



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
& ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ
& ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

Παράγοντες που επηρεάζουν την
Ακρίβεια Πρόβλεψης Χρονοσειρών:
Προσομοίωση & Ανάλυση

Διδακτορική Διατριβή

Φώτιος Μ. Πετρόπουλος

Αθήνα, Απρίλιος 2012



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
& ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ
& ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

Παράγοντες που επηρεάζουν την
Ακρίβεια Πρόβλεψης Χρονοσειρών:
Προσομοίωση & Ανάλυση

Διδακτορική Διατριβή

Φώτιος Μ. Πετρόπουλος

Συμβουλευτική Επιτροπή: Βασίλειος Ασημακόπουλος, Καθηγητής Ε.Μ.Π.
Ιωάννης Ψαρράς, Καθηγητής Ε.Μ.Π.
Δημήτριος Ασκούνης, Αν. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την επταμελή εξεταστική επιτροπή την 9^η Απριλίου 2012.

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

.....
Ιωάννης Ψαρράς
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

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

.....
Γρηγόριος Μέντζας
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Γεώργιος Μαυρωτάς
Επ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Σπυρίδων Μακρυδάκης
Καθηγητής INSEAD

.....
Κωνσταντίνος Νικολόπουλος
Καθηγητής Bangor University

Αθήνα, Απρίλιος 2012

.....
Φώτιος Μ. Πετρόπουλος

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

Copyright © **Φώτιος Μ. Πετρόπουλος**, 2012

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξολοκλήρου 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 το συγγραφέα.

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

*Στα ανιψάκια μου,
Παναγιώτη, Μιλτιάδη και Απόλλωνα*

Πρόλογος

Η παρούσα διδακτορική διατριβή εκπονήθηκε στα πλαίσια των ερευνητικών δραστηριοτήτων της Μονάδας Προβλέψεων και Στρατηγικής του Εργαστηρίου Αποφάσεων, Συστημάτων και Διοίκησης της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου. Η ενασχόλησή μου με τις προβλέψεις ξεκίνησε τον Οκτώβρη του 2003, όταν, ως προπτυχιακός ακόμα φοιτητής, είχα την τιμή να γίνω μέλος της Μονάδας Συστημάτων Προβλέψεων και Προοπτικής, όπως λεγόταν τότε. Το πέρας των προπτυχιακών μου σπουδών ακολούθησε η εγγραφή μου ως Υποψήφιος Διδάκτορας του ΕΜΠ, το Νοέμβριο του 2007. Έκτοτε, η θεωρητική και πρακτική ενασχόληση με το πεδίο των προβλέψεων, και της επιχειρησιακής έρευνας συνολικά, αποτέλεσε για μένα κινητήριο μοχλό και πεδίο έμπνευσης. Η περάτωση του διδακτορικού κλείνει έναν κύκλο, ανοίγει όμως έναν ακόμα μεγαλύτερο, στον οποίο σίγουρα θα υπάρχουν μέσα οι επιστήμες στις οποίες πλέον ανήκω.

Θα ήθελα, καταρχάς, να ευχαριστήσω τον Καθηγητή μου, Βασίλειο Ασημακόπουλο, για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε από την πρώτη μέρα γνωριμίας μας, αλλά και για τη συστηματική του παρακολούθηση και βοήθεια σε κάθε στάδιο της διατριβής. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τα άλλα δύο μέλη της συμβουλευτικής επιτροπής, τον Καθηγητή Ιωάννη Ψαρρά και τον Αν. Καθηγητή Δημήτριο Ασκούνη, για την άμεση και σημαντική υποστήριξή τους, καθώς και τον Καθηγητή Γρηγόριο Μέντζα και τον Επ. Καθηγητή Γεώργιο Μαυρωτά, για την τιμή που μου έκαναν να συμμετάσχουν στην επιτροπή εξέτασης της διατριβής αλλά και την ερευνητική μας συνεργασία.

Ιδιαίτερως θα ήθελα να ευχαριστήσω τα δύο τελευταία μέλη της εξεταστικής επιτροπής. Ο Καθηγητής Σπύρος Μακρυδάκης, από τους θεμελιωτές του πεδίου των προβλέψεων ως επιστήμη, υπήρξε για μένα πηγή έμπνευσης και σπουδαίος καθοδηγητής στην έρευνα που παρουσιάζεται στην παρούσα διατριβή. Τέλος, ο μέντοράς μου, συνεργάτης και φίλος, Καθηγητής Κώστας Νικολόπουλος, που ξέρει πώς να με παιδεύει και, ταυτόχρονα, να με εκπαιδεύει και να με μορφώνει. Είμαι βέβαιος πως η ερευνητική μας συνεργασία έχει πολύ μέλλον ακόμα.

Θα ήθελα, ακόμα, να ευχαριστήσω τους Tom Reilly και Eric Stellwagen από τις εταιρίες Autobox και Forecast Pro αντίστοιχα για την παροχή δοκιμαστικών εκδόσεων πολύμηνης διάρκειας των λογισμικών τους, τα αποτελέσματα των οποίων αποτέλεσαν μέρος της παρούσας διατριβής. Επίσης, θα ήθελα να εκφράσω την ευγνωμοσύνη μου στους φίλους και συνεργάτες στη Μονάδα, οι οποίοι με «ανέχτηκαν» όλα αυτά τα

χρόνια: Αχιλλέας Ράπτης, Σοφία-Ήρα Κτενά, Γιώργος Σπιθουράκης, Φωτεινή Σκιαδά και Άντρη Τόσκα. Ένα ιδιαίτερο ευχαριστώ ανήκει στη Λένα Μαυροδοπούλου, για την συμβολή της σε κάθε πρακτική δυσκολία. Ακόμα, ευχαριστώ τους διπλωματικούς και μεταπτυχιακούς φοιτητές, με τους οποίους συνεργάστηκα στη Μονάδα όλα αυτά τα χρόνια.

Τη μεγαλύτερη ευγνωμοσύνη την οφείλω στους δικούς μου ανθρώπους, συγγενείς και φίλους, για την ανιδιοτελή στήριξη που μου προσέφεραν, το συνεχές ενδιαφέρον τους και την ενθάρρυνση όταν ο δρόμος φάνταζε μακρύς: τη φίλη μου, Ευδοξία, την αδελφή μου, Ελένη, και τους φίλους μου, Χρήστο, Γιάννη, Χαράλαμπο και Φώτη. Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους γονείς μου, Αριστούλα και Μιλτιάδη, οι οποίοι, χωρίς να το ξέρουν τις περισσότερες φορές, μου προσέφεραν αμέριστη συμπαράσταση και ηθική βοήθεια.

Και μία πρόβλεψη: «τα καλύτερα έπονται...»

Φώτης Μ. Πετρόπουλος
Απρίλιος 2012

Περίληψη

Αντικείμενο της παρούσας διδακτορικής διατριβής είναι η ανάλυση των παραγόντων που επηρεάζουν τη στατιστική ακρίβεια πρόβλεψης των τεχνικών προέκτασης. Η μελέτη εστιάζει στα δεδομένα συνεχούς φύσης, τα οποία ορίζονται ως μία συνάρτηση των τεσσάρων βασικών συνιστωσών τους, που είναι η εποχιακότητα, η τάση, ο κύκλος και η τυχαιότητα.

Η βιβλιογραφική έρευνα που εκπονήθηκε στα πλαίσια της διατριβής είχε ως στόχο την πλήρη κατανόηση των χρονοσειρών καθώς και της ανάλυσης αυτών. Μελετήθηκαν τα κύρια ποιοτικά χαρακτηριστικά, και έγινε καταγραφή μεθόδων αποσύνθεσης, στατιστικής ανάλυσης και μετασχηματισμού των αρχικών δεδομένων. Κατόπιν, μελετήθηκε σε βάθος η βιβλιογραφία που αφορά καθιερωμένες και σύγχρονες μεθοδολογίες πρόβλεψης, τόσο σε επίπεδο χρονοσειρών συνεχούς ζήτησης, όσο και σε επίπεδο δεδομένων διακοπτόμενης φύσης. Μελετήθηκε και αναπτύχθηκε πλήρης βιβλιογραφία σχετικά με τους παράγοντες που επηρεάζουν τις προβλέψεις, διακρίνοντάς τρεις βασικές κατηγορίες: στατιστικούς, κριτικούς και ψυχολογικούς.

Η έρευνα επί του μετασχηματισμού οδήγησε στην περιγραφή και παρουσίαση της καινοτόμας μεθόδου προβλέψεων ADIDA, που πρόκειται για μια τεχνική συνάθροισης των δεδομένων σε σειρές χαμηλότερης συχνότητας με στόχο τη μείωση της παρουσίας μηδενικών τιμών. Η συνάθροιση των δεδομένων ακολουθείται από πρόβλεψη στο συναθροισμένο επίπεδο και, τελικά, διαχωρισμό των συναθροισμένων προβλέψεων σε προβλέψεις υψηλότερης συχνότητας. Η φιλοσοφία αυτή εφαρμόστηκε σε σύνολα πραγματικών δεδομένων συνεχούς και διακοπτόμενης φύσης και επιδεικνύει πολύ ελπιδοφόρα αποτελέσματα, λειτουργώντας ως ένας μηχανισμός «αυτό-βελτίωσης» των τεχνικών προέκτασης.

Η μελέτη, ανάλυση και εξέταση των παραγόντων που επηρεάζουν τις στατιστικές προβλέψεις επιτεύχθηκε μέσω μιας εκτενούς πειραματικής διαδικασίας προσομοίωσης. Η διατριβή περιγράφει αναλυτικά την επιλογή των συνιστωσών και των επιπέδων αυτών αλλά και τη διαδικασία κατασκευής ενός πολύ μεγάλου τεχνητού συνόλου δεδομένων (σχεδόν 80 εκατομμύρια σειρές), οι οποίες και αποτέλεσαν και τη βάση για το κύριο μέρος της έρευνας της παρούσας διατριβής. Η στατιστική ανάλυση μέσω πολλαπλής παλινδρόμησης καθιστά σαφές το ύψος της επιρροής των εξεταζόμενων παραγόντων. Τέλος, προτείνεται ένα πλαίσιο επιλογής μεθόδου βάσει της ανάλυσης των χαρακτηριστικών της χρονοσειράς.

Λέξεις κλειδιά: ακρίβεια πρόβλεψης, αξιολόγηση προβλέψεων, προσομοίωση, ανάλυση μέσω παλινδρόμησης, παράγοντες επιρροής ακρίβειας, συνάθροιση, αυτόματη επιλογή μεθόδου

Abstract

The current doctoral thesis' main objective is the analysis of factors affecting statistical accuracy of extrapolation techniques. The study focuses on fast demand time series, which can be described as a function of four basic components: seasonality, trend, cycle and randomness.

The literature review conducted in this thesis was to understand every aspect of time series analysis. We studied the main qualitative characteristics and we recorded widely used methods regarding decomposition, statistical analysis and transformation of the original data. Furthermore, we studied in depth the literature on well-established and modern forecasting methodologies, regarding on both fast and intermittent demand natures. Lastly, we studied and developed comprehensive literature review on factors affecting forecasts and forecasting procedure, by distinguishing three main categories: statistical, judgmental and psychological factors.

The research regarding transformation of the original data led to the definition of a unique forecasting methodology, the ADIDA framework, which is an aggregation-disaggregation technique of gathering data in lower frequency ranges, so to reduce dramatically the presence of zero values. The aggregation of data is followed by extrapolation at the aggregated level and, finally, separation of the aggregated point forecast at forecasts of higher frequency. This philosophy was applied to real data sets of fast as well as intermittent demand nature, where the results were very promising, serving as a "self-improvement" mechanism for forecasting methods.

The analysis and examination of factors affecting the statistical predictions was achieved through an extensive experimental simulation process. The thesis describes the selection of the levels for each examined factor and the generation procedure of an extremely large simulated data set (including about 80 million series), which was the basis for the main part of the current research. The statistical analysis by multiple regression functions verifies the main hypothesis and illustrates the level of influence of the examined factors. Finally, we propose a method selection framework, based on the analysis of series characteristics and the results of this study.

Keywords: forecasting accuracy, evaluating forecasts, simulation, regression analysis, factors affecting accuracy, aggregation, automatic method selection

Πίνακας Περιεχομένων

Πίνακας Περιεχομένων.....	11
Ευρετήριο Πινάκων	14
Ευρετήριο Σχημάτων	16

Ευρεία Περίληψη..... 18

A. Εισαγωγή.....	18
B. Χρονοσειρές και ανάλυση	20
Γ. Μέθοδοι στατιστικής πρόβλεψης	23
Δ. Επισκόπηση βιβλιογραφίας σχετικά με παράγοντες επιρροής προβλέψεων	28
Ε. Διαδικασία προσομοίωσης	28
ΣΤ. Ανάλυση και εξέταση των αποτελεσμάτων	31
Z. Προσαρμογή του μοντέλου στην πρόβλεψη	34
H. Συμπεράσματα και προοπτικές.....	39

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή..... 42

1.1 Γενικά.....	42
1.2 Αντικείμενο και στόχος της διατριβής.....	46
1.3 Συμβολή της διατριβής	48
1.4 Δομή της διατριβής.....	49
1.5 Ερευνητικά αποτελέσματα της διατριβής	51

Κεφάλαιο 5

Διαδικασία Προσομοίωσης..... 61

5.1 Αποσύνθεση των μηνιαίων δεδομένων του M3.....	61
5.2 Η διαδικασία παραγωγής των τεχνητών χρονοσειρών.....	64
5.3 Τεχνικές προβλέψεων που χρησιμοποιήθηκαν	78
5.4 Δείκτες σφάλματος.....	81
5.5 Η εφαρμογή υλοποίησης της προσομοίωσης	82

5.6 Συνολικό μέγεθος πειραματικής προσομοίωσης.....	89
---	----

Κεφάλαιο 6

Ανάλυση και εξέταση των αποτελεσμάτων	91
6.1 Μέτρηση της ακρίβειας των διαφόρων μεθόδων	91
6.2 Πολλαπλή παλινδρόμηση για ανάλυση δεδομένων.....	97
6.3 Πολλαπλή παλινδρόμηση σε κάθε μέθοδο και συνδυασμό ξεχωριστά.....	104
6.4 Πολλαπλή παλινδρόμηση στο σύνολο των μεθόδων.....	114
6.5 Συνολική επιρροή παραγόντων στην ακρίβεια πρόβλεψης	118

Κεφάλαιο 7

Προσαρμογή του μοντέλου στην πρόβλεψη	121
7.2 Προτεινόμενη μεθοδολογία επιλογής μεθόδων πρόβλεψης.....	122
7.3 Επίδοση της προτεινόμενης μεθοδολογίας επιλογής	124
7.3.1 Αξιολόγηση σε προσομοιωμένα δεδομένα	125
7.3.2 Αξιολόγηση σε πραγματικά δεδομένα.....	129

Κεφάλαιο 8

Συμπεράσματα και προοπτικές.....	135
8.1 Συμπεράσματα διατριβής.....	136
8.1.1 Λογισμικό προσομοίωσης.....	136
8.1.2 Επίδραση των επιμέρους παραγόντων στην ακρίβεια πρόβλεψης	137
8.1.3 Η ακρίβεια του προτεινόμενου πλαισίου επιλογής μεθόδων.	140
8.1.4 Η ακρίβεια της μεθόδου <i>ADIDA</i>	141
8.2 Στοιχεία καινοτομίας & πλεονεκτήματα της διατριβής.....	143
8.3 Μελλοντικές προεκτάσεις.....	145

Βιβλιογραφία	151
---------------------------	------------

Παράρτημα

Λίστα Δημοσιεύσεων.....	167
--------------------------------	------------

Π.1 Σε επιστημονικά περιοδικά	167
Π.2 Σε πρακτικά επιστημονικών συνεδρίων	171
Π.3 Βιβλία	171
Π.4 Ανακοινώσεις σε επιστημονικά συνέδρια	171

Ευρετήριο Πινάκων

Πίνακας E.1 – Τα επίπεδα διακύμανσης των πέντε παραγόντων.....	29
Πίνακας E.2 – Αναλογία σφαλμάτων πραγματικών και τεχνητών δεδομένων	32
Πίνακας E.3 – Σύγκριση συντελεστών παλινδρόμησης ξεχωριστά και συνολικά	33
Πίνακας E.4 – Οπτική παρουσίαση των συνολικών αποτελεσμάτων.....	35
Πίνακας E.5 – Απόδοση της προτεινόμενης μεθοδολογίας στην ακρίβεια πρόβλεψης των προσομοιωμένων δεδομένων	37
Πίνακας E.6 – Απόδοση της προτεινόμενης μεθοδολογίας στην ακρίβεια πρόβλεψης των πραγματικών μηνιαίων δεδομένων του διαγωνισμού M3	38
Πίνακας 5.1 – Τα επίπεδα διακύμανσης των πέντε παραγόντων.....	64
Πίνακας 5.2 – TS(2, 3, 1, 1, 2) ₁₅ και TS(1, 1, 1, 4, 2) ₃₆	68
Πίνακας 5.3 – TS(1, 1, 3, 1, 2) ₂₃ και TS(5, 1, 1, 4, 2) ₃₇	70
Πίνακας 5.4 – TS(1, 4, 4, 1, 2) ₇₈ και TS(3, 1, 3, 1, 2) ₁₇	72
Πίνακας 5.5 – TS(1, 3, 1, 3, 2) ₃₁ και TS(1, 1, 4, 3, 2) ₃₅	74
Πίνακας 5.6 – TS(3, 3, 2, 2, 2) ₂₇ και TS(4, 3, 5, 3, 2) ₁₁₀	76
Πίνακας 5.7 – Data Generation Class.....	83
Πίνακας 5.8 – Statistics Class.....	83
Πίνακας 5.9 – Time Series Class	84
Πίνακας 6.1 – Σφάλμα sMAPE ανά ορίζοντα πρόβλεψης στο πλήθος των δεδομένων	92
Πίνακας 6.2 – Μέσο sMAPE στο πλήθος των δεδομένων.....	93
Πίνακας 6.3 – Αναλογία σφαλμάτων πραγματικών και τεχνητών δεδομένων	96
Πίνακας 6.4 – Σφάλμα MASE ανά ορίζοντα πρόβλεψης στο πλήθος των δεδομένων	98
Πίνακας 6.5 – Μέσο MASE στο πλήθος των δεδομένων	99
Πίνακας 6.6 – Σφάλμα Percentage Better ανά ορίζοντα πρόβλεψης στο πλήθος των δεδομένων.....	100
Πίνακας 6.7 – Μέσο Percentage Better στο πλήθος των δεδομένων	101
Πίνακας 6.8 – Ανάλυση πολλαπλής παλινδρόμησης: sMAPE ως εξαρτημένη μεταβλητή (Κανονικοποιημένοι Συντελεστές).....	106
Πίνακας 6.9 – Ανάλυση πολλαπλής παλινδρόμησης: sMAPE ως εξαρτημένη μεταβλητή (Αρχικοί Συντελεστές)	107

Πίνακας 6.10 – Ανάλυση πολλαπλής παλινδρόμησης: <i>MASE</i> ως εξαρτημένη μεταβλητή (Αρχικοί Συντελεστές)	113
Πίνακας 6.11 – Πολλαπλή παλινδρόμηση ανάλυση με ψευδομεταβλητές, <i>Naïve 2</i> ως βάση	115
Πίνακας 6.12 – Πολλαπλή παλινδρόμηση ανάλυση με ψευδομεταβλητές χωρίς τη <i>Naïve 1</i> , <i>Damped</i> ως βάση.....	116
Πίνακας 6.13 – Σύγκριση συντελεστών παλινδρόμησης ξεχωριστά και συνολικά.....	117
Πίνακας 6.14 – Οπτική παρουσίαση των αποτελεσμάτων.....	119
Πίνακας 7.2 – Απόδοση της προτεινόμενης μεθοδολογίας στην ακρίβεια πρόβλεψης των προσομοιωμένων δεδομένων.....	126
Πίνακας 7.3 – Απόδοση της προτεινόμενης μεθοδολογίας στη διακύμανση των σφαλμάτων πρόβλεψης των προσομοιωμένων δεδομένων.....	127
Πίνακας 7.4 – Απόδοση της προτεινόμενης μεθοδολογίας στην ακρίβεια πρόβλεψης των πραγματικών μηνιαίων δεδομένων του διαγωνισμού <i>M3</i>	130

Ευρετήριο Σχημάτων

Σχήμα E.1 – Μεθοδολογία ADIDA	22
Σχήμα E.2 – Υπολογίζοντας τις γραμμές Theta.....	26
Σχήμα E.3 – Οι υπομονάδες της εφαρμογής προσομοίωσης.....	30
Σχήμα E.4 – Το συνολικό μέγεθος της πειραματικής προσομοίωσης	31
Σχήμα 2.1 – Μεθοδολογία ADIDA	53
Σχήμα 2.2 – Σφάλμα πρόβλεψης ADIDA ανά επίπεδο συνάθροισης	56
Σχήμα 5.1 – $TS(2, 3, 1, 1, 2)_{15}$	69
Σχήμα 5.2 – $TS(1, 1, 1, 4, 2)_{36}$	69
Σχήμα 5.3 – $TS(1, 1, 3, 1, 2)_{23}$	71
Σχήμα 5.4 – $TS(5, 1, 1, 4, 2)_{37}$	71
Σχήμα 5.5 – $TS(1, 4, 4, 1, 2)_{78}$	73
Σχήμα 5.6 – $TS(3, 1, 3, 1, 2)_{17}$	73
Σχήμα 5.7 – $TS(1, 3, 1, 3, 2)_{31}$	75
Σχήμα 5.8 – $TS(1, 1, 4, 3, 2)_{35}$	75
Σχήμα 5.9 – $TS(3, 3, 2, 2, 2)_{27}$	77
Σχήμα 5.10 – $TS(4, 3, 5, 3, 2)_{110}$	77
Σχήμα 5.11 – Διαδικασία πρόβλεψης τριών βημάτων.....	80
Σχήμα 5.12 – Διαδικασία αξιολόγησης προβλέψεων	81
Σχήμα 5.13 – Οι υπομονάδες της εφαρμογής προσομοίωσης	86
Σχήμα 5.14 – Το γραφικό περιβάλλον της εφαρμογής προσομοίωσης.....	86
Σχήμα 5.15 – Διάγραμμα ροής δυαδικής αναζήτησης.....	88
Σχήμα 5.16 – Το συνολικό μέγεθος της πειραματικής προσομοίωσης.....	90
Σχήμα 7.1 – Καμπύλη σφάλματος προσομοιωμένων δεδομένων προτεινόμενης μεθοδολογίας σε συνάρτηση με το επιλεγμένο threshold.....	128
Σχήμα 7.2 – Καμπύλη σφάλματος πραγματικών δεδομένων προτεινόμενης μεθοδολογίας σε συνάρτηση με το επιλεγμένο threshold.....	131

Σχήμα 7.3 – Σύγκριση προσομοιωμένων και πραγματικών δεδομένων ως προς το μέσο αριθμό επιλεγμένων μεθόδων για τη συμμετοχή στο βέλτιστο συνδυασμού σε συνάρτηση με το επιλεγμένο threshold	132
---	-----

Ευρεία Περίληψη

A. Εισαγωγή

Η πρόβλεψη είναι σημαντικό κομμάτι για στρατηγικές αποφάσεις που αφορούν μικρές ή μεγάλες επιχειρήσεις. Τέτοιες αποφάσεις μπορεί να περιλαμβάνουν εκτίμηση του ύψους παραγωγής προϊόντων και υπηρεσιών το επόμενο έτος ή επενδυτικές αποφάσεις που αφορούν την επέκταση της επιχείρησης. Οι περισσότερες των αποφάσεων που καλείται να λάβει μία επιχείρηση, έχουν άμεση συσχέτιση με πρόβλεψη και εκτίμηση μελλοντικών καταστάσεων. Η ακριβέστερη πρόβλεψη μελλοντικών καταστάσεων θα οδηγήσει σε ορθές στρατηγικές αποφάσεις, οι οποίες συνεπάγονται και βέλτιστο κέρδος για τις επιχειρήσεις.

Στην επιστήμη των προβλέψεων πάντα υπήρχαν διαφωνίες μεταξύ των θεωρητικών προβλέψεων και πρακτικών αποτελεσμάτων. Ο σημαντικότερος λόγος τέτοιων ασυμφωνιών είναι ότι κάποιες από τις θεωρητικές υποθέσεις δεν ευσταθούν. Κάθε μοντέλο πρόβλεψης βασίζεται στην προσαρμογή ενός μοντέλου σε ένα σύνολο δεδομένων. Θεωρητικά η καλύτερη μέθοδος μπορεί να αναγνωριστεί κατά την προσαρμογή ενός μοντέλου στα υπάρχοντα δεδομένα. Συστήματα ταυτόχρονων εξισώσεων προσαρμόζουν τα δεδομένα με μεγαλύτερη ακρίβεια σε σχέση με μοντέλα απλών εξισώσεων που με την σειρά τους έχουν μεγαλύτερη ακρίβεια από μεθόδους χρονοσειρών οι οποίες δεν περιλαμβάνουν επεξηγηματικές μεταβλητές. Οπότε, στις μεθόδους χρονοσειρών, οι περισσότερο πολύπλοκες και στατιστικά εξειδικευμένες μέθοδοι θα πρέπει να είναι καλύτερες από τις βασικές και στατιστικά απλές προσεγγίσεις. Πέραν, όμως, των υπάρχοντων δεδομένων που χρησιμοποιούνται για την βελτίωση του μοντέλου, η προσαρμογή των μοντέλων και η παραγωγή προβλέψεων δεν είναι το ίδιο πράγμα. Η ελαχιστοποίηση του σφάλματος προσαρμογής του μοντέλου δεν εγγυάται μικρότερα σφάλματα στην παραγωγή προβλέψεων εκτός και αν ισχύει υπόθεση της σταθερότητας. Αυτή η υπόθεση είναι σημαντική για κάθε στατιστική μέθοδο και εξαιρετικά χρήσιμη για την πρόβλεψη. Αυτό απλά σημαίνει ότι δεν πρέπει

να συμβαίνουν αλλαγές στα ποιοτικά χαρακτηριστικά των χρονοσειρών αν τα αποτελέσματα της προσαρμογής του μοντέλου πρόκειται επακριβώς να επεκταθούν στο μέλλον πέραν των υπάρχοντων δεδομένων. Όμως δεν υπάρχει τρόπος να εγγυηθούμε σταθερότητα των προτύπων συμπεριφοράς των δεδομένων. Τα νέα δεδομένα μπορεί να έχουν διαφορετικά ποιοτικά χαρακτηριστικά από εκείνα βάσει των οποίων έγινε η βελτίωση του συγκεκριμένου μοντέλου πρόβλεψης. Σε μια τέτοια περίπτωση οι καλύτερες μέθοδοι που έχουν αναγνωρισθεί θεωρητικά δεν θα είναι κατ' ανάγκη και οι καλύτερες πρακτικά.

Η παρούσα διατριβή μελετά τη στατιστική ακρίβεια των προβλέψεων. Το αντικείμενο καθιστά απαραίτητη την εις βάθος μελέτη των χρονοσειρών και των εργαλείων ανάλυσης αυτών, συμπεριλαμβανομένων διαδικασιών αποσύνθεσης. Επίσης, σημαντική θεωρείται η λεπτομερής εξέταση καθιερωμένων μεθόδων πρόβλεψης, προκειμένου να καταστούν σαφή τα χαρακτηριστικά της καθεμίας και να καταγραφούν τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματά τους κατά την εφαρμογή τους σε συγκεκριμένης φύσης δεδομένα. Βασικός στόχος είναι ο καθορισμός των παραγόντων που επηρεάζουν την ακρίβεια της στατιστικής πρόβλεψης χρονοσειρών καθώς και η μέτρηση της θετικής ή αρνητικής επιρροής του κάθε παράγοντα στην τελική ακρίβεια. Η ανάλυση και εξέταση των παραγόντων πρέπει να γίνει τόσο σε κάθε μία από τις ευρέως διαδεδομένες μεθόδους και τεχνικές προβλέψεων ξεχωριστά, ώστε να αξιολογηθούν και να ερμηνευτούν τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα της κάθε μεθοδολογίας, αλλά και συνολικά. Συνολικά θεωρούνται έξι βασικοί παράγοντες ώστε να ελεγχθεί η επιρροή τους στην ακρίβεια της πρόβλεψης, και συνίστανται τόσο από θεμελιώδεις συνιστώσες και χαρακτηριστικά της χρονοσειράς όσο και δείκτες που αφορούν πρακτικές ανάγκες στη διαδικασία της πρόβλεψης: εποχιακότητα, τάση, κυκλικότητα, τυχαιότητα, αριθμός διαθέσιμων ιστορικών περιόδων και ζητούμενος χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης.

Προκειμένου να ελεγχθεί η βασική υπόθεση της διατριβής, δηλαδή η επιρροή των αναφερθέντων παραγόντων στην τελική ακρίβεια, σχεδιάστηκε και εκτελέστηκε μία ογκώδης πειραματική προσομοίωση. Βάσει της ανάλυσης των πραγματικών μηνιαίων χρονοσειρών του διαγωνισμού προβλέψεων *M3*, υπολογίσθηκαν ρεαλιστικά εναλλακτικά επίπεδα των εξεταζόμενων παραγόντων και συνολικά κατασκευάστηκαν 7.776 διακριτοί συνδυασμοί. Για κάθε συνδυασμό παρήχθησαν 10.000 τεχνητές χρονοσειρές, οι οποίες και προεκτάθηκαν με κάθε μία από τις εξεταζόμενες τεχνικές προβλέψεων, ενώ η ακρίβεια της κάθε μεθόδου στην κάθε περίπτωση μετρήθηκε με τρεις δείκτες σφάλματος. Προκειμένου να εκτιμηθεί η επιρροή του κάθε παράγοντα στην ακρίβεια των προβλέψεων, πραγματοποιήθηκαν αναλύσεις πολλαπλής παλινδρόμησης, όπου οι παράγοντες συμμετέχουν ως ανεξάρτητες μεταβλητές και η τιμή του εκάστοτε δείκτη σφάλματος ως εξαρτημένη μεταβλητή.

Ως φυσικό επακόλουθο μιας καλής εκτίμησης μέσω παλινδρόμησης του τελικού σφάλματος κάθε μεθόδου, δεδομένων των τιμών των παραγόντων, είναι η επιλογή μέσω παλινδρόμησης των πλέον κατάλληλων μεθόδων για κάθε χρονοσειρά, αφού

προηγηθεί η ανάλυση της σε συνιστώσες μέσω μεθόδων αποσύνθεσης. Συνεπώς, ένας ακόμα αντικειμενικός στόχος της παρούσας διατριβής είναι η παραγωγή ενός μεθοδολογικού πλαισίου για την αυτοματοποιημένη επιλογή βέλτιστης μεμονωμένης μεθόδου ή βέλτιστου συνδυασμού τεχνικών για την προέκταση χρονοσειρών με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά.

Τέλος, η ανάλυση χρονοσειρών διαφόρων φύσεων, οδήγησε την έρευνα στο σχηματισμό και πρόταση ενός μεθοδολογικού πλαισίου που αφορά τη συνάθροιση των δεδομένων σε υψηλότερα χρονικά επίπεδα. Η τεχνική αυτή οδηγεί στη μείωση ή εξάλειψη της παρουσίας μηδενικών ζητήσεων στις χρονοσειρές, η οποία είναι κύριο γνώρισμα των χρονοσειρών διακοπτόμενης φύσης και βασικός παράγοντας μείωσης της ακρίβειας πρόβλεψης.

B. Χρονοσειρές και ανάλυση

Οι χρονοσειρές ή χρονολογικές σειρές αποτελούν ένα σύνολο διαδοχικών παρατηρήσεων της τιμής κάποιου φυσικού ή άλλου μεγέθους. Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό τους είναι το γεγονός ότι οι διαδοχικές αυτές παρατηρήσεις δεν είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους. Όταν οι διαδοχικές παρατηρήσεις είναι εξαρτημένες, οι μελλοντικές τιμές μπορούν να προσδιοριστούν ακριβώς από τις προηγούμενες. Μια τέτοια διαδικασία ονομάζεται ντετερμινιστική. Η ορθή επιλογή μεθόδων πρόβλεψης χρονοσειρών έγκειται σε πρωταρχικό βαθμό από την επιτυχή αναγνώριση του είδους ζήτησης που περιγράφει τα δεδομένα. Διακρίνονται δύο βασικές κατηγορίες ζήτησης: συνεχής και διακοπτόμενη.

Οι παραδοσιακές μέθοδοι ανάλυσης των χρονοσειρών ασχολούνται κυρίως με την αποσύνθεση της διακύμανσης της χρονοσειράς σε τέσσερα συστατικά της στοιχεία: την τάση, την κυκλικότητα, την εποχιακότητα και τις μη κανονικές διακυμάνσεις. Μια τέτοια προσέγγιση είναι χρήσιμη για την ανάλυση των ποιοτικών χαρακτηριστικών της χρονοσειράς, ανεξάρτητα από τη μέθοδο πρόβλεψης που θα εφαρμοστεί στην συνέχεια. Οι μέθοδοι αποσύνθεσης εφαρμόζουν απλές μαθηματικές σχέσεις με σκοπό την απομόνωση των τεσσάρων βασικών συνιστωσών των χρονοσειρών: τάση, κύκλος, εποχιακότητα και τυχαιότητα. Η εξάλειψη των συνιστωσών της εποχιακότητας και της τυχαιότητας οδηγούν στη σειρά τάσης-κύκλου (*trend-cycle*), στην οποία συνήθως εφαρμόζεται στατιστική πρόβλεψη. Κατόπιν, οι παραχθείσες μη εποχιακές προβλέψεις εποχικοποιούνται βάσει των αποτελεσμάτων της αποσύνθεσης, ώστε να προκύψουν οι τελικές στατιστικές προβλέψεις. Η καμπύλη τάσης-κύκλου, επίσης, επιτρέπει στο χρήστη να ενσωματώσει τη δική του γνώση και διαίσθηση στο σχηματισμό των προβλέψεων (*judgmental forecasting*). Συνεπώς, η αποσύνθεση των δεδομένων είναι μια πολύ σημαντική διαδικασία, ιδιαίτερα για την πρόβλεψη επιχειρησιακών δεδομένων (*business forecasting*). Για το λόγο αυτό οι μέθοδοι αποσύνθεσης χρησιμοποιούνται σήμερα ευρέως από τις επιχειρήσεις. Μέθοδοι αποσύνθεσης και

εξομάλυνσης που χρησιμοποιούνται ευρέως είναι οι κινητοί μέσοι όροι, η κλασική μέθοδος αποσύνθεσης και η μέθοδος Census II.

Εκτός της ανάλυση μέσω αποσύνθεσης, η ανάλυση των χρονοσειρών δύναται να λάβει χώρα με την εξέταση πλήθους στατιστικών δεικτών και δεικτών σφαλμάτων. Στην πρώτη κατηγορία περιλαμβάνονται οι βασικοί στατιστικοί δείκτες, οι οποίοι μπορούν να υπολογισθούν άμεσα σε δεδομένη χρονοσειρά Y μεγέθους n παρατηρήσεων (μέση τιμή, μέγιστη και ελάχιστη τιμή, τυπική απόκλιση, διακύμανση, συνδιακύμανση, συντελεστές γραμμικής συσχέτισης, συντελεστής αυτοσυσχέτισης, συντελεστής μεταβλητότητας, μέση τιμή διαστήματος μεταξύ ζητήσεων). Σε αντίθεση με τη βασική στατιστική ανάλυση, όπου απαιτείται μονάχα η πραγματική σειρά των παρατηρήσεων, στη δεύτερη κατηγορία ανήκουν οι στατιστικοί δείκτες που, για να υπολογιστούν, απαιτείται και μία σειρά πρόβλεψης, που προκύπτει από εφαρμογή κάποιας μεθόδου πρόβλεψης επί της πραγματικής χρονοσειράς. Η εφαρμογή μιας μεθόδου πρόβλεψης έχει ως αποτέλεσμα τον υπολογισμό των τιμών F_1 έως F_{n+h} από τις τιμές Y_1 έως Y_n . Ευρέως διαδεδομένοι δείκτες σφάλματος είναι: Μέσο σφάλμα, Μέσο απόλυτο σφάλμα, Μέσο τετραγωνικό σφάλμα, Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος, Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα, Συμμετρικό μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα, Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα, Theil's U-Statistic και Percentage Better.

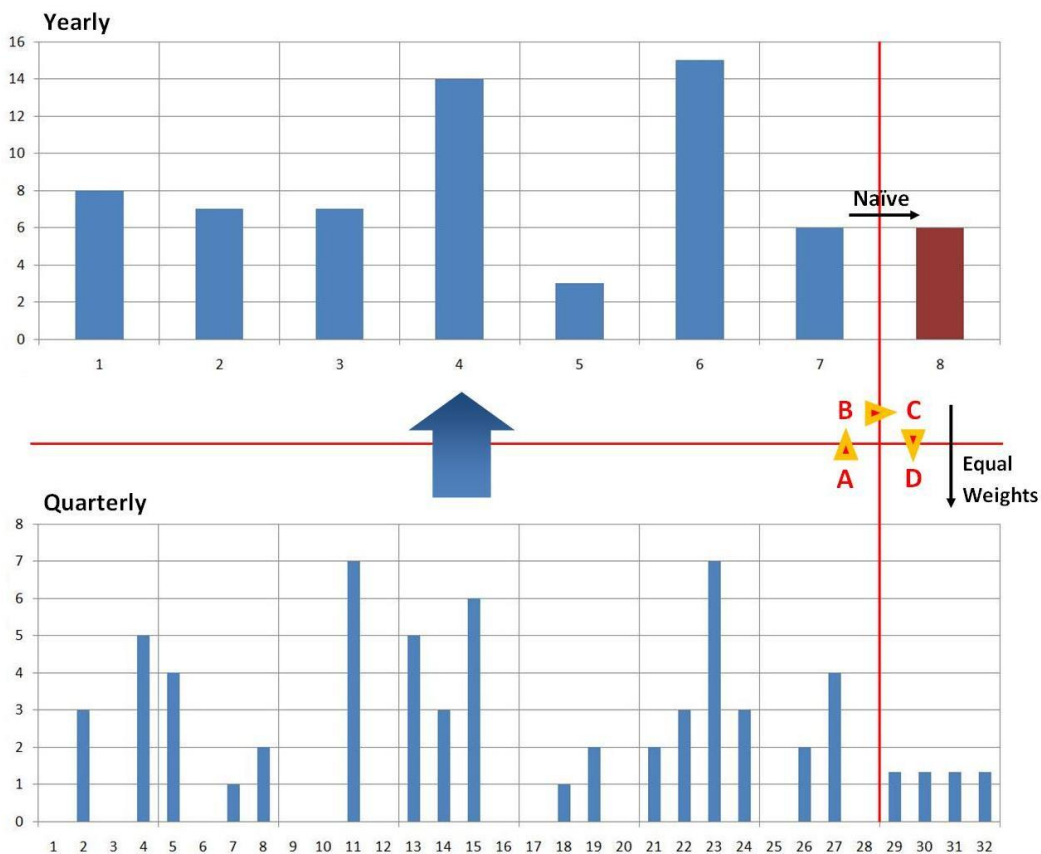
Μερικές φορές, ο μετασχηματισμός των δεδομένων οδηγεί σε ένα απλούστερο και ευκολότερα ερμηνεύσιμο μοντέλο πρόβλεψης. Συνήθεις μετασχηματισμοί δεδομένων είναι ο μετασχηματισμός τετραγωνικής ρίζας, ο μετασχηματισμός κυβικής ρίζας, ο λογαριθμικός μετασχηματισμός, ο μετασχηματισμός αρνητικού αντιστρόφου, ο μετασχηματισμός δύναμης και οι ημερολογιακές προσαρμογές. Μια διαδικασία που μπορεί να ακολουθηθεί προκειμένου να αποφεύγεται η ασυνέχεια των δεδομένων διακοπτόμενης ζήτησης, όσων αφορά τις μηδενικές τιμές, είναι η μη επικαλυπτόμενη συνάθροιση (*aggregation*) των δεδομένων σε περιόδους μικρότερης συχνότητας. Για παράδειγμα, στην περίπτωση των μηνιαίων δεδομένων, θα μπορούσε να εφαρμοσθεί συνάθροιση σε τριμηνιαίο επίπεδο, θέτοντας το επίπεδο συνάθροισης ίσο με τρεις περιόδους. Με το σκεπτικό αυτό ενδέχεται να μειωθεί, αν όχι απαλειφθεί, η ασυνέχεια λόγω ύπαρξης μηδενικών παρατηρήσεων. Επίσης, η διακύμανση της προκύπτουσας νέας χρονοσειράς αναμένεται να είναι μικρότερη, έχοντας χρησιμοποιήσει ουσιαστικά μη επικαλυπτόμενο κινητό μέσο όρο για εξομάλυνση.

Ο κατάλληλος καθορισμός του επιπέδου συνάθροισης (*aggregation level*) θα οδηγήσει, ιδανικά, σε χρονοσειρά συνεχούς ζήτησης, χωρίς μηδενικές τιμές, στην οποία θα μπορεί πλέον να εφαρμοσθεί οιαδήποτε τεχνική πρόβλεψης δεδομένων κατάλληλη για συνεχή ζήτηση για την παραγωγή προβλέψεων στο επίπεδο συνάθροισης. Παρόλα αυτά, η χρησιμότητα των εξαγομένων συναθροισμένων προβλέψεων μπορεί να αμφισβητηθεί, καθώς τα δεδομένα παρακολουθούνται και ελέγχονται σε υψηλότερη χρονική συχνότητα, με σκοπό την εξυπηρέτηση διαφόρων λειτουργικών αναγκών. Κρίνεται λοιπόν αναγκαία η διάσπαση (*disaggregation*) των υπολογισμένων προβλέψεων, ώστε

να υπολογισθούν οι τελικές προβλέψεις χρονικής συχνότητας ίσης με του αρχικού επιπέδου.

Η παραπάνω φιλοσοφία μας οδήγησε σε μια νέα μέθοδο, η οποία ονομάζεται *ADIDA* (Nikolopoulos et al., 2011) και προτείνει τη συνάθροιση δεδομένων σε ένα υψηλότερο χρονικά επίπεδο, όπου έχει αποφευχθεί η ασυνέχεια των δεδομένων. Ανάλογα με το επίπεδο της συνάθροισης των δεδομένων, δημιουργείται μια καινούρια χρονοσειρά με σαφώς ελαττωμένη διακοπτόμενη συμπεριφορά. Σε αυτήν μπορούν πλέον να εφαρμοστούν μέθοδοι πρόβλεψης για δεδομένα συνεχούς ζήτησης, πέραν των μεθόδων που εφαρμόζονται ως επί το πλείστον σε δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης. Ύστερα από το στάδιο της παραγωγής των προβλέψεων, απαιτείται ο διαχωρισμός των προβλέψεων στα αρχικά επίπεδα των χρονοσειρών, χρησιμοποιώντας εμπειρικές τεχνικές. Κατ' ουσία, το μεθοδολογικό πλαίσιο ολοκληρώνεται σε τρία βήματα:

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



Σχήμα E.1 – Μεθοδολογία ADIDA

Στο Σχήμα E.1 δίνεται μια γραφική αναπαράσταση της μεθοδολογίας *ADIDA*. Στο στάδιο *A*, τα δεδομένα, που αφορούν τριμηνιαίες παρατηρήσεις, βρίσκονται στην αρχική τους συχνότητα. Η συνάθροιση των δεδομένων με επίπεδο 4 γίνεται στο στάδιο *B*, προκειμένου να σχηματιστούν ετήσιες παρατηρήσεις. Το στάδιο *C* αναφέρεται στην

πρόβλεψη της συναθροισμένης χρονοσειράς με τη μέθοδο *Naive*. Τέλος, στο στάδιο *D* γίνεται απλός διαχωρισμός με ίσα βάρη της πρόβλεψης που παράχθηκε στο στάδιο *C*, ώστε να προκύψουν οι ζητούμενες τριμηνιαίες προβλέψεις.

Έπειτα από την εφαρμογή της μεθοδολογίας *ADIDA* σε πλήθος δεδομένων συνεχούς και διακοπτόμενης ζήτησης, συμπεραίνουμε πως η μη επικαλυπτόμενη συνάθροιση δεδομένων μοιάζει να είναι μια πολλά υποσχόμενη προσέγγιση για χρονοσειρές τόσο διακοπτόμενης όσο και συνεχούς ζήτησης, καθώς οι προβλέψεις σε υψηλότερα επίπεδα συνάθροισης περιόδων είναι γενικά πιο ακριβείς και έχουν μικρότερες διακυμάνσεις σε σχέση με εκείνες μικρότερων επιπέδων συνάθροισης. Ως επίπεδο συνάθροισης μπορεί κάλλιστα να επιλεγεί ο ορίζοντας πρόβλεψης, ή ακόμα και να τον υπερβεί, όπου εν συνεχεία απαιτούνται αποσυνθετικοί μηχανισμοί. Στα πλεονεκτήματα της μεθόδου *ADIDA* πρέπει να προστεθεί η δυνατότητα που παρέχεται από τα περισσότερα πακέτα λογισμικού προβλέψεων όσον αφορά τη συνάθροιση των δεδομένων σε υψηλότερα χρονικά επίπεδα. Η μέθοδος *ADIDA* μπορεί να οδηγήσει σε σημαντική βελτίωση της ακρίβειας πρόβλεψης σε σχέση με μεμονωμένες μεθόδους, γεγονός που την καθιστά μηχανισμό «αυτό-βελτίωσης» μιας μεθόδου. Τα εμπειρικά αποτελέσματα αποδεικνύουν ότι είναι πιθανό να υπάρχει βέλτιστο επίπεδο συνάθροισης, ενώ ο ορισμός του επιπέδου συνάθροισης ίσου με το *lead time* συν μία ακόμα περίοδο οδηγεί σε πολύ καλά αποτελέσματα, αναφορικά με την ακρίβεια πρόβλεψης. Τέλος, η μεθοδολογία *ADIDA* δύναται να οδηγήσει σε προβλέψεις που οδηγούν στην επίτευξη υψηλότερων επιπέδων ικανοποίησης πελατών.

Γ. Μέθοδοι στατιστικής πρόβλεψης

Οι στατιστικές προβλέψεις αναφέρονται στην εφαρμογή στατιστικών μοντέλων χρονοσειρών ή αιτιοκρατικών μοντέλων επί μιας σειράς δεδομένων με σκοπό την αυτοματοποιημένη και συστηματική παραγωγή προβλέψεων. Οι στατιστικές προβλέψεις είναι άμεσα εφαρμόσιμες και αποδεκτά ακριβείς, αν συνδυαστούν με κατάλληλα διαστήματα εμπιστοσύνης. Στον αντίποδα, οι στατιστικές μέθοδοι προβλέψεων προϋποθέτουν ότι το πρότυπο (συμπεριφορά) της εκάστοτε χρονοσειράς θα συνεχιστεί στο μέλλον, γεγονός που δε συμβαίνει πάντα. Επίσης, οι στατιστικές μέθοδοι δε λαμβάνουν υπόψη ειδικά γεγονότα και ενέργειες που ενδέχεται να πραγματοποιηθούν στο άμεσο μέλλον (για παράδειγμα, διαφημίσεις και αθλητικά συμβάντα). Τέλος, η συλλογή των δεδομένων μπορεί πολλές φορές να είναι μια διαδικασία δύσκολη, χρονοβόρα και ζημιογόνα, τη στιγμή που αρκετές στατιστικές μέθοδοι, προκειμένου να παράγουν προβλέψεις, απαιτούν αρκετές παρατηρήσεις ιστορικών δεδομένων.

Η ιδέα του μοντέλου μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αναπαράσταση μιας οποιασδήποτε διαδικασίας, με τρόπο αφαιρετικό και στοχεύοντας, όχι τόσο σε μια αναλυτική εξήγηση, όσο σε μια απλοϊκή προσέγγιση του μηχανισμού της. Ένα μοντέλο πρόβλεψης αντιπροσωπεύει την διαδικασία που ακολουθείται προκειμένου να

παραχθούν προβλέψεις. Είναι προφανές ότι κάθε μοντέλο αντιστοιχεί σε μια συγκεκριμένη τεχνική και για τον λόγο αυτό υπάρχει μια μεγάλη ποικιλία μοντέλων πρόβλεψης. Τα μοντέλα πρόβλεψης που αφορούν τις ποσοτικές μεθόδους πρόβλεψης και διακρίνονται σε δύο: το μοντέλο χρονοσειρών (*time series model*) και το αιτιοκρατικό ή επεξηγηματικό μοντέλο (*causal relationship* ή *explanatory model*). Μελετώντας τις ιδιότητες και τα χαρακτηριστικά των μοντέλων αυτών γίνεται ευκολότερη η κατανόηση των βασικών υποθέσεων πάνω στις οποίες στηρίζεται κάθε ποσοτική μέθοδος, ενώ ταυτόχρονα εντοπίζονται τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα της εφαρμογής της σε συγκεκριμένες καταστάσεις.

Παρακάτω περιγράφονται περιληπτικά οι πιο διαδεδομένες τεχνικές πρόβλεψης:

Naïve: Αποτελεί την πιο απλή στατιστική μέθοδο. Δεν παράγει ακριβείς προβλέψεις, αλλά πολλές φορές χρησιμοποιείται ως σημείο αναφοράς (*benchmark*) για άλλες, πιο πολύπλοκες μεθόδους.

Μέθοδοι Εκθετικής Εξομάλυνσης: Οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης αναπτύχθηκαν στις αρχές της δεκαετίας του 1950. Από τότε έγιναν από τις πιο δημοφιλείς μεθόδους προβλέψεων μεταξύ των επιχειρηματιών, κυρίως λόγω της ευκολίας τους, της ελάχιστης απαίτησης σε υπολογιστικό χρόνο και της απαίτησης σχετικά λίγων παρατηρήσεων προκειμένου να παράγουν προβλέψεις. Οι μέθοδοι εξομάλυνσης είναι κατάλληλες κυρίως για βραχυπρόθεσμες και μεσοπρόθεσμες προβλέψεις μεγάλου όγκου χρονοσειρών. Αποδίδουν καλύτερα σε δεδομένα που παρουσιάζουν στασιμότητα ή μικρό ρυθμό ανάπτυξης. Στις πιο γνωστές μεθόδους εξομάλυνσης, οι οποίες θα μελετηθούν διεξοδικά στο Κεφάλαιο 3, συμπεριλαμβάνονται η απλή εκθετική εξομάλυνση σταθερού επιπέδου (*Simple Exponential Smoothing*), η εκθετική εξομάλυνση γραμμικής τάσης (*Holt Exponential Smoothing*), η εκθετική εξομάλυνση μη γραμμικής ή φθίνουσας τάσης (*Damped Exponential Smoothing*) και η εποχιακή εξομάλυνση γραμμικής τάσης (*Holt-Winters Exponential Smoothing*).

Μοντέλο Παλινδρόμησης: Στη μέθοδο της απλής παλινδρόμησης, υποθέτουμε την ύπαρξη σχέσης ανάμεσα στη μεταβλητή πρόβλεψης (εξαρτημένη μεταβλητή) και σε μια άλλη μεταβλητή (ανεξάρτητη μεταβλητή). Επιπλέον, υποθέτουμε ότι η σχέση αυτή είναι γραμμική. Σκοπός της απλής γραμμικής παλινδρόμησης είναι η έκφραση της σχέσης ανάμεσα στις μεταβλητές X και Y με την εξίσωση μιας ευθείας γραμμής:

$$\hat{Y}_i = a + b \cdot X_i$$

Μοντέλο Theta: Η μέθοδος *Theta* (Assimakopoulos και Nikolopoulos, 2000; Νικολόπουλος, 2002) είναι μια μονοδιάστατη μέθοδος πρόβλεψης. Η μέθοδος βασίζεται στη μεταβολή των τοπικών καμπυλοτήτων μιας χρονοσειράς μέσα από την παράμετρο θ (*theta*), η οποία εφαρμόζεται πολλαπλασιαστικά στις διαφορές δεύτερης τάξης των δεδομένων. Η καινούργια χρονοσειρά που δημιουργείται διατηρεί τη μέση τιμή και

κλίση (παλινδρόμησης) της αρχικής χρονοσειράς, αλλά όχι και τις τοπικές καμπυλότητες και τη διακύμανση. Οι χρονοσειρές που παράγονται με αυτή τη διαδικασία ονομάζονται γραμμές *Theta* (*theta lines*). Βασικό ποιοτικό χαρακτηριστικό αυτών των γραμμών είναι η καλύτερη προσέγγιση της μακροπρόθεσμης συμπεριφοράς (τάσης) των δεδομένων ή η ανάδειξη και ο τονισμός των βραχυπρόθεσμων χαρακτηριστικών, ανάλογα με την τιμή της παραμέτρου θ (μικρότερη ή μεγαλύτερη της μονάδας αντίστοιχα). Τα βήματα που περιγράφουν τη μεθοδολογία της **κλασικής μεθόδου *Theta***, είναι τα παρακάτω:

Βήμα 0: Έλεγχος εποχιακότητας. Αρχικά, η κάθε χρονοσειρά ελέγχεται για στατιστικά σημαντική εποχιακή συμπεριφορά.

Βήμα 1: Αποεποχικοποίηση. Εφόσον η χρονοσειρά αποδειχθεί πως έχει σημαντική εποχιακή συμπεριφορά, αποεποχικοποιείται μέσω της κλασικής μεθόδου πολλαπλασιαστικής αποσύνθεσης.

Βήμα 2: Αποσύνθεση. Η κάθε χρονοσειρά αποσυντίθεται σε δύο γραμμές *Theta*, την ευθεία γραμμικής παλινδρόμησης ($\theta=0$) και τη γραμμή *Theta* με παράμετρο $\theta=2$.

Βήμα 3: Πρόβλεψη. Η γραμμή *Theta* με παράμετρο $\theta=0$, που αναπαριστά την ευθεία γραμμικής παλινδρόμησης, προεκτείνεται με το συνηθισμένο τρόπο, ενώ η δεύτερη γραμμή προεκτείνεται μέσω της απλής εκθετικής εξομάλυνσης.

Βήμα 4: Συνδυασμός. Οι παραγόμενες προβλέψεις των δύο γραμμών *Theta* συνδυάζονται με ίσα βάρη.

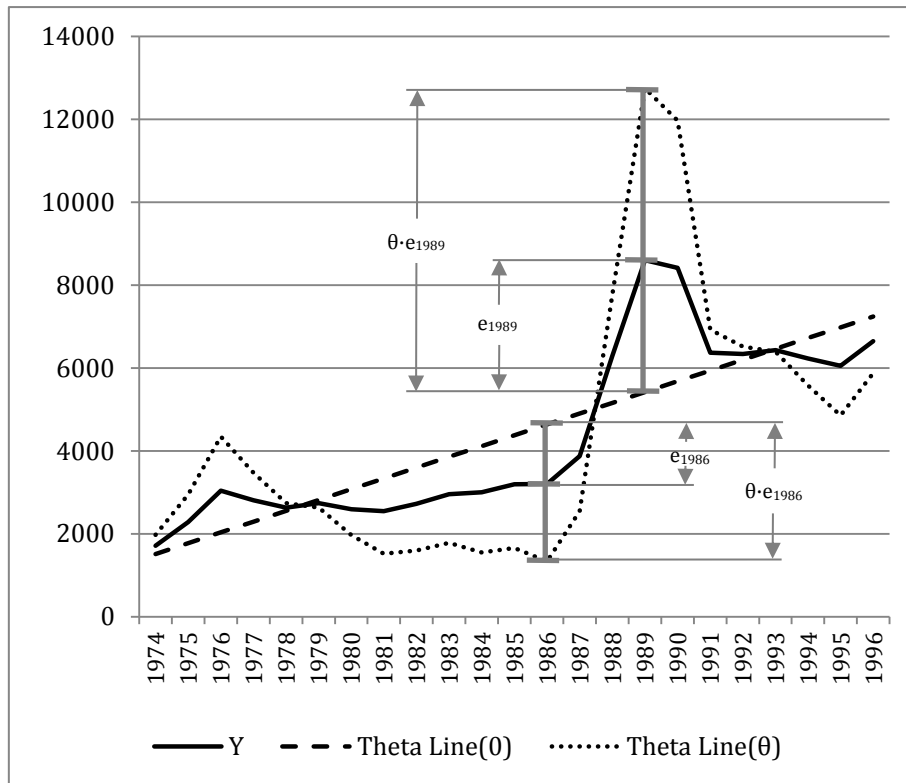
Βήμα 5: Εποχικοποίηση. Οι τελικές προβλέψεις εποχικοποιούνται, χρησιμοποιώντας τους δείκτες εποχιακότητας που υπολογίστηκαν στο Βήμα 1.

Αποδείξαμε (Nikolopoulos et al., 2008) πως ο υπολογισμός κάθε γραμμής *Theta* έγκειται στο άθροισμα της ευθείας γραμμικής παλινδρόμησης (που ισοδυναμεί με τη γραμμή *Theta Line*($\theta=0$) με θ -φορές το σφάλμα της αρχικής χρονοσειράς από τη γραμμή *Theta Line*($\theta=0$):

$$\begin{aligned} \text{Theta Line}(\theta)_t &= Y_t^\theta = \text{LRL}_t + \theta \cdot e_t \\ e_t &= Y_t - \text{LRL}_t \end{aligned}$$

Όπου Y^θ δηλώνει την υπολογισμένη γραμμή *Theta*, *LRL* δηλώνει την ευθεία γραμμικής παλινδρόμησης και Y δηλώνει την αρχική χρονοσειρά. Στο Σχήμα E.2 παρουσιάζεται διαγραμματικά η συγκεκριμένη απλοποιημένη μέθοδος υπολογισμού γραμμών *Theta*. Η απόδειξη της απλοποιημένης σχέσης υπολογισμού των γραμμών *Theta* έχει ως εξής:

$$\begin{aligned} Y_t^\theta &= \text{LRL}_t + \theta \cdot e_t \Leftrightarrow \\ Y_t^\theta &= \text{LRL}_t + \theta \cdot (Y_t - \text{LRL}_t) \Leftrightarrow \\ Y_t^\theta &= \theta \cdot Y_t + \text{LRL}_t - \theta \cdot \text{LRL}_t \Leftrightarrow \\ Y_t^\theta &= \theta \cdot Y_t + (1 - \theta) \cdot \text{LRL}_t \end{aligned}$$



Σχήμα Ε.2 - Υπολογίζοντας τις γραμμές Theta

Μέθοδοι Πρόβλεψης Διακοπτόμενης Ζήτησης: Η διακοπτόμενη ζήτηση έχει την ιδιότητα να εμφανίζεται σποραδικά, δηλαδή να μεσολαβούν περίοδοι όπου αυτή είναι μηδενική. Οι επικρατούσες τεχνικές πρόβλεψης διακοπτόμενης ζήτησης είναι οι μέθοδοι *Croston* (Croston, 1972) και *SBA* (Syntetos & Boylan, 2001). Το σκεπτικό της μεθόδου *Croston*, είναι ο διαχωρισμός της εκάστοτε χρονοσειράς σε δύο επιμέρους, όπου η μία αποτελείται από τα χρονικά διαστήματα μεταξύ των μη μηδενικών ζητήσεων (*intervals*) και η άλλη από το πλήθος των ανεξάρτητων μη μηδενικών ζητήσεων (*demands*). Οι δύο χρονοσειρές προεκτείνονται ανεξάρτητα, ενώ ο υπολογισμός της πρόβλεψης *Croston* επιτυγχάνεται μέσω της εύρεσης του πηλίκου των δύο ανεξάρτητων προβλέψεων, ως εξής:

$$F_{\text{Croston}} = \frac{F_{\text{demands}}}{F_{\text{intervals}}}$$

Οι Syntetos και Boylan (2001) διαπίστωσαν ότι η μέθοδος *Croston* είναι θετικά προκατειλημμένη (*positively biased*), δηλαδή παρουσιάζει μια αισιόδοξη τάση στα αποτελέσματα των προβλέψεών της. Η μέθοδος *SBA* (*Syntetos and Boylan Approximation*) αποτελεί μια τροποποίηση της μεθόδου *Croston* και η οποία στοχεύει στην εξάλειψη της μεροληπτικής τάσης της αρχικής μεθόδου. Σύμφωνα με τη μέθοδο *SBA*, η πρόβλεψη υπολογίζεται από τον ακόλουθο μαθηματικό τύπο:

$$F_{\text{SBA}} = \left(1 - \frac{a}{2}\right) \cdot \frac{F_{\text{demands}}}{F_{\text{intervals}}}$$

Εκτός των μεμονωμένων τεχνικών πρόβλεψης, ευρέως διαδεδομένες είναι και οι **μέθοδοι συνδυασμού**, οι οποίες έχουν μελετηθεί ευρέως τα τελευταία 30 χρόνια, αναφέρονται στο συνδυασμό δύο ή και περισσότερων στατιστικών μεθόδων πρόβλεψης με ίσα ή άνισα βάρη. Η επιλογή των μεθόδων που θα συμμετέχουν καθορίζεται από τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά της κάθε μεθόδου, όπως και τα χαρακτηριστικά της εκάστοτε χρονοσειράς. Μεγάλο ρόλο παίζει, επίσης, και ο ορίζοντας πρόβλεψης. Επίσης, αρκετά κοινές είναι και οι «**έξυπνες**» **τεχνικές επιλογής** που βρίσκονται συνήθως ενσωματωμένες στα πληροφοριακά συστήματα προβλέψεων. Οι μέθοδοι αυτές διενεργούν έναν τύπο διαγωνισμού μεταξύ των λοιπών υλοποιημένων στατιστικών μεθόδων και, βασιζόμενες στην ελαχιστοποίηση ενός δείκτη σφάλματος ακρίβειας στο μοντέλο πρόβλεψης (ή σε ένα μέρος των παρατηρήσεων που έχει θεωρηθεί κρυφό), επιλέγουν μία μέθοδο (ή ένα συνδυασμό μεθόδων) ως «βέλτιστη» επιλογή. Για τους σκοπούς της παρούσας διατριβής μελετήθηκαν και χρησιμοποιήθηκαν οι έξυπνες μέθοδοι που ενσωματώνονται σε δύο ευρέως διαδεδομένα πακέτα λογισμικού: *Autobox* και *Forecast Pro*.

Τη δεκαετία του 1970, οι Reid, Newbold και Granger σύγκριναν ένα μεγάλο αριθμό σειρών για να προσδιορίσουν την ακρίβεια προβλέψεών τους. Παρόλα αυτά, αυτές οι αρχικές μελέτες ακρίβειας βασίζονταν σε συγκρίσεις ενός περιορισμένου αριθμού μεθόδων. Οι Μακρυδάκης και Hibon (1979) έκαναν την πρώτη προσπάθεια να συγκρίνουν ένα μεγάλο αριθμό μεθόδων πρόβλεψης επί ενός μεγάλου συνόλου χρονοσειρών. Συνολικά συλλέχθηκαν 111 χρονοσειρές από ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών, καλύπτοντας έτσι μεγάλο εύρος της πραγματικής, καθημερινής ζωής (επιχειρησιακές εταιρίες, βιομηχανίες και μακροοικονομικά δεδομένα (*Macro Data*)). Το συμπέρασμα της μελέτης του Μακρυδάκη και της Hibon ήταν πως απλές μέθοδοι, όπως η εκθετική εξομάλυνση, υπερτερούν των πιο πολύπλοκων. Αυτό το συμπέρασμα ερχόταν σε αντίθεση με την κοινώς αποδεκτή άποψη της εποχής και η μελέτη δεν έγινε αποδεκτή από τη μεγάλη πλειοψηφία των ερευνητών, κυρίως του τομέα της στατιστικής.

Προκειμένου να απαντήσει στις κριτικές και να ενσωματώσει τις προτάσεις των διαφόρων ερευνητών για βελτίωση, ο Καθηγητής Μακρυδάκης συνέχισε τις συγκρίσεις των χρονοσειρών διοργανώνοντας μία σειρά διαγωνισμών πρόβλεψης *M-*, *M2-* και *M3-Competition* (Makridakis et al., 1982; 1993; 2000), όπου χρησιμοποιήθηκαν μεγάλα σύνολα πραγματικών επιχειρησιακών δεδομένων. Τα βασικά αποτελέσματα των διαγωνισμών αυτών μπορούν να συνοψιστούν ως εξής:

- Στατιστικά πολύπλοκες ή εξεζητημένες μέθοδοι δεν προσδίδουν απαραίτητα και πιο ακριβείς προβλέψεις από τις πιο απλές.
- Η σχετική κατάταξη της απόδοσης των διαφόρων μεθόδων ποικίλει ανάλογα με το κριτήριο ακρίβειας που χρησιμοποιείται.
- Η ακρίβεια μίας μεθόδου που είναι συνδυασμός απλών μεθόδων συνήθως είναι καλύτερη της ακρίβειας των μεθόδων αν αυτές εφαρμοσθούν ξεχωριστά.

- Η ακρίβεια των διαφόρων μεθόδων εξαρτάται από την έκταση του ορίζοντα πρόβλεψης που εφαρμόζεται.

Ειδικότερα για το Διαγωνισμό M3, η μέθοδος *Theta* παρήγαγε τις καλύτερες προβλέψεις από οποιαδήποτε άλλη μέθοδο που έλαβε μέρος στον διαγωνισμό. Τα αποτελέσματα ήταν εντυπωσιακά, καθώς μια μονοδιάστατη μέθοδος πρόβλεψης έδωσε τις καλύτερες προβλέψεις σε ένα πολύ ευρύ φάσμα δεδομένων υπερνικώντας ακόμα και εξειδικευμένες μεθόδους σε διάφορους τομείς προβλέψεων. Τα αποτελέσματα της μεθόδου ήταν βέλτιστα ιδιαίτερα για μηνιαία και μικροοικονομικά δεδομένα. Η επιτυχία της μεθόδου ήταν τόσο μεγάλη που προκάλεσε πολύ καλά σχόλια σε πολλές δημοσιεύσεις έκτοτε.

Δ. Επισκόπηση βιβλιογραφίας σχετικά με παράγοντες επιρροής προβλέψεων

Η παρούσα διατριβή αποσκοπεί στη μέτρηση του βαθμού της επίρροιας έξι συνιστωσών της χρονοσειράς στην ακρίβεια των παραγόμενων προβλέψεων. Στόχος είναι η χρήση της εξαγόμενης πληροφορίας προς τη βελτίωση των διαδικασιών ελέγχου αποθεμάτων, τον προγραμματισμό παραγγελιών, το σχεδιασμό παραγωγής και γενικότερα στη λήψη διοικητικών αποφάσεων. Μολονότι η παρούσα έρευνα περιορίζεται σε στατιστικές χρονοσειρές, πιστεύουμε πως τα αποτελέσματα που θα προκύψουν θα μπορούν να γενικευτούν, ούτως ώστε να αποτελέσουν τη βάση προς την κατανόηση των παραγόντων που επηρεάζουν την ακρίβεια της πρόβλεψης ευρύτερα, συμπεριλαμβανομένων των παραγόντων που επιδρούν στις κριτικές προβλέψεις.

Οι παράγοντες που ασκούν επιρροή στην ακρίβεια των εκτιμήσεων μελλοντικών τιμών είναι κρίσιμης σημασίας. Συνεπώς, έχουν απασχολήσει και έχουν μελετηθεί από πολλούς ερευνητικούς κλάδους. Στο Κεφάλαιο 4 παρουσιάζονται αναλυτικά οι παράγοντες αυτοί, σύμφωνα με τη βιβλιογραφία, κατηγοριοποιημένοι σε τρεις βασικούς κλάδους: στατιστικές προβλέψεις, κριτικές προβλέψεις και ψυχολογία. Επίσης, επιτελείται μία μελέτη αναφορικά με τη συνδυασμένη χρήση στατιστικών και κριτικών προβλέψεων προς την ελαχιστοποίηση του τελικού σφάλματος.

Ε. Διαδικασία προσομοίωσης

Η βασική υπόθεση της παρούσας διατριβής είναι πως η ακρίβεια στην πρόβλεψη χρονοσειρών επηρεάζεται από έξι παράγοντες. Οι παράγοντες αυτοί αποτελούνται από τις τέσσερις βασικές συνιστώσες της χρονοσειράς, δηλαδή την εποχιακότητα (*seasonality*), την τάση (*trend*), τον κύκλο (*cycle*) και την τυχαιότητα (*randomness*), καθώς και το πλήθος των διαθέσιμων ιστορικών παρατηρήσεων (*number of observations*) αλλά και το επιθυμητό ορίζοντα πρόβλεψης (*forecasting horizon*). Προκειμένου να μετρήσουμε το βαθμό που κάθε παράγοντας επηρεάζει την ακρίβεια,

προσομοιώνουμε ένα μεγάλο πλήθος τεχνητών χρονοσειρών, των οποίων όμως τα χαρακτηριστικά βασίζονται στην ανάλυση μέσω αποσύνθεσης των συνιστωσών των μηνιαίων δεδομένων του διαγωνισμού *M3*. Μετά από κατάλληλη στρογγυλοποίηση και κανονικοποίηση των τιμών των περιττών δεκατημορίων κάθε συνιστώσας, καταλήξαμε στα ποσοστιαία επίπεδα των συνιστωσών που παρουσιάζονται στον Πίνακα E.1. Εκτός των τεσσάρων αναλυθέντων συνιστωσών, προστέθηκε και ένας ακόμα παράγοντας, αναφορικά με το πλήθος των διαθέσιμων ιστορικών παρατηρήσεων. Οι τιμές των επιπέδων του παράγοντα αυτού έλαβαν απόλυτες τιμές που αντιπροσωπεύουν ιστορικά βάρη που συναντώνται ευρέως στο περιβάλλον μιας επιχείρησης (3, 4, 5, 7, 9 και 12 χρόνια).

