας αξιόπιστες προβλέψεις για δεδομένα που παρουσιάζουν αυτές τις ιδιότητες. Η ανάλυση χρονοσειράς (MAPE 15,14%) παρουσίασε απόδοση παρόμοια με το Holt-Winters, αποδεικνύοντας ότι η απλότητα αυτής της μεθόδου μπορεί να είναι εξίσου αποτελεσματική όταν τα δεδομένα χαρακτηρίζονται από σταθερότητα. Η μέθοδος εκθετικής τάσης σημείωσε το χαμηλότερο σφάλμα (MAPE 14,22%), κυρίως λόγω της τάσης της να εξομαλύνει τις διακυμάνσεις, γεγονός που ίσως την έκανε να ακολουθήσει τις μικρές αυξομειώσεις της ζήτησης. Η μέθοδος Croston παρουσίασε υψηλότερο σφάλμα (20,15%), καθώς είναι σχεδιασμένη για δεδομένα με διακεκομμένη ζήτηση. Το K61-220 δεν παρουσιάζει διακεκομμένη ζήτηση, με αποτέλεσμα η μέθοδος να μην είναι κατάλληλη. Αντίστοιχα, η μέθοδος SBA, με το υψηλότερο MAPE (23,08%), υπολείπεται, διότι εστιάζει στη σταθερότητα και αγνοεί τάσεις ή εποχικότητα, περιορίζοντας την ικανότητά της να προσαρμόζεται στις ήπιες διακυμάνσεις της ζήτησης. Η επιτυχία του μοντέλου exponential trend έγκειται στη δυνατότητά του να ενσωματώνει στοιχεία όπως η τάση και η εποχικότητα, ακόμα και αν αυτά δεν είναι έντονα. Σε αντίθεση, η SBA και η Croston αγνοούν τέτοια χαρακτηριστικά, κάτι που εξηγεί τη χαμηλότερη ακρίβειά τους. Η μέθοδος Holt Winters και η ανάλυση χρονοσειράς κατάφεραν να προσαρμοστούν στη γενική πορεία της ζήτησης, αλλά η ελαφρώς υψηλότερη ευαισθησία τους σε τυχαίες διακυμάνσεις επηρέασε την ακρίβεια.



Διάγραμμα 50 Σύγκριση σφαλμάτων MAPE υλικού K61-220

Η απόδοση των μεθόδων πρόβλεψης για το υλικό K63-210 επηρεάστηκε σε μεγάλο βαθμό από τη φύση της ζήτησής του, από σταθερό εποχικό μοτίβο και τάση σταθερή. Ωστόσο

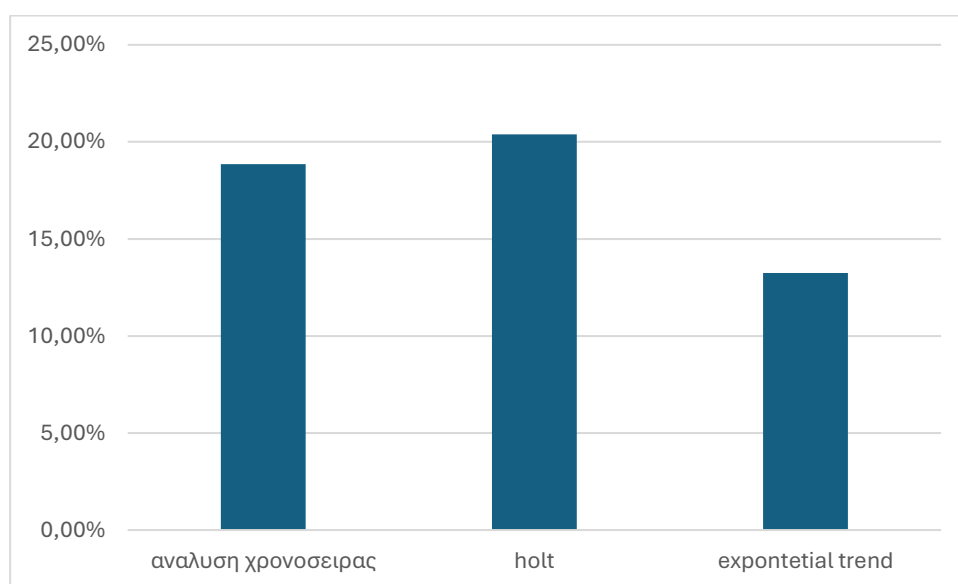
υπάρχουν κάποιες έντονες διακυμάνσεις. Η μέθοδος ανάλυσης χρονοσειράς παρουσίασε το υψηλότερο MAPE (30,94%), καθώς βασίζεται αποκλειστικά στην ιστορική συμπεριφορά της ζήτησης χωρίς να εισάγει μηχανισμούς εξομάλυνσης ή προσαρμογής στις διακυμάνσεις. Η έντονη μεταβλητότητα του K63-210 περιόρισε την ικανότητα της μεθόδου να παράγει αξιόπιστες προβλέψεις, καθώς οι ακραίες τιμές της ζήτησης επηρέασαν δυσανάλογα την ακρίβεια. Η μέθοδος Theta, με MAPE 26,38%, κατάφερε να διαχωρίσει την τάση από τη διακύμανση, προσφέροντας έτσι πιο αξιόπιστες προβλέψεις από την ανάλυση χρονοσειράς. Ωστόσο, το σχετικά υψηλό σφάλμα υποδεικνύει ότι η μέθοδος δεν μπόρεσε να προσαρμοστεί πλήρως στις έντονες διακυμάνσεις του υλικού. Αυτό ενδέχεται να οφείλεται στην έλλειψη καθαρής τάσης ή εποχικότητας, που αποτελεί βασικό σημείο αναφοράς για τη μέθοδο Theta. Η μέθοδος Holt Winters σημείωσε τη χαμηλότερη τιμή MAPE (20,39%), αποδεικνύοντας την ανθεκτικότητά της σε δεδομένα με αυξημένη διακύμανση. Η φύση της μεθόδου, που βασίζεται στην εξομάλυνση και στην προσαρμογή στις γενικές τάσεις των δεδομένων, τη βοήθησε να αποδώσει καλύτερα στις μεταβλητές απαιτήσεις του K63-210. Η ικανότητα του μοντέλου να αγνοεί τυχαίους θορύβους την καθιστά κατάλληλη για υλικά με ασταθή ζήτηση. Η έντονη διακύμανση του K63-210 φαίνεται να επηρέασε αρνητικά τις περισσότερες μεθόδους, καθώς αυτές συχνά υπέθεταν μια πιο σταθερή ή εποχική ζήτηση. Η εκθετική τάση ξεχώρισε λόγω της ευελιξίας της να ενσωματώνει σταθερά μοτίβα εξομάλυνσης, ενώ η ανάλυση χρονοσειράς και η Theta βασίζονται περισσότερο σε ιστορικές παρατηρήσεις, κάτι που τις έκανε ευάλωτες σε μεγάλες αυξομειώσεις.



