



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
(Δ.Π.Μ.Σ)

"ΤΕΧΝΟ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ"

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΣΚΙΑΔΑ ΦΩΤΕΙΝΗ

Επιβλέπων: Βασίλειος Ασημακόπουλος,
Καθηγητής Ε. Μ. Π.

Αθήνα, Σεπτέμβριος 2016



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
(Δ.Π.Μ.Σ)

"ΤΕΧΝΟ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ"

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΣΚΙΑΔΑ ΦΩΤΕΙΝΗ

Επιβλέπων: Βασίλειος Ασημακόπουλος,
Καθηγητής Ε. Μ. Π.

Βασίλειος Ασημακόπουλος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Ιωάννης Ψαρράς
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Δημήτριος Ασκούνης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Σεπτέμβριος 2016

Σκιαδά Φωτεινή

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

Copyright © Skiada Foteini, 2016

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξολοκλήρου ή μέρους αυτής, για εμπορικό ή κερδοσκοπικό 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 εμπορικό-κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται αποκλειστικά στην συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτή την εργασία εκφράζουν την συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου συμπεριλαμβανόμενων Σχολών, Τομέων και Μονάδων αυτού.

Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία στοχεύει στο σχεδιασμό και την υλοποίηση μιας εφαρμογής προβλέψεων για την υποστήριξη των εργασιών διοίκησης. Η ταχεία ανάπτυξη της επιστήμης των προβλέψεων σε συνδυασμό με την άνθιση της πληροφορικής, καθιστά τα λογισμικά παραγωγής επιχειρησιακών προβλέψεων βασικά εργαλεία στη διαδικασία λήψης αποφάσεων. Η εφαρμογή Forecasting Management Assistant που προτείνεται, αποτελεί ένα ολοκληρωμένο σύστημα προβλέψεων για προσωπικούς υπολογιστές, ικανό να το χειριστεί οποιοσδήποτε χρήστης, ανεξαρτήτως από την εξοικείωσή του με τον τομέα των προβλέψεων.

Εισαγωγικά, παρουσιάζεται η σύγχρονη επικρατούσα κατάσταση στον κλάδο των λογισμικών παραγωγής προβλέψεων, με ιδιαίτερη έμφαση στην ανάγκη που καλείται να καλύψει η συγκεκριμένη εφαρμογή. Στη συνέχεια, περιγράφονται οι σημαντικότερες έννοιες των προβλέψεων, ενώ αναπτύσσονται τα χαρακτηριστικά των χρονοσειρών και η διαδικασία επεξεργασίας τους που προηγείται της πρόβλεψης. Ύστερα από έκθεση των μεθόδων πρόβλεψης που θα χρησιμοποιηθούν, παρουσιάζονται δείκτες μέτρησης της ακρίβειας και περιγράφεται η διαδικασία επιλογής της καταλληλότερης κάθε φορά τεχνικής, μέσω ελαχιστοποίησης του σφάλματος.

Μέσω βασικών αρχών της Τεχνολογίας Λογισμικού, πραγματοποιείται έπειτα ο σχεδιασμός και περιγράφεται η υλοποίηση της εφαρμογής. Γίνεται αναλυτική παρουσίαση των διαφορετικών τρόπων χρήσης της εφαρμογής μέσω UML διαγραμμάτων, ενώ περιλαμβάνεται και εκτενής καταγραφή των προδιαγραφών και των απαιτήσεων του σχεδιαζόμενου λογισμικού. Παρουσιάζονται εκτενώς οι τέσσερις επιλογές που παρέχονται από την εφαρμογή (Πρόβλεψη Θεμάτων Προς Επίλυση Μηνιαίως, Πρόβλεψη Εργατικού Δυναμικού Μηνιαίως, Γενική Πρόβλεψη, Προηγμένη Πρόβλεψη), καθώς και οι τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν για την υλοποίησή τους, αλλά και η διάρθρωση του λογισμικού.

Τέλος, καταγράφονται τα αποτελέσματα από τη χρήση της εφαρμογής σε πραγματικά δεδομένα εταιρείας υποστήριξης τηλεπικοινωνιακών προϊόντων και προτείνονται ιδέες για μελλοντική εξέλιξη του Forecasting Management Assistant. Συμπεριλαμβάνεται επίσης εγχειρίδιο χρήσης του υλοποιημένου συστήματος.

Λέξεις Κλειδιά: Τεχνικές Προβλέψεων, Εφαρμογή Παραγωγής Προβλέψεων, Μέθοδοι Χρονοσειρών, Διοίκηση

Abstract

The aim of this thesis focuses on the design and implementation of a forecasting support system for managerial tasks. The rapid development of the forecasting field, as well as the improvement that Information Technology has known during the last years, make business forecasting software an indispensable tool in decision making. The proposed application, Forecasting Management Assistant, is an integrated forecasting support system for personal computers, able to be handled by any user regardless of their familiarization with forecasting.

First of all, the contemporary situation in the field of forecasting software is presented, with particular emphasis given on the need to be covered by the proposed application. After describing the main notions of forecasting, the author presents the time series characteristics, as well as the data preprocess that precedes the forecast. Moreover, the exposure of the forecasting methods that will be used is followed by definition of important accuracy metrics and description of the best technique's selection process, which is realized through error minimization.

Furthermore, the design and implementation of the application takes place according to basic Software Engineering principles. Detailed explanation of the various cases of use is given through UML diagrams, while extensive software requirements specifications are mentioned. The four options provided by the system (Incoming Tickets Per Month, Involved Engineers Per Month, General Forecast, Advanced Forecast), as well as the technologies used for the implementation and the structure of the software, are presented.

Finally, a case study on real business data is recorded and ideas for future evolution of Forecasting Management Assistant are suggested. A user manual of the implemented system is also included.

Key words: forecasting techniques, forecasting support system, timeseries analysis, management

Πρόλογος

Η διπλωματική αυτή εργασία εκπονήθηκε στα πλαίσια του Δ.Π.Μ.Σ «Τεχνοοικονομικά Συστήματα» και των ερευνητικών δραστηριοτήτων της Μονάδας Προβλέψεων και Στρατηγικής κατά το ακαδημαϊκό έτος 2015-2016. Η μονάδα υπάγεται στον Τομέα Βιομηχανικών Διατάξεων και Συστημάτων Αποφάσεων της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Η/Υ, του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Καθηγητή Βασίλειο Ασημακόπουλο για την ευκαιρία και την ώθηση που μου έδωσε να συνδυάσω τον ευρύτερο τομέα των προβλέψεων με τον τομέα της τεχνολογίας λογισμικού, ώστε να ξεφύγουμε από τα πλαίσια μιας καθιερωμένης διπλωματικής και να επιτευχθεί η ανάπτυξη μιας ολοκληρωμένης εφαρμογής προβλέψεων υποστήριξης βασικών εργασιών διοίκησης. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους καθηγητές κ. Ι. Ψαρρά και Δ. Ασκούνη για την τιμή που μου έκαναν να συμμετέχουν στην επιτροπή εξέτασης της εργασίας.

Θερμές ευχαριστίες θα ήθελα επίσης να απευθύνω στους συναδέλφους και προϊσταμένους μου στην εταιρεία NOKIA, που αγκάλιασαν την ιδέα από την αρχή, προσφέροντας χρήσιμα σχόλια και συμβουλές, αλλά κυρίως την άδεια να εφαρμοστεί πειραματικά σε πραγματικά δεδομένα, ώστε να αξιολογηθεί η χρησιμότητά της στην πράξη.

Επίσης, θα ήθελα ιδιαιτέρως να ευχαριστήσω τα μέλη της Μονάδας Προβλέψεων και Στρατηγικής για την εμπύχωση και τη βοήθεια που μου παρείχαν σε οργανωτικό και πρακτικό επίπεδο, και την οικογένειά μου και τους φίλους μου για την αμέριστη συμπαράσταση και ηθική υποστήριξη, χωρίς τις οποίες αυτή η εργασία δε θα ολοκληρωνόταν.

Φωτεινή Σκιαδά,

Αθήνα, Σεπτέμβριος 2016

Πίνακας Περιεχομένων

1. Εισαγωγή.....	14
1.1. Υπάρχοντα Λογισμικά Προβλέψεων	14
2. Τεχνικές Προβλέψεων	23
2.1 Γενικά για τις Προβλέψεις.....	23
2.2 Χαρακτηριστικά Χρονοσειρών.....	25
2.2.1 Εισαγωγή.....	25
2.2.2 Ανάλυση Έννοιας Χρονοσειράς	25
2.2.3 Αναπαράσταση Χρονοσειρών	26
2.2.4 Ποιοτικά Χαρακτηριστικά των Χρονοσειρών	29
2.3 Κατηγορίες Μεθόδων Πρόβλεψης.....	34
2.3.1 Ποσοτικές Μέθοδοι.....	34
2.3.1.1 Μέθοδοι Χρονοσειρών	34
2.3.1.2 Μέθοδοι αποσύνθεσης	35
2.3.1.3 Μέθοδοι εξομάλυνσης	37
2.3.1.4 Αυτοπαλινδρομικές μέθοδοι κινητού μέσου όρου (ARIMA)	37
2.3.1.5 Επεξηγηματικές (Αιτιοκρατικές) Μέθοδοι	37
2.3.2 Κριτικές Μέθοδοι.....	38
2.3.3 Τεχνολογικές Μέθοδοι	38
2.4 Κυριότερες Μέθοδοι Πρόβλεψης	39
2.4.1 Απλοϊκή Μέθοδος (Naive)	40
2.4.2 Μέθοδοι Μέσου Όρου	40
2.4.2.1 Απλός Μέσος Όρος	40
2.4.2.2 Κινητός Μέσος Όρος.....	41
2.4.3 Απλή Γραμμική Παλινδρόμηση	42
2.4.4 Μέθοδοι Εκθετικής Εξομάλυνσης	43
2.4.4.1 Μοντέλο Σταθερού Επιπέδου - Απλή Εκθετική Εξομάλυνση (Simple Exponential Smoothing).....	45

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης	
2.4.4.2 Μοντέλο Γραμμικής Τάσης (Holt Exponential Smoothing)	47
2.4.4.3 Μοντέλο Μη Γραμμικής Τάσης (Damped)	49
2.4.5 Μοντέλο Theta	52
Εικόνα 2.4.5.1: Η μέθοδος Theta	54
2.4.6 Επιλογή της κατάλληλης Μεθόδου Πρόβλεψης	55
2.4.7 Συνδυασμοί Μεθόδων Πρόβλεψης	57
2.5 Δείκτες Αξιολόγησης Προβλέψεων	58
2.5.1 Βασική στατιστική ανάλυση	58
2.5.2 Στατιστική ανάλυσης ακρίβειας προβλέψεων	60
2.5.3 Ρυθμός ανάπτυξης	62
3. Σχεδιασμός Λογισμικού	64
3.1 Γενικά	64
3.2 Προδιαγραφές Απαιτήσεων Λογισμικού	66
3.2.1 Σενάρια Χρήσης	66
3.2.2 Προδιαγραφές Ευχρηστίας	70
3.2.3 Διαγράμματα UML	73
3.2.3.1 Use Case Diagrams	73
3.2.3.2 Class Diagram	75
3.2.4 Μη Λειτουργικές Προδιαγραφές	75
3.3 Σχεδίαση Διεπαφής	77
4. Forecasting Management Assistant: Υλοποίηση του Συστήματος	79
4.1 Προσαρμοσμένη Χρήση Ανοιχτού Λογισμικού	79
4.1.1 JavaFX	79
4.1.2 R	80
4.1.3 Επικοινωνία Java - R	81
4.2 Τελική Αρχιτεκτονική Συστήματος	81
4.2.1 Κώδικας Java	81
4.2.2 Κώδικας R	84
5. Επίδειξη Λειτουργίας	87

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

6. Επίλογος.....	91
6.1 Μελλοντικές Προεκτάσεις.....	91
7. Παράρτημα	94
7.1 ForeMAssi User Manual.....	94
7.1.1 Αρχική Οθόνη.....	94
7.1.2 Incoming Tickets Per Month.....	94
7.1.3 Involved Engineers Per Month.....	97
7.1.4 General Forecast.....	99
7.1.5 Advanced Forecast.....	100
8. Βιβλιογραφία.....	102

Πίνακας Εικόνων

Εικόνα 2.2.3.1: Αριθμός επιβατών οικονομικής θέσης Μελβούρνη – Σύδνεϋ	27
Εικόνα 2.2.3.2: Μηνιαία πώληση φαρμάκων κατά του διαβήτη	28
Εικόνα 2.2.3.3: Αποτύπωμα Άνθρακα – Εξοικονόμηση Καυσίμου	29
Εικόνα 2.2.4.1: Γραφήματα ποιοτικών χαρακτηριστικών χρονοσειρών	32
Εικόνα 2.3.1.1.1: Το μοντέλο χρονοσειρών.....	35
Εικόνα 2.4.5.1: Η μέθοδος Theta.....	54
Εικόνα 3.1.1.1: Η δομή της Τεχνολογίας Λογισμικού	65
Εικόνα 3.2.3.1.1: Διάγραμμα Χρήσης – Αρχική Οθόνη	73
Εικόνα 3.2.3.1.2: Διάγραμμα Χρήσης – Πρόβλεψη Μηνιαίων Εισερχόμενων Υποθέσεων προς Επίλυση (tickets).....	73
Εικόνα 3.2.3.1.3: Διάγραμμα Χρήσης – Πρόβλεψη Απαιτούμενου Εργατικού Δυναμικού Μηνιαίως	74
Εικόνα 3.2.3.1.4: Διάγραμμα Χρήσης –Γενική Πρόβλεψη	74
Εικόνα 3.2.3.1.5: Διάγραμμα Χρήσης – Προηγμένη Πρόβλεψη	74
Εικόνα 3.2.3.2: Διάγραμμα Κλάσεων	75
Εικόνα 3.3.1: Σχεδίαση Οθονών Εφαρμογής	78
Εικόνα 4.1.1: Αρχιτεκτονική JavaFX.....	80
Εικόνα 5.1: Επιλογή “Incoming Tickets Per Month” από Αρχική Οθόνη	87
Εικόνα 5.2: Εισαγωγή Ονόματος Χρονοσειράς	88
Εικόνα 5.3: Επιλογή csv αρχείου για φόρτωση χρονοσειράς	88
Εικόνα 5.4: Πραγματοποίηση Πρόβλεψης.....	89
Εικόνα 5.5: Εμφάνιση Αποτελεσμάτων Πρόβλεψης.....	89

1. Εισαγωγή

1.1. Υπάρχοντα Λογισμικά Προβλέψεων

Οι εξελίξεις στον τομέα της τεχνολογίας δεν αφήνουν ανεπηρέαστο το πεδίο των προβλέψεων, αντίθετα, έχουν ισχυρό αντίκτυπο σε αυτό. Ιδιαίτερα την τελευταία 20ετία, παρατηρείται μια ισχυρή τάση σχεδιασμού και δημιουργίας καινοτόμων πληροφοριακών συστημάτων, ικανών να ενσωματώσουν όχι μόνο τη στατιστική γνώση, αλλά και την κριτική ικανότητα που απαιτεί η πραγματοποίηση προβλέψεων, όπως αναφέρουν και οι Gottinger, H.W. και Weinmann, P. (1992). Απόδειξη του φαινομένου αυτού αποτελεί η έρευνα του Νικολόπουλου και των συνεργατών του (2003) πάνω στην μελέτη συστημάτων προβλέψεων καθώς και η πρόσφατη ερευνητική πρόσκληση των καθηγητών Robert Fildes και Paul Goodwin (2009) για την ανάπτυξη μεθοδολογίας και υλοποίησης ολοκληρωμένων λύσεων πληροφοριακών συστημάτων παραγωγής και υποστήριξης προβλέψεων (Forecasting Support Systems - FSS). Στην ενότητα αυτή παρατίθενται τα σημαντικότερα από τα συστήματα που είναι γνωστά στις μέρες μας.

- **ΠΥΘΙΑ** (www.fsu.gr/pythia)

Το Πληροφοριακό Σύστημα Παραγωγής Επιχειρηματικών Προβλέψεων ΠΥΘΙΑ (Makridakis et al., 2008; Assimakopoulos et al., 2008; Pagourtzi et al., 2008) είναι ένα σύστημα υποστήριξης επιχειρηματικών προβλέψεων που αναπτύχθηκε τα τελευταία χρόνια από τη Μονάδα Προβλέψεων και Στρατηγικής του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου, σε συνεργασία των καθηγητών Σ. Μακρυδάκη και Β. Ασημακόπουλου. Το λογισμικό υποστηρίζει τόσο στατιστικά μοντέλα προβλέψεων και ανάλυσης χρονοσειρών όσο και συνδυασμό τους με την επίδραση κριτικής πρόβλεψης. Παράλληλα ενσωματώνει τη μέθοδο στατιστικής πρόβλεψης Theta, η οποία σημειώνει πολύ καλή απόδοση σε μεγάλο εύρος δεδομένων, γεγονός που έχει αποδειχθεί και από την επιτυχία της στον παγκόσμιο διαγωνισμό προβλέψεων M3, καθώς και τη μέθοδο ADIDA, η οποία παρουσιάστηκε από τους Nikolopoulos K., Syntetos A., Boylan

J., Petropoulos F., and Assimakopoulos V. (2011), προσανατολισμένη σε δεδομένα διακοπόμενης ζήτησης. Στόχος του λογισμικού είναι η λειτουργικότητά του να επιτρέπει τη χρήση του από στελέχη που δεν είναι εξοικειωμένα με τον κλάδο των προβλέψεων, χωρίς να αφαιρεί τίποτα από το εύρος των δυνατοτήτων που ο κλάδος προσφέρει.

- **Forecast Pro (www.forecastpro.com)**

Το *Forecast Pro* είναι λογισμικό προβλέψεων που απευθύνεται σε επαγγελματίες επιχειρηματίες. Ο χρήστης παρέχει τα ιστορικά δεδομένα για τα αντικείμενα προς πρόβλεψη, ώστε το λογισμικό ύστερα από ανάλυση, να επιλέξει την κατάλληλη τεχνική πρόβλεψης και να υπολογίσει τα αποτελέσματα χρησιμοποιώντας αποδεδειγμένες στατιστικές μεθόδους. Το *Forecast Pro* παράγει επίσης reports και γραφήματα.

- **ForecastX (<http://www.forecastxperttoolkit.com>)**

Το *ForecastX Wizard* είναι ένα Excel πρόσθετο, σχεδιασμένο για μη στατιστικολόγους, αλλά και με λειτουργίες για έμπειρους χρήστες, που παρέχει τις παρακάτω δυνατότητες:

- Εκτέλεση στατιστικών προβλέψεων (εποχιακές, μη εποχιακές, growth, slow-moving items, event modeling)
- Υπολογισμός αποθέματος ασφαλείας
- Κατασκευή σχεδίων απογραφής
- Εισαγωγή νέων προϊόντων, εκδηλώσεις και προωθήσεις

- **Autobox (www.autobox.com)**

Πρόκειται για ένα σύστημα πρόβλεψης που συνδυάζει την προσέγγιση μοντελοποίησης Box-Jenkins με ευριστικές μεθόδους με μονομεταβλητό και αιτιοκρατικό μοντέλο χρονοσειρών. Τέσσερις τύποι παρεμβάσεων αναζητούνται και προστίθενται στο μοντέλο, εφόσον κρίνεται απαραίτητο. Η σχέση κυριαρχίας/υστέρησης των αιτιών επίσης αναγνωρίζεται και προστίθεται στο μοντέλο. Το σύστημα μπορεί να μοντελοποιήσει δεδομένα σε επίπεδο ημώρου και είναι διαθέσιμο σε διαδραστική διεπαφή χρήστη, αλλά και σε βιβλιοθήκες (DLL) για χρήση από άλλα προγράμματα.

- **Alyuda Forecaster** (www.alyuda.com/forecasting-software.htm)

Το Alyuda Forecaster διαθέτει interface που παραπέμπει σε οδηγό (wizard) και δεν απαιτεί τεχνικό υπόβαθρο σε νευρωνικά δίκτυα ή στατιστική. Πρόκειται για ένα λογισμικό προβλέψεων για Windows που επιτρέπει την πραγματοποίηση επιχειρηματικών και οικονομικών προβλέψεων και την ανάλυση δεδομένων μέσω της τεχνολογίας νευρωνικών δικτύων. Επίσης, εξασφαλίζει:

- Μείωση του χρόνου, αφού δεν απαιτείται εκμάθηση της θεωρίας νευρωνικών δικτύων από το χρήστη.
- Αυτόματη προετοιμασία των δεδομένων, που περιλαμβάνει ανάλυση και μετατροπή τους, ώστε να είναι κατάλληλα για ένα νευρωνικό δίκτυο.
- Αυτόματο εντοπισμό του καλύτερου νευρωνικού δικτύου.

- **PEER Planner** (www.delphus.com)

Το λογισμικό πρόβλεψης ζήτησης και ανατροφοδότησης σχεδιασμού *PEER Planner* υποστηρίζεται από το Web και τρέχει σε περιβάλλον Windows. Το σύστημα παρέχει τους απαραίτητους πίνακες για τη διαχείριση των πλάνων ζήτησης και την ανάπτυξη αξιόπιστων προβλέψεων, καθώς επίσης και επιχειρησιακές προβλέψεις (*operational forecasts*), αποτελέσματα προϋπολογισμού (*budgeting results*) και πληροφορίες στρατηγικής marketing (*strategic marketing information*), διαδραστικά ή μέσω Excel reports. Τα χαρακτηριστικά του συστήματος περιλαμβάνουν:

- Αυτόματες προβλέψεις, κεντρικά ανεπτυγμένες και καταχωρημένες ανά πελάτη, λογαριασμό, περιοχή ή λογαριασμό.
- Παρακολούθηση σφαλμάτων πρόβλεψης για πολλαπλές προβολές, μέσω της συνοπτικής (“at a glance”) γραφικής προβολής.
- Κριτικές προσαρμογές των μονάδων και/ή των εσόδων, μέσω της διαδραστικής λειτουργίας Eyeball ή μέσω χειροκίνητων αλλαγών.
- Εισαγωγή νέων προϊόντων που βοηθούν τις προβλέψεις, όταν δεν υπάρχει ιστορικό.
- *Promotion* και *Event management* για τον προσδιορισμό των αποτελεσμάτων της προώθησης.
- Στατιστικά αποθεμάτων ασφαλείας που βοηθούν στη μείωση της απογραφής εμπορευμάτων.
- Σχεδιασμό εφοδιασμού για έγκαιρη διαχείριση αποθεμάτων.

- **DTREG (www.dtreg.com)**

Το *DTREG* αποτελεί εργαλείο για επιχειρηματικά μοντέλα και δεν απαιτεί μαθηματική εξειδίκευση, αφού χρησιμοποιεί δέντρα αποφάσεων, μοντέλο λογικό και εύκολα κατανοητό. Τα χαρακτηριστικά του DTREG συνοψίζονται στα παρακάτω:

- Ευκολία στη χρήση
- Δέντρα Ταξινόμησης και Παλινδρόμησης
- Single-tree, TreeBoost, Decision Tree Forests, Support Vector Machine, K-Means clustering, Linear Discriminant Analysis, Linear Regression and Logistic Regression
- Διαχωριστές-Υποκατάστατα για δεδομένα που λείπουν
- Οπτική απεικόνιση του δέντρου
- Το *DTREG* δέχεται τόσο κείμενο όσο και αριθμητικά δεδομένα
- Γλώσσα Μετασχηματισμού Δεδομένων (Data Transformation Language-DTL)
- Βαθμολόγηση για την πρόβλεψη τιμών
- Πηγαίος κώδικας παραγωγής βαθμολόγησης
- Δυνατότητα για βαριά επαγγελματική χρήση
- DTREG COM Library

- **Retail Intelligence (www.rmsa.com)**

Η *Retail Intelligence™* της RMS, που προορίζεται για λιανική χρήση, αποτελεί ένα σύνολο από ιδιόκτητους αλγορίθμους και σχετικές βάσεις δεδομένων που χρησιμοποιούνται για την ανάλυση λιανικής απόδοσης και τη δημιουργία ενός σχεδίου πρόβλεψης απογραφής. Προβλέπει πωλήσεις, αποθέματα, έσοδα και μελλοντικές παραδόσεις και αναγνωρίζει τα μοναδικά πρότυπα πωλήσεων κάθε ταξινόμησης, το δυναμικό του κύκλου εργασιών και τη βέλτιστη ροή παραλαβής για κάθε κατάσταση λιανικής πώλησης στο δίκτυο.

- **Quantrix (www.quantrix.com)**

Το Quantrix επιτρέπει τη γρήγορη πραγματοποίηση αλλαγών, την προσθήκη νέων διαστάσεων (όπως Μήνες, Περιοχές, Συνάλλαγμα, Επιχειρηματικές Μονάδες, Προϊόντα κτλ) και την προβολή απεριόριστων “What if” σεναρίων χωρίς την ανακατασκευή των μοντέλων. Τα μοντέλα απαιτούν εκθετικά λιγότερους τύπους από τα λογιστικά φύλλα, μειώνοντας την πολυπλοκότητα και τον απαιτούμενο χρόνο. Το σύστημα επιτρέπει επίσης τη δημιουργία τύπων σε απλή γλώσσα, κάνοντας τα

μοντέλα περισσότερο κατανοητά, καθώς και διαδραστικών παρουσιάσεων και πινάκων για επιχειρηματική χρήση.

- **NCSS** (www.ncss.com)

Το NCSS παρέχει αρκετές μεθόδους πρόβλεψης και ανάλυσης χρονοσειρών. Για τις προβλέψεις, παρέχει κλασικά μοντέλα βασισμένα στην εκθετική εξομάλυνση, την αποσύνθεση τάσης-εποχιακότητας-κύκλου (όπως X11) και την ARIMA (Box-Jenkins). Για την ανάλυση χρονοσειρών, παρέχει φασματική ανάλυση, ARIMA και ανάλυση αυτοσυσχέτισης. Το πρόγραμμα περιλαμβάνει και μια θεωρητική διαδικασία παραγωγής μονομεταβλητών χρονοσειρών από ένα συγκεκριμένο μοντέλο.

- **PowerOLAP** (www.paristech.com/solutions)

Το *PowerOLAP*[®] χρησιμοποιείται από τις επιχειρήσεις για προβλέψεις βασισμένες σε αριθμητικά στοιχεία της ίδιας ημέρας, ικανά να αντικατοπτρίσουν τις τρέχουσες συνθήκες της επιχείρησης και να συνδυαστούν με την προσωπική διορατικότητα. Οι προβλέψεις σχεδιάζονται ώστε να αντανακλούν μεταβαλλόμενες συνθήκες στο επιχειρησιακό περιβάλλον: ανταγωνιστικές πρωτοβουλίες, εναλλαγές του καιρού, επίπεδο της οικονομίας κτλ. Μετά τον ορισμό των τύπων από το χρήστη, το πρόγραμμα τους εφαρμόζει σε όλους τους τομείς για άμεσες προβλέψεις.

- **KXEN** (www.kxen.com)

Η εφαρμογή *KXEN Ultimate* ενδείκνυται για την εξόρυξη δεδομένων σε μεγάλες οργανώσεις με εξειδικευμένες ομάδες αναλυτών που εργάζονται σε ολόκληρη την επιχείρηση. Πρόκειται για μια ολοκληρωμένη πλατφόρμα ταξινόμησης, ανάλυση της σημαντικότητας των μεταβλητών παλινδρόμησης, τμηματοποίησης/ομαδοποίησης, βαθμολόγησης και λειτουργιών πρόβλεψης σε συνδυασμό με ένα σταθερό και ολοκληρωμένο περιβάλλον συγχώνευσης δεδομένων.

- **Advanced Analytics Group (aag-auguri.com)**

Το *Auguri* είναι ένα γενικού σκοπού εργαλείο για εξερεύνηση δεδομένων, ανάλυση και πρόβλεψη, με έμφαση σε μη γραμμικές μεθόδους. Παρέχει εργαλεία για το χειρισμό και την ανάλυση δεδομένων μέσω της διαδικασίας εξόρυξης δεδομένων.

- **IBM Cognos 8 Planning (www.cognos.com)**

Το *IBM Cognos 8 Planning* είναι μια χρηματοοικονομικού προσανατολισμού εφαρμογή που παρέχει σε πραγματικό χρόνο ορατότητα σε απαιτήσεις πόρων και προβλεπόμενα επιχειρηματικά μοντέλα, υποστηρίζοντας κυλιόμενες προβλέψεις. Μερικά από τα χαρακτηριστικά της υπηρεσίας είναι:

- Εύκολη γλώσσα μοντελοποίησης που μπορεί να χρησιμοποιηθεί από οικονομικούς αναλυτές χωρίς IT εμπλοκή.
- Δυνατότητα σύνδεσης πολλών χρηστών και υποστήριξη του top-down και bottom-up σχεδιασμού και πρόβλεψης.
- Μία ξεχωριστή συνιστώσα του IBM Cognos 8 Performance Management Platform παρέχει σχεδιασμό, reporting, πίνακες, ανάλυση και οικονομική ενοποίηση σε όλο το σύστημα διαχείρισης της απόδοσης.
- Διανεμημένη διαχείριση μοιράζει την ευθύνη για τον προγραμματισμό των διαδικασιών.
- Ευέλικτη ανάπτυξη με πρόγραμμα περιήγησης Web ή Microsoft Excel interface.
- Ευέλικτη ασφάλεια με single sign-on παρέχει κατάλληλη πρόσβαση σε κάθε χρήστη.
- Προηγμένες ενσωματωμένες λειτουργίες διευκολύνουν τη δημιουργία ασφαλών μοντέλων και υπολογισμών.

- **SPSS (www.spss.com)**

Το σύστημα αυτό παρέχει τον «What If?» Web Server, που διευκολύνει κατά τη λήψη αποφάσεων τη δημιουργία σεναρίων και τον εντοπισμό των επιπτώσεων των πιθανών αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο, επιτρέποντας σε οποιονδήποτε εμπλέκεται στη διαδικασία πρόβλεψης να αλληλεπιδρά με προβλέψεις στο Web. Συνδυαζόμενο επίσης με τον Decision Time Server, λογισμικό πρόβλεψης της SPSS, αποτελεί εφαρμογή προβλέψεων για επιχειρήσεις σε διαδικτυακό περιβάλλον.

- **Time Trends** (www.alt-c.com/eforecst.html)

Το *TimeTrends*[®] e-Forecasting module επιτρέπει στο χρήστη να αλληλεπιδρά από απόσταση με τη βάση δεδομένων της *TimeTrends*[®], μέσω dial-up σύνδεσης στο Internet. Το *TimeTrends* έχει σχεδιαστεί για περιβάλλοντα αυτοματισμού πωλήσεων, ώστε να καθίσταται δυνατή η αλληλεπίδραση των χρηστών πωλήσεων, marketing και άλλων απομακρυσμένων χρηστών με τη βάση από το σημείο όπου βρίσκονται. Πρόκειται για ένα τυπικό interface πλοηγού σχεδιασμένο για να λειτουργεί με τα περισσότερα είδη υλισμικού. Δεν απαιτείται εξειδικευμένο λογισμικό, παρά μόνο λειτουργικό σύστημα Windows και ένας πλοηγός για τη σύνδεση του χρήστη στη Web server address της εταιρείας (FTP, IP κτλ).

- **Enterprise** (www.statsoft.com/products/enterprise.htm)

Η σειρά προϊόντων Enterprise της STATISTICA απευθύνεται σε πολλούς χρήστες για συλλογικές αναλυτικές εφαρμογές. Οι αναλυτικές διαδικασίες που χρησιμοποιούνται έχουν αναπτυχθεί σε έναν κεντρικό υπολογιστή και ενδείκνυνται για ταυτόχρονη χρήση από δεκάδες ή εκατοντάδες χρήστες. Η εταιρεία παρέχει στον πελάτη-χρήστη Windows έναν πλοηγό Web-πελάτη, για πλήρη πρόσβαση στις δυνατότητες και τα reports της, μέσω ενός προγράμματος περιήγησης Web σε πρότυπο βιομηχανίας και επιλογές ανάπτυξης για thin-client πρόσβαση στη STATISTICA μέσω ενός Δικτύου Ευρείας Περιοχής (WAN).

