



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

**ΔΙΕΠΙΣΤΗΜΟΝΙΚΟ - ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
(Δ.Π.Μ.Σ.) "ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΚΑΙ ΑΝΑΠΤΥΞΗ"**

**ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΚΑΤΑΛΛΗΛΗΣ
ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΣΕ
ΑΠΟΘΕΜΑΤΑ ΔΙΑΚΟΠΤΟΜΕΝΗΣ
ΖΗΤΗΣΗΣ.**

**Η ΠΕΡΙΠΤΩΣΗ ΤΗΣ ΑΠΟΘΗΚΗΣ
ΑΝΤΑΛΛΑΚΤΙΚΩΝ ΤΟΥ ΕΡΓΟΣΤΑΣΙΟΥ
ΤΗΣ COCA-COLA 3E
ΣΤΗΝ ΠΑΤΡΑ**

Πετράκης Ν. Δημήτριος

Μηχανολόγος & Αεροναυπηγός Μηχανικός,
MSc

Μεταπτυχιακή Εργασία η οποία υποβάλλεται για μερική
εκπλήρωση των απαιτήσεων για το Διεπιστημονικό –
Διατμηματικό Δίπλωμα Ειδίκευσης του Δ.Π.Μ.Σ. του
Ε.Μ.Πολυτεχνείου "Περιβάλλον και Ανάπτυξη"

**Περιβάλλον
και
Ανάπτυξη**

Επιβλέπων: Ιωάννης Ψαρράς,
Καθηγητής, Ε.Μ.Π.

Υπεύθυνος: Φώτιος Πετρόπουλος,
Υποψήφιος Διδάκτορας, Ε.Μ.Π

Αθήνα, Ιούνιος 2010



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

**ΔΙΕΠΙΣΤΗΜΟΝΙΚΟ - ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
(Δ.Π.Μ.Σ.) "ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΚΑΙ ΑΝΑΠΤΥΞΗ"**

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΚΑΤΑΛΛΗΛΗΣ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ
ΣΕ ΑΠΟΘΕΜΑΤΑ ΔΙΑΚΟΠΤΟΜΕΝΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ.
Η ΠΕΡΙΠΤΩΣΗ ΤΗΣ ΑΠΟΘΗΚΗΣ ΑΝΤΑΛΛΑΚΤΙΚΩΝ ΤΟΥ
ΕΡΓΟΣΤΑΣΙΟΥ ΤΗΣ COCA-COLA 3Ε ΣΤΗΝ ΠΑΤΡΑ**

Πετράκης Ν. Δημήτριος

Επιβλέπων: Ιωάννης Ψαρράς, Καθηγητής, Ε.Μ.Π.

Υπεύθυνος: Φώτιος Πετρόπουλος, Υποψήφιος Διδάκτορας, Ε.Μ.Π

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή
την 11^η Ιουνίου 2010

.....
Ιωάννης Ψαρράς
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

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

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

Αθήνα, Ιούνιος 2010

.....
Πετράκης Ν. Δημήτριος

Διπλωματούχος Μηχανολόγος & Αεροναυπηγός Μηχανικός,
Πανεπιστημίου Πατρών
MSc, Συστήματα Αυτοματισμού, Ε.Μ.Π.

Copyright © Πετράκης Ν. Δημήτριος, 2010

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.

*Στη μητέρα μου Αγγελική
και τον αδελφό μου Γιάννη*

Πρόλογος

Η μεταπτυχιακή αυτή εργασία εκπονήθηκε στα πλαίσια του Δ.Π.Μ.Σ. «Περιβάλλον & Ανάπτυξη» κατά το ακαδημαϊκό έτος 2009-2010 στη Μονάδα Συστημάτων Πρόβλεψης και Προοπτικής. Η μονάδα υπάγεται στον Τομέα Ηλεκτρικών Βιομηχανικών Διατάξεων και Συστημάτων Αποφάσεων, της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Η/Υ, του Ε.Μ.Π.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Καθηγητή κ. Ι. Ψαρρά για την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ σε βάθος με το αντικείμενο των προβλέψεων, καθώς και τον Καθηγητή κ. Β. Ασημακόπουλο και τον Επ. Καθηγητή κ. Δ. Ασκούνη για την τιμή που μου έκαναν να συμμετάσχουν στην επιτροπή εξέτασης της εργασίας.

Θα ήθελα, ιδιαίτέρως, να ευχαριστήσω τον Υποψήφιο Διδάκτορα κ. Φ. Πετρόπουλο ως τον άνθρωπο που με ενέπνευσε να ασχοληθώ με τον τομέα των προβλέψεων, για την πολύτιμη βοήθειά του σε κάθε φάση της εκπόνησης αυτού του έργου, για την καθοδήγηση του και τις συμβουλές του που οδήγησαν στην ολοκλήρωση της εργασίας, καθώς και για την έμπρακτη και ηθική συμπαράστασή του σε κάθε δυσκολία που προέκυψε.

Επιπλέον, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον αδελφό μου και συνάδελφο κ. Ι. Πετράκη, Προϊστάμενο Συντήρησης στο εργοστάσιο της Coca-Cola 3E της Πάτρας, καθώς και τον Τεχνικό Διευθυντή του εργοστασίου κ. Ι. Κρήτα για τη στήριξη, την εμπιστοσύνη και τη βοήθεια τους όσον αφορά την εξασφάλιση των απαιτούμενων για την εργασία δεδομένων.

Ευχαριστώ, επίσης, θερμά όλους τους διδάσκοντες του Δ.Π.Μ.Σ. «Περιβάλλον & Ανάπτυξη» και τους συμφοιτητές μου στο πρόγραμμα για την άψογη συνεργασία που είχαμε και την ιδιαίτερη εμπειρία που μοιραστήκαμε τα τελευταία δύο χρόνια.

Τέλος, θα ήθελα να εκφράσω τις ευχαριστίες μου στους συναδέλφους της Τεχνικής Υπηρεσίας του Δήμου Αμαρουσίου για την ηθική τους υποστήριξη και ιδιαίτερα τον κ. Ι. Χάλαρη για την κατανόηση και τη συμπαράστασή του.

Αθήνα, Ιούνιος 2010

Περίληψη

Η ακρίβεια της πρόβλεψης καθώς και η μέτρησή της είναι ένα από τα ζητήματα που έχουν απασχολήσει ως επί το πλείστον τους ερευνητές του χώρου αυτού τις τελευταίες δεκαετίες. Το ενδιαφέρον αυτό που υπάρχει για την πρόβλεψη, 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.

Στις μέρες μας, όπου έχει ξεσπάσει μια άνευ προηγουμένου παγκόσμια κρίση σε οικονομικό, κοινωνικό αλλά και ηθικό επίπεδο με ραγδαίες εξελίξεις στο παγκόσμιο στερέωμα, η ανάγκη για λήψη ορθών αποφάσεων και μέτρων είναι μεγαλύτερη από κάθε άλλη εποχή στην ιστορία της ανθρωπότητας. Η σωστά τεκμηριωμένη πρόβλεψη μπορεί να αποτελέσει ένα σταθερό σημείο στην προσπάθεια διεξόδου από την κρίση.

Ένα σύστημα υποστήριξης επιχειρηματικών προβλέψεων ικανό να βοηθήσει προς αυτή την κατεύθυνση είναι το ΠΥΘΙΑ. Το σύστημα αυτό χρησιμοποιήθηκε για την παραγωγή στατιστικών προβλέψεων στην περίπτωση που μελετήθηκε.

Ιδιαίτερης αντιμετώπισης χρίζουν τα δεδομένα διακοπόμενης ζήτησης. Ως μελέτη περίπτωσης για τέτοιου είδους δεδομένα καθορίστηκε η στατιστική πρόβλεψη της ζήτησης οκτακοσίων τριών διαφορετικών κωδικών ανταλλακτικών στο εργοστάσιο της Coca-Cola 3E στην περιοχή της Πάτρας και για χρονικό ορίζοντα επτά μηνών. Το πείραμα εκτελέστηκε με επιτυχία επί του συνόλου των χρονοσειρών, κάθε μία από τις οποίες περιελάμβανε εξήντα μηνιαίες παρατηρήσεις, χρησιμοποιώντας δεκατρείς διαφορετικές μεθόδους ή παραλλαγές τους.

Ο υπολογισμός των δεικτών αξιολόγησης των μεθόδων πρόβλεψης έγινε βάση πραγματικών δεδομένων και μέσω της σύγκρισης των αποτελεσμάτων όλων των μεθόδων που χρησιμοποιήθηκαν, δίνεται μια τεκμηριωμένη απάντηση για την επιλογή της βέλτιστης μεθόδου πρόβλεψης ζήτησης στη μελέτη περιπτώσεώς μας.

Λέξεις Κλειδιά: Πρόβλεψη, Διαχείριση Αποθεμάτων, Διακοπόμενη Ζήτηση, Μοντέλα Πρόβλεψης, Ακρίβεια Πρόβλεψης, Ορίζοντας Πρόβλεψης, Μηνιαία Δεδομένα

Abstract

Forecasting accuracy as well as ways to measure it has mainly occupied researchers for the last decades. This interest that exists in forecasting emanates both from the academic community and those who practically dealing with it and this fact is based on the need to make decisions facing the uncertainty of future.

In our days, where a global crisis has burst out in economic, social but also moral level with rapid changes around the world, the need of making right decisions and taking adequate measures is greater than any other period of the history of humanity. Accurate forecasts can constitute a significant point in the effort to exit from this crisis.

A business forecasting system capable to help achieving this goal is the Pythia system. This system was used to produce statistical forecast in our case study.

Intermittent demand data need a special treatment. The main scope of the study was the production of accurate forecasts for an intermittent demand dataset, completed of demands for eight hundred and three different codes of machinery parts in the factory of Coca-Cola 3E in the region of Patrai and for a forecast horizon of seven months. The experiment was executed with success using all the timeseries, everyone including sixty monthly observations, using in total thirteen different forecasting methods or their variants.

The calculation of the evaluation indicators for the forecasting methods was based on real data via the comparison of the results of all methods that were used, has turned-out with an argued answer in the matter of which is the optimal method to use for the statistical forecasting of demand in our case study.

Key Words: Forecast, Stock Control, Intermittent Demand, Forecast Models, Forecast Accuracy, Forecast Horizon, Monthly Data

Πίνακας Περιεχομένων

	Σελίδα
Πίνακας Περιεχομένων	10
Ευρετήριο Σχημάτων	12
Ευρετήριο Πινάκων	13
<hr/>	
1. Ευρεία Περίληψη	15
1.1 Εισαγωγή	15
1.2 Τεχνικές Προβλέψεων	16
1.3 Διακοπτόμενη Ζήτηση	17
1.4 Πυθία – Ένα σύστημα Υποστήριξης Επιχειρηματικών Προβλέψεων	18
1.5 Πειράματα – Αποτελέσματα – Σύγκριση Μεθόδων	20
1.6 Σύνοψη – Μελλοντικές Επεκτάσεις	25
<hr/>	
2. Εισαγωγή	28
2.1 Αντικείμενο της Διπλωματικής	28
2.2 Ένα Πρακτικό Ζήτημα – Αφορμή για Επιστημονική Διερεύνηση	33
2.3 Αξιοβίωτη Ολοκληρωμένη Ανάπτυξη	34
2.4 Η Επιστήμη των Προβλέψεων ως Τεχνολογικό Εργαλείο στην Προσπάθεια Προσέγγισης της Αξιοβίωτης Ολοκληρωμένης Ανάπτυξης	35
2.5 Οργάνωση του Τόμου	37
<hr/>	
3. Τεχνικές Προβλέψεων	39
3.1 Κατηγορίες Μεθόδων Πρόβλεψης	39
3.2 Ποσοτικές Μέθοδοι	39
3.2.1 Μέθοδοι Χρονοσειρών	40
3.2.2 Αιτιοκρατικές Μέθοδοι	43
3.3 Κριτικές Μέθοδοι	44
3.4 Τεχνολογικές Μέθοδοι	44
3.5 Ποιοτικά Χαρακτηριστικά των Χρονοσειρών	45
3.6 Επιλογή της Κατάλληλης Μεθόδου Πρόβλεψης	47
3.7 Συνδυασμοί Μεθόδων Πρόβλεψης	48
3.8 Μέθοδοι Πρόβλεψης	50
3.8.1 Naive (Απλοϊκή Μέθοδος)	50
3.8.2 Simple Exponential Smoothing, SES (Μέθοδος Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης)	50
3.8.3 Simple Moving Average, SMA (Μέθοδος Απλού Κινητού Μέσου Όρου)	56
3.9 Δείκτες Αξιολόγησης Μεθόδων Πρόβλεψης	57
<hr/>	
4. Διακοπτόμενη Ζήτηση	59
4.1 Γενικά	59
4.2 Χρησιμοποιούμενες Μέθοδοι Πρόβλεψης	60
4.2.1 Μέθοδος Croston	60
4.2.2 Μέθοδος SBA (Syntetos and Boylan Approximation)	63
4.2.3 Μέθοδος ADIDA (Aggregate Disaggregate Intermittent Demand Approach)	65
4.3 Το MASE (Mean Absolute Scaled Error) ως ο πιο ενδειγμένος Τρόπος Μέτρησης Σφάλματος Πρόβλεψης	68

5. Πυθία – Ένα σύστημα Υποστήριξης Επιχειρηματικών Προβλέψεων	71
5.1 Γενικά	71
5.2 Ενσωματωμένες Υπομονάδες (Modules)	73
5.2.1 Data (Δεδομένα)	73
5.2.2 View (Εμφάνιση)	74
5.2.3 Adjustments (Τροποποιήσεις)	75
5.2.4 Analysis (Ανάλυση)	76
5.2.5 Special Events & Actions (Ειδικά Γεγονότα & Ενέργειες)	77
5.2.6 Forecast (Πρόβλεψη)	78
5.2.7 Monitoring (Παρακολούθηση)	79
5.2.8 Reporting (Αναφορές)	80
5.2.9 Tools (Εργαλεία)	81
5.2.10 Help (Βοήθεια)	81
5.3 Σύνθεση των Υπομονάδων σε ένα Πλήρες Σύστημα	81
5.4 Χαρακτηριστικά και Καινοτομίες	83
5.5 Σε ποιους Απευθύνεται	88
5.6 Τεχνική Περιγραφή του Συστήματος	89
6. Πειράματα – Αποτελέσματα – Σύγκριση Μεθόδων	90
6.1 Γενικά	90
6.2 Μελέτη Περίπτωσης – Εργοστάσιο Coca-Cola 3E Πάτρας	91
6.3 Συλλογή – Επεξεργασία Δεδομένων	92
6.4 Μέθοδοι Πρόβλεψης που Χρησιμοποιήθηκαν	94
6.5 Πειράματα με το Πυθία	98
6.6 Συγκεντρωτικοί Πίνακες Δεικτών Αξιολόγησης Μεθόδων Πρόβλεψης	102
6.7 Ανάλυση Αποτελεσμάτων	108
6.8 Επιλογή Βέλτιστης Μεθόδου	114
7. Επίλογος	115
7.1 Σύνοψη και Συμπεράσματα	115
7.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις	117
8. Βιβλιογραφία	119

Ευρετήριο Σχημάτων

	Σελίδα
Σχήμα 3.1 - Μοντέλο Χρονοσειρών	40
Σχήμα 3.2 - Αιτιοκρατικό Μοντέλο	43
Σχήμα 4.1 - Αρχικό Γράφημα της Χρονοσειράς	61
Σχήμα 4.2 - Αποσύνθεση Χρονοσειράς κατά Croston	62
Σχήμα 4.3 - Σύγκριση των μεθόδων CR και SBA	64
Σχήμα 4.4 - Σχηματική απεικόνιση της μεθόδου ADIDA	66
Σχήμα 5.1 - Data Menu	73
Σχήμα 5.2 - View Menu	74
Σχήμα 5.3 - Adjustments Menu	75
Σχήμα 5.4 - Analysis Menu	76
Σχήμα 5.5 - Special Events & Actions Menu	77
Σχήμα 5.6 - Forecast Menu	78
Σχήμα 5.7 - Monitor Menu	79
Σχήμα 5.8 - Reports Menu	80
Σχήμα 5.9 - Σχηματική απεικόνιση των υπομονάδων του συστήματος ΠΥΘΙΑ	82
Σχήμα 6.1 - Εισαγωγή Δεδομένων στο Σύστημα ΠΥΘΙΑ	99
Σχήμα 6.2 - Άποψη του υπομενού Adjustments κατά την εκτέλεση του πειράματος	99
Σχήμα 6.3 - Άποψη του υπομενού Analysis κατά την εκτέλεση του πειράματος	100
Σχήμα 6.4 - Croston Decomposition για τον κωδικό ανταλλακτικού 20000158	100
Σχήμα 6.5 - Main Chart του υπομενού View για τον κωδικό ανταλλακτικού 20000158	101
Σχήμα 6.6 - Table View του υπομενού View για τον κωδικό ανταλλακτικού 2000158	101

Ευρετήριο Πινάκων

	Σελίδα
Πίνακας 1.1 - Σειρά Κατάταξης των Μεθόδων Κατά Τύπο Σφάλματος (1+, παρατηρήσεις)	22
Πίνακας 1.2 - Σειρά Κατάταξης των Μεθόδων Κατά Τύπο Σφάλματος (1-4, παρατηρήσεις)	23
Πίνακας 1.3 - Σειρά Κατάταξης των Μεθόδων Κατά Τύπο Σφάλματος (5+, παρατηρήσεις)	24
Πίνακας 6.1 - Οι μέθοδοι πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν	97
Πίνακας 6.2 - Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος ME (1+, παρατηρήσεις)	102
Πίνακας 6.3 - Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος MAsE (1+, παρατηρήσεις)	103
Πίνακας 6.4 - Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος MSE (1+, παρατηρήσεις)	103
Πίνακας 6.5 - Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος ME (1-4, παρατηρήσεις)	104
Πίνακας 6.6 - Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος MAsE (1-4, παρατηρήσεις)	105
Πίνακας 6.7 - Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος MSE (1-4, παρατηρήσεις)	105
Πίνακας 6.8 - Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος ME (5+, παρατηρήσεις)	106
Πίνακας 6.9 - Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος MAsE (5+, παρατηρήσεις)	107
Πίνακας 6.10 - Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος MSE (5+, παρατηρήσεις)	107
Πίνακας 6.11 - Σειρά Κατάταξης των Μεθόδων Κατά Τύπο Σφάλματος (1+, παρατηρήσεις)	108
Πίνακας 6.12 - Σειρά Κατάταξης των Μεθόδων Κατά Τύπο Σφάλματος (1-4, παρατηρήσεις)	110
Πίνακας 6.13 - Σειρά Κατάταξης των Μεθόδων Κατά Τύπο Σφάλματος (5+, παρατηρήσεις)	112

1. Ευρεία Περίληψη

1.1 Εισαγωγή

Η σημασία των προβλέψεων έχει αυξηθεί αναμφισβήτητα τις τρεις τελευταίες δεκαετίες. Οι προβλέψεις έχουν κερδίσει το ενδιαφέρον τόσο σε ακαδημαϊκό όσο και σε πρακτικό επίπεδο μέσα στην επιχείρηση. Χωρίς αμφιβολία, το ενδιαφέρον και η σημασία της πρόβλεψης έχει αυξηθεί ραγδαία τα τελευταία τριάντα χρόνια σε κάθε επιχειρησιακό οργανισμό – ακόμα και στις ίδιες τις κυβερνήσεις κρατών. Το ενδιαφέρον αυτό που υπάρχει για την πρόβλεψη, 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.

Ειδικότερα στις μέρες μας, όπου έχει ξεσπάσει μια άνευ προηγουμένου παγκόσμια κρίση σε οικονομικό, κοινωνικό αλλά και ηθικό επίπεδο με ραγδαίες εξελίξεις στο παγκόσμιο στερέωμα, η ανάγκη για λήψη ορθών αποφάσεων και μέτρων είναι μεγαλύτερη από κάθε άλλη εποχή στην ιστορία της ανθρωπότητας. Η σωστά τεκμηριωμένη πρόβλεψη μπορεί να αποτελέσει ένα σταθερό σημείο στην προσπάθεια διεξόδου από την κρίση, προσφέροντας τις υπηρεσίες της στον προγραμματισμό επιχειρήσεων αλλά και κρατών σε περιβάλλον εξαιρετικά δυσμενές, όπου η ύφεση, ο αρνητισμός και ο προβληματισμός είναι το κύριο γνώρισμα στην οικονομία, αλλά και στην ψυχοσύνθεση του μέσου πολίτη αυτού του πλανήτη.

Η πρόβλεψη θα μπορούσε να προσφέρει χρήσιμες υπηρεσίες όταν επιχειρήσεις, οργανισμοί και κυβερνήσεις καλούνται να λάβουν αποφάσεις για διάφορα ζητήματα της ανθρώπινης δραστηριότητας, αρκεί να χρησιμοποιείται σωστά και να μην γίνεται αυτοσκοπός, καθώς η ανθρώπινη διάνοηση, έμπνευση και ολιστική αντιμετώπιση των πραγμάτων, είναι αυτή που καθορίζει μια αναπτυξιακή προοπτική. Η ολοκληρωμένη φύση του ζωντανού, ενιαίου κι αδιάσπαστου «όλου» του πλανήτη μας και τα οξυμένα

πολυδιάστατα πλανητικά προβλήματα απαιτούν και προϋποθέτουν πλέον ολιστικές, διεπιστημονικές προσεγγίσεις κι ανάλογες αντιμετώπισεις (Ρόκος, 1992).

Η παρούσα μεταπτυχιακή εργασία έχει ως αντικείμενο την εφαρμογή κατάλληλης μεθοδολογίας διαχείρισης αποθεμάτων σε αποθήκη ανταλλακτικών. Συγκεκριμένα, ως μελετώμενη περίπτωση έχει καθοριστεί η αποθήκη ανταλλακτικών του εργοστασίου της Coca-Cola 3E στην Πάτρα. Στην εργασία αυτή, αφού αναφερθούν οι πιο γνωστές μέθοδοι πρόβλεψης για χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης με βάση την υφιστάμενη σχετική βιβλιογραφία και χρησιμοποιώντας τα σχετικά εργαλεία ανάλυσης/επεξεργασίας σε πραγματικά δεδομένα που ευγενικά παραχωρήθηκαν από την εταιρεία Coca-Cola 3E για την περίοδο 2004 έως 2008 (πέντε έτη, εξήντα μηνιαίες παρατηρήσεις ζήτησης ανταλλακτικών), θα εφαρμοστεί η σχετική γνώση με σκοπό να εξαχθούν τεκμηριωμένα αποτελέσματα πρόβλεψης των μελλοντικών αναγκών του εργοστασίου σε ανταλλακτικά για συγκεκριμένο χρονικό ορίζοντα, ο οποίος είναι οι επτά πρώτοι μήνες του έτους 2009.

1.2 Τεχνικές Προβλέψεων

Οι τεχνικές πρόβλεψης που έχουν αναπτυχθεί μέχρι σήμερα εντάσσονται σε τρεις μεγάλες κατηγορίες:

- τις ποσοτικές (quantitative),
- τις κριτικές (judgmental)
- και τις τεχνολογικές (technological).

Οι ποσοτικές μέθοδοι διακρίνονται στις μεθόδους χρονοσειρών και τις αιτιοκρατικές μεθόδους, οι κριτικές μέθοδοι στις ατομικές και στις μεθόδους επιτροπής, ενώ οι τεχνολογικές διακρίνονται στις διερευνητικές (exploratory) και στις κανονιστικές (normative).

Στην παρούσα εργασία θα αναλυθούν διεξοδικά και θα χρησιμοποιηθούν στο πείραμα οι παρακάτω μέθοδοι:

- η απλοϊκή μέθοδος Naive,

- η μέθοδος απλής εκθετικής εξομάλυνσης (Simple Exponential Smoothing,SES)
- και η μέθοδος απλού κινητού μέσου όρου (Simple Moving Average, SMA).

1.3 Διακοπτόμενη Ζήτηση

Η διακοπτόμενη ζήτηση έχει την ιδιότητα να εμφανίζεται σποραδικά, δηλαδή να μεσολαβούν περίοδοι όπου αυτή είναι μηδενική. Όταν παρουσιαστεί ζήτηση, το μέγεθος αυτής ποικίλει και σε πολλές περιπτώσεις, σε σημαντικό βαθμό. Συνήθως, διακοπτόμενη ζήτηση παρουσιάζεται σε μονάδες διαχείρισης αποθεμάτων, όπως στην περίπτωση της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας, όπου έχουμε ως στόχο να παράξουμε στατιστικές προβλέψεις για τα απαιτούμενα μελλοντικά αποθέματα ανταλλακτικών στην αποθήκη του εργοστασίου της Coca-cola 3E, το οποίο βρίσκεται στην περιοχή της Πάτρας.

Για τα στελέχη επιχειρήσεων, τα οποία είναι επιφορτισμένα να λαμβάνουν αποφάσεις σχετικά με τη διαχείριση των αποθεμάτων διακοπτόμενης ζήτησης, είναι επιτακτική η ανάγκη να καθοριστούν όσο το δυνατόν πιο ακριβείς κανόνες προμήθειας των απαραίτητων και μόνο ποσοτήτων τους. Η βελτίωση στο πεδίο των προβλέψεων καθώς και σε αυτό της διαχείρισης αποθεμάτων, συνήθως μεταφράζεται σε σημαντική μείωση κόστους στις επιχειρήσεις, λόγω μικρότερων δεσμευμένων κεφαλαίων στις αποθήκες τους υπό μορφή ανταλλακτικών, τα οποία μένουν σε κάποιες περιπτώσεις αχρησιμοποίητα και με την πάροδο του χρόνου απαξιώνονται, μεγαλώνοντας έτσι το κόστος ανά μονάδα προϊόντος. Αν λάβουμε υπόψη και την μείωση αναγκών για αποθηκευτικούς χώρους, τότε συνειδητοποιούμε την τεράστια σημασία και το οικονομικό όφελος κάθε προσπάθειας που ευδοκιμεί στον κλάδο των προβλέψεων.

Οι σημαντικότερες μέθοδοι πρόβλεψης για δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης, οι οποίες αναλύονται εκτεταμένα παρακάτω και χρησιμοποιούνται

στην εξαγωγή στατιστικών προβλέψεων στην παρούσα μεταπτυχιακή εργασία είναι οι μέθοδοι:

- Croston
- SBA (Syntetos and Boylan Approximation)
- ADIDA (Aggregate-Disaggregate Intermittent Demand Approach)

1.4 Πυθία – Ένα σύστημα Υποστήριξης Επιχειρηματικών Προβλέψεων

Το ΠΥΘΙΑ είναι ένα καινοτόμο σύστημα υποστήριξης επιχειρηματικών προβλέψεων. Περιλαμβάνει όλη τη διαθέσιμη γνώση και πείρα στον τομέα των προβλέψεων ενώ, ταυτόχρονα, αξιοποιεί πλήρως τις νέες δυνατότητες υπολογιστών και λογισμικών. Το ΠΥΘΙΑ έχει ως προορισμό του, την εξοικείωση με τον τομέα των προβλέψεων, στελεχών επιχειρήσεων, όπως είναι οικονομικοί διευθυντές, προϊστάμενοι παραγωγής, διαχειριστές αποθηκών, καθώς επίσης και σχεδιαστών/αναλυτών.

Έχει σχεδιαστεί και αναπτυχθεί, με ένα βασικό στόχο, ο οποίος δεν είναι άλλος από το να καταστεί η διαδικασία/εργασία της επιχειρηματικής πρόβλεψης όσο το δυνατόν πιο απλή, φιλική προς το χρήστη και πρακτική, χωρίς να εγείρεται κανένα ζήτημα όσον αφορά την επιστημονική εγκυρότητα και την ακρίβεια των αποτελεσμάτων από στατιστικής απόψεως.

Η δεύτερη έκδοση του ΠΥΘΙΑ περιλαμβάνει:

- Ένα πολύ απλό και φιλικό προς το χρήστη περιβάλλον εργασίας βασισμένο στο μενού τύπου ribbon (Microsoft Office 2007).
- Υποστήριξη δεδομένων διακοπόμενης ζήτησης (ανάλυση και πρόβλεψη).

- Δυνατότητα εισόδου δεδομένων από SQL Compact Edition & αρχεία κειμένου (καθώς και SQL Server).
- Γραφική και αριθμητική ερμηνεία σε όλα τα στάδια της διαδικασίας προβλέψεων.
- Βελτιωμένες υπορουτίνες για μέγιστη ταχύτητα διεκπεραίωσης των υπολογισμών.
- Περισσότερες επιλογές σχετικά με την εξαγωγή σχετικών αναφορών.
- Εξωτερικά εργαλεία (προσεχώς).

Ο τομέας των προβλέψεων έχει αναπτυχθεί πάρα πολύ κατά τη διάρκεια των τελευταίων δεκαετιών. Οι εξελίξεις είναι πολλές και σημαντικές, όπως σημαντικές είναι οι γνώσεις και η εμπειρία, η οποία αποκτάται από την ενασχόληση με τα συστήματα παραγωγής προβλέψεων. Ταυτόχρονα, παρατηρείται μία τρομακτική πρόοδος σε υπολογιστική μνήμη και ταχύτητα, όπως και σε παραγωγή λογισμικού, το οποίο πλέον παρέχει άφθονες ευκαιρίες, για να χρησιμοποιηθεί η δύναμη της πρόβλεψης, να βελτιωθεί η ακρίβεια και η αξιοπιστία της, ώστε να γίνει πιο πρακτική και σχετική για τις επιχειρήσεις και τους οργανισμούς.

Το σύστημα ΠΥΘΙΑ ενσωματώνει όλη τη διαθέσιμη γνώση και εμπειρία στον τομέα των προβλέψεων, ενώ ταυτόχρονα υλοποιεί πλήρως τις νέες δυνατότητες σε υπολογιστικά συστήματα και λειτουργικό.

1.5 Πειράματα – Αποτελέσματα – Σύγκριση Μεθόδων

Από τα αρχεία καταγραφής, τα οποία διατηρεί σε μηνιαία βάση η εταιρεία για τις αναλώσεις των ανταλλακτικών και συγκεκριμένα για το χρονικό διάστημα από τον Ιανουάριο του 2004 (01/2004) έως και τον Ιούλιο 2009 (07/2009) συλλέχθηκαν τα δεδομένα για την εκπόνηση της εργασίας. Συνολικά εξήντα επτά (67) μηνιαίες καταχωρήσεις παραχωρήθηκαν για κάθε έναν από τους οκτακόσιους τρεις (803) διαφορετικούς κωδικούς/ τύπους ανταλλακτικών από την εταιρεία.

Από το σύνολο των εξήντα επτά (67) μηνιαίων καταχωρήσεων, καθορίστηκε οι τελευταίες επτά και πιο πρόσφατες (δηλαδή από τον Ιανουάριο του 2009 έως τον Ιούλιο του 2009) να αποτελέσουν το μέτρο σύγκρισης των προβλέψεων, για την εξαγωγή των οποίων χρησιμοποιήθηκαν οι εξήντα (60) παρατηρήσεις από τον Ιανουάριο του 2004 (01/2004) έως και τον Δεκέμβριο του 2008 (12/2008). Ορίστηκε, δηλαδή, ως ορίζοντας πρόβλεψης το πρώτο επτάμηνο του 2009.

Τα δεδομένα αυτά αποτέλεσαν τις οκτακόσιες τρεις (803) χρονοσειρές, οι οποίες μετά από μια μικρή επεξεργασία ώστε να έρθουν σε μια συγκεκριμένη μορφή στο υπολογιστικό φύλλο excel, εισάγονται στο ΠΥΘΙΑ για την εξαγωγή των προβλέψεων. Παρατηρώντας τις χρονοσειρές, εύκολα κανείς καταλήγει στο συμπέρασμα, ότι πρόκειται για διακοπτόμενη ζήτηση, λόγω της παρουσίας πολλών μηδενικών τιμών.

Το γεγονός της παρουσίας πολλών μηδενικών τιμών μας οδήγησε στη απόφαση να ακολουθήσουμε την ακόλουθη τακτική στην περαιτέρω διεξαγωγή του πειράματος. Ομαδοποιήσαμε τις χρονοσειρές με βάση τον συνολικό αριθμό των παρατηρήσεων (μη μηδενικών τιμών) επί του συνόλου των παρατηρήσεων των εξήντα (60) περιόδων. Με αυτό τον τρόπο δημιουργήθηκαν δύο υποσύνολα χρονοσειρών μέσα στο σύνολο των οκτακοσίων τριών χρονοσειρών. Συγκεκριμένα, το ένα υποσύνολο περιλαμβάνει τις χρονοσειρές με μη μηδενικές παρατηρήσεις από μία (1) έως τέσσερις (4) περιόδους και αριθμεί συνολικά εξακόσιες ενενήντα εννέα (699) χρονοσειρές, το δε άλλο υποσύνολο περιλαμβάνει τις χρονοσειρές με μη μηδενικές παρατηρήσεις από πέντε (5) και άνω

περιόδους και αριθμεί συνολικά εκατόν τέσσερις (104) χρονοσειρές. Όπως είναι φανερό το άθροισμα των δύο υποσυνόλων ($699+104=803$) μας δίνει το σύνολο των οκτακοσίων τριών (803) χρησιμοποιούμενων χρονοσειρών στο πείραμά μας.

Η ανωτέρω κατηγοριοποίηση ακολουθήθηκε στην ανάλυση των αποτελεσμάτων του πειράματος, όπου διατηρήθηκαν οι κάτωθι τρεις κατηγορίες:

- το υπερσύνολο των οκτακοσίων τριών (803) χρονοσειρών,
- το υποσύνολο των εξακοσίων ενενήντα εννέα (699) χρονοσειρών, με μη μηδενικές παρατηρήσεις από μία (1) έως τέσσερις (4) περιόδους,
- και τέλος, το υποσύνολο των εκατόν τριών (103) χρονοσειρών, με μη μηδενικές παρατηρήσεις από πέντε (5) και άνω περιόδους.

Για την ευκολότερη εποπτεία (ανάγνωση) των αποτελεσμάτων στους συγκεντρωτικούς πίνακες, αλλά, και σύγκριση των μεθόδων, οι ανωτέρω κατηγορίες θα συμβολίζονται στη συνέχεια ως:

- (1+, παρατηρήσεις),
- (1-4, παρατηρήσεις)
- και (5+, παρατηρήσεις), αντιστοίχως.

Το σημαντικότερο τμήμα αυτής της εργασίας ήταν η διεξαγωγή της πειραματικής διαδικασίας με τη χρήση του ΠΥΘΙΑ. Περιγραφικά, ο τρόπος με τον οποίο έγινε το πείραμα αναλύεται στα κατωτέρω βασικά βήματα:

- Εισαγωγή των χρονοσειρών υπό μορφή υπολογιστικού φύλλου excel στο σύστημα ΠΥΘΙΑ.
- Παραγωγή στατιστικής πρόβλεψης για κάθε μία από τις χρονοσειρές με χρήση δεκατριών (13) διαφορετικών μεθόδων (εδώ υπενθυμίζεται ότι ο ορίζοντας πρόβλεψης είχε καθοριστεί να είναι οι επτά πρώτοι μήνες του 2009).
- Υπολογισμός των σχετικών δεικτών αξιολόγησης σφαλμάτων με χρήση του excel.