Διάγραμμα 51 Σύγκριση σφαλμάτων υλικού K63-210

Η ζήτηση του υλικού K64-210 φαίνεται να χαρακτηρίζεται από μια γενική σταθερότητα με ήπιες διακυμάνσεις. Η μέθοδος πρόβλεψης exponential trend κατέγραψε τη χαμηλότερη τιμή

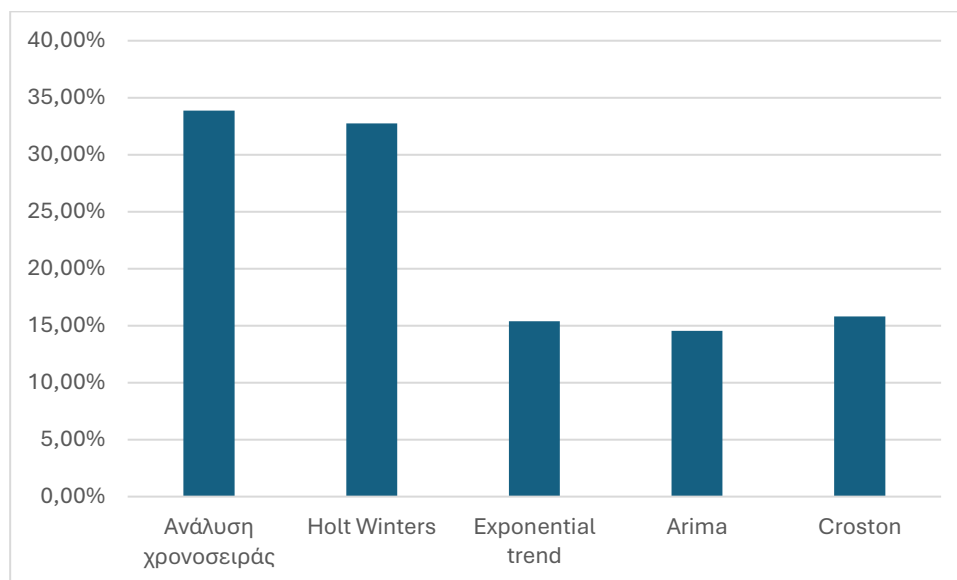
MAPE (13,25%), γεγονός που δείχνει ότι προσαρμόστηκε αποτελεσματικά στη γενική συμπεριφορά του υλικού. Η μέθοδος αυτή επικεντρώνεται στις βασικές τάσεις των δεδομένων, εξομαλύνοντας τυχαίους θορύβους και αποκλίσεις. Η αποτελεσματικότητά της οφείλεται στο γεγονός ότι το K64-210 δεν παρουσιάζει έντονη εποχικότητα ή μεγάλες διακυμάνσεις, στοιχεία που θα μπορούσαν να δυσκολέψουν πιο απλές μεθόδους. Η μέθοδος Holt-Winters σημείωσε MAPE 20,39%, κάτι που δείχνει ότι η ενσωμάτωση της εποχικότητας δεν προσέφερε ουσιαστικό πλεονέκτημα στο συγκεκριμένο υλικό. Η απουσία έντονης εποχικότητας ή σημαντικών τάσεων φαίνεται να περιορίσει τη δυνατότητα της μεθόδου να προσφέρει μεγαλύτερη ακρίβεια. Παρόλο που η μέθοδος είναι χρήσιμη για δεδομένα με πολυπλοκότητα, στο K64-210 φάνηκε να μην προσφέρει σημαντικά καλύτερες προβλέψεις.



Διάγραμμα 52 Σύγκριση σφαλμάτων MAPE υλικού K64-210

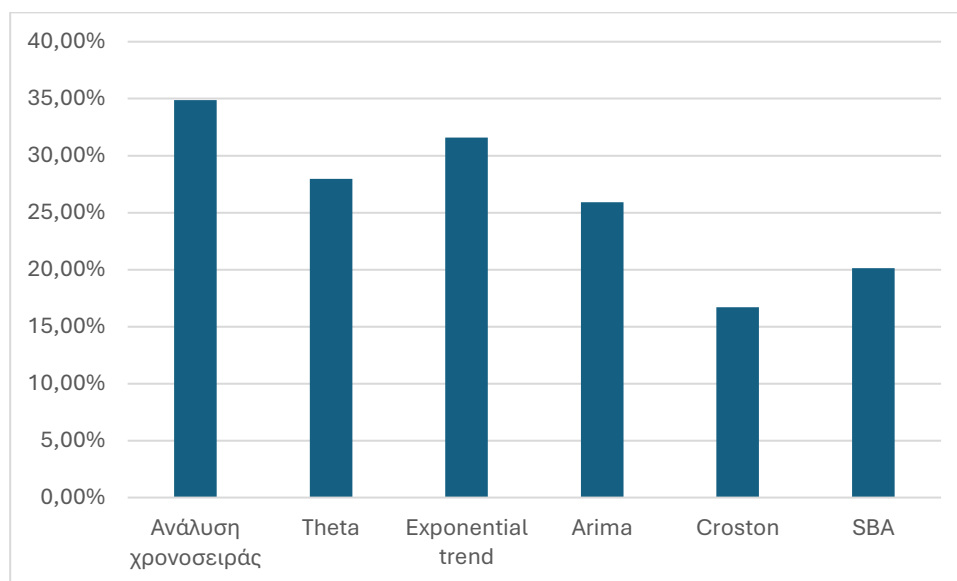
Η απόδοση των μεθόδων πρόβλεψης για το υλικό K75-200 επηρεάστηκε σημαντικά από τα χαρακτηριστικά της ζήτησης, η οποία παρουσιάζει σταθερά μοτίβα και έντονη εποχικότητα. Οι μέθοδοι που ενσωματώνουν εποχικότητα και σταθερότητα, όπως τα μοντέλα ARIMA και exponential trend, αποδείχθηκαν οι πιο αποτελεσματικές, ενώ το Holt-Winters παρουσίασε χαμηλότερη απόδοση. Το ARIMA κατέγραψε το χαμηλότερο MAPE (14,54%), υποδεικνύοντας εξαιρετική προσαρμογή στα εποχικά χαρακτηριστικά και την τάση του υλικού. Η μέθοδος Croston, αν και συνήθως χρησιμοποιείται για διακεκομμένη ζήτηση, παρουσίασε επίσης MAPE 15,80%. Αυτό υποδηλώνει ότι το μοντέλο κατάφερε να προσαρμοστεί στη σταθερότητα και την προβλεψιμότητα της ζήτησης, γεγονός που είναι λιγότερο συνηθισμένο για τη συγκεκριμένη μέθοδο. Η καλή της απόδοση μπορεί να αποδοθεί στη δομή της ζήτησης του K75-200, που επιτρέπει την αποτελεσματική εξομάλυνση. Η μέθοδος Holt-Winters, με MAPE 32,75%, είχε την πιο περιορισμένη απόδοση από τις μεθόδους που ενσωματώνουν εποχικότητα. Παρότι σχεδιάστηκε για δεδομένα με τάση και

εποχικότητα, η συγκεκριμένη μέθοδος φαίνεται να επηρεάστηκε από τις διακυμάνσεις που χαρακτηρίζουν τα δεδομένα του K75-200. Παρόμοιο σφάλμα είχε η ανάλυση χρονοσειράς.