- **Vanguard Software** (www.vanguardsw.com)

Το λογισμικό *Vanguard* προσφέρει μια ολοκληρωμένη σειρά λύσεων για τη βελτίωση της ποιότητας, της αξιοπιστίας και της ταχύτητας του προϋπολογισμού και την πρόβλεψη των δραστηριοτήτων στην εταιρεία, διευκολύνοντας τη διαδικασία πρόβλεψης. Χρησιμοποιεί Wizard-style οδηγούς, εύκολα στη συναρμολόγηση μοντέλα και διαδραστικά Web reports. Το Vanguard συνδυάζει τις τρεις παρακάτω αποδεδειγμένες μεθόδους πρόβλεψης σε μια ενοποιημένη εφαρμογή:

- Πρόβλεψη χρονοσειρών
- Προσομοίωση με βάση τις προβλέψεις
- Στατιστική πρόβλεψη

Κάθε προϊόν αναπτύσσεται ως desktop εφαρμογή για ένα χρήστη. Το σύστημα υποστηρίζει όλες τις δυνατότητες αυτών, αλλά αναπτύσσεται ως Web-based, server

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

εφαρμογή που υποστηρίζει πολλούς χρήστες. Ο server-based διακομιστής καθιστά δυνατή τη συνεργασία σε μεγάλα έργα διαμόρφωσης και επιτρέπει τη σύνδεση των μοντέλων με εσωτερικές εφαρμογές.

- **Clarity Systems (www.claritysystems.com/)**

Το λογισμικό *Clarity* επιτρέπει τη γρήγορη αντίδραση των χρηστών στο ταχέως μεταβαλλόμενο ανταγωνιστικό πεδίο. Τα χαρακτηριστικά του *Clarity 6 Forecasting* περιλαμβάνουν:

- Εμφάνιση και αίσθηση Excel στο Web
- Ασφαλής κεντρική βάση δεδομένων
- Πολλαπλές εκδόσεις
- Κυλιόμενη πρόβλεψη
- «What if» ερωτήσεις

2. Τεχνικές Προβλέψεων

2.1 Γενικά για τις Προβλέψεις

Οι προβλέψεις πάντα αποτελούσαν αναπόσπαστο κομμάτι της ανθρώπινης φύσης, τόσο σε απλές καθημερινές περιστάσεις όσο και σε σημαντικότερες αποφάσεις που αφορούν το ατομικό ή το συλλογικό μέλλον. Από την απόφαση για το αν θα πάρουμε ομπρέλα μαζί μας το πρωί έως την απόφαση για την επένδυση εκατομμυρίων ευρώ, η πρόβλεψη του καιρού από την μια και της παγκόσμιας οικονομίας από την άλλη μας οδηγούν στην λήψη της απόφασης. Ειδικότερα, η σημασία των προβλέψεων έχει αυξηθεί ραγδαία από το 1980 και μετά. Η σημασία των προβλέψεων έχει γίνει εμφανής τόσο σε ακαδημαϊκό επίπεδο όσο και στο επίπεδο των επιχειρήσεων.

Αναπόφευκτα λοιπόν, συμβολή σε αυτή την ανάπτυξη του κλάδου των προβλέψεων έχουν από την μία πλευρά οι ακαδημαϊκοί με την εξέλιξη της επιστήμης των προβλέψεων κυρίως με τη δημιουργία ενός μεγάλου συνόλου μεθόδων και από την άλλη πλευρά τα στελέχη των επιχειρήσεων με την πρακτική εφαρμογή των μελετών στο εσωτερικό των επιχειρήσεων.

Το ενδιαφέρον για τις προβλέψεις πηγάζει κυρίως από την αβεβαιότητα για το μέλλον η οποία αποτελεί ένα βασικό χαρακτηριστικό των οικονομιών οι οποίες πλήττονται από την οικονομική ανασφάλεια. Από τους διοικητές των επιχειρήσεων και τους υπεύθυνους για την λήψη πολιτικών αποφάσεων έως εμάς τους ίδιους στην καθημερινή μας ζωή, όλοι μας βρισκόμαστε αντιμέτωποι με την αβεβαιότητα. Η κατάσταση αβεβαιότητας γίνεται όλο και πιο έντονη και έχει επιβάλλει μια πιο συστηματική και προσεκτική έρευνα του μέλλοντος. Τόσο τα ιστορικά δεδομένα όσο και οι προβλέψεις καθεαυτές χρησιμοποιούνται ως δεδομένα σε όλες τις κατηγορίες σχεδιασμού, πολιτικού σχεδιασμού, χρονικού προγραμματισμού, καθώς και πλήθος δραστηριοτήτων λήψης απόφασης. Για τους παραπάνω λόγους, η αναγκαιότητα της πρόβλεψης είναι κάτι παραπάνω από επιβεβλημένη. Αυτή τη χρονική περίοδο η μεγαλύτερη πρόκληση στον τομέα των προβλέψεων είναι να γίνει η διαδικασία των προβλέψεων, όσο το δυνατόν, πιο χρήσιμη, αποδοτική και ακριβής.

Η αβεβαιότητα που αποτελεί και το πιο σημαντικό «εχθρό» της επιστήμης των προβλέψεων έχει κατηγοριοποιηθεί από τον Μακρυδάκη και τους συνεργάτες του στο βιβλίο «Χορεύοντας με την Τύχη». Αναφέρουν λοιπόν δυο είδη αβεβαιότητας που συναντάμε καθημερινά, την «αβεβαιότητα του μετρώ» και την «αβεβαιότητα της καρύδας». Η «αβεβαιότητα του μετρώ» αναφέρεται σε συνεχείς μικρές τυχαίες διακυμάνσεις τόσο της ιδιωτικής όσο και της επιχειρηματικής καθημερινότητας. Ο όρος προήλθε από την επιπλέον χρονική διάρκεια που θα χρειαστεί ένας συρμός για την διαδρομή μεταξύ δυο απομακρυσμένων σταθμών, λόγω ενός τεχνικού προβλήματος, της πολυκοσμίας ή μιας στάσης εργασίας. Από την άλλη, η «αβεβαιότητα της καρύδας» αναφέρεται σε ένα εντελώς απρόσμενο και σπάνιο γεγονός που έχει σημαντικές επιδράσεις και συνέπειες. Το όνομα αυτού του είδους η αβεβαιότητα το πήρε από το απρόσμενο γεγονός που μπορεί να συμβεί καθώς περπατάμε στο δρόμο και να πέσει στο κεφάλι μας μια καρύδα! Η «αβεβαιότητα της καρύδας» αντιπαραβάλλεται με μεγάλες φυσικές ή οικονομικές καταστροφές οι οποίες είναι δύσκολο να προβλεφθεί το πότε και το που θα συντελεστούν, καθώς και πόσο μεγάλες θα είναι οι επιδράσεις τους.

Όλα αυτά τα χρόνια, η επιστήμη των προβλέψεων έχει δεχθεί σφοδρές κριτικές και είχε αντιμετωπίσει μεγάλη δυσaréσκεια σχετικά με την ανικανότητα των μεθόδων να προειδοποιήσουν έγκαιρα για επερχόμενες αλλαγές, καθώς και για τα μεγάλα σφάλματα στις προβλέψεις. Συγχρόνως όμως, λανθασμένες ενέργειες οι οποίες προκαλούνται από ασταθή περιβάλλοντα, μη αναμενόμενες εξελίξεις, ασυνέχειες κ.α αυξάνουν την ανάγκη για πραγματοποίηση προβλέψεων. Όταν δεν υπάρχει αβεβαιότητα στο περιβάλλον και τα πάντα κυλούν ομαλά και ακολουθούν την αναμενόμενη πορεία τους, δεν υπάρχει καμία ουσιαστική ανάγκη για προβλέψεις. Σε περιόδους όμως, οι οποίες χαρακτηρίζονται από συνεχείς και απότομες μεταβολές και συνεπώς η ικανότητα πρόβλεψης είναι αισθητά μειωμένη, η ζήτηση και η ανάγκη για προβλέψεις παρουσιάζει κατακόρυφη αύξηση. Πρακτικά το παραπάνω γεγονός επιβεβαιώνεται σε περιόδους οικονομικών και άλλων κρίσεων κατά τη διάρκεια των οποίων οι αναζητήσεις για συμβούλους προβλέψεων αυξάνεται.

Στις παραπάνω διαπιστώσεις στηρίζεται η αναγκαιότητα ύπαρξης εφαρμογών προβλέψεων οι οποίες δεν απαιτούν ευρεία γνώση της επιστήμης των προβλέψεων και μπορούν να χρησιμοποιηθούν από χρήστες κάθε επιπέδου. Η εφαρμογή FORECASTING Management Assistant αναπτύχθηκε για να καλύψει αυτές τις παραπάνω ανάγκες και να δώσει σε όλους την δυνατότητα να ασχοληθούν με τον τομέα των προβλέψεων.

2.2 Χαρακτηριστικά Χρονοσειρών

2.2.1 Εισαγωγή

Για την εξαγωγή προβλέψεων αλλά και γενικότερα για την στατιστική ανάλυση και τη μελέτη μιας μεταβλητής, το πρώτο σημαντικό βήμα είναι η συλλογή και η οργάνωση των ιστορικών στοιχείων της μεταβλητής αυτής. Τα δεδομένα που θα συλλεχθούν θα πρέπει να είναι, όσο το δυνατόν, πιο έγκυρα και πιο επικαιροποιημένα, έτσι ώστε η μετέπειτα επεξεργασία τους με κάποια μέθοδο πρόβλεψης να μας επιτρέψει να επιτύχουμε, όσο το δυνατόν, καλύτερη ακρίβεια.

Μια από τις διάφορες κατηγοριοποιήσεις δεδομένων η οποία έχει επικρατήσει στον τομέα των προβλέψεων είναι ο διαχωρισμός των δεδομένων σε δύο βασικές κατηγορίες. Τα **διαστρωματικά στοιχεία** (cross – sectional data) και οι **χρονολογικές σειρές** (time series), που έχουν επικρατήσει με την ονομασία **χρονοσειρές** αποτελούν τις δύο αυτές κατηγορίες. Η βασική διαφορά των δύο αυτών κατηγοριών είναι ότι στα διαστρωματικά δεδομένα για ένα συγκεκριμένο μέγεθος και για το ίδιο χρονικό διάστημα υπάρχουν πολλές παρατηρήσεις, ενώ οι χρονοσειρές αποτελούνται από μια αλληλουχία διαχρονικών παρατηρήσεων του ίδιου μεγέθους. Η εφαρμογή που αναπτύχθηκε στα πλαίσια της συγκεκριμένης διπλωματικής έχει τη δυνατότητα να χειρίζεται χρονοσειρές και γι αυτό θα δοθεί ιδιαίτερη έμφαση στην ανάλυση των χαρακτηριστικών τους.

2.2.2 Ανάλυση Έννοιας Χρονοσειράς

Οι χρονοσειρές αποτελούν ένα σύνολο διαδοχικών παρατηρήσεων της τιμής κάποιου φυσικού ή άλλου μεγέθους ανηγμένες στο χρόνο. Βάσει της αλληλουχίας τιμών των διαδοχικών δεδομένων των χρονοσειρών μπορεί να γίνει και ο διαχωρισμός τους. Οι δυο βασικές κατηγορίες χρονοσειρών με βάση τον τρόπο προσδιορισμού των μελλοντικών δεδομένων είναι οι **ντετερμινιστικές** χρονοσειρές και οι **στοχαστικές** χρονοσειρές. Στις ντετερμινιστικές χρονοσειρές οι διαδοχικές παρατηρήσεις της χρονοσειράς δεν είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους και οι μελλοντικές τιμές μπορούν να υπολογιστούν από τις

προηγούμενες. Αντίθετα, στις στοχαστικές χρονοσειρές, οι τιμές των μελλοντικών παρατηρήσεων προκύπτουν από μια στοχαστική διαδικασία και δεν περιγράφονται πλήρως από το παρελθόν των αντίστοιχων τιμών.

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η παρακολούθηση, η ανάλυση και η πρόβλεψη πραγματικών χρονοσειρών, καθώς η εξέλιξή τους είναι εν γένει άγνωστη και επιδέχεται πρόβλεψη. Στην πραγματικότητα, όμως, το μέλλον των πραγματικών χρονοσειρών καθορίζεται μερικώς μόνο από το παρελθόν, αφού η πλειοψηφία των χρονοσειρών που εμφανίζονται στον πραγματικό κόσμο επηρεάζονται από κάποιο «τυχαίο παράγοντα». Έτσι, θεωρείται ότι οι χρονοσειρές αντιπροσωπεύουν κυρίως στοχαστικές διαδικασίες και όχι ντετερμινιστικά συστήματα.

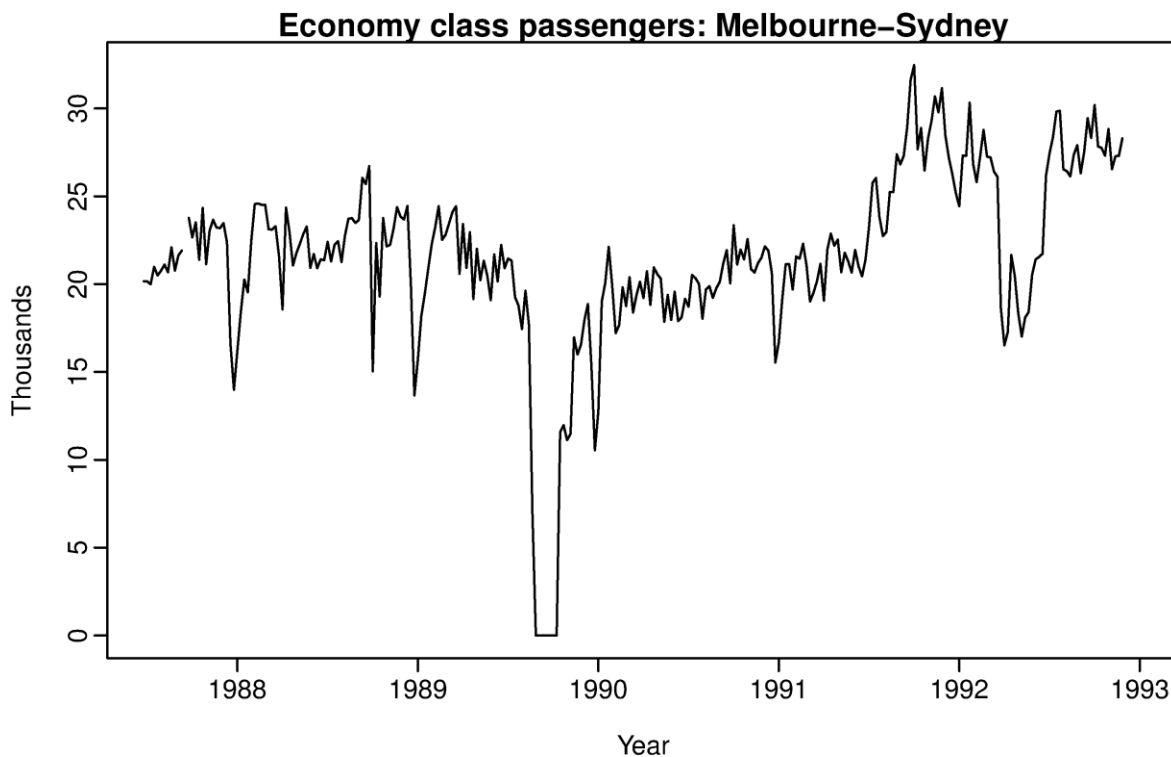
Ο διαχωρισμός των χρονοσειρών που αναφέρθηκε δεν είναι πάντα τόσο προφανής ώστε άμεσα να μπορούμε να χαρακτηρίσουμε μια χρονοσειρά. Παρόλα αυτά, η κατηγοριοποίηση είναι απαραίτητη για την αναγνώριση και την κατανόηση των παραμέτρων που επηρεάζουν την εξέλιξη μιας χρονοσειράς, ανεξάρτητα από το είδος των δεδομένων τους.

2.2.3 Αναπαράσταση Χρονοσειρών

Όπως αναλύσαμε στην προηγούμενη παράγραφο, η χρονοσειρά δεν είναι τίποτα άλλο από μια σειρά παρελθουσών τιμών για την περιγραφή ενός μεγέθους ή μιας μεταβλητής. Οι τιμές αυτές αποτελούν την ιστορική πληροφορία της χρονοσειράς ή, όπως έχει επικρατήσει να ονομάζεται, τα ιστορικά δεδομένα. Όταν τα ιστορικά δεδομένα αυτά αρχίζουν να μεγαλώνουν σε όγκο (πχ ιστορικά δεδομένα της τιμής μιας μετοχής του Χρηματιστηρίου ανά λεπτό από το 1990) ή ακόμα πιο σύνθετα όταν αρχίζουμε να μελετάμε αρκετά ομοειδή μεγέθη (πχ ιστορικά δεδομένα όλων των τιμών των μετοχών του Χρηματιστηρίου ανά λεπτό από το 1990), τότε το πρόβλημα αρχίζει να γίνεται εμφανές και ένας άνθρωπος αδυνατεί να ανταποκριθεί. Είναι λοιπόν προφανής η ανάγκη για μια πιο απτή αναπαράσταση των ιστορικών δεδομένων τόσο για την μελέτη της όσο και για την παρουσίασή της.

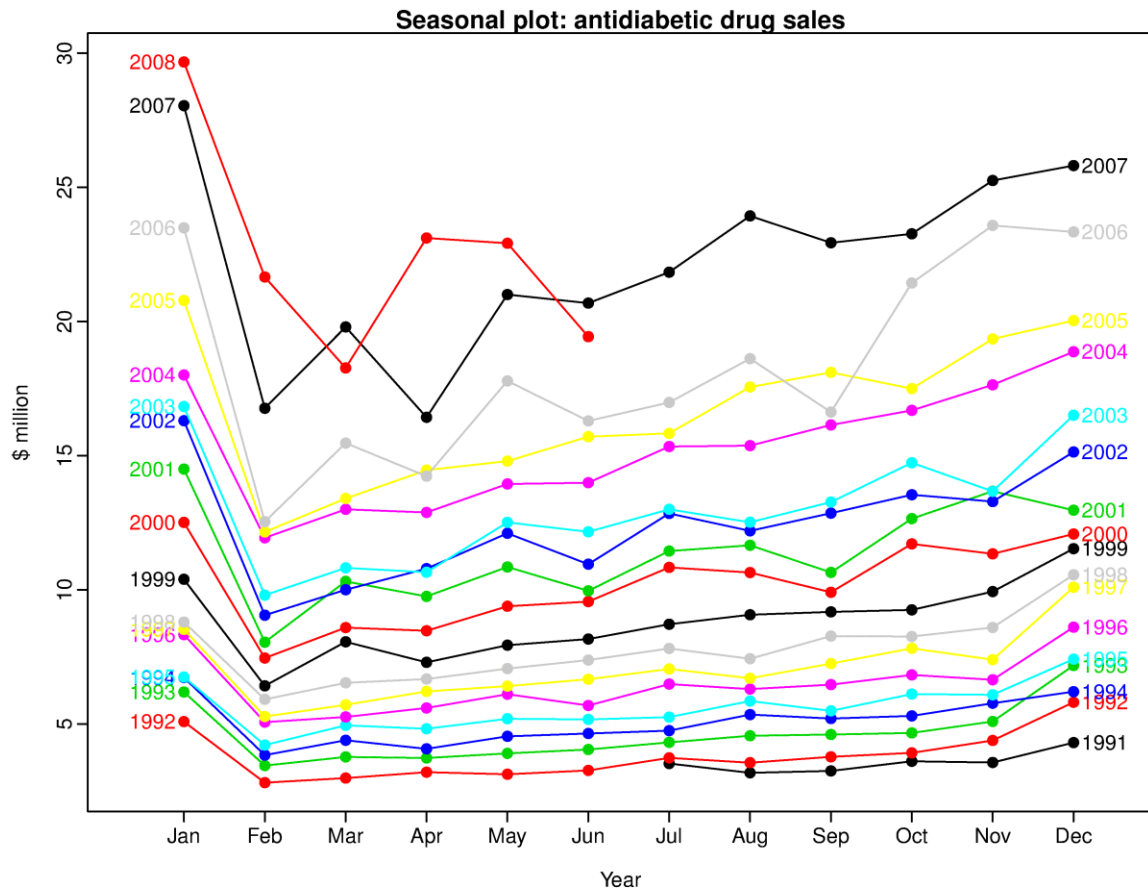
Η λύση στο πρόβλημα αυτό δόθηκε με τη δισδιάστατη γραφική αναπαράσταση των ιστορικών δεδομένων κάθε χρονοσειράς. Οι κύριοι τύποι γραφημάτων που χρησιμοποιούνται για την γραφική αναπαράσταση χρονοσειρών είναι:

- 1 **Διαγράμματα Χρόνου** (time plots): Είναι το πλέον προφανές και χρησιμοποιούμενο διάγραμμα και αναπαριστά τα διαθέσιμα δεδομένα στην πάροδο του χρόνου. Μέσω των διαγραμμάτων αυτών γίνονται άμεσα αντιληπτά τα βασικά χαρακτηριστικά των χρονοσειρών, όπως η τάση και η εποχιακότητα. Η διαδεδομένη χρήση των γραφημάτων αυτών σε σχεδόν όλους τους τομείς των επιχειρήσεων αλλά και της καθημερινότητας (χρηματιστήρια, πωλήσεις προϊόντων, εισαγωγές-εξαγωγές προϊόντων, κοινωνικοπολιτικά στοιχεία, κα) και κατά συνέπεια η ευκολία της πλειοψηφίας των ανθρώπων να τα κατανοούν μας οδήγησε στην χρήση αυτού του τύπου των γραφημάτων ως έξοδο της εφαρμογής που κατασκευάστηκε.



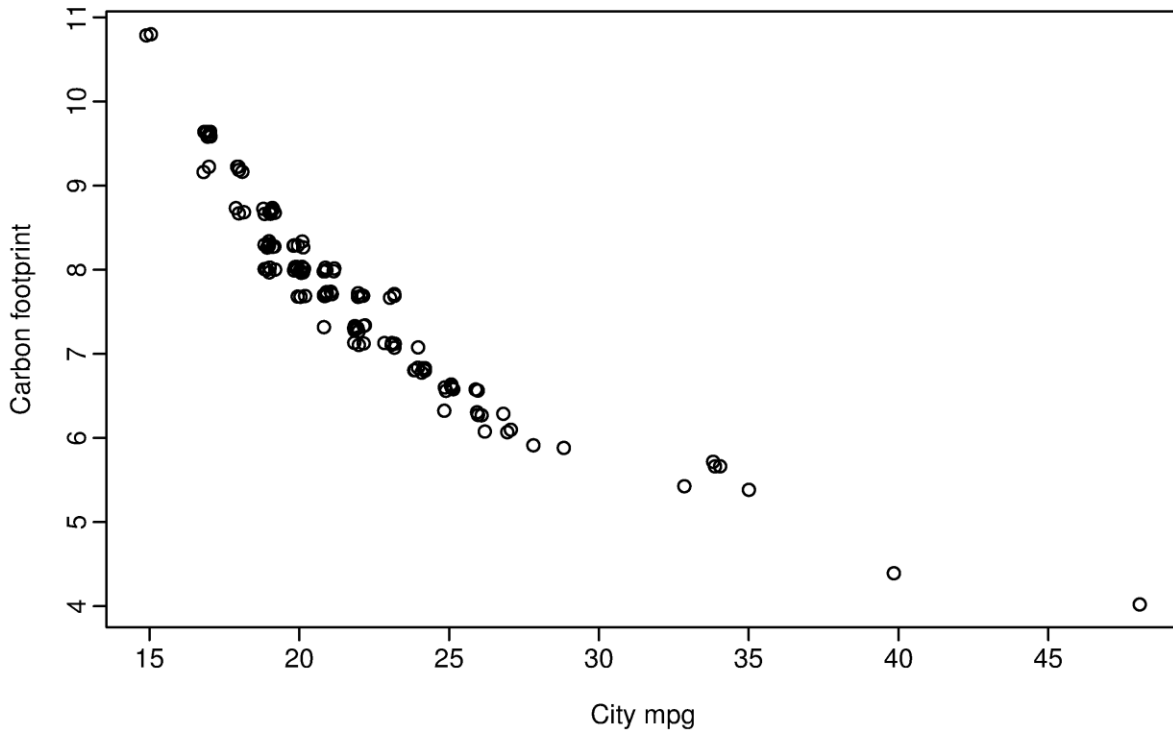
Εικόνα 2.2.3.1: Αριθμός επιβατών οικονομικής θέσης Μελβούρνη – Σύδνεϋ

- 2 **Εποχιακά Διαγράμματα** (seasonal plots): Τα διαγράμματα αυτά ενδείκνυνται για χρονοσειρές που εμφανίζουν έντονη εποχιακότητα.



Εικόνα 2.2.3.2: Μηνιαία πώληση φαρμάκων κατά του διαβήτη

- 3 **Διαγράμματα Διασποράς** (scatter plots): Η χρήση αυτού του τύπου γραφημάτων γίνεται κυρίως για σύγκριση μεταξύ διαφορετικών προϊόντων, υπηρεσιών ή οποιαδήποτε άλλη δυνατή σύγκριση. Το γράφημα παρουσιάζει τα διαφορετικά αυτά επιλεγμένα δεδομένα και αποτυπώνει την σύγκριση σε σχέση μεταξύ δύο διαφορετικών μεγεθών ή χαρακτηριστικών που αφορούν αυτά τα δεδομένα.



Εικόνα 2.2.3.3: Αποτύπωμα Άνθρακα – Εξοικονόμηση Καυσίμου

Από τη γραφική αναπαράσταση και εν γένει την οπτικοποίηση των ιστορικών δεδομένων καθίσταται ευκολότερη η διαδικασία αναγνώρισης των βασικών χαρακτηριστικών της χρονοσειράς, καθώς και η εύρεση ακραίων και ιδιαίτερων τιμών, των οποίων η διόρθωση ή η αντιμετώπιση είναι απόφαση του αναλυτή.

2.2.4 Ποιοτικά Χαρακτηριστικά των Χρονοσειρών

Όπως ήδη έχουμε αναφέρει, οι χρονοσειρές δομούνται από κάποια βασικά χαρακτηριστικά και φυσικά με κατάλληλες τεχνικές μπορούν, υπό προϋποθέσεις, να αναλυθούν σε αυτά. Οι παραδοσιακές μέθοδοι ανάλυσης των χρονοσειρών ασχολούνται με την ανάλυση της διακύμανσης της χρονοσειράς σε τέσσερα βασικά συστατικά: την **τάση**, την **κυκλικότητα**, την **εποχιακότητα** και τις **μη κανονικές διακυμάνσεις**. Η προσέγγιση αυτή είναι χρήσιμη όχι μόνο για την εφαρμογή της κλασικής μεθόδου αποσύνθεσης, ένα μέρος της οποίας χρησιμοποιείται και από την εφαρμογή για την αποεποχικοποίηση των χρονοσειρών, αλλά και για την ανάλυση κάθε χρονοσειράς σε επιμέρους στοιχεία, ώστε ο αναλυτής να είναι σε θέση να χειριστεί την κάθε χρονοσειρά με την ενδεικνυόμενη για κάθε περίπτωση τεχνική ή μέθοδο.

Θα αναφερθούμε ξεχωριστά σε κάθε ένα από τα στοιχεία στα οποία μπορεί να αποσυντεθεί μια χρονοσειρά, καθώς θεωρούμε τις 4 αυτές έννοιες απαραίτητη γνώση ακόμα και για έναν απλό χρήστη της εφαρμογής, ώστε να μπορεί να ανταποκριθεί στις απαιτήσεις του συστήματος για σωστές εισόδους, καθώς και να μπορεί να κατανοήσει με περισσότερη ευκολία την πρόβλεψη της χρονοσειράς που εισήγαγε.

Αρχικά, η **τάση** αποτελεί το πρώτο συστατικό μιας χρονοσειράς και ορίζεται ως μια «μακροπρόθεσμη» μεταβολή του μέσου επιπέδου τιμών μιας χρονοσειράς. Ο ορισμός της τάσης, αν και κοινά αποδεκτός, δημιουργεί ένα πρόβλημα σχετικά με ποια μεταβολή θεωρείται μακροπρόθεσμη έτσι ώστε να μπορεί να εξεταστεί η αντίστοιχη αύξηση ή μείωση στο μέσο επίπεδο. Η απάντηση στο ερώτημα αυτό ποικίλει ανάλογα με τη φύση των εξεταζόμενων δεδομένων. Απαραίτητη σε κάθε περίπτωση είναι η ύπαρξη ικανοποιητικού όγκου ιστορικών δεδομένων, έτσι ώστε να μπορεί με ασφάλεια να εξαχθεί κάποιο συμπέρασμα σχετικά με την τάση. Η τάση στην γενική της εικόνα μπορεί να είναι ανοδική, πτωτική ή σταθερή και μπορεί να εκτιμηθεί κατά προσέγγιση με μια ευθεία γραμμή ή μια εκθετική καμπύλη ή άλλη οποιαδήποτε άλλη οικογένεια καμπυλών.

Η **κυκλικότητα** είναι το δεύτερο συστατικό μιας χρονοσειράς και αντιπροσωπεύει μια μεταβολή που εμφανίζεται κατά περιόδους. Η κυκλικότητα οφείλεται κατά κύριο λόγο σε εξωγενείς παράγοντες και το μήκος των περιόδων εμφάνισής της είναι πάντα μεγαλύτερο από ένα έτος (πενταετία, δεκαετία, κλπ). Στις γραφικές παραστάσεις των χρονοσειρών παρουσιάζεται ως μια κυματοειδής γραμμή η οποία κινείται ανάμεσα στις ακραίες στάθμες της χρονοσειράς. Κυκλικότητα εμφανίζεται κυρίως σε οικονομικές χρονοσειρές όπως το Ακαθάριστο Εθνικό Προϊόν, οι τιμές μετοχών και αμοιβαίων κεφαλαίων και οι τιμές πετρελαίου και χρυσού. Αυτό οφείλεται στις γενικότερες οικονομικές συνθήκες που χαρακτηρίζονται από διαδοχικές ανόδους και υφέσεις των παγκόσμιων και εγχώριων οικονομιών και για αυτό οι μεταβολές στις οικονομικές χρονοσειρές είναι γνωστές με την ονομασία επιχειρηματικός κύκλος.

Η **εποχιακότητα** είναι το τρίτο ποιοτικό χαρακτηριστικό μιας χρονοσειράς και ορίζεται ως μια περιοδική διακύμανση η οποία έχει σταθερό και μικρότερο ή ίσο μήκος από ένα έτος. Η εποχιακότητα είναι μετά την τάση το πιο εύκολα αναγνωρίσιμο χαρακτηριστικό μιας χρονοσειράς από τη γραφική της αναπαράσταση. Επίσης εύκολος είναι και ο τρόπος αντιμετώπισης της επίδρασης της εποχιακότητας στα δεδομένα μιας χρονοσειράς, καθώς οι αλλαγές που προκαλεί στα δεδομένα επαναλαμβάνονται κατά την πάροδο του χρόνου, στα ίδια χρονικά διαστήματα και με την ίδια ποσοστιαία αλλαγή. Η εποχιακότητα ακριβώς λόγω της κανονικότητάς της, αντιμετωπίζεται με την εύρεση δεικτών εποχιακότητας για τα αντίστοιχα χρονικά διαστήματα, η διαίρεση των οποίων με τα πραγματικά δεδομένα μας

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

απαλλάσσει από την επίδραση της εποχιακότητας και μας επιτρέπει να παράγουμε μια νέα χρονοσειρά χωρίς εποχιακότητα που ονομάζεται αποεποχικοποιημένη χρονοσειρά.

Παραδείγματα εποχιακών χρονοσειρών είναι οι πωλήσεις παγωτών που εκτοξεύονται το καλοκαίρι ή ο αριθμός επιβατών πλοίων και αεροπλάνων που πολλαπλασιάζονται κατά τις περιόδους των γιορτών. Από τα παραπάνω καταλαβαίνουμε ότι η βασική διαφορά μεταξύ της εποχιακότητας και της κυκλικότητας είναι ότι και τα δυο χαρακτηριστικά της χρονοσειράς μας δείχνουν επανάληψη κάποιου είδους μοτίβου, η μεν εποχιακότητα με συχνότητα μέρας, εβδομάδας ή μήνα, ενώ η κυκλικότητα σε επίπεδο πενταετίας, δεκαετία ή ακόμα και αιώνα.