Εκτελώντας τα ανωτέρω βήματα για το σύνολο των οκτακοσίων τριών (803) χρονοσειρών, για κάθε ανταλλακτικό ξεχωριστά δηλαδή, έγινε παραγωγή του συνόλου των επιθυμητών στατιστικών προβλέψεων.

Τελευταίο βήμα στην πειραματική διαδικασία ήταν ο υπολογισμός των μέσων όρων των σχετικών δεικτών αξιολόγησης σφαλμάτων με χρήση του excel για κάθε μία από τις μεθόδους πρόβλεψης, ώστε να καταστεί δυνατή η σύγκριση των δεκατριών (13) μεθόδων επί του συνόλου των χρονοσειρών.

Οι συγκεντρωτικοί πίνακες των αποτελεσμάτων παρατίθενται στη συνέχεια:

Σειρά Κατάταξης των Μεθόδων Κατά Τύπο Σφάλματος (1+, παρατηρήσεις)								
Μέθοδος	ME	Σειρά Κατάταξης	Μέθοδος	MASe	Σειρά Κατάταξης	Μέθοδος	MSE	Σειρά Κατάταξης
Naive	-0,0432	1	ADIDA(Naive,6)	0,7410	1	SES	9,7910	1
SES	-0,2940	2	SES	0,7631	2	ADIDA(SES,12)	10,8109	2
ADIDA(SES,12)	-0,3842	3	ADIDA(Naive,12)	0,7869	3	ADIDA(SES,3)	12,1627	3
ADIDA(SES,3)	-0,4112	4	ADIDA(SES,3)	0,7876	4	ADIDA(SES,6)	13,0211	4
ADIDA(SES,6)	-0,4267	5	ADIDA(SES,12)	0,7943	5	ADIDA(SBA,12)	14,8970	5
ADIDA(Naive,6)	-0,5393	6	ADIDA(SES,6)	0,8032	6	ADIDA(Naive,12)	15,1621	6
ADIDA(Naive,12)	-0,5400	7	ADIDA(Naive,3)	1,0657	7	Naive	18,1229	7
ADIDA(SBA,12)	-0,5462	8	ADIDA(SBA,12)	1,1469	8	ADIDA(Naive,6)	19,1959	8
ADIDA(SBA,6)	-0,7760	9	Naive	1,3013	9	ADIDA(SBA,6)	23,9550	9
ADIDA(SBA,3)	-0,8135	10	ADIDA(SBA,6)	1,4021	10	ADIDA(SBA,3)	24,5540	10
SBA	-1,0309	11	ADIDA(SBA,3)	1,5944	11	SBA	39,4304	11
ADIDA(Naive,3)	-1,0412	12	SBA	1,8738	12	Croston	42,7266	12
Croston	-1,0961	13	Croston	1,9580	13	ADIDA(Naive,3)	47,4620	13

Πίνακας 1.1: Σειρά Κατάταξης των Μεθόδων Κατά Τύπο Σφάλματος (1+, παρατηρήσεις)

Σειρά Κατάταξης των Μεθόδων Κατά Τύπο Σφάλματος (1-4, παρατηρήσεις)								
Μέθοδος	ME	Σειρά Κατάταξης	Μέθοδος	MASE	Σειρά Κατάταξης	Μέθοδος	MSE	Σειρά Κατάταξης
Naive	-0,1324	1	ADIDA(Naive,6)	0,7127	1	ADIDA(SES,12)	6,4334	1
SES	-0,2834	2	SES	0,7357	2	SES	7,3442	2
ADIDA(SES,12)	-0,3292	3	ADIDA(SES,3)	0,7536	3	ADIDA(SES,3)	8,4740	3
ADIDA(SES,3)	-0,3314	4	ADIDA(SES,12)	0,7549	4	ADIDA(SBA,12)	9,6661	4
ADIDA(SES,6)	-0,3843	5	ADIDA(Naive,12)	0,7684	5	ADIDA(SES,6)	10,6111	5
ADIDA(SBA,12)	-0,4974	6	ADIDA(SES,6)	0,7685	6	ADIDA(Naive,12)	13,0105	6
ADIDA(Naive,6)	-0,5144	7	ADIDA(Naive,3)	1,0571	7	Naive	15,5945	7
ADIDA(Naive,12)	-0,5338	8	ADIDA(SBA,12)	1,1527	8	ADIDA(Naive,6)	16,8038	8
ADIDA(SBA,6)	-0,7501	9	Naive	1,3710	9	ADIDA(SBA,6)	20,0864	9
ADIDA(SBA,3)	-0,7793	10	ADIDA(SBA,6)	1,4395	10	ADIDA(SBA,3)	20,2242	10
ADIDA(Naive,3)	-0,9236	11	ADIDA(SBA,3)	1,6555	11	SBA	37,4002	11
SBA	-1,0184	12	SBA	1,9714	12	Croston	40,8207	12
Croston	-1,0778	13	Croston	2,0627	13	ADIDA(Naive,3)	44,5432	13

Πίνακας 1.2: Σειρά Κατάταξης των Μεθόδων Κατά Τύπο Σφάλματος (1-4, παρατηρήσεις)

Σειρά Κατάταξης των Μεθόδων Κατά Τύπο Σφάλματος (5+, παρατηρήσεις)								
Μέθοδος	ME	Σειρά Κατάταξης	Μέθοδος	MASe	Σειρά Κατάταξης	Μέθοδος	MSE	Σειρά Κατάταξης
Naive	0,5563	2	Naive	0,7724	1	SES	26,2362	1
SES	-0,3651	1	ADIDA(Naive,12)	0,9112	2	ADIDA(SES,6)	29,2195	2
ADIDA(Naive,12)	-0,5815	3	ADIDA(Naive,6)	0,9315	3	ADIDA(Naive,12)	29,6233	3
ADIDA(Naive,6)	-0,7065	4	SES	0,9474	4	Naive	35,1168	4
ADIDA(SES,6)	-0,7114	5	ADIDA(SES,3)	1,0163	5	ADIDA(Naive,6)	35,2734	5
ADIDA(SES,12)	-0,7539	6	ADIDA(SES,6)	1,0358	6	ADIDA(SES,3)	36,9547	6
ADIDA(SBA,12)	-0,8748	7	ADIDA(SES,12)	1,0593	7	ADIDA(SES,12)	40,2328	7
ADIDA(SES,3)	-0,9474	8	ADIDA(SBA,12)	1,1073	8	ADIDA(SBA,6)	49,9565	8
ADIDA(SBA,6)	-0,9503	9	ADIDA(Naive,3)	1,1234	9	ADIDA(SBA,12)	50,0546	9
ADIDA(SBA,3)	-1,0431	10	ADIDA(SBA,6)	1,1507	10	SBA	53,0755	10
SBA	-1,1148	11	ADIDA(SBA,3)	1,1840	11	ADIDA(SBA,3)	53,6549	11
Croston	-1,2191	12	SBA	1,2179	12	Croston	55,5363	12
ADIDA(Naive,3)	-1,8315	13	Croston	1,2542	13	ADIDA(Naive,3)	67,0803	13

Πίνακας 1.3: Σειρά Κατάταξης των Μεθόδων Κατά Τύπο Σφάλματος (5+, παρατηρήσεις)

Από την ανωτέρω ανάλυση και για το σύνολο των χρονοσειρών (παρατηρήσεις,1+) η οικογένεια μεθόδων ADIDA εμφανίζονται ως μία από τις καλύτερες επιλογές, παρουσιάζοντας βέλτιστα αποτελέσματα σε όλες τις κατηγορίες σφαλμάτων. Ειδικά κατά την μέτρηση της ακρίβειας στην πρόβλεψη ζήτησης, η ADIDA(Naive,6) κατατάσσεται πρώτη με μέσο όρο σφάλματος για τις οκτακόσιες τρεις χρονοσειρές ίσο με 0,7410.

Αξιοσημείωτα καλή συμπεριφορά παρουσιάζει και η απλή μέθοδος Simple Exponential Smoothing (SES), παρά την μη εξειδίκευσή της σε δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης. Η τελική απόδοσή της αφήνει σαφείς πτυχές για την ιδιαιτερότητα των δεδομένων του case study.

Ως επιλογή της «καλύτερης μεθόδου» θα συνιστούσαμε γραμμικό συνδυασμό της ADIDA(Naïve, 6) με την SES, καθώς αυτές είναι οι δύο μέθοδοι που παρουσιάζουν συνολικά την καλύτερη προσαρμογή στις χρονοσειρές μας και ενδείκνυται για την παραγωγή στατιστικών προβλέψεων ζήτησης ανταλλακτικών στο εργοστάσιο της Coca-Cola 3E στην Πάτρα.

1.6 Σύνοψη – Μελλοντικές Επεκτάσεις

Τα αποτελέσματα της μεταπτυχιακής αυτής εργασίας μπορούν να συνοψιστούν στα παρακάτω:

- Ως επιλογή της «καλύτερης μεθόδου» θα συνιστούσαμε γραμμικό συνδυασμό της ADIDA(Naïve, 6) με την SES, καθώς αυτές είναι οι δύο μέθοδοι που παρουσιάζουν συνολικά την καλύτερη προσαρμογή στις χρονοσειρές μας και ενδείκνυται για την παραγωγή στατιστικών προβλέψεων ζήτησης ανταλλακτικών στο εργοστάσιο της Coca-Cola 3E στην Πάτρα.
- Για το σύνολο των χρονοσειρών (παρατηρήσεις,1+) η οικογένεια μεθόδων ADIDA εμφανίζεται ως μία από τις καλύτερες επιλογές, παρουσιάζοντας βέλτιστα αποτελέσματα σε όλες τις κατηγορίες σφαλμάτων.
- Ειδικά κατά την μέτρηση της ακρίβειας στην πρόβλεψη ζήτησης, η ADIDA(Naive,6) κατατάσσεται πρώτη με μέσο όρο σφάλματος για τις οκτακόσιες τρεις χρονοσειρές ίσο με 0,7410.
- Αξιοσημείωτα καλή συμπεριφορά παρουσιάζει και η απλή μέθοδος Simple Exponential Smoothing (SES), παρά την μη εξειδίκευσή της σε δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης. Η τελική απόδοσή της αφήνει σαφείς πτυχές για την ιδιαιτερότητα των δεδομένων του case study.

- Το γκρουπ μεθόδων ADIDA(SES), (ADIDA(SES,3), ADIDA(SES,6), ADIDA(SES,12)) φαίνεται να μειώνει την προκατάληψη σε σχέση με τις άλλες παραλλαγές της μεθόδου ADIDA και επίσης φαίνεται να υπερτερεί και στην κατηγορία του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE) επί αυτών.
- Το γκρουπ μεθόδων ADIDA(SBA), (ADIDA(SBA,3), ADIDA(SBA,6), ADIDA(SBA,12)) φαίνεται γενικά να έχει λιγότερο καλά αποτελέσματα σε σχέση με τις άλλες παραλλαγές της μεθόδου ADIDA.
- Λόγω της παρουσίας μεγάλου πλήθους μηδενικών τιμών στις χρονοσειρές που χρησιμοποιήθηκαν στο πείραμα, η απόδοση μεθόδων διακοπτόμενης ζήτησης όπως η Croston και η SBA, δεν ήταν ικανοποιητική και αυτές κατέλαβαν τις τελευταίες θέσεις της κατάταξης. Αντιθέτως, η απλοϊκή μέθοδος Naive παρουσίασε ικανοποιητικά αποτελέσματα λόγω αυτού του γεγονότος.
- Η μέθοδος SBA παρ' όλα αυτά, φαίνεται να μειώνει την προκατάληψη της μεθόδου Croston και επιπροσθέτως εμφανίζει λίγο καλύτερα αποτελέσματα όσον αφορά την ακρίβεια σε σχέση με την εν λόγω μέθοδο.
- Αντιθέτως, η παρουσία της μεθόδου απλής εκθετικής εξομάλυνσης (SES) ήταν καλύτερη του αναμενομένου αν και δεν πρόκειται για μέθοδο που κατεξοχήν προορίζεται για δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης και φαίνεται να μην επηρεάστηκε αρνητικά από την παρουσία πολλών μηδενικών τιμών στις χρονοσειρές του πειράματος.
- Η μέθοδος απλού κινητού μέσου όρου (SMA) κρίθηκε σκόπιμο να μην περιληφθεί στις μεθόδους του εν λόγω πειράματος, καθώς είναι φανερό ότι αν αυτό συνέβαινε θα λαμβάναμε ακριβώς τα ίδια αποτελέσματα με την ADIDA(Naive) για ίδιες χρονικές περιόδους.

Μελλοντικές επεκτάσεις της μελέτης και ανάλυσης των αποτελεσμάτων του πειράματος που έλαβε χώρα με τη χρήση του συστήματος υποστήριξης προβλέψεων ΠΥΘΙΑ θα μπορούσαν να αποτελέσουν:

- ✓ Η εκτέλεση αντίστοιχου πειράματος όσον αφορά την ζήτηση σε ανταλλακτικά και στα υπόλοιπα εργοστάσια της Coca-Cola 3E στον ελλαδικό χώρο, για απόκτηση μεγαλύτερου όγκου σχετικών δεδομένων/αποτελεσμάτων και πιθανή ανάδειξη της μεθόδου ADIDA ως τη βέλτιστη μέθοδο πρόβλεψης και καθιέρωσή της από την εταιρεία ως εργαλείο λήψης αποφάσεων σχετικά με την προμήθεια των ανταλλακτικών επί του συνόλου του δικτύου των εργοστασίων της.
- ✓ Η εκτέλεση αντίστοιχου πειράματος πρόβλεψης της ζήτησης σε ανταλλακτικά και σε άλλες βιομηχανίες στον ελλαδικό χώρο για την σύγκριση των αποτελεσμάτων με το πραγματοποιηθέν πείραμα.
- ✓ Η εξαγωγή στατιστικών προβλέψεων σε δεδομένα συνεχούς ζήτησης (π.χ. πωλήσεις) στην Coca-Cola 3E αλλά και σε άλλες εταιρίες που δραστηριοποιούνται στη χώρα μας.
- ✓ Η χρησιμοποίηση των δεδομένων σε μελλοντικούς διαγωνισμούς προβλέψεων, ώστε να εξεταστεί και να συγκριθεί με άλλες έξυπνες μεθόδους και μοντέλα πρόβλεψης που πιθανόν να μην ελήφθησαν υπόψη στο πείραμα που διεξήχθη.
- ✓ Η θεωρητική τεκμηρίωση των αποτελεσμάτων της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας, με στόχο την αξίωσή της στον ερευνητικό χώρο. Ειδικότερα, η περαιτέρω αξιολόγηση των αποτελεσμάτων των παραλλαγών της μεθόδου ADIDA στο πείραμα, εκτιμάται ότι θα μπορούσε να αποτελέσει αντικείμενο για νέες εργασίες και σχετικές δημοσιεύσεις.

2. Εισαγωγή

2.1 Αντικείμενο της Διπλωματικής

Η σημασία των προβλέψεων έχει αυξηθεί αναμφισβήτητα τις τρεις τελευταίες δεκαετίες. Οι προβλέψεις έχουν κερδίσει το ενδιαφέρον τόσο σε ακαδημαϊκό όσο και σε πρακτικό επίπεδο μέσα στην επιχείρηση. Χωρίς αμφιβολία, το ενδιαφέρον και η σημασία της πρόβλεψης έχει αυξηθεί ραγδαία τα τελευταία τριάντα χρόνια σε κάθε επιχειρησιακό οργανισμό – ακόμα και στις ίδιες τις κυβερνήσεις κρατών. Το ενδιαφέρον αυτό που υπάρχει για την πρόβλεψη, 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.

Ειδικότερα στις μέρες μας, όπου έχει ξεσπάσει μια άνευ προηγουμένου παγκόσμια κρίση σε οικονομικό, κοινωνικό αλλά και ηθικό επίπεδο με ραγδαίες εξελίξεις στο παγκόσμιο στερέωμα, η ανάγκη για λήψη ορθών αποφάσεων και μέτρων είναι μεγαλύτερη από κάθε άλλη εποχή στην ιστορία της ανθρωπότητας. Η σωστά τεκμηριωμένη πρόβλεψη μπορεί να αποτελέσει ένα σταθερό σημείο στην προσπάθεια διεξόδου από την κρίση, προσφέροντας τις υπηρεσίες της στον προγραμματισμό επιχειρήσεων αλλά και κρατών σε περιβάλλον εξαιρετικά δυσμενές, όπου η ύφεση, ο αρνητισμός και ο προβληματισμός είναι το κύριο γνώρισμα στην οικονομία, αλλά και στην ψυχοσύνθεση του μέσου πολίτη αυτού του πλανήτη.

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 πρακτικά ασχολούμενοι με τις προβλέψεις, οι οποίοι είναι και οι χρήστες αυτών, προσφέρουν το λόγο ύπαρξης της πρόβλεψης για την οποία υπάρχει μεγάλη ζήτηση στην αγορά από τους

ανυπόμονους αγοραστές των προβλέψεων και των υπηρεσιών πρόβλεψης, οι οποίοι έχουν ουσιαστικά καταστεί «αιχμάλωτοί» της και ανήμποροι να λειτουργήσουν όταν αυτή απουσιάζει.

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

Κατά καιρούς ο τομέας της πρόβλεψης έχει δεχτεί δυσμενείς κριτικές και έχει 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, οι οποίες προκαλούνται από ασταθή περιβάλλοντα, μη αναμενόμενες εξελίξεις, ασυνέχειες κλπ. 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. Αξιοπρόσεκτο είναι το γεγονός ότι σε χρονικές περιόδους, οι οποίες χαρακτηρίζονται από συνεχείς και απότομες μεταβολές οπότε 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 η ζήτηση 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, παρόλο που κανένας σοβαρά ενασχολούμενος με τον τομέα ουδέποτε άφησε να εννοηθεί ότι η πρόβλεψη 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. Εξάλλου, η ανθρώπινη φύση επομένως και οι δραστηριότητες, οι οποίες απορρέουν από αυτή, είναι κάτι το δυναμικό/συνεχώς εξελισσόμενο και σε καμία περίπτωση δεν πρέπει να αντιμετωπίζονται ως κάτι στατικό και δεδομένο. 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, ο οποίος 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 εμπλεγμένοι 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 ικανότητα της να προβλέπει. Σε κάθε άλλη περίπτωση, οι θεωρίες γίνονται ακαδημαϊκά προϊόντα διανοητικής σύνθεσης χωρίς πρακτική αξία και δεν έχουν καμία ιδιαίτερη αξία πέραν της αυτοεξυπηρέτησης ενδιαφερόντων μεταξύ αυτών που τις 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. 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 μπορούν 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 κλπ. 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 το πως οι διάφορες μέθοδοι συμπεριφέρονται σε ένα περιβάλλον που αλλάζει διαρκώς. Με αυτό τον τρόπο 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.

Η παρούσα μεταπτυχιακή εργασία έχει ως αντικείμενο την εφαρμογή κατάλληλης μεθοδολογίας διαχείρισης αποθεμάτων (stock control) σε αποθήκη ανταλλακτικών (machinery parts). Συγκεκριμένα, ως μελετώμενη περίπτωση (case study) έχει καθορισθεί η αποθήκη ανταλλακτικών του εργοστασίου της Coca-Cola 3E στην Πάτρα. Στην εργασία του αυτή, αφού αναφερθούν οι πιο γνωστές μέθοδοι πρόβλεψης για χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης με βάση την υφιστάμενη σχετική βιβλιογραφία και χρησιμοποιώντας τα σχετικά εργαλεία ανάλυσης/επεξεργασίας σε πραγματικά δεδομένα που ευγενικά παραχωρήθηκαν από την εταιρεία Coca-Cola 3E για την περίοδο 2004 έως 2008 (πέντε έτη, εξήντα μηνιαίες παρατηρήσεις ζήτησης ανταλλακτικών), θα εφαρμοστεί η σχετική γνώση με σκοπό να εξαχθούν τεκμηριωμένα αποτελέσματα πρόβλεψης των μελλοντικών αναγκών του εργοστασίου σε ανταλλακτικά για συγκεκριμένο χρονικό ορίζοντα, ο οποίος είναι οι επτά πρώτοι μήνες του έτους 2009.

2.2 Ένα Πρακτικό Ζήτημα – Αφορμή για Επιστημονική Διερεύνηση

Περίπου πριν ένα χρόνο ο εκπονητής της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας βρέθηκε «τυχαία» αντιμέτωπος με το ακόλουθο πρακτικό αλλά ταυτόχρονα δύσκολο και σύνθετο ερώτημα «Πώς θα μπορούσε να προβλεφθεί η ζήτηση σε ανταλλακτικά στο εργοστάσιο, ώστε να εφοδιαστεί η αποθήκη με τον απαιτούμενο αριθμό χωρίς να παρατηρηθούν ελλείψεις, οι οποίες μπορεί να θέσουν εκτός λειτουργίας τη γραμμή παραγωγής, ή αντιθέτως να παρουσιαστεί περίσσεια αποθεμάτων, τα οποία θα ανεβάσουν το κόστος παραγωγής ανά μπουκάλι υπό μορφή δεσμευμένου κεφαλαίου και θα προκαλέσουν συμφόρηση στην αποθήκη; Πώς θα μπορούσε να ληφθεί μια τέτοια απόφαση λαμβάνοντας το μικρότερο δυνατό ρίσκο;», το οποίο τέθηκε από το αδελφό και συνάδελφο μηχανολόγο μηχανικό, υπεύθυνο συντήρησης του εργοστασίου κατά τη διάρκεια μιας συζήτησης, χωρίς φυσικά να απαντηθεί σε πρώτη φάση, παρά μόνον να αποτελέσει αιτία έντονου προβληματισμού.

Λίγες μέρες αργότερα, μια σύντομη παρουσίαση, στον παντελώς άγνωστο για τον υπογράφοινα μέχρι τότε τομέα των προβλέψεων, η οποία έλαβε χώρα σε δύο διαλέξεις στα πλαίσια του μαθήματος «Συστήματα Λήψης Αποφάσεων» του Δ.Π.Μ.Σ. «Περιβάλλον & Ανάπτυξη» του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου αποτέλεσε την απαρχή για την αναζήτηση πληροφοριών σχετικά με το πρακτικό ερώτημα, το οποίο λίγες μέρες πριν είχε τεθεί. Μετά από μια πρώτη επαφή με σχετικές για διακοπτόμενη ζήτηση και προβλέψεις δημοσιεύσεις και βιβλιογραφία, αποφασίστηκε η εκπόνηση της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας, ως θέμα ιδιαίτερα ενδιαφέρον – πρακτικό και ταυτόχρονα θεωρητικό – για τη σύγχρονη παραγωγική βιομηχανία και όχι μόνο, αφού, όπως έχει ήδη αναφερθεί οι προβλέψεις αποτελούν χρήσιμο εργαλείο για το σύγχρονο επιχειρηματία/διαχειριστή σε διάφορες πτυχές της σύγχρονης αναπτυξιακής πραγματικότητας.

2.3 Αξιοβίωτη Ολοκληρωμένη Ανάπτυξη

Στο διατμηματικό/διεπιστημονικό πρόγραμμα σπουδών «Περιβάλλον και Ανάπτυξη», στα πλαίσια του οποίου εκπονείται η παρούσα μεταπτυχιακή εργασία, έρχεται κανείς σε επαφή με τις αρχές της Αξιοβίωτης Ολοκληρωμένης Ανάπτυξης. Δηλαδή, με ένα πλήρες αναπτυξιακό μοντέλο προορισμένο για το σύγχρονο άνθρωπο και τις μοντέρνες κοινωνίες βάση του οποίου η Ανάπτυξη «είτε θα είναι Αποκεντρωμένη αλλά και Πλανητική και Ολοκληρωμένη, δηλαδή ταυτόχρονα οικονομική, κοινωνική, πολιτική, τεχνική/τεχνολογική και πολιτισμική, σε διαλεκτική αρμονία και με δημιουργικό σεβασμό πάντα στο συγκεκριμένο κάθε φορά φυσικό και πολιτισμικό περιβάλλον, ή δε θα υπάρχει καθόλου (Ρόκος, 2001). Για το λόγο αυτό στον αντικειμενικά πολυδιάστατο αξιολογικό όρο "ανάπτυξη", αποδίδεται με τον επιθετικό προσδιορισμό Ολοκληρωμένη η θετικά φορτισμένη έννοια της αρμονικής, ειρηνικής με τη φύση και τον άνθρωπο και συνεργατικής σχέσης, αλληλεξάρτησης και αλληλεπίδρασης των θεμελιακών συστατικών της, δηλαδή του "οικονομικού", του "κοινωνικού", του "πολιτικού", του "τεχνικού/ τεχνολογικού" και του "πολιτισμικού" ενεργήματος και γι' αυτό η Ολοκληρωμένη Ανάπτυξη είναι κατά συνέπεια Αξιοβίωτη.

Ως Αξιοβίωτη Ολοκληρωμένη Ανάπτυξη ορίζεται λοιπόν η ταυτόχρονα και διαχρονικά, σε πλανητικό, υπερεθνικό, εθνικό, περιφερειακό και τοπικό επίπεδο, οικονομική, κοινωνική, πολιτική, πολιτισμική και τεχνική/τεχνολογική ανάπτυξη, η οποία μπορεί να υπάρξει, μόνο όταν τελείται σε διαλεκτική αρμονία και με σεβασμό πάντα στον άνθρωπο, τις προαιώνιες ευγενείς του αξίες και το "όλο" φυσικό και πολιτισμικό του περιβάλλον, στο οποίο αυτός εντάσσεται ειρηνικά και δημιουργικά ως αναπόσπαστο και όχι κυρίαρχο μέρος του (Ρόκος, 2001). Η Αξιοβίωτη Ολοκληρωμένη Ανάπτυξη μπορεί να επιτευχθεί μόνο όταν οι ανθρώπινες κοινωνίες αποκτήσουν την πεποίθηση και διαμορφώσουν τις κατάλληλες προϋποθέσεις ατομικής και συλλογικής μόρφωσης, βούλησης και δράσης όλων των πολιτών τους, να αξιοποιήσουν την επιστημονική και διεπιστημονική μεθοδολογία, την τεχνολογική πρόοδο, την εργασία, τη δημιουργικότητα και τη φαντασία τους, με βάση τις πανανθρώπινες αξίες

της ειρήνης, της δικαιοσύνης, της αλληλεγγύης, της πολιτικής, οικονομικής και κοινωνικής δημοκρατίας και ηθικής, της δημιουργικής άμιλλας, του μέτρου και του σεβασμού στη φύση και τους πολιτισμούς των ανθρώπων, για μια καλύτερη ζωή σ' έναν καλύτερο κόσμο.

2.4 Η Επιστήμη των Προβλέψεων ως Τεχνολογικό Εργαλείο στην Προσπάθεια Προσέγγισης της Αξιοβίωτης Ολοκληρωμένης Ανάπτυξης

Έχοντας, λοιπόν, υπόψη την τελευταία παράγραφο ο υπογραφόμενος φιλοδοξεί το παρόν πόνημα να αποτελέσει ένα μικρό μόνο «λιθαράκι» σε μια αναπτυξιακή πορεία, βασισμένη στις αρχές της Αξιοβίωτης Ολοκληρωμένης Ανάπτυξης, ειδικά στη σημερινή ζοφερή πραγματικότητα, η οποία επικρατεί σε παγκόσμιο επίπεδο. Μέσω αυτής της μελέτης περίπτωσης και των εξαγόμενων αποτελεσμάτων και συμπερασμάτων της, και εφόσον κάποια από αυτά αναλυθούν και ακολουθώως επεκταθούν –πάντοτε ακολουθώντας όλη τη σύγχρονη γνώση και βιβλιογραφία στον τομέα των προβλέψεων- σε διάφορους τομείς της ανθρώπινης δραστηριότητας, εκτιμάται ότι θα μπορούσαν να βοηθήσουν στην διαχρονική απαίτηση λήψης αποφάσεων σε επιχειρήσεις, βιομηχανίες, οργανισμούς και κυβερνήσεις. Και είναι έκδηλη στο σύγχρονο κόσμο η απαίτηση για αποφάσεις τεκμηριωμένες, βάσει σωστού προγραμματισμού και ταυτόχρονα απαλλαγμένες από προσωπικές επιδιώξεις, συμφέροντα, εγωισμό και σαθρό ή ανύπαρκτο πολλές φορές υποστηρικτικό υπόβαθρο.

Πεποίθηση του υπογράφοντα είναι ότι κάθε σκεπτόμενος άνθρωπος, εργαζόμενος, πολίτης του σύγχρονου κόσμου, θα προτιμούσε αποφάσεις που καθορίζουν σε σημαντικό την καθημερινότητα και το μέλλον του, και λαμβάνονται από όσους βρίσκονται στην εξουσία κάθε φορά, να καθορίζονται βάσει κάποιου συγκεκριμένου μεθοδολογικού εργαλείου, ώστε να μπορεί να ελέγχεται και το σκεπτικό τους. Σε καμία περίπτωση να μην είναι αυτές αποτέλεσμα διεφθαρμένων συνειδήσεων, στελεχών και κυβερνητών, ανίκανων πολλές φορές να ανταποκριθούν στα καθήκοντά

τους ή ακόμα και παγκόσμιων συνομοσιών έναντι των συμφερόντων του απλού ανθρώπου. Να σημειωθεί σε αυτό το σημείο, ότι ο τομέας των προβλέψεων, όπως ήδη έχουμε αναφέρει αποτελεί μονάχα ένα επιστημονικό εργαλείο στα χέρια του σύγχρονου ανθρώπου και σε καμία περίπτωση δεν μπορεί και δεν πρέπει να υποσκελίσει την ανθρώπινη βούληση.

Αν ληφθεί υπόψη και το γεγονός πως ο παγκόσμιος πληθυσμός αυξάνεται ραγδαία τις τελευταίες δεκαετίες, σωστές αποφάσεις και άρτιος προγραμματισμός απαιτούνται, ώστε όλοι οι άνθρωποι στον πλανήτη να μπορούν να ζουν αξιοπρεπώς και να απολαμβάνουν ίσες ευκαιρίες για εκπαίδευση, εργασία, ψυχαγωγία και δημιουργία. Ακόμα και αν αποδειχθεί ότι η λήψη μιας απόφασης οδηγήθηκε λανθασμένα προς μια κατεύθυνση με βάση το αποτέλεσμα που θα προκύψει στην πράξη, μέσω του τομέα των προβλέψεων, ο κάθε ένας θα γνωρίζει ότι αυτό συνέβη έχοντας ακολουθηθεί η βέλτιστη δυνατή επιστημονική προσέγγιση και πρέπει a priori να έχει γίνει ξεκάθαρο σε όσους χρησιμοποιούν την πρόβλεψη, ότι δεν αποτελεί προφητεία. Ο άνθρωπος παράγων είναι αυτός που καθορίζει την πορεία του προς το μέλλον και η πρόβλεψη απλά φιλοδοξεί να αποτελεί ένα εργαλείο στην προσπάθεια επίτευξης των στόχων που θέτει ο άνθρωπος κάθε φορά.

Η πρόβλεψη θα μπορούσε να προσφέρει χρήσιμες υπηρεσίες όταν επιχειρήσεις, οργανισμοί και κυβερνήσεις καλούνται να λάβουν αποφάσεις για διάφορα ζητήματα της ανθρώπινης δραστηριότητας, αρκεί να χρησιμοποιείται σωστά και να μην γίνεται αυτοσκοπός, καθώς η ανθρώπινη διάνοηση, έμπνευση και ολιστική αντιμετώπιση των πραγμάτων, είναι αυτή που καθορίζει μια αναπτυξιακή προοπτική. Η ολοκληρωμένη φύση του ζωντανού, ενιαίου κι αδιάσπαστου «όλου» του πλανήτη μας και τα οξυμένα πολυδιάστατα πλανητικά προβλήματα απαιτούν και προϋποθέτουν πλέον ολιστικές, διεπιστημονικές προσεγγίσεις κι ανάλογες αντιμετώπισεις (Ρόκος, 1992). Τέλος, στα συμπεράσματα σχετικής δημοσίευσης του καθηγητή Δ. Ρόκου με τίτλο *«Κοινωνία, Τεχνολογία και Παραγωγή. Σχέσεις Αλληλεπιδράσεις και Αλληλοκαθορισμοί. Πολιτικές και Περιβαλλοντικές Διαστάσεις»* (1992) σημειώνεται ότι η φιλοσοφία και η μεθοδολογία των Ολοκληρωμένων Αποδόσεων της κάθε φορά φυσικής και της κοινωνικοοικονομικής πραγματικότητας, αλλά και των σχέσεων,

αλληλεξαρτήσεων κι αλληλεπιδράσεών τους και των τάσεων μεταβολής τους διαμέσου του χρόνου (Ρόκος 1981), αποτελούν τη βέλτιστη δυνατή διεπιστημονική υποδομή της διαδικασίας λήψης αποφάσεων και σ' όλα τα θέματα της κοινωνίας, της τεχνολογίας και της παραγωγής.

2.5 Οργάνωση του Τόμου

Η εργασία αποτελείται από οκτώ κεφάλαια:

- 1. Ευρεία Περίληψη** – στο κεφάλαιο έγινε μια γρήγορη και περιεκτική ανασκόπηση της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας με σκοπό να ενημερωθεί ο αναγνώστης για το περιεχόμενό της σε γενικές γραμμές.
- 2. Εισαγωγή** – στο κεφάλαιο αυτό έγινε μια αναφορά στον τομέα των προβλέψεων. Ακολούθως, καθορίστηκε ο στόχος της συγκεκριμένης μελέτης περίπτωσης διακοπτόμενης ζήτησης και ταυτόχρονα συσχετίστηκε ο τομέας των προβλέψεων με τις αρχές της Αξιοβίωτης Ολοκληρωμένης Ανάπτυξης.
- 3. Τεχνικές Προβλέψεων** – στο κεφάλαιο αυτό αναφέρονται οι πιο γνωστές τεχνικές Προβλέψεων και ορίζονται οι Στατιστικοί Δείκτες Σφάλματος στις προβλέψεις.
- 4. Διακοπτόμενη Ζήτηση** – στο κεφάλαιο αυτό αποσαφηνίζεται η έννοια του όρου Διακοπτόμενη Ζήτηση και παρατίθενται τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται στην παρούσα μεταπτυχιακή εργασία. Επίσης, γίνεται μια εκτεταμένη αναφορά στο MASE (Mean Absolute Scaled Error) και στα πλεονεκτήματά του σαν μέτρο σύγκρισης ανάμεσα στις χρησιμοποιούμενες μεθόδους.
- 5. Πυθία – Ένα σύστημα Υποστήριξης Επιχειρηματικών Προβλέψεων** - στο κεφάλαιο αυτό γίνεται η παρουσίαση του

λογισμικού που χρησιμοποιήθηκε για την εξαγωγή των προβλέψεων και παρουσιάζονται οι δυνατότητες και η χρηστικότητα του στη λήψη αποφάσεων.

6. Πειράματα – Αποτελέσματα – Σύγκριση Μεθόδων - στο κεφάλαιο αυτό αναφέρονται αναλυτικά η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε και τα πειράματα που έγιναν προκειμένου να επιτευχθεί η βελτιστοποίηση του σφάλματος.

7. Επίλογος – στο κεφάλαιο αυτό γίνεται μία σύνοψη των πειραμάτων που έγιναν και παρουσιάζονται τα τελικά συμπεράσματα. Επίσης αναφέρονται πιθανές μελλοντικές επεκτάσεις.

8. Βιβλιογραφία – στο κεφάλαιο αυτό παρατίθεται η βιβλιογραφία που χρησιμοποιήθηκε για την περάτωση της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας.

3. Τεχνικές Προβλέψεων

3.1 Κατηγορίες Μεθόδων Πρόβλεψης

Οι τεχνικές πρόβλεψης που έχουν αναπτυχθεί μέχρι σήμερα εντάσσονται σε τρεις μεγάλες κατηγορίες:

- τις ποσοτικές (quantitative),
- τις κριτικές (judgmental)
- και τις τεχνολογικές (technological).

Οι ποσοτικές μέθοδοι διακρίνονται στις μεθόδους χρονοσειρών και τις αιτιοκρατικές μεθόδους, οι κριτικές μέθοδοι στις ατομικές και στις μεθόδους επιτροπής, ενώ οι τεχνολογικές διακρίνονται στις διερευνητικές (exploratory) και στις κανονιστικές (normative).

3.2 Ποσοτικές Μέθοδοι

Οι ποσοτικές μέθοδοι προβλέψεων εφαρμόζονται όταν η διαθέσιμη πληροφορία ποσοτικοποιείται με την μορφή αριθμητικών δεδομένων και με την υπόθεση ότι το πρότυπο συμπεριφοράς των ιστορικών αυτών δεδομένων διατηρείται σταθερό στο μέλλον. Οι ποσοτικές μέθοδοι προβλέψεων μπορούν να ταξινομηθούν ανάλογα με το μοντέλο που χρησιμοποιείται. Έτσι αυτές διακρίνονται στα μοντέλα χρονοσειρών και στα αιτιοκρατικά μοντέλα. Μελετώντας τις ιδιότητες και τα χαρακτηριστικά τους μπορούμε να κατανοήσουμε ευκολότερα τις βασικές υποθέσεις πάνω στις οποίες στηρίζεται κάθε ποσοτική μέθοδος εντοπίζοντας παράλληλα τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα της εφαρμογής τους σε συγκεκριμένες καταστάσεις.

3.2.1 Μέθοδοι Χρονοσειρών

Πρόκειται για το πιο διαδεδομένο είδος ποσοτικού μοντέλου πρόβλεψης. Βασίζεται στην υπόθεση ότι η μεταβολή της τιμής του υπό εξέταση μεγέθους ακολουθεί ένα λανθάνον πρότυπο που επαναλαμβάνεται στον χρόνο και παραμένει σταθερό. Στηρίζεται όμως στην παραδοχή ότι το λανθάνον αυτό πρότυπο αναγνωρίζεται μονοσήμαντα με βάση τα δεδομένα. Οι προβλέψεις παράγονται με την αναγνώριση του ακολουθούμενου προτύπου και την επέκτασή του στο μέλλον. Έτσι, λοιπόν, βασιζόμενοι στις παρελθούσες τιμές της υπό εξέταση μεταβλητής, προσπαθούμε να ανιχνεύσουμε κάποιο πρότυπο συμπεριφοράς αυτών και να παραγάγουμε προβλέψεις επεκτείνοντας το πρότυπο αυτό στο μέλλον. Συμπεραίνουμε λοιπόν ότι πρέπει να έχουμε στην διάθεση μας ικανό αριθμό στοιχείων (παρελθόντων τιμών) για την τιμή του υπό πρόβλεψη μεγέθους σε προηγούμενες και σταθερές χρονικές περιόδους ώστε να επιλέξουμε το καλύτερο πρότυπο συμπεριφοράς της χρονοσειράς παράγοντας έτσι ακριβέστερες προβλέψεις.

Σχηματικά το μοντέλο χρονοσειρών μπορεί να παρασταθεί ως εξής :



Σχήμα 3.1: Μοντέλο Χρονοσειρών

όπου η είσοδος του συστήματος είναι τα ιστορικά δεδομένα X_i (i είναι η αντίστοιχη χρονική περίοδος) και η έξοδος y είναι συνάρτηση του μοντέλου πρόβλεψης f που χρησιμοποιούμε.

Οι μέθοδοι που περιγράφονται με το συγκεκριμένο μοντέλο αποτελούν μια ιδιαίτερη κατηγορία των ποσοτικών μεθόδων και ονομάζονται μέθοδοι χρονοσειρών. Σε αυτές τις μεθόδους συγκαταλέγονται:

- **Οι μέθοδοι αποσύνθεσης**

Οι μέθοδοι αποσύνθεσης αναγνωρίζουν τις ξεχωριστές συνιστώσες που χαρακτηρίζουν τις χρονοσειρές και τις απομονώνουν. Πρόκειται για την τάση, τον κύκλο, την εποχιακότητα και την τυχαιότητα. Η τάση που αντιπροσωπεύει την γενική εικόνα της χρονοσειράς μπορεί να είναι ανοδική, πτωτική ή σταθερή. Ο κυκλικός παράγοντας αντιπροσωπεύει τις ανόδους ή τις πτώσεις λόγω ειδικών οικονομικών ή άλλων συνθηκών. Η εποχιακότητα αντιπροσωπεύει τις περιοδικές διακυμάνσεις που έχουν σταθερό μήκος. Τέλος υπάρχει και η συνιστώσα της τυχαιότητας (στοιχείο σφάλματος). Αυτό το σφάλμα είναι η διαφορά ανάμεσα στην συνδυασμένη επίδραση των τριών πρώτων συνιστωσών του προτύπου (τάση, κυκλικότητα και εποχιακότητα) και των πραγματικών δεδομένων. Ο σκοπός των μεθόδων αποσύνθεσης είναι να απομονώσουν κάθε συνιστώσα με την μεγαλύτερη δυνατή ακρίβεια. Η βασική ιδέα είναι εμπειρική και περιέχει πρώτα την απομόνωση της εποχιακότητας, μετά της τάσης και τέλος της κυκλικότητας. Το υπόλοιπο θεωρείται ότι είναι η τυχαιότητα που, αν και δεν μπορεί να προβλεφθεί, μπορεί να αναγνωρισθεί.

- **Οι μέθοδοι εξομάλυνσης**

Οι μέθοδοι εξομάλυνσης εφαρμόζονται εύκολα και παρέχουν ικανοποιητικές προβλέψεις στον βραχυπρόθεσμο ορίζοντα. Στις μεθόδους αυτές γίνεται χρήση των παρελθόντων παρατηρήσεων για τον προσδιορισμό της εξομαλυμένης (smoothed) τιμής της σειράς των δεδομένων. Στη συνέχεια αυτή η εξομαλυμένη τιμή προεκτείνεται ώστε να προκύψει η πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών της σειράς.

Η βασική ιδέα των μεθόδων εξομάλυνσης είναι ότι υπάρχει ένα λανθάνον πρότυπο συμπεριφοράς το οποίο ακολουθούν οι τιμές των μεταβλητών που πρέπει να προβλεφθούν και ότι οι ιστορικές παρατηρήσεις της κάθε μεταβλητής αντιπροσωπεύουν αυτό το πρότυπο καθώς και τυχαίες διακυμάνσεις. Ο σκοπός των μεθόδων αυτών είναι να διακρίνουν ανάμεσα στις τυχαίες αποκλίσεις το βασικό πρότυπο, εξομαλύνοντας τα ιστορικά δεδομένα. Αυτό ισοδυναμεί με ελαχιστοποίηση της τυχαιότητας που υπάρχει στην ιστορική ακολουθία και έχει σαν αποτέλεσμα η πρόβλεψη να βασίζεται στο εξομαλυμένο πρότυπο συμπεριφοράς των δεδομένων.

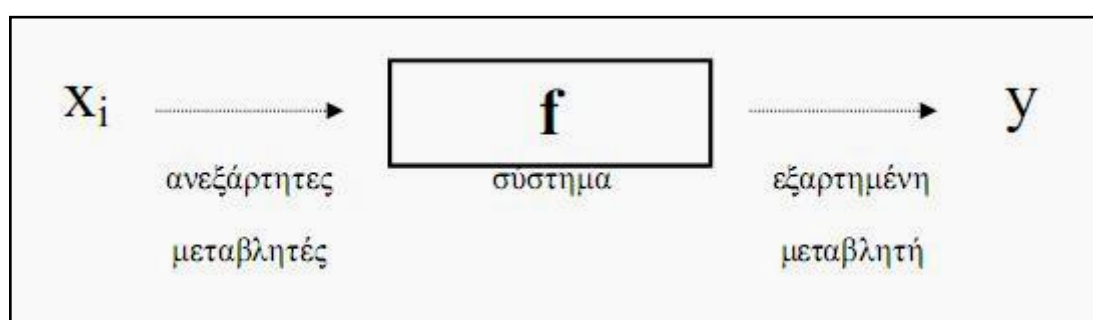
Οι μέθοδοι εξομάλυνσης διακρίνονται σε δύο επιμέρους κατηγορίες: τις μεθόδους κινητού μέσου όρου στις οποίες οι παρελθούσες τιμές της μεταβλητής συμμετέχουν με τον ίδιο συντελεστή βαρύτητας στον υπολογισμό της πρόβλεψης και τις μεθόδους εκθετικής εξομάλυνσης, όπου χρησιμοποιούνται διαφορετικοί συντελεστές βαρύτητας για τα ιστορικά δεδομένα οι οποίοι φθίνουν με εκθετικό τρόπο από την πιο πρόσφατη τιμή των δεδομένων ως την πιο μακρινή.

- **Οι αυτοπαλινδρομικές μέθοδοι κινητού μέσου όρου (ARIMA)**

Οι αυτοπαλινδρομικές μέθοδοι κινητού μέσου όρου είναι στοχαστικά μαθηματικά μοντέλα με τα οποία προσπαθούμε να περιγράψουμε την διαχρονική εξέλιξη κάποιου φυσικού μεγέθους. Δεδομένου ότι για την πλειοψηφία των φυσικών μεγεθών είναι αδύνατη η πλήρης γνώση και καταγραφή όλων των παραγόντων που επηρεάζουν την εξέλιξη τους στο χρόνο, είναι πολύ δύσκολη η διαχρονική περιγραφή του μεγέθους από ένα ντετερμινιστικό μοντέλο. Από την άλλη πλευρά η εξάρτηση τέτοιων μεγεθών από παράγοντες μη ντετερμινιστικούς (πχ. καιρός, τυχαία γεγονότα) καθιστά δυνατή την περιγραφή της διαχρονικής τους εξέλιξης από ένα στοχαστικό μοντέλο με το οποίο θα μπορεί να υπολογιστεί η πιθανότητα με την οποία η τιμή του μεγέθους βρίσκεται σε κάποιο διάστημα. Τα στοχαστικά μοντέλα περιέχουν τον τυχαίο παράγοντα (τυχαίο σφάλμα ή σφάλμα πρόβλεψης), τις τιμές του μεγέθους οι οποίες εμφανίστηκαν σε προηγούμενες χρονικές στιγμές και ίσως και κάποιους άλλους στοχαστικούς παράγοντες (πχ. καιρός, τυχαία γεγονότα κλπ.) και το μοντέλο που προκύπτει είναι γραμμικός συνδυασμός των παραπάνω ποσοτήτων. Γενικά τα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινητού μέσου όρου βασίζονται στην παραδοχή της αλληλεξάρτησης μεταξύ των τιμών τις οποίες λαμβάνει η χρονοσειρά στις διάφορες χρονικές στιγμές.

3.2.2 Αιτιοκρατικές Μέθοδοι

Στις επεξηγηματικές μεθόδους, αντί της προσαρμογής κάποιου μοντέλου στην χρονοσειρά, αναγνωρίζονται ορισμένες μεταβλητές οι οποίες σχετίζονται με την σειρά δεδομένων και αναπτύσσεται κάποιο μοντέλο προκειμένου να εκφράσει την σχέση αυτή. Στην περίπτωση αυτή η πρόβλεψη εκφράζεται ως συνάρτηση κάποιου συγκεκριμένου αριθμού παραγόντων που επηρεάζουν την τελική τιμή της. Δεν είναι απαραίτητο να υπάρχει χρονική εξάρτηση.



Σχήμα 3.2: Αιτιοκρατικό Μοντέλο

Η ανάπτυξη μιας επεξηγηματικής μεθόδου διευκολύνει την καλύτερη κατανόηση των συνθηκών και επιτρέπει τον πειραματισμό με διάφορους συνδυασμούς δεδομένων με σκοπό την μελέτη των επιδράσεων τους στις προβλέψεις. Με αυτόν τον τρόπο τα επεξηγηματικά μοντέλα μπορούν να επηρεάσουν το μέλλον μέσα από αποφάσεις που παίρνονται σήμερα. Στις επεξηγηματικές μεθόδους ανήκουν οι μέθοδοι παλινδρόμησης και οι οικονομετρικές μέθοδοι.

Στις μεθόδους παλινδρόμησης υποθέτουμε την ύπαρξη γραμμικής σχέσης ανάμεσα στην μεταβλητή της οποίας την τιμή θέλουμε να προβλέψουμε ("εξαρτημένη" μεταβλητή) και έναν αριθμό ανεξάρτητων μεταβλητών. Στην περίπτωση μιας ανεξάρτητης μεταβλητής έχουμε την απλή παλινδρόμηση ενώ στην περίπτωση περισσότερων μεταβλητών έχουμε την πολλαπλή παλινδρόμηση. Οι μέθοδοι παλινδρόμησης θεωρούν ότι όλες οι ανεξάρτητες μεταβλητές καθορίζονται από εξωγενείς παράγοντες. Όμως σε πολλές περιπτώσεις οικονομικών ή επιχειρησιακών σχέσεων υπάρχει αλληλεξάρτηση ανάμεσα στις μεταβλητές που εμπεριέχονται στην εξίσωση υπολογισμού της εξαρτημένης

μεταβλητής. Τέτοιες κατηγορίες σχέσεων μπορούν σωστότερα να εκφρασθούν από ένα σύστημα ταυτόχρονων εξισώσεων οι οποίες αποτελούν ένα οικονομετρικό μοντέλο.

3.3 Κριτικές Μέθοδοι

Οι κριτικές μέθοδοι πρόβλεψης δεν έχουν τις ίδιες απαιτήσεις σε δεδομένα με τις ποσοτικές μεθόδους. Τα δεδομένα των μεθόδων αυτών αποτελούν προϊόν διαίσθησης, κρίσης και συσσωρευμένης γνώσης. Οι κριτικές μέθοδοι είναι αυτές που χρησιμοποιούνται συχνά σε επιχειρήσεις και οργανισμούς.

Στις κριτικές μεθόδους η πρόβλεψη μπορεί να βασίζεται είτε στις γνώσεις και την κρίση ενός ατόμου (ατομικές μέθοδοι) είτε να προκύπτει από την ανταλλαγή και το συνδυασμό απόψεων των μελών κάποιας επιτροπής (μέθοδοι επιτροπής).

3.4 Τεχνολογικές Μέθοδοι

Οι τεχνολογικές μέθοδοι πρόβλεψης απευθύνονται σε μακροπρόθεσμα πλάνα τεχνολογικής, κοινωνικής, οικονομικής ή πολιτικής φύσης και διακρίνονται στις διερευνητικές (exploratory) και στις κανονιστικές (normative).

Οι διερευνητικές μέθοδοι (όπως Delphi, s-καμπύλες, αναλογίες και μορφολογική έρευνα) έχουν ως σημείο εκκίνησης το παρελθόν και το παρόν και κινούνται προς το μέλλον με τρόπο ευρετικό, εξετάζοντας συχνά όλες τις διαθέσιμες πιθανές περιπτώσεις. Αντίθετα οι κανονιστικές μέθοδοι (όπως μήτρες αποφάσεων, δέντρα συσχετίσεων και ανάλυση συστημάτων) καθορίζουν αρχικά τους μελλοντικούς στόχους και στη συνέχεια εξετάζουν την δυνατότητα επίτευξης τους με τους υπάρχοντες περιορισμούς και τους διαθέσιμους πόρους και τεχνολογίες.

Όπως και οι ποσοτικές, οι κριτικές και οι τεχνολογικές μέθοδοι πρόβλεψης ποικίλουν ως προς το κόστος εφαρμογής, την πολυπλοκότητα και την αξιοπιστία τους. Μπορούν να εφαρμοστούν και ξεχωριστά αλλά

συνήθως χρησιμοποιείται είτε κάποιος μεταξύ τους συνδυασμός είτε συνδυάζονται με τις ποσοτικές μεθόδους.

3.5 Ποιοτικά Χαρακτηριστικά των Χρονοσειρών

Η συστηματική μελέτη μιας χρονοσειράς έχει σημείο εκκίνησης την επισκόπηση της γραφικής της παράστασης (πάντα με οριζόντιο άξονα το πεδίο του χρόνου). Τα βασικά ποιοτικά χαρακτηριστικά που προκύπτουν από την παραπάνω μελέτη είναι η τάση, η κυκλικότητα, η εποχιακότητα και οι ασυνέχειες.

Η τάση που αντιπροσωπεύει την γενική εικόνα της χρονοσειράς μπορεί να είναι ανοδική, πτωτική ή σταθερή και μπορεί να θεωρηθεί σαν μια μακροπρόθεσμη μεταβολή του μέσου όρου των τιμών της χρονοσειράς. Συχνά η τάση μπορεί να εκτιμηθεί κατά προσέγγιση με μια ευθεία γραμμή ή μια εκθετική καμπύλη, χωρίς να αποκλείονται και άλλες οικογένειες καμπυλών. Για να εξαχθούν ασφαλή συμπεράσματα για το αν μια χρονοσειρά παρουσιάζει ή όχι τάση θα πρέπει να έχουμε στη διάθεση μας ικανό αριθμό παρατηρήσεων και να εκτιμήσουμε ένα κατάλληλο μήκος περιόδου στο οποίο θα αναζητήσουμε την ύπαρξη τάσης. Αυτό γιατί αν μια χρονοσειρά παρουσιάζει κυκλικές διακυμάνσεις ανά κάποιο χρονικό διάστημα (όσο και αν είναι αυτό) και το πλήθος των παρατηρήσεων που έχουμε στην διάθεση μας είναι μικρότερο από αυτόν τον αριθμό, τότε θα εκλάβουμε την υπάρχουσα κυκλικότητα της χρονοσειράς ως τάση και θα οδηγηθούμε σε λανθασμένα συμπεράσματα.

Ο κυκλικός παράγοντας αντιπροσωπεύει τις ανόδους ή τις πτώσεις λόγω ειδικών οικονομικών ή άλλων συνθηκών (γνωστές με την ονομασία επιχειρηματικός κύκλος) και εμφανίζεται κατά περιόδους. Οι περίοδοι αυτοί δεν είναι απαραίτητο να είναι σταθερές και το μήκος τους είναι σχεδόν σε όλες τις περιπτώσεις μεγαλύτερο του έτους. Στις γραφικές παραστάσεις των χρονοσειρών παρουσιάζεται ως μια κυματοειδής γραμμή που κινείται μεταξύ της υψηλότερης και της χαμηλότερης στάθμης. Συναντάται σε χρονοσειρές όπως του ΑΕΠ, των τιμών των μετοχών, των δεικτών

βιομηχανικής παραγωγής και γενικώς των περισσότερων οικονομικών μεγεθών.

Η εποχιακότητα αντιπροσωπεύει τις περιοδικές διακυμάνσεις που έχουν σταθερό και μικρότερο του ενός έτους μήκος. Η διακύμανση αυτή είναι άμεσα κατανοητή και προβλέψιμη γιατί επαναλαμβάνονται με τον ίδιο ακριβώς τρόπο με τον χρόνο. Συναντάται σε χρονοσειρές όπως της ποσότητας κατανάλωσης του πετρελαίου θέρμανσης, της θερμοκρασίας του περιβάλλοντος. Έτσι είναι εύκολη η μέτρηση και η απομόνωση αυτής της εποχιακής διακύμανσης λαμβάνοντας έτσι τα αποεποχικοποιημένα δεδομένα. Από τα παραπάνω καταλαβαίνουμε ότι η διαφορά της εποχιακότητας από την κυκλικότητα είναι ότι η μεν εποχιακότητα επαναλαμβάνεται σε σταθερά διαστήματα όπως ο χρόνος, ο μήνας, η εβδομάδα, η δε κυκλικότητα έχει μεγαλύτερη διάρκεια που διαφέρει από κύκλο σε κύκλο.

Οι ασυνέχειες είναι εκείνες οι παρατηρήσεις που εμφανίζονται στην γραφική παράσταση της χρονοσειράς ως απότομες μεταβολές στο πρότυπο συμπεριφοράς της. Οι ασυνέχειες είναι μη προβλέψιμες και έχουν ή παροδικό ή μόνιμο χαρακτήρα. Στην μεν πρώτη περίπτωση ονομάζονται outliers ενώ στην δεύτερη περίπτωση level-shifts. Στην περίπτωση ενός outlier η επίδραση του στην χρονοσειρά είναι ελάχιστη (έχει μικρή χρονική διάρκεια). Χρειάζεται ιδιαίτερη προσοχή στην ερμηνεία τέτοιων παρατηρήσεων όπου απαιτείται θεωρητική γνώση, κριτική ικανότητα και κοινή λογική. Ένα outlier μπορεί να αντιπροσωπεύει μια ασυνήθιστη παρατήρηση που οφείλεται σε κάποιο εξαιρετικό και απρόβλεπτο γεγονός. Για παράδειγμα μια απεργία μπορεί να προκαλέσει δραματική πτώση στο ύψος της παραγωγής μιας βιομηχανίας. Στην περίπτωση που οι παρατηρούμενες ασυνέχειες έχουν μόνιμο χαρακτήρα ονομάζονται level-shifts αφού εμφανίζονται ως απότομες αλλαγές στο μέσο επίπεδο των τιμών της χρονοσειράς. Τέτοιες ασυνέχειες μπορούν να προκληθούν στις πωλήσεις του προϊόντος μιας εταιρείας από όταν εμφανιστεί κάποια ανταγωνίστρια επιχείρηση. Υπό αυτές τις συνθήκες θα υπάρξει μια απότομη μείωση του μέσου επιπέδου των πωλήσεων το οποίο θα σταθεροποιηθεί σε ένα χαμηλότερο επίπεδο.

Τέλος υπάρχει και η συνιστώσα της τυχαιότητας (στοιχείο σφάλματος). Είναι οι λεγόμενες μη κανονικές διακυμάνσεις. Αυτό το

σφάλμα είναι η διαφορά ανάμεσα στην συνδυασμένη επίδραση των τριών πρώτων συνιστωσών του προτύπου (τάση, κυκλικότητα και εποχιακότητα) και των πραγματικών δεδομένων.

3.6 Επιλογή της Κατάλληλης Μεθόδου Πρόβλεψης

Για την επιλογή της κατάλληλης μεθόδου πρόβλεψης λαμβάνονται υπόψη ορισμένοι παράγοντες που αντικατοπτρίζουν τις δυνατότητες και την εφαρμοσιμότητα των διαθεσίμων μεθόδων. Οι παράγοντες αυτοί είναι:

Χρονικός ορίζοντας. Βασικό κριτήριο επιλογής μιας μεθόδου πρόβλεψης αποτελεί το χρονικό διάστημα στο μέλλον στο οποίο θα αναφέρεται η πρόβλεψη. Γενικά οι ποιοτικές μέθοδοι χρησιμοποιούνται περισσότερο στις περιπτώσεις μακροπρόθεσμων προβλέψεων, ενώ οι ποσοτικές μέθοδοι για μεσοπρόθεσμες και βραχυπρόθεσμες προβλέψεις. Επίσης σημαντικός είναι και ο αριθμός των περιόδων για τις οποίες απαιτείται η πρόβλεψη. Ορισμένες τεχνικές είναι κατάλληλες για προβλέψεις που αντιστοιχούν σε μία ή δύο περιόδους μετά από την πιο πρόσφατη παρατήρηση, ενώ άλλες σε περισσότερες. Υπάρχουν επίσης τεχνικές που συνδυάζουν ορίζοντες πρόβλεψης με διαφορετικά μήκη.

Πρότυπο συμπεριφοράς των δεδομένων. Βασική προϋπόθεση για την πλειοψηφία των μεθόδων πρόβλεψης είναι η αναγνώριση του προτύπου συμπεριφοράς των δεδομένων πάνω στο οποίο θα στηριχθεί η πρόβλεψη. Υπάρχουν τέσσερα βασικά πρότυπα συμπεριφοράς τα οποία σε πολλές περιπτώσεις συνυπάρχουν. Τα πρότυπα αυτά είναι το σταθερό πρότυπο, το πρότυπο της τάσης, το εποχιακό και το κυκλικό πρότυπο. Επειδή η ικανότητα των διαφόρων μεθόδων να παράγουν αξιόπιστες προβλέψεις για διαφορετικά πρότυπα δεδομένων ποικίλλει, είναι σημαντικό η μέθοδος που θα επιλεγεί να είναι κατάλληλη για το συγκεκριμένο πρότυπο.

Κόστος. Το κόστος μιας μεθόδου πρόβλεψης καθορίζεται από τον όγκο των δεδομένων που απαιτεί η μέθοδος και από την πολυπλοκότητα της εφαρμογής της.

Αξιοπιστία. Η αξιοπιστία είναι στενά συνδεδεμένη με το επίπεδο λεπτομέρειας που απαιτείται σε μια πρόβλεψη. Σε ορισμένες περιπτώσεις ένα ποσοστό ακρίβειας $\pm 10\%$ θεωρείται ικανοποιητικό, ενώ σε άλλες έστω και μια διακύμανση της του $\pm 5\%$ μπορεί να αποδειχτεί καταστροφική.

Απλότητα και ευκολία εφαρμογής. Έχει αποδειχτεί ότι στην πράξη προτιμούνται μέθοδοι που είναι κατανοητές και εύκολες στην εφαρμογή τους.

3.7 Συνδυασμοί Μεθόδων Πρόβλεψης

Σε πολλές περιπτώσεις όπου η επιλογή της κατάλληλης μεθόδου προβλέψεων κάτω από δεδομένες συνθήκες δεν είναι εύκολη, έχει αποδειχθεί προτιμότερος ο συνδυασμός των προβλέψεων που προκύπτουν από την εφαρμογή διαφορετικών μεθόδων. Με τον τρόπο αυτό αυξάνεται η ακρίβεια των προβλέψεων καθώς ελαττώνεται σημαντικά το διάστημα διακύμανσης των σφαλμάτων.

Διαφορετικές μέθοδοι πρόβλεψης τείνουν να παράγουν διαφορετικά αποτελέσματα όταν εφαρμόζονται στις ίδιες χρονοσειρές. Επομένως η πρόβλεψη μιας δεδομένης μεθόδου μπορεί να παρέχει κάποια χρήσιμη πληροφορία που δεν εμπεριέχεται στις προβλέψεις των άλλων μεθόδων. Στον βαθμό που θα θέλαμε να βασίσουμε τις προβλέψεις (και κατά συνέπεια και τις αποφάσεις που χρησιμοποιούν αυτές τις προβλέψεις ως δεδομένα) σε όλη την διαθέσιμη πληροφορία που μπορούμε να συγκεντρώσουμε, φαίνεται λογικό να συσσωρεύσουμε την πληροφορία που παρέχεται από διαφορετικές μεθόδους πρόβλεψης συνδυάζοντας τις παραγόμενες προβλέψεις.

Υποθέτοντας σταθερότητα των προτύπων συμπεριφοράς των δεδομένων, το βέλτιστο θεωρητικό μοντέλο θα έπρεπε να παράγει τις πιο ακριβείς προβλέψεις. Από την στιγμή όμως που τα πρότυπα αυτά μεταβάλλονται στην πράξη, ο συνδυασμός προβλέψεων από διάφορα μοντέλα (ακόμα και αν μερικά από αυτά είναι θεωρητικά ή φαίνονται ακατάλληλα) παράγει έναν μέσο όρο που προσεγγίζει περισσότερο την πραγματικότητα από το θεωρητικά σωστότερο μοντέλο.

Η χρήση συνδυασμού προβλέψεων ισοδυναμεί με την παραδοχή ότι είναι αδύνατον να βρεθεί κάποιο μοντέλο που να προσδιορίζει με βέλτιστο τρόπο την συμπεριφορά των ιστορικών δεδομένων. Όμως η μελέτη των διαφόρων τεχνικών συνδυασμού των προβλέψεων μπορεί τελικά να οδηγήσει στον προσδιορισμό πιο κατάλληλων προτύπων συμπεριφοράς και επομένως στην δημιουργία καλύτερων ατομικών μοντέλων. Αν ο συνδυασμός διαφορετικών μοντέλων παράγει πιο ακριβείς προβλέψεις, είναι θεωρητικά δυνατή η κατασκευή ενός μοντέλου το οποίο να κάνει βέλτιστη χρήση των διαφορετικών μορφών πληροφορίας που εμπεριέχονται στις προβλέψεις των μοντέλων αυτών.

Δύο βασικές τεχνικές συνδυασμού μεθόδων πρόβλεψης είναι ο υπολογισμός του μέσου όρου των προβλέψεων που προκύπτουν από διάφορες μεθόδους πρόβλεψης και ο υπολογισμός του μέσου όρου με χρήση συντελεστών βαρύτητας οι οποίοι εξαρτώνται από την σχετική ακρίβεια της κάθε μεθόδου και από την συνδιακύμανση των σφαλμάτων πρόβλεψης.

Τα αποτελέσματα από έρευνες και μελέτες που έχουν γίνει μέχρι σήμερα αποδεικνύουν ότι ο συνδυασμός προβλέψεων αποτελεί μια πολύ ισχυρή στρατηγική για την μείωση των σφαλμάτων πρόβλεψης (παρατηρήθηκε μείωση του μεγέθους του σφάλματος πάνω από 6%).

Ερωτήματα που ακόμη δεν έχουν διερευνηθεί σε όλη τους την έκταση αφορούν το πόσες και ποιες μέθοδοι πρόβλεψης πρέπει να συνδυαστούν για να παράγουν την τελική πρόβλεψη καθώς και την επιλογή των συντελεστών βαρύτητας. Συχνά επικρατεί η άποψη της επιλογής μεθόδων που να διαφέρουν σημαντικά ως προς την ερμηνεία των δεδομένων και ως προς τον τρόπο επεξεργασίας τους (πχ. μέθοδοι επέκτασης ή οικονομετρικές ή κριτικές). Μια εναλλακτική άποψη είναι η χρήση μεθόδων που θεωρούνται πιο κατάλληλες για την συγκεκριμένη μορφή των δεδομένων.

Όσον αφορά τους συντελεστές βαρύτητας έχει αποδειχθεί ότι σε αρκετές περιπτώσεις ο υπολογισμός του απλού μέσου όρου των προβλέψεων οδηγεί σε αποτελέσματα το ίδιο ικανοποιητικά με αυτά πιο πολύπλοκων τεχνικών συνδυασμού. Σε περιπτώσεις όμως που μια μέθοδος δίνει πιο ακριβή αποτελέσματα από κάποια άλλη, είναι προφανές ότι ο μέσος όρος των προβλέψεων δεν θα είναι ικανοποιητικός. Το μέτρο της

σχετικής ακρίβειας κάθε μεθόδου σε μια συγκεκριμένη περίπτωση θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για την επιλογή των συντελεστών βαρύτητας. Επιπλέον το μέγεθος της ανομοιότητας των μεθόδων αποτελεί εξίσου σημαντική ένδειξη, καθώς η αύξηση της ακρίβειας είναι δυνατή όταν οι προβλέψεις που συνδυάζονται παρέχουν διαφορετική πληροφορία να υπερβαίνει ένα συγκεκριμένο όριο για το οποίο η βεβαιότητα ότι η χρονοσειρά είναι εποχιακή είναι 95%.

3.8 Οι Κυριότερες Μέθοδοι Πρόβλεψης

3.8.1 Naive (Απλοϊκή Μέθοδος)

Η συγκεκριμένη μέθοδος δίνει ως πρόβλεψη για κάθε ορίζοντα την τελευταία γνωστή παρατήρηση. Έχει καλές επιδόσεις για πρόβλεψη μιας περιόδου μπροστά σε αποεποχικοποιημένες χρονοσειρές καθώς η αναμενόμενη τιμή της πρόβλεψης δεν διαφέρει σημαντικά από την τελευταία παρατήρηση που έχουμε στην διάθεση μας. Μαθηματικά περιγράφεται ως εξής:

$$X_t(m) = X_t(1)$$

3.8.2 Simple Exponential Smoothing, SES (Μέθοδος Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης)

Η εκθετική εξομάλυνση είναι μια μέθοδος πρόβλεψης η οποία προεκτείνει στοιχεία του προτύπου των ιστορικών δεδομένων (όπως τάσεις, εποχιακοί κύκλοι) στο μέλλον. Οι προβλέψεις υπολογίζονται μετά από την εξομάλυνση των δεδομένων έτσι ώστε να απομονωθούν τα πραγματικά πρότυπα από τις καθαρά τυχαίες διακυμάνσεις.

Η βασική αρχή των μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης είναι ότι όσο πιο πρόσφατα είναι τα δεδομένα, τόσο μεγαλύτερη πληροφορία περιέχουν. Έτσι αποδίδεται μεγαλύτερη βαρύτητα στα πρόσφατα δεδομένα η οποία φθίνει εκθετικά ανάλογα με την παλαιότητα των δεδομένων.

Η απλότητα των μοντέλων εκθετικής εξομάλυνσης, οι περιορισμένες απαιτήσεις σε αποθήκευση δεδομένων και ο μειωμένος

υπολογιστικός φόρτος κάνουν τις μεθόδους εκθετικής εξομάλυνσης ιδιαίτερα δημοφιλείς. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα πρακτικών μελετών οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης παρουσιάζουν ικανοποιητικά ποσοστά ακριβείας σε σχέση με πιο πολύπλοκες μεθόδους. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι δεν επηρεάζονται από τις ιδιομορφίες των προτύπων των δεδομένων ή από τυχαία εμφανιζόμενες ακραίες τιμές.

Τα μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης χωρίζονται σε κατηγορίες ανάλογα με την γενική μορφή της γραφικής παράστασης της χρονοσειράς (με οριζόντιο άξονα πάντα τον χρόνο). Έτσι τέσσερα μοντέλα τάσης (σταθερού επιπέδου, γραμμικής τάσης, εκθετικής τάσης και φθίνουσας τάσης) συνδυάζονται με τρία εποχιακά μοντέλα (μη εποχιακό, προσθετικό εποχιακό και πολλαπλασιαστικό εποχιακό) δίνοντας δώδεκα βασικές κατηγορίες.

Τα μοντέλα σταθερού επιπέδου υποθέτουν την απουσία τάσης από τα δεδομένα θεωρώντας ότι οι χρονοσειρές έχουν έναν σχετικά σταθερό μέσο όρο. Έτσι η πρόβλεψη μπορεί να γίνει προεκτείνοντας μια οριζόντια ευθεία γραμμή. Τα μοντέλα σταθερού επιπέδου χρησιμοποιούνται για προβλέψεις ενός βήματος ή όταν οι χρονοσειρές χαρακτηρίζονται από αυξημένο θόρυβο ή τυχειότητα. Το μοντέλο γραμμικής τάσης είναι πρακτικά το πιο διαδεδομένο. Η πρόβλεψη για οποιαδήποτε μελλοντική χρονική στιγμή γίνεται με την προέκταση μιας ευθείας γραμμής. Το μοντέλο εκθετικής τάσης αποτελεί την καλύτερη παραδοχή σε ορισμένες περιπτώσεις όπως το ποσοστό αύξησης των πωλήσεων στην αρχή του κύκλου ζωής του συγκεκριμένου προϊόντος του οποίου η ζήτηση στην αρχή αυξάνεται αλματωδώς ενώ με την πάροδο του χρόνου τείνει να σταθεροποιηθεί. Όμως τα μοντέλα σταθερής και εκθετικής τάσης οδηγούν πολλές φορές σε υπεραισιόδοξες προβλέψεις καθώς επιμηκύνεται ο χρόνος πρόβλεψης. Το μοντέλο φθίνουσας τάσης λοιπόν αποτελεί την καλύτερη παραδοχή στις μακροχρόνιες προβλέψεις αφού μειώνεται βαθμιαία το μέγεθος κατά το οποίο αυξάνονται οι τιμές της χρονοσειράς κάθε χρονική περίοδο. Στο προσθετικό μοντέλο εποχιακότητας το εύρος των εποχιακών διακυμάνσεων των χρονοσειρών θεωρείται σταθερό και ανεξάρτητο από οποιαδήποτε αύξηση στις τιμές της χρονοσειράς. Αντίθετα στο πολλαπλασιαστικό εποχιακό μοντέλο οι εποχιακές διακυμάνσεις είναι ανάλογες του ύψους των τιμών των

δεδομένων (πχ. αν η τάση αυξάνεται τότε οι διακυμάνσεις γίνονται μεγαλύτερες).

Όλα τα παραπάνω μοντέλα παρουσιάζονται αναλυτικά ως εξής:

• Μοντέλο Σταθερού Επιπέδου

Το μοντέλο σταθερού επιπέδου αναφέρεται και ως απλή εκθετική εξομάλυνση, περιγράφεται δε από τις εξισώσεις.:

$$e_t = X_t - \hat{X}_{t-1} \quad (1)$$

$$S_t = S_{t-1} + h_1 \cdot e_t$$

$$\hat{X}_t(m) = S_t$$

Η πρώτη εξίσωση υπολογίζει το σφάλμα πρόβλεψης e_t το οποίο ορίζεται σαν η διαφορά της πραγματικής τιμής της χρονοσειράς και της πρόβλεψης της χρονικής περιόδου $t-1$ για ορίζοντα μιας περιόδου. Ο δείκτης t αντιπροσωπεύει την χρονική περίοδο. Το S_t είναι το επίπεδο της χρονοσειράς στο τέλος της χρονικής περιόδου t και είναι ίσο με το άθροισμα του επιπέδου της χρονικής περιόδου $t-1$ και ενός ποσοστού του σφάλματος πρόβλεψης. Το ποσοστό αυτό καθορίζεται από τον συντελεστή h_1 ο οποίος ορίζεται ως ο συντελεστής εξομάλυνσης και το πεδίο τιμών του είναι από 0 έως 1. Το $\hat{X}_t(m)$ είναι η πρόβλεψη που πραγματοποιείται στο τέλος της περιόδου t και αναφέρεται σε m περιόδους μπροστά. Η πρόβλεψη είναι ίση με το S_t για κάθε χρονική περίοδο.

Η συμπεριφορά του μοντέλου σταθερού επιπέδου πλησιάζει αρκετά αυτή του αυτόματου πιλότου ή του θερμοστάτη. Για κάθε τιμή της χρονοσειράς υπολογίζεται το σφάλμα πρόβλεψης. Αν το σφάλμα είναι θετικό (η προηγούμενη πρόβλεψη ήταν πολύ χαμηλή) τότε η πρόβλεψη για την επόμενη χρονική περίοδο αυξάνεται. Αντίθετα, αν το σφάλμα είναι αρνητικό (η προηγούμενη πρόβλεψη ήταν πολύ υψηλή) τότε η πρόβλεψη για την επόμενη χρονική περίοδο μειώνεται. Με αυτόν τον τρόπο τα σφάλματα χρησιμοποιούνται για να καθοδηγήσουν τις προβλέψεις προς το πραγματικό επίπεδο της χρονοσειράς.

Πρέπει να επιλέγουμε προσεκτικά την αρχική τιμή επιπέδου και την τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης. Κι αυτό γιατί αν η πρώτη πρόβλεψη δεν είναι αντιπροσωπευτική των δεδομένων θα έχει παραποιοητική δράση

στις τιμές των επόμενων προβλέψεων. Επιπλέον η πρώτη πρόβλεψη επηρεάζει την επιλογή του συντελεστή εξομάλυνσης. Συνήθως λοιπόν η πρώτη πρόβλεψη τίθεται ίση με τον μέσο όρο των δεδομένων.

Όσον αφορά τώρα την τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης, ελέγχονται κάποιες δοκιμαστικές τιμές. Το κριτήριο επιλογής είναι στις περισσότερες περιπτώσεις η ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE) αν και θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν και άλλα είδη σφάλματος όπως το απόλυτο ή το ποσοστιαίο σφάλμα. Ένας αποτελεσματικός αλγόριθμος για να επιτευχθεί η βέλτιστη επιλογή του συντελεστή εξομάλυνσης είναι ο ακόλουθος: αρχικά υπολογίζουμε την τιμή του σφάλματος για δύο τιμές του συντελεστή εξομάλυνσης, τις τιμές $h_1 = 0.33$ και $h_1 = 0.67$ επιλέγοντας την καλύτερη από τις δύο. Έπειτα υπολογίζεται το σφάλμα για το διάστημα τιμών ± 0.17 γύρω από το βέλτιστο h_1 . Και πάλι επιλέγεται το βέλτιστο h_1 . Αυτή η διαδικασία εκτελείται επαναληπτικά μέχρι το σημείο που η μεταβολή του σφάλματος γίνει μικρότερη από 1%, μειώνοντας σταδιακά και τα αντίστοιχα διαστήματα (σε $\pm 0.08, \pm 0.04, \pm 0.02, \pm 0.015, \pm 0.0005$ κ.ο.κ.).

Για να μπορούν οι προβλέψεις να ανταποκριθούν σε μελλοντικές αλλαγές του περιβάλλοντος της χρονοσειράς, θα πρέπει να οριστεί ένα ελάχιστο όριο στην τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης το οποίο θα είναι από $h_1=0.1$ και επάνω. Και αυτό γιατί όπως φαίνεται από το μοντέλο εξισώσεων της απλής εκθετικής εξομάλυνσης, αν ο συντελεστής εξομάλυνσης λάβει την τιμή μηδέν, τότε η αρχική πρόβλεψη θα μείνει η ίδια για όλες τις χρονικές περιόδους.

Ο βέλτιστος συντελεστής εξομάλυνσης καθορίζεται από δύο παράγοντες οι οποίοι αλληλεξαρτώνται. Ο ένας παράγοντας είναι το ποσοστό θορύβου στην χρονοσειρά. Όσο περισσότερος θόρυβος υπάρχει στα δεδομένα της χρονοσειράς, τόσο μικρότερη πρέπει να είναι η τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης για να αποφύγουμε την υπερβολική αντίδραση στον θόρυβο. Ο άλλος παράγοντας είναι η σταθερότητα του μέσου όρου της χρονοσειράς. Αν ο μέσος όρος μεταβάλλεται, ο συντελεστής εξομάλυνσης θα πρέπει να είναι μεγάλος ώστε ο προβλέψεις να παρακολουθούν τις μεταβολές που παρουσιάζουν τα δεδομένα. Αντίθετα, αν ο μέσος όρος είναι σχετικά σταθερός, η τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης θα είναι μικρή. Η μέγιστη τιμή που λαμβάνει ο συντελεστής εξομάλυνσης είναι $h_1=1$ που σύμφωνα με το μοντέλο εξισώσεων της απλής εκθετικής

εξομάλυνσης σημαίνει ότι η πρόβλεψη είναι ίση με την τελευταία τιμή της χρονοσειράς.

Η τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης επηρεάζει και τα βάρη που αποδίδονται στα δεδομένα της χρονοσειράς ανάλογα με την χρονική τους θέση. Η παρακάτω εξίσωση προκύπτει από το μοντέλο εξισώσεων της απλής εκθετικής εξομάλυνσης και μας δίνει τα βάρη με τα οποία συμμετέχουν τα δεδομένα της χρονοσειράς.

$$S_t = h_1 \cdot X_t + h_1 \cdot (1 - h_1) \cdot X_{t-1} + h_1 \cdot (1 - h_1)^2 \cdot X_{t-2} + \\ h_1 \cdot (1 - h_1)^3 \cdot X_{t-3} + h_1 \cdot (1 - h_1)^4 \cdot X_{t-4} \\ + \dots + h_1 \cdot (1 - h_1)^k \cdot X_{t-k}$$

Από την παραπάνω εξίσωση γίνεται κατανοητή η επιλογή της ονομασίας απλή εκθετική εξομάλυνση για την συγκεκριμένη μέθοδο καθώς τα βάρη που αποδίδονται σε κάθε τιμή της χρονοσειράς, ελαττώνονται με εκθετικό ρυθμό καθώς κινούμαστε πίσω στον χρόνο.

• Μοντέλο Γραμμικής Τάσης (HOLT)

Το μοντέλο εξομάλυνσης γραμμικής τάσης είναι μια επέκταση του μοντέλου παλινδρόμησης όπου ο χρόνος αποτελεί την ανεξάρτητη μεταβλητή. Η εξίσωση παλινδρόμησης είναι $X = a + b t$ όπου a είναι το αρχικό σημείο της γραμμής και b η κλίση της τα οποία διατηρούνται πάντα σταθερά σε όλο το μήκος της χρονοσειράς. Οι τιμές των παραμέτρων a και b προκύπτουν από τον μέσο όρο των δεδομένων.

Αντίθετα στο μοντέλο εξομάλυνσης γραμμικής τάσης το αρχικό σημείο και η κλίση επαναυπολογίζονται σε κάθε χρονική περίοδο καθώς αποδίδεται σταδιακά μεγαλύτερη βαρύτητα στα πιο πρόσφατα δεδομένα. Πρακτικές μελέτες έχουν δείξει ότι οι εξομαλυμένες τιμές του αρχικού σημείου και της κλίσης είναι πολύ πιο ακριβείς από τις αντίστοιχες τιμές που υπολογίζονται αν στα δεδομένα εφαρμοστεί απλή γραμμική παλινδρόμηση.

Το μαθηματικό μοντέλο εξομάλυνσης γραμμικής τάσης περιγράφεται από τις ακόλουθες εξισώσεις:

$$e_t = X_t - \hat{X}_{t-1} \quad (1)$$

$$S_t = S_{t-1} + T_{t-1} + h_1 \cdot e_t$$

$$T_t = T_{t-1} + h_2 \cdot e_t$$

$$\hat{X}_t(m) = S_t + m \cdot T_t$$

Αρχικά υπολογίζεται το σφάλμα πρόβλεψης e_t το οποίο ορίζεται σαν η διαφορά της πραγματικής τιμής της χρονοσειράς και της πρόβλεψης της χρονικής περιόδου $t-1$ για ορίζοντα μιας περιόδου. Το S_t είναι το επίπεδο της χρονοσειράς στο τέλος της χρονικής περιόδου t και είναι ίσο με το άθροισμα του επιπέδου της χρονικής περιόδου $t-1$, της τάσης για την χρονική περίοδο $t-1$ και ενός ποσοστού του σφάλματος πρόβλεψης. Το ποσοστό αυτό καθορίζεται από τον συντελεστή h_1 ο οποίος ορίζεται ως ο συντελεστής εξομάλυνσης του επιπέδου και το πεδίο τιμών του είναι από 0 έως 1. Η τάση T_t είναι η $X_t(m)$ τάση της χρονοσειράς για την χρονική περίοδο t και είναι ίση με το άθροισμα της τάσης της χρονικής περιόδου $t-1$ και ενός ποσοστού του σφάλματος πρόβλεψης. Το ποσοστό αυτό καθορίζεται από τον συντελεστή h_2 ο οποίος ορίζεται ως ο συντελεστής εξομάλυνσης της τάσης και το πεδίο τιμών του είναι επίσης από 0 έως 1. Η ποσότητα είναι η πρόβλεψη που πραγματοποιείται στο τέλος της περιόδου t και αναφέρεται σε m περιόδους μπροστά. Η πρόβλεψη είναι ίση με το άθροισμα του επιπέδου S_t και της τάσης T_t πολλαπλασιασμένης με τον αριθμό m των περιόδων του ορίζοντα πρόβλεψης.

Από τις παραπάνω εξισώσεις γίνεται εμφανής η διαφορά μεταξύ μοντέλου γραμμικής τάσης και μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης. Το επίπεδο στο μοντέλο γραμμικής τάσης είναι το αρχικό σημείο μιας γραμμής τάσης η οποία αντιστοιχεί στην συγκεκριμένη μόνο χρονική περίοδο και μεταβάλλεται ανάλογα με τα δεδομένα κάθε χρονικής περιόδου.

Η αρχικοποίηση του μοντέλου γραμμικής τάσης μπορεί να γίνει με εφαρμογή γραμμικής παλινδρόμησης στα δεδομένα μας. Συγκεκριμένα οι αρχικές τιμές του επιπέδου και της τάσης λαμβάνουν τις τιμές του αρχικού σημείου και της κλίσης της ευθείας γραμμικής παλινδρόμησης.

Όσον αφορά τώρα τις τιμές των συντελεστών εξομάλυνσης, ελέγχονται κάποιες δοκιμαστικές τιμές. Το κριτήριο επιλογής είναι στις

περισσότερες περιπτώσεις η ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE) αν και θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν και άλλα είδη σφάλματος όπως το απόλυτο ή το ποσοστιαίο σφάλμα. Ένας αποτελεσματικός αλγόριθμος για να επιλεγούν οι βέλτιστες τιμές των συντελεστών εξομάλυνσης επιπέδου και τάσης είναι ο ακόλουθος: αρχικά υπολογίζουμε την τιμή του σφάλματος για τέσσερις συνδυασμούς $\{h_1=0.33 \text{ ή } h_1=0.67\}$ και $\{h_2=0.33 \text{ ή } h_2=0.67\}$ επιλέγοντας τον καλύτερο. Έπειτα υπολογίζεται το σφάλμα για το διάστημα τιμών ± 0.17 γύρω από τα βέλτιστα h_1, h_2 που έχουμε επιλέξει. Και πάλι επιλέγεται ο βέλτιστος συνδυασμός h_1 και h_2 . Αυτή η διαδικασία εκτελείται επαναληπτικά μέχρι το σημείο που η μεταβολή του σφάλματος γίνει μικρότερη από 1%, μειώνοντας σταδιακά και τα αντίστοιχα διαστήματα (σε $\pm 0.08, \pm 0.04, \pm 0.02, \pm 0.015, \pm 0.0005$ κ.ο.κ.). Συνήθως η βέλτιστη τιμή του συντελεστή τάσης h_2 είναι μικρότερη από την τιμή του συντελεστή επιπέδου h_1 αφού η τιμή της τάσης για κάθε περίοδο είναι συνήθως πολύ μικρότερη από την τιμή του επιπέδου. Αν προστεθεί το ίδιο ποσοστό σφάλματος και στο επίπεδο και στην τάση τότε οι προβλέψεις που θα προκύψουν θα είναι μάλλον ασταθείς. Τα προτεινόμενα κατώτατα όρια των συντελεστών εξομάλυνσης είναι από $h_1=0.1$ και $h_2=0.01$.

3.8.3 Simple Moving Average, SMA (Μέθοδος Απλού Κινητού Μέσου Όρου)

Για τον υπολογισμό του κινητού μέσου όρου των δεδομένων μιας χρονοσειράς καθορίζεται αρχικά ο αριθμός των παρατηρήσεων που θα συμπεριληφθεί στον υπολογισμό αυτό. Η ονομασία κινητός μέσος όρος χρησιμοποιείται για να περιγράψει τη διαδικασία κατά την οποία καθώς μια νέα παρατήρηση γίνεται διαθέσιμη, ένας νέος μέσος όρος γίνεται μπορεί να υπολογιστεί, στον οποίο παραλείπεται η πιο παλιά παρατήρηση προκειμένου να συμπεριληφθεί η πιο πρόσφατη. Ο κινητός, αυτός, μέσος όρος θα αποτελέσει την πρόβλεψη για τη επόμενη περίοδο. Ο αριθμός των δεδομένων που χρησιμοποιούνται στον υπολογισμό του μέσου όρου παραμένει σταθερός και εμπεριέχει πάντα τις πιο πρόσφατες παρατηρήσεις της χρονοσειράς.

Μία παρατήρηση είναι ότι για να γίνει πρόβλεψη θα πρέπει να είναι διαθέσιμες τόσες παρατηρήσεις όσες χρειάζονται για τον υπολογισμό του

μέσου όρου. Μια άλλη παρατήρηση κατά την εφαρμογή αυτής της μεθόδου είναι ότι όσο μεγαλύτερος αριθμός παρατηρήσεων εμπεριέχεται στον υπολογισμό του μέσου όρου τόσο πιο εξομαλυμένο είναι το διάγραμμα της πρόβλεψης.

3.9 Δείκτες Αξιολόγησης Μεθόδων Πρόβλεψης

Προκειμένου να μετρήσουμε την ακρίβεια των προβλέψεων που εξάγονται από κάποιο μοντέλο, απαιτείται ο υπολογισμός ενδεικτικών δεικτών σφάλματος. Οι δείκτες σφάλματος επομένως μετρούν την προσαρμογή του μοντέλου στα ιστορικά δεδομένα. Αλλά, πρέπει να γίνει σαφές πως ένας μηδενικός δείκτης σφάλματος, δεν σημαίνει πάντα και καλό μοντέλο πρόβλεψης. Ενδεικτικά αναφέρονται οι παρακάτω δείκτες σφαλμάτων:

► Σφάλμα: $e_t = Act - F$

► Μέσο Σφάλμα: $ME = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t$

► Μέσο Απόλυτο Σφάλμα: $MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t|$

► Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα: $MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2$

► Μέσο Ποσοστιαίο Σφάλμα: $MPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n PE_t = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left(\frac{Act - F}{Act} \right) 100$

► Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα:
$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{F_i - Act_i}{Act_i} \right|}{n} \cdot 100$$

► Συμμετρικό Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα:
$$SMAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{F_i - Act_i}{\frac{F_i + Act_i}{2}} \right|}{n} \cdot 100$$

4. Διακοπτόμενη Ζήτηση

4.1 Γενικά

Η διακοπτόμενη ζήτηση έχει την ιδιότητα να εμφανίζεται σποραδικά, δηλαδή να μεσολαβούν περίοδοι όπου αυτή είναι μηδενική. Όταν παρουσιαστεί ζήτηση, το μέγεθος αυτής ποικίλει και σε πολλές περιπτώσεις, σε σημαντικό βαθμό. Συνήθως, διακοπτόμενη ζήτηση παρουσιάζεται σε μονάδες διαχείρισης αποθεμάτων, όπως στην περίπτωση της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας, όπου έχουμε ως στόχο να παράξουμε στατιστικές προβλέψεις για τα απαιτούμενα μελλοντικά αποθέματα ανταλλακτικών στην αποθήκη του εργοστασίου της Coca-cola 3E, το οποίο βρίσκεται στην περιοχή της Πάτρας.

Για τα στελέχη επιχειρήσεων, τα οποία είναι επιφορτισμένα να λαμβάνουν αποφάσεις σχετικά με τη διαχείριση των αποθεμάτων διακοπτόμενης ζήτησης, είναι επιτακτική η ανάγκη να καθοριστούν όσο το δυνατόν πιο ακριβείς κανόνες προμήθειας των απαραίτητων και μόνο ποσοτήτων τους. Η βελτίωση στο πεδίο των προβλέψεων καθώς και σε αυτό της διαχείρισης αποθεμάτων, συνήθως μεταφράζεται σε σημαντική μείωση κόστους στις επιχειρήσεις, λόγω μικρότερων δεσμευμένων κεφαλαίων στις αποθήκες τους υπό μορφή ανταλλακτικών, τα οποία μένουν σε κάποιες περιπτώσεις αχρησιμοποίητα και με την πάροδο του χρόνου απαξιώνονται, μεγαλώνοντας έτσι το κόστος ανά μονάδα προϊόντος. Αν λάβουμε υπόψη και την μείωση αναγκών για αποθηκευτικούς χώρους, τότε συνειδητοποιούμε την τεράστια σημασία και το οικονομικό όφελος κάθε προσπάθειας που ευδοκιμεί στον κλάδο των προβλέψεων.

4.2 Χρησιμοποιούμενες Μέθοδοι Πρόβλεψης

4.2.1 Μέθοδος CROSTON

Από την ενασχόληση με τον τομέα των προβλέψεων, διαπιστώνει κανείς τη δυσκολία στην εξαγωγή προβλέψεων για δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης λόγω της ακανόνιστης και κυματοειδούς φύσης τους. Όπως ήδη έχουμε αναφέρει σε προηγούμενο κεφάλαιο, αρχικά η μέθοδος που χρησιμοποιούνταν ευρέως για τέτοιου είδους δεδομένα ήταν η μέθοδος εκθετικής εξομάλυνσης. Το 1972 ο J.D. Croston πρότεινε μια εναλλακτική μέθοδο (CR), η οποία λαμβάνει υπόψη τόσο το μέγεθος της ζήτησης όσο και το χρόνο μεταξύ των ζητήσεων. Στην πράξη ο J.D. Croston εξήγαγε προβλέψεις εφαρμόζοντας ανεξάρτητα απλή εκθετική εξομάλυνση τόσο στις μη μηδενικές τιμές των χρονοσειρών όσο και στα χρονικά διαστήματα μεταξύ των μη μηδενικών τιμών των χρονοσειρών.

Πιο συγκεκριμένα, το σκεπτικό της μεθόδου Croston, είναι να διαχωρίζεται η εκάστοτε χρονοσειρά σε δύο επιμέρους, όπου στη μία περιλαμβάνεται το χρονικό διάστημα μεταξύ των συνεχών ζητήσεων p_t και στην άλλη το πλήθος των ανεξάρτητων ζητήσεων z_t . Εάν τη χρονική στιγμή t δεν έχει προκύψει καθόλου ζήτηση, τότε οι εκτιμήσεις τόσο για το μέγεθος της ζήτησης όσο και για το χρονικό διάστημα μεταξύ των ζητήσεων στο τέλος του χρόνου t , κατά αντιστοιχία \hat{z}_t και \hat{p}_t , θα παραμείνουν αμετάβλητες. Εάν προκύψει ζήτηση έτσι ώστε $z_t > 0$, τότε οι εκτιμήσεις ενημερώνονται σύμφωνα με τους ακόλουθους μαθηματικούς τύπους:

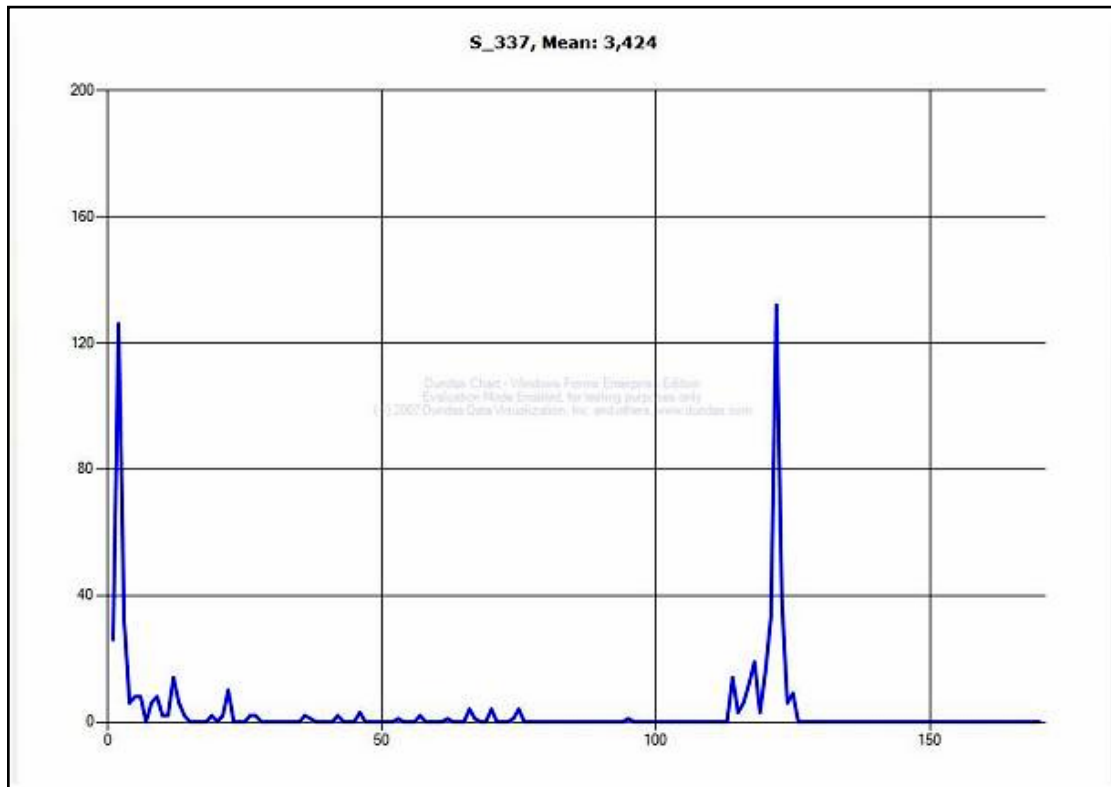
$$\hat{z}_t = a z_t + (1 - a)\hat{z}_{t-1}$$

$$\hat{p}_t = a p_t + (1 - a)\hat{p}_{t-1}$$

όπου a είναι η σταθερά εξομάλυνσης η οποία παίρνει τιμές μεταξύ μηδέν και ένα. Για το λόγο αυτό, η πρόβλεψη για τη ζήτηση ανά περίοδο τη χρονική στιγμή t δίνεται από τον ακόλουθο μαθηματικό τύπο:

$$C_t = \frac{\hat{z}_t}{\hat{p}_t}$$

Στα σχήματα 4.1 και 4.2 που ακολουθούν παρατίθεται μια απεικόνιση εφαρμογής της μεθόδου Croston σε μια σειρά διακοπόμενης ζήτησης. Το σχήμα 4.1 απεικονίζει το αρχικό γράφημα της χρονοσειράς ενώ το σχήμα 4.2 αποδίδει τη γραφική απεικόνιση των δύο νέων χρονοσειρών μετά την αποσύνθεση κατά Croston.



Σχήμα 4.1: Αρχικό Γράφημα της Χρονοσειράς



Σχήμα 4.2: Αποσύνθεση Χρονοσειράς κατά Croston

Η διακοπτόμενη ζήτηση μπορεί να οδηγήσει σε αύξηση του επιπέδου προμήθειας αποθεμάτων και επιφέρει μια προκατάληψη στις εκτιμήσεις της μέσης ζήτησης. Η μέθοδος κάνει ξεχωριστές εκτιμήσεις για τη ζήτηση και το χρόνο μεταξύ των ζητήσεων, προσπαθώντας με αυτό τον τρόπο να μειώσει την προκατάληψη, επιφέροντας όμως αλλαγές στα χαρακτηριστικά του συστήματος ελέγχου του αποθέματος, ώστε να λαμβάνονται υπόψη τα χαρακτηριστικά του νέου μοντέλου της ζήτησης.

Το βελτιωμένο σύστημα που περιγράφεται κάνει τις χωριστές εκτιμήσεις του μεγέθους απαίτησης, και την άφιξη της απαίτησης, εξαλείφοντας κατά συνέπεια την προκατάληψη, αλλά το σύστημα που ελέγχει το απόθεμα πρέπει να τροποποιηθεί για να λάβει υπόψη τα χαρακτηριστικά του νέου μοντέλου της απαίτησης. Έχει το ιδιαίτερο πλεονέκτημα ότι το ίδιο ακριβώς σύστημα μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για συνεχή ζήτηση στην περίπτωση που παρατηρηθεί ζήτηση σε κάθε περίοδο.

Το σύστημα δίνει έτσι μια πιο σαφή εικόνα του προτύπου της ζήτησης για αντικείμενα σπανίως χρησιμοποιούμενα, τα οποία βρίσκονται

στις περισσότερες αποθήκες. Με την παραπάνω μέθοδο αποφεύγεται η περίσσεια αποθεμάτων.

Το πρόσθετο στοιχείο της συχνότητας της ζήτησης επιτρέπει στον διαχειριστή των αποθεμάτων να καθορίσει τις παραγγελίες και το κόστος με μεγαλύτερη ακρίβεια.

4.2.2 Μέθοδος SBA (Syntetos and Boylan Approximation)

Η μέθοδος SBA (Syntetos and Boylan Approach) αποτελεί μια τροποποίηση της μεθόδου Croston. Οι Syntetos και Boylan διαπίστωσαν ότι η μέθοδος Croston είναι θετικά προκατειλημμένη (positively biased), δηλαδή παρουσιάζει μια αισιόδοξη τάση στα αποτελέσματα των προβλέψεών της. Κάτι τέτοιο θεωρήθηκε ως μειονέκτημα και για το λόγο αυτό πρότειναν μια διαφοροποιημένη μέθοδο. Λαμβάνοντας, λοιπόν, υπόψη τη μέθοδο του Croston έδειξαν ότι:

$$E(C_t) = E \left[\frac{\hat{z}_t}{\hat{p}_t} \right] \approx \frac{\mu}{p} \left(1 + \frac{a}{2-a} \frac{p-1}{p} \right)$$

όπου συγκεκριμένα για $a = 1$ η παραπάνω σχέση παίρνει τη μορφή:

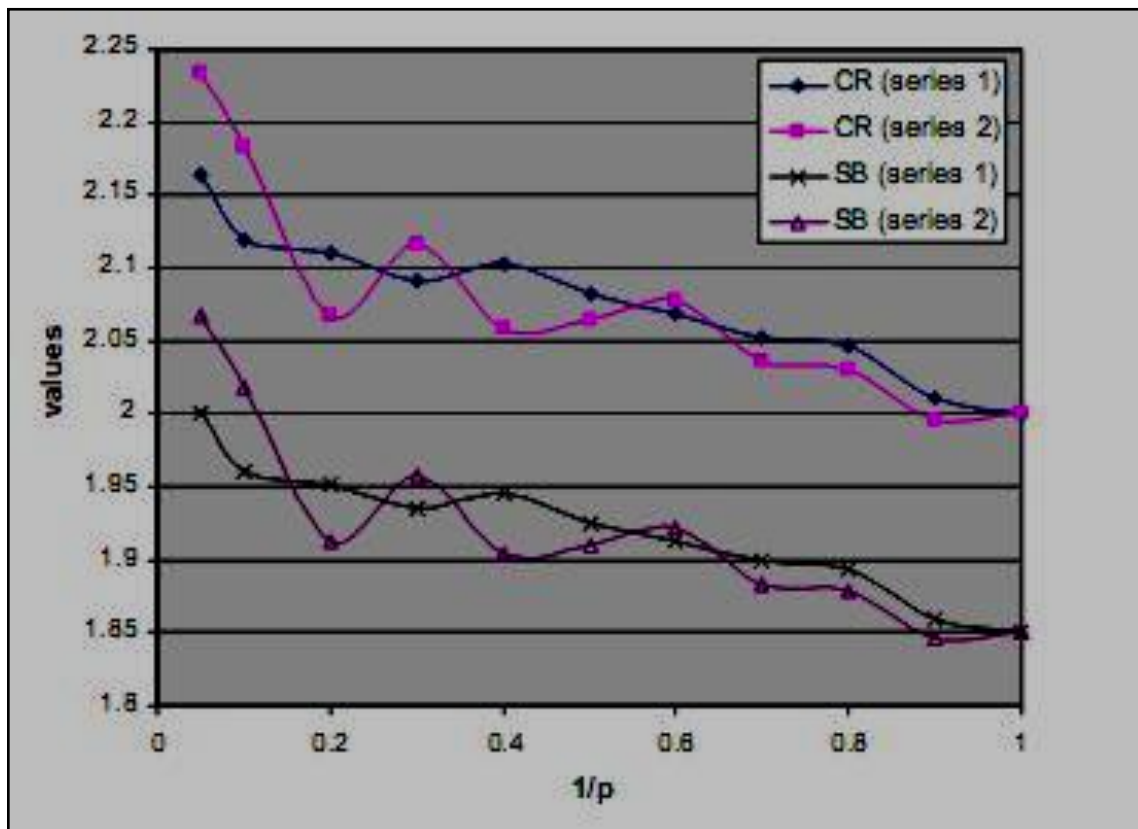
$$E(C_t) = E \left[\frac{\hat{z}_t}{\hat{p}_t} \right] = E \left[\frac{z_t}{p_t} \right] = \frac{\mu}{p} \left[-\frac{1}{p-1} \ln \left(\frac{1}{p} \right) \right]$$

Βασιζόμενοι στην πρώτη σχέση και αγνοώντας τον όρο $(p-1)/p$, οι Syntetos και Boylan πρότειναν μια νέα πρόβλεψη η οποία θα δίνεται από τον ακόλουθο μαθηματικό τύπο:

$$SB_t = \left(1 - \frac{a}{2} \right) \frac{\hat{z}_t}{\hat{p}_t}$$

Ο παραπάνω τύπος θα περίμενε κανείς να εξάγει καλύτερες προβλέψεις όσο το $(p-1)/p$ πλησιάζει το 1, καθώς η πιθανότητα $1/p$

θετικής ζήτησης μέσα σε μια περίοδο, μικραίνει. Το αποτέλεσμα αυτό απεικονίζεται στο σχήμα 4.3 όπου συγκρίνεται η προκατάληψη (bias) των δύο μεθόδων, CR και SBA. Σημειώνεται ότι η μονότονη συμπεριφορά προέκυψε από την τυχαιότητα της ζήτησης πράγμα το οποίο μπορεί να φανεί από τις διαφορές που παρουσιάζουν οι δύο χρονοσειρές. Τόσο από το σχήμα 4.3 όσο και από την παραπάνω ανάλυση διαπιστώνει κανείς ξεκάθαρα ότι η αρχική μέθοδος του Croston παρουσιάζει μικρότερη (θετική) προκατάληψη εάν το $1/p$ είναι μεγάλο (δηλαδή υπάρχουν λίγες μη μηδενικές τιμές στη ζήτηση) ενώ η τροποποιημένη μέθοδος των Syntetos και Boylan έχει μικρότερη προκατάληψη εάν το $1/p$ είναι μικρό (δηλαδή όταν υπάρχουν πολλές μηδενικές τιμές στη ζήτηση).



Σχήμα 4.3: Σύγκριση των μεθόδων CR και SBA

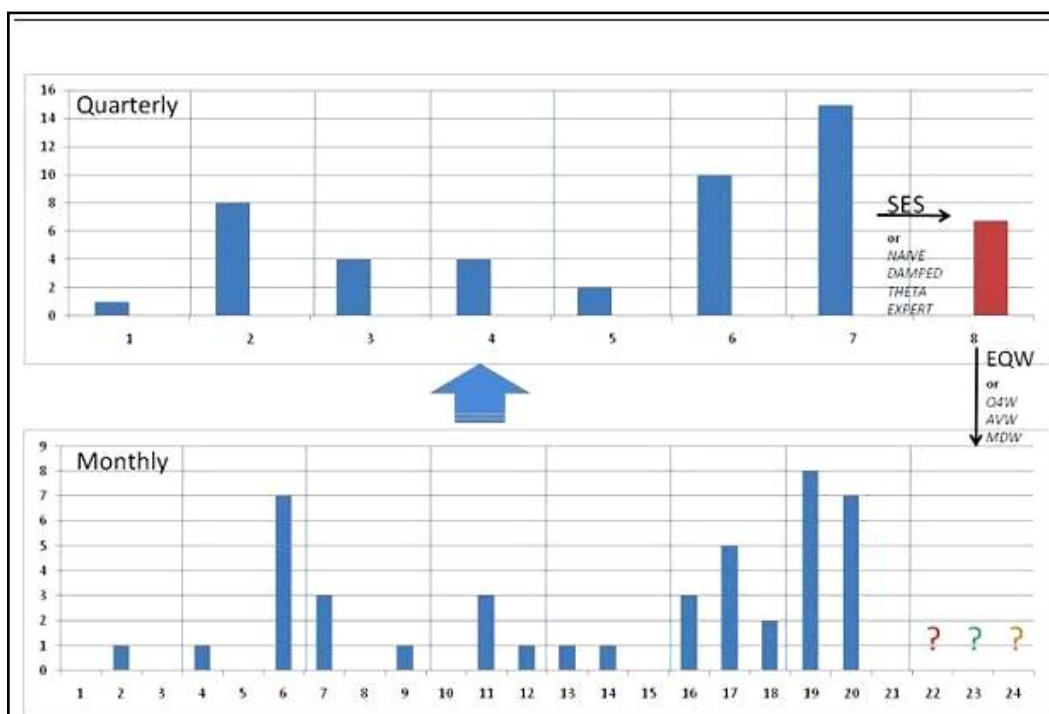
4.2.3 Μέθοδος ADIDA (Aggregate-Disaggregate Intermittent Demand Approach)

Είναι πολύ συχνό φαινόμενο, σε πολλές περιπτώσεις χρονοσειρών, να παρουσιάζεται διακοπόμενη ζήτηση για πολλές περιόδους. Παρατηρείται για ένα μεγάλο χρονικό διάστημα η ζήτηση να διακόπτεται εντελώς ενώ ενδέχεται να υπάρξει εκ νέου ζήτηση μελλοντικά. Με αυτόν τον τρόπο παράγονται χρονοσειρές, οι οποίες παρουσιάζουν ιδιαίτερο ενδιαφέρον σε ότι αφορά τον τομέα των προβλέψεων.

Με βάση το σκεπτικό της μεθόδου ADIDA για να αποφεύγεται αυτό το είδος της ασυνέχειας, τα δεδομένα μιας χρονοσειράς διακοπόμενης ζήτησης πρέπει να συναθροίζονται σε λιγότερες χρονικές περιόδους. Αυτό σημαίνει πως τα δεδομένα θα παρουσιάζονται λιγότερο συχνά. Κάτι τέτοιο επιτυγχάνεται εάν τα δεδομένα δεν καταγράφονται ανά μήνα αλλά σε τριμηνιαία βάση για παράδειγμα. Ενδέχεται λοιπόν, με αυτό τον τρόπο, να οδηγηθεί κανείς σε χρονοσειρές συνεχούς ροής δεδομένων, οι οποίες θα επιτρέπουν τη χρησιμοποίηση μοντέλων πρόβλεψης για τη συγκεκριμένη κατηγορία χρονοσειρών. Παρόλα αυτά, η χρησιμότητα των εξαγομένων τριμηνιαίων προβλέψεων μπορεί να αμφισβητηθεί, καθώς τα δεδομένα παρακολουθούνται και ελέγχονται σε μηνιαίο επίπεδο, με σκοπό να εξυπηρετήσουν διάφορες λειτουργικές ανάγκες που απαιτούν μηνιαία αναφορά. Κρίνεται λοιπόν αναγκαία η δημιουργία μιας μεθόδου για την παραγωγή μηνιαίων προβλέψεων από τις τριμηνιαίες προβλέψεις.

Η όλη αυτή φιλοσοφία οδηγεί σε μια νέα μέθοδο η οποία ονομάζεται ADIDA (Nikolopoulos et al., 2008;2009;2010) και η οποία προτείνει τη συνάθροιση δεδομένων σε ένα πιο πάνω επίπεδο όπου έχει αποφευχθεί η ασυνέχεια των δεδομένων. Ανάλογα με το επίπεδο της συνάθροισης των δεδομένων, δημιουργείται μια καινούρια χρονοσειρά με σαφώς ελαττωμένη διακοπόμενη συμπεριφορά. Σε αυτήν μπορούν πλέον να εφαρμοστούν μέθοδοι πρόβλεψης για δεδομένα συνεχούς ζήτησης πέραν των μεθόδων που εφαρμόζονται ως επί το πλείστον σε δεδομένα διακοπόμενης ζήτησης. Ύστερα από το στάδιο της παραγωγής των προβλέψεων, απαιτείται ο

διαχωρισμός των προβλέψεων στα αρχικά επίπεδα των χρονοσειρών χρησιμοποιούνται είτε εμπειρικές τεχνικές είτε μέθοδοι βασισμένες σε πιθανολογικά (probabilistic) μοντέλα. Κατ' ουσία η όλη διαδικασία ολοκληρώνεται σε τρία στάδια: πρώτο στάδιο - συνάθροιση (aggregation) δεδομένων, δεύτερο στάδιο - πρόβλεψη συναθροισμένων χρονοσειρών, τρίτο και τελικό στάδιο - διαχωρισμός προβλέψεων που έχουν παραχθεί στο προηγούμενο στάδιο.



Σχήμα 4.4: Σχηματική απεικόνιση της μεθόδου ADIDA

Στο σημείο αυτό κρίνεται αναγκαίο να διευκρινιστούν ορισμένα ζητήματα που αφορούν την ADIDA πριν γίνει κατανοητή και σαφής η χρησιμότητα μιας τέτοιας μεθόδου. Το επίπεδο συνάθροισης που μπορεί να προκύψει, ενδέχεται να μην είναι συμβατό με τις λειτουργικές ανάγκες της εταιρείας δηλαδή εάν το θέσει κανείς υπό μελέτη να δει ότι η συνάθροιση των δεδομένων καταλήγει σε πολύ λιγότερο συχνές χρονοσειρές ή πολύ μικρές χρονοσειρές (π.χ. από εβδομαδιαία σε ετήσια δεδομένα κ.τ.λ.). Παρ' όλα αυτά η απλότητα και η μεθοδολογική ελαστικότητα αυτής της μεθόδου, καθιστά αναγκαία την εμπειρική και τη θεωρητική «εξερεύνηση» των ιδιοτήτων μιας τέτοιου είδους προσέγγισης.

Ένα εμφανές μειονέκτημα, το οποίο σχετίζεται με την περιοδική συνάθροιση είναι η απώλεια χρήσιμης πληροφορίας καθώς η συχνότητα κι αριθμός των διαθέσιμων παρατηρήσεων μειώνονται. Παρ' όλα αυτά, η συγκέντρωση των παρατηρήσεων της ζήτησης σε μικρότερης συχνότητας περιόδους μειώνει ή ακόμα και εξαλείφει τις μηδενικές τιμές της ζήτησης και οι νέες χρονοσειρές προσομοιάζουν εκείνες που χαρακτηρίζουν ζήτηση σταθερής ροής, όπως ήδη έχει αναφερθεί.

Το προηγούμενο σχήμα (4.4) δόθηκε μια σχηματική απεικόνιση της μεθόδου ADIDA για ένα συγκεκριμένο παράδειγμα δεδομένων μηνιαίας ζήτησης. Στα συγκεκριμένα δεδομένα των εικοσιενός περιόδων εφαρμόζεται στην άθροιση επιπέδου τρία (3) και επιτυγχάνεται τα δεδομένα αυτά να αναπτυχθούν σε επτά τρίμηνα δηλαδή επτά νέες περιόδους. Στην πράξη όπως αναφέρθηκε στις προηγούμενες παραγράφους χρησιμοποιούμε τη συνάθροιση για να χειριστούμε την ασυνέχεια των δεδομένων. Με λίγα λόγια τα δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης με την τεχνική της συνάθροισης τείνουν να γίνουν μη διακοπτόμενης ζήτησης ή ενδέχεται να εξακολουθούν να είναι διακοπτόμενης αλλά σε πολύ μικρότερο βαθμό.

Για την πρόβλεψη των συναθροισμένων χρονοσειρών χρησιμοποιούμε μεθόδους όπως η απλή εκθετική εξομάλυνση, η απλοϊκή μέθοδος, η μέθοδος Θ , η εκθετική εξομάλυνση μη γραμμικής τάσης κλπ. Στη συνέχεια, έχοντας επιτύχει να παράξουμε τη νέα πρόβλεψη, χρησιμοποιούμε την τεχνική του διαχωρισμού αντίστοιχου επιπέδου (3) και δημιουργούμε τρεις νέες προβλέψεις. Ο διαχωρισμός της πρόβλεψης αυτής επιτυγχάνεται με διάφορες τεχνικές όπως π.χ. η τεχνική ίσων βαρών αντιστοιχών χρονικών περιόδων (equal weights) και άλλες παρόμοιες, (weights of (n-4) quarter, average weights, median weights).

Συνοψίζοντας, στην μέθοδο ADIDA (Συναθροιστική/Αποσυνθετική Προσέγγιση στη Διακοπτόμενη Ζήτηση) οι απαιτήσεις για προμήθεια αποθεμάτων πρέπει να υπολογίζονται βάσει της προσδοκώμενης κατανομής της ζήτησης και του ορίζοντα χρόνου υστέρησης κάθε φορά. Η χρονική/περιοδική συνάθροιση μοιάζει να είναι μια πολλά υποσχόμενη προσέγγιση για τη διακοπτόμενη ζήτηση, 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 της χρονικής/περιοδικής συνάθροισης μπορεί κάλλιστα να επιλεγεί ο ορίζοντας πρόβλεψης, ή ακόμα και να τον υπερβεί, περίπτωση κατά την οποία αποσυνθετικοί μηχανισμοί απαιτούνται στη συνέχεια.

Συμπερασματικά, η σύνθεση (aggregation) είναι μια πολλά υποσχόμενη στρατηγική αντιμετώπισης δεδομένων διακοπόμενης ζήτησης, καθώς αυτού του είδους οι χρονοσειρές συνήθως είναι ογκώδεις και έχουν μεγάλο εύρος ιστορικών παρατηρήσεων. Επιπροσθέτως, τα περισσότερα πακέτα λογισμικού πρόβλεψης υποστηρίζουν τη σύνθεση των δεδομένων. Η μέθοδος ADIDA μπορεί να οδηγήσει σε σημαντική βελτίωση σε σχέση με μεμονωμένες μεθόδους, γεγονός που την καθιστά ένα μηχανισμό αυτοβελτίωσης μιας μεθόδου. Τα εμπειρικά αποτελέσματα αποδεικνύουν ότι είναι πιθανό να υπάρχει ένα βέλτιστο επίπεδο σύνθεσης. Θέτοντας το επίπεδο σύνθεσης ίσο με το χρόνο υστέρησης και προσθέτοντας μία ακόμα περίοδο οδηγούμαστε σε πολλά υποσχόμενα αποτελέσματα.

4.3 Το MAsE (Mean Absolute scaled Error) ως ο πιο Ενδειγμένος Τρόπος Μέτρησης Σφάλματος Πρόβλεψης

Τα σχετικά μέτρα σύγκρισης καθώς και τα μέτρα σύγκρισης βασισμένα σε σχετικά σφάλματα προσπαθούν να αποκωδικοποιήσουν τα δεδομένα των προβλέψεων με εκείνα, τα οποία λαμβάνονται από μερικές συγκριτικές μετρήσεις επιδόσεων μεθόδων προβλέψεων. Συνήθως η απλοϊκή μέθοδος (Naive) είναι εκείνη, η οποία λαμβάνεται ως συγκριτική μέθοδος επίδοσης.

Εντούτοις, και οι δύο προσεγγίσεις αντιμετωπίζουν κάποια προβλήματα. Τα σχετικά σφάλματα έχουν μια στατιστική κατανομή με απροσδιόριστη μέση τιμή και άπειρη διακύμανση. Τα σχετικά σφάλματα μπορούν να υπολογιστούν μόνο όταν υπάρχει ικανός αριθμός προβλέψεων για κάθε χρονοσειρά. Επομένως, δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη

σύγκριση της ακρίβειας πρόβλεψης εκτός του δείγματος για ορίζοντα πρόβλεψης μιας περιόδου.

Σχετικά με το θέμα έχει προταθεί από τους Hydman και Koehler (2006) μια νέα και ταυτόχρονα σχετιζόμενη με τις υπόλοιπες ιδέες, η οποία πιστεύεται πως είναι κατάλληλη για περιπτώσεις όπως αυτές που προαναφέρθηκαν, μέσω της κλιμάκωσης του σφάλματος, βασισμένη στο μέσο απόλυτο σφάλμα, το οποίο προκύπτει όταν στο δείγμα εφαρμοστεί η απλοϊκή μέθοδος (Naive). Ορίζεται, λοιπόν, ένα κλιμακωτό σφάλμα ως:

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

το οποίο είναι εμφανώς ανεξάρτητο από την κλίμακα των δεδομένων.

Ένα κλιμακωτό σφάλμα των δεδομένων είναι μικρότερο της μονάδας όταν προκύπτει από μια καλύτερη πρόβλεψη σε σχέση με το μέσο όρο της πρόβλεψης για χρονικό ορίζοντα μιας περιόδου της απλοϊκής μεθόδου (Naive) υπολογισμένης για το δείγμα. Αντιθέτως, είναι μεγαλύτερο της μονάδας όταν προκύπτει από μια πρόβλεψη χειρότερη σε σχέση με το μέσο όρο της πρόβλεψης για χρονικό ορίζοντα μιας περιόδου της απλοϊκής μεθόδου (Naive) υπολογισμένης για το δείγμα.

Το Μέσο Απόλυτο Κλιμακωτό Σφάλμα (Mean Absolute Scaled Error) είναι:

$$MASE = \text{mean}(|q_t|).$$

Σχετικοί τρόποι μέτρησης του σφάλματος πρόβλεψης, όπως το Root Mean Squared Scaled Error (RMSSE) και το Median Absolute Scaled Error (MsASE) μπορούν να οριστούν με ανάλογο τρόπο. Οι Billah, Snyder και Koehler (2006) χρησιμοποίησαν έναν παρεμφερή τρόπο μέτρησης σφάλματος, όταν υπολόγισαν την απόλυτη τιμή του σφάλματος πρόβλεψης ως ποσοστό της κανονικής κατανομής του δείγματος. Αυτή η προσέγγιση είχε το μειονέκτημα ότι ο παρονομαστής μεγαλώνει ανάλογα με την αύξηση του μεγέθους του δείγματος για μη αποεποχικοποιημένες χρονοσειρές που περιέχουν a unit root. Η κλιμάκωση του μέσου απόλυτου σφάλματος χρησιμοποιώντας την απλοϊκή μέθοδο (Naive) για το δείγμα

σημαίνει πως οι χρονοσειρές δεν έχουν πάνω από ένα unit root, το οποίο είναι σχεδόν πάντα αληθές για πραγματικά δεδομένα.

Όταν το MASE είναι μικρότερο της μονάδας, η προταθείσα μέθοδος δίνει συνήθως μικρότερα σφάλματα σε σχέση με τα σφάλματα που δίνει η Naive για μια χρονική περίοδο. Εάν υπολογίζουμε προβλέψεις πολλών περιόδων, τότε είναι δυνατό να κλιμακώσουμε το MAE για το δείγμα υπολογισμένο για προβλέψεις πολλών περιόδων κάνοντας χρήση της Naive.

Οι Hydman και Koehler προτείνουν πως οι μέθοδοι που βασίζονται σε κλιμακωτά σφάλματα πρέπει να καθιερωθούν ως μόνιμη προσέγγιση στη σύγκριση ακρίβειας προβλέψεων μεταξύ χρονοσειρών διαφορετικών κλιμάκων. Και αυτό, επειδή, έχουν μια κατανοητή κλιμακοποίηση και είναι ευρέως εφαρμόσιμα. Η μόνη περίπτωση κατά την οποία αυτές οι μέθοδοι θα δώσουν απροσδιόριστα σφάλματα είναι όταν όλες οι τιμές ιστορικών δεδομένων είναι ίσες μεταξύ τους.

5. Πυθία – Ένα Σύστημα Υποστήριξης Επιχειρηματικών Προβλέψεων

5.1 Γενικά

Το ΠΥΘΙΑ είναι ένα καινοτόμο σύστημα υποστήριξης επιχειρηματικών προβλέψεων. Περιλαμβάνει όλη τη διαθέσιμη γνώση και πείρα στον τομέα των προβλέψεων ενώ, ταυτόχρονα, αξιοποιεί πλήρως τις νέες δυνατότητες υπολογιστών και λογισμικών. Το ΠΥΘΙΑ έχει ως προορισμό του, την εξοικείωση με τον τομέα των προβλέψεων, στελεχών επιχειρήσεων, όπως:

- οικονομικών διευθυντών,
- προϊστάμενων παραγωγής,
- διαχειριστών αποθηκών,
- καθώς επίσης και σχεδιαστών/αναλυτών.

Έχει σχεδιαστεί και αναπτυχθεί, με ένα βασικό στόχο, ο οποίος δεν είναι άλλος από το να καταστεί η διαδικασία/εργασία της επιχειρηματικής πρόβλεψης όσο το δυνατόν πιο απλή, φιλική προς το χρήστη και πρακτική, χωρίς να εγείρεται κανένα ζήτημα όσον αφορά την επιστημονική εγκυρότητα και την ακρίβεια των αποτελεσμάτων από στατιστικής απόψεως.

Η δεύτερη έκδοση του ΠΥΘΙΑ περιλαμβάνει:

- Ένα πολύ απλό και φιλικό προς το χρήστη περιβάλλον εργασίας βασισμένο στο μενού τύπου ribbon (Microsoft Office 2007).
- Υποστήριξη δεδομένων διακοπτόμενης ζήτησης (ανάλυση και πρόβλεψη).

- Δυνατότητα εισόδου δεδομένων από SQL Compact Edition & αρχεία κειμένου (καθώς και SQL Server).
- Γραφική και αριθμητική ερμηνεία σε όλα τα στάδια της διαδικασίας προβλέψεων.
- Βελτιωμένες υπορουτίνες για μέγιστη ταχύτητα διεκπεραίωσης των υπολογισμών.
- Περισσότερες επιλογές σχετικά με την εξαγωγή σχετικών αναφορών.
- Εξωτερικά εργαλεία (προσεχώς).

Όπως ήδη έχουμε αναφέρει, ο τομέας των προβλέψεων έχει αναπτυχθεί πάρα πολύ κατά τη διάρκεια των τελευταίων δεκαετιών. Οι εξελίξεις είναι πολλές και σημαντικές, όπως σημαντικές είναι οι γνώσεις και η εμπειρία, η οποία αποκτάται από την ενασχόληση με τα συστήματα παραγωγής προβλέψεων. Ταυτόχρονα, παρατηρείται μία τρομακτική πρόοδος σε υπολογιστική μνήμη και ταχύτητα, όπως και σε παραγωγή λογισμικού, το οποίο πλέον παρέχει άφθονες ευκαιρίες, για να χρησιμοποιηθεί η δύναμη της πρόβλεψης, να βελτιωθεί η ακρίβεια και η αξιοπιστία, ώστε να γίνει πιο πρακτική και σχετική για τις επιχειρήσεις και τους οργανισμούς.

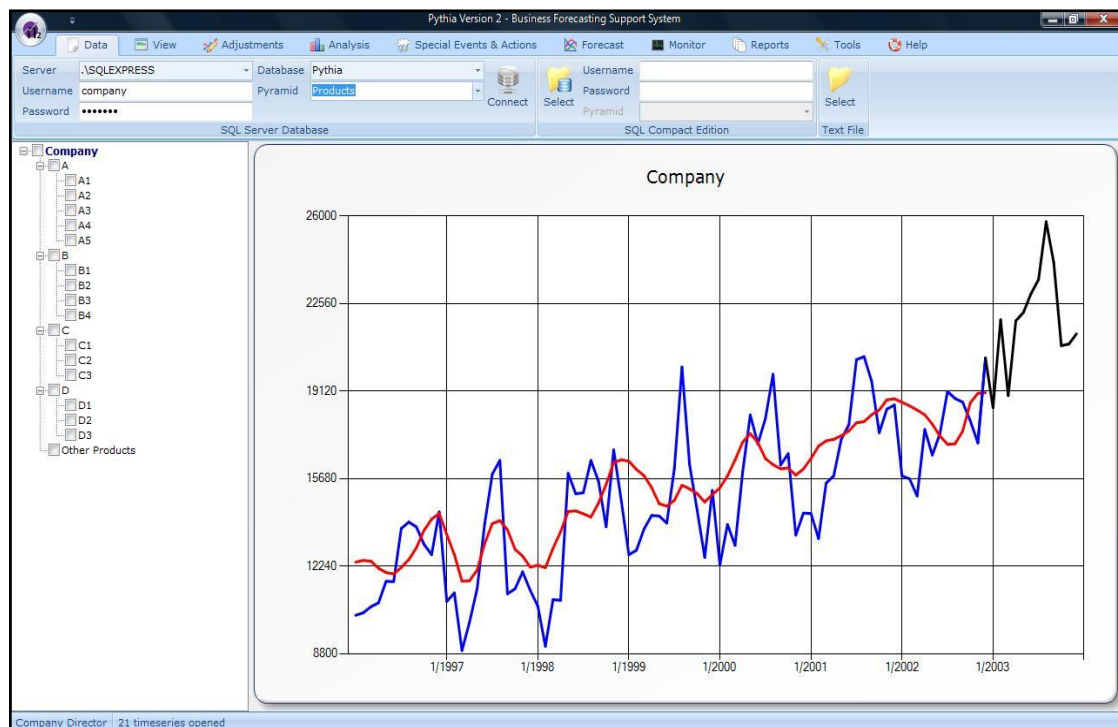
Το σύστημα ΠΥΘΙΑ ενσωματώνει όλη τη διαθέσιμη γνώση και εμπειρία στον τομέα των προβλέψεων, ενώ ταυτόχρονα υλοποιεί πλήρως τις νέες δυνατότητες σε υπολογιστικά συστήματα και λειτουργικό. Το ΠΥΘΙΑ στοχεύει σε διοικητικά στελέχη όπως π.χ. οικονομικοί διευθυντές, διαχειριστές προϊόντος, διαχειριστές παραγωγής και προγραμματιστές/αναλυτές και έχει σχεδιαστεί και υλοποιηθεί με ένα και μόνο στόχο, να μετατρέψει τη διαδικασία της παραγωγής επιχειρηματικών προβλέψεων σε μία άμεση, φιλική προς το χρήστη και πρακτική διαδικασία, χωρίς ταυτόχρονα να συμβιβάζεται και να υποχωρεί σε ότι σχετίζεται με την επιστημονική ισχύ και στατιστική ακρίβεια.

5.2 Ενσωματωμένες Υπομονάδες (MODULES)

Η δεύτερη έκδοση του συστήματος προβλέψεων ΠΥΘΙΑ αποτελείται από δέκα υπομονάδες/υπομενού (τμήματα), η καθεμία από τις οποίες εστιάζει σε μία συγκεκριμένη άποψη της στατιστικής ανάλυσης/τροποποίησης των δεδομένων, της παραγωγής επιχειρηματικών προβλέψεων, της παρακολούθησης και των αναφορών.

5.2.1 Data (Δεδομένα)

Στο υπομενού Data, όπως φαίνεται στο σχήμα 5.1, το οποίο ακολουθεί, γίνεται η εισαγωγή των δεδομένων (χρονοσειρών). Σε αυτό το υπομενού συναντώνται δύο επιμέρους section. Το ένα είναι το SQL Server Database και το άλλο είναι το SQL Compact Edition. Στο αριστερό τμήμα της οθόνης έχουμε τα εισηγμένα δεδομένα και στο δεξιό μέρος την γραφική απεικόνισή τους.



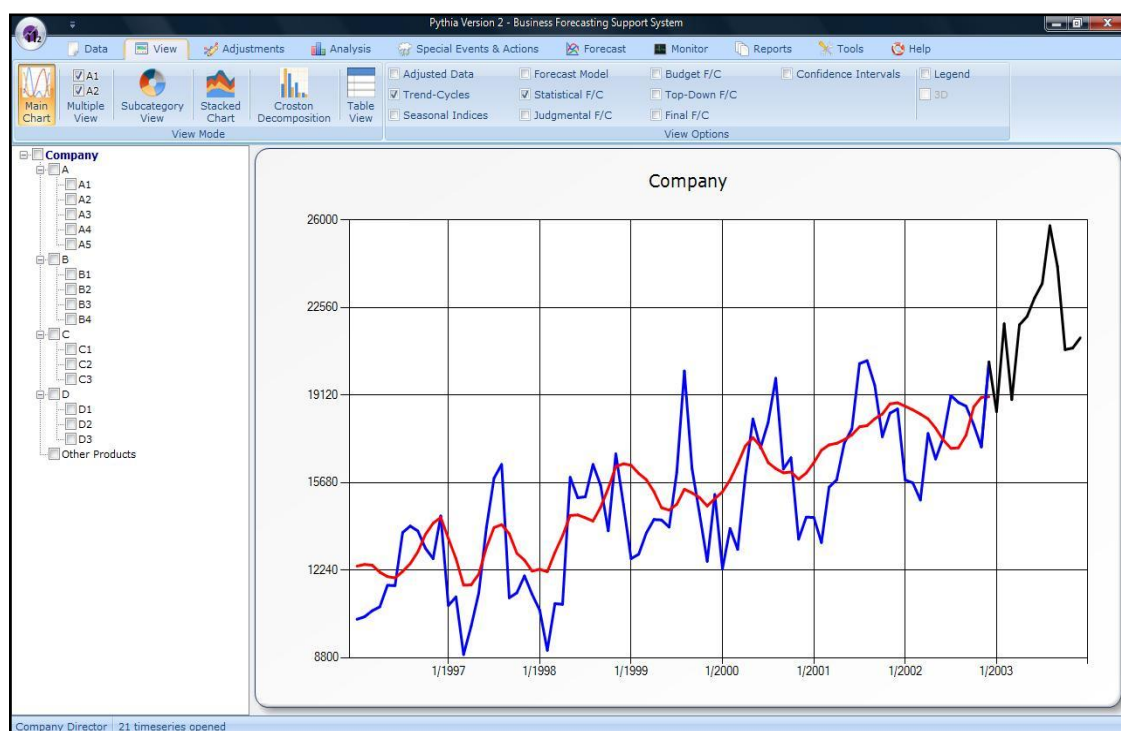
Σχήμα 5.1: Data menu

5.2.2 View (Προβολές)

Στο υπομενού View, όπως φαίνεται στο σχήμα 5.2, το οποίο ακολουθεί, διατίθενται δύο βασικά section:

- View Mode (μορφή εμφάνισης) και το,
- View Options (επιλογές εμφάνισης).

Για το πρώτο section έχουμε τις επιλογές: Main Chart (βασικό γράφημα), Multiple View (πολλαπλή εμφάνιση), Subcategory View (εμφάνιση υποκατηγοριών), Stacked Chart, Croston Decomposition (αποσύνθεση κατά Croston), Table View (εμφάνιση πίνακα). Για το δεύτερο section έχουμε επιλογές, όπως: Adjusted Data (Προσαρμοσμένα Δεδομένα), Trend-Cycles (Τάση-Κυκλικότητα), Seasonal Indices, Forecast Model (Μοντέλο Πρόβλεψης), Statistical F/C (Στατιστική Πρόβλεψη), Judgmental F/C (Κριτική Πρόβλεψη), Budget F/C (Πρόβλεψη Προϋπολογισμού), Top-Down F/C (Πρόβλεψη Ανωτέρου-Κατωτέρου επιπέδου), Final F/C (Τελική Πρόβλεψη), Confidence Intervals (Διαστήματα Εμπιστοσύνης).



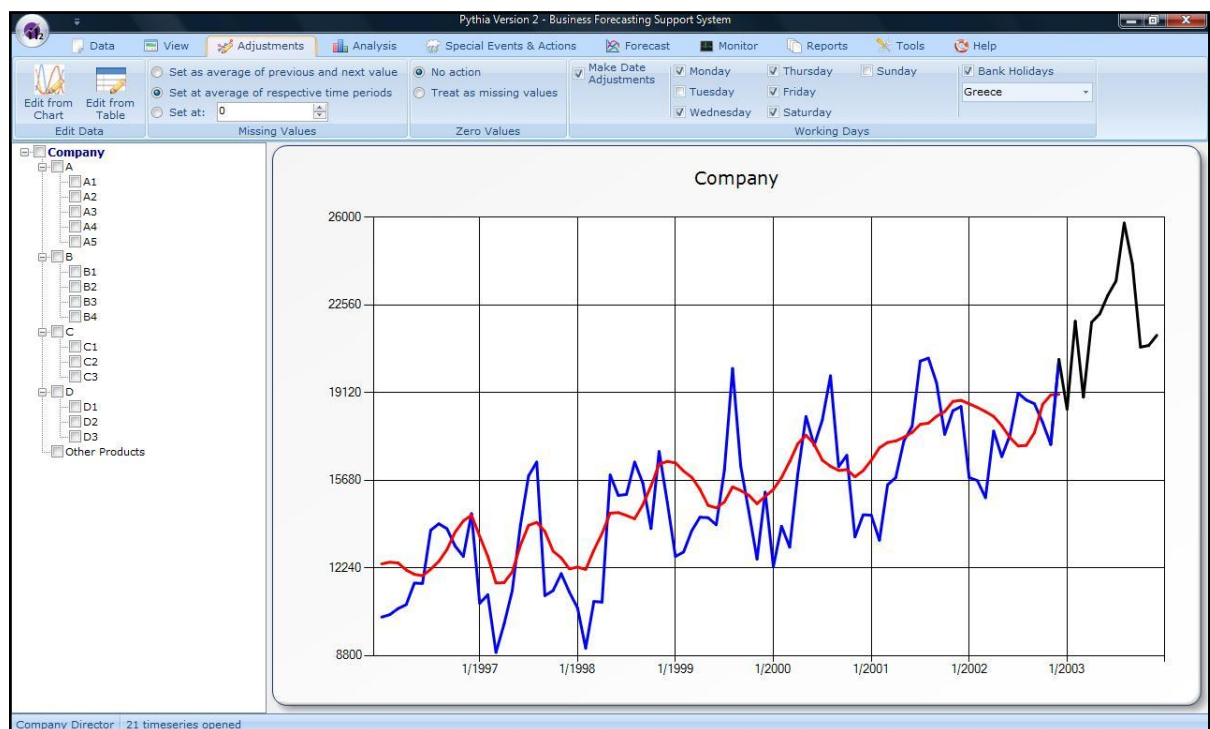
Σχήμα 5.2: View menu

5.2.3 Adjustments (Τροποποιήσεις)

Στο υπομενού Adjustments, όπως φαίνεται στο σχήμα 5.3, το οποίο ακολουθεί, παρατηρούμε ότι υπάρχουν επιμέρους section, όπως:

- Edit Data (για την επεξεργασία δεδομένων)
- Missing Values (για την αντιμετώπιση κενών στις χρονοσειρές)
- Zero Values (για την αντιμετώπιση μηδενικών τιμών)
- Working Days (για την καταχώριση των εργάσιμων ημερών)

Όπως γνωρίζουμε, σύνηθες είναι το φαινόμενο κατά το οποίο τα δεδομένα είναι επηρεασμένα από ειδικά γεγονότα και ενέργειες (απεργίες, ακραίες καιρικές συνθήκες, προωθήσεις/διαφημίσεις, μεγάλες αλλαγές στις τιμές των προϊόντων κλπ) τα οποία καταστρέφουν τα παρελθόντα πρότυπα της χρονοσειράς και δημιουργούν σχέσεις. Για το λόγο αυτό, πρέπει να προσαρμοστούν και αυτό λαμβάνει χώρα σε αυτό το υπομενού του Pyθία. Εδώ προτείνονται στο χρήστη τρόποι για την τροποποίηση των δεδομένων πριν τη διαδικασία της πρόβλεψης. Όταν οι τροποποιήσεις των δεδομένων εφαρμοστούν, αποθηκεύονται ώστε να χρησιμοποιηθούν από τα υπόλοιπα τμήματα του ΠΥΘΙΑ.



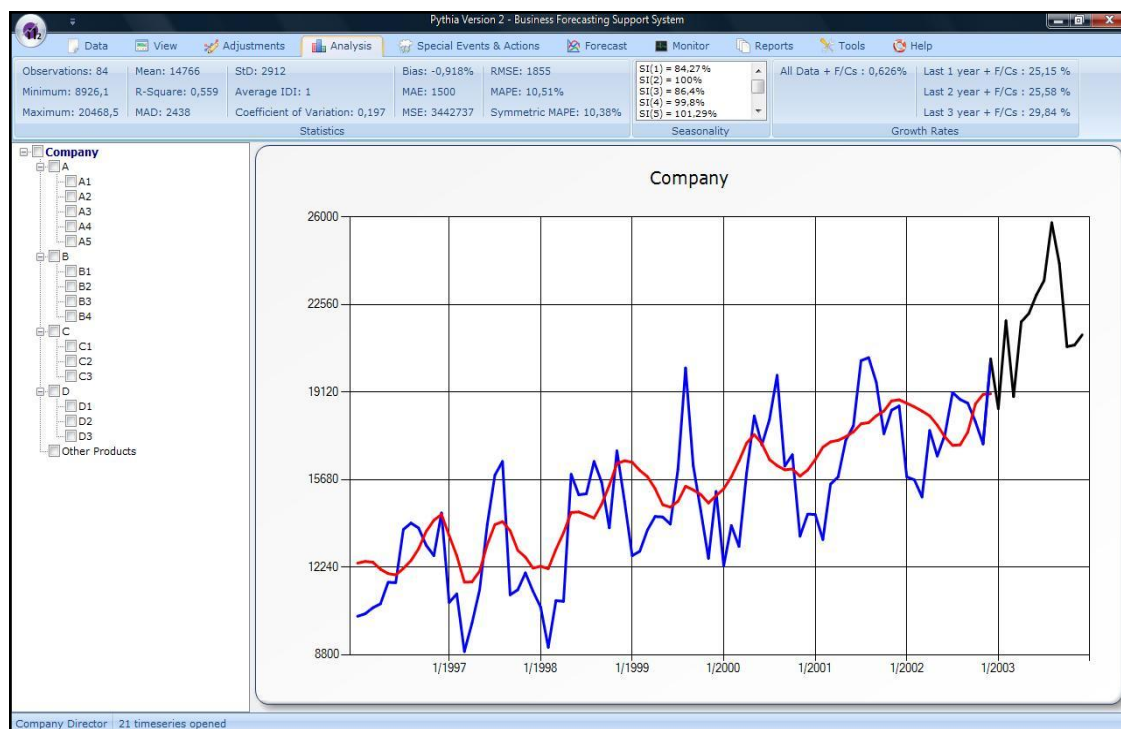
Σχήμα 5.3: Adjustment menu

5.2.4 Analysis (Ανάλυση)

Στο υπομενού Analysis, όπως φαίνεται στο σχήμα 5.4, το οποίο ακολουθεί, παρατηρούμε ότι υπάρχουν επιμέρους section, όπως το:

- Statistics (στατιστικά μεγέθη), το οποίο περιλαμβάνει το πλήθος των παρατηρήσεων, τη μέγιστη και ελάχιστη τιμή, το μέσο όρο, δείκτες σφαλμάτων κ.ά.
- Seasonality (εποχιακότητα), όπου εμφανίζεται η εποχιακότητα των δεδομένων, και
- Growth Rates (ρυθμοί ανάπτυξης).

Στο αριστερό τμήμα της οθόνης συνεχίζουμε να έχουμε τα εισηγμένα δεδομένα και στο δεξιό μέρος την γραφική απεικόνισή τους.



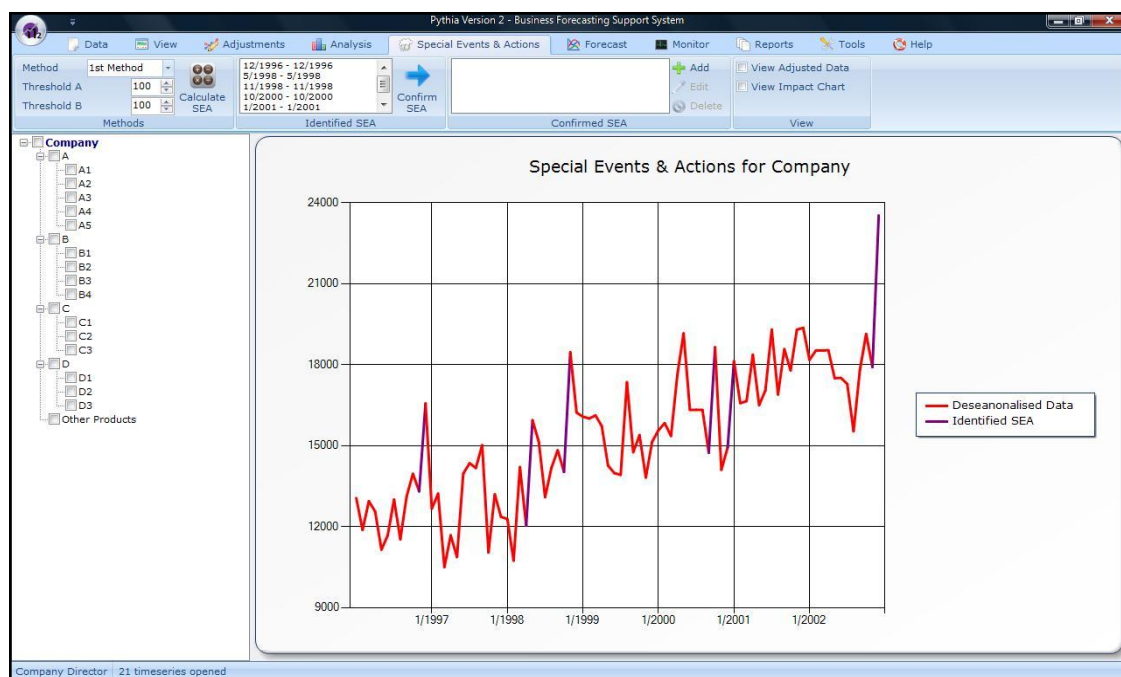
Σχήμα 5.4: Analysis menu

5.2.5 Special Events & Actions (Ειδικά Γεγονότα και Ενέργειες)

Στο υπομενού Special Events & Actions, όπως φαίνεται στο σχήμα 5.5, το οποίο ακολουθεί, παρατηρούμε ότι υπάρχουν επιμέρους section, όπως το:

- Methods (μέθοδοι), το οποίο περιλαμβάνει όλες τις προσφερόμενες από το σύστημα μεθόδους
- Identified SEA (αναγνωρισμένα ειδικά γεγονότα & ενέργειες)
- Confirmed SEA (επιβεβαιωμένα ειδικά γεγονότα & ενέργειες).

Το ΠΥΘΙΑ, λοιπόν, δίνει τη δυνατότητα στο χρήστη για τροποποίηση των Ειδικών Γεγονότων και Ενεργειών (Special Events and Actions - SEA), τα οποία συνήθως ασκούν σημαντική επιρροή στις πωλήσεις και επηρεάζουν αρκετά την ακρίβεια και την αξιοπιστία της πρόβλεψης.

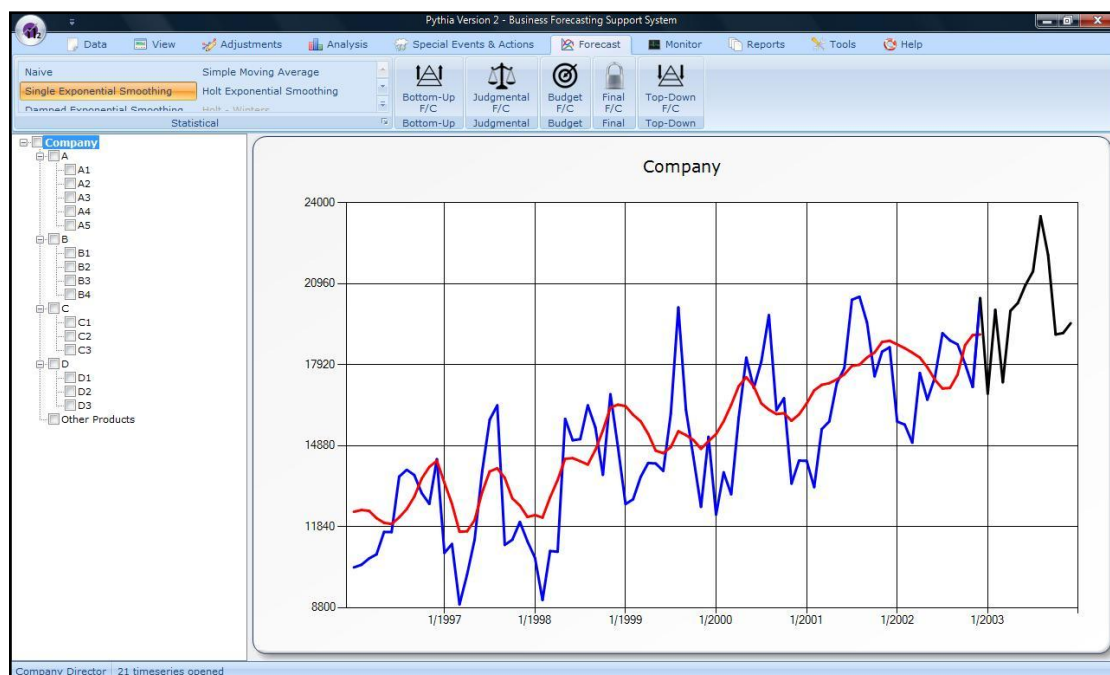


Σχήμα 5.5: Special Events & Actions Menu

5.2.6 Forecast (Πρόβλεψη)

Στο υπομενού Forecast, όπως φαίνεται στο σχήμα 5.6, το οποίο ακολουθεί, παρατηρούμε ότι υπάρχουν επιμέρους section, όπως το:

- Statistical (στατιστικές μέθοδοι πρόβλεψης), το οποίο περιλαμβάνει όλες τις προσφερόμενες από το σύστημα στατιστικές μεθόδους πρόβλεψης όπως είναι η Naïve, η SES, η SMA, η μέθοδος Εκθετικής Εξομάλυνσης του Holt κ.ά.
- Bottom-Up (Πρόβλεψη από τα κατώτερα προς τα ανώτερα επίπεδα)
- Judgmental (Κριτική Πρόβλεψη)
- Budget (Πρόβλεψη Προϋπολογισμού),
- Final F/C (Τελική Πρόβλεψη)
- Top-Down F/C (Πρόβλεψη Ανωτέρου-Κατωτέρου επιπέδου).



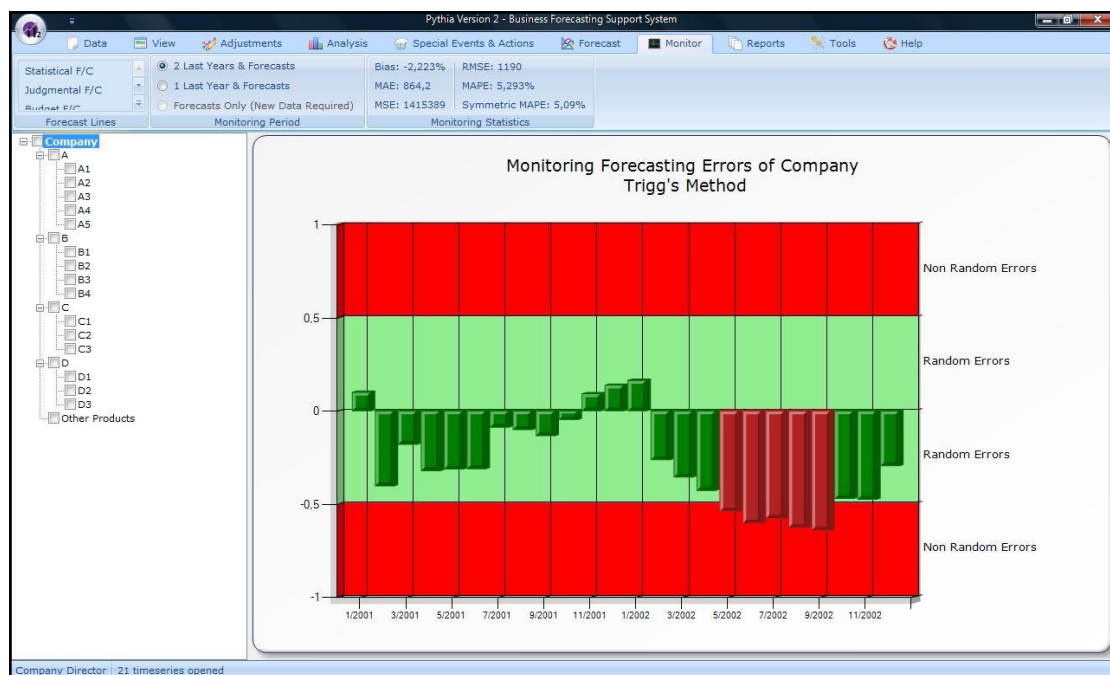
Σχήμα 5.6: Forecast menu

5.2.7 Monitoring (Παρακολούθηση)

Στο υπομενού Monitoring, όπως φαίνεται στο σχήμα 5.7, το οποίο ακολουθεί, παρατηρούμε ότι υπάρχουν επιμέρους section, όπως το:

- Forecast Lines (στατιστικές μέθοδοι πρόβλεψης),
- Monitoring Period (περίοδος καταγραφής),
- Monitoring Statistics (στατιστικά δεδομένα καταγραφής).

Πολλές φορές παλιά πρότυπα και διαχρονικές σχέσεις (συσχετισμοί) μπορεί να αλλάξουν και, έτσι, αναπόφευκτα να επηρεαστεί η ακρίβεια των προβλέψεων, οι οποίες στηρίζονται στην προέκταση/συνέχιση αυτών των διαχρονικών σχέσεων στο μέλλον. Το υπομενού Monitoring πάντοτε ελέγχει για πιθανή διαφορά στην πραγματική και την προβλεφθείσα τιμή και δίνει ένα προειδοποιητικό σήμα, όταν αυτές οι διαφοροποιήσεις τείνουν να γίνονται τυχαίες. Σε αυτή την περίπτωση ο χρήστης έχει την δυνατότητα να προβλέψει εκ νέου και/ή να λάβει τα απαιτούμενα μέτρα, εφόσον χρειάζεται, για να διορθωθεί η κατάσταση.



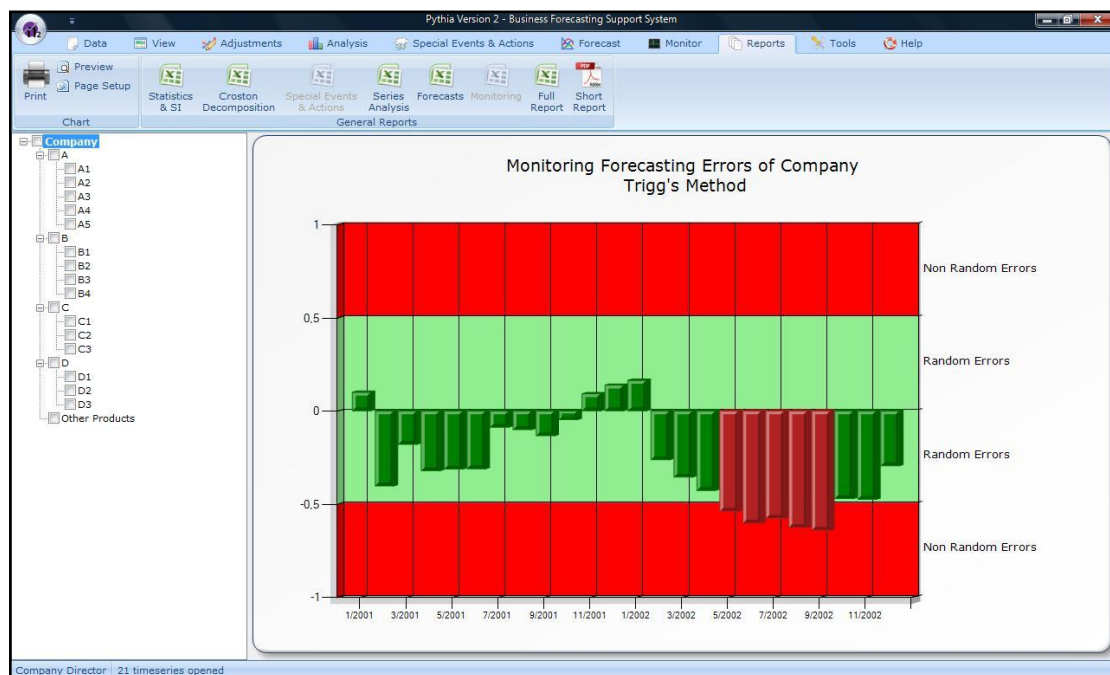
Σχήμα 5.7: Monitor menu

5.2.8 Reporting (Αναφορές)

Στο υπομενού Reporting, όπως φαίνεται στο σχήμα 5.8, το οποίο ακολουθεί, παρατηρούμε ότι υπάρχουν επιμέρους section, όπως το:

- Chart (γράφημα), όπου δίνεται η δυνατότητα για εκτύπωση (print) του γραφήματος, για προεπισκόπηση (preview) της εκτύπωσης και για διαμόρφωση της σελίδας (page setup),
- General Reports (γενικές αναφορές), όπου έχουμε

Το ΠΥΘΙΑ υποστηρίζει τη λεπτομερή αναφορά όλων των παραμέτρων ανάλυσης των δεδομένων και των προβλέψεων, δίνοντας, ταυτόχρονα λεπτομερή στοιχεία σχετικά με την ακρίβεια διαφόρων τύπων προβλέψεων. Οι αναφορές μπορούν να εξαχθούν από το σύστημα σε υπολογιστικό φύλλο (excel) για περαιτέρω επεξεργασία.



Σχήμα 5.8: Reports menu

5.2.9 Tools (Εργαλεία)

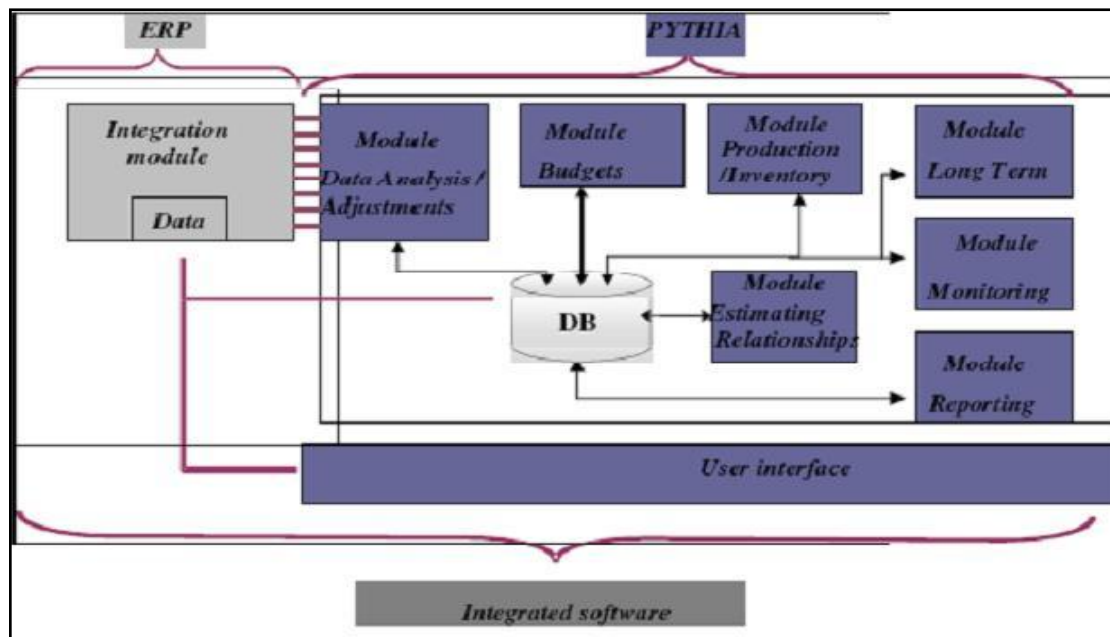
Στο υπομενού Tools, όπως και στα περισσότερα λογισμικά, δίνεται η δυνατότητα επιλογής εργαλείων, χρήσιμων για την εργασία με το σύστημα ΠΥΘΙΑ.

5.2.10 Help (Βοήθεια)

Στο υπομενού Help, το ΠΥΘΙΑ διαθέτει ένα «βοηθό πλοήγησης», ο οποίος συμβουλεύει το χρήστη σχετικά με τρόπους διευθέτησης των δεδομένων και την καλύτερη ενοποίηση των υπομονάδων. Μόλις επιλεγεί μια υπομονάδα, το ΠΥΘΙΑ αναλύει τα διαθέσιμα δεδομένα, ενημερώνει το χρήστη για τα χαρακτηριστικά τους και επιλέγει την πιο κατάλληλη μέθοδο για αυτά τα δεδομένα με στόχο να βελτιώσει την ακρίβεια και την αποδοτικότητα της πρόβλεψης. Οι εξειδικευμένοι χρήστες μπορούν να αγνοήσουν την προτεινόμενη μέθοδο και/ή να τροποποιήσουν τη χρήση του σύμφωνα με τις προτιμήσεις τους.

5.3 Σύνθεση των Υπομονάδων σε ένα Πλήρες Σύστημα

Στο ακόλουθο σχήμα έχουμε τη σχηματική απεικόνιση των υπομονάδων του συστήματος ΠΥΘΙΑ, οι οποίες δημιουργούν ένα πλήρες σύστημα επιχειρηματικών προβλέψεων ικανό να «λύσει» τα χέρια διαχειριστών, διευθυντών και αναλυτών σε επιχειρήσεις και οργανισμούς.



Σχήμα 5.9: Σχηματική απεικόνιση των υπομονάδων του συστήματος ΠΥΘΙΑ

Αξίζει να αναλυθούν περαιτέρω τα ακόλουθα τμήματα του ΠΥΘΙΑ:

- **Παραγωγή/Απογραφή (Production/Inventory):**

Πολλές επιχειρήσεις απαιτούν πολλές χιλιάδες προβλέψεις σε μηνιαία, εβδομαδιαία ή σε μερικές περιπτώσεις, ακόμα και καθημερινή βάση. Αυτές οι προβλέψεις πρέπει να παραχθούν αυτόματα, αποτελεσματικά και όσο το δυνατόν ακριβέστερα. Το ΠΥΘΙΑ παρέχει τέτοιες προβλέψεις με έναν μηχανικό τρόπο όταν και όπου αυτές απαιτούνται. Παρέχει επίσης μια επιλογή ρύθμισης της διαφοράς μεταξύ των Bottom-Up και των συνολικών προβλέψεων, συμπεριλαμβανομένων των κριτικών και/ή των επιθυμητών στόχων, παραθέτοντας τις πιθανές διαφορές αναλογικά ή σύμφωνα με τις προτιμήσεις του χρήστη.

- **Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις (Long Term):**

Η πρόβλεψη των μακροπρόθεσμων τάσεων και ο υπολογισμός του ρυθμού ανάπτυξης απαιτούν διαφορετικές μεθόδους και αρκετά περισσότερες υποθέσεις μιας και οι περιβαλλοντικές, ανταγωνιστικές και οι τεχνολογικές αλλαγές επηρεάζουν τις μακροπρόθεσμες τάσεις. Αυτή η ενότητα παρέχει πληροφορίες και συμβουλές για την παραγωγή των

μακροπρόθεσμων προβλέψεων παρουσιάζοντας πληροφορίες για την ακρίβεια και την αξιοπιστία τους.

- **Υπολογισμός των σχέσεων (Estimating relationships):**

Οι ανωτέρω τρεις υπομονάδες έχουν να κάνουν με προβλέψεις χρονοσειρών ενώ η παρούσα υπομονάδα ασχολείται με την εκτίμηση των σχέσεων βασισμένη στην πολλαπλή παλινδρόμηση. Εκτός από αυτήν την εκτίμηση παρέχει επίσης σχετικές πληροφορίες που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για σκοπούς προβλέψεων και για να κατανοήσει κανείς καλύτερα τους παράγοντες που προκαλούν μελλοντικές αλλαγές.

5.4 Χαρακτηριστικά και Καινοτομίες

Το ΠΥΘΙΑ έχει σχεδιαστεί και κατασκευαστεί για να πληροί τέσσερις βασικούς στόχους. Κατά πρώτον, να μπορεί να χρησιμοποιείται εύκολα και διαισθητικά από κάθε διαχειριστικό στέλεχος το οποίο δεν έχει τεχνικό ή στατιστικό υπόβαθρο. Κατά δεύτερον, δεδομένου ότι στην πράξη σχεδόν όλα τα δεδομένα περιέχουν "συμμετρικό θόρυβο", ο οποίος οφείλεται σε εξωτερικές πηγές, ο χρήστης θα πρέπει να είναι σε θέση να προσδιορίσει και να προσαρμόσει τα δεδομένα του με ένα απλό, ξεκάθαρο και άμεσο τρόπο. Κατά τρίτον, οι πληροφορίες που αφορούν τα δεδομένα και τις προβλέψεις θα πρέπει να είναι άμεσα διαθέσιμες στο χρήστη, ο οποίος θα πρέπει άλλωστε να είναι σε θέση να χρησιμοποιήσει τη γνώση του και την εμπειρία του σε τέτοιου είδους προβλέψεις ενσωματώνοντας ταυτόχρονα την κριτική του ικανότητα και τις επιδιώξεις του, προκειμένου να βελτιώσει την ακρίβεια των στατιστικών μεθόδων. Τέλος, έχει παρατηρηθεί ότι οι προβλέψεις, οι οποίες παράγονται από ειδικούς, είναι συχνά υπερβολικά αισιόδοξες, καθώς περιλαμβάνουν εν πολλοίς τις στατιστικές αποκλίσεις αυτών που τις παράγουν. Για το λόγο αυτό, οι άνθρωποι που ασχολούνται με τις προβλέψεις παραλαμβάνουν επιπλέον πληροφορία σχετιζόμενη με την ακρίβεια των δικών τους προβλέψεων, ούτως ώστε να γίνει σύγκριση

με τις καθαρά στατιστικές προβλέψεις και να εντοπιστούν οι στατιστικές αποκλίσεις του συστήματος. Με τον τρόπο αυτό τους δίνεται η δυνατότητα διόρθωσης μελλοντικών προβλέψεων και παράγονται σωστότερα αποτελέσματα.

Οι ανωτέρω τέσσερις στόχοι επιτυγχάνονται μέσω των ακόλουθων ευδιάκριτων χαρακτηριστικών που έχουν ενσωματωθεί στο ΠΥΘΙΑ:

- **Ανάλυση δεδομένων**

Σημαντικές πληροφορίες για τις σειρές δεδομένων και τα χαρακτηριστικά τους παρέχονται από το ΠΥΘΙΑ σε όλες τις χρονικές στιγμές. Τέτοιες πληροφορίες στις οποίες περιλαμβάνονται, μεταξύ άλλων, τα αρχικά και τα επεξεργασμένα δεδομένα, οι αποεποχικοποιημένες τιμές τους, η σειρά τάσης - κύκλου, οι ρυθμοί ανάπτυξης, το στατιστικό μοντέλο και οι προβλέψεις, παρουσιάζονται με γραφικό τρόπο και ή σε μια μορφή υπολογισμών με λογιστικό φύλλο (spreadsheet). Μπορούν, επίσης, να εξεταστούν στην οθόνη, ή να αποθηκευτούν για μελλοντικές χρήσεις. Επιπλέον, επισημαίνονται στο χρήστη:

- οι πιο σημαντικές σειρές από άποψη μεγέθους, ή αποδοτικότητας, έτσι ώστε περισσότερη σημασία να δοθεί σε αυτές προκειμένου να επιτευχθούν όσο πιο ακριβείς προβλέψεις γίνεται,
- οι σειρές με το υψηλότερο ποσοστό αύξησης, έτσι, ώστε να μπορούν να έχουν μεγαλύτερη συμβολή στα υψηλότερα εισοδήματα και τα μελλοντικά κέρδη,
- οι σειρές, οι οποίες αναδεικνύουν την περίοδο ωριμότητας των προϊόντων,
- οι σειρές, οι οποίες αναδεικνύουν αντίστοιχα την περίοδο παρακμής και που είναι πιθανό να χρειαστούν μια νέα προσέγγιση για να τα αναγεννήσουν ή να τα απορρίψουν όλα μαζί.

- **Επεξεργασία δεδομένων**

Υπάρχουν διάφορες διαθέσιμες λειτουργίες που επιτρέπουν στο χρήστη να απαλλάξει τα δεδομένα από μη συστηματικές επιρροές, οι οποίες

διαστρεβλώνουν το μοτίβο τους. Τέτοιες τροποποιήσεις μπορούν να αντικαταστήσουν τις τιμές που λείπουν και να πραγματοποιήσουν τις όποιες ημερολογιακές ρυθμίσεις, οι οποίες θα μπορούσαν να επηρεάσουν την παραγωγή ή τις πωλήσεις στην εξέταση ασυνήθιστων τιμών και αποκλείοντας την επιρροή των ειδικών γεγονότων /ενεργειών. Τέτοια Special Events/Actions (SEA) (προώθηση-διαφημιστικές εκστρατείες, ακραία καιρικά φαινόμενα, απεργίες κλπ.) λόγω της κρίσιμης σημασίας τους αναγνωρίζονται και επισημαίνονται από το πρόγραμμα έτσι ώστε ο χρήστης να μπορεί να τα καταχωρήσει για μελλοντική χρήση καθώς επίσης και να διορθώσει τα δεδομένα από πιθανή επιρροή τους από αυτά πριν την τελική πρόβλεψη.

- **Τροποποίηση των στατιστικών προβλέψεων με τις εισαγωγές από την κρίση και γνώση των προσεχών Ειδικών Γεγονότων/ Ενεργειών**

Οι στατιστικές προβλέψεις είναι βασισμένες στην εξαγωγή συμπερασμάτων των προηγούμενων μοτίβων, ή των καθιερωμένων σχέσεων. Εντούτοις, οι μελλοντικές εκβάσεις επηρεάζονται από SEA (προωθητικές ή διαφημιστικές εκστρατείες, απεργίες, αυξήσεις/μειώσεις τιμών, ανταγωνιστικές ενέργειες κ.α.) όπως και από εσωτερικές πληροφορίες διαθέσιμες στη διοίκηση (π.χ. η υπογραφή μιας μεγάλης, νέας σύμβασης με έναν νέο πελάτη). Τα αποτελέσματα αυτών των παραγόντων πρέπει να υπολογίζονται με κριτικό τρόπο και να ενσωματώνονται στις στατιστικές προβλέψεις. Το ΠΥΘΙΑ επιτρέπει στο χρήστη να υπολογίσει την πιθανή επιρροή των SEA με τη μελέτη προηγούμενων παρόμοιων SEA και να ρυθμίσει ακολούθως κατάλληλα τις στατιστικές προβλέψεις.

- **Bottom-Up έναντι Top-Down Προβλέψεων**

Το ΠΥΘΙΑ επιτρέπει στο χρήστη να κάνει τις bottom-up προβλέψεις με την πρόσθεση του ανώτερου επιπέδου προβλέψεων σε οποιαδήποτε βαθμίδα της επιχείρησης. Επιπλέον, υπολογίζει τις προβλέψεις άμεσα σε οποιοδήποτε τέτοιο επίπεδο συνόλου. Αφού δύο προβλέψεις (bottom-up and top-down) μπορούν να διαφέρουν, εναρμονίζει τη διαφορά και την

παραθέτει κατάλληλα, ή όπως καθορίζεται από το χρήστη, στα διάφορα επίπεδα. Ο χρήστης μπορεί μόνο να έχει πρόσβαση στα προϊόντα/τις υπηρεσίες του στο επίπεδο του ή κάτω από αυτό, εάν έχει προμηθευτεί τη σωστή άδεια. Μόνο οι καθολικοί διαχειριστές, με τις απαραίτητες άδειες, θα μπορούσαν να έχουν πρόσβαση στο πιο υψηλό επίπεδο (δηλ. προβλέψεις της επιχείρησης) και στα κατώτερα επίπεδα.

- **Κατανομή των Τελικών Διοικητικών Προβλέψεων με Top-Down διαδικασία**

Η διοίκηση σε διάφορα επίπεδα, αποφασίζει για τις τιμές των τελικών προβλέψεων που εφαρμόζονται σε όλη την επιχείρηση, τις κατηγορίες ή τα τμήματα κάτω από αυτά. Για να λάβει την απόφασή της, λαμβάνει υπόψη διάφορους παράγοντες συμπεριλαμβανομένου της επιθυμητής αυξητικής τάσης για ολόκληρη την επιχείρηση, τη συγκεκριμένη κατηγορία, τα τμήματα ή τις γεωγραφικές περιοχές. Αφού οι τελικές προβλέψεις για ολόκληρη την επιχείρηση, τις κατηγορίες ή τα τμήματα κ.λπ., έχουν διευθετηθεί, το ΠΥΘΙΑ τις διαθέτει σε όλα τα κατώτέρω επίπεδα με έναν αναλογικό ή καθορισμένο τρόπο. Τέτοια κατανομή μπορεί να εφαρμοστεί σε οποιαδήποτε από τις ακόλουθες κατηγοριοποιήσεις:

- i. Σημαντικά προϊόντα / υπηρεσίες (και υπό-κατηγορίες)
- ii. Κανάλια / Βασικοί πελάτες
- iii. Γεωγραφικές περιοχές
- iv. Συνδυασμοί των ανωτέρω

- **Έλεγχος (Monitoring)**

Τα προηγούμενα σχέδια και οι καθιερωμένες σχέσεις μπορούν και αλλάζουν την ακύρωση των προβλέψεων, οι οποίες αναπόφευκτα είναι βασισμένες στην εξαγωγή τέτοιων σχεδίων και τη συνέχεια των σχέσεων. Το τμήμα του Ελέγχου ελέγχει συνεχώς τη διαφορά μεταξύ των πραγματικών και προβλεφθεισών τιμών και παρέχει ένα σήμα προειδοποίησης όταν τέτοιες διαφορές (δηλ. τα σφάλματα της πρόβλεψης) παύουν να είναι τυχαίες. Σε μια τέτοια περίπτωση ο χρήστης μπορεί να

επαναλάβει την πρόβλεψη και/ή να λάβει κατάλληλα μέτρα, εάν είναι αναγκαίο, για να διορθώσει την κατάσταση.

• Αναφορές (Reporting)

Το ΠΥΘΙΑ παρέχει λεπτομερείς πληροφορίες αναφοράς για όλες τις πτυχές της ανάλυσης και πρόβλεψης δεδομένων, ενώ, επίσης, παρουσιάζει πληροφορίες για την ακρίβεια των διαφορετικών τύπων πρόβλεψης (αρχικά δεδομένα χωρίς τροποποίηση, επεξεργασμένα δεδομένα, στατιστικές προβλέψεις, κριτικές προβλέψεις, στόχοι προϋπολογισμών και τελικές προβλέψεις). Οι αναφορές μπορούν να προσαρμοστούν και να εξαχθούν σε ένα λογιστικό φύλλο για οποιαδήποτε περαιτέρω χρήση.

• Πρόσθετες διεργασίες διαθέσιμες στο σύστημα ΠΥΘΙΑ

Η ακόλουθη λίστα περιγράφει μερικές πρόσθετες διεργασίες διαθέσιμες στο ΠΥΘΙΑ, οι οποίες στοχεύουν στη βελτίωση της χρηστικότητάς του στους διευθυντές και την παροχή όλων των στατιστικών και άλλων εργαλείων, τα οποία απαιτούνται για την καλύτερη κατανόηση των διαθέσιμων πληροφοριών και την επίτευξη όσο το δυνατόν ακριβέστερων και πιο αξιόπιστων προβλέψεων:

- i. Συμπεριλαμβάνει όλες τις σημαντικές μεθόδους πρόβλεψης και παρέχει όλες τις χρήσιμες/σχετικές πληροφορίες για τέτοιες μεθόδους.
- ii. Επιλέγει αυτόματα την πιο κατάλληλη μέθοδο πρόβλεψης για κάθε συγκεκριμένη σειρά δεδομένων (δεν απαιτείται εισαγωγή δεδομένων ενώ οι εξειδικευμένοι χρήστες μπορούν να καθορίσουν/ αγνοήσουν την πιο κατάλληλη μέθοδο που επιλέγεται από το πρόγραμμα και/ή να καθορίσουν τις παραμέτρους της).
- iii. Συνεχώς ελέγχει τα λάθη μεταξύ των προβλεφθεισών τιμών και των πραγματικών αποτελεσμάτων (π.χ. τομέας πωλήσεων) και αν τα σφάλματα παύουν να είναι τυχαία και γίνονται συστηματικά.
- iv. Παρακολουθεί όλους τους τύπους λαθών πρόβλεψης (στατιστικά, κριτικά, προϋπολογισμού, τελικά) για να παρέχει συγκριτικές πληροφορίες για την ακρίβειά τους προκειμένου να προσδιοριστούν οι πιθανές

συστηματικές προκαταλήψεις και να εξεταστούν οι τρόποι απαλοιφής αυτών όταν ο χρήστης κάνει νέες προβλέψεις στο μέλλον.

v. Παρέχει λεπτομερείς, και σχετικές με τη διοίκηση, αναφορές για όλες τις πτυχές της πρόβλεψης/ελέγχου και επιτρέπει οι αναφορές αυτές να προσαρμοστούν στις συγκεκριμένες ανάγκες του χρήστη.

vi. Τροποποιεί τα δεδομένα/προβλέψεις ενός συγκεκριμένου σημείου δεδομένων ή πρόβλεψης με την κίνηση στη γραφική παράστασή του / της.

vii. Παρέχει προβλέψεις για τα Κανάλια/Βασικούς Πελάτες, τις γεωγραφικές περιοχές και οποιουσδήποτε συνδυασμούς των ανωτέρω (π.χ., προϊόντα γεωγραφικών περιοχών, προϊόντα Βασικών Πελατών ή τους βασικούς πελάτες ανά γεωγραφική περιοχή), παράλληλα με την παραδοσιακή προσέγγιση της παροχής των προβλέψεων βασισμένων στα Προϊόντα/Υπηρεσίες.

viii. Δεν απαιτείται καμία ιδιαίτερη τεχνική, μαθηματική ή στατιστική δεξιότητα χρησιμοποίησης.

5.5 Σε Ποιους Απευθύνεται

Το ακροατήριο στο οποίο απευθύνεται το ΠΥΘΙΑ είναι ως επί το πλείστον διαχειριστές και διευθυντές, οι οποίοι εργάζονται σε διάφορα τμήματα μιας επιχείρησης. Πιο συγκεκριμένα, κάθε ενότητα συνδέεται με τον ακόλουθο τύπο διευθυντών:

- **Προϋπολογισμός:** Οικονομικοί Διευθυντές στο επίπεδο της επιχείρησης, του τομέα ή του τμήματος σχετικού για την προετοιμασία και/ή την έγκριση των προϋπολογισμών και Διευθυντές Παραγωγής στο επίπεδο του προϊόντος/υπηρεσίας, του καναλιού ή της γεωγραφικής περιοχής, για την οποία είναι υπεύθυνοι για την πώληση/παροχή των υπηρεσιών και που πρέπει να επιτύχουν ορισμένους στόχους εσόδων ή κέρδους.
- **Παραγωγή/Απογραφή:** Διευθυντές Παραγωγής/Απογραφής, οι οποίοι πρέπει να εξασφαλίσουν ότι υπάρχουν ικανοποιητικά επίπεδα απογραφής ακατέργαστου και άλλου υλικού, για να είναι σε θέση να παράγουν αρκετά προϊόντα ώστε να ικανοποιήσουν τη ζήτηση στην αγορά.

- **Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις:** Προϊστάμενοι τομέων/τμημάτων, καθώς επίσης και των επιχειρηματικοί σχεδιαστές, οι οποίοι πρέπει να επιτυγχάνουν ικανοποιητικούς στόχους αύξησης και αποδοτικότητας για το μεσοπρόθεσμο και το μακροπρόθεσμο μέλλον.
- **Ανάλυση Δεδομένων (Data Analysis):** Οι εν ενεργεία διευθυντές μπορούν να βοηθηθούν από τους επιχειρηματικούς αναλυτές στα στάδια προετοιμασίας της εισαγωγής και επεξεργασίας των δεδομένων και της λήψης των προβλέψεων. Οι διευθυντές μπορούν έπειτα να εστιάσουν τις προσπάθειές τους στην ενσωμάτωση της γνώσης και της εμπειρίας τους στην επεξεργασία των στατιστικών προβλέψεων και τον καθορισμό του προϋπολογισμού και άλλων στόχων, οι οποίοι πρέπει να επιτευχθούν σε κάθε κατηγορία.

5.6 Τεχνική Περιγραφή του Συστήματος

Το ΠΥΘΙΑ αναπτύχθηκε χρησιμοποιώντας τη Visual Basic .NET 2008 της Microsoft. Για την παρουσίαση των διαγραμμάτων χρησιμοποιήθηκε το component Dundas for Visual Basic .NET, ενώ για την παρουσίαση των μενού τύπου ribbon χρησιμοποιήθηκαν components της εταιρείας Janus. Τέλος, η βάση δεδομένων MS SQL Server 2005 χρησιμοποιείται από το ΠΥΘΙΑ για να αποθηκευθούν και να ανακτηθούν οι απαιτούμενες πληροφορίες για την ανάλυση δεδομένων, την πρόβλεψη και τον έλεγχο.

6. Πειράματα – Αποτελέσματα - Σύγκριση Μεθόδων

6.1 Γενικά

Στο παρόν κεφάλαιο θα γίνει η εφαρμογή της κατάλληλης μεθοδολογίας διαχείρισης αποθεμάτων (stock control) για την αποθήκη ανταλλακτικών (machinery parts) του εργοστασίου της Coca-Cola 3E στην περιοχή της Πάτρας. Χρησιμοποιώντας τις πιο γνωστές μεθόδους πρόβλεψης για χρονοσειρές διακοπόμενης ζήτησης, με βάση την υφιστάμενη σχετική βιβλιογραφία και χρησιμοποιώντας τα σχετικά εργαλεία ανάλυσης/επεξεργασίας που προσφέρονται στη δεύτερη έκδοση του συστήματος προβλέψεων ΠΥΘΙΑ, στα πραγματικά δεδομένα που ευγενικά παραχωρήθηκαν από την εταιρεία Coca-Cola 3E για την περίοδο 2004 έως 2008 (πέντε έτη, εξήντα μηνιαίες παρατηρήσεις ζήτησης ανταλλακτικών), θα εξαχθούν τεκμηριωμένα αποτελέσματα πρόβλεψης των μελλοντικών αναγκών του εργοστασίου σε ανταλλακτικά για συγκεκριμένο χρονικό ορίζοντα, ο οποίος είναι οι επτά πρώτοι μήνες του έτους 2009. Εν συνεχεία, αφού τα αποτελέσματα των προβλέψεων συγκριθούν με τα πραγματικά δεδομένα αναλώσεως ανταλλακτικών για το ίδιο διάστημα, οι μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν θα καταταγούν/ αξιολογηθούν με βάση τους χρησιμοποιούμενους δείκτες αξιολόγησης σφαλμάτων ME (Mean Error) για μέτρηση προκατάληψης, MAsE (Mean Absolute scaled Error) και MSE (Mean Squared Error) για μέτρηση ακρίβειας και τη γενικότερη τους επίδοση στη μελέτη της ανωτέρω μελέτης περίπτωσης (case study).

6.2 Μελέτη Περίπτωσης – Εργοστάσιο Coca-Cola 3E Πάτρας

Σε αυτή την παράγραφο παρατίθενται κάποια στοιχεία για το εργοστάσιο εμφιάλωσης της Coca-Cola 3E στην Πάτρα. Η πρόβλεψη των αναλώσεων ανταλλακτικών στο εν λόγω εργοστάσιο, αποτελεί την μελέτη περίπτωσης χρονοσειρών διακοπτόμενης ζήτησης της παρούσας εργασίας.

Το εργοστάσιο της Πάτρας είναι ένα από τα επτά ελληνικά εργοστάσια της Coca Cola 3E. Βρίσκεται στο 7ο χλμ της εθνικής οδού Πατρών – Κορίνθου στη περιοχή Ακταίο του Δήμου Ρίου. Αποτελεί το δεύτερο πιο παλιό εργοστάσιο του ομίλου στην Ελλάδα, αφού ξεκίνησε τη λειτουργία του το 1972 , ενώ σήμερα εκτός από παραγωγικό λειτουργεί και ως εμπορικό εργοστάσιο. Διαθέτει δύο γραμμές παραγωγής, μία RGB (Returned Glass Bottle) και μία PET (πλαστικό), ενώ σε όλα τα τμήματα του απασχολεί μόνιμα περί τα 400 άτομα.

Ένα σημαντικό τμήμα του εργοστασίου, ειδικά στη σημερινή εποχή στην οποία η εύρεση βέλτιστης ποσότητας αποθέματος αποτελεί αντικείμενο συνεχούς μελέτης, δε θα μπορούσε να μην είναι η αποθήκη ανταλλακτικών. Η αποθήκη ανταλλακτικών του εργοστασίου της Πάτρας περιλαμβάνει δύο γενικές κατηγορίες ανταλλακτικών:

- τα ανταλλακτικά (μικροϋλικά) που είναι αναλώσιμα σε καθημερινή βάση σε οποιαδήποτε μηχανολογική – μηχανουργική εργασία (βίδες, παξιμάδια, γωνιές κλπ)
- και τα ανταλλακτικά τα οποία είναι εξειδικευμένα για κάποιο μέρος μιας συγκεκριμένης μηχανής.

Συνολικά η αποθήκη διαθέτει πάνω από 800 διαφορετικούς τύπους ανταλλακτικών, με τη πλειονότητά τους να ανήκουν στη δεύτερη κατηγορία. Ο έλεγχος των αποθεμάτων αλλά και των αναλώσεων όλων των τύπων ανταλλακτικών γίνεται μέσω ειδικού ERP συστήματος, το οποίο λέγεται SAP.

6.3 Συλλογή - Επεξεργασία Δεδομένων

Από τα αρχεία καταγραφής, τα οποία διατηρεί σε μηνιαία βάση η εταιρεία για τις αναλώσεις των ανταλλακτικών και συγκεκριμένα για το χρονικό διάστημα από τον Ιανουάριο του 2004 (01/2004) έως και τον Ιούλιο 2009 (07/2009) συλλέχθηκαν τα δεδομένα για την εκπόνηση της εργασίας. Συνολικά εξήντα επτά (67) μηνιαίες καταχωρήσεις παραχωρήθηκαν για κάθε έναν από τους οκτακόσιους τρεις (803) διαφορετικούς κωδικούς/τύπους ανταλλακτικών από την εταιρεία. Να σημειωθεί σε αυτό το σημείο, ότι από την εταιρεία λάβαμε οκτακόσιους εξήντα τρεις (863) κωδικούς ανταλλακτικών, από τους οποίους οι εξήντα (60) αποκλείστηκαν από το πείραμα, διότι εμφάνιζαν μόνο μηδενικές τιμές καταχωρήσεων στο χρονικό διάστημα της μελέτης μας. Από το σύνολο των εξήντα επτά (67) μηνιαίων καταχωρήσεων, καθορίστηκε οι τελευταίες επτά και πιο πρόσφατες (δηλαδή από τον Ιανουάριο του 2009 έως τον Ιούλιο του 2009) να αποτελέσουν το μέτρο σύγκρισης των προβλέψεων, για την εξαγωγή των οποίων χρησιμοποιήθηκαν οι εξήντα (60) παρατηρήσεις από τον Ιανουάριο του 2004 (01/2004) έως και τον Δεκέμβριο του 2008 (12/2008). Ορίστηκε, δηλαδή, ως ορίζοντας πρόβλεψης το πρώτο επτάμηνο του 2009.

Τα δεδομένα αυτά αποτέλεσαν τις οκτακόσιες τρεις (803) χρονοσειρές, οι οποίες μετά από μια μικρή επεξεργασία ώστε να έρθουν σε μια συγκεκριμένη μορφή στο υπολογιστικό φύλλο excel, εισάγονται στο ΠΥΘΙΑ για την εξαγωγή των προβλέψεων. Παρατηρώντας τις χρονοσειρές, εύκολα κανείς καταλήγει στο συμπέρασμα, ότι πρόκειται για διακοπτόμενη ζήτηση, λόγω της παρουσίας πολλών μηδενικών τιμών.

Το γεγονός της παρουσίας πολλών μηδενικών τιμών μας οδήγησε στη απόφαση να ακολουθήσουμε την ακόλουθη τακτική στην περαιτέρω διεξαγωγή του πειράματος. Ομαδοποιήσαμε τις χρονοσειρές με βάση τον συνολικό αριθμό των παρατηρήσεων (μη μηδενικών τιμών) επί του συνόλου των παρατηρήσεων των εξήντα (60) περιόδων. Με αυτό τον τρόπο δημιουργήθηκαν δύο υποσύνολα χρονοσειρών μέσα στο σύνολο των οκτακοσίων τριών χρονοσειρών. Συγκεκριμένα, το ένα υποσύνολο περιλαμβάνει τις χρονοσειρές με μη μηδενικές παρατηρήσεις από μία (1)

έως τέσσερις (4) περιόδους και αριθμεί συνολικά εξακόσιες ενενήντα εννέα (699) χρονοσειρές, το δε άλλο υποσύνολο περιλαμβάνει τις χρονοσειρές με μη μηδενικές παρατηρήσεις από πέντε (5) και άνω περιόδους και αριθμεί συνολικά εκατόν τέσσερις (104) χρονοσειρές. Όπως είναι φανερό το άθροισμα των δύο υποσυνόλων ($699+104=803$) μας δίνει το σύνολο των οκτακοσίων τριών (803) χρησιμοποιούμενων χρονοσειρών στο πείραμά μας.

Η ανωτέρω κατηγοριοποίηση ακολουθήθηκε στην ανάλυση των αποτελεσμάτων του πειράματος, όπου διατηρήθηκαν οι κάτωθι τρεις κατηγορίες:

- το υπερσύνολο των οκτακοσίων τριών (803) χρονοσειρών,
- το υποσύνολο των εξακοσίων ενενήντα εννέα (699) χρονοσειρών, με μη μηδενικές παρατηρήσεις από μία (1) έως τέσσερις (4) περιόδους,
- και τέλος, το υποσύνολο των εκατόν τριών (103) χρονοσειρών, με μη μηδενικές παρατηρήσεις από πέντε (5) και άνω περιόδους.

Για την ευκολότερη εποπτεία (ανάγνωση) των αποτελεσμάτων στους συγκεντρωτικούς πίνακες, αλλά, και στη σύγκριση των μεθόδων, οι ανωτέρω κατηγορίες θα συμβολίζονται στη συνέχεια ως:

- (1+, παρατηρήσεις),
- (1-4, παρατηρήσεις)
- και (5+, παρατηρήσεις), αντιστοίχως.

Με βάση την έντονη παρουσία μηδενικών τιμών στις χρονοσειρές μας (μεγάλο intermittency) η απλοϊκή μέθοδος Naive αναμένεται να έχει ιδιαίτερα καλή παρουσία, σε αντίθεση με μεθόδους διακοπτόμενης ζήτησης, όπως η Croston και η SBA, οι οποίες αναμένεται να έχουν μέτρια αποτελέσματα.

6.4 Μέθοδοι Πρόβλεψης που Χρησιμοποιήθηκαν

Με βάση τα χαρακτηριστικά των δεδομένων, όπως αυτά αναλύθηκαν στην προηγούμενη παράγραφο, επιλέχθηκαν ως μέθοδοι πρόβλεψης, αυτές οι οποίες ενδείκνυνται για χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης καθώς και άλλες τεχνικές προβλέψεων. Συγκεκριμένα:

- Χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος **Croston**,

εφαρμόζοντας ανεξάρτητα απλή εκθετική εξομάλυνση τόσο στις μη μηδενικές τιμές των χρονοσειρών όσο και στα χρονικά διαστήματα μεταξύ των μη μηδενικών τιμών των χρονοσειρών. Πιο συγκεκριμένα, διαχωρίστηκε η κάθε χρονοσειρά σε δύο επιμέρους, όπου στη μία περιλαμβάνεται το χρονικό διάστημα μεταξύ των συνεχών ζητήσεων p_t και στην άλλη το πλήθος των ανεξάρτητων ζητήσεων z_t . Εάν προκύψει ζήτηση έτσι ώστε $z_t > 0$, τότε οι εκτιμήσεις ενημερώνονται σύμφωνα με τους ακόλουθους μαθηματικούς τύπους:

$$\hat{z}_t = a z_t + (1 - a)\hat{z}_{t-1}$$

$$\hat{p}_t = a p_t + (1 - a)\hat{p}_{t-1}$$

όπου a είναι η σταθερά εξομάλυνσης η οποία στην εν λόγω ανάλυση τέθηκε ίση με 0,05 ($a = 0,05$). Για το λόγο αυτό, η πρόβλεψη για τη ζήτηση ανά περίοδο τη χρονική στιγμή t δίνεται από τον ακόλουθο μαθηματικό τύπο:

$$C_t = \frac{\hat{z}_t}{\hat{p}_t} = \frac{a z_t + (1-a)\hat{z}_{t-1}}{a p_t + (1-a)\hat{p}_{t-1}} = \frac{0,05 z_t + (1-0,05)\hat{z}_{t-1}}{0,05 p_t + (1-0,05)\hat{p}_{t-1}} =$$
$$\frac{0,5 z_t + 0,95\hat{z}_{t-1}}{0,5 p_t + 0,95\hat{p}_{t-1}} = \frac{z_t + 1,9\hat{z}_{t-1}}{p_t + 1,9\hat{p}_{t-1}}$$

- η μέθοδος **SBA**,

θέτοντας τη σταθερά εξομάλυνσης ίση με 0,05 ($a = 0,05$), αποτέλεσμα ο τελικός τύπος να είναι:

$$\begin{aligned} E(C_t) = E\left[\frac{\hat{z}_t}{\hat{p}_t}\right] &\approx \frac{\mu}{p} \left(1 + \frac{\alpha}{2 - \alpha} \frac{p - 1}{p}\right) = \frac{\mu}{p} \left(1 + \frac{0,05}{2 - 0,05} \frac{p - 1}{p}\right) \\ &= \frac{\mu}{p} \left(1 + \frac{0,05}{1,95} \frac{p - 1}{p}\right) = \frac{\mu}{p} \left(1 + 0,0256 \frac{p - 1}{p}\right) \end{aligned}$$

- και η μέθοδος **ADIDA**.

Να σημειωθεί πως ειδικά για τη μέθοδο ADIDA έγινε συνολικά χρήση εννέα (9) διαφορετικών παραλλαγών της. Αναλυτικά, χρησιμοποιήθηκαν οι μέθοδοι:

- **ADIDA (Naive,3)**,

δηλαδή οι εξήντα μηνιαίες παρατηρήσεις μας συμπύχθηκαν σε είκοσι τρίμηνα και για την πρόβλεψη των είκοσι συναθροισμένων τριμήνων έγινε χρήση της απλοϊκής μεθόδου Naive.

- **ADIDA (Naive,6)**,

δηλαδή οι εξήντα μηνιαίες παρατηρήσεις μας συμπύχθηκαν σε δέκα εξάμηνα και για την πρόβλεψη των δέκα συναθροισμένων εξαμήνων έγινε χρήση της απλοϊκής μεθόδου Naive.

- **ADIDA (Naive,12)**,

δηλαδή οι εξήντα μηνιαίες παρατηρήσεις μας συμπύχθηκαν σε πέντε δωδεκάμηνα (έτη) και για την πρόβλεψη των πέντε συναθροισμένων δωδεκαμήνων έγινε χρήση της απλοϊκής μεθόδου Naive.

- **ADIDA (SBA,3),**

δηλαδή οι εξήντα μηνιαίες παρατηρήσεις μας συμπτύχθηκαν σε είκοσι τρίμηνα και για την πρόβλεψη των είκοσι συναθροισμένων τριμήνων έγινε χρήση της μεθόδου SBA.

- **ADIDA (SBA,6),**

δηλαδή οι εξήντα μηνιαίες παρατηρήσεις μας συμπτύχθηκαν σε δέκα εξάμηνα και για την πρόβλεψη των δέκα συναθροισμένων εξαμήνων έγινε χρήση της μεθόδου SBA.

- **ADIDA (SBA,12),**

δηλαδή οι εξήντα μηνιαίες παρατηρήσεις μας συμπτύχθηκαν σε πέντε δωδεκάμηνα (έτη) και για την πρόβλεψη των πέντε συναθροισμένων δωδεκαμήνων έγινε χρήση της μεθόδου SBA.

- **ADIDA (SES,3),**

δηλαδή οι εξήντα μηνιαίες παρατηρήσεις μας συμπτύχθηκαν σε είκοσι τρίμηνα και για την πρόβλεψη των είκοσι συναθροισμένων τριμήνων έγινε χρήση της SES.

- **ADIDA (SES,6),**

δηλαδή οι εξήντα μηνιαίες παρατηρήσεις μας συμπτύχθηκαν σε δέκα εξάμηνα και για την πρόβλεψη των δέκα συναθροισμένων εξαμήνων έγινε χρήση της SES.

- **ADIDA (SES,12),**

δηλαδή οι εξήντα μηνιαίες παρατηρήσεις μας συμπτύχθηκαν σε πέντε δωδεκάμηνα (έτη) και για την πρόβλεψη των πέντε συναθροισμένων δωδεκαμήνων έγινε χρήση της SES.

Εκτός από τις ανωτέρω μεθόδους, έγινε χρήση και άλλων τεχνικών προβλέψεων, όπως:

- **η απλοϊκή μέθοδος (Naive),**

η οποία δίνει ως πρόβλεψη για την επόμενη περίοδο την τιμή της προηγούμενης και λόγω του μεγάλου πλήθους μηδενικών τιμών αναμένεται να δώσει πολύ καλά αποτελέσματα,

- η μέθοδος **απλής εκθετικής εξομάλυνσης (SES),**

όπου για να βρεθεί η βέλτιστη τιμή της παραμέτρου εξομάλυνσης α , γίνεται έλεγχος των τιμών των παραμέτρων μέσω ελαχιστοποίησης του MSE (Mean Squared Error) με ακρίβεια χιλιοστού.

Να σημειωθεί σε αυτό το σημείο, ότι η μέθοδος απλού κινητού μέσου όρου (SMA) κρίθηκε σκόπιμο να μην περιληφθεί στις μεθόδους του εν λόγω πειράματος, καθώς είναι φανερό ότι αν αυτό συνέβαινε θα λαμβάναμε ακριβώς τα ίδια αποτελέσματα με την ADIDA(Naive) για ίδιες χρονικές περιόδους, καθώς το πείραμα δεν γίνεται με την τεχνική του «one step ahead forecasting», αλλά εξάγεται όλος ο αριθμός των ζητούμενων προβλέψεων απευθείας.

Συνολικά, λοιπόν, χρησιμοποιήθηκαν δεκατρείς (13) μέθοδοι πρόβλεψης σε κάθε μία από τις οκτακόσιες τρεις (803) χρονοσειρές των εξήντα (60) παρατηρήσεων με ορίζοντα πρόβλεψης επτά μηνών. Αυτές οι μέθοδοι, συνολικά είναι οι:

Naive	ADIDA(SBA,3)
SES	ADIDA(SBA,6)
Croston	ADIDA(SBA,12)
SBA	ADIDA(SES,3)
ADIDA(Naive,3)	ADIDA(SES,6)
ADIDA(Naive,6)	ADIDA(SES,12)
ADIDA(Naive,12)	

Πίνακας 6.1: Οι μέθοδοι πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν

6.5 Πειραματική Διαδικασία με το ΠΥΘΙΑ

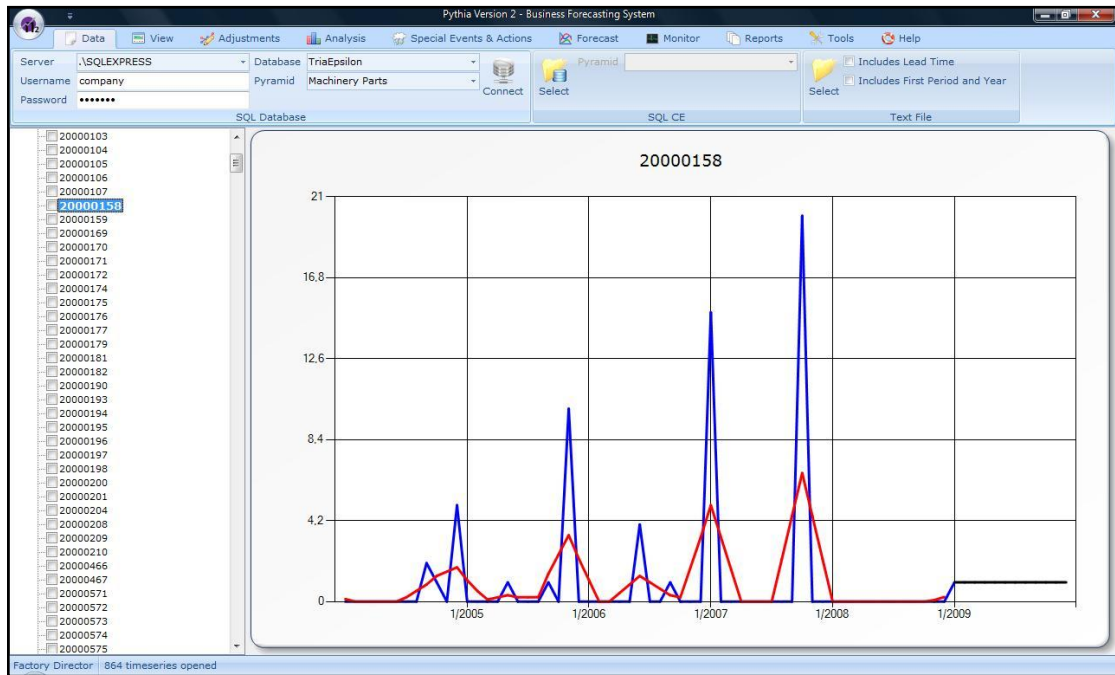
Σημαντικό τμήμα αυτής της εργασίας ήταν η διεξαγωγή της πειραματικής διαδικασίας με τη χρήση του ΠΥΘΙΑ. Περιγραφικά, ο τρόπος με τον οποίο έγινε το πείραμα αναλύεται στα κατωτέρω βασικά βήματα:

- Εισαγωγή των χρονοσειρών υπό μορφή υπολογιστικού φύλλου excel στο σύστημα ΠΥΘΙΑ.
- Παραγωγή στατιστικής πρόβλεψης για κάθε μία από τις χρονοσειρές με χρήση δεκατριών (13) διαφορετικών μεθόδων (εδώ υπενθυμίζεται ότι ο ορίζοντας πρόβλεψης είχε καθοριστεί να είναι οι επτά πρώτοι μήνες του 2009).
- Υπολογισμός των σχετικών δεικτών αξιολόγησης σφαλμάτων με χρήση του excel.

Εκτελώντας τα ανωτέρω βήματα για το σύνολο των οκτακοσίων τριών (803) χρονοσειρών, για κάθε ανταλλακτικό ξεχωριστά δηλαδή, έγινε παραγωγή του συνόλου των επιθυμητών στατιστικών προβλέψεων.

Τελευταίο βήμα στην πειραματική διαδικασία ήταν ο υπολογισμός των μέσων όρων των σχετικών δεικτών αξιολόγησης σφαλμάτων με χρήση του excel για κάθε μία από τις μεθόδους πρόβλεψης, ώστε να καταστεί δυνατή η σύγκριση των δεκατριών (13) μεθόδων επί του συνόλου των χρονοσειρών.

Στη συνέχεια ενδεικτικά παρατίθενται κάποια χαρακτηριστικά στιγμιότυπα από το πείραμα με το σύστημα ΠΥΘΙΑ.

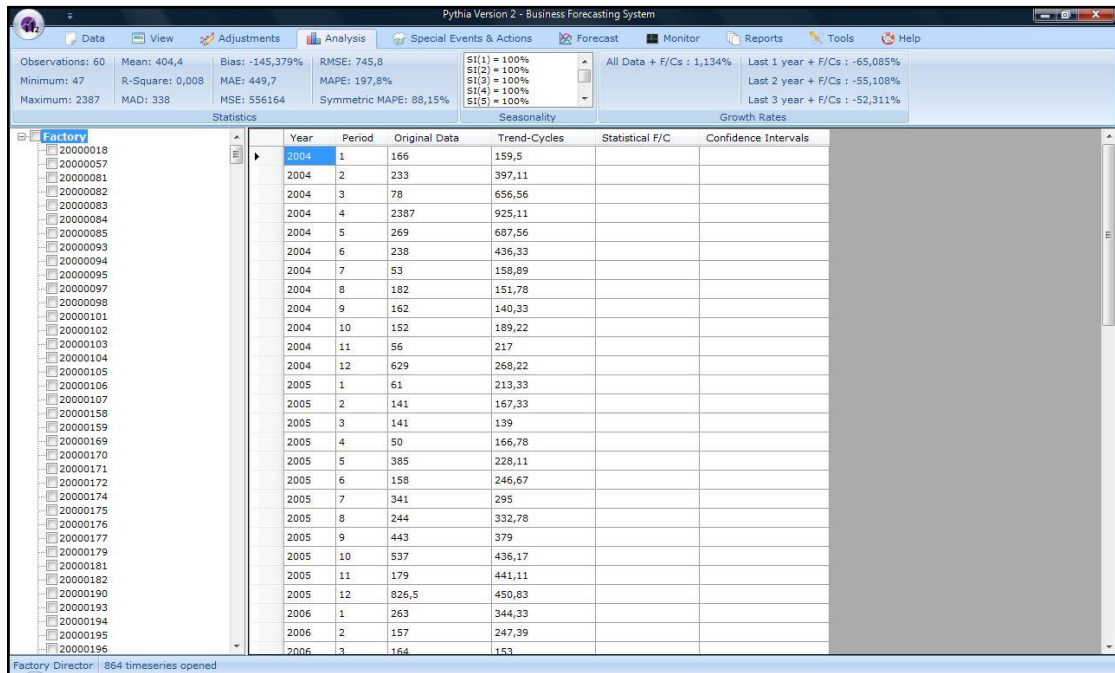


Σχήμα 6.1: Εισαγωγή Δεδομένων στο Σύστημα ΠΥΘΙΑ

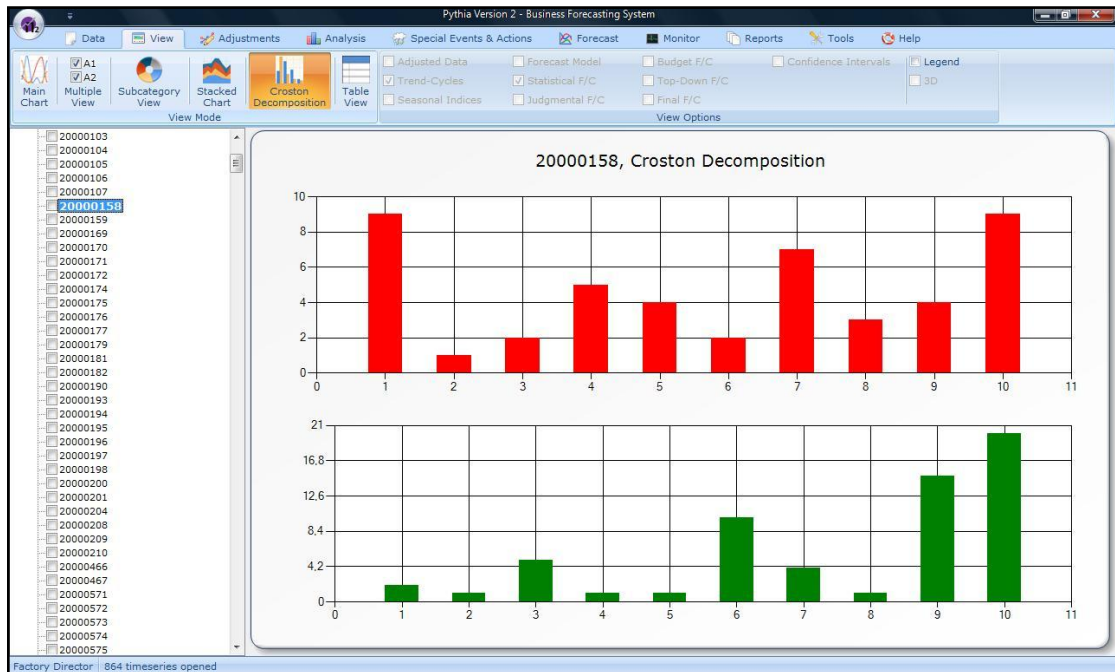
The screenshot shows the 'Adjustments' dialog box in the Pythia software. The 'Missing Values' section has 'No action' selected. The 'Zero Values' section has 'Make Data Adjustments' selected. Below the dialog, a table displays the data for the selected time series (20000158) across various years and periods.

Year	Period	Original Data	Trend-Cycles	Statistical F/C	Confidence Intervals
2004	1	0	0,14		
2004	2	0	0		
2004	3	0	0		
2004	4	0	0		
2004	5	0	0		
2004	6	0	0		
2004	7	0	0,22		
2004	8	0	0,56		
2004	9	2	0,89		
2004	10	1	1,33		
2004	11	0	1,56		
2004	12	5	1,78		
2005	1	0	1,11		
2005	2	0	0,56		
2005	3	0	0,11		
2005	4	0	0,22		
2005	5	1	0,33		
2005	6	0	0,22		
2005	7	0	0,22		
2005	8	0	0,22		
2005	9	1	1,44		
2005	10	0	2,44		
2005	11	10	3,44		
2005	12	0	2,22		
2006	1	0	1,11		
2006	2	0	0		
2006	3	0	0		

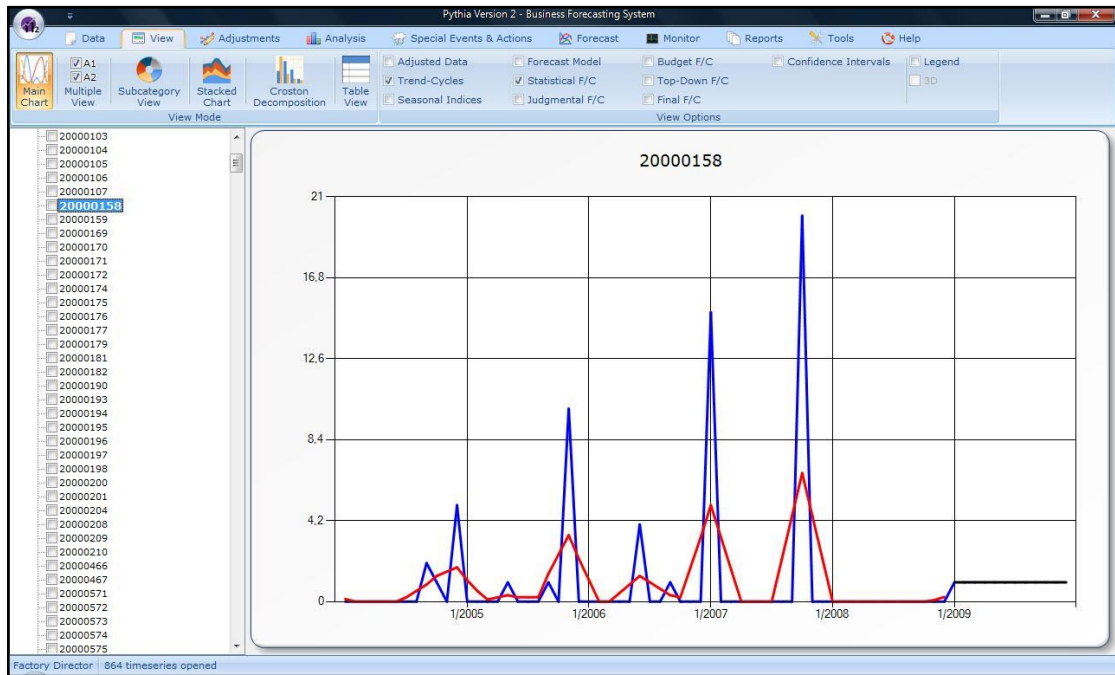
Σχήμα 6.2: Άποψη του υπομενού Adjustments κατά την εκτέλεση του πειράματος



Σχήμα 6.3: Άποψη του υπομενού Analysis κατά την εκτέλεση του πειράματος



Σχήμα 6.4: Croston Decomposition για τον κωδικό ανταλλακτικού 20000158



Σχήμα 6.5: Main Chart του υπομενού View για τον κωδικό ανταλλακτικού 20000158

Year	Period	Original Data	Trend-Cycles	Statistical F/C	Confidence Intervals
2007	11	0	4,44		
2007	12	0	2,22		
2008	1	0			
2008	2	0	0		
2008	3	0	0		
2008	4	0	0		
2008	5	0	0		
2008	6	0	0		
2008	7	0	0		
2008	8	0	0		
2008	9	0	0		
2008	10	0	0		
2008	11	0	0,08		
2008	12	0	0,24		
2009	1			1	-5,76 - 7,76
2009	2			1	-8,56 - 10,56
2009	3			1	-10,71 - 12,71
2009	4			1	-12,52 - 14,52
2009	5			1	-14,12 - 16,12
2009	6			1	-15,56 - 17,56
2009	7			1	-16,89 - 18,89
2009	8			1	-18,12 - 20,12
2009	9			1	-19,28 - 21,28
2009	10			1	-20,38 - 22,38
2009	11			1	-21,42 - 23,42
2009	12			1	-22,42 - 24,42

Σχήμα 6.6: Table View του υπομενού View για τον κωδικό ανταλλακτικού 2000158

6.6 Συγκεντρωτικοί Πίνακες Δεικτών Αξιολόγησης Μεθόδων Πρόβλεψης

Μετά την ολοκλήρωση της πειραματικής διαδικασίας στο ΠΥΘΙΑ έγινε ο υπολογισμός των μέσων όρων των σχετικών δεικτών αξιολόγησης σφαλμάτων με χρήση του excel για κάθε μία από τις δεκατρείς (13) μεθόδους πρόβλεψης, ώστε να καταστεί δυνατή η σύγκρισή τους επί του συνόλου των χρονοσειρών (1+, παρατηρήσεις), αλλά και επί των κατηγοριών (1-4, παρατηρήσεις) και (5+, παρατηρήσεις), όπως φαίνεται στους ακόλουθους πίνακες. Κατά σειρά θα εμφανίζονται οι πίνακες με τους μέσους όρους των σφαλμάτων ME, MAsE και MSE.

- Για (1+, παρατηρήσεις)

Μέθοδος	Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος ME	Σειρά Κατάταξης
Naive	-0,0432	1
SES	-0,2940	2
Croston	-1,0961	13
SBA	-1,0309	11
ADIDA(Naive,3)	-1,0412	12
ADIDA(Naive,6)	-0,5393	6
ADIDA(Naive,12)	-0,5400	7
ADIDA(SBA,3)	-0,8135	10
ADIDA(SBA,6)	-0,7760	9
ADIDA(SBA,12)	-0,5462	8
ADIDA(SES,3)	-0,4112	4
ADIDA(SES,6)	-0,4267	5
ADIDA(SES,12)	-0,3842	3

Πίνακας 6.2: Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος ME (1+, παρατηρήσεις)

Μέθοδος	Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος MAsE	Σειρά Κατάταξης
Naive	1,3013	9
SES	0,7631	2
Croston	1,9580	13
SBA	1,8738	12
ADIDA(Naive,3)	1,0657	7
ADIDA(Naive,6)	0,7410	1
ADIDA(Naive,12)	0,7869	3
ADIDA(SBA,3)	1,5944	11
ADIDA(SBA,6)	1,4021	10
ADIDA(SBA,12)	1,1469	8
ADIDA(SES,3)	0,7876	4
ADIDA(SES,6)	0,8032	6
ADIDA(SES,12)	0,7943	5

Πίνακας 6.3: Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος MAsE (1+, παρατηρήσεις)

Μέθοδος	Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος MSE	Σειρά Κατάταξης
Naive	18,1229	7
SES	9,7910	1
Croston	42,7266	12
SBA	39,4304	11
ADIDA(Naive,3)	47,4620	13
ADIDA(Naive,6)	19,1959	8
ADIDA(Naive,12)	15,1621	6
ADIDA(SBA,3)	24,5540	10
ADIDA(SBA,6)	23,9550	9
ADIDA(SBA,12)	14,8970	5
ADIDA(SES,3)	12,1627	3
ADIDA(SES,6)	13,0211	4
ADIDA(SES,12)	10,8109	2

Πίνακας 6.4: Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος MSE (1+, παρατηρήσεις)

- Για (1-4, παρατηρήσεις)

Μέθοδος	Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος ΜΕ	Σειρά Κατάταξης
Naive	-0,1324	1
SES	-0,2834	2
Croston	-1,0778	13
SBA	-1,0184	12
ADIDA(Naive,3)	-0,9236	11
ADIDA(Naive,6)	-0,5144	7
ADIDA(Naive,12)	-0,5338	8
ADIDA(SBA,3)	-0,7793	10
ADIDA(SBA,6)	-0,7501	9
ADIDA(SBA,12)	-0,4974	6
ADIDA(SES,3)	-0,3314	4
ADIDA(SES,6)	-0,3843	5
ADIDA(SES,12)	-0,3292	3

Πίνακας 6.5: Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος ΜΕ (1-4, παρατηρήσεις)

Μέθοδος	Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος MAsE	Σειρά Κατάταξης
Naive	1,3800	9
SES	0,7357	2
Croston	2,0627	13
SBA	1,9714	12
ADIDA(Naive,3)	1,0571	7
ADIDA(Naive,6)	0,7127	1
ADIDA(Naive,12)	0,7684	5
ADIDA(SBA,3)	1,6555	11
ADIDA(SBA,6)	1,439	10
ADIDA(SBA,12)	1,1527	8
ADIDA(SES,3)	0,7536	3
ADIDA(SES,6)	0,7685	6
ADIDA(SES,12)	0,7549	4

Πίνακας 6.6: Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος MAsE (1-4, παρατηρήσεις)

Μέθοδος	Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος MSE	Σειρά Κατάταξης
Naive	15,5945	7
SES	7,3442	2
Croston	40,8207	12
SBA	37,4002	11
ADIDA(Naive,3)	44,5432	13
ADIDA(Naive,6)	16,8038	8
ADIDA(Naive,12)	13,0105	6
ADIDA(SBA,3)	20,2242	10
ADIDA(SBA,6)	20,0864	9
ADIDA(SBA,12)	9,6661	4
ADIDA(SES,3)	8,4740	3
ADIDA(SES,6)	10,6111	5
ADIDA(SES,12)	6,4334	1

Πίνακας 6.7: Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος MSE (1-4, παρατηρήσεις)

- Για (5+, παρατηρήσεις)

Μέθοδος	Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος ME	Σειρά Κατάταξης
Naive	0,5563	2
SES	-0,3651	1
Croston	-1,2191	12
SBA	-1,1148	11
ADIDA(Naive,3)	-1,8315	13
ADIDA(Naive,6)	-0,7065	4
ADIDA(Naive,12)	-0,5815	3
ADIDA(SBA,3)	-1,0431	10
ADIDA(SBA,6)	-0,9503	9
ADIDA(SBA,12)	-0,8748	7
ADIDA(SES,3)	-0,9474	8
ADIDA(SES,6)	-0,7114	5
ADIDA(SES,12)	-0,7539	6

Πίνακας 6.8: Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος ME (5+, παρατηρήσεις)

Μέθοδος	Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος MAsE	Σειρά Κατάταξης
Naive	0,7724	1
SES	0,9474	4
Croston	1,2542	13
SBA	1,2179	12
ADIDA(Naive,3)	1,1234	9
ADIDA(Naive,6)	0,9315	3
ADIDA(Naive,12)	0,9112	2
ADIDA(SBA,3)	1,1840	11
ADIDA(SBA,6)	1,1507	10
ADIDA(SBA,12)	1,1073	8
ADIDA(SES,3)	1,0163	5
ADIDA(SES,6)	1,0358	6
ADIDA(SES,12)	1,0593	7

Πίνακας 6.9: Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος MAsE (5+, παρατηρήσεις)

Μέθοδος	Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος MSE	Σειρά Κατάταξης
Naive	35,1168	4
SES	26,2362	1
Croston	55,5363	12
SBA	53,0755	10
ADIDA(Naive,3)	67,0803	13
ADIDA(Naive,6)	35,2734	5
ADIDA(Naive,12)	29,6233	3
ADIDA(SBA,3)	53,6549	11
ADIDA(SBA,6)	49,9565	8
ADIDA(SBA,12)	50,0546	9
ADIDA(SES,3)	36,9547	6
ADIDA(SES,6)	29,2195	2
ADIDA(SES,12)	40,2328	7

Πίνακας 6.10: Μέσος Όρος Τιμής Σφάλματος MSE (5+, παρατηρήσεις)

6.7 Ανάλυση Αποτελεσμάτων

Στην παρούσα παράγραφο αναλύονται τα αποτελέσματα των μεθόδων διατηρώντας την κατηγοριοποίηση (1+, παρατηρήσεις), (1-4, παρατηρήσεις) και (5+, παρατηρήσεις).

- (1+, παρατηρήσεις)

Σειρά Κατάταξης των Μεθόδων Κατά Τύπο Σφάλματος (1+, παρατηρήσεις)								
Μέθοδος	ME	Σειρά Κατάταξης	Μέθοδος	MASe	Σειρά Κατάταξης	Μέθοδος	MSE	Σειρά Κατάταξης
Naive	-0,0432	1	ADIDA(Naive,6)	0,7410	1	SES	9,7910	1
SES	-0,2940	2	SES	0,7631	2	ADIDA(SES,12)	10,8109	2
ADIDA(SES,12)	-0,3842	3	ADIDA(Naive,12)	0,7869	3	ADIDA(SES,3)	12,1627	3
ADIDA(SES,3)	-0,4112	4	ADIDA(SES,3)	0,7876	4	ADIDA(SES,6)	13,0211	4
ADIDA(SES,6)	-0,4267	5	ADIDA(SES,12)	0,7943	5	ADIDA(SBA,12)	14,8970	5
ADIDA(Naive,6)	-0,5393	6	ADIDA(SES,6)	0,8032	6	ADIDA(Naive,12)	15,1621	6
ADIDA(Naive,12)	-0,5400	7	ADIDA(Naive,3)	1,0657	7	Naive	18,1229	7
ADIDA(SBA,12)	-0,5462	8	ADIDA(SBA,12)	1,1469	8	ADIDA(Naive,6)	19,1959	8
ADIDA(SBA,6)	-0,7760	9	Naive	1,3013	9	ADIDA(SBA,6)	23,9550	9
ADIDA(SBA,3)	-0,8135	10	ADIDA(SBA,6)	1,4021	10	ADIDA(SBA,3)	24,5540	10
SBA	-1,0309	11	ADIDA(SBA,3)	1,5944	11	SBA	39,4304	11
ADIDA(Naive,3)	-1,0412	12	SBA	1,8738	12	Croston	42,7266	12
Croston	-1,0961	13	Croston	1,9580	13	ADIDA(Naive,3)	47,4620	13

Πίνακας 6.11: Σειρά Κατάταξης των Μεθόδων Κατά Τύπο Σφάλματος (1+, παρατηρήσεις)

ME (Mean Error):

- Πιο αμερόληπτες εμφανίζονται να είναι οι απλές μέθοδοι (Naive, SES) και όχι αυτές που εξειδικεύονται σε δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης.
- Γενικά όλες οι μέθοδοι εμφανίζουν την τάση να δίνουν μεγαλύτερες τιμές πρόβλεψης σε σχέση με τις πραγματικές (θετικά προκατειλημμένες) κι αυτό γίνεται αντιληπτό από το αρνητικό πρόσημο στο ME.
- Η μέθοδος SBA μειώνει την προκατάληψη σε σχέση με τη μέθοδο Croston.
- Η μέθοδος ADIDA βελτιώνει τα αποτελέσματα κάποιων μεμονωμένων μεθόδων (η μέθοδος SBA εμφανίζει γενικά χειρότερα αποτελέσματα σε σχέση με την ADIDA(SBA)).

MAsE (Mean Absolute scaled Error):

- Η μέθοδος ADIDA έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τις μεθόδους διακοπτόμενης ζήτησης Croston και SBA. Ειδικότερα, η ADIDA(Naive,6) κατατάσσεται πρώτη όσον αφορά την ακρίβεια.
- Η μέθοδος ADIDA(Naive) καθώς και η ADIDA(SES) έχει γενικά καλύτερη απόδοση σε σχέση την ADIDA(SBA).
- Η μέθοδος SES εμφανίζει πολύ καλά αποτελέσματα και κατατάσσεται δεύτερη στη σχετική λίστα.

MSE (Mean Squared Error):

- Η μέθοδος SES εμφανίζει πολύ καλά αποτελέσματα και κατατάσσεται πρώτη στη σχετική λίστα.
- Η μέθοδος ADIDA έχει γενικά πολύ καλή απόδοση σε σχέση με τις μεθόδους διακοπτόμενης ζήτησης.
- Η μέθοδος ADIDA(SES) έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τις άλλες παραλλαγές της μεθόδου ADIDA.

Μια γενικότερη διαπίστωση είναι η πειραματική επιβεβαίωση του ότι οι μέθοδοι SES και Naive εμφανίζουν πολύ καλά αποτελέσματα, λόγω της

παρουσίας μεγάλου πλήθους μηδενικών τιμών. Αντιθέτως, οι μέθοδοι Croston και SBA κατατάσσονται στις τελευταίες θέσεις της κατάταξης τόσο όσον αφορά την προκατάληψη αλλά και την ακρίβεια.

- (1-4, παρατηρήσεις)

Σειρά Κατάταξης των Μεθόδων Κατά Τύπο Σφάλματος (1-4, παρατηρήσεις)								
Μέθοδος	ME	Σειρά Κατάταξης	Μέθοδος	MASe	Σειρά Κατάταξης	Μέθοδος	MSE	Σειρά Κατάταξης
Naive	-0,1324	1	ADIDA(Naive,6)	0,7127	1	ADIDA(SES,12)	6,4334	1
SES	-0,2834	2	SES	0,7357	2	SES	7,3442	2
ADIDA(SES,12)	-0,3292	3	ADIDA(SES,3)	0,7536	3	ADIDA(SES,3)	8,4740	3
ADIDA(SES,3)	-0,3314	4	ADIDA(SES,12)	0,7549	4	ADIDA(SBA,12)	9,6661	4
ADIDA(SES,6)	-0,3843	5	ADIDA(Naive,12)	0,7684	5	ADIDA(SES,6)	10,6111	5
ADIDA(SBA,12)	-0,4974	6	ADIDA(SES,6)	0,7685	6	ADIDA(Naive,12)	13,0105	6
ADIDA(Naive,6)	-0,5144	7	ADIDA(Naive,3)	1,0571	7	Naive	15,5945	7
ADIDA(Naive,12)	-0,5338	8	ADIDA(SBA,12)	1,1527	8	ADIDA(Naive,6)	16,8038	8
ADIDA(SBA,6)	-0,7501	9	Naive	1,3710	9	ADIDA(SBA,6)	20,0864	9
ADIDA(SBA,3)	-0,7793	10	ADIDA(SBA,6)	1,4395	10	ADIDA(SBA,3)	20,2242	10
ADIDA(Naive,3)	-0,9236	11	ADIDA(SBA,3)	1,6555	11	SBA	37,4002	11
SBA	-1,0184	12	SBA	1,9714	12	Croston	40,8207	12
Croston	-1,0778	13	Croston	2,0627	13	ADIDA(Naive,3)	44,5432	13

Πίνακας 6.12: Σειρά Κατάταξης των Μεθόδων Κατά Τύπο Σφάλματος (1-4, παρατηρήσεις)

ME (Mean Error):

- Πιο αμερόληπτες εμφανίζονται να είναι οι απλές μέθοδοι (Naive, SES) και όχι αυτές που εξειδικεύονται σε δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης.
- Γενικά όλες οι μέθοδοι εμφανίζουν την τάση να δίνουν μεγαλύτερες τιμές πρόβλεψης σε σχέση με τις πραγματικές (θετικά προκατειλημμένες) κι αυτό γίνεται αντιληπτό από το αρνητικό πρόσημο στο ME.
- Η μέθοδος SBA μειώνει την προκατάληψη σε σχέση με τη μέθοδο Croston.
- Η μέθοδος ADIDA βελτιώνει τα αποτελέσματα κάποιων μεμονωμένων μεθόδων (η μέθοδος SBA εμφανίζει γενικά χειρότερα αποτελέσματα σε σχέση με την ADIDA(SBA)).

MAsE (Mean Absolute scaled Error):

- Η μέθοδος ADIDA έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τις μεθόδους διακοπτόμενης ζήτησης Croston και SBA. Ειδικότερα, η ADIDA(Naive,6) κατατάσσεται πρώτη όσον αφορά την ακρίβεια.
- Η μέθοδος ADIDA(Naive) καθώς και η ADIDA(SES) έχει γενικά καλύτερη απόδοση σε σχέση την ADIDA(SBA).
- Η μέθοδος SES εμφανίζει πολύ καλά αποτελέσματα και κατατάσσεται δεύτερη στη σχετική λίστα.

MSE (Mean Squared Error):

- Η μέθοδος ADIDA(SES,12) εμφανίζει πολύ καλά αποτελέσματα και κατατάσσεται πρώτη στη σχετική λίστα.
- Η μέθοδος ADIDA έχει γενικά πολύ καλή απόδοση σε σχέση με τις μεθόδους διακοπτόμενης ζήτησης.
- Η μέθοδος ADIDA(SES) έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τις άλλες παραλλαγές της μεθόδου ADIDA.
- Η μέθοδος SES εμφανίζει πολύ καλά αποτελέσματα και κατατάσσεται εκ νέου δεύτερη στη σχετική λίστα.

Μια γενικότερη διαπίστωση είναι η πειραματική επιβεβαίωση του ότι οι μέθοδοι SES και Naive εμφανίζουν πολύ καλά αποτελέσματα, λόγω της παρουσίας μεγάλου πλήθους μηδενικών τιμών. Αντιθέτως, οι μέθοδοι Croston και SBA κατατάσσονται στις τελευταίες θέσεις της κατάταξης τόσο όσον αφορά την προκατάληψη αλλά και την ακρίβεια.

- (5+, παρατηρήσεις)

Σειρά Κατάταξης των Μεθόδων Κατά Τύπο Σφάλματος (5+, παρατηρήσεις)								
Μέθοδος	ME	Σειρά Κατάταξης	Μέθοδος	MASe	Σειρά Κατάταξης	Μέθοδος	MSE	Σειρά Κατάταξης
Naive	0,5563	2	Naive	0,7724	1	SES	26,2362	1
SES	-0,3651	1	ADIDA(Naive,12)	0,9112	2	ADIDA(SES,6)	29,2195	2
ADIDA(Naive,12)	-0,5815	3	ADIDA(Naive,6)	0,9315	3	ADIDA(Naive,12)	29,6233	3
ADIDA(Naive,6)	-0,7065	4	SES	0,9474	4	Naive	35,1168	4
ADIDA(SES,6)	-0,7114	5	ADIDA(SES,3)	1,0163	5	ADIDA(Naive,6)	35,2734	5
ADIDA(SES,12)	-0,7539	6	ADIDA(SES,6)	1,0358	6	ADIDA(SES,3)	36,9547	6
ADIDA(SBA,12)	-0,8748	7	ADIDA(SES,12)	1,0593	7	ADIDA(SES,12)	40,2328	7
ADIDA(SES,3)	-0,9474	8	ADIDA(SBA,12)	1,1073	8	ADIDA(SBA,6)	49,9565	8
ADIDA(SBA,6)	-0,9503	9	ADIDA(Naive,3)	1,1234	9	ADIDA(SBA,12)	50,0546	9
ADIDA(SBA,3)	-1,0431	10	ADIDA(SBA,6)	1,1507	10	SBA	53,0755	10
SBA	-1,1148	11	ADIDA(SBA,3)	1,1840	11	ADIDA(SBA,3)	53,6549	11
Croston	-1,2191	12	SBA	1,2179	12	Croston	55,5363	12
ADIDA(Naive,3)	-1,8315	13	Croston	1,2542	13	ADIDA(Naive,3)	67,0803	13

Πίνακας 6.13: Σειρά Κατάταξης των Μεθόδων Κατά Τύπο Σφάλματος (1+, παρατηρήσεις)

ME (Mean Error):

- Πιο αμερόληπτες εμφανίζονται να είναι οι απλές μέθοδοι (Naive, SES) και όχι αυτές που εξειδικεύονται σε δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης.
- Γενικά όλες οι μέθοδοι (εκτός της Naive) εμφανίζουν την τάση να δίνουν μεγαλύτερες τιμές πρόβλεψης σε σχέση με τις πραγματικές (θετικά προκατειλημμένες) κι αυτό γίνεται αντιληπτό από το αρνητικό πρόσημο στο ME.
- Η μέθοδος SBA μειώνει την προκατάληψη σε σχέση με τη μέθοδο Croston.
- Η μέθοδος ADIDA βελτιώνει τα αποτελέσματα κάποιων μεμονωμένων μεθόδων (η μέθοδος SBA εμφανίζει γενικά χειρότερα αποτελέσματα σε σχέση με την ADIDA(SBA)).

MAsE (Mean Absolute scaled Error):

- Η μέθοδος ADIDA έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τις μεθόδους διακοπτόμενης ζήτησης Croston και SBA. Ειδικότερα, η ADIDA(Naive,6) κατατάσσεται πρώτη όσον αφορά την ακρίβεια.
- Η μέθοδος ADIDA(Naive) καθώς και η ADIDA(SES) έχει γενικά καλύτερη απόδοση σε σχέση την ADIDA(SBA).
- Η μέθοδος SES εμφανίζει καλά αποτελέσματα και κατατάσσεται τέταρτη στη σχετική λίστα.

MSE (Mean Squared Error):

- Η μέθοδος SES εμφανίζει πολύ καλά αποτελέσματα και κατατάσσεται πρώτη στη σχετική λίστα.
- Η μέθοδος ADIDA έχει γενικά πολύ καλή απόδοση σε σχέση με τις μεθόδους διακοπτόμενης ζήτησης.
- Η μέθοδος ADIDA(SES) έχει γενικά καλύτερη απόδοση σε σχέση με τις άλλες παραλλαγές της μεθόδου ADIDA.

Μια γενικότερη διαπίστωση είναι η πειραματική επιβεβαίωση του ότι οι μέθοδοι SES και Naive εμφανίζουν πολύ καλά αποτελέσματα, λόγω της παρουσίας μεγάλου πλήθους μηδενικών τιμών. Αντιθέτως, οι μέθοδοι Croston και SBA κατατάσσονται στις τελευταίες θέσεις της κατάταξης τόσο όσον αφορά την προκατάληψη αλλά και την ακρίβεια.

6.8 Επιλογή Βέλτιστης Μεθόδου

Από την ανωτέρω ανάλυση και για το σύνολο των χρονοσειρών (παρατηρήσεις,1+) η οικογένεια μεθόδων ADIDA εμφανίζεται ως μία από τις καλύτερες επιλογές, παρουσιάζοντας βέλτιστα αποτελέσματα σε όλες τις κατηγορίες σφαλμάτων. Ειδικά κατά την μέτρηση της ακρίβειας στην πρόβλεψη ζήτησης, η ADIDA(Naïve,6) κατατάσσεται πρώτη με μέσο όρο σφάλματος για τις οκτακόσιες τρεις χρονοσειρές ίσο με 0,7410.

Αξιοσημείωτα καλή συμπεριφορά παρουσιάζει και η απλή μέθοδος Simple Exponential Smoothing (SES), παρά την μη εξειδίκευσή της σε δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης. Η τελική απόδοσή της αφήνει σαφείς πτυχές για την ιδιαιτερότητα των δεδομένων του case study.

Ως επιλογή της «καλύτερης μεθόδου» θα συνιστούσαμε γραμμικό συνδυασμό της ADIDA(Naïve, 6) με την SES, καθώς αυτές είναι οι δύο μέθοδοι που παρουσιάζουν συνολικά την καλύτερη προσαρμογή στις χρονοσειρές μας και ενδείκνυται για την παραγωγή στατιστικών προβλέψεων ζήτησης ανταλλακτικών στο εργοστάσιο της Coca-Cola 3E στην Πάτρα.

7. Επίλογος

7.1 Σύνοψη και Συμπεράσματα

Κατά την πραγμάτωση της μεταπτυχιακής αυτής εργασίας, μας απασχόλησαν κυρίως τα ακόλουθα:

- Μελέτη των κυριότερων Τεχνικών Προβλέψεων με σκοπό να αναπτυχθεί εμπειρία σχετικά με τα χαρακτηριστικά των χρονοσειρών, των κυριότερων μεθόδων πρόβλεψης και των δεικτών με τους οποίους γίνεται η αξιολόγηση των μεθόδων αυτών.
- Μελέτη των ιδιαίτερων χαρακτηριστικών της διακοπτόμενης ζήτησης και, ειδικότερα, ανάλυση των πιο διαδεδομένων μεθόδων/μοντέλων που χρησιμοποιούνται ευρέως σε τέτοιες περιπτώσεις.
- Η σημασία του MAsE (Mean Absolute scaled Error) ως μέτρο σύγκρισης των μεθόδων και τα οφέλη της χρησιμοποίησής του.
- Η παρουσίαση της δεύτερης έκδοσης του συστήματος ΠΥΘΙΑ με όλες τις υπομονάδες του και ανάλυση των δυνατοτήτων του.
- Πειραματισμός στα μηνιαία δεδομένα αναλώσεως ανταλλακτικών στην αποθήκη του εργοστασίου της Coca-Cola 3E στην Πάτρα.
- Παραγωγή στατιστικών προβλέψεων κάνοντας χρήση δεκατριών (13) μεθόδων πρόβλεψης στις συνολικά οκτακόσιες τρεις (803) χρονοσειρές εξήντα (60) μηνιαίων παρατηρήσεων.
- Κατηγοριοποίηση των χρονοσειρών με βάση το συνολικό αριθμό παρατηρήσεων (1,+ , 1-4, 5+) για την καλύτερη εξαγωγή συμπερασμάτων λόγω της παρουσίας πολλών μηδενικών τιμών.
- Ανάλυση των αποτελεσμάτων για κάθε μια μέθοδο και κάθε κατηγορία χρονοσειρών και εξαγωγή των σχετικών συμπερασμάτων.
- Επιλογή της βέλτιστης μεθόδου για το εν λόγω πείραμα.

Τα αποτελέσματα της διπλωματικής αυτής μπορούν να συνοψιστούν στα παρακάτω:

- Ως επιλογή της «καλύτερης μεθόδου» θα συνιστούσαμε γραμμικό συνδυασμό της ADIDA(Naïve, 6) με την SES, καθώς αυτές είναι οι δύο μέθοδοι που παρουσιάζουν συνολικά την καλύτερη προσαρμογή στις χρονοσειρές μας και ενδείκνυται για την παραγωγή στατιστικών προβλέψεων ζήτησης ανταλλακτικών στο εργοστάσιο της Coca-Cola 3E στην Πάτρα.
- Για το σύνολο των χρονοσειρών (παρατηρήσεις,1+) η οικογένεια μεθόδων ADIDA εμφανίζεται ως μία από τις καλύτερες επιλογές, παρουσιάζοντας βέλτιστα αποτελέσματα σε όλες τις κατηγορίες σφαλμάτων.
- Ειδικά κατά την μέτρηση της ακρίβειας στην πρόβλεψη ζήτησης, η ADIDA(Naive,6) κατατάσσεται πρώτη με μέσο όρο σφάλματος για τις οκτακόσιες τρεις χρονοσειρές ίσο με 0,7410.
- Αξιοσημείωτα καλή συμπεριφορά παρουσιάζει και η απλή μέθοδος Simple Exponential Smoothing (SES), παρά την μη εξειδίκευσή της σε δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης. Η τελική απόδοσή της αφήνει σαφείς πτυχές για την ιδιαιτερότητα των δεδομένων του case study.
- Το γκρουπ μεθόδων ADIDA(SES), (ADIDA(SES,3), ADIDA(SES,6), ADIDA(SES,12)) φαίνεται να μειώνει την προκατάληψη σε σχέση με τις άλλες παραλλαγές της μεθόδου ADIDA και επίσης φαίνεται να υπερτερεί και στην κατηγορία του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE) επί αυτών.
- Το γκρουπ μεθόδων ADIDA(SBA), (ADIDA(SBA,3), ADIDA(SBA,6), ADIDA(SBA,12)) φαίνεται γενικά να έχει λιγότερο καλά αποτελέσματα σε σχέση με τις άλλες παραλλαγές της μεθόδου ADIDA.
- Λόγω της παρουσίας μεγάλου πλήθους μηδενικών τιμών στις χρονοσειρές που χρησιμοποιήθηκαν στο πείραμα, η απόδοση μεθόδων διακοπτόμενης ζήτησης όπως η Croston και η SBA, δεν ήταν ικανοποιητική και αυτές κατέλαβαν τις τελευταίες θέσεις της κατάταξης. Αντιθέτως, η απλοϊκή μέθοδος Naive παρουσίασε ικανοποιητικά αποτελέσματα λόγω αυτού του γεγονότος.

- Η μέθοδος SBA παρ' όλα αυτά, φαίνεται να μειώνει την προκατάληψη της μεθόδου Croston και επιπροσθέτως εμφανίζει λίγο καλύτερα αποτελέσματα όσον αφορά την ακρίβεια σε σχέση με την εν λόγω μέθοδο.
- Αντιθέτως, η παρουσία της μεθόδου απλής εκθετικής εξομάλυνσης (SES) ήταν καλύτερη του αναμενομένου αν και δεν πρόκειται για μέθοδο που κατεξοχήν προορίζεται για δεδομένα διακοπτόμενης ζήτησης και φαίνεται να μην επηρεάστηκε αρνητικά από την παρουσία πολλών μηδενικών τιμών στις χρονοσειρές του πειράματος.
- Η μέθοδος απλού κινητού μέσου όρου (SMA) κρίθηκε σκόπιμο να μην περιληφθεί στις μεθόδους του εν λόγω πειράματος, καθώς είναι φανερό ότι αν αυτό συνέβαινε θα λαμβάναμε ακριβώς τα ίδια αποτελέσματα με την ADIDA(Naive) για ίδιες χρονικές περιόδους.

7.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις

Μελλοντικές επεκτάσεις της μελέτης και ανάλυσης των αποτελεσμάτων του πειράματος που έλαβε χώρα με τη χρήση του συστήματος υποστήριξης προβλέψεων ΠΥΘΙΑ θα μπορούσαν να αποτελέσουν:

- ✓ Η εκτέλεση αντίστοιχου πειράματος όσον αφορά την ζήτηση σε ανταλλακτικά και στα υπόλοιπα εργοστάσια της Coca-Cola 3E στον ελλαδικό χώρο, για απόκτηση μεγαλύτερου όγκου σχετικών δεδομένων/ αποτελεσμάτων.
- ✓ Η εκτέλεση αντίστοιχου πειράματος πρόβλεψης της ζήτησης σε ανταλλακτικά και σε άλλες βιομηχανίες στον ελλαδικό χώρο για την σύγκριση των αποτελεσμάτων με το πραγματοποιηθέν πείραμα.
- ✓ Η εξαγωγή στατιστικών προβλέψεων σε δεδομένα συνεχούς ζήτησης (π.χ. πωλήσεις) στην Coca-Cola 3E αλλά και σε άλλες εταιρίες που δραστηριοποιούνται στη χώρα μας.

- ✓ Η χρησιμοποίηση των δεδομένων σε μελλοντικούς διαγωνισμούς προβλέψεων, ώστε να εξεταστεί και να συγκριθεί με άλλες έξυπνες μεθόδους και μοντέλα πρόβλεψης που πιθανόν να μην ελήφθησαν υπόψη στο πείραμα που διεξήχθη.
- ✓ Η θεωρητική τεκμηρίωση των αποτελεσμάτων της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας, με στόχο την αξίωσή της στον ερευνητικό χώρο. Ειδικότερα:
 - η επέκταση της έρευνας σε γραμμικό (ή και μη γραμμικό) συνδυασμό μεθόδων για την εξαγωγή στατιστικών προβλέψεων σε δεδομένα διακοπόμενης ζήτησης, αλλά και η
 - περαιτέρω αξιολόγηση των αποτελεσμάτων των παραλλαγών της μεθόδου ADIDA στο πείραμα, εκτιμάται ότι θα μπορούσε να αποτελέσει αντικείμενο για νέες εργασίες και σχετικές δημοσιεύσεις με πολύ μεγάλο ερευνητικό και πρακτικό ενδιαφέρον.

8. Βιβλιογραφία

1. Boylan, J.E. and Syntetos, A.A. (2007) 'The accuracy of a Modified Croston procedure', *International Journal of Production Economics*, 107, 511-517.
2. Croston, J.D. (1972) 'Forecasting and Stock Control for Intermittent Demands', *Operational Research Quarterly* (1970-1977), Vol. 23, No. 3 (Sep., 1972), 289 -303.
3. Hibon, M. and Evgeniou, T. (2005) 'To combine or not to combine: selecting among forecasts and their combinations', *International Journal of Forecasting*, 21, 15-24
4. Hyndman, R.J. and Koehler, A.B. (2001) 'Another look at measures of forecast accuracy', *International Journal of Forecasting*, 22, 679-688.
5. Johnston, F.R. and Boylan, J.E. (1996) 'Forecasting intermittent demand: a comparative evaluation of Croston's method. Comment', *International Journal of Forecasting*, 12, 297-298.
6. Koning, A.J., Frances, P.H., Hibon, M. and Stekler, H.O. (2005), 'The M3 competition: Statistical tests of the results', *International Journal of Forecasting*, 21, 397- 409.
7. Makridakis, S. and Hibon, M. (2000) 'The M3-Competition: Results, conclusions and implications', *International Journal of Forecasting*, 16, 451- 476.
8. Nikolopoulos, K., Syntetos, A.A., Petropoulos, F. and Assimakopoulos, V. (2010) 'An aggregate-disaggregate intermittent demand approach (ADIDA) to forecasting: an empirical proposition and analysis', *Journal of the Operational Research Society*, (2010), 1-11.

9. Syntetos, A.A. and Boylan, J.E. (2001) 'On the bias of intermittent demand estimates', *International Journal of Forecasting*, 71, 457-466.
10. Syntetos, A.A. and Boylan, J.E. (2005) 'The accuracy of intermittent demand estimates', *International Journal of Forecasting*, 21, 303-314.
11. Syntetos, A.A. and Boylan, J.E. (2006) 'On the stock control performance of intermittent demand estimators', *International Journal of Production Economics*, 103, 36-47.
12. Syntetos, A.A., Babai, M.Z., Dallery, Y. and Teunter, R. (2009) 'Periodic control of intermittent demand items: theory and empirical analysis', *Journal of the Operational Research Society*, 60, 611-618.
13. Syntetos, A.A., Boylan, J.E. and Croston, J.D. (2005) 'On the Categorization of demand patterns', *Journal of the Operational Research Society*, 56, 485-503.
14. Teunter, R. and Babangida, S. (2009) 'On the Categorization of demand patterns', *European Journal of Operational Research*, 194, 177-183.
15. Makridakis, S., Wheelright, S.C. and Hyndman, R.J. (1998) *Forecasting Methods and Applications* (third edition). United States of America: John Wiley and Sons, Inc.
16. Ασημακόπουλος, Β., έκδ., (2005) *Μέθοδοι Προβλέψεων*. Αθήνα: Πανεπιστημιακές Εκδόσεις ΕΜΠ
17. Ρόκος, Δ. Έκδ., (2001) *Από τη «Βιώσιμη» ή «Αειφόρο» στην Αξιοβίωτη Ολοκληρωμένη Ανάπτυξη*. Αθήνα: Πανεπιστημιακές Εκδόσεις ΕΜΠ
18. Ζιωτοπούλου, Δ. (2009) *Συγκριτική Ανάλυση των Πληροφοριακών Συστημάτων NEMES και ΠΥΘΙΑ για την Παραγωγή Προβλέψεων σε*

Χρονοσειρές Διακοπτόμενης Ζήτησης. Διπλωματική Εργασία. Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα, Ελλάδα.

19. Πετρόπουλος, Φ. (2007) *Βελτιστοποίηση Μεθόδου Πρόβλεψης Θ και Εφαρμογή επί των Μηνιαίων Δεδομένων των Διαγωνισμών Μ3 και Τ*. Διπλωματική Εργασία. Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα, Ελλάδα.

.....

Πετράκης Ν. Δημήτριος

Διπλωματούχος Μηχανολόγος & Αεροναυπηγός Μηχανικός,
Πανεπιστημίου Πατρών
MSc, Συστήματα Αυτοματισμού, Ε.Μ.Π.

Copyright © 2010, All rights reserved