Διάγραμμα 53 Σύγκριση σφαλμάτων MAPE υλικού K75-200

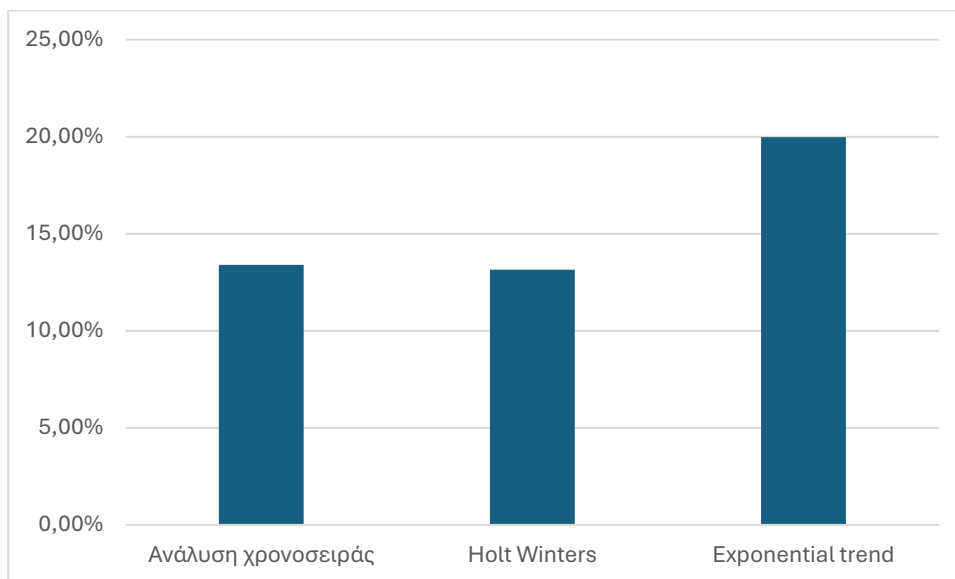
Το υλικό K83-200 παρουσίασε την καλύτερη απόδοση στη μέθοδο Croston, παρόλο που η ζήτησή του δεν χαρακτηρίζεται ως διακεκομμένη. Αν και η μέθοδος Croston έχει σχεδιαστεί για διακεκομμένη ζήτηση, μπορεί να λειτουργήσει καλά και σε δεδομένα με συνεχόμενη ζήτηση, εφόσον η μεταβλητότητα των δεδομένων παραμένει σχετικά χαμηλή ή αν οι περίοδοι με αυξομειώσεις είναι σταθερές. Στην περίπτωση του K83-200, η μέθοδος Croston μπορεί να κατάφερε να εξομαλύνει αποτελεσματικά τις διακυμάνσεις, παρέχοντας προβλέψεις που προσεγγίζουν καλύτερα τη μέση ζήτηση. Η Croston βασίζεται σε απλούς μηχανισμούς πρόβλεψης που δεν ενσωματώνουν τάση ή εποχικότητα. Αυτό μπορεί να αποδειχθεί πλεονέκτημα σε δεδομένα με μικρές διακυμάνσεις ή περιορισμένες τάσεις, όπως ενδεχομένως συμβαίνει με το K83-200. Η απλότητα της μεθόδου μπορεί να την έκανε πιο αποτελεσματική, αποφεύγοντας την υπερπροσαρμογή σε τυχαίους θορύβους. Η μέθοδος μπορεί να συν έπεσε να λειτουργεί καλύτερα λόγω της συγκεκριμένης διανομής των δεδομένων ή των ιδιαίτερων μοτίβων που δεν αντικατοπτρίζουν τη συνολική φύση της ζήτησης.



Διάγραμμα 54 Σύγκριση σφαλμάτων MAPE υλικού K83-200

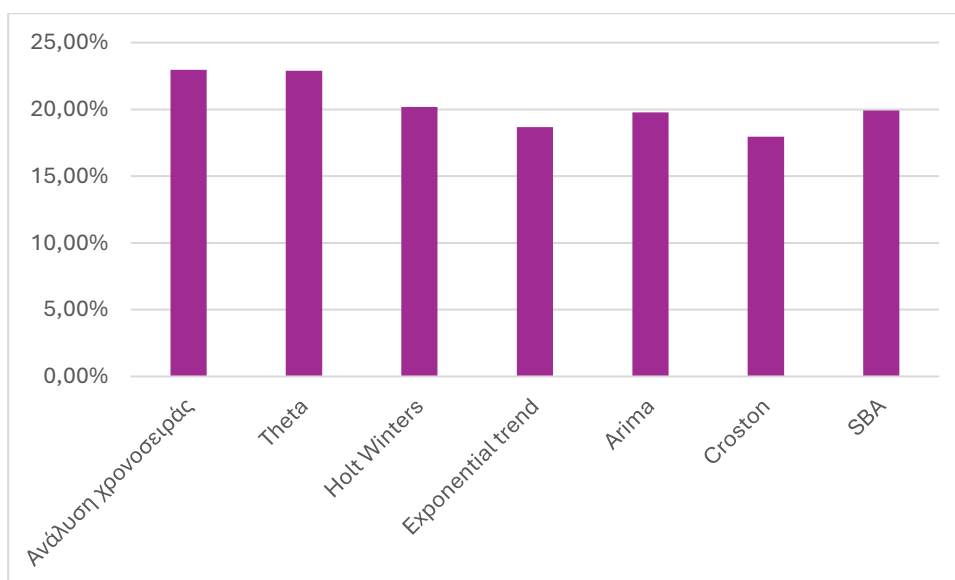
Η απόδοση των μεθόδων πρόβλεψης για το υλικό K101-210 επηρεάστηκε κυρίως από τα χαρακτηριστικά της ζήτησής του, που περιλαμβάνουν μια σαφή και σταθερή ανοδική τάση καθώς και έντονη εποχικότητα. Η ανάλυση χρονοσειράς (MAPE 13,39%) και το Holt-Winters (MAPE 13,15%) κατέγραψαν τις καλύτερες αποδόσεις για το K101-210. Αυτές οι μέθοδοι επωφελήθηκαν από την προβλεψιμότητα που παρέχει η σταθερή ανοδική τάση και η επαναλαμβανόμενη εποχικότητα της ζήτησης. Το Holt-Winters, ειδικότερα, ενσωμάτωσε αποτελεσματικά την εποχικότητα μέσω των παραμέτρων που εξομαλύνουν τη στάθμη, την τάση και την εποχικότητα, επιτυγχάνοντας τη χαμηλότερη τιμή MAPE. Η ανάλυση χρονοσειράς (MAPE 13,39%) και το Holt-Winters (MAPE 13,15%) κατέγραψαν τις καλύτερες αποδόσεις για το K101-210. Αυτές οι μέθοδοι επωφελήθηκαν από την προβλεψιμότητα που παρέχει η σταθερή ανοδική τάση και η επαναλαμβανόμενη εποχικότητα της ζήτησης. Το Holt-Winters, ειδικότερα, ενσωμάτωσε αποτελεσματικά την εποχικότητα μέσω των παραμέτρων που εξομαλύνουν τη στάθμη, την τάση και την εποχικότητα, επιτυγχάνοντας τη χαμηλότερη τιμή MAPE. Αντίθετα το μοντέλο exponential trend είχε το μεγαλύτερο σφάλμα περίπου 20%.

Βελτιστοποίηση της Διαχείρισης Αποθεμάτων σε Εταιρεία Χημικών Υλών μέσω Μεθόδων Πρόβλεψης Ζήτησης



Διάγραμμα 55 Σύγκριση σφαλμάτων MAPE υλικού K101-210

Στον παρακάτω διάγραμμα παρουσιάζονται τα μέσα σφάλματα (Mean Absolute Percentage Error - MAPE) για τις διάφορες μεθόδους πρόβλεψης που εφαρμόστηκαν στα δεδομένα:



Διάγραμμα 56 Σύγκριση μέσων σφαλμάτων

Η μέθοδος Croston είναι μια εξειδικευμένη τεχνική πρόβλεψης που χρησιμοποιείται κυρίως για διαλείπουσα ζήτηση, δηλαδή όταν υπάρχουν περίοδοι χωρίς πωλήσεις (μηδενικές τιμές) και η ζήτηση εμφανίζεται ακανόνιστα. Έχει σχεδιαστεί ειδικά για περιπτώσεις όπου υπάρχουν μηδενικές πωλήσεις σε κάποια χρονικά διαστήματα. Σε δεδομένα συνεχούς ζήτησης (όπου οι πωλήσεις εμφανίζονται σε κάθε χρονική περίοδο χωρίς κενά), η μέθοδος

αυτή συμπίπτει ουσιαστικά με την απλή εκθετική εξομάλυνση, γεγονός που την καθιστά λιγότερο χρήσιμη σε αυτές τις περιπτώσεις.

