



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

# Αξιολόγηση της επίδρασης της βελτίωσης της ακρίβειας των προβλέψεων στο κόστος αποθεματοποίησης

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΟΥ

**ΚΟΥΤΡΙΑΡΗ Α. ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΟΥ**

**Επιβλέπων :** Βασίλειος Ασημακόπουλος  
Ομότιμος Καθηγητής Ε.Μ.Π.

**Υπεύθυνος :** Ευάγγελος Θεοδώρου  
Διδάκτωρ Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Οκτώβριος 2023

---





# Αξιολόγηση της επίδρασης της βελτίωσης της ακρίβειας των προβλέψεων στο κόστος αποθεματοποίησης

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΟΥ

**ΚΟΥΤΡΙΑΡΗ Α. ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΟΥ**

**Επιβλέπων :** Βασίλειος Ασημακόπουλος  
Ομότιμος Καθηγητής Ε.Μ.Π.

**Υπεύθυνος :** Ευάγγελος Θεοδώρου  
Διδάκτωρ Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 18η Οκτωβρίου 2023.

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

.....  
Βασίλειος Ασημακόπουλος  
Ομότιμος Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....  
Ιωάννης Ψαρράς  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....  
Δημήτριος Ασκούνης  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.





ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

.....  
**Κουτριάρης Λ. Κουτριάρης**

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © **Κουτριάρης Κωνσταντίνος**, 2023

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 κοινή επιχειρηματική λογική υποστηρίζει ότι η απόδοση των αποθεμάτων εξαρτάται από την ακρίβεια των προβλέψεων ζήτησης. Όταν, ωστόσο, εισχωρούμε περισσότερο στον κλάδο της διαχείρισης αποθεμάτων, ανακαλύπτουμε ότι αυτή η σχέση κάθε άλλο παρά απλή είναι. Είναι μια περίπλοκη αλληλεπίδραση που επηρεάζεται από μια σειρά μεταβλητών, συμπεριλαμβανομένων, μεταξύ άλλων, των χαρακτηριστικών των προϊόντων που εξετάζονται, των πρακτικών διαχείρισης των αποθεμάτων που χρησιμοποιούνται και του τρόπου ορισμού του συνολικού κόστους.

Στην παρούσα διπλωματική εργασία εστίασαμε στο σύνολο δεδομένων που μας παρέχει ο διαγωνισμός M5 προκειμένου να αποκρυπτογραφήσουμε εμπειρικά αυτήν τη σχέση. Χρησιμοποιήσαμε τα δεδομένα και πραγματοποιήσαμε μία σειρά προσομοιώσεων, με διαφορετικές παραμέτρους κάθε φορά. Ο κύριος στόχος είναι να εξεταστεί η σχέση μεταξύ της ακρίβειας των παραγόμενων προβλέψεων και των αποτελεσμάτων που σχετίζονται με τον έλεγχο των αποθεμάτων, ιδιαίτερα το κόστος αποθήκευσης, το κόστος παραγγελίας και το κόστος χαμένων πωλήσεων.

Αναλύοντας τα αποτελέσματα, παρατηρήσαμε ότι, ανάλογα με τον τρόπο αξιολόγησής τους, η καλύτερη πρόβλεψη δεν οδηγεί πάντα σε χαμηλότερο κόστος αποθεματοποίησης. Η βέλτιστη τεχνική πρόβλεψης από την σκοπιά της διαχείρισης αποθεμάτων, έτσι, μπορεί να μην είναι πάντα η πιο ακριβής.

Με τον τρόπο αυτό δίνεται μία ιδιαίτερη οπτική στο μεταίχμιο των κλάδων των προβλέψεων και της διαχείρισης αποθεμάτων, ενώ ταυτόχρονα παρέχονται σημαντικές πληροφορίες στους υπεύθυνους λήψης αποφάσεων και χάραξης στρατηγικών, προκειμένου να βελτιώσουν τις διαδικασίες που ακολουθούνται και να μειώσουν το κόστος τους.

Στην παρούσα εργασία παρουσιάζονται αρχικά οι πιο διαδεδομένες τεχνικές πρόβλεψης της ζήτησης, περιγράφονται αναλυτικά τα επιμέρους δομικά στοιχεία της διαχείρισης αποθεμάτων, παρουσιάζεται η πειραματική διαδικασία και το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε και αναλύονται τα σημαντικότερα αποτελέσματα αυτής.

## Λέξεις Κλειδιά

Ακρίβεια πρόβλεψης, Διαχείριση Αποθεμάτων, Απόδοση Αποθέματος, Ζήτηση, Προσομοίωση





# Abstract

---

Common business logic supports that inventory performance depends on the accuracy of demand forecasts. However, when we dig deeper into inventory management, we discover that this relationship is anything but simple. It is a complex interaction affected by a number of variables, including, but not limited to, the characteristics of the products being considered, the inventory management practices being used, and the definition of total costs.

In this thesis we will focus on a data set provided by the M5 competition in order to empirically decipher this relationship. We used the data and ran a series of simulations, with different parameters each time. The main objective was to examine the relationship between the accuracy of the generated forecasts and the results related to inventory control, particularly storage costs, ordering costs and lost sales costs.

Analyzing the results, we observe that, depending on how the results are evaluated, better forecasts does not always lead to lower inventory costs. The best forecasting technique for inventory management, therefore, may not always be the most accurate one.

In this way, a special perspective is given at the intersection of the branches of forecasting and inventory management, simultaneously providing important information to decision-makers and strategists, improving the processes followed and reducing their costs.

In this paper, the most well-known demand forecasting techniques are presented, the individual structural elements of inventory management are described in detail, the experimental procedure and the data set used are presented, and the most important results are analyzed.

## Keywords

Forecast Accuracy, Inventory Performance, Demand Planning, Forecast Utility, Simulation



*στον πατέρα μου Λουκά*



## Ευχαριστίες

---

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στα πλαίσια των δραστηριοτήτων της Μονάδας Προβλέψεων και Στρατηγικής κατά το ακαδημαϊκό έτος 2021-2023. Η μονάδα υπάγεται στον Τομέα Ηλεκτρικών Βιομηχανικών Διατάξεων και Συστημάτων Αποφάσεων, της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Η/Υ, του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Πριν την παρουσίαση της διπλωματικής μου εργασίας, θα ήθελα να εκφράσω τις ευχαριστίες μου σε όσους συνέβαλλαν στη διεκπεραίωσή της.

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμότητα τον επιβλέποντα ομότιμο καθηγητή Ασημακόπουλο Βασίλειο για την ευκαιρία την οποία μου έδωσε μέσω της ανάθεσης αυτής της διπλωματικής εργασίας να ασχοληθώ σε βάθος με δύο τομείς ιδιαίτερα σημαντικούς για εμένα. Τόσο ο τομέας των Προβλέψεων όσο και ο τομέας της Διαχείρισης Αποθεμάτων αποτελούν κυρίαρχους άξονες για την μελλοντική επιστημονική και επαγγελματική μου ενασχόληση.

Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή Ψαρρά Ιωάννη και τον καθηγητή Ασκούνη Δημήτριο για την τιμή που μου έκαναν να συμμετάσχουν στην επιτροπή εξέτασης της εργασίας.

Θα ήθελα να κάνω ιδιαίτερη αναφορά και να δώσω πολλές ευχαριστίες στον Διδάκτορα Θεοδώρου Ευάγγελο. Η γνώση, η καθοδήγησή του, αλλά και η βοήθεια που μου παρείχε κατά την εκπόνηση της εργασίας, έδρασαν καταλυτικά στην προσπάθειά μου μέχρι και την ολοκλήρωσή της.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου και τους φίλους μου. Την μητέρα μου Ασήμω για την πρωτίστως ψυχολογική και μετέπειτα οικονομική στήριξη που μου παρείχε στα χρόνια των σπουδών μου. Την κοπέλα μου Μαρία για την αδιάκοπη συμπαράσταση της, αλλά και όλους τους φίλους μου που ήταν συνεχώς δίπλα μου στην πορεία μου ως φοιτητής.

Αθήνα, Οκτώβριος 2023

*Κουτριάρης Κωνσταντίνος*



# Περιεχόμενα

---

<b>Περίληψη</b>	<b>1</b>
<b>Abstract</b>	<b>3</b>
<b>Ευχαριστίες</b>	<b>7</b>
<b>Περιεχόμενα</b>	<b>9</b>
<b>Ευρετήριο Σχημάτων</b>	<b>11</b>
<b>Ευρετήριο Πινάκων</b>	<b>13</b>
<b>1 Εισαγωγή</b>	<b>15</b>
1.1 Αντικείμενο εργασίας . . . . .	16
1.2 Δομή εργασίας . . . . .	17
<b>2 Τεχνικές προβλέψεων χρονοσειρών</b>	<b>19</b>
2.1 Γενικά για τις χρονοσειρές . . . . .	19
2.2 Γενικά για τις προβλέψεις . . . . .	22
2.3 Τεχνικές πρόβλεψης χρονοσειρών διακοπτόμενης ζήτησης . . . . .	23
2.3.1 Απλοϊκή μέθοδος (Naive) . . . . .	23
2.3.2 Μέθοδοι μέσωσ όρων . . . . .	24
2.3.3 Μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης . . . . .	24
2.3.3.1 Απλή εκθετική εξομάλυνση (Simple exponential smoothing) . . . . .	25
2.3.3.2 Μέθοδος ETS (Error/Trend/Seasonality) . . . . .	25
2.3.4 Μέθοδος Croston . . . . .	26
2.3.5 Παραλλαγές της μεθόδου Croston . . . . .	26
2.3.5.1 Μέθοδος SBA (Syntetos-Boylan approximation) . . . . .	27
2.3.5.2 Μέθοδος TSB (Teunter-Syntetos-Babai) . . . . .	27
2.3.6 Τεχνικές πρόβλεψης μέσω χρονικής συνάθροισης (Temporal aggregation) . . . . .	27
2.3.6.1 Μέθοδος ADIDA (Aggregate-disaggregate intermittent demand approach) . . . . .	28
2.3.6.2 Μέθοδος iMAPA (Multiple aggregation prediction algorithm for intermittent demand) . . . . .	28
2.4 Δείκτες σφάλματος . . . . .	29

<b>3</b>	<b>Συστήματα διαχείρισης αποθεμάτων</b>	<b>35</b>
3.1	Αποθέματα . . . . .	35
3.1.1	Η σημασία της αποθήκευσης . . . . .	35
3.1.2	Μέθοδοι και στρατηγικές αποθεματοποίησης . . . . .	36
3.2	Κόστη αποθεματοποίησης . . . . .	37
3.3	Εισαγωγή στα Συστήματα Διαχείρισης Αποθεμάτων . . . . .	38
3.3.1	Ρόλος και Σημασία των Συστημάτων Διαχείρισης Αποθεμάτων . . . . .	38
3.3.2	Τύποι Συστημάτων Διαχείρισης Αποθεμάτων . . . . .	40
3.3.3	Βασικά χαρακτηριστικά των συστημάτων διαχείρισης αποθεμάτων . . . . .	41
3.4	Αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας ενός συστήματος διαχείρισης αποθεμάτων	43
3.4.1	Βασικοί δείκτες απόδοσης για τη διαχείριση αποθεμάτων . . . . .	43
3.5	Σχέση μεταξύ Διαχείρισης Αποθεμάτων και Πρόβλεψης . . . . .	44
3.5.1	Ο ρόλος της πρόβλεψης στη διαχείριση αποθεμάτων . . . . .	44
<b>4</b>	<b>Πειραματική διαδικασία</b>	<b>47</b>
4.1	Δεδομένα . . . . .	47
4.2	Περιγραφή προσομοιώσεων . . . . .	49
4.2.1	Δείκτες απόδοσης αποθεμάτων . . . . .	50
4.2.2	Δείκτες ακρίβειας προβλέψεων . . . . .	51
4.3	Αποτελέσματα . . . . .	51
<b>5</b>	<b>Συμπεράσματα και προεκτάσεις</b>	<b>59</b>
5.1	Συνοπτικά αποτελέσματα . . . . .	59
5.2	Προεκτάσεις . . . . .	60
	<b>Παραρτήματα</b>	<b>63</b>
	<b>A. Ανάπτυξη σε R</b>	<b>65</b>
A.1	Συνάρτηση υπολογισμού χαρακτηριστικών χρονοσειράς . . . . .	65
A.2	Συνάρτηση παραγωγής προβλέψεων σύμφωνα με τη μέθοδο του Croston (1972)	66
A.3	Συνάρτηση προσομοίωσης της διαδικασίας αποθεματοποίησης . . . . .	67
	<b>Βιβλιογραφία</b>	<b>75</b>



## Ευρετήριο Σχημάτων

---

2.1	Χρονοσειρές με έντονο το χαρακτηριστικό της τάσης, εκθετικής(αριστερά) και γραμμικής (δεξιά). ( Πηγή: Σπηλιώτης (2017) ) . . . . .	20
2.2	Χρονοσειρά με έντονο το χαρακτηριστικό της κυκλικότητας. ( Πηγή: Σπηλιώτης (2017) ) . . . . .	21
2.3	Χρονοσειρά με έντονο το χαρακτηριστικό της εποχιακότητας. ( Πηγή: Σπηλιώτης (2017) ) . . . . .	21
4.1	Παραδείγματα χρονοσειρών των τεσσάρων κατηγοριών μοτίβων ζήτησης. . . .	48
4.2	Οπτική αναπαράσταση της μέσης ακρίβειας πρόβλεψης (RMSSE) των εξεταζόμενων μεθόδων πρόβλεψης σε όλο το σύνολο δεδομένων. Οι μέθοδοι Naive και sNaive δεν περιλαμβάνονται, καθώς αποδίδουν σημαντικά χειρότερα από τις υπόλοιπες μεθόδους, παρεμποδίζοντας την οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων. . . . .	52
4.3	Καμπύλες αποτελεσματικότητας των μεθόδων πρόβλεψης που εξετάστηκαν λαμβάνοντας υπόψη διαφορετικές περιόδους ανασκόπησης. Αριστερά: $R = 1$ , δεξιά: $R = 14$ . Κάθε γραμμή απεικονίζει τρία διαφορετικά επίπεδα υπηρεσιών στόχου, συγκεκριμένα 90%, 95% και 99%. Οι μέθοδοι Naive και sNaive δεν αναφέρονται, καθώς αποδίδουν σημαντικά χειρότερα από τις υπόλοιπες μεθόδους, παρεμποδίζοντας την οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων. . . . .	53
4.4	Κόστος διατήρησης αποθέματος ( $C_H$ ), χαμένο κόστος πωλήσεων ( $C_{LS}$ ), κόστος παραγγελίας ( $C_O$ ) και συνολικό κόστος αποθέματος ( $C_{Tot}$ ) σε RMSSE για περίοδο ελέγχου 14 ημερών και 95% επίπεδο εξυπηρέτησης στόχου. . . . .	54
4.5	Ακρίβεια πρόβλεψης (RMSSE) των εξεταζόμενων μεθόδων πρόβλεψης σε σχέση με τον υπολογιστικό χρόνο (ώρες) που απαιτείται για τη διεξαγωγή προσομοιώσεων ελέγχου αποθεμάτων (περίοδος αναθεώρησης 14 ημερών και επίπεδο εξυπηρέτησης στόχου 95%). Υπολογιστικοί χρόνοι που υπολογίζονται χρησιμοποιώντας ένα σύστημα με τα ακόλουθα χαρακτηριστικά: 4 πυρήνες και 8 λογικοί επεξεργαστές στα 3,60 GHz, 16 GB RAM, 1 TB HDD, Microsoft Windows 10. . . . .	56



## Ευρετήριο Πινάκων

---

2.1	Παρατηρήσεις χρονοσειράς και προβλέψεις προς στατιστική ανάλυση απόδοσης προβλέψεων. . . . .	29
4.1	Επισκόπηση του συνόλου δεδομένων M5. . . . .	48
4.2	Στατιστικά στοιχεία του συνόλου δεδομένων M5. . . . .	49
4.3	Ακρίβεια (RMSSE) των μεθόδων πρόβλεψης που εξετάστηκαν. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται για κάθε περίοδο ανασκόπησης ξεχωριστά. Οι σειρά κατάταξης των μεθόδων εμφανίζονται μέσα στις παρενθέσεις. . . . .	51



## Κεφάλαιο **1**

### Εισαγωγή

---

Η παραγωγή προβλέψεων υψηλης ακρίβειας είναι απαραίτητη για την επιτυχημένη λειτουργία μιας επιχείρησης. Επιτρέπει στις εταιρείες να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις σχετικά με την παραγωγή και τον οικονομικό προγραμματισμό τους, τις στρατηγικές πωλήσεων και μάρκετινγκ, καθώς και τη διαχείριση των αποθεμάτων τους. Ωστόσο, η απλή μείωση του σφάλματος πρόβλεψης της ζήτησης των προϊόντων που διαχειρίζεται μια επιχείρηση δεν αρκεί πάντα για τη βελτίωση της απόδοσής της. Για να προστεθεί πραγματικά αξία, οι προβλέψεις πρέπει επίσης να είναι χρήσιμες, να έχουν δηλαδή θετικό αντίκτυπο στις αποφάσεις συμβάλλοντας ουσιαστικά στους δείκτες οι οποίοι αξιολογούν τις αποφάσεις αυτές.

Στον κλάδο της διαχείρισης αποθεμάτων η απόδοση των προβλέψεων, είτε αυτή αφορά την χρησιμότητα ή την ακρίβειά τους, έχει αποτελέσει αντικείμενο συζήτησης εδώ και αρκετά χρόνια. Η σχέση της βελτίωσης της ακρίβειας των παραγόμενων προβλέψεων με τη βελτίωση της απόδοσης της επιχείρησης έχει αξιολογηθεί με διάφορους τρόπους σε διάφορα σύνολα δεδομένων. Πιο συγκεκριμένα, οι Sani & Kingsman (1997) ήταν από τους πρώτους που αξιολόγησαν την απόδοση των αποθεμάτων διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης, υπολογίζοντας το μέσο επίπεδο εξυπηρέτησης και το κόστος τους σε διάφορα συστήματα ελέγχου αποθεμάτων χρησιμοποιώντας ένα σύνολο προϊόντων αργής κίνησης. Αν και δεν κατέληξαν σε καμία σχέση μεταξύ της ακρίβειας πρόβλεψης και της απόδοσης του αποθέματος, εντόπισαν τις μεθόδους εκείνες που αποδίδουν καλύτερα για δεδομένα με χαμηλή και διακοπτόμενη ζήτηση. Πλήθος στατιστικών μεθόδων, παραμετρικών μεθόδων και προσεγγίσεων που βασίζονται σε μηχανική μάθηση και νευρωνικά δίκτυα έχουν επίσης συγκριθεί ως προς τη χρησιμότητά τους, πέρα από την ακρίβειά τους, εξετάζοντας το απόθεμα έναντι των πραγματοποιηθέντων επιπέδων εξυπηρέτησης πελατών. Τα αποτελέσματα αυτών των μελετών είναι αντικρουόμενα και έχει υποστηριχθεί ότι η μέτρηση της ακρίβειας από μόνη της μπορεί να παρέχει παραπλανητικά ευρήματα.

Τα παραπάνω βασίζονται κυρίως στο γεγονός ότι οι περισσότερες από τις εν λόγω μελέτες χρησιμοποιούν περιορισμένο αριθμό χρονοσειρών ζήτησης, εξετάζουν πολλές φορές μικρό πλήθος μεθόδων πρόβλεψης και εστιάζουν σε πολύ διαφορετικές πολιτικές αποθεματοποίησης με κάποιες φορές περιορισμένη διάρκεια προσομοίωσης. Κατά συνέπεια, τα αποτελέσματα δεν δύναται να είναι ούτε συγκρίσιμα αλλά ούτε και οικουμενικά.

## 1.1 Αντικείμενο εργασίας

Από την άποψη αυτή, η παρούσα εργασία επιλέγει να διερευνήσει εμπειρικά τη σύνδεση μεταξύ της ακρίβειας πρόβλεψης και της απόδοσης του αποθέματος, προσπαθώντας να αντιμετωπίσει τους περισσότερους από τους περιορισμούς που προσδιορίστηκαν παραπάνω, ενώ συζητά τις επιπτώσεις της στη λήψη αποφάσεων. Συγκεκριμένα, οι συνεισφορές της εργασίας μας έχουν ως εξής:

- Μετράμε την απόδοση διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης χρησιμοποιώντας τόσο τυπικές καμπύλες αντιστάθμισης (trade-off curves), όπου υπάρχει ίση αντιμετώπιση των χαμένων πωλήσεων με τη διατήρηση αποθέματος, όσο και εκτιμήσεις κόστους, βάζοντας διαφορετικό βάρος στις χαμένες πωλήσεις και τη διατήρηση αποθέματος και λαμβάνοντας υπόψη το κόστος τοποθέτησης των παραγγελιών. Αυτή η προσέγγιση μπορεί να προσφέρει μια βαθύτερη κατανόηση της χρησιμότητας των προβλέψεων και της επίδρασης που μπορούν να έχουν στα ευρήματά μας διαφορετικές υποθέσεις που γίνονται για τις επιμέρους συνιστώσες κόστους. Έτσι, εταιρείες με διαφορετικούς στόχους ενδέχεται να αποφασίσουν να χρησιμοποιήσουν διαφορετικές μεθόδους πρόβλεψης για να υποστηρίξουν τις δραστηριότητές τους.

- Εκτελούμε τα πειράματά μας χρησιμοποιώντας το σύνολο δεδομένων του διαγωνισμού M5, του μεγαλύτερου διαγωνισμού πρόβλεψης λιανικών πωλήσεων που έχει πραγματοποιηθεί. Αξιολογούμε τις εξεταζόμενες μεθόδους χρησιμοποιώντας περισσότερες από 9.000 χρονοσειρές ζήτησης διαφορετικών προϊόντων και συμπεριφορών. Εκτός από αντιπροσωπευτικό της βιομηχανίας λιανικής, αυτό το σύνολο δεδομένων είναι επίσης ευρέως διαθέσιμο, διευκολύνοντας έτσι τη δυνατότητα αναπαραγωγής των αποτελεσμάτων μας.

- Εξετάζουμε δέκα δημοφιλείς στατιστικές μεθόδους πρόβλεψης, εξάγοντας συμπεράσματα χρησιμοποιώντας στοιχεία από ένα αρκετά μεγάλο δείγμα προσεγγίσεων.

- Εκτός από την απόδοση του αποθέματος, αναλύουμε το υπολογιστικό κόστος των μεθόδων πρόβλεψης που χρησιμοποιούνται, συζητώντας την έμμεση εξοικονόμηση που συνεπάγονται οι λιγότερο εξελιγμένες και υπολογιστικά οικονομικές προσεγγίσεις.

- Η μελέτη μας προσπαθεί να επεκτείνει την εργασία των Theodorou & Spiliotis (2023) οι οποίοι πρόσφατα ανέλυσαν τη χρησιμότητα κάποιων ενδεικτικών μεθόδων πρόβλεψης στο σύνολο δεδομένων M5 εφαρμόζοντας μια πολιτική αποθεματοποίησης. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η χρήση μιας πιο κατάλληλης πολιτικής αποθεματοποίησης μπορεί να οδηγήσει σε μεγαλύτερα κέρδη από την χρησιμοποίηση μιας μεθόδου πρόβλεψης μεγαλύτερης ακρίβειας. Ωστόσο, υπήρχαν ενδείξεις ότι οι καλύτερες προβλέψεις μπορεί να μην οδηγούν πάντα στη μείωση του κόστους αποθεματοποίησης, ενισχύοντας την αβεβαιότητα στη σχέση μεταξύ ακρίβειας πρόβλεψης και χρησιμότητας.

Προκύπτει λοιπόν ότι η παρούσα διπλωματική εργασία προσπαθεί να συνεισφέρει στη βιβλιογραφία εστιάζοντας στη σχέση μεταξύ της ακρίβειας και της χρησιμότητας της πρόβλεψης, υποθέτοντας μια συγκεκριμένη πολιτική διαχείρισης αποθεμάτων αλλά πολυάριθμες ρυθμίσεις αξιολόγησης, για να αντιμετωπίσει αρκετούς από τους περιορισμούς που συναντώνται σε παρόμοιες μελέτες, και να παράσχει ουσιαστικές πληροφορίες στους υπεύθυνους λήψης αποφάσεων του κλάδου της διαχείρισης αποθεμάτων.