Οι **μη κανονικές διακυμάνσεις** ή αλλιώς **ασυνέχειες**, είναι εκείνες οι παρατηρήσεις που εμφανίζονται στη γραφική απεικόνιση της χρονοσειράς ως απότομες αλλαγές στο πρότυπο συμπεριφοράς της. Τέτοιες αλλαγές που έχουν είτε παροδικό είτε ακόμα και μόνιμο χαρακτήρα δε θα μπορούσαν να προβλεφθούν με χρήση αποκλειστικά των ιστορικών δεδομένων. Οι αλλαγές με παροδική διάρκεια που η επίδρασή τους διαρκεί για σύντομο χρονικό διάστημα ονομάζονται **outliers** ή **special events**. Η αναγνώριση τους δεν είναι μια απλή διαδικασία που θα μπορούσε να επιτύχει ένας απλός χρήστης, καθώς απαιτείται τόσο θεωρητική γνώση του μελετώμενου μεγέθους όσο και κριτική ικανότητα από την πλευρά του αναλυτή. Ένα outlier αποτελεί μια ασυνήθιστη παρατήρηση της χρονοσειράς που οφείλεται σε κάποιο εξαιρετικό ή απρόβλεπτο γεγονός. Παραδείγματος χάρη, μια απεργία μπορεί να προκαλέσει δραματική μείωση των παραγόμενων προϊόντων μιας επιχείρησης, ενώ μια διαφημιστική εκστρατεία μπορεί να αυξήσει τις πωλήσεις προϊόντων της ίδιας επιχείρησης.

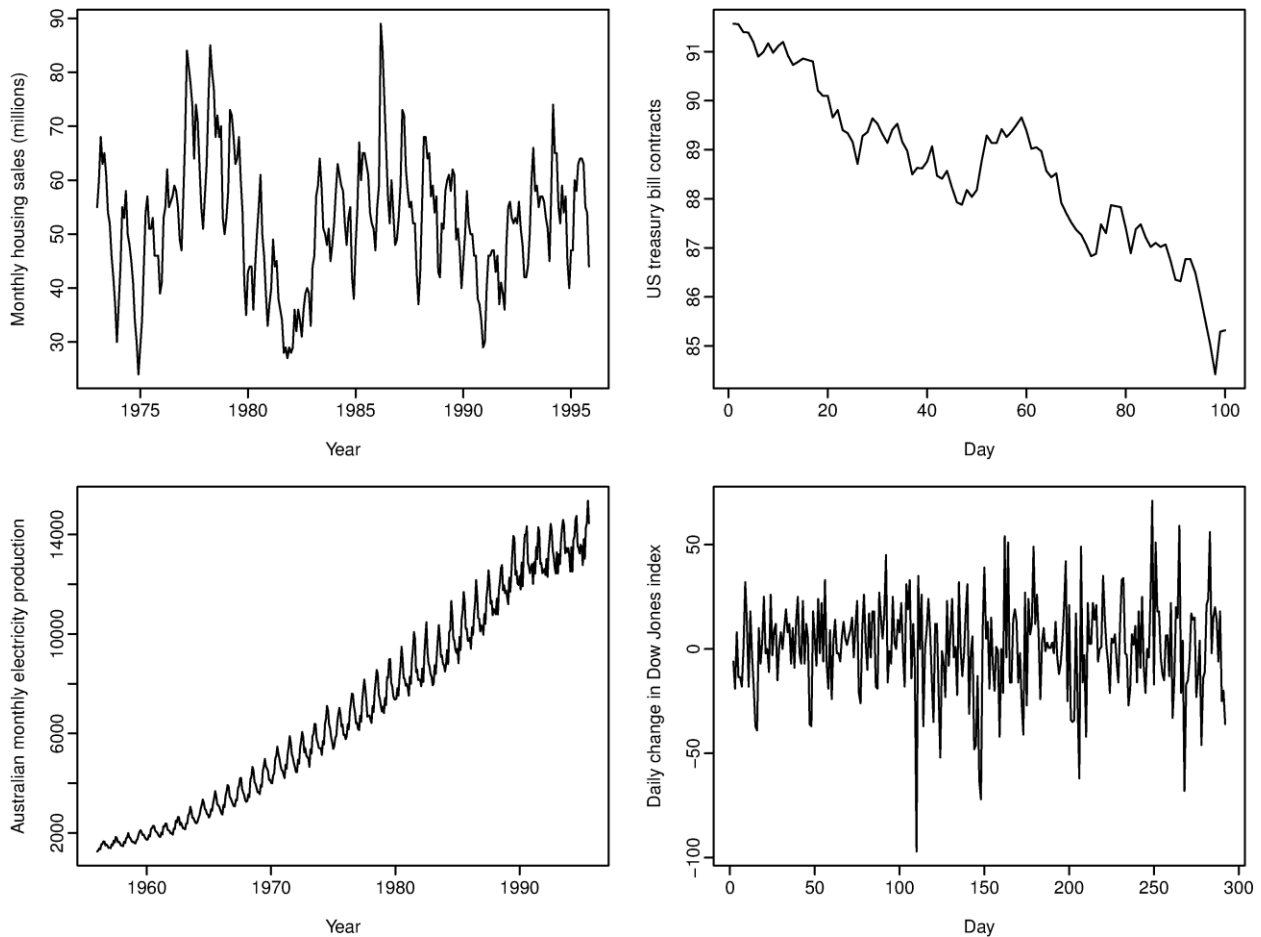
Από την άλλη πλευρά, οι αλλαγές με μόνιμο χαρακτήρα στη χρονοσειρά που οι αλλαγές τους θα συνεχιστούν και στο μέλλον ονομάζονται **level shifts**. Ένα παράδειγμα αλλαγής level shift είναι η πτώση του επιπέδου των πωλήσεων μιας εταιρείας λόγω εισαγωγής στην αγορά μιας ανταγωνίστριας εταιρείας στον ίδιο κλάδο. Μετά από την απότομη μείωση των πωλήσεων κατά την είσοδο του ανταγωνισμού στην αγορά, οι πωλήσεις σταθεροποιούνται και πάλι, απλά σε χαμηλότερο από το αρχικό επίπεδο.

Τέλος, υπάρχει και η συνιστώσα της τυχαιότητας ή αλλιώς στοιχείο σφάλματος. Ως τυχαιότητα ορίζεται η διαφορά ανάμεσα στην συνδυασμένη επίδραση των τριών πρώτων συνιστωσών των χρονοσειρών (τάση, κυκλικότητα και εποχιακότητα) και των πραγματικών δεδομένων.

Για να γίνει αντιληπτή πόσο σημαντική είναι η οπτικοποίηση των δεδομένων που αναφέρθηκε στην προηγούμενη παράγραφο αλλά και η εμφάνιση των βασικών

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

χαρακτηριστικών των χρονοσειρών παρακάτω ακολουθούν τέσσερα παραδείγματα γραφημάτων χρονοσειρών (Εικόνα 3.2.4.1).



Εικόνα 2.2.4.1: Γραφήματα ποιοτικών χαρακτηριστικών χρονοσειρών

1. Μηνιαίες πωλήσεις ακινήτων (πάνω αριστερά), παρουσιάζεται εμφανής έντονη ετήσια εποχιακότητα, όπως επίσης και κυκλικότητα με μήκος περιόδων από 6-10 έτη. Δεν υπάρχει εμφανής τάση στα συγκεκριμένα δεδομένα.
2. Συμβόλαια Αμερικάνικων Ομολόγων (πάνω δεξιά), παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του Χρηματιστηρίου του Σικάγο για 100 συνεχόμενες ημέρες του 1981. Στην παρούσα χρονοσειρά δεν υπάρχει εποχιακότητα αλλά μια εμφανής πτωτική τάση. Πιθανότατα, εάν υπήρχαν περισσότερα ιστορικά δεδομένα στην χρονοσειρά να βλέπαμε ότι το πτωτικό αυτό κομμάτι είναι τελικά ένα κομμάτι ενός μεγαλύτερου κύκλου, αλλά όταν παρατηρούμε μόνο αυτές τις 100 τιμές τις αναγνωρίζουμε απλά ως τάση.

3. Μηνιαία παραγωγή ενέργειας στην Αυστραλία (κάτω αριστερά). Στην παρούσα χρονοσειρά υπάρχει εμφανέστατη τάση καθώς και έντονη εποχιακότητα. Στην χρονοσειρά αυτή δεν υπάρχει κάποιο στοιχείο που να δηλώνει κυκλικότητα.
4. Ημερήσια αλλαγή του χρηματιστηριακού δείκτη Dow Jones (κάτω δεξιά) στην οποία δεν υπάρχει κανένα από τα 3 βασικά χαρακτηριστικά (τάση, εποχιακότητα, κυκλικότητα). Στην χρηματιστηριακή αυτή χρονοσειρά εντοπίζουμε μόνο δύσκολα προβλέψιμες τυχαίες μεταβολές, καθώς και πολλές ακραίες τιμές.

2.3 Κατηγορίες Μεθόδων Πρόβλεψης

Οι τρεις μεγάλες κατηγορίες στις οποίες εντάσσονται οι τεχνικές προβλέψεων που έχουν αναπτυχθεί μέχρι σήμερα είναι οι εξής:

- **Ποσοτικές** (quantitative)
- **Κριτικές** (judgmental)
- **Τεχνολογικές** (technological)

Στα πλαίσια της διπλωματικής μας θα ασχοληθούμε με την εφαρμογή ποσοτικών μεθόδων και ειδικότερα μεθόδων χρονοσειρών, αλλά για χάρη πληρότητας πρέπει να αναφερθούν οι μέθοδοι προβλέψεων.

2.3.1 Ποσοτικές Μέθοδοι

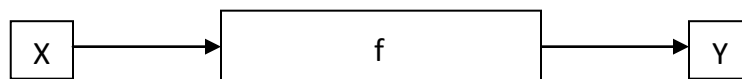
Για την εφαρμογή των ποσοτικών μεθόδων πρόβλεψης υπάρχει η απαίτηση η πληροφορία που θέλουμε να προβλέψουμε να ποσοτικοποιείται με την μορφή αριθμητικών δεδομένων και τα ιστορικά δεδομένα να διατηρούν το πρότυπο συμπεριφοράς τους στο μέλλον. Οι ποσοτικές μέθοδοι ανάλογα με το μοντέλο που χρησιμοποιείται μπορεί να ταξινομηθούν στα μοντέλα χρονοσειρών τα οποία και χρησιμοποιούμε στην εφαρμογή μας και τα αιτιοκρατικά μοντέλα. Για να κατανοήσουμε ευκολότερα τις βασικές υποθέσεις πάνω στις οποίες στηρίζεται καθεμιά από τις δυο ποσοτικές μεθόδους, καθώς και για να εντοπίσουμε τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα τους θα πρέπει να μελετήσουμε τις ιδιότητες και τα χαρακτηριστικά της καθεμιάς.

2.3.1.1 Μέθοδοι Χρονοσειρών

Οι μέθοδοι χρονοσειρών αποτελούν το πιο διαδομένο είδος ποσοτικού μοντέλου πρόβλεψης, ειδικά στον κλάδο των επιχειρήσεων. Το μοντέλο αυτό βασίζεται στην υπόθεση ότι η μεταβολή της τιμής του μελετώμενου μεγέθους ακολουθεί ένα λανθάνον πρότυπο που επαναλαμβάνεται στο χρόνο και παραμένει ,όσο το δυνατόν, πιο σταθερό

χωρίς την εμφάνιση ασυνήθιστων τιμών. Το λανθάνον αυτό πρότυπο υποθέτουμε ότι αναγνωρίζεται μονοσήμαντα με βάση τα δεδομένα. Οι προβλέψεις λοιπόν παράγονται με την αναγνώριση του προτύπου αυτού και την προέκτασή του στο μέλλον. Έτσι βασιζόμενοι στις παρελθούσες τιμές της υπό εξέταση μεταβλητής, ανιχνεύουμε το πρότυπο το οποίο ακολουθούν και παράγουμε σημειακές προβλέψεις επεκτείνοντας το πρότυπο αυτό στο μέλλον. Για την υλοποίηση της διαδικασίας αυτής πρέπει να έχουμε διαθέσιμα, ικανοποιητικά σε αριθμό ιστορικά στοιχεία της προς μελέτη μεταβλητής σε σταθερές χρονικές περιόδους. Όσο μεγαλύτερη ιστορικότητα έχουμε στην διάθεσή μας, τόσο καλύτερα θα εντοπίσουμε το πρότυπο συμπεριφοράς της χρονοσειράς και θα παράγουμε ακριβέστερες προβλέψεις.

Το μοντέλο χρονοσειρών μπορεί να παρασταθεί σχηματικά με το απλό σχήμα της Εικόνας 3.3.1.1.1.



Εικόνα 2.3.1.1.1: Το μοντέλο χρονοσειρών

Στο παραπάνω σύστημα η είσοδος του συστήματος X_i (όπου i είναι η αντίστοιχη χρονική περίοδος) αναπαριστά τα ιστορικά δεδομένα της μελετώμενης μεταβλητής. Η έξοδος Y είναι η τελική παραγόμενη πρόβλεψη και η συνάρτηση f είναι το μοντέλο πρόβλεψης που χρησιμοποιούμε.

2.3.1.2 Μέθοδοι αποσύνθεσης

Αντικείμενο των μεθόδων αποσύνθεσης είναι ο διαχωρισμός κύριων χαρακτηριστικών των χρονοσειρών και η απομόνωσή τους. Τα κύρια αυτά χαρακτηριστικά των χρονοσειρών, όπως έχουν ήδη αναφερθεί στην παράγραφο 3.2.4 είναι: *η τάση, ο κύκλος, η εποχιακότητα και η τυχαιότητα*. Οι κυριότερες μέθοδοι αποσύνθεσης από τη βιβλιογραφία είναι:

- Fixed Additive Method – σταθερή προσθετική μέθοδος
- Fixed Multiplicative Method – σταθερή πολλαπλασιαστική μέθοδος ή Κλασική Μέθοδος αποσύνθεσης.
- Moving Additive Method – κινητή προσθετική μέθοδος
- Moving Multiplicative Method – κινητή πολλαπλασιαστική μέθοδος
- Zaycoff's Method

- Μέθοδος Cwmsus X-II
- CPB Method
- KVF Method
- SABL Method

Στην εφαρμογή έχουν ενσωματωθεί κάποια από τα βήματα της κλασικής μεθόδου αποσύνθεσης με σκοπό την εύρεση των δεικτών εποχιακότητας της χρονοσειράς και της αποεποχικοποίησής της. Αυτό γίνεται γιατί έχει δειχθεί ότι είναι πιο εύκολο και δίνει και πιο ακριβείς προβλέψεις η προέκταση μιας αποεποχικοποιημένης χρονοσειράς και έπειτα ή επαναεποχικοποίηση των παραγόμενων προβλέψεων ώστε να προκύψουν οι τελικές προβλέψεις.

Έτσι, όταν ως είσοδος στην εφαρμογή δοθεί με οποιοδήποτε από τους διαθέσιμους τρόπους χρονοσειρά με μηνιαία δεδομένα και με αριθμό παρατηρήσεων μεγαλύτερο από 48, δηλαδή 4 χρόνια ιστορικών δεδομένων, τότε εκτελούνται τα παρακάτω βήματα της κλασικής μεθόδου αποσύνθεσης για την αποεποχικοποίηση της χρονοσειράς.

- *Εκτίμηση τάσης.* Υπολογίζονται αρχικά οι κινητοί μέσοι όροι μήκους ίσου με την εποχιακότητα που παρουσιάζει η χρονοσειρά, δηλαδή ΚΜΟ 12 και έπειτα υπολογίζονται στη σειρά των κινητών μέσων όρων 12 κινητός μέσος όρος 2. Με αυτόν τον τρόπο υπολογίζεται η εκτίμηση της τάσης η οποία είναι οι κεντρικοί κινητοί μέσοι όροι (12x2).
- *Υπολογισμός Λόγων Εποχιακότητας (Λ.Ε.).* Υπολογίζονται ξεχωριστά ανά περίοδο ως ο λόγος της πραγματικής τιμής της χρονοσειράς προς την αντίστοιχη τιμή που έχει προκύψει από τους κεντρικούς κινητούς μέσους όρους. Οι υπολογιζόμενοι λόγοι εποχιακότητα περιέχουν ακόμα τον παράγοντα της τυχαιότητας και χρήζουν κανονικοποίησης.
- *Υπολογισμός Δεικτών Εποχιακότητας (Δ.Ε.).* Υπολογίζονται με την κανονικοποίηση των λόγων εποχιακότητας τόσο με το συνολικό άθροισμα όσο και με την αφαίρεση της ελάχιστης και της μέγιστης τιμής για κάθε ομάδα αντίστοιχων περιόδων.
- *Υπολογισμός Αποεποχικοποιημένης Χρονοσειράς.* Η αποεποχικοποιημένη χρονοσειρά προκύπτει από την αρχική χρονοσειρά διαιρώντας με τον αντίστοιχο εποχιακό δείκτη την κάθε παρατήρηση.

Μετά από αυτή τη διαδικασία έχουμε μια χρονοσειρά απαλλαγμένη από την συνιστώσα της εποχιακότητας. Σε αυτή εφαρμόζεται η κατάλληλη μέθοδος πρόβλεψης και οι προβλέψεις που παράγονται πολλαπλασιάζονται με τους αντίστοιχους δείκτες

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

εποχιακότητας για να εισαχθεί εκ νέου στην τελική χρονοσειρά η συνιστώσα της εποχιακότητας.

2.3.1.3 Μέθοδοι εξομάλυνσης

Οι μέθοδοι εξομάλυνσης χρησιμοποιούνται εν γένει για βραχυπρόθεσμες προβλέψεις των μελλοντικών τιμών της σειράς και σκοπός των μεθόδων αυτών είναι να διακρίνουν το βασικό πρότυπο, εξομαλύνοντας τα ιστορικά δεδομένα. Οι μέθοδοι αυτοί διακρίνονται στις μεθόδους κινητού μέσου όρου, στις οποίες οι παρελθούσες τιμές της μεταβλητής συμμετέχουν με την ίδια βαρύτητα στον υπολογισμό της πρόβλεψης και στις 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.

2.3.1.4 Αυτοπαλινδρομικές μέθοδοι κινητού μέσου όρου (ARIMA)

Οι αυτοπαλινδρομικές μέθοδοι κινητού μέσου όρου είναι στοχαστικά μαθηματικά μοντέλα τα οποία χρησιμοποιούνται για την περιγραφή της διαχρονικής εξέλιξης κάποιου φυσικού μεγέθους. Τα στοχαστικά μοντέλα περιέχουν τον τυχαίο παράγοντα, τις τιμές του μεγέθους για τις προηγούμενες χρονικές στιγμές, όπως και άλλους στοχαστικούς παράγοντες συνήθως. Το μοντέλο που προκύπτει τελικά είναι ένα γραμμικός συνδυασμός των παραπάνω ποσοτήτων. Τα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα βασίζονται στην παραδοχή της αλληλεξάρτησης μεταξύ των τιμών που λαμβάνει η χρονοσειρά τις διάφορες χρονικές στιγμές.

2.3.1.5 Επεξηγηματικές (Αιτιοκρατικές) Μέθοδοι

Στις επεξηγηματικές μεθόδους αναγνωρίζονται μεταβλητές οι οποίες σχετίζονται με τη σειρά δεδομένων που υπάρχει και βάσει αυτών των μεταβλητών αναπτύσσεται κάποιο μοντέλο για να εκφράσει τη σχέση αυτή. Δεν είναι απαραίτητα κάποια χρονική εξάρτηση καθώς η πρόβλεψη εκφράζεται ως συνάρτηση του συγκεκριμένου αριθμού παραγόντων που έχει αναγνωριστεί ότι επηρεάζουν τις μελλοντικές τιμές. Η ανάπτυξη μιας τέτοιας μεθόδου διευκολύνει την κατανόηση των συνθηκών και επιτρέπει τον πειραματισμό με διάφορους συνδυασμούς δεδομένων για τη βαθύτερη μελέτη των επιδράσεων τους στην

τελική πρόβλεψη. Στις επεξηγηματικές μεθόδους ανήκουν οι μέθοδοι παλινδρόμησης, όπως και οι οικονομετρικές μέθοδοι.

2.3.2 Κριτικές Μέθοδοι

Οι στατιστικές μέθοδοι που εντάσσονται στην κατηγορία των ποσοτικών μεθόδων και επιτρέπουν γενικά την αναγνώριση κάποιων προτύπων ή σχέσεων που διακρίνονται στις χρονοσειρές, με στόχο την προέκταση των χρονοσειρών αυτών για εύρεση μελλοντικών τους τιμών. Βασική υπόθεση, όμως, που γίνεται, είναι ότι θα συνεχιστεί να ισχύει το συγκεκριμένο πρότυπο ή σχέση που έχει παρατηρηθεί. Αλλά, στην πραγματική ζωή, αλλαγές συμβαίνουν διαρκώς και, όσο γρηγορότερα αναγνωριστούν, τόσο πιο πιθανή είναι η αποφυγή μεγάλου και συχνά ακριβού λάθους στις προβλέψεις. Όταν λοιπόν τέτοιες αλλαγές αναγνωριστούν, τότε εισέρχεται στις μεθόδους πρόβλεψης η ανθρώπινη κριτική ικανότητα. Η ανθρώπινη κριτική ικανότητα είναι η μόνη βιώσιμη εναλλακτική για να προβλέπει και την έκταση αλλά και την επίδραση των αλλαγών αυτών στις προβλέψεις. Επίσης είναι απαραίτητη για να μπορεί να ενσωματωθεί στις πληροφορίες η εμπειρία και η γνώση των managers όπως επίσης και των experts. Συνοψίζοντας, οι κριτικές μέθοδοι έχουν εν γένει ως δεδομένα προϊόντα διαίσθησης, κρίσης και συσσωρευμένης γνώσης και χρησιμοποιούνται σε επιχειρήσεις και οργανισμούς. Η πρόβλεψη μπορεί να βασίζεται είτε στις γνώσεις και την κρίση ενός ατόμου (ατομικές μέθοδοι) είτε στο συνδυασμό απόψεων των μελών κάποιας επιτροπής (μέθοδοι επιτροπής).

2.3.3 Τεχνολογικές Μέθοδοι

Οι τεχνολογικές μέθοδοι πρόβλεψης χρησιμοποιούνται για μακροπρόθεσμες προβλέψεις σχετικά με τεχνολογικά, οικονομικά, κοινωνικά και πολιτικά θέματα. Διακρίνονται σε δύο κατηγορίες: στις *διερευνητικές (exploratory)* και στις *κανονιστικές (normative)*. Οι διερευνητικές μέθοδοι ξεκινούν από το παρελθόν ή το παρόν και εξετάζοντας όλες τις πιθανές περιπτώσεις οδηγούνται στο μέλλον. Στον αντίποδα, υπάρχουν οι κανονιστικές μέθοδοι που πρώτα καθορίζουν όλους τους μελλοντικούς στόχους και έπειτα εξετάζουν τη δυνατότητα επίτευξής τους, λαμβάνοντας υπ όψιν τους περιορισμούς, τους διαθέσιμους πόρους αλλά και τις τεχνολογίες.

2.4 Κυριότερες Μέθοδοι Πρόβλεψης

Στην παρούσα διπλωματική, για την ανάπτυξη της εφαρμογής χρησιμοποιήσαμε 6 βασικές μεθόδους χρονοσειρών. Στην επιλογή αυτή μας οδήγησαν βασικές προϋποθέσεις τις οποίες πρέπει να διαθέτει μια μέθοδος ώστε να μπορεί να υλοποιηθεί σε μια εφαρμογή για κινητές συσκευές:

- Η άρτια μαθηματική σχέση της μεθόδου να είναι καλά ορισμένη ώστε να μπορεί να υλοποιηθεί με την μορφή κώδικα.
- Η πολυπλοκότητά της να είναι περιορισμένη έτσι ώστε οι πόροι της κινητής συσκευής στην οποία θα εγκατασταθεί η εφαρμογή να είναι επαρκείς. Ούτως οι άλλως οι διαγωνισμοί προβλέψεων έδειξαν ότι απλές μέθοδοι πηγαίνουν καλύτερα από τις πολύπλοκες.
- Να μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε όσο το δυνατόν ευρεία «γκάμα» χρονοσειρών από όσο το δυνατόν περισσότερα πεδία εφαρμογών προβλέψεων.

Είναι φανερό ότι στα πλαίσια μιας διπλωματικής δεν θα μπορούσαμε να υλοποιήσουμε όλες τις διαθέσιμες βιβλιογραφικά μεθόδους πρόβλεψης, όπως επίσης είναι φανερό ότι δεν θα μπορούσαμε να αναπτύξουμε εφαρμογή βασισμένη σε πολύπλοκες μεθόδους οι οποίες απαιτούν πληθώρα υπολογιστικών πόρων και αυτό λόγω του περιορισμού των κινητών συσκευών. Το αποτέλεσμα της επιλογής των μεθόδων ήταν να αναπτύξουμε και να ενσωματώσουμε στην εφαρμογή μας τις παρακάτω μεθόδους προβλέψεων:

- Naive ή Απλοϊκή Μέθοδο
- Απλή Γραμμική Παλινδρόμηση – LRL
- Απλή Εκθετική Εξομάλυνση – SES
- Εκθετική Εξομάλυνση Γραμμικής Τάσης – Holt
- Εκθετική Εξομάλυνση Μη Γραμμικής Τάσης – Damped
- Κλασική Μέθοδο Theta

Στις παρακάτω παραγράφους θα αναπτυχθούν αναλυτικά τα μοντέλα αυτά, αλλά και για χάρη πληρότητας και μερικά άλλα τα οποία αποφασίσαμε να μην υλοποιήσουμε και ενσωματώσουμε, τουλάχιστον στην πρώτη έκδοση της εφαρμογής.

2.4.1 Απλοϊκή Μέθοδος (Naive)

Η μέθοδος Naive αποτελεί την πιο απλή μέθοδο πρόβλεψης. Η συγκεκριμένη μέθοδος δίνει ως πρόβλεψη για την επόμενη χρονική περίοδο την ίδια τιμή με την παρατήρηση που είχε σημειωθεί την προηγούμενη ακριβώς χρονική περίοδο. Έχει καλή απόδοση για προβλέψεις μίας περιόδου μπροστά σε αποεποχικοποιημένες χρονοσειρές, καθώς η αναμενόμενη τιμή της πρόβλεψης δεν διαφέρει σημαντικά από την τελευταία παρατήρηση που είναι διαθέσιμη. Συνήθως όμως, δεν δίνει ακριβείς προβλέψεις με αποτέλεσμα να μην χρησιμοποιείται τόσο ως μέθοδος πρόβλεψης όσο ως σημείο αναφοράς (benchmark) για άλλες πιο πολύπλοκες μεθόδους. Η μαθηματική σχέση που περιγράφει αυτή τη μέθοδο πρόβλεψης είναι:

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

2.4.2 Μέθοδοι Μέσου Όρου

Οι μέθοδοι μέσων όρων, εκτός από την χρησιμότητά τους για την εξομάλυνση των ιστορικών δεδομένων και κατά συνέπεια την ομαλοποίηση των χρονοσειρών, μπορούν να χρησιμοποιηθούν και ως μέθοδοι πρόβλεψης. Κάποιοι από τους μέσους όρους που χρησιμοποιούμε για την παραγωγή προβλέψεων είναι ο απλός μέσος όρος και κινητός μέσος όρος.

2.4.2.1 Απλός Μέσος Όρος

Η μέθοδος του απλού μέσου όρου στηρίζεται στην εύρεση του μέσου όρου όλων των παρατηρήσεων και στη χρήση αυτής της τιμής για πρόβλεψη. Συνεπώς η πρόβλεψη δίνεται βάσει της παρακάτω σχέσης:

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

Η χρήση αυτής της μεθόδου ενδείκνυται για περιπτώσεις που οι παρατηρήσεις δεν παρουσιάζουν τάση ή αξιοπρόσεκτη εποχιακότητα. Εν γένει, προτείνεται για χρονοσειρές που παρουσιάζουν σταθερότητα στην πάροδο του χρόνου λόγω του μεγάλου όγκου ιστορικών δεδομένων που ισάξια συμπεριλαμβάνεται στον υπολογισμό της μεθόδου.

2.4.2.2 Κινητός Μέσος Όρος

Ένας τρόπος να πραγματοποιηθεί η διαχείριση της επιρροής των παρελθουσών παρατηρήσεων στην πρόβλεψη όταν έχει επιλεγθεί ως μέθοδος πρόβλεψης η μέθοδος των μέσων όρων, είναι να καθοριστεί το μήκος του μέσου όρου των παρατηρήσεων που θα ληφθούν υπ' όψη στην εξαγωγή της πρόβλεψης. Έτσι, το μοντέλο θα ανανεώνεται όταν μια νέα παρατήρηση γίνεται διαθέσιμη, με αποτέλεσμα να γίνεται πιο ακριβές, αφού λαμβάνει υπ' όψη του δεδομένα κοντά στο παρόν. Η επιλογή του μήκους του μέσου όρου ο οποίος θα υπολογιστεί, και η τιμή του που θα οριστεί ως πρόβλεψη, μετατρέπουν τον απλό μέσο όρο σε κινητό μέσο όρο.

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

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

Μια ενδεχόμενη σύγκριση του κινητού μέσου όρου και του απλού μέσου όρου θα παρουσίαζε ενδιαφέρον για να γίνει αντιληπτή η διαφορά στη χρήση τους. Το πλεονέκτημα του κινητού μέσου όρου είναι η σημασία που δίνεται πάντα στις τελευταίες ίσου πλήθους παρατηρήσεις, ενώ τα μειονεκτήματα που παρουσιάζει είναι ότι απαιτεί

περισσότερο χώρο αποθήκευσης δεδομένων, διότι πρέπει να αποθηκευτούν όλες οι παρατηρήσεις από τις οποίες θα εξάγεται κάθε φορά ο μέσος όρος και όχι απλά η τιμή του μέσου όρου.

Το μειονέκτημα των μεθόδων μέσων όρων είναι ότι καμία από τις δύο μεθόδους δεν μπορεί να διαχειριστεί με επιτυχία κύρια χαρακτηριστικά των χρονοσειρών, όπως είναι η τάση και η εποχιακότητα κατά την εφαρμογή τους για την παραγωγή προβλέψεων. Για αυτό το λόγο, τα μοντέλα μέσων όρων χρησιμοποιούνται κυρίως για την εξάλειψη της εποχιακότητας και της τυχαιότητας από τις χρονοσειρές, ώστε να προκύψει μια εκτίμηση της γραμμής τάσης-κύκλου. Έτσι, λοιπόν, τα μοντέλα αυτά θα μπορούσαμε να πούμε ότι είναι, κατά κύριο λόγο, εργαλεία αποσύνθεσης και όχι εργαλεία πρόβλεψης.

2.4.3 Απλή Γραμμική Παλινδρόμηση

Η μέθοδος της απλής γραμμικής παλινδρόμησης βασίζεται στην υπόθεση ύπαρξης σχέσης ανάμεσα στη μεταβλητή πρόβλεψης (εξαρτημένη μεταβλητή) και σε μια άλλη μεταβλητή (ανεξάρτητη μεταβλητή). Εκτός από την υπόθεση ότι υπάρχει μια τέτοια σχέση, υποθέτουμε ότι η σχέση αυτή είναι και γραμμική. Σκοπός λοιπόν της απλής γραμμικής παλινδρόμησης είναι η έκφραση της σχέσης της μεταβλητής Y από μια ανεξάρτητη μεταβλητή X με την εξίσωση μιας ευθείας γραμμής:

$$Y = a + bX + e$$

Όπου a είναι το αρχικό σημείο (για $b = 0$) και b είναι η κλίση της ευθείας, ενώ ο όρος e , δηλώνει το σφάλμα, δηλαδή την απόκλιση της παρατήρησης από την ευθεία που παριστάνεται από την παραπάνω σχέση.

Στόχος της απλής γραμμικής παλινδρόμησης είναι η εκτίμηση των παραμέτρων a και b έτσι ώστε η ευθεία:

$$Y = a + bX$$

να αποτελεί τη "βέλτιστη", δηλαδή να προσαρμόζεται, όσο το δυνατόν, καλύτερα στα δεδομένα. Το σφάλμα προσαρμογής μπορεί να θεωρηθεί σαν την κατακόρυφη απόκλιση της παρατήρησης από την ευθεία προσαρμογής και δίδεται ως εξής:

$$e_t = Y_i - \hat{Y}_i$$

Όπου η τιμή \hat{Y}_i αντιπροσωπεύει την εκτιμώμενη τιμή (από της ευθεία παλινδρόμησης) και η τιμή Y_i αντιστοιχεί στην πραγματική παρατήρηση. Ως βέλτιστη ευθεία προσαρμογής, επιλέγεται αυτή για την οποία το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων γίνεται ελάχιστο. Η μέθοδος είναι γνωστή ως μέθοδος Ελαχίστων Τετραγώνων.