Παρόλα αυτά, η μέθοδος Croston εμφανίζει το χαμηλότερο μέσο σφάλμα (15,22%) μεταξύ των εξεταζόμενων μοντέλων. Ωστόσο, δεδομένου ότι η συγκεκριμένη μέθοδος είναι βέλτιστη για περιπτώσεις διαλείπουσας ζήτησης –κάτι που δεν ισχύει στα δεδομένα μας– η καλή της απόδοση μπορεί να είναι συγκυριακή και όχι ενδεικτική της καταλληλότητάς της.

Μεταξύ των γενικών μοντέλων χρονοσειρών, το ARIMA εμφανίζει το χαμηλότερο σφάλμα (16,55%), γεγονός που υποδηλώνει ότι προσαρμόζεται καλά στις τάσεις και τις δομές της συγκεκριμένης χρονοσειράς. Παράλληλα, η εκθετική τάση (17,18%) και το Holt-Winters (17,77%) έχουν επίσης ικανοποιητικά αποτελέσματα, ειδικά αν τα δεδομένα περιέχουν στοιχεία τάσης και εποχικότητας.

Αντίθετα, το μοντέλο Theta έχει το υψηλότερο σφάλμα (21,40%), γεγονός που δείχνει ότι δεν προσαρμόζεται καλά στη συγκεκριμένη χρονοσειρά. Η γενική ανάλυση χρονοσειρών (20,50%) και το SBA (17,91%) παρουσιάζουν παρόμοια απόδοση, αλλά δεν ξεχωρίζουν ως οι βέλτιστες επιλογές.

Με βάση τα αποτελέσματα, το ARIMA φαίνεται να είναι η πιο αξιόπιστη επιλογή, καθώς εμφανίζει χαμηλό σφάλμα και είναι κατάλληλο για δεδομένα που παρουσιάζουν τάση και αυτοσυσχέτιση. Αν υπάρχει έντονη εποχικότητα, το Holt-Winters θα μπορούσε επίσης να αποτελέσει μια καλή εναλλακτική. Αντίθετα, ενώ το Croston έχει το χαμηλότερο σφάλμα, δεν θεωρείται το καταλληλότερο μοντέλο για τα δεδομένα αυτά, καθώς δεν αφορούν διαλείπουσα ζήτηση.

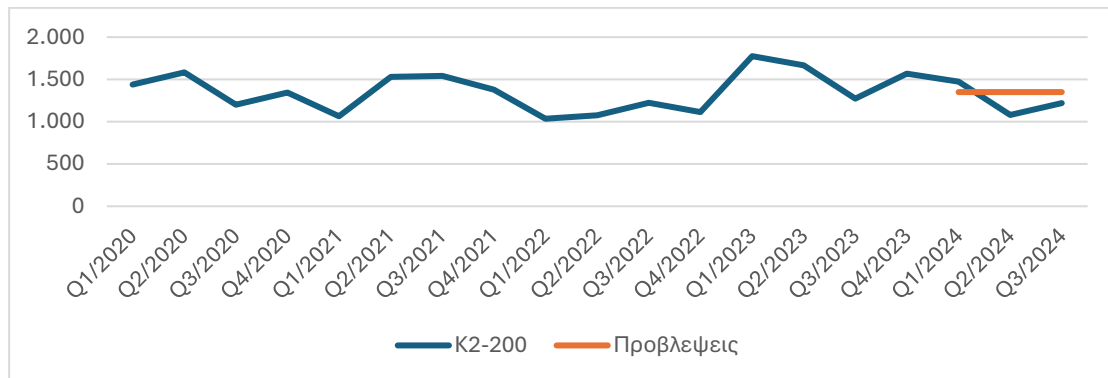
5. Προβλέψεις μέσω εργαλείου τεχνητής νοημοσύνης Chat GPT

Παραχωρήθηκαν στο ChatGPT ιστορικά στοιχεία, βάσει των οποίων πραγματοποιήθηκαν προβλέψεις. Οι προβλέψεις που πρόκυψαν είναι οι εξής:

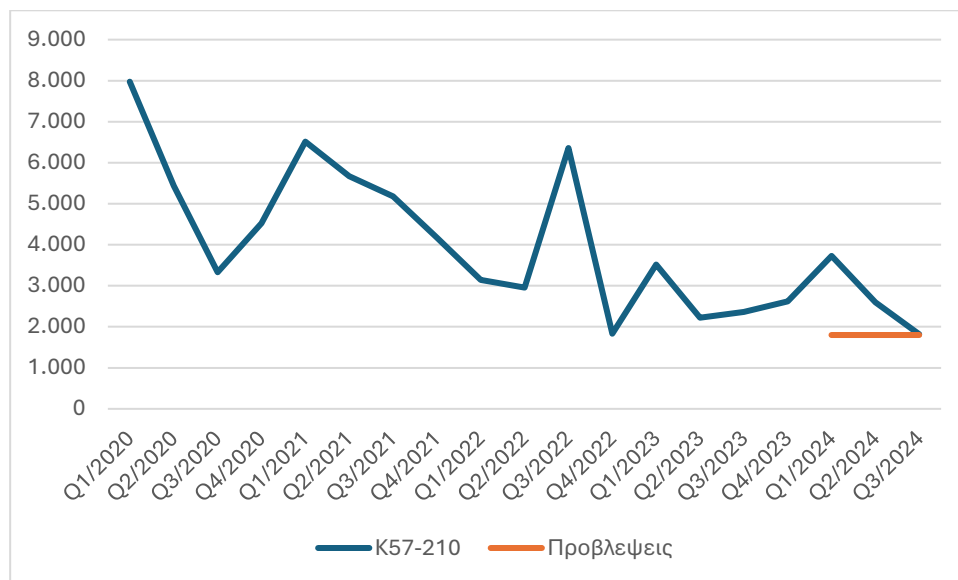
- Οι πωλήσεις του K2-200 παρουσιάζουν σχετική σταθερότητα με μικρές διακυμάνσεις κατά την ανάλυση της χρονικής περιόδου. Παρόλο που υπήρξαν αυξομειώσεις, η τάση φαίνεται να σταθεροποιείται κοντά στο εύρος των 1200 – 1500 κιλά. Για τα επόμενα τρίμηνα, εκτιμάται ότι οι πωλήσεις θα διατηρηθούν σε αυτά τα επίπεδα.
- Το K57-210 εμφανίζει γενική πτωτική πορεία με σημαντική μείωση σε σχέση με τα αρχικά επίπεδα. Παρά τις διακυμάνσεις, αναμένεται οι πωλήσεις να κυμανθούν χαμηλότερα, κοντά στο εύρος 1600-2000 κιλά, διατηρώντας την πτωτική αυτή πορεία.
- Το προϊόν K61-220 παρουσιάζει αρκετή αστάθεια με περιόδους ανόδου και πτώσης. Ωστόσο, τα πρόσφατα δεδομένα δείχνουν τάση ανάκαμψης. Για τα επόμενα τρίμηνα, εκτιμάται ότι οι πωλήσεις θα κινηθούν στο εύρος των 300-350 κιλών
- Το K63-210 χαρακτηρίζεται από έντονη αστάθεια και μεγάλες διακυμάνσεις. Παρόλο που τα τελευταία τρίμηνα παρουσίασε πτώση, αναμένεται να σταθεροποιηθεί σε επίπεδα κοντά στα 250-300 κιλών για το επόμενο διάστημα.
- Οι πωλήσεις του K64-210 εμφανίζουν πτωτική τάση, αλλά με περιστασιακές αιχμές. Αναμένεται ότι η ζήτηση θα σταθεροποιηθεί στο εύρος 2000-2500 κιλά διατηρώντας μια ελαφριά πτωτική δυναμική.
- Το προϊόν K75-200 εμφανίζει σταθερότητα με μικρές αυξομειώσεις. Προβλέπεται ότι οι πωλήσεις του θα παραμείνουν στο επίπεδο των 1500-2000 κιλά τα επόμενα τρίμηνα.
- Το K83-200 χαρακτηρίζεται από έντονες αυξομειώσεις στη ζήτηση. Παρόλο που η αστάθεια είναι υψηλή, εκτιμάται ότι οι πωλήσεις θα κυμανθούν γύρω από το εύρος των 450-500 κιλών
- Το K101-210 είναι το πιο σταθερό και υψηλής ζήτησης προϊόν, με διαρκώς αυξημένες πωλήσεις στο εύρος 13000-14000 κιλών για τα επόμενα τρίμηνα, διατηρώντας τη θετική δυναμική του.