## 1.2 Δομή εργασίας

Η εργασία αυτή είναι οργανωμένη σε πέντε κεφάλαια τα οποία συνοψίζονται στη συνέχεια. Στο Κεφάλαιο 2 δίνεται το θεωρητικό υπόβαθρο των χρονοσειρών και των βασικότερων μεθόδων που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη των σειρών διακοπόμενης ζήτησης, οι οποίες χρησιμοποιούνται και στην παρούσα διπλωματική εργασία. Στο Κεφάλαιο 3 παρουσιάζονται τα συστήματα διαχείρισης αποθεμάτων, ο τρόπος αξιολόγησης της επιτυχίας τους αλλά και η σχέση τους με τις προβλέψεις, ενώ στο Κεφάλαιο 4 περιγράφεται η πειραματική διαδικασία που ακολουθήθηκε, το σύνολο δεδομένων και οι δείκτες απόδοσης που επιλέχθηκαν, καθώς και τα αποτελέσματα αυτής. Τέλος στο Κεφάλαιο 5 συνοψίζονται τα κυριότερα συμπεράσματα, αναλύοντας τις επιπτώσεις των ευρημάτων στη λήψη αποφάσεων και παρουσιάζονται πιθανές προεκτάσεις της παρούσας εργασίας.





## Κεφάλαιο **2**

# Τεχνικές προβλέψεων χρονοσειρών

---

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζεται η έννοια της χρονοσειράς και περιγράφονται οι πιο διαδεδομένες τεχνικές προβλέψεων μιας συγκεκριμένης κατηγορίας σειρών, των χρονοσειρών διακοπτόμενης ζήτησης. Επίσης αναλύονται οι διάφοροι δείκτες σφάλματος των παραγόμενων προβλέψεων που εντοπίζονται στη βιβλιογραφία.

### 2.1 Γενικά για τις χρονοσειρές

Χρονοσειρά είναι το σύνολο των παρατηρήσεων της τιμής ενός μεγέθους, όπου σε αυτή την χρονολογική σειρά στην οποία τοποθετούνται οι παρατηρήσεις αυτές στον χρονικό άξονα μπορούμε να αντλήσουμε πληροφορίες σχετικά με τα χαρακτηριστικά του εκάστοτε μεγέθους και πως εξελίσσεται στο μέσο στον χρόνο (Πετρόπουλος & Ασημακόπουλος, 2011). Καταλαβαίνουμε λοιπόν ότι η ανάλυση των χρονοσειρών μέσω της στατιστικής επιστήμης έχει ιδιαίτερη σημασία.

Έχουμε λοιπόν και κάποιες κατηγορίες χρονοσειρών, μία από αυτές είναι η ντετερμινιστική όπου κάθε παρατήρηση έχει εξάρτηση από τις προηγούμενες παρατηρήσεις και υπολογίζεται μέσω μίας συγκεκριμένης σχέσης την οποία αν την προσδιορίσουμε τότε οι μελλοντικές παρατηρήσεις μπορούν να προβλεφθούν με μεγάλη ακρίβεια. Στην πραγματικότητα όμως κάτι τέτοιο δεν είναι πάντα εφικτό διότι μια χρονοσειρά και η σχέση που συνδέει τις παρατηρήσεις μεταξύ τους μπορεί να επηρεαστεί από παράγοντες όπως ο θόρυβος και η τυχαιότητα. Επομένως εδώ έχουμε μια κατηγορία χρονοσειρών που ονομάζονται στοχαστικές επειδή περιέχουν μέσα την στοχαστική τυχαιότητα.

Ορισμένα χαρακτηριστικά των δύο αυτών κατηγοριών ντετερμινιστικών και στοχαστικών μπορούν να απομονωθούν και να υπολογιστούν με ικανοποιητική ακρίβεια. Στην συνέχεια θα περιγράψουμε τους στατικούς δείκτες που είναι απαραίτητοι για την μελέτη και την ανάλυση σε μεγαλύτερο βαθμό των ποιοτικών χαρακτηριστικών των χρονοσειρών της εκάστοτε κατηγορίας.

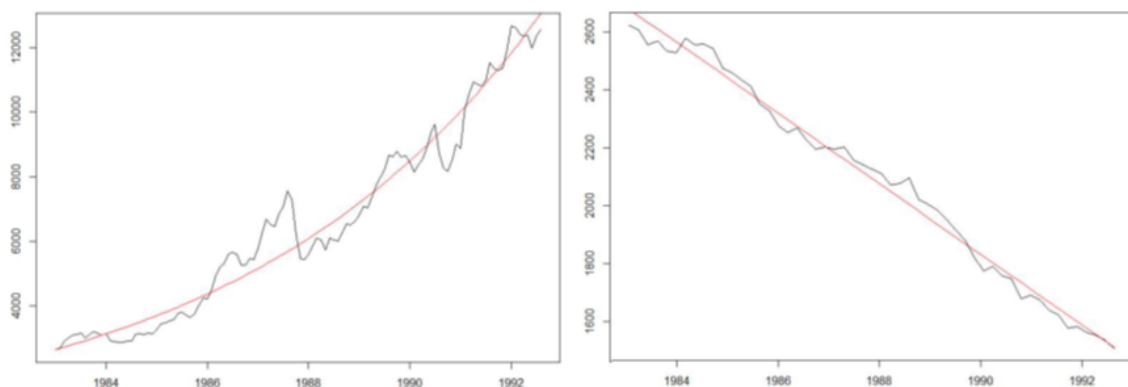
#### **Ποιοτικά χαρακτηριστικά χρονοσειρών**

Τα μεγέθη τα οποία παρατηρούνται κατά την οπτική μελέτη μιας χρονοσειράς ονομάζονται ποιοτικά χαρακτηριστικά. Ενώ τα μεγέθη αυτά έχουν οριστεί καταχρηστικά, προκειμένου τα μοντέλα πρόβλεψης που σχεδιάζονται να συμβάδίζουν σε μεγέθη με τα οποία είναι πιο οικείος ο άνθρωπος και η λειτουργία είναι πιο εύκολα κατανοητή, είναι ιδιαίτερα χρήσιμη η διαδικασία αποσύνθεσης της χρονοσειράς στα ποιοτικά χαρακτηριστικά της. Αυτό γιατί

μέσω της διαδικασίας αυτής έχουμε την ικανότητα να απομονώσουμε τα συστατικά της χρονοσειράς με σκοπό να εφαρμόσουμε τα κατάλληλα μοντέλα πρόβλεψης έτσι ώστε να έχουμε όσο το δυνατόν μια βέλτιστη πρόβλεψη.

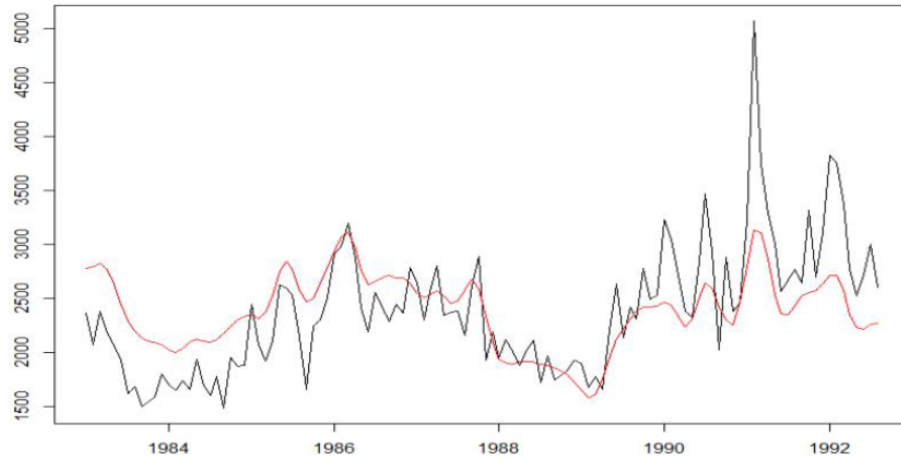
Σύμφωνα με τους Makridakis et al. (1983), τα ποιοτικά χαρακτηριστικά μιας χρονοσειράς είναι η τάση, η κυκλικότητα (κύκλος), η εποχιακότητα και η τυχαιότητα (μη κανονικές διακυμάνσεις), τα οποία περιγράφονται πιο αναλυτικά παρακάτω.

Ως **Τάση** θα μπορούσε να οριστεί η μακροπρόθεσμη αλλαγή του μέσου επιπέδου των τιμών μιας χρονοσειράς. Για να μπορέσει ένας παρατηρητής να μιλήσει για τάση θα πρέπει να έχει στην διάθεση του έναν ικανοποιητικό αριθμό δεδομένων και παρατηρήσεων και ταυτόχρονα να μπορεί να εκτιμήσει το κατάλληλο εύρος της περιόδου στην οποία θα αναζητήσει την ύπαρξη τάσης. Για παράδειγμα σε μια χρονοσειρά που αποτελείται από δεδομένα ετών μπορεί να παρατηρήσει κάποιος την ύπαρξη τάσης, ενώ στην περίπτωση μηνιαίων δεδομένων στο αντίστοιχο δείγμα θα είναι πιο δύσκολο και σαφώς θα πρέπει να είναι και πολύ μεγαλύτερο. Παράδειγμα χρονοσειρών με τάση στο Σχήμα 2.1.



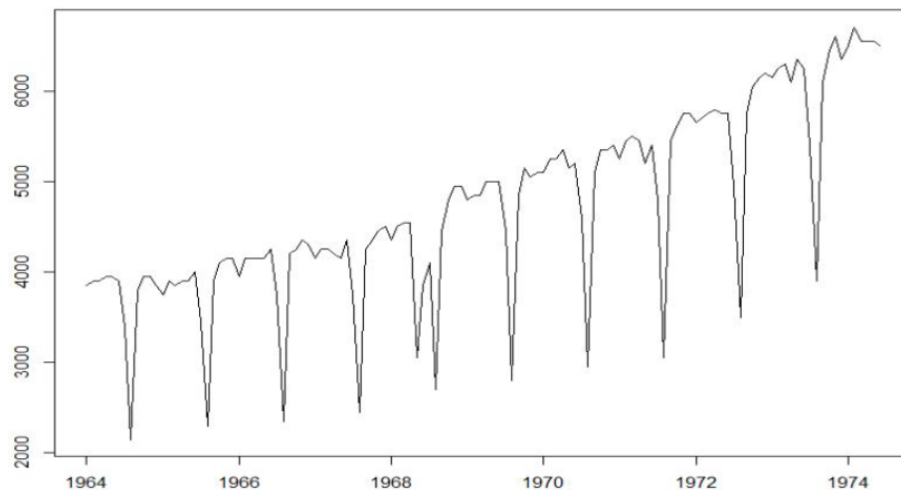
Σχήμα 2.1: Χρονοσειρές με έντονο το χαρακτηριστικό της τάσης, εκθετικής(αριστερά) και γραμμικής (δεξιά). ( Πηγή: Σπηλιώτης (2017) )

Η **Κυκλικότητα** απεικονίζεται σαν μια κυματοειδής μεταβολή που οφείλεται σε ειδικές εξωγενείς συνθήκες και εμφανίζεται κατά περιόδους. Δεν είναι απαραίτητο οι περίοδοι να είναι σταθερές όμως κατά κανόνα το μήκος τους είναι μεγαλύτερο του έτους. Συνήθως την κυκλικότητα την σημαντάμε σε χρονοσειρές που αφορούν οικονομικά μεγέθη όπως το ΑΕΠ μιας χώρας, δείκτες βιομηχανικής παραγωγής και τιμές μετοχών. Οι μεταβολές αυτές λοιπόν είναι αποτέλεσμα των γενικότερων οικονομικών συνθηκών που χαρακτηρίζονται από διαδοχικές ανόδους και υφέσεις και είναι γνωστές με την ονομασία επιχειρηματικός κύκλος. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα χρονοσειράς στην οποία εντοπίζεται κυκλικότητα απεικονίζεται στο Σχήμα 2.2.



Σχήμα 2.2: Χρονοσειρά με έντονο το χαρακτηριστικό της κυκλικότητας. ( Πηγή: Σπηλιώτης (2017) )

Η **εποχιακότητα** είναι μια διακύμανση περιοδική που συνήθως το μήκος της είναι σταθερό και μικρότερο του έτους, επίσης είναι μία κατανοητή και προβλεψιμη τις περισσότερες φορές διακύμανση. Για παράδειγμα οι πωλήσεις σοκολάτας εμφανίζουν πιο έντονη άνοδο τους χειμερινούς μήνες σε αντίθεση με τα παγωτά. Αλλαγές σαν και αυτές μπορούν να εξηγηθούν άμεσα και θεωρούντε φυσιολογικές διότι επαναλαμβάνονται στις ίδιες χρονικές περιόδους και κατα τον ίδιο τροπο. Λόγο των ιδιαιτερωτήτων αυτών μπορούν με ευκολία να διακριθούν μέσα σε μία χρονοσειρά και να απομονωθούν ετσι ώστε να μπορέσουμε να έχουμε τα λεγόμενα αποεποχικοποιημένα δεδομένα που είναι και πιο ασφαλή. Παράδειγμα χρονοσειράς με έντονο το στοιχείο της εποχιακότητας στο Σχήμα 2.3.



Σχήμα 2.3: Χρονοσειρά με έντονο το χαρακτηριστικό της εποχιακότητας. ( Πηγή: Σπηλιώτης (2017) )

**Ασυνέχειες** είναι οι απότομες αλλαγές που εμφανίζονται σε μία χρονοσειρά και πιο σωστά σε καποιο απομονωμένο σημείο της με τέτοιο τρόπο που δεν θα μπορούσαν να προβλεφθούν απο την ιστορία της. Οι αλλαγές αυτές μπορεί και να έχουν παροδικό η και μόνιμο χαρακτήρα. Η παροδικής διάρκειας αλλαγές είναι γνωστές με την αγγλική ορολογία, ουτιλερς ή σπεσιαλ εεντς και έχουν μικρή χρονική επίδραση στην χρονοσειρά. Για παράδειγμα

μια μεγάλη διαφημιστική καμπάνια μπορεί να φέρει παροδική αύξηση των πωλήσεων ενός προϊόντος. Στην περίπτωση που η απότομη αυτή αλλαγή έχει πιο μόνιμο χαρακτήρα ονομάζεται λεελ-σηιφτ εφόσον εμφανίζεται στο μέσο επίπεδο των τιμών της χρονοσειράς. Μία τέτοια αλλαγή μπορεί να προκληθεί στις πωλήσεις ενός προϊόντος μιας επιχείρησης όταν εμφανιστεί μια ανταγωνίστρια επιχείρηση, έτσι αυτό που θα δούμε θα είναι μια απότομη μείωση του μέσου επιπέδου των πωλήσεων, το οποίο θα σταθεροποιηθεί σε ένα χαμηλότερο επίπεδο.

**Μη κανονικές διακυμάνσεις** θεωρούνται εκείνες που απομένουν όταν όλα τα υπόλοιπα συστατικά στοιχεία της χρονοσειράς που αναφέραμε από πάνω έχουν απομονωθεί. Οι διακυμάνσεις αυτές μπορεί να αντιπροσωπεύουν μια εντελώς τυχαία μεταβλητή που εκφράζει τον τυχαίο παράγοντα μιας στοχαστικής διαδικασίας. Εναλλακτικά, μπορεί να αντιπροσωπεύουν κάποια ασυνέχεια (outlier or lever-shifter) που συνδέεται με κάποιο εξαιρετικό γεγονός

Μία ιδιαίτερη κατηγορία των χρονοσειρών αποτελούν οι σειρές διακοπτόμενης ζήτησης, οι οποίες διακρίνονται από την έντονη παρουσία μηδενικών παρατηρήσεων. Ίσως οι πιο σημαντικοί στατιστικοί δείκτες που μπορούν να περιγράψουν μία τέτοια χρονοσειρά αποτελούν το μέσο διάστημα μεταξύ των θετικών παρατηρήσεων (average inter-demand interval;  $ADI$ ) και το τετράγωνο του συντελεστή μεταβλητότητας των θετικών παρατηρήσεων (squared coefficient of variation of demand sizes;  $CV^2$ ). Στην παρούσα διπλωματική εργασία θα εστιάσουμε στην συγκεκριμένη κατηγορία.

Πιο αναλυτικά, ο δείκτης  $ADI$  συνοψίζει την σποραδικότητα της ζήτησης, και υπολογίζεται ως εξής:

$$ADI = \frac{\sum_{i=1}^N t_i}{N}, \quad (2.1)$$

όπου  $N$  είναι το πλήθος περιόδων μη μηδενικών παρατηρήσεων και  $t_i$  είναι το διάστημα μεταξύ δύο διαδοχικών θετικών παρατηρήσεων. Μία τιμή  $ADI$  ίση με 1 υποδηλώνει έλλειψη σποραδικότητας, ενώ μεγαλύτερες τιμές του 1 δηλώνουν την ύπαρξη μηδενικών παρατηρήσεων.

Ο δείκτης  $CV^2$  συνοψίζει τη διακύμανση της ζήτησης όταν αυτή εμφανίζεται, και υπολογίζεται ως εξής:

$$CV^2 = \left( \frac{\sigma_D}{\bar{D}} \right)^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (D_i - \bar{D})^2}{(N-1)\bar{D}^2}, \quad (2.2)$$

όπου  $D_i$  και  $\bar{D}$  είναι η  $i_{\text{οστη}}$  μη μηδενική παρατήρηση και η μέση τιμή των θετικών παρατηρήσεων, αντίστοιχα. Μεγάλες τιμές  $CV^2$  υποδηλώνουν μεγάλη διακύμανση της ζήτησης.

## 2.2 Γενικά για τις προβλέψεις

Η πρόβλεψη είναι η επέκταση μιας ακολουθίας παρατηρήσεων και πως αυτή θα συνεχιστεί στο μέλλον πράγμα που αποτελεί μία από τις μεγαλύτερες προκλήσεις στην εποχή που διανύουμε. Η λήψη αποφάσεων ενέχει πλέον κινδύνους και προκλήσεις όπως οι ξαφνικές αλλαγές στα επίπεδα της ζήτησης, η δυσκολία αντιμετώπισης της εποχικότητας, η συνεχής ενημέρωση για τις ενέργειες που γίνονται στην αγορά, η άμεση ανταπόκριση στις

μειώσεις τιμών των ανταγωνιστών αλλά και οι μεγάλες μεταβολές της οικονομίας. Οι τεχνικές πρόβλεψης λοιπόν συνδράμουν τα στελέχη των επιχειρήσεων στην αντιμετώπιση αυτών των προβλημάτων.

Βασική και πολύ μεγάλη σημασία στις τεχνικές προβλέψεων είναι η σωστή επιλογή της μεθόδου πρόβλεψης και η σωστή εφαρμογή της, καθώς όσο καλύτερα γίνεται κατανοητό το εύρος των δυνατοτήτων πρόβλεψης, τόσο πιθανότερο είναι οι προσπάθειες πρόβλεψης να φέρουν σωστά αποτελέσματα. Στην συνέχεια θα δούμε κάποιους παράγοντες που μπορούν να επηρεάσουν την επιλογή της μεθόδου που μπορεί να ακολουθήσει κάποιος, παράγοντες οι οποίοι θα πρέπει να σταθμίζονται συνεχώς και σε πολλά επίπεδα.

- Η συνάφεια των ιστορικών δεδομένων
- Η διαθεσιμότητα των ιστορικών δεδομένων
- Η ακρίβεια δεδομένων
- Η αξία (κόστος-ωφέλεια) πρόβλεψης
- Το χρονικό διάστημα πρόβλεψης
- Ο διαθέσιμος χρόνος ανάλυσης πρόβλεψης
- Το πλαίσιο πρόβλεψης

Στην πραγματικότητα αυτό σημαίνει ότι η αληθινή αξία μιας μεθόδου αποτιμάται, όταν εφαρμόζεται σε πραγματικές συνθήκες. Έτσι, η εμπειριστικότερη εικόνα που μπορούμε να έχουμε για μια μέθοδο είναι μόνο όταν εφαρμοστεί η θεωρία στην πράξη. Από αυτό καταλαβαίνουμε ότι μια συνεργασία ακαδημαϊκού και επιχειρηματικού κόσμου μπορεί να επιφέρει καλά αποτελέσματα. Ένα ακόμα συμπέρασμα που μπορούμε να βγάλουμε είναι και το πόσο καλά αποτελέσματα μπορούμε να έχουμε αν μπορέσουμε να σχεδιάσουμε ή και να συνδυάσουμε κάποιο μοντέλο πρόβλεψης βάσει των αναγκών της εκάστοτε επιχείρησης.

Η επιλογή μίας μεθόδου πρόβλεψης συνδέεται με την λήψη αποφάσεων, τα αποτελέσματα αυτής θα πρέπει να διευκολύνουν την διαδικασία. Για αυτό είναι αδύνατον να είναι μια μέθοδος χρήσιμη για όλες τις περιπτώσεις. Διαφορετικά προϊόντα, στόχοι θα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη για την επιλογή μιας μεθόδου.

Πλεον με τα σύγχρονα λειτουργικά συστήματα και την μεγάλη αποθήκευση δεδομένων που μπορεί ένας οργανισμός ή μια απλή επιχείρηση να έχει σε ψηφιακή μορφή, μπορούμε να πραγματοποιήσουμε αρκετά ακριβείς προβλέψεις συγκρίνοντας τα αποτελέσματα των μεθόδων με τα πραγματικά. Δηλαδή το πόσο κοντα στα δεδομένα που ξέρουμε ήδη, η κάθε μέθοδος πλησίασε. Στην παγκόσμια αγορά υπάρχουν αρκετά σύγχρονα πληροφοριακά συστήματα τα οποία βοηθούν στην οργάνωση και στον προγραμματισμό μιας επιχείρησης ή ενός οργανισμού μιας και το κοινωνικοοικονομικό περιβάλλον είναι συνεχώς μεταβαλλόμενο.

## **2.3 Τεχνικές πρόβλεψης χρονοσειρών διακοπτόμενης ζήτησης**

### **2.3.1 Απλοϊκή μέθοδος (Naive)**

Η Naive αποτελεί την πιο απλή μέθοδο πρόβλεψης χρονοσειρών, κατά την οποία ως πρόβλεψη για την επόμενη χρονική περίοδο δίνεται η αμέσως προηγούμενη παρατήρηση που είναι διαθέσιμη, ως εξής:

$$F_t = Y_{t-1},$$

όπου  $F_t$  η προβλέπόμενη τιμή την περίοδο  $t$  και  $Y_t$  η πραγματική τιμή της χρονοσειράς την περίοδο  $t$ .

Στην ουσία γίνεται μια υπόθεση ότι το μέλλον θα ταυτίζεται πάντα με το παρόν, χωρίς να λαμβάνονται υπόψη πιθανές διακυμάνσεις στο επίπεδο ή την τάση της χρονοσειράς, με αποτέλεσμα να πραγματοποιεί συνήθως προβλέψεις χαμηλής ακρίβειας.

Παραλλαγή της Naive είναι η Naive2, ή εποχιακή Naive (Seasonal Naive - SNaive), κατά την οποία η Naive εφαρμόζεται επί των αποεποχικοποιημένων δεδομένων προκειμένου να ληφθεί υπόψη η εποχιακότητα.

### 2.3.2 Μέθοδοι μέσων όρων

#### Απλός μέσος όρος

Η μέθοδος του απλού μέσου όρου στην ουσία είναι η εύρεση το μέσου όρου όλων των παρατηρήσεων της σειράς και η χρήση αυτής της τιμής για πρόβλεψη. Η πρόβλεψη, έτσι, δίνεται ως εξής:

$$F_{t+1} = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t Y_i$$

Η χρήση της συγκεκριμένης μεθόδου ενδείκνυται για περιπτώσεις που οι παρατηρήσεις δεν παρουσιάζουν τάση ή αξιοπρόσεκτη εποχιακότητα.