Πίνακας E.1 - Τα επίπεδα διακύμανσης των πέντε παραγόντων

Παράγοντες	Επίπεδα					
	1	2	3	4	5	6
Εποχιακότητα	0.0%	0.5%	2.5%	7.5%	13.5%	20.0%
Τάση	0.0%	0.6%	1.2%	1.8%	2.4%	3.0%
Κύκλος	0.0%	0.4%	0.8%	1.2%	1.6%	2.0%
Τυχαιότητα	0.0%	0.5%	2.0%	4.0%	7.0%	10.0%
Αριθμός παρατηρήσεων	36	48	60	84	108	144

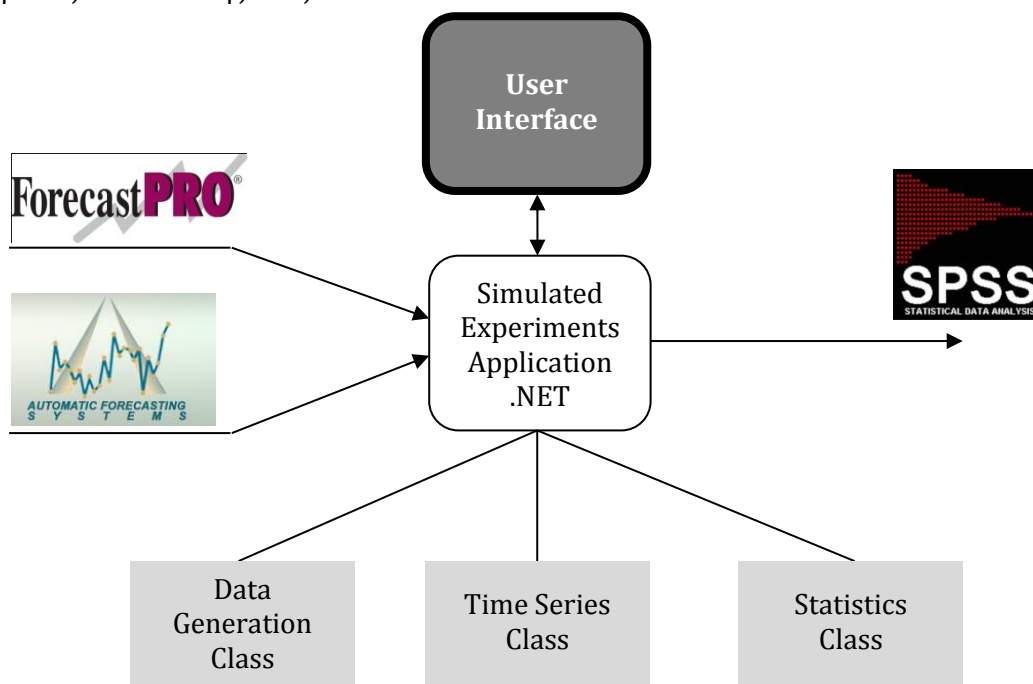
Προκειμένου να εξεταστεί κάθε πιθανή περίπτωση, θεωρούμε κάθε πιθανό συνδυασμό επιπέδων μεταξύ των πέντε παραγόντων, συνεπώς, εφόσον μελετούμε πέντε παράγοντες και έξι επίπεδα, καταλήγουμε σε $6^5=7.776$ συνδυασμούς. Για κάθε συνδυασμό θα παραχθούν συνολικά 10.000 χρονοσειρές, οπότε συνολικά παράγονται $7.776 \times 10.000 = 77.760.000$ χρονοσειρές. Προκειμένου να μελετηθεί η επίδραση του έκτου παράγοντα, που αφορά τον ορίζοντα πρόβλεψης, θα παραχθούν για κάθε χρονοσειρά 18 σημειακές προβλέψεις και θα ελεγχθεί ξεχωριστά η ακρίβεια σε κάθε ορίζοντα πρόβλεψης. Η επιλογή του ορίζοντα 18 μηνιαίων προβλέψεων γίνεται κατά ακολουθία του διεθνούς διαγωνισμού προβλέψεων *M3*. Όπως και στη διαδικασία της αποσύνθεσης των πραγματικών δεδομένων, έτσι και για την παραγωγή των τεχνητών χρονοσειρών θεωρείται ένα ντετερμινιστικό, πολλαπλασιαστικό μοντέλο, κατά αναλογία με αυτό που είχε προταθεί από τους Miller και Williams (2003), με την προσθήκη, όμως, της συνιστώσας του κύκλου.

Για τις ανάγκες της παρούσας εργασίας και πειραματικής διαδικασίας θεωρήθηκε απαραίτητο να εξετασθούν όλες οι κλασικές μέθοδοι χρονοσειρών, συμπεριλαμβανομένων των πολύ διαδεδομένων μεθόδων εξομάλυνσης και της σύγχρονης μεθοδολογίας Theta (Assimakopoulos και Nikolopoulos, 2000). Επιπλέον υπολογίσθηκαν και εξετάσθηκαν πέντε συνδυασμοί των παραπάνω μεθόδων. Τέλος, θεωρήθηκε σκόπιμο τα τεχνητά δεδομένα να εφαρμοστούν και σε δύο διαδεδομένα ολοκληρωμένα στατιστικά πακέτα που αποσκοπούν στην υποστήριξη λήψης αποφάσεων μέσω πρόβλεψης: *Autobox* και *Forecast Pro*.

Για τις έξι μεθόδους που δεν έχουν ενσωματωμένη αυτόματη δυνατότητα χειρισμού της εποχιακότητας (*Naïve 2, Single, Holt, Damped, Linear Trend* και *Theta*), χρησιμοποιήθηκε μια ακολουθία τριών βημάτων για τη διαδικασία παραγωγής των προβλέψεων. Αρχικά, τα δεδομένα αποεποχικοποιήθηκαν. Η αποεποχικοποίηση εφαρμόστηκε πολλαπλασιαστικά και βάσει των εποχιακών δεικτών που είχαν υπολογιστεί από την Κλασική Μέθοδο Αποσύνθεσης. Ακολούθως, οι ζητούμενες 18 μηνιαίες βηματικές προβλέψεις υπολογίστηκαν με χρήση των δεδομένων χωρίς εποχιακότητα και βάσει των ιδιοτήτων της κάθε μεθόδου. Τελικά, οι 18 μηνιαίες προβλέψεις εποχικοποιήθηκαν χρησιμοποιώντας τους ίδιους δείκτες με τους οποίους έγινε η αποεποχικοποίηση στο πρώτο βήμα. Για τις υπόλοιπες μεθόδους (*Naïve* και *Holt-Winters*) όπως και για τα λογισμικά πακέτα προβλέψεων, η πρόβλεψη εφαρμόστηκε απευθείας στα αρχικά δεδομένα.

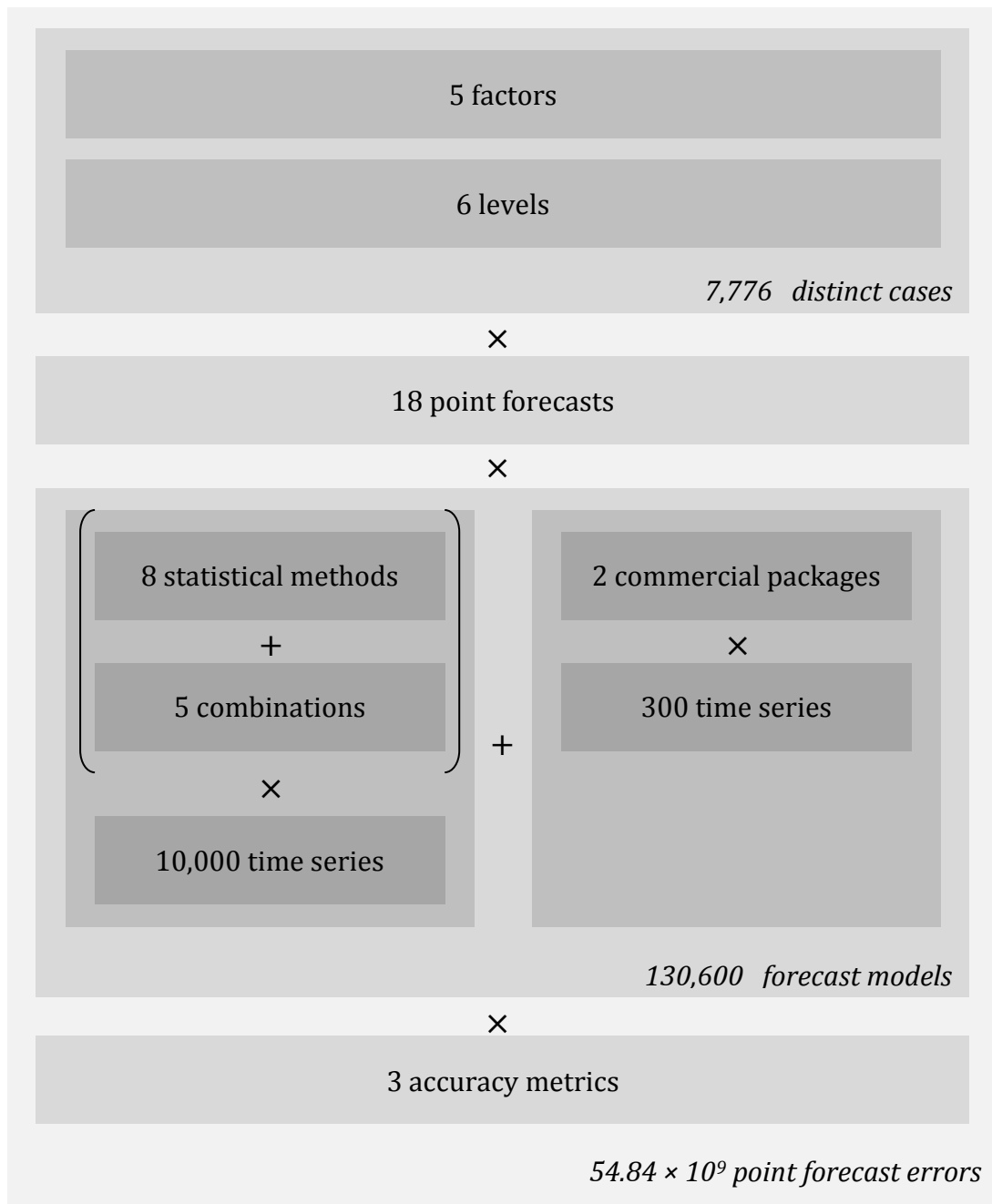
Η μέτρηση της ακρίβειας των οκτώ στατιστικών μεθόδων, των συνδυασμών τους και των δύο λογισμικών πακέτων πρόβλεψης μετρήθηκε μέσω της σύγκρισης των 18 πραγματικών παρατηρήσεων που κρατήθηκαν κρυφές κατά τη διάρκεια της πρόβλεψης. Υλοποιήθηκαν και υπολογίστηκαν οι ακόλουθοι τρεις δείκτες σφάλματος: Συμμετρικό Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (*sMAPE*), Μέσο Απόλυτο Κανονικοποιημένο Σφάλμα (*MASE*) και Percentage Better.

Για τις ανάγκες της πειραματικής προσομοίωσης σχεδιάστηκε και υλοποιήθηκε εξειδικευμένο, αυτόνομο και ημιαυτοματοποιημένο υπολογιστικό σύστημα με κατάλληλο γραφικό περιβάλλον. Το σύστημα υλοποιήθηκε στη γλώσσα προγραμματισμού *Visual Basic .Net*, μέσω της πλατφόρμας *Visual Studio .Net 2008*. Στο Σχήμα Ε.3 παρουσιάζονται οι βασικές υπομονάδες της εφαρμογής προσομοίωσης και ο τρόπος διασύνδεσής τους.



Σχήμα Ε.3 - Οι υπομονάδες της εφαρμογής προσομοίωσης

Το συνολικό μέγεθος της πειραματικής διαδικασίας προσεγγίζει τα **55 δισεκατομμύρια** υπολογισμούς σημειακών σφαλμάτων προβλεπτικής ακρίβειας, όπως απεικονίζεται και στο Σχήμα Ε.4.



Σχήμα Ε.4 – Το συνολικό μέγεθος της πειραματικής προσομοίωσης

ΣΤ. Ανάλυση και εξέταση των αποτελεσμάτων

Ο πλέον σημαντικός στόχος της διαδικασίας της πρόβλεψης είναι η παραγωγή αξιόπιστων προβλέψεων που αποτελούν αναπόσπαστο εργαλείο της διαδικασίας λήψης αποφάσεων σχετικά με το σχεδιασμό της διαδικασίας παραγωγής, της στρατηγικής που θα ακολουθηθεί αλλά και κάθε άλλης πτυχής στο περιβάλλον της

επιχείρησης. Το παρόν κεφάλαιο ασχολείται με την ανάλυση και εξέταση της ακρίβειας των προβλέψεων για τις τεχνητές χρονοσειρές που παρήχθησαν. Αρχικά αναλύεται ανά ορίζοντα πρόβλεψης το σφάλμα της πρόβλεψης για κάθε μία από τις μεθόδους και τους συνδυασμούς αυτών που χρησιμοποιήθηκαν. Τα αποτελέσματα συγκρίνονται με τα δημοσιευμένα αποτελέσματα του εμπειρικού διαγωνισμού προβλέψεων *M3* (Πίνακας E.2). Στη συνέχεια, επιδιώκεται μέσω ανάλυσης πολλαπλής παλινδρόμησης για κάθε μέθοδο ξεχωριστά να ελεγχθεί η υπόθεση πως οι παράγοντες που εξετάζει η διατριβή (εποχιακότητα, τάση, κύκλος, τυχαιότητα, αριθμός παρατηρήσεων και ορίζοντας πρόβλεψης) επηρεάζουν σημαντικά την ακρίβεια πρόβλεψης, καθώς επίσης και να μετρηθεί ο βαθμός επιρροής τους. Τέλος, εφαρμόζεται πολλαπλή παλινδρόμηση, όπου όλες οι μέθοδοι συμμετέχουν ως ψευδομεταβλητές (*dummy variables*). Στόχος αυτής είναι να ελεγχθούν συνολικά οι παράγοντες που επηρεάζουν την ακρίβεια των προβλέψεων, να γίνει άμεση σύγκριση μεταξύ των μεθόδων που εφαρμόστηκαν και να ελεγχθεί συνολικά η στατιστική σημαντικότητα της προσομοίωσης. Η ανάλυση μέσω παλινδρόμησης επιτυγχάνει δύο στόχους. Πρώτον, εξετάζεται η υπόθεση αν κάποιοι συγκεκριμένοι παράγοντες επιδρούν σημαντικά στην ακρίβεια των στατιστικών προβλέψεων μέσω της δημιουργίας μεγάλων σφαλμάτων. Δεύτερον, για τους παράγοντες που επαληθευτεί η υπόθεση ότι επηρεάζουν την ακρίβεια της πρόβλεψης, μετράται ο βαθμός και η κατεύθυνση της επιρροής αυτής. Συνοπτικά, οι συντελεστές των εξισώσεων παλινδρόμησης όπου ως ανεξάρτητη μεταβλητή έχει χρησιμοποιηθεί ο δείκτης σφάλματος *sMAPE*, παρουσιάζονται στον Πίνακα E.3, τόσο ανά μέθοδο πρόβλεψης, όσο και συνολικά (με χρήση ψευδομεταβλητών).

Πίνακας E.2 – Αναλογία σφαλμάτων πραγματικών και τεχνητών δεδομένων

Μέθοδος	Simulated Data Average sMAPE 1-18 Forecasting Horizons	M3 Results Average sMAPE 1-18 Forecasting Horizons	Ratio M3/Simulated
Naïve 2	6,67	16,91	2,54
Single	5,81	15,32	2,64
Holt	6,20	15,36	2,48
Damped	5,78	14,59	2,52
Holt-Winters	6,59	15,44	2,34
Theta	5,69	13,85	2,43
Autobox	6,55	15,83	2,42
Forecast Pro	5,88	13,86	2,36

Ένα πολύ ενδιαφέρον συμπέρασμα, το οποίο ενισχύει την επιτυχία της προσομοίωσης των τεχνητών χρονοσειρών προέρχεται από τη σύγκριση των μέσων (για όλους τους ορίζοντες πρόβλεψης) συμμετρικών απολύτων ποσοστιαίων σφαλμάτων, όπως αυτή παρουσιάζεται στον Πίνακα E.2. Η πρώτη στήλη αποτυπώνει τις μεθόδους που

συμμετείχαν ταυτόχρονα στο διαγωνισμό *M3* και την παρούσα διατριβή (*Naïve 2, Single, Holt, Damped, Holt-Winters, Theta, Autobox, Forecast Pro*). Η δεύτερη και η τρίτη στήλη παρουσιάζουν το μέσο *sMAPE* των τεχνητών και των πραγματικών μηνιαίων χρονοσειρών αντίστοιχα. Τέλος, στην τέταρτη στήλη έχει υπολογιστεί η αναλογία των σφαλμάτων αυτών ανά μέθοδο. Όπως προκύπτει, ο λόγος είναι σταθερός για όλες τις μεθόδους και ίσος με 2,5. Η σταθερότητα της τιμής αυτής επιβεβαιώνει την ακολουθία των συμπερασμάτων που προήλθαν από τεχνητά δεδομένα σε σχέση με την απόδοση των ίδιων μεθόδων σε πραγματικές χρονοσειρές.

Πίνακας Ε.3 – Σύγκριση συντελεστών παλινδρόμησης ξεχωριστά και συνολικά

Μέθοδος	Εποχιακότητα	Τάση	Κυκλικότητα	Τυχασιότητα	Αριθμός Παρατηρήσεων	Ορίζοντας Πρόβλεψης
Naive 2	0,043	0,054	0,241	0,916	-0,040	0,166
Single	0,031	0,071	0,323	0,874	-0,037	0,206
Holt	0,050	-0,002	0,408	0,824	-0,101	0,244
Damped	0,033	0,056	0,342	0,870	-0,044	0,195
Holt-Winters	0,044	-0,003	0,396	0,823	-0,052	0,295
Theta	0,030	0,024	0,346	0,875	-0,042	0,178
Linear Trend	0,026	-0,012	0,549	0,747	0,041	0,160
Autobox	0,140	0,071	0,383	0,799	-0,029	0,197
Forecast Pro	0,063	0,033	0,378	0,854	-0,055	0,214
Μέσος Όρος όλων των μεθόδων	0,051	0,032	0,374	0,842	-0,040	0,206
Κανονικοποιημένοι συντελεστές παλινδρόμησης με χρήση ψευδομεταβλητών	0,051	0,032	0,370	0,836	-0,040	0,205

Τα αποτελέσματα στατιστικής σημαντικότητας έδειξαν πως, ειδικά για το δείκτη *sMAPE*, επιτυγχάνονται πολύ υψηλά επίπεδα συσχέτισης μεταξύ των τιμών των ανεξαρτήτων μεταβλητών και της ακρίβειας πρόβλεψης της κάθε μεθόδου, δεδομένων των υψηλών τιμών του δείκτη R^2 . Το γεγονός αυτό επαληθεύει την υπόθεσή μας για την επιλογή του συγκεκριμένου συνόλου παραγόντων, χωρίς να γίνεται άμεσα αισθητή η απουσία κάποιου άλλου σημαντικού παράγοντα, καθώς το σύνολο των μεταβλητών που εξετάστηκαν δίνει καλή εκτίμηση μέσω παλινδρόμησης του αναμενόμενου επιπέδου σφάλματος. Ταυτόχρονα, οι υψηλές τιμές των στατιστικών δεικτών *t-test* οδηγούν στο χαρακτηρισμό όλων των επιλεγμένων μεταβλητών ως στατιστικά σημαντικές. Απεναντίας, η παλινδρόμηση στην οποία χρησιμοποιήθηκε ως εξαρτημένη μεταβλητή η ακρίβεια του σφάλματος εκφρασμένη στο δείκτη *MASE* δεν έδωσε εξίσου στατιστικά σημαντικά αποτελέσματα. Ένας πιθανός λόγος είναι η εξάρτηση του δείκτη αυτού από το εντός δείγματος μέσω σφάλμα της απλής εκδοχής της μεθόδου *Naïve*.

Καθοδηγούμενοι κυρίως από τα αποτελέσματα του δείκτη *sMAPE*, καταλήγουμε στο συμπέρασμα πως η κυκλικότητα και η τυχαιότητα είναι οι δύο σημαντικότεροι παράγοντες που επιδρούν αρνητικά στην ακρίβεια πρόβλεψης των στατιστικών μεθόδων χρονοσειρών. Η μοναδική μέθοδος που δεν επηρεάζεται όσο οι υπόλοιπες είναι η απλή *Naïve*. Η τάση αντιμετωπίζεται αποτελεσματικά μόνο από τρεις μεθόδους με εγγενείς διαδικασίες απομόνωσης της συνιστώσας αυτής (*Holt*, *Linear Trend* και *Holt-Winters*), ενώ μέθοδοι σταθερού επιπέδου (*Naïve*, *Naïve 2*, *Single*) και τα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα (*Autobox*) επηρεάζονται πολύ από την παρουσία της. Η εποχιακότητα αντιμετωπίζεται με επιτυχία από όλες τις μεθόδους εκτός της απλής *Naïve*, γεγονός που καθιστά την διαδικασία πρόβλεψης τριών βημάτων (αποεποχικοποίηση, πρόβλεψη και επανεποχικοποίηση) απαραίτητη. Ο αυξημένος αριθμός των παρατηρήσεων συμβάλει ελάχιστα θετικά στην αυξημένη ακρίβεια της πρόβλεψης, εκτός της μεθόδου *Linear Trend*, όπου παρατηρείται ελαφρά χειροτέρευση. Τέλος, η ζήτηση προβλέψεων μεγάλου χρονικού ορίζοντα αυξάνει γενικά το σφάλμα, ιδιαίτερα για τη μέθοδο *Holt-Winters*. Στον Πίνακα E.4 γίνεται η οπτική απεικόνιση των αποτελεσμάτων που αφορούν την επίδραση των παραγόντων στην ακρίβεια πρόβλεψης, ώστε να καταστεί άμεσα σαφές σε ποιες περιπτώσεις είναι σκόπιμο να χρησιμοποιείται η κάθε μέθοδος.

Z. Προσαρμογή του μοντέλου στην πρόβλεψη

Ο κύριος στόχος της διατριβής είναι η εξακρίβωση των μεθόδων που επιδρούν στην ακρίβεια πρόβλεψης χρονοσειρών και το βαθμό της επιρροής αυτής. Το μεγάλο, κρίσιμο, όμως ερώτημα είναι αν η καλή προσαρμογή στην ερμηνεία των παραγόντων που επηρεάζουν την πρόβλεψη θα μπορούσε να μεταφραστεί σε υψηλότερη ακρίβεια πρόβλεψης μέσω της εκ των προτέρων επιλογής καταλληλότερης για κάθε περίπτωση μεθόδου ή μέσω μιας επιλογής συνδυασμού μεθόδων, βάσει των αποτελεσμάτων των εξισώσεων παλινδρόμησης. Για το σκοπό αυτό, υλοποιήθηκε και εξετάστηκε η προβλεπτική ικανότητα του προτεινόμενου μοντέλου κυρίως μέσω της σύγκρισής του με την απόδοση των μεθόδων *Single*, *Damped* και *Theta*.

Η προτεινόμενη μεθοδολογία επιλογής τεχνικών μεθόδων προέκτασης βασίζεται στην επιρροή των παραγόντων στην ακρίβεια της πρόβλεψης. Προτείνεται η χρήση των αρχικών συντελεστών παλινδρόμησης της κάθε μεθόδου ξεχωριστά όπου χρησιμοποιήθηκε ως εξαρτημένη μεταβλητή ο δείκτης *sMAPE*. Οι συντελεστές των μεμονωμένων μεθόδων θα αποτελέσουν τη βάση για τη κατασκευή ενός συνόλου εξισώσεων πολλαπλής παλινδρόμησης για την εκτίμηση των συμμετρικών απόλυτων ποσοστιαίων σφαλμάτων κάθε χρονοσειράς. Ως ανεξάρτητες μεταβλητές θα χρησιμοποιήσουμε το σύνολο των παραγόντων που μελετήθηκαν στα πλαίσια της διατριβής (εποχιακότητα, τάση, κυκλικότητα, τυχαιότητα, αριθμός παρατηρήσεων και ορίζοντας πρόβλεψης).

Πίνακας Ε.4 - Οπτική παρουσίαση των συνολικών αποτελεσμάτων

Μέθοδος	Εποχιακότητα	Τάση	Κυκλικότητα
Naïve			
Naïve 2			
Single			
Holt			
Damped			
Holt-Winters			
Theta			
Linear Trend			
Autobox			
Forecast Pro			

Μέθοδος	Τυχασιότητα	Αριθμός Παρατηρήσεων	Ορίζοντας Πρόβλεψης
Naïve			
Naïve 2			
Single			
Holt			
Damped			
Holt-Winters			
Theta			
Linear Trend			
Autobox			
Forecast Pro			

Οι εξισώσεις πολλαπλών παλινδρομήσεων δίνουν, λοιπόν, συναρτήσεως των τιμών των παραγόντων, την εκτίμηση σφάλματος $sAPE$ για κάθε σημειακή πρόβλεψη, για κάθε χρονοσειρά και για κάθε μέθοδο. Οπότε, για κάθε σημειακή πρόβλεψη μιας χρονοσειράς εκτιμάται ένα διάνυσμα δέκα τιμών $sAPE_i$, κάθε στοιχείο του οποίου αναφέρεται στο αναμενόμενο σφάλμα κάθε μίας από τις 10 μεθόδους πρόβλεψης που εξετάζονται. Τα στοιχεία του διανύσματος $sAPE$ ταξινομούνται με αύξοντα βαθμό, ούτως ώστε η μέθοδος με την καλύτερη εκτιμώμενη απόδοση (δηλαδή, η μέθοδος με τη μικρότερη τιμή $sAPE$) να αντιστοιχεί στο στοιχείο $sAPE_1$. Η προτεινόμενη μεθοδολογία χρησιμοποιεί από μία έως έξι μεθόδους με την καλύτερη εκτίμηση απόδοσης και τις συνδυάζει με ίσα βάρη. Η επιλογή των μεθόδων που θα συμμετέχουν στο συνδυασμό μίας μόνο σημειακής πρόβλεψης γίνεται βάσει του ακόλουθου κανόνα:

$$\text{IF } \left\{ \begin{array}{l} \text{threshold} \leq \frac{sAPE_1}{sAPE_i} \\ \text{and} \\ 1 \leq i \leq 6 \end{array} \right\} \text{ THEN } \{\text{include method } i \text{ in the combination}\}$$

όπου το κατώφλι (*threshold*) δύναται, θεωρητικά, να λαμβάνει τιμές στο διάστημα $[0, 1]$. Συνολικά, τα βήματα της προτεινόμενης μεθοδολογίας επιλογής μεθόδων πρόβλεψης θα μπορούσαν να συνοψιστούν παρακάτω:

- Βήμα 1.** Ανάλυση της χρονοσειράς στα συστατικά της και υπολογισμός των τιμών των εξεταζόμενων παραγόντων.
- Βήμα 2.** Εκτίμηση μέσω πολλαπλής παλινδρόμησης των $sAPE$ για κάθε μέθοδο.
- Βήμα 3.** Επιλογή των μεθόδων που θα συμμετέχουν στο συνδυασμό, δεδομένης της τιμής κατωφλιού.
- Βήμα 4.** Συνδυασμός των επιλεγμένων μεθόδων με ίσα βάρη.

Η απόδοση της προτεινόμενης μεθόδου για την αυτόματη επιλογή μεμονωμένων μεθόδων πρόβλεψης ή κατάλληλων συνδυασμών βάσει του εκτιμώμενου επίπεδου σφάλματος ακρίβειας αξιολογείται τόσο στα προσομοιωμένα τεχνητά δεδομένα που κατασκευάστηκαν για τις ανάγκες της παρούσας διατριβής, όσο και στις πραγματικές μηνιαίες χρονοσειρές του διεθνούς διαγωνισμού προβλέψεων *M3* (Πίνακες E.5 και E.6 αντίστοιχα). Σύμφωνα με τα αποτελέσματα, η προτεινόμενη διαδικασία επιλογής δύναται να αποφέρει σημαντικές μειώσεις στο υπολογισμένο μέσω του δείκτη $sMAPE$ σφάλμα. Στα προσομοιωμένα δεδομένα, η καλύτερη ακρίβεια επιτυγχάνεται για επίπεδο *threshold* 0,8, όπου το μέσο σφάλμα είναι οριακά καλύτερο από τη μέθοδο *Theta*, αλλά σαφώς καλύτερο από τις μεθόδους εξομάλυνσης *Damped* και *SES*. Όσον αφορά τα πραγματικά δεδομένα, η καλύτερη απόδοση της μεθοδολογίας (13,76%) ισοδυναμεί με ποσοστιαία βελτίωση 5,7% ως προς την κατά πολλούς απόλυτη μέθοδο αναφοράς *Damped* και 10,2% ως προς την απλή εκθετική εξομάλυνση. Οριακά, υπερνικά και τη νικήτρια μέθοδο του διαγωνισμού *M3*, *Theta*, κατά 0,65%. Αξίζει, επίσης, να σημειωθεί η απόδοση μερικών ακόμα μεθόδων στις προβλέψεις των μηνιαίων δεδομένων του διαγωνισμού *M3*. Το *RBF* των *Collory* και *Armstrong* πέτυχε

Πίνακας Ε.5 - Απόδοση της προτεινόμενης μεθοδολογίας στην ακρίβεια πρόβλεψης των προσομοιωμένων δεδομένων

Μέθοδος	sMAPE ανά ορίζοντα πρόβλεψης																		Μέσος αριθμός επιλεγμένων μεθόδων
	Threshold	1	2	3	4	5	6	8	12	15	18	1 to 4	1 to 8	1 to 12	1 to 18				
Αυτόματος συνδυασμός μεθόδων βάσει της προτεινόμενης μεθοδολογίας																			
0,50	4,53	4,92	4,71	4,95	5,01	5,31	5,51	5,85	6,25	6,85	6,85	4,77	5,04	5,29	5,66	5,84			
0,55	4,53	4,92	4,71	4,95	5,01	5,31	5,51	5,85	6,25	6,85	6,85	4,77	5,04	5,29	5,66	5,81			
0,60	4,53	4,92	4,71	4,95	5,01	5,31	5,51	5,85	6,25	6,85	6,85	4,77	5,04	5,29	5,66	5,78			
0,65	4,53	4,92	4,71	4,95	5,01	5,31	5,51	5,85	6,25	6,85	6,85	4,78	5,04	5,29	5,66	5,73			
0,70	4,53	4,92	4,71	4,95	5,02	5,31	5,51	5,85	6,25	6,85	6,85	4,78	5,04	5,29	5,66	5,67			
0,75	4,53	4,92	4,71	4,95	5,02	5,31	5,51	5,85	6,25	6,85	6,85	4,78	5,04	5,29	5,66	5,58			
0,80	4,53	4,93	4,71	4,95	5,02	5,31	5,51	5,85	6,24	6,84	6,84	4,78	5,04	5,29	5,65	5,43			
0,85	4,53	4,93	4,71	4,96	5,03	5,31	5,51	5,85	6,25	6,84	6,84	4,78	5,04	5,29	5,66	5,12			
0,90	4,53	4,93	4,72	4,96	5,04	5,31	5,51	5,87	6,26	6,84	6,84	4,78	5,05	5,30	5,67	4,20			
0,95	4,54	4,96	4,72	4,98	5,05	5,34	5,53	5,90	6,27	6,87	6,87	4,80	5,07	5,32	5,70	2,74			
1,00	4,58	5,04	4,74	5,00	5,08	5,37	5,55	5,91	6,28	6,86	6,86	4,84	5,10	5,35	5,72	1,01			
Single	4,61	5,02	4,85	5,01	5,12	5,43	5,65	6,00	6,43	7,00	7,00	4,87	5,14	5,43	5,81				
Damped	4,61	5,02	4,86	5,01	5,12	5,42	5,64	5,96	6,39	6,93	6,93	4,87	5,14	5,42	5,78				
Theta	4,62	5,05	4,82	4,98	5,08	5,32	5,52	5,89	6,23	6,65	6,65	4,87	5,09	5,35	5,69				

Πίνακας Ε.6 - Απόδοση της προτεινόμενης μεθοδολογίας στην ακρίβεια πρόβλεψης των πραγματικών μηνιαίων δεδομένων του διαγωνισμού M3

Μέθοδος	sMAPE ανά οριζόντια πρόβλεψη (%)										Μέσο sMAPE			Μέσος αριθμός επιλεγμένων μεθόδων					
	1	2	3	4	5	6	8	12	15	18	1 to 4	1 to 8	1 to 12		1 to 18				
Threshold																			
0,50	11,6	10,8	12,4	13,5	11,8	11,6	12,4	13,0	16,4	17,5	12,06	12,13	12,44	13,77	5,73				
0,55	11,6	10,8	12,4	13,5	11,8	11,6	12,4	13,0	16,4	17,5	12,06	12,12	12,44	13,76	5,68				
0,60	11,6	10,8	12,4	13,5	11,8	11,6	12,4	13,0	16,4	17,5	12,07	12,13	12,45	13,77	5,61				
0,65	11,6	10,8	12,4	13,5	11,8	11,6	12,4	13,1	16,4	17,6	12,07	12,14	12,46	13,79	5,53				
0,70	11,6	10,8	12,4	13,5	11,8	11,6	12,4	13,1	16,4	17,6	12,07	12,14	12,47	13,79	5,42				
0,75	11,7	10,9	12,4	13,5	11,9	11,6	12,5	13,2	16,5	17,6	12,12	12,19	12,51	13,84	5,25				
0,80	11,8	11,1	12,6	13,9	12,2	11,8	12,6	13,2	16,5	17,6	12,35	12,40	12,67	13,97	4,84				
0,85	12,8	11,7	13,4	14,6	13,0	12,4	13,2	13,8	16,8	17,8	13,11	13,13	13,36	14,56	4,06				
0,90	13,6	12,2	14,3	15,4	13,8	13,3	14,0	14,7	17,5	18,8	13,89	13,89	14,14	15,37	2,92				
0,95	13,7	12,5	14,6	15,6	14,1	13,4	14,3	15,2	18,1	19,5	14,11	14,12	14,43	15,78	1,85				
1,00	13,8	12,4	14,5	15,7	14,1	13,4	14,3	15,3	18,2	19,9	14,11	14,16	14,48	15,90	1,01				
Single	13,0	12,1	14,0	15,1	13,5	13,1	13,8	14,5	18,3	19,4	13,53	13,60	13,83	15,32					
Damped	11,9	11,4	13,0	14,2	12,9	12,6	13,0	13,9	17,5	18,9	12,63	12,85	13,10	14,59					
Theta	11,2	10,7	11,8	12,4	12,2	12,4	12,7	13,2	16,2	18,2	11,54	12,13	12,50	13,85					
Αυτόματος συνδυασμός μεθόδων βάσει της προτεινόμενης μεθοδολογίας																			

μέση απόδοση *sMAPE* 14,77%, η μέθοδος εκθετικής εξομάλυνσης γραμμικής τάσης (*Holt*) επίδειξε μέση ακρίβεια 15,36%, ενώ η καλύτερη (από τις τρεις) υλοποίηση του λογισμικού προβλέψεων *Autobox* σημείωσε μόλις 15,69%. Οι αποδόσεις αυτές καθιστούν το προτεινόμενο μεθοδολογικό πλαίσιο πολύ αποδοτικό, με συνολική βελτίωση ακρίβειας 6,8%, 10,4% και 13% αντίστοιχα.

H. Συμπεράσματα και προοπτικές

Η διαδικασία της προσομοίωσης των χρονοσειρών βασίστηκε στην ανάλυση των μηνιαίων δεδομένων του διαγωνισμού προβλέψεων *M3* και ακολούθησε μία ντετερμινιστική διαδικασία παραγωγής, ακολουθώντας το πολλαπλασιαστικό πρότυπο των χρονοσειρών. Διακρίθηκαν 6⁵ περιπτώσεις, δηλαδή διακριτοί συνδυασμοί αναφορικά με τα ποσοστιαία επίπεδα των εξεταζόμενων παραγόντων. Παρήχθησαν, συνολικά, 80 εκατομμύρια χρονοσειρές, καθιστώντας τη συγκεκριμένη έρευνα τη μεγαλύτερη έρευνα προσομοίωσης χρονοσειρών και προβλέψεων. Η μελέτη και ανάλυση των αποτελεσμάτων των παλινδρομήσεων που αφορούν την εξέταση της υπόθεσης των επιλεγμένων παραγόντων στην τελική ακρίβεια της κάθε μεθόδου πρόβλεψης ξεχωριστά κατέληξε σε ποικίλα και ενδιαφέροντα συμπεράσματα:

- ✓ Η συνιστώσα των χρονοσειρών κυκλικότητα αναγνωρίστηκε ως ο πιο σημαντικός παράγοντας επιρροής της απόδοσης των μεθόδων, όπως αυτή υπολογίζεται με τους δείκτες *sMAPE* και *MASE*.
- ✓ Η συνιστώσα της τυχαιότητας συμβάλει σημαντικά στη μείωση της αξιοπιστίας όλων των μεθόδων και, συνεπώς, στη δημιουργία μεγάλων σφαλμάτων πρόβλεψης, σύμφωνα με το δείκτη *sMAPE*.
- ✓ Αρνητική αλλά αρκετά μικρότερη επίδραση στην τελική ακρίβεια παρουσιάζει η εποχιακότητα.
- ✓ Η τάση αφήνει ανάμεικτα συμπεράσματα, με ορισμένες μεθόδους να παρουσιάζουν μικρή αύξηση της μετρούμενης ακρίβειας παρουσία τάσης, ενώ οι περισσότερες να εμφανίζουν μικρές ή μεγάλες αρνητικές επιδράσεις.
- ✓ Η αύξηση του αριθμού των διαθέσιμων ιστορικών παρατηρήσεων οδήγησε την πλειοψηφία των μοντέλων σε καλύτερη προσαρμογή στην εκτός δείγματος ακρίβεια, πιθανότατα λόγω ακριβέστερης απόδοσης του προτύπου των δεδομένων.
- ✓ Ο ορίζοντας της πρόβλεψης επηρεάζει αναμενόμενα την ακρίβεια όλων των μεθόδων προς την αρνητική κατεύθυνση.
- ✓ Η μελέτη όλων των σφαλμάτων ακρίβειας (*sMAPE*, *MASE* και *Percentage Better*) έδειξε πως τρεις μέθοδοι διακρίθηκαν για τη συνολική τους ακρίβεια και συνέπεια στην παραγωγή αποδοτικών προβλέψεων: η μέθοδος *Theta* και οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης σταθερού επιπέδου και φθίνουσας τάσης (*Single* και *Damped*).
- ✓ Επαληθεύεται για άλλη μία φορά το εύρημα πως ο απλός συνδυασμός τεχνικών πρόβλεψης οδηγεί σε ποιοτικές και ακριβείς προβλέψεις.
- ✓ Όλες οι εξισώσεις πολλαπλής παλινδρόμησης που υπολογίσθηκαν επέδειξαν πολύ μεγάλες τιμές σημαντικότητας των επιμέρους ανεξάρτητων μεταβλητών, μέσω του δείκτη *t-test*. Επιπρόσθετα, και ιδιαίτερα στις παλινδρομήσεις του δείκτη σφάλματος

sMAPE, τονίζεται η συνολική σημαντικότητα των εξισώσεων, όπως αυτή προκύπτει από το δείκτη συσχέτισης R^2 .

Η προτεινόμενη μεθοδολογία επιλογής μεθόδων βάσει της εκτίμησης σφάλματος μέσω των συντελεστών παλινδρόμησης και ενός απλού κανόνα παρουσίασε πολύ ελπιδοφόρα αποτελέσματα:

- ✓ Στα τεχνητά προσομοιωμένα δεδομένα, παρατηρήθηκε υπεροχή απόδοσης σε σχέση με τις τρεις καλύτερες μεθόδους, προσφέροντας κατά περίπτωση βελτίωση έως και 2,5% σε σχέση με την μέθοδο εξομάλυνσης μη γραμμικής τάσης (*Damped*), η οποία θεωρείται από πολλούς ερευνητές ως η πλέον κατάλληλη για χρήση ως μεθόδου αναφοράς.
- ✓ Στα πραγματικά δεδομένα, η απόδοση της προτεινόμενης μεθόδου ήταν ακόμα καλύτερη. Οι βέλτιστοι συνδυασμοί προβλέψεων έδωσαν έως και 5,7% βελτίωση σε σχέση με τη μέθοδο *Damped*.
- ✓ Η καλύτερη απόδοση συνοδεύτηκε από μικρότερη διακύμανση των σφαλμάτων, γεγονός πολύ σημαντικό σε καταστάσεις αβεβαιότητας και αστάθειας.
- ✓ Σύμφωνα με τα εξετασμένα σύνολα δεδομένων, παρατηρήθηκε βέλτιστη απόδοση της προτεινόμενης μεθοδολογίας όταν η τιμή της παραμέτρου (*threshold*) είναι 0,7 έως 0,8, ενώ, ταυτόχρονα, ο αριθμός των επιλεγμένων μεθόδων ανέρχεται σε 5 έως 5,5.

Το προτεινόμενο πλαίσιο *ADIDA* εξετάστηκε σε σύνολα δεδομένων διακοπτόμενης και συνεχούς φύσης. Τα συμπεράσματα που προέκυψαν έχουν ως εξής:

- ✓ Και στις δύο περιπτώσεις εντοπίστηκε ένα εν δυνάμει βέλτιστο επίπεδο συνάθροισης, καταλήγοντας σε προβλέψεις που υπερείχαν των ίδιων μεθόδων χωρίς την εφαρμογή της συνάθροισης των δεδομένων.
- ✓ Η μεθοδολογία *ADIDA* είναι πιθανόν να οδηγήσει σε σημαντική βελτίωση της απόδοσης μιας μεμονωμένης μεθόδου, οπότε μπορεί να οριστεί ως ένας μηχανισμός «αυτό-βελτίωσης» των μεθόδων, ειδικότερα για τις απλούστερες τεχνικές.
- ✓ Τα εμπειρικά αποτελέσματα επιδεικνύουν πως είναι πολύ πιθανή η ύπαρξη ενός βέλτιστου επιπέδου συνάθροισης. Το γεγονός αυτό επαληθεύεται τόσο σε ξεχωριστές χρονοσειρές, όσο και στο σύνολο των δεδομένων, διακοπτόμενης και συνεχούς φύσης.
- ✓ Ο ορισμός του επιπέδου συνάθροισης ίσο με *lead time + one review period* έχει πολύ ενδιαφέροντα αποτελέσματα. Αυτή η απλή φιλοσοφία έχει νόημα σε ένα σύστημα παρακολούθησης αποθεμάτων, όπου το ζητούμενο είναι η παραγωγή συναθροισμένων προβλέψεων για ένα αντίστοιχο ορίζοντα πρόβλεψης.

Η παρούσα διατριβή, όπως και κάθε έρευνα, υφίσταται συγκεκριμένους περιορισμούς. Υπάρχουν σαφείς μελλοντικές προεκτάσεις που δύναται να συνεισφέρουν σε διάφορους τομείς:

- ❖ Χρήση ακόμα περισσότερων σφαλμάτων μέτρησης της ακρίβειας, όπως το μέσο σφάλμα ή το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, τα οποία είναι κατάλληλα για τη μέτρηση της προκατάληψης και της διακύμανσης των σφαλμάτων αντίστοιχα.

- ❖ Μέτρηση της κατεύθυνσης των πραγματικών τιμών των χρονοσειρών έναντι των προβλέψεων, ώστε να καθοριστεί η πιθανή μεροληψία των μεθόδων κάτω από συγκεκριμένες συνθήκες.
- ❖ Υπολογισμός των διαστημάτων πρόβλεψης και ο καθορισμός της ποσοστιαίας πιθανότητας τα πραγματικά δεδομένα να βρίσκονται μέσα στα διαστήματα αυτά.
- ❖ Γέννηση ακόμα περισσότερων χρονοσειρών μέσω υιοθέτησης περισσότερων βηματικών ποσοστιαίων επιπέδων διακύμανσης των τεσσάρων συνιστωσών (εποχιακότητα, τάση, κυκλικότητα και κύκλος).
- ❖ Εισαγωγή περιπτώσεων που θα χαρακτηρίζονται από συγκεκριμένες αλλαγές, μόνιμες ή παροδικές, στο επίπεδο, την τάση ή ακόμα και στο εποχιακό πρότυπο των χρονοσειρών.
- ❖ Εξέταση χρονοσειρών εναλλακτικών συχνοτήτων (ετήσια ή τριμηνιαία δεδομένα) αλλά και χρονοσειρών πολύ μεγάλων συχνοτήτων (ημερήσια ή ωριαία δεδομένα).
- ❖ Εναλλακτική διαδικασία αξιολόγησης των προβλέψεων, η οποία θα περιλαμβάνει τη διαδοχική ανανέωση της τελευταίας ιστορικής τιμής, καθώς νέα δεδομένα γίνονται διαθέσιμα, και την παραγωγή ανανεωμένων προβλέψεων βασισμένων στο σύνολο των διαθέσιμων δεδομένων (*rolling-origin evaluation*).
- ❖ Αξιολόγηση στο κέρδος (*evaluation on the money*), η οποία θα συντελέσει την προτεινόμενη μεθοδολογία κατάλληλη για εφαρμογή σε κάθε είδος επιχείρησης, προσφέροντας ακριβείς, ποιοτικές και κερδοφόρες προβλέψεις.
- ❖ Θεωρητική, πέραν της εμπειρικής, τεκμηρίωση ύπαρξης βέλτιστου επιπέδου συνάθροισης αναφορικά με τη μέθοδο ADIDA.
- ❖ Ενοποίηση της θεωρίας συνάθροισης, μέσω της εύρεσης συνδέσεων μεταξύ της συνάθροισης οικογενειών (πυραμίδων) και της χρονικής μη επικαλυπτόμενης συνάθροισης.

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

1.1 Γενικά

Αν αναλογιστεί κανείς απλές καθημερινές περιστάσεις, μπορεί εύκολα να καταλήξει στο συμπέρασμα πως οι προβλέψεις είναι κομμάτι της καθημερινής μας ζωής. Μπορεί να αποτελούν τόσο μικρές αποφάσεις που καλούμαστε να λάβουμε σε καθημερινό επίπεδο, όσο και σημαντικότερες αποφάσεις που αφορούν το μέλλον σε ατομικό ή ομαδικό επίπεδο. Ένα απλό παράδειγμα πρόβλεψης θα μπορούσε να είναι η απόφασή μας αν θα πάρουμε ομπρέλα μαζί μας το πρωί. Η απόφαση αυτή θα μπορούσε να ληφθεί έπειτα από ίδια εκτίμηση για τον καιρό αλλά και με τη βοήθεια μετεωρολογικών προβλέψεων.

Η πρόβλεψη είναι σημαντικό κομμάτι για στρατηγικές αποφάσεις που αφορούν μικρές ή μεγάλες επιχειρήσεις. Για παράδειγμα, ένας φούρναρης καλείται καθημερινά να λάβει μία απόφαση σχετικά με το πόσα κιλά ψωμί θα παράγει. Το ζητούμενο είναι η ακριβέστερη εκτίμηση των πωλήσεων που θα πραγματοποιηθούν την εκάστοτε ημέρα. Από τη μία, μεγαλύτερη των πωλήσεων παραγωγή θα οδηγήσει σε κόστος παραγωγής και υλικών και σε τελικό αδιάθετο εμπόρευμα. Από την άλλη, μικρότερη της ζήτησης παραγωγή θα οδηγήσει σε ζημία λόγω της μη ικανοποίησης της πελατείας του φούρνου, η οποία μπορεί να έχει και μακροπρόθεσμες επιπτώσεις.

Μία μεσαία ή μεγάλη επιχείρηση καλείται σε συγκεκριμένες χρονικές στιγμές κάθε χρόνο να λαμβάνει σημαντικές αποφάσεις. Τέτοιες αποφάσεις μπορεί να περιλαμβάνουν εκτίμηση του ύψους παραγωγής προϊόντων και υπηρεσιών το επόμενο έτος ή επενδυτικές αποφάσεις που αφορούν την επέκταση της επιχείρησης. Οι περισσότερες των αποφάσεων που καλείται να λάβει μία επιχείρηση, έχουν άμεση συσχέτιση με πρόβλεψη και εκτίμηση μελλοντικών καταστάσεων. Η ακριβέστερη πρόβλεψη μελλοντικών καταστάσεων θα οδηγήσει σε ορθές στρατηγικές αποφάσεις, οι οποίες συνεπάγονται και βέλτιστο κέρδος για τις επιχειρήσεις.

Χωρίς αμφιβολία, το ενδιαφέρον και η σημασία της πρόβλεψης έχει αυξηθεί ραγδαία τα τελευταία τριάντα χρόνια. Το ενδιαφέρον αυτό που υπάρχει για την πρόβλεψη, που υπάγεται στο ευρύτερο πεδίο της επιχειρησιακής έρευνας, προέρχεται τόσο από τον ακαδημαϊκό κόσμο όσο και από τους πρακτικά ασχολούμενους με αυτή και προκύπτει από την ανάγκη λήψης κάποιας απόφασης αντιμετωπίζοντας την αβεβαιότητα του μέλλοντος. Ο ακαδημαϊκός κόσμος έχει συνεισφέρει στην ραγδαία αύξηση του πλήθους των μεθόδων πρόβλεψης. Υπάρχουν βέβαια και κάποιες αξιοσημείωτες εξαιρέσεις όπου πρακτικά ασχολούμενοι με την επιστήμη της πρόβλεψης συνεισέφεραν και αυτοί με την εύρεση και εφαρμογή νέων μοντέλων πρόβλεψης. Οι De Gooijer και Hyndman (2006) επιτελούν μία σημαντική βιβλιογραφική αναφορά σχετικά με την έρευνα που έχει διεξαχθεί στο πεδίο των προβλέψεων από το 1980. Υποστηρίζουν, πως αν και έχει συντελεσθεί ένας πολύ μεγάλος βαθμός προόδου, υπάρχουν αρκετές επιστημονικές περιοχές που χρήζουν περαιτέρω έρευνας και ανάπτυξης.

Οι διοικητές των επιχειρήσεων, οι σχεδιαστές της κυβερνητικής πολιτικής, οι διαχειριστές των εταιρειών και πολλοί άλλοι παράγοντες βρίσκονται πάντα αντιμέτωποι με την αβεβαιότητα. Η αντίληψη αυτής της κατάστασης αβεβαιότητας γίνεται όλο και πιο έντονη και έχει επιβάλει μια πιο συστηματική και προσεκτική έρευνα του μέλλοντος. Οι προβλέψεις που παράγονται από τις διάφορες μεθόδους χρησιμοποιούνται σαν δεδομένα σε όλες τις κατηγορίες σχεδιασμού, καθορισμού στρατηγικών, πολιτικού σχεδιασμού, χρονικού προγραμματισμού, στον έλεγχο αγοράς και απογραφών καθώς και σε πλήθος δραστηριοτήτων λήψης αποφάσεων. Συνεπώς δεν υπάρχει αμφιβολία ότι η πρόβλεψη αποκτά κεντρικό ρόλο και η αναγκαιότητα της είναι αναμφισβήτητη. Αυτή τη χρονική στιγμή η μεγαλύτερη πρόκληση στον τομέα της πρόβλεψης είναι να γίνει η διαδικασία των προβλέψεων όσο το δυνατόν πιο χρήσιμη και αποδοτική.

Ο Καθηγητής Μακρυδάκης και οι συνεργάτες του στο βιβλίο *Χορεύοντας με την Τύχη* προχωρούν σε μία κατηγοριοποίηση της αβεβαιότητας που συντελείται καθημερινά σε όλα τα επίπεδα. Αναφέρονται, λοιπόν, στην «αβεβαιότητα του μετρό» και στην «αβεβαιότητα της καρύδας». Η «αβεβαιότητα του μετρό» αναφέρεται σε συνεχείς μικρές τυχαίες διακυμάνσεις της ιδιωτικής και επιχειρηματικής καθημερινότητας, όπως ακριβώς συμβαίνει και με τη χρονική διάρκεια που θα χρειαστεί ένας συρμός μεταξύ δύο απομακρυσμένων σταθμών, λόγω κάποιου τυχαίου παράγοντα, όπως πολυκοσμία, μία μικρή τεχνική βλάβη ή μία μη προγραμματισμένη στάση εργασίας των εργαζομένων. Από την άλλη, η «αβεβαιότητα της καρύδας» αναφέρεται σε ένα εντελώς απρόσμενο και σπάνιο γεγονός που μπορεί να έχει σημαντικές επιδράσεις και συνέπειες, όπως το να περπατάμε στο δρόμο και να πέσει στο κεφάλι μας μία καρύδα. Αντιπαραβάλλεται με μεγάλες φυσικές καταστροφές (για παράδειγμα έναν σεισμός ή έναν τυφώνα) που αφενός είναι πολύ δύσκολο να προβλεφθεί το πότε και πού θα συντελεστούν, αφετέρου οι επιπτώσεις τους είναι πολύ σημαντικές σε οικονομικό και κοινωνικό επίπεδο.

Ο τομέας της πρόβλεψης έχει δεχτεί δυσμενείς κριτικές και είχε αντιμετωπίσει μεγάλη δυσαρέσκεια σχετικά με την ανικανότητα των μεθόδων να προειδοποιήσουν έγκαιρα για επερχόμενες αλλαγές καθώς και για μεγάλα σφάλματα στις προβλέψεις. Συγχρόνως, όμως, λανθασμένες ενέργειες που προκαλούνται από ασταθή περιβάλλοντα, μη αναμενόμενες εξελίξεις, ασυνέχειες και άλλα αυξάνουν τις ανάγκες για πραγματοποίηση προβλέψεων. Όταν δεν υπάρχει αβεβαιότητα στο περιβάλλον και τα πάντα ακολουθούν την αναμενόμενη πορεία τους, δεν υπάρχει ουσιαστική ανάγκη για να γίνουν προβλέψεις. Η ειρωνεία έγκειται στο ότι σε χρονικές περιόδους που χαρακτηρίζονται από συνεχείς και απότομες μεταβολές και η ικανότητα πρόβλεψης είναι αισθητά μειωμένη, η ζήτηση για πραγματοποίηση προβλέψεων παρουσιάζει κατακόρυφη αύξηση. Αυτό επιβεβαιώνεται και πρακτικά από το γεγονός ότι σε περιόδους οικονομικών υφέσεων ή άλλων κρίσεων οι αναζητήσεις για συμβούλους προβλέψεων αυξάνεται.

Η βασική αιτία των δυσμενών κριτικών που αντιμετωπίζει ο τομέας των προβλέψεων είναι οι λανθασμένες προσδοκίες των ίδιων των χρηστών του. Η πρόβλεψη δεν αποτελεί υποκατάστατο της προφητείας. Οι ειδικοί των προβλέψεων δεν έχουν κρυστάλλινες σφαίρες μπροστά τους που να τους επιτρέπουν να βλέπουν μέσα σε αυτές το μέλλον. Η ύπαρξη σφαλμάτων στις προβλέψεις είναι αναπόφευκτη. Αυτό που έχει σημασία είναι να εκτιμώνται όσο πιο ρεαλιστικά γίνεται τα πλεονεκτήματα και οι περιορισμοί των διαφόρων μεθόδων πρόβλεψης και να λαμβάνονται υπόψη όταν χρησιμοποιούνται οι προβλέψεις τους σε διαδικασίες σχεδιασμού και λήψης αποφάσεων.

Η πρακτική ενασχόληση και η συσσωρευμένη εμπειρία είναι αποφασιστικοί παράγοντες κατά τον αντικειμενικό προσδιορισμό των πλεονεκτημάτων και μειονεκτημάτων διαφόρων μεθόδων πρόβλεψης και το μέγεθος των σφαλμάτων πρόβλεψης. Είναι το ισοδύναμο με τον εργαστηριακό πειραματισμό που είναι διαδεδομένος μεταξύ των φυσικών επιστημόνων. Πρακτικά δεν είναι ικανοποιητικό να πιστεύουμε σε ισχυρισμούς βασισμένους σε ευσεβείς πόθους, προσωπικά ενδιαφέροντα και φιλοδοξίες και επιλεκτική πληροφόρηση. Χωρίς αμφιβολία αυτοί που έχουν βελτιώσει, πωλούν ή είναι εμπλεκόμενοι με οποιονδήποτε τρόπο με κάποιες μεθόδους πρόβλεψης, θα υποστηρίζουν ότι οι μέθοδοι τους είναι οι καλύτερες. Από την άλλη πλευρά, ο αντικειμενικός σκοπός της πρακτικής ενασχόλησης με την πρόβλεψη είναι να ελέγξουμε την ακρίβεια καθώς και άλλα χαρακτηριστικά των μεθόδων με ένα όσο το δυνατόν πιο επιστημονικό και αντικειμενικό τρόπο. Συμπεραίνουμε, λοιπόν, ότι η πρακτική ενασχόληση κατέχει πολύ σημαντικό ρόλο στην επιστήμη των προβλέψεων, αφού σκοπεύει στην διάκριση των μύθων από την πραγματικότητα και στην απαλοιφή της αυταπάτης.

Μερικές φορές υπάρχει ο ισχυρισμός ότι η πρακτική ενασχόληση δεν είναι απαραίτητη. Σύμφωνα με αυτούς τους ισχυρισμούς, αν τα αποτελέσματα της πρακτικής ενασχόλησης διαφωνούν με τα θεωρητικά προσδοκώμενα αποτελέσματα (προβλέψεις),

τότε θα πρέπει να εμπιστευτούμε τα πιο πρόσφατα αποτελέσματα δηλαδή τα πειραματικά αποτελέσματα. Προφανώς ένας τέτοιος ισχυρισμός είναι απόλυτα λανθασμένος. Όλες οι θεωρίες είναι βασισμένες σε διάφορες υποθέσεις. Εάν μια από αυτές δεν ικανοποιείται, τότε η αντίστοιχη θεωρία μπορεί να προβλέψει αποτελέσματα που είναι διαφορετικά από τις πρακτικές παρατηρήσεις. Ο καλύτερος έλεγχος για οποιαδήποτε καλή θεωρία είναι η ικανότητά της να προβλέπει, αλλιώς αυτή γίνεται ένα ακαδημαϊκό προϊόν διανοητικής σύνθεσης χωρίς πρακτική αξία και δεν έχει καμία ιδιαίτερη αξία πέραν της αυτοεξυπηρέτησης ενδιαφερόντων μεταξύ αυτών που την υποστηρίζουν.

Στην επιστήμη των προβλέψεων πάντα υπήρχαν διαφωνίες μεταξύ των θεωρητικών προβλέψεων και πρακτικών αποτελεσμάτων. Ο σημαντικότερος λόγος τέτοιων ασυμφωνιών είναι ότι κάποιες από τις θεωρητικές υποθέσεις δεν ευσταθούν. Κάθε μοντέλο πρόβλεψης βασίζεται στην προσαρμογή ενός μοντέλου σε ένα σύνολο δεδομένων. Θεωρητικά η καλύτερη μέθοδος μπορεί να αναγνωρισθεί κατά την προσαρμογή ενός μοντέλου στα υπάρχοντα δεδομένα. Συστήματα ταυτόχρονων εξισώσεων προσαρμόζουν τα δεδομένα με μεγαλύτερη ακρίβεια σε σχέση με μοντέλα απλών εξισώσεων που με την σειρά τους έχουν μεγαλύτερη ακρίβεια από μεθόδους χρονοσειρών οι οποίες δεν περιλαμβάνουν επεξηγηματικές μεταβλητές. Οπότε, στις μεθόδους χρονοσειρών, οι περισσότερο πολύπλοκες και στατιστικά εξειδικευμένες μέθοδοι θα πρέπει να είναι καλύτερες από τις βασικές και στατιστικά απλές προσεγγίσεις.

Πέραν των υπάρχοντων δεδομένων που χρησιμοποιούνται για την βελτίωση του μοντέλου, η προσαρμογή των μοντέλων και η παραγωγή προβλέψεων δεν είναι το ίδιο πράγμα. Η ελαχιστοποίηση του σφάλματος προσαρμογής του μοντέλου δεν εγγυάται μικρότερα σφάλματα στην παραγωγή προβλέψεων εκτός και αν ισχύει υπόθεση της σταθερότητας. Αυτή η υπόθεση είναι σημαντική για κάθε στατιστική μέθοδο και εξαιρετικά χρήσιμη για την πρόβλεψη. Αυτό απλά σημαίνει ότι δεν πρέπει να συμβαίνουν αλλαγές στα ποιοτικά χαρακτηριστικά των χρονοσειρών αν τα αποτελέσματα της προσαρμογής του μοντέλου πρόκειται επακριβώς να επεκταθούν στο μέλλον πέραν των υπάρχοντων δεδομένων. Όμως δεν υπάρχει τρόπος να εγγυηθούμε σταθερότητα των προτύπων συμπεριφοράς των δεδομένων. Τα νέα δεδομένα μπορεί να έχουν διαφορετικά ποιοτικά χαρακτηριστικά από εκείνα βάσει των οποίων έγινε η βελτίωση του συγκεκριμένου μοντέλου πρόβλεψης. Σε μια τέτοια περίπτωση οι καλύτερες μέθοδοι που έχουν αναγνωρισθεί θεωρητικά δεν θα είναι κατ' ανάγκη και οι καλύτερες πρακτικά.

Δυστυχώς στην πραγματικότητα υπάρχουν συγκεκριμένες αλλαγές, δομικές αλλαγές στην οικονομία, αλλαγές θέσεων και σκέψεων, πολιτικές κινήσεις που μεταβάλλουν τις υπάρχουσες τάσεις, νέες τεχνολογικές βελτιώσεις και άλλες που προκαλούν αλλαγές στα υπάρχοντα πρότυπα και μεταβολές σε μακροχρόνιες σχέσεις. Συνεπώς η επιστήμη των προβλέψεων πρέπει να αποδεχτεί το γεγονός ότι η αλλαγή του προτύπου

συμπεριφοράς των δεδομένων είναι συνεχής και αέναη, διαφορετικά δεν θα ήταν ένα πρόσφορο και πρακτικό πεδίο. Η σημαντική ερώτηση τότε είναι, πώς οι διάφορες μέθοδοι συμπεριφέρονται σε ένα περιβάλλον που αλλάζει διαρκώς. Έτσι η γνώση των μεθόδων που συμπεριφέρονται καλύτερα στην προσαρμογή ενός μοντέλου σε ένα σύνολο δεδομένων δεν παρουσιάζει μεγάλο ενδιαφέρον. Η πιο σημαντική και πρόσφορη πλευρά της διαδικασίας παραγωγής προβλέψεων είναι να γνωρίζουμε τις μεθόδους που μπορούν να ελαχιστοποιήσουν τα σφάλματα πρόβλεψης και όχι τα σφάλματα προσαρμογής, ανεξαρτήτως της σταθερότητας ή μη του προτύπου συμπεριφοράς των δεδομένων.

1.2 Αντικείμενο και στόχος της διατριβής

Όπως αναφέρθηκε, οι προβλέψεις αποτελούν αναπόσπαστο κομμάτι της λειτουργίας της επιχείρησης σε πολλούς τομείς της λειτουργίας τους και της οργάνωσής τους. Είναι απαραίτητες για κάθε πτυχή της διαδικασίας λήψης αποφάσεων που συσχετίζονται με μελλοντικά γεγονότα, από το βραχυπρόθεσμο προγραμματισμό του αποθέματος και της διαχείρισης της αποθήκης έως τις μεσοπρόθεσμες και μακροπρόθεσμες προβλέψεις που χρειάζονται για το σχεδιασμό και τη χάραξη στρατηγικής των επιχειρήσεων. Η επίτευξη προβλέψεων που χαρακτηρίζονται από ακρίβεια και αξιοπιστία είναι μέγιστης θεωρητικής και πρακτικής αξίας, ειδικά από τη στιγμή που τις περισσότερες φορές διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στις πωλήσεις, το κόστος παραγωγής αλλά και το επίπεδο ευχαρίστησης των καταναλωτών.

Από τις δεκαετίες του 1960 και του 1970, αρκετοί ερευνητές (Kirby, 1966; Levine, 1967; Cooper, 1972; Naylor et al., 1972; Krampf, 1972; Groff, 1973; Newbold & Granger, 1974; Makridakis & Hibon, 1979) προσπάθησαν να καθορίσουν την ακρίβεια των τεχνικών προβλέψεων και αναζήτησαν διαδικασίες και μεθοδολογίες για την επιλογή των καταλληλότερων για την πρόβλεψη συγκεκριμένων δεδομένων. Επιπλέον, διεθνείς διαγωνισμοί προβλέψεων (Makridakis et al., 1982; Makridakis et al., 1993; Makridakis & Hibon, 2000) έχουν αξιολογήσει εμπειρικά την απόδοση ευρέως διαδεδομένων τεχνικών πρόβλεψης, προκειμένου να καταστεί σαφής η σχετική τους επίδοση στην ακρίβεια και να βελτιωθεί η χρησιμότητά τους. Μάλιστα, κάποιοι διαγωνισμοί επικεντρώθηκαν σε τεχνικές συγκεκριμένου τύπου (Crone, Hibon & Nikolopoulos, 2011), ενώ άλλοι μελέτησαν την προβλεπτική ακρίβεια σε συγκεκριμένα πεδία δεδομένων (Hibon et al., 2007; Athanassopoulos et al., 2011). Επιπροσθέτως, για περισσότερα από πενήντα χρόνια, ψυχολόγοι και ειδικοί έχουν μελετήσει και αναλύσει ευρέως τις κριτικές προβλέψεις και την ακρίβεια πρόβλεψης που προσφέρουν, καθώς και πως επηρεάζουν τις προβλέψεις που βασίζονται στην κρίση παράγοντες όπως η μεροληψία (Meehl, 1954; Slovic, 1972; Kahneman and Tversky, 1973; Kahneman, 2011).

Η παρούσα διατριβή μελετά τη στατιστική ακρίβεια των προβλέψεων. Το αντικείμενο καθιστά απαραίτητη την εις βάθος μελέτη των χρονοσειρών και των εργαλείων ανάλυσης αυτών, συμπεριλαμβανομένων διαδικασιών αποσύνθεσης. Επίσης, σημαντική

θεωρείται η λεπτομερής εξέταση καθιερωμένων μεθόδων πρόβλεψης, προκειμένου να καταστούν σαφή τα χαρακτηριστικά της καθεμίας και να καταγραφούν τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματά τους κατά την εφαρμογή τους σε συγκεκριμένης φύσης δεδομένα. Βασικός στόχος είναι ο καθορισμός των παραγόντων που επηρεάζουν την ακρίβεια της στατιστικής πρόβλεψης χρονοσειρών καθώς και η μέτρηση της θετικής ή αρνητικής επιρροής του κάθε παράγοντα στην τελική ακρίβεια. Η ανάλυση και εξέταση των παραγόντων πρέπει να γίνει τόσο σε κάθε μία από τις ευρέως διαδεδομένες μεθόδους και τεχνικές προβλέψεων ξεχωριστά, ώστε να αξιολογηθούν και να ερμηνευτούν τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα της κάθε μεθοδολογίας, αλλά και συνολικά. Συνολικά θεωρούνται έξι βασικοί παράγοντες ώστε να ελεγχθεί η επιρροή τους στην ακρίβεια της πρόβλεψης, και συνίστανται τόσο από θεμελιώδεις συνιστώσες και χαρακτηριστικά της χρονοσειράς όσο και δείκτες που αφορούν πρακτικές ανάγκες στη διαδικασία της πρόβλεψης: εποχιακότητα, τάση, κυκλικότητα, τυχαιότητα, αριθμός διαθέσιμων ιστορικών περιόδων και ζητούμενος χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης.

Προκειμένου να ελεγχθεί η βασική υπόθεση της διατριβής, δηλαδή η επιρροή των αναφερθέντων παραγόντων στην τελική ακρίβεια, σχεδιάστηκε και εκτελέστηκε μία ογκώδης πειραματική προσομοίωση. Βάσει της ανάλυσης των πραγματικών μηνιαίων χρονοσειρών του διαγωνισμού προβλέψεων *M3*, υπολογίστηκαν ρεαλιστικά εναλλακτικά επίπεδα των εξεταζόμενων παραγόντων και συνολικά κατασκευάστηκαν 7.776 διακριτοί συνδυασμοί. Για κάθε συνδυασμό παρήχθησαν 10.000 τεχνητές χρονοσειρές, οι οποίες και προεκτάθηκαν με κάθε μία από τις εξεταζόμενες τεχνικές προβλέψεων, ενώ η ακρίβεια της κάθε μεθόδου στην κάθε περίπτωση μετρήθηκε με τρεις δείκτες σφάλματος. Προκειμένου να εκτιμηθεί η επιρροή του κάθε παράγοντα στην ακρίβεια των προβλέψεων, πραγματοποιήθηκαν αναλύσεις πολλαπλής παλινδρόμησης, όπου οι παράγοντες συμμετέχουν ως ανεξάρτητες μεταβλητές και η τιμή του εκάστοτε δείκτη σφάλματος ως εξαρτημένη μεταβλητή.

Ως φυσικό επακόλουθο μιας καλής εκτίμησης μέσω παλινδρόμησης του τελικού σφάλματος κάθε μεθόδου, δεδομένων των τιμών των παραγόντων, είναι η επιλογή μέσω παλινδρόμησης των πλέον κατάλληλων μεθόδων για κάθε χρονοσειρά, αφού προηγηθεί η ανάλυση της σε συνιστώσες μέσω μεθόδων αποσύνθεσης. Συνεπώς, ένας ακόμα αντικειμενικός στόχος της παρούσας διατριβής είναι η παραγωγή ενός μεθοδολογικού πλαισίου για την αυτοματοποιημένη επιλογή βέλτιστης μεμονωμένης μεθόδου ή βέλτιστου συνδυασμού τεχνικών για την προέκταση χρονοσειρών με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά.

Τέλος, η ανάλυση χρονοσειρών διαφόρων φύσεων, οδήγησε την έρευνα στο σχηματισμό και πρόταση ενός μεθοδολογικού πλαισίου που αφορά τη συνάθροιση των δεδομένων σε υψηλότερα χρονικά επίπεδα. Η τεχνική αυτή οδηγεί στη μείωση ή εξάλειψη της παρουσίας μηδενικών ζητήσεων στις χρονοσειρές, η οποία είναι κύριο γνώρισμα των χρονοσειρών διακοπτόμενης φύσης και βασικός παράγοντας μείωσης της ακρίβειας πρόβλεψης.