Η μαθηματική σχέση από την οποία προκύπτει το σφάλμα μπορεί να γραφτεί συναρτήσει των a και b ως εξής:

$$\sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - a - bX_i)^2$$

οπότε και είναι δυνατός ο υπολογισμός των παραμέτρων a και b που δίνουν την εξίσωση βέλτιστης ευθείας.

Οι μαθηματικές σχέσεις που προκύπτουν είναι:

$$b = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}$$
$$a = \bar{Y} - b\bar{X}$$

όπου \bar{X} και \bar{Y} οι μέσες τιμές των διανυσμάτων X και Y και n ο αριθμός των παρατηρήσεων με βάση τις οποίες υπολογίζεται η ευθεία παλινδρόμησης.

2.4.4 Μέθοδοι Εκθετικής Εξομάλυνσης

Μια επέκταση των μεθόδων μέσου όρου είναι οι μέθοδοι πρόβλεψης με σταθμισμένο μέσο όρο, δηλαδή όλες οι παρατηρήσεις να μην έχουν τη ίδια βαρύτητα για την εξαγωγή των προβλέψεων. Είναι συχνό φαινόμενο, οι πιο πρόσφατες παρατηρήσεις να είναι καλύτερος οδηγός για την πρόβλεψη της μελλοντικής τιμής. Γι' αυτόν τον λόγο, δημιουργήθηκε η ανάγκη για μοντέλα πρόβλεψης που θα χρησιμοποιούν τις παλαιότερες παρατηρήσεις με μειωμένη βαρύτητα συγκριτικά με τις πιο πρόσφατες.

Σε αυτήν την παράγραφο λοιπόν θα περιγραφούν μέθοδοι οι οποίοι εφαρμόζουν εκθετική μείωση του συντελεστή βαρύτητας, όσο πιο παλαιά είναι μια παρατήρηση. Αυτός είναι και ο λόγος που αυτές οι μέθοδοι καλούνται μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης.

Γενικότερα, η εκθετική εξομάλυνση είναι μέθοδος πρόβλεψης, η οποία προεκτείνει στοιχεία του προτύπου των ιστορικών δεδομένων στο μέλλον. Το μοντέλο της αντίστοιχης πρόβλεψης εφαρμόζεται στη δοθείσα χρονοσειρά, αφού πρώτα τα αντίστοιχα δεδομένα έχουν εξομαλυνθεί, έτσι ώστε να απομονωθούν τα πραγματικά πρότυπα από τις καθαρά τυχαίες διακυμάνσεις.

Οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης παρουσιάστηκαν για πρώτη φορά γύρω στο 1940 και η άνθισή τους ήρθε το 1960 μαζί με την άνθιση της επιστήμης της πληροφορικής. Οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης είναι ιδιαίτερα δημοφιλείς στο πεδίο των προβλέψεων λόγω της απλότητάς τους, των περιορισμένων απαιτήσεών τους για αποθήκευση δεδομένων και του μειωμένου υπολογιστικού φόρτου που απαιτούν. Επίσης παρά την απλότητα που τις διακρίνει, σύμφωνα με αποτελέσματα πρακτικών μελετών, παρουσιάζουν ικανοποιητικά ποσοστά ακρίβειας σε σχέση με πιο πολύπλοκες μεθόδους, διότι δεν επηρεάζονται από τις ιδιομορφίες των προτύπων των δεδομένων ούτε από τυχαία εμφανιζόμενες ακραίες τιμές. Βέβαια αντίθετα με την ακρίβεια των προβλέψεων, οι εμπειρικές μελέτες έδειξαν ότι τα μοντέλα γραμμικής και εκθετικής τάσης εμφανίζουν μια υπεραισιοδοξία με αποτέλεσμα να οδηγούν σε ιδιαίτερα υψηλές τιμές προβλέψεων και κατ' επέκταση σε αυξημένες τιμές του στατιστικού δείκτη Mean Error.

Τα μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης χωρίζονται σε κατηγορίες ανάλογα με τη γενική μορφή της γραφικής παράστασης της χρονοσειράς. Σύμφωνα λοιπόν με την κατηγοριοποίηση αυτή προκύπτουν τέσσερα μοντέλα τάσης: τα μοντέλα σταθερού επιπέδου, γραμμικής τάσης, εκθετικής τάσης και φθίνουσας τάσης.

Πριν την ανάλυση κάθε μοντέλου, κρίνεται σκόπιμο να αναφερθούν κάποια γενικά χαρακτηριστικά τους συνοπτικά και για τα τέσσερα μοντέλα, έτσι ώστε να υπάρχει μια γενική εικόνα για τη χρήση του καθενός.

Αρχικά λοιπόν, το μοντέλο σταθερού επιπέδου υποθέτει την απουσία τάσης από τα δεδομένα. Εν γένει χρησιμοποιείται για τις προβλέψεις ενός βήματος, διότι η πρόβλεψη για οποιαδήποτε μελλοντική χρονική στιγμή γίνεται με την προέκταση μιας οριζόντιας ευθείας γραμμής. Αντιθέτως, το μοντέλο γραμμικής τάσης είναι πρακτικά πιο διαδεδομένο διότι η πρόβλεψη γίνεται με προέκταση μιας ευθείας γραμμής συμπεριλαμβανομένης την ύπαρξης της τάσης με αυτόν τον τρόπο. Χαρακτηριστικό παράδειγμα στα οποία ενδείκνυται η εφαρμογή μοντέλου εκθετικής τάσης είναι το ποσοστό αύξησης των πωλήσεων στην αρχή του κύκλου ζωής ενός προϊόντος. Λόγω του προβλήματος υπεραισιοδοξίας των μοντέλων γραμμικής και εκθετικής τάσης που αναφέραμε, προέκυψε η ανάγκη εφαρμογής ενός άλλου μοντέλου, όπως του μοντέλου φθίνουσας τάσης, το

οποίο αποτελεί την καλύτερη προσέγγιση σχετικά με τις μακροχρόνιες προβλέψεις, διότι μειώνεται σταδιακά το μέγεθος κατά το οποίο αυξάνονται οι τιμές της χρονοσειράς κάθε χρονική περίοδο. Πιο αναλυτικά ακολουθεί μελέτη και παρουσίαση κάθε μοντέλου για την καλύτερη κατανόηση του.

2.4.4.1 Μοντέλο Σταθερού Επιπέδου - Απλή Εκθετική Εξομάλυνση (Simple Exponential Smoothing)

Το μοντέλο σταθερού επιπέδου περιγράφεται από τις εξής εξισώσεις:

$$e_t = Y_t - F_t$$

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

$$F_{t+1} = S_t$$

Όπου e_t είναι το σφάλμα της πρόβλεψης το οποίο προκύπτει από τη διαφορά της πραγματικής τιμής της χρονοσειράς και της πρόβλεψης για την ίδια χρονική περίοδο t . Ο δείκτης t λοιπόν, αντιπροσωπεύει την χρονική περίοδο. Το S_t είναι το επίπεδο της χρονοσειράς στο τέλος της χρονικής περιόδου t και αποτελεί το επίπεδο της προηγούμενης χρονικής περιόδου και ενός ποσοστού του σφάλματος. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η τιμή του ποσοστού αυτού διότι αντιπροσωπεύει την τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης και λαμβάνει τιμές από 0 έως 1. Τέλος η τιμή $F_t(m)$ είναι η πρόβλεψη που πραγματοποιείται στο τέλος κάθε περιόδου t και αναφέρεται σε m περιόδους μπροστά. Χαρακτηριστικό της μεθόδου σταθερού επιπέδου είναι ότι η πρόβλεψη για κάθε χρονική περίοδο είναι ίση με το επίπεδο S_t .

Αν θέλαμε να περιγράψουμε με λίγες λέξεις τη λειτουργία του μοντέλου σταθερού επιπέδου θα είχαμε την παρακάτω διαδικασία. Σε κάθε χρονική στιγμή, υπολογίζεται το σφάλμα με σκοπό να κρατήσει την τιμή της πρόβλεψης αρκετά κοντά στο επίπεδο της πραγματικής χρονοσειράς. Για την παραγωγή της πρόβλεψης κάθε χρονική στιγμή, πρέπει να έχει υπολογιστεί η τιμή του επιπέδου από την πραγματική χρονοσειρά για την προηγούμενη χρονική στιγμή.

Η ερώτηση που προκύπτει από τη λειτουργία του μοντέλου είναι, τι θα γίνει με την πρόβλεψη για την πρώτη χρονική περίοδο για την οποία δεν υπάρχουν ιστορικά δεδομένα. Η απάντηση δίνεται από το αρχικό επίπεδο: σαν πρώτη πρόβλεψη στο συγκεκριμένο

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

μοντέλο χρησιμοποιείται το αρχικό επίπεδο. Είναι λοιπόν δεδομένη η σημασία της σωστής επιλογής του αρχικού επιπέδου του μοντέλου πρόβλεψης για την παραγωγή προβλέψεων με ακρίβεια.

Αρχικό Επίπεδο

Συνήθεις μεθοδολογίες για την πρώτη τιμή του επιπέδου της απλής εκθετικής εξομάλυνσης σταθερού επιπέδου είναι:

- Ο μέσος όρος όλων των παρατηρήσεων
- Ο μέσος όρος των πρώτων παρατηρήσεων
- Η πρώτη παρατήρηση
- Το σταθερό επίπεδο από το μοντέλο της απλής γραμμικής παλινδρόμησης

Η τιμή της αρχικοποίησης του επιπέδου για την εφαρμογή του μοντέλου, αφήνεται στο ερευνητή και εξαρτάται και από τα χαρακτηριστικά της εκάστοτε χρονοσειράς. Λόγω τόσο της ακρίβειας που προσφέρει όσο και της δυνατότητας εκτέλεσής του χωρίς κάποια επιλογή από τον χρήστη, για την παρούσα διπλωματική χρησιμοποιήθηκε ο τέταρτος τρόπος εύρεσης αρχικού επιπέδου.

Συντελεστής Εξομάλυνσης

Όπως αναφέραμε, η παράμετρος α αποτελεί τον συντελεστή εξομάλυνσης της μεθόδου. Οι τιμές που λαμβάνει ανήκουν στο διάστημα 0 έως 1 και εν γένει το κριτήριο που χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό της είναι η ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE). Το κριτήριο αυτό ως επικρατέστερο στην βιβλιογραφία, έχει χρησιμοποιηθεί και από εμάς κατά τα στάδια υλοποίησης της εφαρμογής. Βέβαια η τιμή της παραμέτρου δεν είναι μοναδική, καθώς μπορεί να επιλεχθούν άλλα κριτήρια για την επιλογή της αντίστοιχης τιμής, όπως είναι η ελαχιστοποίηση κάποιου άλλου σφάλματος.

Η εύρεση της τιμής της σταθεράς εξομάλυνσης βρίσκεται με αλγοριθμικό τρόπο είτε με γραμμική αναζήτηση ψάχνοντας το ελάχιστο σφάλμα είτε με κάποια άλλη βελτιστοποίηση. Η γραμμική αναζήτηση εν γένει έχει το πρόβλημα χρόνου ιδιαίτερα όταν οι χρονοσειρές που αναφερόμαστε έχουν πολλά δεδομένα.

Ο βέλτιστος συντελεστής εξομάλυνσης καθορίζεται από δύο κύριους παράγοντες οι οποίοι αλληλοεξαρτώνται. Ο πρώτος είναι το ποσοστό θορύβου που υπάρχει στην χρονοσειρά. Όσο περισσότερος θόρυβος υπάρχει στα δεδομένα της χρονοσειράς τόσο μικρότερη πρέπει να είναι η τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης για να αποφευχθεί η υπερβολική

αντίδραση στον θόρυβο. Ο άλλος παράγοντας είναι η σταθερότητα του μέσου όρου της χρονοσειράς. Αν ο μέσος όρος της χρονοσειράς μεταβάλλεται, ο συντελεστής εξομάλυνσης θα πρέπει να είναι μεγάλος έτσι ώστε οι προβλέψεις να παρακολουθούν τις αντίστοιχες μεταβολές των δεδομένων. Αντίθετα, αν ο μέσος όρος είναι σχετικά σταθερός, τότε η τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης θα είναι μικρή.

Οι ακραίες τιμές του συντελεστή εξομάλυνσης έχουν καθοριστική σημασία για την παραγωγή της πρόβλεψης. Μηδενική τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης σημαίνει ότι η πρόβλεψη θα μείνει ίδια για όλες τις χρονικές περιόδους και ίση με το αρχικό επίπεδο. Γι αυτό εν γένει χρησιμοποιείται ένα κατώτατο όριο για την τιμή της παραμέτρου έτσι ώστε να αποφεύγεται η μηδενική τιμή. Αντίθετα, η μέγιστη τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης δηλαδή να είναι ίσος με τη μονάδα, οδηγεί την τιμή της πρόβλεψης να ταυτίζεται κάθε φορά με την τιμή της προηγούμενης χρονικής περιόδου, δηλαδή να είναι ίση με την τελευταία τιμή της χρονοσειράς και έτσι το μοντέλο μετατρέπεται στην απλοϊκή μέθοδο (Naive).

2.4.4.2 Μοντέλο Γραμμικής Τάσης (Holt Exponential Smoothing)

Το μοντέλο εξομάλυνσης γραμμικής τάσης αποτελεί επέκταση του μοντέλου απλής εκθετικής εξομάλυνσης η οποία μπορεί επιπρόσθετα να διαχειριστεί την συνιστώσα της τάσης που συχνά συναντάμε στις πραγματικές επιχειρησιακές χρονοσειρές. Παρουσιάζει ομοιότητες με το μοντέλο παλινδρόμησης, όμως σταδιακά αποδίδεται μεγαλύτερη βαρύτητα στα πιο πρόσφατα δεδομένα και το αρχικό σημείο και η κλίση επαναυπολογίζονται σε κάθε χρονική περίοδο. 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 μοντέλο της εξομάλυνσης γραμμικής τάσης (Holt Exponential Smoothing, λόγω της εισαγωγής του στην επιστήμη των προβλέψεων το 1957 από τον Holt) μαθηματικά περιγράφεται από τις παρακάτω εξισώσεις:

$$e_t = Y_t - F_t$$

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

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

$$F_{t+m} = S_t + m \cdot T_t$$

Όπου e_t είναι το σφάλμα της πρόβλεψης το οποίο προκύπτει από τη διαφορά της πραγματικής τιμής της χρονοσειράς και της πρόβλεψης για την ίδια χρονική περίοδο t . 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 την χρονική περίοδο $t-1$ και ενός ποσοστού το σφάλματος πρόβλεψης. Το ποσοστό αυτό καθορίζεται από τον συντελεστή a ο οποίος ορίζεται ως ο συντελεστής εξομάλυνσης του επιπέδου και το πεδίο τιμών του είναι από το 0 έως το 1. Η τάση T_t αντιπροσωπεύει την τάση που υπάρχει στην χρονοσειρά για την περίοδο t και είναι ίση με το άθροισμα της τάσης της χρονικής περιόδου $t-1$ και ενός ποσοστού του σφάλματος της πρόβλεψης. Το ποσοστό αυτό συμβολίζεται με τον συντελεστή b ο οποίος καλείται συντελεστής εξομάλυνσης της τάσης και το πεδίο τιμών του είναι επίσης από το 0 έως το 1. Η ποσότητα F_{t+m} που υπάρχει στην τελευταία από τις σχέσεις που περιγράφουν το μοντέλο 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 πολλαπλασιασμένη με τον αριθμό m περιόδων του ορίζοντα πρόβλεψης.

Από την ανάλυση των σχέσεων που προηγήθηκε, γίνονται εμφανείς και οι διαφορές μεταξύ του μοντέλου γραμμικής τάσης και μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης. Το επίπεδο στο μοντέλο γραμμικής τάσης είναι το αρχικό σημείο μιας γραμμής τάσης η οποία αντιστοιχεί στη συγκεκριμένη μόνο χρονική περίοδο και μεταβάλλεται ανάλογα με τα δεδομένα κάθε χρονικής περιόδου.

Αρχικό Επίπεδο και Αρχική Τάση

Η αρχικοποίηση τόσο του επιπέδου όσο και της τάσης είναι εξαιρετικά σημαντική και στο μοντέλο γραμμικής εξομάλυνσης. Το αρχικό επίπεδο υπολογίζεται όπως και στην απλή εκθετική εξομάλυνση. Ως αρχική τάση συνήθως χρησιμοποιείται:

- η διαφορά της δεύτερης και πρώτης παρατήρησης ($Y_2 - Y_1$)
- η διαφορά την v -οστής παρατήρησης και πρώτης διαιρεμένη με $v-1$
- η σταθερά κλίσης της κλίσης από το μοντέλο της απλής γραμμικής παλινδρόμησης

Η τελική επιλογή γίνεται πάντα σύμφωνα με τα χαρακτηριστικά και το είδος της χρονοσειράς την οποία θέλουμε να μελετήσουμε. Επειδή όμως, η εφαρμογή που αναπτύξαμε προορίζεται για χρήση σε οποιαδήποτε μορφής δεδομένα για τον υπολογισμό τόσο του αρχικού επιπέδου όσο και της αρχικής κλίσης η επιλογή που έχουμε κάνει είναι η χρήση των παραμέτρων από το μοντέλο απλής γραμμικής παλινδρόμησης.

Συντελεστές Εξομάλυνσης a και b

Σχετικά με τις τιμές των συντελεστών εξομάλυνσης, όπως και στο μοντέλο εκθετικής εξομάλυνσης σταθερού επιπέδου, ποικίλλουν οι τιμές τους στο εύρος από το 0 έως του 1, ανάλογα με το κριτήριο επιλογής που θα χρησιμοποιηθεί, όπως η ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος που συνηθίζεται ή η ελαχιστοποίηση του μέσου απόλυτου σφάλματος. Από την ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος προκύπτουν τιμές και για τα δύο παραμέτρους της μεθόδου. Ουσιαστικά προκύπτει ο καλύτερος συνδυασμός των παραμέτρων σχετικά με την ακρίβεια. Είναι προφανές πως λόγω ύπαρξης δύο παραμέτρων εξομάλυνσης, η εύρεση της καλύτερης τιμής τους γίνεται πιο πολύπλοκη διαδικασία που απαιτεί και περισσότερο χρόνο. Συνεπώς η χρήση αποτελεσματικού αλγορίθμου προς εύρεση αυτών των παραμέτρων κρίνεται πολύ σημαντική. Για την ανάπτυξη της εφαρμογής σαν κριτήριο για τον υπολογισμό του βέλτιστου συνδυασμού παραμέτρων έχει χρησιμοποιηθεί η ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE).

2.4.4.3 Μοντέλο Μη Γραμμικής Τάσης (Damped)

Το μοντέλο γραμμικής τάσης που περιγράψαμε παραπάνω, μπορεί να μεταβληθεί κατάλληλα ώστε να προσαρμόζεται και σε μη γραμμικές τάσεις. Αυτό επιτυγχάνεται με την χρήση μιας παραμέτρου επιπλέον που ελέγχει τον ρυθμό αύξησης των τιμών των προβλέψεων. Αυτή ονομάζεται παράμετρος διόρθωσης της τάσης, συμβολίζεται με ϕ και περιγράφηκε το 1985 από τους Gardner και McKenzie. Το μοντέλο μη γραμμικής τάσης περιγράφεται μαθηματικά ως ακολούθως:

$$e_t = Y_t - F_t$$

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

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

$$F_{t+m} = S_t + \sum_{i=1}^m \phi^i \cdot T_t$$

Αρχικά, όπως και στις προηγούμενες μεθόδους, υπολογίζεται το σφάλμα της πρόβλεψης e_t το οποίο προκύπτει από τη διαφορά της πραγματικής τιμής της χρονοσειράς και της πρόβλεψης για την ίδια χρονική περίοδο t . Το S_t , είναι το επίπεδο της χρονοσειράς στο

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

τέλος της χρονικής περιόδου t και είναι ίσο με το άθροισμα του επιπέδου της χρονικής περιόδου $t-1$, της τάσης κατά την χρονική περίοδο $t-1$ και ενός ποσοστού του σφάλματος πρόβλεψης. Το ποσοστό αυτό καθορίζεται από τον συντελεστή a ο οποίος ορίζεται ως ο συντελεστής εξομάλυνσης του επιπέδου και το πεδίο τιμών του είναι από το 0 έως το 1. Η τάση T_t αντιπροσωπεύει την τάση που υπάρχει στην χρονοσειρά για την περίοδο t και είναι ίση με το άθροισμα της τάσης της χρονικής περιόδου $t-1$ και ενός ποσοστού του σφάλματος της πρόβλεψης. Το ποσοστό αυτό συμβολίζεται με τον συντελεστή b ο οποίος καλείται συντελεστής εξομάλυνσης της τάσης και το πεδίο τιμών του είναι επίσης από το 0 έως το 1. Όπως εύκολα γίνεται αντιληπτό, οι εξισώσεις αυτές είναι όμοιες με αυτές του γραμμικού μοντέλου. Η διαφορά έγκειται στην τελευταία εξίσωση στην οποία αντί να υπολογίζεται μια γραμμική αύξηση της τάσης μέσω του ορίζοντα πρόβλεψης m , πραγματοποιείται ένας μη γραμμικός υπολογισμός αυτής μέσω της παραμέτρου εξομάλυνσης ϕ .

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον μελέτης παρουσιάζει η μελέτη της τιμής της νέας παραμέτρου ϕ που χρησιμοποιείται, η οποία δεν έχει κάποιο άνω ή κάτω όριο και δύναται να πάρει οποιαδήποτε τιμή. Αν η παράμετρος είναι μεγαλύτερη της μονάδας, τότε προκύπτει εκθετική τάση και το μέγεθος κατά το οποίο αυξάνει η τιμή των προβλέψεων μεγαλώνει κάθε φορά. Αν η τιμή του συντελεστή ϕ όμως είναι μικρότερη από την μονάδα τότε προκύπτει φθίνουσα τάση και το μέγεθος κατά το οποίο αυξάνει η τιμή των προβλέψεων μικραίνει κάθε χρονική περίοδο.

Αρχικό Επίπεδο και Αρχική Τάση

Όπως περιγράψαμε και στα δυο προηγούμενα μοντέλα, η αρχικοποίηση το μοντέλου γίνεται εν γένει με εφαρμογή της γραμμικής παλινδρόμησης στα ιστορικά δεδομένα όπου οι αρχικές τιμές του επιπέδου και της τάσης λαμβάνουν τις τιμές του αρχικού σημείου και της κλίσης της ευθείας της γραμμικής παλινδρόμησης αντίστοιχα. Επίσης είναι δυνατή και η χρήση και των άλλων τρόπων που έχουν ήδη περιγραφεί στη γραμμική εκθετική εξομάλυνση.

Συντελεστές Εξομάλυνσης a, b, ϕ

Σχετικά με τις τιμές των συντελεστών εξομάλυνσης και της παραμέτρου διόρθωσης της τάσης, ελέγχονται κάποιες δοκιμαστικές τιμές. Το κριτήριο επιλογής είναι στις περισσότερες περιπτώσεις η ελαχιστοποίηση το μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE) αν και θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν και άλλα είδη σφαλμάτων όπως είναι το ποσοστιαίο σφάλμα. Στην εφαρμογή Forecasting Management Assistant, όπως και στις άλλες μεθόδους εξομάλυνσης από την ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

σφάλματος, θα προκύψει ο καλύτερος συνδυασμών των τιμών των αντίστοιχων παραμέτρων.

Βέβαια, όσο αυξάνεται το πλήθος των παραμέτρων, τόσο αυξάνεται και η υπολογιστική πολυπλοκότητα του προβλήματος άρα και του χρόνου που απαιτείται για την εύρεση των παραμέτρων. Οπότε η υλοποίηση ενός αποδοτικού αλγορίθμου που χρησιμοποιεί το κριτήριο της ελαχιστοποίησης του μέσου τετραγωνικού σφάλματος ώστε να εξάγει το βέλτιστο δυνατό συνδυασμό πέρα από την γραμμική αναζήτηση η οποία είναι χρονοβόρα, κρίνεται επιτακτική. Ο υπολογισμός των παραμέτρων εξομάλυνσης σε καθεμιά από τις 3 μεθόδους εκθετικής εξομάλυνσης στην εφαρμογή εκτελείται με διάφορους τρόπους που περιλαμβάνουν είτε σειριακή εύρεση βέλτιστης παραμέτρου είτε αλγορίθμου διχοτόμησης για εύρεση βέλτιστου συνδυασμού παραμέτρων.

Είναι σημαντικό να αναλυθεί περαιτέρω η φυσική σημασία της τιμής της παραμέτρου διόρθωσης και οι διαφορές που προκαλούν οι αλλαγές της τιμής της στο εν λόγω μοντέλο. Αρκετές φορές λοιπόν, οι προβλέψεις που προκύπτουν από το μοντέλο μη γραμμικής τάσης είναι ίδιες με αυτές του μοντέλου απλής εκθετικής εξομάλυνσης ή του μοντέλου γραμμικής τάσης. Για παράδειγμα, αν στα δεδομένα μας δεν υπάρχει τάση και εφαρμοστεί το μοντέλο μη γραμμικής τάσης και το μοντέλο σταθερού επιπέδου, οι προβλέψεις που θα παραχθούν θα είναι κατά προσέγγιση ίσες. Αυτό γιατί η τιμή της παραμέτρου διόρθωσης της τάσης ϕ που θα προκύψει με την προαναφερόμενη διαδικασία εύρεσης της, θα είναι πολύ κοντά στο 0. Και πράγματι, αν στις μαθηματικές εξισώσεις περιγραφής του μοντέλου μη γραμμικής τάσης εξαλείψουμε την παράμετρο ϕ (θεωρώντας την αμελητέα και άρα ίση με το 0), προκύπτει το μοντέλο σταθερού επιπέδου συνεπώς οι προβλέψεις είναι ακριβώς οι ίδιες.

Από την παραπάνω διαπίστωση γίνεται φανερό ότι μπορεί να χρησιμοποιηθεί το μοντέλο μη γραμμικής τάσης ως ένα αυτόματο σύστημα πρόβλεψης για κάθε τύπο μη εποχιακής χρονοσειράς. Για κάθε τιμή της παραμέτρου διόρθωσης της τάσης ϕ έχουμε αντίστοιχη σε ένα από τα παρακάτω μοντέλα εξομάλυνσης:

- $\phi = 0$, απλή εκθετική εξομάλυνση σταθερού επιπέδου
- $\phi < 1$, μοντέλο φθίνουσας τάσης
- $\phi = 1$, μοντέλο γραμμικής τάσης
- $\phi > 1$, μοντέλο εκθετικής τάσης

Η ακρίβεια των προβλέψεων του μοντέλου μη γραμμικής τάσης είναι σημαντικά μεγαλύτερη από τις αντίστοιχες του μοντέλου γραμμικής τάσης. Γενικά το μοντέλο μη γραμμικής τάσης δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα σε περιπτώσεις όπου είναι αδύνατη η

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

εύρεση κάποιου συγκεκριμένου μοντέλου για την παραγωγή προβλέψεων κάποιας χρονοσειράς.

Άλλο ένα πλεονέκτημα του μοντέλου μη γραμμικής τάσης είναι η καταλληλότητα του για παραγωγή προβλέψεων μεγάλου χρονικού ορίζοντα. Πραγματικά οι πρακτικές έρευνες έχουν δείξει ότι όσο πιο μακρινός είναι ο ορίζοντας πρόβλεψης, τόσο πιο πολύ πλεονεκτεί το μοντέλο μη γραμμικής τάσης σε ακρίβεια έναντι των άλλων μοντέλων.

2.4.5 Μοντέλο Theta

Τέλος, μια μέθοδος που ενσωματώθηκε στο σύστημα και αναπτύχθηκε από δύο μέλη της Μονάδας Προβλέψεων και Στρατηγικής το 2000 είναι η μέθοδος Theta. Η μέθοδος Theta (Assimakoroulos και Nikolopoulos, 2000; Νικολόπουλος, 2002) είναι μια μονοδιάστατη μέθοδος πρόβλεψης, η οποία βασίζεται στη μεταβολή των τοπικών καμπυλοτήτων μιας χρονοσειράς μέσα από την παράμετρο θ που εφαρμόζεται πολλαπλασιαστικά στις διαφορές δεύτερης τάξης των δεδομένων. Η καινούργια χρονοσειρά που δημιουργείται διατηρεί την μέση τιμή και κλίση της αρχικής χρονοσειράς αλλά όχι και τις τοπικές καμπυλότητες και τη διακύμανση. Οι χρονοσειρές που παράγονται με αυτή τη διαδικασία ονομάζονται γραμμές Theta. Βασικό ποιοτικό χαρακτηριστικό αυτών των γραμμών είναι η καλύτερη προσέγγιση της μακροπρόθεσμης συμπεριφοράς των δεδομένων ή η ανάδειξη και τονισμός των βραχυπρόθεσμων χαρακτηριστικών, ανάλογα με την τιμή της παραμέτρου θ (μικρότερη ή μεγαλύτερη της μονάδας αντίστοιχα).

Η προτεινόμενη μέθοδος αποσυνθέτει (διαχωρίζει) την αρχική χρονοσειρά σε δύο ή περισσότερες γραμμές Theta. Η κάθε γραμμή Theta προεκτείνεται στο μέλλον ξεχωριστά, με την ίδια ή και με διαφορετικές μεθόδους πρόβλεψης και οι παραγόμενες προβλέψεις συνδυάζονται για να προκύψει η τελική πρόβλεψη. Ο απλός συνδυασμός δύο γραμμών Theta, για $\theta=0$ (ευθεία γραμμή) και για $\theta=2$ (διπλασιασμός των τοπικών καμπυλοτήτων) χρησιμοποιήθηκε για την παραγωγή προβλέψεων για τις 3003 χρονοσειρές του διεθνούς διαγωνισμού προβλέψεων M3 και παρήγαγε πολύ καλά αποτελέσματα, με μικρά σφάλματα προβλεπτικής ακρίβειας.

Στην εφαρμογή μας έχει υλοποιηθεί και ενσωματωθεί το κλασικό μοντέλο Theta με διαχωρισμό της αρχικής χρονοσειράς σε δυο γραμμές Theta (0 και 2).

Τα βήματα που ουσιαστικά περιγράφουν τη μεθοδολογία της κλασικής μεθόδου theta είναι τα παρακάτω:

Βήμα 0. Έλεγχος εποχιακότητας. Ελέγχεται η κάθε χρονοσειρά για στατιστικά σημαντική εποχιακή συμπεριφορά.

Βήμα 1. Αποεποχικοποίηση. Μέσω της κλασικής μεθόδου πολλαπλασιαστικής αποσύνθεσης, εφόσον αποδειχθεί ότι η χρονοσειρά έχει σημαντική εποχιακότητα.