#### Κινητός μέσος όρος

Ένας τρόπος να διαχειριστεί η επιρροή των παρελθουσών παρατηρήσεων στην πρόβλεψη όταν έχει επιλεγεί ως μέθοδος πρόβλεψης η μέθοδος του κινητού μέσου είναι να καθοριστεί το πλήθος των παρατηρήσεων που θα ληφθούν υπ' όψη στην εξαγωγή της πρόβλεψης.

Ο όρος κινητός μέσος όρος χρησιμοποιείται για να περιγράψει αυτή τη διαδικασία καθώς όταν μία νέα παρατήρηση γίνεται διαθέσιμη, τότε υπολογίζεται ο νέος μέσος όρος των τελευταίων παρατηρήσεων του συγκεκριμένου μήκους που έχει επιλεγεί. Αυτός ο νέος μέσος όρος είναι η τιμή της πρόβλεψης που παράγεται από αυτήν την μέθοδο για την επόμενη χρονική περίοδο. Είναι σημαντικό να τονιστεί ότι το πλήθος των παρατηρήσεων που χρησιμοποιούνται για την εξαγωγή του μέσου όρου παραμένει σταθερό καθ' όλη τη διαδικασία πρόβλεψης και περιλαμβάνει πάντα τις πιο πρόσφατες παρατηρήσεις. Η σχέση που χρησιμοποιείται για την εφαρμογή της μεθόδου του κινητού μέσου όρου, ο οποίος συμβολίζεται και ως MA(k) (Moving Average of length k), είναι η εξής:

$$F_{t+1} = \frac{1}{k} \sum_{i=t-k+1}^t Y_i$$

### 2.3.3 Μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης

Τα μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης παρά το γεγονός ότι πρωτοεμφανίστηκαν τη δεκαετία του '60 (Brown, 1959; Holt, 2004; Winters, 1960), παρέχουν αρκετά ικανοποιητική ακρίβεια σε σχέση με άλλα πιο σύνθετα και σύγχρονα μοντέλα προβλέψεων. Τα συγκεκριμένα

μένα μοντέλα στην ουσία αποτελούν σταθμισμένους κινητούς μέσους όρους, με βάρη τα οποία φθίνουν εκθετικά και το συγκριτικό τους πλεονέκτημά οφείλεται κυρίως στο γεγονός ότι αποσυνθέτουν τη χρονοσειρά στις βασικές της συνιστώσες, καθεμία εκ των οποίων εξομαλύνεται και επαναπροσδιορίζεται καθώς περνά ο χρόνος.

### 2.3.3.1 Απλή εκθετική εξομάλυνση (Simple exponential smoothing)

Η μέθοδος SES αποτελεί την απλούστερη περίπτωση των μοντέλων εκθετικής εξομάλυνσης. Το μοντέλο σταθερού επιπέδου, όπως επίσης αποκαλείται, που βασικό του χαρακτηριστικό είναι η υπόθεση απουσίας τάσης από την χρονοσειρά, αποδίδει καλύτερα σε περιπτώσεις στάσιμων χρονοσειρών, χωρίς παρουσία εποχιακότητας, και περιγράφεται από τις παρακάτω εξισώσεις:

$$\begin{aligned}e_t &= Y_t - F_t \\l_t &= a Y_t + (1 - a)l_{t-1} \\F_{t+h} &= l_t,\end{aligned}$$

όπου  $e_t$  είναι το σφάλμα της πρόβλεψης την περίοδο  $t$ ,  $l_t$  είναι το επίπεδο της χρονοσειράς στο τέλος της περιόδου  $t$  και  $a$  ο συντελεστής εξομάλυνσης, ο οποίος λαμβάνει τιμές από 0 έως 1.

### 2.3.3.2 Μέθοδος ETS (Error/Trend/Seasonality)

Οι διάφορες μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης μπορούν να μοντελοποιήσουν χρονοσειρές με γραμμική, προσθετική, πολλαπλασιαστική, damped, πολλαπλασιαστική damped ή χωρίς τάση και με προσθετική, πολλαπλασιαστική ή χωρίς εποχιακότητα. Για κάθε ζευγάρι, έτσι, των διαφορετικών μορφών που παίρνουν τα χαρακτηριστικά της τάσης και της εποχιακότητας, μπορεί να επιλεχθεί και το κατάλληλο μοντέλο εκθετικής εξομάλυνσης. Μπορούν να προκύψουν 15 συνδυασμοί των διαφόρων χαρακτηριστικών της εκάστοτε χρονοσειράς, άρα και 15 μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης (5 μορφές τάσης και 3 μορφές εποχιακότητας). Η συγκεκριμένη κατηγοριοποίηση προτάθηκε από τον Pegels (1969) και επεκτάθηκε από τους Gardner Jr (1985) και Taylor (2003). Τα λιγότερο χρησιμοποιούμενα μοντέλα είναι εκείνα που θεωρούν ότι η τάση είναι πολλαπλασιαστική, καθώς σπάνια συναντώνται χρονοσειρές με το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό.

Στηριζόμενοι στα παραπάνω, οι Hyndman et al. (2008) παρουσίασαν τη μέθοδο Exponential Smoothing State Space Model ή αλλιώς ETS (Error-Trend-Seasonality), η οποία επεκτείνει τις μεθόδους εκθετικής εξομάλυνσης που αναφέρθηκαν, με μια συνιστώσα σφάλματος  $e_t$  η οποία προστίθεται στις υφιστάμενες εξισώσεις επιπέδου, τάσης και εποχιακότητας. Η συνιστώσα  $e_t$  μπορεί να σχετίζεται με τόσο με προσθετικό όσο και με πολλαπλασιαστικό τρόπο με τις υπόλοιπες συνιστώσες, με αποτέλεσμα η ETS να περιλαμβάνει  $2 \cdot 15 = 30$  μεθόδους πρόβλεψης εκθετικής εξομάλυνσης.

### 2.3.4 Μέθοδος Croston

Ο Croston (1972) δήλωσε ότι η χρήση παραδοσιακών μεθόδων πρόβλεψης, όπως η απλή εκθετική εξομάλυνση (SES), ίσως είναι ακατάλληλη για την παραγωγή προβλέψεων σε χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης, καθώς μπορεί να οδηγήσουν σε μη βελτιστές αποφάσεις σχετικές με τη διαδικασία αποθεματοποίησης. Πρότεινε, έτσι, μία καινούρια τεχνική, η οποία θα μπορούσε να διαχειριστεί τις δυσκολίες των συγκεκριμένων χρονοσειρών. Στην ουσία, η τεχνική χωρίζει τη χρονοσειρά σε δύο, όπου η πρώτη αποτελείται αποκλειστικά από τις μη μηδενικές τιμές και η δεύτερη από τα διαστήματα μεταξύ των διαδοχικών μη μηδενικών παρατηρήσεων. Έπειτα, κάθε χρονοσειρά προβλέπεται χρησιμοποιώντας την SES και η τελική πρόβλεψη της αρχικής χρονοσειράς είναι η διαίρεση των δύο επιμέρους τιμών, ως εξής:

$$F = \frac{F_{demands}}{F_{intervals}}$$

Οι προβλέψεις ανανεώνονται μόνο με την εμφάνιση μη μηδενικής τιμής και οι εξισώσεις που περιγράφουν την τεχνική αυτή φαίνονται παρακάτω:

$$F_i = \frac{Z'_i}{T'_i}, \text{ όπου}$$

$$\begin{cases} Z'_i = Z'_{i-1} + a(Z_i - Z'_{i-1}) \text{ και} \\ T'_i = T'_{i-1} + b(T_i - T'_{i-1}), \end{cases}$$

όπου  $T_i$  είναι το μεσοδιάστημα μεταξύ των διαδοχικών μη μηδενικών παρατηρήσεων και επομένως  $T'_i$  η πρόβλεψη του μεγέθους αυτού,  $Z_i$  η  $i$ -οστή ζήτηση και αντίστοιχα  $Z'_i$  η πρόβλεψη και  $a$  και  $b$  οι συντελεστές εξομάλυνσης. Να σημειωθεί εδώ ότι η  $i$ -οστή ζήτηση αναφέρεται στην  $i$ -οστή κατά σειρά μη μηδενική παρατήρηση της χρονοσειράς και διαφέρει από την παρατήρηση τη στιγμή  $t$ , η οποία μπορεί να είναι και μηδενική.

Στην κλασική μέθοδο οι συντελεστές  $a$  και  $b$  παίρνουν την ίδια τιμή, και ισούνται με 0.1, ωστόσο στη βιβλιογραφία εμφανίζονται διάφορες διαδικασίες βελτιστοποίησης των συντελεστών αυτών κατά τις οποίες οι συντελεστές είτε βελτιστοποιούνται μαζί ( $a = b$ ) είτε ξεχωριστά ( $a \neq b$ ) στο διάστημα  $[0, 1]$ .

### 2.3.5 Παραλλαγές της μεθόδου Croston

Μετά την αρχική της μορφή, αρκετές παραλλαγές της τεχνικής του Croston έχουν εμφανιστεί, άλλες με μεγαλύτερη και άλλες με μικρότερη επιτυχία.

Οι πιο γνωστές είναι οι μέθοδοι SBA και TSB, ενώ πιο πρόσφατες είναι οι modified SBA και modified TSB. Η TSB δεν εμφανίζει προκατάληψη, οδηγώντας σε καλές επιδόσεις, καθώς παρέχει πάντα ενημερωμένες προβλέψεις, ακόμη και μετά από μεγάλα διαστήματα μηδενικής ζήτησης, ωστόσο σε ορισμένες περιπτώσεις οι SBA και SBJA μπορεί να εμφανίσουν μικρότερα σφάλματα, ακριβώς λόγω της ενημέρωσης της πιθανότητας ζήτησης σε κάθε περίοδο. Με τη σειρά της, η modified SBA, αποτελεί μια επέκταση της SBA, η οποία ενημερώνει τις προβλέψεις και σε περιόδους μηδενικής ζήτησης, έχοντας δείξει αρκετά καλές επιδόσεις, ενώ η modified TSB προσπαθεί να συνδυάσει τα πλεονεκτήματα τόσο της μεθόδου TSB όσο και της μεθόδου modified SBA. Οι μέθοδοι αυτές παρουσιάζονται αναλυτικά στη συνέχεια



του Κεφαλαίου.

### 2.3.5.1 Μέθοδος SBA (Syntetos-Boylan approximation)

Οι Syntetos & Boylan (2001) υποστήριξαν ότι η κλασσική μέθοδος του Croston εμφανίζει προκατάληψη, την οποία και υπολόγισαν περίπου στο  $100\frac{b}{2-b}(1 - \frac{1}{p})$ , όπου  $b$  είναι ο συντελεστής εξομάλυνσης που χρησιμοποιείται για την ενημέρωση των διαστημάτων μεταξύ της ζήτησης και  $p$  η μέση τιμή των εκτιμήσεων εκθετικής εξομάλυνσης των διαστημάτων μεταξύ της ζήτησης. Στη συνέχεια πρότειναν μία διόρθωση της κλασσικής μεθόδου, κατά την οποία η πρόβλεψη πολλαπλασιάζεται με τον όρο  $1 - \frac{b}{2}$ , όπως φαίνεται παρακάτω (Syntetos & Boylan, 2005):

$$F_i = \left(1 - \frac{b}{2}\right) \frac{Z'_i}{T'_i}, \text{ όπου}$$

$$\begin{cases} Z'_i = Z'_{i-1} + a(Z_i - Z'_{i-1}) \text{ και} \\ T'_i = T'_{i-1} + b(T_i - T'_{i-1}). \end{cases}$$

### 2.3.5.2 Μέθοδος TSB (Teunter-Syntetos-Babai)

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, οι προβλέψεις που παράγουν οι μέθοδοι Croston και SBA, ανανεώνονται μόνο κατά την εμφάνιση μη μηδενικής παρατήρησης, έτσι οι Teunter et al. (2011) πρότειναν μία μέθοδο η οποία εισήγαγε τη χρήση της πιθανότητας εμφάνισης μη μηδενικής ζήτησης αντικαθιστώντας το μέρος που αφορά στα μεσοδιαστήματα μεταξύ των διαδοχικών μη μηδενικών παρατηρήσεων. Οι εξισώσεις που περιγράφουν την συγκεκριμένη μέθοδο είναι οι εξής:

$$F_i = p'_i Z'_i, \text{ όπου}$$

$$\begin{cases} Z'_i = Z'_{i-1} + a(Z_i - Z'_{i-1}) \text{ και } p'_i = p'_{i-1} + b(1 - p'_{i-1}), \text{ όταν } Y_t > 0 \\ Z'_i = Z'_{i-1} \text{ και } p'_i = p'_{i-1} + b(0 - p'_{i-1}), \text{ όταν } Y_t = 0, \end{cases}$$

όπου  $p'_i$  η  $i$ -οστή προβλεπόμενη πιθανότητα εμφάνισης μη μηδενικής ζήτησης. Υπενθυμίζεται η διαφοροποίηση μεταξύ  $t$  και  $i$ , όπου το πρώτο αναφέρεται σε χρονική περίοδο ενώ το δεύτερο σε αύξοντα αριθμό. Στην περίπτωση όπου η σειρά δεν εμφανίζει μηδενικές παρατηρήσεις, το  $t$  ταυτίζεται με το  $i$ .

### 2.3.6 Τεχνικές πρόβλεψης μέσω χρονικής συνάθροισης (Temporal aggregation)

Μία άλλη τεχνική διαχείρισης των χρονοσειρών διακοπόμενης ζήτησης που μπορεί να ακολουθηθεί προκειμένου να αποφεύγεται η ασυνέχεια των δεδομένων όσων αφορά τις μηδενικές τιμές, είναι η μη επικαλυπτόμενη συνάθροιση (aggregation) των δεδομένων σε περιόδους μικρότερης συχνότητας, η οποία εξετάστηκε πρώτη φορά σε χρονοσειρές αργής κίνησης από τους Willemain et al. (1994). Αν για παράδειγμα υπάρχουν μηνιαία δεδομένα, και σε κάποιους μήνες η ζήτηση ήταν μηδενική τότε θα μπορούσε να εφαρμοστεί η συνάθροιση σε τριμηνιαίο επίπεδο, θέτοντας το επίπεδο συνάθροισης ίσο με τρεις περιόδους. Με μία τέτοια

συνάρτηση, ενδέχεται να μειωθεί, ή ακόμα και να επαλειφθεί, η ασυνέχεια λόγω ύπαρξης μηδενικών παρατηρήσεων. Επίσης η διακύμανση της προκύπτουσας νέας χρονοσειράς αναμένεται να είναι μικρότερη, έχοντας χρησιμοποιήσει ουσιαστικά μη επικαλυπτόμενο κινητό μέσο όρο για εξομάλυνση. Ο κατάλληλος καθορισμός του επιπέδου συνάθροισης (aggregation level) θα οδηγήσει σε χρονοσειρά συνεχούς ζήτησης, χωρίς μηδενικές τιμές, στην οποία θα μπορεί πλέον να εφαρμοστεί οποιαδήποτε τεχνική πρόβλεψης δεδομένων κατάλληλη για συνεχή ζήτηση για την παραγωγή προβλέψεων στο επίπεδο συνάθροισης.

Η χρησιμότητα των εξαγομένων συναθροισμένων προβλέψεων, ωστόσο, μπορεί να αμφισβητηθεί, καθώς τα δεδομένα παρακολουθούνται και ελέγχονται σε υψηλότερη χρονική συχνότητα, με σκοπό την εξυπηρέτηση διαφόρων λειτουργικών αναγκών. Κρίνεται λοιπόν αναγκαία η διάσπαση (disaggregation) των υπολογισμένων προβλέψεων ώστε να υπολογιστούν οι τελικές προβλέψεις χρονικής συχνότητας ίσης με του αρχικού επιπέδου.

Αρκετά διαδεδομένες μέθοδοι συνάθροισης αποτελούν οι ADIDA και iMAPA, οι οποίες περιγράφονται αναλυτικά στη συνέχεια.

### **2.3.6.1 Μέθοδος ADIDA (Aggregate-disaggregate intermittent demand approach)**

Η μέθοδος ADIDA (Nikolopoulos et al., 2011) απαρτίζεται από 3 στάδια ως εξής:

1. Συνάθροιση των δεδομένων με κατάλληλο επίπεδο συνάθροισης
2. Πρόβλεψη της συναθροισμένης χρονοσειράς
3. Διαχωρισμός των προβλέψεων που παρήχθησαν στο προηγούμενο βήμα

Πιο αναλυτικά, το πρώτο στάδιο αφορά στη λήψη απόφασης για το είδος της συνάθροισης, δηλαδή την επιλογή του αριθμού των παρατηρήσεων που θα συναθροίζονται κάθε φορά και το αν οι τιμές που υπολογίζονται θα είναι επικαλυπτόμενες ή όχι. Η συγκεκριμένη μέθοδος χρησιμοποιεί “blocks” ίσου μεγέθους και μη επικαλυπτόμενα, συνήθως με μέγεθος ίσο με το μέσο διάστημα μεταξύ της ζήτησης (*ADI*). Σε ένα σύστημα διαχείρισης αποθεμάτων, ωστόσο, θα είχε νόημα το επίπεδο συνάθροισης να λαμβάνει τον αριθμό των περιόδων που απαιτούνται από τη στιγμή που θα γίνει μια παραγγελία μέχρι τα προϊόντα να γίνουν διαθέσιμα (*lead time*) συν μία περίοδο. Οι Nikolopoulos et al. (2011) απέδειξαν ότι ο συγκεκριμένος ορισμός του επιπέδου συνάθροισης επιφέρει στατιστικά σημαντική μείωση των δεικτών σφάλματος. Το δεύτερο στάδιο της μεθόδου είναι η πρόβλεψη της επόμενης τιμής της συναθροισμένης σειράς, η οποία μπορεί να γίνει με διάφορες μεθόδους πρόβλεψης όπως η SES, ή ακόμα και η Naïve. Τέλος, η πρόβλεψη θα πρέπει να αναλυθεί σε χρονικές περιόδους της αρχικής χρονοσειράς, το οποίο μπορεί να γίνει χρησιμοποιώντας είτε ίσα βάρη είτε βάρη με βάση την αναλογία των προηγούμενων παρατηρήσεων σε κάθε “block”.

### **2.3.6.2 Μέθοδος iMAPA (Multiple aggregation prediction algorithm for intermittent demand)**

Ένας άλλος τρόπος εφαρμογής της χρονικής συνάθροισης αποτελεί η μέθοδος iMAPA (Petropoulos & Kourentzes, 2014), παραλλαγή της μεθόδου MAPA (Kourentzes et al., 2014) σχεδιασμένη ειδικά για χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης. Σε αντίθεση με την ADIDA, η

οποία εξετάζει μόνο ένα επίπεδο συνάθροισης, η μέθοδος iMAPA εξετάζει πολλαπλά επίπεδα, στοχεύοντας στην αποτύπωση διαφορετικής δυναμικής των δεδομένων, προχωρώντας με τη λήψη του μέσου όρου των προβλέψεων που παράγονται.

Έτσι, για παράδειγμα μία μηνιαία χρονοσειρά διακοπτόμενης ζήτησης δημιουργεί μία τριμηνιαία χρονοσειρά, μία εξαμηνιαία, μία ετήσια κ.ο.κ., και η συγκεκριμένη μέθοδος προβλέπει κάθε χρονοσειρά ξεχωριστά και χρησιμοποιεί ίσα βάρη για να διαχωρίσει τις προβλέψεις στο επίπεδο συνάθροισης της αρχικής χρονοσειράς. Τέλος ο συνδιασμός των επιμέρους προβλέψεων πραγματοποιείται πάλι με ίσα βάρη καθώς έχει αποδειχθεί ως μία καλή στρατηγική σε προηγούμενες μελέτες σύμφωνα με τους Petropoulos & Kourentzes (2014).

## 2.4 Δείκτες σφάλματος

Παρακάτω δίνονται οι ορισμοί και οι εξισώσεις των πιο διαδεδομένων στατιστικών δεικτών σφάλματος όπως παρουσιάζονται και από τους Πετρόπουλος & Ασημακόπουλος (2011) και Σπηλιώτης (2017).

Ως σφάλμα τη στιγμή  $t$  ορίζεται η αλγεβρική διαφορά μεταξύ της πραγματικής τιμής της χρονοσειράς και της πρόβλεψης ως εξής:

$$e_t = Y_t - F_t$$

Πίνακας 2.1: Παρατηρήσεις χρονοσειράς και προβλέψεις προς στατιστική ανάλυση απόδοσης προβλέψεων.

Period	Series	Forecasts	Part
1	$Y_1$	$F_1$	In-sample
2	$Y_2$	$F_1$	
3	$Y_3$	$F_1$	
⋮	⋮	⋮	
t-1	$Y_{t-1}$	$F_{t-1}$	
t	$Y_t$	$F_t$	Out-of-sample
t+1		$F_{t+1}$	
⋮		⋮	
t+h		$F_{t+h}$	

Προτού γίνουν διαθέσιμες οι πραγματικές παρατηρήσεις της χρονοσειράς  $Y_{t+1}$  έως  $Y_{t+h}$ , η τιμή του σφάλματος μπορεί να υπολογιστεί αποκλειστικά για τις τιμές in-sample. Αφού παρέλθει κατάλληλο χρονικό διάστημα και τα δεδομένα έχουν γίνει διαθέσιμα, μπορεί να υπολογιστεί και το σφάλμα για τις τιμές out-of-sample, άρα μπορεί να υπολογιστεί τόσο το σφάλμα του μοντέλου πρόβλεψης όσο και το πραγματικό σφάλμα. Παρακάτω παρουσιάζονται οι πιο διαδεδομένοι στατιστικοί δείκτες σφάλματος, οι οποίοι είναι εκφρασμένοι έτσι ώστε να αναφέρονται στο σφάλμα του μοντέλου πρόβλεψης, αλλά με κατάλληλες αλλαγές στις περιόδους που συμμετέχουν στον υπολογισμό μπορούν να αναφερθούν και στο πραγματικό σφάλμα.

**Μέσο σφάλμα (Mean Error)**

Υπολογίζεται από τον απλό προσημασμένο μέσο όρο των σφαλμάτων και εκφράζει ένα μέτρο συστηματικότητας του σφάλματος. Όσο η τιμή αυτού είναι κοντά στο μηδέν, τόσο τα σφάλματα είναι τυχαία και όχι συστηματικά. Αν ο δείκτης παίρνει θετικές τιμές, δηλώνει απαισιοδοξία στις προβλέψεις, μιας και οι προβλέψεις ήταν κατά μέσο όρο μικρότερες των πραγματικών τιμών. Από την άλλη, αρνητικές τιμές του δείκτη δηλώνουν αισιοδοξία. Συχνά ο δείκτης αναφέρεται και ως μεροληψία (bias) και υπολογίζεται από τον εξής τύπο :

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - F_t)$$

**Μέσο απόλυτο σφάλμα (Mean Absolute Error)**

Αποτελεί ένα μέτρο της ακρίβειας της πρόβλεψης έναντι των πραγματικών τιμών διατηρώντας τις μονάδες μέτρησης της αρχικής χρονοσειράς. Εκφράζει τη μέση αστοχία της πρόβλεψης, χωρίς να δίνεται σημασία στην κατεύθυνση της πρόβλεψης. Όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή του δείκτη, τόσο μικρότερη προκύπτει η ακρίβεια της μεθόδου που εφαρμόστηκε. Αρνητικό του εν λόγω δείκτη είναι ότι εξαρτάται από την κλίμακα της χρονοσειράς και συνεπώς δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να εξάγει συμπεράσματα σε σει πολλών χρονοσειρών.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - F_t|$$

**Μέσο τετραγωνικό σφάλμα (Mean Squared Error)**

Όπως και το απόλυτο σφάλμα, αποτελεί μέτρο της ακρίβειας πρόβλεψης, το οποίο όμως δίνει πολύ μεγαλύτερο βάρος στα μεγάλα σφάλματα. Αυτό γίνεται δεδομένου ότι τα σφάλματα τετραγωνίζονται και συνεπώς σφάλματα με μικρές τιμές λαμβάνουν μικρότερο βάρος κατά τον υπολογισμό του. Χρησιμοποιείται ευρέως για τον υπολογισμό των βέλτιστων παραμέτρων εξομάλυνσης και την προσαρμογή μοντέλων πρόβλεψης.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - F_t)^2$$

**Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος (Root Mean Squared Error)**

Υπολογίζεται άμεσα από την τετραγωνική ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος. Έχει τις ίδιες ιδιότητες με αυτό, αλλά είναι εκφρασμένο στις μονάδες της αρχικής χρονοσειράς προκειμένου να γίνεται πιο κατανοητό.