Στα παρακάτω διαγράμματα φαίνεται η σύγκριση με τις πραγματικές τιμές και τις προβλέψεις που προέκυψαν από το Chat GPT. Η μπλε γραμμή αφορά την χρονοσειρά ενώ η πορτοκαλί γραμμή αφορά τις προβλέψεις που προέκυψαν. Όπως φαίνεται και από τα διαγράμματα οι προβλέψεις που μας δίνει αυτό το εργαλείο είναι η μια μέση ζήτηση και δεν αναγνωρίζει εποχικότητα και τάση.

Βελτιστοποίηση της Διαχείρισης Αποθεμάτων σε Εταιρεία Χημικών Υλών μέσω Μεθόδων Πρόβλεψης Ζήτησης

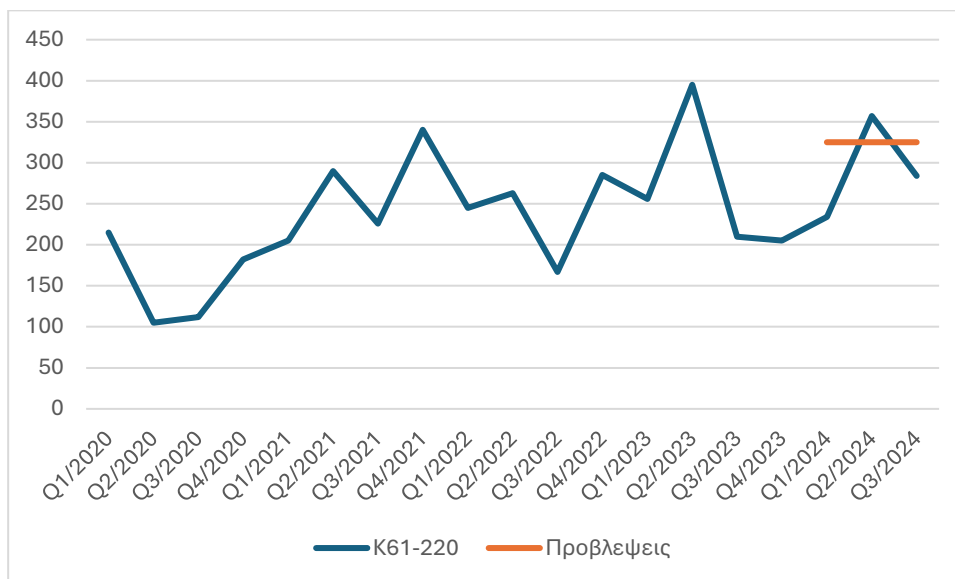


Διάγραμμα 57 Σύγκριση προβλέψεων Chat GPT με πραγματικές τιμές για το υλικό K2-200

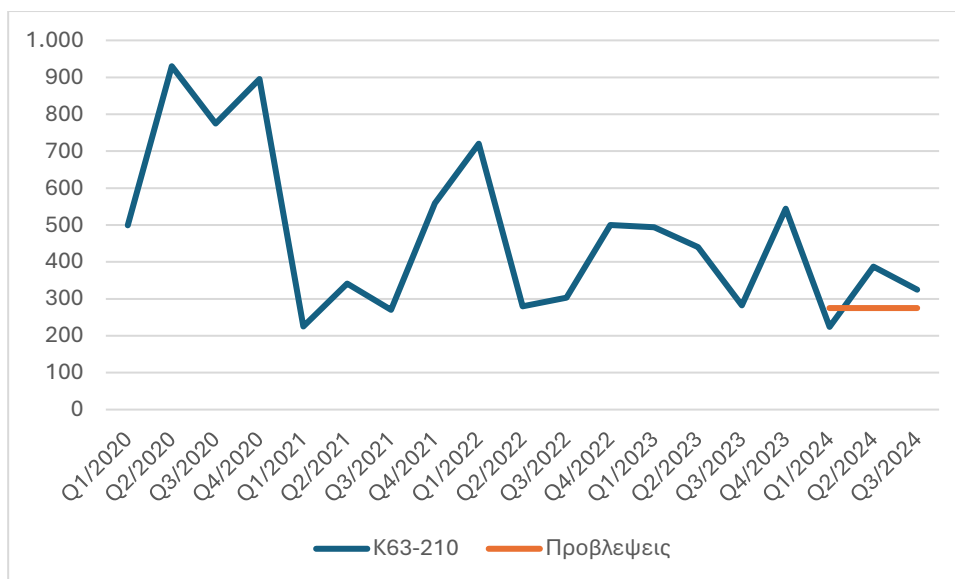


Διάγραμμα 58 Σύγκριση προβλέψεων Chat GPT με πραγματικές τιμές για το υλικό K57-210

Βελτιστοποίηση της Διαχείρισης Αποθεμάτων σε Εταιρεία Χημικών Υλών μέσω Μεθόδων Πρόβλεψης Ζήτησης