1.3 Συμβολή της διατριβής

Η συμβολή της διατριβής εκτείνεται στο ευρύτερο πεδίο της επιχειρησιακής έρευνας, στοχεύοντας στην αποδοτικότερη και πιο αξιόπιστη παραγωγή προβλέψεων επιχειρησιακής φύσεως, που αποτελούν αναπόσπαστο κομμάτι στις λειτουργικές διαδικασίες κάθε επιχείρησης. Διακρίνονται τέσσερα βασικά στοιχεία καινοτομίας, τα οποία προάγουν την επιστήμη στο πεδίο εφαρμογής της διατριβής, δηλαδή στην επιστήμη των προβλέψεων και της επιχειρησιακής έρευνας κατ' επέκταση. Οι τέσσερις άξονες καινοτομίας έχουν ως ακολούθως:

1. Η έρευνα επί του μετασχηματισμού δεδομένων στο πεδίο του χρόνου οδήγησε στην περιγραφή και παρουσίαση της καινοτόμας μεθόδου προβλέψεων ADIDA, που πρόκειται για μια τεχνική συνάθροισης των δεδομένων σε σειρές χαμηλότερης συχνότητας με στόχο τη μείωση της παρουσίας μηδενικών τιμών αλλά και της μείωσης της τυχαιότητας των δεδομένων. Η συνάθροιση των δεδομένων ακολουθείται από πρόβλεψη στο συναθροισμένο επίπεδο και, τελικά, διαχωρισμό των συναθροισμένων προβλέψεων σε προβλέψεις υψηλότερης συχνότητας. Η φιλοσοφία αυτή εφαρμόστηκε σε σύνολα πραγματικών δεδομένων συνεχούς και διακοπτόμενης φύσης και επιδεικνύει πολύ ελπιδοφόρα αποτελέσματα, λειτουργώντας ως ένας μηχανισμός «αυτό-βελτίωσης» των τεχνικών προέκτασης.
2. Η ανάγκη για μία πειραματική προσομοίωση ευρείας κλίμακας οδήγησε στη τεχνητή δημιουργία του μεγαλύτερου όγκου χρονοσειρών που έχει χρησιμοποιηθεί έως σήμερα στο πεδίο των προβλέψεων. Συγκεκριμένα, 80 εκατομμύρια τεχνητές χρονοσειρές, με συνιστώσες βασισμένες σε χαρακτηριστικά πραγματικών δεδομένων παρελθόντων διαγωνισμών πρόβλεψης, αποτέλεσαν τη βάση για την ανάλυση και εξέταση των παραγόντων που επιδρούν στην ακρίβεια των στατιστικών προβλέψεων χρονοσειρών. Η μελέτη ενός τέτοιου πλήθους δεδομένων θα φάνταζε αδύνατη πριν από 20 ή ακόμα και 10 χρόνια. Η διατριβή προτείνει τρόπους χειρισμού και αυτοματοποιημένες βέλτιστες τεχνικές προβλέψεων για την επιτυχή προέκταση του συνόλου των δεδομένων σε ρεαλιστικούς χρόνους, μέσα από ένα σύγχρονο εργαστηριακό πληροφοριακό σύστημα, προσφέροντας χρονικά και ποιοτικά βελτιστοποιημένες τεχνικές υλοποίησης των εξεταζόμενων μεθόδων.
3. Η σημαντικότερη συμβολή της διατριβής αφορά την επιτυχή ανάλυση των παραγόντων που επιδρούν στην ακρίβεια των προβλέψεων και μετράται αναλυτικά ο βαθμός επιρροής του κάθε παράγοντα. Η εξακρίβωση των παραγόντων και της επιρροής του καθενός στην τελική ακρίβεια αποτελεί σημαντικό στοιχείο καινοτομίας. Η ανάλυση επιτυγχάνεται με χρήση πολλαπλής παλινδρόμησης, όπου ως ανεξάρτητες μεταβλητές διερευνώνται οι βασικές συνιστώσες της χρονοσειράς (τάση, κύκλος, εποχιακότητα και τυχαιότητα) καθώς ακόμα και ο αριθμός των διαθέσιμων ιστορικών περιόδων και η

περίοδος του ορίζοντα πρόβλεψης. Ως εξαρτημένη μεταβλητή εξετάζεται το σφάλμα ακρίβειας (μετρημένο με δύο διαφορετικούς δείκτες) για την κάθε μέθοδο πρόβλεψης που εξετάζεται. Τα αποτελέσματα καταδεικνύουν σαφή μειονεκτήματα και πλεονεκτήματα μεταξύ των μεθόδων σε σχέση με την παρουσία ή απουσία συγκεκριμένων χαρακτηριστικών της χρονοσειράς, αποτελώντας καταλύτη για την ορθή επιλογή τεχνικών προέκτασης που προκύπτει ύστερα από την ανάλυση των χαρακτηριστικών της χρονοσειράς. Η σημασία των αποτελεσμάτων είναι μεγάλης θεωρητικής και πρακτικής σημασίας.

4. Προτείνεται ένα αυτοματοποιημένο πλαίσιο επιλογής τεχνικής πρόβλεψης, μέσω υπολογισμού του εκτιμώμενου σφάλματος για κάθε μέθοδο δεδομένων χρονοσειρών συγκεκριμένων χαρακτηριστικών. Το προτεινόμενο πλαίσιο επιδεικνύει αυξημένη προβλεπτική ικανότητα σε σχέση με μεμονωμένες τεχνικές.

1.4 Δομή της διατριβής

Η βιβλιογραφική έρευνα, που έγινε στα πλαίσια της παρούσας διατριβής, είχε ως στόχο την πλήρη κατανόηση των χρονοσειρών καθώς και της ανάλυσης αυτών. Μελετήθηκαν τα κύρια ποιοτικά χαρακτηριστικά, και γίνεται καταγραφή μεθόδων αποσύνθεσης και στατιστικής ανάλυσης (**Κεφάλαιο 2**). Παρουσιάζονται, επίσης τα αποτελέσματα μιας καινοτόμας τεχνικής ανάλυσης της χρονοσειράς, η οποία έγκειται στη μετατροπή της βασικής συχνότητας όπου καταγράφονται οι ιστορικές παρατηρήσεις μέσω χρονικής, μη επικαλυπτόμενης συνάθροισης. Η καινοτόμα μέθοδος (*ADIDA*) προτείνει τη συνάθροιση των δεδομένων, πρόβλεψη στο συναθροισμένο επίπεδο και, τελικά, διαχωρισμό των συναθροισμένων προβλέψεων σε προβλέψεις υψηλότερης συχνότητας. Η φιλοσοφία αυτή εφαρμόστηκε σε σύνολα πραγματικών δεδομένων συνεχούς και διακοπτόμενης φύσης και επιδεικνύει πολύ ελπιδοφόρα αποτελέσματα, λειτουργώντας ως ένας μηχανισμός «αυτό-βελτίωσης» των τεχνικών προέκτασης.

Κατόπιν, μελετήθηκε σε βάθος η βιβλιογραφία που αφορά καθιερωμένες και σύγχρονες μεθοδολογίες πρόβλεψης, σε επίπεδο χρονοσειρών συνεχούς ζήτησης (**Κεφάλαιο 3**). Μετά από μία σύντομη περιγραφή των δύο διακριτών μοντέλων χρονοσειρών που χρησιμοποιούνται ευρέως στη βιβλιογραφία, γίνεται αναλυτική καταγραφή των χαρακτηριστικών διαφόρων μορφών εξομάλυνσης, της μεθόδου γραμμικής παλινδρόμησης, της σύγχρονης τεχνικής *Theta* καθώς και δύο εμπορικών λογισμικών προβλέψεων. Τέλος μελετώνται τόσο η ιστορία όσο και τα αποτελέσματα των παρελθόντων διεθνών διαγωνισμών πρόβλεψης, τα δεδομένα των οποίων αποτελούν τη βάση για την κατασκευή των τεχνητών χρονοσειρών της παρούσας διατριβής. Τα αποτελέσματα προηγούμενων μελετών που ασχολούνται με τους παράγοντες που επηρεάζουν την ακρίβεια των προβλέψεων παρουσιάζονται στο **Κεφάλαιο 4**. Αναφορικά με το κύριο πεδίο εφαρμογής σε στατιστικές ή κριτικές μεθόδους

προβλέψεων, διακρίνονται δύο βασικές κατηγορίες μελετών, οι οποίες και μελετώνται ξεχωριστά.

Στη συνέχεια, περιγράφεται το πειραματικό μέρος της διαδικασίας προσομοίωσης που θα οδηγήσει και στην εκτενή ανάλυση των παραγόντων που έχουν επίδραση, θετική ή αρνητική, στην τελική ακρίβεια διαφορετικών μεθοδολογιών πρόβλεψης (**Κεφάλαιο 5**). Περιγράφεται αναλυτικά η επιλογή των συνιστωσών και των επιπέδων αυτών αλλά και η διαδικασία κατασκευής ενός πολύ μεγάλου τεχνητού συνόλου δεδομένων (σχεδόν 80 εκατομμύρια σειρές), οι οποίες θα αποτελέσουν και τη βάση για το κύριο μέρος της έρευνας της παρούσας διατριβής. Επίσης, περιγράφεται η αρχιτεκτονική του πειραματικού συστήματος που αναπτύχθηκε αποκλειστικά για τους σκοπούς της παρούσας διατριβής και περιγράφονται οι κλάσεις αντικειμένων που χρησιμοποιήθηκαν. Δόθηκε ιδιαίτερη έμφαση στις μεθοδολογίες υλοποίησης, καθώς είναι απαραίτητη για τους σκοπούς της διατριβής αυτής η βελτιστοποιημένη συγγραφή των τεχνικών προβλέψεων, λόγω του πολύ μεγάλου όγκου των προσομοιωμένων δεδομένων. Τέλος, γίνεται μια αποτίμηση του συνολικού μεγέθους προσομοίωσης που προτείνεται.

Στόχος της παρούσας διδακτορικής διατριβής είναι η ανάλυση των παραγόντων που επηρεάζουν την ακρίβεια της πρόβλεψης. Προς το στόχο αυτό, στο **Κεφάλαιο 6** πραγματοποιείται ποιοτική ανάλυση των στατιστικών αποτελεσμάτων. Παράλληλα, τα αποτελέσματα συγκρίνονται με αυτά των πραγματικών δεδομένων του διαγωνισμού *M3*, καταλήγοντας σε ποσοτική και ποιοτική επαλήθευση, καθιστώντας με αυτόν τον τρόπο την αποτελεσματικότητα της διαδικασίας προσομοίωσης. Εφαρμόζονται εξισώσεις πολλαπλής παλινδρόμησης και, μέσω αυτών, επιτυγχάνεται η ανάλυση και των παραγόντων που επιδρούν στην ακρίβεια πρόβλεψης καθώς και του βαθμού της επίδρασης αυτής. Στη συνέχεια, στο **Κεφάλαιο 7** γίνεται μια προσπάθεια εφαρμογής των αποτελεσμάτων που προέκυψαν από την ανάλυση πολλαπλών παλινδρομήσεων προς την αποδοτικότερη αυτόματη επιλογή βέλτιστης τεχνικής πρόβλεψης ή συνδυασμού τεχνικών, σε σχέση με τα χαρακτηριστικά της κατά περίπτωση χρονοσειρά.

Ο παρών τόμος ολοκληρώνεται με το **Κεφάλαιο 8**, όπου και παρουσιάζονται τα κύρια συμπεράσματα της παρούσας διατριβής και δίνονται σαφείς προεκτάσεις για μετέπειτα έρευνα. Τέλος, παρουσιάζεται η αξία της παρούσας διατριβής καθώς και οι καινοτομίες της.

1.5 Ερευνητικά αποτελέσματα της διατριβής

Η διατριβή ολοκληρώθηκε μέσα σε 4,5 χρόνια (Νοέμβριος 2007-Απρίλιος 2012) και οδήγησε σε:

- ✓ **12** δημοσιεύσεις σε διεθνή επιστημονικά περιοδικά
(Nikolopoulos et al., 2012, *Lecture Notes in Electrical Engineering*; Nikolopoulos et al., 2011, *Journal of the Operational Research Society*; Spithourakis et al., 2011, *Supply Chain Forum: an International Journal*; Nikolopoulos et al., 2012, *International Journal of Financial Economics and Econometrics*; Litsa et al., 2012, *Journal of Knowledge Management, Economics and Information Technology*; Ktena et al., 2011, *Journal of Knowledge Management, Economics and Information Technology*; Nikolopoulos et al., 2011, *International Journal of Business Information Systems*; Kastanoulia et al., forthcoming, *International Journal of Electronic Finance*; Maris et al., forthcoming, *Empirical Economic Letters*; Petropoulos et al., 2008, *International Journal of Electronic Finance*; Bougioukos et al., 2008, *International Journal of Management and Enterprise Development*; Petropoulos et al., 2008, *International Journal of Services and Standard*)
- ✓ **4** υπό έγκριση δημοσιεύσεις (pending) σε διεθνή επιστημονικά περιοδικά
(Petropoulos et al., 2012, *Journal of Forecasting*; Nikolopoulos et al., 2012, *International Journal of Forecasting*; Petropoulos et al., 2012, *Foresight: The International Journal of Applied Forecasting*; Spithourakis et al., 2012, *IMA Management Mathematics*)
- ✓ **5** working papers
(Nikitas et al., 2010; Nikolopoulos et al., 2009, *Salford University*; Nikolopoulos et al., 2009, *Πανεπιστήμιο Πελοποννήσου*; Maris et al., 2009, *Πανεπιστήμιο Πελοποννήσου*; Nikolopoulos et al., 2008, *Πανεπιστήμιο Πελοποννήσου*)
- ✓ **3** δημοσιεύσεις σε πρακτικά διεθνών συνεδρίων
(Nikolopoulos et al., *ICAR 2011*; Nikolopoulos et al., *ISIR 2008*; Pagourtzi et al., *PRRESC 2008*)
- ✓ **1** βιβλίο
(Πετρόπουλος Φ. & Ασημακόπουλος Β. (2011) *Επιχειρησιακές Προβλέψεις*, Εκδόσεις Συμμετρία, Αθήνα: Ελλάδα - ISBN: 978-960-266-333-2)
- ✓ **16** ανακοινώσεις σε επιστημονικά συνέδρια
(7 ανακοινώσεις στο συνέδριο *International Symposium on Forecasting (ISF)* 2008 έως 2011; 5 ανακοινώσεις στο συνέδριο *Operational Research Society Conference (OR)* 2009 έως 2011; 2 ανακοινώσεις στο συνέδριο *European Conference on Operational Research (EURO)* 2007 και 2009; 1 ανακοίνωση στο

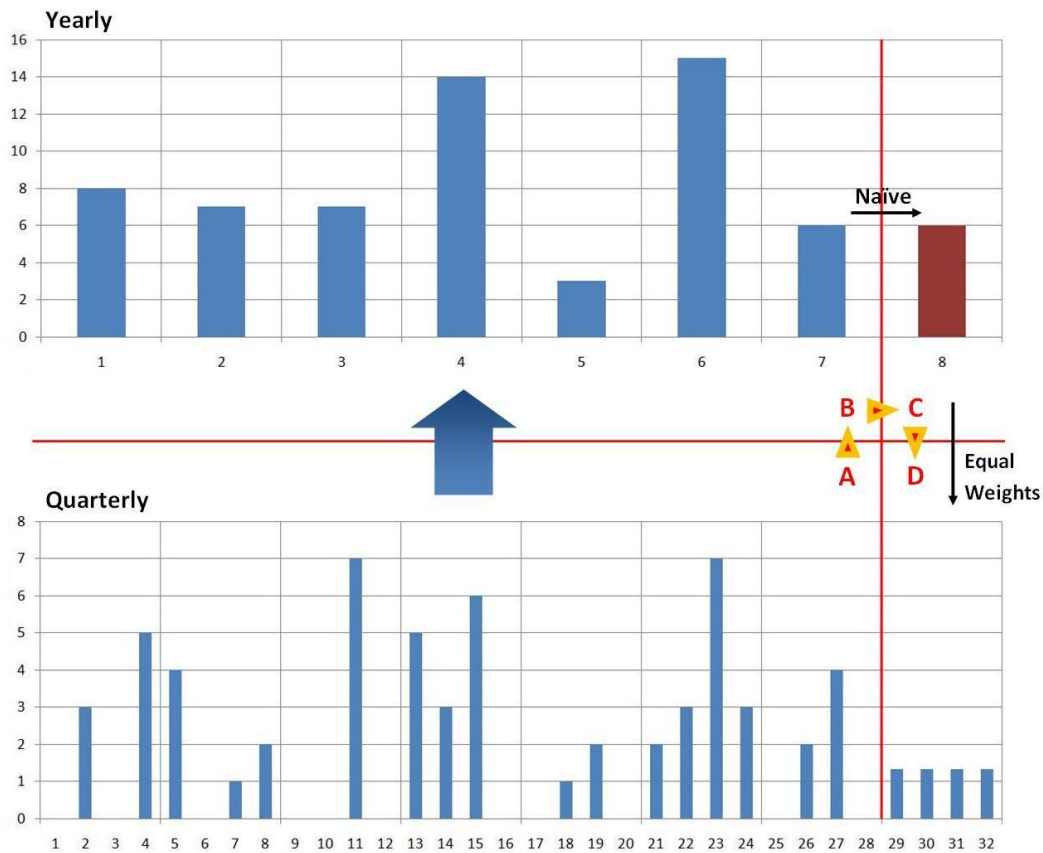
συνέδριο *INFORMS Annual Conference* 2007; 1 ανακοίνωση στο φοιτητικό συνέδριο *ΣΦΗΜΜΥ* 2008)

- ✓ **2** προσκλήσεις για ομιλίες
(*"Factors Affecting Forecasting Accuracy"*, College of Business, Social Sciences and Law, Bangor University, Bangor, 2011; *"On the Quest of a Batch-time-series Forecasting Benchmark"*, FSU Seminar Series, National Technical University of Athens, 2007)

- ✓ **9** διπλωματικές εργασίες
(Ζιωτοπούλου Διονυσία, 2009; Πετράκης Δημήτριος, 2010; Δεσαλέρμος Ανδρέας, 2011; Σπιθουράκης Γεώργιος, 2011; Κληρονόμου Μαριάννα, εκτ. 2012; Μαυροειδής Νικόλαος, εκτ. 2012; Θεοδώρου Ελισάβετ, εκτ. 2012; Κολέρη Νικολέττα, εκτ. 2012; Λεγάκη Νικολέττα-Ζαμπέτα, εκτ. 2012)

2.5.2 Μετασχηματισμός της συχνότητας των δεδομένων

Μια διαδικασία που μπορεί να ακολουθηθεί προκειμένου να αποφεύγεται η ασυνέχεια των δεδομένων διακοπτόμενης ζήτησης, όσον αφορά τις μηδενικές τιμές, είναι η μη επικαλυπτόμενη συνάθροιση (*aggregation*) των δεδομένων σε περιόδους μικρότερης συχνότητας. Για παράδειγμα, στην περίπτωση των μηνιαίων δεδομένων, θα μπορούσε να εφαρμοσθεί συνάθροιση σε τριμηνιαίο επίπεδο, θέτοντας το επίπεδο συνάθροισης ίσο με τρεις περιόδους. Με το σκεπτικό αυτό ενδέχεται να μειωθεί, αν όχι απαλειφθεί, η ασυνέχεια λόγω ύπαρξης μηδενικών παρατηρήσεων. Επίσης, η διακύμανση της προκύπτουσας νέας χρονοσειράς αναμένεται να είναι μικρότερη, έχοντας χρησιμοποιήσει ουσιαστικά μη επικαλυπτόμενο κινητό μέσο όρο για εξομάλυνση.



Σχήμα 2.1 - Μεθοδολογία ADIDA

Ο κατάλληλος καθορισμός του επιπέδου συνάθροισης (*aggregation level*) θα οδηγήσει, ιδανικά, σε χρονοσειρά συνεχούς ζήτησης, χωρίς μηδενικές τιμές, στην οποία θα μπορεί πλέον να εφαρμοσθεί οιαδήποτε τεχνική πρόβλεψης δεδομένων κατάλληλη για συνεχή ζήτηση για την παραγωγή προβλέψεων στο επίπεδο συνάθροισης. Παρόλα αυτά, η χρησιμότητα των εξαγομένων συναθροισμένων προβλέψεων μπορεί να αμφισβητηθεί, καθώς τα δεδομένα παρακολουθούνται και ελέγχονται σε υψηλότερη χρονική συχνότητα, με σκοπό την εξυπηρέτηση διαφόρων λειτουργικών αναγκών. Κρίνεται λοιπόν αναγκαία η διάσπαση (*disaggregation*) των υπολογισμένων προβλέψεων, ώστε να υπολογισθούν οι τελικές προβλέψεις χρονικής συχνότητας ίσης με του αρχικού επιπέδου.

Η παραπάνω φιλοσοφία μας οδήγησε σε μια νέα μέθοδο, η οποία ονομάζεται *ADIDA* (Nikolorou et al., 2011) και προτείνει τη συνάθροιση δεδομένων σε ένα υψηλότερο χρονικά επίπεδο, όπου έχει αποφευχθεί η ασυνέχεια των δεδομένων. Ανάλογα με το επίπεδο της συνάθροισης των δεδομένων, δημιουργείται μια καινούρια χρονοσειρά με σαφώς ελαττωμένη διακοπτόμενη συμπεριφορά. Σε αυτήν μπορούν πλέον να εφαρμοστούν μέθοδοι πρόβλεψης για δεδομένα συνεχούς ζήτησης, πέραν των μεθόδων που εφαρμόζονται ως επί το πλείστον σε δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης. Ύστερα από το στάδιο της παραγωγής των προβλέψεων, απαιτείται ο διαχωρισμός των προβλέψεων στα αρχικά επίπεδα των χρονοσειρών, χρησιμοποιώντας εμπειρικές τεχνικές. Κατ' ουσία, το μεθοδολογικό πλαίσιο ολοκληρώνεται σε τρία βήματα:

4. Συνάθροιση των δεδομένων με κατάλληλο επίπεδο συνάθροισης
5. Πρόβλεψη της συναθροισμένης χρονοσειράς
6. Διαχωρισμός των προβλέψεων που παρήχθησαν στο προηγούμενο βήμα

Στο Σχήμα 2.1 δίνεται μια γραφική αναπαράσταση της μεθοδολογίας *ADIDA*. Στο στάδιο *A*, τα δεδομένα, που αφορούν τριμηνιαίες παρατηρήσεις, βρίσκονται στην αρχική τους συχνότητα. Η συνάθροιση των δεδομένων με επίπεδο 4 γίνεται στο στάδιο *B*, προκειμένου να σχηματιστούν ετήσιες παρατηρήσεις. Το στάδιο *C* αναφέρεται στην πρόβλεψη της συναθροισμένης χρονοσειράς με τη μέθοδο *Naive*. Τέλος, στο στάδιο *D* γίνεται απλός διαχωρισμός με ίσα βάρη της πρόβλεψης που παράχθηκε στο στάδιο *C*, ώστε να προκύψουν οι ζητούμενες τριμηνιαίες προβλέψεις.

Επίπεδο συνάθροισης

Η κατάλληλη επιλογή του επιπέδου συνάθροισης είναι πολύ σημαντική διαδικασία στην ορθή εφαρμογή της μεθόδου *ADIDA*. Από τη μία πλευρά, επιθυμούμε την επιλογή ενός ικανοποιητικού επιπέδου συνάθροισης, προκειμένου να εξαλείψουμε πλήρως το φαινόμενο της διακοπτόμενης ζήτησης. Από την άλλη, όμως, ένα μεγάλο επίπεδο συνάθροισης καταλήγει σε χρονοσειρά εξαιρετικά λίγων παρατηρήσεων, όπου, πλέον, μεγάλο μέρος της πληροφορίας έχει χαθεί. Στο παράδειγμα του Σχήματος 2.1, οι 28 τριμηνιαίες παρατηρήσεις γίνονται 7, εφαρμόζοντας επίπεδο συνάθροισης ίσο με 4. Δυστυχώς, δεν υπάρχει κάποια σαφής και αυστηρή μαθηματική διαδικασία για το βέλτιστο ορισμό του επιπέδου συνάθροισης, παρά μόνο εμπειρικές μελέτες.

Μέθοδοι Διαχωρισμού

Ο διαχωρισμός της παραχθείσας πρόβλεψης στο συναθροισμένο επίπεδο μπορεί να γίνει με χρήση διαφόρων εμπειρικών μεθόδων που έχουν προταθεί από τους συγγραφείς της μεθόδου *ADIDA*:

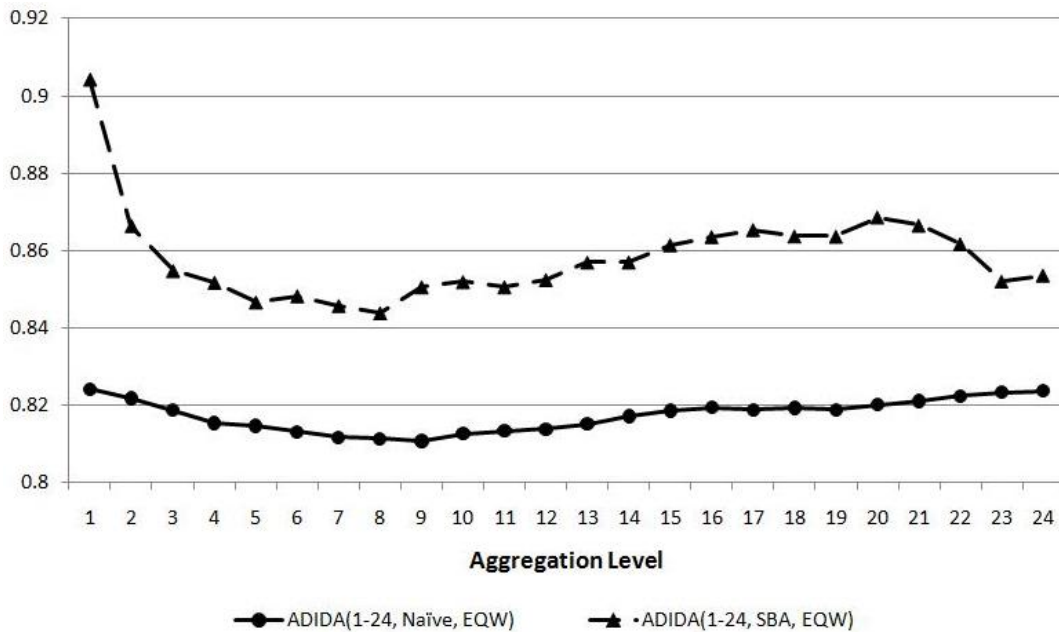
Equal Weights. Αναφέρεται στον απλό ισοβαρή διαχωρισμό. Ενδείκνυται για χρονοσειρές με μεγάλη τυχαιότητα και χωρίς εποχιακή συμπεριφορά.

Previous Weights. Αναφέρεται στην εφαρμογή των βαρών που έχουν οι m προηγούμενες παρατηρήσεις, όπου m ισούται με το επίπεδο συνάθροισης.

Average Weights. Αναφέρεται στον υπολογισμό των μέσων βαρών που υπολογίζονται αν χωρίσουμε τις παρατηρήσεις σε k ομάδες m παρατηρήσεων η καθεμία, όπου $k \times m$ ισούται με το σύνολο των διαθέσιμων παρατηρήσεων και m ισούται με το επίπεδο συνάθροισης. Ενδείκνυται σε περιπτώσεις όπου η συνιστώσα της εποχιακότητας είναι έντονη.

Η μεθοδολογία ADIDA έχει εφαρμοστεί τόσο σε δεδομένα διακοπτόμενης, όσο και σε δεδομένα συνεχούς ζήτησης, επιδεικνύοντας πολύ καλή ακρίβεια προβλέψεων. Χρησιμοποιώντας ένα σύνολο από 5.000 χρονοσειρές ανταλλακτικών 84 μηνιαίων παρατηρήσεων (έντονη παρουσία μηδενικής ζήτησης για αρκετές παρατηρήσεις), στόχος της ανάλυσης μας ήταν ο εμπειρικός εντοπισμός του βέλτιστου επιπέδου συνάθροισης στο σύνολο των δεδομένων. Για να γίνει αυτό, εξετάστηκαν δύο μέθοδοι πρόβλεψης: η μέθοδος *Naive* και η *Syntetos-Boylan Approximation (SBA)* ενώ χρησιμοποιήθηκαν ως hold-out περίοδοι τα τελευταία δύο χρόνια της κάθε σειράς (24 παρατηρήσεις). Πραγματοποιήσαμε μία κυλιόμενη προσομοίωση (*rolling forecasting and evaluation*) στις παρατηρήσεις εκτός δείγματος, μέσω της παραγωγής προβλέψεων μοναδιαίου βήματος (ορίζοντας πρόβλεψη ίσος με μία χρονική περίοδο). Έτσι υπολογίσαμε 24 *one-step-ahead* σφάλματα για κάθε σειρά, για κάθε μία από τις μεθόδους πρόβλεψης που εξετάζονται. Κατόπιν, υπολογίζονται τα Απόλυτα Κανονικοποιημένα Σφάλματα (ASE), ο μέσος όρος των οποίων δίνει το MASE για κάθε χρονοσειρά. Στο Σχήμα 2.2 παρουσιάζονται οι καμπύλες σφάλματος για τις μεθόδους πρόβλεψης SBA και *Naive* συναρτήσεως του επιπέδου συνάθροισης. Κάθε σημείο του γραφήματος έχει προκύψει από την αποτίμηση 120.000 σημειακών σφαλμάτων (για κάθε μέθοδο και για κάθε επίπεδο συνάθροισης): 24 σφάλματα \times 5.000 χρονοσειρές.

Από την εξέταση του Σχήματος 2.2 προκύπτει πως η εφαρμογή ενός επιπέδου συνάθροισης μεγαλύτερου της μονάδας οδηγεί σε σαφή βελτίωση της ακρίβειας της πρόβλεψης. Για τη μέθοδο *Naive*, το ελάχιστο σφάλμα επιτυγχάνεται έπειτα από συνάθροιση επιπέδου εννιά παρατηρήσεων. Ασφαλώς, αυτό το εμπειρικό ελάχιστο σχετίζεται με τα συγκεκριμένα δεδομένα και τα συμπεράσματα ίσως να μην είναι γενικεύσιμα σε άλλες εφαρμογές. Ακόμα, όπως αποδείχθηκε, το βέλτιστο επίπεδο συνάθροισης είναι διαφορετικό για κάθε χρονοσειρά. Παρόλα αυτά, το αποτέλεσμα αυτό είναι πολύ ελπιδοφόρο, υπό την έννοια της εισαγωγής πιθανών λειτουργικών κανόνων για το σύνολο των προϊόντων. Τα συμπεράσματα είναι όμοια και για τη μέθοδο πρόβλεψης SBA.



Σχήμα 2.2 - Σφάλμα πρόβλεψης ADIDA ανά επίπεδο συνάθροισης

Καταλήγουμε, λοιπόν, πως η διαδικασία ADIDA είναι πιθανό να οδηγήσει σε σημαντικές βελτιώσεις κατά την εφαρμογή μιας προβλεπτικής μεθόδου. Μάλιστα, στην περίπτωση της μεθόδου SBA, οι βελτιώσεις ήταν και στατιστικά σημαντικές σε επίπεδο 5%. Συνεπώς, η μεθοδολογία ADIDA θα πρέπει πιθανόν να θεωρηθεί ως ένας μηχανισμός «αυτό-βελτίωσης» των μεθόδων, τόσο σε επίπεδο μεμονωμένων χρονοσειρών, όσο και στο σύνολο των δεδομένων. Η παραπάνω αξιολόγηση πραγματοποιήθηκε με δύο ακόμα δείκτες σφάλματος (MSE και $RGRMSE$, κατάλληλο και ευρέως διαδεδομένο για δεδομένα διακοπτόμενης φύσης) και οδήγησε σε επαλήθευση των αποτελεσμάτων.

Γίνεται, λοιπόν, σαφές πως συγκεκριμένες μέθοδοι πρόβλεψης παρουσιάζουν καλύτερη απόδοση μέσω της διαδικασίας ADIDA και πως ένα βέλτιστο επίπεδο συνάθροισης είναι πιθανόν να ευρεθεί. Η θεωρητική αναζήτηση ενός τέτοιου βέλτιστου επιπέδου δεν εξετάζεται στην παρούσα διατριβή. Θεωρούμε, όμως, ένα συγκεκριμένο επίπεδο συνάθροισης για κάθε χρονοσειρά, σχετικό με τις λειτουργικές ανάγκες. Συγκεκριμένα, έχει νόημα να θεωρήσουμε πως σε ένα συγκεκριμένο σύστημα απογραφής αποθήκης χρειάζεται να προβλέψουμε σε ένα ορίζοντα *lead time* (χρονικές περίοδοι που απαιτούνται για την παραλαβή του προϊόντος έπειτα από την παραγγελία) συν μία περίοδο για αναθεώρηση, καθώς οι συναθροιστικές προβλέψεις σε έναν τέτοιο ορίζοντα είναι απαιτούμενες για τη λήψη αποφάσεων αποθεμάτων ασφάλειας. Με αυτόν τον τρόπο, η διαδικασία διαχωρισμού καθίσταται περιττή. Έτσι θέτουμε για κάθε χρονοσειρά το επίπεδο συνάθροισης ίσο με $lead\ time + review\ period$, δηλαδή $lead\ time + 1$ ($LT+1$).

Μερικές από τις 5.000 χρονοσειρές δεν πήραν μέρος στην ανάλυση της παραγράφου αυτή, καθώς χαρακτηρίζοντας από *lead time* ίσο με μηδέν, οπότε $LT + R = 1$, που δεν έχει νόημα, αφού δε νοείται συνάθροιση δεδομένων. Επίσης, αποκλείστηκαν όλες οι σειρές

που έχουν $lead\ time > 24$, ώστε να διασφαλιστεί ένα ικανό σύνολο παρατηρήσεων εκτός δείγματος. Η διαδικασία αφαίρεσης των μη κατάλληλων για το πείραμα αυτό χρονοσειρών είχε ως αποτέλεσμα ένα σύνολο από 4352 χρονοσειρές *SKUs*.

Ως μεθόδους πρόβλεψης υλοποιούμε τις *Naive* και *SBA* και χρησιμοποιούμε ως παρατηρήσεις εκτός δείγματος τις δύο τελευταίες $LT+1$ αθροιστικές περιόδους της κάθε σειράς. Πραγματοποιώντας ένα κυλιόμενο πείραμα προσομοίωσης επί των εκτός δείγματος παρατηρήσεων, παράγουμε δύο προβλέψεις ορίζοντα $LT+1$. Οπότε, υπολογίζουμε δύο αθροιστικά σφάλματα πρόβλεψης (*CumError*) για τις περιόδους αυτές:

$$CumError = \text{Cumulative Demand over } LT + 1 - \text{Forecast over } LT + 1$$

καθώς οι σειρές έχουν συναθροιστεί σε ομάδες παρατηρήσεων πλήθους $LT+1$. Κατόπιν υπολογίστηκαν τα απόλυτα κανονικοποιημένα σφάλματα, όπου για την κανονικοποίηση χρησιμοποιήσαμε το μέσο όρο των εντός δείγματος σφαλμάτων του μοντέλου πρόβλεψης. Οι μέσες και διάμεσες τιμές των δεικτών αυτών (*MASE* και *MdASE* αντίστοιχα) παρουσιάζονται στον Πίνακα 2.5. Υπολογίστηκαν τρεις επιπλέον δείκτες σφάλματος: Προκατάληψη ή *Bias* (μέσο και διάμεσο προσημασμένο σφάλμα τιμή, *ME* & *MdE* αντίστοιχα), *MSE* και *RGRMSE*.

- **Bias:** μετρημένο ως Μέσο και Διάμεσο Σφάλμα (Σφάλμα = Πραγματική Τιμή – Πρόβλεψη). Η διαδικασία *ADIDA(LT+1, Naive, EQW)* έχει τη μικρότερη προκατάληψη με την απλή *Naive* να έρχεται δεύτερη. Η *SBA* επιτυγχάνει ελαφρώς χειρότερη επίδοση, αν και η απόδοσή της βελτιστοποιείται με τη χρήση της τεχνικής *ADIDA*. Το αρνητικό πρόσημο δηλώνει αισιόδοξες προβλέψεις ως προς τις πραγματικές τιμές.
- **Scaled Errors:** μετρημένο ως Μέσο και Διάμεσο Απόλυτο Κανονικοποιημένο Σφάλμα. Η μέθοδος *SBA* έχει (όπως είναι αναμενόμενο) την καλύτερη επίδοση αναφορικά με την προβλεπτική ικανότητα. Επιπροσθέτως, η διαδικασία *ADIDA(LT+1, SBA, EQW)* μειώνει περαιτέρω το σφάλμα ακριβείας κατά 2,89%, το οποίο μεταφράζεται σε 3,13% ποσοστιαία βελτίωση. Οι διάμεσες τιμές του δείκτη αυτού είναι σαφώς μικρότερες (σχεδόν στο 1/4 των μέσων τιμών) γεγονός που υποδηλώνει την παρουσία σημαντικών *outliers*.
- **Squared Errors:** ενδεικτικό της αστάθειας των παραγόμενων προβλέψεων. Η μέθοδος *SBA* έχει τη μικρότερη τιμή, η οποία πρακτικά παραμένει αμετάβλητη από την εφαρμογή της διαδικασίας *ADIDA*. Αντίθετα, η επίδραση στην περίπτωση των προβλέψεων της μεθόδου *Naive* είναι σημαντική, οδηγώντας σε μείωση 37%.
- **Relative Errors:** Αυτός ο σχετικός (ως προς τη μέθοδο *Naive*) δείκτης σφάλματος επιβεβαιώνει τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τους προαναφερθέντες δείκτες.

Πίνακας 2.1 – Αποτίμηση προβλέψεων ADIDA – Αθροιστικές προβλέψεις (ορίζοντας = LT + 1)

4.352 SKUs		Forecasts		ADIDA Forecasts	
		Naïve	SBA	Naïve	SBA
Bias	ME	2,35	-3,57	-0,39	-2,55
	MdE	1,00	-1,59	0,00	-1,37
Scaled Errors	MASE	125,53%	92,13%	99,84%	89,24%
	MdASE	13,04%	20,93%	19,56%	19,65%
Squared Errors	MSE	8147,29	2082,39	3092,99	2084,51
Relative Errors	RGRMSE	1,00	0,55	0,83	0,52

Πίνακας 2.2 – Ακρίβεια πρόβλεψης ADIDA σε δεδομένα συνεχούς ζήτησης sMAPE (%)

Method	M3	Replication (A = 1)	MSE	BIC	AIC
Naïve	16,91	16,89	14,41*	13,98*	13,97*
SES	15,32	14,65	14,51*	14,04*	14,04*
Holt	15,36	15,33	15,31	15,26	15,23
Damped	14,59	14,46	14,45	14,36	14,35
Theta	13,85	13,99	13,94	13,66*	13,75*

*Statistically significant at $\alpha = 0,05$ level of significance

Σε μία άλλη πρόσφατη έρευνα (Spithourakis et al., 2011) εφαρμόσαμε τη μεθοδολογία *ADIDA* στα μηνιαία δεδομένα συνεχούς ζήτησης του διεθνούς διαγωνισμού προβλέψεων *M3* (περισσότερα για το διαγωνισμό *M3* στην Παράγραφο 3.5.3). Χρησιμοποιώντας τεχνική επιλογή του εμπειρικού βέλτιστου επιπέδου συνάθροισης ανά χρονοσειρά, βασισμένης στην ελαχιστοποίηση του σφάλματος με *MSE*, *BIC* και *AIC*, υπολογίσαμε την ακρίβεια πρόβλεψης διαδομένων μεθόδων προβλέψεων εκθετικής εξομάλυνσης. Τα αποτελέσματα ήταν εξαιρετικά, ειδικότερα για τα κριτήρια επιλογής *BIC* και *AIC*, επιδεικνύοντας σαφή βελτίωση, ειδικά των απλών μεθόδων πρόβλεψης, όπου παρατηρούνται μειώσεις σφάλματος στατιστικά σημαντικές (Πίνακας 2.6). Επίσης, δείξαμε πως η ακρίβεια της πρόβλεψης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από το μέγιστο προς επιλογή επίπεδο συνάθροισης.

Πέραν των προαναφερθέντων μελετών μας, οι οποίες απέδειξαν εμπειρική βελτίωση της ακρίβειας πρόβλεψης του μεθοδολογικού πλαισίου *ADIDA*, οι Babai, Ali & Nikolopoulos (2011) αξιολόγησαν την προτεινόμενη μεθοδολογία από τη σκοπιά του αποθεματικού κόστους (*inventory & backlog cost*) και του επιπέδου ικανοποίησης των πελατών (*customer service level, CSL*). Στον Πίνακα 2.7 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της έρευνας αυτής. Για κάθε μέθοδο πρόβλεψης και κάθε επίπεδο-στόχο ικανοποίησης πελατών υπολογίστηκαν το ύψος του απαιτούμενου αποθέματος (*inventory volume*), το ύψος του ανεκτέλεστου υπολοίπου (*backlog volume*), το κόστος αποθέματος (*inventory cost*), το κόστος ανεκτέλεστου υπολοίπου (*backlog cost*), το

συνολικό κόστος (*total cost*) και το επίπεδο ικανοποίησης που επιτεύχθηκε (*CSL*). Τα βασικά συμπεράσματα της εξέτασης των αποτελεσμάτων είναι τα ακόλουθα:

- Για όλες τις μεθόδους παρατηρούνται μικρότερα επίπεδα ικανοποίησης σε σχέση με τον εκάστοτε στόχο, πιθανότατα λόγω της φύσης των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν (διακοπτόμενης φύσης δεδομένα με μεγάλο αριθμό μηδενικών παρατηρήσεων).
- Η προσέγγιση συνάθροισης κατέληξε στην επίτευξη υψηλότερων επιπέδων ικανοποίησης σε σχέση με τις κλασικές μεθόδους.
- Η αύξηση του επιπέδου συνοδεύεται από ταυτόχρονη αύξηση του συνολικού κόστους αποθήκης, γεγονός που καθιστά δύσκολη την εξαγωγή συμπερασμάτων σχετικά με την συνολική υπεροχή της μεθοδολογίας *ADIDA*.

Προκειμένου να εκτιμηθεί με ακρίβεια η συνολική επίδοση επιπέδου ικανοποίησης και κόστους για κάθε μέθοδο πρόβλεψης και τις αντίστοιχες προσεγγίσεις συνάθροισης, οι ερευνητές μελέτησαν τις αντίστοιχες καμπύλες απόδοσης, παρουσιάζοντας το επιτευχθέν επίπεδο ικανοποίησης ως συνάρτηση του αποθεματικού κόστους. Οι καμπύλες επιδεικνύουν πως, ανεξάρτητα της μεθόδου πρόβλεψης που θα χρησιμοποιηθεί (*Croston*, *SBA* και *SES*), για το ίδιο αποθεματικό κόστος η προσέγγιση της συνάθροισης παρέχει υψηλότερα επίπεδα ικανοποίησης πελατών σε σχέση με τις απλές εφαρμογές των μεθόδων. Η τάση αυτή είναι ιδιαίτερα εμφανής για υψηλά επίπεδα ικανοποίησης (>90%), καθιστώντας τη μεθοδολογία *ADIDA* ιδιαίτερα αποδοτική στις περιπτώσεις αυτές. Για χαμηλότερα επίπεδα, οι απλές υλοποιήσεις των μεθόδων *Croston* και *SBA* παρουσιάζουν οριακά καλύτερη επίδοση.

Συνοψίζοντας, η μη επικαλυπτόμενη συνάθροιση δεδομένων μοιάζει να είναι μια πολλά υποσχόμενη προσέγγιση για χρονοσειρές τόσο διακοπτόμενης όσο και συνεχούς ζήτησης, καθώς οι προβλέψεις σε υψηλότερα επίπεδα συνάθροισης περιόδων είναι γενικά πιο ακριβείς και έχουν μικρότερες διακυμάνσεις σε σχέση με εκείνες μικρότερων επιπέδων συνάθροισης. Ως επίπεδο συνάθροισης μπορεί κάλλιστα να επιλεγεί ο ορίζοντας πρόβλεψης, ή ακόμα και να τον υπερβεί, όπου εν συνεχεία απαιτούνται αποσυνθετικοί μηχανισμοί. Στα πλεονεκτήματα της μεθόδου *ADIDA* πρέπει να προστεθεί η δυνατότητα που παρέχεται από τα περισσότερα πακέτα λογισμικού προβλέψεων όσον αφορά τη συνάθροιση των δεδομένων σε υψηλότερα χρονικά επίπεδα. Η μέθοδος *ADIDA* μπορεί να οδηγήσει σε σημαντική βελτίωση της ακρίβειας πρόβλεψης σε σχέση με μεμονωμένες μεθόδους, γεγονός που την καθιστά μηχανισμό «αυτό-βελτίωσης» μιας μεθόδου. Τα εμπειρικά αποτελέσματα αποδεικνύουν ότι είναι πιθανό να υπάρχει βέλτιστο επίπεδο συνάθροισης, ενώ ο ορισμός του επιπέδου συνάθροισης ίσου με το *lead time* συν μία ακόμα περίοδο οδηγεί σε πολύ καλά αποτελέσματα, αναφορικά με την ακρίβεια πρόβλεψης. Τέλος, η μεθοδολογία *ADIDA* δύναται να οδηγήσει σε προβλέψεις που οδηγούν στην επίτευξη υψηλότερων επιπέδων ικανοποίησης πελατών.

Πίνακας 2.3 - Εμπειρικά αποτελέσματα της μεθοδολογίας ADIDA σχετικά με το κόστος και το επίπεδο ικανοποίησης των πελατών

Forecasting Method	Targeted CSL	Holding (volume)	Backlog (volume)	Inventory Cost (£)	Backlog Cost (£)	Total Cost (£)	CLS
Classical Approach							
Croston	90%	19,530	0,492	5,019	0,674	5,693	0,852
	95%	26,810	0,407	6,615	0,538	7,153	0,885
	99%	53,048	0,301	11,584	0,387	11,971	0,920
SBA	90%	18,994	0,502	4,885	0,686	5,571	0,849
	95%	26,182	0,415	6,479	0,551	7,030	0,882
SES	99%	52,461	0,307	11,440	0,393	11,833	0,918
	90%	20,674	0,497	5,094	0,694	5,787	0,843
	95%	28,995	0,424	6,789	0,557	7,346	0,872
99%	54,172	0,332	11,549	0,425	11,974	0,909	
Aggregation Approach							
ADIDA (Croston)	90%	23,440	0,444	5,662	0,632	6,294	0,866
	95%	33,199	0,343	7,689	0,459	8,147	0,904
	99%	62,049	0,220	13,168	0,272	13,440	0,946
ADIDA (SBA)	90%	22,835	0,452	5,535	0,641	6,176	0,863
	95%	32,498	0,349	7,505	0,469	7,974	0,902
ADIDA (SES)	99%	61,372	0,224	13,005	0,275	13,281	0,944
	90%	23,002	0,449	5,635	0,635	6,270	0,865
	95%	32,989	0,347	7,617	0,463	8,080	0,903
99%	61,849	0,222	13,142	0,273	13,415	0,945	

Πηγή: Babai, M. Z., Ali, M. M. & Nikolopoulos, K. (2011) "Impact of temporal aggregation on stock control performance of intermittent demand estimators: Empirical analysis", *Omega*, article in press, p. 6, Table 3.

Κεφάλαιο 5

Διαδικασία Προσομοίωσης

Η βασική υπόθεση της παρούσας διατριβής είναι πως η ακρίβεια στην πρόβλεψη χρονοσειρών επηρεάζεται από έξι παράγοντες. Οι παράγοντες αυτοί αποτελούνται από τις τέσσερις βασικές συνιστώσες της χρονοσειράς, δηλαδή την εποχιακότητα (*seasonality*), την τάση (*trend*), τον κύκλο (*cycle*) και την τυχαιότητα (*randomness*), καθώς και το πλήθος των διαθέσιμων ιστορικών παρατηρήσεων (*number of observations*) αλλά και τον επιθυμητό ορίζοντα πρόβλεψης (*forecasting horizon*). Προκειμένου να μετρήσουμε το βαθμό με τον οποίο κάθε παράγοντας επηρεάζει την ακρίβεια, προσομοιώνουμε ένα μεγάλο πλήθος τεχνητών χρονοσειρών, των οποίων όμως τα χαρακτηριστικά βασίζονται στην ανάλυση μέσω αποσύνθεσης των συνιστωσών των μηνιαίων δεδομένων του διαγωνισμού *M3*.

Η επόμενη Παράγραφος παρουσιάζει τη διαδικασία αποσύνθεσης των πραγματικών χρονοσειρών προς τον καθορισμό των επιπέδων των συνιστωσών, ενώ στην Παράγραφο 5.2 παρουσιάζεται αναλυτικά τα βήματα της δημιουργίας των τεχνητών χρονοσειρών. Στη συνέχεια, περιγράφεται η μεθοδολογία πρόβλεψης που θα ακολουθηθεί στη διαδικασία προσομοίωσης (Παράγραφος 5.3) και καταγράφονται οι δείκτες σφάλματος που θα χρησιμοποιηθούν (Παράγραφος 5.4).

5.1 Αποσύνθεση των μηνιαίων δεδομένων του *M3*

Η διάσπαση της πληροφορίας που περιέχει η χρονοσειρά σε ξεχωριστές συνιστώσες επιτεύχθηκε έπειτα από θεώρηση ενός πολλαπλασιαστικού ντετερμινιστικού μοντέλου, όπου κάθε παράγοντας θεωρείται πως επιδρά ανεξάρτητα από τους υπόλοιπους. Συνεπώς, η συνάρτηση που περιγράφει μαθηματικά τη χρονοσειρά δίνεται από την ακόλουθη εξίσωση:

$$Y_i = (S \cdot T \cdot C \cdot R)_i$$

Όπως αναφέρθηκε και στο Κεφάλαιο 2, η κλασική μέθοδος αποσύνθεσης αποτελεί την πιο απλή διαδικασία για την απομόνωση των τεσσάρων συνιστωσών μιας χρονοσειράς. Παρακάτω δίνονται αναλυτικά τα βήματα που εφαρμόστηκαν προκειμένου να απομονωθούν τα επίπεδα της κάθε συνιστώσας για κάθε μία από τις 1.428 μηνιαίων χρονοσειρών του διαγωνισμού *M3*:

Βήμα 1^ο

Υπολογισμός κεντρικού κινητού μέσου όρου 12 παρατηρήσεων (όσο και το μήκος της εποχιακότητας), προκειμένου να εξαλειφθεί η τυχαιότητα και η εποχιακότητα. Το αποτέλεσμα είναι μια εκτίμηση της σειράς τάσης κύκλου:

$$KMO(12 \times 12)_i = (T \times C)_i$$

Βήμα 2^ο

Διάρθρωση των πραγματικών δεδομένων με τις αντίστοιχες τιμές των κινητών μέσων όρων, για τον υπολογισμό των λόγων εποχιακότητας:

$$\frac{Y_i}{KMO(12 \times 12)_i} = \frac{(T \times C \times S \times R)_i}{(T \times C)_i} = (S \times R)_i$$

Βήμα 3^ο

Ταξινόμηση των λόγων εποχιακότητας ανά χρονικές περιόδους, εύρεση και αφαίρεση της μέγιστης και της ελάχιστης τιμής κάθε περιόδου και υπολογισμός του μέσου όρου των υπολοίπων προς το σχηματισμό των προκαταρκτικών δεικτών εποχιακότητας. Η κανονικοποίηση των δεικτών αυτών (με στόχο το άθροισμα τους να ισούται με 12) οδηγεί στον καθορισμό των τελικών δεικτών εποχιακότητας, που ουσιαστικά είναι ένα διάλυμα 12 πραγματικών τιμών.

Βήμα 4^ο

Διάρθρωση των πραγματικών δεδομένων με τους αντίστοιχους (για κάθε περίοδο) δείκτες εποχιακότητας για την εύρεση της αποεποχικοποιημένης σειράς. Η σειρά που προκύπτει περιέχει τάση, κύκλο και τυχαιότητα:

$$\frac{Y_i}{S_k} = \frac{(T \times C \times S \times R)_i}{S_k} = (T \times C \times R)_i$$

Βήμα 5^ο

Απαλοιφή της τυχαιότητας από την αποεποχικοποιημένη σειρά με χρήση διπλού κινητού μέσου όρου 3×3. Ο υπολογισμός της συνιστώσας της τυχαιότητας προκύπτει κατόπιν από τη διαίρεση της αποεποχικοποιημένης σειράς και της σειράς τάσης-κύκλου:

$$\Delta KMO(3 \times 3)_i = (T \times C)_i$$

$$\frac{(T \times C \times R)_i}{\Delta\text{ΚΜΟ}(3 \times 3)_i} = \frac{(T \times C \times R)_i}{(T \times C)_i} = R_i$$

Βήμα 6ο

Υπολογισμός του επιπέδου (*level*) της κάθε συνιστώσας. Όσων αφορά τις συνιστώσες εποχιακότητα, τυχαιότητα και κύκλο, τα επίπεδα (L_S , L_R και L_C) υπολογίζονται τα συμμετρικά ποσοστιαία σφάλματα των πρώτων διαφορών των αντίστοιχων διανυσμάτων (S , R και $T \times C$). Ο υπολογισμός του επίπεδο της τάσης (L_T) επιτυγχάνεται με αντίστροφο υπολογισμό του ετήσιου ρυθμού ανάπτυξης από τους λόγους των μηνιαίων τιμών της σειράς τάσης-κύκλου.

$$L_S = \text{sMAPE}_S = \left(\frac{1}{11} \cdot \sum_{i=2}^{12} 2 \cdot \left| \frac{S_i - S_{i-1}}{S_i + S_{i-1}} \right| \right) \cdot 100\%$$

$$L_R = \text{sMAPE}_R = \left(\frac{1}{n-1} \cdot \sum_{i=2}^n 2 \cdot \left| \frac{R_i - R_{i-1}}{R_i + R_{i-1}} \right| \right) \cdot 100\%$$

$$L_C = \text{sMAPE}_C = \left(\frac{1}{n-1} \cdot \sum_{i=2}^n 2 \cdot \left| \frac{(T \times C)_i - (T \times C)_{i-1}}{(T \times C)_i + (T \times C)_{i-1}} \right| \right) \cdot 100\%$$

$$L_T = \left[\left(\left| \frac{\sum_{i=2}^n \frac{(T \times C)_i}{(T \times C)_{i-1}} - 1}{n-1} \right| + 1 \right)^{12} - 1 \right] \cdot 100\%$$

Οι παραπάνω εξισώσεις δίνουν ως αποτέλεσμα τα επίπεδα τιμών των τεσσάρων βασικών συνιστωσών (εποχιακότητα, τάση, κύκλος και τυχαιότητα) για καθεμία από τις 1.428 μηνιαίες χρονοσειρές του διαγωνισμού *M3*. Οι τιμές όλων των χρονοσειρών για κάθε συνιστώσα ταξινομούνται ξεχωριστά κατά αύξουσα τιμή σε ένα διάστημα 1.428 τιμών. Ειδικά από το διάστημα της εποχιακότητας αφαιρέθηκαν οι 864 πρώτες τιμές, οι οποίες αντιστοιχούσαν σε σειρές που είχαν χαρακτηριστεί από τους διοργανωτές του *M3* ως μη εποχιακές. Για τον προσδιορισμό των επιπέδων των συνιστωσών, προσδιορίστηκαν τα περιττά δεκατημόρια (10%, 30%, 50%, 70% και 90%) των ταξινομημένων διανυσμάτων L_S , L_T , L_C και L_R .

Μετά από κατάλληλη στρογγυλοποίηση και κανονικοποίηση των τιμών των περιττών δεκατημορίων κάθε συνιστώσας, καταλήξαμε στα ποσοστιαία επίπεδα των συνιστωσών που παρουσιάζονται στον Πίνακα 5.1. Εκτός των τεσσάρων αναλυθέντων συνιστωσών, προστέθηκε και ένας ακόμα παράγοντας, αναφορικά με το πλήθος των διαθέσιμων ιστορικών παρατηρήσεων. Οι τιμές των επιπέδων του παράγοντα αυτού έλαβαν απόλυτες τιμές που αντιπροσωπεύουν ιστορικά βάθη τα οποία συναντώνται ευρέως στο περιβάλλον μιας επιχείρησης (3, 4, 5, 7, 9 και 12 χρόνια).

Πίνακας 5.1 – Τα επίπεδα διακύμανσης των πέντε παραγόντων

Παράγοντες	Επίπεδα					
	1	2	3	4	5	6
Εποχιακότητα	0,0%	0,5%	2,5%	7,5%	13,5%	20,0%
Τάση	0,0%	0,6%	1,2%	1,8%	2,4%	3,0%
Κύκλος	0,0%	0,4%	0,8%	1,2%	1,6%	2,0%
Τυχασιότητα	0,0%	0,5%	2,0%	4,0%	7,0%	10,0%
Αριθμός παρατηρήσεων	36	48	60	84	108	144

5.2 Η διαδικασία παραγωγής των τεχνητών χρονοσειρών

Ο Πίνακας 5.1 παρουσιάζει τα επίπεδα των πέντε παραγόντων, όπως προέκυψαν από την ανάλυση μέσω αποσύνθεσης των βασικών συνιστωσών πραγματικών μηνιαίων δεδομένων. Οι τιμές αυτές θα αποτελέσουν τη βάση για την παραγωγή των τεχνητών χρονοσειρών. Προκειμένου να εξεταστεί κάθε πιθανή περίπτωση, θεωρούμε κάθε πιθανό συνδυασμό επιπέδων μεταξύ των πέντε παραγόντων, συνεπώς, εφόσον μελετούμε πέντε παράγοντες και έξι επίπεδα, καταλήγουμε σε $6^5=7.776$ συνδυασμούς. Για κάθε συνδυασμό θα παραχθούν συνολικά 10.000 χρονοσειρές, οπότε συνολικά παράγονται $7.776 \times 10.000 = 77.760.000$ χρονοσειρές. Προκειμένου να μελετηθεί η επίδραση του έκτου παράγοντα, που αφορά τον ορίζοντα πρόβλεψης, θα παραχθούν για κάθε χρονοσειρά 18 σημειακές προβλέψεις και θα ελεγχθεί ξεχωριστά η ακρίβεια σε κάθε ορίζοντα πρόβλεψης. Η επιλογή του ορίζοντα 18 μηνιαίων προβλέψεων γίνεται κατά ακολουθία του διεθνούς διαγωνισμού προβλέψεων *M3*.

Όπως και στη διαδικασία της αποσύνθεσης των πραγματικών δεδομένων, έτσι και για την παραγωγή των τεχνητών χρονοσειρών θεωρείται ένα ντετερμινιστικό, πολλαπλασιαστικό μοντέλο, κατά αναλογία με αυτό που είχε προταθεί από τους Miller και Williams (2003), με την προσθήκη, όμως, της συνιστώσας του κύκλου. Οπότε, ομοίως με την αποσύνθεση, ακολουθείται η πολλαπλασιαστική μαθηματική διατύπωση της χρονοσειράς.

Για λόγους συντομίας, από εδώ και στο εξής θα χρησιμοποιείται η ακόλουθη εξίσωση για την αναφορά μιας συγκεκριμένης χρονοσειράς (*i*) που έχει κατασκευαστεί βάσει συγκεκριμένων επιπέδων παραγόντων:

$$TS = (S, T, C, R, O)_i$$

Όπου *S*, *T*, *C*, *R* και *O* είναι τα επίπεδα των παραγόντων της εποχιακότητας, της τάσης, του κύκλου, της τυχασιότητας και του αριθμού των διαθέσιμων παρατηρήσεων αντίστοιχα. Για παράδειγμα, αν θέλουμε να αναφερθούμε στην 546^η (από τις 10.000)

χρονοσειρά της περίπτωσης όπου τα επίπεδα λαμβάνουν τιμές $S=4$, $T=5$, $C=3$, $R=6$ και $O=2$, θα έχουμε:

$$TS = (4, 5, 3, 6, 2)_{546}$$

Προκειμένου να διαφωτιστεί πλήρως η διαδικασία μέσω της οποίας παράχθηκαν όλες οι χρονοσειρές, δίνονται στη συνέχεια τα έξι βήματα που ακολουθήθηκαν για τη διαδικασία αυτή. Για τους σκοπούς του παραδείγματος, θεωρείται πως επιθυμούμε να υπολογίσουμε, μέσω προσομοίωσης, μία χρονοσειρά με συγκεκριμένα επίπεδα παραγόντων, $S=4$, $T=5$, $C=3$, $R=6$ και $O=2$.

Βήμα 1ο

Επιλέγεται τυχαία ένα επίπεδο, το οποίο και θεωρείται αρχικό επίπεδο της χρονοσειράς. Κατόπιν ορίζεται ένα μοναδιαίο διάνυσμα (L) που θα αποτελείται από 66 τιμές, και όλες του οι τιμές εξισώνονται με την τιμή του τυχαία επιλεγμένου επιπέδου. Το μήκος του διανύσματος (66 παρατηρήσεις) προέκυψε ως το άθροισμα του επιλεγμένου επιπέδου διαθέσιμων παρατηρήσεων ($O=2$, οπότε 48 παρατηρήσεις) και του πλήθους των παρατηρήσεων που κρατούνται κρυφές (18 παρατηρήσεις) και χρησιμοποιούνται αφού ολοκληρωθεί η διαδικασία της πρόβλεψης για την *out-of-sample* αξιολόγηση της ακρίβειας κάθε μοντέλου.

Βήμα 2ο

Το επιλεγμένο επίπεδο εποχιακότητας ($S=4$) αντιστοιχεί σε ποσοστιαία εύρος 7,5%. Οπότε θεωρείται μία κανονική κατανομή με μέση τιμή 7,5% και τυπική απόκλιση 2,5%, ούτως ώστε ο συντελεστής μεταβλητότητας να ισούται με 1/3. Θεωρώντας ένα μοναδιαίο διάνυσμα (S) αποτελούμενο από 66 παρατηρήσεις, οι τιμές αυτού υπολογίζονται σύμφωνα με την παρακάτω εξίσωση:

$$S_t = SI_{t \bmod 12} \cdot N_t(7,5\%, 2,5\%), \quad t = 1, 2, 3, \dots, 66$$

Όπου SI είναι ένας μονοδιάστατος πίνακας μηδενικής βάσης και 12 τιμών που περιέχει τη μέση εποχιακή καμπύλη όπως έχει προκύψει από την ανάλυση των εποχιακών χρονοσειρών του διαγωνισμού $M3$.

Βήμα 3ο

Χρησιμοποιώντας ένα ετήσιο ρυθμό ανάπτυξης 2,4% (τιμή που αντιστοιχεί στο επίπεδο 5 της τάσης), η συνιστώσα της τάσης που θα εφαρμοστεί σε κάθε παρατήρηση της τεχνητής χρονοσειράς δίνεται ακολουθώς:

$$T_t = \sqrt[12]{1,024^t}, \quad t = 1, 2, 3, \dots, 66$$

Βήμα 4^ο

Ο παράγοντας της κυκλικότητας μπορεί να προσδιοριστεί χρησιμοποιώντας ένα μονοδιάστατο πίνακα C μήκους 66 παρατηρήσεων, όπως περιγράφεται στην ακόλουθη αναδρομική εξίσωση:

$$C_t = C_{t-1} + r_t, \quad t = 1, 2, 3, \dots, 66$$

Όπου $C_0=0$ και r_t είναι μια κανονικά κατανεμημένη μεταβλητή με μέση τιμή 0,8% (που αντιστοιχεί στο επίπεδο της κυκλικότητας $C=3$) και τυπική απόκλιση 0,27%, τέτοια ώστε $CV=1/3$. Η τιμή του προσθετέου r_t επαναυπολογίζεται για κάθε παρατήρηση:

$$r_t = N_t(0,8\%, 0,27\%), \quad t = 1, 2, 3, \dots, 66$$

Βήμα 5^ο

Μία επίσης κανονικά κατανεμημένη και τυχαία επιλεγμένη μεταβλητή με μέση τιμή 10% (που αντιστοιχεί στο επιλεγμένο επίπεδο τυχαιότητας, 6) και με τυπική απόκλιση 3,3%, ώστε $CV=1/3$ παράγεται τεχνητά προς το σχηματισμό της συνιστώσας της τυχαιότητας:

$$R_t = N_t(10\%, 3,3\%), \quad t = 1, 2, 3, \dots, 66$$

Βήμα 6^ο

Κάθε τιμή της χρονοσειράς προκύπτει ως πολλαπλασιαστικός συνδυασμός των επιμέρους συνιστωσών των βημάτων 1 έως 5:

$$Y_t = L_t \cdot S_t \cdot T_t \cdot C_t \cdot R_t$$

Η παραπάνω διαδικασία επαναλαμβάνεται 9.999 φορές ακόμα προκειμένου να παραχθούν όλες οι ζητούμενες χρονοσειρές της περίπτωσης $S=4$, $T=5$, $C=3$, $R=6$ και $O=2$.

Οι παραχθείσες χρονοσειρές, συνολικού πλήθους περίπου 80 εκατομμυρίων, εξήχθησαν και αποθηκεύτηκαν σε αρχεία δεδομένων (*comma separated value files*). Ο μεγάλος όγκος (περίπου 60GB) αυτών, όμως, καθιστά απαγορευτική τη διανομή τους σε οπτικό δίσκο μέσω του παρόντος τόμου. Παρόλα αυτά, τα δεδομένα είναι διαθέσιμα σε οποιονδήποτε ενδιαφερόμενο.

Οι Πίνακες 5.2 έως 5.6 και τα Σχήματα 5.1 έως 5.10 παρουσιάζουν αριθμητικά και διαγραμματικά χαρακτηριστικά παραδείγματα χρονοσειρών που προέκυψαν ως αποτέλεσμα της διαδικασίας παραγωγής που περιγράφηκε παραπάνω. Σε όλες τις περιπτώσεις με έντονη γραμματοσειρά παρουσιάζονται οι 18 τιμές που θα θεωρηθούν κρυφές από τη δημιουργία των μοντέλων πρόβλεψης και που θα χρησιμοποιηθούν μονάχα στο στάδιο της αξιολόγησης. Επίσης, για λόγους ομοιομορφίας, όλες οι σειρές που παρουσιάζονται έχουν μήκος 66 παρατηρήσεις (48 και 18 κρυφές).

Στη συνέχεια δίνεται μια μικρή περιγραφή των ποιοτικών χαρακτηριστικών των χρονοσειρών που δίνονται ως παραδείγματα:

$TS(2, 3, 1, 1, 2)_{15}$ (Σχήμα 5.1): κυριαρχούν τα στοιχεία της εποχιακότητας ($S=2$) και της τάσης ($T=3$). Αντίθετα, δεν υπάρχει καθόλου τυχαιότητα και κυκλικότητα, αφού τα επίπεδά τους έχουν επιλεχθεί ίσα με 1, που ισοδυναμεί με μηδενική διακύμανση.

$TS(1, 1, 1, 4, 2)_{36}$ (Σχήμα 5.2): το μοναδικό ποιοτικό χαρακτηριστικό που παρουσιάζει η παρούσα χρονοσειρά είναι η έντονη τυχαιότητα ($R=3$). Οι συνιστώσες εποχιακότητα, τάση και κυκλικότητα δεν υφίστανται.

$TS(1, 1, 3, 1, 2)_{23}$ (Σχήμα 5.3): η κυκλικότητα ($C=3$) είναι το μοναδικό χαρακτηριστικό της χρονοσειράς, με τις υπόλοιπες συνιστώσες να απουσιάζουν, δεδομένου του μοναδιαίου επιπέδου τους.

$TS(5, 1, 1, 4, 2)_{37}$ (Σχήμα 5.4): η έντονη εποχιακότητα ($S=5$) σε συνδυασμό με σαφή τυχαιότητα ($R=4$) χαρακτηρίζουν την παρούσα χρονοσειρά. Δεν γίνονται εμφανείς οι συνιστώσες της τάσης και του κύκλου.

$TS(1, 4, 4, 1, 2)_{78}$ (Σχήμα 5.5): κυρίαρχο χαρακτηριστικό της σειράς είναι η τάση ($T=4$), με τον κύκλο ($C=4$) να αφήνει σαφή αίσθηση. Απουσιάζουν η εποχιακότητα και η τυχαιότητα.

$TS(3, 1, 3, 1, 2)_{17}$ (Σχήμα 5.6): η χρονοσειρά χαρακτηρίζεται από εποχιακότητα ($S=3$) σε συνδυασμό με κυκλικότητα ($C=3$). Τα επίπεδα των συνιστωσών τάση και τυχαιότητα έχουν επιλεχθεί έτσι ώστε να μην έχουν παρουσία.

$TS(1, 3, 1, 3, 2)_{31}$ (Σχήμα 5.7): η αισθητή αυξητική τάση ($T=3$) και η ουσιαστική τυχαιότητα ($R=3$) χαρακτηρίζουν την παρούσα χρονοσειρά, η οποία δεν παρουσιάζει εποχιακότητα και κυκλικότητα.

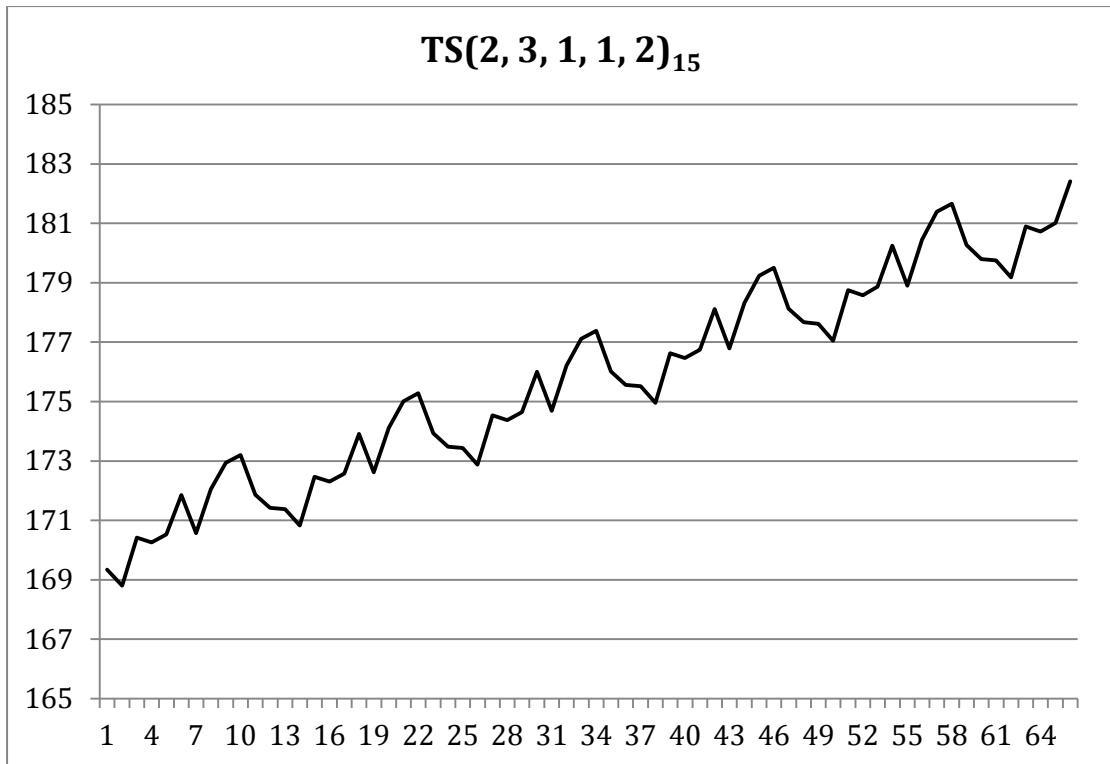
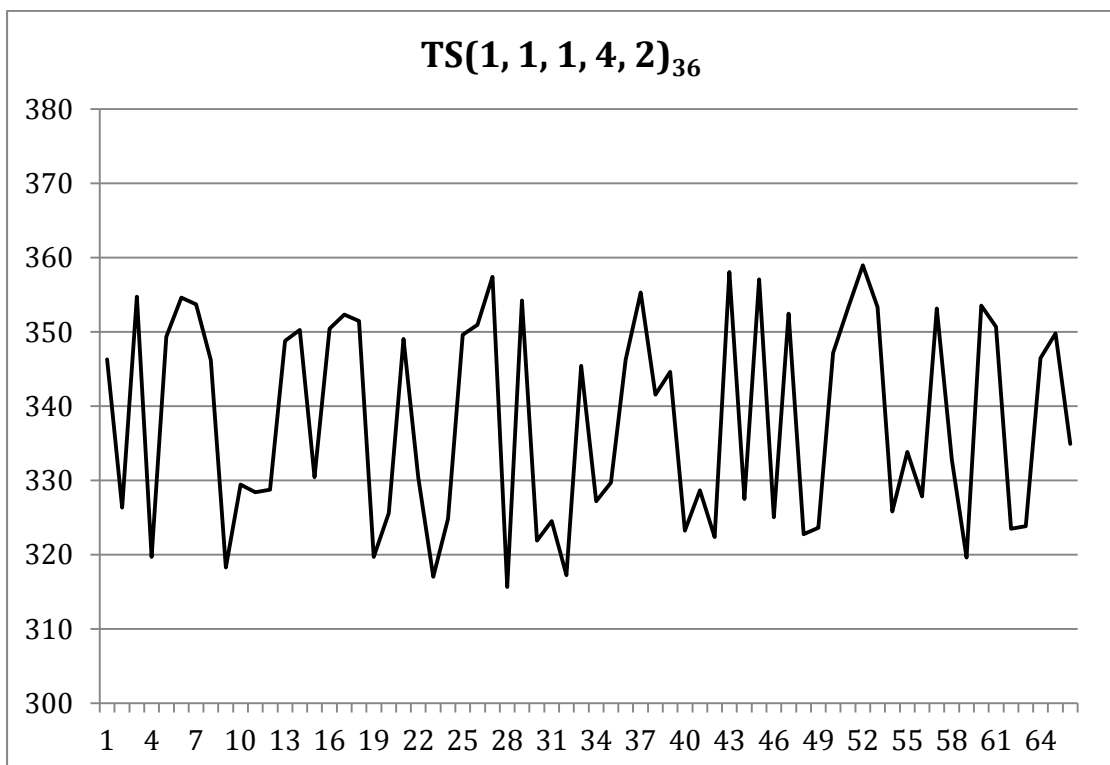
$TS(1, 1, 4, 3, 2)_{35}$ (Σχήμα 5.8): κυριαρχούν τα στοιχεία της κυκλικότητας ($C=4$) αλλά και της τυχαιότητας ($R=3$). Αντίθετα, απουσιάζουν οι συνιστώσες της εποχιακότητας και της τάσης.

$TS(3, 3, 2, 2, 2)_{27}$ (Σχήμα 5.9): η τάση ($T=3$) και η εποχιακότητα ($S=3$) χαρακτηρίζουν εντονότερα τη χρονοσειρά αυτή, από την οποία όμως δεν λείπουν οι συνιστώσες της τυχαιότητας ($R=2$) και του κύκλου ($C=2$).

$TS(4, 3, 5, 3, 2)_{110}$ (Σχήμα 5.10): η τελευταία χρονοσειρά του δείγματος περιέχει σε ένα βαθμό όλες τις συνιστώσες, με επικρατούσες την τυχαιότητα ($R=5$) και την εποχιακότητα ($S=4$).

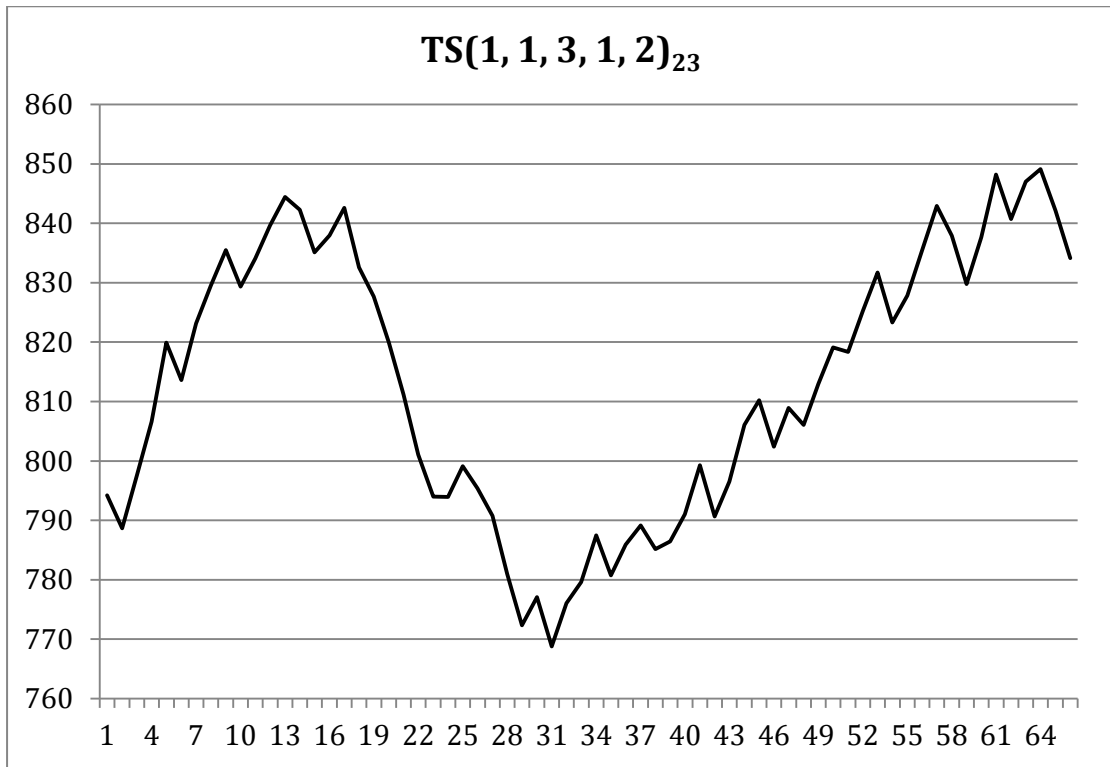
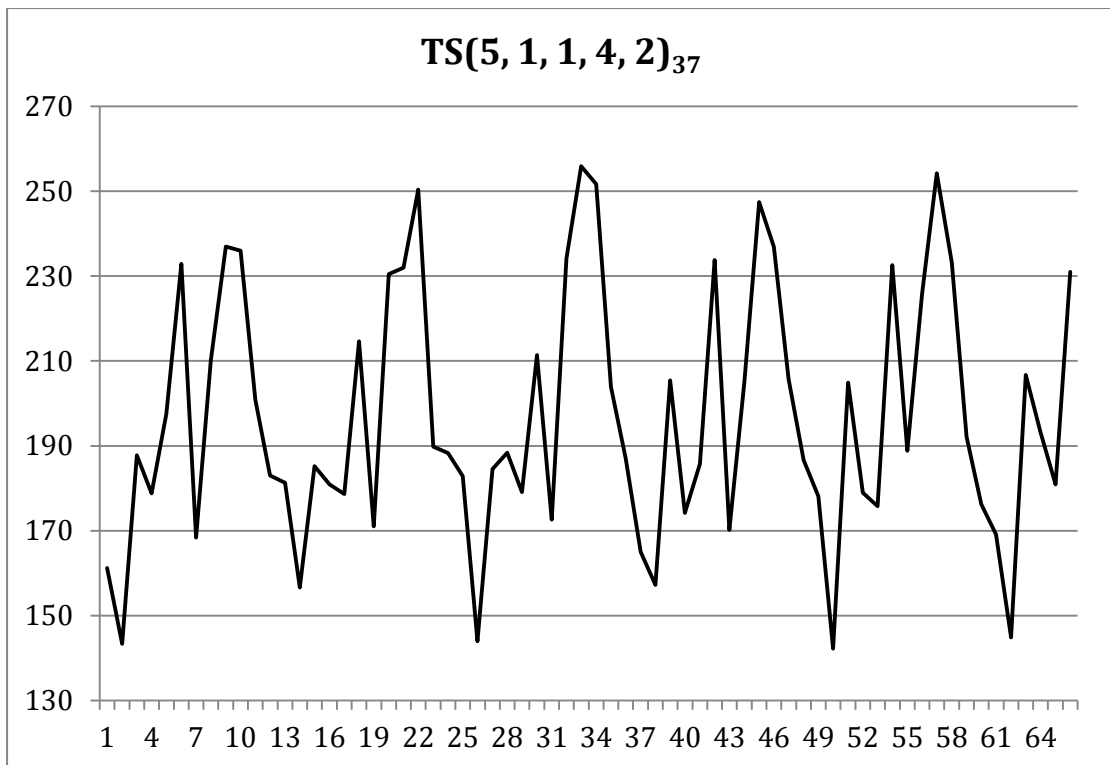
Πίνακας 5.2 - TS(2, 3, 1, 1, 2)₁₅ και TS(1, 1, 1, 4, 2)₃₆

t	TS(2, 3, 1, 1, 2) ₁₅	TS(1, 1, 1, 4, 2) ₃₆	t	TS(2, 3, 1, 1, 2) ₁₅	TS(1, 1, 1, 4, 2) ₃₆
1	169,35	346,29	34	177,38	327,22
2	168,80	326,33	35	176,02	329,70
3	170,42	354,75	36	175,56	346,25
4	170,26	319,71	37	175,52	355,29
5	170,53	349,35	38	174,95	341,56
6	171,85	354,63	39	176,63	344,63
7	170,57	353,70	40	176,46	323,21
8	172,05	346,21	41	176,74	328,65
9	172,94	318,27	42	178,11	322,38
10	173,20	329,46	43	176,78	358,08
11	171,87	328,40	44	178,32	327,49
12	171,42	328,73	45	179,24	357,06
13	171,38	348,78	46	179,51	325,06
14	170,83	350,28	47	178,13	352,46
15	172,46	330,41	48	177,67	322,74
16	172,30	350,43	49	177,62	323,62
17	172,58	352,32	50	177,05	347,16
18	173,91	351,46	51	178,75	353,22
19	172,62	319,70	52	178,58	358,99
20	174,11	325,58	53	178,87	353,33
21	175,01	349,04	54	180,25	325,83
22	175,28	330,44	55	178,91	333,83
23	173,93	317,04	56	180,46	327,86
24	173,48	324,81	57	181,39	353,15
25	173,44	349,63	58	181,66	332,82
26	172,88	350,96	59	180,27	319,59
27	174,53	357,41	60	179,80	353,55
28	174,37	315,66	61	179,75	350,68
29	174,65	354,21	62	179,18	323,51
30	176,00	321,88	63	180,89	323,82
31	174,69	324,51	64	180,73	346,45
32	176,20	317,22	65	181,01	349,80
33	177,11	345,45	66	182,41	334,91

Σχήμα 5.1 - TS(2, 3, 1, 1, 2)₁₅Σχήμα 5.2 - TS(1, 1, 1, 4, 2)₃₆

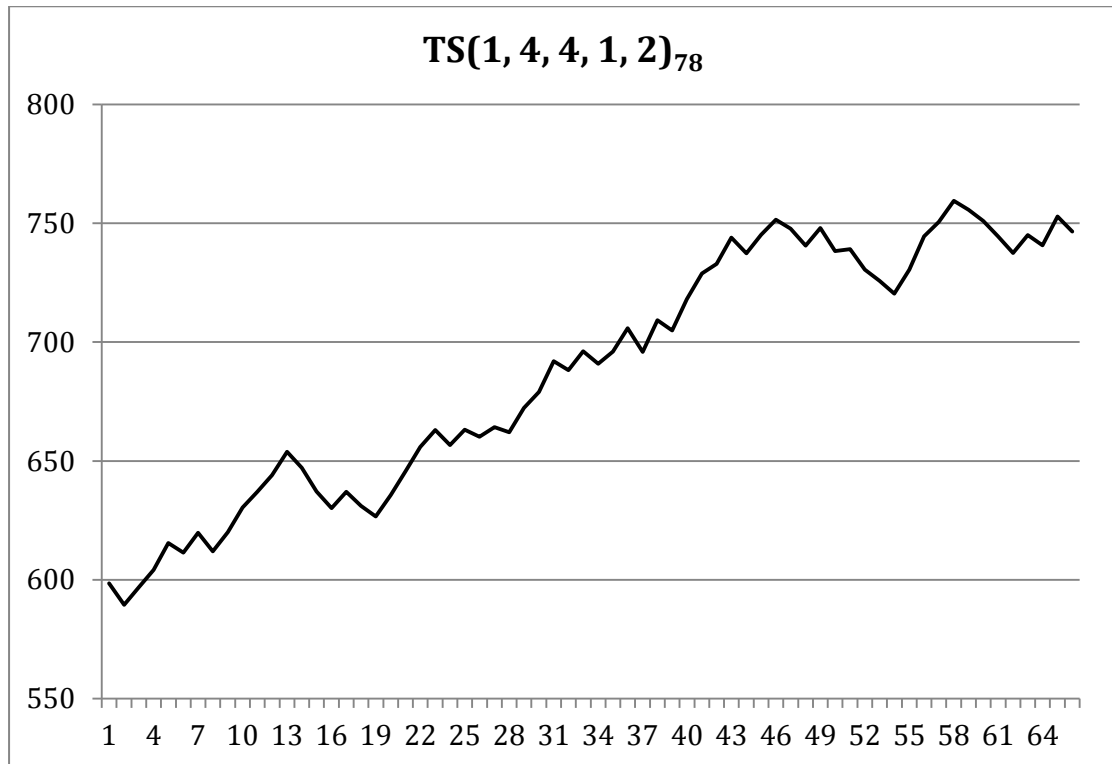
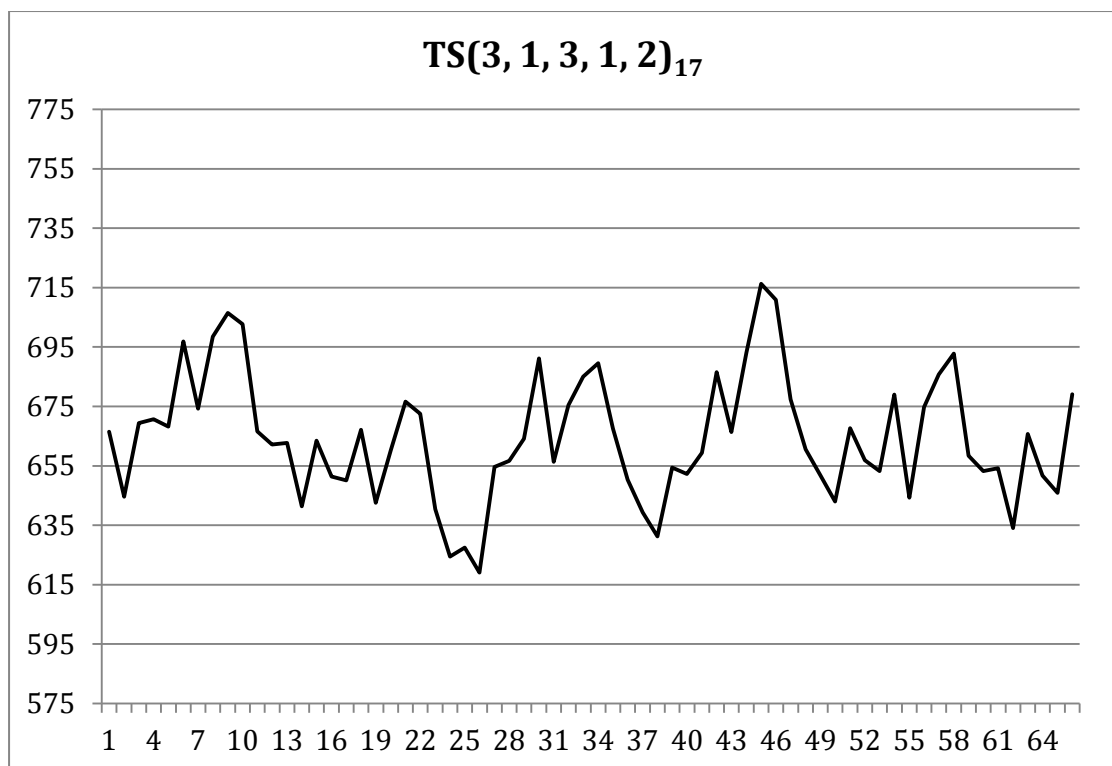
Πίνακας 5.3 - TS(1, 1, 3, 1, 2)₂₃ και TS(5, 1, 1, 4, 2)₃₇

t	TS(1, 1, 3, 1, 2) ₂₃	TS(5, 1, 1, 4, 2) ₃₇	t	TS(1, 1, 3, 1, 2) ₂₃	TS(5, 1, 1, 4, 2) ₃₇
1	794,21	161,19	34	787,49	251,65
2	788,65	143,36	35	780,71	203,95
3	797,53	187,78	36	785,94	187,12
4	806,63	178,79	37	789,16	164,98
5	819,92	197,48	38	785,14	157,26
6	813,59	232,89	39	786,45	205,44
7	823,18	168,39	40	791,01	174,22
8	829,53	210,14	41	799,27	185,71
9	835,49	236,94	42	790,64	233,76
10	829,32	235,98	43	796,54	170,19
11	834,11	200,90	44	806,09	205,12
12	839,65	183,02	45	810,19	247,49
13	844,43	181,30	46	802,40	236,92
14	842,30	156,63	47	808,91	205,70
15	835,13	185,21	48	806,08	186,65
16	837,95	180,93	49	812,97	178,14
17	842,63	178,66	50	819,09	142,24
18	832,59	214,67	51	818,35	204,94
19	827,65	171,05	52	825,24	178,96
20	819,98	230,45	53	831,73	175,77
21	811,17	231,96	54	823,30	232,58
22	801,05	250,41	55	827,84	188,82
23	793,99	189,78	56	835,43	225,84
24	793,92	188,34	57	842,93	254,22
25	799,10	182,89	58	837,91	233,09
26	795,38	143,91	59	829,80	192,16
27	790,78	184,53	60	837,64	176,23
28	780,93	188,36	61	848,24	169,11
29	772,31	179,14	62	840,73	144,84
30	777,06	211,39	63	847,05	206,70
31	768,77	172,61	64	849,14	193,18
32	776,07	234,15	65	842,12	180,91
33	779,62	255,91	66	834,13	230,99

Σχήμα 5.3 - TS(1, 1, 3, 1, 2)₂₃Σχήμα 5.4 - TS(5, 1, 1, 4, 2)₃₇

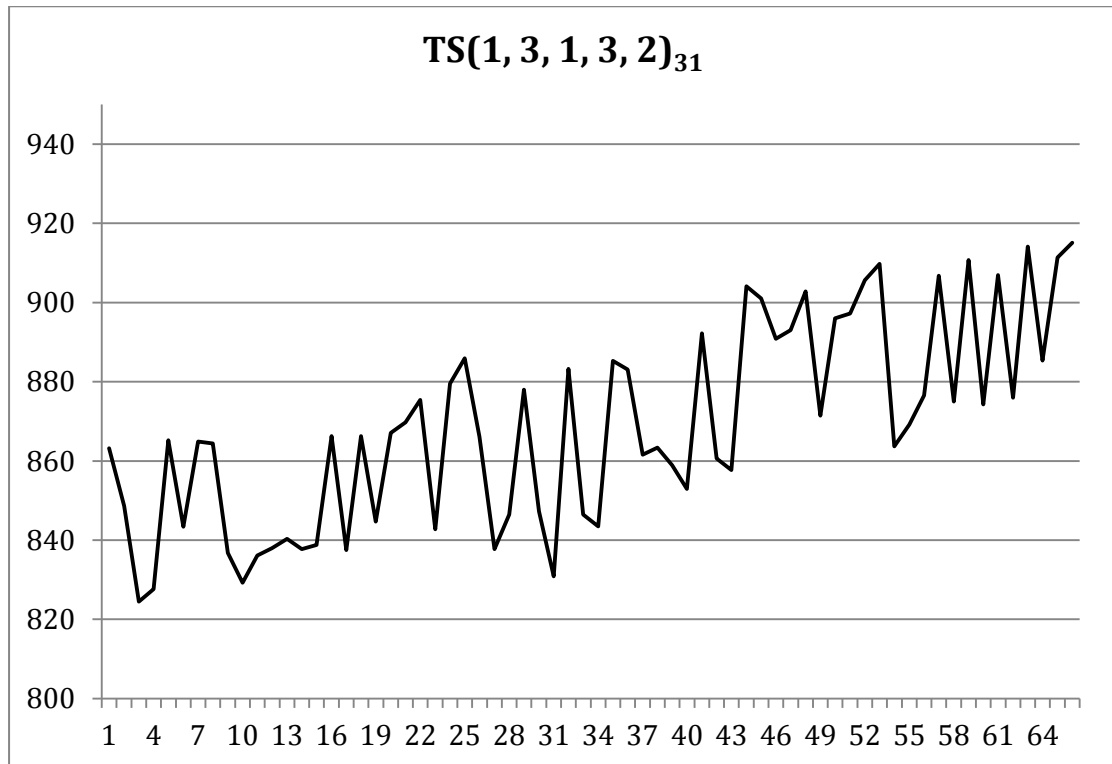
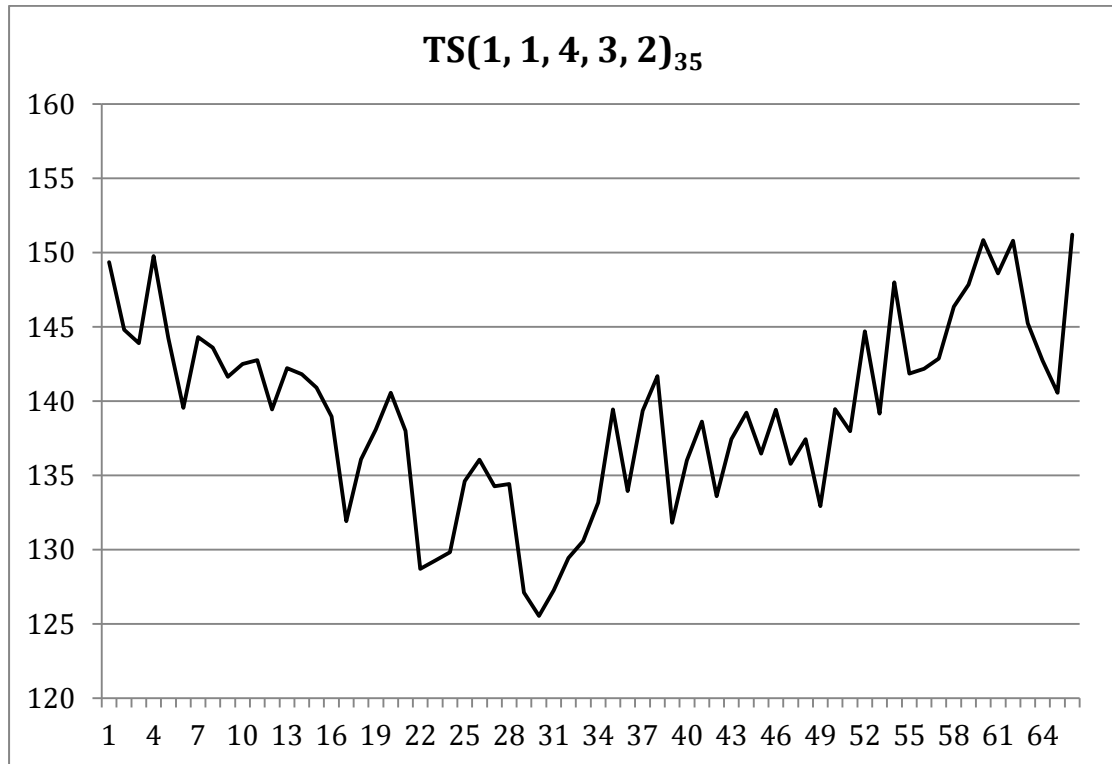
Πίνακας 5.4 - TS(1, 4, 4, 1, 2)₇₈ και TS(3, 1, 3, 1, 2)₁₇

t	TS(1, 4, 4, 1, 2) ₇₈	TS(3, 1, 3, 1, 2) ₁₇	t	TS(1, 4, 4, 1, 2) ₇₈	TS(3, 1, 3, 1, 2) ₁₇
1	598,46	666,51	34	690,88	689,54
2	589,51	644,61	35	696,06	667,57
3	596,84	669,45	36	705,85	650,37
4	604,17	670,67	37	695,88	639,28
5	615,51	668,25	38	709,19	631,23
6	611,35	696,93	39	704,90	654,37
7	619,74	674,22	40	718,14	652,31
8	611,97	698,51	41	728,95	659,34
9	620,00	706,51	42	732,94	686,57
10	630,45	702,74	43	744,00	666,37
11	637,02	666,65	44	737,44	693,11
12	644,06	662,20	45	745,20	716,24
13	653,81	662,72	46	751,46	710,86
14	647,07	641,36	47	747,81	677,37
15	637,15	663,49	48	740,61	660,54
16	630,09	651,43	49	748,08	651,82
17	637,07	650,09	50	738,29	642,97
18	631,10	667,14	51	739,07	667,70
19	626,63	642,55	52	730,56	656,87
20	635,70	660,23	53	725,82	653,25
21	645,69	676,58	54	720,46	679,02
22	655,84	672,56	55	730,55	644,30
23	663,01	640,44	56	744,48	674,79
24	656,73	624,48	57	750,62	685,78
25	663,08	627,44	58	759,46	692,74
26	660,19	619,11	59	755,66	658,36
27	664,20	654,62	60	751,02	653,22
28	662,06	656,67	61	744,52	654,17
29	672,27	664,15	62	737,57	634,08
30	679,00	691,21	63	745,00	665,74
31	692,03	656,33	64	740,77	651,72
32	688,18	675,40	65	752,93	645,91
33	696,18	685,05	66	746,50	679,08

Σχήμα 5.5 - TS(1, 4, 4, 1, 2)₇₈Σχήμα 5.6 - TS(3, 1, 3, 1, 2)₁₇

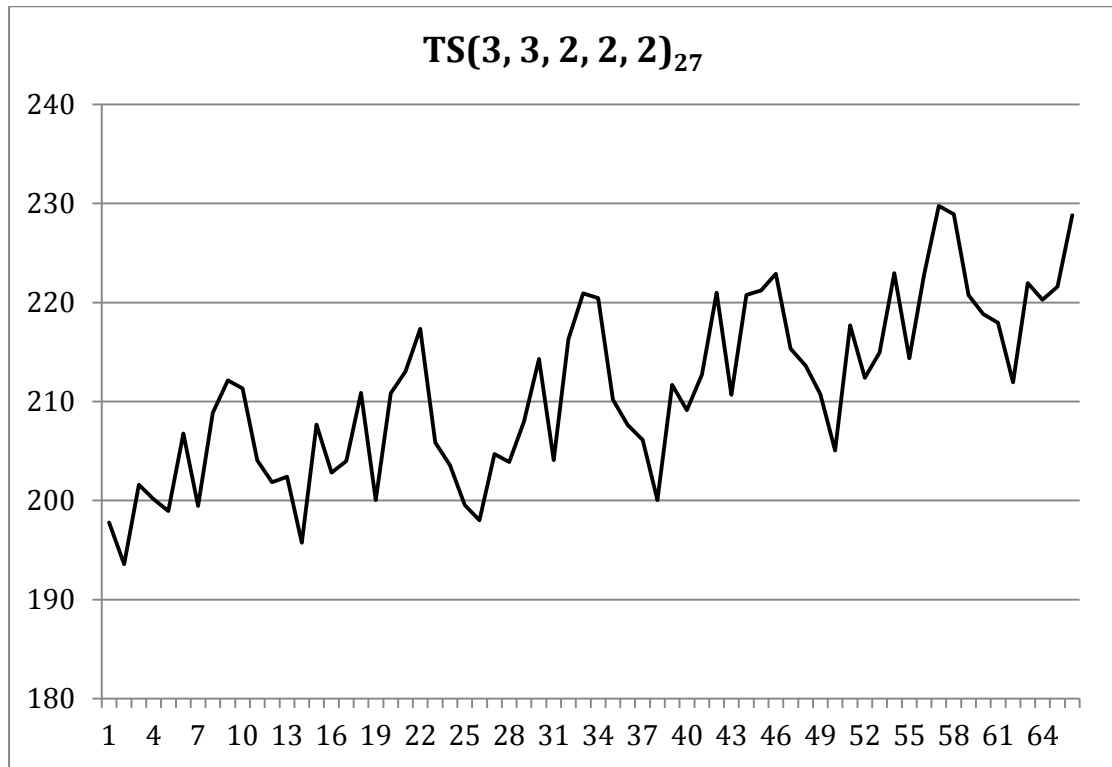
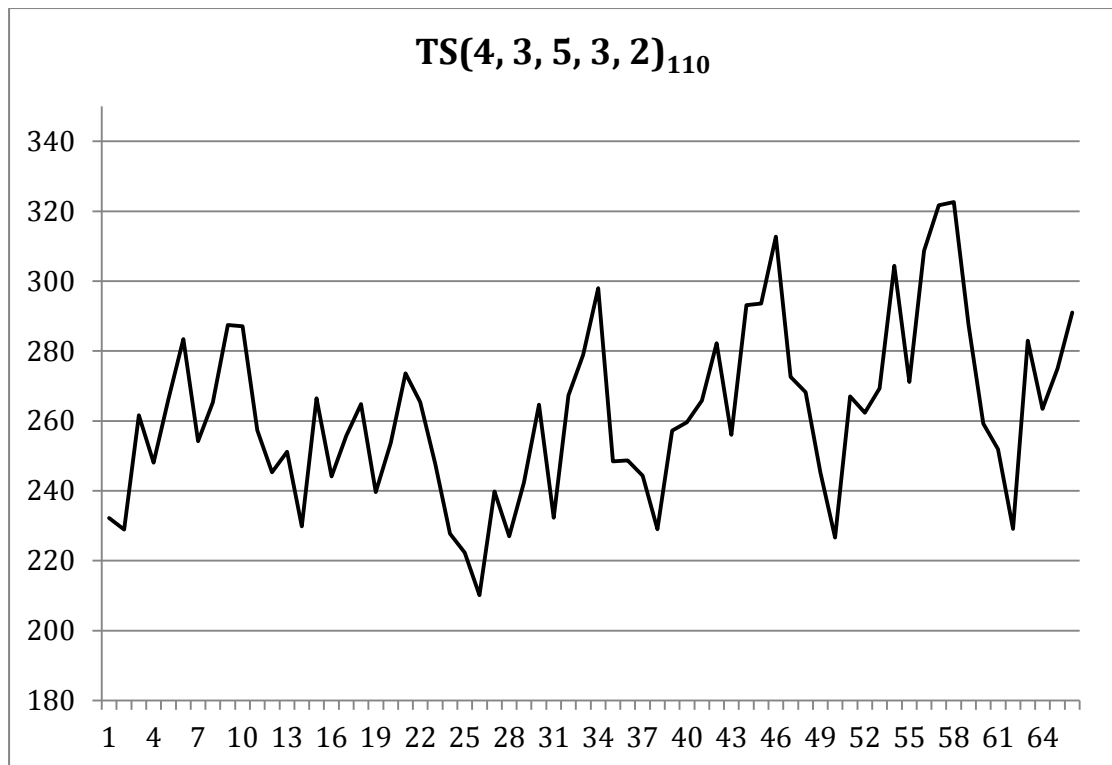
Πίνακας 5.5 - TS(1, 3, 1, 3, 2)₃₁ και TS(1, 1, 4, 3, 2)₃₅

t	TS(1, 3, 1, 3, 2) ₃₁	TS(1, 1, 4, 3, 2) ₃₅	t	TS(1, 3, 1, 3, 2) ₃₁	TS(1, 1, 4, 3, 2) ₃₅
1	863,23	149,35	34	843,45	133,16
2	848,65	144,81	35	885,30	139,45
3	824,46	143,91	36	883,09	133,94
4	827,63	149,77	37	861,57	139,36
5	865,22	144,24	38	863,39	141,69
6	843,37	139,55	39	858,90	131,82
7	864,86	144,31	40	852,94	136,00
8	864,38	143,61	41	892,24	138,63
9	836,78	141,64	42	860,65	133,60
10	829,24	142,50	43	857,71	137,43
11	836,09	142,77	44	904,10	139,22
12	838,02	139,43	45	901,05	136,48
13	840,35	142,22	46	890,87	139,41
14	837,72	141,82	47	893,00	135,78
15	838,82	140,92	48	902,83	137,43
16	866,30	138,96	49	871,48	132,93
17	837,49	131,92	50	896,00	139,45
18	866,28	136,09	51	897,19	137,97
19	844,71	138,08	52	905,60	144,70
20	867,10	140,56	53	909,80	139,15
21	869,78	137,99	54	863,72	148,00
22	875,41	128,70	55	869,17	141,86
23	842,73	129,27	56	876,52	142,19
24	879,52	129,83	57	906,73	142,87
25	885,90	134,61	58	874,98	146,37
26	866,09	136,05	59	910,77	147,85
27	837,72	134,26	60	874,28	150,83
28	846,43	134,41	61	906,96	148,59
29	877,98	127,12	62	875,95	150,79
30	847,27	125,54	63	914,15	145,23
31	830,90	127,25	64	885,36	142,74
32	883,25	129,44	65	911,35	140,55
33	846,45	130,59	66	915,06	151,20

Σχήμα 5.7 - TS(1, 3, 1, 3, 2)₃₁Σχήμα 5.8 - TS(1, 1, 4, 3, 2)₃₅

Πίνακας 5.6 – TS(3, 3, 2, 2, 2)₂₇ και TS(4, 3, 5, 3, 2)₁₁₀

t	TS(3, 3, 2, 2, 2) ₂₇	TS(4, 3, 5, 3, 2) ₁₁₀	t	TS(3, 3, 2, 2, 2) ₂₇	TS(4, 3, 5, 3, 2) ₁₁₀
1	197,76	232,24	34	220,44	297,97
2	193,57	228,92	35	210,21	248,44
3	201,59	261,63	36	207,65	248,70
4	200,14	248,03	37	206,13	244,26
5	198,94	266,11	38	200,05	228,97
6	206,77	283,45	39	211,69	257,20
7	199,46	254,16	40	209,12	259,59
8	208,86	265,30	41	212,72	265,82
9	212,14	287,44	42	221,01	282,24
10	211,32	287,11	43	210,66	256,02
11	204,06	257,32	44	220,77	293,09
12	201,86	245,35	45	221,22	293,61
13	202,39	251,15	46	222,90	312,73
14	195,73	229,86	47	215,34	272,64
15	207,68	266,42	48	213,62	268,23
16	202,81	244,15	49	210,73	245,33
17	203,97	255,79	50	205,06	226,62
18	210,88	264,79	51	217,69	267,06
19	200,04	239,65	52	212,40	262,36
20	210,85	253,73	53	214,95	269,28
21	213,04	273,65	54	222,97	304,35
22	217,35	265,35	55	214,35	271,17
23	205,86	247,70	56	222,81	308,69
24	203,56	227,73	57	229,76	321,75
25	199,56	222,30	58	228,91	322,58
26	198,01	210,12	59	220,73	287,44
27	204,71	239,80	60	218,84	259,19
28	203,88	226,94	61	217,96	251,93
29	207,96	242,40	62	211,93	229,07
30	214,30	264,60	63	221,97	282,91
31	204,10	232,33	64	220,29	263,43
32	216,31	267,26	65	221,62	275,01
33	220,91	278,95	66	228,82	291,05

Σχήμα 5.9 - TS(3, 3, 2, 2, 2)₂₇Σχήμα 5.10 - TS(4, 3, 5, 3, 2)₁₁₀

5.3 Τεχνικές προβλέψεων που χρησιμοποιήθηκαν

Για τις ανάγκες της παρούσας εργασίας και πειραματικής διαδικασίας θεωρήθηκε απαραίτητο να εξετασθούν όλες οι κλασικές μέθοδοι χρονοσειρών, συμπεριλαμβανομένων των πολύ διαδεδομένων μεθόδων εξομάλυνσης και της σύγχρονης μεθοδολογίας Theta (Assimakopoulos & Nikolopoulos, 2000). Αναλυτικά, υλοποιήθηκαν και εξετάστηκαν οι παρακάτω στατιστικές μέθοδοι πρόεκτησης χρονοσειρών:

1. **Naïve**
2. **Naïve 2**
3. Single Exponential Smoothing (**Single** ή SES)
4. Holt Exponential Smoothing (**Holt**)
5. Damped Exponential Smoothing (**Damped**)
6. Holt-Winters Exponential Smoothing (**Holt-Winters**)
7. **Theta** Model
8. **Linear Trend** (Simple Linear Regression)

Επιπλέον υπολογίσθηκαν και εξετάστηκαν και οι ακόλουθοι πέντε συνδυασμοί των παραπάνω μεθόδων:

1. Single-Damped (**SD**)
2. Single-Holt-Damped (**SHD**)
3. Single-Theta (**ST**)
4. Single-Damped-Theta (**SDT**)
5. Single-Holt-Damped-Theta (**SHDT**)

Οι 13 παραπάνω μεμονωμένες τεχνικές και συνδυασμοί εφαρμόστηκαν στο σύνολο των δεδομένων, δηλαδή σε 10.000 χρονοσειρές για κάθε μία από τις 7.776 περιπτώσεις συνδυασμών παραγόντων. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η χρήση της *Damped*, η οποία σε πολλές περιπτώσεις εξετάζεται ως σημείο αναφοράς (*benchmark*) όσων αφορά την ακρίβεια των υπολοίπων μεθόδων. Επιπλέον, η ενσωμάτωση στο σύνολο των τεχνικών που θα χρησιμοποιηθούν του μοντέλου *Theta*, που ήταν η μέθοδος με την υψηλότερη προβλεπτική ακρίβεια του διαγωνισμού *M3*, είναι αρκετά σημαντική, ώστε να εξεταστεί αν επαληθεύεται μέσω προσομοίωσης η ανωτερότητά της σε σχέση με άλλα, πολυπλοκότερα, μοντέλα.

Η παρουσία μιας επιπλέον αφελούς τεχνικής (*Naïve 2*) γίνεται, σε αναλογία με τον διαγωνισμό *M3*, ούτως ώστε να εφαρμόζεται στα δεδομένα όπως έχουν προκύψει ύστερα από την αφαίρεση της επίδρασης των εποχών (*deseasonalized data*), σε αντίθεση με την απλή εκδοχή (*Naïve*), όπου η πρόβλεψη εφαρμόζεται απευθείας στα αρχικά δεδομένα.

Εκτός από τις παραπάνω οκτώ μεθόδους που υλοποιήθηκαν στα πλαίσια της διατριβής, θεωρήθηκε σκόπιμο τα τεχνητά δεδομένα να εφαρμοστούν και σε δύο διαδεδομένα ολοκληρωμένα στατιστικά πακέτα που αποσκοπούν στην υποστήριξη λήψης

αποφάσεων μέσω πρόβλεψης. Ύστερα από επικοινωνία με τους υπεύθυνους των εταιριών, μας χορηγήθηκαν για ένα διάστημα 9 μηνών οι πλήρεις εκδόσεις των παρακάτω λογισμικών:

1. Autobox
2. Forecast Pro

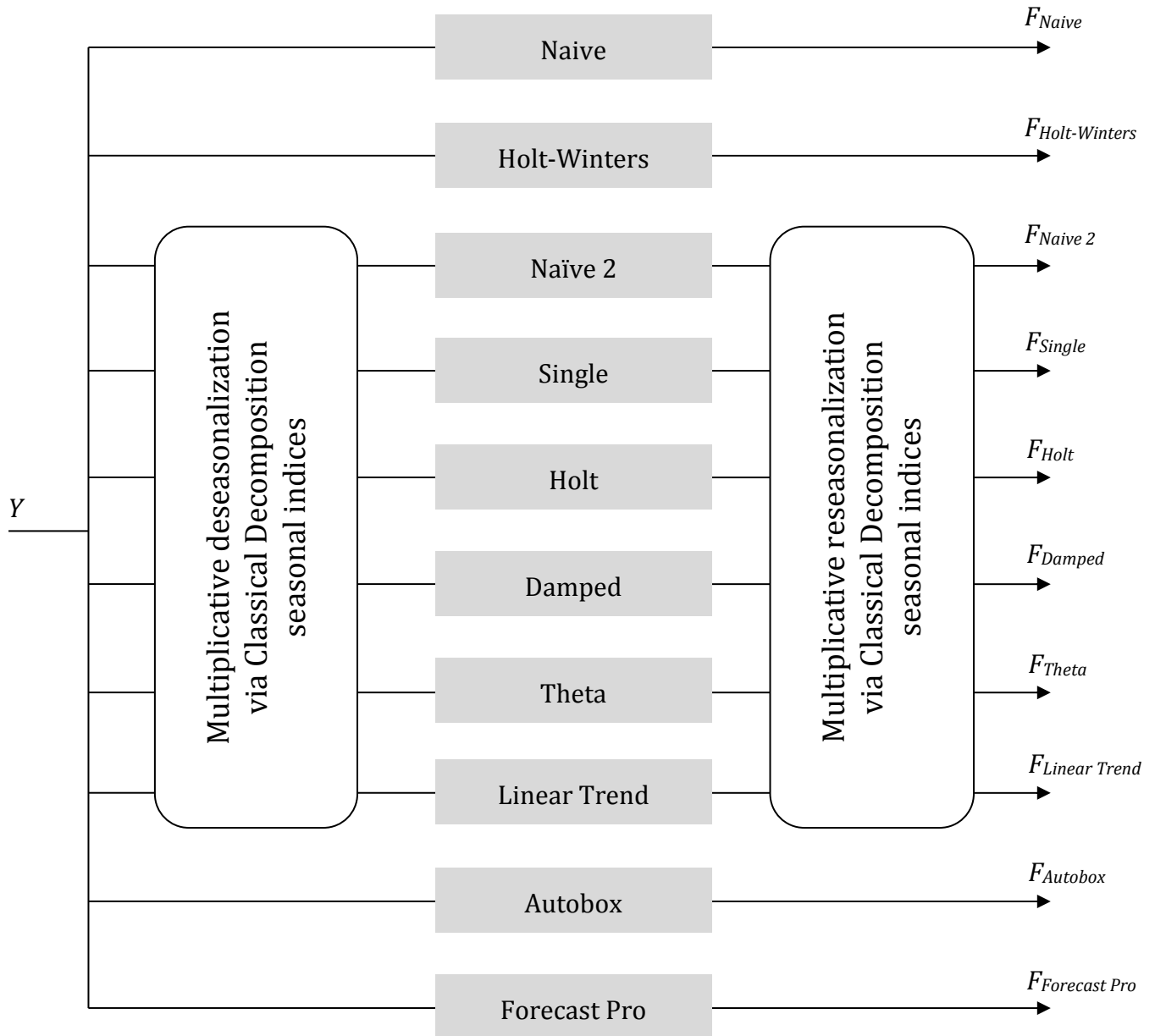
Τόσο το Autobox όσο και το Forecast Pro είναι λογισμικά που είναι εγκατεστημένα σε ένα πολύ μεγάλο πλήθος εταιριών, κυρίως στις ΗΠΑ. Ενσωματώνουν τεχνικές αυτόματης επιλογής βέλτιστων τεχνικών πρόβλεψης (*expert methods*), βασιζόμενα σε στατιστική ανάλυση των δεδομένων. Τα παραπάνω λογισμικά συμμετείχαν και στον διαγωνισμό *M3*, γεγονός που καθιστά τα αποτελέσματα άμεσα συγκρίσιμα. Μάλιστα, όσων αφορά τα μηνιαία δεδομένα, το λογισμικό πακέτο *Forecast Pro* παρουσίασε τη δεύτερη καλύτερη επίδοση (υπερκεράστηκε μονάχα από το μοντέλο *Theta*) αναφορικά με την ακρίβεια πρόβλεψης.

Για τις έξι μεθόδους που δεν έχουν ενσωματωμένη αυτόματη δυνατότητα χειρισμού της εποχιακότητας (*Naïve 2, Single, Holt, Damped, Linear Trend* και *Theta*), χρησιμοποιήθηκε μια ακολουθία τριών βημάτων για τη διαδικασία παραγωγής των προβλέψεων, όπως περιγράφεται και στο Σχήμα 5.11. Αρχικά, τα δεδομένα αποεποχικοποιήθηκαν. Η αποεποχικοποίηση εφαρμόστηκε πολλαπλασιαστικά και βάσει των εποχιακών δεικτών που είχαν υπολογιστεί από την Κλασική Μέθοδο Αποσύνθεσης (Παράγραφος 2.3.2). Ακολούθως, οι ζητούμενες 18 μηνιαίες βηματικές προβλέψεις υπολογίστηκαν με χρήση των δεδομένων χωρίς εποχιακότητα και βάσει των ιδιοτήτων της κάθε μεθόδου. Τελικά, οι 18 μηνιαίες προβλέψεις εποχικοποιήθηκαν χρησιμοποιώντας τους ίδιους δείκτες με τους οποίους έγινε η αποεποχικοποίηση στο πρώτο βήμα. Για τις υπόλοιπες μεθόδους (*Naïve* και *Holt-Winters*) όπως και για τα λογισμικά πακέτα προβλέψεων, η πρόβλεψη εφαρμόστηκε απευθείας στα αρχικά δεδομένα.

Ο υπολογισμός των εποχιακών δεικτών μέσω αποσύνθεσης αλλά και των βέλτιστων παραμέτρων της κάθε μεθόδου χωριστά ολοκληρώθηκαν χωρίς τη χρήση των τελευταίων 18 παρατηρήσεων κάθε χρονοσειράς (*out-of-sample*), οι οποίες κρατήθηκαν κρυφές και χρησιμοποιήθηκαν μόνο κατά την εκ των υστέρων αξιολόγηση της ακρίβειας των μοντέλων. Στη Παράγραφο 5.5 περιγράφεται η εφαρμογή που αναπτύχθηκε για να επιτευχθεί η αυτόματη και αποδοτική παραγωγή των ζητούμενων προβλέψεων, όσων αφορά τις οκτώ στατιστικές μεθόδους και τους συνδυασμούς τους. Δίνεται έμφαση στις χρονικά βέλτιστες τεχνικές των διαδικασιών επιλογής κατάλληλων συντελεστών εξομάλυνσης, που οδήγησε σε πολύ μειωμένους υπολογιστικούς χρόνους.

Απεναντίας, τα λογισμικά πακέτα *Autobox* και *Forecast Pro* υπήρξαν αρκετά απαιτητικά σε χρονικό ορίζοντα για τους σκοπούς της διατριβής αυτής. Συγκεκριμένα, απαιτούσαν 10 ημέρες συνεχούς (εικοσιτετράωρης) λειτουργίας σύγχρονου υπολογιστικού συστήματος (2 πυρήνων, 4 νημάτων) προκειμένου να παραχθούν προβλέψεις για 100

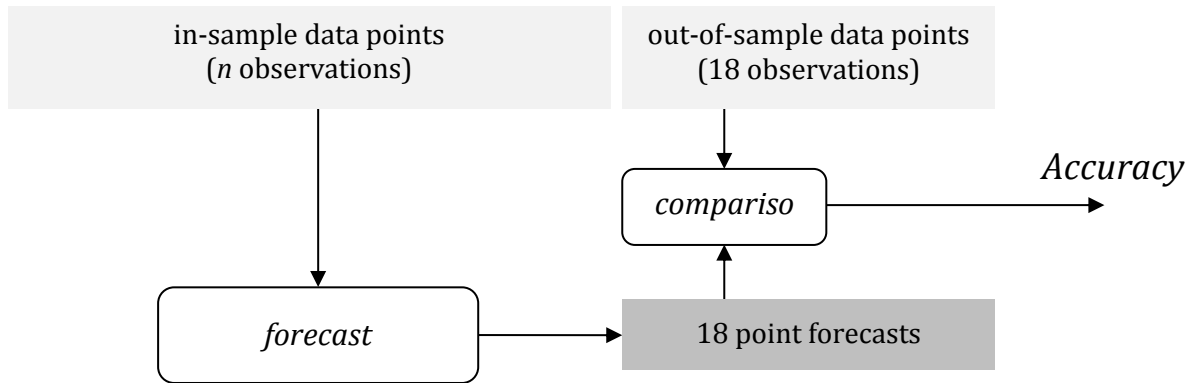
μόλις (από τις 10.000) χρονοσειρές για όλες τις περιπτώσεις. Συνεπώς, η έρευνα περιορίστηκε στις 300 χρονοσειρές ανά περίπτωση. Συμπερασματικά, τα λογισμικά εξετάστηκαν σε υποσύνολο $300 \times 7.776 = 2.332.800$ από το σύνολο των 77.760.000 χρονοσειρών.



Σχήμα 5.11 - Διαδικασία πρόβλεψης τριών βημάτων

5.4 Δείκτες σφάλματος

Η μέτρηση της ακρίβειας των οκτώ στατιστικών μεθόδων, των συνδυασμών τους και των δύο λογισμικών πακέτων πρόβλεψης μετρήθηκε μέσω της σύγκρισης των 18 πραγματικών παρατηρήσεων που κρατήθηκαν κρυφές κατά τη διάρκεια της πρόβλεψης (Σχήμα 5.12).



Σχήμα 5.12 - Διαδικασία αξιολόγησης προβλέψεων

Υλοποιήθηκαν και υπολογίστηκαν οι ακόλουθοι τρεις δείκτες σφάλματος:

Συμμετρικό Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (sMAPE). Παρόλα τα μειονεκτήματα που παρουσιάζει ο συγκεκριμένος δείκτης (Παράγραφος 2.3.2), θεωρείται κατάλληλος δεδομένου πως ήταν ο κύριος δείκτης μέτρησης της ακρίβειας στον διαγωνισμό *M3*. Η συμπερίληψή του στη λίστα των υλοποιημένων δεικτών δείχνει απαραίτητη για άμεση σύγκριση των αποτελεσμάτων με τα δημοσιευμένα αποτελέσματα του διαγωνισμού. Η εξίσωση που υπολογίζει το σφάλμα *sMAPE* μεταξύ του διανύσματος των πραγματικών δεδομένων (Y) και του διανύσματος της πρόβλεψης (F) δίνεται από την εξίσωση:

$$sMAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - F_i}{\left(\frac{Y_i + F_i}{2}\right)} \right| \cdot 100 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{2 \cdot (Y_i - F_i)}{Y_i + F_i} \right| \cdot 100 (\%)$$

Μέσο Απόλυτο Κανονικοποιημένο Σφάλμα (MASE). Όπως έχει αναφερθεί, αποτελεί μία σύγχρονη πρόταση των Hyndman και Koehler (2006). Πρόκειται για ένα σχετικό δείκτη που συγκρίνει άμεσα την ακρίβεια πρόβλεψης μιας επιλεγμένης μεθόδου με το εντός δείγματος μέσο απόλυτο σφάλμα της απλοϊκής μεθόδου *Naïve*. Τα αποτελέσματά του είναι εύκολα συγκρίσιμα και ερμηνεύσιμα. Ο υπολογισμός του δείκτη αυτού γίνεται σύμφωνα με την ακόλουθη μαθηματική εξίσωση:

$$\text{MASE} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - F_i|}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=2}^n |Y_i - Y_{i-1}|}$$

Percentage Better. Ο συγκεκριμένος δείκτης αποτυπώνει το ποσοστό για το οποίο μια μέθοδος είναι καλύτερη από την επιλεγμένη ως σημείου αναφοράς μέθοδο. Για την παρούσα έρευνα, ως μέθοδος αναφοράς έχει επιλεγθεί η απλοϊκή μέθοδος που λαμβάνει υπόψη τη συνιστώσα της εποχιακότητας (Naïve 2). Ακολουθεί η εξίσωση υπολογισμού του δείκτη *Percentage Better*:

$$\text{Percentage Better} = \text{mean}(\{ \text{MAPE}_i < \text{MAPE}_{\text{Naive 2}} \}) \cdot 100 \text{ (\%)}$$

5.5 Η εφαρμογή υλοποίησης της προσομοίωσης

Για τις ανάγκες της πειραματικής προσομοίωσης σχεδιάστηκε και υλοποιήθηκε εξειδικευμένο, αυτόνομο και ημιαυτοματοποιημένο υπολογιστικό σύστημα με κατάλληλο γραφικό περιβάλλον. Το σύστημα υλοποιήθηκε στη γλώσσα προγραμματισμού *Visual Basic .Net*, μέσω της πλατφόρμας *Visual Studio .Net 2008*.

Το σύστημα που υλοποιήθηκε αποτελείται από τρεις βασικές κλάσεις:

Data Generation Class: η πρώτη κλάση αναφέρεται στις στατιστικές διαδικασίες παραγωγής των τεχνητών δεδομένων, όπως περιγράφηκαν στην Παράγραφο 5.2

Time Series Class: αποτελεί τη βασική κλάση της εφαρμογής. Περιλαμβάνει την μοντελοποίηση της χρονοσειράς, των ιδιοτήτων της, τις διαδικασίες ανάλυσης της (για παράδειγμα, Κλασική Μέθοδος Αποσύνθεσης) αλλά και το σύνολο των μεθοδολογιών προέκτασης των δεδομένων, δηλαδή των τεχνικών πρόβλεψης και των διανυσμάτων των πραγματικών δεδομένων, των προβλέψεων και των εποχιακών δεικτών.

Statistics Class: περιλαμβάνει τις στατιστικές διαδικασίες απαραίτητες στα πλαίσια της εφαρμογής (για παράδειγμα, διαδικασίες ελέγχου αυτοσυσχέτισης), καθώς και τους δείκτες σφάλματος που θα εφαρμοστούν.

Ακόμη, απαραίτητη για την ολοκλήρωση του συστήματος για την υλοποίηση των πειραμάτων υπήρξε η ανάπτυξη δύο διασυνδέσεων με τα εξωτερικά λογισμικά πακέτα προβλέψεων *Autobox* και *Forecast Pro*. Μία επιπλέον διασύνδεση υλοποιήθηκε για την εξαγωγή των αποτελεσμάτων σε κατάλληλες μορφές ώστε να είναι άμεσα αναγνώσιμες από το στατιστικό λογισμικό πακέτο *SPSS*, το οποίο και χρησιμοποιήθηκε για την ανάλυση των αποτελεσμάτων.

Στους Πίνακες 5.7 έως 5.9 παρουσιάζονται οι βασικές ιδιότητες, διαδικασίες και συναρτήσεις των τριών υλοποιημένων κλάσεων. Στο Σχήμα 5.13 παρουσιάζονται οι

υπομονάδες (κλάσεις και διασυνδέσεις) της υλοποιημένης εφαρμογής ενώ στο Σχήμα 5.14 αποτυπώνεται η βασική της οθόνη.

Πίνακας 5.7 – Data Generation Class

Συνάρτηση	Περιγραφή
function Level	Συνάρτηση που λαμβάνει ως ορίσματα μια τυχαία μεταβλητή και το επίπεδο του αριθμού των παρατηρήσεων και επιστρέφει ένα σταθερό διάνυσμα που αποτελεί το ύψος του επιπέδου όλων των παρατηρήσεων.
function Seasonality	Συνάρτηση που δέχεται ως είσοδο το διάνυσμα της εποχιακής καμπύλης των μηνιαίων δεδομένων του διαγωνισμού <i>M3</i> , μια τυχαία μεταβλητή και το επίπεδο της εποχιακότητας που επιθυμούμε να εφαρμοστεί. Στη έξοδο παράγει ένα διάνυσμα πολλαπλασιαστικής εποχιακότητας.
function Trend	Συνάρτηση που λαμβάνει ως είσοδο το επίπεδο της επιθυμητής τάσης και εξάγει σε μονοδιάστατο πίνακα τις μηνιαίες τιμές του ρυθμού ανάπτυξης.
function Cycle	Συνάρτηση που δέχεται το επιλεγμένο επίπεδο της κυκλικότητας και μία τυχαία συνιστώσα και επιστρέφει το διάνυσμα των τιμών της συνιστώσας του κύκλου.
function Randomness	Συνάρτηση που λαμβάνει το επιθυμητό επίπεδο εφαρμογής τυχαιότητας και επιστρέφει σε μονοδιάστατο πίνακα τις μηνιαίες τυχαίες διακυμάνσεις της παραγόμενης χρονοσειράς.
function DataSeries	Συνάρτηση που δέχεται ως όρισμα τα διανύσματα των εξόδων των παραπάνω συναρτήσεων και δημιουργεί στην έξοδο το συνολικό πολλαπλασιαστικό μοντέλο της τεχνητής χρονοσειράς.

Πίνακας 5.8 – Statistics Class

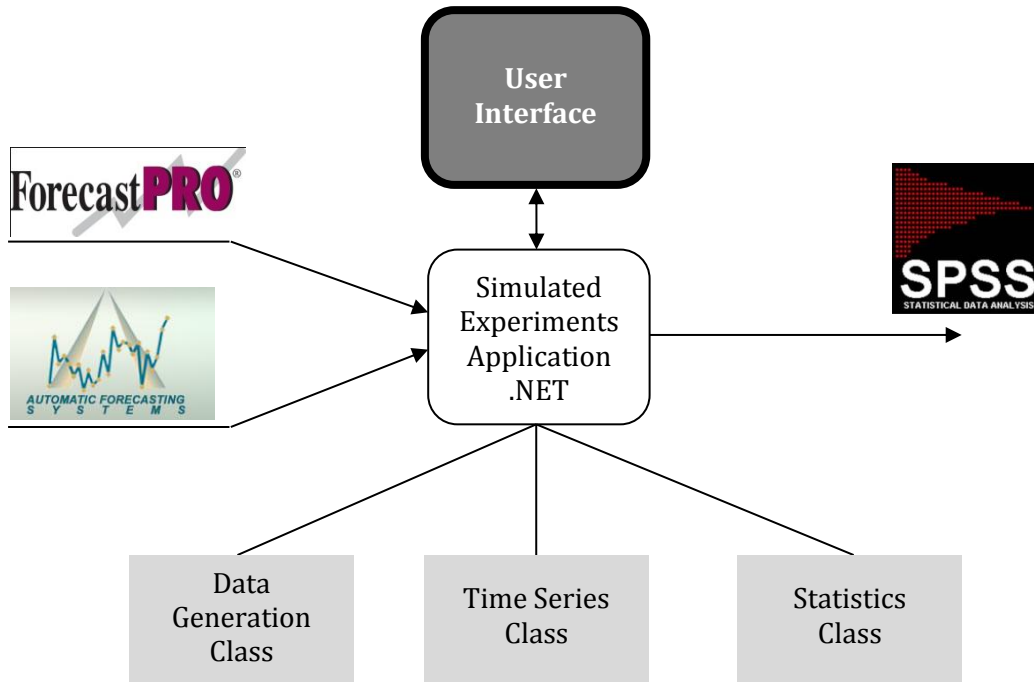
Συνάρτηση	Περιγραφή
function ACFtest	Συνάρτηση που δέχεται στην είσοδο μια χρονοσειρά και επιστρέφει στην έξοδο την τιμή της εποχιακότητας αυτής, ύστερα από έλεγχο αυτοσυσχέτισης.
function NormalDistribution	Συνάρτηση που λαμβάνει ως είσοδο μία τυχαία μεταβλητή, την επιθυμητή μέση τιμή και διακύμανση και εξάγει μια κανονικά κατανεμημένη τυχαία τιμή.
function sMAPE	Συνάρτηση υπολογισμού του συμμετρικού μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος μεταξύ του διανύσματος των αρχικών δεδομένων και του διανύσματος των προβλέψεων.
function MASE	Συνάρτηση υπολογισμού του μέσου κανονικοποιημένου σφάλματος μεταξύ του διανύσματος των αρχικών δεδομένων και του διανύσματος των προβλέψεων.
function Percentage Better	Συνάρτηση υπολογισμού του δείκτη Percentage Better, δεδομένων των μέσων απόλυτων σφαλμάτων της υπό εξέταση μεθόδου και της μεθόδου αναφοράς.

Πίνακας 5.9 – Time Series Class

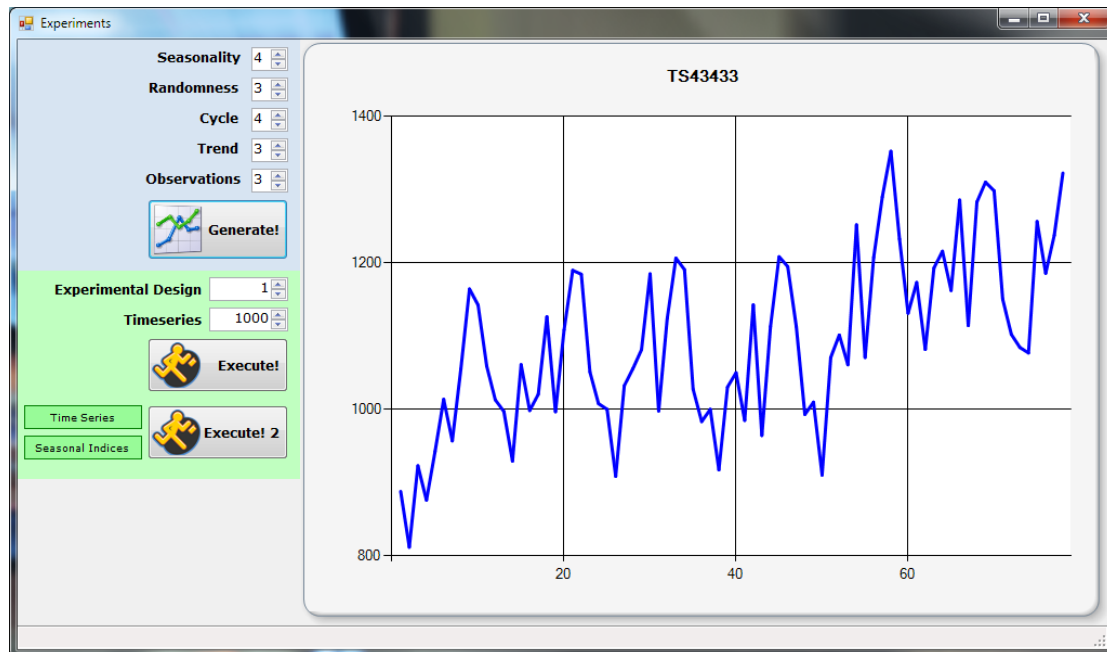
Ιδιότητα, Διαδικασία ή Συνάρτηση	Περιγραφή
var Observations	Δηλώνει το συνολικό αριθμό παρατηρήσεων.
var Seasonality	Δηλώνει το μήκος της εποχιακότητας.
var PeriodsPerYear	Δηλώνει το πλήθος των περιόδων σε ένα έτος.
var InSample	Δηλώνει το πλήθος των παρατηρήσεων εντός δείγματος.
var OutSample	Δηλώνει το πλήθος των παρατηρήσεων εκτός δείγματος.
var ForecastHorizon	Δηλώνει τον ορίζοντα πρόβλεψης.
var DataOriginal()	Μονοδιάστατος πίνακας που δηλώνει τις αρχικές τιμές των παρατηρήσεων.
var Data()	Μονοδιάστατος πίνακας που δηλώνει τις αποεποχικοποιημένες τιμές των παρατηρήσεων.
var Forecasts()	Μονοδιάστατος πίνακας που δηλώνει τις σημειακές προβλέψεις.
var SeasonalIndices()	Μονοδιάστατος πίνακας που δηλώνει τις τιμές των εποχιακών δεικτών.
sub Decomposition	Διαδικασία μέσω της οποίας υλοποιείται η Κλασική Μέθοδος Αποσύνθεσης της αρχικής χρονοσειράς προς τον υπολογισμό των τιμών των εποχιακών δεικτών και εν συνεχεία της αποεποχικοποιημένης χρονοσειράς.
function Naïve	Συνάρτηση υπολογισμού της μεθόδου Naïve. Δέχεται ως είσοδο ένα διάνυσμα δεδομένων και επιστρέφει το διάνυσμα των προβλέψεων συναρτήσει της μεταβλητής ForecastHorizon. Αν δοθεί ως είσοδος το διάνυσμα DataOriginal, τότε εφαρμόζεται η απλή εκδοχή της Naïve. Αν δοθεί ως είσοδος το διάνυσμα Data, τότε εφαρμόζεται η Naïve 2.
function Single	Συνάρτηση υπολογισμού της Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης. Ως είσοδοι δίνονται το διάνυσμα των αποεποχικοποιημένων δεδομένων, η αρχική τιμή του επιπέδου και η σταθερή τιμή της παραμέτρου εξομάλυνσης α , στην περίπτωση που δεν επιθυμούμε βελτιστοποίηση αυτής. Ως έξοδος δίνεται ο μονοδιάστατος πίνακας των σημειακών προβλέψεων.
function Holt	Συνάρτηση υπολογισμού της Εκθετικής Εξομάλυνσης Γραμμικής Τάσης. Ως είσοδοι δίνονται το διάνυσμα των αποεποχικοποιημένων δεδομένων, οι αρχικές τιμές του επιπέδου και της τάσης και οι σταθερές τιμές των παραμέτρων εξομάλυνσης α και β , στην περίπτωση που δεν επιθυμούμε βελτιστοποίηση αυτών. Ως έξοδος δίνεται το διάνυσμα των σημειακών προβλέψεων.

Πίνακας 5.9 – Time Series Class (συνέχεια)

Ιδιότητα Διαδικασία ή Συνάρτηση	Περιγραφή
function Damped	Συνάρτηση υπολογισμού της Εκθετικής Εξομάλυνσης Μη Γραμμικής Τάσης. Ως είσοδοι δίνονται το διάνυσμα των αποεποχικοποιημένων δεδομένων, οι αρχικές τιμές του επιπέδου και της τάσης και οι σταθερές τιμές των παραμέτρων εξομάλυνσης α , β και φ , στην περίπτωση που δεν επιθυμούμε βελτιστοποίηση αυτών. Ως έξοδος δίνεται ο μονοδιάστατος πίνακας των σημειακών προβλέψεων.
function HoltWinters	Συνάρτηση υπολογισμού της Εποχιακής Εκθετικής Εξομάλυνσης Γραμμικής Τάσης. Ως είσοδοι δίνονται το διάνυσμα των αποεποχικοποιημένων δεδομένων, οι αρχικές τιμές του επιπέδου και της τάσης, οι σταθερές τιμές των παραμέτρων εξομάλυνσης α , β και γ , στην περίπτωση που δεν επιθυμούμε βελτιστοποίηση αυτών, και το διάνυσμα των εποχιακών δεικτών. Ως έξοδος δίνεται το διάνυσμα των σημειακών προβλέψεων.
function Theta	Συνάρτηση υπολογισμού του μοντέλου Theta. Ως είσοδοι δίνονται το διάνυσμα των αποεποχικοποιημένων δεδομένων, η αρχική τιμή του επιπέδου και η σταθερή τιμή της παραμέτρου εξομάλυνσης α , στην περίπτωση που δεν επιθυμούμε βελτιστοποίηση αυτής. Ως έξοδος δίνεται ο μονοδιάστατος πίνακας των σημειακών προβλέψεων.
function LinearTrend	Συνάρτηση υπολογισμού της Απλής Γραμμικής Παλινδρόμησης. Ως είσοδος δίνεται το διάνυσμα των αποεποχικοποιημένων δεδομένων και η έξοδος αποτελείται από το μονοδιάστατο πίνακα των σημειακών προβλέψεων.
function Combination	Συνάρτηση υπολογισμού των προβλέψεων που προκύπτουν από συνδυασμό μεθόδων. Ως είσοδοι δίνονται τα διανύσματα των προβλέψεων των μεθόδων που επιθυμούμε να συνδυάσουμε και ως έξοδος δίνεται ο απλός συνδυασμός (με ίσα βάρη) των μεθόδων αυτών.



Σχήμα 5.13 – Οι υπομονάδες της εφαρμογής προσομοίωσης



Σχήμα 5.14 – Το γραφικό περιβάλλον της εφαρμογής προσομοίωσης

Μεταξύ των υλοποιημένων τεχνικών πρόβλεψης, οι οποίες χρησιμοποιήθηκαν για τις πειραματικές ανάγκες της παρούσας διατριβής, βρίσκονται οι μέθοδοι εξομάλυνσης. Οι τεχνικές αυτές βασίζονται στη θεώρηση βέλτιστων παραμέτρων εξομάλυνσης, διαφορετικών για κάθε χρονοσειρά. Η εύρεση των βέλτιστων αυτών τιμών αποτελεί μία προγραμματιστικά πολύπλοκη διαδικασία, στην περίπτωση που επιλεγθεί κάποιο γραμμική μέθοδος. Το πρόβλημα ενισχύεται ιδιαίτερα στην περίπτωση του

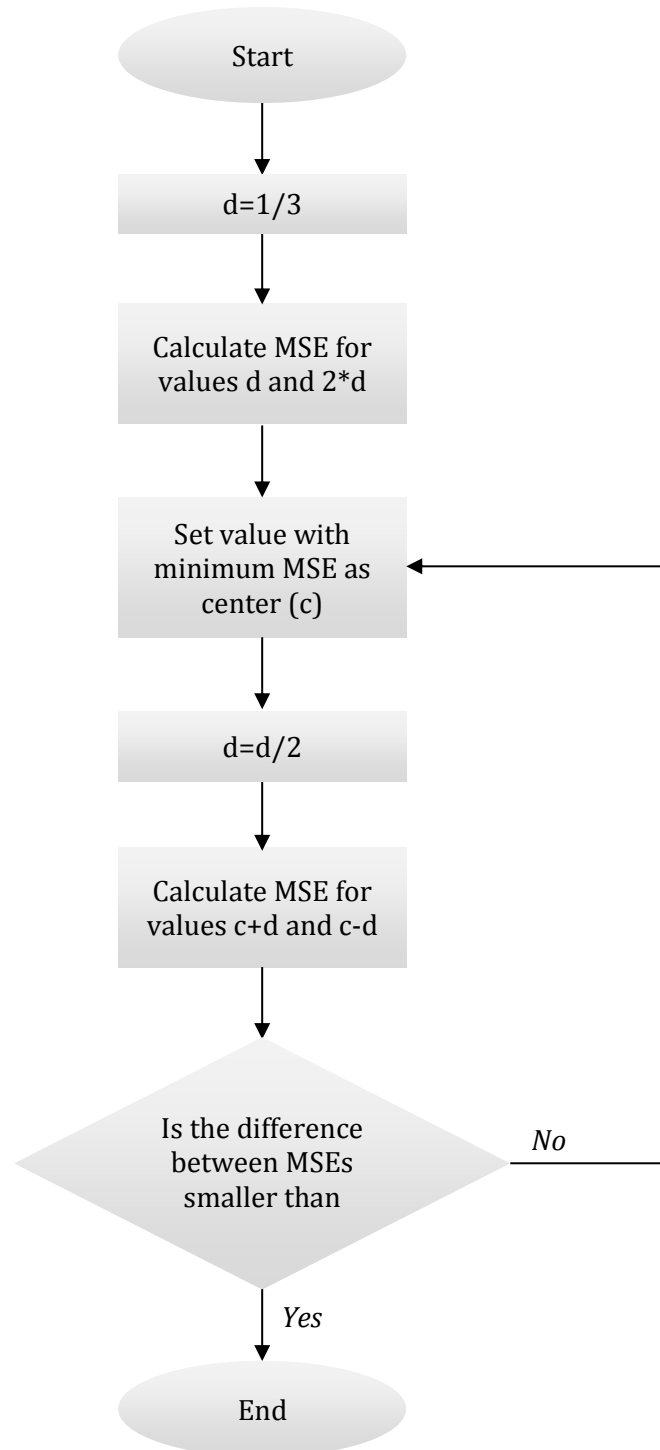
προβλήματος που εξετάζουμε, αν αναλογιστούμε πως επιθυμούμε να βελτιστοποιήσουμε έως και τρεις παραμέτρους εξομάλυνσης (για παράδειγμα στις μεθόδους *Damped* και *Holt-Winters*) σε πλήθος 80 περίπου εκατομμυρίων χρονοσειρών.

Το πρόβλημα, λοιπόν, της πολυπλοκότητας των γραμμικών λύσεων οδήγησε στη χρήση μιας άλλης διαδομένης τεχνικής βελτιστοποίησης, τη δυαδική αναζήτηση. Σε αυτή τη μέθοδο υπολογίζεται αρχικά η τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης του προβλήματος για ένα συνδυασμό παραμέτρων. Στη συνέχεια υπολογίζονται και οι τιμές για συνδυασμούς παραμέτρων που απέχουν ίση απόσταση ανά συντεταγμένη από τον αρχικό. Ακολούθως, επιλέγεται ο συνδυασμός που δίνει την ελάχιστη τιμή και ορίζεται ως νέο κέντρο. Κατόπιν επαναλαμβάνεται η διαδικασία υπολογισμού της αντικειμενικής συνάρτησης για συνδυασμούς παραμέτρων που ισαπέχουν ανά συντεταγμένη από το κέντρο, με μειωμένη όμως απόσταση, και επιλέγεται ως κέντρο ο νέος συνδυασμός που δίνει ελάχιστη τιμή αντικειμενικής συνάρτησης. Η διαδικασία αυτή συνήθως επαναλαμβάνεται έως ότου η ποσοστιαία μεταβολή της τιμής της συνάρτησης κόστους να είναι μικρότερη μιας προκαθορισμένης (συνήθως 1%), ή μέχρις ότου συντελεστεί ένας αριθμός επαναλήψεων (συνήθως 7 έως 10 για κάθε παράμετρο εξομάλυνσης). Πολύ σημαντικό για την ορθή λειτουργία της μεθόδου είναι σε κάθε επανάληψη να μειώνεται η απόσταση από το κέντρο στην οποία υπολογίζονται οι τιμές της αντικειμενικής συνάρτησης.

Στα μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης η δυαδική αναζήτηση έχει χρησιμοποιηθεί επιτυχώς στο παρελθόν (Gardner & McKenzie, 1985) με συγκεκριμένη μορφή. Αναλυτικότερα, η διαδικασία που ακολουθεί περιλαμβάνει αρχικά τον υπολογισμό του μέσου τετραγωνικού σφάλματος πρόβλεψης για τιμές των μεταβλητών εξομάλυνσης $1/3$ και $2/3$. Κατόπιν επιλέγεται ο συνδυασμός που δίνει την ελάχιστη τιμή σφάλματος, την ελάχιστη δηλαδή τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης. Έπειτα, υπολογίζεται το σφάλμα σε απόσταση $\pm 1/6$ ανά παράμετρο από το βέλτιστο αυτό σημείο μεταβλητών εξομάλυνσης. Από τα υπολογισμένα σφάλματα επιλέγεται το μικρότερο, και συγκεκριμένα ο συνδυασμός των μεταβλητών εξομάλυνσης από τον οποίο προκύπτει, και ορίζεται ως το νέο κέντρο. Ακολούθως η διαδικασία επαναλαμβάνεται, υποδιπλασιάζοντας κάθε φορά την απόσταση από το κέντρο στην οποία υπολογίζονται τα σφάλματα. Η επαναληπτική αυτή διαδικασία τερματίζεται όταν η μεταβολή του σφάλματος γίνει μικρότερη του 1%.

Η παραπάνω διαδικασία επιλογής των βέλτιστων παραμέτρων εξομάλυνσης οδηγεί σε καλά αποτελέσματα που δε διαφέρουν σε μεγάλο βαθμό από μια καθολική, γραμμική αναζήτηση πλέγματος. Η δυνατότητα, όμως, που παρέχει για ακριβή εκτίμηση των παραμέτρων μετά από ένα μικρό αριθμό επαναλήψεων, την καθιστά απαραίτητη σε περιπτώσεις μεγάλου όγκου δεδομένων. Συνεπώς, η διαδικασία αυτή ακολουθήθηκε στην περίπτωση της παρούσας εργασίας. Αξίζει, μάλιστα να σημειωθεί πως η αποδοτική αυτή υλοποίηση οδήγησε σε πολύ μειωμένο υπολογιστικό χρόνο. Συγκεκριμένα, η εφαρμογή απαιτούσε για το σύνολο των δεδομένων και για τις 8

στατιστικές μεθόδους (και συνδυασμούς αυτών) που υλοποιήθηκαν μόλις 60 ώρες για την παραγωγή προβλέψεων των 80 εκατομμυρίων χρονοσειρών. Στο Σχήμα 5.15 παρουσιάζεται η διαγραμματική απεικόνιση της τεχνικής της δυαδικής αναζήτησης για τη χρονικά αποδοτική επιλογή των παραμέτρων εξομάλυνσης.



Σχήμα 5.15 - Διάγραμμα ροής δυαδικής αναζήτησης

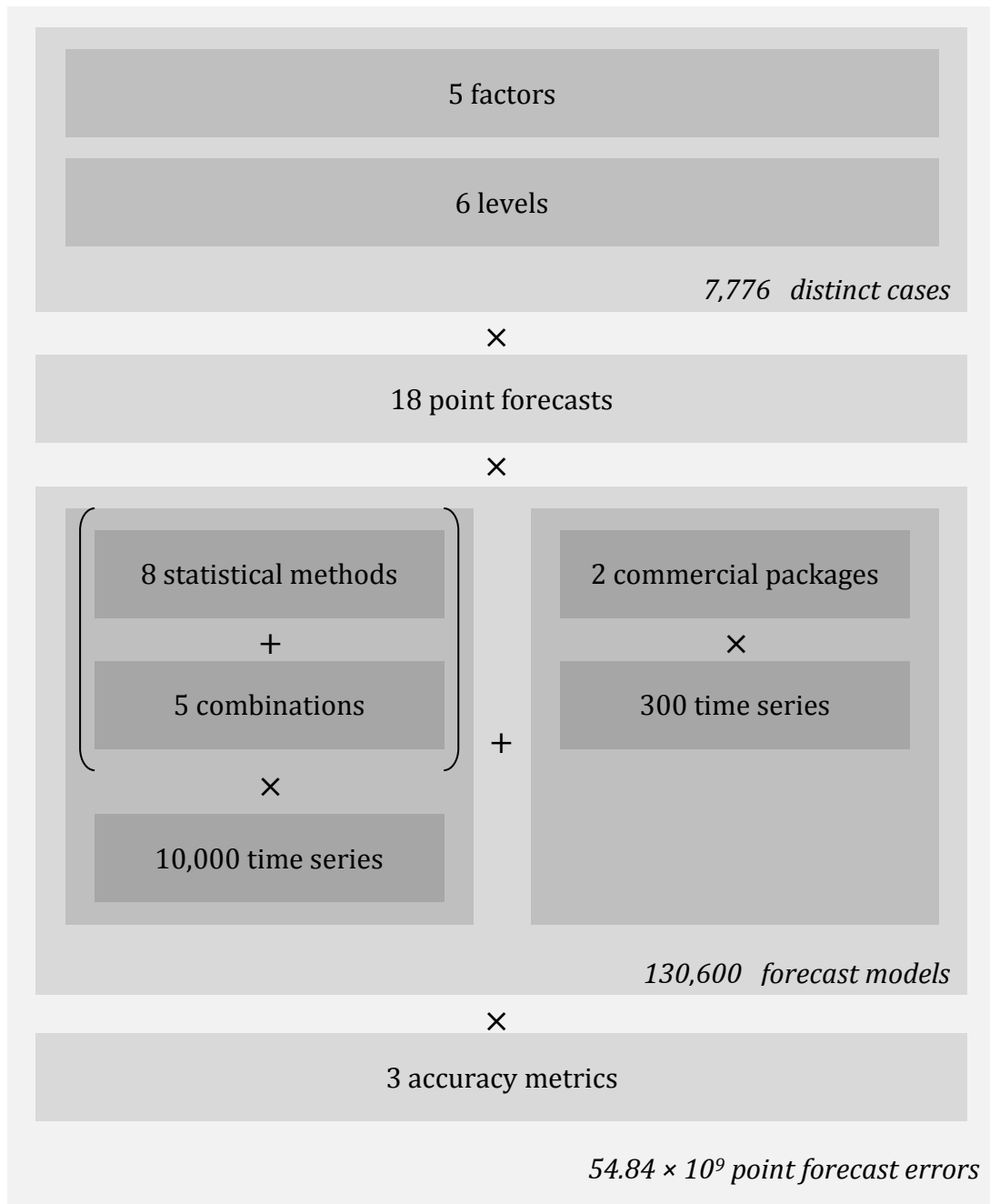
5.6 Συνολικό μέγεθος πειραματικής προσομοίωσης

Η ολοκλήρωση του παρόντος κεφαλαίου θα συντελεστεί με την ανασκόπηση του συνολικού μεγέθους της προτεινόμενης πειραματικής προσομοίωσης. Παρακάτω παρουσιάζονται συγκεντρωτικά τα μεγέθη του πειράματος και στο Σχήμα 5.16 δίνεται η διαγραμματική απεικόνιση του συνόλου της πειραματικής προσομοίωσης.

Η διαδικασία προσομοίωσης περιλαμβάνει:

- **5** παράγοντες που υποθέτουμε ότι επηρεάζουν την ακρίβεια των προβλέψεων. Η υπόθεση αυτή θα μελετηθεί, βάσει των αποτελεσμάτων, στο Κεφάλαιο 6.
- **6** επίπεδα διακύμανσης για κάθε ένα από τους πέντε παράγοντες, ούτως ώστε να προκύψουν πειραματικά τεχνητές χρονοσειρές που θα απεικονίζουν κάθε δυνατό συνδυασμό μεταξύ παραγόντων και επιπέδων διακύμανσης.
- **18** σημειακοί ορίζοντες πρόβλεψης, σε αντιστοιχία με το σχεδιασμό παρελθόντων εμπειρικών μελετών για μηνιαία δεδομένα.
- **8** στατιστικές μέθοδοι (*Naïve*, *Naïve 2*, *Single*, *Holt*, *Damped*, *Holt-Winters*, *Theta* και *Linear Trend*).
- **5** απλοί συνδυασμοί των παραπάνω οκτώ στατιστικών μεθόδων πρόβλεψης, ώστε να εξετασθεί αν επαληθεύονται τα συμπεράσματα των παρελθόντων εμπειρικών μελετών.
- **10.000** τεχνητές χρονοσειρές για κάθε συνδυασμό παραγόντων και επιπέδων, στις οποίες εφαρμόστηκε το σύνολο των οκτώ μεθόδων και των πέντε συνδυασμών τους.
- **2** λογισμικά πακέτα προβλέψεων (*Autobox* και *Forecast Pro*), τα οποία συμμετείχαν με επιτυχία σε παρελθόντες διαγωνισμούς προβλέψεων.
- **300** τεχνητές χρονοσειρές για κάθε συνδυασμό παραγόντων και επιπέδων, στις οποίες εφαρμόστηκαν οι *expert methods* των δύο λογισμικών πακέτων.
- **3** δείκτες μέτρησης της στατιστικής ακρίβειας σφάλματος (*sMAPE*, *MASE* και *Percentage Better*).

Το συνολικό μέγεθος της πειραματικής διαδικασίας προσεγγίζει τα **55 δισεκατομμύρια** υπολογισμούς σημειακών σφαλμάτων προβλεπτικής ακρίβειας.



Σχήμα 5.16 - Το συνολικό μέγεθος της πειραματικής προσομοίωσης

Κεφάλαιο 6

Ανάλυση και εξέταση των αποτελεσμάτων

Όπως έγινε αισθητό από τη βιβλιογραφική έρευνα του Κεφαλαίου 4, ο πλέον σημαντικός στόχος της διαδικασίας της πρόβλεψης είναι η παραγωγή αξιόπιστων προβλέψεων που αποτελούν αναπόσπαστο εργαλείο της διαδικασίας λήψης αποφάσεων σχετικά με το σχεδιασμό της διαδικασίας παραγωγής, της στρατηγικής που θα ακολουθηθεί αλλά και κάθε άλλης πτυχής στο περιβάλλον της επιχείρησης. Το παρόν κεφάλαιο ασχολείται με την ανάλυση και εξέταση της ακρίβειας των προβλέψεων για τις τεχνητές χρονοσειρές που παρήχθησαν όπως περιγράφηκε αναλυτικά στο Κεφάλαιο 5. Αρχικά αναλύεται ανά ορίζοντα πρόβλεψης το σφάλμα της πρόβλεψης για κάθε μία από τις μεθόδους και τους συνδυασμούς αυτών που χρησιμοποιήθηκαν. Τα αποτελέσματα συγκρίνονται με τα δημοσιευμένα αποτελέσματα του εμπειρικού διαγωνισμού προβλέψεων *M3*. Στη συνέχεια, επιδιώκεται μέσω ανάλυσης πολλαπλής παλινδρόμησης για κάθε μέθοδο ξεχωριστά να ελεγχθεί η υπόθεση πως οι παράγοντες που εξετάζει η διατριβή (εποχιακότητα, τάση, κύκλος, τυχαιότητα, αριθμός παρατηρήσεων και ορίζοντας πρόβλεψης) επηρεάζουν σημαντικά την ακρίβεια πρόβλεψης, καθώς επίσης και να μετρηθεί ο βαθμός επιρροής τους. Τέλος, εφαρμόζεται πολλαπλή παλινδρόμηση, όπου όλες οι μέθοδοι συμμετέχουν ως ψευδομεταβλητές (*dummy variables*). Στόχος αυτής είναι να ελεγχθούν συνολικά οι παράγοντες που επηρεάζουν την ακρίβεια των προβλέψεων, να γίνει άμεση σύγκριση μεταξύ των μεθόδων που εφαρμόστηκαν και να ελεγχθεί συνολικά η στατιστική σημαντικότητα της προσομοίωσης.

6.1 Μέτρηση της ακρίβειας των διαφόρων μεθόδων

Στον Πίνακα 6.1 παρουσιάζονται οι αριθμητικές τιμές του συμμετρικού μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (*sMAPE*). Η παρουσίαση λαμβάνει χώρα για κάθε μέθοδο, συνδυασμό μεθόδων και λογισμικών πακέτων προβλέψεων (ανά γραμμή του

Πίνακας 6.1 - Σφάλμα sMAPE ανά ορίζοντα πρόβλεψης στο πλήθος των δεδομένων

Μέθοδος	sMAPE ανά ορίζοντα πρόβλεψης																	
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
Naïve	5,89	12,18	8,18	6,25	7,00	15,05	5,95	14,33	19,25	19,96	9,89	6,60	6,90	12,34	9,80	7,95	8,62	16,58
Naïve 2	5,36	5,68	5,76	5,82	6,01	6,45	6,23	6,68	7,06	7,25	6,85	6,60	6,95	7,16	7,32	7,41	7,52	7,96
Single	4,61	5,02	4,85	5,01	5,12	5,43	5,42	5,65	6,00	6,17	5,90	6,00	6,19	6,50	6,43	6,58	6,68	7,00
Holt	4,67	5,14	4,95	5,16	5,31	5,58	5,71	5,91	6,24	6,44	6,33	6,53	6,83	7,24	7,10	7,33	7,48	7,70
Damped	4,61	5,02	4,86	5,01	5,12	5,42	5,41	5,64	5,98	6,15	5,87	5,96	6,15	6,45	6,39	6,53	6,62	6,93
Holt-Winters	4,69	5,07	5,10	5,34	5,53	5,76	5,98	6,21	6,48	6,74	6,80	6,98	7,37	7,73	7,86	8,14	8,35	8,57
Theta	4,62	5,05	4,82	4,98	5,08	5,32	5,37	5,52	5,81	5,96	5,76	5,89	6,09	6,43	6,23	6,38	6,45	6,65
Linear Trend	5,63	6,01	5,70	5,88	5,95	6,09	6,22	6,27	6,51	6,65	6,59	6,77	6,97	7,34	7,04	7,22	7,29	7,39
Autobox	5,40	5,68	5,60	5,46	5,57	6,25	6,21	6,75	6,86	6,74	6,81	6,53	6,97	7,39	7,30	7,08	7,27	8,04
Forecast Pro	4,62	4,91	4,89	5,13	5,21	5,42	5,59	5,73	5,96	5,92	5,97	6,13	6,33	6,68	6,60	6,76	6,89	7,14
SD	4,61	5,02	4,85	5,00	5,12	5,42	5,41	5,63	5,98	6,14	5,87	5,96	6,16	6,46	6,39	6,53	6,64	6,95
SHD	4,61	5,03	4,85	5,01	5,12	5,39	5,41	5,62	5,94	6,10	5,86	5,96	6,17	6,50	6,38	6,53	6,62	6,88
ST	4,61	5,03	4,83	4,99	5,09	5,36	5,38	5,56	5,88	6,04	5,80	5,91	6,10	6,42	6,29	6,43	6,51	6,77
SdT	4,60	5,02	4,83	4,99	5,09	5,37	5,38	5,58	5,90	6,06	5,81	5,91	6,10	6,41	6,30	6,44	6,53	6,80
SHDT	4,61	5,03	4,83	4,99	5,10	5,36	5,39	5,58	5,89	6,05	5,81	5,92	6,12	6,45	6,31	6,46	6,54	6,78

Πίνακας 6.2 - Μέσο sMAPE στο πλήθος των δεδομένων

Μέθοδος	Μέσο sMAPE ανά ορίζοντα πρόβλεψης																	
	1-1	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	1-7	1-8	1-9	1-10	1-11	1-12	1-13	1-14	1-15	1-16	1-17	1-18
Naïve	5,89	9,03	8,75	8,13	7,90	9,09	8,64	9,36	10,45	11,40	11,27	10,88	10,57	10,70	10,64	10,47	10,36	10,71
Naïve 2	5,36	5,52	5,60	5,65	5,72	5,85	5,90	6,00	6,12	6,23	6,28	6,31	6,36	6,42	6,48	6,54	6,59	6,67
Single	4,61	4,81	4,83	4,87	4,92	5,01	5,07	5,14	5,23	5,33	5,38	5,43	5,49	5,56	5,62	5,68	5,74	5,81
Holt	4,67	4,91	4,92	4,98	5,05	5,13	5,22	5,30	5,41	5,51	5,58	5,66	5,75	5,86	5,94	6,03	6,11	6,20
Damped	4,61	4,82	4,83	4,87	4,92	5,01	5,06	5,14	5,23	5,32	5,37	5,42	5,48	5,55	5,60	5,66	5,72	5,78
Holt-Winters	4,69	4,88	4,95	5,05	5,15	5,25	5,35	5,46	5,57	5,69	5,79	5,89	6,00	6,13	6,24	6,36	6,48	6,59
Theta	4,62	4,83	4,83	4,87	4,91	4,98	5,03	5,09	5,17	5,25	5,30	5,35	5,40	5,48	5,53	5,58	5,63	5,69
Linear Trend	5,63	5,82	5,78	5,81	5,83	5,88	5,92	5,97	6,03	6,09	6,13	6,19	6,25	6,33	6,37	6,43	6,48	6,53
Autobox	5,40	5,54	5,56	5,54	5,54	5,66	5,74	5,87	5,98	6,05	6,12	6,16	6,22	6,30	6,37	6,41	6,46	6,55
Forecast Pro	4,62	4,76	4,81	4,89	4,95	5,03	5,11	5,19	5,27	5,34	5,40	5,46	5,52	5,61	5,67	5,74	5,81	5,88
SD	4,61	4,81	4,82	4,87	4,92	5,00	5,06	5,13	5,23	5,32	5,37	5,42	5,47	5,54	5,60	5,66	5,72	5,79
SHD	4,61	4,82	4,83	4,87	4,92	5,00	5,06	5,13	5,22	5,31	5,36	5,41	5,47	5,54	5,60	5,65	5,71	5,78
ST	4,61	4,82	4,82	4,86	4,91	4,98	5,04	5,10	5,19	5,28	5,32	5,37	5,43	5,50	5,55	5,61	5,66	5,72
SdT	4,60	4,81	4,82	4,86	4,91	4,98	5,04	5,11	5,20	5,28	5,33	5,38	5,43	5,50	5,56	5,61	5,67	5,73
SHDT	4,61	4,82	4,83	4,87	4,91	4,99	5,05	5,11	5,20	5,28	5,33	5,38	5,44	5,51	5,56	5,62	5,67	5,73

Πίνακα 6.1) και για κάθε έναν από τους 18 ορίζοντες πρόβλεψης (ανά στήλη του Πίνακα 6.1) ξεχωριστά. Υπενθυμίζεται πως η επιλογή ορίζοντα πρόβλεψης έως και 18 περιόδων έγινε ούτως ώστε να υπάρχει πλήρης αντιστοιχία με το εμπειρικό πλαίσιο εφαρμογής του διεθνούς διαγωνισμού προβλέψεων *M3*, όσων αφορά τα μηνιαία δεδομένα. Στον Πίνακα 6.2, αντίστοιχα, παρουσιάζονται τα μέσα σφάλματα των οριζόντων πρόβλεψης μέχρι ένα επιθυμητό ορίζοντα. Για παράδειγμα, η στήλη «1-6» δίνει το μέσο *sMAPE* της εξεταζόμενης μεθόδου για ορίζοντες πρόβλεψης 1 έως 6 περιόδων.

Η εξέταση και μελέτη των αποτελεσμάτων των Πινάκων 6.1 και 6.2 οδηγεί σε αρκετά και σημαντικά συμπεράσματα. Καταρχάς, η απλή εκδοχή της μεθόδου *Naïve* παρουσιάζει με διαφορά τη χειρότερη απόδοση από τις υπόλοιπες προς εξέταση μεθόδους. Η συμπεριφορά αυτή, αν και αναμενόμενη, προσεγγίζει σε ορισμένες περιπτώσεις σφάλματα σχεδόν τριπλάσια σε σχέση με τη δεύτερη χειρότερη τεχνική (για ορίζοντα πρόβλεψης ίσο με 10). Η απόδοσή της απλής *Naïve* είναι ακριβώς ισοδύναμη με την *Naïve 2*, στην οποία έχει προηγηθεί αποεποχικοποίηση των δεδομένων, μονάχα για ορίζοντα 12 περιόδων, όπου και αλληλοαναιρείται η εποχιακή επίδραση.

Οι μέθοδοι *Naïve 2*, *Linear Trend* και *Autobox* παρουσιάζουν παρόμοιο επίπεδο σφάλματος, το οποίο αυξάνεται γραμμικά σε σχέση με τον ορίζοντα πρόβλεψης. Το συμπέρασμα αυτό είναι πολύ σημαντικό από πρακτικής σκοπιάς αν αναλογιστούμε την απλοϊκότητα και την ευκολία υλοποίησης των μεθόδων *Naïve 2* και *Linear Trend* σε σχέση με τον προϋπολογισμό που απαιτείται για την αγορά του λογισμικού πακέτου. Ύστερα από επικοινωνία και συζήτηση με τον ερευνητικά υπεύθυνο για τη μεθοδολογία που ακολουθεί το λογισμικό *Autobox* (Tom Reilly), η συμπεριφορά αυτή οφείλεται πιθανότατα στην επιλογή της τεχνικής προσομοίωσης των χρονοσειρών, η οποία θεωρεί χρονοσειρές ντετερμινιστική προσέγγιση. Αντίθετα, ο Tom Reilly υποστηρίζει πως η αυτόματη *expert method* του λογισμικού *Autobox* θα είχε σαφώς καλύτερα αποτελέσματα αν τα δεδομένα είχαν παραχθεί θεωρώντας ένα στοχαστικό *auto-projective* μοντέλο, όπου τα στοιχεία της χρονοσειράς είναι σειριακά συσχετισμένα. Η θεώρηση αυτή θα ωφελούσε σημαντικά τις μεθόδους που στηρίζονται σε αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινητών μέσων όρων (*ARIMA*), όπως η μέθοδος *Box-Jenkins*, η οποία αποτελεί τον πυρήνα του λογισμικού πακέτου προβλέψεων *Autobox*.

Οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης (*Single*, *Holt* και *Damped*) παρουσιάζουν αρκετά καλή συμπεριφορά, εκτός της μεθόδου *Holt-Winters*, η οποία αν και παρουσιάζει καλό επίπεδο σφάλματος σε μικρούς ορίζοντες, φαίνεται πως αποτυγχάνει όσο ο ορίζοντας πρόβλεψης μεγαλώνει. Ειδικότερα, όσων αφορά τις μεθόδους *Single* και *Damped*, η απόδοση που επιτυγχάνουν είναι εξαιρετική, και συνολικά υστερούν μονάχα από τη μέθοδο *Theta*. Το αποτέλεσμα αυτό είναι πολύ σημαντικό, ειδικά αν αναλογιστούμε την απλότητα των μεθόδων αυτών και την καθολικότητά τους, όντας ενσωματωμένες στα

περισσότερα στατιστικά πακέτα και λογισμικά προβλέψεων. Επίσης, έρχεται σε συμφωνία με παρελθόντες εμπειρικές μελέτες και επαληθεύει το σκεπτικό που αποσκοπεί στην καθιέρωση της μεθόδου *Damped* ως τη μέθοδο αναφοράς (*benchmark method*) για τη σύγκριση της απόδοσης άλλων προτεινόμενων μεθοδολογιών και τεχνικών πρόβλεψης.

Η μέθοδος *Theta* και η έξυπνη μέθοδος *Forecast Pro* επέδειξαν την καλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης στα πραγματικά μηνιαία δεδομένα του *M3* το 2000. Ομοίως, παρουσίασαν πολύ καλή συμπεριφορά και στα προσομοιωμένα τεχνητά δεδομένα της παρούσας διατριβής. Συγκεκριμένα, η μέθοδος *Theta* παρουσιάζει και πάλι την καλύτερη επίδοση σε σχέση με όλες τις μεθόδους, ενώ η αυτόματη μέθοδος που ενσωματώνει το πακέτο *Forecast Pro* ταξινομείται 4^η με μικρή, όμως, διαφορά από τη 2^η και την 3^η (*Damped* και *Single* αντίστοιχα). Από την εξέταση του κάθε οριζοντα πρόβλεψης προκύπτει πως τόσο η *Theta* όσο και το *Forecast Pro* είναι κατάλληλα τόσο για βραχυπρόθεσμες όσο και για μακροπρόθεσμες προβλέψεις, παρουσιάζοντας σχετικά σταθερή συμπεριφορά.

Ο συνδυασμός των μεθόδων που εξετάστηκαν παρήγαγε πολύ καλά, αναφορικά με την ακρίβεια μετρημένη με το δείκτη *sMAPE*, αποτελέσματα. Το γεγονός αυτό έρχεται να επιβεβαιώσει παρελθόντες εμπειρικές μελέτες (διαγωνισμοί *M*) και οφείλεται στη μείωση της διακύμανσης των σφαλμάτων πρόβλεψης, οπότε και της αβεβαιότητας των προβλέψεων. Η πολύ καλή απόδοση των μεθόδων συνδυασμού επαληθεύει τα ευρήματα της βιβλιογραφίας: «στο πεδίο των προβλέψεων δεν υπάρχει ο όρος «βέλτιστη» τεχνική προέκτασης, καθώς παροδικές ή μόνιμες αλλαγές σε παρελθόντα πρότυπα και σχέσεις δεν μπορούν να προβλεφθούν σε ένα αποδεκτό επίπεδο αξιοπιστίας, καθιστώντας τους συνδυασμούς μεθόδων ως ένα πιο καθολικό, *robust* τρόπο πρόβλεψης του μέλλοντος».

Ένα πολύ ενδιαφέρον συμπέρασμα, που επιβεβαιώνει την επιτυχία της προσομοίωσης των τεχνητών χρονοσειρών προέρχεται από τη σύγκριση των μέσων (για όλους τους οριζόντες πρόβλεψης) συμμετρικών απολύτων ποσοστιαίων σφαλμάτων, όπως αυτή παρουσιάζεται στον Πίνακα 6.3. Η πρώτη στήλη αποτυπώνει τις μεθόδους που συμμετείχαν ταυτόχρονα στο διαγωνισμό *M3* και την παρούσα διατριβή (*Naïve 2*, *Single*, *Holt*, *Damped*, *Holt-Winters*, *Theta*, *Autobox*, *Forecast Pro*). Η δεύτερη και η τρίτη στήλη παρουσιάζουν το μέσο *sMAPE* των τεχνητών και των πραγματικών μηνιαίων χρονοσειρών αντίστοιχα. Τέλος, στην τέταρτη στήλη έχει υπολογιστεί η αναλογία των σφαλμάτων αυτών ανά μέθοδο. Όπως προκύπτει, ο λόγος είναι σταθερός για όλες τις μεθόδους και ίσος με 2,5. Η σταθερότητα της τιμής αυτής επιβεβαιώνει την ακολουθία των συμπερασμάτων που προήλθαν από τεχνητά δεδομένα σε σχέση με την απόδοση των ίδιων μεθόδων σε πραγματικές χρονοσειρές. Το γεγονός πως ο λόγος αυτός δεν είναι ίσος με τη μονάδα, οφείλεται σε τέσσερις βασικούς λόγους. Πρώτον, τα προσομοιωμένα δεδομένα κατασκευάστηκαν θεωρώντας ίσα πλήθη (10.000 χρονοσειρές) σε κάθε συνδυασμό (7.776 συνδυασμοί) των επιπέδων των συνιστωσών που εξετάστηκαν. Από την άλλη, οι μηνιαίες χρονοσειρές του *M3*, όχι μόνο είναι σε

πλήθος λιγότερες από τους συνδυασμούς που προέκυψαν, αλλά, επίσης, δεν ισοκατανέμονται μεταξύ των περιπτώσεων. Δεύτερον, εξετάστηκαν περιπτώσεις που δεν είναι δυνατόν να συμβούν στην πραγματικότητα (για παράδειγμα, μηδενική κυκλικότητα και τυχαιότητα). Τρίτον, οι χρονοσειρές προσομοιώθηκαν ούτως ώστε να ακολουθούν ένα σταθερό πρότυπο, χωρίς να υφίστανται δομικές αλλαγές στην τάση ή στο επίπεδό τους. Αντίθετα, οι σταθερές ή μόνιμες μεταβολές στο μοτίβο είναι κάτι που συναντάται στα πραγματικά δεδομένα. Τέλος, οι ελαφρώς μεγαλύτερες τιμές του λόγου για τις μεθόδους εξομάλυνσης *Single*, *Holt* και *Damped* οφείλονται στις καλύτερες υλοποιήσεις των συγκεκριμένων μεθόδων σε σχέση με ό, τι είχε χρησιμοποιηθεί για την ανάλυση των αποτελεσμάτων του διαγωνισμού *M3*.

Πίνακας 6.3 – Αναλογία σφαλμάτων πραγματικών και τεχνητών δεδομένων

Μέθοδος	Simulated Data Average sMAPE 1-18 Forecasting Horizons	M3 Results Average sMAPE 1-18 Forecasting Horizons	Ratio M3/Simulated
Naïve 2	6,67	16,91	2,54
Single	5,81	15,32	2,64
Holt	6,20	15,36	2,48
Damped	5,78	14,59	2,52
Holt-Winters	6,59	15,44	2,34
Theta	5,69	13,85	2,43
Autobox	6,55	15,83	2,42
Forecast Pro	5,88	13,86	2,36

Σε αντιστοιχία με τους Πίνακες 6.1 και 6.2, οι Πίνακες 6.3 έως 6.6 παρουσιάζουν τις τιμές των δεικτών σφάλματος *MASE* (Hyndman & Koehler, 2006) και *Percentage Better* ανά μέθοδο/συνδυασμό και ορίζοντα πρόβλεψης, αλλά και για το μέσο όρο των σφαλμάτων μέχρι τον εκάστοτε ορίζοντα πρόβλεψης.

Σε σύγκριση με τη μέση εντός δείγματος ακρίβεια της *Naïve*, που αποτελεί τον παρονομαστή του δείκτη *MASE*, όλες οι μέθοδοι παρουσιάζουν καλύτερη απόδοση για μικρούς ορίζοντες πρόβλεψης, καθώς οι υπολογισμένες τιμές του δείκτη είναι μικρότερες της μονάδας. Αντίθετα, η ακρίβεια όλων σχεδόν των μεθόδων είναι χειρότερη από την εντός δείγματος απόδοση της απλής *Naïve* για ορίζοντες μεγαλύτερους από 9 περιόδους. Επίσης, τόσο από τους Πίνακες του δείκτη *MASE* όσο και από τους Πίνακες του δείκτη *Percentage Better* γίνεται σαφές πως όλες οι μέθοδοι, εκτός της απλής *Naïve*, είναι σαφώς καλύτερες από τη *Naïve 2*, η οποία εγκλωβίζει και απομονώνει μόνο την εποχιακότητα. Μερικές εξαιρέσεις αφορούν την απλή γραμμική παλινδρόμηση και το αυτοματοποιημένο μοντέλο *Box-Jenkins*.

Η λεπτομερής εξέταση των Πινάκων 6.4 έως 6.7 μας οδηγεί στο συμπέρασμα πως οι μέθοδοι *Theta*, *Damped* και *Single* παρουσιάζουν μονίμως καλύτερο επίπεδο ακρίβειας από τις υπόλοιπες μεθόδους, τόσο για το *MASE* όσο και για το *Percentage Better* (Πίνακας 6.6). Επίσης, η παρατηρούμενη διαφορά μεταξύ των τριών αυτών μεθόδων δείχνει να είναι μεγαλύτερη στην περίπτωση του *Percentage Better*, με τη μέθοδο *Theta* να δείχνει καλύτερη συμπεριφορά (άρα και καλύτερη απόδοση) σε μεγαλύτερους χρονικούς ορίζοντες πρόβλεψης. Η συμπεριφορά αυτή υποδεικνύει πως η απόδοση της μεθόδου *Theta* ενισχύεται με τη χρήση απόλυτων έναντι κλιμακωτών σφαλμάτων. Οι διαφορές μεταξύ των τριών αυτών μεθόδων είναι μικρότερες σε σχέση με τις διαφορές τους ως προς το δείκτη *sMAPE* (Πίνακας 6.2) και συγκεκριμένα για μικρότερους χρονικούς ορίζοντες πρόβλεψης.

6.2 Πολλαπλή παλινδρόμηση για ανάλυση δεδομένων

Η ανάλυση παλινδρόμησης περιλαμβάνει πολλές τεχνικές για μοντελοποίηση και ανάλυση διαφόρων μεταβλητών και είναι πολύ χρήσιμη όταν θέλουμε να επικεντρωθούμε στη σχέση μεταξύ μιας εξαρτημένης και μιας ή περισσοτέρων ανεξάρτητων μεταβλητών. Συγκεκριμένα, η ανάλυση μέσω παλινδρόμησης εξηγεί πώς μεταβάλλεται η τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής όσο μία από τις ανεξάρτητες τιμές αλλάζει, ενώ οι υπόλοιπες διατηρούνται σταθερές. Συχνά, η ανάλυση παλινδρόμησης χρησιμοποιείται για την εκτίμηση την προσδοκώμενης τιμής της εξαρτημένης μεταβλητής όταν οι τιμές των ανεξάρτητων μεταβλητών θεωρούνται γνωστές και σταθερές. Η εκτίμηση αυτή αποτελεί συνάρτηση των ανεξάρτητων μεταβλητών και καλείται συνάρτηση παλινδρόμησης.

Η χρήση της ανάλυσης παλινδρόμησης γίνεται κυρίως υπό δύο σκοπίες. Πρώτον, χρησιμοποιείται συχνά για πρόβλεψη. Δεύτερον, χρησιμοποιείται προκειμένου να επιτευχθεί κατανόηση ως προς το ποιες μεταβλητές συσχετίζονται με την εξαρτημένη μεταβλητή και να διερευνηθούν οι μορφές των συσχετίσεων αυτών. Υπό τη σκοπιά αυτή, στο τρέχον κεφάλαιο θα διερευνηθούν με τη βοήθεια πολλαπλής παλινδρόμησης οι παράγοντες που επηρεάζουν τους στατιστικούς δείκτες σφάλματος και κατ' επέκταση την ακρίβεια των προβλέψεων. Άρα, θα υλοποιηθεί και θα μελετηθεί η παρακάτω συνάρτηση παλινδρόμησης:

$$\begin{Bmatrix} sMAPE \\ MASE \end{Bmatrix} = f \begin{pmatrix} \text{εποχιακότητα} \\ \text{τάση} \\ \text{κυκλικότητα} \\ \text{τυχασιότητα} \\ \text{αριθμός παρατηρήσεων} \\ \text{ορίζοντας πρόβλεψης} \end{pmatrix}$$

Πίνακας 6.4 – Σφάλμα MASE ανά ορίζοντα πρόβλεψης στο πλήθος των δεδομένων

Μέθοδος	MASE ανά ορίζοντα πρόβλεψης																	
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
Naïve	0,69	1,10	0,97	0,85	0,94	1,70	0,92	1,69	2,23	2,34	1,38	1,13	1,16	1,45	1,49	1,36	1,45	2,21
Naïve 2	0,66	0,70	0,80	0,82	0,88	1,03	0,94	1,10	1,23	1,29	1,16	1,13	1,17	1,17	1,31	1,33	1,37	1,54
Single	0,59	0,65	0,71	0,74	0,79	0,92	0,86	1,00	1,11	1,17	1,07	1,07	1,10	1,12	1,23	1,25	1,29	1,44
Holt	0,59	0,66	0,70	0,74	0,78	0,89	0,86	0,96	1,06	1,11	1,04	1,05	1,09	1,13	1,19	1,22	1,26	1,37
Damped	0,58	0,64	0,69	0,72	0,76	0,89	0,83	0,95	1,06	1,11	1,00	1,00	1,02	1,04	1,14	1,15	1,19	1,34
Holt-Winters	0,60	0,66	0,73	0,77	0,82	0,91	0,90	1,01	1,10	1,16	1,11	1,13	1,18	1,21	1,32	1,36	1,41	1,52
Theta	0,59	0,65	0,69	0,72	0,76	0,87	0,83	0,93	1,03	1,08	0,98	0,99	1,02	1,04	1,11	1,13	1,16	1,28
Linear Trend	0,87	0,91	0,93	0,96	0,98	1,06	1,03	1,11	1,19	1,23	1,16	1,17	1,20	1,23	1,26	1,28	1,31	1,39
Autobox	0,66	0,70	0,78	0,79	0,83	0,98	0,94	1,08	1,16	1,16	1,10	1,07	1,11	1,14	1,23	1,22	1,27	1,44
Forecast Pro	0,58	0,61	0,69	0,73	0,76	0,86	0,84	0,93	1,01	1,03	0,99	0,99	1,02	1,03	1,12	1,14	1,18	1,29
SD	0,58	0,65	0,70	0,73	0,77	0,90	0,84	0,97	1,08	1,14	1,03	1,03	1,06	1,07	1,18	1,20	1,24	1,38
SHD	0,58	0,65	0,69	0,72	0,76	0,88	0,83	0,94	1,05	1,10	1,00	0,99	1,02	1,04	1,13	1,15	1,18	1,31
ST	0,59	0,65	0,70	0,73	0,77	0,89	0,84	0,96	1,07	1,12	1,02	1,02	1,05	1,07	1,16	1,18	1,21	1,35
SdT	0,58	0,65	0,69	0,72	0,77	0,89	0,83	0,95	1,06	1,11	1,01	1,01	1,04	1,05	1,15	1,16	1,20	1,34
SHDT	0,58	0,65	0,69	0,72	0,76	0,88	0,82	0,94	1,04	1,09	0,99	0,99	1,02	1,04	1,12	1,14	1,17	1,30

Πίνακας 6.5 – Μέσο MASE στο πλήθος των δεδομένων

Μέθοδος	Μέσο MASE ανά ορίζοντα πρόβλεψης																	
	1-1	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	1-7	1-8	1-9	1-10	1-11	1-12	1-13	1-14	1-15	1-16	1-17	1-18
Naïve	0,69	0,89	0,92	0,90	0,91	1,04	1,02	1,11	1,23	1,34	1,35	1,33	1,31	1,32	1,34	1,34	1,34	1,39
Naïve 2	0,66	0,68	0,72	0,75	0,77	0,81	0,83	0,87	0,91	0,94	0,96	0,98	0,99	1,01	1,03	1,04	1,06	1,09
Single	0,59	0,62	0,65	0,67	0,69	0,73	0,75	0,78	0,82	0,85	0,87	0,89	0,91	0,92	0,94	0,96	0,98	1,01
Holt	0,59	0,63	0,65	0,67	0,69	0,73	0,75	0,77	0,80	0,84	0,85	0,87	0,89	0,90	0,92	0,94	0,96	0,98
Damped	0,58	0,61	0,64	0,66	0,68	0,71	0,73	0,76	0,79	0,82	0,84	0,85	0,87	0,88	0,90	0,91	0,93	0,95
Holt-Winters	0,60	0,63	0,66	0,69	0,71	0,75	0,77	0,80	0,83	0,87	0,89	0,91	0,93	0,95	0,97	1,00	1,02	1,05
Theta	0,59	0,62	0,64	0,66	0,68	0,71	0,73	0,75	0,79	0,81	0,83	0,84	0,86	0,87	0,89	0,90	0,92	0,94
Linear Trend	0,87	0,89	0,90	0,92	0,93	0,95	0,96	0,98	1,00	1,03	1,04	1,05	1,06	1,07	1,09	1,10	1,11	1,13
Autobox	0,66	0,68	0,71	0,73	0,75	0,79	0,81	0,85	0,88	0,91	0,92	0,94	0,95	0,96	0,98	1,00	1,01	1,04
Forecast Pro	0,58	0,60	0,63	0,65	0,68	0,71	0,73	0,75	0,78	0,80	0,82	0,84	0,85	0,86	0,88	0,90	0,91	0,93
SD	0,58	0,61	0,64	0,66	0,69	0,72	0,74	0,77	0,80	0,84	0,85	0,87	0,88	0,90	0,91	0,93	0,95	0,97
SHD	0,58	0,62	0,64	0,66	0,68	0,71	0,73	0,76	0,79	0,82	0,84	0,85	0,86	0,88	0,89	0,91	0,93	0,95
ST	0,59	0,62	0,64	0,67	0,69	0,72	0,74	0,77	0,80	0,83	0,85	0,86	0,88	0,89	0,91	0,93	0,94	0,96
SdT	0,58	0,62	0,64	0,66	0,68	0,72	0,73	0,76	0,79	0,83	0,84	0,86	0,87	0,88	0,90	0,92	0,93	0,96
SHDT	0,58	0,62	0,64	0,66	0,68	0,71	0,73	0,76	0,79	0,82	0,83	0,85	0,86	0,87	0,89	0,90	0,92	0,94

Πίνακας 6.6 – Σφάλμα Percentage Better ανά οριζοντα πρόβλεψης
στο πλήθος των δεδομένων

Μέθοδος	Percentage Better ανά οριζοντα πρόβλεψης																	
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
Naive	22%	10%	15%	22%	19%	8%	34%	9%	6%	6%	14%	0%	30%	15%	15%	21%	18%	8%
Single	55%	53%	57%	55%	56%	57%	55%	57%	58%	58%	56%	54%	55%	54%	56%	55%	55%	56%
Holt	56%	54%	57%	56%	56%	58%	55%	57%	58%	58%	56%	53%	54%	53%	55%	54%	54%	56%
Damped	56%	55%	58%	57%	58%	60%	58%	60%	60%	61%	60%	57%	58%	57%	59%	59%	59%	60%
Holt-Winters	56%	54%	56%	54%	54%	55%	52%	54%	54%	54%	51%	49%	49%	48%	49%	48%	48%	50%
Theta	57%	56%	60%	59%	60%	62%	59%	62%	63%	63%	61%	59%	60%	59%	61%	61%	61%	63%
Linear Trend	45%	46%	49%	49%	50%	52%	50%	53%	54%	54%	53%	50%	51%	51%	53%	53%	53%	55%
Autobox	47%	48%	48%	50%	50%	50%	50%	49%	52%	52%	50%	50%	50%	49%	50%	51%	51%	51%
Forecast Pro	56%	54%	56%	56%	56%	57%	55%	58%	59%	58%	58%	56%	57%	55%	58%	57%	57%	59%
SD	57%	56%	59%	58%	59%	60%	58%	60%	61%	61%	60%	58%	58%	57%	59%	59%	59%	60%
SHD	57%	56%	59%	58%	59%	61%	59%	61%	62%	62%	61%	58%	59%	58%	61%	60%	60%	62%
ST	57%	56%	60%	59%	60%	62%	60%	62%	63%	63%	62%	60%	60%	60%	62%	62%	62%	63%
SDT	57%	56%	60%	59%	60%	62%	60%	62%	63%	63%	62%	60%	61%	60%	62%	62%	62%	63%
SHDT	57%	56%	59%	59%	60%	62%	59%	62%	62%	63%	61%	59%	60%	59%	61%	61%	61%	62%

Η μορφή της πολλαπλής παλινδρόμησης που θα χρησιμοποιηθεί είναι:

$$Y = b_0 + b_1 \cdot L_S + b_2 \cdot L_T + b_3 \cdot L_C + b_4 \cdot L_R + b_5 \cdot L_O + b_6 \cdot L_{FH}$$

Η μεταβλητή Y εκφράζει την εξαρτημένη μεταβλητή, που θα είναι κατά περίπτωση το $sMAPE$ ή το $MASE$, ενώ οι μεταβλητές L_S , L_T , L_C , L_R , L_O και L_{FH} εκφράζουν τις ανεξάρτητες μεταβλητές του επιπέδου της εποχιακότητας, τάσης, κυκλικότητας, τυχαιότητας, αριθμού παρατηρήσεων και ορίζοντα πρόβλεψης αντίστοιχα. Οι συντελεστές b_0 , b_1 έως b_6 είναι σταθεροί συντελεστές.

Η εξίσωση της πολλαπλής παλινδρόμησης είναι γραμμική ως προς τους συντελεστές. Ο εκθέτης κάθε συντελεστή b ισούται με τη μονάδα, γεγονός που εξασφαλίζει τη γραμμικότητα, και οι τιμές των συντελεστών αυτών μπορούν να προκύψουν με εφαρμογή της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων. Το σχήμα της συνάρτησης που συνδέει τη μεταβλητή Y με τις μεταβλητές L δεν είναι εύκολο να περιγραφεί. Όταν υπάρχει μια μόνο μεταβλητή L , τότε το σχήμα της συνάρτησης είναι μια ευθεία γραμμή. Αν υπάρχουν δύο μεταβλητές, τότε η Y παριστάνεται σε επίπεδο (το επίπεδο που σχηματίζεται από τις δύο μεταβλητές L). Αν υπάρχουν περισσότερες από δύο ανεξάρτητες μεταβλητές, τότε η Y παριστάνεται σε υπερεπίπεδο (δηλαδή επιφάνεια με περισσότερες από δύο διαστάσεις). Στην πράξη, η διαδικασία της πολλαπλής παλινδρόμησης αποσκοπεί στον υπολογισμό των αγνώστων παραμέτρων του μοντέλου b_0 , b_1 έως b_6 και της διακύμανσης του τυχαίου παράγοντα, δεδομένου ενός συγκεκριμένου συνόλου δεδομένων όπου μπορεί να εφαρμοστεί η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων. Για τους σκοπούς της ανάλυσης των αποτελεσμάτων της παρούσας διατριβής χρησιμοποιήθηκε το στατιστικό πακέτο $SPSS$ για τον υπολογισμό των συντελεστών των εξισώσεων παλινδρόμησης.

Η συσχέτιση ανάμεσα στην πραγματική τιμή της μεταβλητής Y και στην υπολογισμένη τιμή \hat{Y} με βάση την εξίσωση παλινδρόμησης δίνεται από την εξίσωση:

$$R_{Y\hat{Y}} = \frac{n \cdot \sum_{i=1}^n (Y_i \cdot \hat{Y}_i) - (\sum_{i=1}^n Y_i) \cdot (\sum_{i=1}^n \hat{Y}_i)}{\sqrt{n \cdot \sum_{i=1}^n Y_i - (\sum_{i=1}^n Y_i)^2} \sqrt{n \cdot \sum_{i=1}^n \hat{Y}_i - (\sum_{i=1}^n \hat{Y}_i)^2}}$$

Το τετράγωνο του $R_{Y\hat{Y}}$ καλείται *coefficient of determination*. Το $R_{Y\hat{Y}}$ είναι γνωστό ως συντελεστής πολλαπλής συσχέτισης και εκφράζει τη συσχέτιση ανάμεσα στην εξαρτημένη μεταβλητή Y και την εκτίμηση της \hat{Y} με βάση τις ανεξάρτητες μεταβλητές. Συχνά συμβολίζεται με $R_{Y, X_1, X_2, \dots, X_k}$. Για τον υπολογισμό του συντελεστή R^2 χρησιμοποιείται η ίδια εξίσωση που χρησιμοποιήθηκε και στην περίπτωση της απλής παλινδρόμησης:

$$R^2 = \frac{\text{ερμηνευθείσα διακύμανση των τιμών } Y}{\text{συνολική διακύμανση των τιμών } Y} = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}$$

Αφού εξεταστεί η συνολική σημαντικότητα του μοντέλου παλινδρόμησης μέσω του δείκτη R^2 , είναι μερικές φορές χρήσιμο να εξεταστεί η σημαντικότητα καθενός από τους συντελεστές παλινδρόμησης. Στην περίπτωση της πολλαπλής παλινδρόμησης, ο στατιστικός δείκτης t -test για ένα συγκεκριμένο συντελεστή αποτελεί εκτίμηση της σημαντικότητας του συντελεστή αυτού με την παρουσία όλων των άλλων ανεξάρτητων μεταβλητών. Για κάθε συντελεστή παλινδρόμησης b_j μπορεί να οριστεί ένα τυπικό σφάλμα (ένα μέτρο της σταθερότητας του συντελεστή) και, με βάση την υπόθεση της κανονικότητας του μοντέλου παλινδρόμησης, ο δείκτης t -test, ο οποίος δίνεται από την ακόλουθη εξίσωση, ακολουθεί την t -κατανομή με $(n-k-1)$ βαθμούς ελευθερίας.

$$t_{b_j} = \frac{b_j}{SE_{b_j}}$$

Χρησιμοποιώντας την εξίσωση του δείκτη t για κάθε συντελεστή του μοντέλου παλινδρόμησης, υπολογίζεται η σημαντικότητά του, μέσα από τη σύγκριση της τιμής του συντελεστή αυτού με την τιμή 0, τιμή για την οποία η αντίστοιχη ανεξάρτητη μεταβλητή δε συνεισφέρει στην πρόβλεψη του Y , με δεδομένη την παρουσία των άλλων ανεξάρτητων μεταβλητών. Υπάρχουν δύο σημαντικά θέματα σχετικά με τους στατιστικούς δείκτες των συντελεστών παλινδρόμησης. Πρώτον, η σταθερότητα των συντελεστών παλινδρόμησης εξαρτάται από τη συσχέτιση των ανεξάρτητων μεταβλητών. Για δύο ανεξάρτητες μεταβλητές X_1 και X_2 , όσο μεγαλύτερη είναι η μεταξύ τους συσχέτιση τόσο πιο ασταθείς θα είναι οι δύο συντελεστές (b_1 και b_2) που θα υπολογιστούν για τις μεταβλητές αυτές. Το δεύτερο θέμα αφορά την εκτίμηση των συσχετίσεων ανάμεσα στους ίδιους τους συντελεστές παλινδρόμησης. Στην πρακτική μορφή του μοντέλου παλινδρόμησης οι συντελεστές b_0 έως b_k είναι όλοι τυχαίες μεταβλητές, δηλαδή οι τιμές τους κυμαίνονται από δείγμα σε δείγμα, ενώ ακολουθούν μια κατανομή πιθανότητας. Επομένως, είναι δυνατόν να υπολογισθούν οι συσχετίσεις ανάμεσα στους συντελεστές.

Σύμφωνα με τους Μακρυδάκη, Wheelright και Hyndman (1998), τέσσερις βασικές υποθέσεις γίνονται κάθε φορά που εφαρμόζεται στην πράξη η πολλαπλή παλινδρόμηση. Η πρώτη υπόθεση αφορά την ύπαρξη γραμμικής σχέσης ανάμεσα στην εξαρτημένη και τις ανεξάρτητες μεταβλητές. Στις περιπτώσεις που δεν ικανοποιείται η υπόθεση αυτή, μετασχηματίζονται οι ανεξάρτητες μεταβλητές σε νέες μεταβλητές που εμφανίζουν γραμμική σχέση με την εξαρτημένη μεταβλητή Y . Η δεύτερη υπόθεση αφορά τη σταθερή διακύμανση των σφαλμάτων παλινδρόμησης, η οποία αναφέρεται συχνά με τον τεχνικό όρο ομοσκεδαστικότητα (*homoscedasticity*). Ο αντίστοιχος όρος για την έλλειψη σταθερής διακύμανσης είναι ετεροσκεδαστικότητα. Με άλλα λόγια, η υπόθεση αυτή δηλώνει ότι τα σφάλματα πρόβλεψης θα πρέπει να είναι σταθερά για όλο το εύρος των παρατηρήσεων.

Η τρίτη υπόθεση είναι ότι τα υπόλοιπα σφάλματα (*residual errors*) είναι ανεξάρτητα το ένα από το άλλο. Αυτό σημαίνει ότι η τιμή του κάθε υπολοίπου είναι ανεξάρτητη από τις τιμές των προηγούμενων και των επόμενων. Όταν η υπόθεση αυτή δεν ικανοποιείται, υπάρχει σειριακή συσχέτιση (ή αυτοσυσχέτιση) ανάμεσα σε διαδοχικές τιμές των υπολοίπων σφαλμάτων. Εναλλακτικοί τρόποι αναγνώρισης της ανεξαρτησίας των υπολοίπων είναι η γραφική αναπαράσταση των τιμών τους, η εξέταση του προσήμου τους ή ο υπολογισμός του στατιστικού δείκτη *Durbin-Watson*. Όταν τα υπόλοιπα δεν είναι ανεξάρτητα, μπορεί να έχει παραλειφθεί κάποια σημαντική ανεξάρτητη μεταβλητή ή μπορεί να μην υπάρχει γραμμική σχέση ανάμεσα στις μεταβλητές της εξίσωσης παλινδρόμησης. Στην περίπτωση αυτή, η εξίσωση δεν αποδίδει πλήρως το βασικό λανθάνον πρότυπο (*underlying pattern*) των δεδομένων και τα υπόλοιπα σφάλματα, τα οποία δεν είναι τυχαία σφάλματα, αντιπροσωπεύουν κάποιο τμήμα του βασικού προτύπου. Αν το πρότυπο αυτό μπορεί να αποδοθεί πλήρως από την εξίσωση παλινδρόμησης, τότε είναι δυνατή μεγαλύτερη ακρίβεια στην εκτίμηση της εξίσωσης παλινδρόμησης. Η τέταρτη υπόθεση είναι ότι, αν οι τιμές των υπολοίπων σφαλμάτων παρασταθούν γραφικά, θα πρέπει να εμφανίζουν μια σχεδόν κανονική διασπορά. Αυτή η υπόθεση δεν είναι γενικά δεσμευτική, καθώς τα υπόλοιπα αντιπροσωπεύουν την επίδραση (σχετικά ασήμαντη) ενός μεγάλου αριθμού παραγόντων στην τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής.

Τέλος, ένα σημαντικό θέμα στην πολλαπλή παλινδρόμηση είναι η πιθανότητα πολυσυγγραμικότητας. Η πολυσυγγραμικότητα δημιουργείται όταν δύο ή περισσότερες ανεξάρτητες μεταβλητές είναι ισχυρά συσχετισμένες. Στην περίπτωση αυτή, το αποτέλεσμα είναι υπερβολικά μεγάλοι αριθμοί, των οποίων ο χειρισμός είναι δύσκολος. Η πολυσυγγραμικότητα είναι ένα συχνό πρόβλημα σε οικονομικά και επιχειρησιακά δεδομένα, εξαιτίας του υψηλού βαθμού συσχέτισης που υπάρχει ανάμεσα στους διάφορους παράγοντες. Το γεγονός αυτό θα πρέπει να ληφθεί υπόψη κατά την επιλογή των ανεξάρτητων μεταβλητών και κατά τη συλλογή των δεδομένων. Στην περίπτωση της δικής μας ανάλυσης, και μέσω του πλαισίου της πειραματικής προσομοίωσης για τη δημιουργία τεχνητών χρονοσειρών που περιγράψαμε, εξασφαλίσαμε την ανεξαρτησία των παραγόντων.

6.3 Πολλαπλή παλινδρόμηση σε κάθε μέθοδο και συνδυασμό ξεχωριστά

Όπως αναφέρθηκε, η ανάλυση μέσω παλινδρόμησης επιτυγχάνει δύο στόχους. Πρώτον, εξετάζεται η υπόθεση αν κάποιοι συγκεκριμένοι παράγοντες επιδρούν σημαντικά στην ακρίβεια των στατιστικών προβλέψεων μέσω της δημιουργίας μεγάλων σφαλμάτων. Δεύτερον, για τους παράγοντες που επαληθευτεί η υπόθεση ότι επηρεάζουν την ακρίβεια της πρόβλεψης, μετράται ο βαθμός και η κατεύθυνση της επιρροής αυτής. Αρχικά, εφαρμόστηκε η πολλαπλή παλινδρόμηση για κάθε μέθοδο πρόβλεψης ξεχωριστά, χρησιμοποιώντας ως ανεξάρτητες μεταβλητές τους παράγοντες της υπόθεσης (εποχιακότητα, τάση, κυκλικότητα, τυχαιότητα, αριθμός παρατηρήσεων και

ορίζοντας πρόβλεψης) και ως εξαρτημένη μεταβλητή το υπολογισμένο για κάθε συνδυασμό μέσο *sMAPE*. Οι υπολογισμένες τιμές των συντελεστών της παλινδρόμησης για κάθε μέθοδο (γραμμές) και κάθε παράγοντα (στήλες) παρουσιάζονται στους Πίνακες 6.8 και 6.9. Συγκεκριμένα, ο Πίνακας 6.8 παρουσιάζει τους κανονικοποιημένους συντελεστές, ενώ στον Πίνακα 6.9 αποτυπώνονται οι αρχικοί συντελεστές. Για κάθε συντελεστή, παρουσιάζεται επίσης και ο στατιστικός δείκτης *t-test* που αφορά τη σημαντικότητά του στην εξίσωση της παλινδρόμησης. Επίσης, για κάθε συνάρτηση παλινδρόμησης, δηλαδή για κάθε μέθοδο, παρουσιάζεται και ο συνολικός δείκτης R^2 (14^η στήλη), ο οποίος αναφέρεται στη συνολική σημαντικότητα της εξίσωσης, καθώς και το τυπικό σφάλμα της εκτίμησης (15^η στήλη).

Τα αποτελέσματα του Πίνακα 6.8 υποδηλώνουν πως για όλες τις μεταβλητές αλλά και όλες τις εξεταζόμενες μεθόδους οι συντελεστές των παραγόντων των παλινδρομήσεων είναι στατιστικά σημαντικοί σε επίπεδο πολύ μικρότερο από 0,01, δεδομένων των υψηλών απόλυτων τιμών των *t-tests* που υπερβαίνουν την τιμή 1,96. Μοναδικές εξαιρέσεις αποτελούν ο συντελεστής του αριθμού των διαθέσιμων παρατηρήσεων και ο σταθερός όρος για την εξίσωση παλινδρόμησης της απλής εκδοχής της *Naïve*, οι οποίοι έχουν τιμές 0,8 και 0,3 αντίστοιχα. Ειδικά για την περίπτωση του παράγοντα «αριθμός διαθέσιμων παρατηρήσεων», το αποτέλεσμα αυτό ήταν αναμενόμενο, δεδομένου της φύσης της μεθόδου, η οποία λαμβάνει υπόψη μονάχα την τελευταία ιστορικά παρατήρηση για την παραγωγή προβλέψεων. Επιπλέον, για όλες τις εξισώσεις παρατηρούνται πολύ μεγάλες τιμές του στατιστικού δείκτη R^2 , που κυμαίνονται από 0,85 έως 0,93. Οι υψηλές αυτές τιμές συσχετίσης υποδεικνύουν εξαιρετικά καλή προσαρμογή των συναρτήσεων παλινδρόμησης. Για άλλη μια φορά, μοναδική εξαίρεση αποτελεί η μέθοδος *Naïve*, η οποία παρουσιάζει φτωχή προσαρμογή με συντελεστή $R^2=0,42$.

Οι συντελεστές παλινδρόμησης που παρουσιάζονται στον Πίνακα 6.8 είναι κανονικοποιημένοι. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα οι τιμές των συντελεστών αυτών είναι ανεξάρτητοι από τις απόλυτες τιμές των δεδομένων που αντιστοιχούν σε κάθε μεταβλητή, ούτως ώστε να είναι φανερή και συγκρίσιμη η σχετική επίδραση των διαφόρων παραγόντων στο δείκτη σφάλματος *sMAPE*. Θετικές τιμές των συντελεστών των παραγόντων εκφράζουν μείωση της ακρίβειας, ενώ αρνητικές τιμές δηλώνουν μείωση του υπολογισμένου δείκτη σφάλματος, άρα και αύξηση της ακρίβειας. Επιπλέον, όσο μεγαλύτερος, κατά απόλυτη τιμή, είναι ο συντελεστής ενός παράγοντα, τόσο περισσότερο επιδρά αρνητικά ή θετικά (για θετικές ή αρνητικές τιμές αντίστοιχα) στην ακρίβεια των προβλέψεων. Με μερικές εξαιρέσεις που θα εντοπισθούν και αναλυθούν στη συνέχεια, σχεδόν όλες οι τιμές των παραγόντων έχουν θετικές τιμές, γεγονός που δηλώνει μείωση της ακρίβειας πρόβλεψης καθώς αυξάνονται οι τιμές των παραγόντων.

Προχωρώντας στην εξέταση του κάθε παράγοντα ξεχωριστά, η εποχιακότητα επιδρά αρνητικά σε όλες τις μεθόδους και τους συνδυασμούς. Συγκεκριμένα, η μεγαλύτερη

Πίνακας 6.8 – Ανάλυση πολλαπλής παλινδρόμησης: *sMAPE* ως εξαρτημένη μεταβλητή
(Κανονικοποιημένοι Συντελεστές)

Μέθοδος	Εποχιακότητα		Τάση		Κυκλικότητα		Τυχασιότητα		Αριθμός Παρατηρήσεων		Ορίζοντας Πρόβλεψης		R ²	Std. Error of the Estimate
	b ₁	t ₁	b ₂	t ₂	b ₃	t ₃	b ₄	t ₄	b ₅	t ₅	b ₆	t ₆		
Naïve	0,569	279,9	0,035	17,1	0,070	34,7	0,292	143,7	0,002	0,8	0,088	43,4	0,422	6,731
Naïve 2	0,043	61,5	0,054	76,8	0,241	344,7	0,916	1309,8	-0,040	-56,9	0,166	236,9	0,932	1,067
Single	0,031	40,4	0,071	92,7	0,323	420,6	0,874	1139,7	-0,037	-48,7	0,206	268,0	0,918	0,936
Holt	0,050	65,5	-0,002	-2,2	0,408	532,8	0,824	1076,1	-0,101	-131,7	0,244	318,7	0,918	1,072
Damped	0,033	43,3	0,056	74,0	0,342	448,5	0,870	1142,1	-0,044	-57,8	0,195	256,2	0,919	0,947
Holt-Winters	0,044	59,6	-0,003	-4,2	0,396	540,4	0,823	1123,5	-0,052	-71,3	0,295	402,7	0,925	1,096
Theta	0,030	40,2	0,024	32,1	0,346	459,0	0,875	1162,1	-0,042	-55,1	0,178	235,7	0,921	0,939
Linear Trend	0,026	29,2	-0,012	-13,5	0,549	612,4	0,747	834,1	0,041	45,7	0,160	178,3	0,888	1,171
Autobox	0,140	134,9	0,071	68,3	0,383	370,2	0,799	771,6	-0,029	-28,1	0,197	189,9	0,850	1,384
Forecast Pro	0,063	86,2	0,033	45,9	0,378	518,3	0,854	1170,3	-0,055	-76,1	0,214	292,7	0,926	0,931
SD	0,031	41,1	0,062	81,8	0,332	438,8	0,874	1155,9	-0,040	-52,5	0,199	262,8	0,920	0,932
SHD	0,037	50,0	0,034	45,5	0,352	471,7	0,870	1166,0	-0,051	-68,8	0,192	257,9	0,922	0,938
ST	0,031	40,9	0,046	60,8	0,333	442,9	0,878	1165,6	-0,037	-48,5	0,187	248,8	0,921	0,925
SDT	0,031	41,1	0,048	64,0	0,335	447,4	0,877	1169,5	-0,038	-50,2	0,188	250,9	0,921	0,924
SHDT	0,035	46,5	0,031	42,1	0,348	467,1	0,873	1170,7	-0,047	-62,8	0,186	249,3	0,922	0,933

Πίνακας 6.9 – Ανάλυση πολλαπλής παλινδρόμησης: *sMAPE* ως εξαρτημένη μεταβλητή
(Αρχικοί Συντελεστές)

Μέθοδος	Σταθερός Όρος			Εποχιακόπ- τητα			Τάση			Κυκλικά- τητα			Τυχασιότητα			Αριθμός Παρατη- ρήσεων			Οριζοντιες Πρόβλεψης			Std. Error of the Estimate	R ²
	b ₀	t ₀	b ₁	t ₁	b ₂	t ₂	b ₃	t ₃	b ₄	t ₄	b ₅	t ₅	b ₆	t ₆									
Naïve	0,022	0,3	0,687	279,9	0,300	17,1	0,913	34,7	0,721	143,7	0,000	0,8	0,151	43,4	0,422	6,731							
Naïve 2	-0,233	-20,8	0,024	61,5	0,214	76,8	1,439	344,7	1,042	1309,8	-0,004	-56,9	0,130	236,9	0,932	1,067							
Single	-0,250	-25,4	0,014	40,4	0,226	92,7	1,540	420,6	0,795	1139,7	-0,003	-48,7	0,129	268,0	0,918	0,936							
Holt	-0,438	-38,8	0,026	65,5	-0,006	-2,2	2,235	532,8	0,860	1076,1	-0,010	-131,7	0,176	318,7	0,918	1,072							
Damped	-0,288	-28,9	0,015	43,3	0,183	74,0	1,662	448,5	0,806	1142,1	-0,004	-57,8	0,125	256,2	0,919	0,947							
Holt-Winters	-1,186	-102,9	0,024	59,6	-0,012	-4,2	2,318	540,4	0,918	1123,5	-0,006	-71,3	0,227	402,7	0,925	1,096							
Theta	-0,187	-19,0	0,014	40,2	0,079	32,1	1,687	459,0	0,813	1162,1	-0,004	-55,1	0,114	235,7	0,921	0,939							
Linear Trend	-0,487	-39,6	0,012	29,2	-0,041	-13,5	2,806	612,4	0,728	834,1	0,004	45,7	0,108	178,3	0,888	1,171							
Autobox	-0,500	-34,4	0,068	134,9	0,246	68,3	2,004	370,2	0,796	771,6	-0,003	-28,1	0,135	189,9	0,850	1,384							
Forecast Pro	-0,491	-50,2	0,029	86,2	0,111	45,9	1,888	518,3	0,812	1170,3	-0,005	-76,1	0,140	292,7	0,926	0,931							
SD	-0,275	-28,1	0,014	41,1	0,199	81,8	1,600	438,8	0,803	1155,9	-0,004	-52,5	0,126	262,8	0,92	0,932							
SHD	-0,252	-25,6	0,017	50,0	0,111	45,5	1,731	471,7	0,815	1166,0	-0,005	-68,8	0,125	257,9	0,922	0,938							
ST	-0,217	-22,3	0,014	40,9	0,147	60,8	1,603	442,9	0,803	1165,6	-0,003	-48,5	0,119	248,8	0,921	0,925							
SDT	-0,245	-25,2	0,014	41,1	0,154	64,0	1,618	447,4	0,806	1169,5	-0,003	-50,2	0,119	250,9	0,921	0,924							
SHDT	-0,231	-23,5	0,016	46,5	0,103	42,1	1,706	467,1	0,814	1170,7	-0,004	-62,8	0,120	249,3	0,922	0,933							

αρνητική επίδραση παρατηρείται για την απλή εκδοχή της μεθόδου *Naïve*, γεγονός που ήταν αναμενόμενο, καθώς είναι η μοναδική μέθοδος που δεν χειρίζεται καθόλου τον παράγοντα της εποχιακότητας. Η τιμή του συντελεστή της μεθόδου αυτής για την εποχιακότητα είναι 0,562, καθιστώντας τον παράγοντα αυτόν ως τον παράγοντα που επηρεάζει περισσότερο τη μέθοδο *Naïve*, αλλά ταυτόχρονα αποτελεί και έναν από τους υψηλότερους συντελεστές σε ολόκληρο τον Πίνακα 6.8. Όπως αναφέρθηκε στο προηγούμενο Κεφάλαιο, για τις μεθόδους *Naïve 2*, *Single*, *Holt*, *Damped*, *Holt-Winters*, *Theta* και *Linear Trend* (οι οποίες έχουν υλοποιηθεί στα πλαίσια της διατριβής για τις ανάγκες της προσομοίωσης), αλλά και τους συνδυασμούς αυτών, έχει ακολουθηθεί μία διαδικασία πρόβλεψης τριών βημάτων: αποεποχικοποίηση, πρόβλεψη και επανεποχικοποίηση. Ο υπολογισμός των εποχιακών συντελεστών ολοκληρώθηκε με την κλασική μέθοδο αποσύνθεσης, και ως εκ τούτου οι συντελεστές εποχιακότητας είναι κοινοί για το σύνολο των αναφερθέντων μεθόδων. Το γεγονός αυτό είναι ο λόγος για τον οποίο οι μέθοδοι αυτές παρουσιάζουν αρκετά όμοιους συντελεστές παλινδρόμησης (από 0,026 έως 0,050) για τον παράγοντα της εποχιακότητας. Αντίθετα, τα λογισμικά πακέτα *Forecast Pro* και *Autobox*, και ιδιαίτερα το δεύτερο, δείχνουν μία μεγαλύτερη αδυναμία στο χειρισμό της εποχιακής διακύμανσης, γεγονός που οφείλεται τη διαφορετική μέθοδο υπολογισμού των δεικτών εποχιακότητας και αποσύνθεσης των χρονοσειρών. Τέλος, προκειμένου να αποσβεσθεί ακόμα περισσότερο η επίδραση της εποχιακότητας, προτείνεται η χρήση μεθόδων συρρίκνωσης εποχιακών συντελεστών, όπως περιγράφηκαν στην Παράγραφο 2.3.4.

Η εξέταση της συνιστώσας της τάσης αφήνει μικτά συμπεράσματα. Από τη μία, οι μέθοδοι *Holt*, *Holt-Winters* και *Linear Trend* φαίνεται πως, έστω και οριακά, ευνοούνται από την παρουσία τάσης, παρουσιάζοντας μείωση του υπολογισμένου *sMAPE*, συνεπώς αύξηση της προβλεπτικής ακρίβειας. Το γεγονός αυτό οφείλεται προφανώς στην εγγενή δυνατότητα των τριών αυτών μεθόδων να χειρίζονται την τάση των χρονοσειρών. Επιπλέον, για τις μεθόδους *Holt* και *Holt-Winters* το επίπεδο του στατιστικού δείκτη *t-test* είναι, αν και στατιστικά αποδεκτό, αρκετά χαμηλό, αφήνοντας να εννοηθεί πως η ανεξάρτητη μεταβλητή της τάσης θα μπορούσε να αποκλειστεί από το μοντέλο παλινδρόμησης των μεθόδων αυτών. Αντίθετα, όλες οι υπόλοιπες μέθοδοι επιδεικνύουν χειρότερη απόδοση όσο το επίπεδο της τάσης αυξάνεται. Ο μεγαλύτερος αρνητικός αντίκτυπος παρατηρείται στις μεθόδους *Single*, αναμενόμενο αφού πρόκειται για μέθοδο σταθερού επιπέδου, και *Autobox* με τιμές συντελεστών 0,071 εξίσου. Ακολουθούν οι μέθοδοι *Damped* και *Naïve 2* με τιμή 0,055 και 0,054 αντίστοιχα. Από τις μεθόδους με θετικό συντελεστή (άρα και μειωμένη απόδοση παρουσία τάσης), την καλύτερη συμπεριφορά παρουσιάζει η μέθοδος *Theta* (0,024), γεγονός που οφείλεται στο μεθοδολογικό πλαίσιο του κλασικού μοντέλου, δηλαδή στο διαχωρισμό της χρονοσειράς σε δύο σειρές και την προέκταση της μιας από αυτές με την απλή γραμμική παλινδρόμηση.

Γενικά, οι συνιστώσες της εποχιακότητας και της τάσης φαίνεται πως δεν επηρεάζουν σημαντικά, σε σχέση και με τους άλλους παράγοντες, την ακρίβεια των προβλέψεων, δίνοντας επί το πλείστον μικρές απόλυτες τιμές συντελεστών παλινδρόμησης.

Η εμφάνιση της κυκλικότητας έχει σημαντική αρνητική επιρροή στην απόδοση σχεδόν όλων των μεθόδων. Συγκεκριμένα, τη χειρότερη απόδοση παρουσιάζουν οι μέθοδοι που θεωρούν μία γραμμική συσχέτιση των δεδομένων και της χρονικής περιόδου (*Holt*, *Holt-Winters* και *Linear Trend*, με τιμές 0,549, 0,408 και 0,396 αντίστοιχα), αντισταθμίζοντας με τον τρόπο αυτό το όποιο όφελος είχε προκύψει από την εξάλειψη της συνιστώσας της τάσης. Αντίθετα, οι μέθοδοι σταθερού επιπέδου παρουσιάζουν αρκετά χαμηλότερους, θετικούς όμως, συντελεστές, που ισοδυναμεί με καλύτερη απόδοση μεν, αύξηση του σφάλματος δε, όσο το επίπεδο της κυκλικότητας αυξάνει. Η καλύτερη απόδοση παρατηρείται από την απλή μέθοδο *Naive*, όπου ο συντελεστής της κυκλικότητας είναι μόλις 0,07, γεγονός που υποδεικνύει τη *random walk* φύση των προσομοιωμένων δεδομένων. Για ακόμα μία φορά, η μέθοδος *Theta* επιτυγχάνει να διατηρήσει την επίδραση μιας συνιστώσας σε μέσα επίπεδα (0,346), γεγονός που οφείλεται στην προέκταση με την μέθοδο εκθετικής εξομάλυνσης σταθερού επιπέδου της έτερης σειράς που προέκυψε από την αποσύνθεση της μεθόδου αυτής.

Κρίνοντας από τις πολύ μεγάλες τιμές των κανονικοποιημένων συντελεστών, συμπεραίνουμε πως η συνιστώσα που επηρεάζει σε μέγιστο βαθμό την προβλεπτική απόδοση όλων των μεθόδων (εκτός της απλοϊκής μεθόδου *Naive*) είναι η τυχαιότητα. Το γεγονός αυτό επαληθεύεται και από τις πολύ αυξημένες τιμές των στατιστικών δεικτών *t-test*, που δηλώνουν τη σημαντικότητα του παράγοντα της τυχαιότητας ως ανεξάρτητη μεταβλητή στα μοντέλα παλινδρόμησης των μεθόδων. Η αύξηση του επιπέδου της τυχαιότητας επηρεάζει πρωτίστως τη *Naive 2* (0,916), ενώ ακολουθούν οι μέθοδοι *Theta* και *Single* (0,875 και 0,874 αντίστοιχα). Καλύτερα φαίνεται να συμπεριφέρονται παρουσία τυχαιότητας οι μέθοδοι της απλής γραμμικής παλινδρόμησης και το αυτοπαλινδρομικό μοντέλο (*Linear Trend* και *Autobox*, με συντελεστές 0,747 και 0,799 αντίστοιχα). Όπως και την περίπτωση της κυκλικότητας, ο συντελεστής του παράγοντα της τυχαιότητας για τη *Naive* κινείται σε άλλα επίπεδα σε σχέση με το σύνολο των λοιπών μεθόδων (0,292), καθιστώντας την επιλογή της αφελούς μεθόδου μονόδρομο σε συνθήκες μεγάλης μεταβλητότητας.

Η αύξηση του αριθμού των διαθέσιμων ιστορικών παρατηρήσεων επιδρά θετικά για την πλειοψηφία των μεθόδων. Την μεγαλύτερη ωφέλεια λόγω αύξησης των διαθέσιμων δεδομένων φαίνεται να έχει η μέθοδος *Holt*, με τιμή συντελεστή παλινδρόμησης -0,101. Όλες οι άλλες μέθοδοι, με δύο εξαιρέσεις, παρουσιάζουν μικρή βελτίωση, με συντελεστές που κυμαίνονται από -0,29 (για το λογισμικό *Autobox*) έως -0,55 (για το λογισμικό *Forecast Pro*). Τα αποτελέσματα αυτά δείχνουν πως τα υλοποιημένα μοντέλα ωφελούνται από την παρουσία πολλών παρατηρήσεων, γεγονός που πιθανόν οφείλεται στη δημιουργία καλύτερων μοντέλων προσαρμογής και, κατ' επέκταση, καλύτερων μοντέλων πρόβλεψης. Μοναδική εξαίρεση αποτελούν οι μέθοδοι *Naive* και *Linear Trend*.

Ως γνωστόν, η μέθοδος *Naïve* λαμβάνει υπόψη για την παραγωγή των προβλέψεων μονάχα την τελευταία διαθέσιμη ιστορικά παρατήρηση. Ως εκ τούτου, η σχεδόν μηδενική τιμή του συντελεστή παλινδρόμησης και η επισήμανση του ως μη στατιστικά σημαντικού ήταν πέρα από αναμενόμενο. Από την άλλη, η απόδοση της μεθόδου της απλής γραμμικής παλινδρόμησης δείχνει πως φθίνει σημαντικά παρουσία περισσότερων παρατηρήσεων.

Τέλος, ο ορίζοντας πρόβλεψης έχει, όπως αναμενόταν αρνητική επίδραση στο υπολογισμένο σφάλμα *sMAPE* όλων των μεθόδων. Όπως συνέβη τόσο στον κύκλο όσο και την τυχαιότητα, την καλύτερη απόδοση μακροπρόθεσμα παρουσιάζει η απλή μέθοδος *Naïve* (0,088), εμφανίζοντας ορατή διαφορά σε σχέση με τις υπόλοιπες (0,160 έως 0,295). Η απλή γραμμική παλινδρόμηση ξεχωρίζει από τις υπόλοιπες, επαληθεύοντας αρκετές εμπειρικές μελέτες που τη θεωρούν κατάλληλη για μακροπρόθεσμες προβλέψεις. Με μικρή απόσταση, οι μέθοδοι *Naïve 2* και *Theta* παρουσιάζουν επίσης αποδεκτά αποτελέσματα (0,166 και 0,178 αντίστοιχα). Στον αντίποδα, οι μέθοδοι *Holt-Winters* και *Holt* δείχνουν πως επηρεάζονται αρκετά όσο αυξάνεται ο ζητούμενος ορίζοντας πρόβλεψης, παράγοντας μη ακριβείς προβλέψεις (οι τιμές των συντελεστών παλινδρόμησης είναι 0,295 και 0,244 αντίστοιχα).

Αξίζει να σημειωθεί πως σε όλες τις περιπτώσεις η επίδοση των συνδυασμών έδωσε σταθμισμένες επιρροές των παραγόντων στην ακρίβεια των προβλέψεων, καθιστώντας τους κατάλληλους σε συνθήκες υψηλής αβεβαιότητας.

Ο Πίνακας 6.9 παρουσιάζει τους αρχικούς, μη κανονικοποιημένους, συντελεστές των παραγόντων. Οι τιμές των συντελεστών δείχνουν πως επηρεάζεται η τιμή του δείκτη *sMAPE* για κάθε παράγοντα και κάθε μέθοδο. Συγκεκριμένα, ο κάθε συντελεστής δείχνει πόσο θα μεταβληθεί η τιμή του δείκτη μιας μεθόδου όταν η αντίστοιχη ανεξάρτητη μεταβλητή μεγαλώσει κατά μία μονάδα ενώ, ταυτόχρονα, τα επίπεδα των λοιπών παραγόντων διατηρούνται σταθερά. Οι στατιστικοί δείκτες *t-test* και R^2 είναι ακριβώς ίδιοι με αυτοί του Πίνακα 6.8, αλλά επαναλαμβάνονται για λόγους ευκολίας ανάγνωσης και πληρότητας. Επιπρόσθετα από τον Πίνακα 6.8, στον Πίνακα 6.9 παρουσιάζονται επίσης και οι τιμές των σταθερών όρων (και η στατιστική σημαντικότητά τους εκφρασμένη με το δείκτη *t-test*) της κάθε εξίσωσης παλινδρόμησης της κάθε μεθόδου (Στήλη 3 και 4).

Όπως προκύπτει από τον Πίνακα 6.9, πολύ μικρές μεταβολές του επιπέδου της κυκλικότητας επιδρούν σημαντικά στο τελικό *sMAPE*. Υπενθυμίζουμε πως, συγκριτικά με τους άλλους παράγοντες, τα ποσοστιαία επίπεδα του κύκλου στη δημιουργία των τεχνητών χρονοσειρών ήταν σχετικά μικρά (Πίνακας 5.1). Αυτός είναι ο βασικός λόγος για τον οποίο η επιρροή της συνιστώσας του κύκλου φαντάζει μεγαλύτερη στους μη κανονικοποιημένους συντελεστές. Οι μέθοδοι που ενσωματώνουν τεχνικές προέκτασης της τάσης (*Linear Trend*, *Holt* και *Holt-Winters*) παρουσιάζουν και τη χειρότερη προσαρμογή στον κύκλο. Το μέσο συμμετρικό απόλυτο σφάλμα τους μεγαλώνει 2,8, 2,2

και 2,3 ποσοστιαίες μονάδες όποτε η κυκλικότητα αυξηθεί κατά 1%. Επαληθεύεται η καλή συμπεριφορά της απλής μεθόδου *Naïve* παρουσία κύκλου, η οποία παρουσιάζει τη μικρότερη χειροτέρευση, κάτω από 1%. Η τυχαιότητα αποτελεί το δεύτερο σημαντικότερο παράγοντα αύξησης των σφαλμάτων όπως μετρώνται με το δείκτη *sMAPE*. Όλες οι μέθοδοι παρουσιάζουν παρόμοια συμπεριφορά με σφάλμα που αυξάνει από 0,8 έως 0,9% για αύξηση του επιπέδου της τυχαιότητας κατά 1%. Αναμενόμενα, η *Naïve* δείχνει να επηρεάζεται λιγότερο (0,72%). Το γεγονός πως η μεταβολή του επιπέδου της τυχαιότητας συμπίπτει ουσιαστικά με την αύξηση του σφάλματος όλων των μεθόδων κατά σχεδόν ίση ποσότητα δείχνει πως όλες οι μέθοδοι αδυνατούν να προσαρμόσουν τον τυχαίο παράγοντα στο εκάστοτε μοντέλο πρόβλεψης. Το συμπέρασμα αυτό ενισχύει την ανάγκη για χρήση διαστημάτων εμπιστοσύνης (*confidence intervals*) συμπληρωματικά με την παραγωγή σημειακών προβλέψεων. Θεωρώντας ένα ποσοστιαία σταθερό επίπεδο τυχαιότητας, ο υπολογισμός των διαστημάτων εμπιστοσύνης θα πρέπει να λαμβάνει ως παράμετρο το επίπεδο της συνιστώσας της τυχαιότητας στο σύνολο των διαθέσιμων ιστορικών δεδομένων. Ένα ακόμα ενδιαφέρον στοιχείο που προκύπτει από την εξέταση των συνιστωσών της κυκλικότητας και της τυχαιότητας είναι πως η απλή εκθετική εξομάλυνση σταθερού επιπέδου (*Single*) επηρεάζεται σε μικρότερο βαθμό από τους παράγοντες αυτούς σε σχέση με την *Damped* και τη *Theta*.

Ως προς τον απόλυτο βαθμό επιρροής των παραγόντων, ο κύκλος και η τυχαιότητα ακολουθούνται από την τάση και τον ορίζοντα πρόβλεψης. Ενώ ο ορίζοντας πρόβλεψης έχει σχεδόν την ίδια αρνητική επίδραση σε όλες τις μεθόδους, με συντελεστές που κυμαίνονται από 0,1% έως 0,2% για την πλειοψηφία των μεθόδων, δε συμβαίνει το ίδιο με την τάση. Τρεις από τις μεθόδους (*Linear Trend*, *Holt* και *Holt-Winters*) παρουσιάζουν μείωση του υπολογισμένου σφάλματος όσο το επίπεδο της τάσης μεγαλώνει, γεγονός που ισοδυναμεί με αύξηση της απόδοσης στην ακρίβεια πρόβλεψης. Όλες οι υπόλοιπες μέθοδοι παρουσιάζουν χειροτέρευση, η οποία όμως ποικίλει. Αν εστιάσουμε στις τρεις μεθόδους με την καλύτερη συνολικά απόδοση (*Theta*, *Damped* και *Single*), συμπεραίνουμε πως για τις ανεξάρτητες μεταβλητές της τάση και του ορίζοντα πρόβλεψης οι τιμές των συντελεστών της μεθόδου *Theta* είναι σαφώς μικρότερες, καθιστώντας τη μέθοδο αυτή καταλληλότερη από τις τρεις όταν τα δεδομένα παρουσιάζουν σαφή τάση ή όταν επιθυμούμε την παραγωγή προβλέψεων μεγάλου ορίζοντα πρόβλεψης.

Οι συντελεστές της εξίσωσης της παλινδρόμησης που αναφέρονται στις μεταβλητές της εποχιακότητας και του αριθμού των διαθέσιμων παρατηρήσεων έχουν τις μικρότερες απόλυτες τιμές, που αναλογούν σε μικρές επιδράσεις των παραγόντων αυτών στην τελική ακρίβεια της πρόβλεψης. Αναλυτικά, όλες οι μέθοδοι (εκτός της *Naïve*) χειρίζονται σε ικανοποιητικό βαθμό την εποχιακότητα, και η κλασική μέθοδος αποσύνθεσης φαίνεται πως είναι ένα χρήσιμο και ασφαλές εργαλείο προς την κατεύθυνση αυτή. Αναμενόμενα, η απλή μέθοδος της *Naïve* παρουσιάζει αύξηση του *sMAPE* κατά 0,69% κάθε φορά που το επίπεδο της εποχιακότητας αυξάνεται 1%. Η

αύξηση αριθμού διαθέσιμων παρατηρήσεων ευνοεί οριακά τις μεθόδους. Συγκεκριμένα παρουσιάζεται μείωση του δείκτη σφάλματος κατά 0,005% κατά μέσο όρο για κάθε επιπλέον διαθέσιμη παρατήρηση. Για παράδειγμα, η μέθοδος *Holt* βελτιώνεται 0,12% για κάθε επιπλέον έτος διαθέσιμων δεδομένων (12 πρόσθετες μηνιαίες παρατηρήσεις). Εξαιρέση αποτελούν η απλή εκδοχή της *Naïve*, η οποία, αναμενόμενα, δεν επηρεάζεται καθόλου από τον αριθμό των διαθέσιμων παρατηρήσεων και η απλή γραμμική παλινδρόμηση που δείχνει μια πολύ μικρή αρνητική επιρροή.

Συμπερασματικά, η αναλυτική εξέταση των μη κανονικοποιημένων συντελεστών παλινδρόμησης του Πίνακα 6.9 μας επιτρέπει την εις βάθος κατανόηση της επιρροής του κάθε παράγοντα στην τελική ακρίβεια των προβλέψεων, όπως αυτή μετράται με το δείκτη *sMAPE*, την εκτίμηση της έκτασης της επιρροής αυτής αλλά και την ερμηνεία της συγκριτικής απόδοσης για κάθε μέθοδο.

Στη συνέχεια, χρησιμοποιήθηκε ο δείκτης σφάλματος *MASE* ως εξαρτημένη μεταβλητή, ενώ διατηρήθηκε αμετάβλητο το σύνολο των ανεξάρτητων μεταβλητών, όπως προηγουμένως: εποχιακότητα, τάση, κυκλικότητα, τυχαιότητα, αριθμός παρατηρήσεων και ορίζοντας πρόβλεψης. Εφαρμόζοντας και πάλι ανάλυση πολλαπλής παλινδρόμησης σε κάθε μέθοδο πρόβλεψης ξεχωριστά, υπολογίσθηκε ένα νέο σύνολο από συντελεστές εξισώσεων παλινδρόμησης, όπως παρουσιάζεται στον Πίνακα 6.10.

Μία πρώτη ματιά των νέων αυτών τιμών μας οδηγεί στην ακόλουθη αρχική ανάλυση. Οι τιμές των δεικτών συσχέτισης R^2 είναι αρκετά χαμηλότερες σε σχέση με την παλινδρόμηση όπου είχε χρησιμοποιηθεί ως ανεξάρτητη μεταβλητή το *sMAPE*. Την καλύτερη συσχέτιση παρουσιάζει η μέθοδος *Holt-Winters* (με μόλις τιμή R^2 0,517), ενώ αρκετά χαμηλότερα βρίσκονται οι μέθοδοι *Single*, *Naïve 2* (η οποία παρουσίασε την υψηλότερη τιμή R^2 στους Πίνακες 6.8 και 6.9) και η απλή *Naïve*, με τιμές 0,332, 0,337 και 0,205 αντίστοιχα. Το ίδιο ακριβώς συμβαίνει και με τις τιμές των στατιστικών δεικτών *t-test*, που αναφέρονται στη σημαντικότητα του κάθε παράγοντα ξεχωριστά. Οι περισσότεροι δείκτες έχουν τιμές χαμηλότερες από τις αντίστοιχες των Πινάκων 6.8 και 6.9, με αρκετούς μάλιστα να μην είναι πλέον στατιστικά σημαντικοί (μικρότεροι, κατά απόλυτη τιμή, από 1,96). Γενικά, τα αποτελέσματα του Πίνακα 6.10 υποδηλώνουν ένα μέτριο επίπεδο προσαρμογής της παλινδρόμησης και μεγαλύτερη αβεβαιότητα κατά την εφαρμογή των αποτελεσμάτων για επεξηγηματικούς σκοπούς ή εκτίμησης μέσω παλινδρόμησης.

Ως γνωστόν, ο δείκτης *MASE* αποτελεί το πηλίκο του μέσου απόλυτου σφάλματος της κάθε μεθόδου στα δεδομένα εκτός δείγματος προς την μέση απόλυτη επίδοση της απλής εκδοχής της *Naïve* όταν εφαρμόζεται ως διαδικασία πρόβλεψης ενός βήματος στις εντός δείγματος παρατηρήσεις. Ως εκ τούτου, ο παρονομαστής του δείκτη *MASE* είναι σταθερός μεταξύ των διαφορετικών μεθόδων όσο αναφερόμαστε για μια συγκεκριμένη χρονοσειρά. Ο ορισμός αυτός είναι πολύ χρήσιμος για την ανάλυση των

Πίνακας 6.10 – Ανάλυση πολλαπλής παλινδρόμησης: *MASE* ως εξαρτημένη μεταβλητή
(Αρχικοί Συντελεστές)

Μέθοδος	Σταθερός Όρος			Εποχιακόπ- τητα			Τάση		Κυκικό- τητα		Τυχασιότητα		Αριθμός Παρατη- ρήσεων		Οριζοντι- ακές Πρόβλεψης		R ²	Std. Error of the Estimate
	b ₀	t ₀	b ₁	t ₁	b ₂	t ₂	b ₃	t ₃	b ₄	t ₄	b ₅	t ₅	b ₆	t ₆				
	Naïve	1,258	119,5	-0,043	-117,9	0,145	55,5	0,034	8,6	-0,078	-104,9	0,001	12,0	0,046	88,9	0,205		
Naïve 2	1,117	116,0	-0,079	-235,4	0,128	53,5	0,104	28,9	-0,041	-60,1	0,000	0,5	0,043	92,2	0,337	0,915		
Single	1,052	108,5	-0,075	-223,9	0,128	53,1	0,120	33,3	-0,058	-84,5	0,000	1,7	0,043	91,2	0,332	0,922		
Holt	0,897	142,9	-0,068	-314,3	0,039	25,2	0,365	156,6	-0,036	-79,9	-0,001	-25,3	0,041	133,8	0,515	0,597		
Damped	0,888	135,7	-0,068	-301,2	0,095	58,7	0,242	99,4	-0,042	-89,6	0,000	-3,6	0,037	116,6	0,473	0,622		
Holt-Winters	0,825	121,2	-0,073	-310,7	0,041	24,0	0,392	154,6	-0,038	-78,6	0,000	-3,9	0,050	149,4	0,517	0,647		
Theta	0,927	138,8	-0,068	-292,1	0,072	43,3	0,222	89,5	-0,040	-84,7	0,000	0,1	0,035	106,9	0,449	0,634		
Linear Trend	1,062	133,5	-0,083	-302,5	0,042	21,1	0,486	164,0	-0,076	-135,3	0,002	37,3	0,028	71,3	0,506	0,757		
Autobox	0,937	145,0	-0,069	-305,9	0,079	49,2	0,329	136,9	-0,047	-101,8	0,000	-6,5	0,038	119,3	0,499	0,615		
Forecast Pro	0,813	132,2	-0,065	-303,7	0,063	41,3	0,322	140,9	-0,033	-76,2	0,000	-10,6	0,036	120,4	0,490	0,585		
SD	0,965	129,6	-0,071	-276,9	0,109	59,0	0,183	66,1	-0,049	-92,6	0,000	-0,4	0,040	109,8	0,429	0,708		
SHD	0,920	143,1	-0,068	-305,0	0,078	48,9	0,236	98,9	-0,041	-89,3	0,000	-4,6	0,037	116,2	0,475	0,611		
ST	0,983	122,5	-0,071	-254,8	0,098	49,2	0,170	56,9	-0,048	-84,7	0,000	2,0	0,038	97,7	0,384	0,763		
SDT	0,946	133,1	-0,070	-282,9	0,095	54,0	0,195	73,6	-0,045	-89,7	0,000	0,7	0,038	108,4	0,436	0,676		
SHDT	0,919	142,6	-0,068	-303,0	0,076	47,7	0,231	96,4	-0,040	-87,9	0,000	-2,7	0,036	113,5	0,470	0,612		

συντελεστών του Πίνακα 6.10. Αρχικά, όσων αφορά την εποχιακότητα, οι δείκτες σφάλματος παρουσιάζουν μείωση, που σημαίνει πως αντιμετωπίζουν καλύτερα την εποχιακότητα σε σχέση με την απόδοση στα εντός δείγματος δεδομένα της βηματικής *Naïve*. Ενδιαφέρον αποτελεί η παρατήρηση πως παρουσιάζει βελτίωση ακόμα και η *Naïve*, γεγονός που δείχνει πως επηρεάζεται λιγότερο όταν εξετάζουμε προβλέψεις διαφορετικού ορίζοντα. Ένας ακόμα παράγοντας που δείχνει πως ευνοεί τις τιμές των σφαλμάτων *MASE* είναι η τυχαιότητα. Όπως και στην εποχιακότητα, έτσι και εδώ παρατηρούνται μικρές μεν, βελτιώσεις δε, στην απόδοση (όπως αυτή μετράται με το δείκτη *MASE*) καθώς το επίπεδο της τυχαιότητας αυξάνει, υπονοώντας πως οι μέθοδοι χειροτερεύουν λιγότερο σε σχέση με την *Naïve* του παρανομαστή.

Προς την αντίθετη κατεύθυνση κινούνται οι συντελεστές των παραγόντων της τάσης, της κυκλικότητας και του ορίζοντα πρόβλεψης, όπου τα θετικά πρόσημα υποδεικνύουν μεγαλύτερες τιμές του δείκτη σφάλματος άρα και χειρότερη ακρίβεια, όσο τα επίπεδα των αντίστοιχων παραγόντων αυξάνονται. Η μεγαλύτερη, μάλιστα, επιρροή εντοπίζεται στη συνιστώσα του κύκλου, όπου οι τιμές των συντελεστών των μεθόδων που ενσωματώνουν τεχνικές αντιμετώπισης της τάσης (*Linear Trend*, *Holt* και *Holt-Winters*) πλησιάζουν το 0,5, που μεταφράζεται σε χειροτέρευση της απόδοσης των μεθόδων αυτών έως και 50% σε σχέση με την απόδοση της πρόβλεψης μοναδιαίου βήματος *Naïve* κάθε φορά που το επίπεδο της κυκλικότητας αυξάνεται κατά 1%. Τέλος, ο αριθμός των διαθέσιμων παρατηρήσεων φαίνεται πως δεν επηρεάζει καθόλου το δείκτη *MASE*, αφού οι τιμές όλων των συντελεστών είναι πρακτικά μηδενικές.

Εστιάζοντας στις τρεις μεθόδους με τη συνολικά καλύτερη απόδοση (*Theta*, *Damped* και *Single*), παρατηρούμε πως οι διαφορές των συντελεστών είναι μικρότερες σε σχέση με τις διακυμάνσεις των ίδιων συντελεστών που παρατηρούνται στους Πίνακες 6.8 και 6.9, όπου ο δείκτης *sMAPE* χρησιμοποιήθηκε ως εξαρτημένη μεταβλητή. Ορισμένες από τις διαφορές αυτές δεν είναι καν στατιστικά σημαντικές. Οι διαφορές μεταξύ των τριών μεθόδων για την εποχιακότητα και τον ορίζοντα πρόβλεψης είναι μικρές και η ερμηνεία τους κινείται στο ίδιο μήκος κύματος με την περίπτωση του Πίνακα 6.9. Η μέθοδος *Single* παρουσιάζει καλύτερη απόδοση παρουσία κύκλου και τυχαιότητας, ενώ η *Theta* και η *Damped* αναγνωρίζουν με μεγαλύτερη ακρίβεια την τάση.

6.4 Πολλαπλή παλινδρόμηση στο σύνολο των μεθόδων

Προκειμένου να εξεταστούν οι παράγοντες της υπόθεσης στο σύνολο των μεθόδων, υπολογίστηκαν δύο πολλαπλές παλινδρομήσεις όπου το πλήθος των παραγόντων (εποχιακότητα, τάση, κυκλικότητα, τυχαιότητα, αριθμός παρατηρήσεων και ορίζοντας πρόβλεψης) συμμετέχουν ως ανεξάρτητες μεταβλητές αλλά ακόμα προστίθενται και οι εξεταζόμενες μέθοδοι ως ψευδομεταβλητές. Στην πρώτη περίπτωση, η μέθοδος *Naïve 2* χρησιμοποιήθηκε ως η βάση της παλινδρόμησης αυτής. Ως εξαρτημένες μεταβλητές χρησιμοποιήθηκαν το υπολογισμένο *sMAPE* ή *MASE* της κάθε μεθόδου αντίστοιχα. Τα αποτελέσματα της παλινδρόμησης, που αφορούν τόσο τους αρχικούς όσο και τους

κανονικοποιημένους συντελεστές αλλά και τους στατιστικούς δείκτες ακρίβειας (R^2 και t -tests), παρουσιάζονται στον Πίνακα 6.11.

Μελετώντας την παλινδρόμηση του $sMAPE$, τα αποτελέσματα δηλώνουν πως, κατά μέσο όρο και σύμφωνα με τους κανονικοποιημένους συντελεστές, η τυχαιότητα έχει την μεγαλύτερη αρνητική επιρροή (0,643) στην τιμή του δείκτη σφάλματος. Η συνιστώσα της κυκλικότητας παρουσιάζει αρκετά μικρότερη επίδραση στην προβλεπτική απόδοση (0,273), ενώ ακολουθούν ο χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης και η εποχιακότητα (0,161 και 0,145 αντίστοιχα). Η τάση και ο αριθμός των διαθέσιμων παρατηρήσεων φαίνεται πως έχουν αρκετά μικρότερη, κατά μέσο όρο, αρνητική και θετική αντίστοιχα επίδραση (0,029 και -0,028 αντίστοιχα). Οι συντελεστές όλων των ψευδομεταβλητών έχουν αρνητικές τιμές (εκτός της απλής *Naive*), υποδηλώνοντας πως παρουσιάζουν βελτίωση ως προς την *Naive 2*. Η καλύτερη επίδοση επιτυγχάνεται από τις *Theta*, *Damped*, *Single* και *Forecast Pro*. Οι τιμές των δεικτών t -test δείχνουν τη σημαντικότητα του συντελεστή ξεχωριστά, ενώ η τιμή του δείκτη $R^2=0,628$ δηλώνει ένα καλό επίπεδο προσαρμογής.

Η πιο σημαντική παρατήρηση σχετικά με την παλινδρόμηση όπου χρησιμοποιείται το $MASE$ ως εξαρτημένη μεταβλητή είναι η μικρότερη τιμή του δείκτη συσχέτισης R^2 , η οποία είναι μόλις 0,401. Επίσης, οι απόλυτες τιμές των συντελεστών παλινδρόμησης είναι αρκετά χαμηλότερες, γεγονός που δηλώνει την περιορισμένη επιρροή τους στην

Πίνακας 6.11 - Πολλαπλή παλινδρόμηση ανάλυση με ψευδομεταβλητές, *Naive 2* ως βάση

	Εξαρτημένη Μεταβλητή: $sMAPE$			Εξαρτημένη Μεταβλητή: $MASE$		
	$b_{unstand}$	b_{stand}	t	$b_{unstand}$	b_{stand}	t
Σταθερός Όρος	-0,376		-31,8	1,018		320,8
Εποχιακότητα	0,091	0,145	280,3	-0,069	-0,517	-790,3
Τυχαιότητα	0,829	0,643	1245,8	-0,049	-0,179	-273,2
Κυκλικότητα	1,849	0,273	529,3	0,262	0,182	278,7
Τάση	0,130	0,029	55,8	0,083	0,087	132,8
Αριθμός Παρατηρήσεων	-0,003	-0,028	-54,1	0,000	0,003	5,1
Ορίζοντας Πρόβλεψης	0,144	0,161	312,1	0,040	0,210	321,8
Naive	4,037	0,262	378,3	0,301	0,092	105,1
Single	-0,861	-0,056	-80,7	-0,085	-0,026	-29,7
Holt	-0,467	-0,030	-43,8	-0,107	-0,033	-37,2
Damped	-0,885	-0,057	-82,9	-0,139	-0,043	-48,6
Holt-Winters	-0,075	-0,005	-7,0	-0,040	-0,012	-14,0
Theta	-0,981	-0,064	-91,9	-0,154	-0,047	-53,9
Linear Trend	-0,141	-0,009	-13,2	0,035	0,011	12,4
Autobox	-0,119	-0,008	-11,2	-0,055	-0,017	-19,2
Forecast Pro	-0,786	-0,051	-73,7	-0,157	-0,048	-54,8
R^2		0,628			0,401	
Std. Error of the Estimate		2,824			0,758	

ακρίβεια όπως αυτή μετράται με το δείκτη *MASE*. Εκτός αυτού, οι κατευθύνσεις όλων των μεθόδων είναι αρνητικές, εκτός της αφελούς μεθόδου και της γραμμικής παλινδρόμησης, που μεταφράζεται σε σημαντικές βελτιώσεις όλων των μεθόδων σε σχέση με το *MASE* της *Naïve 2*. Οι παράγοντες με τη μεγαλύτερη επίδραση στην τελική ακρίβεια πρόβλεψης, σύμφωνα με το *MASE*, είναι η εποχιακότητα, η τυχαιότητα και ο ορίζοντας πρόβλεψης. Σε κάθε περίπτωση, οι διαφορές μεταξύ των εναλλακτικών μεθόδων είναι αρκετά μικρότερες σε σχέση με την παλινδρόμηση του *sMAPE*.

Στη συνέχεια εξετάστηκε η πολλαπλή παλινδρόμηση με ψευδομεταβλητές, όπως προηγουμένως, με δύο σημαντικές διαφοροποιήσεις: εξαιρέθηκε η μέθοδος *Naïve 1* και αντικαταστάθηκε η *Naïve 2* (ως βάση της παλινδρόμησης) από τη μέθοδο *Damped*, ούτως ώστε οι όποιες βελτιώσεις να συγκρίνονται με μία τεχνική πρόβλεψης που έχει χρησιμοποιηθεί κατά κόρον ως σημείο αναφοράς. Τα αποτελέσματα της παλινδρόμησης παρουσιάζονται στον Πίνακα 6.12. Η πρώτη σημαντική παρατήρηση που προκύπτει από την ανάλυση αυτού είναι η σημαντική αύξηση του δείκτη συσχέτισης R^2 για την παλινδρόμηση του *sMAPE* αυξάνει σημαντικά, από 0,628 σε 0,893 επιδεικνύοντας εξαιρετική προσαρμογή. Αύξηση, αλλά μικρότερου βαθμού παρατηρείται και για τη συσχέτιση του *MASE*, από 0,401 σε 0,433. Μία ακόμα χρήσιμη παρατήρηση είναι πως για το δείκτη *sMAPE*, οι τιμές των αρχικών συντελεστών δείχνουν σχεδόν αμετάβλητες μεταξύ των Πινάκων 6.11 και 6.12, ενώ οι τιμές των κανονικοποιημένων συντελεστών παρουσιάζουν σημαντικές διαφορές. Επίσης, η

Πίνακας 6.12 - Πολλαπλή παλινδρόμηση ανάλυση με ψευδομεταβλητές χωρίς τη *Naïve 1*, *Damped* ως βάση

	Εξαρτημένη Μεταβλητή: <i>sMAPE</i>			Εξαρτημένη Μεταβλητή: <i>MASE</i>		
	$b_{unstand}$	b_{stand}	t	$b_{unstand}$	b_{stand}	t
Σταθερός Όρος	-0,857		-168,0	0,885		284,7
Εποχιακότητα	0,025	0,051	174,7	-0,072	-0,552	-823,0
Τυχαιότητα	0,841	0,836	2867,4	-0,046	-0,171	-254,8
Κυκλικότητα	1,953	0,370	1268,4	0,287	0,205	305,6
Τάση	0,111	0,032	108,2	0,076	0,082	121,7
Αριθμός Παρατηρήσεων	-0,004	-0,040	-137,8	0,000	0,000	0,1
Ορίζοντας Πρόβλεψης	0,143	0,205	704,4	0,039	0,212	316,2
Naive 2	0,885	0,077	198,2	0,139	0,046	51,2
Single	0,024	0,002	5,3	0,054	0,018	19,9
Holt	0,418	0,036	93,6	0,033	0,011	12,0
Holt-Winters	0,810	0,070	181,4	0,099	0,033	36,4
Theta	-0,096	-0,008	-21,6	-0,015	-0,005	-5,6
Linear Trend	0,743	0,065	166,6	0,175	0,057	64,2
Autobox	0,766	0,067	171,6	0,084	0,028	31,0
Forecast Pro	0,099	0,009	22,1	-0,018	-0,006	-6,6
R^2		0,893			0,433	
Std. Error of the Estimate		1,181			0,720	

διαφορά μεταξύ των αρχικών και των κανονικοποιημένων συντελεστών έχει μειωθεί σημαντικά στον Πίνακα 6.12 για την περίπτωση όπου το *sMAPE* χρησιμοποιείται ως εξαρτημένη μεταβλητή. Τέλος, οι διαφορές μεταξύ των μεθόδων *Single*, *Theta* και *Forecast Pro* είναι αρκετά μικρές, ειδικότερα αν χρησιμοποιηθούν οι κανονικοποιημένοι συντελεστές του Πίνακα 6.12.

Ένας εναλλακτικός τρόπος ανάλυσης της επίδρασης του κάθε παράγοντα στην ακρίβεια πρόβλεψης είναι μέσω της σύγκρισης των συντελεστών παλινδρόμησης της κάθε μεθόδου (Πίνακας 6.8) με τις τιμές των κανονικοποιημένων συντελεστών που προέκυψαν από την πολλαπλή παλινδρόμηση του Πίνακα 6.12, οι οποίες είναι σε μεγάλο βαθμό όμοιες με τις μέσες τιμές των συντελεστών του Πίνακα 6.8. Τα αποτελέσματα της σύγκρισης παρουσιάζονται στον Πίνακα 6.13. Η συγκεκριμένη παρουσίαση οδηγεί στην κατανόηση της επίδρασης κάθε παράγοντα και για κάθε μέθοδο σε σχέση με το μέσο όρο επίδρασης του κάθε παράγοντα σε όλες τις μεθόδους. Για παράδειγμα, η απόδοση της μεθόδου *Holt* για τις συνιστώσες της εποχιακότητας, της κυκλικότητας και της τυχαιότητας είναι πολύ κοντά στη μέση τιμή των επιδράσεων αυτών των παραγόντων. Ταυτόχρονα, η μέθοδος *Holt* παρουσιάζει καλύτερη απόδοση από το μέσο όρο αν περιορίσουμε την ανάλυσή μας στους παράγοντες της τάσης και του αριθμού των διαθέσιμων παρατηρήσεων, ενώ χειροτερεύει για τον παράγοντα του ορίζοντα πρόβλεψης. Η μέθοδος *Single*, απεναντίας, παρουσιάζει καλύτερη του μέσου όρου απόδοση όσο η εποχιακότητα και ο κύκλος αυξάνονται, χειρότερη όταν ενισχύεται

Πίνακας 6.13 - Σύγκριση συντελεστών παλινδρόμησης ξεχωριστά και συνολικά

Μέθοδος	Εποχιακότητα	Τάση	Κυκλικότητα	Τυχαιότητα	Αριθμός Παρατηρήσεων	Ορίζοντας Πρόβλεψης
Naive 2	0,043	0,054	0,241	0,916	-0,040	0,166
Single	0,031	0,071	0,323	0,874	-0,037	0,206
Holt	0,050	-0,002	0,408	0,824	-0,101	0,244
Damped	0,033	0,056	0,342	0,870	-0,044	0,195
Holt-Winters	0,044	-0,003	0,396	0,823	-0,052	0,295
Theta	0,030	0,024	0,346	0,875	-0,042	0,178
Linear Trend	0,026	-0,012	0,549	0,747	0,041	0,160
Autobox	0,140	0,071	0,383	0,799	-0,029	0,197
Forecast Pro	0,063	0,033	0,378	0,854	-0,055	0,214
Μέσος Όρος όλων των μεθόδων	0,051	0,032	0,374	0,842	-0,040	0,206
Κανονικοποιημένοι συντελεστές παλινδρόμησης sMAPE (Πίνακας 6.12)	0,051	0,032	0,370	0,836	-0,040	0,205

η παρουσία της τάσης και της τυχαιότητας και πρακτικά ταυτόσημα με τον μέσο όρο όταν μελετώνται οι παράγοντες του αριθμού παρατηρήσεων και του ορίζοντα πρόβλεψης. Εντυπωσιακή είναι η επίδοση της *Theta* που παρουσιάζεται καλύτερη σε τέσσερις παράγοντες (εποχιακότητα, τάση, τυχαιότητα και ορίζοντας πρόβλεψης), ισοδύναμη σε έναν (αριθμός παρατηρήσεων) και ελαφρώς χειρότερη από το μέσο όρο σε μόλις ένα παράγοντα (τυχαιότητα). Τέλος, μία αξιοσημείωτη παρατήρηση αφορά την έξυπνη μέθοδο που ενσωματώνει το λογισμικό *Forecast Pro*, η οποία ενώ έχει σχετικά μικρές διαφορές από το μέσο όρο όλων των παραγόντων, παρουσιάζεται χειρότερη από αυτόν για τους πέντε από τους έξι παράγοντες.

6.5 Συνολική επιρροή παραγόντων στην ακρίβεια πρόβλεψης

Στο τρέχον κεφάλαιο εξετάστηκε η υπόθεση της επιρροής της ακρίβειας πρόβλεψης χρονοσειρών από τους εξής παράγοντες: εποχιακότητα, τάση, κυκλικότητα, τυχαιότητα, αριθμός διαθέσιμων παρατηρήσεων και ορίζοντας πρόβλεψης. Η υπόθεση αυτή εξετάστηκε μέσω ανάλυσης με πολλαπλή παλινδρόμηση χρησιμοποιώντας ως ανεξάρτητη μεταβλητή τον κάθε παράγοντα και ως εξαρτημένη την τιμή του δείκτη σφάλματος (*sMAPE* και *MASE*) για κάθε μέθοδο ξεχωριστά. Κατόπιν υπολογίστηκε μία συνολική παλινδρόμηση όπου το σύνολο των μεθόδων συμμετείχαν ως ψευδομεταβλητές. Τα αποτελέσματα έδειξαν πως, ειδικά για το δείκτη *sMAPE*, επιτυγχάνονται πολύ υψηλά επίπεδα συσχέτισης μεταξύ των τιμών των ανεξαρτήτων μεταβλητών και της ακρίβειας πρόβλεψης της κάθε μεθόδου όπως μετράται με το *sMAPE*, δεδομένων των υψηλών τιμών του δείκτη R^2 . Το γεγονός αυτό επαληθεύει την υπόθεσή μας για την επιλογή του συγκεκριμένου συνόλου παραγόντων, χωρίς να γίνεται άμεσα αισθητή η απουσία κάποιου άλλου σημαντικού παράγοντα, καθώς το σύνολο των μεταβλητών που εξετάστηκαν δίνει καλή εκτίμηση μέσω παλινδρόμησης του αναμενόμενου επιπέδου σφάλματος. Ταυτόχρονα, οι υψηλές τιμές των στατιστικών δεικτών *t-test* οδηγούν στο χαρακτηρισμό όλων των επιλεγμένων μεταβλητών ως στατιστικά σημαντικές. Απεναντίας, η παλινδρόμηση στην οποία χρησιμοποιήθηκε ως εξαρτημένη μεταβλητή η ακρίβεια του σφάλματος εκφρασμένη στο δείκτη *MASE* δεν έδωσε τόσο στατιστικά σημαντικά αποτελέσματα. Ένας πιθανός λόγος είναι η εξάρτηση του δείκτη αυτού από το εντός δείγματος μέσω σφάλμα της απλής εκδοχής της μεθόδου *Naïve*.

Καθοδηγούμενοι κυρίως από τα αποτελέσματα του δείκτη *sMAPE*, καταλήγουμε στο συμπέρασμα πως η κυκλικότητα και η τυχαιότητα είναι οι δύο σημαντικότεροι παράγοντες που επιδρούν αρνητικά στην ακρίβεια πρόβλεψης των στατιστικών μεθόδων χρονοσειρών. Η μοναδική μέθοδος που δεν επηρεάζεται όσο οι υπόλοιπες είναι η απλή *Naïve*. Η τάση αντιμετωπίζεται αποτελεσματικά μόνο από τρεις μεθόδους με εγγενείς διαδικασίες απομόνωσης της συνιστώσας αυτής (*Holt*, *Linear Trend* και *Holt-Winters*), ενώ μέθοδοι σταθερού επιπέδου (*Naïve*, *Naïve 2*, *Single*) και τα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα (*Autobox*) επηρεάζονται πολύ από την παρουσία της. Η εποχιακότητα αντιμετωπίζεται με επιτυχία από όλες τις μεθόδους εκτός της απλής *Naïve*, γεγονός που καθιστά την διαδικασία πρόβλεψης τριών βημάτων

Πίνακας 6.14 - Οπτική παρουσίαση των αποτελεσμάτων

Μέθοδος	Εποχιακότητα	Τάση	Κυκλικότητα
Naïve			
Naïve 2			
Single			
Holt			
Damped			
Holt-Winters			
Theta			
Linear Trend			
Autobox			
Forecast Pro			

Μέθοδος	Τυχειότητα	Αριθμός Παρατηρήσεων	Ορίζοντας Πρόβλεψης
Naïve			
Naïve 2			
Single			
Holt			
Damped			
Holt-Winters			
Theta			
Linear Trend			
Autobox			
Forecast Pro			

(αποεποχικοποίηση, πρόβλεψη και επανεποχικοποίηση) απαραίτητη. Ο αυξημένος αριθμός των παρατηρήσεων συμβάλει ελάχιστα θετικά στην αυξημένη ακρίβεια της πρόβλεψης, εκτός της μεθόδου *Linear Trend*, όπου παρατηρείται ελαφρά χειροτέρευση. Τέλος, η ζήτηση προβλέψεων μεγάλου χρονικού ορίζοντα αυξάνει γενικά το σφάλμα, ιδιαίτερα για τη μέθοδο *Holt-Winters*. Στον Πίνακα 6.14 γίνεται η οπτική απεικόνιση των αποτελεσμάτων που αφορούν την επίδραση των παραγόντων στην ακρίβεια πρόβλεψης, ώστε να καταστεί άμεσα σαφές σε ποιες περιπτώσεις είναι σκόπιμο να χρησιμοποιείται η κάθε μέθοδος.

Προσαρμογή του μοντέλου στην πρόβλεψη

Η διαδικασία της πρόβλεψης είναι μια πολύ σημαντική δραστηριότητα ακόμα και σε σταθερά οικονομικά περιβάλλοντα. Ειδικά, όμως, σε καιρούς παγκόσμιας οικονομικής αστάθειας και αβεβαιότητας, η ανάγκη για ακριβείς προβλέψεις αποκτά επείγοντα χαρακτήρα. Οι προβλέψεις πωλήσεων καθιστούν τις επιχειρήσεις κάθε κατηγορίας και δραστηριότητας ικανές να εκτιμούν μελλοντικές ζητήσεις προϊόντων και υπηρεσιών, προκειμένου να προγραμματίσουν την παραγωγική τους διαδικασία και να βελτιώσουν τον οργανωτικό και οικονομικό τους σχεδιασμό. Οι Makridakis, Wheelright και Hyndman (1998) δηλώνουν πως για ορισμένους ιθύνοντες μία απόκλιση από τις προβλέψεις $\pm 5\%$ θα μπορούσε να αποδειχθεί καταστροφική για τις επιχειρήσεις. Ο Mahmoud (1984) σημειώνει επίσης πως, ενώ οι περισσότερες εταιρίες του δείκτη Fortune 500 επιτρέπουν μια απόκλιση της ακρίβειας $\pm 10\%$ το 1973, μόλις τα 2/3 αυτών επίτευξαν το συγκεκριμένο στόχο. Οι επιδράσεις ανακριβών προβλέψεων είναι πιθανόν να οδηγήσουν σε πολύ καταστροφικές για την επιχείρηση συνέπειες.

Ο κύριος στόχος της διατριβής είναι η εξακρίβωση των παραγόντων που επιδρούν στην ακρίβεια πρόβλεψης χρονοσειρών και το βαθμό της επιρροής αυτής. Για το σκοπό αυτό αναπτύχθηκαν δύο σύνολα εξισώσεων παλινδρόμησης. Στο πρώτο σύνολο, υπολογίστηκε η συνάρτηση παλινδρόμησης κάθε μεθόδου ξεχωριστά προκειμένου να ερμηνευτούν οι διακυμάνσεις των δεικτών *sMAPE* και *MASE* (εξαρτημένες μεταβλητές) λόγω των μεταβολών των έξι παραγόντων της υπόθεσης (εποχιακότητα, τάση, κυκλικότητα, τυχαιότητα, αριθμός παρατηρήσεων και ορίζοντας πρόβλεψης), που αποτέλεσαν τις ανεξάρτητες μεταβλητές και η επιρροή των οποίων ήταν στατιστικά σημαντική. Τα αποτελέσματα των παλινδρομήσεων αυτών παρουσιάστηκαν στους Πίνακες 6.8, 6.9 και 6.10. Το δεύτερο σύνολο εξισώσεων υπολογίστηκε από τη συγχώνευση όλων των εξεταζόμενων μεθόδων και των παραγόντων σε μία συνολική συνάρτηση, με χρήση ψευδομεταβλητών για τις διάφορες μεθόδους. Η υπολογισμένη τιμή του δείκτη R^2 βρέθηκε και στα δύο σύνολα υψηλή, υποδεικνύοντας μία καλή προσαρμογή, ειδικότερα για την περίπτωση χρήσης ξεχωριστών εξισώσεων

παλινδρόμησης για κάθε μέθοδο. Το μεγάλο, κρίσιμο, όμως ερώτημα είναι αν η καλή προσαρμογή στην ερμηνεία των παραγόντων που επηρεάζουν την πρόβλεψη θα μπορούσε να μεταφραστεί σε υψηλότερη ακρίβεια πρόβλεψης μέσω της εκ των προτέρων επιλογής καταλληλότερης για κάθε περίπτωση μεθόδου ή μέσω μιας επιλογής συνδυασμού μεθόδων, βάσει των αποτελεσμάτων των εξισώσεων παλινδρόμησης.

Το παρόν κεφάλαιο αρχικά θα παρουσιάσει μία σύντομη ερευνητική αναδρομή των πλαισίων επιλογής μεθόδων μέσω κριτηρίων. Στη συνέχεια, θα υλοποιηθεί και θα εξετασθεί η προβλεπτική ικανότητα του προτεινόμενου μοντέλου κυρίως μέσω της σύγκρισής του με την απόδοση των μεθόδων *Single*, *Damped* και *Theta*.

7.2 Προτεινόμενη μεθοδολογία επιλογής μεθόδων πρόβλεψης

Η προτεινόμενη μεθοδολογία επιλογής τεχνικών μεθόδων προέκτασης βασίζεται στην επιρροή των παραγόντων στην ακρίβεια της πρόβλεψης, όπως αυτοί αναλύθηκαν και εξετάστηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο. Προτείνεται η χρήση των αρχικών συντελεστών παλινδρόμησης της κάθε μεθόδου ξεχωριστά όπου χρησιμοποιήθηκε ως εξαρτημένη μεταβλητή ο δείκτης *sMAPE* (Πίνακας 6.9). Οι συντελεστές των μεμονωμένων μεθόδων θα αποτελέσουν τη βάση για τη κατασκευή ενός συνόλου εξισώσεων πολλαπλής παλινδρόμησης για την εκτίμηση των συμμετρικών απόλυτων ποσοστιαίων σφαλμάτων κάθε χρονοσειράς. Ως ανεξάρτητες μεταβλητές θα χρησιμοποιήσουμε το σύνολο των παραγόντων που μελετήθηκαν στα πλαίσια της διατριβής (εποχιακότητα, τάση, κυκλικότητα, τυχαιότητα, αριθμός παρατηρήσεων και ορίζοντας πρόβλεψης). Ο καθορισμός των τιμών των ανεξάρτητων παραγόντων για κάθε χρονοσειρά γίνεται σύμφωνα με την ανάλυση που περιγράφεται στην Παράγραφο 5.1.

Οι εξισώσεις πολλαπλών παλινδρομήσεων δίνουν, λοιπόν, συναρτήσεως των τιμών των παραγόντων, την εκτίμηση σφάλματος *sAPE* για κάθε σημειακή πρόβλεψη, για κάθε χρονοσειρά και για κάθε μέθοδο. Οπότε, για κάθε σημειακή πρόβλεψη μιας χρονοσειράς εκτιμάται ένα διάνυσμα δέκα τιμών *sAPE_i*, κάθε στοιχείο του οποίου αναφέρεται στο αναμενόμενο σφάλμα κάθε μίας από τις 10 μεθόδους πρόβλεψης που εξετάζονται. Τα στοιχεία του διανύσματος *sAPE* ταξινομούνται με αύξοντα βαθμό, ούτως ώστε η μέθοδος με την καλύτερη εκτιμώμενη απόδοση (δηλαδή, η μέθοδος με τη μικρότερη τιμή *sAPE*) να αντιστοιχεί στο στοιχείο *sAPE₁*. Η προτεινόμενη μεθοδολογία χρησιμοποιεί από μία έως έξι μεθόδους με την καλύτερη εκτίμηση απόδοσης και τις συνδυάζει με ίσα βάρη. Το μέγιστο πλήθος συμμετεχόντων μεθόδων ορίστηκε ούτως ώστε να δοθεί η δυνατότητα στο μεθοδολογικό πλαίσιο να αξιολογήσει και να εφαρμόσει κατά περίπτωση ένα μεγάλο εύρος τεχνικών προβλέψεων για τη συγκρότηση των συνδυασμών. Κρίθηκε, όμως, ταυτόχρονα σκόπιμη η ύπαρξη μιας μέγιστης τιμής ούτως ώστε να αποφευχθεί η συμπερίληψη μοντέλων που θα είχαν αρνητική επίδραση μεγάλου βαθμού στην τελική ακρίβεια. Το όριο των έξι μεθόδων

εκλέχθηκε εμπειρικά μέσω της τελικής ακρίβειας πρόβλεψης που προσφέρει η μεθοδολογία στα προσομοιωμένα δεδομένα και επαληθεύτηκε στα πραγματικά μηνιαία δεδομένα του διαγωνισμού προβλέψεων *M3*. Η επιλογή των μεθόδων που θα συμμετέχουν στο συνδυασμό μίας μόνο σημειακής πρόβλεψης γίνεται βάσει του ακόλουθου κανόνα:

$$\text{IF } \left\{ \begin{array}{l} \text{threshold} \leq \frac{sAPE_1}{sAPE_i} \\ \text{and} \\ 1 \leq i \leq 6 \end{array} \right\} \text{ THEN \{include method } i \text{ in the combination\}}$$

όπου το κατώφλι (*threshold*) δύναται, θεωρητικά, να λαμβάνει τιμές στο διάστημα [0, 1]. Χαμηλές τιμές κοντά στο μηδέν ισοδυναμούν με την προσθήκη στο συνδυασμό του μέγιστου πλήθους των επιτρεπόμενων μεθόδων, πρακτικά χωρίς να υφίσταται κανόνας, ενώ η επιλογή της ανώτερης τιμής (1) ισοδυναμεί με την επιλογή μονάχα της καλύτερης από τις εξεταζόμενες μεθόδου. Γενικά, λογικές τιμές για την τιμή του κατωφλιού θεωρούνται οι τιμές του διαστήματος [0,5, 1], καθώς τιμές χαμηλότερες από 0,5 καταλήγουν ουσιαστικά στη χρήση του συνόλου των μεθόδων πρόβλεψης που έχει τεθεί ως όριο, ενώ ταυτόχρονα επιτρέπουν σε μοντέλα με πολύ χειρότερη εκτιμώμενη ακρίβεια (περισσότερο από 50% σε σχέση με τη «βέλτιστη» μέθοδο) να συμμετέχουν στον τελικό συνδυασμό. Εξετάσθηκε η χρήση τόσο ίσων όσο και άνισων βαρών για το συνδυασμό των επιλεγμένων μεθόδων. Η εμπειρική χρήση ίσων βαρών έδωσε οριακά καλύτερα αποτελέσματα και για το λόγο αυτό προτιμήθηκε.

Συνολικά, τα βήματα της προτεινόμενης μεθοδολογίας επιλογής μεθόδων πρόβλεψης θα μπορούσαν να συνοψιστούν παρακάτω:

- Βήμα 1.** Ανάλυση της χρονοσειράς στα συστατικά της και υπολογισμός των τιμών των εξεταζόμενων παραγόντων.
- Βήμα 2.** Εκτίμηση μέσω πολλαπλής παλινδρόμησης των *sAPE* για κάθε μέθοδο.
- Βήμα 3.** Επιλογή των μεθόδων που θα συμμετέχουν στο συνδυασμό, δεδομένης της τιμής κατωφλιού.
- Βήμα 4.** Συνδυασμός των επιλεγμένων μεθόδων με ίσα βάρη.

Η προτεινόμενη μεθοδολογία προσφέρει πλειάδα σημαντικών πλεονεκτημάτων και καινοτομιών:

- Είναι εύκολα υλοποιήσιμη και διατηρήσιμη, αφού αποτελείται μονάχα από ένα κανόνα και ένα σύνολο συντελεστών (Πίνακας 6.9) σε σύγκριση με τους 99 κανόνες που παρακολουθεί και υπολογίζει το *RBF* των Collory και Armstrong (1992).
- Εξετάζει ένα μικρό, σε σχέση με άλλες έρευνες της βιβλιογραφίας, πλήθος παραγόντων ακρίβειας (εποχιακότητα, τάση, τυχαιότητα, κυκλικότητα, σύνολο ιστορικών παρατηρήσεων και ορίζοντας πρόβλεψης) και στηρίζεται σε εξισώσεις παλινδρόμησης που χαρακτηρίζονται από υψηλές τιμές δεικτών R^2 .

Ως αποτέλεσμα, αποφεύγεται η πολυσυγγραμικότητα, δηλαδή η ισχυρή συσχέτιση δύο ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών.

- Εξετάζει την επιλογή μεθόδων βάσει του αντίκτυπου των χαρακτηριστικών των χρονοσειρών στην ακρίβεια πρόβλεψης, όπως προτάθηκε ως μελλοντική έρευνα από τους Poler και Mula (2011), και δεν περιορίζεται στην επίδραση του επιθυμητού ορίζοντα πρόβλεψης.
- Το μεθοδολογικό πλαίσιο προσφέρει τη δυνατότητα επιλογής χρήσης προβλέψεων της «βέλτιστης» μεμονωμένης μεθόδου ή ενός συνδυασμού μεθόδων μέσω της απλής προσαρμογής του επιθυμητού *threshold*.
- Σε αντίθεση με τα μοντέλα των Collopy και Armstrong (1992) και των Poler και Mula (2011), τα οποία χρησιμοποιούν συγκεκριμένα και προκαθορισμένα μοντέλα προέκτασης, το προτεινόμενο μοντέλο της παρούσας διατριβής είναι δυναμικό ως προς τις τεχνικές πρόβλεψης. Αφενός, μπορεί να επιλεγεί υποσύνολο του συνόλου των δέκα εξεταζόμενων μεθόδων και λογισμικών πακέτων πρόβλεψης, αφετέρου δύναται να εισαχθούν νέες μέθοδοι με τον κ των προτέρων υπολογισμό των συντελεστών των παραγόντων στην πολλαπλή παλινδρόμηση του δείκτη *sMAPE*, όπως περιγράφεται στην Παράγραφο 6.3.
- Το προτεινόμενο μεθοδολογικό πλαίσιο δεν είναι *dataset-specific*, δηλαδή δεν είναι κατάλληλο μονάχα για τα μηνιαία δεδομένα του διαγωνισμού *M3*, πάνω στα οποία στηρίχθηκε η πειραματική προσομοίωση. Δύναται να αναλυθούν, υπολογιστούν και ενσωματωθούν διαφορετικά σύνολα συντελεστών για τις εξισώσεις παλινδρόμησης, βάσει συνόλων δεδομένων συγκεκριμένης φύσεως.
- Δεν απαιτεί καμία φυσική παρακολούθηση και προετοιμασία, λειτουργώντας σε όλα τα επίπεδα με τρόπο αυτόνομο και αυτοματοποιημένο. Ως αποτέλεσμα, μειώνει σημαντικά το κόστος παροχής υπηρεσιών πρόβλεψης από ειδικούς.

7.3 Επίδοση της προτεινόμενης μεθοδολογίας επιλογής

Η απόδοση της προτεινόμενης μεθόδου για την αυτόματη επιλογή μεμονωμένων μεθόδων πρόβλεψης ή κατάλληλων συνδυασμών βάσει του εκτιμώμενου επίπεδου σφάλματος ακρίβειας, όπως περιγράφηκε στην προηγούμενη Παράγραφο, αξιολογείται τόσο στα προσομοιωμένα τεχνητά δεδομένα που κατασκευάστηκαν για τις ανάγκες τις παρούσας διατριβής, όσο και στις πραγματικές μηνιαίες χρονοσειρές του διεθνούς διαγωνισμού προβλέψεων *M3*. Προκειμένου να γίνει πιο άμεσα κατανοητή η βελτίωση απόδοσης που επιτυγχάνεται μέσω της προτεινόμενης μεθόδου, θα συγκρίνουμε τα αποτελέσματα αυτής με τρεις μεθόδους, οι οποίες παρουσίασαν τα καλύτερα αποτελέσματα στο σύνολο των προσομοιωμένων δεδομένων και λαμβάνουν το χαρακτήρα των μεθόδων αναφοράς (*benchmarks*):

1. Single Exponential Smoothing (**Single** ή SES)
2. Damped Exponential Smoothing (**Damped**)
3. **Theta** Model

Η μέθοδος της απλής εκθετικής εξομάλυνσης μη γραμμικής τάσης (*Damped*) έχει θεωρηθεί επανειλημμένα από πολλούς ερευνητές πως θα πρέπει να χρησιμοποιείται ως η μέθοδος αναφοράς. Παρόλα αυτά, η πολύ καλή απόδοση της μεθόδου *Theta* σε διαφόρων φύσης δεδομένα, μας έχει οδηγήσει (Petrooulos et al., 2007, *INFORMS*) να εισηγηθούμε τον ορισμό αυτής ως ένα σύγχρονο σημείο αναφοράς απόδοσης της ακρίβειας των μεθόδων.

7.3.1 Αξιολόγηση σε προσομοιωμένα δεδομένα

Η Παράγραφος 5.2 περιγράφει αναλυτικά τη διαδικασία που ακολουθήθηκε προκειμένου να παραχθούν σύνολα χρονοσειρών για κάθε μία από τις 7.776 διακριτές περιπτώσεις (συνδυασμοί παραγόντων) που εξετάστηκαν. Στην αξιολόγηση επιλογής κατάλληλων μεθόδων ή συνδυασμών της προτεινόμενης μεθοδολογίας πήραν μέρος οι 300 χρονοσειρές κάθε συνδυασμού παραγόντων, καθώς μονάχα για αυτές είχαν παραχθεί προβλέψεις τόσο για το σύνολο των 8 στατιστικών μεθόδων πρόβλεψης όσο και για τα λογισμικά πακέτα πρόβλεψης. Ο Πίνακας 7.2 παρουσιάζει τα αποτελέσματα ακρίβειας της προτεινόμενης μεθοδολογίας. Ανά γραμμή, παρουσιάζεται μία διαφορετική υλοποίηση του προτεινόμενου μεθοδολογικού πλαισίου, συναρτήσκει διαφόρων τιμών κατωφλιού (*threshold*), το οποίο ουσιαστικά αναφέρεται στην ευαισθησία της μεθοδολογίας ως προς το πλήθος των μεθόδων που θα συμμετέχουν στον τελικό συνδυασμό. Τιμή του δείκτη αυτού ίσο με τη μονάδα, θεωρητικά, ισοδυναμεί με την μεμονωμένη επιλογή της τεχνικής με το μικρότερο εκτιμώμενο *sAPE*. Επιπλέον, παρουσιάζεται για αντιπαραβολή η απόδοση των τριών μεθόδων αναφοράς. Η αξιολόγηση της απόδοσης γίνεται στον κάθε χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης ξεχωριστά αλλά και συνολικά (μέσος όρος των αντίστοιχων *sMAPEs*) έως τον επιθυμητό ορίζοντα πρόβλεψης. Τέλος, στην τελευταία στήλη, δίνεται ο μέσος αριθμός μεθόδων που τελικά επιλέχθηκαν για συμμετοχή στον εκάστοτε συνδυασμό.

Η εξέταση των αποτελεσμάτων μας οδηγεί σε μια σειρά από ενδιαφέροντα συμπεράσματα. Καταρχάς, ακόμα και η απλή μεμονωμένη επιλογή της εκτιμώμενης καλύτερης μεθόδου παρουσιάζει χαμηλότερες τιμές του δείκτη σφάλματος, άρα και καλύτερη ακρίβεια, τόσο ως προς τη μέθοδο *Damped*, αλλά ακόμα περισσότερο σε σχέση τη μέθοδο *Single*. Συγκεκριμένα, όταν το *threshold* έχει τιμή ίση με τη μονάδα, η μέση τιμή του δείκτη *sMAPE* (1 έως 18 οριζόντων πρόβλεψης) για την προτεινόμενη μεθοδολογία επιλογής είναι 5,72%, τη στιγμή που οι αντίστοιχες τιμές των *Single* και *Damped* είναι 5,81% και 5,78%. Παρατηρούμε, μάλιστα, πως η βελτίωση αυτή υφίσταται τόσο σε βραχυπρόθεσμες όσο και σε μακροπρόθεσμες προβλέψεις, καθιστώντας την προτεινόμενη μεθοδολογία συστηματικά καλύτερη από τις μεθόδους εξομάλυνσης. Για παράδειγμα, η μεθοδολογία μας παρουσίασε σφάλμα της τάξης 4,74% έναντι 4,85% και 4,86% των μεθόδων *Single* και *Damped* αντίστοιχα για οριζοντα πρόβλεψης τριών περιόδων, 5,55% έναντι 5,65% και 5,64% για οριζοντα οκτώ μηνών και 6,86% έναντι 7,00% και 6,93% για οριζοντα πρόβλεψης 18 περιόδων.

Πίνακας 7.1 - Απόδοση της προτεινόμενης μεθοδολογίας στην ακρίβεια πρόβλεψης των προσομοιωμένων δεδομένων

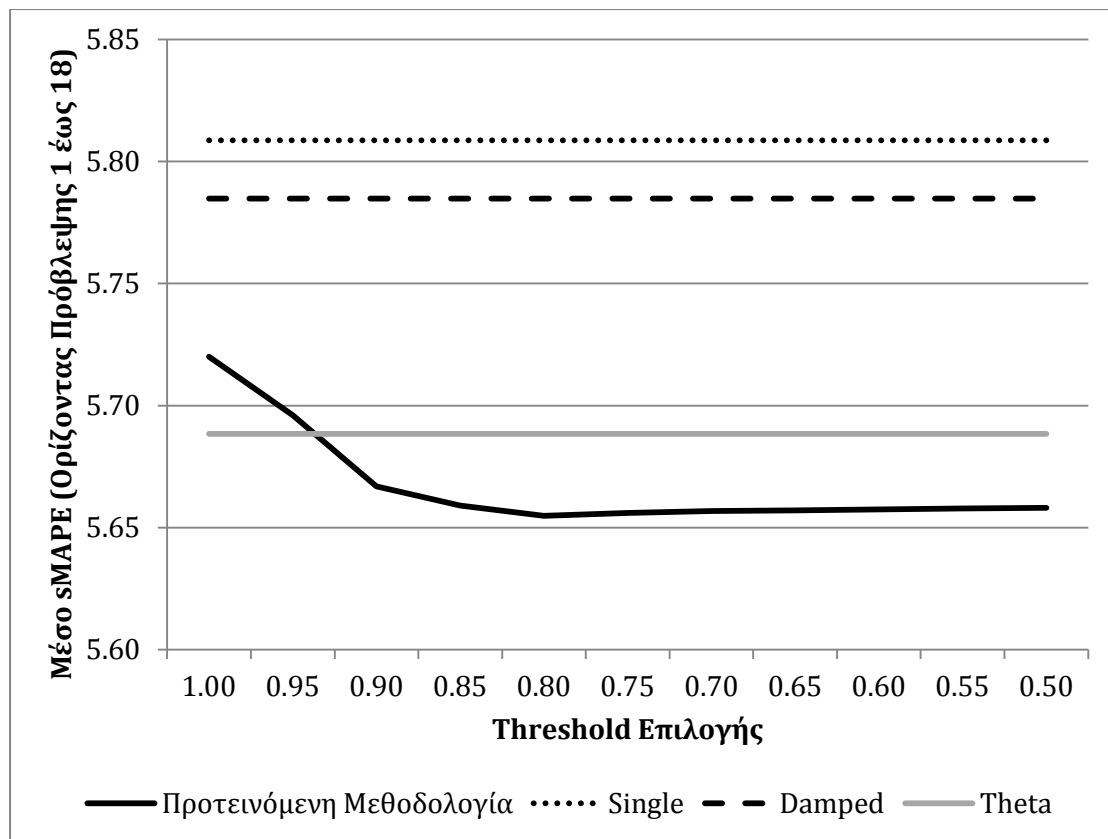
Μέθοδος	sMAPE ανά ορίζοντα πρόβλεψης																		Μέσο sMAPE				Μέσος αριθμός επιλεγμένων μεθόδων
	1	2	3	4	5	6	8	12	15	18	1-4	1-8	1-12	1-18									
Threshold																							
0,50	4,53	4,92	4,71	4,95	5,01	5,31	5,51	5,85	6,25	6,85	4,77	5,04	5,29	5,66	5,84								
0,55	4,53	4,92	4,71	4,95	5,01	5,31	5,51	5,85	6,25	6,85	4,77	5,04	5,29	5,66	5,81								
0,60	4,53	4,92	4,71	4,95	5,01	5,31	5,51	5,85	6,25	6,85	4,77	5,04	5,29	5,66	5,78								
0,65	4,53	4,92	4,71	4,95	5,01	5,31	5,51	5,85	6,25	6,85	4,78	5,04	5,29	5,66	5,73								
0,70	4,53	4,92	4,71	4,95	5,02	5,31	5,51	5,85	6,25	6,85	4,78	5,04	5,29	5,66	5,67								
0,75	4,53	4,92	4,71	4,95	5,02	5,31	5,51	5,85	6,25	6,85	4,78	5,04	5,29	5,66	5,58								
0,80	4,53	4,93	4,71	4,95	5,02	5,31	5,51	5,85	6,24	6,84	4,78	5,04	5,29	5,65	5,43								
0,85	4,53	4,93	4,71	4,96	5,03	5,31	5,51	5,85	6,25	6,84	4,78	5,04	5,29	5,66	5,12								
0,90	4,53	4,93	4,72	4,96	5,04	5,31	5,51	5,87	6,26	6,84	4,78	5,05	5,30	5,67	4,20								
0,95	4,54	4,96	4,72	4,98	5,05	5,34	5,53	5,90	6,27	6,87	4,80	5,07	5,32	5,70	2,74								
1,00	4,58	5,04	4,74	5,00	5,08	5,37	5,55	5,91	6,28	6,86	4,84	5,10	5,35	5,72	1,01								
Single	4,61	5,02	4,85	5,01	5,12	5,43	5,65	6,00	6,43	7,00	4,87	5,14	5,43	5,81									
Damped	4,61	5,02	4,86	5,01	5,12	5,42	5,64	5,96	6,39	6,93	4,87	5,14	5,42	5,78									
Theta	4,62	5,05	4,82	4,98	5,08	5,32	5,52	5,89	6,23	6,65	4,87	5,09	5,35	5,69									

Αυτόματος συνδυασμός μεθόδων
 βάσει της προτεινόμενης μεθοδολογίας

Πίνακας 7.2 - Απόδοση της προτεινόμενης μεθοδολογίας στη διακύμανση των σφαλμάτων πρόβλεψης των προσομοιωμένων δεδομένων

Μέθοδος	Διακύμανση του sMAPE ανά ορίζοντα πρόβλεψης																		Μέση Διακύμανση του sMAPE			
	1	2	3	4	5	6	8	12	15	18	1-4	1-8	1-12	1-18								
Threshold																						
0,50	24,01	28,16	22,42	23,85	23,91	26,37	26,86	29,79	33,45	39,45	29,64	25,16	26,75	29,64								
0,55	24,01	28,16	22,42	23,85	23,91	26,37	26,87	29,80	33,45	39,45	29,64	25,16	26,75	29,64								
0,60	24,01	28,16	22,41	23,84	23,91	26,38	26,87	29,81	33,45	39,45	29,65	25,16	26,76	29,65								
0,65	24,01	28,15	22,41	23,84	23,91	26,38	26,88	29,83	33,46	39,46	29,65	25,16	26,76	29,65								
0,70	24,01	28,15	22,41	23,84	23,91	26,38	26,89	29,85	33,48	39,47	29,66	25,16	26,77	29,66								
0,75	24,01	28,16	22,41	23,85	23,91	26,40	26,91	29,88	33,53	39,49	29,69	25,17	26,79	29,69								
0,80	24,02	28,17	22,42	23,86	23,92	26,41	26,96	29,94	33,63	39,67	29,75	25,19	26,82	29,75								
0,85	24,02	28,18	22,41	23,87	23,92	26,43	26,97	30,05	33,84	39,95	29,83	25,19	26,84	29,83								
0,90	23,97	28,13	22,40	23,92	24,00	26,28	26,89	30,13	34,00	40,06	29,88	25,18	26,83	29,88								
0,95	24,22	28,87	22,45	24,10	24,15	26,57	27,31	30,56	33,97	40,39	30,36	25,50	27,31	30,36								
1,00	24,93	30,65	22,60	24,38	24,42	26,81	27,48	30,62	33,88	39,86	30,60	26,01	27,70	30,60								
Single	24,49	30,00	23,25	24,07	24,29	26,64	27,54	29,49	32,14	37,38	29,74	25,81	27,46	29,74								
Damped	24,58	30,13	23,46	24,35	24,64	27,07	28,15	30,35	33,36	38,89	30,48	26,14	27,94	30,48								
Theta	24,77	30,90	23,11	24,24	24,41	25,86	26,91	30,32	32,60	36,84	29,95	25,86	27,36	29,95								

Αυτόματος συνδυασμός μεθόδων
 βάσει της προτεινόμενης μεθοδολογίας



Σχήμα 7.1 - Καμπύλη σφάλματος προσομοιωμένων δεδομένων προτεινόμενης μεθοδολογίας σε συνάρτηση με το επιλεγμένο *threshold*

Επιτρέποντας σε περισσότερες μεθόδους τη συμμετοχή στο συνδυασμό, μέσω της τιμής του *threshold*, παρατηρούμε αύξηση της απόδοσης της προτεινόμενης μεθοδολογίας σε βαθμό εφάμιλλο ή ακόμα και καλύτερο από την απόδοση της καταξιωμένης μεθόδου *Theta*. Η καλύτερη απόδοση (ελάχιστο επίπεδο σφάλματος) παρατηρείται για τιμή *threshold* 0.8 όπου η αντίστοιχη τιμή του *sMAPE* είναι 5,65%. Στο Σχήμα 7.1 παρουσιάζεται γραφικά η απόδοση του προτεινόμενου μοντέλου συναρτήσει της τιμής του *threshold*. Ενώ το ολικό ελάχιστο παρατηρείται για τιμή 0,8, για τιμές μικρότερες του 0,8 παρατηρείται οριακή αύξηση του σφάλματος και σύγκλιση στην τιμή 5,66%. Λογική απόρριξη των παραπάνω παρατηρήσεων είναι, καταρχάς, η επαλήθευση, για ακόμα μία φορά, της βιβλιογραφίας σχετικά με την υπεροχή των συνδυασμών σε σχέση με τις μεμονωμένες τεχνικές. Στην περίπτωση της τρέχουσας αξιολόγησης, μπορεί κάλλιστα να επιτευχθούν αποδόσεις καλύτερες αυτής της μεθόδου *Theta*, της νικήτριας μεθόδου του διαγωνισμού προβλέψεων *M3*. Επιπλέον, η εύρεση ύπαρξης ολικού ελάχιστου οδηγεί στο συμπέρασμα πως ο συνδυασμός δεν είναι πανάκεια. Πρέπει να εφαρμόζεται με σύνεση και κάθε φορά πρέπει να επιλέγονται οι καταλληλότερες από τις διαθέσιμες μεθόδους για την κατασκευή αποδοτικών συνδυασμών. Από την άλλη, ενδιαφέρον παρουσιάζει η εξέταση των επιμέρους οριζόντων πρόβλεψης. Σε αντίθεση με τις μεθόδους εξομάλυνσης, η προτεινόμενη μεθοδολογία, αν και υπερσχύει της μεθόδου *Theta* για προβλέψεις έως 12 περιόδων, παρουσιάζεται χειρότερη για πιο μακροπρόθεσμες προβλέψεις.

Όπως αναφέρθηκε, μείωση της τιμής του *threshold* της μεθοδολογίας μεταφράζεται σε αύξηση του αριθμού των μεθόδων που θα συμμετέχουν στον τελικό συνδυασμό. Για την περίπτωση, μάλιστα, των προσομοιωμένων δεδομένων ο αριθμός αυτός αυξάνει με αρκετά μεγάλο ρυθμό, με (κατά μέσο όρο) 2,7 μεθόδους να συμμετέχουν σε επίπεδο *threshold* 0,95 και 5,1 μεθόδους να συμμετέχουν σε επίπεδο 0,85. Η παρατήρηση αυτή μας οδηγεί στο συμπέρασμα πως οι εξεταζόμενες μέθοδοι παρουσιάζουν γενικά μικρές αποκλίσεις στην μεταξύ τους απόδοση, οπότε μικρές βελτιώσεις είναι σημαντικές από ερευνητική και πρακτική άποψη.

Σε αντιστοιχία με τον Πίνακα 7.2, ο Πίνακας 7.3 παρουσιάζει την απόδοση της προτεινόμενης μεθοδολογίας σε συνάρτηση με τη διακύμανση των σφαλμάτων πρόβλεψης των προσομοιωμένων δεδομένων που μετράται ξεχωριστά ανά ορίζοντα πρόβλεψης και συνολικά. Καταρχάς, πρέπει να σχολιάσουμε πως, σύμφωνα με τον Πίνακα των διακυμάνσεων, η καλύτερη συμπεριφορά αναφορικά με τις μεθόδους αναφοράς παρατηρείται από τη μέθοδο *Single*, ειδικότερα για μικρούς ορίζοντες πρόβλεψης, και η χειρότερη από τη *Damped*. Σχετικά με την προτεινόμενη μεθοδολογία, παρατηρούμε ότι η «βέλτιστη» επιλογή μεθόδου (*threshold=1*) υπολείπεται και των τριών μεθόδων αναφοράς, παρουσιάζοντας μεγαλύτερες διακυμάνσεις στα υπολογισμένα σφάλματα. Η επιλογή, όμως, περισσότερων μεθόδων για τη δημιουργία συνδυασμών ίσων βαρών οδηγεί στη συνεχή μείωση της επιμέρους (ανά ορίζοντα πρόβλεψης) και συνολικής (στο σύνολο των οριζόντων πρόβλεψης) της διακύμανσης, συγκλίνοντας, όσο το *threshold* πλησιάζει το μηδέν, στην τιμή 29,63. Η συμπεριφορά αυτή έρχεται αφενός σε αντίθεση με το σφάλμα μέτρησης που παρουσιάζει ελάχιστο για *threshold=0,8* και κατόπιν μικρή αύξηση και σύγκλιση, αφετέρου επαληθεύει τη βιβλιογραφία σχετικά με την προβλεπτική απόδοση των απλών συνδυασμών μεθόδων όσων αφορά τη μείωση της αβεβαιότητας, καθιστώντας τους ως ένα καθολικό τρόπο πρόβλεψης ανεξαρτήτως συνθηκών.

Συμπερασματικά, το προτεινόμενο μεθοδολογικό πλαίσιο επιλογής μεθόδων και συνδυασμών παρουσιάζει μειώσεις τόσο στο επίπεδο σφάλματος όσο και στη διακύμανση αυτών στα προσομοιωμένα τεχνητά δεδομένα, ενώ η ευκολία υλοποίησής του το καθιστά άμεσα και καθολικά εφαρμόσιμο. Συνίσταται, λοιπόν, η χρήση του, καθώς οδηγεί σε αξιόπιστες και ακριβείς προβλέψεις.

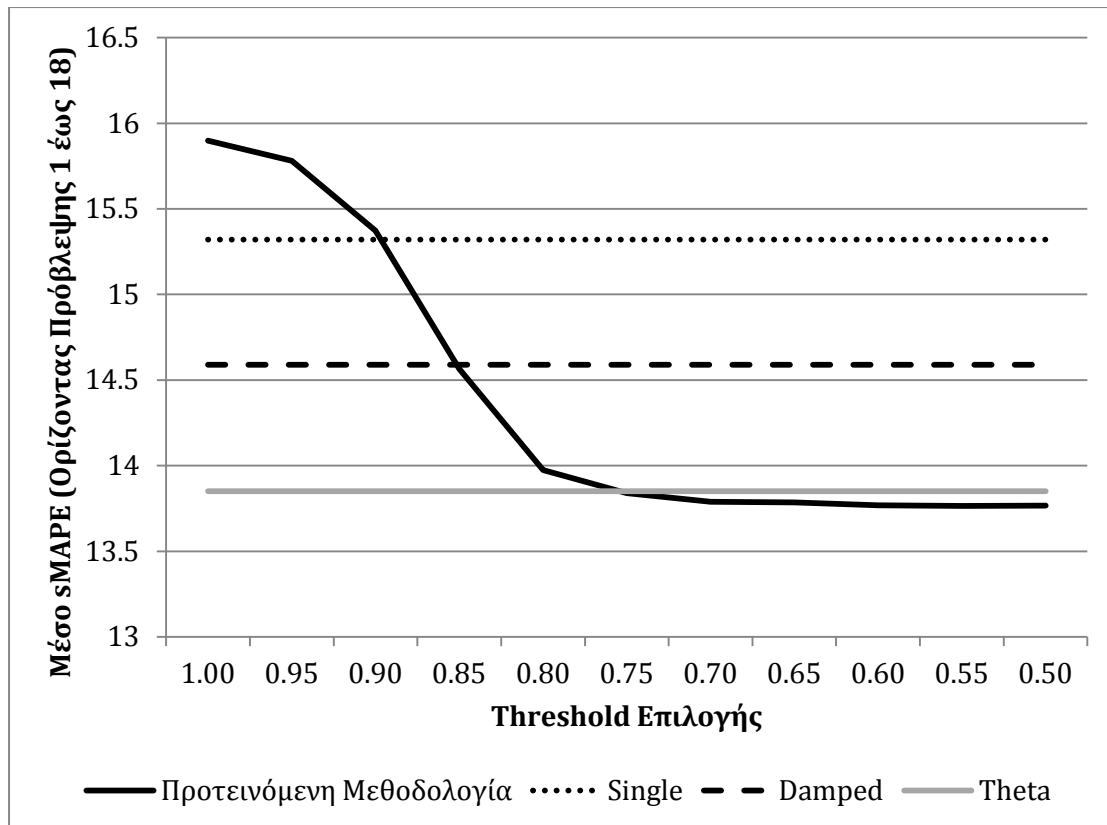
7.3.2 Αξιολόγηση σε πραγματικά δεδομένα

Κατά αντιστοιχία με τον Πίνακα 7.2, ο Πίνακας 7.4 παρουσιάζει το υπολογισμένο *sMAPE* ανά ορίζοντα πρόβλεψης για τις διάφορες τιμές του επιπέδου *threshold* σε αντιπαραβολή με τις αποδόσεις των μεθόδων αναφοράς στις πραγματικές 1.428 μηνιαίες χρονοσειρές του διαγωνισμού *M3*. Ο βαθμός ακρίβειας της προτεινόμενης μεθοδολογίας που αφορά την επιλογή της βέλτιστης μεθόδου (*threshold=1*) δεν είναι καθόλου αποτελεσματικός, παρουσιάζοντας τιμή 15,9%. Για άλλη μια φορά, της ευαισθησίας στην συμπερίληψη περισσότερων μεθόδων στον τελικό προτεινόμενο

Πίνακας 7.3 - Απόδοση της προτεινόμενης μεθοδολογίας στην ακρίβεια πρόβλεψης των πραγματικών μηνιαίων δεδομένων του διαγωνισμού M3

Μέθοδος	sMAPE ανά οριζόντια πρόβλεψη (%)											Μέσο sMAPE			Μέσος αριθμός επιλεγμένων μεθόδων			
	1	2	3	4	5	6	8	12	15	18	1-4	1-8	1-12	1-18				
Threshold																		
0,50	11,6	10,8	12,4	13,5	11,8	11,6	12,4	13,0	16,4	17,5	12,06	12,13	12,44	13,77	5,73			
0,55	11,6	10,8	12,4	13,5	11,8	11,6	12,4	13,0	16,4	17,5	12,06	12,12	12,44	13,76	5,68			
0,60	11,6	10,8	12,4	13,5	11,8	11,6	12,4	13,0	16,4	17,5	12,07	12,13	12,45	13,77	5,61			
0,65	11,6	10,8	12,4	13,5	11,8	11,6	12,4	13,1	16,4	17,6	12,07	12,14	12,46	13,79	5,53			
0,70	11,6	10,8	12,4	13,5	11,8	11,6	12,4	13,1	16,4	17,6	12,07	12,14	12,47	13,79	5,42			
0,75	11,7	10,9	12,4	13,5	11,9	11,6	12,5	13,2	16,5	17,6	12,12	12,19	12,51	13,84	5,25			
0,80	11,8	11,1	12,6	13,9	12,2	11,8	12,6	13,2	16,5	17,6	12,35	12,40	12,67	13,97	4,84			
0,85	12,8	11,7	13,4	14,6	13,0	12,4	13,2	13,8	16,8	17,8	13,11	13,13	13,36	14,56	4,06			
0,90	13,6	12,2	14,3	15,4	13,8	13,3	14,0	14,7	17,5	18,8	13,89	13,89	14,14	15,37	2,92			
0,95	13,7	12,5	14,6	15,6	14,1	13,4	14,3	15,2	18,1	19,5	14,11	14,12	14,43	15,78	1,85			
1,00	13,8	12,4	14,5	15,7	14,1	13,4	14,3	15,3	18,2	19,9	14,11	14,16	14,48	15,90	1,01			
Single	13,0	12,1	14,0	15,1	13,5	13,1	13,8	14,5	18,3	19,4	13,53	13,60	13,83	15,32				
Damped	11,9	11,4	13,0	14,2	12,9	12,6	13,0	13,9	17,5	18,9	12,63	12,85	13,10	14,59				
Theta	11,2	10,7	11,8	12,4	12,2	12,4	12,7	13,2	16,2	18,2	11,54	12,13	12,50	13,85				

Αυτόματος συνδυασμός μεθόδων
βάσει της προτεινόμενης μεθοδολογίας



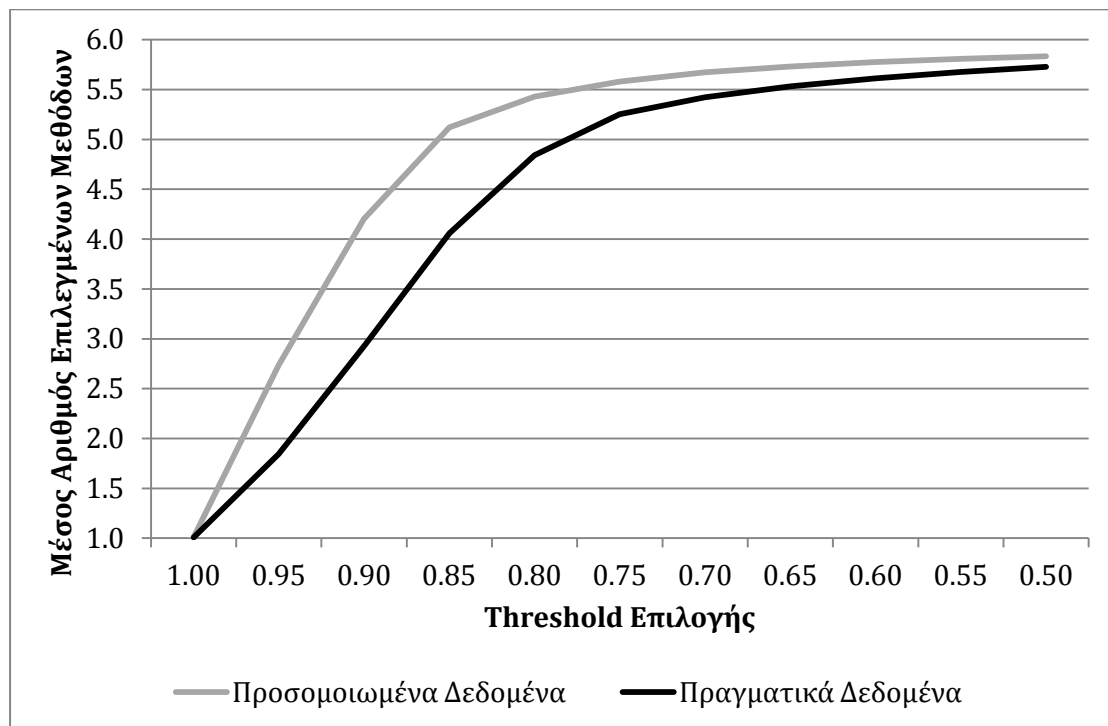
Σχήμα 7.2 - Καμπύλη σφάλματος πραγματικών δεδομένων προτεινόμενης μεθοδολογίας σε συνάρτηση με το επιλεγμένο *threshold*

συνδυασμό οδηγεί σε αύξηση ακρίβειας του προτεινόμενου μοντέλου. Συγκεκριμένα επιτυγχάνεται απόδοση εφάμιλλη της μεθόδου *Single* (15,37% έναντι 15,32%) για *threshold*=0,9, αντίστοιχη της μεθόδου *Damped* (14,56% έναντι 14,59%) για *threshold*=0,85 και ελαφρώς καλύτερη της μεθόδου *Theta* (13,84% έναντι 13,85%) για *threshold*=0,75. Σε αντίθεση με τα προσομοιωμένα δεδομένα, όπου το συνολικό *sMAPE* βελτιώνεται μέχρι *threshold*=0,8, στα πραγματικά δεδομένα παρατηρείται συνεχής μείωση του σφάλματος και αύξηση της ακρίβειας μέχρι το επίπεδο 0,55, όπου το προτεινόμενο μοντέλο παρουσιάζει και την καλύτερη απόδοση (13,76%). Το γεγονός αυτό, πρακτικά, μεταφράζεται σε μεγάλη μορφή αβεβαιότητας, όπου μέθοδοι με σαφώς χειρότερη εκτιμώμενη επίδοση δύνανται τελικά να συνεισφέρουν θετικά μέσω της συμμετοχής στους σε ένα συνδυασμό μεθόδων. Ενδιαφέρον, επίσης, παρουσιάζει και η απόδοση του προτεινόμενου πλαισίου επιλογής σε σύγκριση με τη μέθοδο *Theta*, για κάθε χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης. Αντιφατικά με τα όσα αναλύσαμε και συμπεράναμε βάσει των τεχνητών χρονοσειρών, η απόδοση του προτεινόμενου πλαισίου δείχνει ελαφρώς χειρότερη για μικρούς ορίζοντες (έως 4 περιόδους) ενώ βελτιώνεται και ξεπερνά τη μέθοδο *Theta* για μεγαλύτερους ορίζοντες πρόβλεψης.

Συμπερασματικά, η προτεινόμενη διαδικασία επιλογής δύναται να αποφέρει σημαντικές μειώσεις στο υπολογισμένο μέσω του δείκτη *sMAPE* σφάλμα και, κατ'

επέκταση, σημαντικά κέρδη για τις επιχειρήσεις. Η καλύτερη απόδοση της μεθοδολογίας (13,76%) ισοδυναμεί με ποσοστιαία βελτίωση 5,7% ως προς την κατά πολλούς απόλυτη μέθοδο αναφοράς *Damped* και 10,2% ως προς την απλή εκθετική εξομάλυνση. Οριακά, βελτιώνει και τη νικήτρια μέθοδο του διαγωνισμού *M3, Theta*, κατά 0,65%.

Αξίζει σε αυτό το σημείο να σημειωθεί η απόδοση μερικών ακόμα μεθόδων στις προβλέψεις των μηνιαίων δεδομένων του διαγωνισμού *M3*. Το *RBF* των Collory και Armstrong πέτυχε μέση απόδοση *sMAPE* 14,77%, η μέθοδος εκθετικής εξομάλυνσης γραμμικής τάσης (*Holt*) επίδειξε μέση ακρίβεια 15,36%, ενώ η καλύτερη (από τις τρεις) υλοποίηση του λογισμικού προβλέψεων *Autobox* σημείωσε μόλις 15,69%. Οι αποδόσεις αυτές καθιστούν το προτεινόμενο μεθοδολογικό πλαίσιο πολύ αποδοτικό, με συνολική βελτίωση ακρίβειας 6,8%, 10,4% και 13% αντίστοιχα.



Σχήμα 7.3 - Σύγκριση προσομοιωμένων και πραγματικών δεδομένων ως προς το μέσο αριθμό επιλεγμένων μεθόδων για τη συμμετοχή στο βέλτιστο συνδυασμού σε συνάρτηση με το επιλεγμένο *threshold*

Μία σημαντική, τέλος, παρατήρηση προέρχεται από τη σύγκριση του μέσου αριθμού μεθόδων που συμμετέχουν στους βέλτιστους συνδυασμούς των πραγματικών δεδομένων σε αντιδιαστολή με τον αντίστοιχο αριθμό των προσομοιωμένων δεδομένων. Όπως προκύπτει από τις τελευταίες στήλες των Πινάκων 7.2 και 7.4, αλλά και από το Σχήμα 7.3, ενώ και στις δύο περιπτώσεις παρουσιάζεται σημαντική αύξηση των μεθόδων, αντιστρόφως ανάλογη της μείωσης του επιπέδου *threshold*, η συμμετοχή περισσότερων μεθόδων στο συνδυασμό προβλέψεων των πραγματικών δεδομένων συντελείται με σαφώς μικρότερο ρυθμό. Για παράδειγμα, 5,25 μέθοδοι συμμετέχουν μέσο όρο στο συνδυασμό πραγματικών δεδομένων για *threshold=0,75*, ενώ ο ίδιος

σχεδόν αριθμός (5,12) παρατηρείται σε αρκετά υψηλότερο επίπεδο *threshold* (0,85) στα προσομοιωμένα δεδομένα. Μεγάλη, επίσης, διαφορά παρατηρείται σε επίπεδο *threshold* 0,95, όπου στα προσομοιωμένα δεδομένα επιλέγονται κατά μέσο όρο 2,74 μέθοδοι, ενώ την ίδια στιγμή στα πραγματικά δεδομένα κατασκευάζονται βέλτιστοι συνδυασμοί με μόλις 1,85 μεθόδους. Συμπεραίνουμε, συνεπώς, πως οι αποδόσεις των εξεταζόμενων μεθόδων παρουσιάζουν μεγαλύτερη απόκλιση στα πραγματικά δεδομένα, καθώς οι μικρότερες απαιτούμενες τιμές της τιμής του κατωφλιού για την επίτευξη όμοιου, κατά μέσο όρο, πλήθους μεθόδων μεταφράζονται σε μεγαλύτερες διαφορές μεταξύ της εκτιμώμενης «βέλτιστης» και της εκάστοτε εξεταζόμενης προς συμπερίληψη στο βέλτιστο συνδυασμό μέθοδο.

Κεφάλαιο 8

Συμπεράσματα και προοπτικές

Πρωταρχικός στόχος της παρούσας διατριβής ήταν ο προσδιορισμός των παραγόντων που επηρεάζουν την ακρίβεια των προβλέψεων, αλλά και ο βαθμός της επιρροής του κάθε παράγοντα στην απόδοση των μεθόδων. Η βασική υπόθεση συμπεριλαμβάνει την εξέταση τεσσάρων βασικών συνιστωσών των χρονοσειρών (εποχιακότητα, τάση, κυκλικότητα και τυχαιότητα) αλλά ακόμα και το πλήθος των διαθέσιμων ιστορικών παρατηρήσεων και τον ορίζοντα πρόβλεψης. Προκειμένου να εξετασθεί η υπόθεση, σχεδιάστηκε και υλοποιήθηκε ένα αυτοματοποιημένο σύστημα γέννησης και προέκτασης χρονοσειρών. Κατά τη διαδικασία προσομοίωσης των τεχνητών δεδομένων διακρίθηκαν 7.776 περιπτώσεις/συνδυασμοί των πέντε παραγόντων (εποχιακότητα, τάση, κυκλικότητα, τυχαιότητα και αριθμός παρατηρήσεων). Για κάθε ένα από αυτούς τους συνδυασμούς παρήχθησαν 10.000 χρονοσειρές στις οποίες και εφαρμόστηκαν ένα σύνολο τεχνικών πρόβλεψης με σκοπό την παραγωγή 18 προβλέψεων εκτός δείγματος, προκειμένου να εξετασθεί ο έκτος παράγοντας (ορίζοντας πρόβλεψης). Το σύνολο των μεθόδων που εφαρμόστηκαν περιλαμβάνει ευρέως διαδεδομένες τεχνικές: αφελείς μέθοδοι (*Naïve* και *Naïve 2*), μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης (*Single*, *Holt*, *Damped* και *Holt-Winters*), απλή γραμμική παλινδρόμηση, μέθοδος *Theta*. Επιπλέον, ελέγχθηκε η ακρίβεια απλών συνδυασμών αυτών καθώς ακόμα και οι ενσωματωμένες έξυπνες μέθοδοι δύο εξελιγμένων λογισμικών πρόβλεψης: *Autobox* και *Forecast Pro*. Η απόδοση των εξεταζόμενων μεθόδων μετρήθηκε μέσω τριών δεικτών κατάλληλων για μέτρηση της ακρίβειας: *sMAPE*, *MASE* και *Percentage Better*. Στη συνέχεια, έγινε χρήση εξισώσεων πολλαπλής παλινδρόμησης για τον καθορισμό του βαθμού της επίδρασης καθενός από τους έξι εξεταζόμενους παράγοντες, που χρησιμοποιήθηκαν ως ανεξάρτητες μεταβλητές, στην ακρίβεια πρόβλεψης (εξαρτημένη μεταβλητή) της κάθε τεχνικής προέκτασης ξεχωριστά. Τέλος, υπολογίστηκαν οι εξισώσεις πολλαπλών παλινδρομήσεων, όπου το σύνολο των μεθόδων συμμετείχαν ως ψευδομεταβλητές, ώστε να ελεγχθεί η ακρίβεια των μεθόδων συνολικά και η κατά μέσο όρο επίδραση των παραγόντων.

Οι συντελεστές των εξισώσεων πολλαπλής παλινδρόμησης των ανεξάρτητων μεταβλητών παρουσιάζουν το επίπεδο της επιρροής του κάθε παράγοντα για κάθε μέθοδο. Ταυτόχρονα, όμως, η χρήση των εξισώσεων παλινδρόμησης μπορεί να δώσει μια εκτίμηση του σφάλματος κάθε μεθόδου για την εφαρμογή σε συγκεκριμένη χρονοσειρά, της οποίας τα χαρακτηριστικά-τιμές των ανεξάρτητων παραγόντων είναι μετρήσιμα μέσω αποσύνθεσης αυτής. Το σκεπτικό αυτό μας οδήγησε στον ορισμό ενός μεθοδολογικού πλαισίου για την αυτόματη επιλογή «βέλτιστων» μεμονωμένων μεθόδων ή συνόλου μεθόδων και δημιουργία απλών συνδυασμών βάσει των χαρακτηριστικών των δεδομένων αλλά και τις ανάγκες πρόβλεψης (ορίζοντας πρόβλεψης). Το προτεινόμενο μεθοδολογικό πλαίσιο παρουσιάζει αρκετές ομοιότητες με ερευνητικά καταξιωμένες μεθοδολογίες βασισμένων σε κανόνες, διατηρώντας ταυτόχρονα απόλυτη διαφάνεια στη λειτουργία του και απλότητα στην υλοποίηση και εφαρμογή του. Η απόδοση της μεθοδολογία ελέγχθηκε τόσο σε προσομοιωμένα όσο και σε πραγματικά δεδομένα.

Επιμέρους ερευνητικός στόχος της διατριβής ήταν η μελέτη και ανάλυση των χρονοσειρών, οι οποίες μας οδήγησαν στον ορισμό μιας καινοτόμας τεχνικής μη επικαλυπτόμενης άθροισης των δεδομένων σε χαμηλότερες χρονικά συχνότητες. Διαισθητικά, η τεχνική αυτή παρουσιάζεται ως πολλά υποσχόμενη σε δεδομένα διακοπτόμενης φύσης, τα οποία διακρίνονται αφενός από έντονη παρουσία μηδενικών ζητήσεων, αφετέρου από υψηλή διακύμανση τόσο του ύψους των ζητήσεων αλλά και των μεσοδιαστημάτων αυτών. Λόγω των ιδιαιτεροτήτων τους, οι χρονοσειρές διακοπτόμενης φύσης αντιμετωπίζονται με ειδικές τεχνικές πρόβλεψης. Η συνάθροιση των δεδομένων από μηνιαία, για παράδειγμα, συχνότητα σε ετήσια ελαχιστοποιεί τον αριθμό των μηδενικών παρατηρήσεων, επιτρέποντας ταυτόχρονα την εφαρμογή διαδομένων μεθόδων δεδομένων συνεχούς φύσης. Η προέκταση σε ανώτερο χρονικά επίπεδο ακολουθείται από μετατροπή των σημειακών προβλέψεων στην αρχική συχνότητα. Η διατριβή παρουσίασε τα αποτελέσματα της προτεινόμενης μεθοδολογίας *ADIDA* μέσω της εφαρμογής της σε πραγματικά σύνολα δεδομένων διακοπτόμενης αλλά και συνεχούς φύσης.

8.1 Συμπεράσματα διατριβής

8.1.1 Λογισμικό προσομοίωσης

Η διαδικασία της προσομοίωσης των χρονοσειρών βασίστηκε στην ανάλυση των μηνιαίων δεδομένων του διαγωνισμού προβλέψεων *M3* και ακολούθησε μία ντετερμινιστική διαδικασία παραγωγής, ακολουθώντας το πολλαπλασιαστικό πρότυπο των χρονοσειρών. Διακρίθηκαν 6^5 περιπτώσεις, δηλαδή διακριτοί συνδυασμοί αναφορικά με τα ποσοστιαία επίπεδα των εξεταζόμενων παραγόντων. Παρήχθησαν, συνολικά, 80 εκατομμύρια χρονοσειρές, καθιστώντας τη συγκεκριμένη έρευνα τη μεγαλύτερη έρευνα προσομοίωσης χρονοσειρών και προβλέψεων. Το μέγεθος αυτής κατέστησε μονόδρομο την υλοποίηση μιας εξειδικευμένης πειραματικής πλατφόρμας με

σαφή στόχο τη χρονικά αποδοτική λειτουργία. Το σύστημα περιλάμβανε την γέννηση των τεχνητών χρονοσειρών αλλά και την προέκτασή τους με το σύνολο των οκτώ υλοποιημένων μεθόδων και των συνδυασμών τους. Επίτευγμα θεωρείται το γεγονός πως ο συνολικός απαιτούμενος χρόνος προκειμένου να παραχθούν προβλέψεις για το σύνολο των δεδομένων δεν υπερβαίνει τις 60 ώρες, χρησιμοποιώντας δυαδικές τεχνικές αναζήτησης βέλτιστων παραμέτρων εξομάλυνσης των ενσωματωμένων μεθόδων.

8.1.2 Επίδραση των επιμέρους παραγόντων στην ακρίβεια πρόβλεψης

Η μελέτη και ανάλυση των αποτελεσμάτων των παλινδρομήσεων που αφορούν την εξέταση της υπόθεσης των επιλεγμένων παραγόντων στην τελική ακρίβεια της κάθε μεθόδου πρόβλεψης ξεχωριστά (Πίνακες 6.8, 6.9 και 6.10) κατέληξε σε ποικίλα και ενδιαφέροντα συμπεράσματα. Καταρχάς, η συνιστώσα των χρονοσειρών κυκλικότητα αναγνωρίστηκε ως ο πιο σημαντικός παράγοντας επιρροής της απόδοσης των μεθόδων, όπως αυτή υπολογίζεται με τους δείκτες *sMAPE* και *MASE*. Οι δύο δείκτες επηρεάζονται σε μεγάλο βαθμό αρνητικά με μικρές μεταβολές του επιπέδου των κυκλικών μεταβολών. Η μέθοδος που δείχνει να έχει τη μικρότερη επίδραση λόγω κυκλικότητας δείχνει να είναι η απλή μέθοδος μοναδιαίου βήματος (*Naïve*), ακολουθούμενη από μεθόδους σταθερού επιπέδου (*Naïve 2* και *Single*). Αντίθετα, οι μέθοδοι τάσης (*Holt*, *Holt-Winters* και ιδιαίτερα η *Linear Regression*) παρουσιάζουν τη χειρότερη προσαρμογή σε δεδομένα που περιέχουν υψηλά επίπεδα κυκλικότητας. Επιπλέον, η συνιστώσα της τυχαιότητας συμβάλει σημαντικά στη μείωση της αξιοπιστίας όλων των μεθόδων και, συνεπώς, στη δημιουργία μεγάλων σφαλμάτων πρόβλεψης, σύμφωνα με το δείκτη *sMAPE*. Οι μέθοδοι που επηρεάζονται ιδιαίτερα από την τυχαία διακύμανση των δεδομένων είναι η *Naïve 2* και οι *Holt*, ενώ οι μέθοδοι *Naïve*, *Single*, *Linear Trend* και *Autobox* φαίνεται να περιορίζουν σε ένα βαθμό τον αρνητικό αντίκτυπο. Αντίθετα, αύξηση της τιμής του παράγοντα της τυχαιότητας οδήγησε σε ελαφρά μείωση του δείκτη *MASE* για όλες τις μεθόδους, καθώς οι συντελεστές που υπολογίστηκαν είχαν αρνητικό πρόσημο. Το γεγονός ερμηνεύεται λόγω της αύξησης του παρονομαστή κατά την κανονικοποίηση του δείκτη *MASE*, ο οποίος ουσιαστικά αφορά το μέσο απόλυτο σφάλμα της μεθόδου *Naïve* για το σύνολο των παρατηρήσεων εντός δείγματος. Συμπερασματικά, από τους έξι συνολικά εξεταζόμενους παράγοντες, οι συνιστώσες των χρονοσειρών κυκλικότητα και τυχαιότητα παρουσιάζουν την πλέον μέγιστη αρνητική επιρροή στην ακρίβεια πρόβλεψης όλων των μεθόδων, με τις απλές, σταθερού επιπέδου, τεχνικές να προσαρμόζονται καλύτερα και να επιτυγχάνουν την καλύτερη απόδοση.

Αρνητική αλλά αρκετά μικρότερη επίδραση στην τελική ακρίβεια παρουσιάζει η εποχιακότητα. Σχεδόν όλες οι μέθοδοι δείχνουν να την εξαλείφουν πλήρως, με αποτέλεσμα το εφαρμοσμένο μεθοδολογικό πλαίσιο τριών βημάτων (αποεποχικοποίηση των δεδομένων με τους δείκτες εποχιακότητας της κλασικής μεθόδου αποσύνθεσης, παραγωγή προβλέψεων στα αποεποχικοποιημένα δεδομένα και πολλαπλασιαστική επανεποχικοποίηση των σημειακών προβλέψεων με τους ίδιους εποχιακούς δείκτες) να παρουσιάζεται ως αποτελεσματικό. Μοναδική παραφωνία

αποτελεί η απλή εκδοχή της αφελούς μεθόδου *Naïve*, στην οποία δεν έχει εφαρμοστεί αποεποχικοποίηση των δεδομένων και, ως εκ τούτου, αντιμετωπίζει σημαντικά προβλήματα ακρίβειας. Τα συμπεράσματα που αναφέρονται στην επίδραση της τάσης είναι διπλής φύσης, με κάποιες μεθόδους να παρουσιάζουν μικρή αύξηση της μετρούμενης ακρίβειας παρουσία τάσης, ενώ οι περισσότερες να εμφανίζουν μικρές ή μεγάλες αρνητικές επιδράσεις. Συγκεκριμένα, οι μέθοδοι που ενσωματώνουν τεχνικές προσαρμογής σε δεδομένα με τάση (*Linear Trend*, *Holt* και *Holt-Winters*) όχι μόνο δεν επηρεάζονται αρνητικά λόγω της εμφάνισης της συνιστώσας αυτής, αλλά επιτυγχάνουν μείωση του σφάλματος όσο το επίπεδο της τάσης αυξάνεται. Η μεγαλύτερη αρνητική επίδραση παρουσιάζεται, αναμενόμενα, στις μεθόδους που χαρακτηρίζονται από στασιμότητα (*Naïve*, *Naïve 2* και *Single*), γεγονός που επισκιάζει την όποια υπεροχή τους λόγω κυκλικότητας ή τυχαιότητας. Μικρή αλλά αρνητική επίδραση δείχνει να έχει η αύξηση του επιπέδου της τάσης στις μεθόδους *Theta* και *Forecast Pro*. Σε κάθε περίπτωση, η σύλληψη της τάσης από τις γραμμικές μεθόδους δεν σημαίνει απαραίτητα βελτίωση της συνολικής ακρίβειας, ιδιαίτερα όσο αναφερόμαστε σε μακροπρόθεσμες προβλέψεις. Υπάρχει σημαντική πιθανότητα να μεταβληθεί η κατεύθυνση της τάσης και αυτό να οδηγήσει σε μεγάλα σφάλματα πρόβλεψης.

Οι δύο τελευταίοι παράγοντες για τους οποίους εξετάστηκε η επιρροή τους στην προβλεπτική απόδοση των μεθόδων είναι ο αριθμός των διαθέσιμων παρατηρήσεων και ο ορίζοντας πρόβλεψης. Η αύξηση του αριθμού των διαθέσιμων ιστορικών παρατηρήσεων οδήγησε την πλειοψηφία των μοντέλων σε καλύτερη προσαρμογή στην εκτός δείγματος ακρίβεια, πιθανότατα λόγω ακριβέστερης απόδοσης του προτύπου των δεδομένων. Συνεπώς, προτείνεται η αυξημένη χρήση ιστορίας, όπου αυτή μπορεί να έχει εφαρμογή. Εξαιρεση αποτελούν οι μέθοδοι *Naïve* και *Linear Trend*. Αναμενόμενα, η ακρίβεια της *Naïve* δεν επηρεάζεται καθόλου από το πλήθος των παρατηρήσεων, αφού εξάλλου πρόκειται για μία μέθοδο μοναδιαίου βήματος που χρησιμοποιεί μονάχα την τελευταία διαθέσιμη παρατήρηση. Αντίθετα, η μέθοδος της απλής παλινδρόμησης παρουσιάζει μικρή χειροτέρευση της απόδοσής της για εκτίμηση μελλοντικών τιμών όσο μεγαλώνει ο αριθμός των παρατηρήσεων. Ο ορίζοντας της πρόβλεψης επηρεάζει αναμενόμενα την ακρίβεια όλων των μεθόδων προς την αρνητική κατεύθυνση. Είναι απόλυτα συνυφασμένο με τη λογική, πως όταν απομακρυνόμαστε από το σημείο εκκίνησης, τόσο μεγαλώνει η αβεβαιότητα και η αστάθεια. Για το λόγο αυτό, θα πρέπει και τα αντίστοιχα διαστήματα εμπιστοσύνης να λαμβάνουν ως παράμετρο την απόσταση της περιόδου προς πρόβλεψη από το πέρας των χρονοσειρών. Η μέθοδος με τη χειρότερη απόδοση στις μακροπρόθεσμες προβλέψεις είναι η *Holt-Winters*, ενώ ακολουθεί η *Holt*. Αντίθετα οι μέθοδοι *Linear Trend* και *Theta* παρουσιάζουν αρκετά πιο μικρές τιμές συντελεστών παλινδρόμησης που ισοδυναμούν με μικρότερες αυξήσεις του τελικού σφάλματος όσο αυξάνεται ο ορίζοντας πρόβλεψης, κρατώντας ταυτόχρονα σταθερούς όλους τους υπόλοιπους εξεταζόμενους παράγοντες. Αν αναλογιστούμε, όμως, πως η γραμμική παλινδρόμηση έχει πολύ κακή προσαρμογή στις κυκλικές μεταβολές, οδηγούμαστε στο συμπέρασμα πως η μέθοδος *Theta* αποτελεί μονόδρομο όταν το ζητούμενο είναι η πρόβλεψη πολλών χρονικών περιόδων.

Η εξέταση των εξισώσεων παλινδρόμησης όπου συμμετέχουν ταυτόχρονα το σύνολο των μεθόδων ως ψευδομεταβλητές (Πίνακες 6.11 και 6.12) οδήγησε σε δύο πολύ ενδιαφέροντα ευρήματα. Καταρχάς, οι εν λόγω Πίνακες παρουσιάζουν τη συνολική επίδραση των εξεταζόμενων παραγόντων στην ακρίβεια πρόβλεψης όλων των μεθόδων, η οποία ισοδυναμεί με την κατά μέσο όρο επίδοση των μεθόδων σε κάθε παράγοντα ξεχωριστά. Δεύτερον, προσφέρουν τη σύγκριση της επίδοσης των μεθόδων, θεωρώντας πως οι τιμές των παραγόντων επίδραση στην ακρίβεια παραμένουν σταθερές. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα του Πίνακα 6.11, όλες οι μέθοδοι, πλην την απλής *Naive*, παρουσιάζουν καλύτερη απόδοση από τη *Naive 2*, καθώς οι υπολογισμένες τιμές των συντελεστών έχουν αρνητικό πρόσημο, δηλώνοντας μείωση του τελικού *sMAPE* και *MASE* αντίστοιχα. Αντίθετα, η αλλαγή της βάσης της παλινδρόμησης από *Naive 2* σε *Damped* έχει ως αποτέλεσμα όλες οι μέθοδοι να αποκτήσουν θετικό πρόσημο, που δηλώνει χειρότερη απόδοση από την *Damped*. Μοναδική εξαίρεση αποτελεί η μέθοδος *Theta* ($b=-0,096$) ενώ καλά αποτελέσματα επιδεικνύει και η μέθοδος *Single*, η οποία παρουσιάζει οριακό θετικό πρόσημο ($b=0,024$).

Η μελέτη όλων των σφαλμάτων ακρίβειας (*sMAPE*, *MASE* και *Percentage Better*) έδειξε πως τρεις μέθοδοι διακρίθηκαν για τη συνολική τους ακρίβεια και συνέπεια στην παραγωγή αποδοτικών προβλέψεων: η μέθοδος *Theta* και οι εκθετικής εξομάλυνσης σταθερού επιπέδου και φθίνουσας τάσης (*Single* και *Damped*). Το γεγονός πως τρεις απλές σχετικά μέθοδοι επέτυχαν τις καλύτερες προβλέψεις έρχεται σε συμφωνία με παλαιότερες έρευνες (για παράδειγμα, Makridakis & Hibon, 2000), οι οποίες υποστηρίζουν πως η καλύτερη προσαρμογή του μοντέλου της πρόβλεψης πολύπλοκων τεχνικών (όπως για παράδειγμα τα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα) δεν μεταφράζεται απαραίτητα σε εξίσου καλή εκτός δείγματος προβλεπτική ικανότητα. Δεν είναι, λοιπόν, έκπληξη το γεγονός πως για ακόμα μία φορά απλές μέθοδοι επιτυγχάνουν συγκριτικά τα μεγαλύτερα επίπεδα ακρίβειας. Πιο αναλυτικά, οι μέθοδοι *Single* και *Damped* έδειξαν πως είναι πλέον κατάλληλες για μικρότερες τιμές ορίζοντα πρόβλεψης, ενώ η μέθοδος *Theta* δείχνει ικανή να παράγει ποιοτικές μεσοπρόθεσμες και μακροπρόθεσμες προβλέψεις, (ορίζοντα 12-18 περιόδων), απαραίτητες στο πλαίσιο λειτουργίας των επιχειρήσεων. Επιπλέον, επαληθεύεται για άλλη μία φορά το εύρημα πως ο απλός συνδυασμός τεχνικών πρόβλεψης οδηγεί σε ποιοτικές και ακριβείς προβλέψεις. Όταν αναφερόμαστε σε μεγάλα σύνολα δεδομένων, όπου δεν είναι δυνατή η διαγραμματική αποτύπωση των δεδομένων και κριτική επιλογή κατάλληλου μοντέλου, ο απλός συνδυασμός επιτυχημένων μεθόδων φαντάζει η πλέον κατάλληλη στρατηγική, καθώς τα ποιοτικά χαρακτηριστικά της κάθε μεθόδου δύναται να τονίζονται θετικά ή αρνητικά με βάση τις τιμές των συνιστωσών κάθε χρονοσειράς. Με τον τρόπο αυτό, μειώνεται η αβεβαιότητα του μέλλοντος και αντιμετωπίζονται οι διαφορές στη φύση των δεδομένων.

Η μέτρια, σε σχέση με την πολύ καλή επίδοση στο διαγωνισμό *M3*, της έξυπνης μεθόδου επιλογής του λογισμικού *Forecast Pro* αλλά και η μειωμένη απόδοση του λογισμικού

Autobox είναι πιθανόν να οφείλεται σε τρεις λόγους. Πρώτον, οι μέθοδοι αυτές εφαρμόστηκαν σε ένα μόνο υποσύνολο των συνολικών δεδομένων. Συγκεκριμένα, εξετάστηκαν 300 μόνο χρονοσειρές (αντί 10.000) για κάθε μία από τις 7.776 περιπτώσεις, δηλαδή συνολικά 2.332.800 χρονοσειρές έναντι 77.760.000 χρονοσειρών. Το γεγονός αυτό έγκειται στην πρακτικά αδύνατη εφαρμογή τους στο σύνολο των προσομοιωμένων δεδομένων, λόγω χρονικού περιορισμού. Σημειώνεται πως απαιτούνται περίπου 18 μήνες προκειμένου το λογισμικό *Autobox* να παράγει προβλέψεις για το σύνολο των 80 εκατομμυρίων χρονοσειρών. Δεύτερον, έπειτα από προσωπική επικοινωνία, ο Tom Reilly (Αντιπρόεδρος Πωλήσεων του λογισμικού προβλέψεων *Autobox*) υποστήριξε πως η χαμηλή απόδοση της αυτόματης μεθόδου του λογισμικού τους οφείλεται στην ντετερμινιστική φύση της διαδικασίας που ακολουθήθηκε για την παραγωγή των δεδομένων, ενώ ταυτόχρονα αντιπρότεινε πως θα έπρεπε να ακολουθηθεί ένα στοχαστικό *auto-projective* μοντέλο, όπου τα στοιχεία της χρονοσειράς είναι σειριακά συσχετισμένα. Η θεώρηση αυτή θα ωφελούσε σημαντικά τις μεθόδους που στηρίζονται σε αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινητών μέσων όρων (*ARIMA*), όπως η μέθοδος *Box-Jenkins*, η οποία αποτελεί τον πυρήνα του λογισμικού πακέτου προβλέψεων *Autobox*. Ένας τρίτος λόγος της συγκριτικά χειρότερης απόδοσης των λογισμικών πρόβλεψης πιθανόν να είναι η χρήση τους στην πλήρη αυτοματοποιημένη μορφή τους, υπό την έννοια ότι οι παράμετροί τους δεν προσαρμόστηκαν στα χαρακτηριστικά των τεχνητών χρονοσειρών, αλλά επιλέχθηκε η πλήρως αυτόματη επιλογή των «βέλτιστων» παραμέτρων.

Τέλος, πρέπει για ακόμα μία φορά να τονισθεί η αξία των αποτελεσμάτων αυτών από τη σκοπιά της στατιστικής σημαντικότητας. Όλες οι εξισώσεις πολλαπλής παλινδρόμησης που υπολογίστηκαν επέδειξαν πολύ μεγάλες τιμές σημαντικότητας των επιμέρους ανεξάρτητων μεταβλητών, μέσω του δείκτη *t-test*. Επιπρόσθετα, και ιδιαίτερα στις παλινδρομήσεις του δείκτη σφάλματος *sMAPE*, τονίζεται η συνολική σημαντικότητα των εξισώσεων, όπως αυτή προκύπτει από το δείκτη συσχέτισης R^2 .

8.1.3 Η ακρίβεια του προτεινόμενου πλαισίου επιλογής μεθόδων

Η ανάλυση μέσω παλινδρόμησης των παραγόντων που επηρεάζουν την ακρίβεια των τεχνικών προβλέψεων μας οδήγησε στην πρόταση ενός αυτόματου μεθοδολογικού πλαισίου. Η προτεινόμενη μεθοδολογία στοχεύει στην επιλογή μεμονωμένης βέλτιστης τεχνικής ή βέλτιστου απλού συνδυασμού μεθόδων, βάσει της ελαχιστοποίησης του εκτιμώμενου σφάλματος, όπως αυτό προκύπτει από την ανάλυση της εκάστοτε χρονοσειράς και την ποσοτικοποίηση των εξεταζόμενων παραγόντων. Η εναλλαγή μεταξύ επιλογής μεμονωμένων μεθόδων ή συνδυασμών λαμβάνει χώρα μέσω μιας παραμέτρου (*threshold*) που ρυθμίζει την ευαισθησία της μεθόδου στην ένταξη περισσότερων μεθόδων στον επιλεγμένο συνδυασμό. Το προτεινόμενο πλαίσιο συγκρίθηκε τόσο με τις τρεις μεθόδους που επέδειξαν την καλύτερη προβλεπτική ικανότητα στα προσομοιωμένα δεδομένα, όσο και με τα αποτελέσματα του διαγωνισμού *M3*, όπου χρησιμοποιήθηκαν πραγματικά μηνιαία δεδομένα.

Η προτεινόμενη μεθοδολογία παρουσίασε πολύ ελπιδοφόρα αποτελέσματα. Συγκεκριμένα, για τα τεχνητά προσομοιωμένα δεδομένα, παρατηρήθηκε υπεροχή απόδοσης σε σχέση με τις τρεις καλύτερες μεθόδους, προσφέροντας κατά περίπτωση βελτίωση έως και 2,5% σε σχέση με την μέθοδο εξομάλυνσης μη γραμμικής τάσης (*Damped*), η οποία θεωρείται από πολλούς ερευνητές ως η πλέον κατάλληλη για χρήση ως μέθόδου αναφοράς. Η απόδοση της προτεινόμενης μεθόδου ήταν ακόμα καλύτερη στα πραγματικά δεδομένα, όπου οι βέλτιστοι συνδυασμοί προβλέψεων έδωσαν έως και 5,7% βελτίωση σε σχέση με τη μέθοδο *Damped*. Η καλύτερη απόδοση συνοδεύτηκε από μικρότερη διακύμανση των σφαλμάτων, γεγονός πολύ σημαντικό σε καταστάσεις αβεβαιότητας και αστάθειας. Σύμφωνα με τα εξετασμένα σύνολα δεδομένων, παρατηρήθηκε βέλτιστη απόδοση της προτεινόμενης μεθοδολογίας όταν η τιμή της παραμέτρου (*threshold*) είναι 0,7 έως 0,8, ενώ, ταυτόχρονα, ο αριθμός των επιλεγμένων μεθόδων ανέρχεται σε 5 έως 5,5.

Η προτεινόμενη μεθοδολογία ανάλυσης και εκτίμησης, πέραν της εμπειρικής υπεροχής της έναντι βέλτιστων τεχνικών, παρουσιάζει ένα μεγάλο αριθμό από θεωρητικά και πρακτικά πλεονεκτήματα. Διατηρεί μία ισορροπία μεταξύ του πλήθους των εξεταζόμενων παραγόντων, γεγονός που συμβάλλει στην αποφυγή της πολυσυγγραμικότητας, αλλά, ταυτόχρονα, επιτυγχάνει υψηλά επίπεδα προσαρμογής και ικανότητας εκτίμησης, σύμφωνα με τους δείκτες R^2 και *t-test*. Επιπλέον, επιτρέπει τη συμμετοχή πρόσθετων τεχνικών ή εξαίρεση κάποιων εκ των εφαρμοσμένων, αποτελώντας ένα δυναμικό πλαίσιο, καθώς ο κανόνας επιλογής δε συσχετίζεται άμεσα με τα χαρακτηριστικά και θεωρητικά πλεονεκτήματα της κάθε μεθόδου. Μοναδική απαίτηση είναι η εκ των προτέρων ανάλυση και εξέταση των παραγόντων, σύμφωνα με τη μεθοδολογία που παρουσιάστηκε στα Κεφάλαια 5 και 6, για τον καθορισμό των συντελεστών παλινδρόμησης των πρόσθετων μεθόδων. Τέλος, πολύ σημαντική από πρακτική σκοπιά είναι η ευκολία στην υλοποίηση που παρέχει η προτεινόμενη μεθοδολογία, σε συνδυασμό με τον πλήρως αυτοματοποιημένο τρόπο λειτουργίας της. Αποτέλεσμα αυτού είναι το μειωμένο κόστος ανάπτυξης εξειδικευμένου συστήματος και παραγωγής στατιστικών προβλέψεων χρονοσειρών σημαντικής ακρίβειας.

8.1.4 Η ακρίβεια της μεθόδου ADIDA

Οι κύριοι παράγοντες επιρροής της ακρίβειας των προβλέψεων διαφέρουν σημαντικά όταν εξετάζουμε δεδομένα διακοπτόμενης φύσης. Ως διακοπτόμενης φύσης ορίζονται οι χρονοσειρές για τις οποίες ένα σημαντικό μέρος των περιόδων παρουσιάζει μηδενική ζήτηση. Συναντώνται κυρίως σε δεδομένα ανταλλακτικών και ενδέχεται να αποτελούν έως και το 60% του συνολικού αποθέματος σε κάθε βιομηχανική επιχείρηση. Τα δεδομένα αυτά, συνήθως, δεν παρουσιάζουν εποχιακότητα και τάση. Όμως διακρίνονται από υψηλή διακύμανση δύο μορφών: διακύμανση στο ύψος των ζητήσεων και διακύμανση στο μεσοδιάστημα μεταξύ των ζητήσεων. Προκειμένου να αντιμετωπιστούν αυτοί οι δύο παράγοντες επίδρασης των δεδομένων διακοπτόμενης φύσης, προτείνεται μία καινοτόμα μεθοδολογία πρόβλεψης, η διαδικασία *ADIDA*. Η προτεινόμενη μεθοδολογία συνίσταται στην άθροιση των περιόδων σε μη

επικαλυπτόμενες περιόδους μεγαλύτερης διάρκειας (για παράδειγμα, από μηνιαία δεδομένα να προκύψουν τριμηνιαία ή ετήσια δεδομένα), πρόβλεψη στο συναθροισμένο επίπεδο με την επιθυμητή μέθοδο πρόβλεψης και διάσπαση με διάφορες εναλλακτικές τεχνικές. Η συνάθροιση μειώνει σε μεγάλο βαθμό την παρουσία παρατηρήσεων με μηδενική ζήτηση και επιτρέπει την εφαρμογή ευρέως διαδεδομένων τεχνικών για δεδομένα συνεχούς φύσης.

Το προτεινόμενο πλαίσιο *ADIDA* εξετάστηκε σε σύνολα δεδομένων διακοπτόμενης και συνεχούς φύσης. Και στις δύο περιπτώσεις εντοπίστηκε ένα εν δυνάμει βέλτιστο επίπεδο συνάθροισης, καταλήγοντας σε προβλέψεις που υπερέιχαν των ίδιων μεθόδων χωρίς την εφαρμογή της συνάθροισης των δεδομένων. Συγκεκριμένα, η εφαρμογή σε δεδομένα διακοπτόμενης φύσης ολοκληρώθηκε με την εμπειρική μελέτη 5.000 πραγματικών χρονοσειρών ανταλλακτικών. Οι μέθοδοι *Naïve* και *SBA* επέδειξαν σαφείς βελτιώσεις στην προβλεπτική τους απόδοση, παρουσιάζοντας μείωση του σφάλματος *MASE* έως 1,6% και 6,7% για επίπεδα συνάθροισης 9 και 8 περιόδων αντίστοιχα. Προς την ίδια κατεύθυνση και αρκετά ενισχυμένη υπήρξε η απόδοση της μεθοδολογίας σε δεδομένα συνεχούς φύσης, όπου χρησιμοποιήθηκαν πραγματικά δεδομένα μηνιαίας συχνότητας από παρελθόντα διαγωνισμό προβλέψεων. Συγκεκριμένα (Σπιθουράκης, 2011), η εφαρμογή ενός κοινού επιπέδου συνάθροισης οδήγησε σε βελτίωση της μεθόδου *Naïve 2* κατά 13,6% σύμφωνα με το δείκτη σφάλματος *sMAPE*. Επιπλέον, η επιλογή του εμπειρικά βέλτιστου επιπέδου ανά χρονοσειρά, μέσω της εξέτασης των παρατηρήσεων εντός δείγματος, κατέληξε σε βελτίωση της απόδοσης των μεθόδων *Naïve 2*, *Single* και *Theta* κατά 17,3%, 4,2% και 1,4% αντίστοιχα. Μικρότερη βελτίωση σημείωσαν οι μέθοδοι *Holt* και *Damped*. Τόσο στα δεδομένα συνεχούς όσο και στα δεδομένα διακοπτόμενης φύσης μεγαλύτερη ακρίβεια καταγράφηκε ύστερα από χρήση των απλών, ίσων βαρών για τη διάσπαση της συναθροισμένης πρόβλεψης στο κατώτερο επίπεδο.

Συνολικά, τα κύρια συμπεράσματα της προτεινόμενης μεθοδολογίας συνάθροισης δεδομένων είναι:

- Η μεθοδολογία *ADIDA* είναι πιθανόν να οδηγήσει σε σημαντική βελτίωση της απόδοσης μιας μεμονωμένης μεθόδου, οπότε μπορεί να οριστεί ως ένας μηχανισμός «αυτό-βελτίωσης» των μεθόδων, ειδικότερα για τις απλούστερες τεχνικές.
- Τα εμπειρικά αποτελέσματα επιδεικνύουν πως είναι πολύ πιθανή η ύπαρξη ενός βέλτιστου επιπέδου συνάθροισης. Το γεγονός αυτό επαληθεύεται τόσο σε ξεχωριστές χρονοσειρές, όσο και στο σύνολο των δεδομένων, διακοπτόμενης και συνεχούς φύσης.
- Ο ορισμός του επιπέδου συνάθροισης ίσο με *lead time + one review period* έχει πολύ ενδιαφέροντα αποτελέσματα. Αυτή η απλή φιλοσοφία έχει νόημα σε ένα σύστημα παρακολούθησης αποθεμάτων, όπου το ζητούμενο είναι η παραγωγή συναθροισμένων προβλέψεων για ένα αντίστοιχο ορίζοντα πρόβλεψης.

8.2 Στοιχεία καινοτομίας & πλεονεκτήματα της διατριβής

Βασικό στοιχείο καινοτομίας της παρούσας διατριβής αποτελεί η εξέταση της υπόθεσης των παραγόντων που αναγνωρίστηκαν ως οι παράγοντες που επηρεάζουν την ακρίβεια των προβλέψεων. Τέσσερις συνιστώσες των χρονοσειρών (εποχιακότητα, τάση, κυκλικότητα και τυχαιότητα), ένα επιπλέον χαρακτηριστικό των δεδομένων (αριθμός των παρατηρήσεων) και ένας λειτουργικός παράγοντας (ορίζοντας πρόβλεψης) εξετάστηκαν ως προς τη σημαντικότητά τους στο σχηματισμό των τελικών σφαλμάτων της πρόβλεψης. Μέσω της ανάλυσης των συναρτήσεων παλινδρόμησης που παρουσιάστηκαν στο Κεφάλαιο 6, καθορίστηκε ο βαθμός με τον οποίο ο κάθε παράγοντας συμβάλει στην αύξηση ή μείωση της τελικής ακρίβειας. Η διαδικασία αυτή καθιστά εφικτή την πληρέστερη κατανόηση από μέρος μας σχετικά με τους περιορισμούς που υφίστανται οι προβλέψεις παρουσία συγκεκριμένων παραγόντων. Επίσης, η χρήση εξισώσεων παλινδρόμησης επιτρέπει την ποσοτική μέτρηση επιρροής του κάθε παράγοντα, καθώς και πόσο θα μεταβληθεί η τιμή του εκάστοτε δείκτη μέτρησης ακρίβειας αν το επίπεδο ενός συγκεκριμένου παράγοντα μεταβληθεί κατά μία μονάδα, διατηρώντας τους υπόλοιπους σταθερούς. Σημαντικό πλεονέκτημα της εργασίας αποτελεί η συμπερίληψη 8 στατιστικών μεθόδων χρονοσειρών με διαφορετικά χαρακτηριστικά και θεωρητικά πλεονεκτήματα, πλήθους συνδυασμού των 8 αυτών μεθόδων, αλλά και 2 λογισμικών πακέτων προβλέψεων που ενσωματώνουν έξυπνες τεχνικές επιλογής και προέκτασης. Συνεπώς, η επίδραση των παραγόντων εξετάζεται τόσο ξεχωριστά ανά μέθοδο, όσο και συνολικά. Η διατριβή συμβάλει, με τον τρόπο αυτό, στην εξακρίβωση των πλεονεκτημάτων και μειονεκτημάτων της κάθε μεθόδου πρόβλεψης, όταν εμφανίζονται αντίστοιχοι παράγοντες επιρροής.

Η μελέτη των παραγόντων που επηρεάζουν την ακρίβεια της πρόβλεψης μπορεί να οδηγήσει στην ορθή επιλογή μοντέλων πρόβλεψης βάσει της εκ των προτέρων ανάλυσης των επιπέδων της κάθε συνιστώσας και των αποτελεσμάτων σχετικά με την επίδραση των παραγόντων ανά τεχνική. Η επιλογή αυτή μπορεί να γίνει κριτικά, μέσω της γραφικής αναπαράστασης των δεδομένων και της εμπειρικής εκλογής του χρήστη μέσω αποσύνθεσης «με το μάτι» των χρονοσειρών. Η παρούσα διατριβή, όμως, προτείνει την αυτοματοποιημένη, χωρίς την ανάγκη παρουσίας ειδικού, επιλογή της καταλληλότερης μεθόδου προέκτασης ή του πλέον κατάλληλου απλού συνδυασμού μεθόδων, μέσω της προσαρμογής του μοντέλου και την εκτίμηση του επιπέδου του παραγόμενου σφάλματος για ένα συγκεκριμένο δείκτη και για κάθε μία από τις διαθέσιμες, υλοποιημένες τεχνικές προβλέψεων. Δεν είναι η πρώτη φορά που εφαρμόζεται ένας τύπος επιλογής μοντέλων πρόβλεψης βασισμένων σε κανόνες, αλλά προτείνεται ένα συμπαγές, κατανοητό πλαίσιο επιλογής, αποτελούμενο από ένα μόλις κανόνα, εξετάζοντας, παράλληλα, ένα ικανό πλήθος παραγόντων. Η προτεινόμενη μεθοδολογία δεν απαιτεί καμία φυσική παρακολούθηση και προετοιμασία, λειτουργώντας σε όλα τα επίπεδα με τρόπο αυτόνομο και αυτοματοποιημένο. Ως αποτέλεσμα, μειώνει σημαντικά το κόστος παροχής υπηρεσιών πρόβλεψης από ειδικούς. Τέλος, ένα σημαντικό πλεονέκτημά της σε σχέση με τις υπάρχουσες

μεθοδολογίες είναι η δυναμικότητα που προσφέρεται σε επίπεδο επιλογής μεθόδων προβλέψεων, σε αντίθεση με τη χρήση ενός προκαθορισμένου συνόλου τεχνικών.

Ένα σημαντικό καινοτομικό στοιχείο της παρούσας έρευνας είναι η μελέτη των επιπτώσεων της μη επικαλυπτόμενης χρονικής συνάθροισης στην ακρίβεια των προβλέψεων. Αρκετές έρευνες έχουν διεξαχθεί όσων αφορά την συνάθροιση δεδομένων σε επίπεδο οικογενειών στην πυραμίδα των προϊόντων και υπηρεσιών μιας επιχείρησης. Πολύ λιγότερες, όμως, ασχολούνται με τη μη επικαλυπτόμενη συνάθροιση ζήτησης παρατηρήσεων προς το σχηματισμό χρονοσειρών διαφορετικής συχνότητας, ειδικότερα στα δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης. Η παρούσα διατριβή προτείνει τη χρήση ενός μεθοδολογικού πλαισίου άθροισης-πρόβλεψης-συνάθροισης (*ADIDA framework*), το οποίο έδειξε να επιτυγχάνει σημαντική βελτίωση της ακρίβειας της πρόβλεψης σε πραγματικά δεδομένα τόσο συνεχούς όσο και διακοπτόμενης ζήτησης, σύμφωνα με τους στατιστικούς δείκτες σφάλματος *sMAPE* και *MASE* αντίστοιχα. Ιδιαίτερα, δε, επωφελούνται οι απλούστερες τεχνικές (*Naïve*, *SES* και *SBA*), στις οποίες η προτεινόμενη μεθοδολογία λειτουργεί ως ένας μηχανισμός «αυτό-βελτίωσης». Μεταγενέστερες εργασίες άλλων ερευνητών (Babai et al., 2011) επέδειξαν βελτίωση και του επιπέδου ικανοποίησης των πελατών με ταυτόχρονη ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους αποθέματος. Συμπερασματικά, η μεθοδολογία *ADIDA* είναι μια υποσχόμενη προσέγγιση πρόβλεψης, καθιστώντας δυνατή την εφαρμογή στην περίπτωση χρονοσειρών διακοπτόμενης ζήτησης μεθόδων πρόβλεψης που τυπικά χρησιμοποιούνται σε σειρές συνεχούς ζήτησης, εμπλουτίζοντας την εργαλειοθήκη από τις διαθέσιμες μεθόδους που μπορούν να χρησιμοποιηθούν.

Το μεγαλύτερο πλεονέκτημα της παρούσας έρευνας είναι το τεράστιο πλήθος των σχεδόν 80 εκατομμυρίων χρονοσειρών, οι οποίες κατασκευάστηκαν και μελετήθηκαν αποκλειστικά για το σκοπούς της διατριβής. Το μέγεθος αυτό καθιστά την παρούσα έρευνα τη μεγαλύτερη, σε πλήθος χρονοσειρών, έως σήμερα που έχει γίνει στον τομέα των προβλέψεων. Ταυτόχρονα, όμως, αποτελεί και το σημαντικότερο μειονέκτημα της διατριβής, καθώς πρόκειται για τεχνητά κατασκευασμένες χρονοσειρές και όχι πραγματικές σειρές προερχόμενες από κύκλους επιχειρήσεων. Όπως έχει ήδη αναφερθεί, τα τεχνητά δεδομένα παρήχθησαν ούτως ώστε να βρίσκονται σε συμφωνία με χαρακτηριστικά πραγματικών σειρών. Για το λόγο αυτό οι τεχνητές χρονοσειρές κατασκευάστηκαν βάσει συγκεκριμένων χαρακτηριστικών, ακολουθώντας ένα ντετερμινιστικό πολλαπλασιαστικό μοντέλο. Τα προκαθορισμένα ποσοστιαία επίπεδα των χαρακτηριστικών βασίστηκαν στην ανάλυση των πραγματικών δεδομένων του διαγωνισμού *M3*. Σύμφωνα με τον Πίνακα 6.3, καταγράφονται ίσοι λόγοι μεταξύ των μετρημένων *sMAPE* στα προσομοιωμένα και τα πραγματικά δεδομένα για κάθε μέθοδο πρόβλεψης, γεγονός που τεκμηριώνει την ποιότητα της προσομοίωσης. Συνεπώς, αν και πρόκειται για τεχνητές χρονοσειρές, η συμπεριφορά τους πλησιάζει σε μεγάλο βαθμό αυτήν των πραγματικών. Σε κάθε περίπτωση, οι διαδικασίες προσομοίωσης και γέννησης των δεδομένων είναι διαθέσιμες σε κάθε ερευνητή, προκειμένου να καταστεί εφικτή η επαλήθευση των αποτελεσμάτων της παρούσας διατριβής αλλά και η

μετέπειτα έρευνα σχετικά με την ακρίβεια των προβλέψεων. Τελικός σκοπός κάθε φορά θα είναι η περαιτέρω κατανόηση των παραγόντων που επηρεάζουν την προβλεπτική ακρίβεια αλλά και η εξακρίβωση των πλεονεκτημάτων και των μειονεκτημάτων της κάθε τεχνικής προέκτασης.

Πιστεύουμε πως τα αποτελέσματα της διατριβής αυτής μπορούν να χρησιμοποιηθούν και σε άλλους ερευνητικούς κλάδους που αφορούν εκτιμήσεις. Ένα σημαντικό πλεονέκτημα της έρευνας είναι η ανάλυση μέσω παλινδρόμησης, η οποία μπορεί και απομονώνει την επιρροή καθενός παράγοντα στην ακρίβεια πρόβλεψης, διατηρώντας τους υπόλοιπους ανεξάρτητους παράγοντες σταθερούς. Το γεγονός αυτό μας επιτρέπει να καθορίσουμε τους παράγοντες που είναι περισσότερο ή λιγότερο σημαντικοί αναφορικά με την ακρίβεια και τις προκλήσεις που ενδέχεται να συναντήσουμε όταν επιθυμούμε να προχωρήσουμε στην παραγωγή προβλέψεων. Η εποχιακότητα, για παράδειγμα, δε φαίνεται να παρουσιάζει δυσκολίες, δεδομένου πως μπορεί να προβλεφθεί με ικανοποιητική ακρίβεια, με τα σχετιζόμενα σφάλματα να λαμβάνουν χαμηλές τιμές. Από την άλλη, η τάση φαίνεται να αποτελεί ένα πολύ δυσκολότερο πρόβλημα, καθώς η τυχαιότητα και οι κυκλικές εναλλαγές καθιστούν την προέκτασή της αναξιόπιστη, οπότε και καταλήγουμε σε μεγάλα σφάλματα πρόβλεψης. Αυτός είναι και ο βασικός λόγος για τον οποίο οι απλές μέθοδοι σταθερού επιπέδου *Single* και *Naïve 2* παρουσιάζουν τόσο καλή απόδοση. Επιπλέον, ενώ πρόσθετες ιστορικές πληροφορίες συντελούν σε ελάχιστη βελτίωση της ακρίβειας, την ίδια στιγμή οι εκ φύσεως μη προβλεπόμενες κυκλικές μεταβολές διαδραματίζουν τον πλέον καθοριστικό ρόλο στην προβλεπτική ακρίβεια, οπότε και πρέπει να γίνουν αποδεκτές ως έχει. Επιπροσθέτως, η τυχαιότητα παίζει σημαντικό ρόλο, γεγονός αναμενόμενο, αν και οι άνθρωποι χαρακτηρίζονται από τη δυσκολία που τους διακρίνει να την αποδεχτούν, καθώς οι τυχαίες μεταβολές αυξάνουν την αβεβαιότητα και δημιουργούν άγχος, πίεση και ένταση. Τέλος, ο συνδυασμός των μεθόδων πρόβλεψης φαίνεται να βελτιώνει την ακρίβεια πρόβλεψης στην πλειοψηφία των περιπτώσεων, ενώ ταυτόχρονα οδηγεί σε μείωση της διακύμανσης των σφαλμάτων.

8.3 Μελλοντικές προεκτάσεις

Η παρούσα διατριβή, όπως και κάθε έρευνα, υφίσταται συγκεκριμένους περιορισμούς. Υπάρχουν σαφείς μελλοντικές προεκτάσεις που δύναται να συνεισφέρουν σε διάφορους τομείς: μέτρηση ακρίβειας με εναλλακτικούς τρόπους, μέθοδοι παραγωγής δεδομένων και διαδικασίας προσομοίωσης. Δίνονται, επίσης, πιθανές μελλοντικές προεκτάσεις για τη μεθοδολογία *ADIDA*.

Στα πλαίσια της διατριβής, εφαρμόστηκαν τρεις δείκτες σφάλματος ακρίβειας: *sMAPE*, *MASE* και *Percentage Better*. Η μελέτη περισσότερων δεικτών σφάλματος θα καταστήσει τα συμπεράσματα περισσότερο γενικά. Προτείνεται η χρήση ακόμα περισσότερων σφαλμάτων μέτρησης της ακρίβειας, αλλά απαραίτητη θεωρείται και η χρήση απλών σφαλμάτων (όπως το μέσο σφάλμα ή το μέσο τετραγωνικό σφάλμα) που

είναι κατάλληλα για τη μέτρηση της προκατάληψης και της διακύμανσης των σφαλμάτων αντίστοιχα. Επίσης, προτείνεται η μέτρηση της κατεύθυνσης των πραγματικών τιμών των χρονοσειρών έναντι των προβλέψεων, ώστε να καθοριστεί η πιθανή μεροληψία των μεθόδων κάτω από συγκεκριμένες συνθήκες.

Τα τελευταία 30 χρόνια, οι ερευνητές και χρήστες των προβλέψεων τείνουν να κατανοούν όλο και περισσότερο τους περιορισμούς που υφίστανται οι προβλέψεις. Για το λόγο αυτό, προτείνεται συχνά μαζί με τις σημειακές προβλέψεις να δίνονται και τα αντίστοιχα διαστήματα πρόβλεψης ή διαστήματα μέσα στα οποία εκτιμάται πως θα βρίσκεται η πραγματική τιμή δεδομένου ενός βαθμού εμπιστοσύνης. Οι Chatfield (1993) και Gooijer & Hyndman (2006) παραθέτουν σημαντικές επισκοπήσεις των μελετών που έχουν γίνει τα τελευταία 30 χρόνια στην έρευνα των διαστημάτων εμπιστοσύνης των προβλέψεων. Κλειδί για την επιτυχή παραγωγή των διαστημάτων προβλέψεων είναι η σύνδεση της εξίσωσης που υπολογίζει το διάστημα αυτό με τα χαρακτηριστικά του εκάστοτε μοντέλου πρόβλεψης. Θα πρέπει, λοιπόν, να συνυπολογίζεται η αβεβαιότητα με την οποία συνδέεται η επιλογή του μοντέλου αλλά και οι παράμετροι εκτίμησης αυτού, διαφορετικά καταλήγουμε στον υπολογισμό στενών διαστημάτων πρόβλεψης, των οποίων το θεωρητικό επίπεδο εμπιστοσύνης δε συμβαδίζει με το πραγματικό. Είναι χαρακτηριστικό πως έχει συντελεστεί ευρεία έρευνα στη δημιουργία διαστημάτων προβλέψεων βασισμένα σε συγκεκριμένα μοντέλα, ούτως ώστε να είναι και περισσότερο ρεαλιστικά (για παράδειγμα, McCullough, 1996; Kim, 1999; Clements & Taylor, 2001; Wall & Stoffer, 2002). Η παρούσα διατριβή εξετάσει την ακρίβεια μονάχα των σημειακών προβλέψεων. Προτείνεται, λοιπόν, ο υπολογισμός των αντίστοιχων διαστημάτων πρόβλεψης και ο καθορισμός της ποσοστιαίας πιθανότητας τα πραγματικά δεδομένα να βρίσκονται μέσα στα διαστήματα αυτά.

Σχετικά με τη διαδικασία που ακολουθήθηκε για την παραγωγή των προσομοιωμένων δεδομένων, προτείνεται, αρχικά, η γέννηση ακόμα περισσότερων χρονοσειρών μέσω υιοθέτησης περισσότερων βηματικών ποσοστιαίων επιπέδων διακύμανσης των τεσσάρων συνιστωσών (εποχιακότητα, τάση, κυκλικότητα και τυχαιότητα). Η προσθήκη αυτή θα οδηγήσει στη δημιουργία πολλαπλάσιων διακριτών συνδυασμών των παραγόντων. Εκτός από την αύξηση του αριθμού των επιπέδων, κρίνεται απαραίτητο να εισαχθούν περιπτώσεις που θα χαρακτηρίζονται από συγκεκριμένες αλλαγές, μόνιμες ή παροδικές, στο επίπεδο, την τάση ή ακόμα και στο εποχιακό πρότυπο των χρονοσειρών. Θα είναι εξαιρετικά ενδιαφέρονσα η παρακολούθηση και μελέτη των επιπτώσεων δομικών αλλαγών (*structural changes*) στην ακρίβεια πρόβλεψης αλλά και στους υπολογισμένους συντελεστές παλινδρόμησης. Η παρούσα διατριβή πραγματεύεται, παράγει, εξετάζει και μελετά μονάχα δεδομένα μηνιαίας συχνότητας (12 παρατηρήσεις ανά έτος), με χαρακτηριστικά που βασίζονται στα πρότυπα των μηνιαίων πραγματικών χρονοσειρών του διαγωνισμού *M3*, δίνοντας με τον τρόπο αυτό μία επιχειρησιακή διάσταση στα καταγεγραμμένα αποτελέσματα. Ενδιαφέρονσα διαφαίνεται η εξέταση χρονοσειρών εναλλακτικών συχνοτήτων (ετήσια ή τριμηνιαία δεδομένα) αλλά και χρονοσειρών πολύ μεγάλων συχνοτήτων (ημερήσια ή

ωριαία δεδομένα). Η φύση των παραγόντων που επηρεάζουν την ακρίβεια σε εναλλακτικές συχνότητες προβλέπεται να είναι διαφορετική. Επίσης, προτείνεται η επανεξέταση των μηνιαίων δεδομένων, χρησιμοποιώντας πλέον ως βάση διαφορετικά σύνολα πραγματικών δεδομένων για την ανάλυση και καθορισμό των επιπέδων των εξεταζόμενων παραγόντων. Τέλος, κρίσιμη και ταυτόχρονα δύσκολη θεωρείται η εξέταση εναλλακτικών μορφών προσομοίωσης, βασισμένες σε στοχαστικές έναντι ντετερμινιστικών διαδικασιών.

Η παρούσα διατριβή πραγματοποιεί την παραγωγή 18 μηνιαίων προβλέψεων και την αξιολόγηση της προβλεπτικής ικανότητας της κάθε μεθόδου στο σύνολο αυτών (*fixed-origin evaluation*), ακολουθώντας τη διαδικασία αξιολόγησης του διαγωνισμού M3. Στην πράξη, η διαδικασία αυτή έχει μερικά μειονεκτήματα (Tashman, 2000): απαιτείται μεγάλη περίοδος δοκιμασίας προκειμένου να δημιουργηθεί ένα ιστορικό προβλέψεων ενώ, ταυτόχρονα, οι παραχθείσες προβλέψεις ενδέχεται να έχουν επηρεαστεί αρκετά από πιθανή ακραία τιμή (*outlier*) της τελευταίας διαθέσιμης παρατήρησης. Μία εναλλακτική διαδικασία αξιολόγησης των προβλέψεων περιλαμβάνει τη διαδοχική ανανέωση της τελευταίας ιστορικής τιμής, καθώς νέα δεδομένα γίνονται διαθέσιμα, και την παραγωγή ανανεωμένων προβλέψεων βασισμένων στο σύνολο των διαθέσιμων δεδομένων (*rolling-origin evaluation*). Η τεχνική αυτή έχει μελετηθεί από τους Armstrong & Grohman (1972) και Armstrong (1985). Προτείνεται, λοιπόν, ως ένας εναλλακτικός τρόπος προσομοίωσης, η υιοθέτηση της τεχνικής αυτής και η σύγκριση των αποτελεσμάτων με την χρήση σταθερού συνόλου εκτός δείγματος παρατηρήσεων. Επιπλέον, ο Makridakis (1990) χρησιμοποιεί την τεχνική της κυλιόμενης προσομοίωσης (*sliding simulation*) προκειμένου να καταλήξει σε επιλογή της βέλτιστης, εκ των εξεταζόμενων τεχνικών, που παρουσιάζει αυξημένη ακρίβεια στις εκτός δείγματος παρατηρήσεις. Θα μπορούσε, συνεπώς, η προτεινόμενη μεθοδολογία αυτόματης επιλογής μεθόδων να εμπλουτιστεί με την διαδικασία της κυλιόμενης πρόβλεψης, κρατώντας ένα κρυφό σύνολο παρατηρήσεων κατά τη διαδικασία αξιολόγησης των μεθόδων. Με τον τρόπο αυτό η τελική επιλογή θα επαφίεται από το συνδυασμό των τεχνικών πρόβλεψης με το ελάχιστο εκτιμώμενο σφάλμα με αυτές με το ελάχιστο μετρήσιμο σφάλμα σε ένα υποσύνολο των δεδομένων.

Οι εξαχθέντες συντελεστές παλινδρόμησης χρησιμοποιήθηκαν για την κατασκευή ενός προτεινόμενου μοντέλου επιλογής μεθόδων πρόβλεψης. Τα αποτελέσματα έδωσαν αυξημένη προβλεπτική ικανότητα σε σχέση με το σύνολο των μεμονωμένων μεθόδων που εξετάστηκαν. Θα πρέπει, όμως, να γίνει συσχέτιση της βελτίωσης ακρίβειας με τη δυνητική μείωση του κόστους και κατ' επέκταση της αύξησης του κέρδους των επιχειρήσεων. Η αξιολόγηση στο κέρδος (*evaluation on the money*) θα συντελέσει την προτεινόμενη μεθοδολογία κατάλληλη για εφαρμογή σε κάθε είδος επιχείρησης, προσφέροντας ακριβείς, ποιοτικές και κερδοφόρες προβλέψεις.

Επιπλέον των προεκτάσεων που προκύπτουν από τη μελέτη των παραγόντων επίδρασης στην ακρίβεια των προβλέψεων, αποκαλύπτονται επίσης αρκετά ζητήματα

που απαιτούν περαιτέρω διερεύνηση σχετικά με τη μεθοδολογία *ADIDA*. Τα ζητήματα αυτά πρέπει να αναλυθούν και να γίνουν προσπάθειες για εξεύρεση λύσεων και απαντήσεων, με σκοπό την προώθηση της επιστημονικής έρευνας και κατανόησης στον τομέα των προβλέψεων. Μελλοντική έρευνα θα πρέπει να συμπεριλάβει την επίδραση και άλλων μεθόδων πρόβλεψης, που ως τώρα έχουν δοκιμαστεί μόνο εκτός των πλαισίων της προσέγγισης συνάθροισης. Επιπροσθέτως, η επαλήθευση των αποτελεσμάτων αυτής της μελέτης σε σύνολα δεδομένων διαφορετικής φύσης ή συχνότητας θα αποτελέσει χρήσιμη άσκηση, αλλά ταυτόχρονα μπορεί να αποκαλύψει πολλές λεπτομέρειες για τις δυνατότητες γενίκευσης των ευρημάτων και τη λειτουργία της μεθοδολογίας ως μηχανισμού «αυτό-βελτίωσης». Επιπλέον, ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η μελέτη της αλληλεπίδρασης της διαδικασίας με τεχνικές χειρισμού της εποχικότητας και η περισσότερο επικεντρωμένη έρευνα σε περιπτώσεις όπου τα δεδομένα διατίθενται απευθείας σε συναθροισμένη μορφή.

Τα εμπειρικά αποτελέσματα υποδεικνύουν ότι είναι πιθανόν να υφίσταται ένα βέλτιστο επίπεδο συνάθροισης (Nikolopoulos et al., 2011; Σπιθουράκης, 2011). Το γεγονός αυτό ισχύει τόσο για το κοινό επίπεδο σε σύνολο χρονοσειρών, όσο και για το ξεχωριστό επίπεδο ανά χρονοσειρά. Ωστόσο περαιτέρω έρευνα απαιτείται για να εξεταστεί θεωρητικά το ζήτημα, πέραν της εμπειρικής του επισκόπησης. Το ζήτημα αυτό σχετίζεται άμεσα με το γενικότερο ερώτημα του κατάλληλου χρονικού επιπέδου παραγωγής των προβλέψεων. Η ύπαρξη τυχόν βέλτιστων επιπέδων συνάθροισης πρέπει πρώτα να αποδειχθεί και στη συνέχεια τα επίπεδα αυτά να αναγνωριστούν με εξειδικευμένες τεχνικές που θα λαμβάνουν υπόψη όλα τα απαραίτητα χαρακτηριστικά και τις λανθάνουσες ιδιότητες εκάστοτε χρονοσειράς. Για την περίπτωση χρήσης κοινού επιπέδου συνάθροισης για το σύνολο των χρονοσειρών, πειράματα πρέπει να γίνουν με χρήση τόσο ομοιογενών και ανομοιογενών συνόλων για την αξιολόγηση της αποδοτικότητας μίας τέτοιας πρακτικής. Από την άλλη, για την προσέγγιση χρήσης ξεχωριστού επιπέδου συνάθροισης ανά χρονοσειρά, είναι απαραίτητη η ανεύρεση αποδοτικότερων μηχανισμών της εκ των προτέρων εκτίμησης του βέλτιστου επιπέδου συνάθροισης, ώστε να επιτυγχάνονται αποτελέσματα εγγύτερα στα θεωρητικά βέλτιστα. Τελικά, πρέπει να δοθούν τεκμηριωμένες απαντήσεις για τη φύση των δεδομένων που απαιτούν τη μία ή την άλλη αντιμετώπιση.

Μία ενδιαφέρουσα προοπτική έρευνας είναι η ενοποίηση της θεωρίας συνάθροισης, μέσω της εύρεσης συνδέσεων μεταξύ της συνάθροισης οικογενειών (πυραμίδων) και της χρονικής μη επικαλυπτόμενης συνάθροισης. Η κατεύθυνση αυτή θα καθιστούσε εφικτή την εγγενή μεταφορά αποτελεσμάτων και θεωριών από την πλήρη βιβλιογραφία της συνάθροισης οικογενειών στη χρονική συνάθροιση, παρέχοντας έτσι μία πολύ ευρύτερη θεωρητική βάση για την ανάπτυξη νέων ιδεών σε αυτόν τον τομέα. Επιπροσθέτως, αν και η ιδέα και ανάγκη συνάθροισης των δεδομένων είναι φανερή σε κάθε είδους επιχείρηση, μερικά πληροφοριακά συστήματα υποστήριξης προβλέψεων δεν προσφέρουν τεχνικές και διαδικασίες χρονικής συνάθροισης. Συνεπώς, υπάρχει

άμεση ανάγκη οι ιδέες αυτές να οδηγήσουν στον ανασχεδιασμό ανάπτυξης και χρήσης των λογισμικών προβλέψεων.

Εν κατακλείδι, στην παρούσα παράγραφο παρουσιάστηκαν και καταγράφηκαν μερικές μονάχα από το σύνολο των μελλοντικών προοπτικών που δύνανται να αποτελέσουν τη λογική ερευνητική συνέχεια της παρούσας διατριβής. Η ανάλυση των παραγόντων που επηρεάζουν την ακρίβεια πρόβλεψης των στατιστικών μεθόδων χρονοσειρών και η επαλήθευση και τεκμηρίωση της βασικής υπόθεσης της διατριβής, σε συνδυασμό με ένα μεγάλο πλήθος θετικών εμπειρικών αποτελεσμάτων, αναμένεται να αποτελέσουν την αφορμή για ακόμα περισσότερες θεωρητικές και εμπειρικές έρευνες σχετικά με τη στατιστική ακρίβεια, η οποία είναι εξέχουσας σημασίας για το ερευνητικό πεδίο των προβλέψεων και, κατ' επέκταση, της επιχειρησιακής έρευνας.

Βιβλιογραφία

Arinze, B. (1994) "Selecting appropriate forecasting models using rule induction", *Omega: The International Journal of Management Science*, Vol. 22, No. 6, pp. 647-658

Arinze, B., Kim, S. L., and Anandarajan, M. (1997) "Combining and selecting forecasting models using rule based induction", *Computers and Operations Research*, Vol. 24, No. 5, pp. 423-433

Armstrong, J. S., and Grohman, M. C. (1972) "A comparative study of methods for long-range market forecasting", *Management Science*, Vol. 19, pp. 211-221

Armstrong, J. S. (1985) *Long-range forecasting*, New York: Wiley-Interscience

Armstrong, J.S. (1987) "The forecasting audit", In: Makridakis, S. and Wheelwright, S.C. (Eds.), *The Handbook of Forecasting*, New York: John Wiley, pp. 584-602

Armstrong, J.S. and Collopy, F. (1992) "Error measures for generalizing about forecasting methods: empirical comparisons (with discussion)", *International Journal of Forecasting*, Vol. 8, pp. 69-111

Armstrong, J. S., Collopy, F. (1998) "Integration of statistical methods and judgment for time series forecasting: principles from empirical research", In: Wright G. and Goodwin, P. (Eds.), *Forecasting with judgment*, Chichester: John Wiley, pp. 269-293

Armstrong, J.S. (2001) *Principles of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners*. Boston, MA: Kluwer Academic Publishing

Armstrong, J. S. (2001a). "Evaluating forecasting methods", In: J. S. Armstrong (Ed.), *Principles of forecasting: A handbook for researchers and practitioners*, Boston, MA: Kluwer Academic Publishing, pp. 443 - 472

Armstrong, J. S. (2001b). "Combining forecasts", In: J. S. Armstrong (Ed.), *Principles of forecasting: A handbook for researchers and practitioners*, Boston, MA: Kluwer Academic Publishing, pp. 417 – 439

Armstrong, J. S., Adya, M., and Collopy, F. (2001) "Expert systems for forecasting In: J. S. Armstrong (Ed.), *Principles of forecasting: A handbook for researchers and practitioners*, Boston, MA: Kluwer Academic Publishing, pp. 285 –300

Assimakopoulos, V. (1995) "A Successive Filtering Technique for identifying long-term trends", *Journal of Forecasting*, Vol. 14, pp. 35-43

Assimakopoulos, V. and Nikolopoulos, N. (2000) "The theta model: a decomposition approach to forecasting", *International Journal of Forecasting*, Vol. 16, No. 4, pp. 521-530

Assimakopoulos, V., Kindinis, G. and Frantzeskakis, J. (1994) "Interurban Accident prediction by Administrative Area", *Institute of Transportation Engineers Journal*, Vol. 64, No. 1

Assimakopoulos, V., Makridakis, S., Pagourtzi, E., Petropoulos, F., Bougioukos, N. and Nikolopoulos, K. (2008) "PYTHIA - Complete System of Business Forecasting", *SFHMMY Annual Conference*, April 2008, Athens , Greece

Assimakopoulos, V. and Vafopoulos, M. (2000) "Financial Volatility Forecasting", *Economic and Financial Modeling*, Vol. 10, No. 4

Athanasopoulos, G., Hyndman, R. J., Song, H and Wu, D. C. (2011) "The tourism forecasting competition", *International Journal of Forecasting*, Vol. 27, No. 3, pp. 822-844

Babai, M. Z., Ali, M. M. and Nikolopoulos, K. (2011) "Impact of temporal aggregation on stock control performance of intermittent demand estimators: Empirical analysis", *Omega: International Journal of Management Science*, article in press

Barratt, M. A., Oliveira, A. (2001) "Exploring the experiences of collaborative planning initiatives", *International Journal of Physical Distribution and Logistics Management*, Vol. 31, No. 4, pp. 266–289

Beardsley, G., and Mansfield E. (1978) "A note on the accuracy of industrial forecasts of the profitability of new products and processes", *Journal of Business*, Vol. 51, pp. 127-135

Booth, H. (2006) "Demographic forecasting: 1980 to 2005 in review", *International Journal of Forecasting*, Vol. 22, pp. 547-581

Bougioukos, N., Tsiafa, E., Nikolopoulos, K. and Assimakopoulos, V. (2008) "ThetaAI: blending the theta model with Artificial Intelligence heuristics", *28th International Symposium on Forecasting ISF 2008*, June 22-25 2008, Nice, France

Box, G.E.P. and Jenkins, G.M. (1970) *Time series analysis: Forecasting and control*, San Francisco: Holden-Day

Brown, R.G. (1959) *Statistical forecasting for inventory control*, New York: McGraw-Hill

Brown, R.G. (1963) *Smoothing, forecasting and prediction of discrete time series*, Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall

Bruen M., Nasr A., Yang J. and Parmentier B. (2004) *Assessment of factors affecting flood forecasting accuracy and reliability*, Dublin, Ireland: University College Dublin, Department of Civil Engineering.

Caniato, F., Kalchschmidt, M., Verganti, R. (2002) "A forecasting approach to manage composite demand", In: Christiansen, J.K., Boer, H. (Eds.), *Operations Management and the New Economy*, Denmark: Copenhagen Business School, pp. 227-238.

Carbone, R. and Armstrong, J. S. (1982) "Evaluation of extrapolative forecasting methods: Results of a survey of academicians and practitioners", *Journal of Forecasting*, Vol. 1, pp. 215 - 217

Chatfield, C. (1988) "Apples, Oranges and Mean Square Error", *International Journal of Forecasting*, Vol. 4, pp. 515-518

Chatfield, C. (1993) "Calculating interval forecasts", *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 11, pp. 121-135

Clemen, R.T. (1989) "Combining forecasts: A review and annotated biography (with discussion)" *International Journal of Forecasting*, Vol. 5, pp. 559-583

Clements, M. P. and Taylor, N. (2001) "Bootstrapping prediction intervals for autoregressive models", *International Journal of Forecasting*, Vol. 17, pp. 247-267

Collopy, F. and Armstrong, J. S. (1992) "Rule-Based Forecasting: development and validation of an expert systems approach to combining time series extrapolations", *Management Science*, Vol. 38, No. 10, pp. 1394-1414

Cooper, R. L. (1972) "The predictive performance of quarterly econometric models of the United States", In: Hickman, B. G. (Ed.), *Econometric Models of Cyclical Behavior, Studies in Income and Wealth*, New York: Columbia University Press, Vol. 11, No. 36, pp. 813-925

Crone, S. F., Hibon, M. and Nikolopoulos K. (2011) "Advances in forecasting with neural networks? Empirical evidence from the NN3 competition on time series prediction", *International Journal of Forecasting*, Vol. 27, No. 3, pp. 635-660

- Croston, J.D. (1972) "Forecasting and Stock Control for Intermittent Demands", *Operational Research Quarterly*, Vol. 23, No. 3, pp. 289-303
- Dalrymple, D. J. (1987) "Sales forecasting practices", *International Journal of Forecasting*, Vol. 3, pp. 379-391
- Danese, P. and Kalchschmidt M. (2011) "The role of the forecasting process in improving forecast accuracy and operational performance", *International Journal of Production Economics*, Vol. 131, pp. 204-214
- Dangerfield, B. J. and Morris, J. S. (1992) "Top-down or bottom-up: Aggregate versus disaggregate extrapolations", *International Journal of Forecasting*, Vol. 8, pp. 233-241
- Dawes R. M. (1979) "The robust beauty of improper linear models in decision making", *American Psychologist*, Vol. 34, No. 7, pp. 571-582
- De Gooijer, J. G. (1990) "The role of time series analysis in forecasting: a personal view", *International Journal of Forecasting*, Vol. 6, pp. 449-451
- De Gooijer, J. G. and Hyndman, R. J. (2006) "25 years of time series forecasting", *International Journal of Forecasting*, Vol. 22, pp. 443-473
- DeSanctis, G. (1984) "Computer graphics as decision aids: Directions for research", *Decision Science*, Vol. 15, pp. 463-487
- Dickson, G. W., Senn, J. A., and Chervany, N. L. (1977) "Research in management information systems - Minnesota experiments", *Management Science*, Vol. 23, pp. 913-923
- Easingwood, C.J. (1989) "An analogical approach to the long term forecasting of major new product sales", *International Journal of Forecasting*, Vol. 5, pp. 69-82
- Enns, S.T. (2002) "MRP performance effects due to forecast bias and demand uncertainty", *European Journal of Operational Research*, Vol. 138, No. 1, pp. 87-102
- Fildes, R. (1990) "The organization and improvement of market forecasting", *10th International Symposium on Forecasting*, Delphi, Greece.
- Fildes, R. and Hastings, R. (1994) "The organization and improvement of market forecasting", *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 45, pp. 1-16
- Fildes, R., Goowin, P., Lawrence, M. and Nikolopoulos, K. (2009) "Effective forecasting and judgmental adjustments: an empirical evaluation and strategies for improvement in supply-chain planning", *International Journal of Forecasting*, Vol. 25, pp. 3-23

Findley, D.F., Monsell, B.C., Bell, W.R., Otto, M.C and Chen, B.C. (1998) "New Capabilities and Methods of the X-12-ARIMA Seasonal Adjustment Program", *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 16, No. 2, pp. 127-152

Gabor, D. (1963) *Inventing the Future*. London: Sacker and Warburg

Gardner, E.S. (1983) "Automatic monitoring of forecast errors", *Journal of Forecasting*, Vol. 2, pp. 1-21

Gardner, E.S. (1985) "CUSUM vs smoothed-error forecast monitoring schemes - some simulation results", *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 36, pp. 43-47

Gardner, E.S. (1985) "Exponential Smoothing: The State of the Art" *Journal of Forecasting*, Vol. 4, pp. 1-28

Gardner, E.S. (2006) "Exponential Smoothing: The State of the Art - Part II", *International Journal of Forecasting*, Vol. 22, pp. 637-666

Gardner, E. S. and Makridakis S. (1988) "The future of forecasting", *International Journal of Forecasting*, Vol. 4, pp. 321-324

Gardner, E.S. and McKenzie, E. (1985) "Forecasting trends in time series", *Management Science*, Vol. 31, pp. 1237-1246

Gardner, E.S. and McKenzie, E. (1988) "Model identification in exponential smoothing", *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 3, pp. 863-867

Gartner W. B. and Thomas R. J. (1993) "Factors affecting new product forecasting accuracy in new firms", *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 10, pp. 35-52

Golder, E.R. and Settle, J.G. (1976) "Monitoring schemes in short-term forecasting", *Operational Research Quarterly*, Vol. 27, pp. 489-501

Goodwin, P. and Lawton, R. (1999) "On the asymmetry of the symmetric MAPE", *International Journal of Forecasting*, Vol. 15, pp. 405-408

Goodwin, P. (1996) "Statistical correction of judgmental point forecasts and decisions", *Omega: International Journal of Management Science*, Vol. 24, pp. 551-559

Goodwin, R and Fildes, R. (1999) "Judgmental forecasts of time series affected by special events: does providing a statistical forecast improve accuracy?", *Journal of Behavioral Decision Making*, Vol. 12, pp. 37-53

Gorr, W. and Harries, R. (2003) "Introduction to crime forecasting", *International Journal of Forecasting*, Vol. 19, pp. 551-555

Gorr, W.L. and Ord, J.K. (2009) "Introduction to time series monitoring", *International Journal of Forecasting*, Vol. 25, No. 3, pp. 463-466

Granger, C. and Jeon, Y. (2007) "Long-term forecasting and evaluation", *International Journal of Forecasting*, Vol. 23, pp. 539-551

Green, K.C. and Armstrong, J.S. (2007) "Structured analogies for forecasting", *International Journal of Forecasting*, Vol. 23, pp. 365-376

Groff, G. K. (1973) "Empirical comparison of models for short-range forecasting", *Management Science*, Vol. 20, pp. 22-31

Grove, W. M., Zald, D. H., Lebow, B. S., Snitz, B. E. and Nelson, C. (2000) "Clinical Versus Mechanical Predictions: A Meta Analysis", *Psychological Assessment*, Vol. 12, No. 1, pp. 19-30.

Hanke, J.E. and Wichern, D.W. (2009) *Business Forecasting* (9th ed.), Upper Saddle River, New Jersey: Pearson Education Inc

Herbig, P., Milewicz, J. and Golden, J.E. (1994) "Differences in forecasting behaviour between industrial product firms and consumer product firms", *Journal of Business and Industrial Marketing*, Vol. 9, pp. 60-69

Hibon, M., Young, P. and Scaglione, M. (2007) "T-Competition", *Forecasting Principles*

Hippert, H.S., Pedreira, C.E. and Souza, R.C. (2001) "Neural networks for short-term load forecasting: A review and evaluation", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 16, pp. 44-55

Hogarth R. M. (1987) *Judgement and Choice* (second edition), New York, USA: Wiley

Hogarth, R. M. and Makridakis, S. (1981) "Forecasting and planning: An evaluation", *Management Science*, Vol. 27, No. 2, pp. 115-138

Holt, C.C. (1957) "Forecasting seasonal and trends by exponentially weighted moving averages", *Office of Naval Research*, Research Memorandum, No. 52

Hyndman, R.J. and Billah, B. (2003) "Unmasking Theta Model", *International Journal of Forecasting*, Vol. 19, No. 4, pp. 287-290

Hyndman, R.J. and Koehler, A.B. (2006) "Another look at measures of forecast accuracy", *International Journal of Forecasting*, Vol. 22, pp. 679-688

James, W. and Stein, C. (1961) "Estimation with quadratic loss", *Proceedings of the 4th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, Vol. 1. Berkeley, CA: University of California Press, pp. 361-379

Kahn, H. and Wiener, A.J. (1967) *The Year 2000: A framework for speculation on the next thirty-three years*. New York: Mac Millan Company

Kahneman, D. and Tversky, A. (1973) "On the psychology of prediction", *Psychological Review*, Vol. 80, pp. 7-251

Kahneman, D. (2011) *Thinking, Fast and Slow*, New York, USA: Farrar, Straus and Giroux

Kalchschmidt, M., Zotteri, G. and Verganti, R. (2003) "Inventory management in a multiechelon spare parts supply chain", *International Journal of Production Economics*, Vol. 81-82, pp. 165-181

Kim, J. A. (1999) "Asymptotic and bootstrap prediction regions for vector autoregression", *International Journal of Forecasting*, Vol. 15, pp. 393-403

Kirby, R. M. (1966) "A comparison of short and medium range statistical forecasting methods", *Management Science*, Vol. 13, No. 4, pp. 202-210

Kolassa, S. (2011) "Combining exponential smoothing forecasts using Akaike weights", *International Journal of Forecasting*, Vol. 27, pp. 238-251

Krampf, R. F. (1972) *The turning point problem in smoothing models*, PhD Thesis, University of Cincinnati, Ohio, USA

Lawrence, M. (1983) "An extrapolation of some practical issues in the use of quantitative forecasting models", *Journal of Forecasting*, Vol. 2, pp. 169-179

Lawrence, M., Edmundson, R. H. and O'Connor, M. J. (1986) "An examination of the accuracy of judgemental extrapolation of time series", *International Journal of Forecasting*, Vol. 1, pp. 25-35

Lawrence, M. and Makridakis, S. (1989) "Factors affecting judgmental forecasts and confidence intervals", *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, Vol. 42, pp. 172-187

Lee, W.Y., Goodwin, P., Fildes, R., Nikolopoulos, K. and Lawrence, M. (2007) "Providing support for the use of analogies in demand forecasting tasks" *International Journal of Forecasting*, Vol. 23, No. 3, pp. 377-390

Lemon, G.H. and Krutchkoff, R.G. (1969) "Smooth empirical Bayes estimators: with results for the binomial and normal situations", *Proceedings of the Symposium on Empirical Bayes Estimation and Computing in Statistics*, Texas Tech University Mathematics Series No. 6, pp. 110-140

Levine, A. H. (1967) "Forecasting techniques", *Management Accounting*, pp. 86-95

Lim, J. and O'Connor, M. (1995) "Judgmental adjustment of initial forecasts - its effectiveness and biases", *Journal of Behavioral Decision Making*, Vol. 8, pp. 149-168

Mahmoud, E. (1984) "Accuracy in forecasting: a survey", *Journal of Forecasting*, Vol. 3, pp. 139-159

Mahmoud, E., Rice, G. and Malhotra, N. (1986) "Emerging issues in sales forecasting and decision support systems", *Journal of Academy of Marketing Science*, Vol. 16, pp. 47-61

Mahmoud, E., DeRoeck, R., Brown, R. and Rice, G. (1992) "Bridging the gap between theory and practice in forecasting", *International Journal of Forecasting*, Vol. 8, pp. 251-267

Makridakis, S. (1990) *Forecasting, Planning and Strategy for the 21st Century*, New York: Free Press

Makridakis, S. (1990) "Sliding simulation: a new approach to time series forecasting", *Management Science*, Vol. 36, pp. 505-512

Makridakis, S. (1993) "Accuracy measures - theoretical and practical concerns", *International Journal of Forecasting*, Vol. 9, pp. 527-529

Makridakis, S. (1996) "Forecasting: its role and value for planning and strategy", *International Journal of Forecasting*, Vol. 12, pp. 513-537

Makridakis, S., Andersen, A., Carbone, R., Fildes, R., Hibon, M., Lewandowski, R., Newton, J., Parzen E. and Winkler, R. (1982) "The accuracy of extrapolation (time series) methods: results of a forecasting competition", *Journal of Forecasting*, Vol. 1, pp. 111-153

Makridakis, S., Assimakopoulos, V., Bougioukos, N., Nikolopoulos, K., Petropoulos, F., and Pagourtzi, E. (2008) "Pythia: an intelligent forecasting support system", *28th International Symposium on Forecasting ISF 2008*, June 22-25 2008, Nice, France

Makridakis, S., Chatfield, C., Hibon, M., Lawrence, M., Mills, T., Ord K. and Simmons L.F. (1993) "The M2-Competition - A real-time judgmentally based forecasting study", *International Journal of Forecasting*, Vol. 9, pp. 5-22

Makridakis, S. and Hibon, M. (1979) "Accuracy of forecasting an empirical investigation (with discussion)", *Journal of the Royal Statistical Society A*, Vol. 142, pp. 97-145

Makridakis, S., Hibon, M., Lusk, E., and Belhadjali, M. (1987) "Confidence intervals: an empirical investigation of the series in the M-competition", *International Journal of Forecasting*, Vol. 3, No. 3-4, pp. 489-508.

Makridakis, S. and Hibon, M. (2000) "The M3-Competition: Results, conclusions and implications", *International Journal of Forecasting*, Vol. 16, No. 4, pp. 451-476

Makridakis, S. and Winkler, R. (1983) "Average of Forecasts: Some Empirical Results", *Management Science*, Vol. 29, No 9, pp. 987-996

Makridakis, S., Wheelwright, S.C. and Hyndman, R.J. (1998) *Forecasting: Methods and Applications* (3rd ed.), New York: John Wiley and Sons

Maris, K., Koutsothymiou, D., Petropoulos, F., Petra, E., Evangelopoulos, P., Assimakopoulos, V. and Nikolopoulos, K. (2010) "A regression-based methodology for efficiently building futures' portfolios", *Empirical Economics Letters*, forthcoming

Maris, K., Nikolopoulos, K., Giannelos, K. and Assimakopoulos V. (2007) "Options trading driven by volatility directional accuracy", *Applied Economics*, Vol. 39, No. 2, pp. 253-260

Maris, K., Pantou, G., Nikolopoulos, K., Pagourtzi, E. and Assimakopoulos, V. (2004) "A study of financial volatility forecasting techniques in the FTSE/ASE 20 index", *Applied Economics Letters*, Vol. 11, No. 7, pp. 453-457

Mathews, B. P. and Diamantopoulos, A. (1986) "Managerial intervention in forecasting: An empirical investigation of forecast manipulation", *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 3, pp. 3-10

Mathews, B. P. and Diamantopoulos, A. (1989) "Judgemental revision of sales forecasts: A longitudinal extension", *Journal of Forecasting*, Vol. 8, pp. 129-140

Mathews, B. P. and Diamantopoulos, A. (1990a) "Judgemental revision of sales forecasts: Effectiveness of forecast selection", *Journal of Forecasting*, Vol. 9, pp. 407-415

Mathews, B. P. and Diamantopoulos, A. (1990b) "Factors affecting subjective revision in forecasting", *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 6, pp. 283-297

McClain, J.O. (1988) "Dominant time series monitoring methods", *International Journal of Forecasting*, Vol. 4, pp. 563-572

McCullough, B. D. (1996) "Consistent forecast intervals when the forecast-period exogenous variables are stochastic", *Journal of Forecasting*, Vol. 15, pp. 293-304

McHugh, A. K. and Sparkes, J. R. (1983) "The forecasting dilemma", *Management Accounting*, Vol. 61, No. 3, pp. 30-34

- Meehl, P. (1954) *Clinical Versus Statistical Predictions: A Theoretical Analysis and a Review of the Evidence*. Minneapolis, USA: Minneapolis University Press
- Mendenhall, W. and Sincich, T. (1996) *A second course in statistics: regression analysis* (5th ed.), Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall
- Mentzer, J. T. and Bienstock, C. (1998) *Sales Forecasting Management*. London: Sage Publications
- Mentzer, J. T. and Cox Jr., J. E. (1984a) "A model of the determinants of achieved forecast accuracy", *Journal of Business Logistics*, Vol. 5, pp. 143-155
- Mentzer, J. T. and Cox Jr., J. E. (1984b) "Familiarity, application and performance of sales forecasting techniques", *Journal of Forecasting*, Vol. 3, pp. 27-36
- Mentzer, J. T. and Kahn, K. B. (1995) "Forecasting technique familiarity, satisfaction, usage and application", *Journal of Forecasting*, Vol. 14, No. 5, pp. 465-476
- Miller, D. and Williams, D. (2003) "Shrinkage estimators of time series seasonal factors and their effect on forecasting accuracy", *International Journal of Forecasting*, Vol. 19, No. 4, pp. 669-684
- Moon, M. A. and Mentzer, J. T. (1998) "Seven keys to better forecasting", *Business Horizons*, Vol. 41, No. 5, pp. 44-52
- Moon, M. A., Mentzer, J. T. and Smith, C. D. (2003) "Conducting a sales forecasting audit", *International Journal of Forecasting*, Vol. 19, pp. 5-25
- Mosteller, F., Siegel, A., Trapido, E. and Youtz, C. (1981) "Eye fitting straight lines", *The American Statistician*, Vol. 35, pp. 150-152
- Naylor, T. H. and Seaks, T. G. (1972) "Box-Jenkins methods: an alternative to econometric models", *International Statistical Review*, Vol. 40, No. 2, pp. 113-137
- Newbold, P. (1983) "The competition to end all competitions", *Journal of Forecasting*, Vol. 2, pp. 276-279
- Newbold, P. and Granger, C. W. J. (1974) "Experience with forecasting univariate time series and the combination of forecasts (with Discussion)", *Journal of the Royal Statistical Society, Series A*, Vol. 137, pp. 131-165
- Nikolopoulos, K. and Assimakopoulos, V. (2004) "Generalizing the Theta Model", *International Symposium on Forecasting ISF 2004*, July 4-7 2004, Sydney, Australia
- Nikolopoulos, K., Assimakopoulos, V., Bougioukos, N. and Petropoulos F. (2008) "Advances in Theta model", Working Paper No. 0023, University of Peloponnese, Department of Economics

Nikolopoulos, K., Maris, K., Pantou, G., Metaxiotis, K. and Assimakopoulos, V. (2003) "Forecasting Volatility with the Theta Model", *Empirical Economics Letters*, Vol. 2, No. 6, pp. 216-227

Nikolopoulos, K., Syntetos, A. and Babai, Z. (2007) "A new intermittent demand approach via combining Croston's method and the Theta model", *22nd European Conference on Operational Research EURO XXII*, July 8-11 2007, Prague, Czech Republic

Nikolopoulos K., Syntetos A., Boylan J., Petropoulos F. and Assimakopoulos V. (2011) "An Aggregate - Disaggregate Intermittent Demand Approach (ADIDA) to Forecasting: An Empirical Proposition and Analysis", *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 62, pp. 544-554

Nikolopoulos K., Litsa A., Petropoulos F. and Assimakopoulos V. (2012) "Forecasting the success of Policy Implementation Strategies with Structured Analogies, Delphi and Interaction Groups", *International Journal of Forecasting*, forthcoming

Ord, J. K., Koehler, A. B., Snyder, R. D. and Hyndman, R. J. (2009) "Monitoring processes with changing variances", *International Journal of Forecasting*, Vol. 25, No. 3, pp. 518-525

Pagano T., Hartmann H. C. and Sorooshian S. (2002) "Factors affecting seasonal forecast use in Arizona water management: a case study of the 1997-98 El Nino", *Climate Research*, Vol. 21, pp. 259-269

Pagourtzi, E., Assimakopoulos, V., Litsa, A. and Petropoulos, F. (2008) "The advanced Forecasting Information System PYTHIA: an application in time series of mortgage loans in U.K.", *Pacific Rim Real Estate Society Conference 2008 (Proceedings)*, January 20-23 2008, Kuala Lumpur, Malaysia

Pagourtzi, E., Makridakis, S., Assimakopoulos, V. and Litsa, A. (2008) "The advanced Forecasting Information System PYTHIA: an application in Real Estate time series", *Journal of European Real Estate Research*, Vol.1, pp.114-138

Pagourtzi, E., Metaxiotis, K., Nikolopoulos, K., Giannelos, K. and Assimakopoulos, V. (2007) "Real estate valuation with Artificial Intelligence approaches" *International Journal of Intelligent Systems Technologies and Applications*, Vol. 2, No. 1, pp. 50-57

Pagourtzi, E., Nikolopoulos and Assimakopoulos, V. (2003) "GFIS (Geographic Forecasting Information System): A case study in water resources management", *The GLOBAL NEST: the International Journal*, Vol. 5, No. 2, pp. 11-18

Pagourtzi, E., Nikolopoulos, K. and Assimakopoulos, V. (2006) "Architecture for a real estate analysis information system using GIS techniques integrated with Fuzzy theory" *Journal of Property Investment and Finance*, Vol. 24, No. 1, pp. 68-78

Parente F. J., Anderson J. K., Myers P. and O'Brien T. (1984) "An examination of factors contributing to Delphi accuracy", *Journal of Forecasting*, Vol. 3, pp. 173-182

Patelis, A., Petropoulos, C., Nikolopoulos, K., Assimakopoulos, V. and Lin, B. S. (2005) "Tourism planning decision support within an e-government framework", *International Journal of Electronic Government*, Vol. 2, No. 2, pp. 134-143

Pegel, C. C. (1969) "Exponential forecasting: some new variations", *Management Science*, Vol. 12, pp. 311-315

Peterson, R. T. (1990) "The role of experts' judgment in sales forecasting", *Journal of Business Forecasting*, Vol. 9, No. 2, pp. 16-21

Petropoulos, C., Patelis, A., Metaxiotis, K., Nikolopoulos, K. and Assimakopoulos, V. (2003) "SFTIS: A decision support system for tourism demand forecasting", *Journal of Computer Information Systems*, Vol. 44, No. 1, pp. 21-32

Petropoulos, F., Nikolopoulos, K. and Assimakopoulos, V. (2008) "Theta-Croston and Croston-Theta: investigating new ideas for Intermittent Demand forecasting", *28th International Symposium on Forecasting ISF 2008*, June 22-25 2008, Nice, France

Petropoulos, F., Nikolopoulos, K. and Assimakopoulos, V. (2008) "An expert system for forecasting mutual funds in Greece", *International Journal of Electronic Finance*, Vol. 2, No. 4, pp. 404-418

Petropoulos, F., Nikolopoulos, K., Assimakopoulos, V., Pagourtzi, E. and Bougioukos, N. (2007) "Optimizing the Theta model for the T-Competition data", *22nd European Conference on Operational Research EURO XXII*, July 8-11 2007, Prague, Czech Republic

Petropoulos, F., Nikolopoulos, K., Bougioukos, N., Pagourtzi, E., and Assimakopoulos, V. (2007) "On the Quest of a Batch-time-series Forecasting Benchmark", *INFORMS Annual Conference*, November 4-7 2007, Seattle, USA

Poler, R. and Mula, J. (2011) "Forecasting model selection through out-of-sample rolling horizon weighted errors", *Expert Systems with Applications*, Vol. 38, pp. 14778-14785

Rayer S. and Smith S. K. (2010) "Factors affecting the accuracy of subcounty population forecasts", *Journal of Planning Education and Research*, Vol. 30, No. 2, pp. 147-161

Remus, W. (1984) "An empirical investigation of the impact of graphical and tabular data presentation on decision making", *Management Science*, Vol. 30, pp. 533-542

Ritzman, L. P., King, B. E. (1993) "The relative significance of forecast errors in multistage manufacturing", *Journal of Operations Management*, Vol. 11, pp. 51-65

Sanders, N. R., Manrodt, K. B. (1994) "Forecasting practices in US corporations: survey results", *Interfaces*, Vol. 24, No. 2, pp. 92–100

Sanders, N. R. and Manrodt, K. B. (2003) "The efficacy of using judgmental versus quantitative forecasting methods in practice", *Omega*, Vol. 31, pp. 511–522

Sanders, N. R. and Ritzman, L. P. (2001) "Judgmental adjustment of statistical forecasts", In: J. S. Armstrong (Ed.), *Principles of forecasting: A handbook for researchers and practitioners*, Boston, MA: Kluwer Academic Publishing, pp. 405–416

Shiskin, J., Young, A.H. and Musgrave, J.C. (1967) "The X-11 variant of the census method II seasonal adjustment program", *Bureau of the Census*, Technical Paper No. 15

Simon, J.L. (1985) "Controversy: forecasting the long-term trend of raw material availability", *International Journal of Forecasting*, Vol. 1, pp. 85-93

Slovic, P. (1972) "Psychological study of human judgement: implications for investment decision making", *Journal of Finance*, Vol. 27, pp. 779-799

Slutsky, E. (1937) "The summation of random causes as the source of cyclic processes", *Econometrica*, Vol. 5, pp. 105-146

Small, R. L. (1980) "Sales forecasting in Canada: A survey of practices", *The Conference Board of Canada*, Study No. 66

Smaros, J. (2007) "Forecasting collaboration in the European grocery sector: observations from a case study", *Journal of Operations Management*, Vol. 25, pp. 702-716

Snyder, R.D. and Koehler, A.B. (2009) "Incorporating a tracking signal into a state space model", *International Journal of Forecasting*, Vol. 25, No. 3, pp. 526-530

Surowiecki, J. (2005) *The Wisdom of Crowds*, New York, USA: Anchor Book

Syntetos, A. A. and Boylan J. E. (2001) "On the bias of intermittent demand estimates", *International Journal of Production Economics*, Vol. 71, pp. 457-466

Syntetos, A. A. and Boylan J. E. (2005) "The accuracy of intermittent demand estimates", *International Journal of Forecasting*, Vol. 21, pp. 303-314

Tashman L. J. (2000) "Out-of-sample tests of forecasting accuracy: an analysis and review", *International Journal of Forecasting*, Vol. 16, No. 4, pp. 437-450

Teunter, R. and Sani, B. (2009) "On the bias of Croston's forecasting method", *European Journal of Operational Research*, Vol. 194, pp. 177-183

Theil, H. (1966) *Applied economic forecasting*, Amsterdam: North-Holland

Trigg, D.W. (1964) "Monitoring a forecasting system", *Operational Research Quarterly*, Vol. 15, pp. 271-274

Tull, D. S. (1967) "The relationship of actual and predicted sales in new product introductions", *The Journal of Business*, Vol. 40, pp. 233-250

Turoff, M. and Linstone, H.A. (2002) *The Delphi Method, Techniques and Applications*, Electronic Version

Tversky A. and Kahneman D. (1982) "Judgement under uncertainty: heuristics and biases", In D. Kahneman, P. Slovic, A. and Tversky (Eds.), *Judgement under uncertainty: heuristics and biases*, Cambridge: Cambridge University Press, pp. 3-20

Vollmann, T.E., Berry, W.L., Whybark, D.C. (1992) *Manufacturing Planning and Control Systems* (3rd edition), Homewood, IL: Richard D. Irwin Corp.

Wall, K. D. and Stoffer, D. S. (2002) "A state space approach to bootstrapping conditional forecasts in ARMA models", *Journal of Time Series Analysis*, Vol. 23, pp. 733 – 751

Wagenaar, W. A. and Sagaria S. D. (1975) "Misperception of exponential growth", *Perception and Psychophysics*, Vol. 18, pp. 416-422

Watson, D. C. (1996) "Forecasting in the Scottish electronics industry", *International Journal of Forecasting*, Vol. 12, pp.361–371

Webby, R., O'Connor, M. and Edmundson, B. (2005) "Forecasting support systems for the incorporation of event information: An empirical investigation", *International Journal of Forecasting*, Vol. 21, pp. 411-423

Wheelright, S. C. and Clarke, D. G. (1976) "Corporate forecasting: Promise and reality", *Harvard Business Review*, Vol. 54, pp. 40-47

Winklhofer, H. M. and Diamantopoulos, A. (2002) "Managerial evaluation of sales forecasting effectiveness: A MIMIC modeling approach", *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 19, No. 2, pp. 151-166

Winters, P.R. (1960) "Forecasting sales by exponentially weighted moving averages", *Management Science*, Vol. 6, pp. 324-342

Witt, S. and Witt, C. (1992) *Modeling and forecasting demand in tourism*, Academic Press: London

Wright, D.J., Capon, G., Page, R., Quiroga, J., Taseen, A.A. and Tomasini, F. (1986) "Evaluation of forecasting methods for decision support", *International Journal of Forecasting*, Vol. 2, No. 2, pp. 139–153

Wright, G., Lawrence, M.J. and Collopy, F. (1996) "The role and validity of judgment in forecasting", *International Journal of Forecasting*, Vol. 12, No. 1, pp. 1-8

Xidonas, P., Petropoulos, F., Mavrotas, G., Ntanos, C., Nikolopoulos, K., Askounis, D., Psarras J. and Assimakopoulos, V. (2009) "An integrated quantitative framework for active equity portfolio engineering", *23rd European Conference on Operational Research EURO XXIII*, July 5-8 2009, Bonn, Germany

Yokum, J. T. and Armstrong, J. S. (1995) "Beyond accuracy: Comparison of criteria used to select forecasting methods", *International Journal of Forecasting*, Vol. 11, pp. 591-597

Zhang, G., Patuwo, B.E. and Hu, M.Y. (1998) "Forecasting with Artificial networks: The state of the art", *International Journal of Forecasting*, Vol. 14, pp. 35-62

Zhao, X. and Xie, J. (2002) "Forecasting errors and the value of information sharing in a supply chain", *International Journal of Production Research*, Vol. 40, No. 2, pp. 311-335

Ασημακόπουλος, Β. (2006) *Μέθοδοι Προβλέψεων*, Αθήνα: Πανεπιστημιακές Εκδόσεις ΕΜΠ

Δεσαλέρμος, Α. (2011) *Μελέτη Υλοποίηση και αξιολόγηση τεχνικών βελτιστοποίησης παραμέτρων εκθετικής*. Διπλωματική Εργασία. Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα, Ελλάδα

Καταγής, Α. (2009) *Επισκόπηση της μεθόδου "Structured Analogies" και των εφαρμογών της*. Διπλωματική Εργασία. Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα, Ελλάδα

Καψιάνης, Π. (2007) *Μέθοδος Δελφών - Υλοποίηση δικτυακής και διαδικτυακής εφαρμογής*. Διπλωματική Εργασία. Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα, Ελλάδα

Μακρυδάκης Σ., Hogarth, R. and Gaba, A. (2009) *Χορεύοντας με την τύχη*, Αθήνα: Εκδόσεις Κριτική

Νικολόπουλος, Κ. (2002) *Ολοκληρωμένη μεθοδολογία και πληροφοριακό σύστημα παραγωγής επιχειρηματικών προβλέψεων*. Διδακτορική Διατριβή. Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα, Ελλάδα

Πετράκης, Δ. (2010) *Εφαρμογή κατάλληλης μεθοδολογίας πρόβλεψης σε δεδομένα διακοπόμενης ζήτησης. Η περίπτωση της αποθήκης ανταλλακτικών του εργοστασίου της COCA-COLA 3E στην Πάτρα*. Μεταπτυχιακή Εργασία. Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα, Ελλάδα

Πετρόπουλος, Φ. (2007) *Βελτιστοποίηση Μεθόδου Πρόβλεψης θ και Εφαρμογή επί των Μηνιαίων Δεδομένων των Διαγωνισμών M3 και T*. Διπλωματική Εργασία. Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα, Ελλάδα

Πετρόπουλος Φ. and Ασημακόπουλος Β. (2011) *Επιχειρησιακές Προβλέψεις*, Αθήνα: Εκδόσεις Συμμετρία

Σπιθουράκης, Γ. (2011) *Θεωρητική Ανάλυση και εμπειρική μελέτη εφαρμογής μεθοδολογίας προβλέψεων ADIDA σε δεδομένα συνεχούς ζήτησης*. Διπλωματική Εργασία. Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα, Ελλάδα

Παράρτημα

Λίστα Δημοσιεύσεων

Π.1 Σε επιστημονικά περιοδικά

1. **Petropoulos F.**, Makridakis S. and Assimakopoulos V. (2012) “Factors Affecting Time Series Forecasting Accuracy and the Extent of Such Influence”, Submitted to *Journal of Forecasting* [Impact Factor: 0.655]
2. Nikolopoulos K., Litsa A., **Petropoulos F.** and Assimakopoulos V. (2012) “Forecasting the success of Policy Implementation Strategies with Structured Analogies, Delphi and Interaction Groups”, Submitted to *International Journal of Forecasting* [Impact Factor: 1.853]
3. Spithourakis G., **Petropoulos F.**, Nikolopoulos K., and Assimakopoulos V. (2012) “A Systemic View of ADIDA framework”, Submitted to *IMA Management Mathematics* [Impact Factor: 0.608]
4. **Petropoulos F.**, Nikolopoulos K., Spithourakis G. and Assimakopoulos V. (2012) “Empirical heuristics for improving Supply Chain Forecasting for Intermittent Demand SKUs”, Submitted to *Foresight: The International Journal of Applied Forecasting*
5. Nikolopoulos K., Litsa A., **Petropoulos F.**, Metaxiotis K., and Assimakopoulos V. (2012) “A web-based Information System for supporting local government in policy implementation”, *International Journal of Business Information Systems*, Accepted
6. Nikolopoulos K., Assimakopoulos V., Bougioukos N., Litsa A., and **Petropoulos F.** (2012) “The Theta model: An essential forecasting tool For Supply Chain planning”, in: Lee G. (ed.), *Advances in Automation and Robotics Vol. 2, Lecture Notes in Electrical Engineering*, Vol. 123, pp. 431-437

7. Litsa A., Nikolopoulos K. and **Petropoulos F.** (2012) "Forecasting The Success Of Governmental 'Incentivized' Initiatives: Case Study Of A New Policy Promoting The Replacement of Old Household Air-conditioners", *Journal of Knowledge Management, Economics and Information Technology*, Vol. 2, No. 8, pp. 1-8
8. Nikolopoulos K., Thomakos D., **Petropoulos F.**, Litsa A. and Assimakopoulos V. (2012) "Forecasting S&P 500 with the Theta Model", *International Journal of Financial Economics and Econometrics*, Accepted
9. Nikolopoulos K., Syntetos A., Boylan J., **Petropoulos F.**, and Assimakopoulos V. (2011) "An Aggregate - Disaggregate Intermittent Demand Approach (ADIDA) to Forecasting: An Empirical Proposition and Analysis", *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 62, pp. 544-554 [Impact Factor: 1.102]
10. Spithourakis G., **Petropoulos F.**, Babai M.Z., Nikolopoulos K., and Assimakopoulos V. (2011) "Improving the Performance of popular Supply Chain forecasting techniques", *Supply Chain Forum, an International Journal*, Vol. 12, No. 4, pp. 16-25
11. Ktena S.I., **Petropoulos F.**, Koutsoliakos P., Mihos D. and Assimakopoulos V. (2011) "Forecasting Sales in a Sugar Factory", *Journal of Knowledge Management, Economics and Information Technology*, Vol. 1, No. 7, pp. 1-12
12. Kastanoulia M., **Petropoulos F.**, Litsa A., Nikitas M., Pagourtzi E., and Assimakopoulos V. (2011) "Project Management and Financial Monitoring in Public Sector: An Information Support System", *International Journal of Electronic Finance*, Vol. 5, No. 2, pp. 105-125
13. Maris K., Koutsothymiou D., **Petropoulos F.**, Petra E., Evangelopoulos P., Assimakopoulos V., and Nikolopoulos K. (2010) "A regression-based methodology for efficiently building futures' portfolios", *Empirical Economic Letters*, Forthcoming
14. **Petropoulos F.**, Nikolopoulos K., and Assimakopoulos V. (2008) "An expert system for forecasting mutual funds in Greece", *International Journal of Electronic Finance*, Vol. 2, No. 4, pp. 404-418
15. Bougioukos N., **Petropoulos F.**, Kapsianis P., Nikolopoulos K., Pagourtzi E., and Assimakopoulos V. (2008) "Remote Access to Group Expertise: An Essential e-Operation for SMEs", *International Journal of Management and Enterprise Development*, Vol. 5, No. 6, pp. 619-633
16. **Petropoulos F.**, Pagourtzi E., Bougioukos N., Nikolopoulos K., and Assimakopoulos V. (2008) "Security policy model for an MIS designed for the defense sector" *International Journal of Services and Standard*, Vol. 4, No. 4 pp. 407-414

Π.2 Σε πρακτικά επιστημονικών συνεδρίων

17. Nikolopoulos K., Assimakopoulos V., Bougioukos N., A. Litsa, and **Petropoulos F.**, (2011) "The Theta model: An essential forecasting tool For Supply Chain planning", *ICAR 2011 International Conference on Automation and Robotics*, December 1-2 2011, Dubai, UAE.
18. Nikolopoulos K., Syntetos A.A., Boylan J.E., **Petropoulos F.**, Assimakopoulos V. (2008) "ADIDA: An aggregate/disaggregate approach for intermittent demand forecasting", *15th International Symposium on Inventories (ISIR 2008)*, August 22-26 2008, Budapest, Hungary.
19. Pagourtzi E., Assimakopoulos V., Litsa A. and **Petropoulos F.** (2008) "The advanced Forecasting Information System PYTHIA: an application in time series of mortgage loans in U.K.", *Pacific Rim Real Estate Society Conference 2008*, January 20-23 2008, Kuala Lumpur, Malaysia.

Π.3 Βιβλία

20. **Πετρόπουλος Φ.** & Ασημακόπουλος Β. (2011) *Επιχειρησιακές Προβλέψεις*, Εκδόσεις Συμμετρία, Αθήνα: Ελλάδα (ISBN: 978-960-266-333-2)

Π.4 Ανακοινώσεις σε επιστημονικά συνέδρια

21. **Petropoulos F.**, Makridakis S. and Assimakopoulos V. (2011) "Analyzing Factors Affecting Forecasting Accuracy", *The Operational Research Society Conference 2011 – OR53*, September 6-8 2011, East Midlands Conference Centre, Nottingham, UK.
22. Constantinidou C., **Petropoulos F.** and Assimakopoulos V. (2011) "Neural Nets for forecasting the Banking Sector", *The Operational Research Society Conference 2011 – OR53*, September 6-8 2011, East Midlands Conference Centre, Nottingham, UK.
23. Constantinidou C., **Petropoulos F.** and Assimakopoulos V. (2011) "Forecasting Banking Failure with ANN", *31th Annual International Symposium on Forecasting ISF 2011*, June 26-29 2011, Prague, Czech Republic.
24. **Petropoulos F.**, Makridakis S. and Assimakopoulos V. (2011) "Factors Affecting Forecasting Accuracy", *31th Annual International Symposium on Forecasting ISF 2011*, June 26-29 2011, Prague, Czech Republic.
25. **Petropoulos F.** and Assimakopoulos V. (2010) "A Forecasting Support System for Intermittent Demand", *The Operational Research Society Conference 2010 – OR52*, September 7-9 2010, Royal Holloway University, London, UK.
26. Constantinidou C., **Petropoulos F.** and Assimakopoulos V. (2010) "Forecasting for banking sector", *The Operational Research Society Conference 2010 – OR52*, September 7-9 2010, Royal Holloway University, London, UK.

27. Nikitas M., **Petropoulos F.** and Assimakopoulos V. (2010) "Analyzing student predictions on forecasting exam results", *30th Annual International Symposium on Forecasting ISF 2010*, June 20-23 2010, San Diego, California, USA.
28. **Petropoulos F.**, Nikolopoulos K. and Assimakopoulos V. (2010) "A Forecasting Support System for Intermittent Demand", *30th Annual International Symposium on Forecasting ISF 2010*, June 20-23 2010, San Diego, California, USA.
29. Nikolopoulos K., Syntetos A.A., Boylan J.E., **Petropoulos F.** and Assimakopoulos V. (2009) "ADIDA: An Aggregate - Disaggregate Intermittent Demand Approach to Forecasting", *The Operational Research Society Conference 2009 – OR51*, September 8-10 2009, Warwick, UK.
30. Xidonas P., **Petropoulos F.**, Mavrotas G., Ntanos C., Nikolopoulos K., Askounis D., Psarras J. and Assimakopoulos V. (2009) "An integrated quantitative framework for active equity portfolio engineering", *23rd European Conference on Operational Research EURO XXIII*, July 5-8 2009, Bonn, Germany.
31. Nikolopoulos K., Syntetos A.A., Boylan J.E., **Petropoulos F.** and Assimakopoulos V. (2009) "ADIDA: An Aggregate - Disaggregate Intermittent Demand Approach to Forecasting", *29th Annual International Symposium on Forecasting ISF 2009*, June 21-24 2009, Hong Kong.
32. Makridakis S., Assimakopoulos V., Bougioukos N., Nikolopoulos K., **Petropoulos F.**, Pagourtzi E. (2008) "Pythia: an intelligent forecasting support system", *28th International Symposium on Forecasting ISF 2008*, June 22-25 2008, Nice, France.
33. **Petropoulos F.**, Nikolopoulos K. and Assimakopoulos V. (2008) "Theta-Croston and Croston-Theta: investigating new ideas for Intermittent Demand forecasting", *28th International Symposium on Forecasting ISF 2008*, June 22-25 2008, Nice, France.
34. Assimakopoulos V., Makridakis S., Pagourtzi E., **Petropoulos F.**, Bougioukos N., Nikolopoulos K. (2008) "PYTHIA - Complete System of Business Forecasting", *SFHMMY Annual Conference*, April 2008, Athens, Greece.
35. **Petropoulos F.**, Nikolopoulos K., Bougioukos N., Pagourtzi E. and Assimakopoulos, V. (2007) "On the Quest of a Batch-time-series Forecasting Benchmark", *INFORMS Annual Conference*, November 4-7 2007, Seattle, USA.
36. **Petropoulos F.**, Nikolopoulos K., Assimakopoulos V., Pagourtzi E. and Bougioukos N. (2007) "Optimizing the Theta model for the T-Competition data", *22nd European Conference on Operational Research EURO XXII*, July 8-11 2007, Prague, Czech Republic.

Κύριες Δημοσιεύσεις:

1. Nikolopoulos K., Syntetos A.A., Boylan J.H., **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*, Vol. 62, pp. 544-554 (<http://dx.doi.org/10.1057/jors.2010.32>)
2. **Petropoulos F.**, Makridakis S., Assimakopoulos V. & Nikolopoulos K. (2014) “Horses for Courses’ in demand forecasting”, *European Journal of Operational Research*, (<http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2014.02.036>)
3. Nikolopoulos K., Litsa A., **Petropoulos F.**, Bougioukos V. & Khammash M. (2014) “Relative performance of methods for forecasting Unique Events”, *Journal of Business Research*, forthcoming