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

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

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

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

Ακολούθως περιγράφεται ο υπολογισμός των δύο γραμμών Theta που προτείνονται στην αναφερόμενη μεθοδολογία. Δεδομένου πως η Theta Line(0) ισοδυναμεί με την ευθεία ελαχίστων τετραγώνων (LRL) που περιγράφηκε στην προηγούμενη παράγραφο, απομένει ο υπολογισμός της Theta Line(2). Έτσι προκύπτουν οι εξής σχέσεις:

$$Y_t = \frac{1}{2} (Y_t^{\theta=1-\alpha} + Y_t^{\theta=1-\alpha}) \stackrel{\alpha=1}{\iff}$$

$$Y_t = \frac{1}{2} (Y_t^{\theta=0} + Y_t^{\theta=2}) \stackrel{Y_t^{\theta=0}=LRL_t}{\iff}$$

$$Y_t^{\theta=2} = 2 \cdot Y_t - LRL_t$$

Η τελευταία εξίσωση οδηγεί σε έναν εναλλακτικό τρόπο παραγωγής της Theta Line(2) αφού η LRL μπορεί εύκολα να παραχθεί σύμφωνα με τη θεωρία της παλινδρόμησης. Ένας άλλος τρόπος υπολογισμού οποιασδήποτε γραμμής Theta, σύμφωνα με τον Νικολόπουλο και του συνεργάτες το 2008 είναι:

$$Theta\ Line(\theta)_t = Y_t^\theta = LRL_t + \theta \cdot e_t$$

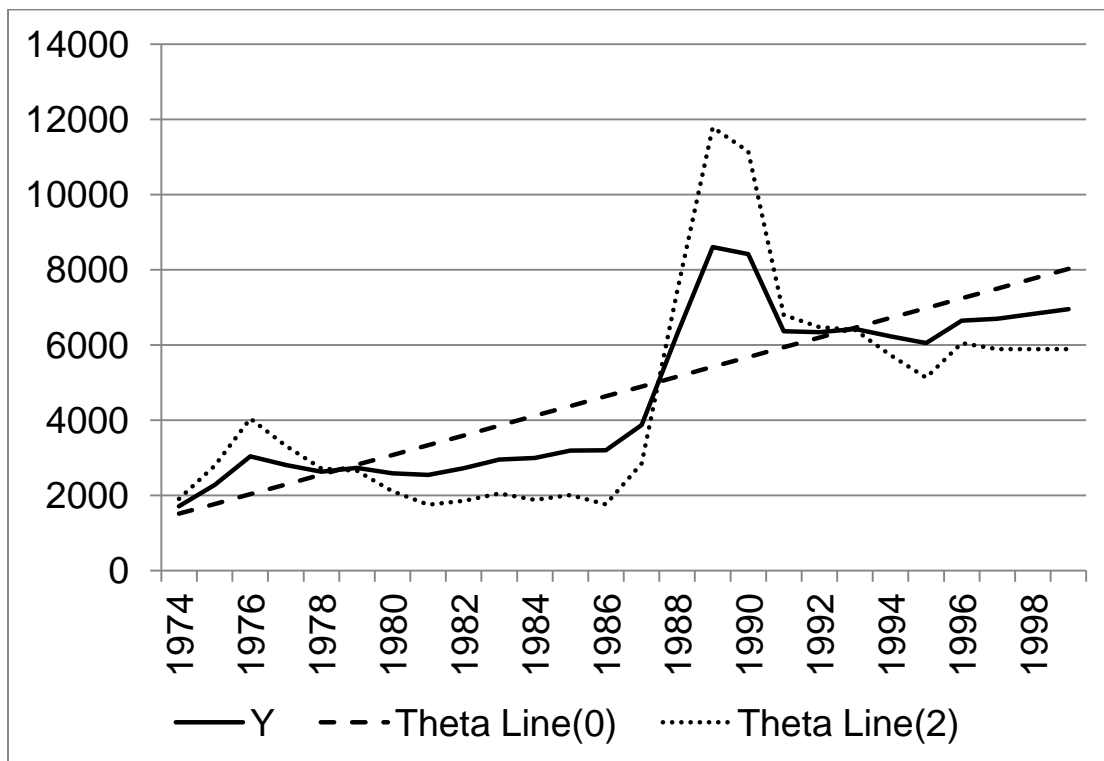
όπου:

$$e_t = Y_t - LRL_t$$

Ενώ οι Hyndman και Billah (2003) πρότειναν τον εξής τρόπο:

$$Y_t^\theta = \theta \cdot Y_t + \alpha_\theta + b_\theta \cdot (t - 1)$$

Στην μέθοδο Theta, η μακροπρόθεσμη τάση εξασφαλίζεται από της προέκταση της γραμμής $\theta = 0$. Ταυτόχρονα η ύπαρξη και της γραμμής $\theta=2$ λειτουργεί ως αντίβαρο στη χρησιμοποίηση μόνο της απλής γραμμικής παλινδρόμησης και εξασφαλίζει την αξιοποίηση και της βραχυπρόθεσμης πληροφορίας. Ως αποτέλεσμα, το σημείο εκκίνησης των προβλέψεων πετυχαίνει καλύτερη προσέγγιση του σωστού επιπέδου και εξασφαλίζει μια συντηρητική μεν, αλλά σταθερή συνέχιση της μακροπρόθεσμης τάσης.



Εικόνα 2.4.5.1: Η μέθοδος Theta

2.4.6 Επιλογή της κατάλληλης Μεθόδου Πρόβλεψης

Η εξαγωγή των προβλέψεων λόγω της μεγάλης τεχνολογικής εξέλιξης που υπάρχει, δεν μπορεί να χαρακτηριστεί ως μια δύσκολη διαδικασία. Οι απαιτούμενοι υπολογισμοί μπορούν να υλοποιηθούν σε οποιαδήποτε γλώσσα προγραμματισμού και συνήθως σε λίγα δευτερόλεπτα να μας δώσουν προβλέψεις. Όμως η επιλογή της κατάλληλης μεθόδου η οποία θα χρησιμοποιηθεί για τους υπολογισμούς αυτούς δεν είναι μια εύκολη διαδικασία που μπορεί να γίνει από απλούς χρήστες ενός προγράμματος. Όπως έχει αναφερθεί προηγουμένως, οι μέθοδοι πρόβλεψης κατατάσσονται σε διάφορες κατηγορίες ανάλογα με τις εφαρμογές τους αλλά και τα κύρια χαρακτηριστικά τους, έτσι ώστε να γίνει η διαδικασία της επιλογής τους ανά περίπτωση πιο εύκολη διαδικασία. Κινούμενοι προς αυτήν την κατεύθυνση θα αναφερθούν κάποιοι βασικοί παράγοντες που αντικατοπτρίζουν τις δυνατότητες εφαρμογής των διαθέσιμων μεθόδων. Οι κυριότεροι λοιπόν παράγοντες είναι:

- *Χρονικός ορίζοντας.* Ανάλογα με το χρονικό διάστημα στο μέλλον στο οποίο θα αναφέρεται η πρόβλεψη, συχνά επιλέγεται και η αντίστοιχη μέθοδος που θα χρησιμοποιηθεί. Οι ποσοτικές μέθοδοι χρησιμοποιούνται περισσότερο για μακροπρόθεσμες προβλέψεις, ενώ οι ποσοτικές μέθοδοι χρησιμοποιούνται περισσότερο για μεσοπρόθεσμες και βραχυπρόθεσμες προβλέψεις. Επίσης, σημαντικό στοιχείο είναι και το πλήθος των περιόδων για το οποίο απαιτείται πρόβλεψη.
- *Πρότυπο συμπεριφοράς των δεδομένων.* Δεν είναι δυνατή η εφαρμογή κανενός μοντέλου πρόβλεψης, αν πρώτα δεν αναγνωριστεί ένα βασικό πρότυπο συμπεριφοράς των δεδομένων, το οποίο θα αποτελέσει βάση της τεχνικής πρόβλεψης που θα εφαρμοστεί. Τα τέσσερα βασικά πρότυπα συμπεριφοράς που συχνά εμφανίζονται στις χρονοσειρές και τις περισσότερες φορές συνυπάρχουν είναι το σταθερό πρότυπο, το πρότυπο της τάσης, το εποχιακό και το κυκλικό πρότυπο.
- *Κόστος.* Αναφερόμενοι σε μια μέθοδο πρόβλεψης, το κόστος της σχετίζεται άμεσα με τον όγκο των δεδομένων που αποτελούν τα ιστορικά στοιχεία και με την πολυπλοκότητα κατά την εφαρμογή της. Το κόστος μπορεί να αναφέρεται τόσο σε υπολογιστικό όσο και σε χρηματικό κόστος για την υλοποίηση των μεθόδων.
- *Αξιοπιστία.* Η αξιοπιστία σχετικά με τις προβλέψεις, συνδέεται με το επίπεδο λεπτομέρειας που απαιτείται στην αντίστοιχη περίπτωση. Υπάρχουν περιπτώσεις όπου ένα ποσοστό ακρίβεια της πρόβλεψης 10% είναι ικανοποιητικό, ενώ άλλες

που ακόμα και το μισό ποσοστό από το προαναφερόμενο μπορεί να αποδειχθεί καταστροφικό.

- *Απλότητα και ευκολία στην εφαρμογή της.* Απλές και εύληπτες μέθοδοι εν γένει προτιμώνται, καθώς είναι και πιο εύκολες στην εφαρμογή τους. Από τη μια μπορεί ο συνδυασμός μεθόδων να δώσει καλύτερα αποτελέσματα, από την άλλη έχει αποδειχθεί πειραματικά ότι απλές μέθοδοι πηγαίνουν καλύτερα σε σύγκριση με πολύπλοκες μεθόδους.

Η μελέτη για την επιλογή της κατάλληλης μεθόδου πρόβλεψης είναι ένα θέμα το οποίο έχει απασχολήσει ιδιαίτερα την επιστημονική κοινότητα, και έχει μελετηθεί από πάρα πολλούς ερευνητές με κυριότερα αποτελέσματα να προέρχονται από τον Davis Wright και τους συνεργάτες του (1986), τον Yokum, J. T. και τον Armstrong, J. S. (1995), καθώς και τον Tashman, L.J. (1991, 2000). Όμως, όπως έχουμε αναφέρει, η εφαρμογή που έχει υλοποιηθεί απευθύνεται σε απλούς χρήστες ώστε να τους εισάγει στην επιστήμη των προβλέψεων χωρίς να απαιτεί από αυτούς να διαθέτουν ειδικευμένες γνώσεις σχετικά με τις προαναφερθείσες μεθόδους προβλέψεων. Για τον λόγο αυτό, έχουμε ενσωματώσει ένα μηχανισμό αυτόματης επιλογής της βέλτιστης μεθόδου και χρήση της για την παραγωγή των εξαγόμενων προβλέψεων. Βέβαια, σε αυτό το σημείο πρέπει να διευκρινίσουμε ότι η μέθοδος την οποία ονομάζουμε κατάλληλη για κάθε χρονοσειρά βασίζεται αποκλειστικά και μόνο στη φύση των δεδομένων και όχι σε κάποια άλλη παρατήρηση. Ο αλγόριθμος που χρησιμοποιείται για την επιλογή της κατάλληλης μεθόδου βασίζεται στην ελαχιστοποίηση του In Sample Mean Squared Error.

Αρχικά, η εφαρμογή παράγει έξι διαφορετικά μοντέλα πρόβλεψης για καθεμιά από τις 6 υλοποιημένες μεθόδους πρόβλεψης που ενσωματώνει. Μετά το τέλος της παραγωγής κάθε μεθόδου πρόβλεψης, υπολογίζεται ο στατιστικός δείκτης Mean Squared Error και αποθηκεύεται σε έναν πίνακα. Αφού η διαδικασία ολοκληρωθεί και για τις 6 μεθόδους, τότε ο πίνακας με τα παραγόμενα σφάλματα ελέγχεται για την εύρεση ελαχίστου. Η μέθοδος που αντιστοιχεί στο ελάχιστο MSE αποτελεί την καταλληλότερη μέθοδο για την χρονοσειρά και χρησιμοποιείται για την παραγωγή των τελικών προβλέψεων.

2.4.7 Συνδυασμοί Μεθόδων Πρόβλεψης

Ανάλογα με τις συνθήκες και τα κύρια χαρακτηριστικά που εμφανίζονται γίνεται και η επιλογή της κατάλληλης μεθόδου. Εντούτοις, η αναγνώριση των χαρακτηριστικών και των συνθηκών που επικρατούν δεν είναι εύκολη και γρήγορη διαδικασία. Σε άλλες πάλι περιπτώσεις ακόμα και να αναγνωριστούν σωστά οι διάφοροι παράγοντες, είναι δύσκολη η εύρεση μιας μεθόδου αποκλειστικά που να ικανοποιεί πλήρως όλες τις απαιτήσεις του προβλήματος για την πρόβλεψη. Παρατηρήθηκε ότι ένας τρόπος αύξησης της ακρίβειας των προβλέψεων είναι ο συνδυασμός διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης. Διαφορετικές μέθοδοι πρόβλεψης, εφαρμοζόμενες στις ίδιες χρονοσειρές, παράγουν διαφορετικά αποτελέσματα, καθώς η κάθε πρόβλεψη παρέχει και διαφορετική πληροφορία. Ο συνδυασμός τους παράγει προβλέψεις, αξιοποιώντας περισσότερη πληροφορία στην ίδια τιμή, γεγονός που ενισχύει την ακρίβεια της πρόβλεψης, καθώς προσεγγίζεται καλύτερα η πραγματικότητα. Αξιοπρόσεχτο, όμως, σε αυτό το σημείο είναι να αναφερθεί ο τρόπος με τον οποίο γίνεται να πραγματοποιηθεί ο συνδυασμός των μεθόδων πρόβλεψης. Δύο βασικές τεχνικές επικρατούν για την υλοποίηση του εν λόγω συνδυασμού. Ο απλός μέσος όρων όλων των προβλέψεων των μεθόδων που θα επιλεγούν είναι η πρώτη τεχνική ενώ ο υπολογισμός του μέσου όρου αλλά με χρήση συντελεστών βαρύτητας είναι η δεύτερη. Σχετικά με τη δεύτερη τεχνική, οι συντελεστές βαρύτητας που γενικά χρησιμοποιούνται εξαρτώνται από την σχετική ακρίβεια της μεθόδου και από την συνδιακύμανση των σφαλμάτων πρόβλεψης. Το μέγεθος της ανομοιότητας των μεθόδων, όπως επίσης και το μέτρο της σχετικής ακρίβειας κάθε μεθόδου σε μια συγκεκριμένη περίπτωση είναι δείκτες για την τιμή των συντελεστών βαρύτητας. Μελέτες που έχουν πραγματοποιηθεί έχουν αποδείξει ότι ο υπολογισμός του απλού μέσου όρου προβλέψεων οδηγεί σε αποτελέσματα το ίδιο ικανοποιητικά με αυτά το πολύπλοκων τεχνικών συνδυασμού.

Πάντως γενικότερα, η στρατηγική του συνδυασμού των διαφορετικών προβλέψεων είναι εξαιρετικά εποικοδομητική, καθώς από έρευνες και μελέτες που έχουν πραγματοποιηθεί μέχρι σήμερα αποδεικνύεται μείωση του μεγέθους του σφάλματος έως και 6%.

2.5 Δείκτες Αξιολόγησης Προβλέψεων

Η στατιστική ανάλυση είναι ουσιαστικά η εύρεση βασικών στατιστικών δεικτών και αποτελεί και την διαδικασία ανάλυσης κάθε χρονοσειράς για την μετέπειτα ορθότερη αντιμετώπιση της. Επιτρέπει στους αναλυτές να έχουν μια γρήγορη, δομημένη και ταυτόχρονα συνολική εικόνα για το σύνολο της χρονοσειράς. Σε συνδυασμό με την γραφική αναπαράσταση της χρονοσειράς, είναι δυνατή η επιλογή ακολούθως των κατάλληλων μεθοδολογιών και διαδικασιών πρόβλεψης. Η στατιστική ανάλυση αποτελείται από τρεις κατηγορίες που αναλύονται ακολούθως.

2.5.1 Βασική στατιστική ανάλυση

Αποτελείται από βασικούς στατιστικούς δείκτες όπως:

- Μέση τιμή:

$$\bar{Y} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n Y_i$$

- Μέγιστη και Ελάχιστη τιμή (Maximum and Minimum) της χρονοσειράς

- Τυπική απόκλιση (Standard Deviation):

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}{n}}$$

- Διακύμανση (Variance) : ορίζεται ως το τετράγωνο της τυπικής απόκλισης

- Συνδιακύμανση (Covariance):

$$Cov(X, Y) = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n [(X_i - \bar{X}) \cdot (Y_i - \bar{Y})]$$

$Cov(X, Y) > 0$: μεταβάλλονται ανάλογα τα δύο μεγέθη

$Cov(X, Y) < 0$: μεταβάλλονται αντιστρόφως ανάλογα τα δύο μεγέθη

$Cov(X, Y) = 0$: τα δύο μεγέθη είναι ασυσχέτιστα

Συντελεστής γραμμικής συσχέτισης (Linear Correlation Coefficient):

$$r_{XY} = \frac{\sum_{i=1}^n [(X_i - \bar{X}) \cdot (Y_i - \bar{Y})]}{\sqrt{\sum_{i=1}^n [(X_i - \bar{X})^2]} \sqrt{\sum_{i=1}^n [(Y_i - \bar{Y})^2]}}$$

$r_{XY} = \pm 1$: τέλεια γραμμική συσχέτιση

$-0,3 < r_{XY} < 0,3$: δεν υπάρχει γραμμική συσχέτιση

Συντελεστής αυτοσυσχέτισης (Autocorrelation Coefficient):

$$ACK_k = \frac{\sum_{i=1}^n [(X_i - \bar{X}) \cdot (Y_i - \bar{Y})]}{\sqrt{\sum_{i=1}^n [(Y_i - \bar{Y})^2]}}$$

$ACK_k = 0$: μηδενική συσχέτιση των παρατηρήσεων χρονικής υστέρησης k

$ACK_k = 1$: μεγάλη συσχέτιση των παρατηρήσεων χρονικής υστέρησης k

Συντελεστής Μεταβλητότητας (Coefficient of Variation):

$$C_V = \frac{\sigma}{\bar{Y}} \cdot 100(\%)$$

2.5.2 Στατιστική ανάλυσης ακρίβειας προβλέψεων

Σε αυτήν την κατηγορία, πέρα από την πραγματική σειρά των παρατηρήσεων που είναι αναγκαία όπως και στην βασική στατιστική ανάλυση, απαιτείται και μια δεύτερη σειρά πρόβλεψης που προκύπτει από την εφαρμογή κάποιας κατάλληλης μεθόδου επί της πραγματικής χρονοσειράς. Στα προηγούμενα κεφάλαια έγινε ανάλυση τόσο των μεθόδων πρόβλεψης όσο και της μεθοδολογίας επιλογής της καταλληλότερης μεθόδου. Με βάση την πραγματική σειρά των δεδομένων και την επιλεγμένη μέθοδο πρόβλεψης μπορούν να υπολογιστούν οι δείκτες ακρίβειας των προβλέψεων.

Η σημασία της συγκεκριμένης κατηγορίας της στατιστικής ανάλυσης στον κλάδο των προβλέψεων είναι καίριας σημασίας, καθώς αποτελεί βασικό εργαλείο για την αξιολόγηση μεθόδων αλλά και για τον χαρακτηρισμό τους σχετικά με τον τρόπο προσέγγισης, την μεθοδολογία πρόβλεψης και την πραγματική χρονοσειρά.

Κύρια έννοια για να οριστούν οι μετέπειτα δείκτες της στατιστικής ακρίβειας προβλέψεων αποτελεί το σφάλμα, δηλαδή η διαφορά μεταξύ της πραγματικής τιμής και της πρόβλεψης για μια περίοδο, το οποίο ορίζεται ως εξής:

$$e_i = Y_i - F_i$$

Είναι προφανές πως η τιμή του σφάλματος δεν μπορεί να υπολογιστεί αν δεν υπάρχουν για την ίδια χρονική περίοδο τόσο οι πραγματικές τιμές της χρονοσειράς, όσο επίσης και οι τιμές πρόβλεψης. Οπότε μπορεί να γίνει διαχωρισμός των σφαλμάτων, σε σφάλμα του μοντέλου πρόβλεψης (in – sample error) το οποίο προκύπτει από τις διαφορές των πραγματικών τιμών της χρονοσειράς που είναι ήδη διαθέσιμες και των τιμών του μοντέλου πρόβλεψης για αυτές τις χρονικές περιόδους και σε πραγματικό σφάλμα (out – of – sample error) που προκύπτει από τη διαφορά της πραγματικής μελλοντικής τιμής της χρονοσειράς που θα γίνει γνωστή μετά από το αντίστοιχο χρονικό διάστημα και της πρόβλεψης που έχει παραχθεί από το αντίστοιχο μοντέλο για εκείνη τη χρονική περίοδο.

Οι δείκτες που ακολουθούν είναι ορισμένοι έτσι ώστε να εκφράζουν το σφάλμα της μεθόδου πρόβλεψης για n περιόδους, αλλά με κατάλληλες αλλαγές στις περιόδους που αναφέρονται μπορεί να εκφράσουν και το πραγματικό σφάλμα της πρόβλεψης. Παρακάτω λοιπόν, γίνεται παράθεση των βασικότερων δεικτών που έχουν υλοποιηθεί και υπολογίζονται από την εφαρμογή:

- Μέσο σφάλμα (Mean Error):

$$ME = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (Y_i - F_i)$$

- Μέσο απόλυτο σφάλμα (Mean Absolute Error):

$$MAE = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n |Y_i - F_i|$$

- Μέσο τετραγωνικό σφάλμα (Mean Squared Error):

$$MSE = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (Y_i - F_i)^2$$

- Ρίζα Μέσου τετραγωνικού σφάλματος (Root Mean Squared Error):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (Y_i - F_i)^2}$$

- Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error):

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

- Συμμετρικό μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Symmetric Mean Absolute Percentage Error):

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

- Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα (Mean Absolute Scaled Error):

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

Από τα προαναφερόμενα σφάλματα είναι εμφανές είναι ότι τα τέσσερα πρώτα σφάλματα, δηλαδή τα Mean Error (ME), Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE) και Root Mean Squared Error (RMSE) βασίζονται κατά κύριο λόγο στις διαφορές των τιμών πρόβλεψης από τις τιμές των πραγματικών τιμών. Τα δύο επόμενα σφάλματα Mean Absolute Percentage Error (MAPE) και Symmetric Mean Absolute Percentage Error (sMAPE) εκφράζουν τα σφάλματα σε ποσοστιαία μορφή και είναι εξαιρετικά χρήσιμη μια τέτοια προσέγγιση, καθώς καθιστά δυνατή τη σύγκριση σφαλμάτων από χρονοσειρές διαφορετικού επιπέδου μέσης τιμής, όπως έχουν μελετηθεί εκτενέστερα από τους Goodwin, P. και Lawton, R. (1999), ενώ το τελευταίο Mean Absolute Scaled Error (MASE), το οποίο δεν υπολογίζεται από την εφαρμογή αλλά αναφέρεται για λόγους πληρότητας του κεφαλαίου, είναι ένα σχετικό μέτρο (relative measure) που χρησιμοποιεί το σφάλμα μιας μεθόδου, στην συγκεκριμένη περίπτωση της μεθόδου naïve ως benchmark – ορόσημο για να το συγκρίνει με το σφάλμα της υπό εξέταση μεθόδου πρόβλεψης.

2.5.3 Ρυθμός ανάπτυξης

Για λόγους πληρότητας των δεικτών στατιστικής ανάλυσης κρίνεται σκόπιμο να παρουσιαστεί και ο ρυθμός ανάπτυξης. Ο δείκτης του ρυθμού ανάπτυξης είναι ένα ποσοστό που εκφράζει το μέτρο της αυξητικής ή φθίνουσας πορείας μιας σειράς δεδομένων για ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα. Ορίζεται ως εξής:

$$Growth Rate = \frac{\frac{1}{ppy} \cdot \sum_{i=n-ppy+1}^n Y_i - \frac{1}{n-ppy} \cdot \sum_{i=1}^{n-ppy} Y_i}{\frac{1}{n-ppy} \cdot \sum_{i=1}^{n-ppy} Y_i} \cdot 100(\%)$$

Όπου Y είναι το διάνυσμα των n παρατηρήσεων και ppy είναι το πλήθος των περιόδων στο μήκος ενός έτους.

3. Σχεδιασμός Λογισμικού

3.1 Γενικά

Ο εικοστός πρώτος αιώνας, ως αποκορύφωμα της Ψηφιακής Επανάστασης, χαρακτηρίζεται από μια υπερπληθώρα εφαρμογών λογισμικού που συμμετέχουν σε κάθε πτυχή της προσωπικής και επαγγελματικής ζωής. Έτσι, ο μέσος πολίτης μιας αναπτυγμένης χώρας, ανεξαρτήτως εξοικείωσης με τις νέες τεχνολογίες, καλείται σε καθημερινή βάση να χειριστεί διαδικτυακά ή άλλα πληροφοριακά συστήματα, προκειμένου να εξυπηρετηθεί μέσω υπηρεσιών ρουτίνας, όπως είναι η εξόφληση ενός λογαριασμού ή μια συνδιαλλαγή σε αυτόματο μηχάνημα ανάληψης μετρητών, αλλά και σε προσωπικό επίπεδο, μέσω π.χ. ηλεκτρονικής αλληλογραφίας και κοινωνικών δικτύων. Η συχνή αυτή επαφή συνεπάγεται μια συνειδητή ή ασυνείδητη αύξηση των απαιτήσεων των καταναλωτών απέναντι στα προϊόντα λογισμικού που χρησιμοποιούν. Οι απαιτήσεις αυτές σχετίζονται τόσο με τη λειτουργικότητα όσο και με την ευχρηστία και το αισθητικό αποτέλεσμα της εφαρμογής. Υπάρχουν άλλωστε πλήθος παραδειγμάτων λογισμικού, που ενώ στηρίζονταν σε μια καλή ιδέα, ωστόσο απέτυχαν, διότι δεν κατάφεραν να αφουγκραστούν τον παλμό αυτό τον καταναλωτών.

Είναι λοιπόν σαφές ότι η ευθύνη του δημιουργού λογισμικού στο σημείο αυτό είναι μεγάλη. Μια από τις μεγαλύτερες παγίδες για ένα νέο προγραμματιστή αποτελεί ο ενθουσιασμός από μία καινούρια ιδέα και η τάση προς αποφυγή της θεωρίας, που μπορούν να τον παρασύρουν και να τον οδηγήσουν σε μία άτακτη συγγραφή κώδικα, χωρίς κεντρικό άξονα και συνοχή. Προκύπτει, συνεπώς, επιτακτική η ανάγκη ενός προσεκτικού σχεδιασμού του συστήματος λογισμικού που καλείται κανείς να υλοποιήσει, προκειμένου να εξασφαλιστεί η λειτουργικότητα και βιωσιμότητα της τελικής εφαρμογής. Την ανάγκη αυτή έρχεται να καλύψει το πεδίο της Τεχνολογίας Λογισμικού.

Σύμφωνα με την IEEE, η Τεχνολογία Λογισμικού αποτελεί τον τομέα που πραγματεύεται τεχνικές, μεθοδολογίες, πρακτικές και εργαλεία για τη συστηματική, μεθοδική και ποσοτικοποιημένη προδιαγραφή, σχεδίαση, υλοποίηση, έλεγχο, και συντήρηση συστημάτων λογισμικού υψηλής ποιότητας και εντός δεδομένου προϋπολογισμού και χρόνου εκτέλεσης. Η Τεχνολογία Λογισμικού είναι μια πολυεπίπεδη τεχνολογία, που

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

στηρίζεται στην οργάνωση και δίνει έμφαση στην υψηλή ποιότητα. Όπως φαίνεται και από το σχήμα 4.1.1.1, βασίζεται στο επίπεδο της διαδικασίας, το οποίο καθορίζει το πλαίσιο το οποίο απαιτείται για την αποτελεσματικότητα της τεχνολογίας λογισμικού. Ακολουθούν οι μέθοδοι που παρέχουν την τεχνική ανάπτυξης λογισμικού και περιλαμβάνουν δραστηριότητες μοντελοποίησης και άλλες περιγραφικές τεχνικές. Τέλος, τα εργαλεία αποτελούν αυτοματοποιημένα συστήματα υποστήριξης για τη διαδικασία και τις μεθόδους.



Εικόνα 3.1.1.1: Η δομή της Τεχνολογίας Λογισμικού

Η Τεχνολογία Λογισμικού αναπόφευκτα περιλαμβάνει το πεδίο της Αλληλεπίδρασης Ανθρώπου-Μηχανής (Human-Computer Interaction). Το επιστημονικό πεδίο Αλληλεπίδραση (ή Επικοινωνία) Ανθρώπου-Υπολογιστή μελετά την αλληλεπίδραση του ανθρώπου με τους υπολογιστές, με έμφαση στο σχεδιασμό, ανάπτυξη και αξιολόγηση διαδραστικών υπολογιστικών συστημάτων (interactive computer systems), δηλαδή συστημάτων που αλληλεπιδρούν σε μεγάλο βαθμό με τους χρήστες τους. Για το σκοπό αυτό, απαιτείται η σύγκλιση διαφορετικών περιοχών, συχνά αρκετά διαφορετικών μεταξύ τους, όπως για παράδειγμα της Πληροφορικής, της Γνωστικής Ψυχολογίας, της Κοινωνικής Ψυχολογίας, της Εργονομίας, της Τεχνητής και Υπολογιστικής Νοημοσύνης και της Γραφικής.

3.2 Προδιαγραφές Απαιτήσεων Λογισμικού

3.2.1 Σενάρια Χρήσης

Κατά τον σχεδιασμό ενός πληροφοριακού συστήματος, η Τεχνολογία Λογισμικού αρχικά επιβάλλει τον καθορισμό των δραστών που αλληλεπιδρούν με το σύστημα. Ωστόσο, στην παρούσα εφαρμογή ως δράστης (actor) ορίζεται μόνο ο Χρήστης (User) της εφαρμογής και για το λόγο αυτό δεν θα δοθεί ιδιαίτερη έκταση στο τμήμα αυτό. Με τον όρο «Χρήστης» στο εξής θα αναφερόμαστε σε οποιοδήποτε πρόσωπο καλείται να χειριστεί την εφαρμογή μέσω μίας φορητής συσκευής.

Κρίνεται ωστόσο απαραίτητο να αναπτύξουμε στην ενότητα αυτή τα διαφορετικά σενάρια χρήσης (Use Case Scenarios) που είναι δυνατό να προκύψουν κατά την αλληλεπίδραση του Χρήστη με την εφαρμογή Forecasting Management Assistant. Αναλυτικά, τα σενάρια παρατίθενται στη συνέχεια. Στην ανάλυση κάθε σεναρίου περιλαμβάνεται και η περιγραφή του μέσω του μοντέλου GOMS. Το μοντέλο GOMS είναι ένα ακρωνύμιο των Σκοπών (Goals), Λειτουργιών (Operators), Μεθόδων (Methods) και Κανόνων Επιλογής (Selection Rules) και αποτελεί μια ιεραρχική δομή που περιλαμβάνει όλα τα παραπάνω σε επίπεδο εφαρμογής.

Σενάριο 1: Γενική Πρόβλεψη Χρονοσειράς

Περιγραφή

Στο παρόν σενάριο εντάσσεται η πρόβλεψη οποιασδήποτε χρονοσειράς δεδομένων επιθυμεί ο Χρήστης, ανεξαρτήτως του μεγέθους που αντιπροσωπεύουν τα δεδομένα. Με την επικύρωση της αντίστοιχης επιλογής από το αρχικό μενού ("General Forecast"), οδηγείται στην κύρια οθόνη παραγωγής προβλέψεων, όπου οφείλει να συμπληρώσει το όνομα της χρονοσειράς, τον αριθμό των περιόδων στο έτος και τον ορίζοντα της πρόβλεψης. Ακολουθεί η εισαγωγή της ίδιας της χρονοσειράς, μέσω ενός αρχείου .csv, η παρατήρηση των δεδομένων που περιλαμβάνει και η επικύρωση της πρόβλεψης, που θα οδηγήσει σε γραφική και αριθμητική αναπαράσταση τόσο των ιστορικών όσο και των

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

προβλεφθεισών τιμών. Αξίζει να σημειωθεί ότι το συγκεκριμένο σενάριο δεν απαιτεί καμία εξειδίκευση στον τομέα των προβλέψεων.

Μοντέλο GOMS

- Μετάβαση στο αρχικό μενού της εφαρμογής Forecasting Management Assistant
 - Εύρεση Επιλογής «General Forecast»
 - Επικύρωση επιλογής
- Εισαγωγή Χαρακτηριστικών Χρονοσειράς
 - Υποβολή Ονόματος (Name)
 - Υποβολή του Αριθμού των Περιόδων που περιλαμβάνονται στο διάστημα ενός Χρόνου (Periods Per Year)
 - Υποβολή του Ορίζοντα Πρόβλεψης (Forecast Horizon)
- Εισαγωγή αρχείου χρονοσειράς
 - Εύρεση Επιλογής «Browse for CSV file»
 - Επικύρωση επιλογής
- Πρόβλεψη
 - Εύρεση Επιλογής «Forecast»
 - Επικύρωση επιλογής

Σενάριο 2: Προηγμένη Πρόβλεψη Χρονοσειράς

Περιγραφή

Η περίπτωση αυτή αποτελεί επέκταση της Γενικής Πρόβλεψης Χρονοσειράς. Η διαφορά έγκειται στο γεγονός ότι απευθύνεται σε χρήστες με βαθύτερη γνώση στην Πρόβλεψη Χρονοσειρών. Έτσι, πέραν της εισαγωγής των βασικών χαρακτηριστικών που περιγράφηκαν και νωρίτερα, ο Χρήστης οφείλει να επιλέξει και την ακριβή μέθοδο πρόβλεψης που θα εφαρμοστεί, επιλέγοντας από μια λίστα προκαθορισμένων τεχνικών σύμφωνα με την κρίση του, αφού πρώτα επιλέξει από το αρχικό μενού την επιλογή "Advanced Forecast".

Μοντέλο GOMS

- Μετάβαση στο αρχικό μενού της εφαρμογής Forecasting Management Assistant
 - Εύρεση Επιλογής «Advanced Forecast»
 - Επικύρωση επιλογής
- Εισαγωγή Χαρακτηριστικών Χρονοσειράς

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

- Υποβολή Ονόματος (Name)
- Υποβολή του Αριθμού των Περιόδων που περιλαμβάνονται στο διάστημα ενός Χρόνου (Periods Per Year)
- Υποβολή του Ορίζοντα Πρόβλεψης (Forecast Horizon)
- Επιλογή Μεθόδου Πρόβλεψης (Method)
- Εισαγωγή αρχείου χρονοσειράς
 - Εύρεση Επιλογής «Browse for CSV file»
 - Επικύρωση επιλογής
- Πρόβλεψη
 - Εύρεση Επιλογής «Forecast»
 - Επικύρωση επιλογής

Σενάριο 3: Πρόβλεψη Μηνιαίων Εισερχόμενων Υποθέσεων προς Επίλυση (tickets)

Περιγραφή

Το σενάριο αυτό αποτελεί εξειδίκευση του σεναρίου Γενικής Πρόβλεψης και στοχεύει στη γρήγορη προέκταση χρονοσειρών που αφορούν θέματα προς επίλυση σε εταιρείες που παρέχουν υποστήριξη πελατών. Ειδοποιός Διαφορά με το πρώτο σενάριο, αποτελεί το γεγονός ότι τα δεδομένα είναι εκ προοιμίου μηνιαία και η πρόβλεψη πραγματοποιείται για τους επόμενους δώδεκα μήνες, οπότε ο Χρήστης δε χρειάζεται να εισάγει ούτε αριθμό περιόδων στο έτος, ούτε και ορίζοντα πρόβλεψης. Η μετάβαση στο σενάριο αυτό γίνεται από το κουμπί "Incoming Tickets Per Month" του αρχικού μενού.

Μοντέλο GOMS

- Μετάβαση στο αρχικό μενού της εφαρμογής Forecasting Management Assistant
 - Εύρεση Επιλογής « Incoming Tickets Per Month»
 - Επικύρωση επιλογής
- Εισαγωγή Χαρακτηριστικών Χρονοσειράς
 - Υποβολή Ονόματος (Name)
- Εισαγωγή αρχείου χρονοσειράς
 - Εύρεση Επιλογής «Browse for CSV file»
 - Επικύρωση επιλογής
- Πρόβλεψη

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

- Εύρεση Επιλογής «Forecast»
- Επικύρωση επιλογής

Σενάριο 4: Πρόβλεψη Απαιτούμενου Εργατικού Δυναμικού Μηνιαίως

Περιγραφή

Στόχος του παρόντος σεναρίου είναι η πρόβλεψη του αριθμού των εργαζομένων σε μηνιαία βάση, με βάση τον όγκο της δουλειάς που προβλέπεται να υπάρχει σε ώρες εργασίας (staff hours). Το σενάριο αποτελεί εξειδίκευση της Γενικής Πρόβλεψης, έχοντας σταθερό αριθμό περιόδων ανά έτος και ορίζοντα πρόβλεψης το δώδεκα, και αναμένοντας από το Χρήστη να εισάγει χρονοσειρά με τις παρελθούσες απαιτούμενες εργατοώρες ανά μήνα, ούτως ώστε να προεκταθεί και να μετατραπεί σε αριθμό εργαζομένων, μετά από διαίρεση με τις ώρες των εργασιμων ημερών του εκάστοτε μήνα. Η μετάβαση στην περίπτωση αυτή πραγματοποιείται από το αρχικό μενού, μέσω της επιλογής "Involved Engineers Per Month".

Μοντέλο GOMS

- Μετάβαση στο αρχικό μενού της εφαρμογής Forecasting Management Assistant
 - Εύρεση Επιλογής « Involved Engineers Per Month»
 - Επικύρωση επιλογής
- Εισαγωγή Χαρακτηριστικών Χρονοσειράς
 - Υποβολή Ονόματος (Name)
- Εισαγωγή αρχείου χρονοσειράς
 - Εύρεση Επιλογής «Browse for CSV file»
 - Επικύρωση επιλογής
- Πρόβλεψη
 - Εύρεση Επιλογής «Forecast»
 - Επικύρωση επιλογής

3.2.2 Προδιαγραφές Ευχρηστίας

Στην παράγραφο αυτή αναλύονται οι προδιαγραφές ευχρηστίας της παρούσας εφαρμογής ανά λειτουργική προδιαγραφή. Σύμφωνα με το Διεθνή Οργανισμό Προτυποποίησης (ISO), ως ευχρηστία ορίζεται η ικανότητα του συστήματος να παρέχει αποτελεσματικότητα (effectiveness), αποδοτικότητα (efficiency) και υποκειμενική ικανοποίηση (satisfaction) στους χρήστες. Ως επιμέρους χαρακτηριστικά της ευχρηστίας, μπορούν να θεωρηθούν η ευκολία εκμάθησης (learnability), η ευκολία κατανόησης (understandability) και η ευκολία λειτουργίας (operability). Παρακάτω παρουσιάζονται σε μορφή πίνακα οι λειτουργικές προδιαγραφές και προδιαγραφές ευχρηστίας που θα τεθούν ανά λειτουργική απαίτηση της εφαρμογής.

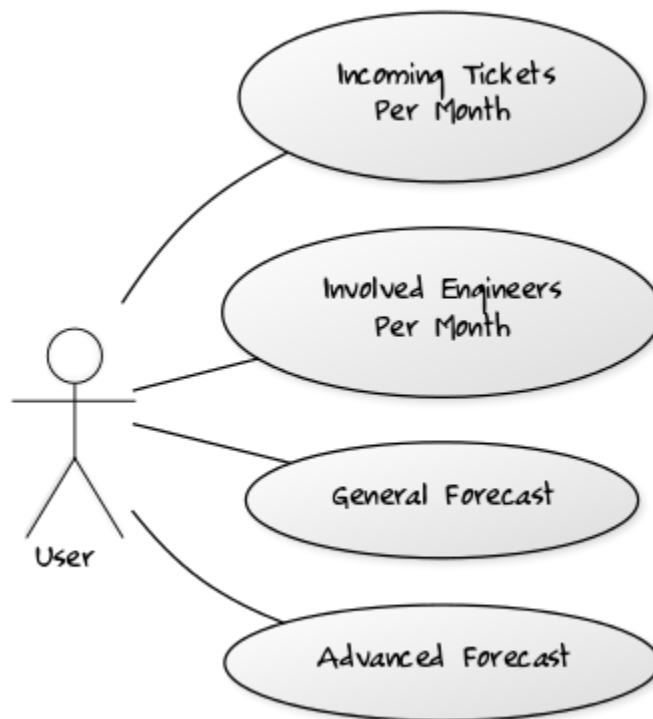
Λειτουργικές Απαιτήσεις	Λειτουργικές Προδιαγραφές	Προδιαγραφές Ευχρηστίας
Επιλογή Τρόπου Εισαγωγής Δεδομένων	Εμφάνιση μενού επιλογής	<ul style="list-style-type: none"> • Εμφάνιση μενού στην αρχική οθόνη για εύκολη πρόσβαση • Απεικόνιση σε μορφή πλακιδίων για βέλτιστη αναγνωσιμότητα • Αντιστοίχιση επιλογών με διαφορετικά έντονα χρώματα για καλύτερη οπτική αναπαράσταση και άμεση αναγνώριση
Εισαγωγή Χαρακτηριστικών Χρονοσειράς	Εμφάνιση πεδίων για εισαγωγή απαιτούμενων χαρακτηριστικών χρονοσειράς	<ul style="list-style-type: none"> • Απεικόνιση σε μορφή λίστας για βέλτιστη αναγνωσιμότητα • Συνοδεία κάθε πεδίου με σύντομη ετικέτα που προσδιορίζει την αναμενόμενη τιμή • Έλεγχος εγκυρότητας υποβαλλόμενων στοιχείων με επανεμφάνιση της οθόνης με ανάδειξη εσφαλμένης τιμής, σε περίπτωση λάθους
Φόρτωση Αρχείου Δεδομένων .csv	Παροχή δυνατότητας επιλογής αρχείου από τα αποθηκευμένα στο δίσκο	<ul style="list-style-type: none"> • Παροχή δυνατότητας πλοήγησης στα περιεχόμενα του δίσκου με ειδικά διαμορφωμένο περιβάλλον • Απεικόνιση μόνο των αρχείων που πληρούν τις προϋποθέσεις της αναμενόμενης μορφής (csv), με εφαρμογή φίλτρου • Άμεση φόρτωση του αρχείου με άγγιγμα της ονομασίας του • Εμφάνιση μηνύματος ειδοποίησης προς το χρήστη σε περίπτωση που τα περιεχόμενα του αρχείου δε

		<p>συμφωνούν με την προκαθορισμένη μορφή και δυνατότητα επανεπιλογής αρχείου</p>
<p>Απεικόνιση Αποτελεσμάτων</p>	<p>Εμφάνιση γραφήματος δεδομένης και προεκτεταμένης χρονοσειράς</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Εμφάνιση ονόματος χρονοσειράς και τίτλων αξόνων • Επιλογή διαφορετικών χρωμάτων για τα δεδομένα και τις προβλέψεις • Τοποθέτηση κουκίδων στα σημεία που του γραφήματος που αντιστοιχούν σε τιμές • Αυτόματη προσαρμογή κατακόρυφου άξονα ανάλογα με το εύρος τιμών • Προσαρμογή ετικετών οριζόντιου άξονα ώστε να αναγράφονται οι αντίστοιχοι μήνες του χρόνου • Ύπαρξη υπομνήματος

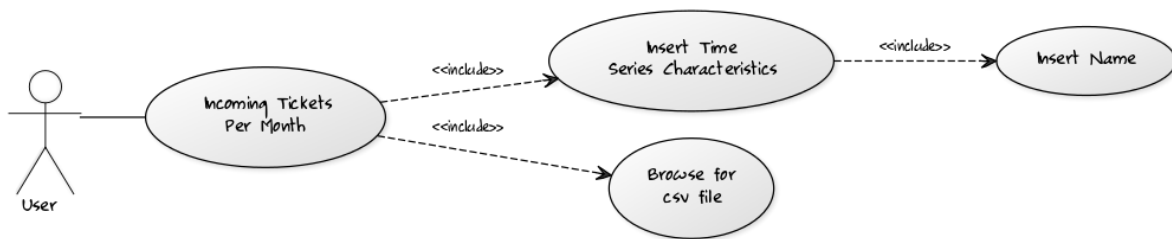
3.2.3 Διαγράμματα UML

3.2.3.1 Use Case Diagrams

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζονται τα σενάρια χρήσης που αναλύθηκαν στην προηγούμενη παράγραφο, σε μορφή διαγραμμάτων.

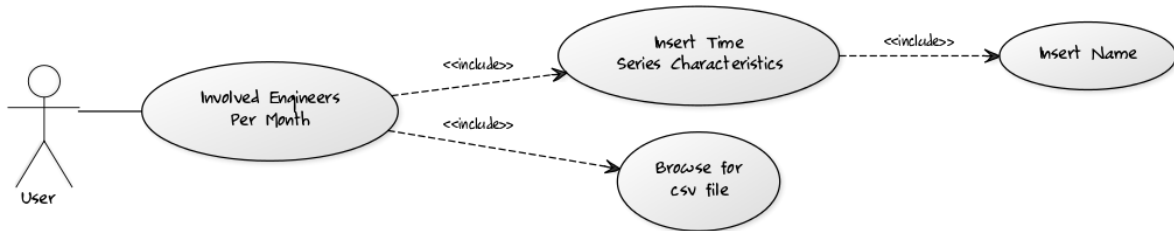


Εικόνα 3.2.3.1.1: Διάγραμμα Χρήσης – Αρχική Οθόνη

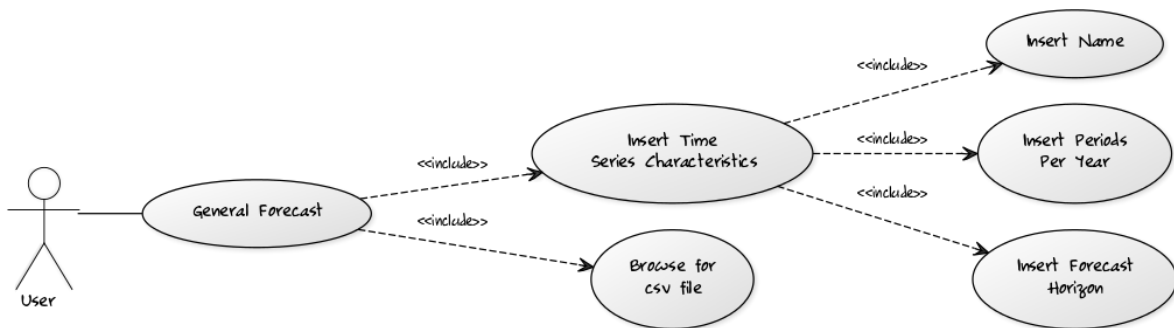


Εικόνα 3.2.3.1.2: Διάγραμμα Χρήσης – Πρόβλεψη Μηνιαίων Εισερχόμενων Υποθέσεων προς Επίλυση (tickets)

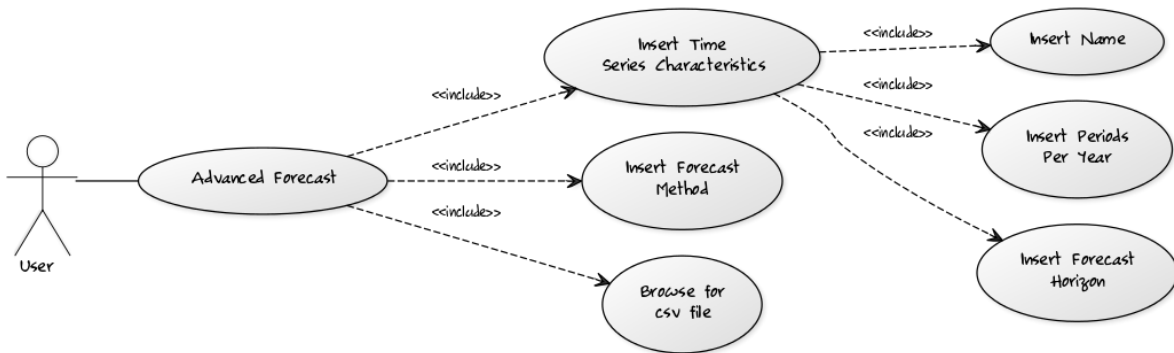
Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης



Εικόνα 3.2.3.1.3: Διάγραμμα Χρήσης – Πρόβλεψη Απαιτούμενου Εργατικού Δυναμικού Μηνιαίως



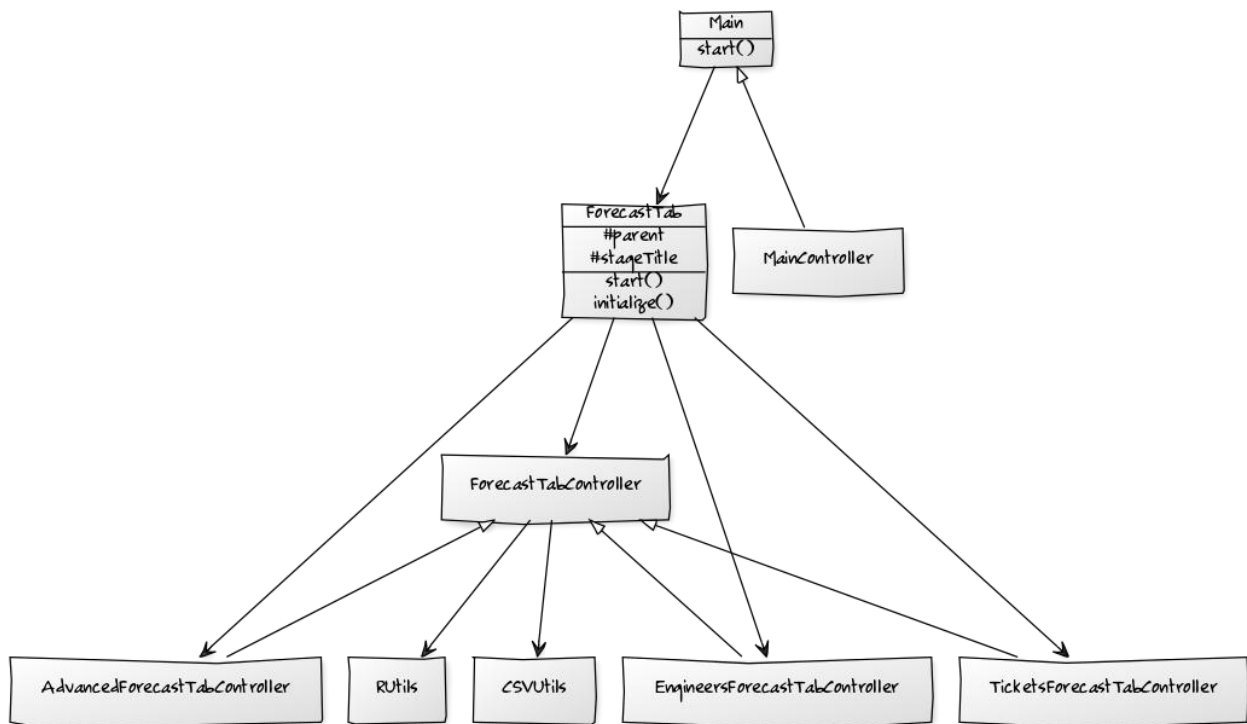
Εικόνα 3.2.3.1.4: Διάγραμμα Χρήσης – Γενική Πρόβλεψη



Εικόνα 3.2.3.1.5: Διάγραμμα Χρήσης – Προηγμένη Πρόβλεψη

3.2.3.2 Class Diagram

Το παρακάτω σχήμα αποτελεί ένα στοιχειώδες Διάγραμμα Κλάσεων της σχεδιαζόμενης εφαρμογής. Εμφανίζονται οι κυριότερες από τις κλάσεις που θα εμφανιστούν. Τα βέλη δείχνουν τη σύνδεση μεταξύ των κλάσεων.



Εικόνα 3.2.3.2: Διάγραμμα Κλάσεων

3.2.4 Μη Λειτουργικές Προδιαγραφές

Στις μη λειτουργικές προδιαγραφές εντάσσονται οι απαιτήσεις σε επίπεδο υλικού και εργαλείων ανάπτυξης που πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά τη δημιουργία της εφαρμογής.

Κατ' αρχήν, η ανάπτυξη του γραφικού περιβάλλοντος της εφαρμογής έχει υλοποιηθεί σε γλώσσα προγραμματισμού Java. Για τις ανάγκες της παρούσας εργασίας επιλέχτηκε η

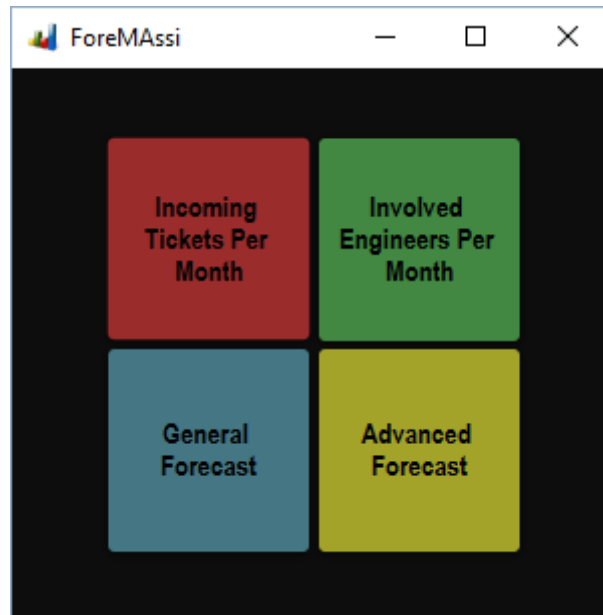
Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

πλατφόρμα Eclipse και συγκεκριμένα η έκδοση Eclipse Java EE IDE for Web Developers., Version: Mars.1 Release (4.5.1).

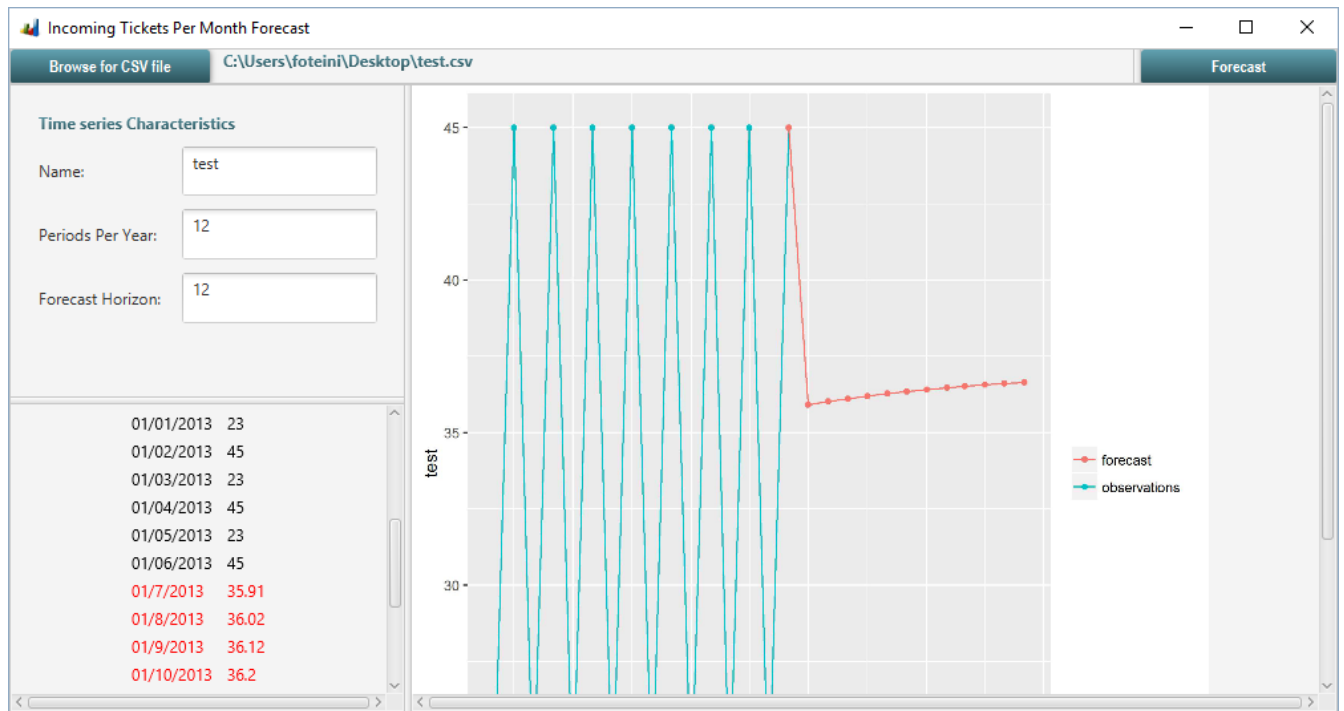
Παράλληλα, για το κομμάτι της πρόβλεψης, αποφασίστηκε να χρησιμοποιηθεί μια γλώσσα που ενδείκνυται για στατιστική ανάλυση, και να αποφευχθεί η χρήση της Java, παρότι είναι γενικού σκοπού. Με βάση την αρχή αυτή επιλέχτηκε η στατιστική γλώσσα R, έκδοσης 3.3.1, και σαν περιβάλλον ανάπτυξης το R-studio, Version 0.99.896.

3.3 Σχεδίαση Διεπαφής

Στο στάδιο αυτό, αφού έχει καθοριστεί η βασική δομή της εφαρμογής, με ορισμό των απαραίτητων βασικών κλάσεων και χαρακτηριστικών, όπως απορρέουν από τη μελέτη των προδιαγραφών και τη δημιουργία των αντίστοιχων UML διαγραμμάτων, προκύπτει η ανάγκη σχεδιασμού των οθονών της διεπαφής. Οι βασικότερες εξ αυτών παρουσιάζονται στην παρακάτω εικόνα.



Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης



Εικόνα 3.3.1: Σχεδίαση Οθονών Εφαρμογής

4. Forecasting Management Assistant: Υλοποίηση του Συστήματος

4.1 Προσαρμοσμένη Χρήση Ανοιχτού Λογισμικού

Η φιλοσοφία ανάπτυξης της εφαρμογής ήταν από την αρχή η δημιουργία ενός απλού εύχρηστου συστήματος που θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί άμεσα από οποιονδήποτε χρήστη, χωρίς πρότερη γνώση ούτε του αντικειμένου της στατιστικής πρόβλεψης, αλλά ούτε και της ίδιας της εφαρμογής. Στα πλαίσια αυτά, δόθηκε έμφαση στο σχεδιασμό του γραφικού περιβάλλοντος και για το σκοπό αυτό επιλέχτηκε η πλατφόρμα JavaFX, που θεωρείται ο διάδοχος του Swing, ως προεπιλεγμένη βιβλιοθήκη δημιουργίας γραφικού περιβάλλοντος σε Java. Σε ό,τι αφορά τη στατιστική ανάλυση, η προσοχή στράφηκε στη γλώσσα R, λόγω της δημοφιλίας που έχει συγκεντρώσει τα τελευταία χρόνια στο συγκεκριμένο τομέα, η οποία με τη σειρά της έχει οδηγήσει σε μεγάλη επένδυση από τη διαδικτυακή κοινότητα, που παρέχει σημαντική υποστήριξη.

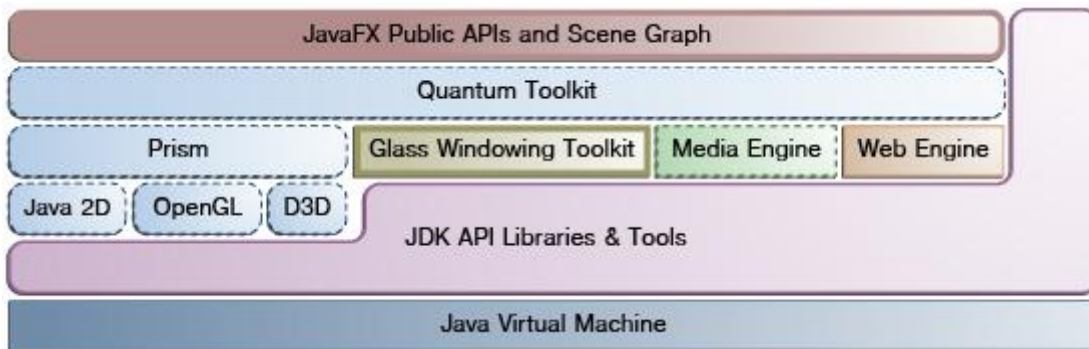
4.1.1 JavaFX

Το πρώτο πεδίο στο οποίο κρίθηκε σκόπιμο να πραγματοποιηθεί αναζήτηση δειγμάτων έτοιμου λογισμικού αποτέλεσε το γραφικό περιβάλλον της εφαρμογής, δεδομένου ότι αποτελεί τον πυρήνα ευχρηστίας. Για τους σκοπούς αυτούς επιλέχτηκε η βιβλιοθήκη JavaFX.

Το JavaFX συνίσταται σε ένα σύνολο γραφικών και μέσων που επιτρέπουν στον προγραμματιστή να σχεδιάσει, δημιουργήσει, ελέγξει και να αναπτύξει rich client εφαρμογές, λειτουργικές σε διαφορετικές πλατφόρμες. Δεδομένου ότι η βιβλιοθήκη

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

JavaFX είναι γραμμένη σαν Java API, ο κώδικας μιας JavaFX εφαρμογής μπορεί να καλέσει API οποιασδήποτε Java βιβλιοθήκης. Το αισθητικό κομμάτι μιας JavaFX εφαρμογής μπορεί να παραμετροποιηθεί, ώστε να προσαρμοστεί στις εκάστοτε ανάγκες. Η χρήση Cascading Style Sheets (CSS) επιτρέπει το διαχωρισμό της εμφάνισης από την υλοποίηση, απομακρύνοντας από τον προγραμματιστή την ευθύνη της πρώτης, και παραδίδοντάς την στο γραφίστα. Παράλληλα, το JavaFX υποστηρίζει το διαχωρισμό ανάμεσα στο user interface και την back-end λογική, δύνοντας τη δυνατότητα σχεδιασμού του γραφικού περιβάλλοντος στη scripting γλώσσα FXML και της λογικής της εφαρμογής σε Java. Η γενικότερη JavaFX αρχιτεκτονική φαίνεται σε σχήμα παρακάτω.



Εικόνα 4.1.1: Αρχιτεκτονική JavaFX

Τηρώντας τη λογική διαχωρισμού του JavaFX, η παρούσα εφαρμογή έχει οργανωμένη την κάθε φόρμα του γραφικού περιβάλλοντος σε τρία επίπεδα: CSS για μορφοποίηση, FXML για σχεδιασμό GUI και Controller (Java) για την υλοποίηση της λογικής. Ο διαχωρισμός αυτός μπορεί να παρατηρηθεί και στο διάγραμμα κλάσης που έχει προηγηθεί.

4.1.2 R

Η R αποτελεί γλώσσα και περιβάλλον στατιστικών υπολογισμών και γραφικών. Πρόκειται για ένα GNU project, παρόμοιο με τη γλώσσα S, που αναπτύχθηκε στα Bell Laboratories (πρώην AT&T) από τον John Chambers και τους συνεργάτες του. Αν και οι R και S θεωρούνται δύο διαφορετικές υλοποιήσεις με σημαντικές διαφορές, πολύς κώδικας σε S μπορεί να τρέξει αυτούσιος σε R.

Η R παρέχει μεγάλη ποικιλία στατιστικών και γραφικών τεχνικών και έχει υψηλή επεκτασιμότητα. Στο κομμάτι των στατιστικών τεχνικών εντάσσονται γραμμική και μη γραμμική μοντελοποίηση, κλασικοί στατιστικοί έλεγχοι, ανάλυση χρονοσειρών, κατάταξη (classification) και ομαδοποίηση (clustering). Ενώ η S αποτελεί συχνά την επιλογή για

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

έρευνα στη στατιστική μεθοδολογία, η R συνιστά μια λύση Ανοιχτού Λογισμικού για τη συμμετοχή σε αυτή την κατεύθυνση.

Ένα από τα δυνατά σημεία της R είναι η ευκολία με την οποία μπορούν να παραχθούν ευπαρουσίαστα διαγράμματα για τις ανάγκες δημοσίευσης, περιλαμβάνοντας μαθηματικά σύμβολα και τύπους.

Η R είναι διαθέσιμη ως Ελεύθερο Λογισμικό υπό τους όρους της Free Software Foundation's GNU General Public License. Μεταγλωττίζεται και δύναται να τρέξει σε πλατφόρμες Unix, Windows και MacOS.

Για τις ανάγκες του Forecasting Management Assistant, η R χρησιμοποιήθηκε για ανάλυση και πρόβλεψη χρονοσειρών. Συγκεκριμένα, αξιοποιήθηκαν οι βιβλιοθήκες tseries και forecast για το κομμάτι της επεξεργασίας και προέκτασης της χρονοσειράς, και η ggplot2 για το εγχείρημα της απεικόνισής της σε γραφική μορφή.

4.1.3 Επικοινωνία Java - R

Προκειμένου να επιτευχθεί η επικοινωνία της Java με την R, ώστε τα scripts της δεύτερης να κληθούν από το Interface της πρώτης, επιστρατεύθηκε το JRI. Το JRI είναι ένα R/Java interface, που επιτρέπει την εκτέλεση R κώδικα μέσα από Java εφαρμογές, σε ένα κοινό thread. Συγκεκριμένα, φορτώνει τη δυναμική βιβλιοθήκη της R στην Java και παρέχει ένα Java API στην R. Δεδομένου ότι το JRI αποτελεί τμήμα της βιβλιοθήκης rJava, αρκεί η εγκατάσταση του rJava binary μέσω της R, ώστε να χρησιμοποιηθεί το JRI απευθείας μέσα από java κώδικα.

4.2 Τελική Αρχιτεκτονική Συστήματος

4.2.1 Κώδικας Java

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

Η διάρθρωση της τελικής αρχιτεκτονικής της εφαρμογής πραγματοποιήθηκε με απόλυτη συνέπεια στον αρχικό σχεδιασμό που έλαβε χώρα στο τέταρτο κεφάλαιο. Ο κατάλογος των κλάσεων που υλοποιήθηκαν, με σύντομη περιγραφή τους παρατίθεται στη συνέχεια:

- Package: **application**

- public class **Main** extends Application

Πρόκειται για την κλάση που αντιστοιχεί στο αρχικό μενού της εφαρμογής. Εδώ ορίζεται και το αντίστοιχο fxml (mainForm.fxml), το οποίο θα καθορίσει και τα στοιχεία της φόρμας.

- public class **ForecastTab** extends Application

Η κλάση αυτή αντιστοιχεί στη δεύτερη φόρμα της εφαρμογής, που αφορά την εισαγωγή και πρόβλεψη χρονοσειράς. Εδώ σετάρεται επίσης το αντίστοιχο fxml (ForecastTab.fxml). Δεδομένου ότι το ForecastTab είναι υλοποιημένο ώστε να ανταποκρίνεται στις ανάγκες και των τεσσάρων επιλογών του αρχικού μενού, περιλαμβάνει και δυναμικό καθορισμό του controller που θα δεθεί με τη φόρμα, ώστε να πραγματοποιηθούν και οι ανάλογες ενέργειες ανά επιλογή.

- Package: **Controllers**

- public class **MainController**

Ο MainController είναι επιφορτισμένος με την ευθύνη χειρισμού της λογικής της αρχικής φόρμας της εφαρμογής. Είναι δηλαδή αυτή που καθορίζει την ενέργεια που θα ακολουθήσει ανάλογα με την επιλογή του χρήστη από το αρχικό μενού.

- public class **ForecastTabController**

Κατ' αναλογία με τον MainController, ο ForecastTabController αναλαμβάνει τη ρύθμιση της λογικής της φόρμας πρόβλεψης, και συγκεκριμένα της επιλογής "General Forecast". Η κλάση αυτή περιλαμβάνει τόσο το χειρισμό της λειτουργίας των διάφορων components του interface (buttons, imagebox, textboxes), όσο και της επικοινωνίας με τις κλάσεις που τροφοδοτούν τη φόρμα με τα αποτελέσματα των απαραίτητων για την πρόβλεψη ενεργειών, δηλαδή της ανάγνωσης του csv αρχείου και της επικοινωνίας με την R.

- public class **TicketsForecastTabController** extends **ForecastTabController**

Αποτελεί επέκταση του `ForecastTabController`, με τη διαφορά ότι προκαθορίζει στο γραφικό περιβάλλον τις τιμές που αντιστοιχούν στον αριθμό περιόδων μέσα στο έτος (pry) και τον ορίζοντα πρόβλεψης (fh), θέτοντάς τες ίσες με 12. Όπως δηλώνει και το όνομά της, η κλάση αφορά την επιλογή “Incoming Tickets Per Month”.

- public class **EngineersForecastTabController** extends **ForecastTabController**
Αυτή η κλάση αφορά την επιλογή “Involved Engineers Per Month” και αποτελεί επίσης επέκταση της `ForecastTabController`. Η κύρια διαφορά εδώ έγκειται στο διαφορετικό χειρισμό που έχουν τα δεδομένα και τα αποτελέσματα της πρόβλεψης, καθώς πραγματοποιείται φόρτωση χρονοσειράς εργατο-ωρών (staff hours), οι οποίες πρέπει να αναχθούν σε αριθμό απαιτούμενων εργαζομένων, ύστερα από διαίρεση με τις εργάσιμες ώρες του μήνα.
- public class **AdvancedForecastTabController** extends **ForecastTabController**
Ο `AdvancedForecastController` επεκτείνει τον `ForecastTabController`, προσθέτοντας τη δυνατότητα επιλογής της μεθόδου πρόβλεψης που θα εφαρμοστεί, καλώντας έτσι και το αντίστοιχο script σε γλώσσα R.
- Package: Utilities
 - public class **CSVUtils**
Η παρούσα κλάση περιέχει όλες τις απαραίτητες διαδικασίες ανάγνωσης του csv αρχείου της χρονοσειράς, προκειμένου να τροφοδοτήσει το γραφικό περιβάλλον με δεδομένα.
 - public class **Rutils**
Κατ’ αναλογία, η κλάση `RUtils` αναλαμβάνει όλες τις ενέργειες τις σχετικές με την κατάλληλη κλήση του R-κώδικα, τροφοδοτώντας με τις απαραίτητες παραμέτρους και λαμβάνοντας τα αποτελέσματα, ώστε να τα προωθήσει στο GUI.
- Package: css
 - `Main.css`
Περιλαμβάνει τους κανόνες μορφοποίησης της αρχικής φόρμας.

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

- Forecast.css
Περιέχει τους κανόνες μορφοποίησης της φόρμας πρόβλεψης της εφαρμογής.
- Package: fxml
 - MainForm.fxml
Αποτελεί τον ορισμό των γραφικών στοιχείων και της θέσης τους στην αρχική οθόνη της εφαρμογής.
 - ForecastTab.fxml
Καθορίζει τη γραφική μορφή της δεύτερης οθόνης (πρόβλεψης) της εφαρμογής.

4.2.2 Κώδικας R

Ο απαιτούμενος κώδικας που υλοποιήθηκε στην R διαρθρώνεται σε 6 scripts. Το πρώτο καλείται σε όλες τις περιπτώσεις πέραν της προηγμένης πρόβλεψης, όπου καλείται το script με τη μέθοδο που έχει επιλέξει ο χρήστης.

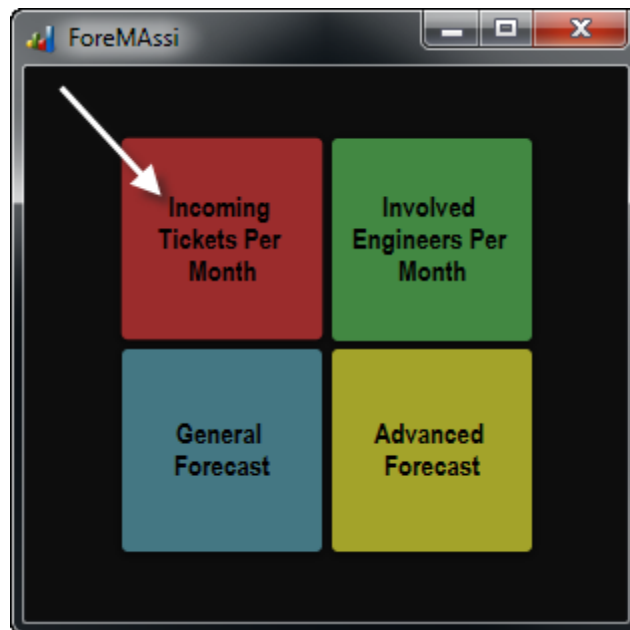
- MethodCompetition.R
Αποτελεί το κύριο script της εφαρμογής, δεδομένου ότι περιλαμβάνει το διαγωνισμό προβλέψεων που χρησιμοποιείται στις τρεις πρώτες επιλογές του αρχικού μενού. Συγκεκριμένα, πραγματοποιεί την αποεποχικοποίηση της χρονοσειράς δεδομένων και στη συνέχεια εφαρμόζει τις 5 διαθέσιμες μεθόδους πρόβλεψης (Naïve, SES, Holt, Damped, Theta), για καθεμία από τις οποίες υπολογίζει το RMSE (root mean square error) για το μοντέλο. Επιλέγεται η μέθοδος με το μικρότερο RMSE και αυτή χρησιμοποιείται για την προέκταση της χρονοσειράς κατά τον ορίζοντα πρόβλεψης που έχει οριστεί. Σημειώνεται ότι η χρονοσειρά επανεποχικοποιείται πριν την παρουσίαση των αποτελεσμάτων.
- Naïve.R
Το script αυτό καλείται κατά την επιλογή της μεθόδου Naïve από το “Advanced Forecast”. Πραγματοποιεί αποεποχικοποίηση της χρονοσειράς, προέκταση με Naïve και επανεποχικοποίηση.

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

- SES.R
Ομοίως με παραπάνω, το παρόν script εφαρμόζει τη μέθοδο SES στα δεδομένα.
- Holt.R
Κατ' αναλογία, χρησιμοποιείται η ομώνυμη μέθοδος για τη διαδικασία της πρόβλεψης.
- Damped.R
Το script αυτό υλοποιεί τη μέθοδο Damped για την προέκταση της χρονοσειράς κατά το Advanced Forecast.
- Theta.R
Ομοίως, εφαρμόζεται η μέθοδος Theta στα δεδομένα.

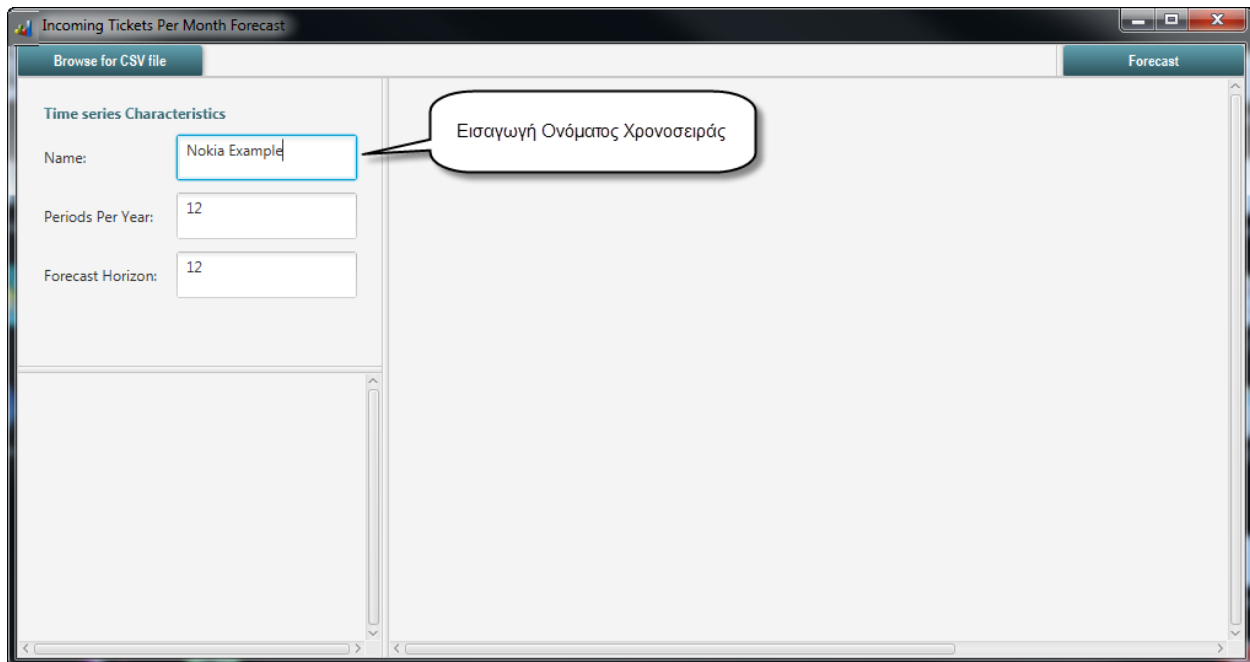
5. Επίδειξη Λειτουργίας

Το παρόν κεφάλαιο αφορά την επίδειξη λειτουργίας της εφαρμογής Forecasting Management Assistant σε πραγματικές συνθήκες. Για το σκοπό αυτό, κρίθηκε σκόπιμο, αντί της συμβατικής παρουσίασης της λειτουργίας του, να διεξαχθεί ένα είδος πειράματος, σύμφωνα με το οποίο πραγματικά δεδομένα σχετικά με τη διοίκηση ομάδας θα εισαχθούν στο σύστημα με σκοπό την προέκτασή τους, όπως θα έκανε και ο αντίστοιχος manager. Η εταιρεία NOKIA μας παραχώρησε μία χρονοσειρά εισερχόμενων θεμάτων προς επίλυση (tickets), που αφορούν τον όγκο δουλειάς ενός τμήματος υποστήριξης προϊόντων σταθερής τηλεφωνίας. Η χρονοσειρά αυτή ήταν μηνιαία, 42 παρατηρήσεων: από τον Ιούλιο του 2012, έως και το Δεκέμβριο του 2015. Στη συνέχεια, παρουσιάζεται σε στιγμιότυπα η εκτέλεση του πειράματος, μέσω της επιλογής “Incoming Tickets Per Month” του αρχικού μενού.

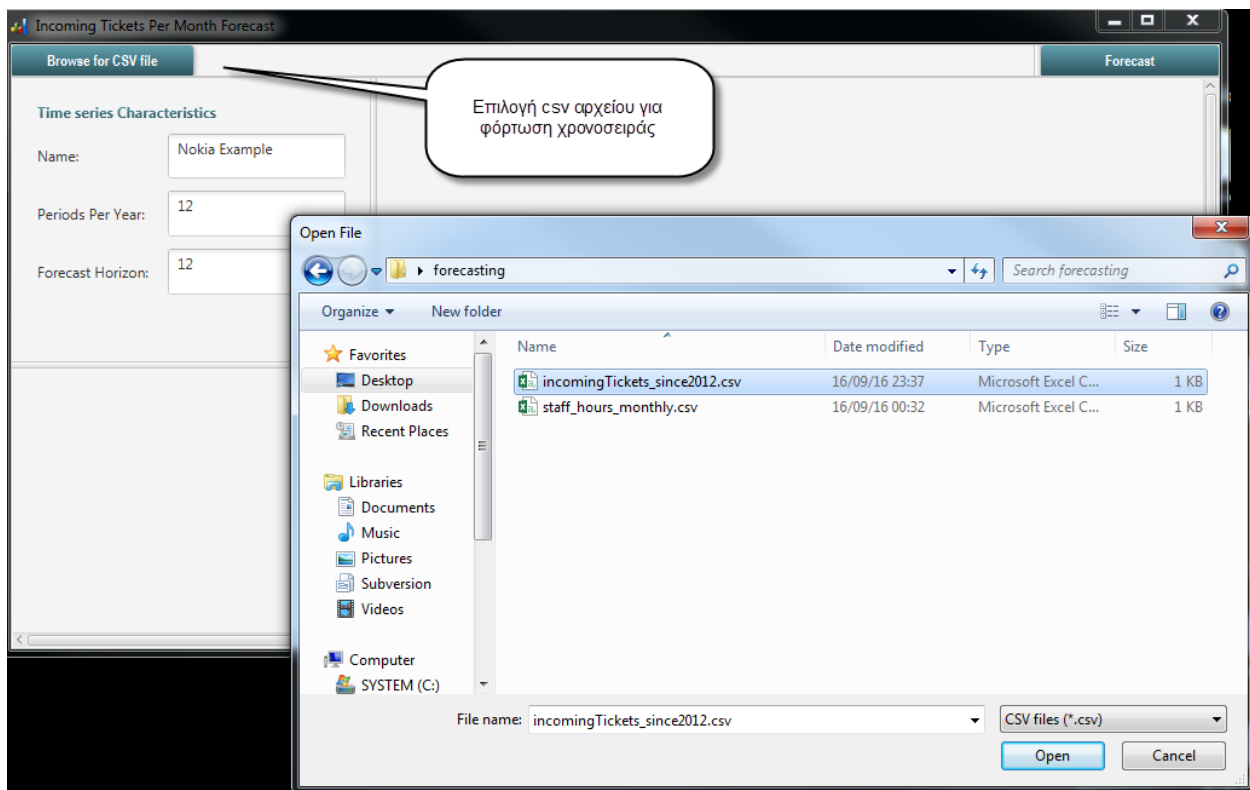


Εικόνα 5.1: Επιλογή “Incoming Tickets Per Month” από Αρχική Οθόνη

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

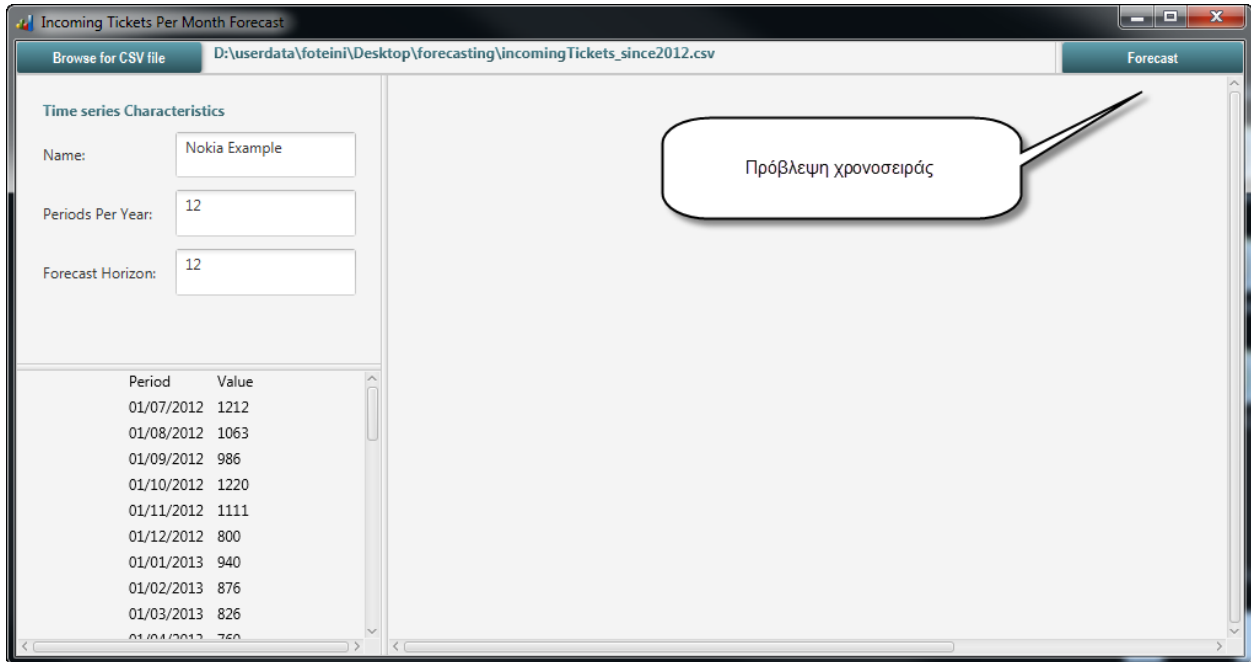


Εικόνα 5.2: Εισαγωγή Ονόματος Χρονοσειράς

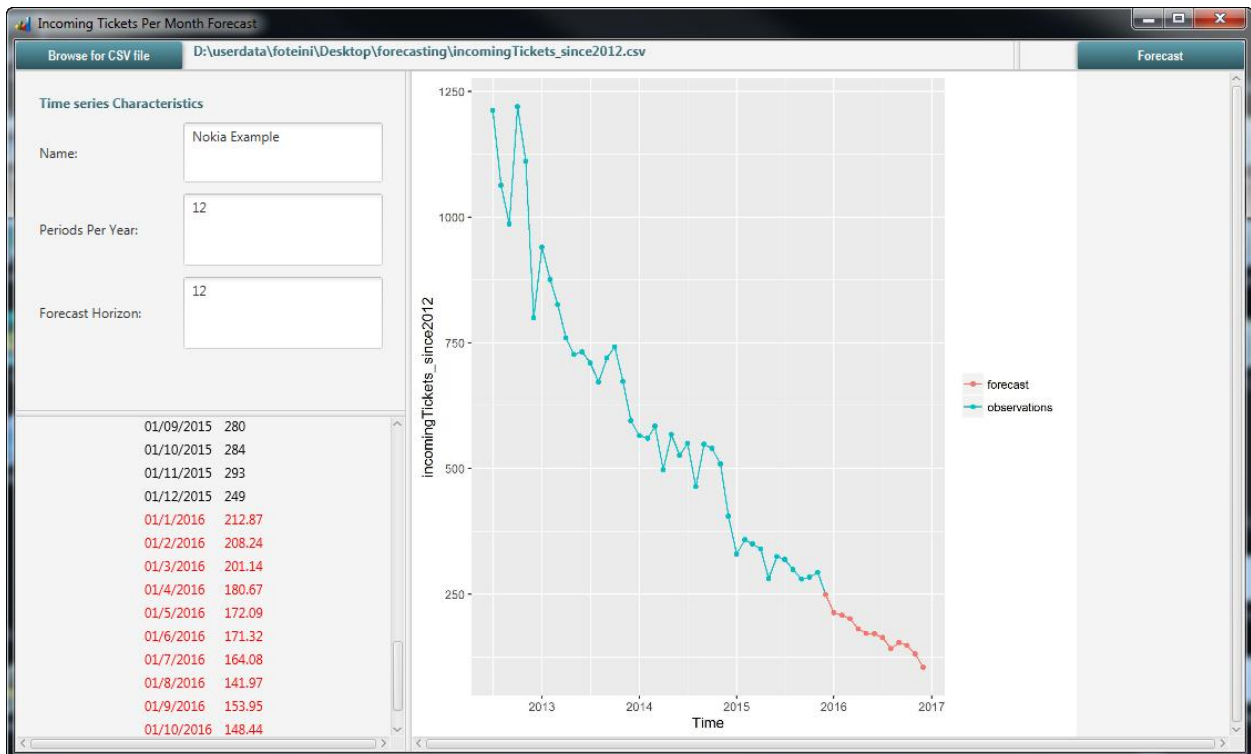


Εικόνα 5.3: Επιλογή csv αρχείου για φόρτωση χρονοσειράς

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης



Εικόνα 5.4: Πραγματοποίηση Πρόβλεψης



Εικόνα 5.5: Εμφάνιση Αποτελεσμάτων Πρόβλεψης

6. Επίλογος

6.1 Μελλοντικές Προεκτάσεις

Η εφαρμογή Forecasting Management Assistant που αναπτύχθηκε στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματική θα μπορούσε να αποτελεί τη βάση για τη δημιουργία σύνθετων εφαρμογών παραγωγής προβλέψεων σε μια πληθώρα λειτουργικών περιοχών του ευρύτερου Management. Λόγω του περιορισμένου χρόνου, προφανώς δεν κατέστη δυνατό να υλοποιηθούν όλες οι ιδέες οι οποίες προέκυψαν στην αρχική φάση σχεδιασμού και ανάλυσης της εφαρμογής. Έτσι, λοιπόν, κρίνεται σημαντικό να αποτυπωθούν σε αυτή την παράγραφο πιθανές μελλοντικές προεκτάσεις οι οποίες μπορούν να προκύψουν.

Αρχικά, ένα σημείο στο οποίο θα μπορούσε να βελτιωθεί η εφαρμογή είναι το αισθητικό κομμάτι. Συγκεκριμένα, η παρουσίαση των αποτελεσμάτων, αντί της στατικής μορφής που έχει στην παρούσα φάση, θα μπορούσε να έχει περισσότερο διαδραστικό χαρακτήρα. Παραδείγματος χάριν, ένα διαδραστικό γράφημα αντί εικόνας, στο οποίο ο χρήστης θα είχε τη δυνατότητα να μεγεθύνει και να σμικρύνει (zoom in, zoom out) συγκεκριμένες περιοχές ή να πλοηγηθεί κατά μήκος του χρόνου, θα προσέφερε μεγαλύτερη ευελιξία και ευχαρίστηση κατά τη χρήση. Επίσης, θα φαινόταν εξαιρετικά χρήσιμο χαρακτηριστικό, η δυνατότητα εξαγωγής των αποτελεσμάτων, τόσο των γραφικών όσο και των αριθμητικών, σε αντίστοιχα αρχεία, αλλά και ο διαμοιρασμός τους μέσω ηλεκτρονικής αλληλογραφίας ή μέσων κοινωνικών δικτύων, απευθείας από το γραφικό περιβάλλον της εφαρμογής.

Όσον αφορά το τμήμα του διαγωνισμού προβλέψεων ο οποίος εκτελείται στα δεδομένα, δύναται να εμπλουτιστεί με περισσότερες μεθόδους πρόβλεψης και βελτιώσεις μεθόδων (παραδείγματος χάρη βελτιώσεις της μεθόδου Theta που πρότειναν το 2008 ο Νικολόπουλος και οι συνεργάτες του) καθώς και με μεθόδους εξειδικευμένες σε συγκεκριμένες κατηγορίες δεδομένων (για παράδειγμα, Μεθόδους Διακοπτόμενης Ζήτησης). Η προσθήκη αυτή θα επιτρέψει σε μεγαλύτερη κλίμακα την χρήση της εφαρμογής για παραγωγή προβλέψεων. Σημαντική για την ολοκλήρωση ενός συστήματος

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

προβλέψεων θεωρείται και η δυνατότητα τροποποίησης των παραγόμενων στατιστικών προβλέψεων με κατάλληλες κριτικές παρεμβάσεις. Επιπλέον, απαραίτητες θεωρούνται και η προσθήκη περισσότερων δεικτών ακρίβειας, καθώς και οθόνες με λεπτομερή στατιστική ανάλυση τόσο των αρχικών δεδομένων που εισήγαγε ο χρήστης όσο και των παραγόμενων προβλέψεων από το σύστημα.

Επιπλέον, όσον αφορά τις δομικές αλλαγές και τις αλλαγές στην φιλοσοφία της εφαρμογής, υπάρχει και έχει προβλεφθεί η δυνατότητα σύνδεσης του συστήματος με λογαριασμούς χρηστών. Ο κάθε χρήστης της εφαρμογής θα μπορεί να μεταβεί σε κάποιο ειδικό ιστότοπο και με βασικά προσωπικά στοιχεία, πχ. ονοματεπώνυμο, όνομα χρήστη, κωδικό πρόσβασης και ηλεκτρονική διεύθυνση, να δημιουργήσει λογαριασμό. Ο λογαριασμός που θα δημιουργηθεί θα του επιτρέπει να συνδέεται στην εφαρμογή και να αποθηκεύει προσωπικές ρυθμίσεις και επιλογές, αλλά και δεδομένα όπως χρονοσειρές, αποτελέσματα προβλέψεων και γραφήματα. Μέσω των δυνατοτήτων που προσφέρουν οι cloud based τεχνολογίες, τα δεδομένα αυτά θα μεταφέρονται σε ένα διαδικτυακό αποθετήριο και θα είναι προσβάσιμα από το χρήστη μετά από ταυτοποίησή του από όλες τις εξουσιοδοτημένες φορητές συσκευές του.

Τέλος, σε ό,τι αφορά το σκοπό χρήσης της εφαρμογής που είναι η υποστήριξη των εργασιών διοίκησης, θα μπορούσε να γίνει πιο ενδελεχής έρευνα και συζήτηση με managers από εταιρείες διαφορετικών αντικειμένων, ώστε να συλλεχθούν οι σημαντικότερες εκ των εργασιών και να αυτοματοποιηθούν κατά το δυνατό, ώστε να επιταχυνθεί περαιτέρω η διαδικασία. Αυτό θα επέτρεπε την επέκταση της εφαρμογής και με άλλες λειτουργίες, πέραν της πρόβλεψης θεμάτων προς επίλυση και απαραίτητου εργατικού δυναμικού.

7. Παράρτημα

7.1 ForeMAssi User Manual

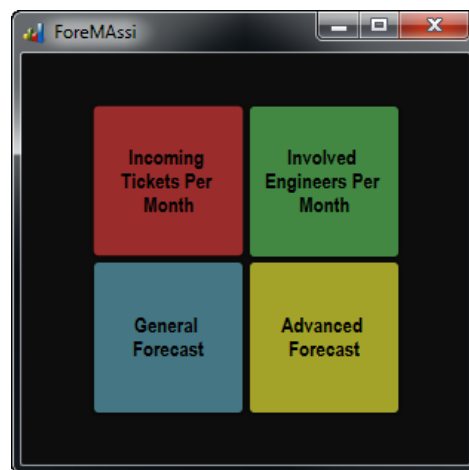
Σε αυτό το κεφάλαιο θα βρείτε έναν αναλυτικό οδηγό χρήσης για την εφαρμογή “Forecasting Management Assistant”.

7.1.1 Αρχική Οθόνη

Η αρχική οθόνη της εφαρμογής φαίνεται στα δεξιά και περιλαμβάνει τις 4 επιλογές-λειτουργίες που παρέχονται στο χρήστη:

- Incoming Tickets Per Month
- Involved Engineers Per Month
- General Forecast
- Advanced Forecast

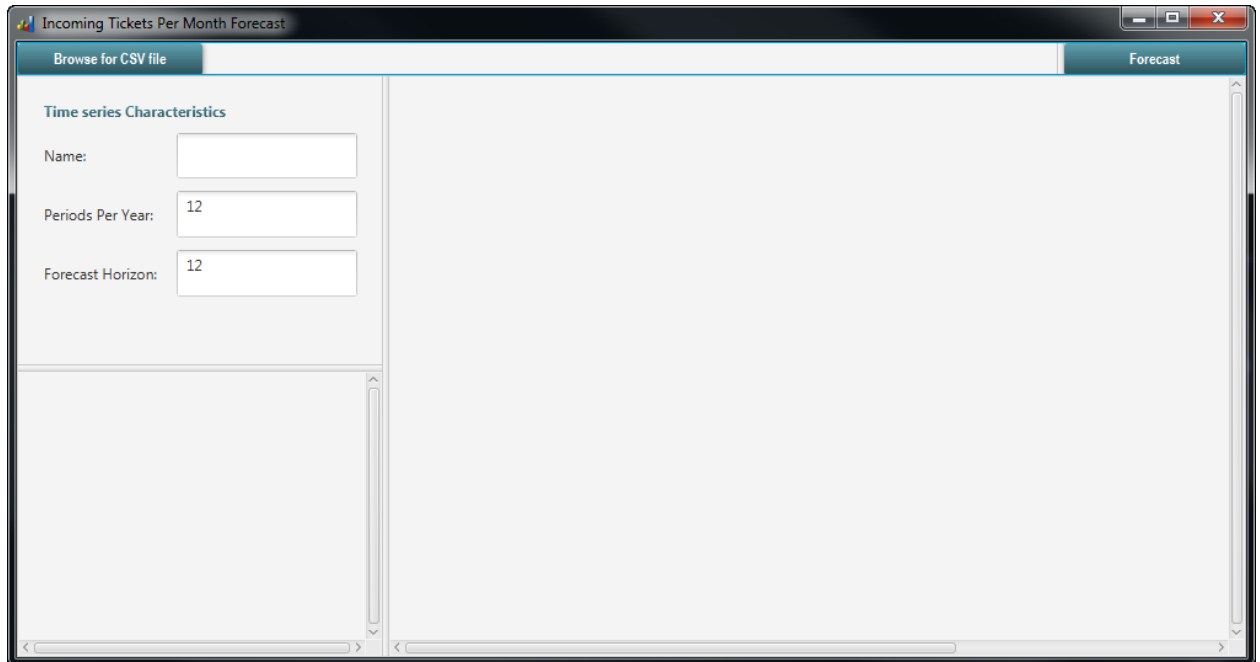
Οι δύο πρώτες αφορούν εξειδικευμένες ενέργειες, ενώ οι επόμενες παρέχουν δυνατότητα πρόβλεψης χρονοσειρών δεδομένων, ανεξαρτήτως του είδους τους.



7.1.2 Incoming Tickets Per Month

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

- Με την χρήση της πρώτης επιλογής της αρχικής οθόνης “Incoming Tickets Per Month”, ο χρήστης μεταβαίνει στην παρακάτω οθόνη.

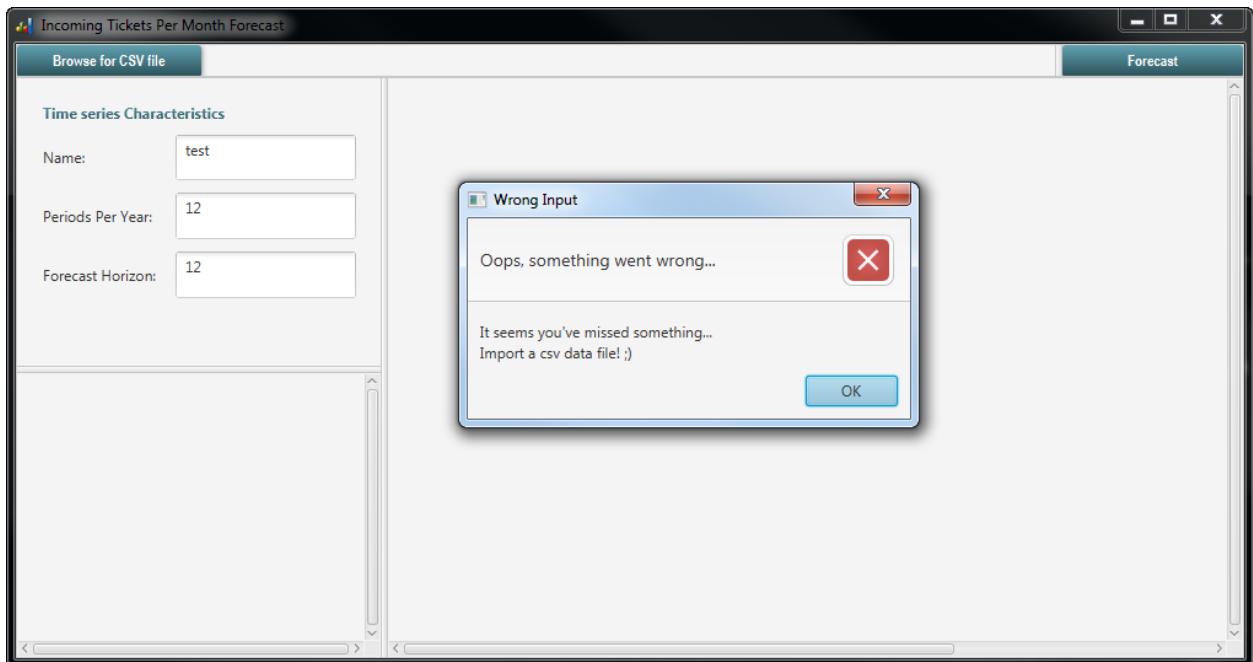


Σε αυτή την οθόνη πρέπει να συμπληρωθούν τα παρακάτω στοιχεία ώστε να μπορέσει η εφαρμογή να συνεχίσει για το επόμενο βήμα που είναι η εισαγωγή των τιμών των περιόδων της χρονοσειράς. Τα στοιχεία της παρούσας οθόνης είναι:

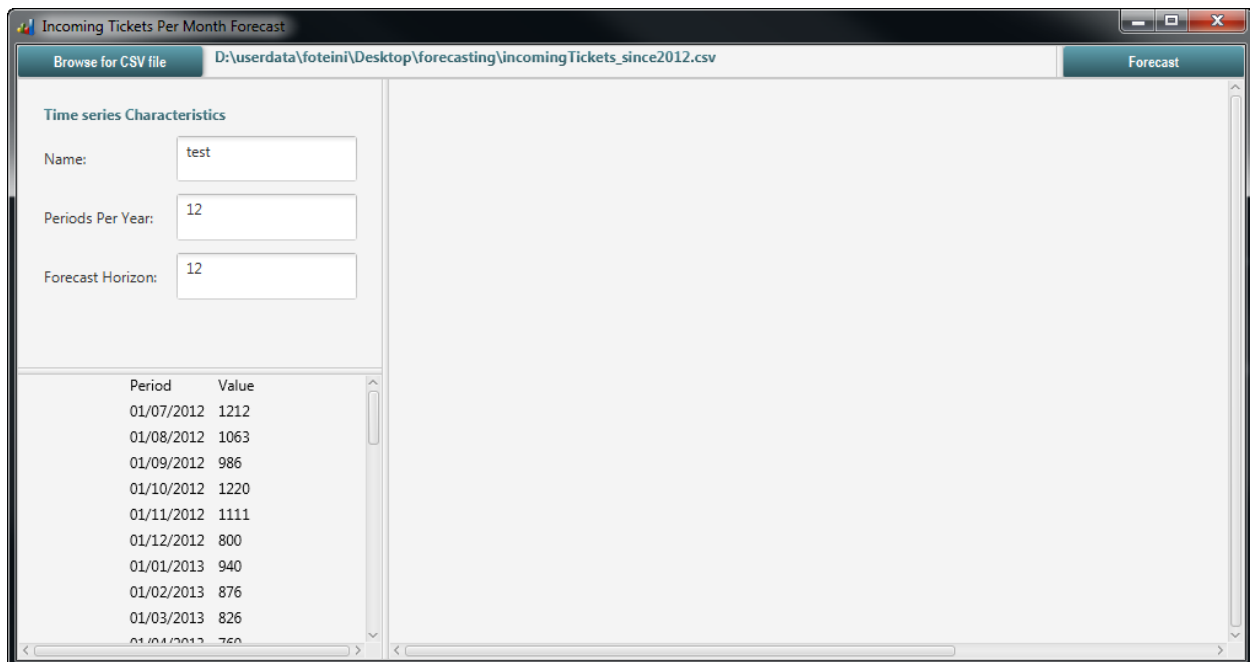
- Name – Όνομα της χρονοσειράς.
- Periods Per Year – Περίοδοι ανά έτος. Η τιμή αυτή είναι προεπιλεγμένη στο 12 (μηνιαία δεδομένα).
- Forecast Horizon – Ο αριθμός των σημειακών προβλέψεων που θα παραχθούν από την εφαρμογή μετά τη χρήση της κατάλληλης μεθόδου. Η τιμή αυτή είναι προεπιλεγμένη στο 12 (ένα έτος).

Όλα τα παραπάνω πεδία είναι υποχρεωτικά και σε περίπτωση μη συμπλήρωσής τους η εφαρμογή δεν μπορεί να συνεχίσει στο επόμενο βήμα αλλά μας ειδοποιεί με σήμανση σφάλματος, όπως το παρακάτω.

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

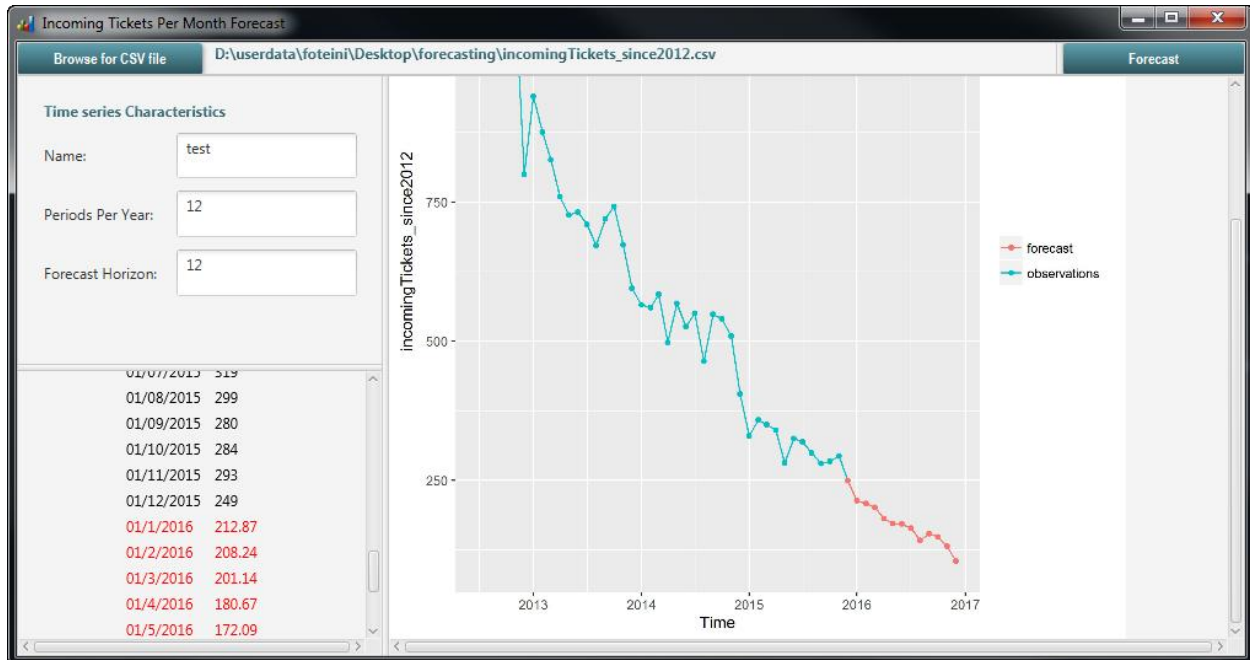


Αφού όλα τα παραπάνω πεδία συμπληρωθούν με σωστές και αποδεκτές από την εφαρμογή τιμές και φορτωθεί η χρονοσειρά, τότε η εφαρμογή μεταβαίνει στην επόμενη κατάσταση όπου καλούμαστε να πατήσουμε το κουμπί “Forecast” για την παραγωγή των τελικών προβλέψεων.



Το αποτέλεσμα της εφαρμογής μετά το κουμπί “Forecast” περιλαμβάνει την αριθμητική και γραφική αναπαράσταση των προβλεφθεισών τιμών.

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

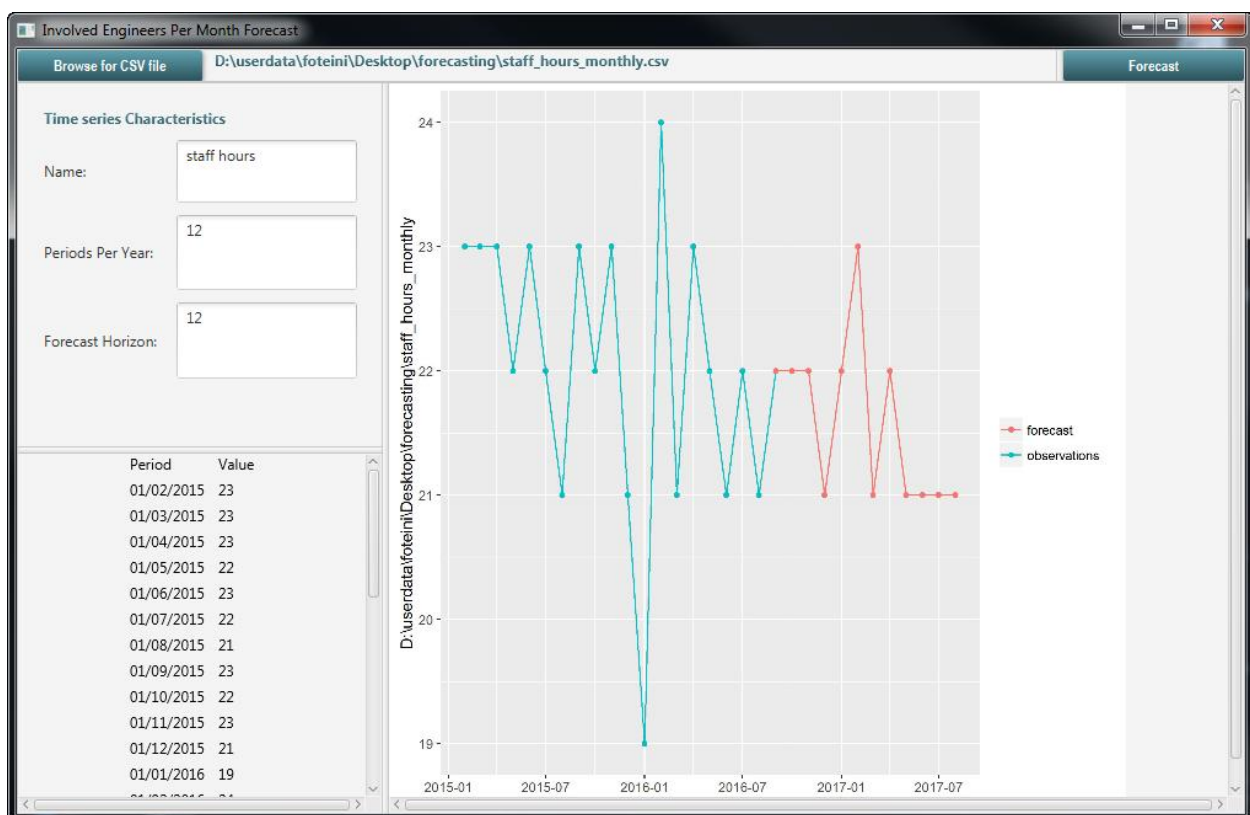


7.1.3 Involved Engineers Per Month

Η δεύτερη επιλογή που έχει ο χρήστης είναι η πρόβλεψη του απαιτούμενου εργατικού δυναμικού, με βάση τις προβλεπόμενες εργατο-ώρες ανά μήνα. Έτσι τα βήματα που ακολουθούνται είναι όμοια με του προηγούμενου σεναρίου, με τη διαφορά ότι τώρα φορτώνεται χρονοσειρά εργατο-ωρών, η οποία αυτόματα ανάγεται σε αριθμό εργαζομένων, με βάση τις εργάσιμες ημέρες κάθε μήνα (αφαιρούνται τα σαββατοκύριακα). Ενδεικτικά, παρατίθενται στη συνέχεια ένα csv αρχείο τέτοιων δεδομένων και η παρουσίασή του, μετά την αναγωγή, στο γραφικό περιβάλλον:

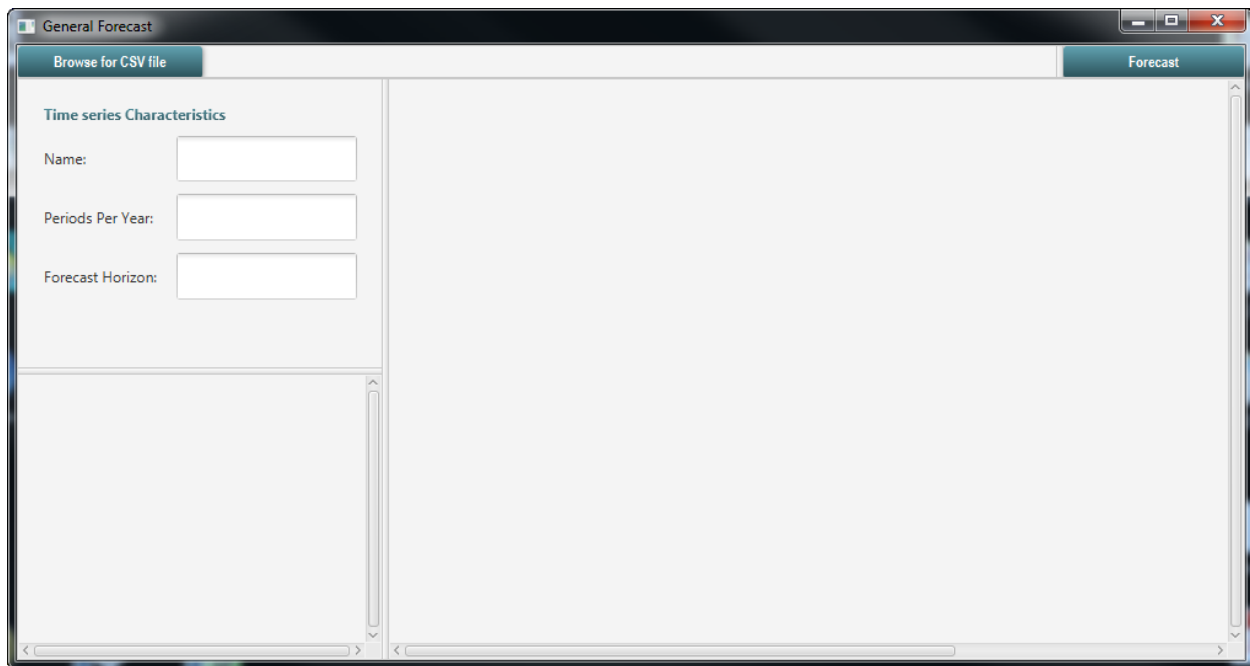
Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

```
staff_hours_monthly.csv - Notepad
File Edit Format View Help
01/02/2015 ; 3828
01/03/2015 ; 4083
01/04/2015 ; 4051
01/05/2015 ; 4015
01/06/2015 ; 3865
01/07/2015 ; 4042
01/08/2015 ; 3792
01/09/2015 ; 4064
01/10/2015 ; 4015
01/11/2015 ; 3959
01/12/2015 ; 3904
01/01/2016 ; 3512
01/02/2016 ; 3965
01/03/2016 ; 3825
01/04/2016 ; 4028
01/05/2016 ; 4001
01/06/2016 ; 3768
01/07/2016 ; 4091
01/08/2016 ; 3666
```



7.1.4 General Forecast

Η τρίτη επιλογή αφορά την περίπτωση Γενικής Πρόβλεψης, κατά την οποία δεν είναι προκαθορισμένη ούτε η φύση ούτε η συχνότητα των δεδομένων της χρονοσειράς, και η οποία δίνει στο χρήστη τη δυνατότητα να προεκτείνει οποιαδήποτε χρονοσειρά επιθυμεί.



Στην οθόνη πρόβλεψης, οφείλει όπως και στις προηγούμενες περιπτώσεις να συμπληρώσει τα χαρακτηριστικά της χρονοσειράς, κανένα από τα οποία τώρα δεν είναι προεπιλεγμένο:

- Name – Όνομα της χρονοσειράς.
- Periods Per Year – Περίοδοι ανά χρόνο, αυτή την στιγμή η εφαρμογή υποστηρίζει τις παρακάτω χρονικές περιόδους.
 - 12 – Μηνιαία Δεδομένα
 - 4 – Τριμηνιαία Δεδομένα
 - 3 – Τετραμηνιαία Δεδομένα
 - 1 – Ετήσια Δεδομένα
- Forecast Horizon – Ο αριθμός των σημειακών προβλέψεων που θα παραχθούν από την εφαρμογή μετά τη χρήση της κατάλληλης μεθόδου.

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

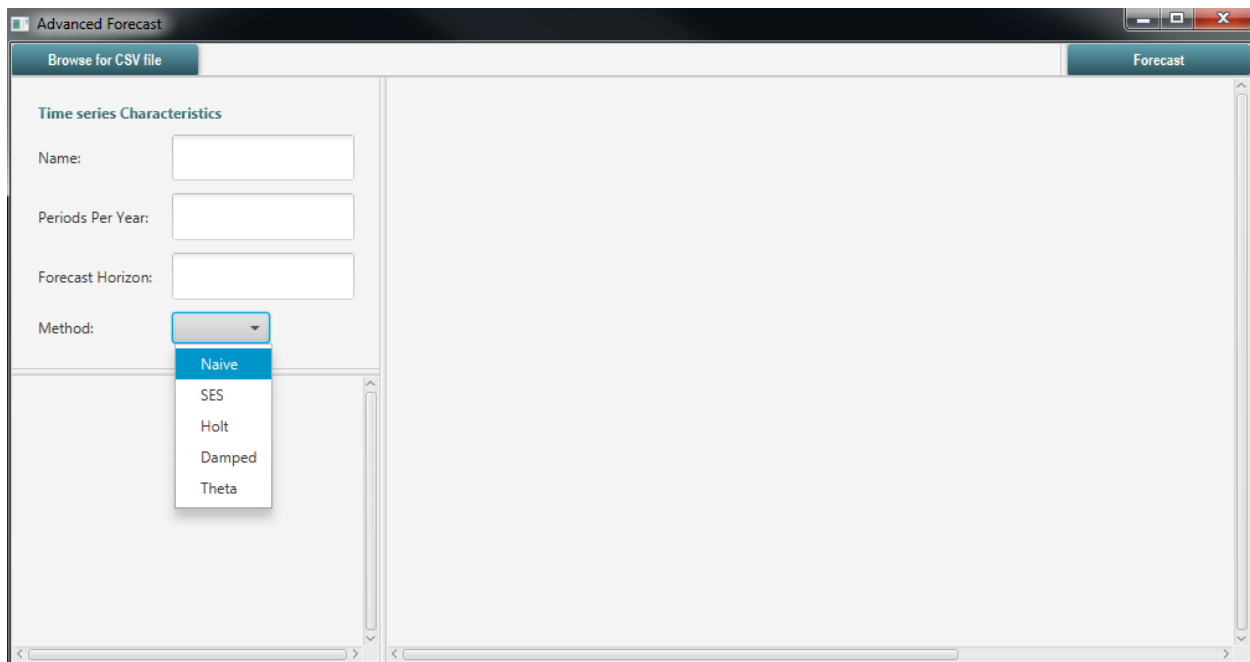
Η διαδικασία στη συνέχεια είναι όμοια με των προηγούμενων σεναρίων, με τα αποτελέσματα να παρουσιάζονται στο τέλος κατά τον ίδιο τρόπο.

7.1.5 Advanced Forecast

Η τέταρτη και τελευταία επιλογή που παρέχεται προς το χρήστη είναι η προηγμένη πρόβλεψη. Η διαφορά της από τη Γενική έγκειται στο γεγονός ότι πλέον δεν πραγματοποιείται διαγωνισμός πρόβλεψης, αλλά οφείλουμε να επιλέξουμε από το περιβάλλον της εφαρμογής τη μέθοδο που θα εφαρμοστεί στη χρονοσειρά, με βάση τα ποιοτικά της χαρακτηριστικά και την εμπειρία μας. Οι επιλογές που παρέχονται είναι:

- Naive
- SES
- Holt
- Damped
- Theta

Τα υπόλοιπα βήματα του σεναρίου δεν διαφέρουν από τα προηγούμενα.



8. Βιβλιογραφία

- Armstrong, J. S. (2001a). “Evaluating forecasting methods”, In: J. S. Armstrong (Ed.), Principles of forecasting: A handbook for researchers and practitioners, Boston, MA: Kluwer Academic Publishing, pp. 443 – 472.
- Armstrong, J. S. (2001b). “Combining forecasts”, In: J. S. Armstrong (Ed.), Principles of forecasting: A handbook for researchers and practitioners, Boston, MA: Kluwer Academic Publishing, pp. 417 – 439.
- Assimakopoulos, V. and Mentzas, G. (1994), “An architecture for intelligence assistance in the forecasting process”, Proceedings of the International Symposium on Forecasting, June.
- Assimakopoulos, V. (1995) “A Successive Filtering Technique for identifying long-term trends”, Journal of Forecasting, Vol. 14, pp. 35-43.
- Assimakopoulos, V. and Nikolopoulos, N. (2000) “The theta model: a decomposition approach to forecasting’, International Journal of Forecasting, Vol. 16, No. 4, pp. 521-530.
- Azani, C. H. and Khorramshahgol, R. (2006) “The open software intensive system strategy: An integrative approach for building software intensive systems”, The Journal of Computer Information Systems, Vol. 47, No. 1, pp. 56–65.
- Balachandra, R. (2000), “An expert system for new product development projects”, Industrial Management & Data Systems, Vol. 100 No. 7.
- Brown, R.G. (1959) Statistical forecasting for inventory control, New York: McGraw-Hill
- Brown, R. G. (1956). Exponential Smoothing for Predicting Demand. Cambridge, Massachusetts: Arthur D. Little Inc.
- Brown, R.G. (1963) Smoothing, forecasting and prediction of discrete time series, Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall
- Brownlie, D.T. (1992), “The role of technology forecasting and planning: formulating business strategy”, Industrial Management & Data Systems, Vol. 92 No. 2.
- Chatfield, C. (1988) “Apples, Oranges and Mean Square Error”, International Journal of Forecasting, Vol. 4, pp. 515-518.
- Clemen, R.T. (1989) “Combining forecasts: A review and annotated biography (with discussion)” International Journal of Forecasting, Vol. 5, pp. 559-583.

- De Gooijer, J. G. and Hyndman, R. J. (2006) “25 years of time series forecasting”, *International Journal of Forecasting*, Vol. 22, pp. 443-473.
- De Lurgio, S.A. and Blame, C.D. (1991), *Forecasting Systems for Operations Management*, Bu
- DeSanctis, G. (1984) “Computer graphics as decision aids: Directions for research”, *Decision Science*, Vol. 15, pp. 463-487.
- Eom, S.B. (1999), “Decision support systems research: current state and trends”, *Industrial Management & Data Systems*, Vol. 99 No. 5.
- Fildes, R. and Beard, C. (1992), “Forecasting systems for production and inventory control”, *International Journal of Operations & Production Management*, Vol. 12 No. 5.
- Fildes R., Goodwin P. and Lawrence M. (2006) 'The design features of forecasting support systems and their effectiveness', *Decision Support Systems*, Vol. 42, No. 1, pp. 351-361.
- Fildes, R., Goowin, P., Lawrence, M. and Nikolopoulos, K. (2009) “Effective forecasting and judgmental adjustments: an empirical evaluation and strategies for improvement in supply-chain planning”, *International Journal of Forecasting*, Vol. 25, pp. 3-23.
- Gardner, E.S. (1985) “Exponential Smoothing: The State of the Art” *Journal of Forecasting*, Vol. 4, pp. 1-28.
- Gardner, Jr. E. S., Jr., & McKenzie, E. (1985). Forecasting trends in time series. *Management Science*, 31, 1237-1246.
- Gardner, E.S. (2006) “Exponential Smoothing: The State of the Art – Part II”, *International Journal of Forecasting*, Vol. 22, pp. 637-666.
- Goodwin, P. and Lawton, R. (1999) “On the asymmetry of the symmetric MAPE”, *International Journal of Forecasting*, Vol. 15, pp. 405-408.
- Goodwin, R and Fildes, R. (1999) “Judgmental forecasts of time series affected by special events: does providing a statistical forecast improve accuracy?”, *Journal of Behavioral Decision Making*, Vol. 12, pp. 37-53.
- Goodwin, P, Fildes, R., Lawrence, M. and Nikolopoulos, K. (2007) “The process of using a Forecasting Support system”. *International Journal of Forecasting*, Special Issue on “Judgmental Forecasting”.
- Gottinger, H.W. and Weinmann, P. (1992), “Intelligent decision support systems”, *Decision Support Systems*, Vol. 8 No. 4, pp. 317-32.
- Holt, C. C. (1957). Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted averages. O. N. R. Memorandum 52/1957. Pittsburgh: Carnegie Institute of

Technology. Reprinted with discussion in 2004. *International Journal of Forecasting*, 20, 5-13.

- Hyndman, R.J. and Koehler, A.B. (2006) "Another look at measures of forecast accuracy", *International Journal of Forecasting*, Vol. 22, pp. 679-688.
- King, D. (1990), "Intelligent decision support: strategies for integrating decision support, databases management and expert system technologies", *Expert Systems with Applications*, Vol. 1, pp. 23-38.
- Lemos, A.D. and Porto, A.C. (1998), "Technological forecasting techniques and competitive intelligence: tools for improving the innovation process", *Industrial Management & Data Systems*, Vol. 98 No. 7.
- Makridakis, S. (1990) "Sliding simulation: a new approach to time series forecasting", *Management Science*, Vol. 36, pp. 505-512.
- Makridakis, S. (1993) "Accuracy measures - theoretical and practical concerns", *International Journal of Forecasting*, Vol. 9, pp. 527-529.
- Makridakis, S. (1996) "Forecasting: its role and value for planning and strategy", *International Journal of Forecasting*, Vol. 12, pp. 513-537.
- Makridakis, S. and Hibon, M. (2000) "The M3-Competition: Results, conclusions and implications", *International Journal of Forecasting*, Vol. 16, No. 4, pp. 451-476.
- Mentzas, G. (1994a), "Towards intelligent organizational information systems", *Transactions on Operational Research*, Vol. 1 No 2, pp. 169-87.
- Miller, D. and Williams, D. (2003) "Shrinkage estimators of time series seasonal factors and their effect on forecasting accuracy", *International Journal of Forecasting*, Vol. 19, No. 4, pp. 669-684.
- Nikolopoulos, K. and Assimakopoulos, V. (2003) "Theta Intelligent Forecasting Information System", *Industrial Management and Data Systems*, Vol.103, No.9, pp.711-726
- Nikolopoulos, K., Metaxiotis, K., Assimakopoulos, V. and Tavanidou, E. (2003). "A First Approach to E-Forecasting: A Survey of Forecasting Web-Services", *Information Management & Computer Security* 11 (3): 146-152.
- Nikolopoulos, K., Metaxiotis, K. and Assimakopoulos, V. (2006) "eforecasting: challenges and opportunities", in the Special Issue on "E-business in 21st Century Environments" of the *International Journal of Business Performance Management*, Vol.8, No.1, pp.93-106
- Nikolopoulos, K., Assimakopoulos, V., Bougioukos, N. and Petropoulos F. (2008) "Advances in Theta model", Working Paper No. 0023, University of Peloponnese, Department of Economics.

- Nikolopoulos K., Litsa A., Petropoulos F., Metaxiotis K., and Assimakopoulos V. (2011) “A web-based Information System for supporting local government in policy implementation”, *International Journal of Business Information Systems*
- Nikolopoulos K., Syntetos A., Boylan J., Petropoulos F., and Assimakopoulos V. (2011) “An Aggregate - Disaggregate Intermittent Demand Approach (ADIDA) to Forecasting: An Empirical Proposition and Analysis”, *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 62, pp. 544-554
- Nikolopoulos K., Litsa A., Petropoulos F., Metaxiotis K., and Assimakopoulos V. (2012) “A web forecasting system supporting policy implementation: the case of ‘digital planning’ in Greece”, *International Journal of Business Information Systems*, Vol. 11, No. 4, pp. 397-409.
- Pagourtzi, E., Makridakis, S., Assimakopoulos, V. and Litsa, A. (2008) “The advanced Forecasting Information System PYTHIA: an application in Real Estate time series”, *Journal of European Real Estate Research*, Vol. 1, No. 2, pp. 114-138.
- Petropoulos, F., Nikolopoulos, K. and Assimakopoulos, V. (2008) “An expert system for forecasting mutual funds in Greece”, *International Journal of Electronic Finance*, Vol. 2, No. 4, pp. 404-418
- Pressman, S. (2000), *Software Engineering: A Practitioner’s Approach*, European Adaptation, McGraw-Hill Publishing Company, Maidenhead.
- Rishi B. and Goyal D. P. (2011) 'Strategic information system design practices in an emerging economy', *International Journal of Business Information Systems*, Vol. 7, No. 4, pp. 388-401.
- Seneler C. O., Basoglu N. and Daim T. (2009) 'Exploring the contribution of the design characteristics of Information Systems' user interface to the adoption process', *International Journal of Business Information Systems*, Vol. 4, No. 5, pp. 489-508.
- Tavanidou, E., Nikolopoulos, K., Metaxiotis, K. and Assimakopoulos, V. (2003) “eTIFIS: An innovative e-Forecasting Web application”, *International Journal of Software Engineering and Knowledge Engineering*, Vol.13, No.2, pp.215-236.
- Tashman, L.J. and Leach, M.L. (1991), “Automatic forecasting software: a survey and evaluation”, *International Journal of Forecasting*, Vol. 7, No 2, pp. 209-30.
- Tashman L. J. (2000) “Out-of-sample tests of forecasting accuracy: an analysis and review”, *International Journal of Forecasting*, Vol. 16, No. 4, pp. 437-450.
- Webby, R., O’Connor, M. and Edmundson, B. (2005) “Forecasting support systems for the incorporation of event information: An empirical investigation”, *International Journal of Forecasting*, Vol. 21, pp. 411-423.

Forecasting Management Assistant: Ανάπτυξη Εφαρμογής Υποστήριξης Εργασιών Διοίκησης

- Wright, D.J., Capon, G., Page, R., Quiroga, J., Taseen, A.A. and Tomasini, F. (1986) “Evaluation of forecasting methods for decision support”, International Journal of Forecasting, Vol. 2, No. 2, pp. 139–153.
- Yokum, J. T. and Armstrong, J. S. (1995) “Beyond accuracy: Comparison of criteria used to select forecasting methods”, International Journal of Forecasting, Vol. 11, pp. 591-597.
- Yurkiewicz, J. (2000), “2000 forecasting software survey”, OR/Ms Today, February, Lionheart Publishing Inc., Marietta, GA.

Βιβλία – Διπλωματικές Εργασίες

- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., and Hyndman, R.J. (1998). Forecasting: Methods and Applications (3rd ed.), New York: John Wiley and Sons
- Makridakis, S., Hogarth R. and Gaba A. (2010). Dance with Chance: Making Luck Work for You, Oneworld Publications
- Πετρόπουλος Φ., Ασημακόπουλος Β., (2011). “Επιχειρησιακές Προβλέψεις”. εκδόσεις συμμετρία, Αθήνα
- Γιανέλλος Κ., (2004). Πληροφοριακό Σύστημα Υποστήριξης Κριτικών Επεμβάσεων Σε Στατιστικές Προβλέψεις
- Γρηγοριάδης Α., (2004). Πληροφοριακό Σύστημα Διοίκησης του ΥΜΕ - Πιλοτική Εφαρμογή
- Σκιαδά Φ., Ράπτης Α. (2013). ForeDroid- Ανάπτυξη Εφαρμογής Προβλέψεων Χρονοσειρών για Φορητές Συσκευές
- Κερασιώτης Π. (2015). Διαδικτυακή εφαρμογή παραγωγής και αξιολόγησης προβλέψεων
- Κοντοέ Ν. (2016). Ανάπτυξη Συστήματος Υποστήριξης και Παραγωγής Κριτικών Προβλέψεων