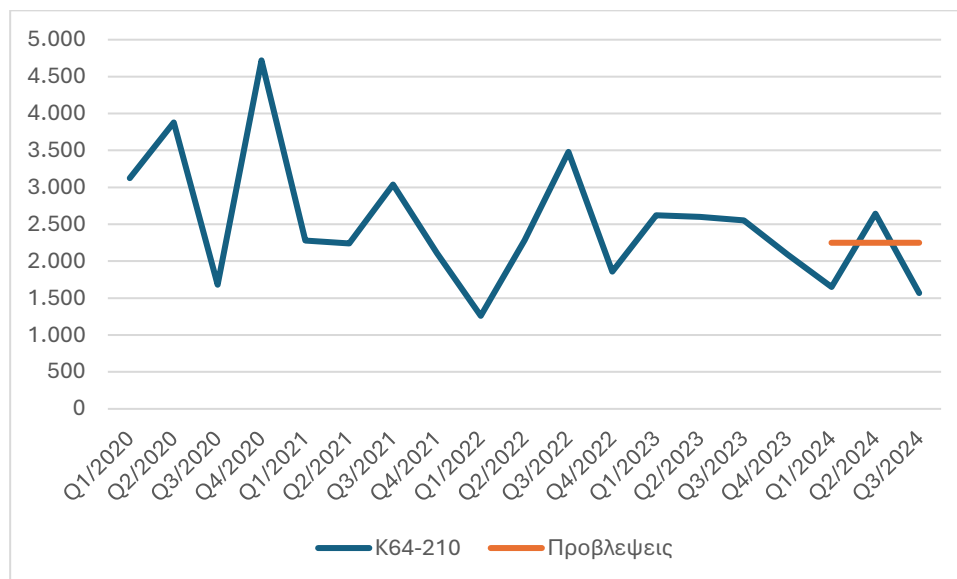


Διάγραμμα 59 Σύγκριση προβλέψεων Chat GPT με πραγματικές τιμές για το υλικό K61-220

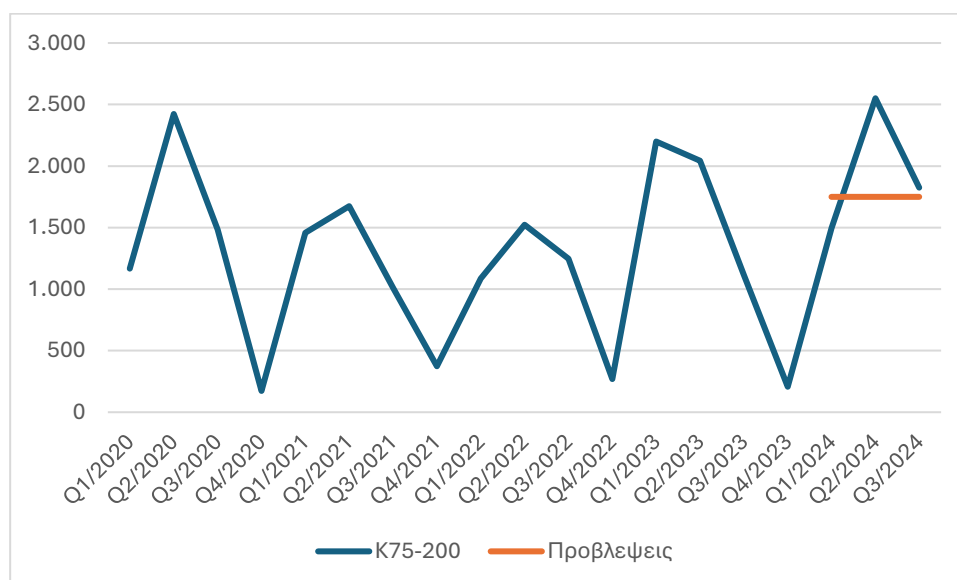


Διάγραμμα 60 Σύγκριση προβλέψεων Chat GPT με πραγματικές τιμές για το υλικό K63-210

Βελτιστοποίηση της Διαχείρισης Αποθεμάτων σε Εταιρεία Χημικών Υλών μέσω Μεθόδων Πρόβλεψης Ζήτησης

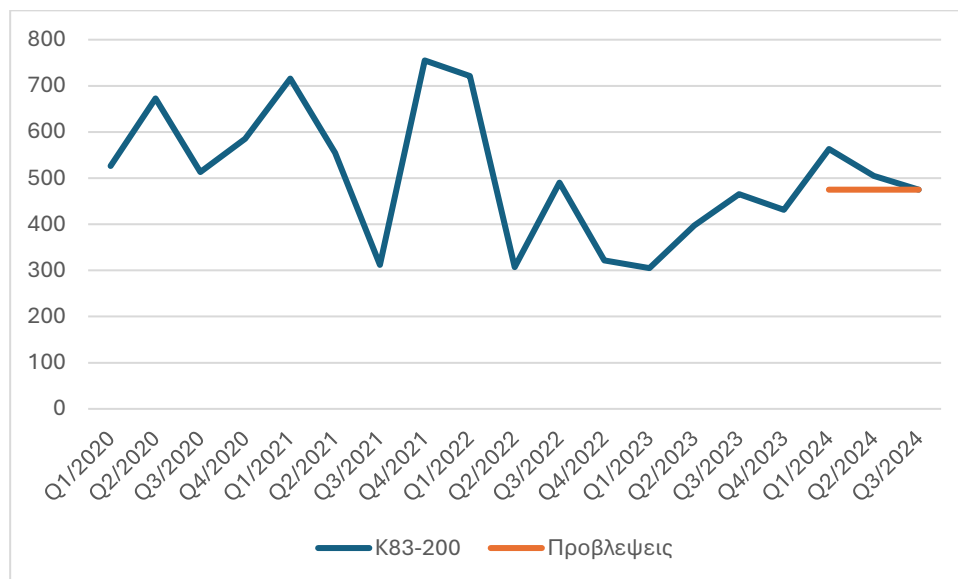


Διάγραμμα 61 Σύγκριση προβλέψεων Chat GPT με πραγματικές τιμές για το υλικό K64-210

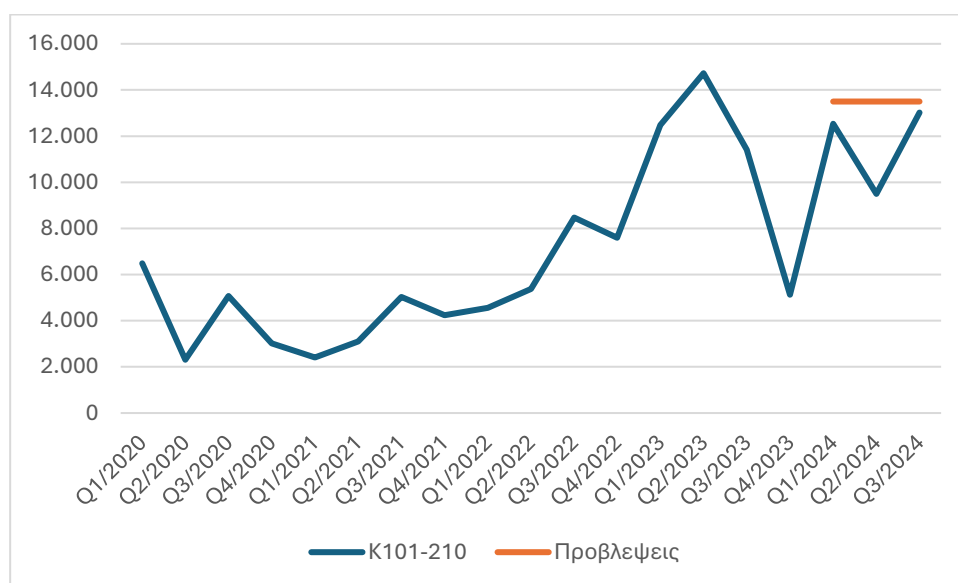


Διάγραμμα 62 Σύγκριση προβλέψεων Chat GPT με πραγματικές τιμές για το υλικό K75-200

Βελτιστοποίηση της Διαχείρισης Αποθεμάτων σε Εταιρεία Χημικών Υλών μέσω Μεθόδων Πρόβλεψης Ζήτησης

