



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ Μ/Υ

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
ΣΧΟΛΗ ΝΑΥΤΙΛΙΑΣ ΚΑΙ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑΣ
ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ



ΔΙΑΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ
ΣΠΟΥΔΩΝ
«ΤΕΧΝΟ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ»

**Παραμετροποίηση της μεθόδου πρόβλεψης Croston
με γνώμονα τη βέλτιστη διαχείριση αποθεμάτων**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Χρήστος Φ. Τσόλκας

Επιβλέπων: Βασίλειος Ασημακόπουλος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Υπεύθυνοι: Ευάγγελος Σπηλιώτης
Διδάκτωρ Ε.Μ.Π.
Ευάγγελος Θεοδώρου
Υπ. Διδάκτωρ Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούνιος 2020



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ Μ/Υ

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
ΣΧΟΛΗ ΝΑΥΤΙΛΙΑΣ ΚΑΙ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑΣ
ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ



ΔΙΑΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ
ΣΠΟΥΔΩΝ
«ΤΕΧΝΟ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ»

Παραμετροποίηση της μεθόδου πρόβλεψης Croston με γνώμονα τη βέλτιστη διαχείριση αποθεμάτων

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Χρήστος Φ. Τσόλκας

Επιβλέπων: Βασίλειος Ασημακόπουλος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Υπεύθυνοι: Ευάγγελος Σπηλιώτης
Διδάκτωρ Ε.Μ.Π.
Ευάγγελος Θεοδώρου
Υπ. Διδάκτωρ Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

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

.....
Ιωάννης Ψαρράς
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

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

Αθήνα, Ιούνιος 2020



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ Μ/Υ

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
ΣΧΟΛΗ ΝΑΥΤΙΛΙΑΣ ΚΑΙ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑΣ
ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ



ΔΙΑΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ
ΣΠΟΥΔΩΝ
«ΤΕΧΝΟ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ»

(Υπογραφή)

.....
Χρήστος Φ. Τσόλκας

Πτυχιούχος Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων

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 στην παρούσα εργασία εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου ή του Πανεπιστημίου Πειραιώς.

Copyright © Χρήστος Φ. Τσόλκας, 2020.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Στη Μαριλένα,
που με στηρίζει σε κάθε βήμα
της ζωής μου
Χ.Τ.

Πρόλογος

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στο πλαίσιο των ερευνητικών δραστηριοτήτων της Μονάδας Προβλέψεων και Στρατηγικής που υπάγεται στον Τομέα Ηλεκτρικών Βιομηχανικών Διατάξεων και Συστημάτων Αποφάσεων, της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Αρχικά, θα ήθελα να εκφράσω τις θερμές και ειλικρινείς μου ευχαριστίες στον Καθηγητή της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου κ. Βασίλειο Ασημακόπουλο για την ευκαιρία που μου έδωσε αναθέτοντάς μου την παρούσα εργασία, καθώς και τους καθηγητές κ. Ιωάννη Ψαρρά και κ. Δημήτριο Ασκούνη για τη συμμετοχή τους στην τριμελή εξεταστική επιτροπή της εργασίας.

Θα ήθελα ιδιαίτερα να ευχαριστήσω τον διδάκτορα κ. Ευάγγελο Σπηλιώτη και τον υποψήφιο διδάκτορα κ. Ευάγγελο Θεοδώρου για τη διαρκή παρακολούθηση της πορείας της διπλωματικής μου εργασίας, τις επικοινωνητικές συμβουλές και τις χρήσιμες παρατηρήσεις που μου προσέφεραν καθ' όλη τη διάρκεια της συνεργασίας μας.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω τη σύντροφό μου, που χάρη στη στήριξη και τη συμπαράστασή της ήταν εφικτή η ολοκλήρωση της παρούσας εργασίας.

Χρήστος Τσόλκας
Αθήνα, Ιούνιος 2020

Περίληψη

Η παραγωγή προβλέψεων της ζήτησης προϊόντων είναι μια εδραιωμένη πρακτική σε συστήματα διαχείρισης κεντρικών αποθηκών. Πιθανά σφάλματα (συστηματικά ή μη) στην παραγωγή προβλέψεων της ζήτησης αποφέρουν οικονομική ζημία είτε μέσω ελλείματος αποθέματος και χαμένων εσόδων από τη μη κάλυψη της ζήτησης είτε μέσω υπεραποθεματοποίησης προϊόντων και της συνακόλουθης επιβάρυνσης στο κόστος αποθήκευσης. Συχνά τα προϊόντα παρουσιάζουν χαρακτηριστικά διακοπτόμενης ζήτησης που δυσκολεύουν ακόμα περισσότερο την παραγωγή προβλέψεων. Στη βιβλιογραφία έχουν προταθεί διάφορες μέθοδοι για την πρόβλεψη διακοπτόμενης ζήτησης με επικρατέστερη τη μέθοδο Croston.

Στην παρούσα εργασία αναπτύσσεται μια μεθοδολογία για τη βέλτιστη επιλογή των παραμέτρων της μεθόδου Croston προς αξιοποίηση στην παραγωγή προβλέψεων ζήτησης προϊόντων σε κεντρικές αποθήκες. Η εν λόγω μεθοδολογία προτείνει τη χρήση συναρτήσεων βελτιστοποίησης των παραγόντων άμεσου οικονομικού κόστους της αποθήκης (κόστος αποθήκευσης και ποιότητα εξυπηρέτησης) και όχι ελαχιστοποίησης του σφάλματος πρόβλεψης ως είθισται στη σχετική βιβλιογραφία. Η μεθοδολογία εφαρμόζεται σε πραγματικά δεδομένα μέσω εμπειρικής μελέτης. Από τα αποτελέσματα της εμπειρικής μελέτης προκύπτει ότι η βελτιστοποίηση της ακρίβειας των προβλέψεων δεν οδηγεί σε βελτίωση της απόδοσης της αποθήκης και, αντιστρόφως, η βελτίωση της απόδοσης της αποθήκης γίνεται εις βάρος της ακρίβειας των προβλέψεων. Επίσης η εφαρμογή βελτιστοποίησης στις παραμέτρους του μοντέλου πρόβλεψης προσφέρει οφέλη στην απόδοση του συστήματος ακόμα και στην περίπτωση που γίνεται με όρους βελτίωσης της ακρίβειας των προβλέψεων.

Λέξεις Κλειδιά: Διακοπτόμενη ζήτηση, Μέθοδος Croston, Διαχείριση αποθεμάτων, Βελτιστοποίηση παραμέτρων, Πρόβλεψη ζήτησης, Ανάλυση χρονοσειρών

Abstract

Demand forecasting is a well-established practice used in every inventory control system. Inaccurate forecasts (biased or not) can be costly for company operations, either due to stockouts and lost sales, or due to over-stocking and holding costs. Many products demonstrate intermittent demand characteristics that make their demand prediction even harder. In the forecasting literature numerous methods for intermittent demand forecasting have been proposed with Croston's being the predominant one.

In this study, we propose a methodology for optimal parameter selection for Croston's method. The proposed methodology can be exercised for demand forecasting in inventory control systems. The forecasting literature has focused on providing optimal models in terms of various accuracy metrics. In this study, we consider an approach towards parametrizing forecasting models by directly considering appropriate inventory metrics and the current inventory policy. We evaluate the proposed methodology through an empirical study using real data from a local retail distributor. The results show that there is a negative correlation between minimizing forecasting errors and gaining inventory performance. Furthermore, we record evidence that parameter optimization leads to better inventory performance.

Keywords: Intermittent demand, Croston's method, Inventory control, Parameter Optimization, Demand forecasting, Time series analysis

Περιεχόμενα

Πρόλογος.....	9
Περίληψη	11
Abstract.....	13
Ευρετήριο Εικόνων	17
Ευρετήριο Πινάκων	19
Κεφάλαιο 1 Εισαγωγή.....	21
1.1. Αντικείμενο της διπλωματικής εργασίας	23
1.2. Δομή της διπλωματικής εργασίας.....	23
Κεφάλαιο 2 Μέθοδοι πρόβλεψης της ζήτησης.....	25
2.1. Πρόβλεψη της ζήτησης.....	25
2.2. Απλή εκθετική εξομάλυνση (Simple Exponential Smoothing – SES).....	27
2.3. Μέθοδος Croston.....	28
2.4. Μέθοδος προσέγγισης των Syntetos – Boylan.....	30
2.5. Άλλες μέθοδοι πρόβλεψης της διακοπτόμενης ζήτησης	30
Κεφάλαιο 3 Βιβλιογραφική ανασκόπηση	33
3.1. Θεωρητικές προσεγγίσεις	33
3.2. Πειραματικές προσεγγίσεις	34
3.3. Σύνοψη – Προτάσεις.....	39
Κεφάλαιο 4 Δείκτες αξιολόγησης προβλέψεων	41
4.1. Δείκτες ακρίβειας προβλέψεων	42
4.2. Μέτρα απόδοσης του συστήματος διαχείρισης αποθήκης	45
Κεφάλαιο 5 Εμπειρική μελέτη.....	49
5.1. Μοντέλο διαχείρισης της αποθήκης.....	50
5.2. Διαχείριση δεδομένων	53
5.2.1. Ανάγνωση και εξυγίανση δεδομένων.....	53
5.2.2. Απεικόνιση δεδομένων	54
5.2.3. Χαρακτηριστικά χρονοσειρών.....	56
5.2.4. Κατηγοριοποίηση χρονοσειρών	59
5.2.5. Εντοπισμός προβληματικών τιμών	62
5.3. Βελτιστοποίηση παραμέτρων.....	64
5.4. Αξιολόγηση της απόδοσης των μοντέλων πρόβλεψης	76
Κεφάλαιο 6 Παρουσίαση αποτελεσμάτων	79

Κεφάλαιο 7 Συμπεράσματα και προεκτάσεις	93
7.1. Συμπεράσματα.....	93
7.2. Μελλοντικές προεκτάσεις.....	95
Βιβλιογραφία	97

Ευρετήριο Εικόνων

Εικόνα 1 Κατηγοριοποίηση των χρονοσειρών ζήτησης προϊόντων	25
Εικόνα 2 Βασικές διαδικασίες εμπειρικής μελέτης	50
Εικόνα 3 Πολιτική διαχείρισης αποθέματος order-up-to (T, S).....	51
Εικόνα 4 Κανονική κατανομή της ζήτησης	52
Εικόνα 5 Διαχείριση δεδομένων.....	53
Εικόνα 6 Απεικόνιση χρονοσειρών.....	55
Εικόνα 7 Συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας.....	58
Εικόνα 8 Κατηγοριοποίηση κατά Petropoulos and Kourentzes 2015	60
Εικόνα 9 Κατανομή των 10 μεγαλύτερων τιμών.....	63
Εικόνα 10 Διαδικασία βελτιστοποίησης παραμέτρων.....	64
Εικόνα 11 Συνάρτηση κόστους με βάση τα εντός δείγματος σφάλματα πρόβλεψης.....	66
Εικόνα 12 Συνάρτηση κόστους με βάση τα εκτός δείγματος σφάλματα πρόβλεψης.....	67
Εικόνα 13 Συνάρτηση κόστους μέσης τιμής του επιπέδου εξυπηρέτησης.....	69
Εικόνα 14 Συνάρτηση κόστους μέσης τετραγωνικής απόκλισης του επιπέδου εξυπηρέτησης... ..	70
Εικόνα 15 Υπολογισμός του επιπέδου εξυπηρέτησης	72
Εικόνα 16 Υπο-διαδικασία προσομοίωσης της κίνησης της αποθήκης.....	73
Εικόνα 17 Υπο-διαδικασία υπολογισμού του επιπέδου εξυπηρέτησης.....	75
Εικόνα 18 Αξιολόγηση απόδοσης.....	76
Εικόνα 19 Αρνητική συσχέτιση του επιπέδου εξυπηρέτησης και της ακρίβειας των προβλέψεων	84
Εικόνα 20 Η αύξηση του επιπέδου εξυπηρέτησης επιφέρει αύξηση του μέσου επιπέδου αποθεματοποίησης	85
Εικόνα 21 Επίπεδο εξυπηρέτησης σε σχέση με την τιμή στόχου (ανά μέθοδο)	86
Εικόνα 22 Πλήθος προϊόντων με επίτευξη του στόχου	87
Εικόνα 23 Επίπεδο εξυπηρέτησης σε σχέση με την τιμή στόχου (ανά συνάρτηση κόστους).....	90

Ευρετήριο Πινάκων

Πίνακας 1 Περιγραφικά στατιστικά του δείγματος	56
Πίνακας 2 Χαρακτηριστικά διακοπτόμενης ζήτησης	60
Πίνακας 3 Μέτρα αξιολόγησης της απόδοσης της μεθόδου Croston.....	81
Πίνακας 4 Μέτρα αξιολόγησης της απόδοσης της μεθόδου SBA.....	81
Πίνακας 5 Μέτρα αξιολόγησης της απόδοσης της μεθόδου SES.....	82

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

Πιθανότατα η πιο διαδεδομένη μέθοδος που χρησιμοποιείται για βραχυχρόνια πρόβλεψη χρονοσειρών δεδομένων είναι η μέθοδος της απλής εκθετικής εξομάλυνσης (Simple Exponential Smoothing – SES), η οποία μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη της ζήτησης σε συστήματα διαχείρισης αποθήκης (Brown, 1959). Τα αρχικά προτερήματα της συγκεκριμένης μεθόδου ήταν οι χαμηλές απαιτήσεις σε χωρητικότητα μνήμης και υπολογιστική ισχύ που έκαναν τη μέθοδο ιδιαίτερα ελκυστική προς εκτέλεση σε υπολογιστικά συστήματα των προηγούμενων δεκαετιών. Σήμερα η μέθοδος συνεχίζει να εφαρμόζεται, και τις τελευταίες δεκαετίες αποτελεί τη μέθοδο αναφοράς προς σύγκριση με άλλες μεθόδους σε χρονοσειρές προϊόντων που χαρακτηρίζονται από χαμηλή κίνηση των αποθεμάτων τους (slow moving) ή από διακοπτόμενη ζήτηση (intermittent demand). Ένα προϊόν παρουσιάζει χαρακτηριστικά χαμηλής κίνησης όταν η ζήτησή του είναι χαμηλή και επομένως η μεταβολή (κίνηση) στο απόθεμα του προϊόντος είναι αργή ακόμα και για μεγάλα χρονικά διαστήματα. Ένα προϊόν παρουσιάζει χαρακτηριστικά διακοπτόμενης ζήτησης όταν η ζήτηση του προϊόντος είναι μηδενική σε αρκετές και τυχαίες χρονικές περιόδους (δηλαδή δεν εμφανίζεται κάποιο πρότυπο εποχικότητας ή άλλο στις μηδενικές τιμές της ζήτησης). Σε χρονοσειρές δεδομένων με τα παραπάνω χαρακτηριστικά η χρήση της SES συνήθως δίνει μη ικανοποιητικές προβλέψεις. Πιο συγκεκριμένα, η μέθοδος SES επηρεάζεται σημαντικά από τις μηδενικές τιμές της ζήτησης και παρουσιάζει συστηματικά σφάλματα (bias) στις προβλέψεις της.

Η παρατήρηση αυτή έγινε από τον Croston (Croston, 1972), ο οποίος παρουσίασε μια νέα μέθοδο που έκτοτε πήρε το όνομά του, και που διαχωρίζει τη χρονοσειρά σε δύο διαφορετικές συνιστώσες: στη σειρά των ποσοτήτων ζήτησης και στη σειρά των χρονικών διαστημάτων μεταξύ των μη μηδενικών ζητήσεων. Οι προβλέψεις των δύο σειρών ανανεώνονται με τη μέθοδο SES με την ίδια σταθερά εξομάλυνσης μόνο ύστερα από την εμφάνιση κάποιας ποσότητας ζήτησης. Η τελική πρόβλεψη προκύπτει ως ο λόγος των προβλέψεων της πρώτης σειράς προς τις προβλέψεις της δεύτερης σειράς, η οποία αναπαριστά την εκτιμώμενη μέση ζήτηση ανά χρονική περίοδο. Η χρησιμότητα και η

πρακτική σημασία της μεθόδου Croston έχει αποτυπωθεί σε πλήθος μελετών όπως για παράδειγμα στις (Willemain et al., 1994), (Johnston & Boylan, 1996), (Aris A. Syntetos & Boylan, 2006), (Willemain et al., 2004). Επίσης, έχουν προταθεί διάφορες βελτιώσεις επί της αρχικής μεθόδου Croston, για παράδειγμα στις εργασίες (Johnston & Boylan, 1996), (Levén & Segerstedt, 2004), (Aris A. Syntetos & Boylan, 2005), με επικρατέστερη την έκδοση των Syntetos και Boylan (Aris A. Syntetos & Boylan, 2005), η οποία χαρακτηρίζεται ως η προσέγγιση των Syntetos – Boylan (Syntetos-Boylan Approximation – SBA). Η επικράτηση της συγκεκριμένης έκδοσης έγκειται στο γεγονός ότι αποτελεί μικρή προσαρμογή (με κάποιο πολλαπλασιαστικό παράγοντα μικρότερο της μονάδας) επί της κλασικής μεθόδου του Croston, που εφαρμόζεται προκειμένου να ακυρωθούν τα συστηματικά σφάλματα (biases) που εμπεριέχει η αρχική μέθοδος. Οι τρεις αυτές μέθοδοι θα χρησιμοποιηθούν στην πρακτική ανάλυση της παρούσας εργασίας ώστε να εξεταστεί κατά πόσο η βελτιστοποίηση που θα εφαρμοστεί στις παραμέτρους εξομάλυνσης τις επηρεάζει διαφορετικά.

Μικρές τιμές των παραμέτρων εξομάλυνσης στο διάστημα [0.05-0.2] θεωρούνται ρεαλιστικές (Croston, 1972; Johnston & Boylan, 1996; Willemain et al., 1994) και οι περισσότερες εμπειρικές μελέτες που ερευνούν τη διακοπτόμενη ζήτηση θεωρούν σταθερές τιμές στις παραμέτρους εξομάλυνσης. Επίσης, έχει επικρατήσει η χρήση κοινών παραμέτρων εξομάλυνσης για την πρόβλεψη των δύο χρονοσειρών της μεθόδου Croston. Στις μελέτες (R. Snyder, 2002; R. H. Teunter et al., 2010; Petropoulos et al., 2013) πραγματοποιήθηκαν πειράματα με διαφορετικές παραμέτρους εξομάλυνσης για την πρόβλεψη των δύο χρονοσειρών της μεθόδου Croston. Η ελευθερία στη χρήση διαφορετικών παραμέτρων εξομάλυνσης αυξάνει την ευελιξία των μοντέλων αλλά ταυτόχρονα προσθέτει επιπλέον πολυπλοκότητα στην επιλογή των διαφορετικών τιμών.

Στην ερευνητική μελέτη (Kourentzes, 2014) αναφέρεται ότι η βελτιστοποίηση όλων των παραμέτρων της μεθόδου (σταθερές εξομάλυνσης και αρχικά επίπεδα των χρονοσειρών) επιφέρει οφέλη στην ακρίβεια των προβλέψεων. Στην εν λόγω μελέτη, η βελτιστοποίηση των παραμέτρων της μεθόδου πραγματοποιείται με συναρτήσεις κόστους οι οποίες στηρίζονται σε γνωστές ή νέες, καταλληλότερες για τις προβλέψεις της Croston, μεθόδους εκτίμησης των σφαλμάτων στην ακρίβεια των προβλέψεων. Στην

παρούσα εργασία πραγματοποιούμε βελτιστοποίηση των παραμέτρων εξομάλυνσης με συναρτήσεις κόστους που αναφέρονται κυρίως στη διαχείριση αποθήκης και επομένως έχουν μεγαλύτερη πρακτική σημασία. Για σύγκριση χρησιμοποιούμε και βελτιστοποίηση ως προς τα σφάλματα ακρίβειας.

1.1. Αντικείμενο της διπλωματικής εργασίας

Αντικείμενο της παρούσας εργασίας είναι η ανάπτυξη μιας μεθοδολογίας η οποία θα επιλέγει βέλτιστα τις παραμέτρους της μεθόδου Croston, και θα αξιοποιείται για την παραγωγή προβλέψεων ζήτησης προϊόντων σε κεντρικές αποθήκες. Απώτερος σκοπός της διπλωματικής εργασίας είναι η καλύτερη υποστήριξη αποφάσεων που σχετίζονται με διαδικασίες παραγγελιοδότησης μέσω της ελαχιστοποίησης του άμεσου οικονομικού κόστους της αποθήκης (κόστος αποθήκευσης και ποιότητα εξυπηρέτησης) και όχι του σφάλματος πρόβλεψης ως είθισται.

Στην παρούσα εργασία πραγματοποιείται εμπειρική συγκριτική ανάλυση τόσο μεταξύ των διαφορετικών μεθοδολογιών βελτιστοποίησης των παραμέτρων της μεθόδου Croston όσο και μεταξύ της κλασικής μεθόδου Croston και της πιο εδραιωμένης παραλλαγής αυτής. Επίσης, ως μέθοδος αναφοράς χρησιμοποιείται η μέθοδος της απλής εκθετικής εξομάλυνσης.

1.2. Δομή της διπλωματικής εργασίας

Η εργασία δομείται στις ακόλουθες ενότητες: στο κεφάλαιο 2 πραγματοποιείται μια ανάλυση των μεθόδων πρόβλεψης. Στο κεφάλαιο 3 γίνεται ανασκόπηση της σχετικής βιβλιογραφίας. Στο κεφάλαιο 4 αναλύονται οι μετρικές ακρίβειας και απόδοσης που θα χρησιμοποιηθούν. Στο κεφάλαιο 5 περιγράφεται η υλοποίηση της εμπειρικής συγκριτικής μελέτης. Στο κεφάλαιο 6 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της εμπειρικής μελέτης. Τέλος, στο κεφάλαιο 7 αναφέρονται τα συμπεράσματα που προκύπτουν και καταγράφονται πιθανές μελλοντικές προεκτάσεις της θεματολογίας που πραγματεύθηκε η παρούσα εργασία.

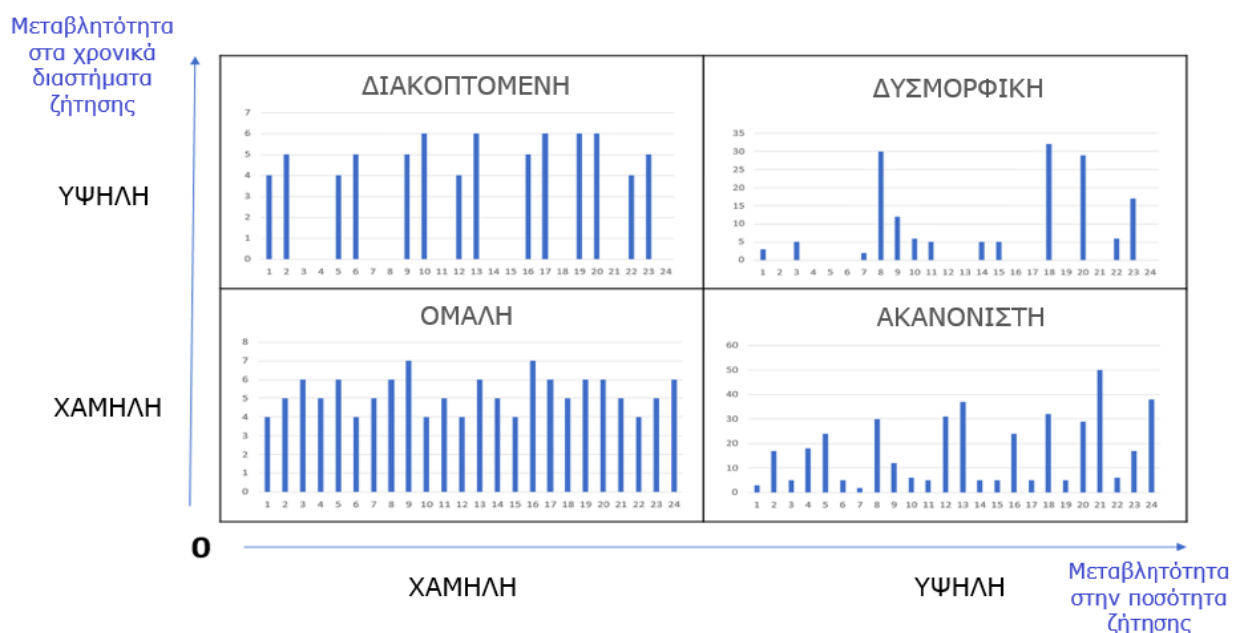
Κεφάλαιο 2

Μέθοδοι πρόβλεψης της ζήτησης

2.1. Πρόβλεψη της ζήτησης

Με τον όρο χρονοσειρά εννοούμε μια ακολουθία ή σειρά από παρατηρήσεις που λαμβάνονται σε ορισμένες χρονικές στιγμές ή περιόδους που ισαπέχουν μεταξύ τους. Επομένως, πρόκειται για μια ακολουθία δεδομένων διακριτού χρόνου. Τα τρία κυριότερα στοιχεία της ανάλυσης χρονοσειρών είναι η περιγραφή, η επεξήγηση και η πρόβλεψη των χρονικά εξαρτημένων δεδομένων. Η περιγραφή επιτυγχάνεται με τη βοήθεια διαφόρων γραφημάτων και στατιστικών δεικτών, η επεξήγηση χρησιμοποιώντας κάποιες μορφές μοντέλα για να εξερευνηθούν οι μηχανισμοί δημιουργίας της χρονοσειράς, και η πρόβλεψη περιλαμβάνει τη χρησιμοποίηση ενός μοντέλου για να προβλεφθούν μελλοντικές τιμές της σειράς βάσει των ιστορικών τιμών.

Η ζήτηση των προϊόντων όπως καταγράφεται (σε τακτά χρονικά διαστήματα) στις αποθήκες των καταστημάτων αποτελεί ένα κλασικό παράδειγμα χρονοσειράς. Δεδομένης της πρακτικής χρησιμότητας της πρόβλεψης της ζήτησης και των οικονομικών συνεπειών της στα συστήματα διαχείρισης αποθήκης, έχει μελετηθεί η δυνατότητα πρόβλεψης των χρονοσειρών ζήτησης βάσει των χαρακτηριστικών τους. Η κατηγοριοποίηση των χρονοσειρών ζήτησης με βάση τα χαρακτηριστικά τους απεικονίζεται στην «Εικόνα 1 Κατηγοριοποίηση των χρονοσειρών ζήτησης προϊόντων». Στην εικόνα μέσω παραδειγμάτων της μορφής των χρονοσειρών κάθε κατηγορίας απεικονίζονται οι διαφορές στα χαρακτηριστικά τους.



Εικόνα 1 Κατηγοριοποίηση των χρονοσειρών ζήτησης προϊόντων

Η μεταβλητότητα στα χρονικά διαστήματα της ζήτησης συνήθως αποτιμάται με τον δείκτη μέσης τιμής του χρονικού διαστήματος μεταξύ μη μηδενικών ποσοτήτων της ζήτησης (inter-demand interval – IDI, στη βιβλιογραφία απαντάται και ως ρ). Ο εν λόγω δείκτης συνήθως αναφέρεται σε χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης και εκφράζει τη μέση τιμή των αποστάσεων διαδοχικών περιόδων με μη μηδενική τιμή. Αν η τιμή του δείκτη είναι ίση με τη μονάδα, τότε αναφερόμαστε σε χρονοσειρά συνεχούς ζήτησης, ενώ στην περίπτωση διακοπτόμενης ζήτησης παίρνει τιμές μεγαλύτερες της μονάδας. Μεγάλη τιμή του δείκτη συνεπάγεται μεγάλα, κατά μέσο όρο, μεσοδιαστήματα μεταξύ μη μηδενικών παρατηρήσεων και λέμε ότι έχουμε αυξημένη ένταση της διακοπτόμενης ζήτησης.

Η μεταβλητότητα στην ποσότητα της ζήτησης συνήθως αποτιμάται με το τετράγωνο του συντελεστή μεταβλητότητας (Coefficient of Variation – CV). Ο συντελεστής μεταβλητότητας αποτελεί ένα κανονικοποιημένο (για να είναι συγκρίσιμος μεταξύ χρονοσειρών διαφορετικής κλίμακας στις παρατηρήσεις) μέτρο της διασποράς των παρατηρήσεων ενός δείγματος ή ενός πληθυσμού. Σε σύγκριση με την απλή τυπική απόκλιση, έχει το πλεονέκτημα ότι είναι απαλλαγμένος από την επίδραση του επιπέδου των παρατηρήσεων, αλλά δεν μπορεί να υπολογισθεί όταν η μέση τιμή ισούται με μηδέν. Μπορεί να υπολογισθεί με τη χρήση της ακόλουθης μαθηματικής έκφρασης:

$$CV = \frac{\sigma}{\mu}$$

όπου:

σ : είναι η τυπική απόκλιση του δείγματος ή του πληθυσμού

μ : είναι η μέση τιμή του δείγματος ή του πληθυσμού

Πολλές φορές ο δείκτης εκφράζεται και ως ποσοστό.