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - F_t)^2}$$

**Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error)**

Συχνά είναι απαραίτητος ο υπολογισμός των σφαλμάτων πρόβλεψης σε ποσοστιαία μορφή. Αυτό είναι ιδιαίτερα χρήσιμο όταν θέλουμε για παράδειγμα να συγκρίνουμε την ακρίβεια μιας μεθόδου πρόβλεψης που έχει εφαρμοσθεί σε περισσότερες από μία χρονοσειρές διαφορετικού επιπέδου μέσης τιμής ή όταν οι πραγματικές τιμές είναι ιδιαίτερα υψηλές. Το μέσο

απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα είναι εκφρασμένο επί τοις εκατό και λαμβάνει τιμές μεγαλύτερες ή ίσες του μηδενός, με τις μικρότερες τιμές να υποδηλώνουν και καλύτερη απόδοση της μεθόδου πρόβλεψης. Στην πραγματικότητα αποτελεί δηλαδή μία ποσοστιαία έκφραση του απόλυτου σφάλματος, με το μειονέκτημα βέβαια ότι οδηγεί σε απροσδιοριστίες για μηδενικές τιμές και σε ακραίες τιμές για τιμές μικρότερες της μονάδας.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right| \cdot 100(\%)$$

### **Συμμετρικό μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Symmetric Mean Absolute Percentage Error)**

Αποτελεί μια παραλλαγή του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος και υπολογίζεται ως εξής:

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

Σε αντίθεση με το μέσο απόλυτο σφάλμα, το απόλυτο του σφάλματος δε διαιρείται απλώς με την πραγματική τιμή, αλλά με το ημίθροισμα της πραγματικής τιμής και της πρόβλεψης. Με την αλλαγή αυτή, ο δείκτης αυτός αποκτά και πάνω όριο και πλέον μπορεί να πάρει τιμές στο διάστημα [0%,200%]. Έτσι λύνονται τα προβλήματα απροσδιοριστίας και ακραίων τιμών που αναφέρθηκαν στην περίπτωση του απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος. Ένα πρόβλημα βέβαια με το συγκεκριμένο δείκτη είναι ότι οι αισιόδοξες και οι απαισιόδοξες προβλέψεις δεν μεταχειρίζονται αντίστοιχα. Έτσι, μοντέλα με την ίδια απόλυτη ακρίβεια αλλά διαφορετική προκατάληψη θα έχουν διαφορετικές τιμές σφάλματος, με τις αισιόδοξες προβλέψεις να υπερτερούν. Ο εν λόγω δείκτης είναι από τους πιο διαδεδομένους στις τεχνικές προβλέψεων και λόγω των πλεονεκτημάτων του χρησιμοποιείται ιδιαίτερα σε διαγωνισμούς προβλέψεων.

### **Σχετικά σφάλματα (Relative Measures)**

Συχνά ζητούμενο δεν είναι η αξιολόγηση της απόλυτης ακρίβειας πρόβλεψης, αλλά η εξακρίβωση του κατά πόσο μία μέθοδος είναι πιο αποτελεσματική από μία άλλη. Τέτοια περίπτωση μπορεί να είναι η μελέτη αντικατάστασης μίας μεθόδου πρόβλεψης σε μία επιχείρηση με μία καινούργια. Έτσι, λόγω των προβλημάτων και των περιορισμών που συνεπάγονται τα σφάλματα που παρουσιάστηκαν νωρίτερα, ένας ασφαλής τρόπος μέτρησης της απόδοσης μίας μεθόδου είναι ο υπολογισμός του σχετικού της σφάλματος ως προς μία μέθοδο αναφοράς (benchmark). Για λόγους απλότητας, και όταν δεν υπάρχει προφανής απάντηση, ως μέθοδο αναφοράς τίθεται η απλοϊκή μέθοδος ή μία άλλη η οποία χαρακτηρίζεται από σχετική απλότητα. Σκοπός είναι να εξακριβωθεί αν η συγκρινόμενη μέθοδος, που είναι και πιο πολύπλοκη, οδηγεί σε βελτίωση της προβλεπτικής ικανότητας. Αν δηλαδή αξίζει να θυσιάσουμε υπολογιστικό κόστος προκειμένου να γίνουμε πιο ακριβείς. Το σχετικό σφάλμα ορίζεται με τη χρήση ενός μέτρου ακρίβειας (error metric - EM) ως εξής:

$$Rel_{EM} = \frac{EM_t}{EM_t^{benchmark}}$$

Έτσι, σε περίπτωση που το ζητούμενο είναι η ακρίβεια, ως δείκτη μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε το μέσο απόλυτο σφάλμα, ενώ αν το ζητούμενο είναι η αμεροληψία, το μέσο

σφάλμα. Το σχετικό σφάλμα με τιμές μικρότερες της μονάδας φανερώνει ότι η συγκρινόμενη μέθοδος υπερτερεί της μεθόδου αναφοράς, ενώ με τιμές μεγαλύτερες της μονάδας το αντίθετο. Έτσι, μία τιμή π.χ. 0.8 φανερώνει ότι η συγκρινόμενη μέθοδος είναι κατά μέσο όρο κατά 20% καλύτερη από αυτήν της αναφοράς.

#### **Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα (Mean Absolute Scaled Error)**

Οι Hyndman & Koehler (2006a), προκειμένου να αντιμετωπίσουν τις περιπτώσεις α-προσδιοριστίας των δεικτών MAPE και sMAPE αλλά και να δώσουν την ίδια βαρύτητα στα μικρά και τα μεγάλα σφάλματα, σε αντίθεση με τους δείκτες MSE και RMSE, πρότειναν τον ακόλουθο στατιστικό δείκτη για τη μέτρηση της ακρίβειας πρόβλεψης:

$$MASE = \frac{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - F_t|}{\frac{1}{n-1} \sum_{t=2}^n |Y_t - Y_{t-1}|}$$

Πρόκειται στην ουσία για υποπερίπτωση του σχετικού σφάλματος κατά την οποία κανονικοποιούμε με τη μέση τιμή των διαφορών πρώτου βαθμού της χρονοσειράς, με την πρόβλεψη δηλαδή της απλοϊκής μεθόδου.

Σε αυτό το σημείο αναφέρεται ότι, αν και θεωρητικά δεν μπορεί να τεκμηριωθεί, το κανονικοποιημένο σφάλμα έχει ως κάτω όριο το 0.5. Το εν λόγω συμπέρασμα έχει αποδειχτεί εμπειρικά μέσα από μελέτες που πραγματοποιήθηκαν σε μεγάλα δείγματα χρονοσειρών διαφόρων τύπων και χαρακτηριστικών και οι οποίες έδειξαν ότι υπό φυσιολογικές συνθήκες μία μέθοδος δεν μπορεί πρακτικά να είναι καλύτερη πάνω από 2 φορές από την απλοϊκή. Αντίθετα, αν είναι αποτελεσματική, η τιμή του σφάλματος αναμένεται να είναι κοντά στο 0.7 και σπάνια να υπερβαίνει το 0.9. Αυτό συμβαίνει λόγω της τυχαιότητας των χρονοσειρών η οποία έχει ως αποτέλεσμα να μην μία μέθοδος να υπερτερεί μίας άλλης, αλλά ποτέ να μην πετυχαίνει τέτοια ακρίβεια που να εκμηδενίζει την απόδοση της αναφοράς. Έτσι, αν μία αντικειμενικά αποτελεσματικότερη μέθοδος πετύχει μεμονωμένα ακρίβεια μικρότερη από 0.5 ή μεγαλύτερη του 0.9, το εν λόγω αποτέλεσμα οφείλεται πιθανότατα σε τύχη.

#### **Ρίζα μέσου τετραγωνικού κανονικοποιημένου σφάλματος (Root Mean Squared Scaled Error)**

Ο δείκτης RMSSE έχει παρόμοια χαρακτηριστικά με τον δείκτη MASE, με βασική διαφορά το αυξημένο βάρος που δίνεται στα μεγαλύτερα σφάλματα λόγω των τετράγωνων των διαφορών προβλέψεων και παρατηρήσεων. Η μαθηματική διατύπωση του δείκτη έχει ως εξής:

$$RMSSE = \sqrt{\frac{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - F_t)^2}{\frac{1}{n-1} \sum_{t=2}^n (Y_t - Y_{t-1})^2}}$$

Ο συγκεκριμένος δείκτης χρησιμοποιείται ευρέως σε διάφορες εφαρμογές, καθώς αντιμετωπίζει με συμμετρικό τρόπο τα αρνητικά και θετικά σφάλματα, έχει καθορισμένη μέση τιμή και πεπερασμένη απόκλιση. Επίσης, είναι ο δείκτης που χρησιμοποιήθηκε στον διαγωνισμό M5, που θα περιγραφεί παρακάτω, μιας και η αντιπροσωπευτικότητα των αποτελεσμάτων του τον καθιστά ιδανικό όταν εξετάζονται σύνολα χρονοσειρών διαφορετικών επιπέδων.







## Κεφάλαιο **3**

# Συστήματα διαχείρισης αποθεμάτων

---

Στο κεφάλαιο αυτό θα αναλύσουμε την έννοια της αποθεματοποίησης και πώς αυτή επηρεάζει την λειτουργία και το κόστος μιας επιχείρησης. Η αποθήκευση, ένα θεμελιώδες στοιχείο της διαχείρισης αποθεμάτων, είναι μια λεπτή πράξη εξισορρόπησης που πρέπει να διαχειρίζονται αποτελεσματικά οι επιχειρήσεις όλων των μεγεθών. Ο γενικός στόχος της αποθήκευσης είναι η διατήρηση ενός βέλτιστου επιπέδου αποθέματος που μπορεί να καλύψει τη ζήτηση των πελατών, ελαχιστοποιώντας ταυτόχρονα το κόστος που σχετίζεται με τη διατήρηση, την παραγγελία και την έλλειψη αποθεμάτων.

### 3.1 Αποθέματα

#### 3.1.1 Η σημασία της αποθήκευσης

Η αποθήκευση και πιο σωστά η διαδικασία της αποθεματοποίησης, δηλαδή η λήψη απόφασης για τη βέλτιστη ποσότητα αποθέματος που θα πρέπει να υπάρχει διαθέσιμο, αποτελεί ένα θεμελιώδες στοιχείο της διαχείρισης αποθεμάτων, και είναι μια λεπτή πράξη εξισορρόπησης που πρέπει να διαχειρίζονται αποτελεσματικά οι επιχειρήσεις όλων των μεγεθών. Ο γενικός στόχος της αποθήκευσης είναι η διατήρηση ενός βέλτιστου επιπέδου αποθέματος που μπορεί να καλύψει τη ζήτηση των πελατών, ελαχιστοποιώντας ταυτόχρονα το κόστος που σχετίζεται με τη διατήρηση, την παραγγελία και την έλλειψη αποθεμάτων (Axsäter, 2015).

##### **Επίπεδα Εξυπηρέτησης Πελατών**

Η πρώτη σημασία της αποθήκευσης είναι η άμεση κάλυψη της ζήτησης των πελατών. Η αποτελεσματική αποθήκευση εξασφαλίζει ότι οι επιχειρήσεις έχουν αρκετά προϊόντα για να πουλήσουν, εγγυώνται τα επίπεδα εξυπηρέτησης και ενισχύοντας έτσι την ικανοποίηση των πελατών. Η άμεση κάλυψη της ζήτησης μειώνει τις πιθανότητες να στραφούν οι πελάτες σε ανταγωνιστές, μια κατάσταση που θα μπορούσε να έχει μακροπρόθεσμες επιπτώσεις στο μερίδιο αγοράς μιας εταιρείας (Cachon & Terwiesch, 2012).

##### **Διαχείριση κόστους**

Μια άλλη σημαντική πτυχή της αποθήκευσης σχετίζεται με τη διαχείριση κόστους. Η διατήρηση του αποθέματος δεσμεύει το κεφάλαιο και συνεπάγεται πρόσθετο κόστος, συμπεριλαμβανομένης της αποθήκευσης, της ασφάλισης, της απαξίωσης και της αλλοίωσης. Επομένως, η αποτελεσματική διαχείριση των αποθεμάτων επιτρέπει στις επιχειρήσεις να ελαχιστοποιήσουν αυτά τα κόστη. Εξίσου σημαντική είναι η αποφυγή των αποθεμάτων, καθώς μπορεί να οδηγήσουν σε χαμένες πωλήσεις, βιαστικές παραγγελίες ή διακοπές παραγωγής

στην περίπτωση των κατασκευαστικών εταιρειών, τα οποία θα μπορούσαν να διογκώσουν το κόστος (Nahmias & Olsen, 2015).

#### **Αποτελεσματικότητα Εφοδιαστικής Αλυσίδας**

Η αποθεματοποίηση παίζει επίσης ζωτικό ρόλο στη διασφάλιση της αποτελεσματικότητας της εφοδιαστικής αλυσίδας. Προστατεύοντας από τις αβεβαιότητες στη ζήτηση και την προσφορά, η αποτελεσματική αποθήκευση μπορεί να οδηγήσει σε ομαλότερες λειτουργίες, μειώνοντας τους χρόνους παράδοσης και επιτρέποντας την έγκαιρη παραγωγή. Αυτή η ικανότητα διαχείρισης των διακυμάνσεων της ζήτησης και της προσφοράς μπορεί να ενισχύσει σημαντικά τη λειτουργική αποτελεσματικότητα και το ανταγωνιστικό πλεονέκτημα μιας επιχείρησης (Hopp & Spearman, 2011).

#### **Διαχείριση κινδύνου**

Επιπλέον, η αποθήκευση είναι ένα κρίσιμο συστατικό της διαχείρισης κινδύνου. Λειτουργεί ως προστατευτικό κάλυμμα έναντι της μεταβλητότητας της ζήτησης και της προσφοράς, των αλλαγών του κύκλου ζωής του προϊόντος και των εξωτερικών διαταραχών, όπως οι απεργίες εργασίας, οι φυσικές καταστροφές ή τα παγκόσμια γεγονότα όπως οι πανδημίες. Διατηρώντας ένα βέλτιστο επίπεδο αποθεμάτων, οι επιχειρήσεις μπορούν να ανταποκριθούν καλύτερα σε αυτές τις αβεβαιότητες και να εξασφαλίσουν τη συνέχεια της επιχείρησης (Ritchie & Brindley, 2007).

#### **Οικονομική απόδοση**

Τέλος, η αποθήκευση μπορεί να επηρεάσει σημαντικά την οικονομική απόδοση μιας επιχείρησης. Το απόθεμα είναι ένα κρίσιμο συστατικό των κυκλοφορούντων περιουσιακών στοιχείων μιας εταιρείας, που επηρεάζει τη ρευστότητα και τη διαχείριση του κεφαλαίου κίνησης. Η ικανότητα αποτελεσματικής διαχείρισης των αποθεμάτων μπορεί να βελτιώσει τις ταμειακές ροές, να βελτιώσει την κερδοφορία και τελικά να αυξήσει την αξία των μετόχων (Gaur et al., 2005).

### **3.1.2 Μέθοδοι και στρατηγικές αποθεματοποίησης**

Έχουν αναπτυχθεί διάφορες μέθοδοι και στρατηγικές αποθεματοποίησης για να βοηθήσουν τις επιχειρήσεις να διαχειρίζονται αποτελεσματικά το απόθεμά τους. Αυτές οι προσεγγίσεις λαμβάνουν υπόψη τα πρότυπα ζήτησης, τους χρόνους παράδοσης, το κόστος και τους επιχειρηματικούς στόχους, μεταξύ άλλων παραγόντων. Ακολουθούν μερικές από τις κοινώς χρησιμοποιούμενες μεθόδους και στρατηγικές αποθήκευσης.

#### **Just-in-Time (JIT)**

Το JIT είναι μια στρατηγική που έχει σχεδιαστεί για να αυξάνει την αποτελεσματικότητα και να μειώνει τα αποθέματα λαμβάνοντας αγαθά μόνο όπως αυτά χρειάζονται στη διαδικασία παραγωγής, μειώνοντας έτσι το κόστος αποθεμάτων (Slack et al., 2010). Το JIT απαιτεί ακριβή πρόβλεψη ζήτησης και στενή συνεργασία με τους προμηθευτές. Ενώ μπορεί να μειώσει σημαντικά το κόστος διακράτησης, μπορεί επίσης να καταστήσει μια επιχείρηση ευάλωτη σε διακοπές εφοδιασμού.

#### **Οικονομική ποσότητα παραγγελίας (EOQ)**

Το EOQ είναι μια μέθοδος που καθορίζει τη βέλτιστη ποσότητα παραγγελίας για την ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους αποθέματος, συμπεριλαμβανομένων των εξόδων δια-

κράτησης και του κόστους παραγγελίας (Harris, 1913). Το EΟQ απαιτεί συνεχή ζήτηση και χρόνο παράδοσης και το κύριο όφελος έγκειται στην εξισορρόπηση αυτών των δύο τύπων κόστους.

#### **Απόθεμα ασφαλείας**

Το απόθεμα ασφαλείας είναι ένα επιπλέον απόθεμα που τηρείται για τον μετριασμό του κινδύνου εξάντλησης που προκαλείται από αβεβαιότητες στη ζήτηση και την προσφορά. Η ποσότητα του αποθέματος ασφαλείας που διατηρεί μια εταιρεία εξαρτάται από το επιθυμητό επίπεδο εξυπηρέτησης και τη μεταβλητότητα της ζήτησης και του χρόνου παράδοσης (Axsäter, 1996).

#### **Ανάλυση ABC**

Η ανάλυση ΑΒΣ είναι μια τεχνική για την κατηγοριοποίηση του αποθέματος σε τρεις ομάδες (Α, Β και Γ) με βάση τη σημασία τους. Τα στοιχεία «Α» είναι πολύ σημαντικά, τα στοιχεία «Β» είναι σημαντικά και τα στοιχεία «Γ» είναι οριακά σημαντικά. Αυτή η κατηγοριοποίηση επιτρέπει στις επιχειρήσεις να επικεντρώσουν τις προσπάθειές τους στη διαχείριση αποθεμάτων εκεί που θα έχουν τον πιο σημαντικό αντίκτυπο (Ramanathan, 2006).

#### **Σημείο αναδιάταξης (ROP)**

Το ROP είναι το επίπεδο αποθέματος στο οποίο πρέπει να τοποθετηθεί μια νέα παραγγελία. Το ROP λαμβάνει υπόψη τη ζήτηση κατά τη διάρκεια του χρόνου παράδοσης και το απόθεμα ασφαλείας. Ενεργοποιεί μια εντολή αναπλήρωσης όταν το απόθεμα πέσει σε αυτό το επίπεδο (Nahmias & Olsen, 2015).

#### **Σύστημα Περιοδικής Επισκόπησης**

Σε ένα σύστημα περιοδικής αναθεώρησης, το απόθεμα ελέγχεται σε τακτά χρονικά διαστήματα και δίνεται εντολή για να ανέβει το απόθεμα σε ένα προκαθορισμένο επίπεδο. Αυτό το σύστημα μπορεί να είναι πιο απλό στη λειτουργία από το σύστημα ROP, αλλά μπορεί να απαιτεί μεγαλύτερα αποθέματα ασφαλείας για να καλύψει ολόκληρη την περίοδο ανασκόπησης (Zipkin, 2000).

#### **Απόθεμα διαχειριζόμενο από προμηθευτή (VMI)**

Στο (VMI), ο προμηθευτής διαχειρίζεται το απόθεμα στην τοποθεσία του πελάτη. Ο προμηθευτής καθορίζει τις ποσότητες αναπλήρωσης και το χρονοδιάγραμμα με βάση το συμφωνημένο επίπεδο υπηρεσιών και την πολιτική αποθεμάτων. Το (VMI) μπορεί να οδηγήσει σε βελτιωμένο συντονισμό της εφοδιαστικής αλυσίδας και χαμηλότερα επίπεδα αποθεμάτων (Agrawal & Smith, 2009).

Συμπερασματικά, η επιλογή των μεθόδων και των στρατηγικών αποθήκευσης εξαρτάται από το επιχειρηματικό πλαίσιο, συμπεριλαμβανομένης της φύσης της ζήτησης και της προσφοράς, τη δομή του κόστους και τους στρατηγικούς στόχους. Μια αποτελεσματική στρατηγική αποθήκευσης συχνά περιλαμβάνει συνδυασμό αυτών των μεθόδων. Η τακτική αναθεώρηση και η προσαρμογή της στρατηγικής στο μεταβαλλόμενο επιχειρηματικό περιβάλλον είναι επίσης ζωτικής σημασίας.

### **3.2 Κόστη αποθεματοποίησης**

Το κόστος αποθέματος μπορεί να έχει ουσιαστικό αντίκτυπο στο τελικό αποτέλεσμα μιας εταιρείας. Αυτά τα κόστη περιλαμβάνουν όχι μόνο το κόστος αγοράς των ίδιων των αγαθών,

αλλά και το κόστος αποθήκευσης, διαχείρισης και ασφάλισης αυτών των αγαθών. Σε αυτήν την ενότητα, συζητάμε τους διαφορετικούς τύπους κόστους αποθεμάτων και πώς επηρεάζουν την κερδοφορία και τη λειτουργική αποτελεσματικότητα μιας επιχείρησης.

Το κόστος αποθέματος είναι το κόστος που σχετίζεται με τη διατήρηση, την αποθήκευση και τη διαχείριση του αποθέματος. Μπορούν να ταξινομηθούν σε τρεις κύριες κατηγορίες: έξοδα μεταφοράς, έξοδα παραγγελίας και κόστη αποθεμάτων.

### **1. Κόστος Μεταφοράς**

Τα έξοδα μεταφοράς, γνωστά και ως κόστη διακράτησης, είναι τα κόστη που σχετίζονται με την αποθήκευση αποθέματος για μια συγκεκριμένη περίοδο. Αυτά τα κόστη αντιπροσωπεύουν συνήθως το μεγαλύτερο μέρος του κόστους αποθέματος. Περιλαμβάνουν έξοδα αποθήκευσης (ενοίκιο αποθήκης, κοινόχρηστα κ.λπ.), ασφάλειες, φόρους, αποσβέσεις και έξοδα απαξίωσης. Επιπλέον, το κόστος μεταφοράς περιλαμβάνει επίσης κόστος ευκαιρίας, που αντιπροσωπεύει τις πιθανές αποδόσεις που θα μπορούσε να έχει κερδίσει μια εταιρεία εάν είχε επενδύσει τα χρήματα που είναι δεσμευμένα σε απόθεμα αλλού.

### **2. Κόστος Παραγγελίας**

Τα κόστη παραγγελίας είναι τα κόστη που πραγματοποιούνται κάθε φορά που μια εταιρεία υποβάλλει μια παραγγελία για την αναπλήρωση του αποθέματός της. Αυτά τα κόστη περιλαμβάνουν το κόστος προετοιμασίας παραγγελιών αγοράς, αποστολής και διακίνησης, καθώς και την παραλαβή και επιθεώρηση των αντικειμένων. Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι το κόστος παραγγελίας τείνει να μειώνεται καθώς αυξάνεται η ποσότητα παραγγελίας, οδηγώντας σε οικονομίες κλίμακας. Ωστόσο, η παραγγελία μεγαλύτερων ποσοτήτων έχει επίσης ως αποτέλεσμα υψηλότερο κόστος μεταφοράς, δημιουργώντας ένα συμβιβασμό που πρέπει να διαχειριστούν οι επιχειρήσεις.