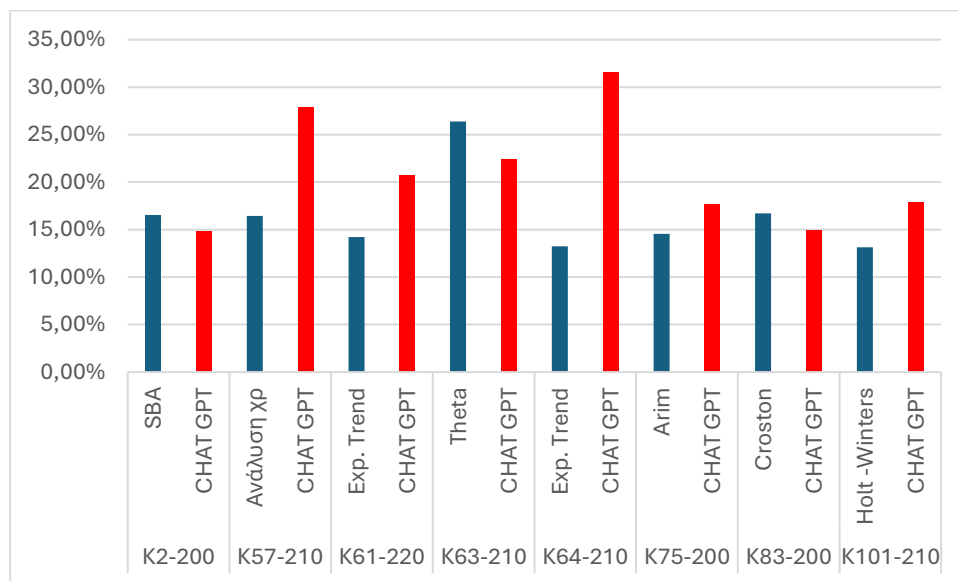


Διάγραμμα 63 Σύγκριση προβλέψεων Chat GPT με πραγματικές τιμές για το υλικό K83-200



Διάγραμμα 64 Σύγκριση προβλέψεων Chat GPT με πραγματικές τιμές για το υλικό K101-210

Βελτιστοποίηση της Διαχείρισης Αποθεμάτων σε Εταιρεία Χημικών Υλών μέσω Μεθόδων Πρόβλεψης Ζήτησης



Διάγραμμα 65 Σύγκριση σφαλμάτων MAPE προβλέψεων και chat GPT

6. Συμπεράσματα

Η παρούσα εργασία επικεντρώθηκε στη διερεύνηση και εφαρμογή μεθόδων πρόβλεψης αποθεμάτων με στόχο τη βελτίωση της διαχείρισης της αλυσίδας εφοδιασμού και την πρόληψη προβλημάτων, όπως υπερβολικό απόθεμα ή ελλείψεις. Μέσα από την ανάλυση των δεδομένων πωλήσεων και την εφαρμογή διαφόρων στατιστικών μεθόδων, καταγράφηκαν χρήσιμα ευρήματα και προτάθηκαν πρακτικές βελτίωσης.

Η ανάλυση έδειξε ότι οι μέθοδοι πρόβλεψης είχαν διαφορετική απόδοση ανάλογα με τα χαρακτηριστικά κάθε υλικού. Για προϊόντα με σαφή τάση ή εποχικότητα, οι μέθοδοι ARIMA και Holt-Winters παρουσίασαν υψηλή ακρίβεια. Για παράδειγμα, το υλικό K101-210, που χαρακτηρίζεται από σταθερή εποχικότητα και ανοδική ζήτηση, είχε τα καλύτερα αποτελέσματα με τη μέθοδο Holt-Winters (MAPE 13,15%). Αντίθετα, για προϊόντα όπως το K83-200, που δεν έχουν διακεκομμένη ζήτηση, η μέθοδος Croston ξεχώρισε με εξαιρετική απόδοση (MAPE 9,60%), ακόμα και χωρίς περιόδους με μηδενικές ζητήσεις. Η μέθοδος αυτή, παρά το γεγονός ότι συνήθως χρησιμοποιείται για προβλέψεις με μηδενικές περιόδους ζήτησης, κατάφερε να αποδώσει καλά, καθώς η ζήτηση παρουσίαζε αρκετές διακυμάνσεις, κάτι που εξηγεί τη θετική της απόδοση στην περίπτωση αυτή. Η εκθετική τάση διακρίθηκε σε δεδομένα με σταθερότητα και ήπιες διακυμάνσεις, όπως το K64-210 (MAPE 13,25%), ενώ η Theta προσέγγισε αποτελεσματικά δεδομένα με σύνθετες τάσεις αλλά περιορισμένη εποχικότητα, όπως το K57-210.

Η μέθοδος ARIMA ξεχώρισε για την προσαρμοστικότητά της, με πολύ καλά αποτελέσματα στο υλικό K75-200 (MAPE 14,54%), χάρη στην ικανότητά της να ενσωματώνει ιστορικά μοτίβα τάσης και εποχικότητας. Ωστόσο, η Croston και η εκθετική τάση είχαν παρόμοια απόδοση, υποδεικνύοντας ότι η επιλογή μεθόδου εξαρτάται από τη φύση των δεδομένων. Παρότι η SBA είναι μια απλή μέθοδος, παρουσίασε καλές αποδόσεις σε συγκεκριμένα υλικά, όπως το K2-200 (MAPE 16,54%), ενώ η ανάλυση χρονοσειρών λειτούργησε καλύτερα σε υλικά χωρίς έντονη εποχικότητα.

Το ChatGPT, το οποίο χρησιμοποιήθηκε για τη σύγκριση των προβλέψεων, παρείχε γενικευμένα αποτελέσματα, χωρίς να λαμβάνει υπόψη τις τάσεις ή την εποχικότητα, γεγονός που είχε ως αποτέλεσμα την εμφάνιση υψηλότερων σφαλμάτων. Αν και αποδείχθηκε χρήσιμο για μια προκαταρκτική ανάλυση, οι προτάσεις του δεν μπορούσαν να ανταγωνιστούν τα εξειδικευμένα στατιστικά μοντέλα. Το ChatGPT επικεντρώθηκε κυρίως στη μέση τιμή, παραβλέποντας τις πιο σύνθετες διακυμάνσεις της ζήτησης. Η επιλογή της κατάλληλης μεθόδου πρέπει να βασίζεται στα ποιοτικά χαρακτηριστικά της ζήτησης. Τα προϊόντα με σταθερή ζήτηση ωφελούνται από απλές μεθόδους, όπως η εκθετική τάση ή η SBA, ενώ προϊόντα με εποχικότητα ή τάση απαιτούν πιο σύνθετα μοντέλα, όπως το Holt-

Winters ή το ARIMA. Η χρήση συνδυαστικών προσεγγίσεων ενδέχεται να ενισχύσει την ακρίβεια, ειδικά για δεδομένα με πολύπλοκα μοτίβα.