Αναλύοντας το γράφημα της Εικόνας 1 με βάση τις δύο διαστάσεις που αναφέρθηκαν παραπάνω λαμβάνουμε τις ακόλουθες τέσσερις κατηγορίες της ζήτησης προϊόντων:

1. **Ομαλή (smooth) ζήτηση:** Η ζήτηση είναι κανονική και παρουσιάζει χαμηλή μεταβλητότητα τόσο στη χρονική της διάσταση όσο και στην ποσοτική της διάσταση. Επομένως, το κανονικό πρότυπο που παρουσιάζουν τα ιστορικά δεδομένα είναι πολύ πιθανό να συνεχιστεί και μελλοντικά. Η κατηγορία αυτή δίνει τη μεγαλύτερη εμπιστοσύνη στις προβλέψεις.
2. **Ακανόνιστη (erratic) ζήτηση:** Η ζήτηση παρουσιάζεται σε τακτά χρονικά διαστήματα με χαμηλή χρονική μεταβλητότητα ενώ η ποσότητα της ζήτησης παρουσιάζει υψηλή μεταβλητότητα και τυχαιότητα. Η πρόβλεψη της ζήτησης είναι αρκετά δύσκολη λόγω των τυχαιών, απότομων μεταβολών στο επίπεδο της χρονοσειράς.
3. **Διακοπτόμενη (intermittent) ζήτηση:** Η ζήτηση παρουσιάζει χαμηλή μεταβλητότητα στη ζητούμενη ποσότητα ενώ παρουσιάζει μεγάλη τυχαιότητα και

μεταβλητότητα στα μεσοδιαστήματα μεταξύ μη μηδενικής ζήτησης. Παρόλο που έχουν αναπτυχθεί μέθοδοι πρόβλεψης ειδικά για την αντιμετώπιση δεδομένων που ανήκουν στην εν λόγω κατηγορία, τα περιθώρια λάθους στην πρόβλεψη παραμένουν υψηλά.

4. **Δυσμορφική (lumpy) ζήτηση:** Η ζήτηση παρουσιάζει μεγάλη τυχαιότητα και μεταβλητότητα τόσο στη χρονική της διάσταση όσο και στην ποσοτική της διάσταση. Η κατηγορία αυτή είναι η πιο δύσκολη στην παραγωγή πρόβλεψης καθώς δεν φαίνεται να υπάρχει κάποιο συγκεκριμένο πρότυπο σε κάποια από τις διαστάσεις της χρονοσειράς το οποίο να μπορεί να μοντελοποιηθεί με ακρίβεια.

Στο πλαίσιο της εργασίας ασχολούμαστε κυρίως με την απόδοση των μεθόδων που έχουν αναπτυχθεί για την κατηγορία των χρονοσειρών της διακοπτόμενης ζήτησης. Δεδομένης της έμφυτης δυσκολίας στην ακριβή πρόβλεψη της διακοπτόμενης ζήτησης η χρήση δεικτών ακρίβειας των προβλέψεων για τη βελτιστοποίηση ή την αξιολόγηση του μοντέλου πρόβλεψης μπορεί να οδηγήσει σε καταστάσεις υπεραποθεματοποίησης προϊόντων ή σε καταστάσεις πολύ χαμηλού επιπέδου εξυπηρέτησης της ζήτησης.

Στη συνέχεια αναλύονται οι μέθοδοι πρόβλεψης που θα χρησιμοποιηθούν στην εμπειρική μελέτη της εργασίας.

2.2. Απλή εκθετική εξομάλυνση (Simple Exponential Smoothing – SES)

Η μαθηματική έκφραση της μεθόδου της απλής εκθετικής εξομάλυνσης (SES) (Brown, 1959) είναι η ακόλουθη:

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

όπου:

F_{t+1} : Η πρόβλεψη για την επόμενη χρονική περίοδο

F_t : Η πρόβλεψη για την τρέχουσα χρονική περίοδο

Y_t : Η τιμή της χρονοσειράς δεδομένων στην τρέχουσα χρονική περίοδο

α : Η παράμετρος εξομάλυνσης

Η μέθοδος εξαρτάται από δύο παραμέτρους: το αρχικό επίπεδο της πρόβλεψης F_0 και την παράμετρο α . Στην ανάλυσή μας θεωρούμε ως αρχικό επίπεδο την πρώτη παρατήρηση των δεδομένων.

Το χαρακτηριστικό της συγκεκριμένης μεθόδου είναι ότι σε όλες τις παρατηρήσεις αντιστοιχίζονται βαρύτητες οι οποίες φθίνουν γεωμετρικά από το παρόν προς το παρελθόν. Η παράμετρος εξομάλυνσης α ελέγχει την επίδραση των ιστορικών τιμών στην πρόβλεψη. Μια χαμηλή τιμή της παραμέτρου δίνει έμφαση στο παρελθόν (στην οριακά

χαμηλότερη τιμή της παραμέτρου, δηλαδή στο μηδέν, η πρόβλεψη εξισώνεται με το αρχικό επίπεδο), είναι προτιμότερη όταν το επίπεδο της ζήτησης κινείται σε σταθερό επίπεδο, αλλά σε αυτή την περίπτωση η μέθοδος αντιδρά πολύ αργά σε συστηματικές αλλαγές του επιπέδου της ζήτησης. Μια υψηλή τιμή της παραμέτρου δίνει έμφαση στις πιο πρόσφατες παρατηρήσεις (στην οριακά υψηλότερη τιμή της παραμέτρου, δηλαδή στη μονάδα, η πρόβλεψη εξισώνεται με την τελευταία παρατήρηση), είναι προτιμότερη όταν επιθυμούμε γρήγορη προσαρμογή στο μεταβαλλόμενο επίπεδο της ζήτησης, αλλά σε αυτή την περίπτωση παρουσιάζεται ευαισθησία σε τυχαίες μεταβολές του επιπέδου της ζήτησης.

Στην περίπτωση που έχουμε προϊόντα χαμηλής κίνησης ή διακοπτόμενης ζήτησης όπου υπάρχουν μεγάλα διαστήματα στα οποία οι παρατηρήσεις είναι μηδενικές, τότε η πρόβλεψη με τη χρήση της μεθόδου SES θα φθίνει συνεχώς προσεγγίζοντας την τιμή μηδέν και επομένως όταν τελικά έχουμε πραγματική ζήτηση θα έχουμε υποεκτίμηση της πραγματικής τιμής. Αν, αντίθετα, έχουμε ξεκινήσει από ένα υψηλό αρχικό επίπεδο και στη συνέχεια υπάρχει μια μακρά ακολουθία από μηδενική ζήτηση, τότε έχουμε υπερεκτίμηση των πραγματικών μηδενικών τιμών. Και στις δύο παραπάνω περιπτώσεις έχουμε μεγάλα σφάλματα στην ακρίβεια των προβλέψεων. Επομένως, το πρόβλημα στις προβλέψεις της συγκεκριμένης μεθόδου οφείλεται στην παρουσία αρκετών μηδενικών τιμών στη ζήτηση.

2.3. Μέθοδος Croston

Ο Croston (Croston, 1972) παρουσίασε μια λύση στο παραπάνω πρόβλημα που παρουσιάζει η μέθοδος SES σε περιπτώσεις προϊόντων διακοπτόμενης ζήτησης ή χαμηλής κίνησης. Πρότεινε η πρόβλεψη να χωριστεί σε δύο μέρη: μία πρόβλεψη για το μέγεθος της μη μηδενικής ζήτησης και μία πρόβλεψη για το χρονικό διάστημα μεταξύ μηδενικών ζητήσεων. Οι προβλέψεις ανανεώνονται μόνο όταν συναντήσουμε μη μηδενική ζήτηση με τη χρήση της μεθόδου SES για την κάθε μία πρόβλεψη. Οι μαθηματικές εκφράσεις των δύο προβλέψεων παρουσιάζονται παρακάτω:

- Αν $Y_t = 0$ τότε $F_{t+1}^d = F_t^d$ και $F_{t+1}^i = F_t^i$
- Αν $Y_t \neq 0$ τότε $F_{t+1}^d = F_t^d + \alpha(Y_t - F_t^d)$ και $F_{t+1}^i = F_t^i + \alpha(I_t - F_t^i)$
- $I_t = t_n - t_{n-1}$

όπου:

F_{t+1}^d : Η πρόβλεψη της ζήτησης (demand) την επόμενη χρονική περίοδο

F_t^d : Η πρόβλεψη της ζήτησης (demand) την τρέχουσα χρονική περίοδο

F_{t+1}^i : Η πρόβλεψη του χρονικού διαστήματος μέχρι την επόμενη μη μηδενική ζήτηση (inter-demand interval) για την επόμενη χρονική περίοδο

F_t^i : Η πρόβλεψη του χρονικού διαστήματος μέχρι την επόμενη μη μηδενική ζήτηση (inter-demand interval) για την τρέχουσα χρονική περίοδο

Y_t : Η πραγματική ζήτηση (demand) την τρέχουσα χρονική περίοδο

I_t : Το χρονικό διάστημα μεταξύ μη μηδενικών ζητήσεων (inter-demand interval) κατά την τρέχουσα χρονική περίοδο

t_n : Η χρονική περίοδος της πιο πρόσφατης μη μηδενικής ζήτησης

t_{n-1} : Η χρονική περίοδος της προηγούμενης μη μηδενικής ζήτησης από την πιο πρόσφατη μη μηδενική ζήτηση

α : Η παράμετρος εξομάλυνσης (κοινή και για τις δύο προβλέψεις)

Η μέθοδος εξαρτάται από τρεις παραμέτρους: τα αρχικά επίπεδα της κάθε πρόβλεψης και την παράμετρο α . Στην ανάλυσή μας θεωρούμε ως αρχικό επίπεδο στην πρόβλεψη για τη ζήτηση την πρώτη μη μηδενική ζήτηση που παρουσιάζεται στα δεδομένα (αν δεν υπάρχει τότε η πρόβλεψη της Croston είναι μηδενική). Αντίστοιχα, θεωρούμε ως αρχικό επίπεδο στην πρόβλεψη των χρονικών διαστημάτων μεταξύ μη μηδενικών ζητήσεων το αρχικό χρονικό διάστημα από την αρχή της χρονοσειράς των δεδομένων μέχρι την πρώτη μη μηδενική ζήτηση (αν δεν υπάρχει τότε η πρόβλεψη της Croston είναι μηδενική).

Η τελική πρόβλεψη της μεθόδου Croston δίνεται από τον λόγο των παραπάνω δύο προβλέψεων και αντιστοιχεί στην εκτίμηση της μέσης ζήτησης ανά χρονική στιγμή:

$$F_{t+1}^C = \frac{F_{t+1}^d}{F_{t+1}^i}$$

Όταν σε κάποιο προϊόν παρουσιάζεται ζήτηση σε κάθε χρονική στιγμή, τότε η μέθοδος Croston εξισώνεται με την μέθοδο SES. Η ιδιότητα αυτή της μεθόδου Croston αυξάνει την πρακτική χρήση της μεθόδου καθώς μπορεί να εφαρμοστεί σε όλα τα

προϊόντα της αποθήκης χωρίς απαραίτητως να έχουν χαρακτηριστικά διακοπτόμενης ζήτησης.

2.4. Μέθοδος προσέγγισης των Syntetos – Boylan

Οι Syntetos και Boylan (A.A Syntetos & Boylan, 2001) απέδειξαν ότι η αρχική μέθοδος Croston παρουσιάζει συστηματικό σφάλμα (bias) στις προβλέψεις της (υπερεκτίμηση). Συστηματικό σφάλμα (bias) πρόβλεψης λέμε ότι παρουσιάζει μια μέθοδος όταν κατά μέσο όρο οι προβλέψεις της μεθόδου για τη ζήτηση είναι σημαντικά μεγαλύτερες ή μικρότερες από τις πραγματικές τιμές. Η μέθοδος που πρότειναν (Aris A. Syntetos & Boylan, 2005), γνωστή ως Syntetos – Boylan Approximation (SBA), εφαρμόζει έναν παράγοντα διόρθωσης του συστηματικού σφάλματος επί της πρόβλεψης της αρχικής μεθόδου. Η μαθηματική έκφραση της μεθόδου παρουσιάζεται παρακάτω:

$$F_{t+1}^{SBA} = (1 - \frac{\alpha_i}{2}) \frac{F_{t+1}^d}{F_{t+1}^i}$$

όπου α_i είναι η παράμετρος εξομάλυνσης που χρησιμοποιείται στην πρόβλεψη των χρονικών διαστημάτων μεταξύ μη μηδενικών ζητήσεων (inter-demand intervals) η οποία μπορεί να είναι ίση με την παράμετρο εξομάλυνσης που χρησιμοποιείται στην πρόβλεψη των ποσοτήτων ζήτησης όπως στην κλασική μέθοδο Croston ή μπορεί να διαφέρει. Στην παρούσα εργασία εξετάζουμε την περίπτωση χρήσης διαφορετικών παραμέτρων εξομάλυνσης.

Μία τελευταία παρατήρηση είναι ότι η μέθοδος SBA, ακόμα και αν έχουμε ζήτηση σε κάθε χρονική στιγμή, με την προσθήκη του παράγοντα διόρθωσης σφάλματος δεν εξισώνεται πλέον με τη μέθοδο SES. Άρα πριν από την εφαρμογή της συγκεκριμένης μεθόδου πρέπει να έχει πραγματοποιηθεί διαχωρισμός των προϊόντων σε αυτά που παρουσιάζουν χαρακτηριστικά διακοπτόμενης ζήτησης, και να εφαρμοστεί η συγκεκριμένη μέθοδος μόνο σε αυτή την κατηγορία προϊόντων.

2.5. Άλλες μέθοδοι πρόβλεψης της διακοπτόμενης ζήτησης

Στη βιβλιογραφία έχουν χρησιμοποιηθεί αρκετές μέθοδοι πρόβλεψης για χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης. Κάποιες είναι γενικές χωρίς να λαμβάνουν υπόψη τη διακοπτόμενη φύση των δεδομένων όπως οι μέθοδοι απλού κινητού μέσου όρου

(Simple Moving Average – SMA), τυχαίας δειγματοληψίας με επανατοποθέτηση (bootstrapping method) και μηχανικής μάθησης. Άλλες πάλι λαμβάνουν υπόψη τους τη διακοπτόμενη φύση των δεδομένων όπως είναι οι μέθοδοι ADIDA (Aggregate-Disaggregate Intermittent Demand Approach) και MAPA για διακοπτόμενη ζήτηση (intermittent Multiple Aggregation Prediction Algorithm - iMAPA). Οι δύο τελευταίες μέθοδοι στηρίζονται στην τεχνική της συνάθροισης των δεδομένων σε υψηλότερα χρονικά επίπεδα (σε χρονικές περιόδους χαμηλότερης συχνότητας) προκειμένου να αποφευχθεί η ασυνέχεια στα δεδομένα.

Η ADIDA προτάθηκε στην μελέτη (Nikolopoulos et al., 2011) και αποτελεί ένα μεθοδολογικό πλαίσιο στο οποίο ο αναλυτής επιλέγει κάποιο κατάλληλο επίπεδο συνάθροισης των δεδομένων, κάποια μέθοδο πρόβλεψης επί της συνάθροισης των δεδομένων και έναν μηχανισμό διάσπασης των προβλέψεων της συνάθροισης, ώστε να υπολογιστούν οι τελικές προβλέψεις χρονικής συχνότητας ίσης με της αρχικής χρονοσειράς. Οι ερευνητές παρατήρησαν βελτίωση στις προβλέψεις με τη χρήση του παραπάνω πλαισίου. Ωστόσο, η επιλογή του βέλτιστου επιπέδου συνάθροισης όπως επίσης και η επιλογή του κατάλληλου μηχανισμού διάσπασης των προβλέψεων δεν είναι αυτοματοποιημένες διαδικασίες.

Στη μελέτη (Kourentzes et al., 2014) οι ερευνητές προτείνουν τον αλγόριθμο MAPA (Multiple Aggregation Prediction Algorithm) για την παραγωγή προβλέψεων από το συνδυασμό των προβλέψεων μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης επί των συνιστωσών της χρονοσειράς (επίπεδο, τάση και εποχικότητα). Στην μελέτη (Petrooulos & Kourentzes, 2015) προτείνεται η χρήση του συνδυαστικού μοντέλου MAPA για την παραγωγή προβλέψεων σε δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης. Στις χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης δεν υπάρχουν οι συνιστώσες της τάσης και της εποχικότητας. Επομένως, για την παραγωγή προβλέψεων για το επίπεδο της χρονοσειράς χρησιμοποιούνται συνδυασμοί διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης και διαφορετικών επιπέδων συνάθροισης των δεδομένων με κατάλληλα βάρη.

Στην παρούσα εργασία δεν υλοποιήθηκαν οι παραπάνω μέθοδοι στο πλαίσιο της εμπειρικής μελέτης και αναφέρονται για λόγους πληρότητας.

Κεφάλαιο 3

Βιβλιογραφική ανασκόπηση

3.1. Θεωρητικές προσεγγίσεις

Ο Croston (Croston, 1972), όπως διορθώθηκε λίγο αργότερα από τον Rao (Rao, 1973), απέδειξε την ακαταλληλότητα στη χρήση της μεθόδου της απλής εκθετικής εξομάλυνσης (SES) για προβλέψεις όταν τα δεδομένα παρουσιάζουν χαρακτηριστικά διακοπτόμενης ζήτησης, και κατέγραψε τις μαθηματικές εκφράσεις που ποσοτικοποιούν το συστηματικό σφάλμα (bias) που σχετίζεται με τη χρήση της μεθόδου SES όταν η ζήτηση εμφανίζεται τυχαία με πολλές χρονικές περιόδους να μην έχουν καθόλου ζήτηση.

Ο Croston στην ανάλυσή του θεώρησε τις ακόλουθες τρεις υποθέσεις ανεξαρτησίας στα δεδομένα:

1. Οι διαδοχικές μη μηδενικές ποσότητες ζήτησης είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους και ακολουθούν την ομοιόμορφη κατανομή.
2. Αντίστοιχα, τα διαστήματα μεταξύ διαδοχικών μη μηδενικών ζητήσεων είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους και ακολουθούν την γεωμετρική κατανομή.
3. Οι ποσότητες ζήτησης και τα χρονικά διαστήματα μεταξύ μη μηδενικών ζητήσεων είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους.

Οι παραπάνω υποθέσεις έχουν αμφισβητηθεί κυρίως στη μελέτη (Rob Hyndman & Shenstone, 2005) καθώς όπως σημειώνουν οι ερευνητές οι δύο πρώτες υποθέσεις μάλλον θα οδηγούσαν στη χρήση μέσων όρων παρά κάποιας μεθόδου πρόβλεψης. Οι ερευνητές καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι όποιο μαθηματικό μοντέλο οδηγεί στις προβλέψεις της κλασικής μεθόδου Croston πρέπει να μην παρουσιάζει στασιμότητα και ο δειγματικός χώρος για τη ζήτηση πρέπει να περιλαμβάνει αρνητικές και μη ακέραιες τιμές.

Ισχυρή αμφισβήτηση του θεωρητικού υποβάθρου της μεθόδου Croston γίνεται και στη μελέτη (R. Snyder, 2002). Ο Snyder ανέδειξε κάποιες λογικές ασυνέπειες της κλασικής μεθόδου Croston (ουσιαστικά απέρριψε τη δεύτερη υπόθεση ανεξαρτησίας ως λανθασμένη στην ανάλυση του Croston) και εξέτασε τη χρήση χρονικά εξαρτημένων

διαδικασίας Bernoulli. Σε αντίθεση με τη κλασική μέθοδο, χρησιμοποίησε διαφορετικές παραμέτρους εξομάλυνσης για τις δύο σειρές δεδομένων (μεγέθους ζήτησης και διαστημάτων μεταξύ της ζήτησης).

Στο βιβλίο (Robin Hyndman et al., 2008), με βάση τις δύο προαναφερθείσες μελέτες, προτείνεται ένα τροποποιημένο μοντέλο της μεθόδου Croston το οποίο ενσωματώνει πιθανοτικές υποθέσεις. Όπως αναφέρεται στη μελέτη (R. D. Snyder et al., 2012) που προεκτείνει την ερευνητική εργασία των προαναφερθεισών μελετών, τα πλεονεκτήματα από τη χρήση ενός μοντέλου που ενσωματώνει πιθανοτικές υποθέσεις είναι ότι οι παράμετροι εξομάλυνσης μπορούν να εκτιμηθούν από μαθηματικές εκφράσεις καθώς και ότι μπορούν να προσομοιωθούν προβλέψεις ολόκληρων κατανομών αντί για σημειακές μόνο προβλέψεις. Στην ίδια μελέτη τονίζεται η σημαντικότητα εκτίμησης της κατανομής της ζήτησης των προϊόντων στην περίοδο ανασκόπησης, παρά των σημειακών ζητήσεων στα σημεία ανασκόπησης του αποθέματος της αποθήκης.

3.2. Πειραματικές προσεγγίσεις

Στη μελέτη (Willemain et al., 1994) οι ερευνητές διαπίστωσαν συσχετίσεις στα πραγματικά δεδομένα που παραβιάζουν τις παραπάνω υποθέσεις της μεθόδου Croston. Έτσι, πραγματοποίησαν συγκριτική ανάλυση των μεθόδων SES και Croston με Monte Carlo προσομοίωση (παραβιάζοντας τις υποθέσεις του Croston) και χρησιμοποιώντας πραγματικά βιομηχανικά δεδομένα. Κάνοντας χρήση του μέτρου ακρίβειας MAPE (Mean Absolute Percentage Error) οι ερευνητές κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι η μέθοδος Croston παρουσιάζει ανώτερη ευρωστία (robustness) σε σχέση με τη μέθοδο SES, και μπορεί να προσφέρει ουσιαστικά πλεονεκτήματα κατά τη χρήση της για προβλέψεις υπό διακοπτόμενη ζήτηση. Ωστόσο, μια σημαντική παρατήρηση στην ανάλυσή τους ήταν ότι στα πραγματικά δεδομένα ήταν σχετικά μικρή η βελτίωση που προσφέρει η μέθοδος Croston σε σύγκριση με τα αποτελέσματα της προσομοίωσης. Η διαφορά αυτή αποδόθηκε κυρίως στην παραβίαση της τρίτης υπόθεσης της μεθόδου Croston όπου στα πραγματικά δεδομένα υπήρχαν συσχετίσεις μεταξύ της χρονοσειράς των ποσοτήτων ζήτησης και της χρονοσειράς των μεσοδιαστημάτων μεταξύ ζητήσεων.

Ύστερα από αυτή τη μελέτη υπήρξε έντονο ενδιαφέρον για τη μέθοδο Croston και προτάθηκε πληθώρα διαφορετικών μεθόδων προς βελτίωση των αποτελεσμάτων της

επάνω σε πραγματικά δεδομένα. Οι Syntetos και Boylan (A.A Syntetos & Boylan, 2001) απέδειξαν ότι η κλασική μέθοδος Croston εμπεριέχει συστηματικό σφάλμα (bias) στις προβλέψεις της και έτσι αργότερα (Aris A. Syntetos & Boylan, 2005) πρότειναν μια εναλλακτική τροποποιημένη μέθοδο Croston η οποία παρουσιάζει βελτιωμένη ακρίβεια στις προβλέψεις της (η μέθοδος έχει επικρατήσει ως SBA – Syntetos-Boylan Approximation).

Στην μελέτη (Sani & Kingsman, 1997) πραγματοποιήθηκε συγκριτική μελέτη διαφόρων μεθόδων πρόβλεψης της ζήτησης με χρήση πολλαπλών κριτηρίων συμπεριλαμβανομένων και κριτηρίων κόστους και διαχείρισης αποθήκης. Οι ερευνητές αναγνωρίζουν την καλή απόδοση της κλασικής μεθόδου Croston παρόλο που η μέθοδος απλού κινητού μέσου όρου διαπιστώθηκε να έχει την καλύτερη συνολική επίδοση.

Σε εμπειρική μελέτη, οι Eaves και Kingsman (Eaves & Kingsman, 2004) πραγματοποίησαν συγκριτική ανάλυση χρησιμοποιώντας τις μεθόδους απλού κινητού μέσου όρου (Simple Moving Average – SMA), SES, κλασική Croston και SBA επάνω σε πραγματικά δεδομένα από την αποθήκη της Βασιλικής Πολεμικής Αεροπορίας του Ηνωμένου Βασιλείου (UK's Royal Air Force). Η ανάλυσή τους στηρίχθηκε τόσο σε μέτρα ακρίβειας των προβλέψεων όσο και σε όρους συνεπειών στη διαχείριση αποθεμάτων. Σε αυτή την έρευνα διαπιστώθηκε ότι η καλύτερη μέθοδος διαφέρει ανάλογα με τη μετρική που θα χρησιμοποιηθεί (μέτρα ακρίβειας ή μέτρα κόστους αποθήκης). Όταν ως μετρική χρησιμοποιήθηκαν τα μέτρα ακρίβειας των προβλέψεων, καμία από τις μεθόδους δεν έδειξε σταθερή υπεροχή έναντι των υπολοίπων σε όλα τα μέτρα ακρίβειας. Η μέθοδος SBA φαίνεται να τα πηγαίνει καλύτερα όταν ως μέτρο ακρίβειας χρησιμοποιείται το MAPE. Όταν η μετρική στηρίζεται σε μέτρα κόστους αποθήκης τότε η μέθοδος SBA υπερέχει έναντι των υπολοίπων καθώς βρέθηκε να διατηρεί το χαμηλότερο απόθεμα.

Οι Syntetos και Boylan (Aris A. Syntetos & Boylan, 2005) πραγματοποίησαν συγκριτική ανάλυση χρησιμοποιώντας τις μεθόδους SMA 13 περιόδων, SES, κλασική Croston και SBA επάνω σε πραγματικά δεδομένα από την αυτοκινητοβιομηχανία. Στη μελέτη αυτή διαπιστώθηκε ότι η μέθοδος SBA αποτελεί την καλύτερη επιλογή για διακοπτόμενη ζήτηση. Στην μελέτη τους (Aris A. Syntetos & Boylan, 2006) συνέχισαν την παραπάνω ανάλυση αξιολογώντας τις μεθόδους με όρους απόδοσης κόστους

διαχείρισης αποθήκης. Οι ερευνητές κατέληξαν πως η μέθοδος SBA είναι η πιο αποδοτική μέθοδος από άποψη κόστους διαχείρισης αποθήκης.

Στη μελέτη (Levén & Segerstedt, 2004) οι ερευνητές πρότειναν μια άλλη παραλλαγή της κλασικής μεθόδου Croston, γνωστή ως Modified Croston (MC), την οποία διαφήμισαν κυρίως ως απλούστερη της αρχικής διότι εξαρτάται αποκλειστικά από μία παράμετρο εξομάλυνσης ενώ η κλασική Croston από δύο. Επίσης, πίσω από την νέα μέθοδο φαίνεται να υπάρχει η ιδέα ότι σε πολλές πρακτικές εφαρμογές το μέγεθος της ζήτησης δεν είναι ανεξάρτητο από το χρονικό διάστημα που μεσολαβεί μεταξύ μη μηδενικών ζητήσεων. Η μαθηματική έκφραση της μεθόδου MC είναι η ακόλουθη:

$$F_n = F_{n-1} + \alpha \left(\frac{Y_n}{t_n - t_{n-1}} - F_{n-1} \right)$$

όπου:

n : Δείκτης που μετράει τις χρονικές περιόδους που υπάρχει ζήτηση (μη μηδενική)

F_n : Η πρόβλεψη της μέσης ζήτησης (demand) στο τέλος της περιόδου n

Y_n : Η πραγματική ζήτηση (demand) κατά τη χρονική περίοδο n

t_n : Η χρονική περίοδος στην οποία ζητείται η ποσότητα Y_n

t_{n-1} : Η χρονική περίοδος της προηγούμενης μη μηδενικής ζήτησης

α : Η παράμετρος εξομάλυνσης

Όπως και στις προηγούμενες μεθόδους έτσι και στη μέθοδο MC η πρόβλεψη ανανεώνεται μόνο όταν υπάρχει μη μηδενική ζήτηση.

Ωστόσο, στην έρευνα (J.E. Boylan & Syntetos, 2007) διαπιστώθηκε ότι η μέθοδος MC παρουσιάζει μεγαλύτερο συστηματικό σφάλμα (bias) από την κλασική Croston, ιδιαιτέρως όσο αυξάνεται η διακοπτόμενη ένταση στα δεδομένα (μεγαλύτερα χρονικά μεσοδιαστήματα μεταξύ μη μηδενικών ζητήσεων). Επομένως, συστήνεται από τους ερευνητές να παραμείνει η χρήση της κλασικής μεθόδου Croston για διακοπτόμενη ζήτηση ή εναλλακτικά να χρησιμοποιηθεί η μέθοδος SBA. Στην ίδια μελέτη αναφέρεται ότι η SBA δεν είναι κατάλληλη όταν τα δεδομένα παρουσιάζουν μέσο χρονικό διάστημα μεταξύ μη μηδενικών ζητήσεων μικρότερο ή ίσο του 1,1. Αυτό οφείλεται στον διορθωτικό παράγοντα που εφαρμόζεται για να αντιμετωπιστούν τα συστηματικά σφάλματα της

κλασικής μεθόδου Croston όταν υπάρχει υψηλός βαθμός διακοπτόμενης έντασης στα δεδομένα. Επομένως, όταν δεν υπάρχει υψηλός βαθμός διακοπτόμενης έντασης στα δεδομένα ο διορθωτικός παράγοντας οδηγεί σε συστηματικά σφάλματα υποεκτίμησης της ζήτησης.