### **3. Κόστος αποθεμάτων**

Τα κόστη αποθεμάτων πραγματοποιούνται όταν μια εταιρεία εξαντληθεί. Αυτά τα κόστη μπορεί να είναι άμεσο, όπως χαμένες πωλήσεις και το κόστος επίσπευσης παραγγελιών, ή έμμεσο, όπως η δυσaréσκεια των πελατών και πιθανή βλάβη στη φήμη της εταιρείας. Η ακριβής πρόβλεψη είναι κρίσιμη για την αποφυγή των αποθεμάτων και του συναφούς κόστους.

Η κατανόηση αυτών των δαπανών είναι ζωτικής σημασίας για την αποτελεσματική διαχείριση των αποθεμάτων. Οι επιχειρήσεις πρέπει να εξισορροπούν το κόστος μεταφοράς, το κόστος παραγγελιών και το κόστος απόθεμα για να επιτύχουν τα βέλτιστα επίπεδα αποθεμάτων. Αυτό το υπόλοιπο είναι γνωστό ως οικονομική ποσότητα παραγγελίας (EOQ), το μέγεθος της παραγγελίας που ελαχιστοποιεί το συνολικό κόστος παραγγελίας και μεταφοράς αποθέματος.

## **3.3 Εισαγωγή στα Συστήματα Διαχείρισης Αποθεμάτων**

### **3.3.1 Ρόλος και Σημασία των Συστημάτων Διαχείρισης Αποθεμάτων**

Τα συστήματα διαχείρισης αποθεμάτων είναι κεντρικά στις λειτουργίες των επιχειρήσεων που ασχολούνται με υλικά αγαθά, από τη μεταποίηση έως τις βιομηχανίες λιανικής. Αυτά τα συστήματα διαδραματίζουν κεντρικό ρόλο στην παρακολούθηση και τη διαχείριση της ροής

των αγαθών, από τις πρώτες ύλες έως τα τελικά προϊόντα, διασφαλίζοντας τη βέλτιστη χρήση των πόρων και δίνοντας τη δυνατότητα στις εταιρείες να παρέχουν καλύτερη εξυπηρέτηση πελατών.

### **Ρόλος Συστημάτων Διαχείρισης Αποθεμάτων**

Στο πιο θεμελιώδες επίπεδο, ένα σύστημα διαχείρισης αποθεμάτων εκτελεί τη λειτουργία της παρακολούθησης των ποσοτήτων των αγαθών σε απόθεμα και της ενεργοποίησης των διαδικασιών ανανέωσης αποθεμάτων όταν τα επίπεδα πέφτουν κάτω από τα προκαθορισμένα όρια (Rushton et al., 2022). Αυτή η λειτουργία βοηθά στην αποφυγή εξαντλήσεων και υπερβολικών αποθεμάτων, που μπορεί να επηρεάσουν την κερδοφορία και τη φήμη μιας επιχείρησης.

Τα συστήματα διαχείρισης αποθεμάτων παρέχουν επίσης ζωτικής σημασίας δεδομένα για την πρόβλεψη και τον προγραμματισμό των πωλήσεων. Τα ιστορικά δεδομένα πωλήσεων, σε συνδυασμό με τεχνικές πρόβλεψης, επιτρέπουν την ακριβή πρόβλεψη της μελλοντικής ζήτησης, η οποία με τη σειρά της καθοδηγεί τις διαδικασίες παραγωγής ή προμηθειών.

Επιπλέον, αυτά τα συστήματα διευκολύνουν την εφαρμογή διαφόρων στρατηγικών διαχείρισης αποθεμάτων, όπως Just-in-Time (JIT), Οικονομική Ποσότητα Παραγγελίας (EOX) και ανάλυση ABC, μεταξύ άλλων. Βοηθούν τις εταιρείες να υπολογίσουν τα βέλτιστα επίπεδα αποθεμάτων, τα σημεία αναπαραγγελίας, το απόθεμα ασφαλείας και τις ποσότητες παραγγελιών, ελαχιστοποιώντας έτσι το κόστος και βελτιώνοντας την αποτελεσματικότητα (Axsäter, 1996).

Παρακάτω αναλύονται οι σημαντικότεροι λόγοι που αναδεικνύουν την κρισιμότητα των συστημάτων διαχείρισης αποθεμάτων:

#### **Βελτιστοποίηση Κόστους**

Πρώτον, βοηθούν στη βελτιστοποίηση του κόστους. Διασφαλίζοντας ότι διατηρούνται σε απόθεμα οι σωστές ποσότητες αγαθών, οι επιχειρήσεις μπορούν να μειώσουν το κόστος που σχετίζεται με υπερβολικό απόθεμα, συμπεριλαμβανομένου του κόστους αποθήκευσης, απαξίωσης και ασφάλισης. Ταυτόχρονα, αποτρέπουν τα κόστη που σχετίζονται με τα αποθέματα, συμπεριλαμβανομένων των χαμένων πωλήσεων και της δυσaráεσκειας των πελατών (Ritchie & Rosas, 2007).

#### **Αποτελεσματικότητα και Παραγωγικότητα**

Δεύτερον, τα συστήματα διαχείρισης αποθεμάτων βελτιώνουν την αποδοτικότητα και την παραγωγικότητα. Αυτοματοποιούν πολλές από τις εγκόσμιες εργασίες που σχετίζονται με τη διαχείριση αποθεμάτων, απελευθερώνοντας το προσωπικό να επικεντρωθεί σε άλλες δραστηριότητες προστιθέμενης αξίας. Μειώνουν επίσης τα σφάλματα που σχετίζονται με τη μη αυτόματη παρακολούθηση αποθέματος και διασφαλίζουν ενημερώσεις σε πραγματικό χρόνο των επιπέδων αποθέματος (Verma & Boyer, 2010).

#### **Ικανοποίηση των πελατών**

Τρίτον, ενισχύουν την ικανοποίηση των πελατών. Αποτρέποντας καταστάσεις εξάντλησης αποθεμάτων, οι επιχειρήσεις μπορούν να ανταποκριθούν άμεσα στη ζήτηση των πελατών, ενισχύοντας τη φήμη και την πίστη των πελατών τους. Επιπλέον, καθιστούν δυνατή την ταχύτερη εκπλήρωση των παραγγελιών, κάτι που είναι κρίσιμος παράγοντας για την ικανοποίηση των πελατών στο σημερινό γρήγορο επιχειρηματικό περιβάλλον (Kumar & Reinartz, 2018).

### **Λήψη Στρατηγικών Αποφάσεων**

Τέλος, τα συστήματα διαχείρισης αποθεμάτων υποστηρίζουν τη λήψη στρατηγικών αποφάσεων. Τα δεδομένα που δημιουργούνται από αυτά τα συστήματα παρέχουν ανεκτίμητες πληροφορίες για τις τάσεις των πωλήσεων, την απόδοση των προϊόντων και τις προτιμήσεις των πελατών. Αυτές οι πληροφορίες μπορούν να καθοδηγήσουν αποφάσεις για την ανάπτυξη προϊόντων, τις στρατηγικές μάρκετινγκ και την επέκταση της επιχείρησης, μεταξύ άλλων (Hugos, 2018).

### **3.3.2 Τύποι Συστημάτων Διαχείρισης Αποθεμάτων**

Τα συστήματα διαχείρισης αποθεμάτων διαφέρουν σημαντικά ως προς την πολυπλοκότητά τους και τις δυνατότητες που προσφέρουν. Μπορούν να κατηγοριοποιηθούν ευρέως σε πέντε τύπους: χειροκίνητα συστήματα, συστήματα barcode, συστήματα αναγνώρισης ραδιοσυχνοτήτων (RFID), συστήματα με δυνατότητα Internet of Things (IoT) και συστήματα αυτοματοποιημένης αποθήκευσης και ανάκτησης (ASRS).

#### **Εγχειρίδια Συστήματα**

Η πιο βασική μορφή διαχείρισης αποθεμάτων, τα χειροκίνητα συστήματα, περιλαμβάνουν φυσικές μετρήσεις αποθεμάτων σε τακτά χρονικά διαστήματα. Αυτή η προσέγγιση είναι υψηλής έντασης εργασίας και επιρρεπής σε ανθρώπινο λάθος, αλλά μπορεί να είναι επαρκής για πολύ μικρές επιχειρήσεις με περιορισμένο απόθεμα.

#### **Συστήματα Barcode**

Τα συστήματα γραμμωτού κώδικα χρησιμοποιούν γραμμωτούς κώδικες και σαρωτές για την παρακολούθηση του αποθέματος. Κάθε είδος στο απόθεμα φέρει ετικέτα με έναν μοναδικό γραμμωτό κώδικα, ο οποίος μπορεί να σαρωθεί κατά τις συναλλαγές για να ενημερώνονται αυτόματα τα επίπεδα αποθέματος. Τα συστήματα γραμμωτού κώδικα βελτιώνουν την ακρίβεια της παρακολούθησης του αποθέματος και επιταχύνουν διαδικασίες όπως το ζησεκ-οι και η απογραφή. Ωστόσο, εξακολουθούν να απαιτούν χειροκίνητο χειρισμό και δεν μπορούν να παρέχουν ενημερώσεις αποθέματος σε πραγματικό χρόνο σε ορισμένες περιπτώσεις (Ngai et al., 2008).

#### **Συστήματα Αναγνώρισης Ραδιοσυχνοτήτων (RFID).**

Τα συστήματα ΡΦΙΔ χρησιμοποιούν ραδιοκύματα για την παρακολούθηση του αποθέματος. Κάθε στοιχείο φέρει ετικέτα με μια ετικέτα ΡΦΙΔ, η οποία μπορεί να διαβαστεί από απόσταση χρησιμοποιώντας έναν αναγνώστη ΡΦΙΔ. Σε αντίθεση με τους γραμμωτούς κώδικες, οι ετικέτες ΡΦΙΔ μπορούν να διαβαστούν μαζικά και δεν απαιτούν οπτική επαφή στον αναγνώστη, επιτρέποντας την παρακολούθηση του αποθέματος σε πραγματικό χρόνο. Ενώ τα συστήματα ΡΦΙΔ προσφέρουν ανώτερη ακρίβεια και αποτελεσματικότητα σε σύγκριση με τα συστήματα βαρσοδε, είναι επίσης πιο ακριβά στην εφαρμογή τους (Sarac et al., 2010).

#### **Συστήματα με δυνατότητα Internet of Things (IoT).**

Τα συστήματα διαχείρισης αποθέματος με δυνατότητα IoT εκμεταλλεύονται τις δυνατότητες συνδεσιμότητας και επεξεργασίας δεδομένων των συσκευών (IoT). Αυτά τα συστήματα χρησιμοποιούν μια ποικιλία αισθητήρων για την παρακολούθηση της θέσης, της κατάστασης και της κίνησης του αποθέματος σε πραγματικό χρόνο. Μπορούν επίσης να αξιοποιήσουν προηγμένα αναλυτικά στοιχεία για τη βελτιστοποίηση των επιπέδων αποθέματος, την

πρόβλεψη της ζήτησης και τον έγκαιρο εντοπισμό προβλημάτων. Ενώ τα συστήματα (IoT) προσφέρουν άνευ προηγουμένου ορατότητα και έλεγχο του αποθέματος, απαιτούν σημαντικές επενδύσεις σε υλικό, λογισμικό και ασφάλεια δεδομένων (Ahmed et al., 2016).

#### **Αυτοματοποιημένα Συστήματα Αποθήκευσης και Ανάκτησης (ASRS)**

Τα (ASRS) είναι συστήματα αποθήκευσης υψηλής πυκνότητας που χρησιμοποιούν αυτοματισμό για την αποθήκευση και την ανάκτηση αντικειμένων. Αυτά τα συστήματα μπορούν να λειτουργήσουν σε στενούς διαδρόμους και ψηλά ράφια, μεγιστοποιώντας τη χρήση του χώρου της αποθήκης. Το (ASRS) μπορεί να επιταχύνει σημαντικά την παραλαβή παραγγελιών και να μειώσει τις απαιτήσεις εργασίας. Ωστόσο, απαιτούν υψηλή αρχική επένδυση και μπορεί να είναι πολύπλοκη για την εφαρμογή και τη συντήρηση (De Koster et al., 2007).

Συμπερασματικά, η επιλογή του συστήματος διαχείρισης αποθεμάτων εξαρτάται από τις ανάγκες, τους πόρους και τους στρατηγικούς στόχους της επιχείρησης. Τα πιο προηγμένα συστήματα προσφέρουν υψηλότερη ακρίβεια και αποτελεσματικότητα, αλλά συνοδεύονται επίσης από υψηλότερο κόστος υλοποίησης και πολυπλοκότητα. Επομένως, οι επιχειρήσεις πρέπει να σταθμίζουν προσεκτικά αυτούς τους παράγοντες όταν επιλέγουν ένα σύστημα διαχείρισης αποθεμάτων.

### **3.3.3 Βασικά χαρακτηριστικά των συστημάτων διαχείρισης αποθεμάτων**

Τα αποτελεσματικά συστήματα διαχείρισης αποθεμάτων, ανεξάρτητα από την τεχνολογική τους πολυπλοκότητα, πρέπει να διαθέτουν ορισμένα θεμελιώδη χαρακτηριστικά για τον εξορθολογισμό των λειτουργιών, την αύξηση της αποδοτικότητας και τη βελτιστοποίηση του κόστους. Παρακάτω, εξετάζουμε εννέα βασικά χαρακτηριστικά.

#### **1. Παρακολούθηση αποθέματος σε πραγματικό χρόνο**

Η παρακολούθηση αποθέματος σε πραγματικό χρόνο είναι η δυνατότητα διατήρησης ενημερωμένων αρχείων αποθεμάτων. Αυτή η δυνατότητα δίνει τη δυνατότητα στις επιχειρήσεις να γνωρίζουν ακριβώς τι έχουν στη διάθεσή τους ανά πάσα στιγμή, συμβάλλοντας στην αποφυγή των αποθεμάτων, των υπερβολικών αποθεμάτων και της ανάγκης για φυσικές μετρήσεις.

#### **2. Πρόβλεψη ζήτησης**

Η πρόβλεψη ζήτησης είναι η χρήση ιστορικών δεδομένων και αλγορίθμων για την πρόβλεψη της μελλοντικής ζήτησης. Ένα αποτελεσματικό σύστημα διαχείρισης αποθεμάτων θα πρέπει να έχει ισχυρές δυνατότητες πρόβλεψης της ζήτησης, επιτρέποντας στις επιχειρήσεις να προβλέπουν τη ζήτηση των πελατών και να σχεδιάζουν ανάλογα τα επίπεδα αποθεμάτων τους.

#### **3. Αυτοματοποίηση εργασιών**

Η αυτοματοποίηση εργασιών είναι ένα χαρακτηριστικό που εξαλείφει τη χειρωνακτική παρέμβαση σε εργασίες ρουτίνας όπως η εισαγωγή δεδομένων, η επεξεργασία παραγγελιών και οι μετρήσεις αποθεμάτων. Ο αυτοματισμός αυξάνει την αποτελεσματικότητα, μειώνει την πιθανότητα σφαλμάτων και απελευθερώνει τους υπαλλήλους να επικεντρωθούν σε πιο στρατηγικές εργασίες.

#### **4. Κεντρική Πληροφόρηση**

Η κεντρική πληροφορία είναι η ενοποίηση όλων των δεδομένων αποθέματος σε μια ενιαία,

εύκολα προσβάσιμη τοποθεσία. Αυτή η δυνατότητα επιτρέπει στις επιχειρήσεις να έχουν μια ολοκληρωμένη εικόνα του αποθέματός τους, διευκολύνει την ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ των τμημάτων και επιτρέπει τη λήψη πιο ενημερωμένων αποφάσεων.

### **5.Βελτιστοποίηση αποθέματος**

Η βελτιστοποίηση αποθέματος είναι η ικανότητα του συστήματος να προσδιορίζει τη σωστή ποσότητα αποθέματος που θα κρατήσει για να καλύψει τη ζήτηση των πελατών ελαχιστοποιώντας ταυτόχρονα το κόστος. Αυτή η δυνατότητα μπορεί να λάβει υπόψη παράγοντες όπως ο χρόνος παράδοσης, το κόστος μεταφοράς και η μεταβλητότητα της ζήτησης για να προτείνει τα βέλτιστα επίπεδα αποθεμάτων.

### **6.Διαχείριση πολλαπλών τοποθεσιών**

Η διαχείριση πολλών τοποθεσιών είναι η δυνατότητα διαχείρισης αποθέματος σε πολλές τοποθεσίες, είτε πρόκειται για διαφορετικές αποθήκες, καταστήματα ή γεωγραφικές περιοχές. Αυτό το χαρακτηριστικό είναι ζωτικής σημασίας για επιχειρήσεις με πολύπλοκες αλυσίδες εφοδιασμού, επιτρέποντας την αποτελεσματική κατανομή του αποθέματος και την ορατότητα σε επίπεδα αποθέματος σε κάθε τοποθεσία.

### **7. Ενοποίηση με άλλα συστήματα**

Η ενοποίηση με άλλα συστήματα όπως τα συστήματα πωλήσεων, προμηθειών και χρηματοδότησης είναι ένα άλλο βασικό χαρακτηριστικό (Axsäter, 1996). Αυτό επιτρέπει την απρόσκοπτη ροή δεδομένων μεταξύ συστημάτων, βελτιώνοντας την ακρίβεια, παρέχοντας ολοκληρωμένες επιχειρηματικές πληροφορίες και επιτρέποντας συντονισμένο σχεδιασμό και λήψη αποφάσεων.

### **8. Αναφορές και Αναλύσεις**

Οι δυνατότητες αναφοράς και αναλυτικών στοιχείων επιτρέπουν στις επιχειρήσεις να δημιουργούν διορατικές αναφορές και πίνακες εργαλείων για διάφορες μετρήσεις αποθέματος (Rushton et al., 2022). Αυτά μπορούν να παρέχουν πληθώρα πληροφοριών σχετικά με τις τάσεις πωλήσεων, την απόδοση του προϊόντος, τον κύκλο εργασιών του αποθέματος και πολλά άλλα, βοηθώντας στη λήψη στρατηγικών αποφάσεων.

### **9. Επεκτασιμότητα**

Η επεκτασιμότητα είναι η ικανότητα του συστήματος να προσαρμόζει την επιχειρηματική ανάπτυξη. Καθώς οι επιχειρήσεις αναπτύσσονται και οι ανάγκες διαχείρισης αποθεμάτων τους εξελίσσονται, το σύστημα θα πρέπει να μπορεί να χειρίζεται αυξημένους όγκους δεδομένων, πιο σύνθετες λειτουργίες και επιπλέον χρήστες χωρίς υποβάθμιση της απόδοσης.

Συμπερασματικά, ενώ οι συγκεκριμένες απαιτήσεις μπορεί να διαφέρουν από τη μια επιχείρηση στην άλλη, ένα αποτελεσματικό σύστημα διαχείρισης αποθεμάτων θα πρέπει να διαθέτει αυτά τα βασικά χαρακτηριστικά. Η επιλογή ενός συστήματος που πληροί αυτά τα κριτήρια μπορεί να βελτιώσει σημαντικά τις δυνατότητες διαχείρισης αποθεμάτων μιας επιχείρησης, οδηγώντας σε βελτιωμένη λειτουργική αποτελεσματικότητα, ικανοποίηση πελατών και κερδοφορία.



## 3.4 Αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας ενός συστήματος διαχείρισης αποθεμάτων

### 3.4.1 Βασικοί δείκτες απόδοσης για τη διαχείριση αποθεμάτων

Η αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας ενός συστήματος διαχείρισης αποθεμάτων είναι ζωτικής σημασίας για τις επιχειρήσεις, καθώς μπορεί να παρέχει πληροφορίες για το πόσο καλά το σύστημα εκπληρώνει τους στόχους του και να ενημερώσει τις απαραίτητες βελτιώσεις. Η διαδικασία αξιολόγησης συχνά περιλαμβάνει τη χρήση βασικών δεικτών απόδοσης (KPIs), οι οποίοι είναι μετρήσιμες τιμές που δείχνουν την αποτελεσματικότητα των λειτουργιών μιας εταιρείας. Ακολουθούν ορισμένοι από τους κύριους KPI που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση συστημάτων διαχείρισης αποθεμάτων:

#### 1. Κύκλος εργασιών αποθεμάτων

Ο κύκλος εργασιών αποθεμάτων είναι μια αναλογία που δείχνει πόσες φορές μια εταιρεία έχει πουλήσει και αντικαταστήσει απόθεμα κατά τη διάρκεια μιας συγκεκριμένης περιόδου. Υπολογίζεται διαιρώντας το κόστος των αγαθών που πωλήθηκαν με το μέσο απόθεμα κατά την ίδια περίοδο (δξ, 2005). Ένα υψηλότερο ποσοστό κύκλου εργασιών μπορεί να υποδηλώνει αποτελεσματική διαχείριση αποθεμάτων, καθώς σημαίνει ότι το απόθεμα δεν κρατιέται για πολύ, με αποτέλεσμα χαμηλότερο κόστος αποθήκευσης και λιγότερα απαρχαιωμένα αντικείμενα. Ωστόσο, ο πολύ υψηλός κύκλος εργασιών μπορεί να οδηγήσει σε αποθέματα και χαμένες πωλήσεις.

#### 2. Ημέρες απογραφής στο χέρι

Το Days of Inventory on Hand (DOH) μετρά τον αριθμό των ημερών που χρειάζεται μια εταιρεία για να πουλήσει το διαθέσιμο απόθεμά της. Υπολογίζεται διαιρώντας το μέσο απόθεμα με το κόστος των πωληθέντων αγαθών και, στη συνέχεια, πολλαπλασιάζοντας με τον αριθμό των ημερών της περιόδου. Οι χαμηλότερες τιμές DOH συνήθως υποδεικνύουν αποτελεσματική διαχείριση αποθεμάτων, καθώς συνεπάγονται ταχύτερο κύκλο εργασιών αποθέματος. Ωστόσο, πολύ χαμηλή DOH μπορεί να υποδηλώνει ανεπαρκές απόθεμα ασφαλείας και υψηλότερο κίνδυνο αποθεμάτων.

#### 3. Ποσοστό αποθεμάτων

Το ποσοστό αποθεμάτων είναι η συχνότητα με την οποία ένα είδος δεν είναι διαθέσιμο όταν χρειάζεται. Αυτό το επιτόκιο είναι κρίσιμο, καθώς τα αποθέματα μπορούν να οδηγήσουν σε χαμένες πωλήσεις και να βλάψουν τη φήμη μιας εταιρείας. Ένα χαμηλό ποσοστό αποθεμάτων είναι γενικά σημάδι αποτελεσματικής διαχείρισης αποθεμάτων. Ωστόσο, η επίτευξη χαμηλού ποσοστού αποθεμάτων συχνά συνεπάγεται τη διατήρηση υψηλότερων επιπέδων αποθέματος, γεγονός που μπορεί να αυξήσει το κόστος διακράτησης (Cachon & Terwiesch, 2012).

#### 4. Ακρίβεια αποθέματος

Η ακρίβεια του αποθέματος είναι ένα μέτρο του πόσο στενά ταιριάζουν τα επίπεδα αποθέματος που δηλώνονται με την πραγματική ποσότητα του αποθέματος. Η υψηλή ακρίβεια του αποθέματος είναι απαραίτητη για αποτελεσματικές λειτουργίες, καθώς οι ανακρίβειες μπορούν να οδηγήσουν σε μια σειρά προβλημάτων, όπως εξαντλήσεις αποθεμάτων, υπερβολικό απόθεμα και ανακρίβειες προβλέψεων. Η βελτιωμένη ακρίβεια προκύπτει συχνά από

ισχυρές πρακτικές ελέγχου των αποθεμάτων, όπως η τακτική καταμέτρηση κύκλων και η χρήση συστημάτων διαχείρισης αποθεμάτων.

### **5. Μεικτό Περιθώριο Απόδοσης Επένδυσης (GMROI)**

Το GMROI είναι ένας δείκτης κερδοφορίας που δείχνει πόσα μικτά κέρδη πραγματοποιεί μια εταιρεία για κάθε δολάριο που επενδύεται σε απόθεμα. Υπολογίζεται διαιρώντας το μεικτό περιθώριο με το μέσο κόστος αποθέματος. Ένα υψηλότερο GMROI υποδηλώνει ότι μια εταιρεία πουλά το απόθεμά της με υψηλότερο περιθώριο κέρδους ή μετατρέπει το απόθεμά της πιο γρήγορα. Και τα δύο είναι σημάδια αποτελεσματικής διαχείρισης αποθεμάτων.