Από τα αποτελέσματα των μεθόδων πρόβλεψης που εξετάστηκαν, το μοντέλο Croston παρουσίασε το χαμηλότερο μέσο σφάλμα (17,95%), αλλά η καλή του απόδοση ενδέχεται να είναι συγκυριακή, καθώς η μέθοδος είναι βέλτιστη για δεδομένα με διαλείπουσα ζήτηση, κάτι που δεν ισχύει στα δεδομένα μας. Ως εκ τούτου, αν και εμφανίζει τα χαμηλότερα σφάλματα, δεν αποτελεί την καταλληλότερη επιλογή για τα δεδομένα που αναλύουμε. Αντίθετα, το μοντέλο ARIMA, με μέσο σφάλμα 19,77%, φαίνεται να είναι η πιο αξιόπιστη επιλογή, καθώς προσαρμόζεται καλά στις τάσεις και τις δομές των δεδομένων μας. Επιπλέον, τα μοντέλα με εκθετική εξομάλυνση και Holt-Winters παρουσίασαν ικανοποιητικά αποτελέσματα, ενώ η ανάλυση χρονοσειράς είχε το υψηλότερο μέσο σφάλμα (22,98%), αποδεικνύοντας ότι δεν προσαρμόζεται καλά στα δεδομένα μας. Συνολικά, το ARIMA ξεχωρίζει ως η πιο κατάλληλη μέθοδος για τα δεδομένα με τάση και αυτοσυσχέτιση, ενώ το Holt-Winters μπορεί να είναι μια καλή εναλλακτική σε περίπτωση έντονης εποχικότητας.

Βιβλιογραφία

- Akkucuk U.** Forecasting Methods and Applications for Supply Chain Management. In Smart Supply Chain and Logistics: Applications, Technologies and Innovations [Βιβλίο]. - [s.l.] : Springer, 2019.
- Andrew V. Metcalfe Paul S.P. Cowpertwait** Introductory Time Series with R [Βιβλίο]. - [s.l.] : Springer, 2009.
- Aris A. Syntetos John E. Boylan** The accuracy of intermittent demand estimates [Άρθρο] // International Journal of Forecasting. - [s.l.] : Elsevier, 2005.
- Armstrong J. S.** Principles of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners [Βιβλίο]. - [s.l.] : Springer, 2001.
- Assimakopoulos V.** The theta model: a decomposition approach to forecasting [Άρθρο] // International Journal of Forecasting. - [s.l.] : Elsevier, 2000.
- Box G. E. P., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C** Time Series Analysis: Forecasting and Control [Βιβλίο]. - [s.l.] : Wiley, 2015.
- Chatfield C.** The Analysis of Time Series: An Introduction [Βιβλίο]. - [s.l.] : Chapman & Hall, 2000.
- Chung C. F., & Chiu, S. H.** The Optimal Lead Time for Forecasting in a Supply Chain [Άρθρο]. - 2010. - International Journal of Production Economics.
- Dhakal Chuda** A Naïve Approach for Comparing a Forecast Model [Άρθρο]. - 2017.
- Francis Diebold Keri Witman ,Dennis Hanseman, Lisa Lysne, Tamborah Moore ,** Elements of Forecasting [Βιβλίο]. - [s.l.] : Cengage Learning, 2000.
- Geoff Relph Catherine Milner** Inventory Management: Advanced Methods for Managing Inventory Within Business Systems [Βιβλίο]. - [s.l.] : Kogan Page, 2015.
- Harrison T. P., & Van Hoek, R. I.** Logistics Management and Strategy: Competing Through the Supply Chain [Βιβλίο]. - [s.l.] : Pearson Education, 2005.
- Hyndman R. J., & Athanasopoulos, G.** Forecasting: Principles and Practice. [Βιβλίο]. - [s.l.] : OTexts, 2018.
- Hyndman R. J., & Khandakar, Y.** Optimal Data Smoothing for Time Series Forecasting. Journal of Forecasting [Άρθρο]. - [s.l.] : Journal of Forecasting, 2008.
- Ian Goodfellow Yoshua Bengio, Aaron Courville** Deep Learning [Βιβλίο]. - [s.l.] : An MIT Press book, 2016.
- Kostas I. Nikolopoulos Dimitrios D. Thomakos** Forecasting With The Theta Method: Theory and Applications [Βιβλίο]. - [s.l.] : Wiley, 2019.
- Kot Sebastian, Grondys Katarzyna και Szopa Romuald** Theory of inventory management based on demand forecasting [Άρθρο] // Polish Journal of Management Studies. - Οκτώβριος 2014.

- Kourentzes N., & Petropoulos, F.** Forecasting: A Review of the Current State of Research and Future Directions. [Άρθρο]. - 2017. - Journal of Business Research.
- Kourentzes Nikolaos** Intermittent demand forecasts with neural networks [Άρθρο] // International Journal of Production Economics. - [s.l.] : Elsevier, 2013.
- Kumar Manoj Madhu Anand** An Application Of Time Series Arima Forecasting Model For Predicting Sugarcane Production In India [Άρθρο] // Studies in Business and Economics. - 2014.
- Lewis Colin** Demand Forecasting and Inventory Control [Βιβλίο]. - [s.l.] : Routledge, 1997.
- Lingam Yashoda Kiran** The role of Artificial Intelligence (AI) in making accurate stock decisions in E-commerce industry [Επιθεώρηση]. - [s.l.] : IJARIT, 2018.
- Makridakis S., Hyndman, R. J., & Hibon, M** M3-Competitions: Results, conclusions and way forward. International Journal of Forecasting [Επιθεώρηση]. - 2009.
- Meyer David** Naive Time Series Forecasting Methods [Επιθεώρηση]. - 2002.
- Nau Robert** Forecasting with moving averages [Fuqua School of Business, Duke University]. - [s.l.] : Fuqua School of Business, Duke University, 2014.
- Nikolopoulos K., & Fildes, R.** Nikolopoulos, K., & Fildes, R. (2009). Forecasting with Multiple Sources of Information: A Literature Review and Meta-Analysis [Άρθρο]. - [s.l.] : International Journal of Forecasting, 2008.
- P. Narayan Jaya Subramanian** Inventory Management-principles and Practices [Βιβλίο]. - 2008.
- Paczkowski Walter R.** Deep Data Analytics for New Product Development [Βιβλίο]. - [s.l.] : Taylor & Francis, 2020.
- Prapanna Mondal Labani Shit, Saptarsi Goswami** Study of Effectiveness of Time Series Modeling (Arima) in Forecasting Stock Prices [Επιθεώρηση]. - 2014. - International Journal of Computer Science Engineering and Applications.
- Richards Gwynne** Warehouse Management A Complete Guide to Improving Efficiency and Minimizing Costs in the Modern Warehouse [Βιβλίο]. - [s.l.] : Kogan Page, 2011.
- Robert H. Shumway David S. Stoffer** Time Series Analysis and Its Applications [Βιβλίο]. - [s.l.] : Springer Texts in Statistics, 2017.
- Stephan Kolassa Bahman Rostami-Tabar, Enno Siemsen** Demand Forecasting for Executives and Professionals [Βιβλίο]. - [s.l.] : CRC Press, 2023.
- Syntetos A. A., & Boylan, J. E..** On the Stock Control of Seasonal Products: A Review. [Άρθρο]. - [s.l.] : International Journal of Production Economics, 2006.
- Thomas R. Willemain Charles N. Smart, Philip A. DeSautels, Joseph H. Shocker** Forecasting intermittent demand in manufacturing: a comparative evaluation of Croston's method [Άρθρο] // International Journal of Forecasting. - [s.l.] : Elsevier, 1994.

Timmermann A Forecast Combinations. In Handbook of Economic Forecasting [Βιβλίο]. - [s.l.] : Elsevier, 2006. - Timmermann, A. (2006). Forecast Combinations. In Handbook of Economic Forecasting (Vol. 1, pp. 135-196). Elsevier.

Wild Tony Best Practice in Inventory Management [Βιβλίο]. - [s.l.] : Taylor & Francis, 2007.