Η παραπάνω αδυναμία της μεθόδου SBA αναγνωρίστηκε και στην μελέτη (R. Teunter & Sani, 2009) όπου πραγματοποιήθηκε συγκριτική μελέτη των συστηματικών σφαλμάτων (biases) που εμφανίζουν οι μέθοδοι: κλασική Croston, SBA, MC και μια μέθοδος τροποποίησης της κλασικής Croston από το διδακτορικό του Syntetos (A. Syntetos, 2001). Η μελέτη πραγματοποιήθηκε με δεδομένα προσομοίωσης. Σύμφωνα με αυτή τη μελέτη, η κλασική Croston παρουσιάζει μικρότερα συστηματικά σφάλματα αν έχουμε λίγες περιόδους μηδενικής ζήτησης, ενώ η μέθοδος SBA παρουσιάζει μικρότερα συστηματικά σφάλματα όταν έχουμε πολλές περιόδους μηδενικής ζήτησης. Επίσης, βρέθηκε ότι η μέθοδος MC κάνει τις μεγαλύτερες υπερεκτιμήσεις με αποτέλεσμα να εμφανίζει μεγάλα συστηματικά σφάλματα στις προβλέψεις της. Οι ερευνητές κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι η μέθοδος του Syntetos παρουσιάζει τα μικρότερα συστηματικά σφάλματα συνολικά αλλά ένα μειονέκτημά της είναι ότι η απόδοσή της εμφανίζει μεγάλη μεταβλητότητα.

Στη μελέτη (R H Teunter & Duncan, 2009) πραγματοποιείται εκτενής εμπειρική συγκριτική μελέτη μεταξύ των μεθόδων SMA, SES, Croston, SBA και μιας μεθόδου τυχαίας δειγματοληψίας με επανατοποθέτηση (bootstrapping method). Χρησιμοποιείται και μια μέθοδος μηδενικής πρόβλεψης ως μέθοδος αναφοράς (benchmark). Καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι το μέτρο ακρίβειας MAD επιδεικνύει μια εύνοια προς τις μεθόδους που υποεκτιμούν στις προβλέψεις τους. Επομένως για να έχουμε μια καλύτερη εικόνα στη σύγκριση μεταξύ των μεθόδων, πρέπει να περιλαμβάνουμε ένα συνδυασμό μέτρων ακρίβειας, μέτρων διατήρησης αποθεμάτων και μέτρων διαχείρισης αποθήκης όπως είναι το επίπεδο εξυπηρέτησης (service level). Επίσης, καταδεικνύουν τη χρήση της κλασικής Croston ή της SBA ως μεθόδου για την πρόβλεψη διακοπτόμενης ζήτησης.

Στη μελέτη (Ruud H. Teunter et al., 2011) έγινε η παρατήρηση ότι η μέθοδος Croston είναι ακατάλληλη για τη διαχείριση της περίπτωσης παύσης της ζήτησης (obsolesce) σε κάποια προϊόντα, επειδή οι ανανεώσεις των προβλέψεων της γίνονται

μόνο μετά από την εμφάνιση κάποιας μη μηδενικής ζήτησης. Έτσι, προτάθηκε μια νέα μέθοδος για την διαχείριση τέτοιων περιπτώσεων, η οποία έχει επικρατήσει με το ακρωνύμιο TSB (Teunter-Syntetos-Babai). Παρόμοια με την κλασική μέθοδο Croston, η νέα μέθοδος προβλέπει δύο ξεχωριστές σειρές: τη σειρά για την πιθανότητα ύπαρξης ζήτησης και τη σειρά με τα μεγέθη της ζήτησης. Η πραγματική πιθανότητα ύπαρξης ζήτησης είναι 1 ή 0 ανάλογα με το αν είχαμε ζήτηση ή όχι στην τρέχουσα χρονική περίοδο. Στη μέθοδο η πιθανότητα ύπαρξης ζήτησης προσεγγίζεται από μοντέλο απλής εκθετικής εξομάλυνσης του οποίου η πρόβλεψη ανανεώνεται σε κάθε χρονική περίοδο. Η σειρά των μεγεθών της ζήτησης προσεγγίζεται όπως και στην κλασική Croston και η ανανέωση της πρόβλεψής της γίνεται μόνο μετά την εμφάνιση μη μηδενικής ζήτησης. Οι δύο σειρές χρησιμοποιούν ξεχωριστές παραμέτρους εξομάλυνσης, αναγνωρίζοντας την ανάγκη για διαφορετικό ρυθμό ανανέωσής τους. Οι ερευνητές συνιστούν η παράμετρος εξομάλυνσης της σειράς πιθανότητας ύπαρξης ζήτησης να είναι μικρότερη από την παράμετρο εξομάλυνσης της άλλης σειράς. Η τελική πρόβλεψη προκύπτει από το γινόμενο της εκτίμησης της πιθανότητας ύπαρξης ζήτησης επί την εκτίμηση του μεγέθους της ζήτησης. Οι ερευνητές παρουσιάζουν αποτελέσματα όπου η νέα αυτή μέθοδος δίνει βελτιωμένη απόδοση στις προβλέψεις, ωστόσο προειδοποιούν για την προσεκτική επιλογή των παραμέτρων εξομάλυνσης.

Στη μελέτη (Petrooulos et al., 2013) επιχειρείται η βελτιστοποίηση της παραμέτρου εξομάλυνσης της μεθόδου Croston με την ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος της μεθόδου εντός του δείγματος (in-sample MSE). Στην ίδια μελέτη εφαρμόζεται η μέθοδος Theta (Assimakopoulos & Nikolopoulos, 2000) αντί της SES για τις προβλέψεις των δύο σειρών της μεθόδου Croston και οι ερευνητές παρατήρησαν βελτίωση στα αποτελέσματα. Επίσης, εφάρμοσαν ακέραια στρογγυλοποίηση στις προβλέψεις τους έτσι ώστε οι προβλέψεις να είναι πιο ρεαλιστικές και παρατήρησαν μικρή βελτίωση στην ακρίβεια με τα ίδια επίπεδα συστηματικού σφάλματος.

Στη μελέτη (Kourentzes, 2014) πραγματοποιήθηκε βελτιστοποίηση των παραμέτρων εξομάλυνσης και των αρχικών επιπέδων που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη στις μεθόδους κλασική Croston, SBA και TSB. Ο Kourentzes παρατηρεί

σημαντικές βελτιώσεις από τη βελτιστοποίηση σε όλες τις μεθόδους. Επίσης, καταγράφει καλύτερα αποτελέσματα όταν βελτιστοποιεί τις παραμέτρους εξομάλυνσης ως δύο διαφορετικές παραμέτρους. Τα αποτελέσματα εξάγονται με βάση την ακρίβεια στις εκτός δείγματος παρατηρήσεις και σε μετρικές διαχείρισης αποθήκης.

Στη μελέτη (Petrooulos et al., 2014) παρατηρείται ότι το μέσο διάστημα μεταξύ μη μηδενικών ζητήσεων (inter-demand interval – IDI) επιφέρει τη μεγαλύτερη αρνητική επίδραση στις προβλέψεις των μεθόδων διακοπτόμενης ζήτησης. Αντίστοιχα, οι προβλέψεις επηρεάζονται και από τον συντελεστή μεταβλητότητας (coefficient of variation – CV) της ζήτησης. Όσο αυξάνονται οι δύο αυτοί παράγοντες τόσο μειώνεται η ακρίβεια στις προβλέψεις των μεθόδων. Οι μέθοδοι Croston και SBA επηρεάζονται περισσότερο από την αύξηση του IDI και λιγότερο από την αύξηση του CV σε σχέση με τις υπόλοιπες μεθόδους που εξετάστηκαν στην εν λόγω μελέτη.

3.3. Σύνοψη – Προτάσεις

Από την παραπάνω ανάλυση μπορούμε να παρατηρήσουμε τα ακόλουθα:

- Η μέθοδος Croston παρουσιάζει αδυναμίες στο θεωρητικό της υπόβαθρο αλλά αυτό δεν μειώνει την πρακτική της σημαντικότητα.
- Έχουν προταθεί πολλές τροποποιήσεις επί της κλασικής μεθόδου αλλά η μέθοδος SBA έχει επικρατήσει λόγω της απλότητάς της και των καλών πρακτικών αποτελεσμάτων της τόσο σε ακρίβεια όσο και σε όρους διαχείρισης αποθήκης.
- Για την πληρέστερη σύγκριση των μεθόδων πρόβλεψης σε περιβάλλον διακοπτόμενης ζήτησης απαιτείται ένας συνδυασμός μέτρων ακρίβειας, μέτρων διατήρησης αποθεμάτων και μέτρων κόστους διαχείρισης αποθήκης.
- Η μέθοδος SES έχει επικρατήσει ως μέθοδος αναφοράς σε διακοπτόμενη ζήτηση.
- Η βελτιστοποίηση των παραμέτρων των μεθόδων μπορεί να έχει θετική επίδραση.
- Αν μας ενδιαφέρει η αναγνώριση της παύσης της ζήτησης στα προϊόντα καλύτερη είναι η μέθοδος TSB.
- Η ακρίβεια των μεθόδων Croston και SBA μειώνεται από την αύξηση των δεικτών IDI και CV με τη μεγαλύτερη επίδραση να την έχει ο πρώτος δείκτης.

Στην παρούσα εργασία δεν γίνεται αναγνώριση για παύση της ζήτησης στα προϊόντα και επομένως δεν χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος TSB. Στην εργασία εφαρμόζεται πειραματική προσέγγιση μέσω προσομοίωσης της πολιτικής διαχείρισης της αποθήκης και όχι αναλυτική προσέγγιση. Επομένως, δεν έγινε κάποια προσπάθεια βελτίωσης ή εξάλειψης των αδυναμιών στο θεωρητικό υπόβαθρο της μεθόδου Croston αλλά χρησιμοποιείται όπως έχει επικρατήσει στην πράξη.

Στην εργασία προτείνεται ένα μεθοδολογικό πλαίσιο για τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων εξομάλυνσης στις μεθόδους κλασικής Croston, SBA και SES μέσα από διαφορετικές συναρτήσεις κόστους που στηρίζονται κυρίως σε μέτρα απόδοσης του συστήματος διαχείρισης αποθήκης αλλά και σε δείκτες ακρίβειας των προβλέψεων. Το πλαίσιο εφαρμόζεται σε εμπειρικά δεδομένα για την απόδειξη της πρακτικής του σημασίας.

Το πλαίσιο που προτείνεται είναι αντίστοιχο με αυτό που προτείνουν οι ερευνητές της μελέτης (Kourentzes et al., 2020), με τη διαφορά ότι η εν λόγω μελέτη εφαρμόζεται σε δεδομένα μη διακοπτόμενης ζήτησης και μόνο για τη μέθοδο SES. Οι ερευνητές σημειώνουν ότι η βελτιστοποίηση που στηρίζεται σε συναρτήσεις κόστους που χρησιμοποιούν προσομοίωση της πολιτικής διαχείρισης της αποθήκης στον υπολογισμό των μέτρων απόδοσης του συστήματος αποθήκης, είναι σημαντικά πιο δύσκολη από τη βελτιστοποίηση που βασίζεται στην ακρίβεια των προβλέψεων. Στην εν λόγω μελέτη παρουσιάζεται η αυξημένη πολυπλοκότητα του χώρου βελτιστοποίησης των τιμών των παραμέτρων στην πρώτη περίπτωση σε σχέση με τη δεύτερη. Επομένως, οι ερευνητές για την πρώτη περίπτωση προτείνουν τη χρήση επαναληπτικής μεθόδου αναζήτησης της βέλτιστης τιμής από διαφορετικά σημεία εκκίνησης.

Στην παρούσα εργασία γίνεται χρήση της ίδια συνάρτησης κόστους με την προαναφερθείσα μελέτη, ωστόσο λόγω χρονικών περιορισμών δεν πραγματοποιήθηκε εξαντλητικός έλεγχος του χώρου αναζήτησης βέλτιστης τιμής των παραμέτρων εξομάλυνσης.

Κεφάλαιο 4

Δείκτες αξιολόγησης προβλέψεων

Προκειμένου να είναι δυνατή η σύγκριση μεταξύ διαφορετικών μεθόδων στην βιβλιογραφία έχουν εμφανιστεί διάφορες μετρικές. Στις πειραματικές προσεγγίσεις βρίσκουν εφαρμογή κυρίως δύο ειδών μετρικές. Στο πρώτο είδος συγκαταλέγονται τα κριτήρια πληροφορίας όπως τα AIC (Akaike Information Criterion) ή BIC (Bayesian Information Criterion), τα οποία υπολογίζονται με βάση την καλύτερη προσαρμογή των προβλέψεων στο δείγμα (in-sample) και την επιβολή πέναλτι για τη χρήση επιπρόσθετων παραμέτρων στα μοντέλα. Η τεχνική αυτή είναι πολύ χρήσιμη όταν επιθυμούμε να επιλέξουμε το καλύτερο μοντέλο πρόβλεψης για μια συγκεκριμένη χρονοσειρά δεδομένων. Στο δεύτερο είδος συγκαταλέγονται διάφορες μετρικές απόδοσης των προβλέψεων σε δεδομένα εκτός δείγματος (out-of-sample) και η τεχνική αυτή είναι γενικότερα γνωστή ως επικύρωση της πρόβλεψης. Στην τεχνική αυτή χρησιμοποιείται κάποιο δείγμα δεδομένων για την εκτίμηση των τιμών των παραμέτρων των συγκρινόμενων μοντέλων πρόβλεψης και στη συνέχεια επιλέγεται το μοντέλο με την καλύτερη απόδοση στα εκτός δείγματος δεδομένα.

Η τεχνική της επικύρωσης των προβλέψεων είναι ιδιαίτερως χρήσιμη όταν επιθυμούμε να εκτιμήσουμε τη συνολική απόδοση μιας μεθόδου πρόβλεψης όταν αυτή εφαρμόζεται σε πολλαπλές σειρές δεδομένων με πιθανώς διαφορετικά χαρακτηριστικά. Εφαρμόζεται κυρίως σε διαγωνισμούς προβλέψεων και είναι πολύ χρήσιμη όταν πρέπει να αποφασίσουμε για τη μέθοδο πρόβλεψης που θα χρησιμοποιηθεί σε ένα σύνολο από χρονοσειρές δεδομένων, όπως παραδείγματος χάριν ένα σύνολο από Μονάδες Διατήρησης Αποθεμάτων Προϊόντων (Stock Keeping Units - SKUs).

Στην παρούσα εργασία καλούμαστε να αποφασίσουμε για τη μέθοδο με την καλύτερη συνολική απόδοση σε ένα σύνολο Μονάδων Διατήρησης Αποθεμάτων Προϊόντων (SKUs) και επομένως θα χρησιμοποιήσουμε την τεχνική της επικύρωσης των προβλέψεων. Βασική προϋπόθεση για την εφαρμογή της εν λόγω τεχνικής είναι να αποφασιστούν τα μέτρα απόδοσης των μεθόδων. Σύμφωνα με την ανάλυση του προηγούμενου κεφαλαίου για να είναι πληρέστερη η σύγκριση θα πρέπει οι μέθοδοι να

συγκριθούν τόσο σε μέτρα ακρίβειας των προβλέψεών τους όσο και σε όρους κόστους διαχείρισης αποθήκης. Στη συνέχεια αναλύουμε τις δύο αυτές κατηγορίες μέτρων απόδοσης και καταλήγουμε σε επιλογές που θεωρούμε ότι είναι καταλληλότερες για την δική μας περίπτωση.

4.1. Δείκτες ακρίβειας προβλέψεων

Σύμφωνα με τους ερευνητές της μελέτης (R. J. Hyndman & Koehler, 2006), οι στατιστικοί δείκτες σφαλμάτων θα μπορούσαν να διαχωριστούν στις ακόλουθες κατηγορίες:

- *Δείκτες που εξαρτώνται από την κλίμακα των δεδομένων:* Σε αυτή την κατηγορία ανήκουν αρκετά διαδεδομένοι και ευρέως χρησιμοποιούμενοι δείκτες όπως είναι οι MSE (Mean Squared Error), MAE (Mean Absolute Error), RMSE (Root Mean Squared Error). Είναι ιδιαίτερα χρήσιμοι για την επιλογή, από ένα σύνολο μοντέλων, ενός συγκεκριμένου μοντέλου που ελαχιστοποιεί την τιμή ενός εξ αυτών των δεικτών. Βασικό μειονέκτημα όμως είναι πως η τιμή τους εξαρτάται από την απόλυτη τιμή των δεδομένων, καθιστώντας τους αναποτελεσματικούς κατά την εφαρμογή τους σε σύνολα χρονοσειρών. Τέλος, οι MSE και RMSE είναι ιδιαίτερα ευαίσθητοι στα μεγάλα σφάλματα, και δίνουν μεγαλύτερη βαρύτητα στις ακραίες τιμές, λόγω του τετραγώνου στον υπολογισμό των σημειακών σφαλμάτων.
- *Δείκτες που βασίζονται σε ποσοστιαία σφάλματα:* Στους πιο διαδεδομένους δείκτες που βασίζονται σε ποσοστιαία σφάλματα συμπεριλαμβάνονται οι MAPE (Mean Absolute Percentage Error), MdAPE (Median Absolute Percentage Error), sMAPE (Symmetric MAPE) και sMdAPE (Symmetric MdAPE). Οι δείκτες MAPE και MdAPE έχουν το σοβαρό μειονέκτημα πως δεν ορίζονται όταν οι πραγματικές παρατηρήσεις λαμβάνουν μηδενικές τιμές (όπως συμβαίνει με δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης), αφού ο παρονομαστής ορίζεται ως η πραγματική τιμή. Ένα ακόμα μειονέκτημα των δεικτών αυτών είναι η εφαρμογή μεγαλύτερης βαρύτητας στα θετικά σε αντίθεση με τα αρνητικά σφάλματα. Τα μειονεκτήματα των δεικτών MAPE και MdAPE οδήγησαν στη χρήση των «συμμετρικών» αντίστοιχων δεικτών sMAPE και sMdAPE, οι οποίοι ελαχιστοποιούν κατά ένα μέρος και το πρόβλημα με τις μηδενικές παρατηρήσεις. Ταυτόχρονα όμως, δεν

είναι ακριβώς συμμετρικοί, αφού οι αισιόδοξες και οι απαισιόδοξες προβλέψεις ίσης απόκλισης από την πραγματική τιμή δεν καταλήγουν στην ίδια τιμή σφάλματος. Σε κάθε περίπτωση πάντως, οι δείκτες που βασίζονται σε ποσοστιαία σφάλματα είναι ευρέως διαδεδομένοι στις επιχειρήσεις, καθώς μπορούν να υπολογιστούν και να ερμηνευτούν με μεγάλη ευκολία.

- *Δείκτες που βασίζονται σε σχετικά σφάλματα:* Το βασικό πρόβλημα των δεικτών αυτών είναι πως μικρές τιμές που μπορεί να λάβει το σφάλμα αναφοράς ενδέχεται να οδηγήσουν σε πολύ μεγάλες (άπειρες) τιμές για τους δείκτες αυτούς. Οι πιο γνωστοί δείκτες αυτής της κατηγορίας είναι οι MRAE (Mean Relative Absolute Error), MdRAE (Median Relative Absolute Error) και GMRAE (Geometric Mean Relative Absolute Error).
- *Σχετικοί δείκτες:* Προκειμένου να αποφευχθεί το πρόβλημα με τις άπειρες τιμές που ενδέχεται να προκύψουν από τα σχετικά σφάλματα, μπορεί να γίνει χρήση των σχετικών δεικτών RelMAE (Relative MAE), RelMSE (Relative MSE) και RelRMSE (Relative RMSE). Οι δείκτες αυτοί διακρίνονται για την εύκολη ερμηνεία τους, καθώς μια τιμή χαμηλότερη της μονάδας ουσιαστικά σημαίνει καλύτερη απόδοση της επιλεγμένης μεθόδου έναντι της μεθόδου αναφοράς και αντίστροφα. Επίσης, η απόσταση από τη μονάδα δηλώνει το εύρος της κατά μέσο όρο βελτιωμένης (ή μη) απόδοσης. Ως μέθοδος αναφοράς συνήθως χρησιμοποιείται η απλοϊκή μέθοδος Naïve.
- *Κανονικοποιημένοι δείκτες:* Συνδυάζουν την ευκολία της ερμηνείας των σχετικών δεικτών με τη δυνατότητα εφαρμογής όταν ο ορίζοντας πρόβλεψης επιλεγεί ίσος με μια χρονική περίοδο, αφού βασίζονται στο λόγο του εκτός δείγματος σφάλματος της επιλεγμένης μεθόδου προς το μέσο απόλυτο σφάλμα της απλοϊκής μεθόδου Naïve στο μοντέλο πρόβλεψης. Επίσης, είναι απαλλαγμένοι από την κλίμακα (επίπεδο) της κάθε χρονοσειράς και αποφεύγουν τις απροσδιοριστίες των ποσοστιαίων σφαλμάτων.

Οι ερευνητές καταλήγουν ότι η χρήση κανονικοποιημένων δεικτών είναι καταλληλότερη λόγω των επιθυμητών ιδιοτήτων τους και προτείνουν τη χρήση του δείκτη MASE (Mean Absolute Scaled Error). Οι ερευνητές συνιστούν ιδιαίτερα τη χρήση του

σε περιπτώσεις όπου οι χρονοσειρές έχουν διαφορετικές κλίμακες και μηδενικές τιμές όπως συμβαίνει στην περίπτωση μας. Ο συγκεκριμένος δείκτης ορίζεται πάντα εκτός από την περίπτωση που όλες οι ιστορικές παρατηρήσεις είναι ίσες. Στην περίπτωση μας υπάρχει η πιθανότητα όλες οι ιστορικές τιμές να είναι μηδενικές και επομένως σε αυτή την περίπτωση θέτουμε την τιμή του δείκτη ίση με 1 αφού η πρόβλεψη θα είναι η μηδενική (ίδια με της Naïve δηλαδή).

Οι κανονικοποιημένοι δείκτες είναι καταλληλότεροι για χρήση στην περίπτωση δεδομένων διακοπτόμενης ζήτησης (αφού δεν επηρεάζονται από τις μηδενικές τιμές) αλλά και στην περίπτωση της σύγκρισης μεταξύ χρονοσειρών διαφορετικής κλίμακας (αφού τα σφάλματα κανονικοποιούνται). Επίσης, δίνουν ίση βαρύτητα στα μικρά και στα μεγάλα σφάλματα. Επομένως, στην εργασία θα γίνει χρήση δύο κανονικοποιημένων δεικτών του δείκτη MASE που προτείνεται από την προαναφερθείσα μελέτη και του δείκτη RMSSE (Root Mean Scaled Squared Error), ο οποίος χρησιμοποιήθηκε ως μέτρο ακρίβειας στον πρόσφατο διαγωνισμό M5 και λογικά θα εδραιωθεί η χρήση του στο άμεσο μέλλον. Οι δείκτες αυτοί ορίζονται ως:

$$MASE = \text{mean}(|SE_t|)$$

$$SE_t = \frac{e_t}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=2}^n |Y_i - Y_{i-1}|}$$

όπου:

n : το πλήθος των παρατηρήσεων στο δείγμα

Y_i : η τιμή της χρονοσειράς στην χρονική περίοδο i

$e_t = Y_t - F_t$: το σφάλμα πρόβλεψης στην χρονική περίοδο t

SE_t : το απλό κανονικοποιημένο σφάλμα στην χρονική περίοδο t

$$RMSSE = \sqrt{\text{mean}(SSE_t)}$$

$$SSE_t = \frac{e_t^2}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=2}^n (Y_i - Y_{i-1})^2}$$

όπου:

n : το πλήθος των παρατηρήσεων στο δείγμα

Y_i : η τιμή της χρονοσειράς στην χρονική περίοδο i

$e_t = Y_t - F_t$: το σφάλμα πρόβλεψης στην χρονική περίοδο t

SSE_t : το τετραγωνικό κανονικοποιημένο σφάλμα στην χρονική περίοδο t

4.2. Μέτρα απόδοσης του συστήματος διαχείρισης αποθήκης

Η χρήση των κλασικών δεικτών ακρίβειας (MSE, MAE, RMSE) σε περιβάλλοντα όπου παρουσιάζουν διακοπτόμενη ζήτηση έχει δεχτεί κριτική στις μελέτες (R H Teunter & Duncan, 2009) και (Wallström & Segerstedt, 2010). Οι παραπάνω εργασίες αναφέρουν ότι ο δείκτης MSE, και περισσότερο ο δείκτης MAE, δίνει μεγαλύτερη έμφαση στις περιόδους μηδενικής ζήτησης και επομένως ευνοεί τις μη ρεαλιστικές προβλέψεις (όπως αυτές που προκύπτουν από τη μέθοδο μηδενικών προβλέψεων που χρησιμοποιήθηκε στην πρώτη μελέτη). Τα προβλήματα φαίνεται να εντείνονται όσο αυξάνει ο βαθμός της διακοπτόμενης έντασης στα δεδομένα.

Οι ερευνητές της μελέτης (R H Teunter & Duncan, 2009) προτείνουν τη χρήση δύο μέτρων απόδοσης του συστήματος διαχείρισης αποθήκης. Το πρώτο είναι το επίπεδο εξυπηρέτησης (service level) του συστήματος αποθήκης και το δεύτερο είναι το μέσο επίπεδο αποθέματος (average stock level) προκειμένου να επιτευχθεί το επιθυμητό επίπεδο εξυπηρέτησης. Στην παρούσα εργασία ακολουθούμε αυτήν την προσέγγιση εφόσον είναι πιο απλή και βοηθάει στην εξαγωγή άμεσων συμπερασμάτων.

Στη μελέτη (Wallström & Segerstedt, 2010) οι ερευνητές εισάγουν ένα νέο μέτρο για την εκτίμηση των συστηματικών σφαλμάτων (bias) των μεθόδων πρόβλεψης το οποίο ονομάζουν Περίοδοι Αποθεματοποίησης – Periods In Stock (PIS). Το PIS μετράει το πλήθος των χρονικών περιόδων που μία μονάδα ενός SKU (Μονάδα Διατήρησης

Αποθεμάτων Προϊόντος) βρίσκεται στην αποθήκη, ή αντίστοιχα το πλήθος των χρονικών περιόδων που δεν υπάρχουν στην αποθήκη μονάδες της συγκεκριμένης SKU. Επομένως, η εκτίμηση σφάλματος έχει ενισχυθεί και από την επιπλέον διάσταση του χρόνου. Η μαθηματική έκφραση του PIS για μια χρονοσειρά i είναι η ακόλουθη:

$$PIS_i = - \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^t (Y_t - F_t)(t + 1 - j)$$

Θετικές τιμές του PIS αναφέρονται σε επιπρόσθετο απόθεμα ενώ αρνητικές τιμές αναφέρονται σε έλλειμα αποθέματος (stock out). Στη μελέτη (Petrooulos & Kourentzes, 2015) ορίζονται κανονικοποιημένες εκδόσεις του PIS. Στην ανάλυσή της παρούσας εργασίας δεν συμπεριλήφθηκαν τέτοιου είδους μέτρα απόδοσης της διαχείρισης αποθήκης.

Στην εμπειρική μελέτη της παρούσας εργασίας δεν έχουμε στη διάθεσή μας στοιχεία κόστους για τα προϊόντα. Επομένως, δεν μπορούν να εξαχθούν τα άμεσα κόστη διαχείρισης αποθήκης στην προσομοίωση που υλοποιείται. Αντ' αυτών, μπορούμε να καταγράψουμε ποσοτικές διαφορές στο μέσο απόθεμα (Average Stock Level – ASL) που διατηρείται κατά την εφαρμογή κάποιας μεθόδου με τον ακόλουθο τύπο:

$$ASL = \frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n StockLevel_t$$

Επίσης, μπορούμε να καταγράψουμε μέτρα έμμεσης εκτίμησης του κόστους όπως είναι το επίπεδο εξυπηρέτησης πελατών (customer service level – CSL) και ο συνολικός αριθμός περιόδων ελλείματος αποθέματος (periods out of stock – POS) τα οποία ορίζονται από τις ακόλουθες εκφράσεις:

$$CSL = \frac{\sum_{t=1}^n ServicedDemand_t}{\sum_{t=1}^n DemandQuantity_t}$$

όπου:

$$ServicedDemand_t = \begin{cases} DemandQuantity_t, & \text{if } DemandQuantity_t \leq StockLevel_t \\ StockLevel_t, & \text{if } DemandQuantity_t > StockLevel_t \end{cases}$$

$$POS = \sum_{t=1}^n StockOut_t$$

όπου:

$$StockOut_t = \begin{cases} 0, & \text{if } DemandQuantity_t \leq StockLevel_t \\ 1, & \text{if } DemandQuantity_t > StockLevel_t \end{cases}$$

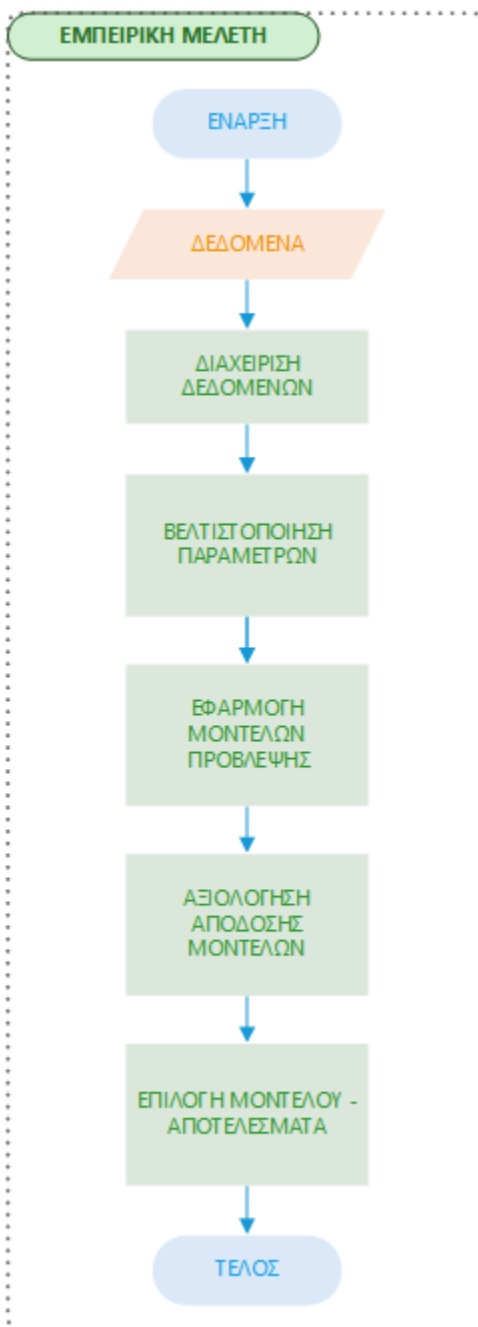
Κεφάλαιο 5

Εμπειρική μελέτη

Στην εμπειρική μελέτη χρησιμοποιούνται 50 χρονοσειρές ζήτησης που αντιστοιχούν σε 50 Μονάδες Διατήρησης Αποθεμάτων Προϊόντων (Stock Keeping Units - SKUs) της κεντρικής αποθήκης αλυσίδας καταστημάτων λιανικής πώλησης. Για κάθε χρονοσειρά υπάρχουν διαθέσιμα δεδομένα για 362 ημέρες. Στη μελέτη τα δεδομένα διαχωρίζονται σε δύο υποσύνολα: το σύνολο εκπαίδευσης που χρησιμοποιείται για τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων των μοντέλων, και το σύνολο ελέγχου που χρησιμοποιείται στην αξιολόγηση των μοντέλων πρόβλεψης. Για την αρχική εκτίμηση του επιπέδου της ζήτησης χρησιμοποιούνται οι πρώτες 30 παρατηρήσεις. Το σύνολο εκπαίδευσης περιλαμβάνει τις επόμενες παρατηρήσεις έως και την 200^η παρατήρηση, ενώ το σύνολο ελέγχου περιλαμβάνει τις τελευταίες 162 παρατηρήσεις (από την 201^η έως και την 362^η).

Στην εμπειρική μελέτη γίνεται χρήση της γλώσσας προγραμματισμού R (version 3.6.3) μέσα από το περιβάλλον προγραμματισμού R Studio (version 1.3.959). Για να είναι εύκολη η αναπαραγωγή της εμπειρικής μελέτης χωρίς να υπάρχει εξάρτηση από συγκεκριμένη γλώσσα προγραμματισμού ή/και προγραμματιστικό περιβάλλον χρησιμοποιούμε διαγράμματα ροής στην περιγραφή των διαδικασιών και των αλγορίθμων που εφαρμόζονται σύμφωνα με τις κατευθύνσεις που δίνονται στη μελέτη (John E. Boylan et al., 2015).

Στην «Εικόνα 2 Βασικές διαδικασίες εμπειρικής μελέτης» αποτυπώνονται οι βασικές διαδικασίες που υλοποιούνται στο πλαίσιο της πειραματικής μελέτης. Στη συνέχεια του παρόντος κεφαλαίου θα αναλυθούν εκτενώς οι εν λόγω διαδικασίες. Προηγουμένως όμως πρέπει να αναλυθεί το μοντέλο διαχείρισης της αποθήκης.



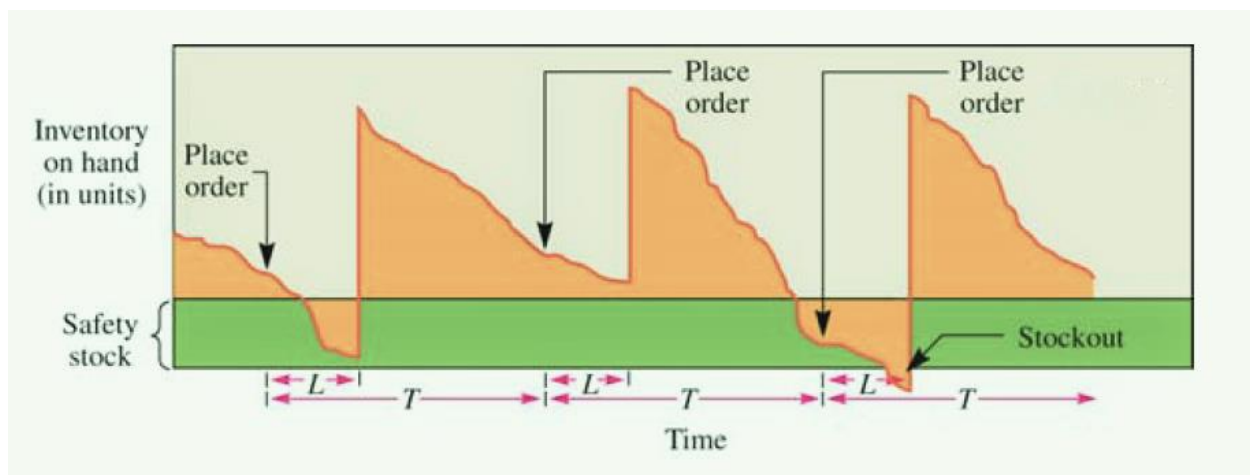
Εικόνα 2 Βασικές διαδικασίες εμπειρικής μελέτης

5.1. Μοντέλο διαχείρισης της αποθήκης

Στην εμπειρική ανάλυση εφαρμόζεται μοντέλο διαχείρισης αποθήκης περιοδικού ελέγχου (periodic review) πολιτικής (T, S). Στην εν λόγω πολιτική το απόθεμα ελέγχεται ανά τακτά χρονικά διαστήματα (T) και οι παραγγελίες στοχεύουν στην αύξηση του

αποθέματος σε κάποιο επιθυμητό επίπεδο ποσότητας (order-up-to level, S). Μια απεικόνιση αυτής της πολιτικής δίνεται στην «Εικόνα 3 Πολιτική διαχείρισης αποθέματος order-up-to (T, S)».

Στην εικόνα παρατηρούμε το σταθερό χρονικό διάστημα αναθεώρησης του αποθέματος T (Review Time), τον χρόνο παράδοσης της παραγγελίας L (lead time), ο οποίος μεσολαβεί από τη χρονική στιγμή τοποθέτησης μιας παραγγελίας μέχρι και την παράδοσή της στην αποθήκη, το απόθεμα ασφαλείας (safety stock) το οποίο διατηρείται για την αντιμετώπιση απρόβλεπτων διακυμάνσεων στη ζήτηση του προϊόντος και την περίπτωση απώλειας της ζήτησης (stock out) όπου η ζήτηση δεν μπορεί να εξυπηρετηθεί επειδή δεν υπάρχει διαθέσιμο απόθεμα.



Εικόνα 3 Πολιτική διαχείρισης αποθέματος order-up-to (T, S)

Σε περίπτωση που η ζήτηση δεν μπορεί να εξυπηρετηθεί άμεσα λόγω υστέρησης του αποθέματος θεωρούμε ότι η ποσότητα μη εξυπηρετήσης της ζήτησης καλύπτεται από τον ανταγωνισμό και επομένως στο σύστημα εμφανίζεται ως απώλεια της ζήτησης και δεν υποστηρίζονται ποσότητες ζήτησης σε εκκρεμότητα (backlogs).

Στην εμπειρική μελέτη ως χρονικό διάστημα αναθεώρησης του αποθέματος T ορίζονται οι 7 ημέρες (μία εβδομάδα).

Θεωρούμε ότι το επίπεδο του αποθέματος ασφαλείας εξαρτάται από τρεις βασικούς παράγοντες: (α) το επιθυμητό επίπεδο εξυπηρέτησης SL (service level), δηλαδή από την πιθανότητα της άμεσης εξυπηρέτησης της ζήτησης από το τρέχον απόθεμα ή εναλλακτικά από την πιθανότητα να μην έχουμε απώλεια της ζήτησης, (β) την

μεταβλητότητα της ζήτησης όπως εκφράζεται από την τυπική της απόκλιση σ_d και (γ) το χρόνο μέχρι την επόμενη αναθεώρηση του αποθέματος μετά την παράδοση της παραγγελίας TLT (Total Lead Time).

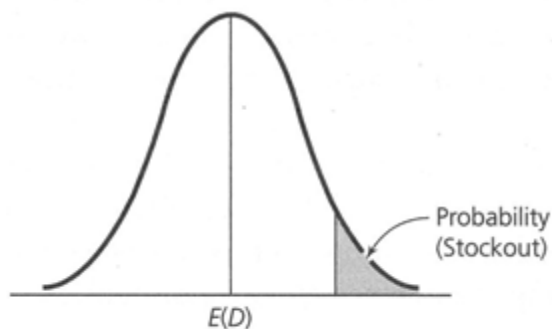
Κάνοντας τη θεώρηση ομοιόμορφης κατανομής της ζήτησης όπως φαίνεται στην «Εικόνα 4 Κανονική κατανομή της ζήτησης», η εξυπηρέτηση της ζήτησης εκφράζεται ως:

$$\begin{aligned} \text{service level} &= \text{πιθανότητα άμεσης εξυπηρέτησης της ζήτησης} = \\ &= P(\text{demand} \leq \text{inventory}) = \\ &= P(\text{demand} \leq E(D) + \text{safety stock}) \end{aligned}$$

Με βάση την παραπάνω ανάλυση το επίπεδο του αποθέματος ασφαλείας ss (safety stock) εκφράζεται από τη μαθηματική σχέση:

$$ss = \Phi^{-1}(SL)\sigma_d\sqrt{TLT}$$

όπου Φ^{-1} ορίζεται ως η αντίστροφη αθροιστική συνάρτηση κατανομής μιας τυποποιημένης κανονικής τυχαίας μεταβλητής.

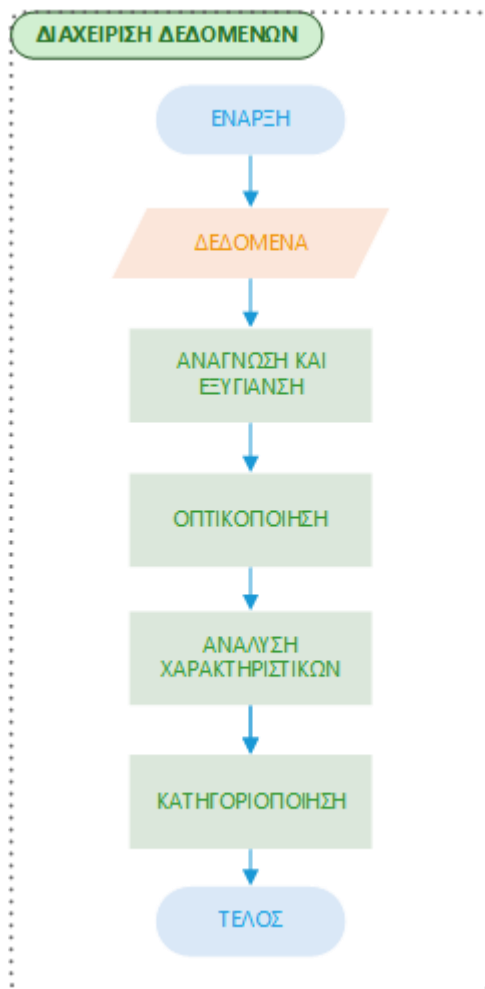


Εικόνα 4 Κανονική κατανομή της ζήτησης

Φυσικά στην περίπτωση μας το επίπεδο του αποθέματος ασφαλείας του επόμενου χρονικού διαστήματος διάρκειας TLT θα πρέπει να καθορισθεί με βάση την πρόβλεψη της ζήτησης όπως προκύπτει από κάποιο μοντέλο πρόβλεψης. Άρα στον παραπάνω μαθηματικό τύπο δεν θα έχουμε την τυπική απόκλιση της πραγματικής ζήτησης αλλά την τυπική απόκλιση των εντός δείγματος σφαλμάτων (in-sample residuals) στην πρόβλεψη της ζήτησης. Η αντικατάσταση αυτή μπορεί να πραγματοποιηθεί λόγω της πολιτικής order-up-to level που έχουμε υιοθετήσει στη διαχείριση της αποθήκης.

5.2. Διαχείριση δεδομένων

Στο στάδιο αυτό πραγματοποιούνται οι πρώτες πολύ κρίσιμες διαδικασίες όπως είναι η ανάγνωση και η εξυγίανση των δεδομένων, η απεικόνισή τους, η περιγραφή των στατιστικών ιδιοτήτων τους και η κατηγοριοποίησή τους με βάση τα χαρακτηριστικά τους. Οι παραπάνω διαδικασίες αποτυπώνονται στην «Εικόνα 5 Διαχείριση δεδομένων». Στη συνέχεια της τρέχουσας ενότητας αναλύουμε περαιτέρω τις εν λόγω διαδικασίες.



Εικόνα 5 Διαχείριση δεδομένων

5.2.1. Ανάγνωση και εξυγίανση δεδομένων

Τα δεδομένα διατίθενται σε μορφή οριοθετημένου με κόμματα αρχείου κειμένου το οποίο περιλαμβάνει τις ακόλουθες στήλες:

1. id: Αναφέρεται στον κωδικό της κάθε Μονάδας Διατήρησης Αποθεμάτων Προϊόντος (Stock Keeping Unit - SKU)

2. date: Ημερομηνία. Η χρονική περίοδος των δεδομένων είναι η ημέρα.
3. orders: Αναφέρεται στη ζήτηση του προϊόντος στην τρέχουσα χρονική περίοδο.
4. stock: Αναφέρεται στην ποσότητα αποθέματος του συγκεκριμένου προϊόντος στο τέλος της χρονικής περιόδου (ημέρας).
5. lead_time: Αναφέρεται στο χρόνο παράδοσης της παραγγελίας ενός προϊόντος. Οι χρόνοι παράδοσης φαίνεται να διαχειρίζονται από εμπορικές συμφωνίες και είναι σταθεροί για κάθε προϊόν.

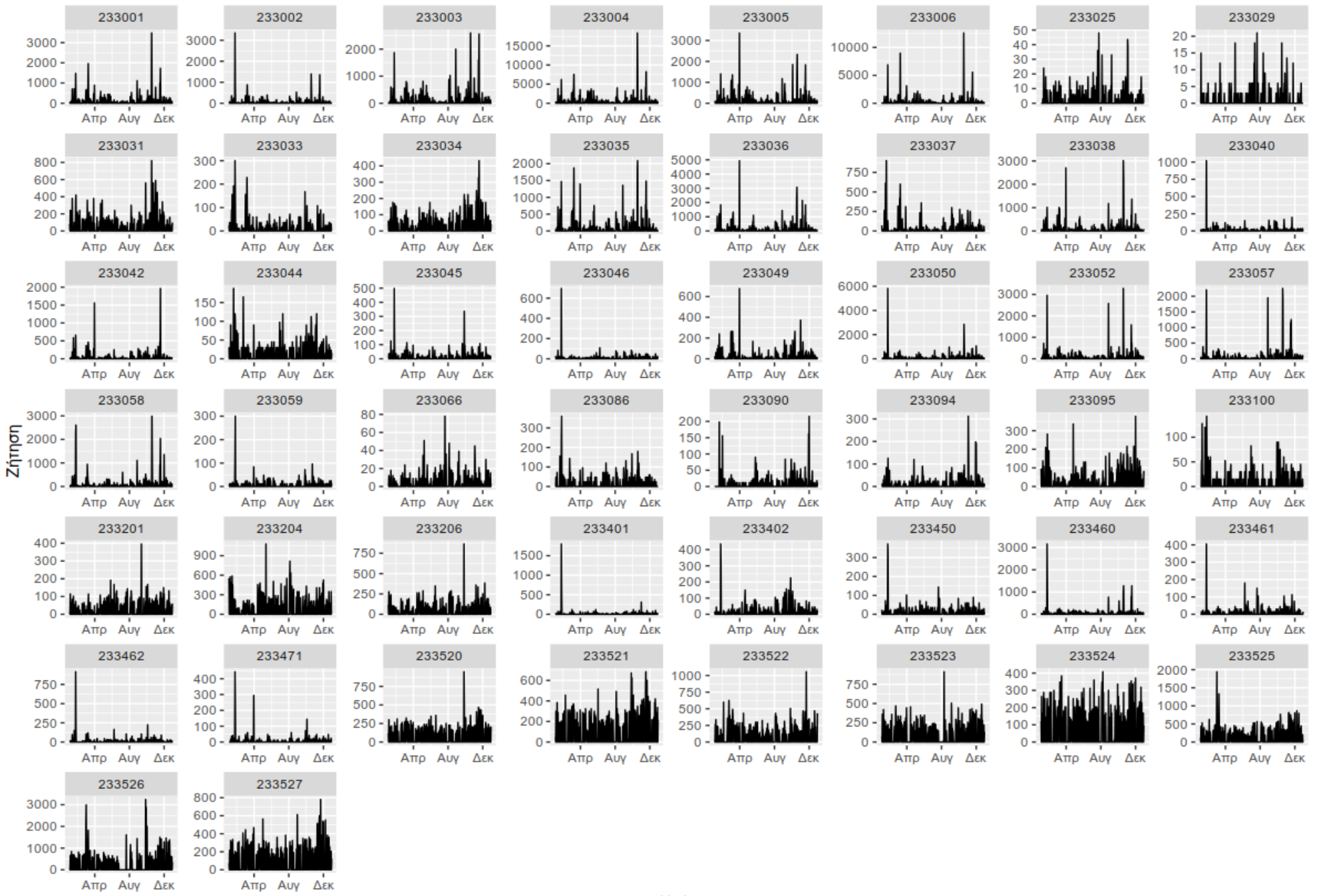
Όπως προαναφέρθηκε έχουμε 50 διαφορετικά προϊόντα, με 362 παρατηρήσεις ανά προϊόν. Η στήλη stock αναφέρεται στην τρέχουσα πολιτική διαχείρισης αποθήκης που εφαρμόζεται από το κατάστημα, και θα αποτελέσει μέτρο σύγκρισης κατά την διαδικασία αξιολόγησης των μοντέλων πρόβλεψης στο τέλος της ανάλυσής μας.

Στα δεδομένα ο χρόνος παράδοσης είναι σταθερός για κάθε προϊόν και καθορίζεται είτε στις 3 ημέρες είτε στις 10 ημέρες. Επομένως αντίστοιχα καθορίζεται ο χρόνος TLT (Total Lead Time) είτε στις 7 ημέρες είτε στις 14 ημέρες. Αυτός είναι ο χρονικός ορίζοντας αναφοράς για τις προβλέψεις των μοντέλων.

Τα δεδομένα δεν παρουσιάζουν κενές ή εσφαλμένες τιμές οπότε δεν χρειάζεται να εφαρμοστεί κάποια διαδικασία εξυγίανσής τους.

5.2.2. Απεικόνιση δεδομένων

Η γραφική απεικόνιση των δεδομένων της ζήτησης δίνεται στην «Εικόνα 6 Απεικόνιση χρονοσειρών». Παρατηρούμε ότι ακολουθούν το πρότυπο διακοπτόμενης ζήτησης με πολλές μηδενικές τιμές αλλά ταυτόχρονα εμφανίζονται λίγες πολύ μεγάλες στιγμιαίες μεταβολές του επιπέδου των χρονοσειρών. Επίσης, παρατηρούμε τις διαφορετικές κλίμακες των χρονοσειρών.



Χρόνος

Εικόνα 6 Απεικόνιση χρονοσειρών

5.2.3. Χαρακτηριστικά χρονοσειρών

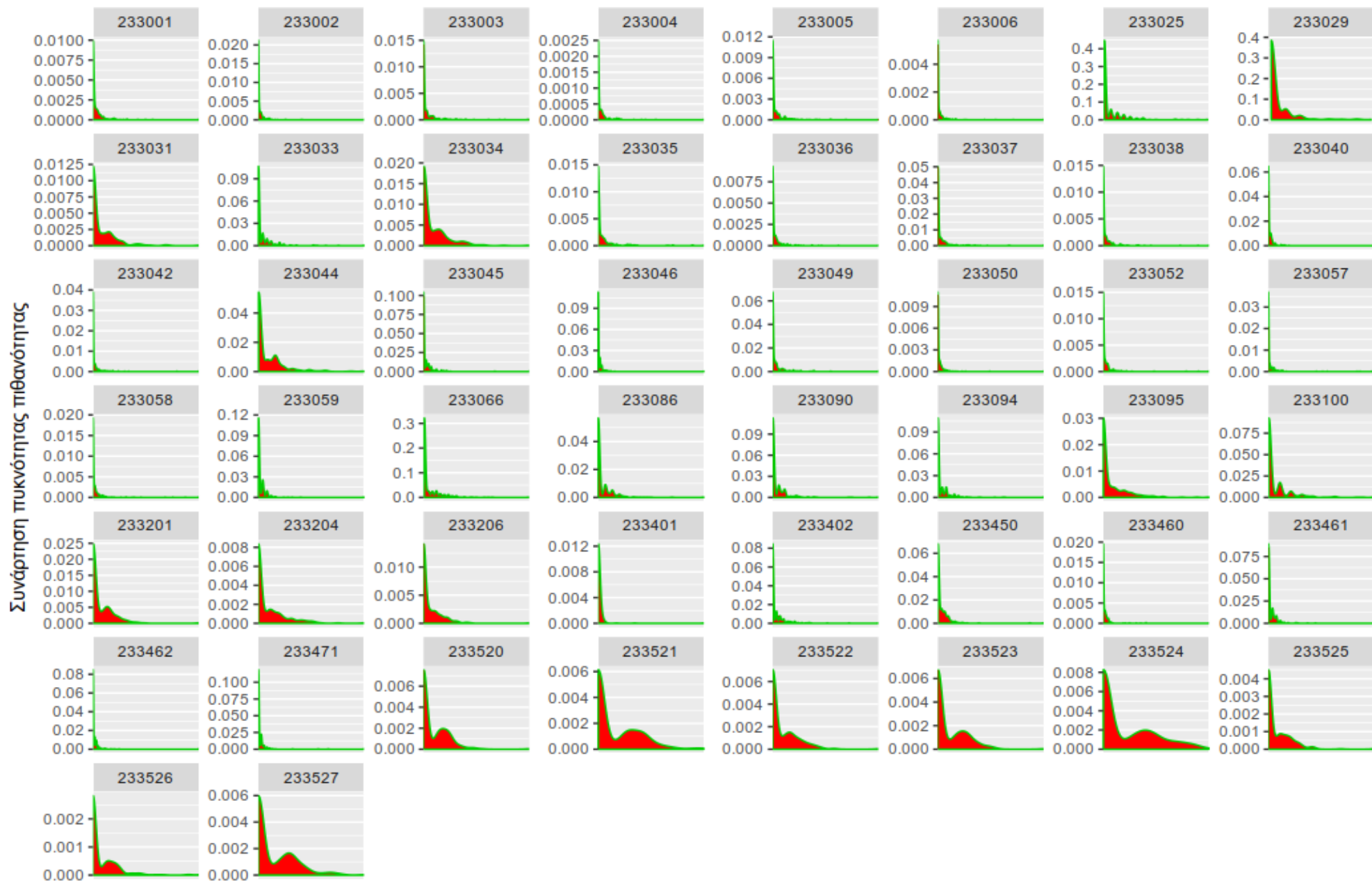
Στον «Πίνακας 1 Περιγραφικά στατιστικά του δείγματος» παρουσιάζονται τα περιγραφικά στατιστικά των διαθέσιμων χρονοσειρών. Παρατηρούμε ότι τουλάχιστον οι μισές τιμές κάθε χρονοσειράς είναι μηδενικές (η ενδιάμεση τιμή είναι μηδέν). Επιβεβαιώνεται ξανά και με στατιστικούς δείκτες η διακοπτόμενη φύση των διαθέσιμων δεδομένων. Με βάση τους δείκτες που παρουσιάζονται στον πίνακα παρατηρούμε πολύ μεγάλη απόκλιση στις τιμές μεταξύ της ενδιάμεσης τιμής του 3^{ου} τετάρτου της κατανομής των δεδομένων από τη μέγιστη τιμή. Επίσης, η τυπική απόκλιση είναι πολλαπλάσια της μέσης τιμής σχεδόν για όλες τις χρονοσειρές.

Πίνακας 1 Περιγραφικά στατιστικά του δείγματος

SKU	Ελάχιστη Τιμή	1ο Τέταρτο	Ενδιάμεση Τιμή	Μέση Τιμή	3ο Τέταρτο	Μέγιστη Τιμή	Τυπική Απόκλιση
233001	0	0	0	112,16	118,500	3480,0	292,90
233002	0	0	0	64,87	54,000	3348,0	226,71
233003	0	0	0	113,31	80,000	2600,0	305,45
233004	0	0	0	533,24	477,000	18384,0	1484,19
233005	0	0	0	126,13	108,000	3360,0	328,68
233006	0	0	0	296,42	216,000	12600,0	1019,38
233025	0	0	0	2,85	3,000	48,0	6,42
233029	0	0	0	1,13	0,000	21,0	3,01
233031	0	0	0	58,29	100,000	820,0	105,64
233033	0	0	0	13,69	12,000	300,0	32,73
233034	0	0	0	34,48	62,000	432,0	58,04
233035	0	0	0	99,31	84,000	2088,0	264,11
233036	0	0	0	148,82	126,000	4938,0	424,37
233037	0	0	0	33,70	24,000	900,0	89,17
233038	0	0	0	100,08	82,500	3012,0	296,59
233040	0	0	0	16,96	18,000	1020,0	60,28
233042	0	0	0	45,93	30,000	1965,0	155,50
233044	0	0	0	14,61	22,500	187,5	26,35
233045	0	0	0	13,38	12,000	498,0	37,85
233046	0	0	0	8,92	12,000	696,0	39,29
233049	0	0	0	22,89	18,000	678,0	59,27
233050	0	0	0	109,85	105,000	5820,0	383,16
233052	0	0	0	90,06	80,000	3280,0	302,01
233057	0	0	0	66,28	30,000	2250,0	245,71

SKU	Ελάχιστη Τιμή	1ο Τέταρτο	Ενδιάμεση Τιμή	Μέση Τιμή	3ο Τέταρτο	Μέγιστη Τιμή	Τυπική Απόκλιση
233058	0	0	0	92,07	60,000	2985,0	301,65
233059	0	0	0	6,66	12,000	300,0	20,39
233066	0	0	0	4,01	4,125	78,0	8,82
233086	0	0	0	15,81	24,000	360,0	36,07
233090	0	0	0	9,12	12,000	216,0	23,67
233094	0	0	0	11,85	12,000	312,0	29,58
233095	0	0	0	28,46	40,500	378,0	52,89
233100	0	0	0	8,91	15,000	142,5	19,61
233201	0	0	0	26,20	48,000	396,0	43,22
233204	0	0	0	91,72	144,000	1080,0	155,27
233206	0	0	0	49,89	84,000	864,0	87,86
233401	0	0	0	16,44	0,000	1800,0	102,79
233402	0	0	0	17,03	15,000	435,0	40,73
233450	0	0	0	12,43	18,000	372,0	31,35
233460	0	0	0	61,16	60,000	3160,0	221,03
233461	0	0	0	10,13	15,000	405,0	28,95
233462	0	0	0	13,84	15,000	915,0	54,45
233471	0	0	0	8,15	12,000	444,0	33,13
233520	0	0	0	80,45	156,000	948,0	120,14
233521	0	0	0	100,48	204,000	684,0	144,58
233522	0	0	0	90,73	168,000	1056,0	140,97
233523	0	0	0	90,07	180,000	912,0	134,94
233524	0	0	0	75,13	156,000	408,0	106,76
233525	0	0	0	145,92	264,000	1944,0	235,20
233526	0	0	0	252,46	444,000	3240,0	458,11
233527	0	0	0	101,14	213,000	780,0	146,49
Μέσος όρος δείγματος				70,95	85,00	1946,80	180,51
Τυπική απόκλιση δείγματος				90,58	102,75	3157,85	256,17

Στην «Εικόνα 7 Συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας» απεικονίζονται οι συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας των δεδομένων. Για άλλη μια φορά επιβεβαιώνεται η έντονα διακοπτόμενη φύση των δεδομένων. Παρατηρούμε ελαφρώς διαφορετική κατανομή στις τελευταίες 8 χρονοσειρές με κωδικούς SKU 23352x όπου έχουμε και άλλες τιμές εκτός της μηδενικής που εμφανίζονται με σχετικά μεγάλη συχνότητα.



Ζήτηση

Εικόνα 7 Συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας

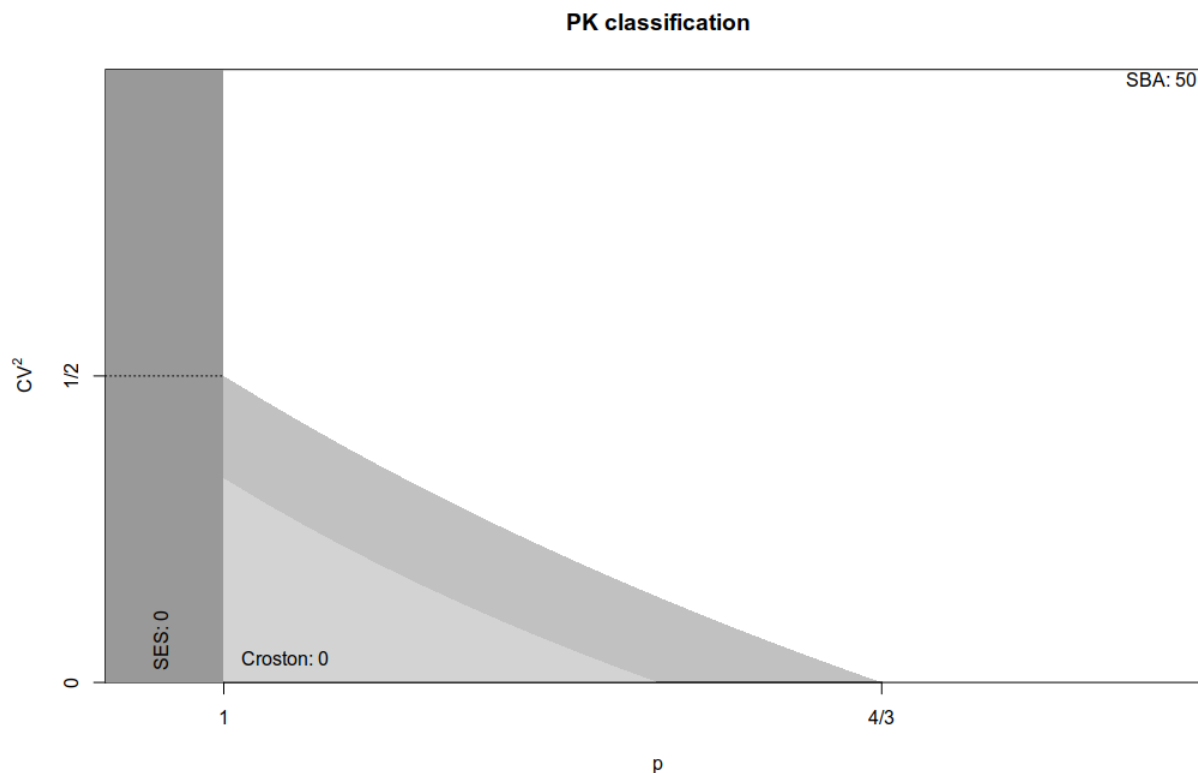
5.2.4. Κατηγοριοποίηση χρονοσειρών

Μια συνήθης πρακτική σε πακέτα λογισμικού για διαχείριση αποθήκης είναι η κατηγοριοποίηση των δεδομένων ζήτησης με βάση κάποια προκαθορισμένα πρότυπα και μετά για κάθε κατηγορία επιλέγεται η κατάλληλη μέθοδος και βελτιστοποιούνται οι παράμετροι της συγκεκριμένης μεθόδου. Εφόσον ο στόχος της κατηγοριοποίησης των χρονοσειρών δεδομένων είναι η επιλογή της κατάλληλης μεθόδου πρόβλεψης, στη μελέτη (A A Syntetos et al., 2005) ακολουθείται μια διαφορετική διαδικασία: αρχικά συγκρίνονται οι εναλλακτικές μέθοδοι πρόβλεψης με βάση κάποιο θεωρητικό μέτρο απόδοσης, μετά αναγνωρίζονται οι περιοχές υπεροχής κάθε μεθόδου και τέλος καθορίζονται πρότυπα ζήτησης που αντιστοιχούν στις περιοχές υπεροχής που αναγνωρίστηκαν. Στην εν λόγω μελέτη προτάθηκε ένα πλαίσιο κατηγοριοποίησης των δεδομένων ζήτησης βασισμένο στις παραμέτρους του μέσου χρονικού διαστήματος μεταξύ μη μηδενικών ζητήσεων (inter-demand interval – IDI ή ρ) και του τετραγωνικού συντελεστή μεταβλητότητας της ζήτησης (coefficient of variation – CV). Με βάση το πλαίσιο αυτό οι ερευνητές πρότειναν τη χρήση της μεθόδου SBA ή της κλασικής μεθόδου Croston ανάλογα με την κατηγορία κάθε χρονοσειράς.

Το παραπάνω πλαίσιο βελτιώθηκε αργότερα στη μελέτη (Kostenko & Hyndman, 2006). Επίσης, στη μελέτη (Petrooulos & Kourentzes, 2015) προτείνεται ένα πλαίσιο κατηγοριοποίησης το οποίο περιλαμβάνει επιπρόσθετα των μεθόδων SBA και κλασικής Croston, την μέθοδο SES. Επομένως, αυτό το πλαίσιο κρίθηκε καταλληλότερο για την εμπειρική μας μελέτη εφόσον περιλαμβάνει και τις τρεις μεθόδους που θα χρησιμοποιηθούν στα πειράματα. Χρησιμοποιώντας το εν λόγω πλαίσιο οι διαθέσιμες χρονοσειρές κατηγοριοποιούνται στην περιοχή υπεροχής της μεθόδου SBA όπως φαίνεται στην «Εικόνα 8 Κατηγοριοποίηση κατά Petrooulos and Kourentzes 2015».

Τα χαρακτηριστικά της διακοπτόμενης ζήτησης των διαθέσιμων δεδομένων παρουσιάζονται στον «Πίνακας 2 Χαρακτηριστικά διακοπτόμενης ζήτησης». Παρατηρούμε αρκετά υψηλές τιμές της παραμέτρου IDI (στην βιβλιογραφία συμβολίζεται και ως ρ) και επομένως σύμφωνα με τις επισημάνσεις του κεφαλαίου 3 αναμένουμε αρνητική επίδραση στις προβλέψεις των μεθόδων Croston και SBA. Επίσης, παρατηρούμε ότι 41 χρονοσειρές κατηγοριοποιούνται ως Δυσμορφικές (Lumpy) και οι

υπόλοιπες 9 ως Διακοπτόμενες (Intermittent). Μια χρονοσειρά χαρακτηρίζεται ως δυσμορφική (lumpy) όταν παρατηρούνται στιγμιαίες ακραία αποκλίνουσες τιμές (outliers) από το μέσο όρο των δεδομένων.



Εικόνα 8 Κατηγοριοποίηση κατά Petropoulos and Kourentzes 2015

Πίνακας 2 Χαρακτηριστικά διακοπτόμενης ζήτησης

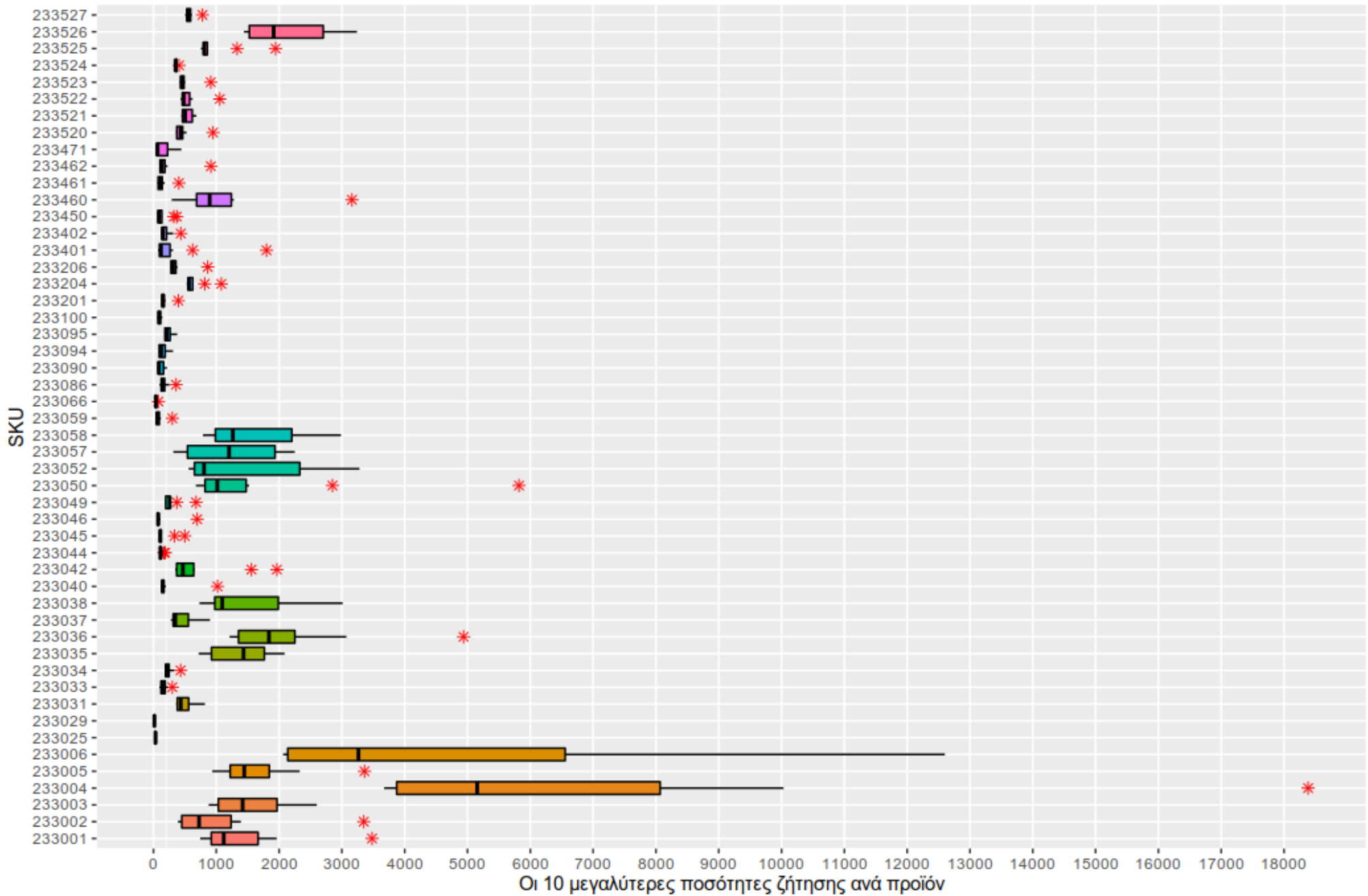
SKU	Κατηγορία	CV ²	IDI ή ρ
233001	Lumpy	2,183	2,463
233002	Lumpy	4,126	2,586
233003	Lumpy	2,205	2,586
233004	Lumpy	2,512	2,497
233005	Lumpy	1,891	2,701
233006	Lumpy	3,941	2,604
233025	Lumpy	0,847	3,273
233029	Lumpy	0,587	5,000
233031	Lumpy	0,623	2,642
233033	Lumpy	1,231	3,000
233034	Lumpy	0,536	2,497
233035	Lumpy	2,040	2,662

SKU	Κατηγορία	CV ²	IDI ή p
233036	Lumpy	2,717	2,463
233037	Lumpy	1,925	2,742
233038	Lumpy	2,821	2,567
233040	Lumpy	3,990	2,742
233042	Lumpy	3,387	2,835
233044	Lumpy	0,564	2,722
233045	Lumpy	2,020	2,975
233046	Lumpy	4,785	3,529
233049	Lumpy	1,753	2,806
233050	Lumpy	4,108	2,586
233052	Lumpy	3,717	2,604
233057	Lumpy	4,274	2,791
233058	Lumpy	3,649	2,531
233059	Lumpy	1,874	3,620
233066	Lumpy	0,791	3,261
233086	Lumpy	0,803	3,381
233090	Lumpy	1,273	3,415
233094	Lumpy	1,263	3,204
233095	Lumpy	0,699	2,623
233100	Lumpy	0,633	3,564
233201	Intermittent	0,480	2,514
233204	Intermittent	0,495	2,571
233206	Lumpy	0,644	2,483
233401	Lumpy	7,934	4,500
233402	Lumpy	1,251	2,992
233450	Lumpy	1,690	2,742
233460	Lumpy	4,300	2,662
233461	Lumpy	1,745	3,352
233462	Lumpy	3,941	3,352
233471	Lumpy	3,524	3,871
233520	Intermittent	0,284	2,514
233521	Intermittent	0,221	2,514
233522	Intermittent	0,386	2,463
233523	Intermittent	0,245	2,604
233524	Intermittent	0,217	2,479
233525	Intermittent	0,441	2,497
233526	Lumpy	0,542	2,785
233527	Intermittent	0,240	2,497
	Μέσος Όρος	1,967	2,897
	Τυπική απόκλιση	1,646	0,533

5.2.5. Εντοπισμός προβληματικών τιμών

Προσπαθώντας να αναλύσουμε τις δυσμορφίες που εμφανίζουν τα δεδομένα και να εντοπίσουμε πιθανές προβληματικές τιμές (δηλαδή τιμές που θα δυσκολέψουν την εφαρμογή ενός μοντέλου πρόβλεψης) παρουσιάζουμε στην «Εικόνα 9 Κατανομή των 10 μεγαλύτερων τιμών» διαγράμματα πλαισίου (boxplots) με την κατανομή των 10 μεγαλύτερων τιμών κάθε χρονοσειράς. Οι ακραία αποκλίνουσες τιμές (outliers) εμφανίζονται ως κόκκινα σημάδια, και παρατηρούμε ότι στην πλειονότητα των χρονοσειρών η μέγιστη τιμή αποκλίνει σημαντικά από τις υπόλοιπες τιμές. Επίσης, παρατηρούμε ξανά τη μεγάλη διαφορά στις κλίμακες των χρονοσειρών.

Αυτές οι ακραία αποκλίνουσες τιμές (outliers) θα μπορούσαν να θεωρηθούν ως εσφαλμένες τιμές και είτε να εξαιρεθούν από το δείγμα είτε να αντικατασταθούν με κάποιες τιμές εντός των στατιστικών ορίων της υπόλοιπης χρονοσειράς. Ωστόσο, στην περίπτωση μας αυτό δεν μπορεί να εφαρμοστεί αφού έχουμε την πραγματική ζήτηση της αποθήκης.



Εικόνα 9 Κατανομή των 10 μεγαλύτερων τιμών

5.3. Βελτιστοποίηση παραμέτρων

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζεται το μεθοδολογικό πλαίσιο βελτιστοποίησης των παραμέτρων της μεθόδου Croston. Για την καλύτερη υποστήριξη αποφάσεων που σχετίζονται με διαδικασίες παραγγελιοδότησης η βελτιστοποίηση των παραμέτρων εξετάζεται περισσότερο μέσω της ελαχιστοποίησης του άμεσου οικονομικού κόστους της αποθήκης (κόστος αποθήκευσης και ποιότητα εξυπηρέτησης). Ωστόσο, συμπληρωματικά εξετάζονται και βελτιστοποιήσεις που υποστηρίζονται από τα σφάλματα πρόβλεψης.

Οι βασικές διαδικασίες αυτού του σταδίου παρουσιάζονται στην «Εικόνα 10 Διαδικασία βελτιστοποίησης παραμέτρων».



Εικόνα 10 Διαδικασία βελτιστοποίησης παραμέτρων

Οι παράμετροι προς βελτιστοποίηση είναι οι σταθερές εξομάλυνσης που χρησιμοποιούνται στις μεθόδους που εξετάζονται. Τα αρχικά επίπεδα, όπως προαναφέρθηκε, ορίζονται ίσα με το επίπεδο της πρώτης παρατήρησης του δείγματος

κάθε σειράς. Έτσι για τη μέθοδο SES πραγματοποιείται βελτιστοποίηση της μίας και μοναδικής παραμέτρου εξομάλυνσης, ενώ στις άλλες δύο μεθόδους πραγματοποιείται βελτιστοποίηση είτε για μία κοινή και για τις δύο υπο-σειρές παράμετρο εξομάλυνσης, είτε για δύο διαφορετικές παραμέτρους εξομάλυνσης που αντιστοιχούν στην κάθε υπο-σειρά.

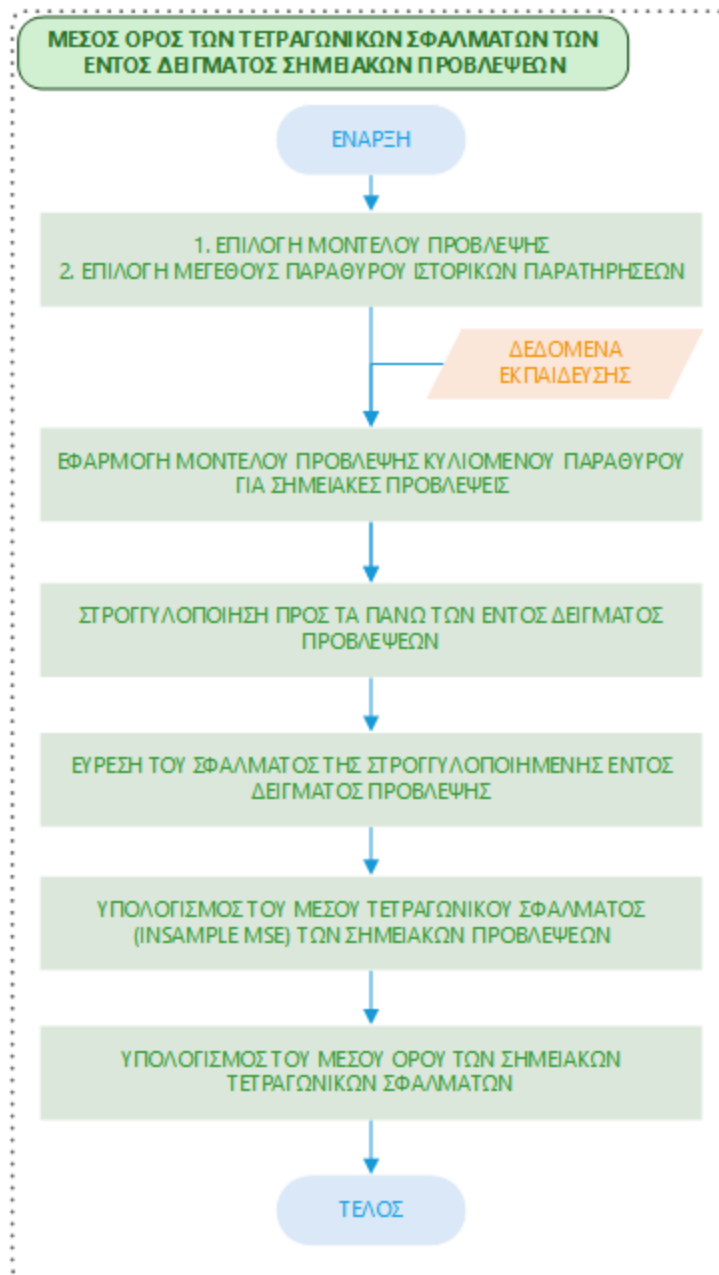
Η βελτιστοποίηση των παραμέτρων πραγματοποιείται με ελαχιστοποίηση της συνάρτησης κόστους με βάση τον αλγόριθμο (Nelder & Mead, 1965) χωρίς οριοθέτηση των τιμών τους. Στη συνέχεια υλοποιείται διόρθωση των τιμών των παραμέτρων έτσι ώστε να βρίσκονται πάντα εντός του διαστήματος $[0, 1]$. Οι αρχικές τιμές των παραμέτρων ορίζονται στην τιμή 0.1 και ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων ορίζεται στις 10000.

Εξετάζουμε τις ακόλουθες τέσσερις συναρτήσεις κόστους:

1. Μέσος όρος των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων των εντός δείγματος σημειακών προβλέψεων (mean insample MSE).
2. Μέσο τετραγωνικό σφάλμα των εκτός δείγματος προβλέψεων του επιπέδου αποθεματοποίησης (outsample MSE of up-to-level forecasts).
3. Μέση τιμή του επιπέδου εξυπηρέτησης (mean service level).
4. Μέση τετραγωνική απόκλιση του επιπέδου εξυπηρέτησης από την τιμή στόχου (mean square distance between target service level and real service level).

Οι πρώτες δύο συναρτήσεις κόστους ορίζονται σε σχέση με τα σφάλματα των προβλέψεων, ενώ οι τελευταίες δύο ορίζονται με βάση το επίπεδο εξυπηρέτησης που προσφέρει το σύστημα διαχείρισης αποθήκης.

Η πρώτη συνάρτηση κόστους αναλύεται στην «Εικόνα 11 Συνάρτηση κόστους με βάση τα εντός δείγματος σφάλματα πρόβλεψης». Για να μην υπάρχει μεγάλη προκατάληψη (bias) στις προβλέψεις από το σημείο εκκίνησης χρησιμοποιούμε την τεχνική του κυλιόμενου παραθύρου στις προβλέψεις. Το παράθυρο ορίζεται στις 30 ιστορικές παρατηρήσεις. Επομένως, εκκινώντας από τις πρώτες 30 παρατηρήσεις από την 1^η έως και την 30^η υπολογίζεται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα εντός δείγματος (από τις 30 ιστορικές περιόδους) και αυτή είναι η πρώτη τιμή σφάλματος που καταγράφεται. Στη συνέχεια η ίδια διαδικασία εφαρμόζεται στο επόμενο δείγμα ιστορικών παρατηρήσεων διατηρώντας το ίδιο μέγεθος παραθύρου αλλά μετακυλώντας το κατά μία

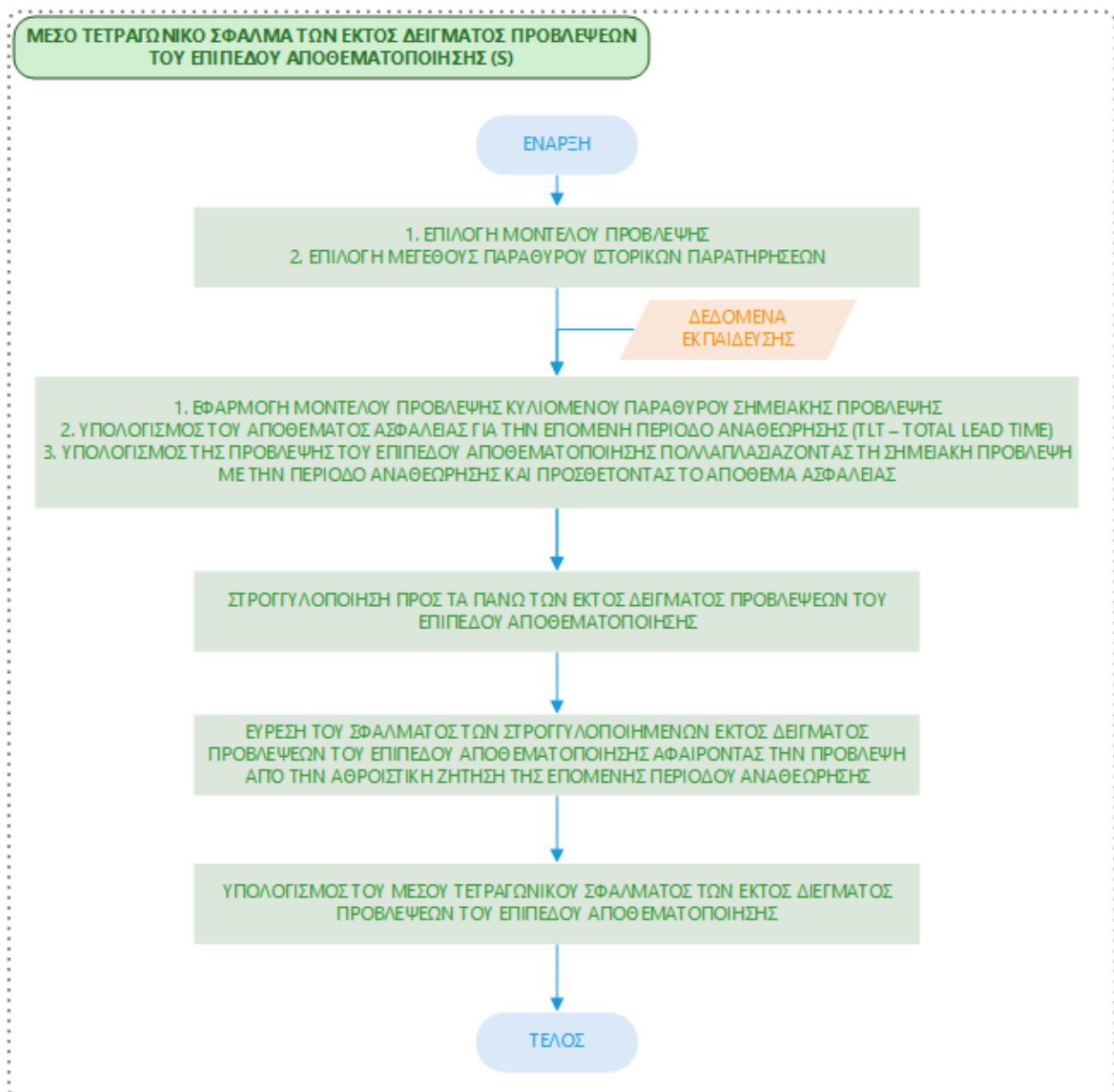


Εικόνα 11 Συνάρτηση κόστους με βάση τα εντός δείγματος σφάλματα πρόβλεψης

χρονική περίοδο, δηλαδή από τη 2^η έως και την 31^η. Με αυτή τη διαδικασία υπολογίζονται όλα τα μέσα τετραγωνικά σφάλματα για όλες τις σημειακές προβλέψεις εξαντλώντας το σύνολο εκπαίδευσης με τη χρήση της τεχνικής του κυλιόμενου παραθύρου. Μια τεχνική που έχουμε ενσωματώσει είναι αυτή της προς τα πάνω στρογγυλοποίησης των σημειακών προβλέψεων έτσι ώστε να ανταποκρίνονται στις μονάδες του πραγματικού αποθέματος. Η προς τα πάνω στρογγυλοποίηση επιλέχθηκε έναντι της απλής στρογγυλοποίησης για να μην μηδενίζονται οι χαμηλότερες της μονάδας προβλέψεις. Στο

τέλος υπολογίζεται ο μέσος όρος των τετραγωνικών σφαλμάτων όλων των σημειακών προβλέψεων.

Η δεύτερη συνάρτηση κόστους αναλύεται στην «Εικόνα 12 Συνάρτηση κόστους με βάση τα εκτός δείγματος σφάλματα πρόβλεψης». Χρησιμοποιείται ξανά η τεχνική του κυλιόμενου παραθύρου για τις σημειακές προβλέψεις.



Εικόνα 12 Συνάρτηση κόστους με βάση τα εκτός δείγματος σφάλματα πρόβλεψης

Η διαφορά είναι ότι σε αυτή τη συνάρτηση κόστους η σημειακή πρόβλεψη μετατρέπεται σε πρόβλεψη του επιπέδου αποθεματοποίησης για την επόμενη περίοδο

αναθεώρησης. Η περίοδος αναθεώρησης ορίζεται ως το χρονικό διάστημα από τη χρονική περίοδο της τοποθέτησης μιας παραγγελίας έως και τη χρονική περίοδο ελέγχου του αποθέματος μετά την παράδοση της παραγγελίας. Επομένως, στην περίπτωση μας όπου έχουμε χρόνους παράδοσης τριών και επτά ημερών και οι έλεγχοι αποθέματος πραγματοποιούνται κάθε εβδομάδα (7 ημέρες) θα έχουμε περίοδο αναθεώρησης 7 ή 14 ημερών αντίστοιχα. Η πρόβλεψη του επιπέδου αποθεματοποίησης υπολογίζεται πολλαπλασιάζοντας τη σημειακή πρόβλεψη με τον ορίζοντα της περιόδου αναθεώρησης και προσθέτοντας την πρόβλεψη για το απόθεμα ασφαλείας που αναφέρεται στην επόμενη περίοδο αναθεώρησης. Το απόθεμα ασφαλείας σύμφωνα και με την ανάλυση που έγινε στην ενότητα «5.1 Μοντέλο διαχείρισης της αποθήκης» υπολογίζεται με βάση τη μαθηματική έκφραση:

$$ss = \Phi^{-1}(TSL)\sigma_{insample\ residuals}\sqrt{TLT}$$

όπου:

Φ^{-1} : ορίζεται ως η αντίστροφη αθροιστική συνάρτηση κατανομής μιας τυποποιημένης κανονικής τυχαίας μεταβλητής,

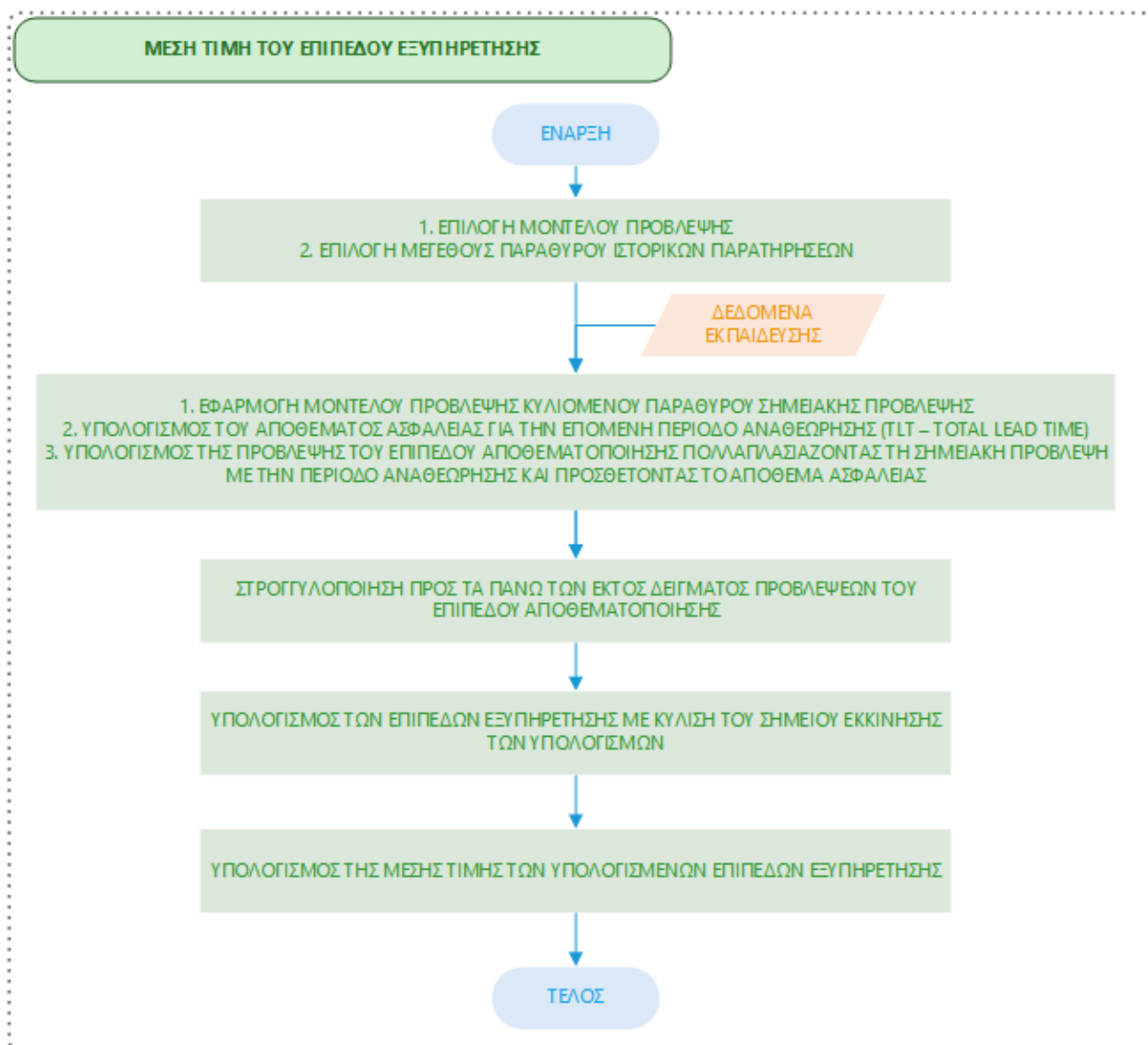
TSL : είναι η τιμή στόχου για το επιθυμητό επίπεδο εξυπηρέτησης,

$\sigma_{insample\ residuals}$: είναι η τυπική απόκλιση των εντός δείγματος σφαλμάτων πρόβλεψης (in-sample residuals),

TLT : είναι η περίοδος αναθεώρησης σε ημέρες (7 ή 14 αντίστοιχα).

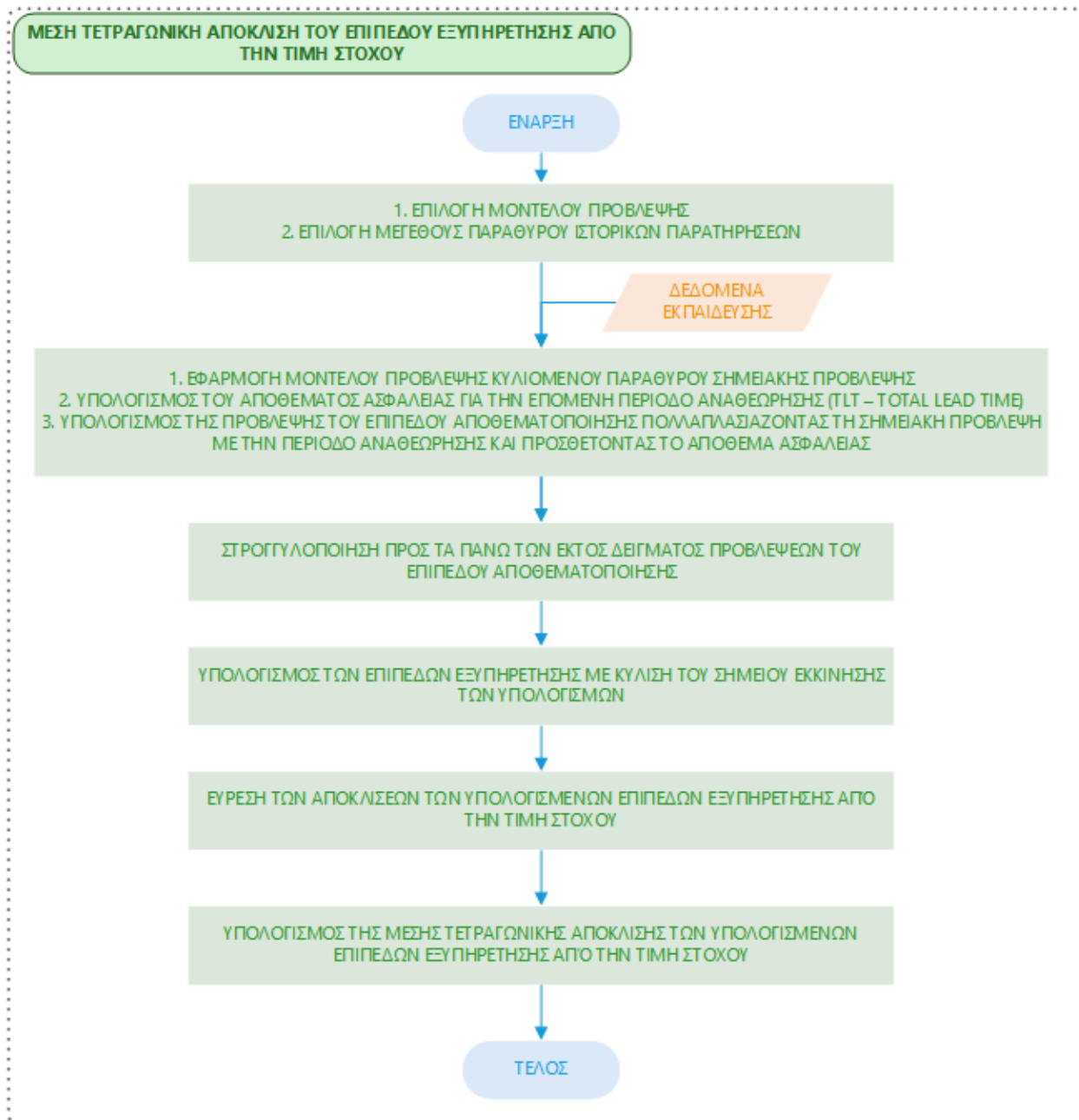
Η πρόβλεψη του επιπέδου αποθεματοποίησης στρογγυλοποιείται προς τα πάνω έτσι ώστε να ανταποκρίνεται στις πραγματικές μονάδες του αποθέματος. Στη συνέχεια υπολογίζεται το εκτός δείγματος σφάλμα της πρόβλεψης ως η διαφορά του στρογγυλοποιημένου επιπέδου αποθεματοποίησης που προέκυψε από την πρόβλεψη, από το άθροισμα της πραγματικής ζήτησης κατά το χρονικό διάστημα που αντιστοιχεί στην επόμενη περίοδο αναθεώρησης. Τα σφάλματα για κάθε κυλιόμενη πρόβλεψη τετραγωνίζονται και τελικά υπολογίζεται ο μέσος όρος τους.

Η τρίτη συνάρτηση κόστους αναλύεται στην «Εικόνα 13 Συνάρτηση κόστους μέσης τιμής του επιπέδου εξυπηρέτησης». Τα τρία πρώτα βήματα της διαδικασίας είναι όμοια με αυτά της προηγούμενης συνάρτησης κόστους. Η διαφορά είναι ότι μετά τη στρογγυλοποίηση των προβλέψεων του επιπέδου αποθεματοποίησης εκτελείται προσομοίωση της κίνησης στην αποθήκη με βάση τις προηγούμενες προβλέψεις και την πραγματική ζήτηση από τα δεδομένα εκπαίδευσης. Η προσομοίωση εκτελείται από όλες τις δυνατές αφετηρίες για να μην υπάρχει προκατάληψη από το σημείο εκκίνησης. Στο τέλος υπολογίζεται η μέση τιμή των επιπέδων εξυπηρέτησης που καταγράφηκαν από τις προηγούμενες προσομοιώσεις.



Εικόνα 13 Συνάρτηση κόστους μέσης τιμής του επιπέδου εξυπηρέτησης

Η διαδικασία της προσομοίωσης θα παρουσιαστεί αναλυτικά μετά τη σύντομη περιγραφή και της τέταρτης συνάρτησης κόστους. Η τρέχουσα συνάρτηση κόστους διαφέρει από τις υπόλοιπες ως προς τον τύπο της βελτιστοποίησης. Επιθυμούμε την μεγιστοποίηση της τιμής της και επομένως επιστρέφουμε την αρνητική μέση τιμή των



Εικόνα 14 Συνάρτηση κόστους μέσης τετραγωνικής απόκλισης του επιπέδου εξυπηρέτησης

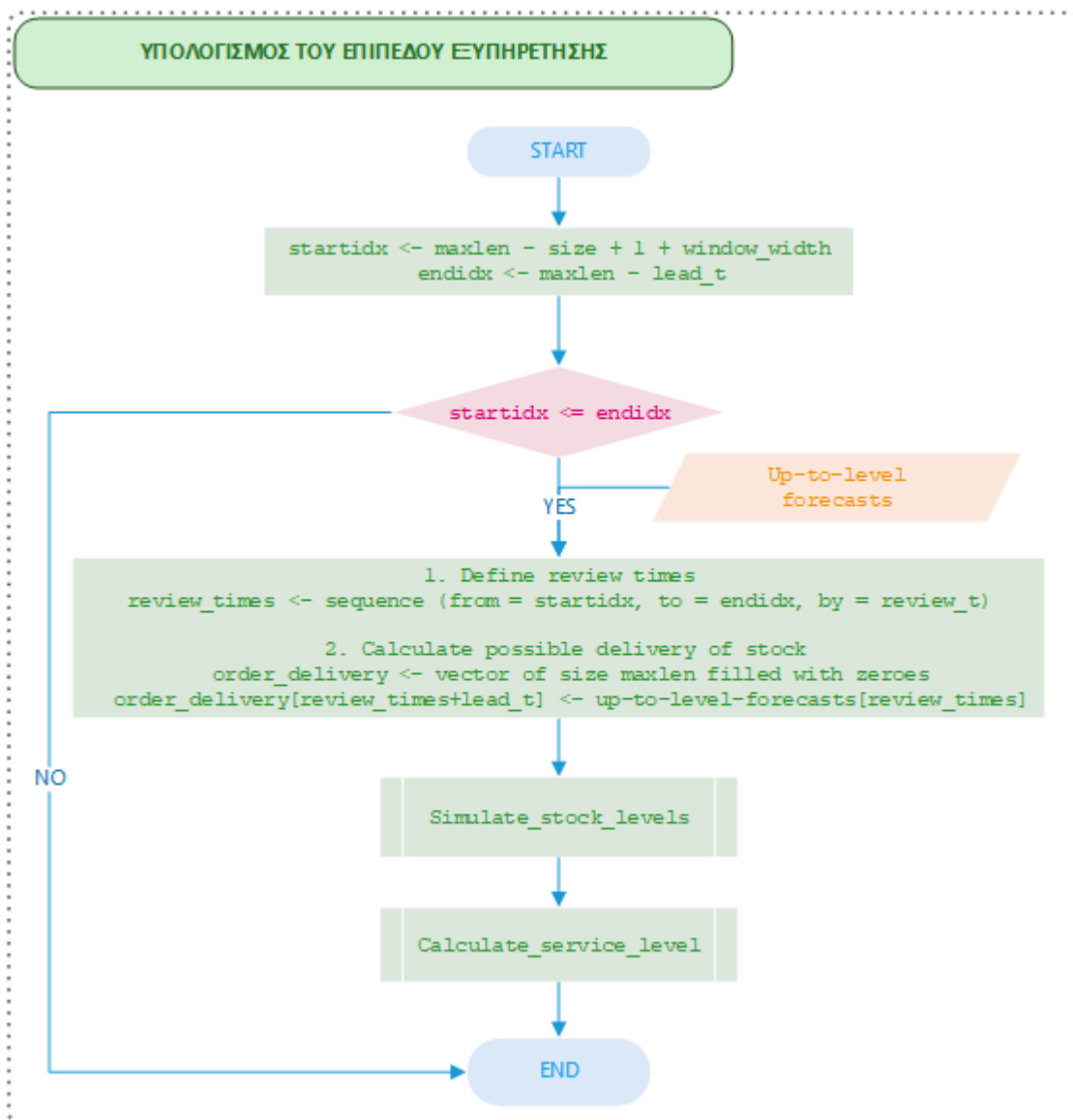
επιπέδων εξυπηρέτησης έτσι ώστε εφαρμόζοντας ελαχιστοποίηση στην αρνητική τιμή να προκύψει μεγιστοποίηση της κανονικής τιμής.

Η τέταρτη συνάρτηση κόστους αναλύεται στην «Εικόνα 14 Συνάρτηση κόστους μέσης τετραγωνικής απόκλισης του επιπέδου εξυπηρέτησης». Η προηγούμενη συνάρτηση κόστους προσπαθεί να μεγιστοποιήσει το επίπεδο εξυπηρέτησης, με ενδεχόμενο αποτέλεσμα την υπεραποθεματοποίηση των προϊόντων. Για να αποφύγουμε μια τέτοια κατάσταση σχεδιάσαμε την τέταρτη συνάρτηση κόστους η οποία προσπαθεί να φτάσει κοντά στην τιμή στόχο του επιπέδου εξυπηρέτησης. Η συνάρτηση αυτή μετά την εύρεση των επιπέδων εξυπηρέτησης υπολογίζει τη μέση τετραγωνική απόκλιση αυτών από την τιμή στόχου. Δηλαδή εκφράζεται ως:

$$mean((real_service_level - target_service_level)^2)$$

Οι τελευταίες δύο συναρτήσεις κόστους βελτιστοποιούν το επίπεδο εξυπηρέτησης που είναι ένα μέτρο απόδοσης του συστήματος διαχείρισης αποθήκης. Σε αυτές τις συναρτήσεις προσομοιώνουμε τη λειτουργία της αποθήκης με βάση τις προβλέψεις και υπολογίζουμε το επίπεδο εξυπηρέτησης.

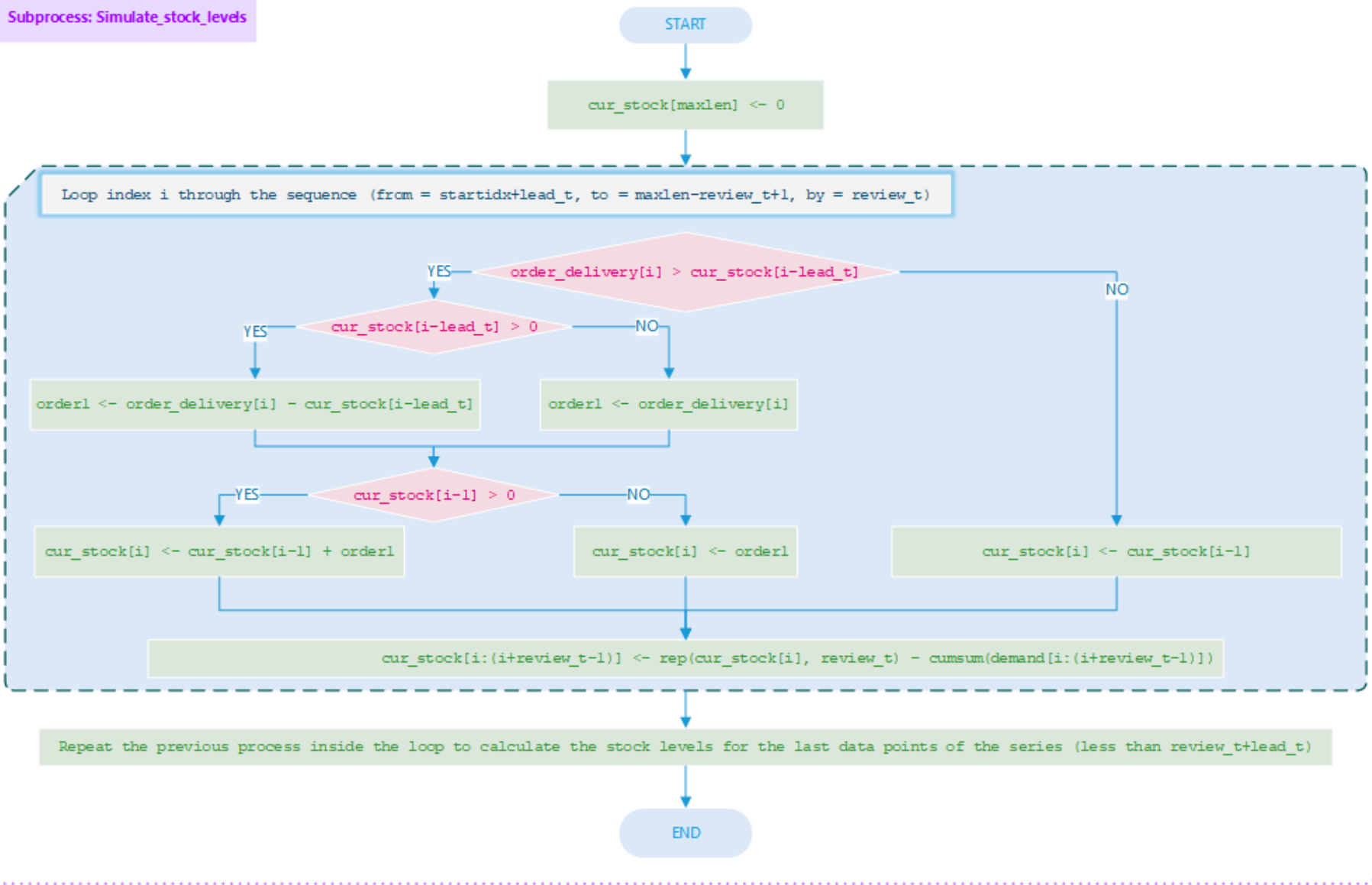
Στην «Εικόνα 15 Υπολογισμός του επιπέδου εξυπηρέτησης» αναλύεται ο τρόπος υπολογισμού του επιπέδου εξυπηρέτησης. Αρχικά η διαδικασία υπολογίζει τα σημεία εκκίνησης και λήξης του υπολογισμού επειδή μπορεί να κληθεί από διαφορετικές αφετηρίες επί των αρχικών δεδομένων. Στη συνέχεια γίνεται ένας έλεγχος αν υπάρχουν χρονικές περιόδους μεταξύ των σημείων εκκίνησης και λήξης. Αν όχι, τότε δεν μπορεί να υπολογιστεί το επίπεδο εξυπηρέτησης. Όταν υπάρχουν, τότε υπολογίζονται οι χρονικές περιόδους αναθεώρησης του αποθέματος και υπολογίζονται τα ανώτατα όρια παράδοσης των παραγγελιών (πρόκειται ουσιαστικά για τις προβλέψεις των επιπέδων αποθεματοποίησης στις χρονικές περιόδους αναθεώρησης με μια χρονική ολίσθηση κατά το χρόνο παράδοσης $lead_t$). Στη συνέχεια αυτά τα δεδομένα τροφοδοτούνται σε μια υπο-διαδικασία προσομοίωσης του επιπέδου αποθέματος της αποθήκης, και τέλος τα υπολογισθέντα επίπεδα αποθέματος παραδίδονται σε μια υπο-διαδικασία υπολογισμού του επιπέδου εξυπηρέτησης.



Εικόνα 15 Υπολογισμός του επιπέδου εξυπηρέτησης

Η πρώτη υπο-διαδικασία απεικονίζεται στην «Εικόνα 16 Υπο-διαδικασία προσομοίωσης της κίνησης της αποθήκης». Η διαδικασία ξεκινάει με την αρχικοποίηση του τρέχοντος επιπέδου αποθέματος στην μηδενική τιμή για κάθε χρονική περίοδο. Στη συνέχεια εκτελείται ένας βρόχος επάνω στον δείκτη i για κάθε περίοδο αναθεώρησης από την εκκίνηση συν το χρόνο παράδοσης παραγγελίας (πρόκειται για τη χρονική περίοδο που παραδίδεται η πρώτη παραγγελία) έως μία περίοδο αναθεώρησης πριν από την τελευταία παρατήρηση του δείγματος.

Subprocess: Simulate_stock_levels



Εικόνα 16 Υπο-διαδικασία προσομοίωσης της κίνησης της αποθήκης

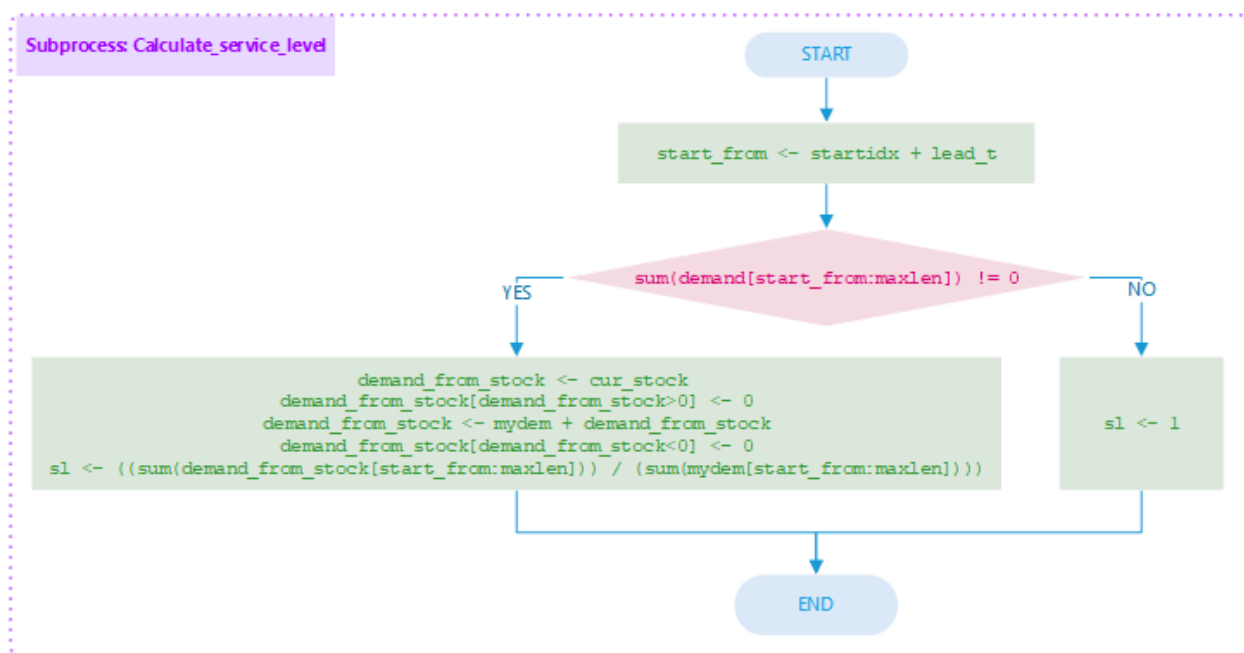
Μέσα στο βρόχο ελέγχεται αν η μέγιστη ποσότητα που μπορεί να παραδοθεί την τρέχουσα περίοδο είναι μεγαλύτερη από το επίπεδο του αποθέματος πριν από `lead_t` χρονικές περιόδους όπου θα μπορούσε να είχε τοποθετηθεί η παραγγελία που παραδίδεται τώρα. Αν όχι, αυτό σημαίνει ότι δεν χρειάστηκε να τοποθετηθεί κάποια παραγγελία πριν από `lead_t` χρονικές περιόδους και επομένως το τρέχον επίπεδο αποθέματος είναι ίσο με αυτό της προηγούμενης χρονικής περιόδου. Αν ναι, αυτό σημαίνει ότι όντως τοποθετήθηκε παραγγελία πριν από `lead_t` χρονικές περιόδους και συνεχίζουμε για να υπολογίσουμε την ποσότητα της παραγγελίας. Αν το επίπεδο αποθέματος ήταν θετικό όταν τοποθετήθηκε η παραγγελία, τότε η ποσότητα της παραγγελίας `order1` είναι η διαφορά αυτού του επιπέδου από τη μέγιστη ποσότητα παραγγελίας. Αλλιώς είναι ίση με τη μέγιστη ποσότητα παραγγελίας (`order_delivery[i]`). Αφού υπολογιστεί η ποσότητα της παραγγελίας που παραδίδεται την τρέχουσα χρονική στιγμή πρέπει να δούμε και το επίπεδο του αποθέματος την αμέσως προηγούμενη χρονική περίοδο. Αν αυτό είναι θετικό τότε προστίθεται στην ποσότητα παραγγελίας, αλλιώς όχι.

Μετά τον υπολογισμό του τρέχοντος επιπέδου αποθέματος ενημερώνουμε το επίπεδο αποθέματος για χρονικό διάστημα ίσο με την περίοδο αναθεώρησης `review_t` (εφόσον είναι το επόμενο χρονικό σημείο που μπορεί να παραδοθεί κάποια παραγγελία). Ο υπολογισμός πραγματοποιείται με την επανάληψη της τιμής του τρέχοντος επιπέδου αποθέματος που μόλις υπολογίστηκε για τις επόμενες `review_t-1` χρονικές περιόδους, και στη συνέχεια με την αφαίρεση της σωρευτικής αθροιστικής ζήτησης στο ίδιο χρονικό διάστημα. Τέλος, έξω από το βρόχο εκτελείται η ίδια διαδικασία που εφαρμόσαμε εντός του βρόχου για τις εναπομείνουσες χρονικές περιόδους.

Με την παραπάνω διαδικασία πραγματοποιείται η προσομοίωση του επιπέδου αποθέματος του προϊόντος για την περίοδο αναφοράς. Παρατηρούμε ότι στην προσομοίωση επιτρέπεται το επίπεδο αποθέματος να λάβει και αρνητικές τιμές παρόλο που δεν υποστηρίζονται οι ζητήσεις ποσοτήτων σε εκκρεμότητα (*backlogs*). Ο λόγος που γίνεται αυτή η επιλογή είναι για να μπορεί να διαχωριστεί πιο εύκολα η πραγματική μηδενική τιμή του αποθέματος από μια έλλειψη αποθέματος (εφόσον τώρα εμφανίζεται ως αρνητική τιμή). Επίσης οι αρνητικές τιμές βοηθάνε στον υπολογισμό του επιπέδου

εξυπηρέτησης της επόμενης υπο-διαδικασίας. Μετά τον υπολογισμό και του επιπέδου εξυπηρέτησης οι αρνητικές τιμές μηδενίζονται για να προκύψει το πραγματικό επίπεδο αποθέματος του προϊόντος.

Η δεύτερη υπο-διαδικασία απεικονίζεται στην «Εικόνα 17 Υπο-διαδικασία υπολογισμού του επιπέδου εξυπηρέτησης». Στην αρχή υπολογίζεται η χρονική περίοδος κατά την οποία παραδίδεται η πρώτη παραγγελία και επομένως έχουμε το πρώτο επίπεδο αποθέματος (τα προηγούμενα είναι μηδενικά). Αν το άθροισμα της ζήτησης είναι μηδενικό στο χρονικό διάστημα αναφοράς, τότε το επίπεδο εξυπηρέτησης ορίζεται ως η μονάδα. Αλλιώς υπάρχει κάποια ζήτηση προς εξυπηρέτηση στο χρονικό διάστημα αναφοράς και επομένως πρέπει να υπολογίσουμε το επίπεδο εξυπηρέτησης.



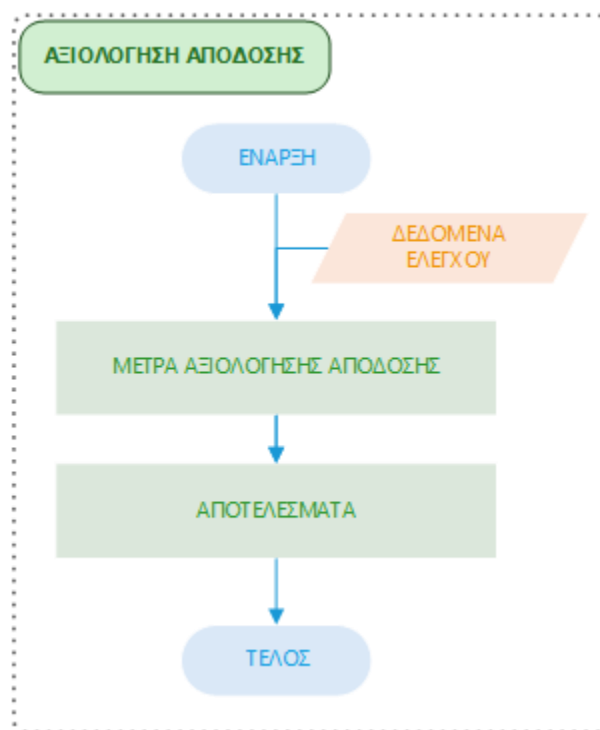
Εικόνα 17 Υπο-διαδικασία υπολογισμού του επιπέδου εξυπηρέτησης

Ξεκινάμε ορίζοντας ένα νέο διάνυσμα (demand_from_stock) αντιγράφοντας τα επίπεδα αποθέματος που υπολογίστηκαν στην προηγούμενη υπο-διαδικασία. Μετά θέτουμε μηδέν όλες τις θετικές τιμές (σε αυτές τις χρονικές περιόδους είχαμε πλήρη εξυπηρέτηση της ζήτησης). Στη συνέχεια προσθέτουμε τη ζήτηση στο διάνυσμα και με αυτό το τρόπο προκύπτουν οι ποσότητες εξυπηρέτησης της ζήτησης (στα σημεία που είχαμε πλήρη εξυπηρέτηση το διάνυσμα έχει την ολική ποσότητα της ζήτησης, στα σημεία που είχαμε μερική εξυπηρέτηση θα προκύψει η ποσότητα εξυπηρέτησης με την πρόσθεση της αρνητικής τιμής, ενώ στα σημεία που είχαμε ολική απώλεια της ζήτησης

θα προκύψει μηδενική ή αρνητική τιμή). Για να αφαιρέσουμε τις περιπτώσεις ολικής απώλειας της ζήτησης μηδενίζουμε τις αρνητικές τιμές του διανύσματος. Ο υπολογισμός του επιπέδου εξυπηρέτησης είναι πλέον ο λόγος του αθροίσματος των τιμών του διανύσματος προς τη συνολική ζήτηση στο χρονικό διάστημα αναφοράς.

5.4. Αξιολόγηση της απόδοσης των μοντέλων πρόβλεψης

Τα μοντέλα πρόβλεψης αξιολογούνται με βάση δείκτες ακρίβειας των προβλέψεων και μέτρα απόδοσης του συστήματος αποθήκης. Η αξιολόγηση υλοποιείται στο σύνολο ελέγχου. Οι βασικές διαδικασίες απεικονίζονται στην «Εικόνα 18 Αξιολόγηση απόδοσης».



Εικόνα 18 Αξιολόγηση απόδοσης

Στο κεφάλαιο 4 αναλύσαμε τους δείκτες που θα χρησιμοποιηθούν για την αξιολόγηση της απόδοσης των μοντέλων πρόβλεψης. Ωστόσο, οι δείκτες ακρίβειας των προβλέψεων που δόθηκαν στο κεφάλαιο 4 είναι κατάλληλοι για σημειακές προβλέψεις και όχι για προβλέψεις του επιπέδου αποθέματος. Επομένως, τροποποιούμε τους δείκτες αυτούς έτσι ώστε η κανονικοποίηση να πραγματοποιείται στη βάση του χρονικού διαστήματος αναθεώρησης TLT. Πιο συγκεκριμένα, για τον δείκτη MASE διαιρούμε το SE_t με το TLT ενώ για το RMSSE διαιρούμε το SSE_t με το τετράγωνο του TLT. Επίσης, οι

δείκτες εφαρμόζονται σε κάθε περίοδο αναθεώρησης και στο τέλος υπολογίζεται ο μέσος όρος τους για όλες τις περιόδους αναθεώρησης του χρονικού διαστήματος αναφοράς.

Τα μέτρα απόδοσης του συστήματος αποθήκης που χρησιμοποιούνται είναι τα ακόλουθα:

- Επίπεδο εξυπηρέτησης πελατών (Customer Service Level - CSL)
- Μέσο επίπεδο αποθέματος (Average Stock Level - ASL)
- Χρονικές περίοδοι ελλείματος αποθέματος (Periods Out of Stock - POS)

Το επίπεδο εξυπηρέτησης πελατών υπολογίζεται με τον τρόπο που αναλύθηκε στην προηγούμενη ενότητα. Οι ημέρες ελλείματος αποθέματος είναι οι χρονικές περίοδοι όπου εμφανίζεται αρνητική τιμή στην προσομοίωση του επιπέδου αποθέματος. Το μέσο επίπεδο αποθέματος υπολογίζεται επί του πραγματικού αποθέματος (μετά το μηδενισμό των αρνητικών τιμών που προέκυψαν από την προσομοίωση). Επίσης, λόγω των διαφορετικών επιπέδων των 50 χρονοσειρών, εφαρμόζεται κανονικοποίηση διαιρώντας το μέσο επίπεδο αποθέματος με την ενδιάμεση τιμή της μη μηδενικής ζήτησης. Η επιλογή της ενδιάμεσης τιμής έναντι του μέσου όρου για την εκτίμηση του μέσου επιπέδου της μη μηδενικής ζήτησης γίνεται για να ελαχιστοποιήσουμε την επίδραση των ακραία αποκλινοσών τιμών (outliers).

Κεφάλαιο 6

Παρουσίαση αποτελεσμάτων

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζονται και αναλύονται τα αποτελέσματα της αξιολόγησης της απόδοσης των μεθόδων. Όπως προαναφέρθηκε χρησιμοποιούνται τρεις μέθοδοι πρόβλεψης: η κλασική Croston, η SBA και η SES. Για τη μέθοδο SES μπορεί να πραγματοποιηθεί βελτιστοποίηση της μίας και μοναδικής παραμέτρου εξομάλυνσης. Στις άλλες δύο μεθόδους μπορεί να πραγματοποιηθεί βελτιστοποίηση των δύο διαφορετικών παραμέτρων εξομάλυνσης για τις δύο υπο-σειρές, ή της μίας κοινής παραμέτρου εξομάλυνσης.

Η βελτιστοποίηση υλοποιήθηκε θεωρώντας ως τιμές στόχου του επιπέδου εξυπηρέτησης τις 85%, 90% και 95%. Οι παράμετροι βελτιστοποιήθηκαν ελαχιστοποιώντας την τιμή κάθε μιας από τις τέσσερις συναρτήσεις κόστους που αναλύθηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο.

Τα αποτελέσματα δίνονται συγκεντρωτικά και για τις 50 χρονοσειρές ζήτησης και έχει χρησιμοποιηθεί η ενδιάμεση τιμή και όχι ο μέσος όρος για να μην υπάρχουν μεγάλες επιδράσεις από σειρές με ιδιαίτερα χαμηλές ή υψηλές επιδόσεις που να ρίχνουν το συνολικό μέσο όρο ή αντίστοιχα να ανεβάζουν το συνολικό μέσο όρο. Επίσης, σαν επιπρόσθετο μέτρο παρουσιάζουμε και το πλήθος των χρονοσειρών που πέτυχαν την τιμή στόχου για το επίπεδο εξυπηρέτησης (στήλη SKUs στους πίνακες αποτελεσμάτων).

Στους πίνακες «Πίνακας 3 Μέτρα αξιολόγησης της απόδοσης της μεθόδου Croston», «Πίνακας 4 Μέτρα αξιολόγησης της απόδοσης της μεθόδου SBA» και «Πίνακας 5 Μέτρα αξιολόγησης της απόδοσης της μεθόδου SES» παρουσιάζονται τα μέτρα αξιολόγησης της απόδοσης των μεθόδων Croston, SBA και SES αντίστοιχα. Οι καλύτερες επιδόσεις είναι σε έντονη γραφή.

Στους πίνακες εμφανίζονται οι ακόλουθες στήλες:

Ονομασία στήλης	Επεξήγηση
TSL	Η τιμή στόχου του επιπέδου εξυπηρέτησης πελατών
CostFn	Η συνάρτηση κόστους που χρησιμοποιήθηκε στη βελτιστοποίηση των παραμέτρων
Npar	Το πλήθος των παραμέτρων που βελτιστοποιήθηκαν
CSL	Το επίπεδο εξυπηρέτησης πελατών που επιτεύχθηκε
POS	Οι ημέρες που παρουσιάστηκε έλλειμα αποθέματος
ASL	Μέσο επίπεδο αποθέματος (μετά την εφαρμογή της κανονικοποίησης)
SKUs	Το πλήθος των χρονοσειρών που πέτυχαν την τιμή στόχου για το επίπεδο εξυπηρέτησης

Για τις συναρτήσεις κόστους έχουν χρησιμοποιηθεί τα ακόλουθα ακρωνύμια:

Ακρωνύμιο	Τύπος βελτιστοποίησης	Συνάρτηση κόστους
INS-MMSE	Ελαχιστοποίηση	Μέσος όρος των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων των εντός δείγματος σημειακών προβλέψεων (mean in-sample MSE).
OUTS-MSE	Ελαχιστοποίηση	Μέσο τετραγωνικό σφάλμα των εκτός δείγματος προβλέψεων του επιπέδου αποθεματοποίησης (out-sample MSE of up-to-level forecasts).
MSD-CSL	Ελαχιστοποίηση	Μέση τετραγωνική απόκλιση του επιπέδου εξυπηρέτησης από την τιμή στόχου (mean square distance between target service level and real service level).
MCSL	Μεγιστοποίηση	Μέση τιμή του επιπέδου εξυπηρέτησης (mean service level).
CONST	Δεν πραγματοποιείται βελτιστοποίηση	Όλες οι προς βελτιστοποίηση παράμετροι θέτονται στη σταθερή τιμή 0.1.

Πίνακας 3 Μέτρα αξιολόγησης της απόδοσης της μεθόδου Croston

CostFn	Npar	TSL = 85%						TSL = 90%						TSL = 95%					
		CSL	POS	ASL	SKUs	RMSSE	MASE	CSL	POS	ASL	SKUs	RMSSE	MASE	CSL	POS	ASL	SKUs	RMSSE	MASE
INS-MMSE	1	84,61	10	6,89	25	0,510	0,896	86,70	9	7,65	16	0,555	0,995	89,41	6	8,92	10	0,635	1,130
INS-MMSE	2	84,76	10	7,08	25	0,507	0,917	86,95	9	7,80	17	0,556	0,997	89,20	6	9,04	9	0,635	1,121
OUTS-MSE	1	83,79	11	6,50	21	0,484	0,866	85,85	10	7,15	14	0,538	0,950	88,44	7	8,54	7	0,610	1,087
OUTS-MSE	2	83,22	10	6,68	21	0,496	0,843	85,32	9	7,43	16	0,537	0,922	88,05	6	8,53	10	0,614	1,054
MSD-CSL	1	83,06	10	6,83	18	0,542	0,884	84,28	9	7,91	14	0,576	0,957	88,08	6	10,14	12	0,682	1,118
MSD-CSL	2	83,83	10	6,64	22	0,541	0,888	85,96	8	8,80	15	0,621	1,037	89,11	6	9,66	12	0,711	1,209
MCSL	1	85,15	8	9,64	25	0,637	1,103	86,70	7	10,47	19	0,683	1,189	88,81	6	11,70	12	0,737	1,275
MCSL	2	85,56	8	9,09	28	0,640	1,101	86,94	7	9,49	19	0,671	1,176	88,96	6	9,84	15	0,725	1,200
CONST	0	81,13	11	5,00	13	0,486	0,827	83,53	9	5,76	11	0,528	0,884	87,04	7	6,93	6	0,598	0,978

Πίνακας 4 Μέτρα αξιολόγησης της απόδοσης της μεθόδου SBA

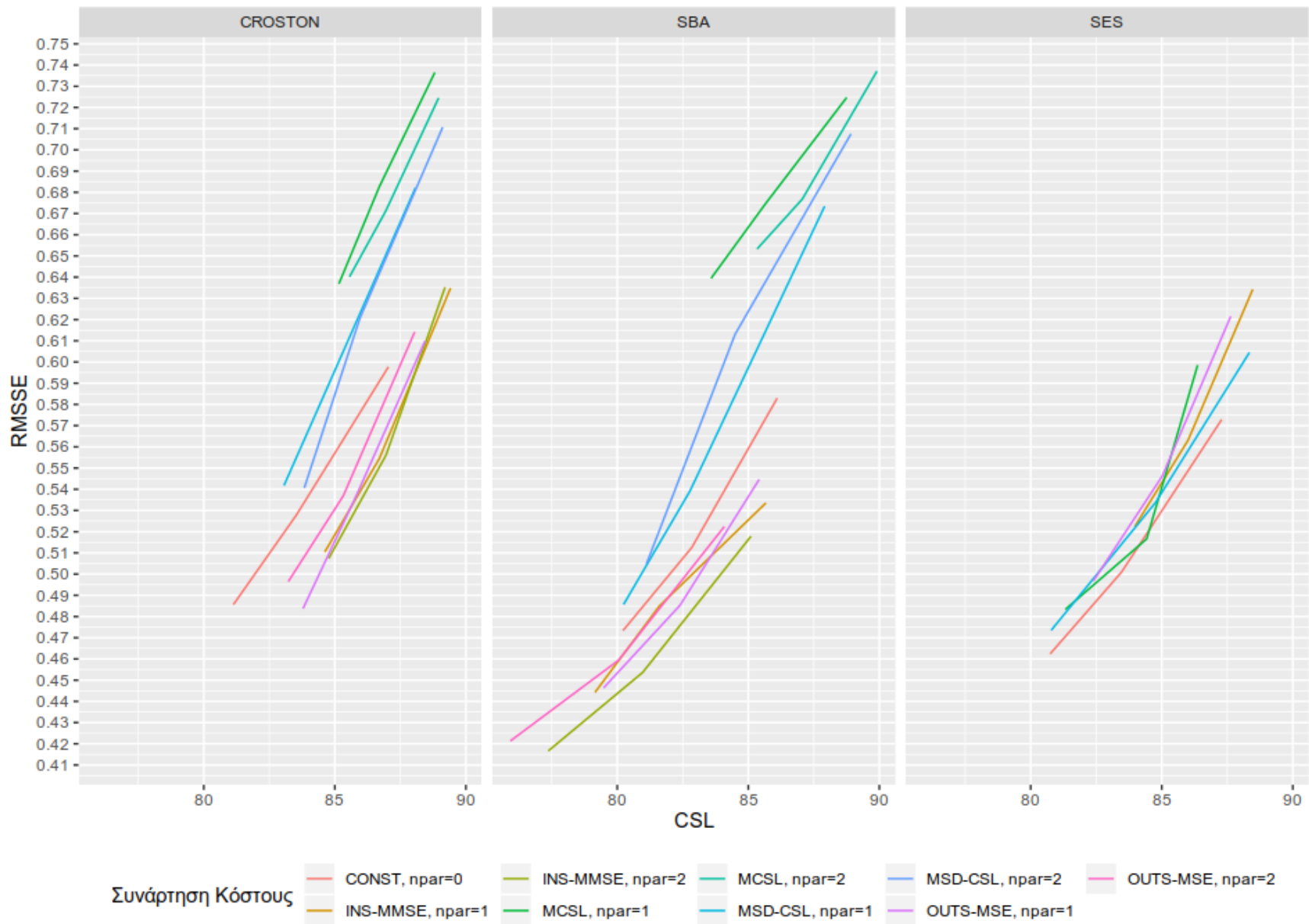
CostFn	Npar	TSL = 85%						TSL = 90%						TSL = 95%					
		CSL	POS	ASL	SKUs	RMSSE	MASE	CSL	POS	ASL	SKUs	RMSSE	MASE	CSL	POS	ASL	SKUs	RMSSE	MASE
INS-MMSE	1	79,15	13	5,24	11	0,444	0,746	81,60	12	5,77	6	0,485	0,805	85,67	9	6,62	3	0,534	0,908
INS-MMSE	2	77,37	14	5,14	9	0,417	0,728	80,97	12	5,89	5	0,454	0,790	85,10	10	7,10	4	0,518	0,906
OUTS-MSE	1	79,48	13	5,15	11	0,446	0,734	82,40	11	5,84	6	0,485	0,818	85,42	9	6,73	3	0,545	0,922
OUTS-MSE	2	75,92	14	4,60	7	0,421	0,720	80,06	12	5,20	4	0,459	0,782	84,09	10	6,47	3	0,522	0,896
MSD-CSL	1	80,24	12	5,44	13	0,486	0,840	82,78	9	7,61	11	0,539	0,930	87,91	6	10,04	9	0,673	1,128
MSD-CSL	2	81,11	11	6,46	11	0,505	0,829	84,50	9	8,28	14	0,613	1,040	88,92	6	9,64	10	0,708	1,210
MCSL	1	83,58	9	9,73	22	0,639	1,135	85,64	8	10,35	16	0,674	1,163	88,76	6	11,23	12	0,725	1,261
MCSL	2	85,33	8	9,51	27	0,653	1,105	87,06	7	9,35	20	0,677	1,184	89,91	6	10,76	15	0,737	1,275
CONST	0	80,22	11	4,73	12	0,473	0,804	82,85	10	5,49	10	0,513	0,865	86,10	8	6,65	3	0,583	0,954

Πίνακας 5 Μέτρα αξιολόγησης της απόδοσης της μεθόδου SES

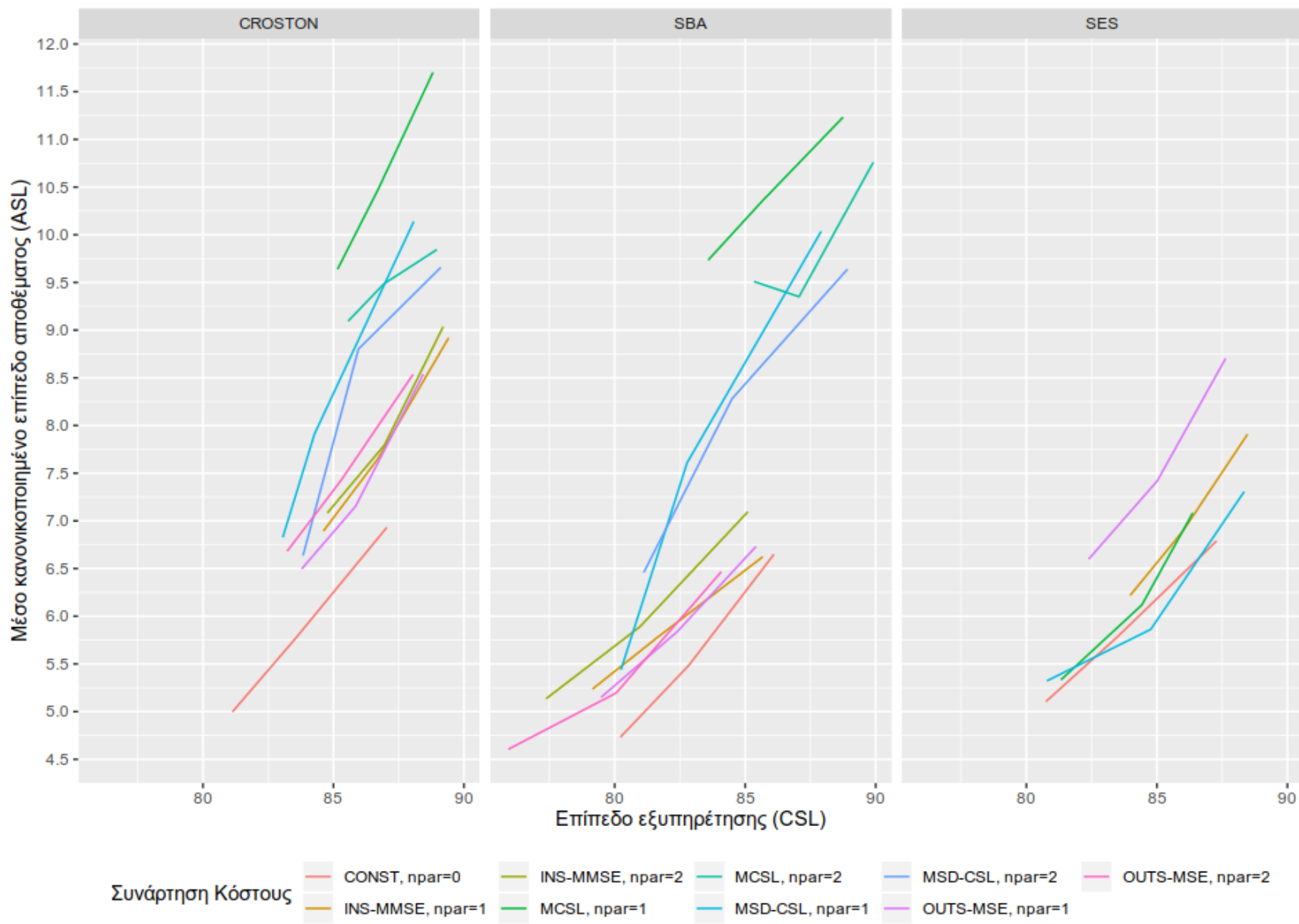
CostFn	Npar	TSL = 85%						TSL = 90%						TSL = 95%					
		CSL	POS	ASL	SKUs	RMSSE	MASE	CSL	POS	ASL	SKUs	RMSSE	MASE	CSL	POS	ASL	SKUs	RMSSE	MASE
INS-MMSE	1	83,97	10	6,22	23	0,522	0,867	86,00	8	6,90	16	0,563	0,936	88,47	7	7,91	8	0,634	1,062
OUTS-MSE	1	82,39	10	6,60	18	0,497	0,876	85,02	9	7,42	15	0,546	0,962	87,63	7	8,70	7	0,622	1,091
MSD-CSL	1	80,78	11	5,32	15	0,474	0,786	84,76	9	5,86	12	0,534	0,908	88,34	7	7,31	6	0,604	1,084
MCSL	1	81,32	11	5,33	16	0,483	0,849	84,42	10	6,12	9	0,517	0,873	86,37	9	7,08	6	0,599	1,050
CONST	0	80,74	12	5,10	15	0,462	0,783	83,47	10	5,78	11	0,501	0,836	87,29	8	6,79	3	0,573	0,958

Παρατηρούμε μια συμφωνία των μέτρων απόδοσης της αποθήκης όπου όποια συνάρτηση κόστους δίνει καλύτερο επίπεδο εξυπηρέτησης πελατών (CSL), εμφανίζει τις λιγότερες περιόδους ελλείματος στο απόθεμα (POS) και το μεγαλύτερο πλήθος χρονοσειρών που πέτυχαν την τιμή στόχου στο επίπεδο εξυπηρέτησης. Αντίστοιχη είναι η συμφωνία στις επιδόσεις των δεικτών ακρίβειας των μεθόδων (RMSSE και MASE). Το μέσο επίπεδο του αποθέματος (ASL) φαίνεται να είναι χαμηλότερο όταν έχουμε καλύτερη ακρίβεια και υψηλότερο όσο η ακρίβεια των μεθόδων χειροτερεύει. Αυτές οι σχέσεις φαίνονται καλύτερα από τον συνδυασμό της εικόνας «Εικόνα 19 Αρνητική συσχέτιση του επιπέδου εξυπηρέτησης και της ακρίβειας των προβλέψεων» όπου φαίνεται η αρνητική συσχέτιση του επιπέδου εξυπηρέτησης με την ακρίβεια των προβλέψεων με την εικόνα «Εικόνα 20 Η αύξηση του επιπέδου εξυπηρέτησης επιφέρει αύξηση του μέσου επιπέδου αποθεματοποίησης» στην οποία φαίνεται η αύξηση του μέσου επιπέδου αποθέματος με την αύξηση του επιπέδου εξυπηρέτησης.

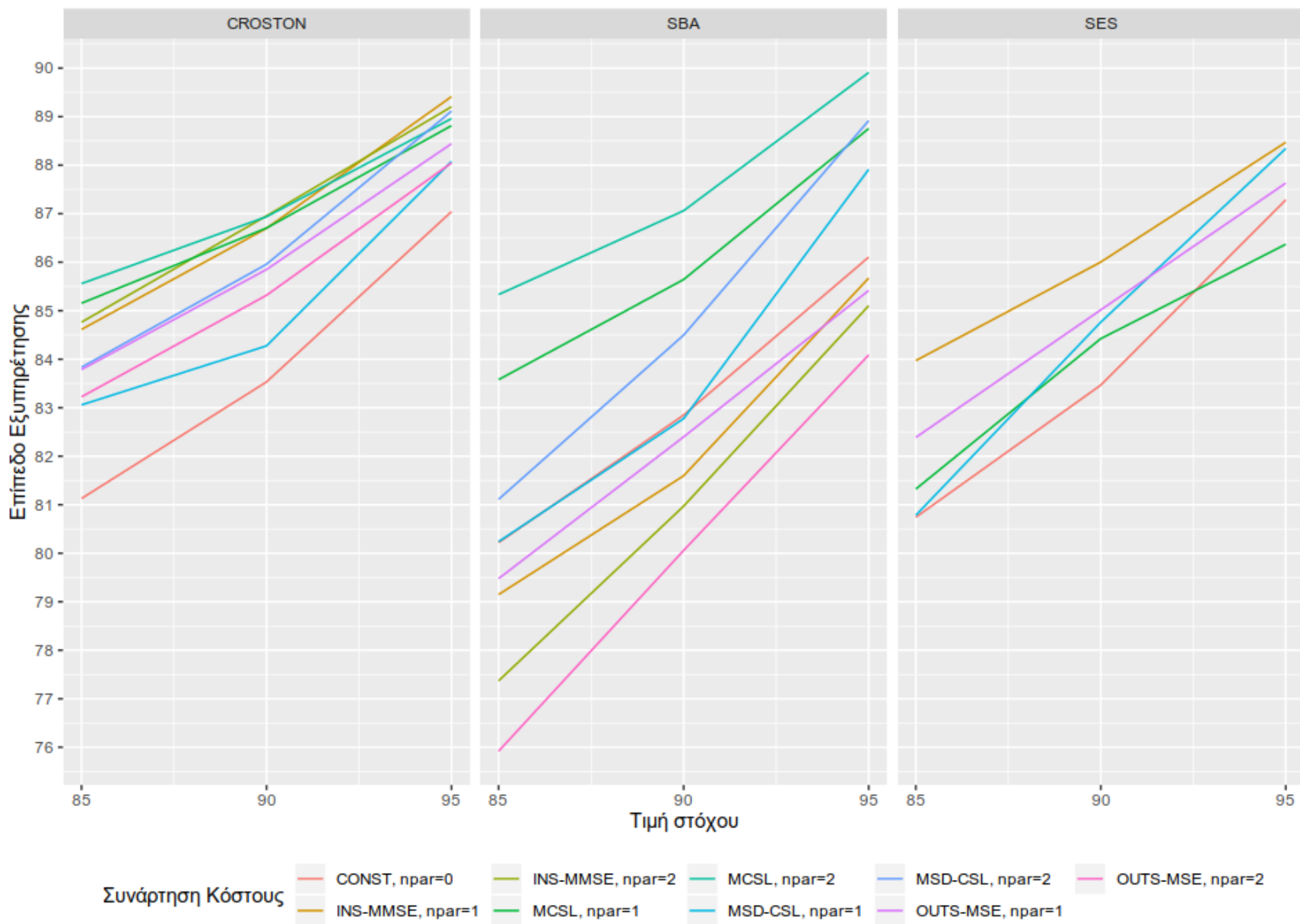
Τα δεδομένα μας επιτρέπουν να κάνουμε συγκρίσεις σε πολλά διαφορετικά επίπεδα. Το πρώτο επίπεδο σύγκρισης ορίζεται αντιπαραβάλλοντας τις προβλέψεις χωρίς να έχει εφαρμοστεί κάποια βελτιστοποίηση με τις προβλέψεις στις οποίες εφαρμόστηκε βελτιστοποίηση. Τα σχετικά αποτελέσματα απεικονίζονται στην «Εικόνα 21 Επίπεδο εξυπηρέτησης σε σχέση με την τιμή στόχου (ανά μέθοδο)». Παρατηρούμε ότι οποιαδήποτε βελτιστοποίηση εφαρμόστηκε είχε θετική επίδραση στις προβλέψεις εκτός από την περίπτωση της μεθόδου SBA στην οποία η βελτιστοποίηση με τις συναρτήσεις κόστους που βασίζονται στα σφάλματα των προβλέψεων είχε χειρότερη απόδοση από την περίπτωση της σταθερής τιμής 0.1 για τις παραμέτρους. Το επίπεδο εξυπηρέτησης στην καλύτερη περίπτωση βελτιώθηκε 3-5%, ενώ εντυπωσιακή ήταν η άνοδος στο πλήθος των χρονοσειρών που πέτυχαν την τιμή στόχου του επιπέδου εξυπηρέτησης με τη διαφορά να φτάνει έως και 15 επιπρόσθετες χρονοσειρές (για τιμή στόχου 85%). Τα σχετικά αποτελέσματα απεικονίζονται στην «Εικόνα 22 Πλήθος προϊόντων με επίτευξη του στόχου» όπου εμφανίζεται ξανά η κακή επίδοση της SBA στις περιπτώσεις που αναφέρθηκαν προηγουμένως.



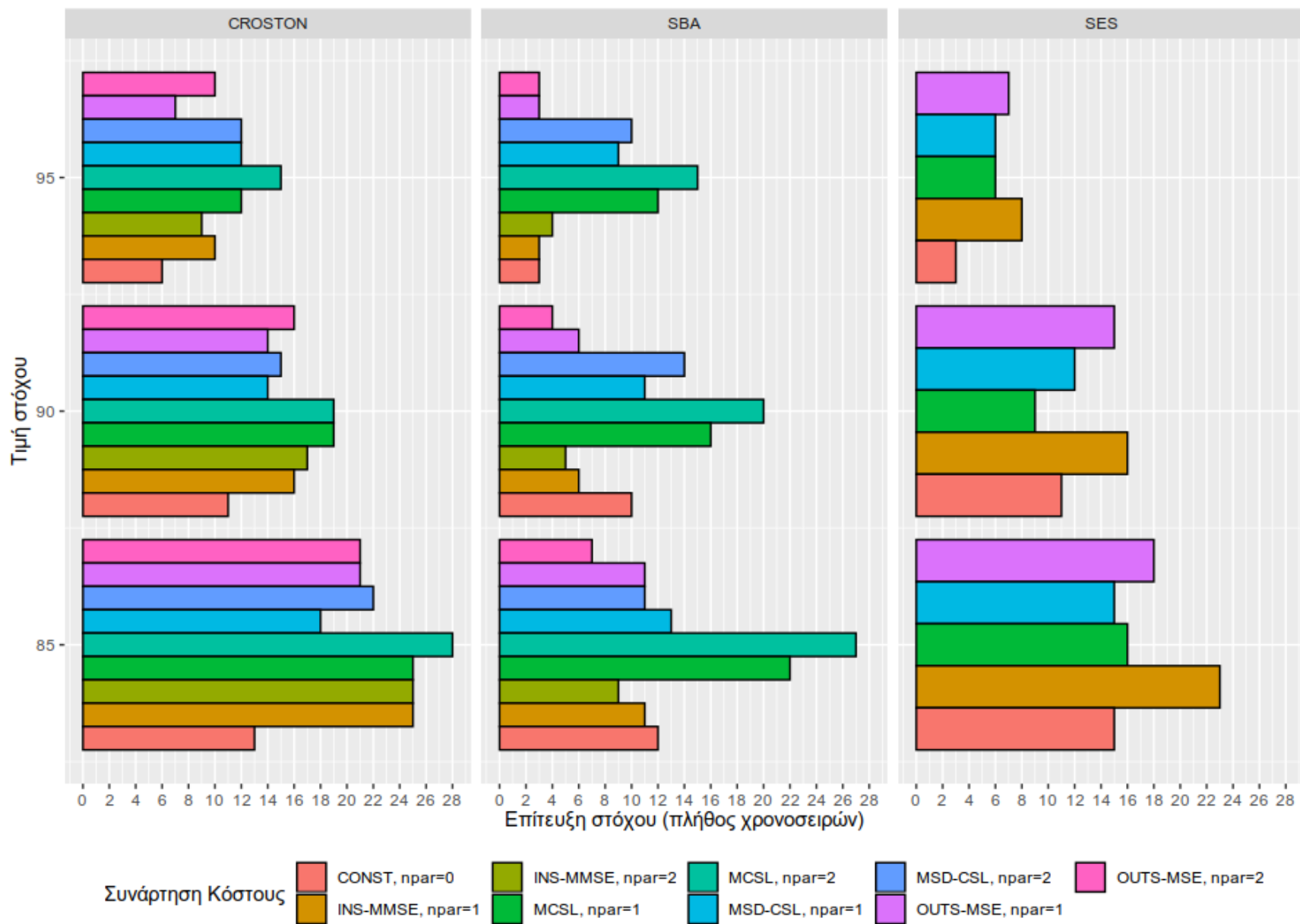
Εικόνα 19 Αρνητική συσχέτιση του επιπέδου εξυπηρέτησης και της ακρίβειας των προβλέψεων



Εικόνα 20 Η αύξηση του επιπέδου εξυπηρέτησης επιφέρει αύξηση του μέσου επιπέδου αποθεματοποίησης



Εικόνα 21 Επίπεδο εξυπηρέτησης σε σχέση με την τιμή στόχου (ανά μέθοδο)



Εικόνα 22 Πλήθος προϊόντων με επίτευξη του στόχου

Το δεύτερο επίπεδο σύγκρισης ορίζεται μεταξύ των συναρτήσεων κόστους που βασίζονται στα σφάλματα ακρίβειας των προβλέψεων και αυτών που βασίζονται σε μέτρα απόδοσης της αποθήκης. Στην Εικόνα 21 παρατηρούμε διαφορετικές συμπεριφορές ανά μέθοδο πρόβλεψης. Για τη μέθοδο Croston παρατηρούμε ότι οι συναρτήσεις κόστους MCSL και INS-MMSE δίνουν τα καλύτερα αποτελέσματα με την πρώτη να επιτυγχάνει την τιμή στόχου σε μεγαλύτερο πλήθος χρονοσειρών αλλά με περισσότερο μέσο απόθεμα. Στη μέθοδο SBA είναι σαφές το προβάδισμα των συναρτήσεων κόστους βάσει των μέτρων απόδοσης αποθήκης καθώς στις υπόλοιπες συναρτήσεις τα αποτελέσματα ήταν χειρότερα με την εφαρμογή της βελτιστοποίησης. Τέλος στη μέθοδο SES η ελαχιστοποίηση των σφαλμάτων πρόβλεψης δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα αν και στην τιμή στόχου 95% κοντά στην καλύτερη επίδοση είναι και η συνάρτηση MSD-CSL.

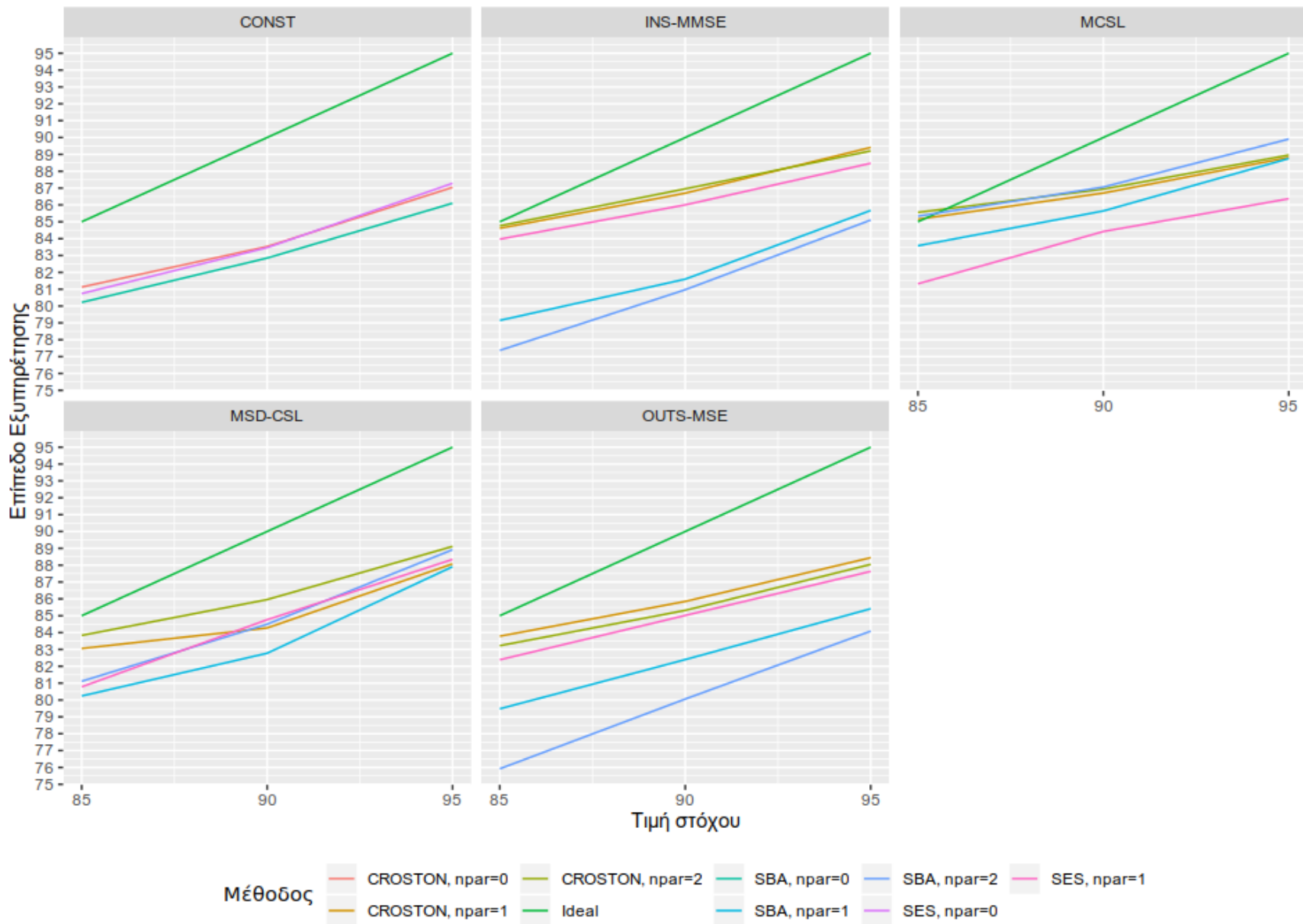
Μεταξύ των συναρτήσεων κόστους που βασίζονται στα σφάλματα ακρίβειας, η ελαχιστοποίηση του εντός δείγματος σφάλματος φαίνεται να δίνει καλύτερα αποτελέσματα. Μεταξύ των συναρτήσεων κόστους που βασίζονται σε μέτρα απόδοσης της αποθήκης, η μεγιστοποίηση του επιπέδου εξυπηρέτησης φαίνεται να αποδίδει καλύτερα αλλά στην τιμή στόχου 95% πολύ κοντά στην καλύτερη επίδοση εμφανίζεται και η συνάρτηση κόστους MSD-CSL με ελαφρώς χαμηλότερο μέσο επίπεδο αποθέματος.

Το τρίτο επίπεδο σύγκρισης ορίζεται μεταξύ της χρήσης κοινής παραμέτρου εξομάλυνσης ή διαφορετικών παραμέτρων εξομάλυνσης στις μεθόδους Croston και SBA. Στην Εικόνα 21 παρατηρούμε ότι η βελτιστοποίηση διαφορετικών παραμέτρων είναι ευεργετική για τις συναρτήσεις κόστους που εκτελούν προσομοίωση και αυξάνει το πλήθος των χρονοσειρών που επιτυγχάνουν την τιμή στόχου για το επίπεδο εξυπηρέτησης. Αντίθετα για τις συναρτήσεις κόστους που στηρίζονται σε σφάλματα προβλέψεων φαίνεται τα αποτελέσματα να είναι χειρότερα με δύο παραμέτρους. Η συμπεριφορά είναι ιδιαίτερος εμφανής στην μέθοδο SBA και αποδίδεται στην πολυπλοκότητα του χώρου βελτιστοποίησης που μπορεί να οδήγησε σε υπο-βέλτιστες λύσεις. Να σημειώσουμε ότι στην περίπτωση της βελτιστοποίησης διαφορετικών παραμέτρων παρουσιάστηκαν λίγες χρονοσειρές για τις οποίες δεν είχαμε σύγκλιση της μεθόδου βελτιστοποίησης ύστερα από 10000 επαναλήψεις.

Το τέταρτο επίπεδο σύγκρισης ορίζεται μεταξύ μέτρων απόδοσης της αποθήκης και δεικτών ακρίβειας των προβλέψεων. Παρατηρούμε μια εκ διαμέτρου αντίθετη συμπεριφορά, και όταν έχουμε καλύτερη ακρίβεια αυτό φαίνεται να οδηγεί σε υποαποθεματοποίηση με αποτέλεσμα περισσότερες περιόδους ελλείματος του αποθέματος και μικρότερες τιμές του επιπέδου εξυπηρέτησης πελατών. Αντίθετα, τα υψηλότερα επίπεδα εξυπηρέτησης πελατών επιτυγχάνονται με μεγαλύτερες ποσότητες αποθέματος που εμφανίζονται όταν έχουμε μεγαλύτερα σφάλματα στην ακρίβεια των προβλέψεων (αισιόδοξες προβλέψεις). Η σχέση μεταξύ του επιπέδου εξυπηρέτησης και του μέσου επιπέδου του αποθέματος απεικονίζεται στην εικόνα «Εικόνα 19 Αρνητική συσχέτιση του επιπέδου εξυπηρέτησης και της ακρίβειας των προβλέψεων».

Το πέμπτο επίπεδο σύγκρισης ορίζεται μεταξύ των μεθόδων πρόβλεψης. Παρατηρούμε ότι σε αντίθεση με την αρχική κατηγοριοποίηση που εφαρμόσαμε η οποία καταδείκνυε τη μέθοδο SBA ως μέθοδο υπεροχής για τις διαθέσιμες χρονοσειρές, τελικά με τις βελτιστοποιήσεις που εφαρμόστηκαν η κλασική μέθοδος Croston φαίνεται να δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα. Αυτό αποδίδεται στο γεγονός ότι οι βελτιστοποιήσεις με βάση τα μέτρα απόδοσης της αποθήκης προέρχονται από προσομοίωση της λειτουργίας της αποθήκης και δεν κάνουν κάποια υπόθεση για θεωρητικά μαθηματικά μοντέλα που θα μπορούσαν να δώσουν περιοχές υπεροχής της κάθε μεθόδου.

Στην «Εικόνα 23 Επίπεδο εξυπηρέτησης σε σχέση με την τιμή στόχου (ανά συνάρτηση κόστους)» απεικονίζεται το επίπεδο εξυπηρέτησης πελατών που επιτεύχθηκε σε σχέση με την τιμή στόχου που είχε τεθεί ανά συνάρτηση κόστους.



Εικόνα 23 Επίπεδο εξυπηρέτησης σε σχέση με την τιμή στόχου (ανά συνάρτηση κόστους)

Στα γραφήματα εμφανίζεται μια γραμμή αναφοράς με πράσινο χρώμα που αντιπροσωπεύει την ιδεατή κατάσταση όπου το μέσο επίπεδο εξυπηρέτησης είναι ίσο με την τιμή στόχου. Παρατηρούμε ότι σχεδόν σε όλες τις περιπτώσεις παρουσιάζεται σημαντική απόκλιση από την τιμή στόχου για το επιθυμητό επίπεδο εξυπηρέτησης ιδιαίτερα όσο αυξάνεται η τιμή στόχου. Η απόκλιση αυτή δικαιολογείται από το πλήθος χρονοσειρών που παρουσιάζουν δυσμορφική ζήτηση και περιέχουν προβληματικές τιμές. Όπως προαναφέραμε η πρόβλεψη σε αυτή την κατηγορία χρονοσειρών είναι πολύ δύσκολη. Ένας άλλος παράγοντας που επιδρά αρνητικά είναι η σχετικά υψηλή τιμή του μέσου χρονικού διαστήματος μεταξύ διαδοχικών μη μηδενικών ζητήσεων που όπως προαναφέραμε επηρεάζει αρνητικά σε μεγάλο βαθμό τις μεθόδους Croston και SBA.

Ένα ακόμα επίπεδο σύγκρισης ορίζεται μεταξύ των προβλέψεων της ζήτησης και της τρέχουσας πολιτικής που εφαρμόζει το κατάστημα. Η τρέχουσα πολιτική του καταστήματος δεν προκύπτει από κάποια μέθοδο πρόβλεψης αλλά αποτελεί απόφαση του τμήματος διαχείρισης της αποθήκης. Δεν μπορεί να γίνει άμεση σύγκριση στο επίπεδο εξυπηρέτησης διότι στην τρέχουσα πολιτική είναι 100%. Ωστόσο μπορούμε να κάνουμε μια ποσοτική σύγκριση ως προς το μέσο επίπεδο αποθεματοποίησης ASL μεταξύ της τρέχουσας πολιτικής και των βελτιστοποιήσεων που πέτυχαν την καλύτερη επίδοση για τιμή στόχου 95%. Παρατηρούμε ότι πετυχαίνουμε επίπεδο εξυπηρέτησης γύρω στο 90% με αισθητά χαμηλότερο μέσο επίπεδο αποθεματοποίησης (τιμές στο διάστημα 8-12 ενώ στην τρέχουσα πολιτική η τιμή είναι σχεδόν 33) και επομένως θα έχουμε μεγάλα περιθώρια εξοικονόμησης σε αποθηκευτικό κόστος από τη χρήση κάποιας από τις μεθόδους βελτιστοποίησης που πετυχαίνουν επίπεδο 90%.

Κεφάλαιο 7

Συμπεράσματα και προεκτάσεις

7.1. Συμπεράσματα

Στην παρούσα εργασία προτείνεται ένα μεθοδολογικό πλαίσιο βάσει του οποίου ο υπεύθυνος αποθήκης μπορεί να εκτελέσει βελτιστοποίηση με βάση συναρτήσεις κόστους στα ιστορικά δεδομένα του συστήματος διαχείρισης αποθήκης. Παρόλο που έγινε επιλογή κάποιας πολιτικής διαχείρισης της αποθήκης, το μεθοδολογικό πλαίσιο δεν περιορίζεται σε αυτή και λειτουργεί εφαρμόζοντας προσομοίωση της λειτουργίας του συστήματος αποθήκης. Επομένως δεν εξαρτάται από τη μέθοδο πρόβλεψης, από τη συνάρτηση κόστους ή από το μοντέλο διαχείρισης της αποθήκης που θα χρησιμοποιηθεί. Ωστόσο η χρήση μιας μεθόδου πρόβλεψης που θα μπορέσει να προσεγγίσει καλύτερα την κατανομή των δεδομένων θα δώσει καλύτερα αποτελέσματα. Επειδή τα διαθέσιμα δεδομένα ήταν διακοπτόμενης ζήτησης έγινε χρήση ανάλογων μεθόδων πρόβλεψης.

Από την ανάλυση των αποτελεσμάτων προκύπτει ότι οποιαδήποτε συνάρτηση κόστους και αν χρησιμοποιηθεί για βελτιστοποίηση των παραμέτρων εξομάλυνσης των μεθόδων πρόβλεψης έχει θετική επίδραση στην απόδοση της αποθήκης με εξαίρεση την μέθοδο SBA με συναρτήσεις κόστους που βασίζονται σε σφάλματα ακρίβειας των προβλέψεων. Ωστόσο συναρτήσεις κόστους που βελτιστοποιούν παράγοντες απόδοσης του συστήματος διαχείρισης αποθήκης είναι καταλληλότερες όταν ο στόχος είναι η βελτίωση της απόδοσης της αποθήκης και όχι της ακρίβειας των προβλέψεων. Τα διαθέσιμα δεδομένα περιείχαν αρκετές τιμές (και συνεπώς αρκετές αποφάσεις στη διαχείριση αποθήκης) και έτσι επέτρεψαν τη χρήση συναρτήσεων κόστους που βελτιστοποιούν παράγοντες απόδοσης του συστήματος αποθήκης ή την ακρίβεια στα εκτός δείγματος σφάλματα πρόβλεψης. Σε περίπτωση που τα δεδομένα δεν επιτρέπουν τη χρήση τέτοιων συναρτήσεων κόστους προτείνεται η εφαρμογή συναρτήσεων κόστους που βελτιστοποιούν την ακρίβεια στα εντός δείγματος σφάλματα πρόβλεψης.

Από τα αποτελέσματα της εμπειρικής μελέτης προκύπτει ότι η βελτιστοποίηση της ακρίβειας των προβλέψεων δεν οδηγεί σε βελτίωση της απόδοσης της αποθήκης, και

αντιστρόφως, η βελτίωση της απόδοσης της αποθήκης γίνεται εις βάρος της ακρίβειας των προβλέψεων.

Στην εμπειρική μελέτη τα διαθέσιμα δεδομένα χαρακτηρίζονται ως δυσμορφικής και διακοπτόμενης ζήτησης και επομένως δεν επιτρέπουν μεγάλα ποσοστά εμπιστοσύνης στην παραγωγή προβλέψεων της ζήτησης. Ωστόσο τα αποτελέσματα ήταν αρκετά ενθαρρυντικά με μέγιστη απόκλιση από την τιμή στόχου κατά 5% στο επίπεδο εξυπηρέτησης και αισθητή μείωση του μέσου επιπέδου αποθέματος σε σχέση με την τρέχουσα πολιτική του καταστήματος.

Στην εμπειρική μελέτη υλοποιήθηκαν τρεις μέθοδοι πρόβλεψης: η κλασική Croston, η SBA και η SES. Βελτιστοποιώντας τις παραμέτρους εξομάλυνσης η κλασική Croston φαίνεται να δίνει καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τις SES και SBA. Ας σημειωθεί όμως ότι ο χώρος βελτιστοποίησης των παραμέτρων για τη μέθοδο SBA φαίνεται να είναι πιο περίπλοκος και μπορεί ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης να μας οδήγησε σε υπο-βέλτιστες τιμές. Επομένως απαιτείται περαιτέρω ανάλυση για να αποφανθούμε αν η βελτιστοποίηση στην περίπτωση της μεθόδου SBA προσέγγισε τις βέλτιστες τιμές των παραμέτρων.

Η χρήση κανονικοποιημένων δεικτών εκτίμησης της ακρίβειας των προβλέψεων είναι η πλέον κατάλληλη για δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης. Οι δείκτες αυτής της κατηγορίας παρουσιάζουν επιθυμητές ιδιότητες αποφεύγοντας πιθανές απροσδιοριστίες από τη διακοπτόμενη φύση των δεδομένων. Από τα αποτελέσματα της εμπειρικής μελέτης προκύπτει σχετική συμφωνία μεταξύ του δείκτη MASE και του δείκτη RMSSE παρόλο που ο δεύτερος παρουσιάζει μεγαλύτερη δυσκολία στην επεξήγηση των αποτελεσμάτων. Η χρήση του δείκτη RMSSE στον πρόσφατο διαγωνισμό M5 μάλλον θα εδραιώσει τη χρήση του στις εμπειρικές μελέτες το προσεχές χρονικό διάστημα.

Στην εμπειρική μελέτη χρησιμοποιήθηκε εκτενώς η τεχνική του κυλιόμενου παραθύρου για τις προβλέψεις έτσι ώστε να αποφευχθούν πιθανές προκαταλήψεις από ένα συγκεκριμένο σημείο εκκίνησης της πρόβλεψης. Η ίδια τεχνική υλοποιήθηκε και κατά την βελτιστοποίηση που εφαρμόστηκε επάνω σε συναθροιστικές συναρτήσεις επί πολλών διαφορετικών προσομοιώσεων του συστήματος αποθήκης εκκινώντας την

προσομοίωση από όλα τα δυνατά σημεία. Η τεχνική αυτή οδηγεί σε πολύπλοκους χώρους βελτιστοποίησης παραμέτρων αλλά είναι λιγότερο επιρρεπής στην επίδραση συστηματικών σφαλμάτων (bias). Μια άλλη τεχνική που χρησιμοποιήθηκε είναι αυτή της στρογγυλοποίησης των προβλέψεων στις πραγματικές μονάδες του αποθέματος καθώς κάνει τα αποτελέσματα πιο ρεαλιστικά. Η χρήση των παραπάνω τεχνικών προτείνεται να χρησιμοποιείται στις εμπειρικές μελέτες που ερευνούν την απόδοση του συστήματος διαχείρισης αποθήκης.

7.2. Μελλοντικές προεκτάσεις

Δεδομένων των χρονικών περιορισμών στην υλοποίηση της παρούσας εργασίας έπρεπε να γίνουν κάποιες σχεδιαστικές επιλογές στην υλοποίηση κάθε σταδίου της εμπειρικής μελέτης. Επομένως, πιθανές μελλοντικές προεκτάσεις της παρούσας εργασίας μπορούν να προκύψουν:

- ✓ Υλοποιώντας επιπρόσθετες μεθόδους πρόβλεψης
- ✓ Υιοθετώντας διαφορετική κατανομή της ζήτησης στην εκτίμηση του αποθέματος ασφαλείας
- ✓ Χρησιμοποιώντας διαφορετικές πολιτικές στη διαχείριση αποθέματος αλλά και με την προσθήκη εκκρεμών παραγγελιών (backlogs)
- ✓ Υλοποιώντας επιπρόσθετες συναρτήσεις κόστους
- ✓ Υλοποιώντας επιπρόσθετους δείκτες ακρίβειας των προβλέψεων
- ✓ Υλοποιώντας επιπρόσθετα μέτρα απόδοσης του συστήματος διαχείρισης αποθήκης
- ✓ Εξετάζοντας άλλους αλγορίθμους βελτιστοποίησης
- ✓ Αναλύοντας τον παραμετρικό χώρο των συναρτήσεων κόστους και χρησιμοποιώντας επαναληπτική διαδικασία βελτιστοποίησης από διαφορετικές αρχικές τιμές
- ✓ Βελτιστοποιώντας επιπρόσθετα τις τιμές των αρχικών επιπέδων των σειρών
- ✓ Λαμβάνοντας την κρίση του πελάτη είτε για τον πιθανό χαρακτηρισμό κάποιων προβληματικών τιμών ως ειδικά γεγονότα και την κατάλληλη διαχείρισή τους, είτε για την χρήση συνδυασμού στατιστικών και κριτικών προβλέψεων προς βελτίωση των αποτελεσμάτων

Βιβλιογραφία

- Assimakopoulos, V., & Nikolopoulos, K. (2000). The theta model: A decomposition approach to forecasting. *International Journal of Forecasting*, 16(4), 521–530. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(00\)00066-2](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(00)00066-2)
- Boylan, J.E., & Syntetos, A. A. (2007). The accuracy of a Modified Croston procedure. *International Journal of Production Economics*, 107(2), 511–517. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2006.10.005>
- Boylan, John E., Goodwin, P., Mohammadipour, M., & Syntetos, A. A. (2015). Reproducibility in forecasting research. *International Journal of Forecasting*, 31(1), 79–90. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2014.05.008>
- Brown, R. (1959). *Statistical forecasting for inventory control*. McGraw-Hill.
- Croston, J. D. (1972). Forecasting and Stock Control for Intermittent Demands. *Operational Research Quarterly (1970-1977)*, 23(3), 289. <https://doi.org/10.2307/3007885>
- Eaves, A. H. C., & Kingsman, B. G. (2004). Forecasting for the ordering and stock-holding of spare parts. *Journal of the Operational Research Society*, 55(4), 431–437. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2601697>
- Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22(4), 679–688. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001>
- Hyndman, Rob, & Shenstone, L. (2005). Stochastic models underlying Croston's method for intermittent demand forecasting. *Journal of Forecasting*, 24, 389–402.

- Hyndman, Robin, Koehler, A. B., Ord, J. K., & Snyder, R. D. (2008). *Forecasting with Exponential Smoothing: The State Space Approach*. Springer-Verlag. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-71918-2>
- Johnston, F. R., & Boylan, J. E. (1996). Forecasting for items with intermittent demand. *The Journal of the Operational Research Society*, 47(1), 113. <https://doi.org/10.2307/2584256>
- Kourentzes, N. (2014). On intermittent demand model optimisation and selection. *International Journal of Production Economics*, 156, 180–190. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.06.007>
- Kourentzes, N., Petropoulos, F., & Trapero, J. R. (2014). Improving forecasting by estimating time series structural components across multiple frequencies. *International Journal of Forecasting*, 30(2), 291–302. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2013.09.006>
- Kourentzes, N., Trapero, J. R., & Barrow, D. K. (2020). Optimising forecasting models for inventory planning. *International Journal of Production Economics*, 225, 107597. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.107597>
- Levén, E., & Segerstedt, A. (2004). Inventory control with a modified Croston procedure and Erlang distribution. *International Journal of Production Economics*, 90(3), 361–367. [https://doi.org/10.1016/S0925-5273\(03\)00053-7](https://doi.org/10.1016/S0925-5273(03)00053-7)
- Nelder, J. A., & Mead, R. (1965). A Simplex Method for Function Minimization. *The Computer Journal*, 7(4), 308–313. <https://doi.org/10.1093/comjnl/7.4.308>
- 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(3), 544–554. <https://doi.org/10.1057/jors.2010.32>
- Petropoulos, F., & Kourentzes, N. (2015). Forecast combinations for intermittent demand. *Journal of the Operational Research Society*, 66(6), 914–924. <https://doi.org/10.1057/jors.2014.62>
 - Petropoulos, F., Makridakis, S., Assimakopoulos, V., & Nikolopoulos, K. (2014). ‘Horses for Courses’ in demand forecasting. *European Journal of Operational Research*, 237(1), 152–163. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.02.036>
 - Petropoulos, F., Nikolopoulos, K., Spithourakis, G. P., & Assimakopoulos, V. (2013). Empirical heuristics for improving intermittent demand forecasting. *Industrial Management & Data Systems*, 113(5), 683–696. <https://doi.org/10.1108/02635571311324142>
 - Rao, A. V. (1973). A comment on: Forecasting and stock control for intermittent demands. *Operational Research Quarterly (1970-1977)*, 24(4), 639–640. <https://doi.org/10.2307/3008348>
 - Sani, B., & Kingsman, B. (1997). Selecting the best periodic inventory control and demand forecasting methods for low demand items. *Journal of the Operational Research Society*, 48, 700–713.
 - Snyder, R. (2002). Forecasting sales of slow and fast moving inventories. *European Journal of Operational Research*, 140(3), 684–699. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(01\)00231-4](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(01)00231-4)

- Snyder, R. D., Ord, J. K., & Beaumont, A. (2012). Forecasting the intermittent demand for slow-moving inventories: A modelling approach. *International Journal of Forecasting*, 28(2), 485–496. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2011.03.009>
- Syntetos, A. (2001). *Forecasting of intermittent demand* [Ph.D., Brunel University]. <http://bucks.repository.guildhe.ac.uk/9960/>
- Syntetos, A.A, & Boylan, J. E. (2001). On the bias of intermittent demand estimates. *International Journal of Production Economics*, 71(1–3), 457–466. [https://doi.org/10.1016/S0925-5273\(00\)00143-2](https://doi.org/10.1016/S0925-5273(00)00143-2)
- Syntetos, Aris A., & Boylan, J. E. (2005). The accuracy of intermittent demand estimates. *International Journal of Forecasting*, 21(2), 303–314. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2004.10.001>
- Syntetos, Aris A., & Boylan, J. E. (2006). On the stock control performance of intermittent demand estimators. *International Journal of Production Economics*, 103(1), 36–47. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2005.04.004>
- Teunter, R H, & Duncan, L. (2009). Forecasting intermittent demand: A comparative study. *Journal of the Operational Research Society*, 60(3), 321–329. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2602569>
- Teunter, R. H., Syntetos, A. A., & Babai, M. Z. (2010). Determining order-up-to levels under periodic review for compound binomial (intermittent) demand. *European Journal of Operational Research*, 203(3), 619–624. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2009.09.013>

- Teunter, R., & Sani, B. (2009). On the bias of Croston's forecasting method. *European Journal of Operational Research*, 194(1), 177–183. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2007.12.001>
- Teunter, Ruud H., Syntetos, A. A., & Zied Babai, M. (2011). Intermittent demand: Linking forecasting to inventory obsolescence. *European Journal of Operational Research*, 214(3), 606–615. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2011.05.018>
- Wallström, P., & Segerstedt, A. (2010). Evaluation of forecasting error measurements and techniques for intermittent demand. *International Journal of Production Economics*, 128(2), 625–636. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2010.07.013>
- Willemain, T. R., Smart, C. N., & Schwarz, H. F. (2004). A new approach to forecasting intermittent demand for service parts inventories. *International Journal of Forecasting*, 20(3), 375–387. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(03\)00013-X](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(03)00013-X)
- 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(4), 529–538. [https://doi.org/10.1016/0169-2070\(94\)90021-3](https://doi.org/10.1016/0169-2070(94)90021-3)