### **6. Χρόνος Κύκλου Παραγγελίας**

Ο χρόνος κύκλου παραγγελίας είναι η διάρκεια από τη στιγμή που ένας πελάτης υποβάλει μια παραγγελία μέχρι να τη λάβει. Οι μικρότεροι χρόνοι κύκλου μπορούν να οδηγήσουν σε υψηλότερη ικανοποίηση των πελατών. Η αποτελεσματική διαχείριση αποθέματος μπορεί να μειώσει τους χρόνους του κύκλου παραγγελιών διασφαλίζοντας ότι τα είδη είναι άμεσα διαθέσιμα για αποστολή όταν γίνονται παραγγελίες.

Αυτοί οι KPI προσφέρουν πολύτιμες πληροφορίες για την αποτελεσματικότητα ενός συστήματος διαχείρισης αποθεμάτων. Ωστόσο, είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι οι βέλτιστες τιμές για αυτούς τους KPI εξαρτώνται από διάφορους παράγοντες, όπως η φύση της επιχείρησης, ο κλάδος και οι συγκεκριμένοι στόχοι της στρατηγικής διαχείρισης αποθέματος. Ως εκ τούτου, οι επιχειρήσεις θα πρέπει να επιλέγουν και να ερμηνεύουν αυτούς τους KPI στο πλαίσιο των ειδικών περιστάσεων τους.

## **3.5 Σχέση μεταξύ Διαχείρισης Αποθεμάτων και Πρόβλεψης**

Η σχέση μεταξύ διαχείρισης αποθεμάτων και πρόβλεψης είναι σημαντική. Η ακριβής πρόβλεψη χρησιμεύει ως βάση για την αποτελεσματική διαχείριση των αποθεμάτων. Επιπρεάζει κάθε μέρος της εφοδιαστικής αλυσίδας και είναι καθοριστικής σημασίας για την επιτυχία του οργανισμού. Χωρίς ακριβή πρόβλεψη, οι επιχειρήσεις κινδυνεύουν με εξάντληση αποθεμάτων που έχουν ως αποτέλεσμα χαμένες πωλήσεις και δυσαρέσκεια των πελατών ή υπεραποθέματα που οδηγούν σε αυξημένα κόστη διακράτησης και σπατάλη (Ramanathan, 2006).

### **3.5.1 Ο ρόλος της πρόβλεψης στη διαχείριση αποθεμάτων**

Η πρόβλεψη παίζει καθοριστικό ρόλο στη διαχείριση αποθεμάτων. Κατά κύριο λόγο, βοηθά τις επιχειρήσεις να προβλέψουν τη μελλοντική ζήτηση, δίνοντάς τους τη δυνατότητα να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις σχετικά με το πόσο απόθεμα θα διατηρούν και πότε να παραγγείλουν περισσότερα. Εδώ, εμβαθύνουμε σε τέσσερις κρίσιμους ρόλους της πρόβλεψης στη διαχείριση αποθεμάτων.

#### **1. Πρόβλεψη ζήτησης**

Ο πιο θεμελιώδης ρόλος της πρόβλεψης είναι η πρόβλεψη της ζήτησης των πελατών. Οι επιχειρήσεις αναλύουν ιστορικά δεδομένα πωλήσεων, τάσεις αγοράς, εποχιακές διακυμάνσεις και άλλους σχετικούς παράγοντες για να εκτιμήσουν τις μελλοντικές πωλήσεις. Η ακριβής πρόβλεψη της ζήτησης βοηθά στην αποφυγή καταστάσεων αποθεμάτων και υπεραποθεμάτων,

που και τα δύο μπορεί να είναι δαπανηρά.

## **2. Προσδιορισμός Αποθεμάτων Ασφαλείας**

Το απόθεμα ασφαλείας χρησιμεύει ως αποθέματα ασφαλείας έναντι της διακύμανσης της ζήτησης ή του χρόνου παράδοσης (Silver et al., 1998). Η πρόβλεψη βοηθά στον καθορισμό του βέλτιστου επιπέδου αποθέματος ασφαλείας που πρέπει να διατηρηθεί. Με την αξιολόγηση της μεταβλητότητας και της προβλεψιμότητας της ζήτησης, οι επιχειρήσεις μπορούν να διατηρήσουν αρκετό απόθεμα ασφαλείας για να αποτρέψουν τα αποθέματα χωρίς να δεσμεύουν υπερβολικά μεγάλα κεφάλαια σε πλεονάζοντα απόθεμα.

## **3. Υπολογισμός Σημείου Αναδιάταξης**

Το σημείο αναδιάταξης είναι το επίπεδο αποθέματος στο οποίο πρέπει να τοποθετηθεί μια νέα παραγγελία (Axsäter, 1996). Η ακριβής πρόβλεψη ζήτησης είναι ζωτικής σημασίας για τον καθορισμό του σημείου αναδιάταξης. Οι επιχειρήσεις πρέπει να γνωρίζουν πόσα προϊόντα αναμένουν να πουλήσουν κατά τη διάρκεια του χρόνου παράδοσης για να αποτρέψουν τα αποθέματα.

## **4. Σχεδιασμός Παραγωγής**

Στις μεταποιητικές επιχειρήσεις, η πρόβλεψη τροφοδοτεί τον προγραμματισμό παραγωγής. Οι ακριβείς προβλέψεις ζήτησης επιτρέπουν στις επιχειρήσεις να προγραμματίζουν αποτελεσματικά τις παραγωγικές διαδικασίες, διασφαλίζοντας ότι παράγουν αρκετά αγαθά για να ανταποκριθούν στην αναμενόμενη ζήτηση χωρίς να δημιουργούν περιττές υπερβολές.

Συμπερασματικά, η πρόβλεψη παίζει κεντρικό ρόλο στη διαχείριση αποθεμάτων, παρέχοντας τις απαραίτητες πληροφορίες για τη λήψη βασικών αποφάσεων απογραφής. Ωστόσο, είναι σημαντικό να αναγνωρίσουμε ότι η πρόβλεψη είναι μια εγγενώς αβέβαιη διαδικασία. Ως εκ τούτου, οι επιχειρήσεις πρέπει να ενημερώνουν συνεχώς τις προβλέψεις τους και να προσαρμόζουν τις στρατηγικές αποθεμάτων τους ως απάντηση στις μεταβαλλόμενες συνθήκες της αγοράς.



## Κεφάλαιο **4**

# Πειραματική διαδικασία

---

Σο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την υλοποίηση της πειραματικής διαδικασίας, ενώ στη συνέχεια παρουσιάζονται αναλύονται τα αποτελέσματα αυτής.

### 4.1 Δεδομένα

Για το σύνολο της πειραματικής διαδικασίας, λαμβάνεται υπόψη το σύνολο δεδομένων του διαγωνισμού M5, το οποίο περιλαμβάνει τις ημερήσιες πωλήσεις 3049 προϊόντων που πωλούνται από την εταιρεία Walmart σε 10 από τα καταστήματά της στην Καλιφόρνια, το Τέξας και το Ουισκόνσιν, καλύπτοντας μια περίοδο από 29-01-2011 έως 19-06-2016. Οι Makridakis et al. (2021) περιγράφουν την οργάνωση και την υλοποίηση του διαγωνισμού και παρουσιάζουν αναλυτικά τα δεδομένα και τα χαρακτηριστικά τους.

Αξίζει να σημειωθεί ότι σύμφωνα με τους Theodorou et al. (2021), οι οποίοι εκμεταλεύτηκαν την αποικονιστική ανάλυση χρονοσειρών βάσει των χαρακτηριστικών αυτών, σε ακολουθία με τους Spiliotis et al. (2020) και Kang et al. (2017), το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων είναι αντιπροσωπευτικό του κλάδου λιανικής. Κατά συνέπεια, τα αποτελέσματα της παρούσας διπλωματικής δύναται να γενικευτούν σε ολόκληρο τον κλάδο.

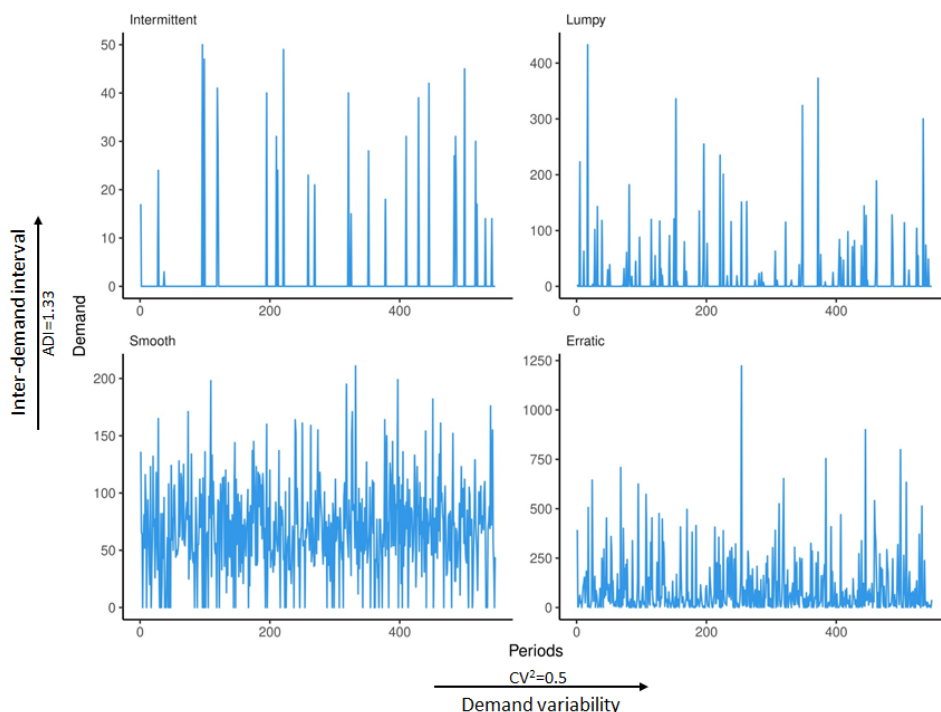
Αν και το σύνολο δεδομένων M5 αποτελείται αρχικά από δώδεκα επίπεδα, ομαδοποιώντας τις σειρές με ιεραρχικό τρόπο βάσει την τοποθεσία (πολιτεία και κατάστημα των ΗΠΑ) και τον τύπο (κατηγορία και τμήμα) των ειδών που πωλούνται, η παρούσα διπλωματική εστιάζει στο 11<sup>ο</sup> επίπεδο, που αντιστοιχεί στις πωλήσεις σε επίπεδο προϊόντος-πολιτείας. Ως αποτέλεσμα, και υποθέτοντας ότι χρησιμοποιείται διαφορετική αποθήκη ανά πολιτεία για την εκπλήρωση των παραγγελιών όλων των αντίστοιχων καταστημάτων (4 καταστήματα στην Καλιφόρνια και από 3 καταστήματα στο Τέξας και το Ουισκόνσιν), η ανάλυσή μας γίνεται πιο σχετική στις ρυθμίσεις ανεφοδιασμού μιας αποθήκης. Ωστόσο, παρόμοια συμπεράσματα μπορεί να ισχύουν και στην παραγγελειοδότηση καταστημάτων.

Από τις αρχικές 9147 χρονοσειρές που ήταν διαθέσιμες σε επίπεδο προϊόντος-πολιτείας, 534 απορρίφθηκαν από το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε στις προσομοιώσεις για να διασφαλιστεί ότι όλες οι σειρές περιλαμβάνουν τουλάχιστον δύο πλήρη ημερολογιακά έτη παρατηρήσεων. Όπως θα εξηγηθεί στην Υποενότητα 4.2, το πρώτο έτος θα χρησιμοποιηθεί για την προετοιμασία της προσομοίωσης και την εκπαίδευση των μεθόδων πρόβλεψης, ενώ το δεύτερο έτος για την αξιολόγηση.

Ο Πίνακας 4.1 συνοψίζει το πλήθος και το μέσο μήκος των σειρών που περιλαμβάνονται στο φιλτραρισμένο σύνολο δεδομένων, υποδεικνύοντας επίσης την αναλογία των σειρών που ταξινομούνται ως ακανόνιστες, ογκώδεις, ομαλές και διαλείπουσες (Syntetos et al., 2005). Η ταξινόμηση πραγματοποιείται με βάση τη μεταβλητότητα (squared coefficient of variation of the demand sizes:  $CV^2$ ) και τη σποραδικότητα (average inter-demand interval:  $ADI$ ) της ζήτησης, λαμβάνοντας υπόψη ένα όριο τιμών (cut-off value) 0.5 και 4/3, αντίστοιχα (Kostenko & Hyndman, 2006). Όπως φαίνεται, η πλειονότητα των σειρών εμπίπτει στη διαλείπουσα κατηγορία (intermittent), ακολουθούμενη από την ομαλή (smooth), ενώ ένα μικρότερο ποσοστό της σειράς ταξινομείται ως άμορφη (lumpy) ή ακανόνιστη (erratic). Κατά συνέπεια, αναμένουμε τα αποτελέσματά μας να είναι πιο συναφή για εταιρείες που πωλούν προϊόντα σχετικά σταθερής ζήτησης, όπως προϊόντα διατροφής γρήγορης κίνησης (smooth) και είδη οικιακής χρήσης (intermittent), αλλά επίσης αντιπροσωπεύουν επαρκώς προϊόντα βραδείας κίνησης (lumpy) και αγαθά με συχνές προσφορές ή εκπτώσεις (erratic). Ενδεικτικές σειρές κάθε κλάσης φαίνονται στο σχήμα 4.1.

Πίνακας 4.1: Επισκόπηση του συνόλου δεδομένων M5.

Time series	Mean Observations	Erratic	Lumpy	Smooth	Intermittent
8613	1648	8.0%	12.3%	35.0%	44.7%



Σχήμα 4.1: Παραδείγματα χρονοσειρών των τεσσάρων κατηγοριών μοτίβων ζήτησης.

Ο Πίνακας 4.2 παρέχει ορισμένα περιγραφικά στατιστικά στοιχεία του συνόλου δεδομένων, συμπεριλαμβανομένου του μέσου όρου και της τυπικής απόκλισης των μεγεθών

ζήτησης των SKU (Stock Keeping Units), δηλαδή των μοναδικών προϊόντων, των διαστημάτων μεταξύ των θετικών παρατηρήσεων και της ζήτησης που παρατηρείται ανά περίοδο, καθώς και τη μέση τιμή μονάδας.

Πίνακας 4.2: Στατιστικά στοιχεία του συνόλου δεδομένων M5.

8,613 SKUs	Demand sizes (units)		Inter-demand intervals (periods)		Demand per period (units / period)		Unit price (dollars)
	Mean	St. dev.	Mean	St. dev.	Mean	St. dev.	Mean
Min	1.05	0.22	1.00	0.02	0.08	0.29	0.20
25%ile	1.82	1.45	1.15	0.84	0.93	1.21	2.15
Median	2.87	1.95	1.42	2.23	2.06	2.05	3.33
75%ile	5.43	3.52	2.04	4.88	4.58	3.71	5.80
Max	307.94	171.31	12.96	100.82	254.15	194.67	30.50

## 4.2 Περιγραφή προσομοιώσεων

Προκειμένου να διερευνήσουμε τη σχέση μεταξύ της ακρίβειας πρόβλεψης και της απόδοσης του αποθέματος σε διάφορες ρυθμίσεις, λαμβάνουμε υπόψη τρία διαφορετικά επίπεδα εξυπηρέτησης στόχου (90%, 95%, 99%) και δύο περιόδους αναθεώρησης (1, 14) εφαρμόζοντας την πολιτική περιοδικής αναθεώρησης όπως περιγράφηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο, υποθέτοντας χρόνο παράδοσης 3 περιόδων. Ως αποτέλεσμα, μια παραγγελία στον προμηθευτή μπορεί να υποβάλλεται κάθε μέρα ( $R = 1$ ) ή μία φορά κάθε δύο εβδομάδες ( $R = 14$ ), και στη συνέχεια να παραδίδεται μετά από τρεις ημέρες ( $L = 3$ ). Επιπλέον, 10 μέθοδοι πρόβλεψης που παρουσιάζονται στην Ενότητα 2.3 χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της ζήτησης για τις περιόδους που απαιτούνται ανά ρύθμιση κάθε φορά. Συνολικά, δημιουργούνται 60 μοναδικές ρυθμίσεις αξιολόγησης ( $3 TSL \times 2 R \times 1 L \times 10$  forecasting methods) για τις ημερήσιες προσομοιώσεις διαχείρισης αποθεμάτων, με αποτέλεσμα 516780 εκτελέσεις ( $8613$  series  $\times$  60 setups).

Σημειώστε ότι τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων που πραγματοποιήθηκαν είναι συγκρίσιμα ως προς την ακρίβεια των προβλέψεων μόνο μεταξύ σεναρίων που υποθέτουν την ίδια περίοδο αναθεώρησης. Αυτό συμβαίνει επειδή διαφορετικές περίοδοι αναθεώρησης ουσιαστικά συνεπάγονται διαφορετικούς ορίζοντες πρόβλεψης ( $R + L$ ) και, επομένως, διαφορετικό βαθμό αβεβαιότητας. Αντίθετα, όλα τα σενάρια είναι συγκρίσιμα ως προς την απόδοση των αποθεμάτων.

Η προσομοίωση ελέγχου αποθέματος αρχικοποιείται υποθέτοντας ότι το αρχικό επίπεδο αποθέματος είναι ίσο με μηδέν και εκτελείται για 56 εβδομάδες. Στη συνέχεια, οι πρώτες τέσσερις εβδομάδες της προσομοίωσης χρησιμοποιούνται ως περίοδος εξουδετέρωσης και εξαιρούνται από την ανάλυση, με αποτέλεσμα μια περίοδο προσομοίωσης 365 ημερών. Κατά τη διάρκεια των προσομοιώσεων, το επίπεδο αποθέματος (average daily stock stored during the simulation period) και οι χαμένες πωλήσεις (sum of unfulfilled demand during the

simulation period) καταγράφονται για κάθε προϊόν. Επιπλέον, υπολογίζεται το πραγματοποιηθέν επίπεδο εξυπηρέτησης (service level; probability of not having a stock-out) και το ποσοστό πλήρωσης (fill rate; percentage of serviced demand over effective demand).

### 4.2.1 Δείκτες απόδοσης αποθεμάτων

Από οικονομική άποψη, η απόδοση του αποθέματος συνήθως αποτελείται από τα κόστη που προκύπτουν από τη διατήρηση αποθέματος ( $C_H$ : Holding Cost), την απώλεια πωλήσεων ( $C_{LS}$ : Lost Sales Cost) και την υποβολή παραγγελιών ( $C_O$ : Ordering Cost). Για τον σκοπό αυτό, δεδομένης μιας αποθήκης που διαχειρίζεται  $i$  SKUs, το συνολικό χρηματικό κόστος αποθεματοποίησης  $C_{Tot}$  μπορεί να υπολογιστεί ως εξής:

$$C_{Tot} = C_H + C_L + C_O = \frac{h}{T} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T I_{i,t} p_i + b \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T LS_{i,t} p_i + k \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T NO_{i,t}, \quad (4.1)$$

όπου  $h$  είναι το ετήσιο κόστος διακράτησης ανά μονάδα, εκφρασμένο ως ποσοστό της τιμής  $p_i$  του προϊόντος  $i$ , το  $b$  είναι το κόστος έλλειψης μονάδας, εκφρασμένο και πάλι ως ποσοστό  $p_i$  και το  $k$  είναι το κόστος τοποθέτησης μίας παραγγελίας.  $I_{i,t}$ ,  $LS_{i,t}$  και  $NO_{i,t}$  είναι το επίπεδο αποθέματος, οι χαμένες πωλήσεις και ο αριθμός των παραγγελιών που έγιναν την περίοδο  $t$  για το προϊόν  $i$ , αντίστοιχα.

Οι Lambert & Stock (1993) προτείνουν ότι, ανάλογα με τον κλάδο, το  $h$  κυμαίνεται μεταξύ 12% και 34%, ενώ άλλες μελέτες (Romer, 1996; Berling & Rosling, 2005) υποστηρίζουν ότι, για ορισμένα αγαθά, το κυρίαρχο μέρος του κόστους διακράτησης είναι το κόστος κεφαλαίου που, κατά μέσο όρο, μπορεί να είναι κοντά στην αξία του προϊόντος επί το πραγματικό επιτόκιο, το οποίο εκτιμάται ότι είναι περίπου 1%. Το κόστος έλλειψης συνίσταται τόσο σε απώλεια υπεραξίας όσο και σε χαμένες πωλήσεις, με το πρώτο μέρος να είναι πολύ δύσκολο να προσεγγιστεί στην πράξη, με αποτέλεσμα συχνά να παραλείπεται (Liao et al., 2011). Ως αποτέλεσμα, το  $b$  συνήθως υπολογίζεται λαμβάνοντας υπόψη μόνο το περιθώριο κέρδους των προϊόντων και μερικές φορές ισούται με το 50% του μικτού περιθωρίου κέρδους ανά μονάδα, υποθέτοντας ένα ποσοστό αντικατάστασης 50% (Catt et al., 2007). Όσον αφορά το κόστος παραγγελίας, αν και έχει διεξαχθεί σημαντική έρευνα σε μεθόδους που συσχετίζουν το  $k$  με τον χρόνο παράδοσης και άλλες μεταβλητές, συνήθως θεωρείται ότι είναι σταθερό και κυμαίνεται από \$0.25 έως \$1 (Shang & Zhou, 2010; Altay et al., 2012; Lagodimos et al., 2012).

Λόγω της επίδρασης του επιλεγμένου μοναδιαίου κόστους στην εξίσωση 4.1 και της αδυναμίας υπολογισμού τους του με υψηλό επίπεδο εμπιστοσύνης, οι περισσότεροι ερευνητές έχουν επικεντρωθεί σε λειτουργικές μετρήσεις, όπως η μέση παραγγελία και το επίπεδο αποθέματος. Εναλλακτικά, χρησιμοποιούνται μετρήσεις υπηρεσιών, όπως το πραγματοποιηθέν επίπεδο εξυπηρέτησης και το ποσοστό πλήρωσης, που συνήθως συνοψίζονται με τη μορφή καμπυλών αντιστάθμισης (trade-off curves) μεταξύ του κόστους διακράτησης και του επιπέδου εξυπηρέτησης ή των χαμένων πωλήσεων (Babai et al., 2012). Έχουν επίσης προταθεί σταθμισμένοι συνδυασμοί βασικών, μη συσχετισμένων μετρήσεων απόδοσης αποθέματος (Petrooulos et al., 2019).

Στη συγκεκριμένη διπλωματική εργασία, μετράμε την απόδοση του αποθέματος χρησι-



μποιώντας τόσο την οικονομική μέτρηση της Εξίσωσης 4.1 όσο και τις καμπύλες (trade-off curves) που συγκρίνουν τον όγκο διατηρούμενο αποθέματος και τις χαμένες πωλήσεις. Προκειμένου τα αποτελέσματά μας να αντιπροσωπεύουν την πραγματικότητα όσο το δυνατόν καλύτερα, το ετήσιο κόστος διακράτησης και το χαμένο κόστος πωλήσεων κάθε προϊόντος ορίζεται ίσο με 1% και το ήμισυ του 25%<sup>1</sup> της τιμής μονάδας, αντίστοιχα, ενώ το κόστος τοποθέτησης μιας παραγγελίας έχει οριστεί σε \$0,5 (Theodorou et al., 2022). Αυτές οι τιμές έχουν επίσης ως αποτέλεσμα η αναλογία  $h/b$  να είναι κοντά στο 10% (Syntetos et al., 2010).

#### 4.2.2 Δείκτες ακρίβειας προβλέψεων

Όσον αφορά την ακρίβεια της πρόβλεψης, κανένα μέτρο δεν είναι τέλειο (Koutsandreas et al., 2022). Ωστόσο, δεδομένου ότι τα τετραγωνικά σφάλματα είναι πιο κατάλληλα για την εκτίμηση της μέσης ζήτησης με την παρουσία διακοπτόμενων δεδομένων (Kolassa, 2016), στην εργασία αυτή εξετάζουμε το Root Mean Squared Scaled Error (RMSSE; ριζικό μέσο τετραγωνικό κλιμακούμενο σφάλμα). Αυτό το μέτρο, το οποίο είναι μια παραλλαγή του Mean Absolute Scaled Error (MASE) που προτάθηκε αρχικά από τον Hyndman & Koehler (2006b), ήταν το μέτρο αξιολόγησης στον διαγωνισμό “Accuracy” M5 και έχει καλύτερες στατιστικές ιδιότητες από τα περισσότερα μέτρα που χρησιμοποιούνται στη βιβλιογραφία, καθώς είναι ανεξάρτητο από την κλίμακα δεδομένων, σπάνια μπορεί να γίνει άπειρο ή απροσδιόριστο στην πράξη, έχει καθορισμένη μέση και πεπερασμένη διακύμανση και τιμωρεί εξίσου θετικά και αρνητικά σφάλματα πρόβλεψης. Το RMSSE μπορεί να οριστεί ως εξής:

$$RMSSE = \sqrt{\frac{1}{z} \frac{\sum_{t=n+1}^{n+z} (D_t - \hat{D}_t)^2}{\frac{1}{n-1} \sum_{t=2}^n (D_t - D_{t-1})^2}}, \quad (4.2)$$

όπου  $D_t$  είναι η πραγματική μελλοντική τιμή της εξεταζόμενης χρονοσειράς στο σημείο  $t$ ,  $\hat{D}_t$  είναι η πρόβλεψη,  $n$  είναι η διάρκεια του δείγματος εκπαίδευσης (αριθμός ιστορικών παρατηρήσεων), και το  $z$  είναι ο ορίζοντας πρόβλεψης.

### 4.3 Αποτελέσματα

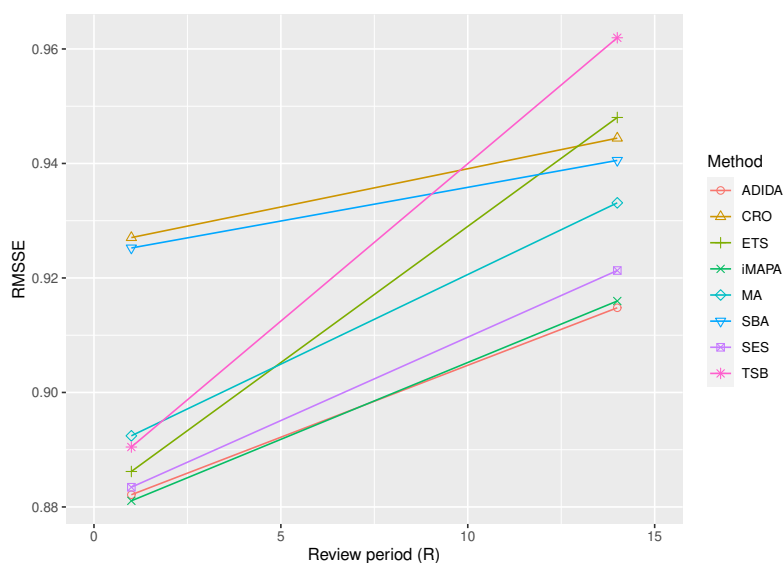
Τα αποτελέσματα των πειραμάτων αποτελούνται από τρία μέρη, τα οποία αφορούν την ακρίβεια πρόβλεψης και την απόδοση του αποθέματος χωριστά, αλλά και τα δύο. Λεπτομερή αποτελέσματα της απόδοσης του αποθέματος που πραγματοποιούνται από καθεμία από τις εξεταζόμενες μεθόδους πρόβλεψης είναι διαθέσιμα στο Παράρτημα. Ο Πίνακας 4.3 συνοψίζει την ακρίβεια πρόβλεψης των εξεταζόμενων μεθόδων πρόβλεψης για διαφορετικές περιόδους ανασκόπησης και, κατά συνέπεια, διαφορετικούς ορίζοντες πρόβλεψης. Όπως φαίνεται, το ADIDA και το iMAPA, μέθοδοι που βασίζονται στη χρονική συνάθροιση, έχουν την καλύτερη απόδοση για όλες τις περιόδους αναθεώρησης ( $R \in \{1, 14\}$ ), ακολουθούμενες από τα SES και ETS ή MA. Επιπλέον, όπως αναμενόταν, οι Naive και sNaive είναι σταθερά οι λιγότερο ακριβείς μέθοδοι, ακολουθούμενες από τη μέθοδο του Croston και τις παραλλαγές της.

<sup>1</sup>The gross profit margin of Walmart (<https://www.statista.com/statistics/269414/gross-profit-margin-of-walmart-worldwide-since-2006/>)

Πίνακας 4.3: Ακρίβεια (RMSSE) των μεθόδων πρόβλεψης που εξετάστηκαν. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται για κάθε περίοδο ανασκόπησης ξεχωριστά. Οι σειρά κατάταξης των μεθόδων εμφανίζονται μέσα στις παρενθέσεις.

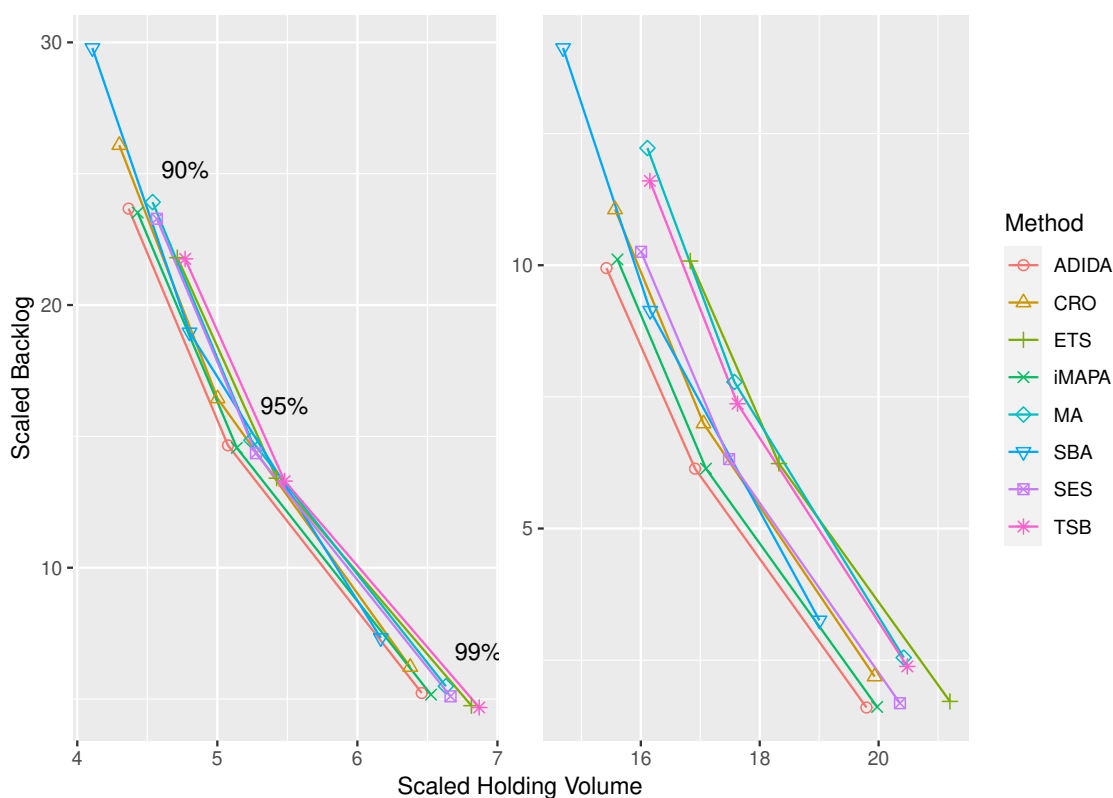
Μέθοδος	RMSSE	
	R=1	R=14
Naive	1.156 (9)	1.272 (10)
SNaive	1.178 (10)	1.193 (9)
MA	0.892 (6)	0.933 (4)
SES	0.883 (3)	0.921 (3)
CRO	0.927 (8)	0.944 (6)
TSB	0.890 (5)	0.962 (8)
SBA	0.925 (7)	0.941 (5)
ETS	0.886 (4)	0.948 (7)
ADIDA	0.882 (2)	0.915 (1)
iMAPA	0.881 (1)	0.916 (2)

Το σχήμα 4.2 παρέχει μια καλύτερη επισκόπηση των αποτελεσμάτων του πίνακα 4.3, υπογραμμίζοντας τις μεθόδους που τείνουν να παρέχουν παρόμοια ακριβή αποτελέσματα για όλες τις περιόδους ελέγχου (κυρίως ADIDA, iMAPA και CRO), καθώς και εκείνων των οποίων η απόδοση επιδεινώνεται σημαντικά για μεγαλύτερους ορίζοντες προβλέψεων, όπως TSB και ETS. Με βάση αυτά τα ευρήματα συμπεραίνουμε ότι ανάλογα με τον υπονοούμενο ορίζοντα πρόβλεψης (όπως ορίζεται σύμφωνα με την περίοδο ανασκόπησης και τον χρόνο παράδοσης), διαφορετικές μέθοδοι μπορεί να είναι πιο κατάλληλες για τη βελτίωση της απόδοσης των αποθεμάτων, υπόθεση που θα αξιολογηθεί στο τρίτο μέρος των πειραμάτων μας.



Σχήμα 4.2: Οπτική αναπαράσταση της μέσης ακρίβειας πρόβλεψης (RMSSE) των εξεταζόμενων μεθόδων πρόβλεψης σε όλο το σύνολο δεδομένων. Οι μέθοδοι Naive και sNaive δεν περιλαμβάνονται, καθώς αποδίδουν σημαντικά χειρότερα από τις υπόλοιπες μεθόδους, παρεμποδίζοντας την οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων.

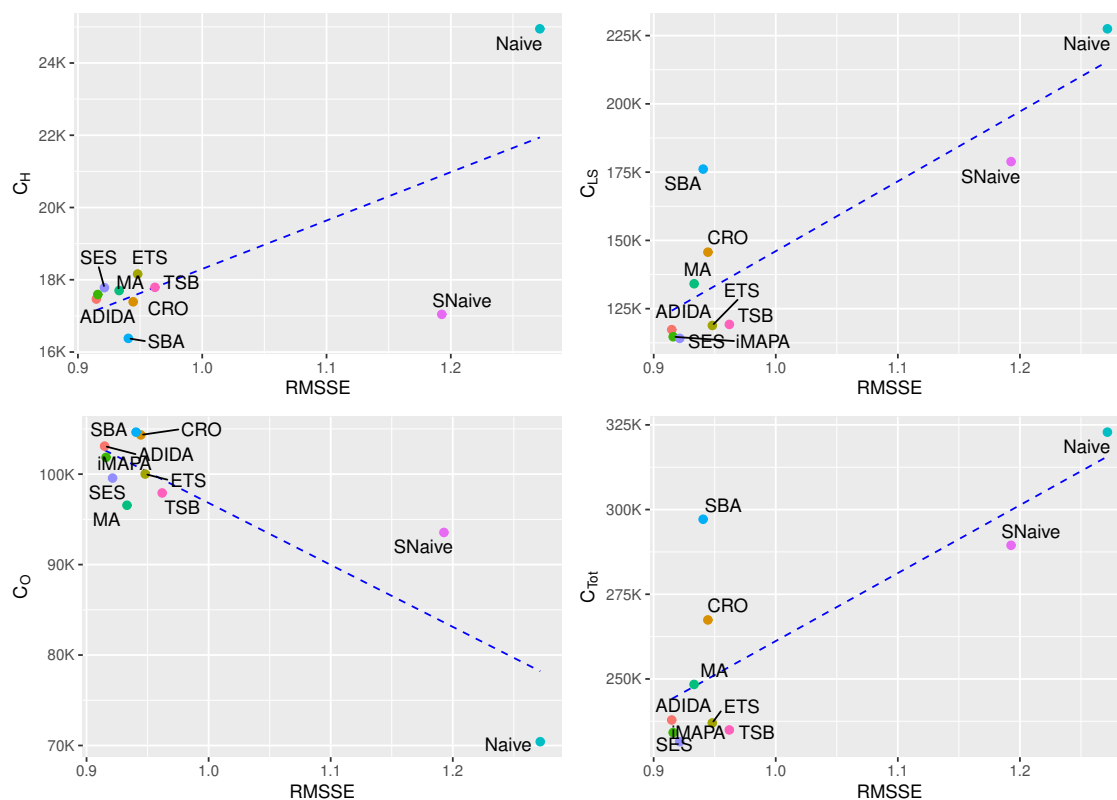
Στρέφουμε την προσοχή μας τώρα στην απόδοση του αποθέματος που επιτυγχάνεται με κάθε μέθοδο πρόβλεψης. Το σχήμα 4.3 παρουσιάζει τις αντίστοιχες καμπύλες απόδοσης, συγκρίνοντας τον όγκο διακράτησης με τις χαμένες πωλήσεις για τρία διαφορετικά επίπεδα υπηρεσιών στόχου (90%, 95%, 99%). Σύμφωνα με αυτές τις καμπύλες, η προτιμώμενη μέθοδος είναι αυτή που έχει το χαμηλότερο απόθεμα σε ετοιμότητα με τις λιγότερες χαμένες πωλήσεις, τοποθετώντας το στο κάτω αριστερό μέρος κάθε αριθμού. Διαπιστώνουμε ότι, σε απόλυτη ακολουθία με τον δείκτη RMSSE, η ADIDA και η iMAPA έχουν την καλύτερη απόδοση αποθέματος όταν η περίοδος αναθεώρησης είναι μία ή δεκατέσσερις ημέρες, με την SES να ακολουθεί. Ωστόσο, οι διαφορές των μεθόδων είναι οριακές, ειδικά για  $R = 1$ . Η κατάσταση αλλάζει ελάχιστα για  $R = 14$  όπου οι διαφορές μεταξύ των μεθόδων αυξάνονται και οι μέθοδοι όπως η ADIDA και η iMAPA ξεχωρίζουν, με αποτέλεσμα χαμηλότερο κόστος. Έτσι, συνολικά, συμπεραίνουμε ότι οι καμπύλες απόδοσης είναι σύμφωνες με τις βαθμολογίες ακρίβειας πρόβλεψης που υπολογίζονται για τις διαφορετικές περιόδους ανασκόπησης.



Σχήμα 4.3: Καμπύλες αποτελεσματικότητας των μεθόδων πρόβλεψης που εξετάστηκαν λαμβάνοντας υπόψη διαφορετικές περιόδους ανασκόπησης. Αριστερά:  $R = 1$ , δεξιά:  $R = 14$ . Κάθε γραμμή απεικονίζει τρία διαφορετικά επίπεδα υπηρεσιών στόχου, συγκεκριμένα 90%, 95% και 99%. Οι μέθοδοι Naive και sNaive δεν αναφέρονται, καθώς αποδίδουν σημαντικά χειρότερα από τις υπόλοιπες μεθόδους, παρεμποδίζοντας την οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων.

Για περαιτέρω διερεύνηση της σύνδεσης μεταξύ της ακρίβειας πρόβλεψης και του χρηματικού κόστους που σχετίζεται με τον έλεγχο του αποθέματος, το σχήμα 4.4 παρουσιάζει τη σχέση μεταξύ του RMSSE και των διαφόρων στοιχείων του συνολικού κόστους, όπως ορίζεται στην Υποενότητα 4.2.1. Ουσιαστικά, η ανάλυση περιλαμβάνει scatter plots των RMSSE και του κόστους διακράτησης ( $C_H$ ), του κόστους που σχετίζεται με απώλεια πωλήσεων ( $C_{LS}$ ), του

κόστος παραγγελίας ( $C_O$ ) και του συνολικού κόστους ( $C_{Tot}$ ). Για να διευκολυνθούν οι οπτικοποιήσεις και δεδομένου ότι οι διαφορές μεταξύ των μοντέλων γίνονται πιο εμφανείς για μεγαλύτερους ορίζοντες πρόβλεψης, όλες οι γραφικές παραστάσεις αναφέρονται σε περίοδο ανασκόπησης 14 ημερών και σε επίπεδο εξυπηρέτησης στόχου 95%.



Σχήμα 4.4: Κόστος διατήρησης αποθέματος ( $C_H$ ), χαμένο κόστος πωλήσεων ( $C_{LS}$ ), κόστος παραγγελίας ( $C_O$ ) και συνολικό κόστος αποθέματος ( $C_{Tot}$ ) σε  $RMSSE$  για περίοδο ελέγχου 14 ημερών και 95% επίπεδο εξυπηρέτησης στόχου.

Σύμφωνα με το Σχήμα 4.4, επιβεβαιώνεται ότι η πιο ακριβής μέθοδος πρόβλεψης, η ADIDA, δεν έχει το χαμηλότερο κόστος αποθεματοποίησης, αλλά ούτε και τα μικρότερα κόστη διακράτησης αποθέματος, χαμένων πωλήσεων ή τοποθέτησης παραγγελιών. Αντίθετα, μέθοδοι που αποδίδουν χειρότερα όσον αφορά την ακρίβεια των προβλέψεων, όπως η SES και η TSB, καταλήγουν με πολύ χαμηλότερο συνολικό κόστος, κυρίως λόγω των λιγότερων χαμένων πωλήσεων που συνεπάγονται. Η TSB είναι χαρακτηριστικό παράδειγμα της εν λόγω ασυνέπειας, καθώς είναι η λιγότερο ακριβής μέθοδος (εξαιρουμένων των Naive και sNaive), αλλά μεταξύ των πιο οικονομικά αποδοτικών. Αξιοσημείωτο είναι επίσης ότι η μέθοδος SBA διαθέτει το χαμηλότερο κόστος διατήρησης αποθέματος, αλλά λόγω του υψηλού κόστους χαμένων πωλήσεων καταλήγει σε αρκετά υψηλό συνολικό κόστος, βάσει του οποίου συμπεραίνουμε εύκολα ότι η συγκεκριμένη μέθοδος διαθέτει μία προκατάληψη, παρέχοντας συστηματικά σε χαμηλότερες προβλέψεις με αποτέλεσμα το μεγάλο πλήθος χαμένων πωλήσεων.

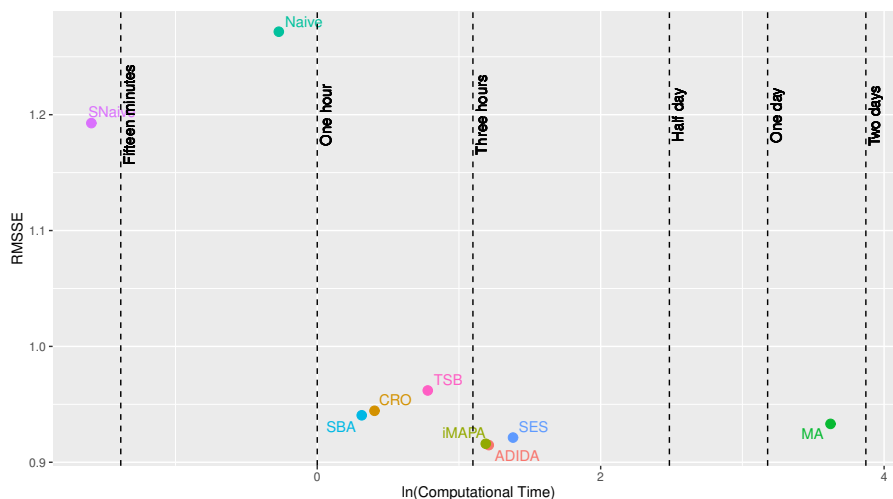
Τελικά, τα γραφήματα υποδηλώνουν ότι υπάρχει αδύναμη σύνδεση μεταξύ του  $RMSSE$  και της απόδοσης του αποθέματος, πράγμα που σημαίνει ότι οι μέθοδοι παρόμοιου σφάλμα-

τος πρόβλεψης μπορεί συχνά να οδηγούν σε αρκετά διαφορετικά κόστη και το αντίστροφο. Ως αποτέλεσμα, συμπεραίνουμε ότι οι καλύτερες προβλέψεις μπορεί να συμβάλλουν στην καλύτερη απόδοση των αποθεμάτων, αλλά με ελάχιστες εγγυήσεις.

Είναι προφανές ότι τα αποτελέσματα του Σχήματος 4.4 υπόκεινται στις υποθέσεις που γίνονται σχετικά με τις παραμέτρους της εξίσωσης 4.1, συμπεριλαμβανομένου του κόστους κράτησης μονάδας ( $h$ ) και του κόστους έλλειψης μονάδας ( $b$ ). Αυτές οι παράμετροι, και ειδικά το  $b$ , μπορούν να επηρεάσουν σημαντικά το βάρος κάθε στοιχείου του συνολικού κόστους και, ως εκ τούτου, να προωθήσουν μεθόδους που τείνουν να υπερβαίνουν σε μια προσπάθεια μείωσης του όγκου των χαμένων πωλήσεων ή το αντίθετο. Η σχετική σημασία που υποτίθεται για κάθε στοιχείο του κόστους μπορεί επίσης να εξηγήσει τη διαμάχη μεταξύ των ευρημάτων μας όταν χρησιμοποιούμε τις καμπύλες απόδοσης έναντι των εκτιμήσεων νομισματικού κόστους.

Τα δομικά χαρακτηριστικά των δεδομένων ζήτησης μπορούν επίσης να επηρεάσουν τα συμπεράσματα των προσομοιώσεων ελέγχου αποθεμάτων. Οι εταιρείες που πωλούν ταχέως κινούμενα αγαθά, όπως τα σουπερμάρκετ, μπορεί για παράδειγμα να αποκομίσουν μεγαλύτερα οφέλη από πιο ακριβείς προβλέψεις, ειδικά εάν η ζήτηση είναι σχετικά σταθερή. Από την άλλη πλευρά, η ακρίβεια των προβλέψεων μπορεί να είναι λιγότερο σημαντική για εταιρείες που πωλούν προϊόντα αργής κίνησης, καθώς και αγαθά για τα οποία η ζήτηση είναι ασταθής.

Μια άλλη κρίσιμη πτυχή για την επιλογή μιας μεθόδου πρόβλεψης έναντι άλλων αναφέρεται στο υποκείμενο υπολογιστικό κόστος. Αν και συχνά παραβλέπεται λόγω της μικρότερης κλίμακας σε σύγκριση με το λειτουργικό κόστος και τις χαμένες πωλήσεις, η υπολογιστική απόδοση μπορεί να γίνει ιδιαίτερα σημαντική, ειδικά για μεγάλους λιανοπωλητές που πρέπει να παράγουν εκατομμύρια προβλέψεις σε επίπεδο καταστήματος-SKU (ή ακόμα και περιοχής-SKU) σε καθημερινή βάση (Seaman, 2017) και επομένως μπορεί να εξοικονομήσει εκατομμύρια δολάρια όταν χρησιμοποιούνται ταχύτερες μέθοδοι για την υποστήριξη αποφάσεων ελέγχου αποθεμάτων (Petrooulos et al., 2022). Το Σχήμα 4.5 παρουσιάζει την ακρίβεια πρόβλεψης (RMSSE) των εξεταζόμενων μεθόδων πρόβλεψης σε όλο το σύνολο δεδομένων έναντι του συνολικού υπολογιστικού χρόνου (λεπτά) που απαιτείται για την ολοκλήρωση των προσομοιώσεων. Τα αποτελέσματα αναφέρονται σε λογαριθμική κλίμακα για να διευκολυνθούν οι συγκρίσεις. Είναι σαφές ότι, εξαιρουμένων των μεθόδων  $N_{\text{aive}}$  και  $sN_{\text{aive}}$ , οι πιο ακριβείς υπολογιστικά μέθοδοι δεν εγγυώνται καλύτερη ακρίβεια. Επομένως, η σωστή εξισορρόπηση της πολυπλοκότητας του μοντέλου με την ακρίβεια της πρόβλεψης θα μπορούσε να οδηγήσει σε πρόσθετες, έμμεσες νομισματικές εξοικονομήσεις, ενισχύοντας τα επιχειρήματα των μη βέλτιστων και απλών λύσεων πρόβλεψης (Nikolopoulos & Petrooulos, 2018).



Σχήμα 4.5: Ακρίβεια πρόβλεψης (RMSSE) των εξεταζόμενων μεθόδων πρόβλεψης σε σχέση με τον υπολογιστικό χρόνο (ώρες) που απαιτείται για τη διεξαγωγή προσομοιώσεων ελέγχου αποθεμάτων (περίοδος αναθεώρησης 14 ημερών και επίπεδο εξυπηρέτησης στόχου 95%). Υπολογιστικοί χρόνοι που υπολογίζονται χρησιμοποιώντας ένα σύστημα με τα ακόλουθα χαρακτηριστικά: 4 πυρήνες και 8 λογικοί επεξεργαστές στα 3,60 GHz, 16 GB RAM, 1 TB HDD, Microsoft Windows 10.







## Κεφάλαιο **5**

# Συμπεράσματα και προεκτάσεις

---

Στο παρόν Κεφάλαιο πραγματοποιείται μία ανασκόπηση της διατριβής, αναφέρονται τα βασικότερα συμπεράσματα που δύναται να εξαχθούν από τα αποτελέσματα της πειραματικής διαδικασίας, όπως αυτή παρουσιάστηκε εκτενώς στο προηγούμενο κεφάλαιο, δίνοντας, έτσι, μια πληρέστερη και ταυτόχρονα σαφέστερη εικόνα για τη συμβολή της παρούσας διατριβής στην ακαδημαϊκή κοινότητα και τον επιχειρησιακό κόσμο.

### 5.1 Συνοπτικά αποτελέσματα

Στο πλαίσιο της παρούσας διατριβής έγινε μία προσπάθεια συσχετισμού της ακρίβειας των προβλέψεων ζήτησης που παράγονται από διάφορα μοντέλα με το κόστος που αυτές οι προβλέψεις δημιουργούν στη λειτουργία μιας αποθήκης, το οποίο μπορεί να αποτελείται από ενδεχόμενες χαμένες πωλήσεις ή διατήρηση πλεονάζοντος αποθέματος μεταξύ άλλων. Προκειμένου να επιτευχθεί ο στόχος αυτός πραγματοποιήθηκαν εξαντλητικές επαναλήψεις προσομοίωσης χρησιμοποιώντας ένα πλούσιο σύνολο δεδομένων το οποίο προέρχεται από την μεγαλύτερη εταιρεία λιανικής των ΗΠΑ, τη Walmart, εξετάζοντας 10 στατιστικές μεθόδους πρόβλεψης της ζήτησης σε 6 ρυθμίσεις παραγγελιοδότησης και δύο δείκτες απόδοσης ως προς το κόστος, μία οικονομική και μία επιχειρησιακή.

Συνοπτικά τα συμπεράσματα και οι προτάσεις που προκύπτουν από την πειραματική διαδικασία και την ανάλυση των αποτελεσμάτων συνοψίζονται ως εξής:

- Διαφορετικές μέθοδοι πρόβλεψης αποδίδουν καλύτερα σε διαφορετικές ρυθμίσεις, όπως ορίζοντας πρόβλεψης και συχνότητα παραγωγής προβλέψεων
- Οι στατιστικές μέθοδοι πρόβλεψης που κάνουν χρήση χρονικής συνάθροισης έχουν την τάση να αποδίδουν καλύτερα από άλλες μεθόδους και ως προς την ακρίβεια των προβλέψεων και ως προς τον επιχειρησιακό δείκτη απόδοσης των αποθεμάτων
- Διαφορετικές μέθοδοι αποδίδουν καλύτερα αν εξετάσουμε διαφορετικούς δείκτες απόδοσης των αποθεμάτων
- Τα επιμέρους στοιχεία κόστους (μεταβλητές) που λαμβάνονται υπόψη στην εξίσωση συνολικού κόστους αποθεματοποίησης επηρεάζουν σημαντικά τα αποτελέσματα, και κατά συνέπεια τα χαρακτηριστικά κάθε εταιρείας λαμβάνουν εξέχουσα σημασία.

Από τα παραπάνω προκύπτει ότι η σχέση μεταξύ ακρίβειας προβλέψεων και επιχειρησιακής προστιθέμενης αξίας δεν είναι ξεκάθαρη, αλλά εξαρτάται άμεσα από τον τρόπο που κάθε εταιρεία ορίζει το κόστος αποθεματοποίησης. Είναι εξάλλου γεγονός ότι η ποσοτικοποίηση

των επιπτώσεων των καλύτερων προβλέψεων για την απόδοση των αποθεμάτων θεωρείται από καιρό δύσκολη εργασία. Με βάση τα ευρήματά μας, υποστηρίζουμε ότι αυτό που είναι σημαντικό είναι να προσδιορίσουμε και να παρακολουθήσουμε τις παραμέτρους που επηρεάζουν την απόδοση του αποθέματος για τη συγκεκριμένη εργασία ελέγχου αποθέματος. Η εξαγωγή καθολικών συμπερασμάτων και επιχειρησιακών προτάσεων είναι δύσκολη, αλλά από τη στιγμή που έχει γίνει αντιληπτή η συγκεκριμένη διαδικασία, η απόφαση για το εάν απαιτείται ή όχι η επένδυση σε νέες και μεγαλύτερης ακρίβειας μεθόδους πρόβλεψης θα μπορούσε να είναι εφικτή. Οι εμπειρικές αξιολογήσεις που περιγράφονται στην παρούσα διπλωματική θα μπορούσαν λοιπόν να αποτελέσουν μία μεθοδολογία ή έναν τρόπο με τον οποίο μία εταιρεία θα είναι σε θέση να ελέγξει στην ύπαρξη ή όχι προστιθέμενης αξίας από την επένδυση στον εντοπισμό μεθόδων προβλέψεων ζήτησης μεγαλύτερης ακρίβειας.

## 5.2 Προεκτάσεις

Αφού ολοκληρώθηκε η παρούσα διπλωματική εργασία, δίνεται η ευκαιρία για να προταθούν κάποιες μελλοντικές υλοποιήσεις και προσεγγίσεις για την περαιτέρω βελτίωση της διαδικασίας ελέγχου της σχέσης μεταξύ ακρίβειας προβλέψεων και κόστους αποθεματοποίησης.

Μια πρώτη επέκταση της έρευνας θα ήταν η εξέταση επιπλέον μεθόδων πρόβλεψης, στατιστικών ή και προσεγγίσεων που κάνουν χρήση μηχανικής μάθησης, όπως αυτές έχουν προταθεί στη βιβλιογραφία τα τελευταία χρόνια, αλλά και η εξέταση επιπλέον δεικτών απόδοσης της διαδικασίας αποθεματοποίησης. Αυτό θα είχε σαν αποτέλεσμα την εξέταση της σχέσης μεταξύ ακρίβειας προβλέψεων και κόστους αποθεματοποίησης σε μεγαλύτερο βάθος.

Μία επιπλέον προέκταση θα μπορούσε να αφορά η επέκταση της πειραματικής διαδικασίας με εξέταση επιπρόσθετων συνόλων δεδομένων εταιρειών λιανικής ή όχι, αλλά και πολιτικών αποθεματοποίησης, θα είχε και αυτή με τη σειρά της αρκετό ενδιαφέρον, κυρίως λόγω του ότι θα επιβεβαιωνόταν σε μεγαλύτερο βαθμό τα συμπεράσματα της παρούσας εργασίας, καθώς και θα επεκτινόταν σε περισσότερους κλάδους της επιχειρηματικότητας. Ωστόσο, το γεγονός ότι η πρόσβαση σε πραγματικά δεδομένα ζήτησης είναι αρκετά περιορισμένη, καθιστά το συγκεκριμένο εγχείρημα μία δύσκολη διαδικασία.





# Παραρτήματα

---



## A. Ανάπτυξη σε R

---

### A.1 Συνάρτηση υπολογισμού χαρακτηριστικών χρονοσειράς διακοπτόμενης ζήτησης

```
# Calculate intervals of series x
intervals <- function(x){
  y <- c()
  k <- 1
  counter <- 0
  for (tmp in (1:length(x))){
    if(x[tmp] == 0){
      counter <- counter + 1
    }else{
      k <- k + 1
      y[k] <- counter
      counter <- 1
    }
  }
  y <- y[y > 0]
  y[is.na(y)] <- 1

  return(y)
}

# Calculate non zero observations of series x
demand <- function(x){
  y <- x[x != 0]

  return(y)
}

# Calculate important characteristics of series tsid of dataset named data
statistics <- function(data, tsid){
  input <- data[tsid, ]
  id <- input$id
  input$id <- NULL
  input <- as.numeric(input)
  if (max(input, na.rm = T) > 0){
    input <- input[min(which(input != 0)):length(input)] #remove leading zeros
  }else{
    input <- 0
  }
}
```

```

length <- length(input)
D <- demand(input)
ADI <- mean(intervals(input))
CV2 <- (sd(D)/mean(D))^2
Min <- min(input)
Low25 <- as.numeric(quantile(input, 0.25))
Mean <- mean(input)
Median <- median(input)
Up25 <- as.numeric(quantile(input, 0.75))
Max <- max(input)
pz <- length(input[input == 0])/length

if (!is.na(CV2) & !is.na(ADI)){
  if (ADI > 1.32){
    if (CV2 > 0.49){
      Type <- "Lumpy"
    }else{
      Type <- "Intermittent"
    }
  }else{
    if (CV2 > 0.49){
      Type <- "Erratic"
    }else{
      Type <- "Smooth"
    }
  }
}else{
  Type <- NA
}

matrix_s <- data.frame(id, length, ADI, CV2, pz, Type, Min, Low25, Mean, Median, Up25, Max)

return(matrix_s)
}

```

## A.2 Συνάρτηση παραγωγής προβλέψεων σύμφωνα με τη μέθοδο του Croston (1972)

```

# Fit and produce forecasts for horizon h using simple exponential smoothing method to time series
# x, with a smoothing parameter value of a
SES <- function(a, x, h, job){
  y <- c()
  y[1] <- x[1] #initialization

  for (t in 1:(length(x))){
    y[t+1] <- a*x[t]+(1-a)*y[t]
  }

  fitted <- head(y, (length(y)-1))
  forecast <- rep(tail(y, 1), h)
}

```



```

if (job == "train"){
  return(mean((fitted - x)^2))
}else if (job == "fit"){
  return(fitted)
}else{
  return(list(fitted = fitted, mean = forecast))
}
}

# Produce forecasts for horizon h using classic or optimized Croston's method to time series x
Croston <- function(x, h, type){
  if (type == "classic"){
    mult <- 1
    a1 = a2 <- 0.1
  }else if (type == "optimized"){
    mult <- 1
    a1 <- optim(c(0), SES, x = demand(x), h = 1, job = "train",
               lower = 0.1, upper = 0.3, method = "L-BFGS-B")$par

    a2 <- optim(c(0), SES, x = intervals(x), h = 1, job = "train",
               lower = 0.1, upper = 0.3, method = "L-BFGS-B")$par
  }
  yd <- SES(a = a1, x = demand(x), h = 1, job = "forecast")$mean
  yi <- SES(a = a2, x = intervals(x), h = 1, job = "forecast")$mean
  forecast <- rep(as.numeric(yd/yi), h)*mult
  return(forecast)
}

```

### A.3 Συνάρτηση προσομοίωσης της διαδικασίας αποθεματοποίησης

```

# Conduct simulation
stock_control <- function(initial_stock, actual_demand, FT, L, SL, S = NULL){
  fh <- FT+L
  periods <- length(actual_demand)

  known_periods <- periods-365
  known_demand <- head(actual_demand, known_periods)

  orders = sent = backorders = forecasts = frst_diffs <- rep(0, known_periods)
  s <- rep(initial_stock, known_periods)

  for (periodid in c((known_periods+1):periods)){
    sent <- c(sent, min(actual_demand[periodid], s[periodid - 1]))

    if (periodid %in% round(seq(periods, 1, by = -(FT)))){
      known_demand <- head(actual_demand, periodid)
      ss <- SS(SL, sd(known_demand), (L+FT))
      if (is.null(S) || S == 0){
        forecast <- try(mean(Croston(known_demand, fh, "classic")), silent = T)
        if (class(forecast) == "try-error"){forecast <- 0}
        Q <- sum(forecast) + ss
      }
    }
  }
}

```

```

}else{
  Q <- S
}

r <- sum(forecast) + ss

forecasts <- c(forecasts, head(forecast, FT))
frst_diffs <- c(frst_diffs, rep(mean(diff(known_demand)), FT))

orders <- c(orders,
  ifelse(r >= s[periodid - 1],
    round(max(Q - s[periodid-1] + sent[periodid] -
      sum(orders[max(periodid-L, 1):(periodid-1)]), 0)),
    0))
}else{
  orders <- c(orders, 0)
}

if (periodid <= L){
  s <- c(s, s[periodid - 1] - sent[periodid])
}else{
  s <- c(s, s[periodid - 1] - sent[periodid] + orders[periodid - L])
}
}

index <- c(1:min(which(s>0)))
inv <- s[-index] ; ord <- orders[-index]

return(c(
  FT, #review period
  L, #lead time
  SL, #target service level
  sum(sent[-index])/sum(actual_demand[-index]), #fill rate
  mean( sent[-index][actual_demand[-index]>0]/
    actual_demand[-index][actual_demand[-index]>0]
  ), #service level
  mean(s[-index]), #mean inventory
  max(s[-index]), #max inventory
  sum(sum(actual_demand[-index]) - sum(sent[-index])), #lost sales
  length(inv[inv == 0]), #out of stock days
  mean(inv)/mean(actual_demand[-index]), #inventory days
  sum(ord), #sum orders
  length(ord[ord>0]), #number of orders
  sum(actual_demand[-index]), #sum demand
  sum(forecasts[-index]) #sum forecasts
))
}

```





## Βιβλιογραφία

---

- Agrawal, N., & Smith, S. A. (2009). Supply chain planning processes for two major retailers. *Retail Supply Chain Management: Quantitative Models and Empirical Studies*, (pp. 11-23).
- Ahmed, E., Yaqoob, I., Gani, A., Imran, M., & Guizani, M. (2016). Internet-of-things-based smart environments: state of the art, taxonomy, and open research challenges. *IEEE Wireless Communications*, 23, 10-16.
- Altay, N., Litteral, L. A., & Rudisill, F. (2012). Effects of correlation on intermittent demand forecasting and stock control. *International Journal of Production Economics*, 135, 275-283.
- Axsäter, S. (1996). Using the deterministic EOQ formula in stochastic inventory control. *Management Science*, 42, 830-834.
- Axsäter, S. (2015). *Inventory control* volume 225. Springer.
- Babai, M. Z., Ali, M. M., & Nikolopoulos, K. (2012). Impact of temporal aggregation on stock control performance of intermittent demand estimators: Empirical analysis. *Omega*, 40, 713-721.
- Berling, P., & Rosling, K. (2005). The effects of financial risks on inventory policy. *Management Science*, 51, 1804-1815.
- Brown, R. G. (1959). *Statistical forecasting for inventory control*. McGraw-Hill, New York.
- Cachon, G., & Terwiesch, C. (2012). *EBOOK: Matching Supply With Demand: An Introduction To Operations Management*. McGraw Hill.
- Catt, P. M. et al. (2007). Assessing the cost of forecast error: A practical example. *Foresight: The International Journal of Applied Forecasting*, 7, 5-10.
- Croston, J. D. (1972). Forecasting and Stock Control for Intermittent Demands. *Journal of the Operational Research Society*, 23, 289-303.
- De Koster, R., Le-Duc, T., & Roodbergen, K. J. (2007). Design and control of warehouse order picking: A literature review. *European journal of operational research*, 182, 481-501.
- Gardner Jr, E. S. (1985). Exponential smoothing: The state of the art. *Journal of forecasting*, 4, 1-28.

- Gaur, V., Fisher, M. L., & Raman, A. (2005). An econometric analysis of inventory turnover performance in retail services. *Management Science*, *51*, 181–194.
- Harris, F. W. (1913). How many parts to make at once. *Factory, The Magazine of Management* *10*, (pp. 135–136).
- Holt, C. C. (2004). Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages. *International Journal of Forecasting*, *20*, 5–10.
- Hopp, W. J., & Spearman, M. L. (2011). *Factory physics*. Waveland Press.
- Hugos, M. H. (2018). *Essentials of supply chain management*. John Wiley & Sons.
- Hyndman, R., Koehler, A. B., Ord, J. K., & Snyder, R. D. (2008). *Forecasting with exponential smoothing: the state space approach*. Springer Science & Business Media.
- Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006a). Another look at measures of forecast accuracy. *International journal of forecasting*, *22*, 679–688.
- Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006b). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, *22*, 679–688.
- Kang, Y., Hyndman, R. J., & Smith-Miles, K. (2017). Visualising forecasting algorithm performance using time series instance spaces. *International Journal of Forecasting*, *33*, 345–358.
- Kolassa, S. (2016). Evaluating predictive count data distributions in retail sales forecasting. *International Journal of Forecasting*, *32*, 788–803.
- Kostenko, A. V., & Hyndman, R. J. (2006). A note on the categorization of demand patterns. *Journal of the Operational Research Society*, *57*, 1256–1257.
- Kourentzes, N., Petropoulos, F., & Trapero, J. R. (2014). Improving forecasting by estimating time series structural components across multiple frequencies. *International Journal of Forecasting*, *30*, 291–302.
- Koutsandreas, D., Spiliotis, E., Petropoulos, F., & Assimakopoulos, V. (2022). On the selection of forecasting accuracy measures. *Journal of the Operational Research Society*, *73*, 937–954.
- Kumar, V., & Reinartz, W. (2018). *Customer relationship management*. Springer.
- Lagodimos, A., Christou, I., & Skouri, K. (2012). Computing globally optimal (s,S,T) inventory policies. *Omega*, *40*, 660–671.
- Lambert, D. M., & Stock, J. R. (1993). *Strategic logistics management* volume 3. Irwin Homewood, IL.
- Liao, Y., Banerjee, A., & Yan, C. (2011). A distribution-free newsvendor model with balking and lost sales penalty. *International Journal of Production Economics*, *133*, 224–227.

- Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2021). The M5 competition: Background, organization, and implementation. *International Journal of Forecasting*, .
- Nahmias, S., & Olsen, T. L. (2015). *Production and operations analysis*. Waveland Press.
- Ngai, E., Moon, K. K., Riggins, F. J., & Candace, Y. Y. (2008). Rfid research: An academic literature review (1995–2005) and future research directions. *International Journal of Production Economics*, 112, 510–520.
- Nikolopoulos, K., & Petropoulos, F. (2018). Forecasting for big data: Does suboptimality matter? *Computers & Operations Research*, 98, 322–329.
- Nikolopoulos, K., Syntetos, A. A., Boylan, J. E., Petropoulos, F., & Assimakopoulos, V. (2011). An aggregate–disaggregate intermittent demand approach (ADIDA) to forecasting: an empirical proposition and analysis. *Journal of the Operational Research Society*, 62, 544–554.
- Pegels, C. C. (1969). Exponential forecasting: Some new variations. *Management Science*, (pp. 311–315).
- Petropoulos, F., Grushka-Cockayne, Y., Siemsen, E., & Spiliotis, E. (2022). Wielding Occam’s razor: Fast and frugal retail forecasting.
- Petropoulos, F., & Kourentzes, N. (2014). Forecast Combinations for Intermittent Demand. *Journal of the Operational Research Society*, 66.
- Petropoulos, F., Wang, X., & Disney, S. M. (2019). The inventory performance of forecasting methods: Evidence from the M3 competition data. *International Journal of Forecasting*, 35, 251–265.
- Ramanathan, R. (2006). Abc inventory classification with multiple-criteria using weighted linear optimization. *Computers & Operations Research*, 33, 695–700.
- Ritchie, B., & Brindley, C. (2007). Supply chain risk management and performance: A guiding framework for future development. *International journal of operations & production management*, 27, 303–322.
- Ritchie, B., & Rosas, H. (2007). Integrating forecasting and inventory management: Practical issues shaping theory and vice versa. *Foresight: The International Journal of Applied Forecasting*, (pp. 12–20).
- Romer, D. (1996). *Advanced Macroeconomics*. McGraw Hill.
- Rushton, A., Croucher, P., & Baker, P. (2022). *The handbook of logistics and distribution management: Understanding the supply chain*. Kogan Page Publishers.
- Sani, B., & Kingsman, B. G. (1997). Selecting the best periodic inventory control and demand forecasting methods for low demand items. *Journal of the operational research society*, 48, 700–713.

- Sarac, A., Absi, N., & Dauzère-Pérès, S. (2010). A literature review on the impact of rfid technologies on supply chain management. *International journal of production economics*, 128, 77-95.
- Seaman, B. (2017). Retail sales forecasting at Walmart. In *Proceedings of the 37th International Symposium on Forecasting*.
- Shang, K. H., & Zhou, S. X. (2010). Optimal and Heuristic Echelon (r, nQ, T) Policies in Serial Inventory Systems with Fixed Costs. *Operations Research*, 58, 414-427.
- Silver, E. A., Pyke, D. F., Peterson, R. et al. (1998). *Inventory management and production planning and scheduling* volume 3. Wiley New York.
- Slack, N., Chambers, S., & Johnston, R. (2010). *Operations management*. Pearson education.
- Spiliotis, E., Kouloumos, A., Assimakopoulos, V., & Makridakis, S. (2020). Are forecasting competitions data representative of the reality? *International Journal of Forecasting*, 36, 37-53.
- Syntetos, A., Babai, M., Davies, J., & Stephenson, D. (2010). Forecasting and stock control: A study in a wholesaling context. *International Journal of Production Economics*, 127, 103-111.
- Syntetos, A. A., & Boylan, J. E. (2001). On the bias of intermittent demand estimates. *International journal of production economics*, 71, 457-466.
- Syntetos, A. A., & Boylan, J. E. (2005). The accuracy of intermittent demand estimates. *International Journal of forecasting*, 21, 303-314.
- Syntetos, A. A., Boylan, J. E., & Croston, J. D. (2005). On the categorization of demand patterns. *Journal of the Operational Research Society*, 56, 495-503.
- Taylor, J. W. (2003). Exponential smoothing with a damped multiplicative trend. *International journal of Forecasting*, 19, 715-725.
- Teunter, R. H., Syntetos, A. A., & Zied Babai, M. (2011). Intermittent demand: Linking forecasting to inventory obsolescence. *European Journal of Operational Research*, 214, 606-615.
- Theodorou, E., & Spiliotis, E. (2023). Better forecasts or more appropriate stock control policies? *Foresight: The International Journal of Applied Forecasting*, 68, 40-44.
- Theodorou, E., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2022). Optimizing inventory control through a data-driven and model-independent framework. *EURO Journal on Transportation and Logistics*, 12, 100103.
- Theodorou, E., Wang, S., Kang, Y., Spiliotis, E., Makridakis, S., & Assimakopoulos, V. (2021). Exploring the representativeness of the M5 competition data. *International Journal of Forecasting*, .



- Verma, R., & Boyer, K. K. (2010). *Operations & supply chain management: World class theory and practice*. Southwestern/Cengage Learning.
- Willemain, T. R., Smart, C. N., Shockor, J. H., & DeSautels, P. A. (1994). Forecasting intermittent demand in manufacturing: a comparative evaluation of croston's method. *International journal of forecasting*, 10, 529-538.
- Winters, P. R. (1960). Forecasting sales by exponentially weighted moving averages. *Management science*, 6, 324-342.
- Zipkin, P. H. (2000). *Foundations of inventory management*. McGraw-Hill, New York.
- Πετρόπουλος, Ρ., & Ασημακόπουλος, Β. (2011). *Επιχειρησιακές προβλέψεις*. Εκδόσεις Συμμετρία, Αθήνα.
- Σπηλιώτης, Ε. (2017). *Ανάπτυξη πλαισίου αυτοματοποιημένης προέκτασης χρονοσειρών μέσω της γενίκευσης της μεθόδου πρόβλεψης θ*. Ph.D. thesis Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα.