



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

«ΤΕΧΝΟ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ»

Διαδικτυακή Εφαρμογή Παραγωγής και Αξιολόγησης Προβλέψεων

Κερασιώτης Παρασκευάς
Ηλεκτρολόγος Μηχανικός & Μηχανικός Η/Υ ΕΜΠ

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

Υπεύθυνος: Αχιλλέας Ράπτης
Υποψήφιος Διδάκτορας Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Μάρτιος 2015



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

«ΤΕΧΝΟ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ»

Διαδικτυακή Εφαρμογή Παραγωγής και Αξιολόγησης Προβλέψεων

Κερασιώτης Παρασκευάς
Ηλεκτρολόγος Μηχανικός & Μηχανικός Η/Υ ΕΜΠ

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 2015.

Βασίλειος Ασημακόπουλος

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Ιωάννης Ψαρράς

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Δημήτριος Ασκούνης

Αν. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Μάρτιος 2015

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

Copyright © Παρασκευάς Κερασιώτης, 2015.
Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.

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

*Στους γονείς μου και
στον αδερφό μου Φώτη*

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η παρούσα μεταπτυχιακή εργασία εκπονήθηκε στα πλαίσια του Δ.Π.Μ.Σ «Τεχνοοικονομικά Συστήματα» κατά το ακαδημαϊκό έτος 2014-2015 στη Μονάδα Προβλέψεων και Στρατηγικής, που υπάγεται στον Τομέα Ηλεκτρικών Βιομηχανικών Διατάξεων και Συστημάτων Αποφάσεων.

Αρχικά θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον καθηγητή κ. Βασίλειο Ασημακόπουλο για την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ εις βάθος με το αντικείμενο των προβλέψεων. Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Καθηγητή κ. Ι. Ψαρρά και τον Αναπλ. Καθηγητή κ. Δ. Ασκούνη για την τιμή που μου έκαναν να συμμετάσχουν στην επιτροπή εξέτασης της διπλωματικής μου εργασίας.

Θα ήθελα ιδιαίτερα να ευχαριστήσω τον Υ.Δ. κ. Αχιλλέα Ράπτη για την δυνατότητα που μου έδωσε να συνεργαστούμε, η συμβολή του οποίου υπήρξε καθοριστική για την εκπόνηση της παρούσας Μεταπτυχιακής Εργασίας, καθώς με βοήθησε τόσο σε οργανωτικό όσο και σε επιστημονικό επίπεδο να ξεπεράσω όσες δυσκολίες συνάντησα.

Ακόμα, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους φίλους μου για την ανιδιοτελή τους βοήθεια και συμπαράσταση καθ' όλη τη διάρκεια της φοιτητικής μου πορείας.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω από καρδιάς τους γονείς μου που, χάρη στους κόπους τους, τις θυσίες τους και την αμέριστη ηθική συμπαράσταση απέναντι στο πρόσωπο μου, συνέδραμαν στην ολοκλήρωση των σπουδών μου.

Κερασιώτης Παρασκευάς

Αθήνα, Απρίλιος 2015

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα μεταπτυχιακή εργασία έχει ως αντικείμενο την εφαρμογή μεθόδων πρόβλεψης σε δεδομένα από διάφορα πεδία της καθημερινότητας και την εύρεση της καταλληλότερης μεθόδου με την μικρότερη αβεβαιότητα. Στα πλαίσια αυτής της εργασίας δημιουργήθηκε μια διαδικτυακή εφαρμογή προβλέψεων με σκοπό την παρουσίαση και σύγκριση γνωστών μεθόδων πρόβλεψης πάνω σε δεδομένα ευαίσθητα από την εποχή, τον χρόνο και τις συνήθειες του ανθρώπου.

Σκοπός της εφαρμογής είναι να δώσει στον χρήστη κάποια γρήγορα και ακριβή αποτελέσματα πάνω σε διαφόρων ειδών δεδομένα τα οποία ο ίδιος έχει την ευχέρεια να εισάγει στο σύστημα. Ως χρήστης της εφαρμογής ορίζεται οποιοδήποτε πρόσωπο καλείται να αλληλεπιδράσει με την εφαρμογή μέσω ενός απλού φυλλομετρητή.

Για την παραγωγή προβλέψεων και τη στατιστική ανάλυση δεδομένων που αφορούν κάποιο παράγοντα – μεταβλητή ακολουθούνται συγκεκριμένα στάδια. Πρώτον, επιλέγονται έγκυρα και επικυρωμένα δεδομένα έτσι ώστε η ακρίβεια της πρόβλεψης να είναι όσο το δυνατόν πιο αποτελεσματική, και με λιγότερες αστοχίες. Στην συνέχεια χρησιμοποιούνται μέθοδοι πρόβλεψης για την δημιουργία νέων δεδομένων που θα αποτελούν και την πρόβλεψη των δεδομένων του συγκεκριμένου παράγοντα-μεταβλητής. Στην συνέχεια, βάσει του μοντέλου που επιλέγεται αξιολογείται το αποτέλεσμα μέσω ειδικών παραμέτρων – δεικτών σφαλμάτων, και τέλος επιλέγεται εκείνο το μοντέλο που δημιουργεί την πιο αποτελεσματική, με τις μικρότερες αβεβαιότητες πρόβλεψη δεδομένων. Θεωρούμε ότι τα δεδομένα, πριν γίνει η πρόβλεψη αποεποχικοποιούνται βάσει μιας γενικά αποδεκτής εποχιακής συμπεριφοράς.

Ο χρήστης έχει την δυνατότητα δημιουργίας λογαριασμού μέσω ενός απλού περιηγητή από οποιοδήποτε μέρος του κόσμου. Στην συνέχεια, εισάγοντας τα δεδομένα, είτε συγκεντρωτικά, είτε ένα-ένα, του παρέχεται η δυνατότητα να τα απεικονίσει γραφικά τόσο τα ίδια όσο και τα αποτελέσματα των προβλέψεων τους. Τέλος, του παρέχεται η δυνατότητα εξαγωγής των αποτελεσμάτων/συμπερασμάτων σε διαγράμματα και πίνακες για την ευκολότερη κατανόησή τους.

Μελλοντικά, ο χρήστης μέσω της εφαρμογής αυτής θα μπορεί αξιολογώντας τα αποτελέσματα να παίρνει τις απαραίτητες αποφάσεις και να αξιολογεί την αποτελεσματικότητά τους.

ΛΕΞΕΙΣ ΚΛΕΙΔΙΑ

Προβλέψεις, Πληροφοριακό Σύστημα Προβλέψεων, Μέθοδοι Χρονοσειρών

ABSTRACT

This thesis deals with the comparison and evaluation of the different forecast models based on real data to estimate the best model with the minor uncertainty. In the context of this thesis, a web forecasting application was developed in order to evaluate and compare common forecast methods based on seasonal sensitive data.

The scope of this thesis is to provide to the user quick and accurate forecast data and results, based on data being imported manually. The user of the application can be anyone who can interact with the application through a web browser or by using the application API.

The prediction and the statistical analysis of the data have certain stages. Firstly, reliable and validated data are chosen in order to have a more precise and accurate prediction with minimum errors. Then, common prediction methods are used to produce the forecast data based on parameters which the user can modify. Those forecast data are evaluated based on specific parameters and error indicators. Finally, the method with the minimum errors is chosen and analyzed. Base data are filtered and processed to be seasonal insensitive based on a general approved seasonal model.

The user can create an account easily by using a web browser. Then, he can import data manually to the application and analyze process and filter them. Base data and forecast data can be presented in tables and graphs. Finally, he can access and evaluate the results and conclusion about the forecast data through reports and graphs.

In future, the user could take the necessary decisions and evaluate their effectiveness by evaluating the results of the application.

KEY WORDS

Forecasting, Forecasting Information Systems, Time Series Methods, Online Forecasting System

Περιεχόμενα

| | |
|---|-----------|
| ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ | 11 |
| 1. ΕΥΡΕΙΑ ΠΕΡΙΛΗΨΗ | 13 |
| 1.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ | 13 |
| 1.2 ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ | 14 |
| 1.2.1 Κατηγορίες Πρόβλεψης και Μέθοδοι Χρονοσειρών | 14 |
| 1.2.2 Δείκτες Αξιολόγησης | 15 |
| 1.2.3 Επιλογή Μεθόδου Βάσει Στατιστικών Δεικτών | 17 |
| 1.3 ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ & ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΔΙΑΔΙΚΤΥΑΚΗΣ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ | 17 |
| 1.3.1 Σχεδιασμός | 17 |
| 1.3.2 Τεχνολογίες | 20 |
| 1.3.3 Έλεγχος και επίδειξη λειτουργίας | 22 |
| 2. ΕΙΣΑΓΩΓΗ | 23 |
| 3. ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ | 33 |
| 3.1 ΓΕΝΙΚΑ ΓΙΑ ΤΙΣ ΠΡΟΒΛΕΨΕΙΣ | 33 |
| 3.2 ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ | 35 |
| 3.2.1 Εισαγωγή | 35 |
| 3.2.2 Ανάλυση Έννοιας Χρονοσειράς | 35 |
| 3.2.3 Αναπαράσταση Χρονοσειρών | 36 |
| 3.3 ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ | 41 |
| 3.3.1 Ποσοτικές Μέθοδοι | 41 |
| 3.3.1.1 Μέθοδοι Χρονοσειρών | 41 |
| 3.3.1.1.1 Οι μέθοδοι εξομάλυνσης | 42 |
| 3.3.1.1.2 Οι μέθοδοι αποσύνθεσης | 43 |
| 3.3.1.1.3 Επεξηγηματικές (Αιτιοκρατικές) Μέθοδοι | 45 |
| 3.3.1.1.4 Αυτοπαλινδρομικές μέθοδοι κινητού μέσου όρου (ARIMA) | 46 |
| 3.3.1.2 Αιτιοκρατικές Μέθοδοι | 46 |
| 3.3.1.2.1 Μέθοδοι Παλινδρόμησης | 47 |
| 3.3.1.2.2 Οικονομετρικές μέθοδοι | 49 |
| 3.3.2 Κριτικές Μέθοδοι | 50 |
| 3.3.3 Τεχνολογικές Μέθοδοι | 51 |
| 3.4 ΠΟΙΟΤΙΚΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΤΩΝ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ | 53 |
| 3.5 ΚΥΡΙΟΤΕΡΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ | 59 |
| 3.5.1 Απλοϊκή Μέθοδος (Naive) | 59 |
| 3.5.2 Μέθοδοι Μέσου Όρου | 60 |
| 3.5.2.1 Απλός Μέσος Όρος | 60 |
| 3.5.2.2 Κινητός Μέσος Όρος | 61 |
| 3.5.3 Απλή Γραμμική Παλινδρόμηση | 62 |
| 3.5.4 Μέθοδοι Εκθετικής Εξομάλυνσης | 64 |
| 3.5.4.1 Μοντέλο Σταθερού Επιπέδου - Απλή Εκθετική Εξομάλυνση (Simple Exponential Smoothing) | 65 |
| 3.5.4.2 Μοντέλο Γραμμικής Τάσης (Holt Exponential Smoothing) | 68 |
| 3.5.4.3 Μοντέλο Μη Γραμμικής Τάσης (Damped) | 70 |
| 3.5.5 Μοντέλο Theta | 73 |
| 3.6 ΕΠΙΛΟΓΗ ΤΗΣ ΚΑΤΑΛΛΗΛΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ | 77 |
| 3.7 ΣΥΝΔΥΑΣΜΟΙ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ | 79 |
| 3.8 ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ | 81 |

| | |
|---|------------|
| 3.8.1 Βασική στατιστική ανάλυση | 81 |
| 3.8.2 Στατιστική ανάλυσης ακρίβειας προβλέψεων | 83 |
| 3.8.3 Ρυθμός ανάπτυξης | 85 |
| 4. ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ & ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΔΙΑΔΙΚΤΥΑΚΗΣ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ | 87 |
| 4.1 ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟΥ | 87 |
| 4.1.1 Στατικές και δυναμικές σελίδες | 87 |
| 4.1.2 MySQL: Η βάση της εφαρμογής..... | 90 |
| 4.1.3 PHP – MySQL..... | 91 |
| 4.1.3.1 Η γλώσσα προγραμματισμού PHP | 91 |
| 4.1.3.2 Επικοινωνία με τη βάση δεδομένων..... | 91 |
| 4.1.4 HTML - CSS | 93 |
| 4.1.5 JAVASCRIPT | 96 |
| 4.1.5.1 Javascript Frameworks | 97 |
| 4.1.5.1.1 jQuery..... | 97 |
| 4.1.5.1.2 EXTJS..... | 97 |
| 4.1.5.1.3 Highcharts | 98 |
| 5. ΣΥΝΘΕΣΗ ΤΗΣ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ ΚΑΙ ΕΠΙΔΕΙΞΗ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ | 99 |
| 5.1 ΣΥΝΘΕΣΗ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ | 99 |
| 5.1.1 Σελίδες της Εφαρμογής..... | 99 |
| 5.1.2 Υποδομή της Εφαρμογής MySQL, PHP | 101 |
| 5.1.2.1 MySQL | 102 |
| 5.1.2.1 PHP..... | 106 |
| 5.1.3 Λειτουργία της Εφαρμογής..... | 110 |
| 5.1.3.1 User Authentication | 110 |
| 5.1.3.2 Data Forecast And Analytics..... | 110 |
| 5.1.3.2.1 Source Data (και User Forecast Saved Results) | 111 |
| 5.1.3.2.2 Processing Data | 112 |
| 5.1.3.2.3 Forecast Data..... | 112 |
| 5.1.3.2.4 Final Data..... | 113 |
| 5.2 ΕΠΙΔΕΙΞΗ ΤΗΣ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ | 115 |
| 5.2.1 Login / Register | 115 |
| 5.2.2 Main Screen / Forecast | 118 |
| 5.2.2.1 Source Data / Uploaded Files For Forecast | 120 |
| 5.2.2.2 Source Data / Stats..... | 124 |
| 5.2.2.3 Processing Data / No Processing | 126 |
| 5.2.2.4 Processing Data / Missing/Zero Values | 126 |
| 5.2.2.5 Forecast Data / Statistical Forecast | 128 |
| 5.2.2.6 Forecast Data / Judgmental Forecast | 138 |
| 5.2.2.7 Forecast Data / Budget Forecast | 140 |
| 5.2.2.8 Final Data | 141 |
| 5.2.2.9 Forecast Overview..... | 143 |
| 5.2.2.10 Saved Forecasts..... | 144 |
| 6. ΕΠΙΛΟΓΟΣ | 147 |
| 6.1 ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΠΡΟΕΚΤΑΣΕΙΣ | 147 |
| ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ..... | 149 |

1. Ευρεία περίληψη

1.1 Εισαγωγή

Οι προβλέψεις ανέκαθεν αποσπούσαν το ενδιαφέρον του ανθρώπου και χρησιμοποιούνταν με σκοπό να διευκολύνουν την ζωή του, τόσο σε απλά καθημερινά προβλήματα όσο και στη λήψη σημαντικών αποφάσεων. Εταιρίες και άνθρωποι βασίζονται καθημερινά τις κινήσεις τους σε προβλέψεις που κάνουν οι ίδιοι ή άλλοι, και βοηθούν έτσι στην βελτίωση της ζωής τους. Η σημαντικότητά τους είναι αναμφισβήτητη, πόσο μάλλον την τελευταία δεκαετία. Το ενδιαφέρον για τις προβλέψεις υπήρχε πάντα τόσο σε ακαδημαϊκό επίπεδο όσο και σε επιχειρησιακό. Η αβεβαιότητα του ανθρώπου για το μέλλον τον οδήγησε στην ανάγκη πρόβλεψης του με όσο το δυνατόν λιγότερα σφάλματα.

Οι προβλέψεις αν χρησιμοποιηθούν σωστά, δεν γίνουν δηλαδή αυτοσκοπός αλλά εργαλείο, μπορούν να βοηθήσουν τις επιχειρήσεις να παίρνουν τις σωστές αποφάσεις, αλλά και την ίδια την κυβέρνηση. Μπορούν να βοηθήσουν στην γρήγορη και αποτελεσματική αναγνώριση μίας επικείμενης βλάβης – λάθους και την αποφυγή του. Κατ' αυτό τον τρόπο βελτιστοποιείται η λειτουργία τόσο των επιχειρήσεων όσο και των υπηρεσιών που προσφέρουν.

Βέβαια, ανέκαθεν τεχνολογία και πρόβλεψη ακολουθούσαν παράλληλες πορείες, με αποτέλεσμα όσο η τεχνολογία αναπτυσσόταν τόσο να βελτιωνόταν και το αποτέλεσμα της πρόβλεψης. Το σφάλμα και η αβεβαιότητα μειώνεται σε σημαντικό βαθμό και η μείωση του στον ελάχιστο δυνατό είναι σίγουρα το ζητούμενο. Δεν είναι τυχαίο ότι κατά καιρούς εμφανίζονται όλο και καινούργιες μέθοδοι προβλέψεων, που προσπαθούν να «ανταγωνιστούν» τις ήδη υπάρχουσες με κοινό πάντα σκοπό.

Η παρούσα μεταπτυχιακή εργασία έχει ως αντικείμενο την εφαρμογή μεθόδων πρόβλεψης σε δεδομένα από διάφορες πηγές και την εύρεση της καταλληλότερης μεθόδου με τη μικρότερη αβεβαιότητα μέσω ενός εύχρηστου συστήματος φιλικού προς το χρήστη. Στα πλαίσια αυτής της εργασίας δημιουργήθηκε μια διαδικτυακή εφαρμογή προβλέψεων με σκοπό την παρουσίαση και σύγκριση γνωστών μεθόδων πρόβλεψης πάνω σε δεδομένα ευαίσθητα από την εποχή, τον χρόνο και τις συνθήκες του ανθρώπου. Ο σχεδιασμός και η διαδικασία

μελέτης του κατάλληλου θεωρητικού υποβάθρου θα παρουσιαστεί στην συνέχεια της παρούσας εργασίας.

1.2 Μέθοδοι Πρόβλεψης

Για την παραγωγή προβλέψεων και τη στατιστική ανάλυση δεδομένων που αφορούν κάποιο παράγοντα – μεταβλητή πρέπει να ακολουθηθούν συγκεκριμένα στάδια. Αρχικά, πρέπει τα δεδομένα να είναι όσο το δυνατόν έγκυρα και επικυρωμένα έτσι ώστε η ακρίβεια της πρόβλεψης να είναι όσο το δυνατόν πιο αποτελεσματική, και με λιγότερες αστοχίες. Στην συνέχεια πρέπει να χρησιμοποιηθεί η κατάλληλη μέθοδος για την δημιουργία νέων δεδομένων που θα αποτελούν και την πρόβλεψη των δεδομένων του συγκεκριμένου παράγοντα-μεταβλητής. Στην συνέχεια, βάσει του μοντέλου που επιλέχθηκε θα αξιολογείται το αποτέλεσμα μέσω ειδικών παραμέτρων – δεικτών σφαλμάτων, και τέλος θα επιλέγεται εκείνο το μοντέλο που δημιουργεί την πιο αποτελεσματική, με τις μικρότερες αβεβαιότητες πρόβλεψη δεδομένων.

1.2.1 Κατηγορίες Πρόβλεψης και Μέθοδοι Χρονοσειρών

Υπάρχουν τρεις (3) μεγάλες κατηγορίες όσον αφορά τις μεθόδους πρόβλεψης που έχουν αναπτυχθεί μέχρι και σήμερα και είναι οι ακόλουθες:

1. Ποσοτικές (Quantitative)
2. Τεχνολογικές (Technological)
3. Κριτικές (Judgmental)

Από αυτές οι κριτικές μέθοδοι διακρίνονται στις ατομικές και στις μεθόδους επιτροπής, οι τεχνολογικές στις διερευνητικές και στις κανονιστικές, και τέλος οι ποσοτικές στις μεθόδους χρονοσειρών και τις αιτιοκρατικές μεθόδους.

Για την συγκεκριμένη διαδικτυακή εφαρμογή θα αναλυθούν και θα χρησιμοποιηθούν οι μέθοδοι χρονοσειρών από την ποσοτική κατηγορία. Συγκεκριμένα αυτές οι μέθοδοι παρουσιάζουν μια ανεξαρτησία από τον ανθρώπινο παράγοντα που σημαίνει ότι μπορούν να εκτελεστούν σε υπολογιστή, χωρίς ανθρώπινη νοητική παρέμβαση.

Συγκεκριμένα στην παρούσα εργασία θα αναλυθούν οι παρακάτω μέθοδοι πρόβλεψης:

1. Naïve – Απλοϊκή Μέθοδος
2. LRL – Απλή Γραμμική Παλινδρόμηση
3. SES – Απλή Εκθετική Εξομάλυνση
4. Holt – Εκθετική Εξομάλυνση Γραμμικής Τάσης
5. Damped – Εκθετική Εξομάλυνση Μη Γραμμικής Τάσης
6. Theta – Μέθοδος Theta

1.2.2 Δείκτες Αξιολόγησης

Στην στατιστική ανάλυση χρησιμοποιούμε μαθηματικά μοντέλα για την ποσοτικοποίηση των σφαλμάτων και την ορθότερη αντιμετώπιση και μελέτη των χρονοσειρών. Για την αξιολόγηση των προβλέψεων χρησιμοποιούμε τους ποσοτικούς δείκτες οι οποίοι όταν συνδυάζονται με την παράσταση των ίδιων των δεδομένων δημιουργούν μια συνολική και εμπειριστατωμένη εικόνα για την χρονοσειρά που αναφέρονται. Στη διαδικτυακή εφαρμογή αυτή χρησιμοποιήθηκε ένα χαρακτηριστικό πλήθος των στατιστικών δεικτών ακρίβειας των προβλεπόμενων χρονοσειρών.

Όπως αναφέραμε και προηγουμένως οι χρονοσειρές επεκτείνονται, με βάση τη χρήση των μοντέλων πρόβλεψης και μετέπειτα χρησιμοποιούνται οι δείκτες αυτοί πάνω σε όλη την χρονοσειρά που παράχθηκε.

Οι βασικότεροι δείκτες που χρησιμοποιούνται λοιπόν στην εφαρμογή είναι οι ακόλουθοι:

- Δείκτες Αξιολόγησης που βασίζονται στις διαφορές των τιμών πρόβλεψης από τις τιμές των πραγματικών τιμών:

1. Mean Error – Μέσο Σφάλμα

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

2. Mean absolute Error – Μέσο Απόλυτο Σφάλμα

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

3. Mean squared Error – Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα

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

4. Root Mean Squared Error – Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος

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

- Δείκτες αξιολόγησης που εκφράζουν σφάλματα σε ποσοστιαία μορφή:

1. Mean Absolute Percentage Error – Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα

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

2. Symmetric Mean Absolute Percentage Error – Συμμετρικό Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα

$$sMAPE = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n \frac{|Y_i - F_i|}{Y_i + F_i} \cdot 200(\%)$$

3. Theil's U-Statistic

$$U = \sqrt{\frac{\sum_{i=2}^n \left(\frac{Y_i - F_i}{Y_{i-1}} \right)^2}{\sum_{i=2}^n \left(\frac{Y_i - Y_{i-1}}{Y_{i-1}} \right)^2}}$$

4. Mean Absolute Scaled Error – έσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα

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

1.2.3 Επιλογή Μεθόδου Βάσει Στατιστικών Δεικτών

Στη διαδικτυακή εφαρμογή αυτή παρουσιάζονται όλες οι μέθοδοι οι οποίες αναφέρθηκαν προηγουμένως και επιλέγεται η καλύτερη από τον χρήστη ή αυτόματα βάσει των προαναφερόμενων δεικτών. Βέβαια ανάλογα με τη φύση των δεδομένων και την ποσότητα και την ποιότητα των δεδομένων, η καταλληλότερη μέθοδος θα έπρεπε να συμπεριλάβει όλους τους παράγοντες μιας χρονοσειράς και θα απαιτούσε τεράστιο εύρος τιμών. Ο χρήστης μπορεί να επιλέξει την μέθοδο που προσεγγίζει καλύτερα για αυτόν τα προβλεπόμενα δεδομένα, αλλιώς θα χρησιμοποιηθεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα ως δείκτης αξιολόγησης και συγκεκριμένα η ελαχιστοποίησή του ανάμεσα στα πραγματικά και στα παραγόμενα δεδομένα. Θεωρούμε ότι τα δεδομένα, πριν γίνει η πρόβλεψη αποεποχικοποιούνται βάσει μιας γενικά αποδεκτής εποχιακής συμπεριφοράς.

1.3 Σχεδιασμός & Υλοποίηση Διαδικτυακής Εφαρμογής

1.3.1 Σχεδιασμός

Η διαδικτυακή εφαρμογή που αναπτύχθηκε αποτελεί ένα αυτοτελές σύστημα υποστήριξης επιχειρηματικών προβλέψεων. Ζώντας σε μια εποχή όπου ο κόσμος της πληροφορικής και ιδιαίτερα του internet είναι άρρηκτα συνδεδεμένος με τον άνθρωπο, υπάρχουν εκατοντάδες δικτυακές εφαρμογές οι οποίες προσφέρουν υπηρεσίες. Σκοπός της εφαρμογής είναι να δώσει στον χρήστη κάποια γρήγορα και

ακριβή αποτελέσματα πάνω σε διαφόρων ειδών δεδομένα που ο ίδιος έχει την ευχέρεια να εισάγει στο σύστημα.

Ως χρήστης της εφαρμογής ορίζεται οποιοδήποτε πρόσωπο καλείται να αλληλεπιδράσει με την εφαρμογή μέσω ενός απλού browser όπως ο Mozilla Firefox, Google chrome, Internet Explorer κ.α. Τα σενάρια διαδραστικότητας του χρήστη με την εφαρμογή είναι τα ακόλουθα:

- Εισαγωγή δεδομένων χειροκίνητα

Ο χρήστης εισάγει τα δεδομένα της χρονοσειράς οι οποία τον ενδιαφέρει χειροκίνητα. Έπειτα από επιβεβαίωση ακολουθεί η γραφική αναπαράστασή τους και η παρουσίαση κάποιων στατιστικών δεδομένων της χρονοσειράς η οποία εισήχθη από τον χρήστη.

- Εισαγωγή δεδομένων μέσω αρχείου

Ο χρήστης ανεβάζει στην εφαρμογή ένα αρχείο excel με συγκεκριμένη γραμμογράφηση. Μετά ακολουθείται όπως προηγουμένως η γραφική παράστασή τους και η παρουσίαση κάποιων στατιστικών δεδομένων της χρονοσειράς η οποία εισήχθη από τον χρήστη.

- Συμπλήρωση κενών ή μηδενικών τιμών

Ο χρήστης καλείται να «γεμίσει» τα δεδομένα που λείπουν, ή και δεδομένων που είναι μη προσδοκώμενα για την καλύτερη ποιότητα των αποτελεσμάτων των προβλέψεων.

- Παραγωγή προβλέψεων

Ο χρήστης αφού κανονικοποιήσει την χρονοσειρά που τον ενδιαφέρει με έναν από τους προηγούμενους τρόπους επιλέγει τον τρόπο πρόβλεψης των δεδομένων.

- Εφαρμογή Judgmental & Budget Μεθοδολογιών

Ο χρήστης αφού επιλέξει την μέθοδο που επιθυμεί για την εξαγωγή των προβλεπόμενων δεδομένων, εισάγει χαρακτηριστικά όσον αφορά τα

δεδομένα αυτά που θέλει να ληφθούν υπόψη από την εφαρμογή και να αλλάξουν το τελικό αποτέλεσμα. Αυτά τα δεδομένα είναι είτε χρονοσειρές προβλεπόμενων τιμών που εισάγει ο χρήστης χειροκίνητα είτε παράγοντες που επηρεάζουν όλη την προβλεπόμενη χρονοσειρά όπως η απόφαση μιας εταιρίας να αυξήσει την παραγωγή κατά ένα ποσοστό.

- Επιλογή των παραμέτρων των προαναφερόμενων μεθοδολογιών

Ο χρήστης επιλέγει τις παραμέτρους και εισάγει τις προτιμήσεις του όσον αφορά την βαρύτητα των επιλογών του για την τελική φάση των δεδομένων.

- Γραφική αναπαράσταση και αποθήκευση

Ο χρήστης βλέπει το τελικό αποτέλεσμα και επιλέγει αν θέλει την αποθήκευση των δεδομένων αυτών. Στην συνέχεια ο χρήστης έχει την δυνατότητα να ανακτήσει τα δεδομένα και τις επιλογές τους και να τις απεικονίσει συνολικά μέσω της εφαρμογής.

Δεδομένου ότι οι χρήστες τέτοιων συστημάτων συνήθως δεν έχουν πολλές γνώσεις υπολογιστών, η εφαρμογή καλείται να είναι όσο το δυνατόν πιο απλή και κατανοητή. Για αυτό το λόγο, και για λόγους ευχρηστίας τέθηκαν συγκεκριμένες προδιαγραφές κατά το σχεδιασμό της:

1. Απεικόνιση των χρονοσειρών τόσο σε μορφή γραφημάτων όσο και σε μορφή πινάκων
2. Δημιουργία Tooltips στα περισσότερα σημεία της εφαρμογής για να επεξηγεί στο χρήστη τη λειτουργία κουμπιών και των οθονών που του παρουσιάζονται.
3. Μηνύματα λάθους σε περίπτωση λανθασμένου, κατεστραμμένου αρχείου ή και λάθους γραμμογράφησης του αρχείου ή των δεδομένων που εισάγει ο χρήστης.
4. Αναδυόμενα μηνύματα καθοδήγησης του χρήστη και δυνατότητα ενεργοποίησης οδηγού πλοήγησης στην εφαρμογή με μορφή demo.

5. Προσαρμογή σε όλες τις οθόνες.
6. Άμεση αλληλεπίδραση με τα γραφήματα και επιλογή φίλτρων πάνω στα δεδομένα και στα γραφήματα.
7. Δυνατότητα αλλαγής των δεδομένων on the fly και επανεμφάνιση των αποτελεσμάτων της πρόβλεψης από τις διαφορετικές μεθόδους.

1.3.2 Τεχνολογίες

Για την υλοποίηση της διαδικτυακή εφαρμογής χρησιμοποιήθηκαν οι εξής τεχνολογίες:

Διακομιστής Ιστού: Apache 2.2.21

Είναι σίγουρα ο δημοφιλέστερος διακομιστής Ιστού στο Διαδίκτυο αυτή τη στιγμή. Υπάρχουν διάφοροι λόγοι που ο Apache είναι δημοφιλής. Ο κύριος λόγος είναι ότι διατίθεται δωρεάν. Είναι προϊόν ενός έργου ανοικτού κώδικα που διανέμει μια ποικιλία λογισμικών για το Διαδίκτυο σε οποιονδήποτε έχει τη δυνατότητα να τα μεταφορτώσει. Οι Διακομιστές Ιστού χρησιμοποιούνται για να υπηρετούν Σελίδες Ιστού που ζητούνται από πελάτες-υπολογιστές. Οι πελάτες τυπικά ζητούν και βλέπουν Σελίδες Ιστού χρησιμοποιώντας εφαρμογές Φυλλομετρητών Ιστού όπως οι **Firefox**, **Opera**, ή **Mozilla**.

HTML, CSS

Για την αλληλεπίδραση με τον χρήστη και την παρουσίαση των πληροφοριών χρησιμοποιήθηκε η γλώσσα **HTML**. Ο τρόπος που εμφανίζονται οι πληροφορίες στον χρήστη και η γενική εμφάνιση της εφαρμογής έγινε με χρήση του **CSS**.

Javascript

Τέλος χρησιμοποιήθηκε **Javascript** για την προσθήκη λειτουργικότητας από την πλευρά του χρήστη. Συγκεκριμένα μέσω της **Javascript** γίνονται κάποιοι σχετικοί έλεγχοι πριν την υποβολή φορμών για την μείωση του υπολογιστικού φόρτου στον διακομιστή. Επίσης μέσω της **Javascript** γίνεται η επικοινωνία με τον διακομιστή

στο παρασκήνιο προκειμένου η εφαρμογή να αποκτήσει δυναμικό χαρακτήρα αλληλεπίδρασης. Σε μεγάλο κομμάτι του προγραμματισμού σε **Javascript** χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη EXTJS.

MySQL

Για την αποθήκευση των δεδομένων και των πληροφοριών που χρειάζεται μια εφαρμογή χρησιμοποιήθηκε μια βάση δεδομένων και συγκεκριμένα η MySQL. Η MySQL αποτελεί μια εξαιρετικά δημοφιλή και διαδεδομένη υλοποίηση ενός σχεσιακού συστήματος διαχείρισης βάσεων δεδομένων. Παρ' όλο που είναι μια τεχνολογία ανοιχτού κώδικα, το σύστημα υποστηρίζεται από μεγάλες εταιρίες του χώρου όπως η Sun (και πρόσφατα η Oracle) και γνωρίζει διαρκή εξάπλωση στο χώρο των online εφαρμογών. Το γεγονός ότι η χρήση του είναι δωρεάν, αλλά και η διαθεσιμότητά του σε μια πληθώρα λειτουργικών συστημάτων το έχουν καταστήσει κυρίαρχη λύση στην ανάπτυξη online εφαρμογών μικρής και μεσαίας κλίμακας.

PHP

Ως κύρια γλώσσα προγραμματισμού τόσο για την επικοινωνία μεταξύ της βάσης με την εφαρμογή όσο και για την εκτέλεση των αλγορίθμων πρόβλεψης χρησιμοποιήθηκε η PHP. Η γλώσσα προγραμματισμού PHP (PHP: Hypertext Preprocessor) είναι μια γλώσσα δημιουργίας κώδικα ο οποίος ενσωματώνεται σε κώδικα HTML και προσφέρει τη δυνατότητα τροποποίησης του περιεχομένου της σελίδας ανάλογα με μια σειρά από παραμέτρους. Μπορούμε να συνοψίσουμε τα βασικά πλεονεκτήματα της γλώσσας PHP στα εξής:

- Η PHP και η MySQL δημιουργήθηκαν εξ αρχής για να συνεργάζονται αρμονικά μεταξύ τους. Έτσι, η PHP προσφέρει μια σειρά από λειτουργίες, οι οποίες εκμεταλλεύονται στο έπακρο τις δυνατότητες της MySQL.
- Η PHP είναι τεχνολογία ανοιχτού κώδικα και επομένως η χρήση της είναι δωρεάν.
- Η PHP έχει μια ευρεία βάση χρηστών και μια μεγάλη κοινότητα ενεργών χρηστών οι οποίοι συνεισφέρουν στη διόρθωση προβλημάτων, αλλά και στην περαιτέρω ανάπτυξη της γλώσσας.
- Η PHP είναι μια εξαιρετικά διαδεδομένη πλατφόρμα για την ανάπτυξη διαδικτυακή εφαρμογών και είναι διαθέσιμη στην πλειοψηφία των διαδικτυακή hosts ανά τον κόσμο.

WAMP

Για την εγκατάσταση των παρακάτω, χρησιμοποιήθηκε ένας υπολογιστής με Windows 7 και το ελεύθερο λογισμικό WAMP. Το WAMP είναι ένα πακέτο που εγκαθιστά εύκολα και γρήγορα τα απαραίτητα προγράμματα για να τρέξουμε στον υπολογιστή μας που χρησιμοποιεί λειτουργικό windows έναν τοπικό web server. Συγκεκριμένα εγκαθιστά έναν Apache server, μια βάση δεδομένων MySQL και την PHP που αναφέραμε προηγουμένως ως απαραίτητα για να τρέξει η διαδικτυακή εφαρμογή.

1.3.3 Έλεγχος και επίδειξη λειτουργίας

Μετά το πέρας της υλοποίησης η εφαρμογή δοκιμάστηκε σε έναν browser και συγκεκριμένα τον Google Chrome, όπου και παρουσιάστηκαν όλες οι λειτουργίες της εφαρμογής.

2. Εισαγωγή

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), προσαρμοσμένη 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 στατιστικούς, 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 αιτίων επίσης αναγνωρίζεται και προστίθεται στο μοντέλο. Το σύστημα μπορεί να μοντελοποιήσει δεδομένα σε επίπεδο ημιώρου και είναι διαθέσιμο σε διαδραστική διεπαφή χρήστη, αλλά και σε βιβλιοθήκες (DLL) για χρήση από άλλα προγράμματα.

Alyuda Forecaster (www.allyuda.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 Διαδικτυακή 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.
- Σχεδιασμός 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 μία 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 (aaq-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 μία 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 Διαδικτυακή 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?» Διαδικτυακή 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 Διαδικτυακή. 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 λογισμικού. Δεν απαιτείται εξειδικευμένο λογισμικό, παρά μόνο λειτουργικό σύστημα Windows και ένας πλοηγός για τη σύνδεση του χρήστη στη Διαδικτυακή 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 Διαδικτυακή-πελάτη, για πλήρη πρόσβαση στις δυνατότητες και τα reports της, μέσω ενός προγράμματος περιήγησης Διαδικτυακή 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 Διαδικτυακή 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 Διαδικτυακή-based, server 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 Διαδικτυακή
- Ασφαλής κεντρική βάση δεδομένων
- Πολλαπλές εκδόσεις
- Κυλιόμενη πρόβλεψη
- «What if» ερωτήσεις

Intelligent Forecaster (www.bis-lab.com/)

Το Intelligent Forecaster έχει αναπτυχθεί αποκλειστικά και ειδικά για την πρόβλεψη χρονοσειρών με τις πιο προηγμένες μεθόδους Τεχνητής Νοημοσύνης. Υποστηρίζει μεθόδους όπως Support Vector Regression (SVR) και τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (NN). Επίσης, το λογισμικό παρέχει διάφορα ειδικά χαρακτηριστικά (παραδείγματος χάρη, δυνατότητα παραμετροποίησης μεταβλητών συστήματος, Αναγνώριση χρονικής καθυστέρησης δεδομένων, προεπεξεργασία δεδομένων και άλλα). Τέλος υποστηρίζει τόσο σταθερό ορίζοντα πρόβλεψης όσο και πολλαπλούς ορίζοντες πρόβλεψης καθώς και η αξιολόγηση των παραγόμενων προβλέψεων γίνεται με τη χρήση ενός μεγάλου συνόλου δεικτών.

Εκτός από τα ολοκληρωμένα λογισμικά προβλέψεων τα οποία περιγράψαμε παραπάνω υπάρχουν και κάποιες ερευνητικές προσπάθειες για κατασκευή συστημάτων οι οποίες δεν αποτελούν καθολικές λύσεις αλλά εστιάζονται κυρίως σε συγκεκριμένα δεδομένα. Ενδεικτικά έχουμε:

- An expert system for new product development projects, Balachandra (2000)
- Theta Intelligent Forecasting Information System, Νικολόπουλος και Ασημακόπουλος (2003)
- eTIFIS: Πρότυπη διαδικτυακή εφαρμογή για παραγωγή προβλέψεων, Ταβανίδου και συνεργάτες (2003)
- Σύστημα για παραγωγή προβλέψεων αμοιβαίων κεφαλαίων, Πετρόπουλος, Νικολόπουλος και Ασημακόπουλος (2008)

- Διαδικτυακό σύστημα για παραγωγή προβλέψεων σχετικών με επιχειρησιακά προγράμματα στήριξης και την διάχυσή τους, Νικολόπουλος και συνεργάτες (2011).

3. Τεχνικές Προβλέψεων

3.1 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 την 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 καθαυτές χρησιμοποιούνται σαν 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 Μακρουδάκη και τους συνεργάτες του

στο βιβλίο «Χορεύοντας με την Τύχη». Αναφέρουν λοιπόν δυο είδη αβεβαιότητας που συναντάμε καθημερινά, την «αβεβαιότητα του μετρό» και την «αβεβαιότητα της καρύδας». Η «αβεβαιότητα του μετρό» 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 να 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 που 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 να αντιμετωπίσει τη μεγάλη δυσαρέσκεια 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 και άλλα 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 την διάρκεια των οποίων η 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 ForeDroid αναπτύχθηκε για να καλύψει αυτές τις παραπάνω ανάγκες και να δώσει σε όλους την δυνατότητα να ασχοληθούν με τον τομέα των προβλέψεων.

3.2 Χαρακτηριστικά Χρονοσειρών

3.2.1 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 δυνατό 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 δυο βασικές κατηγορίες. Τα **διαστρωματικά στοιχεία** (cross – sectional data) και οι **χρονολογικές σειρές** (time series), που έχουν επικρατήσει με την ονομασία **χρονοσειρές** αποτελούν τις 2 αυτές κατηγορίες. Η βασική διαφορά των δυο 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 την δυνατότητα να χειρίζεται χρονοσειρές και για αυτό θα δοθεί ιδιαίτερη έμφαση στην ανάλυση των χαρακτηριστικών τους.

3.2.2 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 με το είδος των δεδομένων τους.

3.2.3 Αναπαράσταση Χρονοσειρών

Όπως αναλύσαμε στην προηγούμενη παράγραφο η χρονοσειρά δεν είναι τίποτα παραπέρα 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):

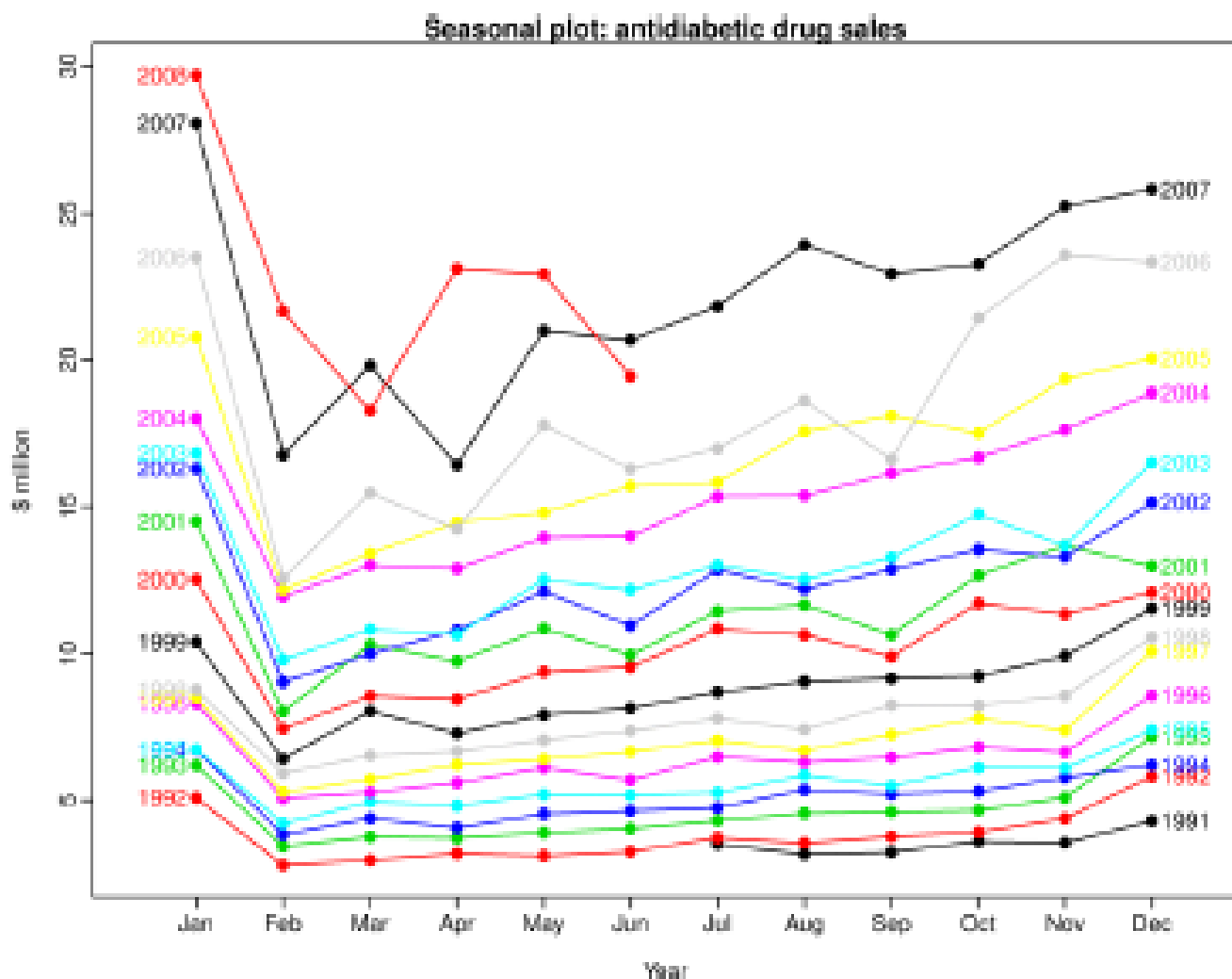
Είναι το πλέον προφανές και χρησιμοποιούμενο διάγραμμα και αναπαριστά τα διαθέσιμα δεδομένα στην πάροδο του χρόνου. Μέσω των διαγραμμάτων αυτών γίνονται άμεσα αντιληπτά τα βασικά χαρακτηριστικά των χρονοσειρών όπως η τάση και η εποχιακότητα. Η διαδεδομένη χρήση των γραφημάτων αυτών σε σχεδόν όλους τους 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 3.2.3.1: Αριθμός επιβατών οικονομικής θέσης Μελβούρνη – Σύδνεϋ

2. Εποχιακά Διαγράμματα (seasonal plots):

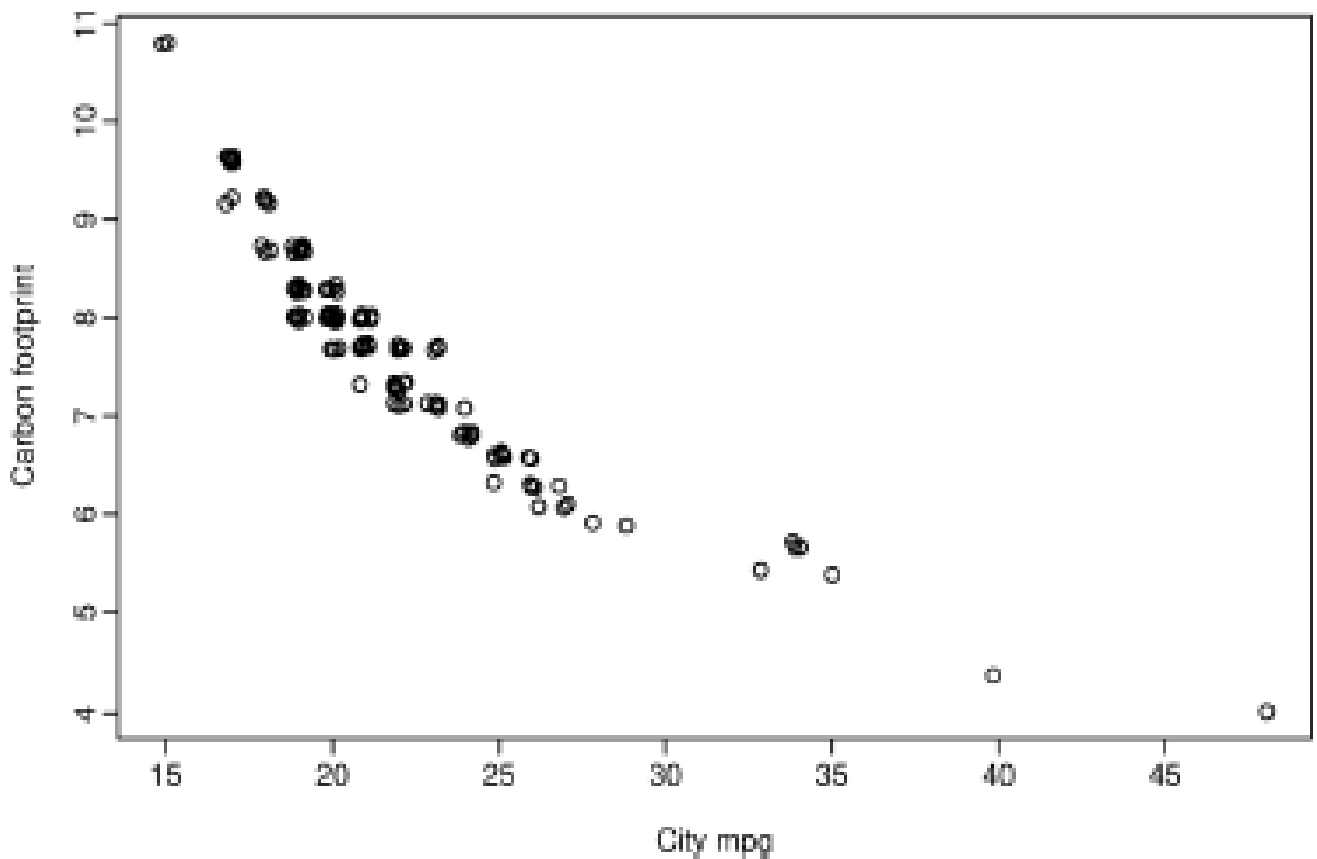
Τα διαγράμματα αυτά ενδείκνυνται για χρονοσειρές που εμφανίζουν έντονη εποχιακότητα.



Εικόνα 3.2.3.2: 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 3.2.3.3: Αποτύπωμα Άνθρακα – Εξοικονόμηση Καυσίμου

Από την 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.

3.3 Κατηγορίες Μεθόδων Πρόβλεψης

Υπάρχουν τρεις (3) μεγάλες κατηγορίες όσον αφορά τις τεχνικές πρόβλεψης που έχουν αναπτυχθεί μέχρι και σήμερα και είναι οι ακόλουθες:

1. Ποσοτικές (Quantitative)
2. Τεχνολογικές (Technological)
3. Κριτικές (Judgmental)

Από αυτές οι κριτικές μέθοδοι διακρίνονται στις ατομικές και στις μεθόδους επιτροπής, οι τεχνολογικές στις διερευνητικές και στις κανονιστικές, και τέλος οι ποσοτικές στις μεθόδους χρονοσειρών και τις αιτιοκρατικές μεθόδους.

3.3.1 Ποσοτικές Μέθοδοι

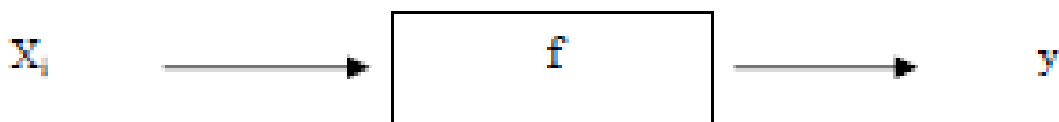
Οι ποσοτικές μέθοδοι χρησιμοποιούνται όταν η πληροφορία που θέλουμε να προβλέψουμε μπορεί να ποσοτικοποιηθεί με την μορφή μαθηματικών δεδομένων και με την υπόθεση ότι η συμπεριφορά αυτών των ιστορικών δεδομένων διατηρείται σταθερή στο μέλλον. Η ταξινόμηση των ποσοτικών μεθόδων πρόβλεψης γίνεται βάσει του μοντέλου που χρησιμοποιείται κάθε φορά. Κατ' αυτόν τον τρόπο έχουμε μοντέλα χρονοσειρών και αιτιοκρατικά μοντέλα. Για να κατανοήσουμε καλύτερα τις βασικές προϋποθέσεις στις οποίες στηρίζεται κάθε ποσοτική μέθοδος και για να εντοπίσουμε τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα τους πρέπει να μελετήσουμε τις ιδιότητες και τα χαρακτηριστικά της κάθε μιας ξεχωριστά.

3.3.1.1 Μέθοδοι Χρονοσειρών

Οι μέθοδοι χρονοσειρών αποτελούν το πιο διαδεδομένο είδος ποσοτικού μοντέλου πρόβλεψης. Βασιζόμενο στην υπόθεση ότι ο τρόπος που μεταβάλλεται η τιμή του υπό εξέταση μεγέθους ακολουθεί ένα σταθερά επαναλαμβανόμενο ανά το

χρόνο λανθάνον πρότυπο. Το πρότυπο αυτό θεωρούμε ότι αναγνωρίζεται μονοσήμαντα με βάση τα δεδομένα. Κατ' αυτόν τον τρόπο παράγονται προβλέψεις με αναγνώριση του ακολουθούμενου προτύπου και την προέκτασή του στο μέλλον. Έτσι, αφού βασιστήκαμε στις παρελθοντικές τιμές της εξεταζόμενης μεταβλητής, θα προσπαθήσουμε να ανιχνεύσουμε κάποιο πρότυπο συμπεριφοράς αυτών και να δημιουργήσουμε προβλέψεις βάσει αυτού του προτύπου στο μέλλον. Κατ' αυτόν τον τρόπο χρειάζεται να υπάρχουν διαθέσιμα πολλά δεδομένα από το παρελθόν για την μελέτη της μεταβλητής που μας ενδιαφέρει, για προηγούμενες και σταθερές χρονικές περιόδους έτσι ώστε να επιλεγεί το καλύτερο πρότυπο συμπεριφοράς της χρονοσειράς και να παράγουμε πιο ακριβείς προβλέψεις.

Σχηματικά το μοντέλο χρονοσειρών μπορεί να παρασταθεί ως εξής :



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

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

3.3.1.1.1 Οι μέθοδοι εξομάλυνσης

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

Η βασική ιδέα των μεθόδων εξομάλυνσης είναι ότι υπάρχει ένα λανθάνον πρότυπο συμπεριφοράς το οποίο ακολουθούν οι τιμές των μεταβλητών που πρέπει να προβλεφθούν και ότι οι ιστορικές παρατηρήσεις της κάθε μεταβλητής αντιπροσωπεύουν αυτό το πρότυπο καθώς και τυχαίες διακυμάνσεις. Ο σκοπός των μεθόδων αυτών είναι να διακρίνουν ανάμεσα στις τυχαίες αποκλίσεις το βασικό

πρότυπο, εξομαλύνοντας τα ιστορικά δεδομένα. Αυτό ισοδυναμεί με ελαχιστοποίηση της τυχαιότητας που υπάρχει στην ιστορική ακολουθία και έχει σαν αποτέλεσμα η πρόβλεψη να βασίζεται στο εξομαλυμένο πρότυπο συμπεριφοράς των δεδομένων.

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

3.3.1.1.2 Οι μέθοδοι αποσύνθεσης

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

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. Για αυτό το λόγο στην διαδικτυακή εφαρμογή έχουν ενσωματωθεί κάποια βήματα της κλασσικής μεθόδου αποσύνθεσης με σκοπό την εύρεση των δεικτών εποχιακότητας της χρονοσειράς και της αποεποχικοποίησής της

Έτσι όταν ως είσοδος στην διαδικτυακή εφαρμογή δοθεί με οποιοδήποτε από τους διαθέσιμους τρόπους χρονοσειρά με ένα σεβαστό πλήθος από μηνιαία δεδομένα τότε εκτελούνται τα παρακάτω βήματα της κλασσικής 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 στην 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 την 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 εποχιακότητας για να εισαχθεί εκ νέου στην τελική χρονοσειρά η συνιστώσα της εποχιακότητας.

3.3.1.1.3 Επεξηγηματικές (Αιτιοκρατικές) Μέθοδοι

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

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

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

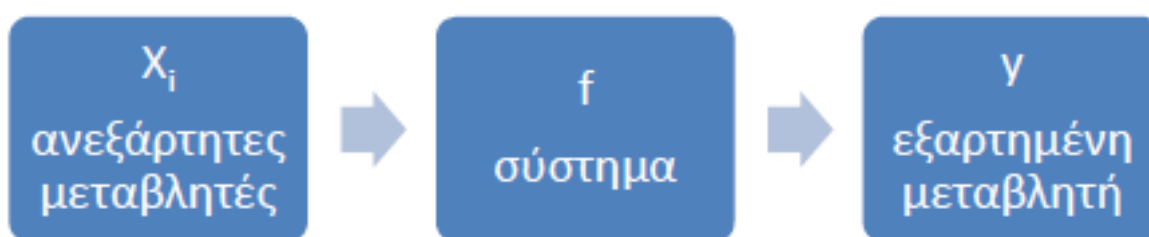
κατηγορίες σχέσεων μπορούν σωστότερα να εκφρασθούν από ένα σύστημα ταυτόχρονων εξισώσεων οι οποίες αποτελούν ένα οικονομετρικό μοντέλο.

3.3.1.1.4 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 το 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.

3.3.1.2 Αιτιοκρατικές Μέθοδοι

Βασική υπόθεση στο μοντέλο αυτό είναι ότι υπάρχει μια σταθερή σχέση μεταξύ της μεταβλητής πρόβλεψης (εξαρτημένη μεταβλητή) και ορισμένων παραμέτρων (ανεξάρτητες μεταβλητές) που το επηρεάζουν. Αυτή η σχέση μπορεί κάλλιστα να χαρακτηρισθεί ως σχέση αιτίου-αιτιατού. Αυτή η σχέση μπορεί να παρασταθεί σχηματικά ως εξής:



Το i παίρνει τιμές από 1 μέχρι και n , και αντιπροσωπεύει τις n παραμέτρους από τις οποίες εξαρτάται η μεταβολή του μεγέθους που μας ενδιαφέρει. Η έξοδος είναι η προβλεπόμενη τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής. Το σύστημα περιγράφεται από την παρακάτω μαθηματική συνάρτηση:

$$y = f(X_1, X_2, \dots, X_n)$$

Το πιο σημαντικό πλεονέκτημα των αιτιοκρατικών μεθόδων είναι ότι προσφέρουν στον χρήστη την δυνατότητα να προβλέψει την μελλοντική τιμή κάποιου μεγέθους, για διάφορους συνδυασμούς των μεταβλητών εισόδου. Έτσι έχοντας στην διάθεσή του διάφορα εναλλακτικά σενάρια μπορεί να καταλήξει ευκολότερα στην επιλογή της βέλτιστης επιλογής. Τα αιτιοκρατικά μοντέλα όμως χαρακτηρίζονται και από μερικά σοβαρά μειονεκτήματα. Ένα σοβαρό μειονέκτημα είναι ότι απαιτούν πολύ περισσότερα δεδομένα σε σχέση με τις μεθόδους των χρονοσειρών, αφού χρειάζονται πληροφορίες όχι μόνο για την μεταβλητή πρόβλεψης αλλά και για ένα πλήθος ανεξάρτητων μεταβλητών. Επιπλέον τα μοντέλα αυτά παρουσιάζουν μεγάλη “ευαισθησία” σε πιθανές αλλαγές των φυσικών νόμων που συνδέουν τις ανεξάρτητες μεταβλητές με το υπό εξέταση μέγεθος. Τέλος, είναι πολλές οι περιπτώσεις όπου για την παραγωγή ολοκληρωμένων προβλέψεων από ένα τέτοιο μοντέλο απαιτείται προηγουμένως η εκτίμηση, με βάση κάποια άλλη μέθοδο πρόβλεψης, της μελλοντικής τιμής ορισμένων μεταβλητών εισόδου. Αυτό συνεπάγεται την άμεση αύξηση των απαιτούμενων υπολογισμών όπως και του συνολικού κόστους της όλης εφαρμογής.

Στις αιτιοκρατικές μεθόδους ανήκουν οι μέθοδοι παλινδρόμησης (απλή γραμμική παλινδρόμηση, πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση) και οι οικονομετρικές μέθοδοι.

3.3.1.2.1 Μέθοδοι Παλινδρόμησης

- Απλή γραμμική παλινδρόμηση

Βασική υπόθεση στην συγκεκριμένη μέθοδο είναι η ύπαρξη γραμμικής σχέσης ανάμεσα στην μεταβλητή πρόβλεψης (εξαρτημένη μεταβλητή, Y) και σε μια άλλη μεταβλητή (ανεξάρτητη μεταβλητή, X). Θεωρείται ότι η ανεξάρτητη μεταβλητή καθορίζεται από εξωγενείς παράγοντες. Η ζητούμενη εξίσωση σε αυτή τη μέθοδο είναι η έκφραση της σχέσης μεταξύ εξαρτημένης και ανεξάρτητης μεταβλητής σύμφωνα με τη σχέση:

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

Όπου οι σταθερές a, b υπολογίζονται, εφαρμόζοντας την μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων, από τις παρακάτω εξισώσεις:

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

$$a = \bar{Y} - b\bar{X}$$

Όπου $\bar{Y} = \frac{\sum Y}{n}$ $\bar{X} = \frac{\sum X}{n}$ n ο αριθμός των παρατηρήσεων.

Με βάση την εξίσωση παλινδρόμησης υπολογίζονται κάποιοι στατιστικοί δείκτες (F-test, t-test) οι οποίοι επιτρέπουν την εκτίμηση:

- Της πιθανότητας οι μελλοντικές τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής να διαφέρουν από τις προβλεπόμενες κατά συγκεκριμένη ποσότητα,
- Της αξιοπιστίας του υπολογισμού της ευθείας παλινδρόμησης και
- Της ακρίβειας των συντελεστών a και b .

Εάν παρατηρηθεί από την γραφική παράσταση των τιμών των ζευγών (X, Y) ότι οι μεταβλητές X και Y δεν συνδέονται με γραμμική συνάρτηση αλλά η συνάρτηση αυτή είναι γραμμική ως προς τις παραμέτρους (π.χ. πολυονομική συνάρτηση κ.λπ.) τότε η μέθοδος της απλής γραμμικής παλινδρόμησης μπορεί να εφαρμοστεί και σε αυτή την περίπτωση.

- Πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση

Στην πολλαπλή παλινδρόμηση υπάρχει μια εξαρτημένη μεταβλητή-μεταβλητή πρόβλεψης και δύο ή περισσότερες ανεξάρτητες μεταβλητές. Η γενική μορφή της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης είναι:

$$Y = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_kX_k + \varepsilon$$

$b_0, b_1, b_2, \dots, b_k$: είναι σταθερές παράμετροι

X_1, X_2, \dots, X_k : είναι μεταβλητές υπολογισμένες χωρίς σφάλμα

ε : είναι τυχαία μεταβλητή κανονικά κατανοημένη γύρω από το μηδέν με διασπορά $V\varepsilon$

Η εξίσωση της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης είναι γραμμική ως προς τους συντελεστές. Ο εκθέτης κάθε συντελεστή b ισούται με τη μονάδα-γεγονός που εξασφαλίζει τη γραμμικότητα και οι τιμές των συντελεστών αυτών μπορούν να προκύψουν με εφαρμογή της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων. Στην ουσία ο στόχος είναι ο υπολογισμός των αγνώστων παραμέτρων του μοντέλου: $b_0, b_1, b_2, \dots, b_k$ και $V\varepsilon$. Βασικό πλεονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ότι μπορούν να θεωρηθούν και να διερευνηθούν ένας σημαντικός αριθμός διαφορετικών σχέσεων.

3.3.1.2.2 Οικονομετρικές μέθοδοι

Μια οικονομετρική μέθοδος προσδιορίζει τη σχέση μεταξύ μιας ή περισσοτέρων ενδογενών ή εξωγενών μεταβλητών με χρήση τεχνικών ελαχίστων τετραγώνων και οικονομετρικών μεθόδων που βασίζονται στην επίλυση πολλών ταυτόχρονα σχετικών εξισώσεων. Οδηγεί στην ανάπτυξη οικονομικών μοντέλων που αναπαριστούν τη σχέση μεταξύ εισροών και εκροών σε βιομηχανικούς κλάδους με τη χρήση πινάκων επίδρασης.

Οι οικονομετρικές μέθοδοι περιλαμβάνουν όλες τις ποσοτικές διαδικασίες που βασίζονται σε αιτιοκρατικές σχέσεις. Τα βασικά βήματα που ακολουθούνται στην εφαρμογή μιας οικονομετρικής μεθόδου είναι η ανάπτυξη του a priori μοντέλου, η επιλογή των δεδομένων, η ανάλυση των δεδομένων και η εκ νέου προσαρμογή του μοντέλου.

Τρεις είναι οι βασικές συνθήκες που ευνοούν τη χρήση οικονομετρικών μεθόδων. Η πρώτη είναι η ύπαρξη επαρκούς πληροφορίας για τις αιτιοκρατικές σχέσεις. Η πληροφορία αυτή μπορεί να προέρχεται είτε από υποκειμενικές πηγές είτε από την ανάλυση των δεδομένων. Η δεύτερη συνθήκη είναι ότι οι μεταβολές των αιτιοκρατικών μεταβλητών πρέπει να είναι μεγάλες για να μπορούν να εφαρμοστούν οι οικονομετρικές μέθοδοι. Όμως για μεγάλες μεταβολές δεν είναι και τόσο απαραίτητο να χρησιμοποιηθούν οικονομετρικές μέθοδοι. Η τρίτη συνθήκη είναι η δυνατότητα να προβλεφθεί με ακρίβεια η κατεύθυνση των μεταβολών στις αιτιοκρατικές μεταβλητές, και να εκτιμηθεί η βαρύτητα των μεταβολών αυτών.

Με μία σύντομη σύγκριση των οικονομετρικών μεθόδων με την μέθοδο της πολλαπλής παλινδρόμησης μπορούμε να πούμε ότι η μέθοδος της πολλαπλής

παλινδρόμησης αποτελεί ειδική περίπτωση των οικονομετρικών μεθόδων. Οι πιο σημαντικές διαφορές αναφέρονται συνοπτικά παρακάτω:

- Στις οικονομετρικές μεθόδους η επιλογή των αιτιοκρατικών μεταβλητών, των συντελεστών και της μορφής της εξίσωσης πάνω στην οποία θα βασιστούν οι μελλοντικές προβλέψεις προαποφασίζονται από τον εμπειρογνώμονα με βάση την κρίση, την εμπειρία και τις προσωπικές του εκτιμήσεις. Αντιθέτως η μέθοδος της πολλαπλής παλινδρόμησης προεπιλέγει μόνο την μορφή της εξίσωσης που πρόκειται να χρησιμοποιηθεί. Οι ανεξάρτητες μεταβλητές καθώς και οι αντίστοιχοι συντελεστές προκύπτουν μετά από διαδοχικά τρεξίματα της εξίσωσης και προσδιορίζονται με βάση αντικειμενικές μεθόδους.
- Η μορφή της εξίσωσης στην πολλαπλή παλινδρόμηση είναι περίπου συγκεκριμένη, ενώ στις οικονομετρικές μεθόδους υπάρχει μεγαλύτερη δυνατότητα διαφοροποίησης.
- Στις οικονομετρικές μεθόδους ο έλεγχος της σημαντικότητας των ανεξάρτητων μεταβλητών γίνεται με διάφορους αντικειμενικούς τρόπους. Αντιθέτως, κατά την εφαρμογή της πολλαπλής παλινδρόμησης χρησιμοποιούνται μόνο συγκεκριμένες στατιστικές μέθοδοι.
- Τέλος ανάλογα με τη φύση της εκάστοτε εφαρμογής, οι οικονομετρικές μέθοδοι θεωρούνται καταλληλότερες για περιπτώσεις όπου εκτιμάται ότι οι επερχόμενες μεταβολές των ανεξάρτητων μεταβλητών θα είναι μεγάλης κλίμακας και σε περιπτώσεις όπου τα διαθέσιμα ιστορικά δεδομένα είναι λίγα.

3.3.2 Κριτικές Μέθοδοι

Οι κριτικές μέθοδοι χρησιμοποιούν δεδομένα που αποτελούν κυρίως αποτέλεσμα διαισθητικής κρίσης, προσωπικής γνώμης και εκτίμησης πιθανοτήτων. Δεν έχουν τις ίδιες απαιτήσεις με τις ποσοτικές μεθόδους πρόβλεψης. Βασίζονται στην εμπειρία, την γνώση επί του αντικειμένου και την κριτική ικανότητα των ατόμων που ασχολούνται με την πρόβλεψη. Πλεονεκτούν έναντι των ποσοτικών ως προς την δυνατότητα ενσωμάτωσης και επεξεργασίας των δεδομένων που αφορούν

εξωτερικούς παράγοντες και τις ιδιαίτερες συνθήκες που επηρέασαν ή πρόκειται να επηρεάσουν τη χρονοσειρά.

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

3.3.3 Τεχνολογικές Μέθοδοι

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

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

Όπως και οι ποσοτικές, οι κριτικές και οι τεχνολογικές μέθοδοι πρόβλεψης ποικίλλουν ως προς το κόστος εφαρμογής, την πολυπλοκότητα και την αξιοπιστία τους. Μπορούν να εφαρμοστούν και ξεχωριστά αλλά συνήθως χρησιμοποιείται είτε κάποιος μεταξύ τους συνδυασμός είτε συνδυάζονται με τις ποσοτικές μεθόδους.

3.4 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 κλασσικής 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 της 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 σχετικό 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 την 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 την 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 εποχικότητα 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 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 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.

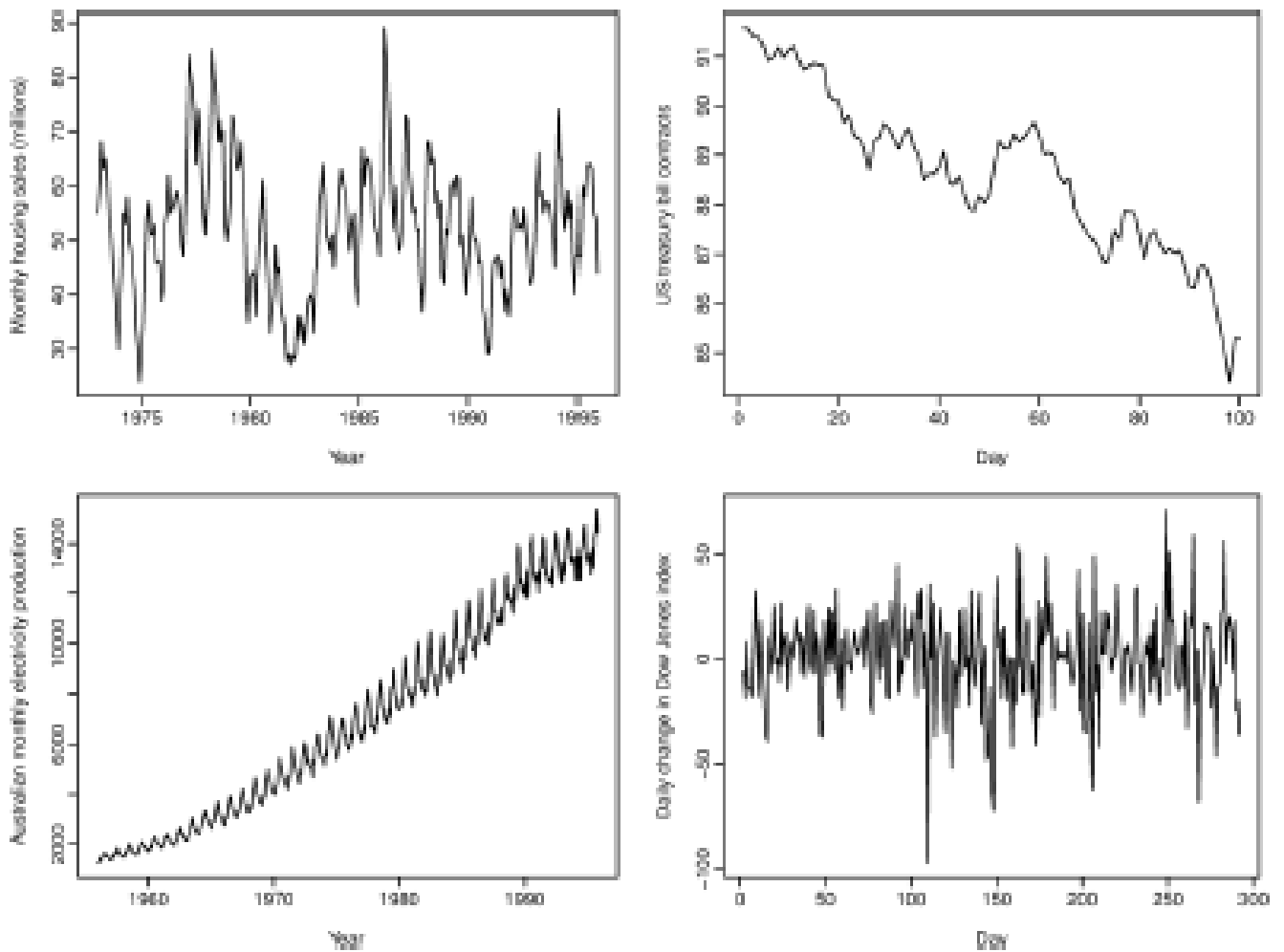
Οι **μη κανονικές διακυμάνσεις** ή αλλιώς **ασυνέχειες**, είναι εκείνες οι παρατηρήσεις που εμφανίζονται στην γραφική απεικόνιση της χρονοσειράς ως απότομες αλλαγές στο πρότυπο συμπεριφοράς της. Τέτοιες αλλαγές που έχουν είτε παροδικό είτε ακόμα και μόνιμο χαρακτήρα δε θα μπορούσαν να προβλεφθούν με 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 ενώ μια διαφημιστική εκστρατεία μπορεί να αυξήσει τις πωλήσεις προϊόντων της ίδιας επιχείρησης.

Από την άλλη πλευρά οι αλλαγές με μόνιμο χαρακτήρα στην 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 χαρακτηριστικών των χρονοσειρών παρακάτω ακολουθούν τέσσερα παραδείγματα γραφημάτων χρονοσειρών (Εικόνα 3.4.1).



Εικόνα 3.4.1: 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 να 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.

3.5 Κυριότερες Μέθοδοι Πρόβλεψης

Στην παρούσα μεταπτυχιακή εργασία, για την ανάπτυξη της διαδικτυακή εφαρμογής χρησιμοποιήσαμε 6 βασικές μεθόδους χρονοσειρών. Στην επιλογή αυτή μας οδήγησαν βασικές προϋποθέσεις οι οποίες πρέπει να διαθέτει μια μέθοδος ώστε να μπορεί να υλοποιηθεί σε μια εφαρμογή για υπολογιστές:

- Η άρτια μαθηματική σχέση της μεθόδου να είναι καλά ορισμένη ώστε να μπορεί να υλοποιηθεί με την μορφή κώδικα.
- 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 μεταπτυχιακής εργασίας δεν θα μπορούσαμε να υλοποιήσουμε όλες τις διαθέσιμες βιβλιογραφικά μεθόδους πρόβλεψης. 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 που δεν χρησιμοποιήθηκαν στην συγκεκριμένη εφαρμογή.

3.5.1 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 παράγει 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:

3.5.2 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.

3.5.2.1 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.

3.5.2.2 Κινητός Μέσος Όρος

Ένας τρόπος να διαχειριστεί η επιρροή των παρελθουσών παρατηρήσεων στην πρόβλεψη όταν έχει επιλεχθεί 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 καθώς μια νέα παρατήρηση γίνεται διαθέσιμη θα ανανεώνεται με αποτέλεσμα να γίνεται πιο ακριβές αφού λαμβάνει υπόψη του δεδομένα κοντά στο παρόν. Η επιλογή του μήκους του μέσου όρου ο οποίος θα υπολογιστεί και η τιμή του θα οριστεί ως πρόβλεψη μετατρέπει τον απλό μέσο όρο σε κινητό μέσο όρο.

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

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

Μία ενδεχόμενη σύγκριση του κινητού μέσου όρου και του απλού μέσου όρου θα παρουσίαζε ενδιαφέρον για να γίνει αντιληπτή η διαφορά στην 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.

3.5.3 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 μία 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 της 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. Σαν βέλτιστη ευθεία προσαρμογής, επιλέγεται αυτή για την οποία το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων γίνεται ελάχιστο. Η μέθοδος είναι γνωστή σαν μέθοδο 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.

3.5.4 Μέθοδοι Εκθετικής Εξομάλυνσης

Μία 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 απαιτήσεων 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 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 μία γενική εικόνα για τη χρήση του καθενός.

Αρχικά λοιπόν, το μοντέλα 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 μίας ευθείας γραμμής συμπεριλαμβανομένης την ύπαρξης της τάσης με αυτόν τον τρόπο. Χαρακτηριστικά παραδείγματα που 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.

3.5.4.1 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 είναι 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 την 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 την 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 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 n 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 το 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).

3.5.4.2 Μοντέλο Γραμμικής Τάσης (Holt Exponential Smoothing)

Το μοντέλο εξομάλυνσης γραμμικής τάση 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 το 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 μίας 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 n -οστής παρατήρησης και πρώτης διαιρεμένη με $n-1$
- 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 οποιασδήποτε 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, ποικίλουν 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).

3.5.4.3 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:

$$e_t = Y_t - F_t$$

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

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

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

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 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 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

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 πάνω 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.

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 καθεμία από τις 3 μεθόδους εκθετικής εξομάλυνσης στην εφαρμογή εκτελείται με διάφορους τρόπους που περιλαμβάνουν είτε σειριακή εύρεση βέλτιστης παραμέτρου είτε αλγόριθμου 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 σαν 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 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.

3.5.5 Μοντέλο Theta

Τέλος, μια μέθοδος που ενσωματώθηκε στο σύστημα και αναπτύχθηκε από 2 μέλη της Μονάδας Προβλέψεων και Στρατηγικής το 2000 είναι η μέθοδος Theta. Η μέθοδος Theta (Assimakopoulos και Nikolopoulos, 2000; Νικολόπουλος, 2002) είναι μία μονοδιάστατη μέθοδος πρόβλεψης, η οποία βασίζεται στην 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 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 κλασσικής μεθόδου theta είναι τα παρακάτω:

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

Βήμα 1. Αποεποχικοποίηση. Μέσω της κλασσικής 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 είναι σύμφωνα με τον Νικολόπουλο και του συνεργάτες το 2008 είναι:

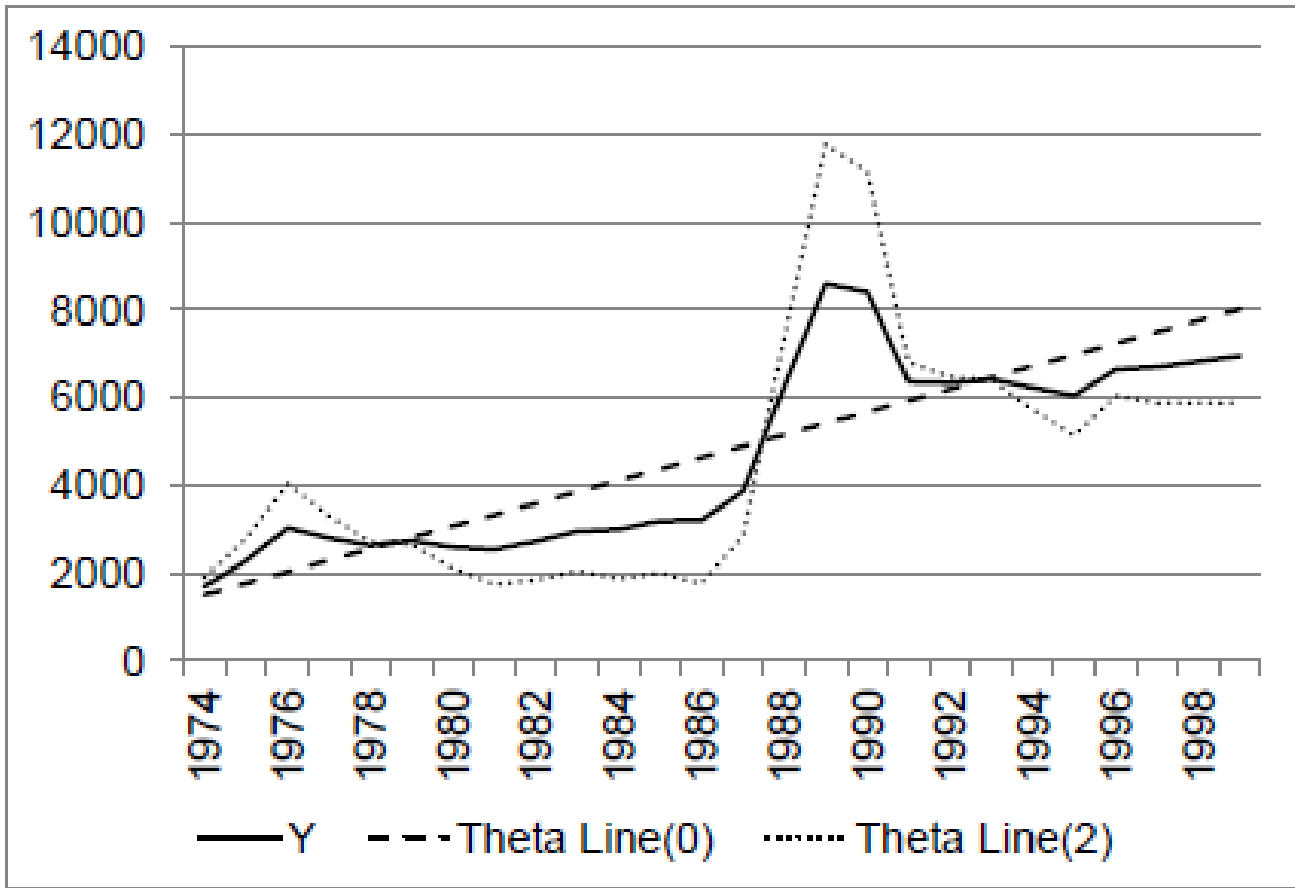
$$Theta\ Line(\theta)_t = Y_t^\theta = LRL_t + \theta \cdot e_t$$

όπου: $e_t = Y_t - LRL_t$

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

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

Στην μέθοδο Theta, η μακροπρόθεσμη τάση εξασφαλίζεται από της προέκταση της γραμμής $\theta = 0$. Ταυτόχρονα η ύπαρξη και της γραμμής $\theta=2$ λειτουργεί σαν αντίβαρο στην 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 μία συντηρητική μεν αλλά σταθερή δε συνέχιση της μακροπρόθεσμης τάσης.



3.6 Επιλογή της κατάλληλης Μεθόδου Πρόβλεψης

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

Χρονικός ορίζοντας.

Βασικό κριτήριο επιλογής μιας μεθόδου πρόβλεψης αποτελεί το χρονικό διάστημα στο μέλλον στο οποίο θα αναφέρεται η πρόβλεψη. Γενικά οι ποιοτικές μέθοδοι χρησιμοποιούνται περισσότερο στις περιπτώσεις μακροπρόθεσμων προβλέψεων, ενώ οι ποσοτικές μέθοδοι για μεσοπρόθεσμες και βραχυπρόθεσμες προβλέψεις. Επίσης σημαντικός είναι και ο αριθμός των περιόδων για τις οποίες απαιτείται η πρόβλεψη.

Ορισμένες τεχνικές είναι κατάλληλες για προβλέψεις που αντιστοιχούν σε μία ή δύο περιόδους μετά από την πιο πρόσφατη παρατήρηση, ενώ άλλες σε περισσότερες. Υπάρχουν επίσης τεχνικές που συνδυάζουν ορίζοντες πρόβλεψης με διαφορετικά μήκη.

Πρότυπο συμπεριφοράς των δεδομένων.

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

δεδομένων ποικίλλει, είναι σημαντικό η μέθοδος που θα επιλεγεί να είναι κατάλληλη για το συγκεκριμένο πρότυπο.

Κόστος.

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

Αξιοπιστία.

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

Απλότητα και ευκολία εφαρμογής.

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

3.7 Συνδυασμοί Μεθόδων Πρόβλεψης

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

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

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

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

Δύο βασικές τεχνικές συνδυασμού μεθόδων πρόβλεψης είναι ο υπολογισμός του μέσου όρου των προβλέψεων που προκύπτουν από διάφορες μεθόδους πρόβλεψης και ο υπολογισμός του μέσου όρου με χρήση συντελεστών βαρύτητας οι

οποίοι εξαρτώνται από την σχετική ακρίβεια της κάθε μεθόδου και από την συνδιακύμανση των σφαλμάτων πρόβλεψης.

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

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

Όσον αφορά τους συντελεστές βαρύτητας έχει αποδειχθεί ότι σε αρκετές περιπτώσεις ο υπολογισμός του απλού μέσου όρου των προβλέψεων οδηγεί σε αποτελέσματα το ίδιο ικανοποιητικά με αυτά πιο πολύπλοκων τεχνικών συνδυασμού. Σε περιπτώσεις όμως που μια μέθοδος δίνει πιο ακριβή αποτελέσματα από κάποια άλλη, είναι προφανές ότι ο μέσος όρος των προβλέψεων δεν θα είναι ικανοποιητικός. Το μέτρο της σχετικής ακρίβειας κάθε μεθόδου σε μια συγκεκριμένη περίπτωση θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για την επιλογή των συντελεστών βαρύτητας. Επιπλέον το μέγεθος της ανομοιότητας των μεθόδων αποτελεί εξίσου σημαντική ένδειξη, καθώς η αύξηση της ακρίβειας είναι δυνατή όταν οι προβλέψεις που συνδυάζονται παρέχουν διαφορετική πληροφορία να υπερβαίνει ένα συγκεκριμένο όριο για το οποίο η βεβαιότητα ότι η χρονοσειρά είναι εποχιακή είναι 95%.

3.8 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 και για αυτό η στατιστική ανάλυση τόσο των χρονοσειρών, όσο και των προβλέψεων και κατ' επέκταση και των μοντέλων πρόβλεψης έχει αποτελέσει αντικείμενο πολλών ερευνητών του τομέα των προβλέψεων, Makridakis (1993) και Armstrong (2001). 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.

3.8.1 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 ντιστρόφως 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):

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

3.8.2 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 μία 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 μεθοδολογίας πρόβλεψης και την πραγματική χρονοσειράς.

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 μία 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 στο 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 τις 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 η 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):

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

- Theil's U-Statistic:

$$U = \sqrt{\frac{\sum_{i=2}^n \left(\frac{Y_i - F_i}{Y_{i-1}}\right)^2}{\sum_{i=2}^n \left(\frac{Y_i - Y_{i-1}}{Y_{i-1}}\right)^2}}$$

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 τρία επόμενα σφάλματα Mean Absolute Percentage Error (MAPE) και Symmetric Mean Absolute Percentage Error (sMAPE) και Theil's U-Statistic εκφράζουν τα σφάλματα σε ποσοστιαία μορφή και είναι εξαιρετικά χρήσιμη μία 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 μίας μέθοδο, στην συγκεκριμένη περίπτωση τη μέθοδο naïve ως benchmark – ορόσημο για να το συγκρίνει με το σφάλμα της υπό εξέταση μεθόδου πρόβλεψης.

3.8.3 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 μίας 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.

4. Σχεδιασμός & Υλοποίηση Διαδικτυακής Εφαρμογής

4.1 Τεχνολογία Λογισμικού

Στο κεφάλαιο αυτό θα ασχοληθούμε με την ανάπτυξη της εφαρμογής και με τις τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν κατά την υλοποίησή της.

4.1.1 Στατικές και δυναμικές σελίδες

Μια διαδικτυακή εφαρμογή αποτελείται από μια συλλογή σελίδων, οι οποίες χωρίζονται σε δύο γενικές κατηγορίες: τις στατικές και τις δυναμικές σελίδες. Ανάλογα με την κατηγορία κάθε σελίδας, η διαδικασία που ακολουθείται για την εμφάνισή της στον browser του χρήστη είναι διαφορετική. Στη συνέχεια θα εξετάσουμε τις διαδικασίες αυτές και θα παρουσιάσουμε τα πλεονεκτήματα αλλά και τις δυνατότητες που παρέχει η κάθε κατηγορία.

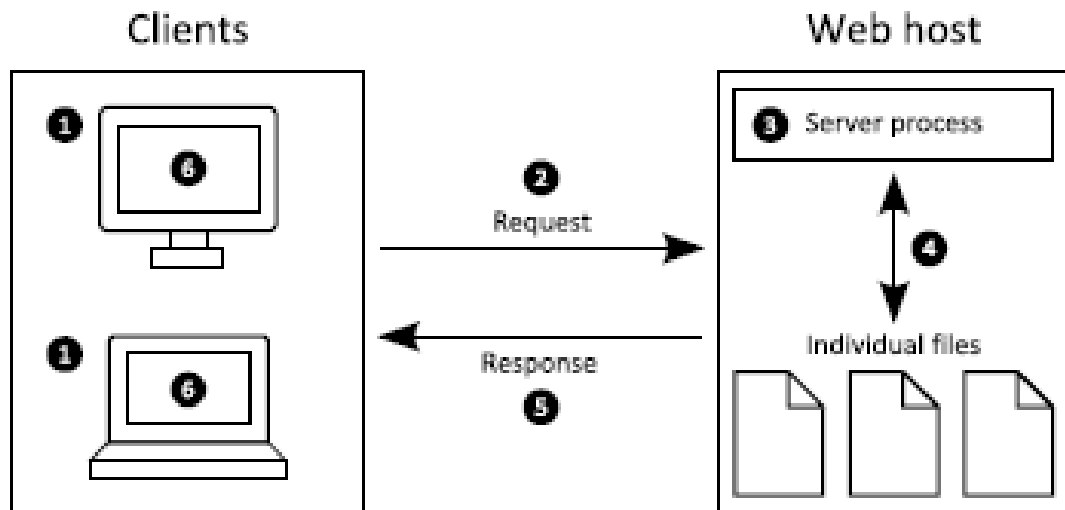
Η διαδικασία για την εμφάνιση μιας στατικής σελίδας απεικονίζεται στον σχήμα 4.1.1.1 και αποτελείται από 6 βήματα:

1. Ο χρήστης (client), χρησιμοποιώντας κάποιον browser ζητά να δει μια σελίδα η οποία φιλοξενείται σε κάποιον web host. Η αίτηση αυτή εκφράζεται μέσω μιας διεύθυνσης URL (Universal Resource Locator) η οποία έχει τη μορφή `http://www.example.com/sample.html`. Στο παράδειγμα αυτό, το αρχείο με όνομα `sample.html` αντιστοιχεί στη σελίδα που ο χρήστης αναζητά, ενώ το όνομα `www.example.com` αντιστοιχεί στον web host που φιλοξενεί τη σελίδα αυτή.

2. Η αίτηση (request) λαμβάνεται από τον πάροχο του χρήστη και προωθείται στον web host, ο οποίος φιλοξενεί τη συγκεκριμένη σελίδα.

3. Ο web host παραλαμβάνει την αίτηση και αναγνωρίζει το όνομα του αρχείου που αναζητείται.

4. Η διαδικασία του web server αναλαμβάνει να αναζητήσει στο αποθηκευτικό μέσο το συγκεκριμένο αρχείο και να το ανακτήσει.



Σχήμα 4.1.1.1

5. Στη συνέχεια, ο web server ανταποκρίνεται (response) στο αίτημα που δέχτηκε, στέλνοντας τη σελίδα που ζητήθηκε πίσω στον browser του χρήστη.

6. Ο browser λαμβάνει το αρχείο και εμφανίζει το περιεχόμενό του στον χρήστη.

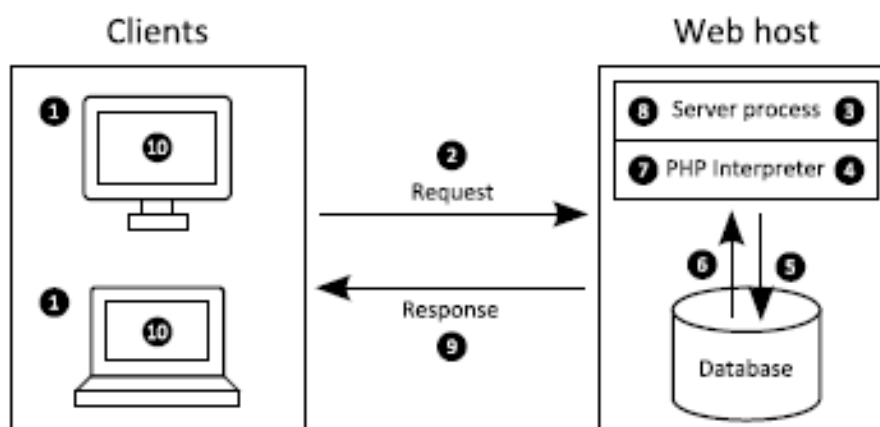
Η σελίδα του παραπάνω παραδείγματος sample.html είναι μια στατική σελίδα. Το περιεχόμενό της είναι αυστηρά καθορισμένο και δεν επιδέχεται παραμετροποιήσεων ή αλλαγών ανάλογα με το πότε, ποιος και από πού αναζητά τη σελίδα αυτή. Αντίθετα, οι δυναμικές σελίδες επιτρέπουν την τροποποίηση του περιεχομένου τους ανάλογα με μια σειρά από παραμέτρους. Η διαδικασία που ακολουθείται για την εμφάνιση μιας δυναμικής σελίδας απεικονίζεται στο σχήμα 4.1.1.2 και αποτελείται από τα ακόλουθα 10 βήματα:

1. Ο χρήστης (client), όπως και στην προηγούμενη περίπτωση, χρησιμοποιώντας κάποιον browser ζητά να δει μια σελίδα η οποία φιλοξενείται σε κάποιον web host. Η αίτηση αυτή, καθώς πλέον πρόκειται για δυναμική σελίδα, έχει τη μορφή `http://www.example.com/sample.php`. Στο παράδειγμα αυτό, το αρχείο με όνομα `sample.php` αντιστοιχεί στη σελίδα που ο χρήστης αναζητά, ενώ το όνομα `www.example.com` αντιστοιχεί στον web host που φιλοξενεί τη σελίδα αυτή.

2. Η αίτηση (request) λαμβάνεται από τον πάροχο του χρήστη και προωθείται στον web host, ο οποίος φιλοξενεί τη συγκεκριμένη σελίδα.

3. Ο web host παραλαμβάνει την αίτηση και αναγνωρίζει το όνομα του αρχείου που αναζητείται. Αφού ανακτήσει το αρχείο και αντιληφθεί ότι πρόκειται

για ένα αρχείο το οποίο χρήζει επεξεργασίας (και όχι ένα απλό HTML αρχείο), το προωθεί στον μεταφραστή PHP.



Σχήμα 4.1.1.2

4. Ο μεταφραστής PHP (interpreter) λαμβάνει το αρχείο και εκτελεί τον κώδικα που περιέχεται σε αυτό. Στην πλειοψηφία των περιπτώσεων, ο κώδικας αυτός περιέχει κλήσεις στη βάση δεδομένων.

5. Ο PHP interpreter ζητά από τη βάση δεδομένων να επεξεργαστεί τις κλήσεις.

6. Η διαδικασία της βάσης δεδομένων (database process) επεξεργάζεται τις κλήσεις και επιστρέφει στον PHP Interpreter τα αποτελέσματα της ερώτησης (query).

7. Ο PHP interpreter ολοκληρώνει την εκτέλεση του κώδικα PHP με τα αποτελέσματα που παρέλαβε από τη βάση δεδομένων και επιστρέφει στον web server το τελικό αρχείο.

8. Ο web server παραλαμβάνει το αρχείο σε μορφή HTML, και...

9. .. ανταποκρίνεται στην αίτηση του χρήστη στέλνοντας το τελικό αρχείο (response).

10. Ο browser λαμβάνει την πληροφορία σε μορφή HTML και την απεικονίζει στο χρήστη.

Η ύπαρξη του PHP interpreter και του συστήματος βάσης δεδομένων, προσφέρουν στην εφαρμογή τη δυνατότητα να παράγει το περιεχόμενο μιας

σελίδας με τέτοιο τρόπο, ώστε η πληροφορία που περιέχεται σε αυτήν να είναι κάθε φορά διαφορετική ανάλογα με μια σειρά από παραμέτρους.

Τα συγκριτικά πλεονέκτημα των δυναμικών σελίδων έναντι των στατικών, καθιστούν τη χρήση τους αναγκαία για την ανάπτυξη online εφαρμογών. Στις επόμενες ενότητες θα αναλύσουμε το σύστημα βάσης δεδομένων που υποστηρίζει την εφαρμογή, καθώς επίσης τη γλώσσα PHP και τον τρόπο με τον οποίο αυτή χρησιμοποιείται για τις ανάγκες της εφαρμογής.

4.1.2 MySQL: Η βάση της εφαρμογής

Η εφαρμογή στηρίζεται σε μεγάλο βαθμό στην διαχείριση δεδομένων. Συγκεκριμένα οι χρήστες, οι χρονοσειρές και οι προτιμήσεις του εκάστοτε χρήστη χρησιμοποιούνται στην βάση ως αποθηκευτικό μέσο και για την εύκολη και γρήγορη διαχείρισή τους.

Η MySQL αποτελεί μια εξαιρετικά δημοφιλή και διαδεδομένη υλοποίηση ενός σχεσιακού συστήματος διαχείρισης βάσεων δεδομένων. Παρ' όλο που είναι μια τεχνολογία ανοιχτού κώδικα, το σύστημα υποστηρίζεται από μεγάλες εταιρίες του χώρου όπως η Sun (και πρόσφατα η Oracle) και γνωρίζει διαρκή εξάπλωση στο χώρο των online εφαρμογών. Το γεγονός ότι η χρήση του είναι δωρεάν, αλλά και η διαθεσιμότητά του σε μια πληθώρα λειτουργικών συστημάτων το έχουν καταστήσει κυρίαρχη λύση στην ανάπτυξη online εφαρμογών μικρής και μεσαίας κλίμακας.

4.1.3 PHP – MySQL

Τα δύο βασικά χαρακτηριστικά μιας δυναμικής online εφαρμογής είναι το σύστημα βάσεων δεδομένων και ο PHP interpreter, ο οποίος αναλαμβάνει να μεταφράσει τις εντολές PHP και να δημιουργήσει τα τελικά αρχεία που λαμβάνονται και απεικονίζονται στους browsers των χρηστών της εφαρμογής. Στην ενότητα αυτή θα εξετάσουμε αναλυτικά τη γλώσσα προγραμματισμού PHP, τον τρόπο με τον οποίο συνεργάζεται με το σύστημα βάσεων δεδομένων MySQL και τα οφέλη που προκύπτουν από την εφαρμογή της αντικειμενοστρέφειας στην ανάπτυξη μιας εφαρμογής.

4.1.3.1 Η γλώσσα προγραμματισμού PHP

Η γλώσσα προγραμματισμού PHP (PHP: Hypertext Preprocessor) είναι μια γλώσσα δημιουργίας κώδικα ο οποίος ενσωματώνεται σε κώδικα HTML και προσφέρει τη δυνατότητα τροποποίησης του περιεχομένου της σελίδας ανάλογα με μια σειρά από παραμέτρους. Μπορούμε να συνοψίσουμε τα βασικά πλεονεκτήματα της γλώσσας PHP στα εξής:

- Η PHP και η MySQL δημιουργήθηκαν εξ αρχής για να συνεργάζονται αρμονικά μεταξύ τους. Έτσι, η PHP προσφέρει μια σειρά από λειτουργίες, οι οποίες εκμεταλλεύονται στο έπακρο τις δυνατότητες της MySQL.
- Η PHP είναι τεχνολογία ανοιχτού κώδικα και επομένως η χρήση της είναι δωρεάν.
- Η PHP έχει μια ευρεία βάση χρηστών και μια μεγάλη κοινότητα ενεργών χρηστών οι οποίοι συνεισφέρουν στη διόρθωση προβλημάτων, αλλά και στην περαιτέρω ανάπτυξη της γλώσσας.
- Η PHP είναι μια εξαιρετικά διαδεδομένη πλατφόρμα για την ανάπτυξη διαδικτυακή εφαρμογών και είναι διαθέσιμη στην πλειοψηφία των διαδικτυακή hosts ανά τον κόσμο.

4.1.3.2 Επικοινωνία με τη βάση δεδομένων

Μια από τις βασικότερες λειτουργίες της γλώσσας PHP είναι η αλληλεπίδραση με τη βάση δεδομένων και η δυνατότητα που προσφέρει στον προγραμματιστή να πραγματοποιεί ερωτήματα και να λαμβάνει τα αποτελέσματα της ερώτησης σε

μορφή κατάλληλη για επεξεργασία. Η διαδικασία μιας τέτοιας αλληλεπίδρασης με τη βάση περιλαμβάνει τα εξής στάδια:

1. Πραγματοποίηση της σύνδεσης με το σύστημα βάσεων δεδομένων. Η σύνδεση αυτή πραγματοποιείται με τη χρήση της μεθόδου `mysql connect`, η οποία δέχεται τρεις παραμέτρους: `host` (το όνομα του υπολογιστή που φιλοξενεί της βάση δεδομένων), `username` και `password` (το όνομα χρήστη και ο κωδικό εισόδου ενός ατόμου με δικαιώματα χρήσης της βάσης δεδομένων).

2. Επιλογή της κατάλληλης βάσης δεδομένων. Η επιλογή αυτή πραγματοποιείται με τη χρήση της μεθόδου `mysql select db`, η οποία δέχεται σαν παράμετρο το όνομα της βάσης δεδομένων `db name`.

3. Εκτέλεση ενός ερωτήματος στη βάση. Η υποβολή ερωτημάτων γίνεται με τη χρήση της μεθόδου `mysql query`, η οποία δέχεται σαν παράμετρο το ερώτημα που θέλουμε να υποβάλουμε σε μορφή κώδικα SQL και επιστρέφει τα αποτελέσματα της ερωτήματος.

4. Επεξεργασία των αποτελεσμάτων του ερωτήματος. Ο πιο συνηθισμένος τρόπος εξαγωγής των αποτελεσμάτων ενός ερωτήματος είναι η επεξεργασία κάθε λούπας ξεχωριστά με τη βοήθεια της προκαθορισμένης από τη γλώσσα μεθόδου `mysql fetch array`, η οποία επιστρέφει μια γραμμή σε μορφή συσχετιστικού πίνακα.

5. Τερματισμός της σύνδεσης με χρήση της μεθόδου `mysql close`

Η διεξοδική παρουσίαση της γλώσσας PHP ξεφεύγει από την εμβέλεια της παρούσας διπλωματικής εργασίας γι αυτό και αναφέραμε κυρίως τον βασικό τρόπο επικοινωνίας της βάσης με την PHP.

4.1.4 HTML - CSS

Κάθε online εφαρμογή, σε όποια τεχνολογία κι αν στηρίζεται, προϋποθέτει από το χρήστη να χρησιμοποιήσει έναν browser για να έχει πρόσβαση στην πληροφορία. Οι browsers είναι προγράμματα σχεδιασμένα να τρέχουν σε υπολογιστές, κινητά τηλέφωνα και άλλες συσκευές, και τα οποία είναι σε θέση να αποκωδικοποιήσουν αρχεία γραμμένα σε γλώσσα HTML και να απεικονίσουν την πληροφορία που περιέχεται σε αυτά στο χρήστη.

Η γλώσσα HTML είναι μια περιγραφική γλώσσα (mark-up language), η οποία περιέχει συγκεκριμένες εντολές που ονομάζονται tags και καθοδηγούν τον browser ως προς τη σύνταξη της πληροφορίας που περιέχεται στο κείμενο. Παράδειγμα μιας τέτοιας εντολής αποτελεί το απόσπασμα 4.1.4.1, το οποίο δηλώνει ότι το κείμενο που περιέχεται ανάμεσα στα tags <p> και </p> θα πρέπει να απεικονιστεί σαν παράγραφος.

```
<p>This is a new paragraph.</p>
```

Κώδικας 4.1.4.1: Παράδειγμα εντολής HTML

Οι εντολές που απευθύνονται στους browser δεν εμφανίζονται στο χρήστη, αλλά επηρεάζουν τον τρόπο με τον οποίο η πληροφορία απεικονίζεται σε αυτόν.

Όπως οι μέθοδοι σε μια γλώσσα σαν την PHP δέχονται παραμέτρους που καθορίζουν το αποτέλεσμα εκτέλεσής τους, έτσι και οι εντολές της γλώσσας HTML δέχονται παραμέτρους ή attributes, τα οποία καθορίζουν τη συμπεριφορά ή και την εμφάνιση ενός στοιχείου της σελίδας. Παράδειγμα χρήσης μιας τέτοιας παραμέτρου αποτελεί το απόσπασμα 4.2. Ο browser θα διαβάσει αυτήν την εντολή

```
<p color="red">This is a new paragraph.</p>
```

Κώδικας 4.1.4.2: Παράδειγμα εντολής HTML με attribute.

και θα μορφοποιήσει κατάλληλα το περιεχόμενο σύμφωνα με τις όποιες παραμέτρους. Σε αυτήν την περίπτωση το κείμενο της παραγράφου θα έχει κόκκινο χρώμα.

Υπάρχει μια πληθώρα εντολών που απευθύνονται στον browser και ορίζουν τον τρόπο με τον οποίο θα απεικονιστεί η πληροφορία. Η διεξοδική παρουσίαση των εντολών αυτών ξεφεύγει από τα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Όμως πριν προχωρήσουμε θα ήταν χρήσιμο να αναφέρουμε ορισμένα από τα πιο διαδεδομένα tags και attributes, τα οποία χρησιμοποιούμε και στην εφαρμογή:

<p> Ορίζει μια νέα παράγραφο

<h1>, ..., <h6> Ορίζει διάφορα επίπεδα επικεφαλίδων, με το νούμερο 1 να αντιστοιχεί στην πιο σημαντική και το νούμερο 6 στη λιγότερο σημαντική επικεφαλίδα.

<div> Ορίζει μια λογική ενότητα της πληροφορίας που εμφανίζεται στη σελίδα.

<form> Ορίζει μια φόρμα, η οποία αποτελείται από πεδία διαφόρων ειδών και συμπληρώνεται από το χρήστη για την παροχή δεδομένων στην εφαρμογή.

<table> Ορίζει ένα πίνακα από στοιχεία καταναμημένα σε γραμμές και στήλες.

id Αποτελεί ένα attribute, το οποίο μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε συνδυασμό με τις περισσότερες εντολές HTML για να ταυτοποιήσει ένα στοιχείο με μοναδικό τρόπο.

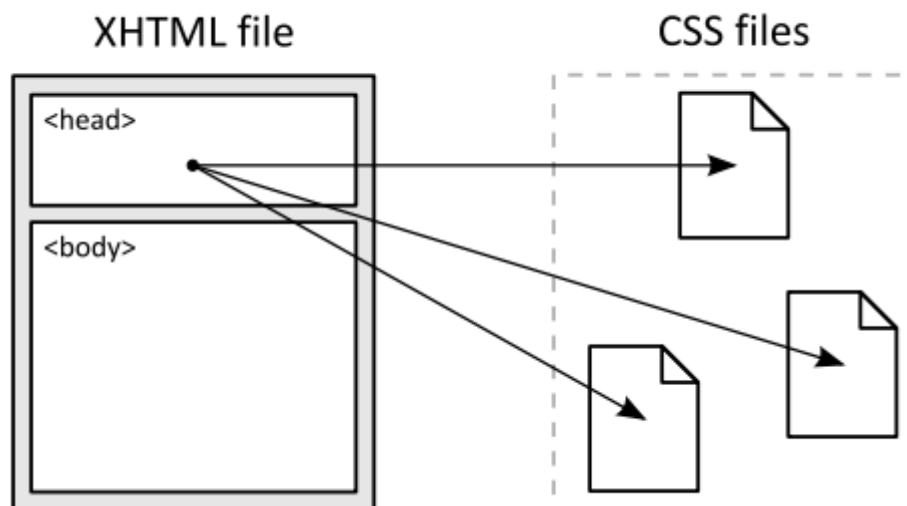
class Αποτελεί ένα attribute, το οποίο μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε συνδυασμό με τις περισσότερες εντολές HTML για να δηλώσει ότι ένα στοιχείο της σελίδας ανήκει σε ένα συγκεκριμένο σύνολο στοιχείων.

Οι εντολές HTML, όπως αυτές που αναφέραμε παραπάνω, περιγράφουν τη δομή της πληροφορίας που εμφανίζεται σε μια σελίδα. Όμως παράλληλα καθορίζουν, έστω και σε μικρό βαθμό, τον τρόπο με τον οποίο η πληροφορία αυτή θα εμφανιστεί στην οθόνη του χρήστη. Για παράδειγμα, μια επικεφαλίδα τύπου `<h1>` συνήθως απεικονίζεται με γράμματα πολύ μεγαλύτερα από μια επικεφαλίδα τύπου `<h3>`. Αντίστοιχα, ένας σύνδεσμος προς μια άλλη σελίδα συνήθως εμφανίζεται με υπογραμμισμένο κείμενο χρώματος μπλε. Το μέσο που αποφασίζει για τον τρόπο με τον οποίο θα απεικονίζονται τα διάφορα στοιχεία μιας σελίδας είναι ο browser.

Μια ακόμη τεχνολογία που προωθείται από τον όμιλο W3C είναι η χρήση των CSS (Cascading Stylesheets) για τον καθορισμό της εμφάνισης της σελίδας. Όπως αναφέραμε προηγουμένως, η γλώσσα HTML εξ αρχής προσέφερε κάποιους υποτυπώδεις μηχανισμούς παρέμβασης στον τρόπο με τον οποίο ο browser θα απεικονίσει μια σελίδα στην οθόνη του χρήστη.

Οι μηχανισμοί όμως αυτοί επέβαλαν ήταν απλές προσθήκες στη γλώσσα και δεν αποτελούσαν μια ολοκληρωμένη τεχνολογία με ουσιαστικές δυνατότητες καθορισμού της αισθητικής μιας σελίδας. Για το σκοπό αυτό δημιουργήθηκαν τα CSS

τα οποία έχουν τη δικιά τους περιγραφική γλώσσα και προσφέρουν σημαντικά πλεονεκτήματα στο σχεδιαστή της σελίδας, επιτρέποντάς του να ορίσει με μεγάλη ακρίβεια το αισθητικό περιεχόμενο της σελίδας. Η λογική χρήσης ενός αρχείου CSS απεικονίζεται στο επόμενο σχήμα.



Ουσιαστικά πρόκειται για ξεχωριστά αρχεία στα οποία ένα έγγραφο αναφέρεται μέσω μιας εντολής που περιλαμβάνεται στην επικεφαλίδα (head) του εγγράφου. Ένα αρχείο CSS αποτελείται από μια σειρά κανόνων, κάθε ένας από τους οποίους καθορίζει την εμφάνιση ενός στοιχείου της σελίδας. Κάθε κανόνας μπορεί να περιλαμβάνει μια σειρά από παραμέτρους οι οποίες εκφράζονται με τη μορφή ζευγών κλειδιού-τιμής, όπως απεικονίζεται στον κώδικα.

```
body {  
  font-family: Calibri, Helvetica, Arial, sans-serif;  
  font-size: 13px;  
  line-height: 20px;  
  color: #2e3436;  
  background: #d3d7cf url(../images/bg_body.png) top left  
    repeat-x;  
}
```

Στο συγκεκριμένο παράδειγμα, ο κανόνας αφορά στην εμφάνιση του στοιχείου που καθορίζεται από το tag <body> και καθορίζει ότι η γραμματοσειρά που χρησιμοποιείται από τη σελίδα είναι μια από τις Calibri, Helvetica ή Arial, ανάλογα με τη διαθεσιμότητά τους στο μέσο που χρησιμοποιείται για πρόσβαση στη σελίδα. Επιπλέον ορίζεται το μέγεθος και το διάστιχο της γραμματοσειράς, καθώς επίσης το χρώμα του κειμένου και του φόντου της σελίδας. Υπάρχει μια πληθώρα κανόνων και γνωρισμάτων (attributes) που μπορούν να χρησιμοποιηθούν

σε ένα αρχείο CSS, η διεξοδική παρουσίαση των οποίων ξεφεύγει από τα όρια της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας.

4.1.5 JAVASCRIPT

Η JavaScript είναι μια αντικειμενοστραφής scripting γλώσσα (object-oriented scripting language) που χρησιμοποιείται για δώσει πρόσβαση σε αντικείμενα, μεταξύ του πελάτη και λοιπές εφαρμογές. Χρησιμοποιείται κυρίως με την μορφή client-side JavaScript, δηλαδή στην μεριά του πελάτη, και εφαρμόζεται ως μια ολοκληρωμένη συνιστώσα του διαδικτυακή browser, επιτρέποντας την ανάπτυξη ενισχυμένων διεπαφών και δυναμικών ιστοσελίδων. Η JavaScript είναι μια διάλεκτος του ECMAScript και χαρακτηρίζεται ως μια δυναμική, weakly typed, prototype-based γλώσσα με πρώτης κατηγορίας λειτουργίες (first-class function). Η γλώσσα αυτή επηρεάστηκε από πολλές γλώσσες, και έχει σχεδιαστεί για να μοιάζει με την Java, αλλά να είναι ευκολότερη για τους μη προγραμματιστές.

Η κύρια χρήση της JavaScript είναι η συγγραφή κώδικα και λειτουργιών που ενσωματώνονται ή περιλαμβάνονται από έγγραφα HTML και αλληλεπιδρούν με το Document Object Model (DOM) ενός εγγράφου. Μερικά παραδείγματα της χρήσης αυτής είναι τα εξής:

- Άνοιγμα ενός νέου παραθύρου του διαδικτυακή browser και έλεγχο προγραμματιστικό τρόπο του μεγέθους, της θέσης και των χαρακτηριστικών του παραθύρου αυτού (π.χ. αν θα υφίσταται μενού, γραμμές εργαλείων, κλπ).
- Επικύρωση μιας διαδικτυακή φόρμας για έγκυρη καταχώρηση τιμών στα πεδία της πριν την υποβληθεί στον διακομιστή.
- Αλλαγή εικόνων όταν ο κέρσορας του ποντικιού είναι από πάνω: το συγκεκριμένο εφέ χρησιμοποιείται συχνά για να επιστήσει την προσοχή του χρήστη σε σημαντικούς συνδέσμους οι οποίοι όμως εμφανίζονται ως γραφικά στοιχεία.

Επειδή ο κώδικας JavaScript μπορεί να εκτελεστεί τοπικά σε έναν browser (και όχι σε έναν απομακρυσμένο διακομιστή) ανταποκρίνεται στις ενέργειες των χρηστών με μεγάλη ταχύτητα, κάνοντας την JavaScript πιο ευέλικτη και responsive. Επιπλέον, ο κώδικας JavaScript μπορεί να ανιχνεύσει τις ενέργειες ενός χρήστη, κάτι που η HTML δεν μπορεί να κάνει μόνη της, όπως λόγου χάρη την ανίχνευση πατημένων πλήκτρων.

4.1.5.1 Javascript Frameworks

Ενίοτε έχουν δημιουργηθεί πολλές βιβλιοθήκες που δίνουν έμφαση στην αλληλεπίδραση της Javascript και της HTML για την διευκόλυνση του προγραμματιστή. Στην συγκεκριμένη εφαρμογή χρησιμοποιήθηκαν τρεις κυρίως βιβλιοθήκες.

4.1.5.1.1 jQuery

Η jQuery είναι μια ελαφριά, cross-browser JavaScript βιβλιοθήκη που δίνει έμφαση στην αλληλεπίδραση μεταξύ JavaScript και HTML. Κυκλοφόρησε τον Ιανουάριο του 2006 από τον John Resig και πλέον χρησιμοποιείται σε περισσότερο από το 27% των 10.000 δημοφιλέστερων διαδικτυακών τόπων – καθιστώντας την ως την πιο δημοφιλή βιβλιοθήκη JavaScript σήμερα.

Η βιβλιοθήκη jQuery είναι δωρεάν, ανοιχτού κώδικα λογισμικό υπό διπλή άδεια χρήσης MIT License και GNU General Public License, Version 2. Η σύνταξη της έχει ως στόχο να την εύκολη πλοήγηση κόμβων ενός εγγράφου, επιλέγοντας στοιχεία του DOM, δημιουργώντας animations, διαχειρίζοντας γεγονότα (events), και αναπτύσσοντας διαδικτυακές εφαρμογές AJAX.

Η jQuery παρέχει επίσης την δυνατότητα στους προγραμματιστές να δημιουργήσουν plugins στην ίδια την βιβλιοθήκη, με τέτοιο τρόπο ώστε να την επεκτείνουν. Με την παροχή αυτής της δυνατότητας, οι προγραμματιστές μπορούν να δημιουργήσουν χαμηλού επιπέδου αλληλεπιδράσεις και animations, προχωρημένα εφέ και υψηλού επιπέδου widgets. Το παραπάνω συμβάλει δραστικά στην δημιουργία ισχυρών και δυναμικών ιστοσελίδων στα πρότυπα του Διαδικτυακή 2.0.

4.1.5.1.2 EXTJS

Το ExtJS είναι ένα Javascript framework για την δημιουργία διαδραστικών εφαρμογών ιστού με την χρήση τεχνικών όπως Ajax, DHTML, DOM script και εκτελείται στην μεριά του πελάτη (client). Υποστηρίζει όλα τα προγράμματα περιήγησης από τον IE6 έως και την τελευταία έκδοση του Chrome. Παρέχει δυνατότητα να δημιουργήσεις τις καλύτερες cross-platform εφαρμογές χωρίς να χρησιμοποιήσεις τίποτε περισσότερο παρά ένα πρόγραμμα περιήγησης, και έχει ένα εκτετατικό API (Application Programming Interface).

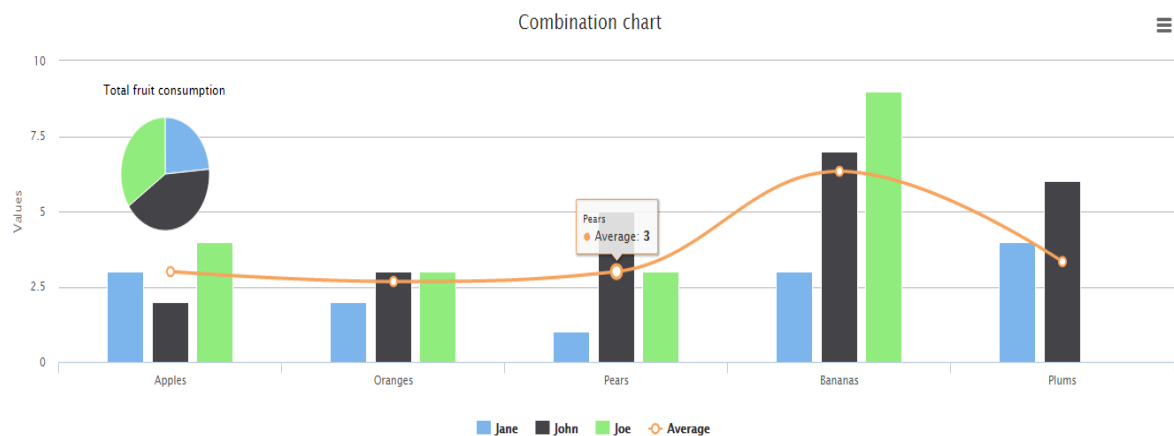
4.1.5.1.3 Highcharts

Τα highcharts είναι μία βιβλιοθήκη δημιουργίας γραφημάτων γραμμένη σε απλή javascript και προσφέρει έναν εύκολο τρόπο δημιουργίας διαδραστικών γραφημάτων σε μια διαδικτυακή εφαρμογή ή σε μία διαδικτυακή σελίδα.

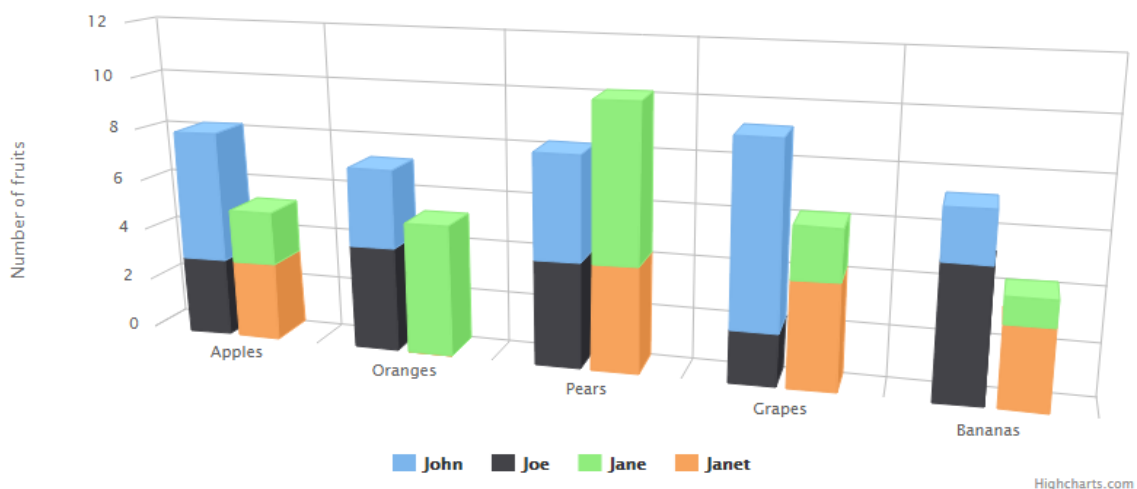
Υποστηρίζουν πολλά είδη γραφημάτων όπως ράβδους, γραμμές και αραχνοειδή γραφήματα. Είναι συμβατά με όλους τους περιηγητές που υπάρχουν αυτή τη στιγμή και είναι ανοιχτό στον έξω κόσμο για την δημιουργία νέων λειτουργιών.

Λόγω της πληθώρας των γραφημάτων που υποστηρίζει και του τρόπου με τον οποίο υλοποιείς εύκολα και γρήγορα γραφήματα επιλέχθηκε για να χρησιμοποιηθεί σε αυτήν την εφαρμογή.

Παρακάτω ακολουθούν μερικά γραφήματα:



Συνδυασμός πίτας κολώνας και γραμμής



Τρισδιάστατες κολώνες

5. Σύνθεση της εφαρμογής και επίδειξη λειτουργίας

5.1 Σύνθεση Εφαρμογής

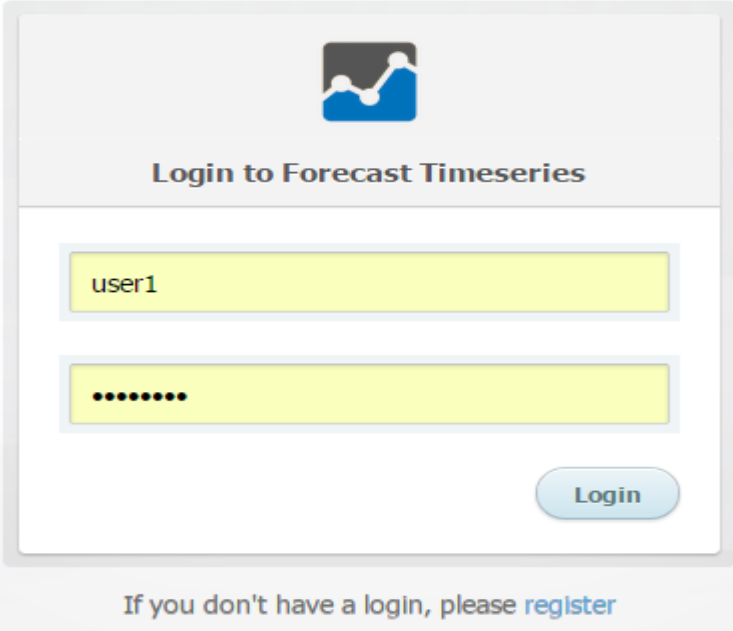
Στο κεφάλαιο αυτό θα επικεντρωθούμε στην ίδια την εφαρμογή και σε περισσότερες λεπτομέρειες όσον αφορά την δομή και την ανάπτυξή της.

5.1.1 Σελίδες της Εφαρμογής

Ως online εφαρμογή όπως εξηγήσαμε και στο αντίστοιχο προηγούμενο κεφάλαιο αποτελείται από στατικές και δυναμικές σελίδες.

Συγκεκριμένα στην εφαρμογή υπάρχουν 4 σελίδες.

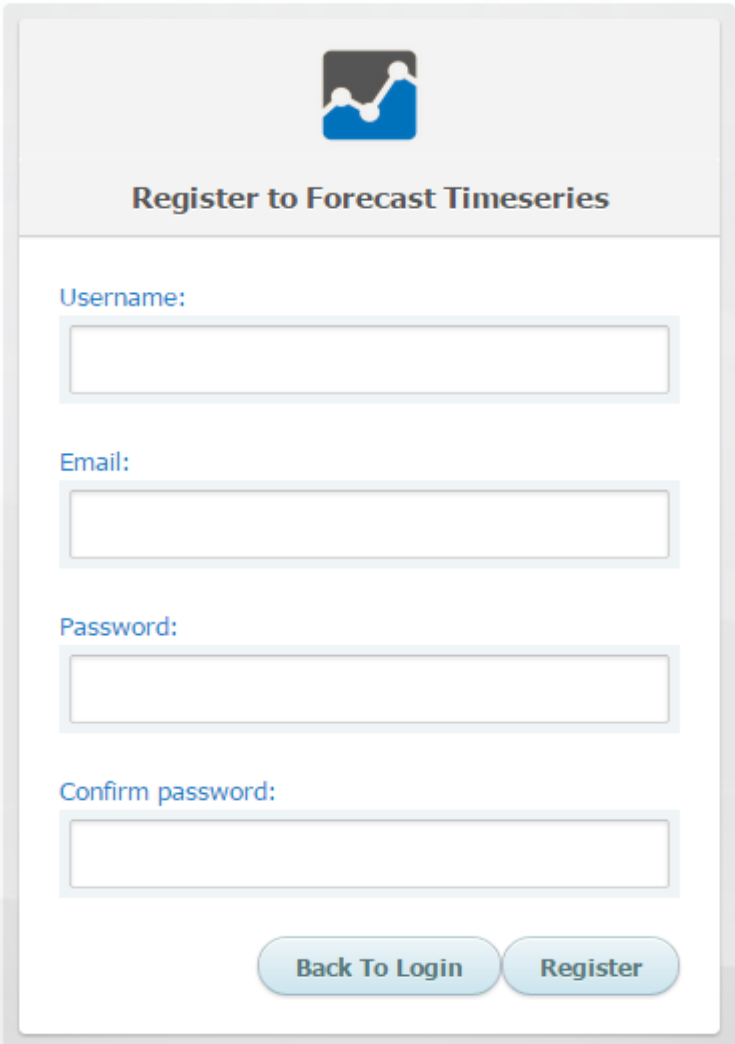
Η σελίδα σύνδεσης – LOGIN σελίδα, στην οποία ο χρήστης καλείται να πληκτρολογήσει τα κύρια χαρακτηριστικά που τον προσδιορίζουν, δηλαδή το όνομα του χρήστη – username και τον κωδικό του – password. Αυτά τα χαρακτηριστικά είναι μοναδικά για κάθε χρήστη και βρίσκονται στην βάση με κωδικοποιημένη μορφή όπως θα δούμε και στην συνέχεια.



The screenshot shows a login interface for 'Forecast Timeseries'. At the top, there is a logo of two people and the text 'Login to Forecast Timeseries'. Below this, there are two input fields: the first contains the text 'user1' and the second contains a series of dots representing a password. A 'Login' button is located at the bottom right of the form. At the bottom of the page, there is a link that says 'If you don't have a login, please register'.

5.1.1.1 Login Screen (/index.php)

Η σελίδα εγγραφής – REGISTER σελίδα, στην οποία ένας νέος χρήστης σε περίπτωση που δεν έχει κωδικό πρόσβασης εγγράφεται στην υπηρεσία για να μπορεί να χρησιμοποιήσει την εφαρμογή. Σε αυτήν την σελίδα καλείται να συμπληρώσει όλα τα πεδία και να ακολουθήσει του κανόνες όσον αφορά τον κωδικό πρόσβασης και το username και των υπόλοιπων πεδίων όπως αναγράφονται κάτω από το πλαίσιο εισαγωγής στοιχείων.



Register to Forecast Timeseries

Username:

Email:

Password:

Confirm password:

[Back To Login](#) [Register](#)

*** Usernames may contain only digits, upper and lower case letters and underscores
Emails must have a valid email format
Passwords must be at least 6 characters long
Passwords must contain :
▪ At least one upper case letter (A..Z)
▪ At least one lower case letter (a..z)
▪ At least one number (0..9)
Your password and confirmation must match exactly ***

5.1.1.2 Register Screen (/register.php)

Σε περίπτωση που ο χρήστης εγγραφεί κατά την επιτυχή εγγραφή εμφανίζεται η αντίστοιχη στατική σελίδα και προτρέπει τον χρήστη να προχωρήσει στην σελίδα LOGIN:

Registration successful!

You can now go back to the [login page](#) and log in

5.1.1.3 Successful Registration (/register_success.php)

Τέλος, η σελίδα των δεδομένων και η κύρια σελίδα της εφαρμογής με πολλές υποσελίδες οι οποίες δημιουργούνται με την βοήθεια της javascript και όχι σαν ξεχωριστές σελίδες. Είναι μια πλήρως δυναμική σελίδα καθώς ο χρήστης κάνει ενέργειες και βλέπει τα αποτελέσματα βάση αυτών ή των παλιών ήδη αποθηκευμένων. Περισσότερες λεπτομέρειες θα αναφέρουμε σε επόμενο κεφάλαιο της εργασίας.

The screenshot displays the 'Forecast Timeseries' application interface. At the top left, there is a logo and the text 'Forecast Timeseries'. At the top right, there is a 'Logout' button. The main content area is titled 'Source Data' and contains a table with three rows of forecast data. Each row includes a 'Name' column, a 'Chart' column, and an 'Errors' column. The 'Name' column lists 'Test', 'fff', and 'Paris'. The 'Chart' column shows a line graph with 'Source' (blue), 'Expected' (grey), and 'Forecast' (red) lines. The 'Errors' column lists various metrics: MSE, MAE, RMSE, MAPE, SMAPE, MASE, and U. The table is paginated, showing 'Page 1 of 1' and 'Displaying 1 - 3 of 3'. A 'Processing Data' button is located at the bottom right of the table area.

| Uploaded Files For Forecast | Name | Chart | Errors |
|-----------------------------|--|-------|--|
| Stats Saved Forecasts | Test Processing Source Data: no_processing Method: Damped Budget Weight: 0.12 Judgemental Weight: 0.5 Statistical Weight: 0.5 | | MSE:12.87 ME:-1.0708 MAE:2.5397 RMSE:3.5875 MAPE:36.0038 SMAPE:27.8835 MASE:1.2926 U:1.1318 |
| | fff Processing Source Data: no_processing Method: Damped | | MSE:12.87 ME:-1.0708 MAE:2.5397 RMSE:3.5875 MAPE:36.0038 SMAPE:27.8835 MASE:1.2926 U:1.1318 |
| | Paris Processing Source Data: no_processing Method: Damped | | MSE:12.87 ME:-1.0708 MAE:2.5397 RMSE:3.5875 MAPE:36.0038 SMAPE:27.8835 MASE:1.2926 U:1.1318 |

5.1.1.4 Main Page (/forecast.php)

5.1.2 Υποδομή της Εφαρμογής MySQL, PHP

5.1.2.1 MySQL

Όπως αναφέραμε και προηγουμένως η εφαρμογή αυτή χρησιμοποιεί ως βάση δεδομένων για την αποθήκευση των πληροφοριών και των ενεργειών του χρήστη / χρηστών την MySQL.

Στην εφαρμογή ακολουθήθηκε το εξής μοντέλο Οντοτήτων – Συσχετίσεων:

Χρήστες : Σε ένα πίνακα αποθηκεύουμε τους χρήστες με τρόπο που να είναι ευδιάκριτα κάποια χαρακτηριστικά τους αλλά όχι και ο κωδικός τους. Συγκεκριμένα, έχουμε την εξής δομή στον πίνακα “users”.

| | | | | | | | |
|---|----------|---------|-----|-------------------------------------|-------------------------------------|-------------------------------------|----------------|
| 1 | id | INT | 11 | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | AUTO_INCREMENT |
| 2 | username | VARCHAR | 30 | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | No default |
| 3 | email | VARCHAR | 50 | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | No default |
| 4 | password | CHAR | 128 | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | No default |
| 5 | salt | CHAR | 128 | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | No default |

Τα βασικά γνωρίσματα του αντικειμένου αυτού όπως φαίνονται και στην εικόνα είναι το όνομα χρήστη (username) και ο κωδικός εισόδου (password) ο οποίος είναι κωδικοποιημένος και στην βάση για να μην είναι εφικτό στον χρήστη της βάσης να διαβάσει τους κωδικούς από την βάση και το email του χρήστη.

Προσπάθειες Εισόδου: Σε αυτόν τον πίνακα αποθηκεύουμε τις προσπάθειες ενός χρήστη να εισέλθει στο σύστημα. Αυτό γίνεται με σκοπό να αποτραπούν αμέτρητες προσπάθειες για κακόβουλους χρήστες που θέλουν να υποκλέψουν στοιχεία άλλων χρηστών. Συγκεκριμένα, έχουμε την εξής δομή στον πίνακα “login_attempts”.

| | | | | | | |
|---------|---------|----|-------------------------------------|--------------------------|-------------------------------------|------------|
| user_id | INT | 11 | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | No default |
| time | VARCHAR | 30 | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | No default |

Τα βασικά γνωρίσματα του αντικειμένου αυτού είναι το user_id που είναι ουσιαστικά το κλειδί που συνδέει τον πίνακα αυτόν με τους χρήστες (users) του συστήματος, και το time που δείχνει πόσες φορές προσπάθησε ο εκάστοτε χρήστης να εισέλθει γράφοντας λανθασμένο κωδικό.

Έπειτα από έναν αριθμό αποτυχημένων προσπαθειών το σύστημα κλειδώνει τον χρήστη και δεν του επιτρέπει να συνδεθεί αν δεν επικοινωνήσει πρώτα με τον διαχειριστή του συστήματος.

Αρχεία: Σε αυτόν τον πίνακα αποθηκεύουμε τις προτιμήσεις και τα αρχεία που ανέβασε ο κάθε χρήστης στο σύστημα για να επεξεργαστεί τα δεδομένα του και

να παράγει τις αντίστοιχες προβλέψεις. Συγκεκριμένα, έχουμε την εξής δομή στον πίνακα “files”

| | | | | | | | |
|---|-----------|------------|----|-------------------------------------|-------------------------------------|-------------------------------------|----------------|
| 1 | id | INT | 11 | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | AUTO_INCREMENT |
| 2 | user_id | INT | 11 | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | No default |
| 3 | nodeId | INT | 11 | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | No default |
| 4 | content | MEDIUMBLOB | | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | No default |
| 5 | type | VARCHAR | 30 | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | No default |
| 6 | size | INT | 11 | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | No default |
| 7 | name | VARCHAR | 45 | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | No default |
| 8 | timestamp | DATETIME | | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | No default |
| 9 | horizon | INT | 11 | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | No default |

Τα βασικά γνωρίσματα του αντικειμένου αυτού είναι:

1. Το user_id που όπως είδαμε και προηγουμένως αποτελεί το κλειδί της σύνδεσης των δεδομένων με τον χρήστη από τον πίνακα των χρηστών (users) του συστήματος
2. Το content που ουσιαστικά είναι το αρχείο ή τα δεδομένα που ανέβασε ο χρήστης και αποθήκευσε με σκοπό την επεξεργασία τους
3. Το type που ουσιαστικά δείχνει τον τύπο των αρχείων/δεδομένων που αποθηκεύονται
4. Το size που δείχνει το μέγεθος των δεδομένων σε υπολογιστική μορφή
5. Το name που χρησιμοποιείται ως τίτλος για τα αποθηκευμένα δεδομένα για να μπορεί ο χρήστης να τα βρίσκει εύκολα και να τα αναγνωρίζει.
6. Το timestamp που δείχνει την ημερομηνία αποθήκευσης των δεδομένων έτσι ώστε να μπορεί να τα αναζητήσει χρονολογικά
7. Το nodeId που αποτελεί και σημείο αναφοράς για έναν πίνακα που θα ακολουθήσει. Των πίνακα των δεδομένων nodes. Κάθε αρχείο συνδέεται με ένα πλήθος από επεξεργασμένα η όχι δεδομένα τα οποία σώζονται στην βάση και αντικατοπτρίζουν της αλλαγές του χρήστη και τις επιλογές του.
8. Τέλος το horizon αποθηκεύεται για λόγους ευχρηστίας του συστήματος και ευκολίας του χρήστη. Αποτελεί παράμετρο των προβλέψεων και ενδεικτικά αποθηκεύεται μόνο αυτό.

Κόμβοι Δεδομένων: Σε αυτόν τον πίνακα αποθηκεύουμε την περιγραφή των δεδομένων που είναι το αποτέλεσμα των επιλογών που κάνει ο χρήστης στην εφαρμογή καθώς και τα ίδια δεδομένα των αρχείων σε περίπτωση που δεν αλλάξει κάτι. Δεδομένα όπως τα αποτελέσματα των προβλέψεων, τα αποτελέσματα των βημάτων των προβλέψεων και τα ίδια τα δεδομένα του χρήστη. Συγκεκριμένα, έχουμε την εξής δομή στον πίνακα “nodes”

| | | | | | | | |
|---|--------------|----------|------|-------------------------------------|-------------------------------------|-------------------------------------|-------------------|
| 1 | nodeId | INT | 11 | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | AUTO_INCREMENT |
| 2 | name | VARCHAR | 1000 | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | 0 |
| 3 | date_created | DATETIME | | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | CURRENT_TIMEST... |

Τα βασικά χαρακτηριστικά του αντικειμένου αυτού είναι:

1. Το nodeId που όπως αναφέραμε και προηγουμένως συνδέεται άμεσα με το nodeId από τον πίνακα “files” και αποτελεί το κλειδί για τον διαχωρισμό των δεδομένων. Το nodeId είναι το χαρακτηριστικό γνώρισμα μιας σειράς από δεδομένα – χρονοσειράς.
2. Το name που ουσιαστικά είναι μια περιγραφή της εκάστοτε χρονοσειράς, μπορεί να είναι είτε το όνομα του αρχείου που ανέβασε ο χρήστης ή κάποιο όνομα δεδομένων που εισήγαγε ο χρήστης είτε οτιδήποτε περιγράφει την χρονοσειρά.
3. Το date_created που λειτουργεί κυρίως ως πεδίο ιστορικής αναφοράς για να μπορείς να γνωρίζεις στην βάση πότε δημιουργήθηκαν οι χρονοσειρές.

Δεδομένα: Σε αυτόν τον πίνακα αποθηκεύονται τα δεδομένα - χρονοσειρές που περιγράφονται από τον προηγούμενο πίνακα.

| | | | | | | | | |
|--|---|------------|----------|----|-------------------------------------|-------------------------------------|-------------------------------------|------------|
| | 1 | nodeId | INT | 11 | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | No default |
| | 2 | timestamp | DATETIME | | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | No default |
| | 3 | value | DOUBLE | | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | NULL |
| | 4 | wasMissing | INT | 11 | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | NULL |
| | 5 | status | INT | 11 | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | 0 |

Τα βασικά γνωρίσματα του αντικείμενου αυτού είναι:

1. Το nodeId που όπως αναφέραμε και προηγουμένως συνδέεται άμεσα με το nodeId από τον πίνακα “files” και τον πίνακα “nodes” και αποτελεί το κλειδί για τον διαχωρισμό των δεδομένων. Το nodeId είναι το χαρακτηριστικό γνώρισμα μιας σειράς από δεδομένα – χρονοσειράς.
2. Το timestamp που αποτελεί και το χρόνο ενός δεδομένου-τιμής.
3. Το value που αποτελεί την τιμή του δεδομένου
4. Το wasMissing που χαρακτηρίζει ένα δεδομένο σε περίπτωση που έχει αλλαχθεί από τα αρχικά δεδομένα. Συγκεκριμένα αν ο χρήστης εισάγει ένα αρχείο με δεδομένα που λείπουν τιμές και έπειτα από κάποια αλλαγή θελήσει να αποθηκεύσει τα δεδομένα του αλλά να μην αλλάξει το ίδιο το αρχείο, το δεδομένο αυτό χαρακτηρίζεται ως wasMissing γιατί προηγουμένως δεν υπήρχε.

5. Τέλος το status αναφέρεται στο είδος της χρονοσειράς. Υπάρχουν 5 είδη status:
- i. Status 0: Αρχικά δεδομένα συμπληρωμένα με τιμές ώστε να μην υπάρχουν κενά στην χρονοσειρά.
 - ii. Status 1: Τα δεδομένα την πρόβλεψης – forecast Data
 - iii. Status 2: Τα δεδομένα της στατιστικής πρόβλεψης
 - iv. Status 3: Τα δεδομένα της κριτικής πρόβλεψης – judgmental Data
 - v. Status 4: Τα budget forecast Data

Προβλέψεις - Forecast: Σε αυτόν τον πίνακα αποθηκεύουμε τα αποτελέσματα της πρόβλεψης των δεδομένων από μια σειρά ενεργειών του χρήστη, καθώς και τις επιλογές του χρήστη για να μπορεί να τις επεξεργαστεί και να τις αξιοποιήσει αν θελήσει αργότερα.

| | | | | | | | |
|-----|----------------|----------|-----|-------------------------------------|-------------------------------------|-------------------------------------|----------------|
| 👉 1 | forecastId | INT | 11 | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | AUTO_INCREMENT |
| 2 | name | VARCHAR | 120 | <input checked="" type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | NULL |
| 3 | user_id | INT | 11 | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | No default |
| 4 | savedExtraData | LONGTEXT | | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | No default |
| 5 | description | VARCHAR | 120 | <input checked="" type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | NULL |
| 6 | forecastNodeId | INT | 11 | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | NULL |
| 7 | parameters | LONGTEXT | | <input checked="" type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | No default |

Τα βασικά γνωρίσματα του αντικείμενου αυτού είναι:

1. Το name που αποτελεί ένα αναγνωριστικό όνομα των αποτελεσμάτων αυτών
2. Το description που όπως μας προϊδεάζει αποτελεί την περιγραφή των αποτελεσμάτων που σώσαμε
3. Το user_id που χρησιμοποιείται για να δηλώσει ποιος χρήστης έκανε τις ενέργειες και σε ποιόν ανήκουν τα αποτελέσματα
4. Το savedExtraData και το Parameters χρησιμοποιούνται για το σώσιμο επιπλέον χαρακτηριστικών και παραμέτρων που εισήγαγε – επέλεξε ο χρήστης κατά την διάρκεια ενός πλήρους κύκλου πρόβλεψης.
5. Τέλος το forecastNodeId αποτελεί αναγνωριστικό των χρονοσειρών που δημιουργήθηκαν –άλλαξαν ή εισήχθησαν σε μια πρόβλεψη.

5.1.2.1 PHP

Classes

Όπως αναφέραμε και προηγουμένως η εφαρμογή αυτή χρησιμοποιεί κύρια γλώσσα προγραμματισμού για την επεξεργασία των δεδομένων την PHP.

Η PHP όπως και οι περισσότερες σύγχρονες γλώσσες προγραμματισμού μπορεί να χρησιμοποιηθεί και ως αντικειμενοστραφής γλώσσα προγραμματισμού. Η χρήση της δυνατότητας αυτής βοηθάει σε πολλά σημεία, όπως στην λειτουργικότητα του κώδικα, στην σύμπτυξη του, στην δόμησή του και στην χρήση της κληρονομικότητας που παρέχει η αντικειμενοστραφής γλώσσα προγραμματισμού. Δεν είναι της παρούσης να αναλύσουμε τις δυνατότητες και τις χρήσεις μια αντικειμενοστραφής γλώσσας προγραμματισμού οπότε θα παρουσιάσω απλά την δομή της παρούσας εργασίας και των αντικειμένων της.

Όπως αναφέραμε προηγουμένως στην MySQL έχουμε κάποιους πίνακες που αυτοί στην εφαρμογή μας αντιστοιχούν σε οντότητες – classes στην PHP με δικές τους συναρτήσεις και λειτουργίες. Κάθε κλάση στην εφαρμογή έχει τους δικούς της setters και getters για να μπορεί να επικοινωνεί με την βάση και να δημιουργείται ένα αντικείμενο άρρηκτα συνδεδεμένο με την αντίστοιχη οντότητα στην βάση δεδομένων.

Οι κλάσεις που χρησιμοποιούνται στην εφαρμογή είναι :

- class.DataFile.php
- class.DataValue.php
- class.Forecast.php
- class.Node.php
- class.SavedForecast.php

Επιπλέον οι κλάσεις συνδέονται μεταξύ τους με συναρτήσεις και αποφεύγεται η χρήση κλειδιών στην βάση. Δηλαδή σε περίπτωση επεξεργασίας δεδομένων που επηρεάζουν πολλούς πίνακες όπως διαγραφή δεδομένων οι κλάσεις έχουν γραφτεί με τέτοιο τρόπο που να ακολουθούν τους συνδέσμους μεταξύ των πινάκων της βάσης.

Παραδείγματος χάριν στην κλάση class.DataFile.php βλέπουμε την συνάρτηση

```
function delete(){  
    $node = new Node($this->nodeId);
```

```

        $node->delete();
        $query = "delete from ".DATABASE.".files
                where id = '{$this->fileId}'";
        $result = doExecSQL($this->link, $query);
        return ;
    }

```

Σε αυτήν την συνάρτηση φαίνεται καθαρά η σύνδεση του πίνακα “files” με τον πίνακα “nodes” και “data” καθώς κατά την διαγραφή ενός στοιχείου του πίνακα “files” διαγράφεται και το συνδεδεμένο “nodeId” από τους πίνακες “data” και “nodes” με την εντολή node->delete() αφού πάρουμε το σωστό “node” από τον πίνακα “nodes”.

Είναι προφανές ότι στην κλάση “class.Node.php” η συνάρτηση delete θα σβήνει τα δεδομένα και από τον πίνακα “data”.

```

function delete(){
    $this->deleteData();
    $query = "delete from ".DATABASE.".nodes
            where nodeId = '{$this->nodeId}'";
    $result = doExecSQL($this->link, $query);
    return ;
}

function deleteData($aStatus=null){
    if ($aStatus===null) $statusSQL = "";
    else $statusSQL = "and status=$aStatus";
    $query = "delete from ".DATABASE.".data
            where nodeId = '{$this->nodeId}' {$statusSQL}";
    $result = doExecSQL($this->link, $query);
    return ;
}

```

Κατ’ αυτόν τον τρόπο η εφαρμογή σε περίπτωση που χρησιμοποιήσει αργότερα άλλη βάση δεδομένων, τα σημεία αλλαγής να είναι όσο το δυνατόν λιγότερα.

Framework

Επιπλέον αυτού ένα framework έχει γραφτεί για τις εντολές αναζήτησης – εισαγωγής – επεξεργασίας και διαγραφής δεδομένων στην βάση έτσι ώστε η

εφαρμογή να είναι όσο το δυνατόν αποκομμένη από το είδος της βάσης δεδομένων που χρησιμοποιείται.

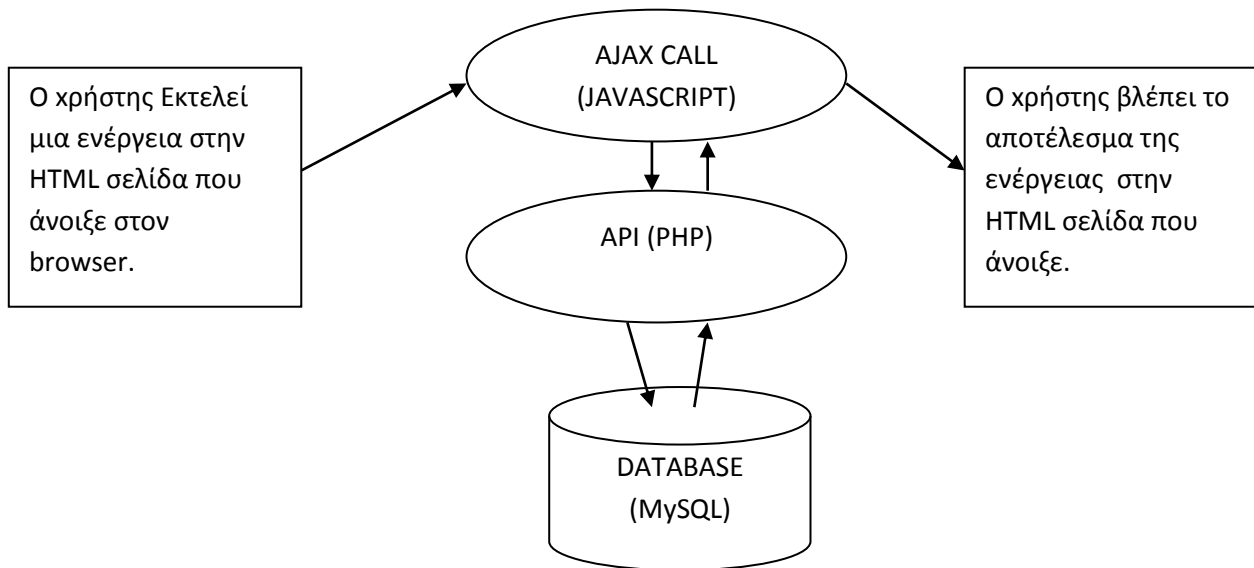
Συγκεκριμένα για την εφαρμογή αυτή γράφτηκε ένα απλό framework-μεταφραστής εντολών κάτω από τον φάκελο lib με γενικές συναρτήσεις τόσο για mysql όσο και για άλλες λειτουργίες.

Κατ' αυτόν τον τρόπο σε περίπτωση που θέλουμε να αλλάξουμε την MySQL λόγω αναβάθμισης των εντολών της, το μόνο σημείο που πρέπει να πειράξουμε είναι το αρχείο lib.db.php και στις κλάσεις αλλάζουμε τις παραμέτρους των συναρτήσεων που χρησιμοποιούνται σε αυτές τις συναρτήσεις ανάλογα. Περιορίζουμε έτσι στο ελάχιστο τις αλλαγές που θα χρειαστούν σε μια περίπτωση αναβάθμισης έκδοσης η ακόμα και αλλαγής της βάσης δεδομένων.

API

Στην εφαρμογή αυτή χρησιμοποιήθηκε ένα απλό είδους API για την επικοινωνία της HTML-JAVASCRIPT με την βάση δεδομένων και της PHP μέσω AJAX ασύγχρονων κλίσεων της javascript.

Συγκεκριμένα, έχουμε την εξής δομή:



Το API της εφαρμογής αποτελείται από τα εξής αρχεία που βρίσκονται κάτω από τον φάκελο api:

- deleteFile.php
- deleteSavedForecast.php
- exportData.php
- exportFile.php
- getFiles.php
- getSavedForecastHistory.php
- getSavedForecasts.php
- read_uploaded_file.php
- readFile.php
- resetData.php
- run.php (forecast procedure)
- saveForecast.php
- updateFile.php

Όπως φαίνεται και από την ονοματοθεσία των αρχείων κάθε αρχείο στο api αντιστοιχεί σε κάποια συγκεκριμένη λειτουργία – λειτουργίες της εφαρμογής. Χαρακτηριστικό είναι ότι όλα τα αρχεία στο API χρησιμοποιούν το api.php για να μπορούν να έχουν πρόσβαση στην βάση και σε άλλες παραμέτρους που είναι καθολικές κατά την είσοδο ενός χρήστη στο σύστημα όπως το SESSION και η επαλήθευση του χρήστη ως χρήστη της εφαρμογής.

Κατ' αυτόν τον τρόπο αλλάζοντας αυτό το αρχείο όλο το API κληρονομεί τις ιδιότητές του και λειτουργεί βάσει αυτού.

5.1.3 Λειτουργία της Εφαρμογής

Όπως αναφέραμε σε προηγούμενο κεφάλαιο η εφαρμογή χωρίζεται 2 επίπεδα όσον αφορά την ίδια την εφαρμογή

- User Authentication
- Data Forecast and Analytics

Το πρώτο επίπεδο αναφέρεται στην είσοδο/εγγραφή του χρήστη στο σύστημα, και το δεύτερο στην επεξεργασία των δεδομένων του με σκοπό την παραγωγή χρονοσειρών προβλέψεων και στατιστικών δεδομένων.

5.1.3.1 User Authentication

Σε αυτό το επίπεδο έχουμε δύο κυρίως επιμέρους λειτουργίες που αφορούν τον χρήστη και την σύνδεσή του με την εφαρμογή.

- User Register

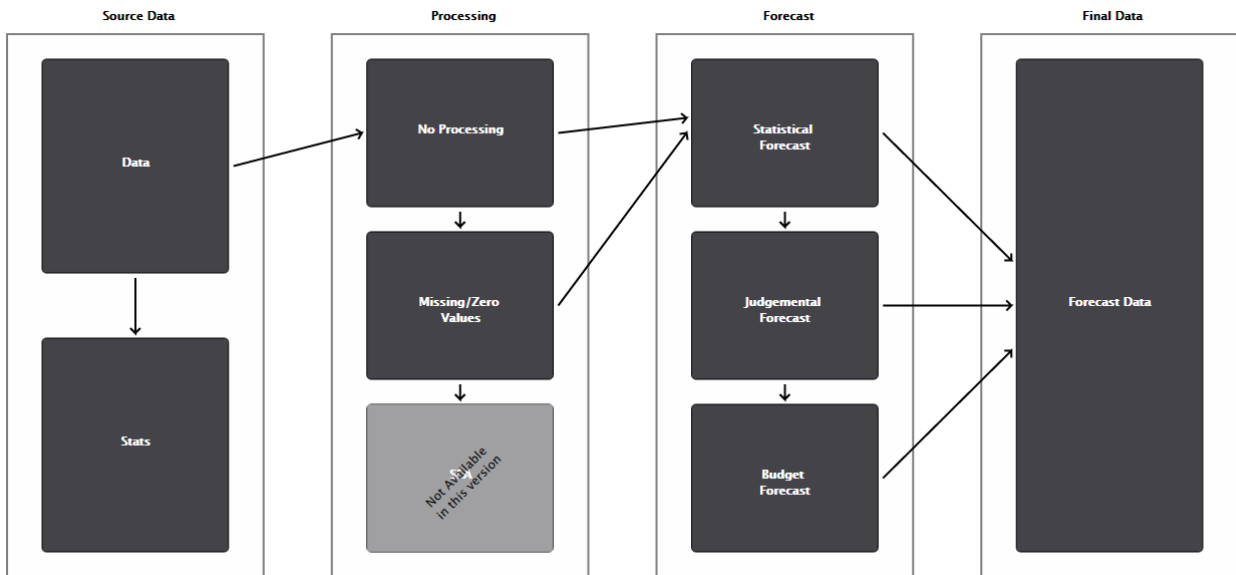
Σε αυτήν την επιμέρους λειτουργία του user authentication ο χρήστης καλείται να εισάγει τα στοιχεία του σε περίπτωση που δεν έχει καταχωρηθεί ποτέ στο σύστημα. Για να μπορέσει δηλαδή να χρησιμοποιήσει την εφαρμογή εισάγει κάποια υποχρεωτικά στοιχεία όπως το username και το password του που θα αποτελούν και κλειδί για την είσοδό του. Αν έχει ήδη εγγραφεί στο σύστημα μπορεί να προχωρήσει στην επόμενη διαδικασία.

- User Login

Σε αυτή την επιμέρους λειτουργία του user authentication που είναι και η κύρια οθόνη που αντικρίζει ο χρήστης όταν μπαίνει στην εφαρμογή, καλείται να εισάγει τα στοιχεία του κλειδιού του και μετά την ταυτοποίησή τους από το σύστημα ο χρήστης έχει την δυνατότητα να χρησιμοποιήσει την εφαρμογή.

5.1.3.2 Data Forecast And Analytics

Αυτό το επίπεδο που είναι και το κύριο μέρος της εφαρμογής χωρίζεται σε 4 επιμέρους υποεπίπεδα ανάλογα με την φάση επεξεργασίας των δεδομένων του χρήστη. Τα επίπεδα αυτά είναι τα παρακάτω:



5.1.3.2.1 Source Data (και User Forecast Saved Results)

Σε αυτή την φάση ο χρήστης καλείται να εισάγει τα δεδομένα των χρονοσειρών που θέλει να επεξεργαστεί ή να επεξεργαστεί ήδη υπάρχουσες χρονοσειρές δεδομένων που έχει εισάγει στο παρελθόν.

Αυτή η φάση χωρίζεται σε 3 επίπεδα

- Uploaded Files For Forecast :

Επεξεργασία των χρονοσειρών του χρήστη και οπτική παρουσίασή του χρονοσειρών σε πλέγματα δεδομένων.

- Stats

Ταυτόχρονα ο χρήστης έχει την δυνατότητα να δει στατιστικά των χρονοσειρών που εισήγαγε και την γραφική παράσταση των δεδομένων του.

- Saved Forecasts

Ο χρήστης μπορεί να δει τα αποτελέσματα των προηγούμενων ενεργειών που έχει αποφασίσει να αποθηκεύσει στο σύστημα. Μπορεί να δει τόσο τις γραφικές παραστάσεις των δεδομένων του όσο και τα στατιστικά σφάλματα και τις επιλογές που είχε κάνει για την εξαγωγή των προβλέψεων.

5.1.3.2.2 Processing Data

Σε αυτή την φάση των δεδομένων ο χρήστης καλείται να επεξεργαστεί τις αρχικές χρονοσειρές που εισήγαγε προηγουμένως με σκοπό την βελτίωση της ποιότητάς τους και της ποιότητας των αποτελεσμάτων των προβλέψεων.

Για αυτό το λόγο σε αυτή την φάση μας ενδιαφέρει η αποφυγή των δεδομένων που παρουσιάζουν κενά (missing Data) η ακόμα και την αποφυγή δεδομένων που δεν ακολουθούν το πρότυπο μίας «φυσιολογικής» χρονοσειράς, δηλαδή δεδομένα που έχουν τιμές απροσδόκητες λόγω κάποιων παραγόντων.

Έτσι αυτή η φάση χωρίζεται σε 3 επίπεδα

- No processing

Τα δεδομένα αν δεν χρειάζονται επεξεργασία ο χρήστης ενημερώνεται και μπορεί να προχωρήσει στο επόμενο επίπεδο.

- Missing Data

Ο χρήστης επιλέγει να «γεμίσει» τις χαμένες τιμές με 3 κυρίως μεθόδους:

1. Κινούμενοι μέσοι όροι για την εύρεση των χαμένων τιμών
2. Γραμμική παρεμβολή μεταξύ δύο συνεχόμενων δεδομένων στην χρονοσειρά και γέμισμα των ενδιάμεσων τιμών
3. Χειροκίνητη επιλογή των τιμών

- SEA

Προς το παρόν αυτή η επιλογή δεν είναι ενεργοποιημένη και αποτελεί μελλοντική αναβάθμιση της εφαρμογής. Σε αυτό το στάδιο απροσδόκητες τιμές θα μπορούν να βρίσκονται και να αντικαθίστανται όπως προηγουμένως.

5.1.3.2.3 Forecast Data

Σε αυτή την φάση των δεδομένων ο χρήστης καλείται να επιλέξει τις παραμέτρους των μεθόδων πρόβλεψης και την επιλογή της ή των διαδικασιών που θα ακολουθήσει το σύστημα για την εξαγωγή των προβλεπόμενων χρονοσειρών, forecast Data.

Αυτή η φάση χωρίζεται σε 3 επίπεδα:

- Statistical Forecast

Σε αυτό το επίπεδο ο χρήστης επιλέγει τα χαρακτηριστικά των μεθόδων πρόβλεψης ή των χρονοσειρών που θέλει να παράγει, όπως ο χρονικός ορίζοντας που δείχνει πόσες περιόδους ο χρήστης θέλει να προβλέψει στο μέλλον. Στην συνέχεια μπορεί να δει τα αποτελέσματα των προβλέψεων σε γραφικές παραστάσεις όσο και με πλέγματα με στατιστικά στοιχεία που αφορούν τα forecast data σε όλες τις φάσεις τους (decomposition, seasonality) όπως εξηγήσαμε σε προηγούμενο κεφάλαιο.

- Judgmental Forecast

Σε αυτό το επίπεδο ο χρήστης μπορεί να παρέμβει στα προβλεπόμενα δεδομένα και να εισάγει τα δεδομένα χειροκίνητα που αυτός πιστεύει ότι θα προβλεφθούν καθώς και να δώσει βαρύτητα σε αυτή την πρόβλεψη του πάνω στα αποτελέσματα που πήρε προηγουμένως. Κατ' αυτόν τον τρόπο επιθυμίες του χρήστη μπορούν να συμπεριληφθούν στην πρόβλεψη με συγκεκριμένη βαρύτητα.

- Budget Forecast

Σε αυτό το επίπεδο ο χρήστης μπορεί να επέμβει στα προβλεπόμενα δεδομένα βασιζόμενος σε μια πολιτική ή εικασία και θεωρώντας ότι τα δεδομένα της πρόβλεψης πρέπει να επηρεαστούν από παράγοντες που αλλάζουν όλη την χρονοσειρά, όπως σε περίπτωση που αποφασίσει μια εταιρία την αύξηση της παραγωγής κατά 20%. Σε αυτή την περίπτωση ο χρήστης εισάγει αυτήν την τάση – εικασία όσον αφορά τα δεδομένα και επιλέγει την βαρύτητα που θέλει να επηρεάσει τα προβλεπόμενα δεδομένα αυτή η επιλογή.

5.1.3.2.4 Final Data

Σε αυτή την φάση των δεδομένων ο χρήστης μπορεί να δει γραφικά τα αποτελέσματα των επιλογών του όσον αφορά τα προβλεπόμενα δεδομένα και τα αρχικά δεδομένα καθώς και των στατιστικών στοιχείων αυτών.

Επιπλέον ο χρήστης έχει την δυνατότητα να αποθηκεύσει τα δεδομένα και τις επιλογές του σε περίπτωση που επιθυμεί να τα επεξεργαστεί αργότερα.

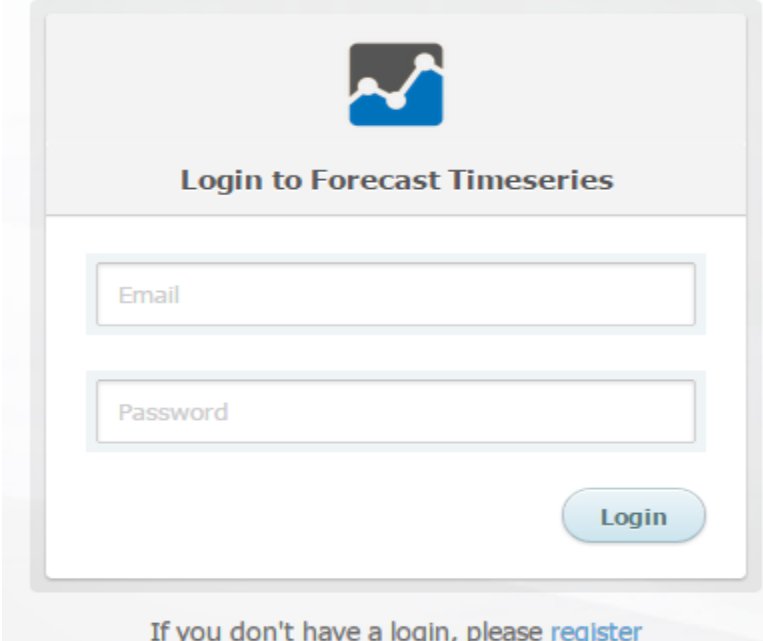
5.2 Επίδειξη της Εφαρμογής

Στο κεφάλαιο αυτό θα παρουσιάσουμε τις λειτουργίες της εφαρμογής με screenshots. Τα screenshots είναι από την εφαρμογή που έχει αναρτηθεί στο internet στο site <http://fsu.gr/forecast>.

5.2.1 Login / Register

Αρχικά ο χρήστης μπαίνοντας από ένα διαδικτυακή browser στην εφαρμογή βλέπει την LOGIN οθόνη που παρουσιάσαμε σε προηγούμενο κεφάλαιο. Για λόγους συνοχής ακολουθεί παρόμοιο screenshot.

LOGIN



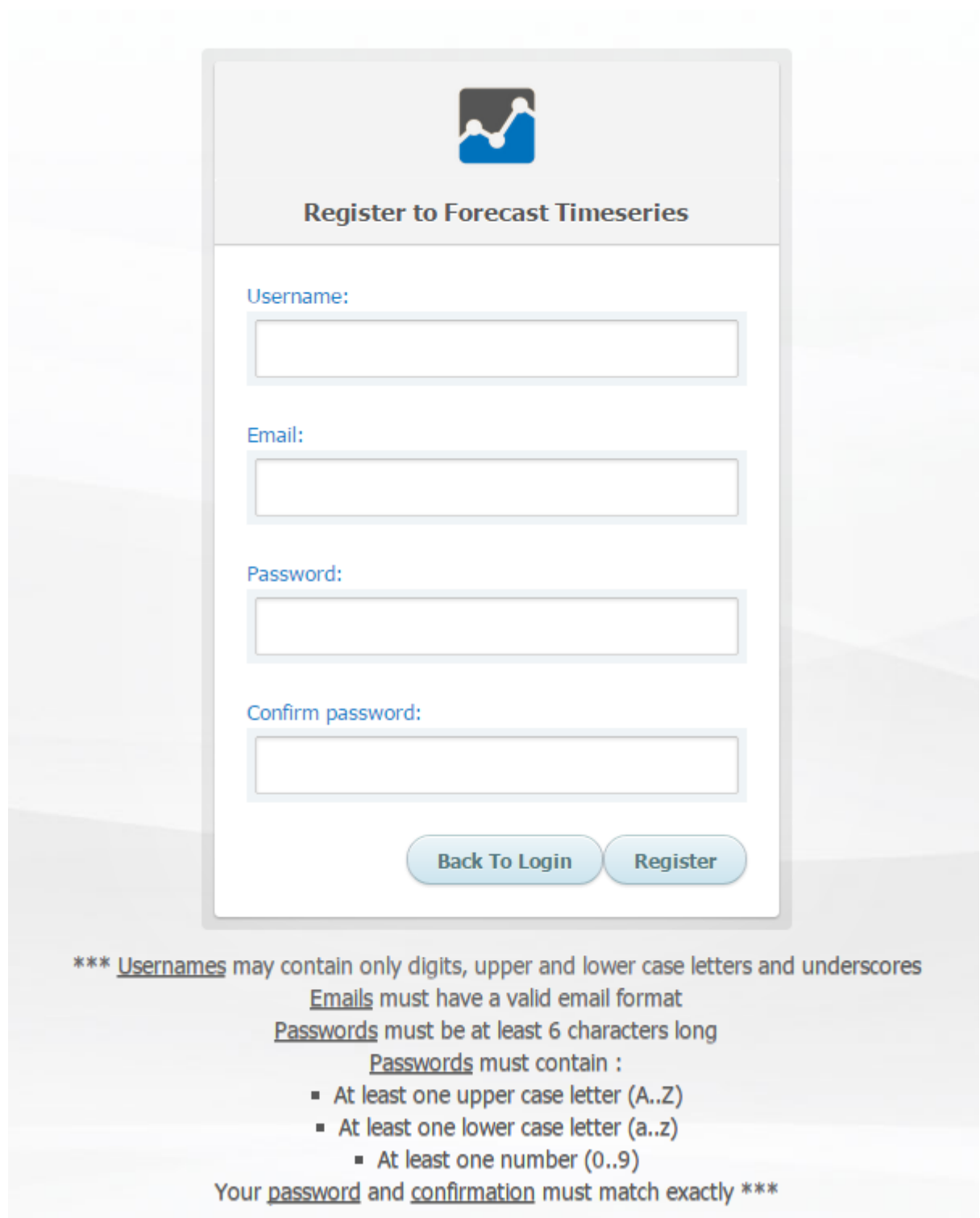
The screenshot shows a login interface with the following elements:

- Logo: A blue icon of two people with a line graph above them.
- Title: "Login to Forecast Timeseries"
- Input Fields: Two text boxes labeled "Email" and "Password".
- Button: A blue "Login" button.
- Footer: A link that says "If you don't have a login, please [register](#)".


5.2.1.1 Login Screen (index.php)

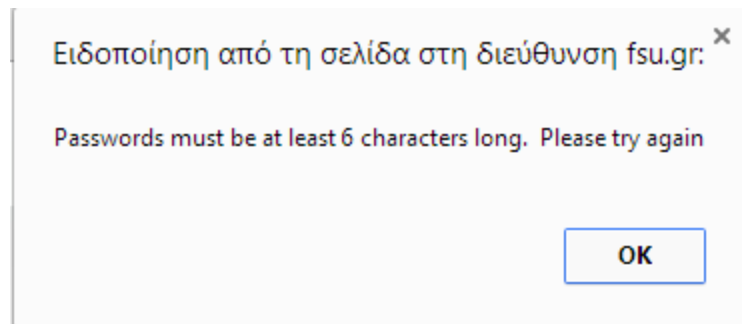
Αν ο χρήστης δεν έχει εγγραφεί στην εφαρμογή τότε επιλέγει κάτω από την φόρμα το [register](#).

REGISTER



5.2.1.2 Register Screen (register.php)

Αφού συμπληρώσει ο χρήστης όλα τα πεδία βάσει των κανόνων που αναγράφονται κάτω από την φόρμα επιλέγει  για να εγγραφεί.
Σε περίπτωση λάθους εμφανίζεται το αντίστοιχο μήνυμα:



5.2.1.3 Μήνυμα Λάθους στην σελίδα Register (register.php)

Σε περίπτωση επιτυχίας ο χρήστης παραπέμπεται σε νέα σελίδα

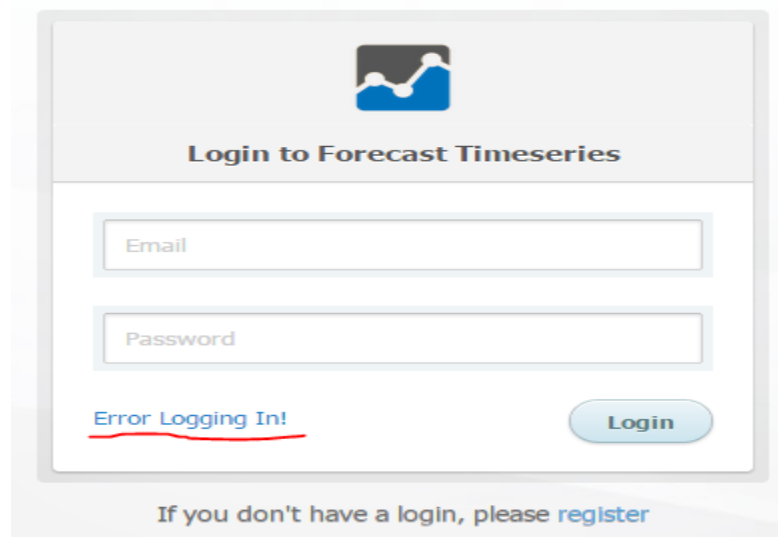
Registration successful!

You can now go back to the [login page](#) and log in

5.2.1.3 Μήνυμα Επιτυχίας Εγγραφής της σελίδα Register (register_success.php)

Και στην συνέχεια παραπέμπεται πατώντας το [login page](#) να πάει στην LOGIN σελίδα 5.2.1.1 για να εισάγει τα στοιχεία του .

Σε περίπτωση λάθος εισαγωγής των στοιχείων εμφανίζεται το αντίστοιχο κείμενο:



5.2.1.4 Μήνυμα Λάθους στην σελίδα Login(index.php?error=1)

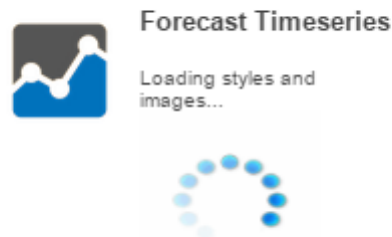
Από αυτήν την στιγμή και έπειτα μετριέται πόσες αποτυχημένες προσπάθειες έγιναν και μετά από 3 συνεχόμενες αποτυχημένες προσπάθειες ενός user κλειδώνεται ο λογαριασμός του.

| user_id | time |
|---------|------------|
| 6 | 1425846620 |
| 6 | 1425846622 |
| 6 | 1425846624 |

5.1.3.2 Πίνακας login_attempts όπου φαίνονται οι αποτυχημένες προσπάθειες με τους αντίστοιχους χρόνους τους.

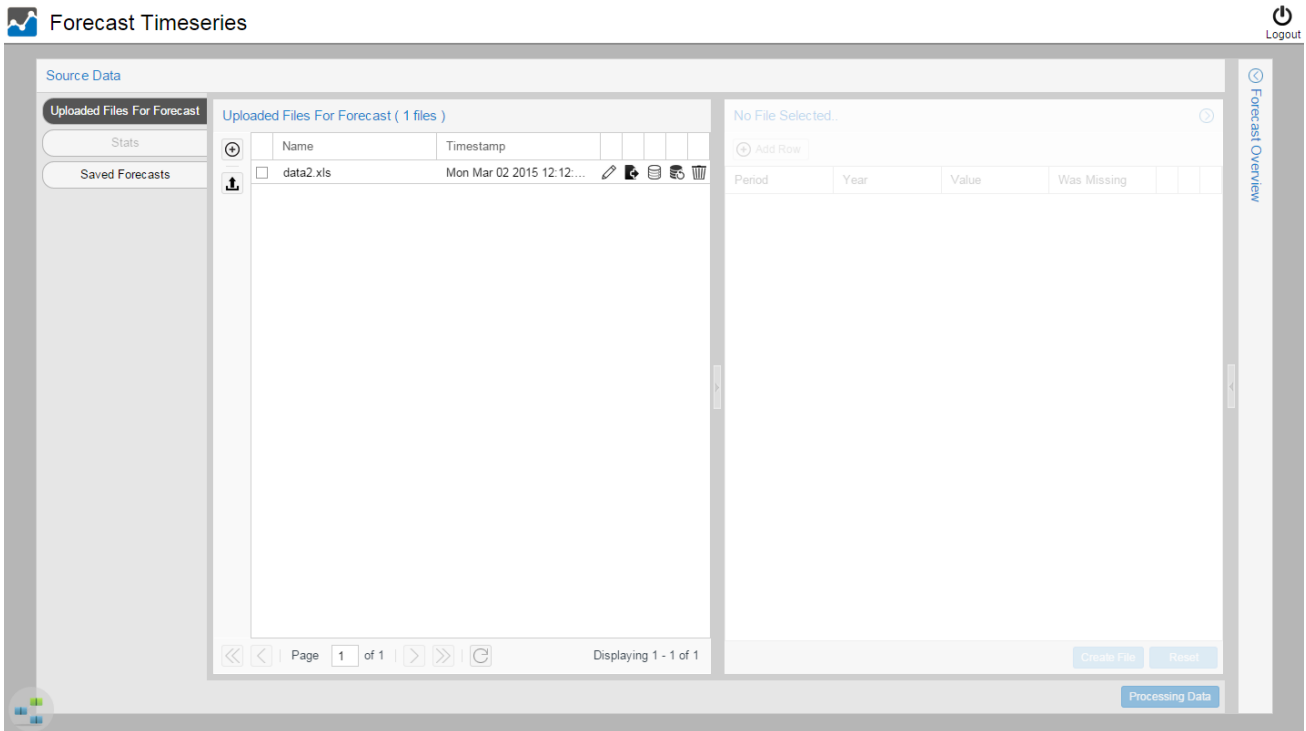
5.2.2 Main Screen / Forecast

Κατά την επιτυχή καταχώρηση των στοιχείων ο χρήστης συνδέεται και παραπέμπεται στην επόμενη σελίδα που αποτελεί και την κύρια οθόνη της εφαρμογής forecast.php. Η πρώτη οθόνη που αντικρίζει ο χρήστης είναι μια οθόνη αναμονής όπου φορτώνονται οι βιβλιοθήκες που χρησιμοποιεί η εφαρμογή.



5.2.2.1 Οθόνη αναμονής / φόρτωσης βιβλιοθηκών

Μετά την φόρτωση των βιβλιοθηκών ακολουθεί η παρακάτω οθόνη:



5.2.2.2 Κεντρική οθόνη εφαρμογής

Βλέπουμε ότι υπάρχει η δυνατότητα ο χρήστης να κάνει logout και να βγει από την εφαρμογή πατώντας στο αντίστοιχο κουμπί πάνω δεξιά όπως φαίνεται στην εικόνα 5.2.2.2. και να επιστρέψει στην οθόνη login.

Όπως βλέπουμε είμαστε στο πρώτο στάδιο της εισαγωγής – επεξεργασίας των δεδομένων, όπως φαίνεται και από τον τίτλο Source Data.

Κάτω από τον τίτλο βλέπουμε 3 επιλογές

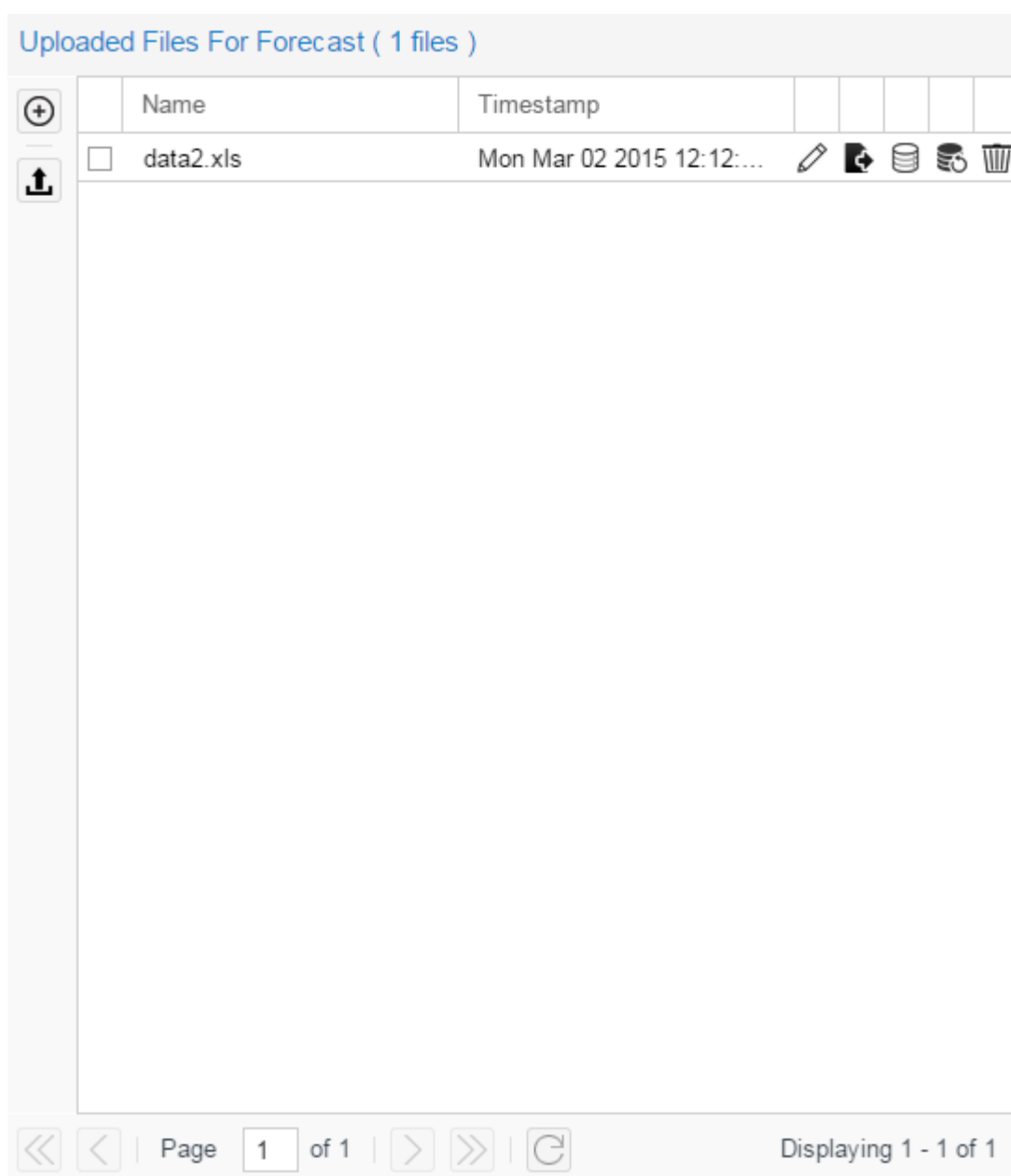
- **Uploaded Files For Forecast**
Σε αυτή που είναι και ενεργοποιημένη έχουμε τα αρχεία που έχει ανεβάσει ο χρήστης, με την περιγραφή τους και την ημερομηνίας που αυτά έγιναν upload.
- **Stats**
Σε αυτή την επιλογή έχουμε στατιστικά όσον αφορά τα δεδομένα που ανέβασε ο χρήστης η επεξεργάστηκε καθώς και την γραφική παράσταση αυτών.
- **Saved Forecasts**
Σε αυτήν την επιλογή έχουμε τις αποθηκευμένες ενέργειες του χρήστη με τα αποτελέσματά τους σε μορφή αναφοράς, με γραφήματα, και στατιστικά στοιχεία. Θα αναφερθούμε στο τέλος σε αυτήν την επιλογή.

Κάτω αριστερά βλέπουμε ένα εικονίδιο το οποίο αν το πατήσουμε ενεργοποιεί το overview της εφαρμογής. Ίδια λειτουργία ακολουθεί σε περίπτωση που ο χρήστης «ανοίξει» πατώντας πάνω στο αντίστοιχο κουμπί πάνω δεξιά το Forecast Overview. Θα παρουσιάσουμε την επιλογή αυτή σε επόμενο βήμα.

5.2.2.1 Source Data / Uploaded Files For Forecast

Η επιλογή αυτή αποτελείται κυρίως από δυο οθόνες.

α) Την οθόνη επεξεργασίας-ενεργειών των αρχείων όπου βλέπουμε τα διαθέσιμα αρχεία που έχει ανεβάσει η φτιάξει ο χρήστης.



5.2.2.1.1 Πλέγμα επεξεργασίας-ενεργειών αρχείων

Σε αυτήν την οθόνη ο χρήστης μπορεί να επεξεργαστεί τα δεδομένα είτε να τα εξάγει είτε να προβεί στις ακόλουθες ενέργειες.

- ✎ Επεξεργασία των δεδομένων που ανέβασε ο χρήστης. Πατώντας αυτήν την επιλογή ο χρήστης παραπέμπεται σε ένα παράθυρο με τα δεδομένα του, όπου μπορεί να τα επεξεργαστεί. Σε περίπτωση που είναι ήδη επεξεργασμένα, και συγκεκριμένα όταν λείπανε και έπειτα από επεξεργασία γέμισαν χρωματίζονται με αντίστοιχο χρώμα (κόκκινο) και εμφανίζεται και ένα σημάδι στην αντίστοιχη κολώνα όπως φαίνεται παρακάτω

| Period | Year | Value | Was Missing | | | |
|--------|------|--------|-------------------------------------|--|--|--|
| 2 | 2010 | 2 | | | | |
| 3 | 2010 | 3 | | | | |
| 4 | 2010 | 4 | | | | |
| 5 | 2010 | 5 | | | | |
| 6 | 2010 | 6 | | | | |
| 7 | 2010 | 7 | | | | |
| 8 | 2010 | 8 | | | | |
| 9 | 2010 | 9.1133 | <input checked="" type="checkbox"/> | | | |
| 10 | 2010 | 10 | | | | |
| 11 | 2010 | 11 | | | | |
| 12 | 2010 | 12 | | | | |
| 1 | 2011 | 13 | | | | |
| 2 | 2011 | 14 | | | | |
| 3 | 2011 | 15 | | | | |
| 4 | 2011 | 16 | | | | |

5.2.2.1.2 Παράθυρο επεξεργασίας δεδομένων

- Εισαγωγή γραμμής δεδομένων πάνω από την επιλεγμένη γραμμή
- Εισαγωγή γραμμής δεδομένων κάτω από την επιλεγμένη γραμμή
- Διαγραφή επιλεγμένης γραμμής δεδομένων

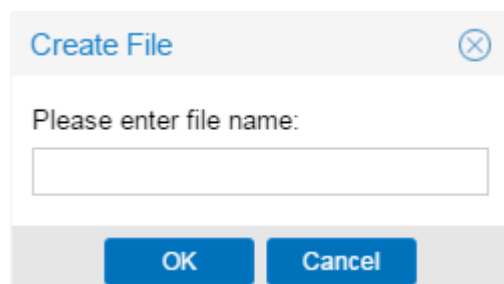
Προσθήκη γραμμής δεδομένων στο τέλος

Αποθήκευση των αλλαγών που έγιναν

Reset

Επαναφορά των αρχικών δεδομένων, σε περίπτωση που έχουν επεξεργαστεί κάποτε και έχουν αποθηκευτεί, η επαναφορά αναφέρεται στην προηγούμενη αποθηκευμένη κατάσταση.

- 🔑 Εξαγωγή των δεδομένων του αρχείου χωρίς τις οποιεσδήποτε μετατροπές έχει κάνει ο χρήστης στα δεδομένα του. Δηλαδή εξαγωγή του ίδιου του αρχείου που ανέβασε ή δημιούργησε ο χρήστης.
- 🗄️ Εξαγωγή των δεδομένων έπειτα από την οποιαδήποτε επεξεργασία από τον χρήστη. Σε περίπτωση που δεν έχει γίνει επεξεργασία των δεδομένων εξάγονται τα δεδομένα του αρχείου
- 🔄 Επαναφορά και κατάργηση όλων των αλλαγών που έχει κάνει ο χρήστης πάνω στα αρχικά δεδομένα.
- 🗑️ Διαγραφή του αρχείου που δημιούργησε ο χρήστης και των δεδομένων του, τόσο των επεξεργασμένων όσο και του ίδιου του αρχείου.
- ⊕ Δημιουργία καινούριου αρχείου. Ο χρήστης επιλέγοντας αυτό το κουμπί εμφανίζεται ένας διάλογος επιλογής του ονόματος του αρχείου

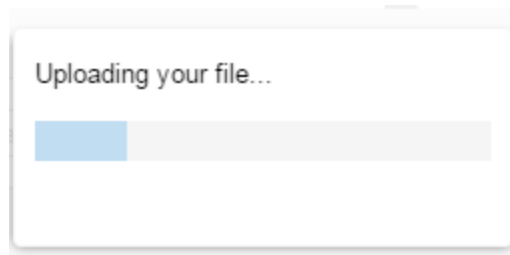


5.2.2.1.3 Δημιουργία νέου αρχείου

Και στην συνέχεια ανοίγει το αντίστοιχο παράθυρο επεξεργασίας δεδομένων που είδαμε και προηγουμένως αλλά άδειο και ο χρήστης καλείται να επεξεργαστεί τα νέα δεδομένα του εισάγοντάς τα από την αρχή.

- 📁 Ανέβασμα αρχείου και αποθήκευσή του στα αρχεία της εφαρμογής του αντίστοιχου χρήστη. Ο χρήστης επιλέγοντας αυτό το κουμπί εμφανίζεται ένας διάλογος επιλογής του αρχείου που θα αποθηκευτεί στο σύστημα.


5.2.2.1.4 Διάλογος επιλογής - αποθήκευσης καινούριου αρχείου.



5.2.2.1.5 Αναμονή - αποθήκευσης καινούριου αρχείου.

Το αρχείο πρέπει να έχει την δομή ενός excel αρχείου με την μορφή που ακολουθεί:

| | A | B | C |
|----|--------|------|-------|
| 1 | Period | Year | Value |
| 2 | 1 | 2010 | 1 |
| 3 | 2 | 2010 | 2 |
| 4 | 3 | 2010 | 3 |
| 5 | 4 | 2010 | 4 |
| 6 | 5 | 2010 | 5 |
| 7 | 6 | 2010 | 6 |
| 8 | 7 | 2010 | 7 |
| 9 | 8 | 2010 | 8 |
| 10 | 9 | 2010 | 9 |
| 11 | 10 | 2010 | 10 |
| 12 | 11 | 2010 | 11 |
| 13 | 12 | 2010 | 12 |
| 14 | 1 | 2011 | 13 |

β) Οθόνη επεξεργασίας δεδομένων. Κατά την επιλογή μια γραμμής από το πλέγμα των αρχείων ενημερώνεται η οθόνη των δεδομένων του αρχείου που επιλέχθηκε όπου δίνεται η δυνατότητα στον χρήστη να τα επεξεργαστεί όπως ακριβώς πατώντας την επεξεργασία τους  που εξηγήσαμε προηγουμένως.

The screenshot shows a data management interface for a file named 'data2.xls'. On the left, there is a 'Timestamp' sidebar with two entries: 'Mon Mar 02 2015 12:12:...' and 'Sun Mar 08 2015 22:04:...', each with edit, copy, and delete icons. The main area displays a table with the following data:

| Period | Year | Value | Was Missing |
|--------|------|-------|-------------|
| 2 | 2010 | 2 | |
| 3 | 2010 | 3 | |
| 4 | 2010 | 4 | |
| 5 | 2010 | 5 | |
| 6 | 2010 | 6 | |
| 7 | 2010 | 7 | |
| 8 | 2010 | 8 | |
| 9 | 2010 | 9 | |
| 10 | 2010 | 10 | |
| 11 | 2010 | 11 | |
| 12 | 2010 | 12 | |
| 1 | 2011 | 13 | |
| 2 | 2011 | 14 | |
| 3 | 2011 | 15 | |
| 4 | 2011 | 16 | |
| 5 | 2011 | 17 | |
| 6 | 2011 | 18 | |
| 7 | 2011 | 19 | |
| 8 | 2011 | 20 | |
| 9 | 2011 | 21 | |

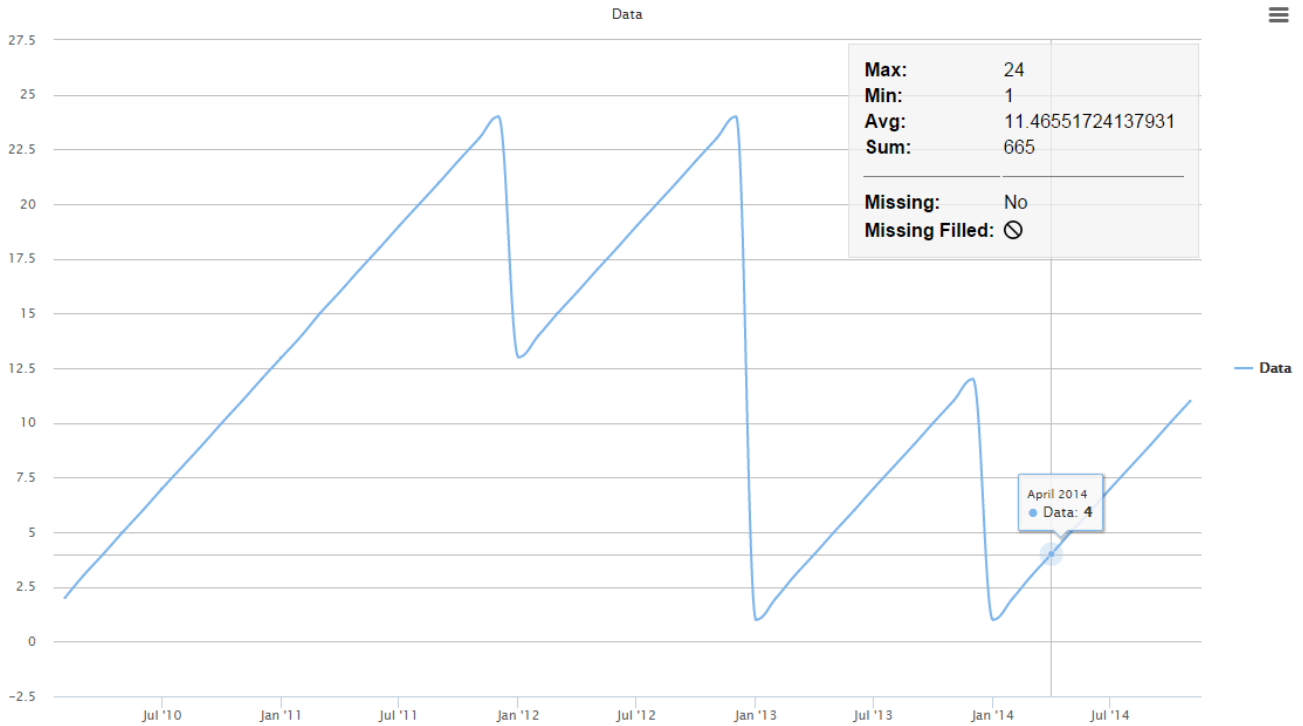
At the bottom, it indicates 'Displaying 1 - 2 of 2' and has 'Update Values' and 'Reset' buttons.

5.2.2.1.6 Οθόνη γρήγορης επεξεργασίας δεδομένων-αρχείων του χρήστη.

Ο χρήστης επιλέγοντας ένα αρχείο που συνδέεται με ένα σετ δεδομένων ενεργοποιείται το δεύτερο στάδιο Stats και το κουμπί **Processing Data** που οδηγεί τον χρήστη στο επόμενο βήμα της διαδικασίας πρόβλεψης.

5.2.2.2 Source Data / Stats

Σε αυτό το στάδιο ο χρήστης έχει την δυνατότητα να δει τα δεδομένα του σε μία γραφική παράσταση μαζί με κάποια στατιστικά όσον αφορά αυτά.



5.2.2.2.1 Γράφημα αρχικών δεδομένων χρήστη και στατιστικά αποτελέσματα

Όπως φαίνεται ο χρήστης μπορεί να δει τα εξής στατιστικά στοιχεία όσον αφορά τα δεδομένα του.

Max: Μέγιστη τιμή των δεδομένων του

Min: Ελάχιστη τιμή των δεδομένων του

Avg: Μέσος όρος των τιμών των δεδομένων του

Sum: Άθροισμα των τιμών των δεδομένων του

Missing: Ύπαρξη δεδομένων που λείπουν από την χρονοσειρά

Missing Filled: Ύπαρξη επεξεργασμένων δεδομένων που έλειπαν αρχικά.

Επιπλέον ο χρήστης μπορεί να εξάγει το γράφημα και να το αποθηκεύσει επιλέγοντας στο μενού πάνω δεξιά του γραφήματος ☰.

Παραλείπουμε τον Saved forecasts για λόγους συνοχής και το παρουσιάζουμε αργότερα.

Αφού λοιπόν έχει ενεργοποιηθεί η επιλογή processing Data που αναφέραμε προηγουμένως, ο χρήστης μπορεί να προχωρήσει στο επόμενο στάδιο της διαδικασίας πρόβλεψης δεδομένων – Processing Data.

Σαν πρώτη οθόνη ανάλογα με το αν υπάρχουν δεδομένα που λείπουν και χρειάζονται επεξεργασία η όχι εμφανίζεται η αντίστοιχη οθόνη επιλεγμένη.

Υπάρχουν δυο οθόνες :

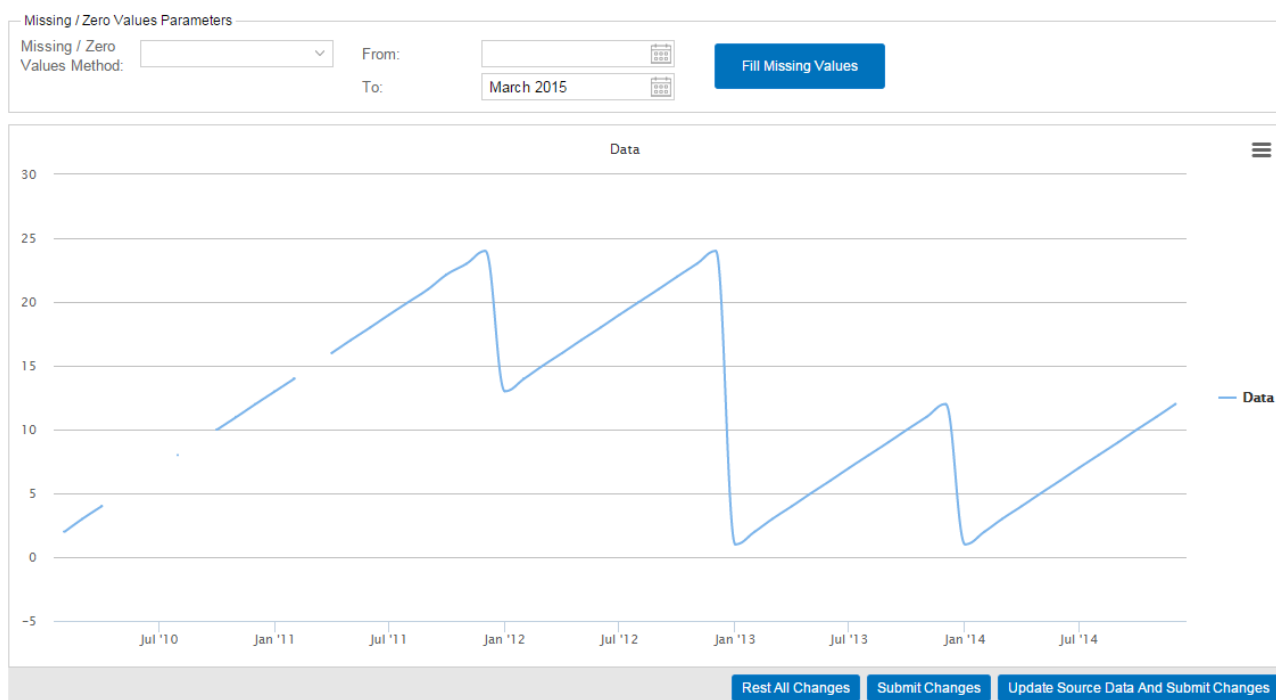
5.2.2.3 Processing Data / No Processing

Αυτή η οθόνη ενεργοποιείται σε περίπτωση που δεν έχουμε δεδομένα για αλλαγή – γέμισμα και η χρονοσειρά μπορεί να χρησιμοποιηθεί καθώς είναι πλήρης για την δημιουργία χρονοσειρών πρόβλεψης. Μαζί με αυτήν ενεργοποιείται και το κουμπί για την είσοδο του χρήστη στο επόμενο στάδιο την πρόβλεψης [Forecast Data](#).

Σε περίπτωση που υπάρχουν ήδη επεξεργασμένα δεδομένα η λείπουν δεδομένα από την αρχική χρονοσειρά ο χρήστης μπορεί να επιλέξει την οθόνη επεξεργασίας των χαμένων τιμών Missing / Zero Values.

5.2.2.4 Processing Data / Missing/Zero Values

Αυτή η οθόνη ενεργοποιείται σε περίπτωση που υπάρχουν χαμένα δεδομένα και η χρονοσειρά δεν είναι πλήρης όπως και επίσης μπορεί να ενεργοποιηθεί αν τα δεδομένα ήταν δεδομένα που προέρχονται από χρονοσειρές με χαμένα δεδομένα.



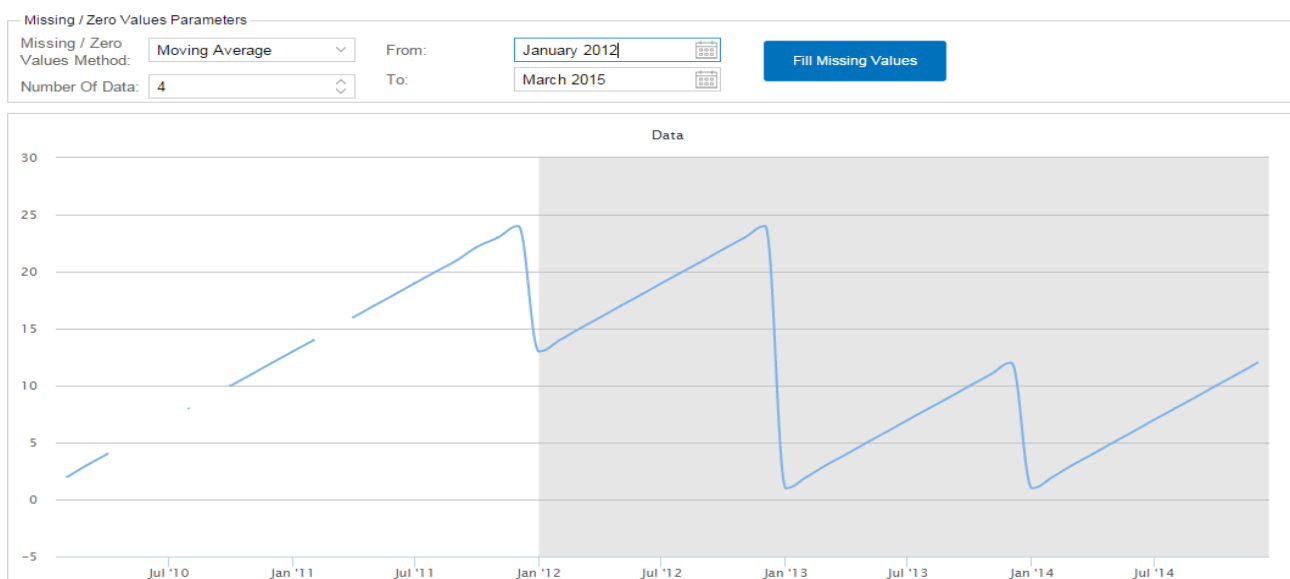
5.2.2.4.1 Processing Data / Missing/Zero Values

Σε αυτή την οθόνη υπάρχουν 3 επιλογές επεξεργασίας των χαμένων δεδομένων

- Moving Average
- Linear
- Custom Drag And Set

Moving Average

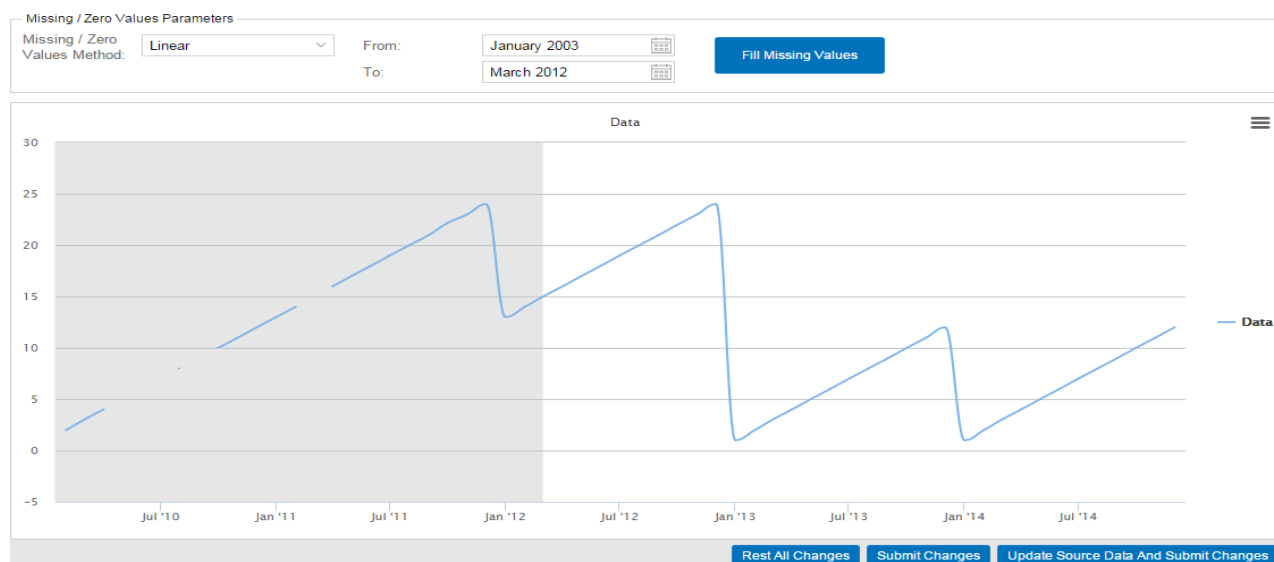
Σε αυτή την διαδικασία ο χρήστης επιλέγει το χρονικό διάστημα που θέλει να εκτελέσει κινητό μέσο όρο δεδομένων και με τι παράμετρο στα δεδομένα για να τα συμπληρώσει.



5.2.2.4.2 Επιλογή χρόνων και παραμέτρων κινητού μέσου όρου για την επεξεργασία των χαμένων δεδομένων.

Linear

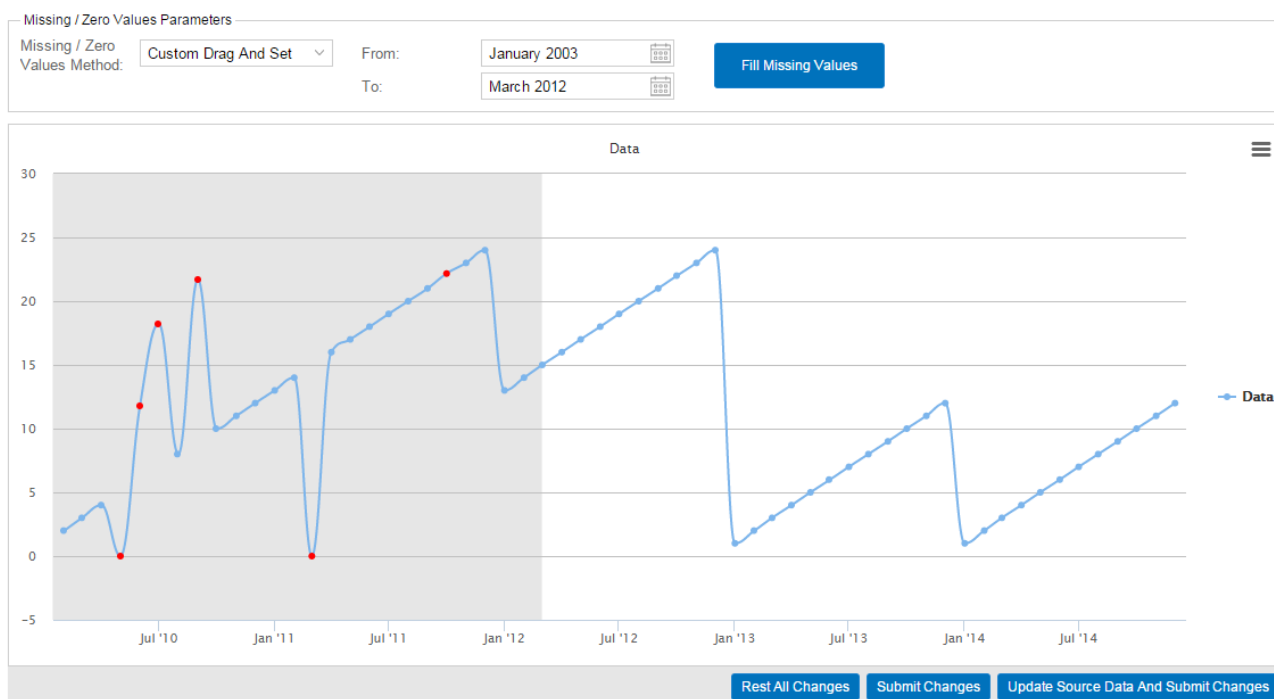
Σε Αυτή την διαδικασία ο χρήστης επιλέγει πάλι το χρονικό διάστημα που θέλει να εκτελέσει γραμμική παρεμβολή στα δεδομένα του για να τα συμπληρώσει.



5.2.2.4.3 Επιλογή χρόνων γραμμικής παρεμβολής δεδομένων για τον υπολογισμό των χαμένων δεδομένων

Custom Drag and Set

Σε αυτή τη διαδικασία ο χρήστης μπορεί να αλλάξει τις τιμές από μόνος του μετακινώντας τις πάνω στο διάγραμμα. Οι τιμές που μπορούν να αλλαχθούν επισημαίνονται με αντίστοιχο κόκκινο χρώμα όπως φαίνεται παρακάτω.



5.2.2.4.4 Χειροκίνητη επεξεργασία των χαμένων δεδομένων της χρονοσειράς

Αφού επεξεργαστεί τα δεδομένα του ο χρήστης μπορεί να τα αποθηκεύσει και να συνεχίσει στο επόμενο στάδιο [Submit Changes](#) ή ακόμα και να ενημερώσει τα αρχικά δεδομένα του αρχείου που ανέβασε αρχικά [Update Source Data And Submit Changes](#)

Και στις δύο περιπτώσεις ενεργοποιείται η επόμενη φάση των προβλέψεων Forecast Data καθώς βλέπουμε ότι ενεργοποιείται το αντίστοιχο κουμπί [Forecast Data](#)

Σε αυτό το στάδιο της πρόβλεψης Forecast Data υπάρχουν τρεις επιλογές .

5.2.2.5 Forecast Data / Statistical Forecast

Σε αυτή τον οθόνη ο χρήστης μπορεί να επιλέξει την μέθοδο πρόβλεψης που θέλει να χρησιμοποιήσει πάνω στα δεδομένα του καθώς και ένα πλήθος παραμέτρων σε περίπτωση που είναι γνώστης των μεθόδων για τον καλύτερο καθορισμό τους.

Επιπλέον δίνεται η δυνατότητα να επιλέξει τον διαγωνισμό των μεθόδων με σκοπό να βρεθεί αυτή με το μικρότερο σφάλμα MSE σε ένα εύρος δεδομένων που μπορεί να το ορίσει και αυτό.

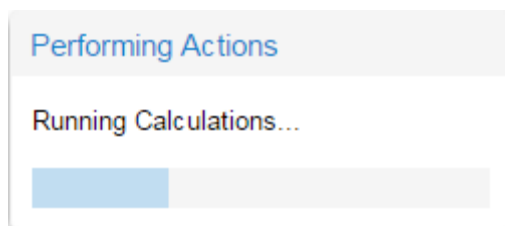
Επιπλέον μπορεί να ορίσει τον ορίζοντα των προβλέψεων που θέλει όπως φαίνεται από την φόρμα στην επόμενη εικόνα.

The image shows a 'Forecast Configuration' window. At the top, 'Forecast Horizon' is set to 13. Below this, there is a section for 'Calculate Errors' with a checked box for 'All Errors' and two empty date pickers for 'From' and 'To'. The 'Choose Method' dropdown menu is open, listing several forecasting methods: Naive, SES, LRL, Holt, Damped, Theta, and Run Competition. The 'Run Competition' option is currently selected and highlighted in blue. Below the dropdown, there are sections for 'SES Parameters', 'HOLT Parameters', and 'DAMPED Parameters', each with input fields for parameters 'a', 'b', and 'φ'. At the bottom right of the window is a blue button labeled 'Forecast'.

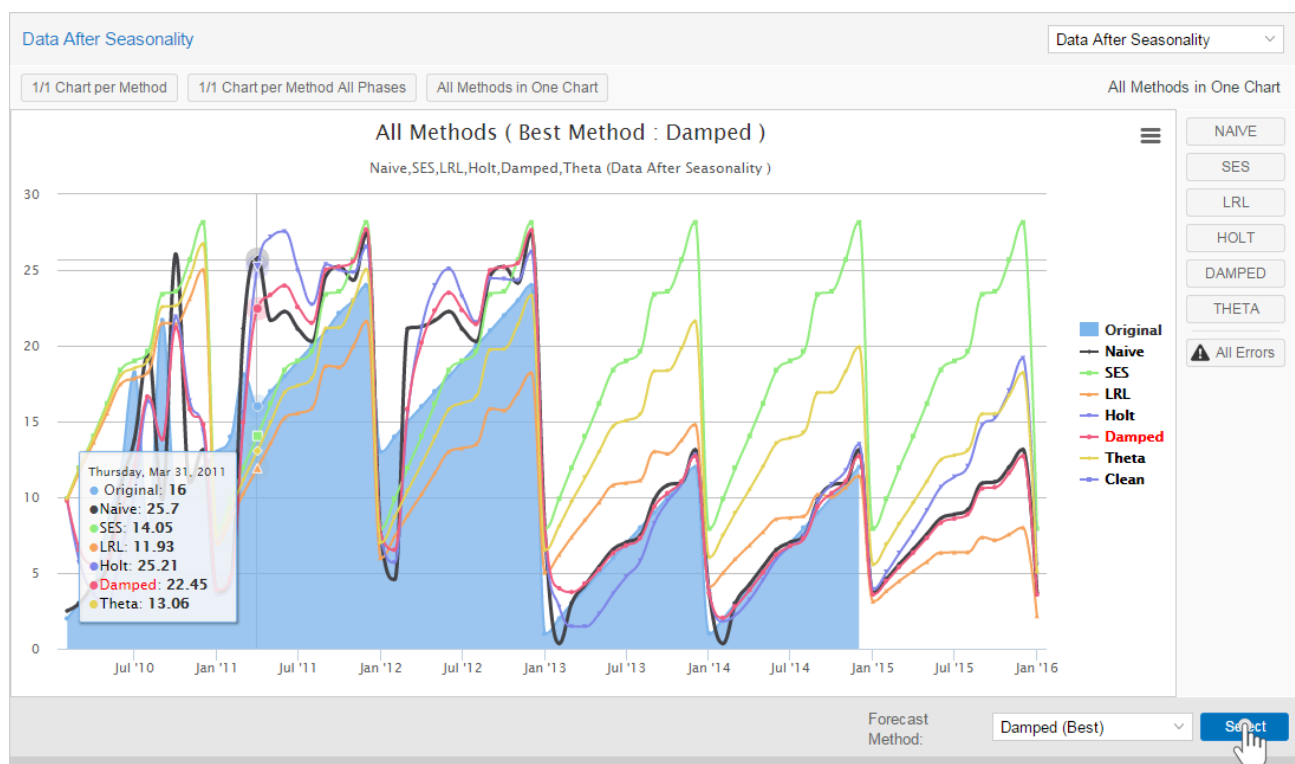
5.2.2.5.1 Επιλογή παραμέτρων πρόβλεψης δεδομένων

Επιλέγοντας τον διαγωνισμό των δεδομένων και επιλέγοντας το κουμπί **Forecast** εμφανίζεται η παρακάτω οθόνη αναμονής και στην συνέχεια εμφανίζονται τα γραφήματα στην οθόνη Data After Seasonality ενώ η οθόνη των

παραμέτρων κρύβεται με σκοπό να μεγιστοποιηθεί ο χώρος της οθόνης των αποτελεσμάτων.



5.2.2.5.2 Οθόνη αναμονής επεξεργασίας δεδομένων και πρόβλεψης



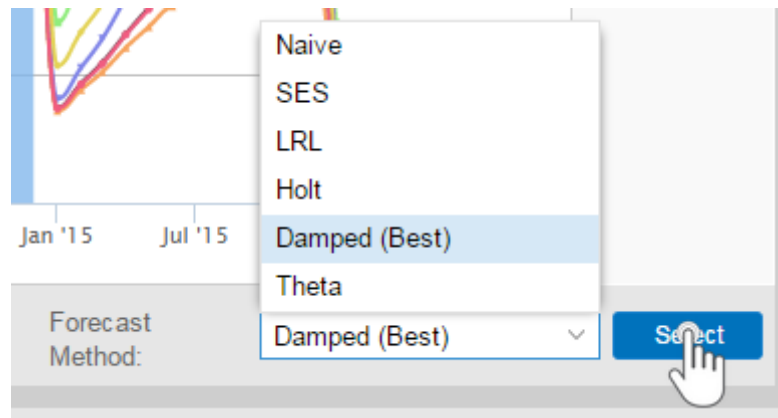
5.2.2.5.3 Οθόνη δεδομένων πρόβλεψης και αρχικών δεδομένων

Όπως βλέπουμε με κόκκινο χρώμα έχει επισημανθεί στα δεξιά η μέθοδος με το μικρότερο σφάλμα, στην συγκεκριμένη περίπτωση η Damped. Ταυτόχρονα έχει επιλεγθεί κάτω δεξιά και ταυτόχρονα ο χρήστης παροτρύνεται να πατήσει το κουμπί



με το οποίο και επιλέγεται ως στατιστική σειρά δεδομένων πρόβλεψης η αντίστοιχη χρονοσειρά.

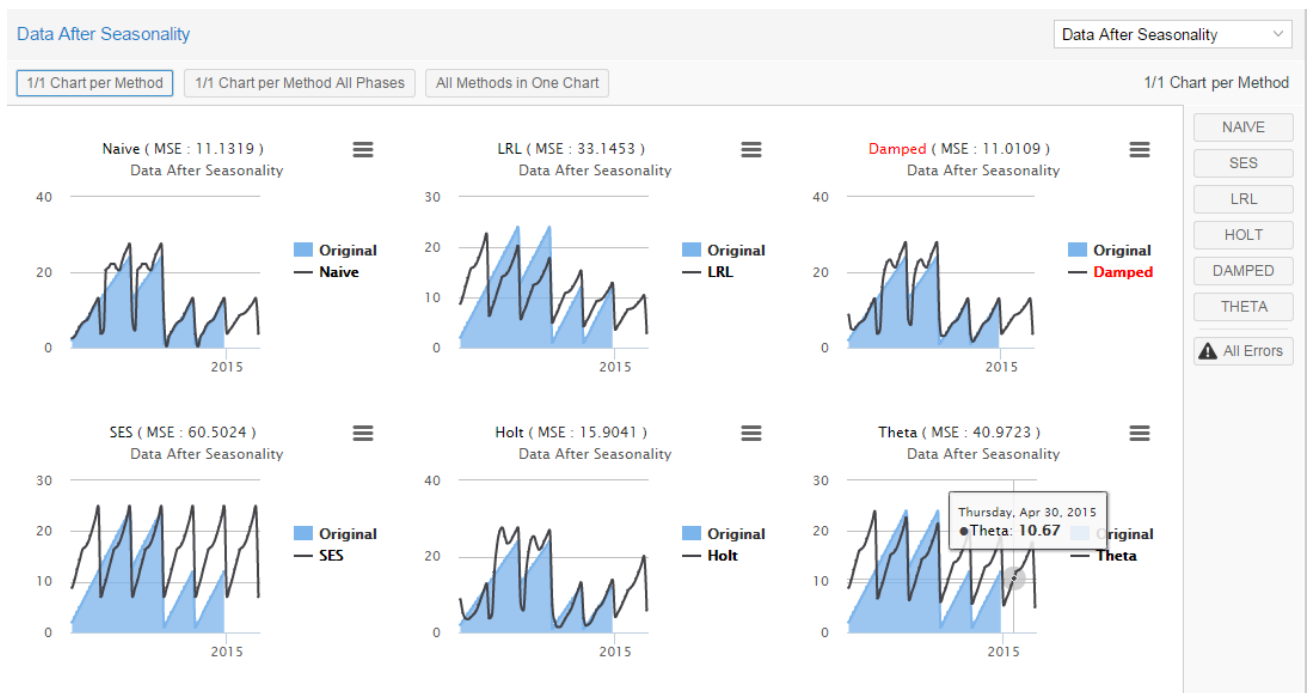
Ο χρήστης βέβαια έχει την δυνατότητα να επιλέξει και τις υπόλοιπες μεθόδους σε περίπτωση που το επιθυμεί όπως φαίνεται και στο επόμενο στιγμιότυπο.



5.2.2.5.4 Οθόνη Επιλογής μεθόδου πρόβλεψης ως στατιστική χρονοσειρά δεδομένων

Στην οθόνη βλέπουμε τις εξής επιλογές όσον αφορά τα δεδομένα της στατιστικής πρόβλεψης βάσει των παραμέτρων που επέλεξε ο χρήστης:

- 1/1 Chart Per Method

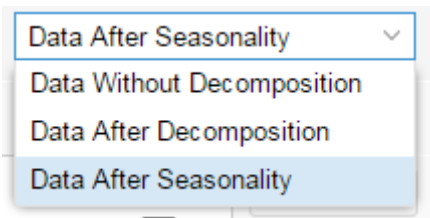


5.2.2.5.5 1/1 Chart per Method (Data after Seasonality)

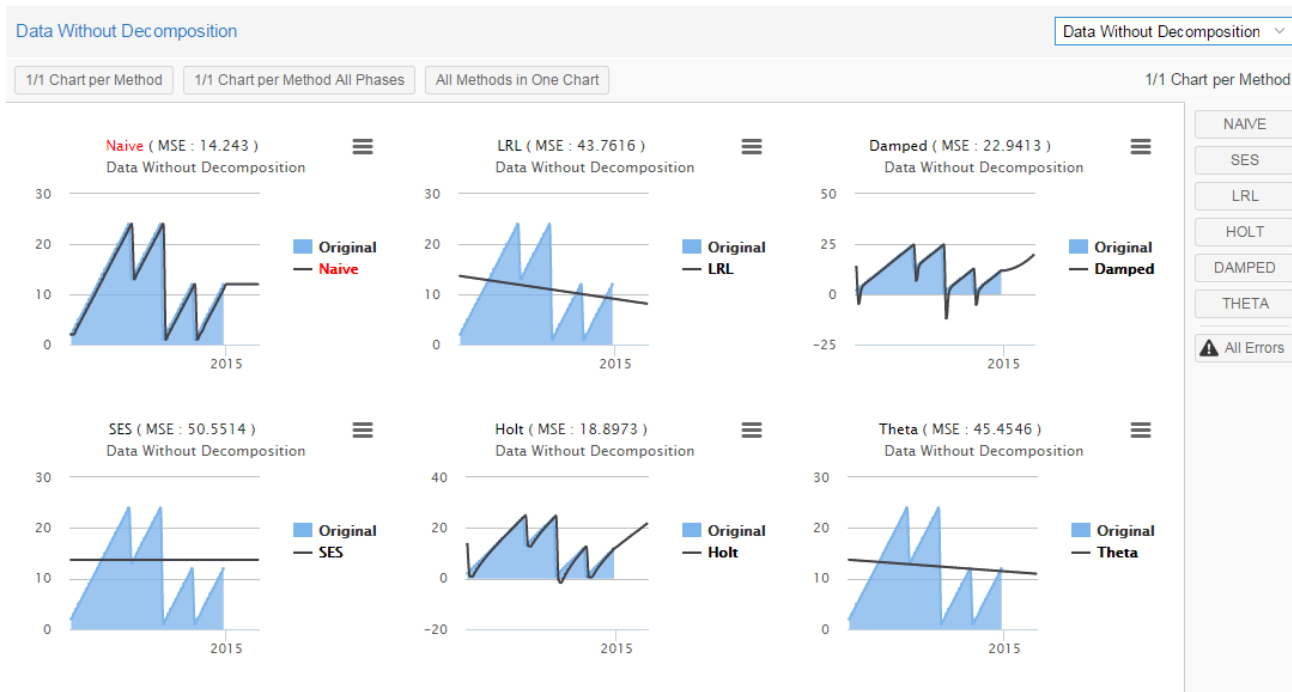
Εδώ βλέπουμε όλες τις μεθόδους συναρτήσεως των αρχικών δεδομένων σε διαφορετικά διαγράμματα στην αντίστοιχη φάση της πρόβλεψης.

Συγκεκριμένα εδώ έχουμε την φάση των δεδομένων μετά από την αποεποχικοποίησή τους Data After Seasonality.

Ο χρήστης έχει την δυνατότητα να επιλέξει μία από τις 3 φάσεις και να δει τα δεδομένα σε κάθε μια ξεχωριστά.



5.2.2.5.6 Επιλογή φάσης πρόβλεψης δεδομένων

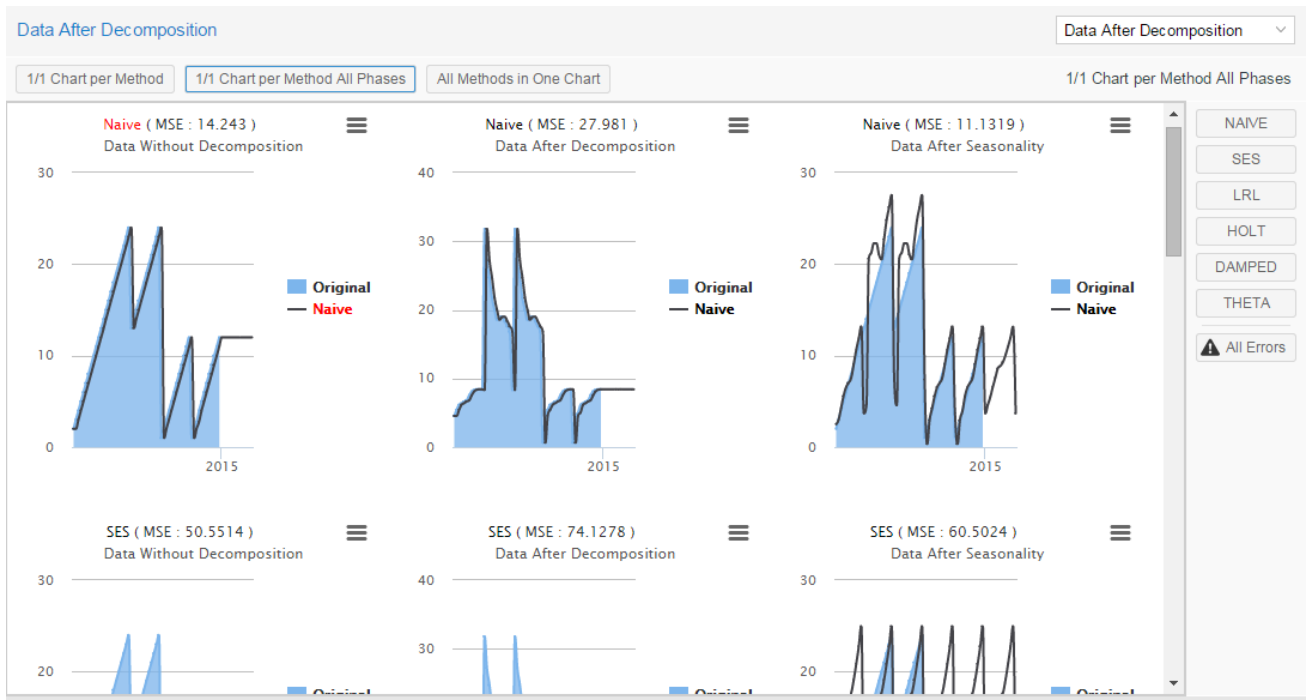


5.2.2.5.7 1/1 Chart per Method (Data without Decomposition)



5.2.2.5.8 1/1 Chart per Method (Data after Decomposition)

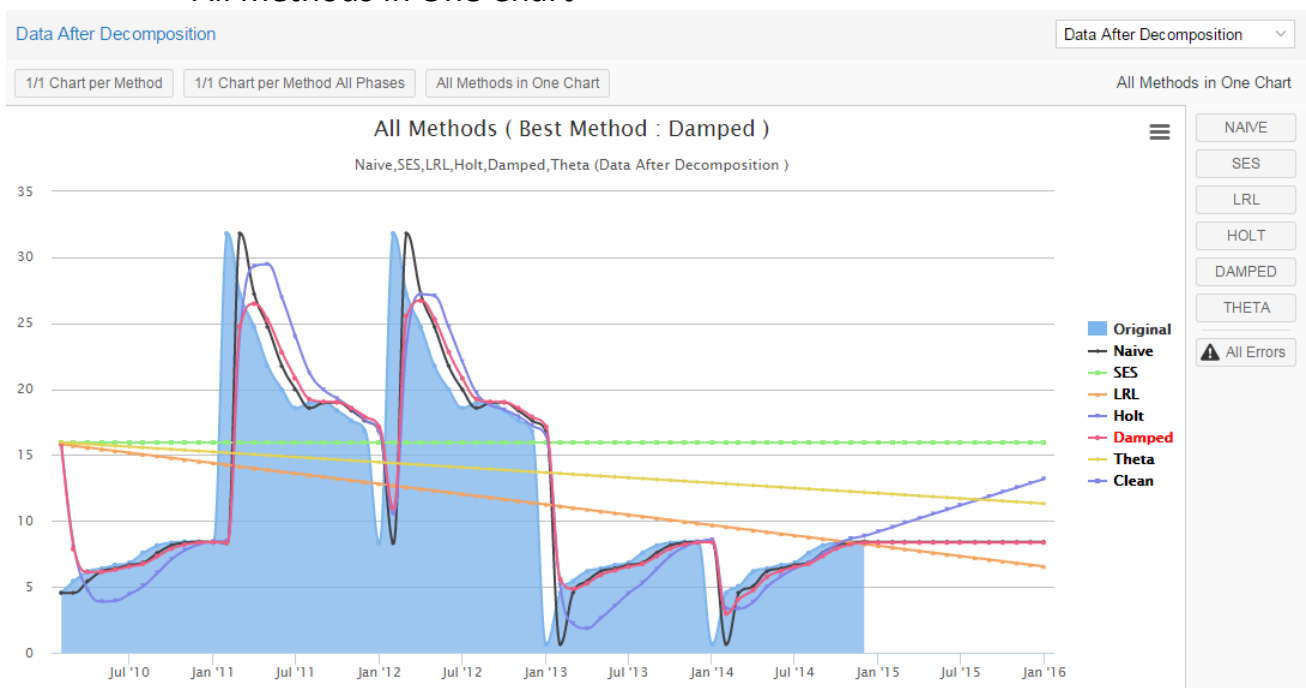
- 1/1 Chart per Method All Phases



5.2.2.5.9 1/1 Chart per Method All Phases

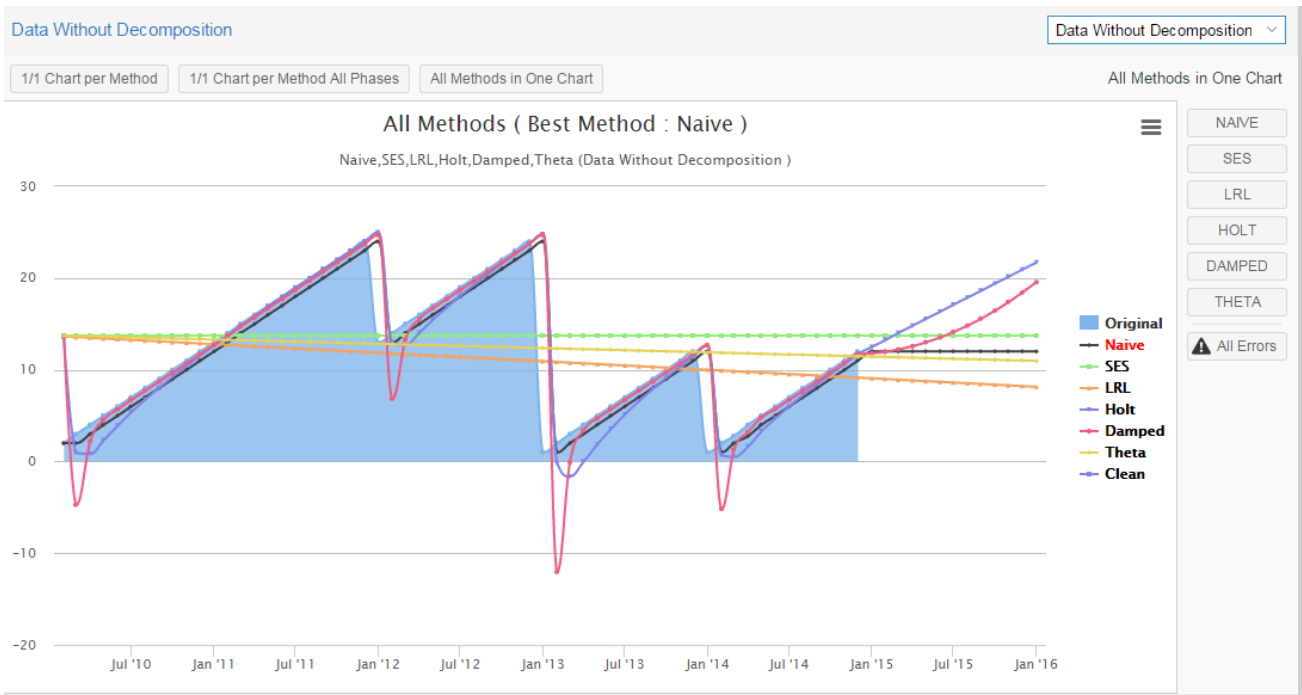
Εδώ ο χρήστης μπορεί να δει όλες τις μεθόδους σε όλες τις φάσεις τους μία προς μία σε όλα τα στάδια.

- All methods in One Chart

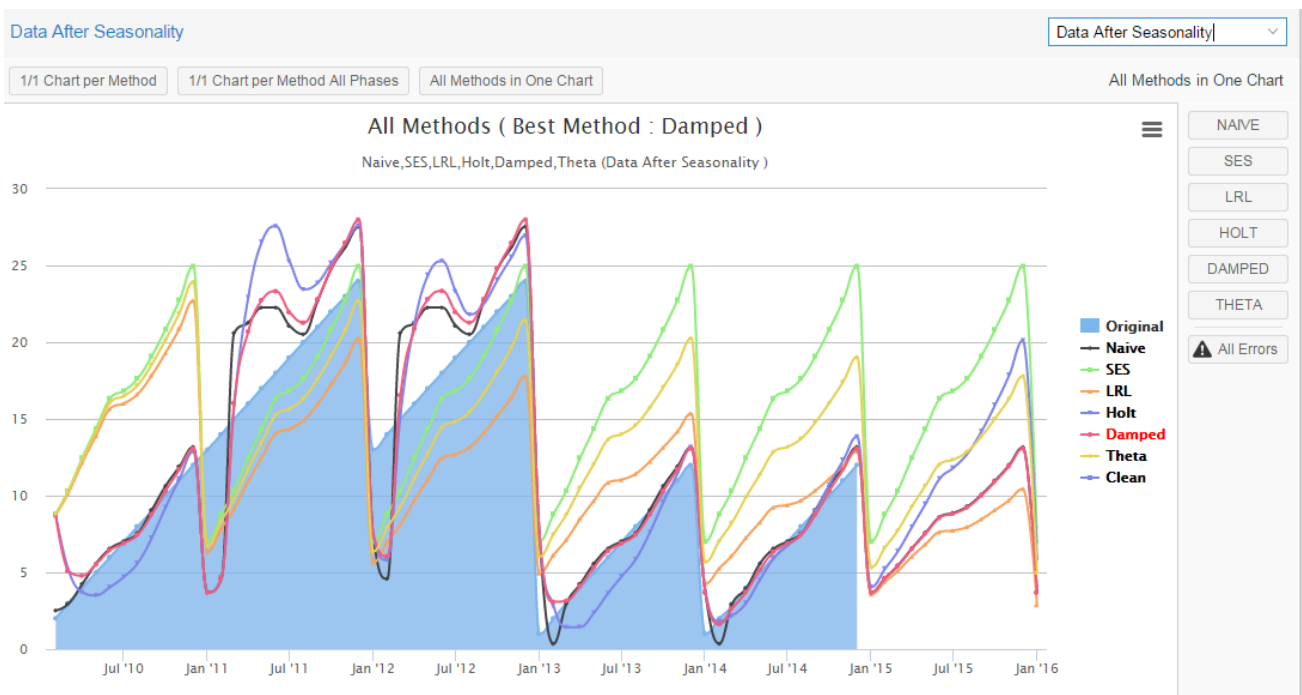


5.2.2.5.10 All methods in One Chart (Data After Decomposition)

Εδώ βλέπουμε όλες τις μεθόδους συγκεντρωμένες στο ίδιο γράφημα, το γράφημα που βλέπει ο χρήστης με το που κάνει κάποια καινούρια παραμετροποίηση.

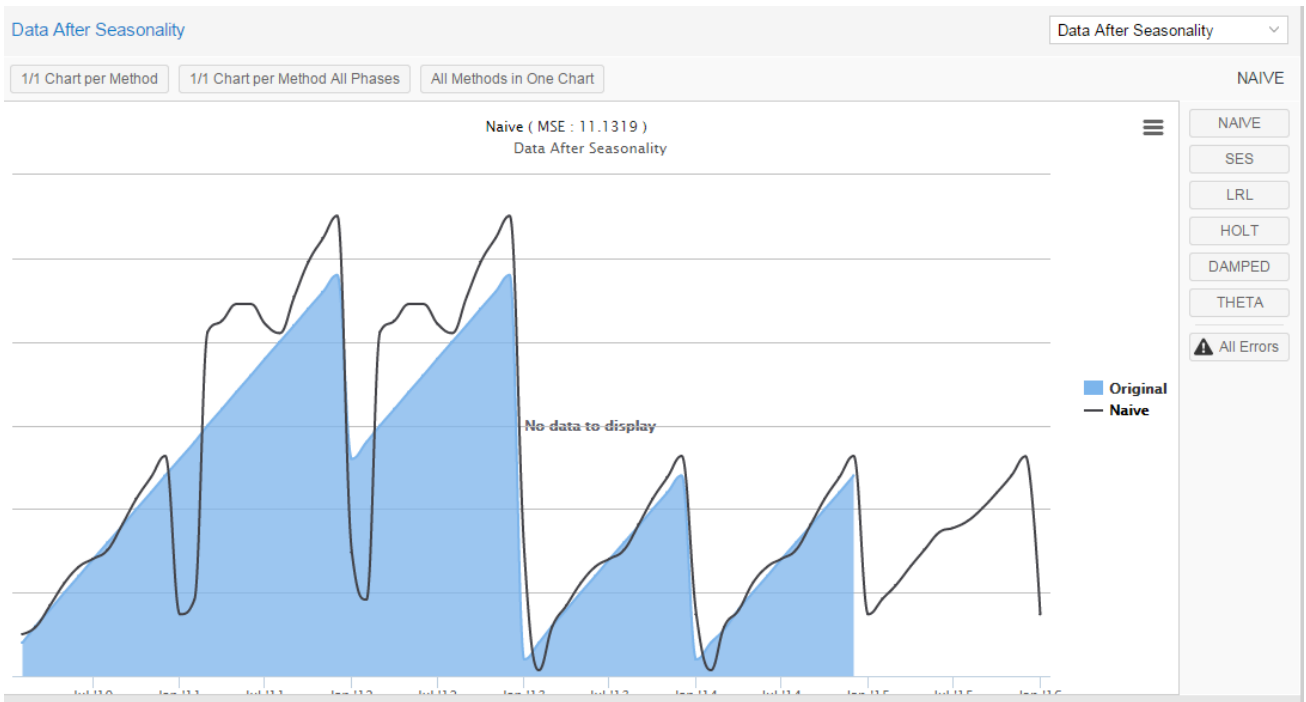


5.2.2.5.11 All methods in One Chart (Data Without Decomposition)

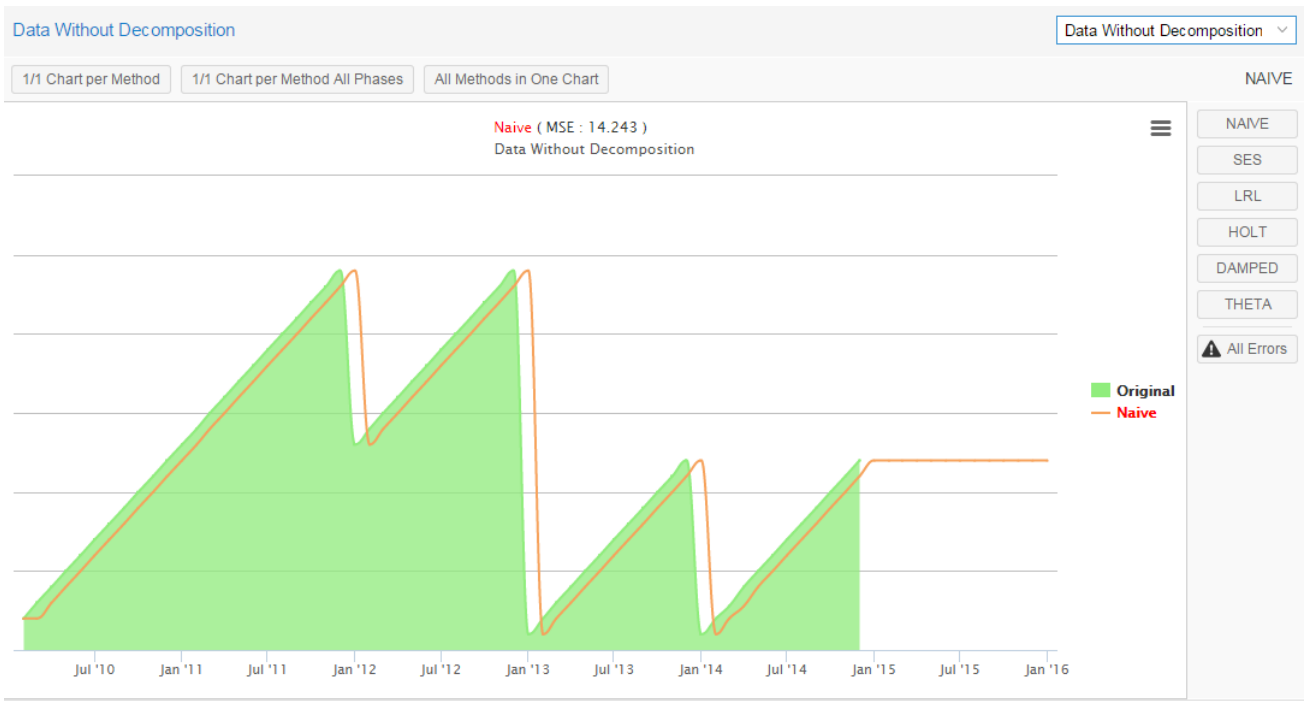


5.2.2.5.12 All methods in One Chart (Data After Seasonality)

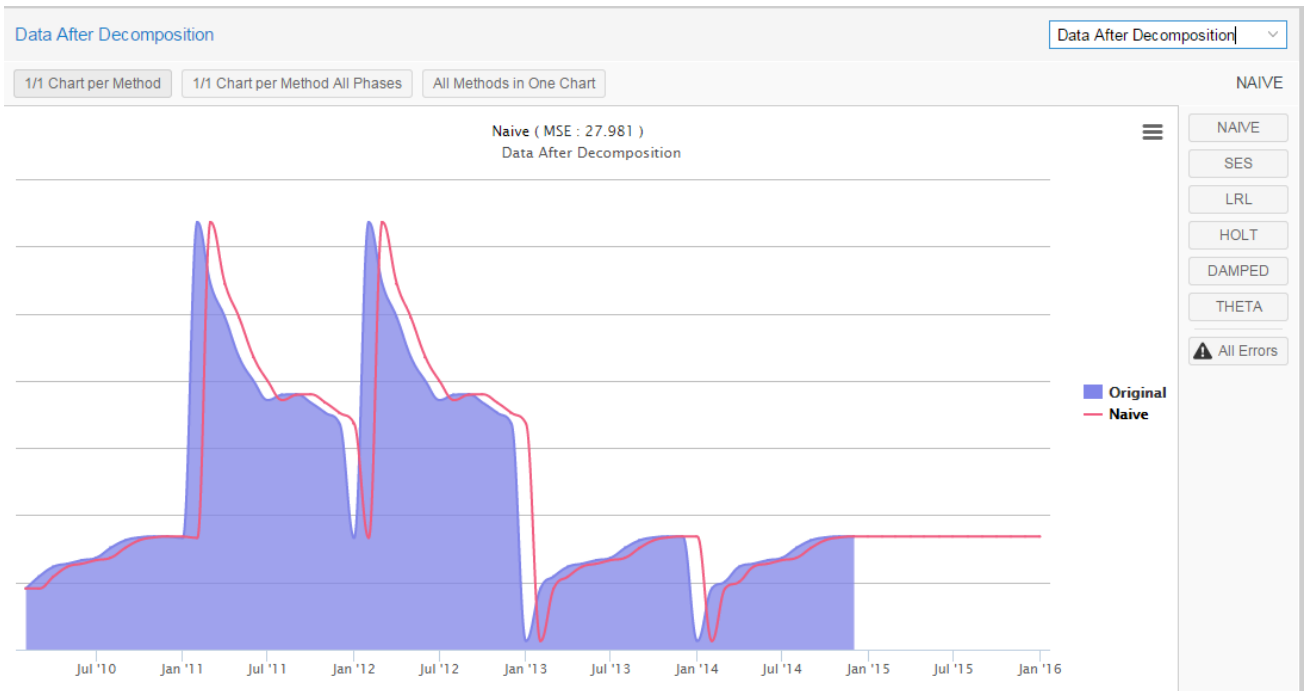
- NAÏVE



5.2.2.5.13 Naive (Data After Seasonality)

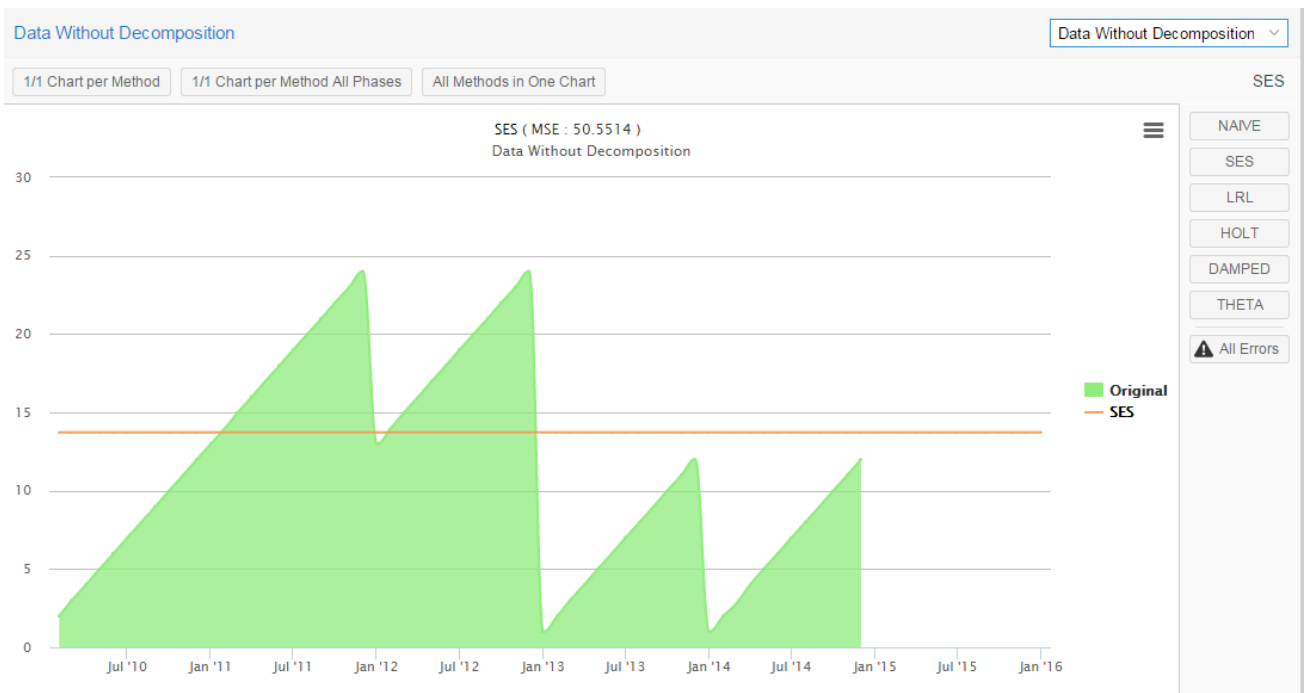


5.2.2.5.14 Naive (Data Without Decomposition)

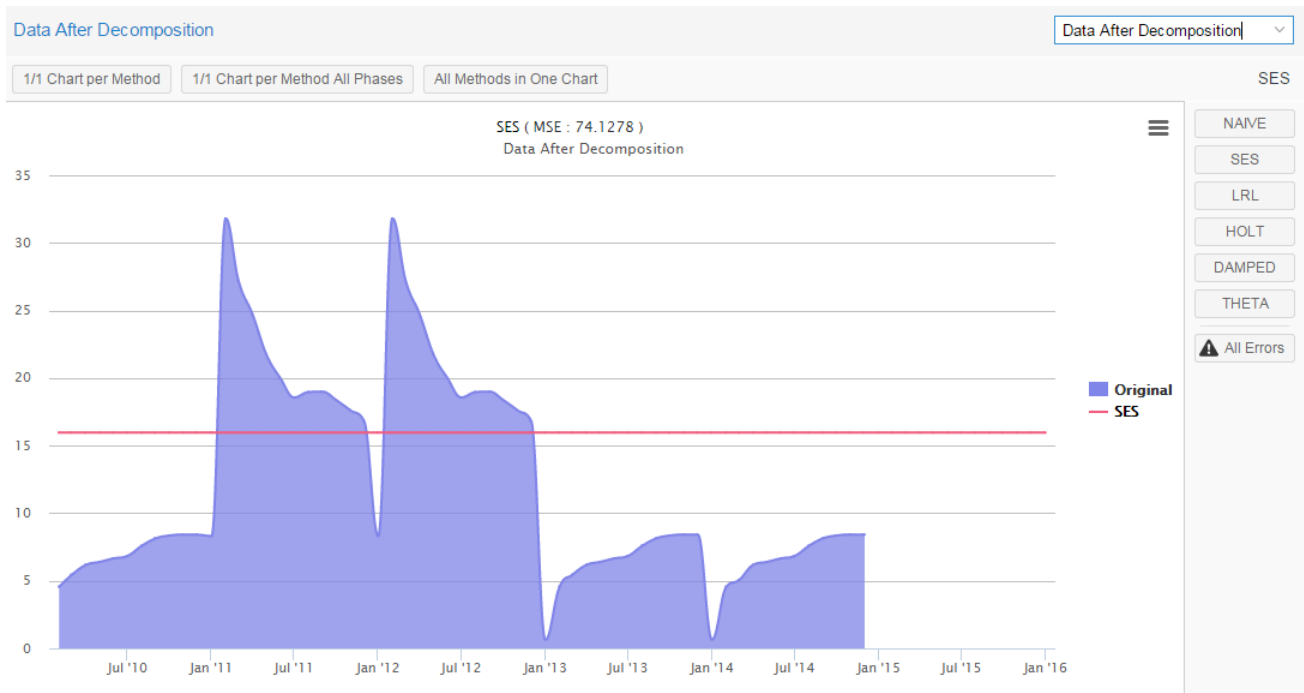


5.2.2.5.15 Naive (Data After Decomposition)

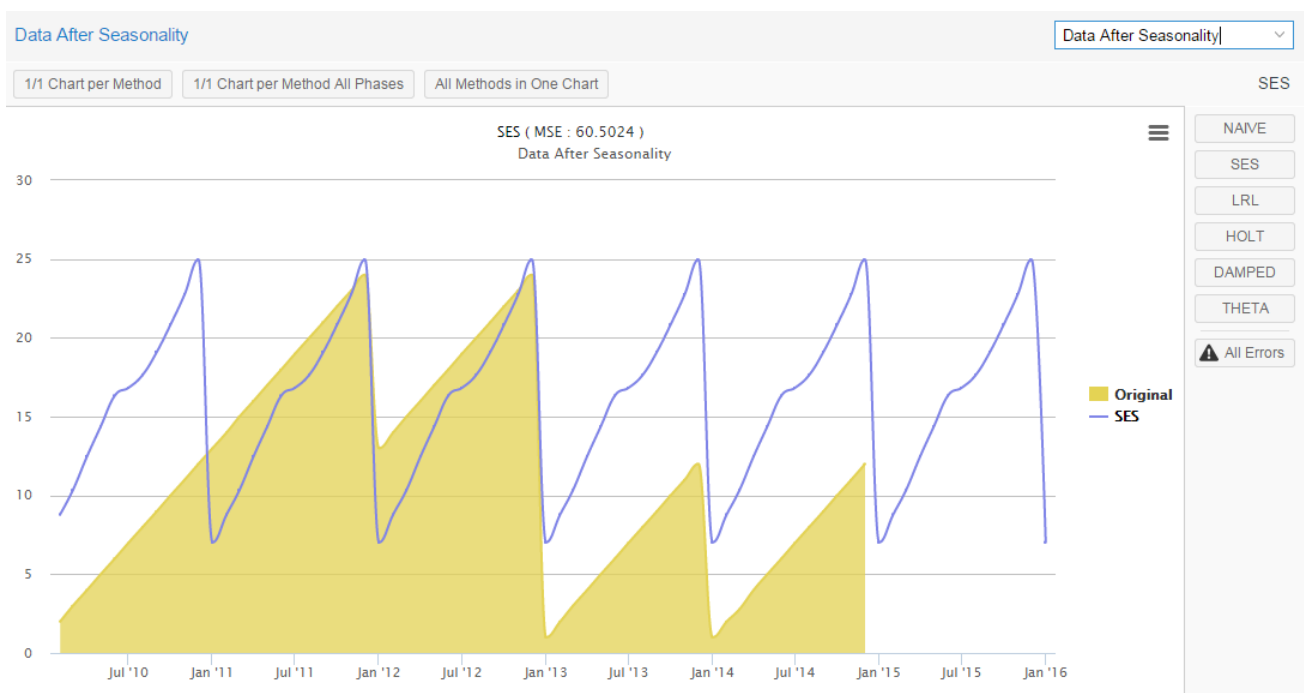
- SES



5.2.2.5.16 SES (Data Without Decomposition)



5.2.2.5.17 SES (Data After Decomposition)



5.2.2.5.18 SES (Data After Seasonality)

Παρόμοια διαγράμματα μπορούμε να δούμε και για τις υπόλοιπες μεθόδους

- LRL
- HOLT
- DAMPED
- THETA
- All Errors

Data After Seasonality

1/1 Chart per Method | 1/1 Chart per Method All Phases | All Methods in One Chart

Errors

| Method | ME | MAE | MSE | RMSE | MAPE | sMAPE | MAsE | U-Statistic |
|-------------------------------|---------|--------|---------|--------|-----------|----------|--------|-------------|
| 1) Data Without Decomposition | | | | | | | | |
| Naive | 0.1724 | 1.7241 | 14.243 | 3.774 | 72.2873% | 20.8841% | 0.9927 | 1 |
| SES | -2.2479 | 6.1864 | 50.5514 | 7.1099 | 144.2596% | 57.434% | 3.5881 | 74.9114 |
| LRL | 0.0775 | 5.5688 | 43.7616 | 6.6153 | 112.3951% | 54.0604% | 3.2299 | 41.0227 |
| Holt | 0.0777 | 2.0788 | 18.8973 | 4.3471 | 92.2464% | 48.4029% | 1.2057 | 3.9196 |
| Damped | 0.007 | 1.9984 | 22.9413 | 4.7897 | 100.9344% | 47.3102% | 1.1591 | 47.1816 |
| Theta | -1.124 | 5.7532 | 45.4546 | 6.742 | 127.645% | 54.987% | 3.3368 | 56.7721 |
| 2) Data After Decomposition | | | | | | | | |
| Naive | 0.0666 | 2.2541 | 27.981 | 5.2897 | 77.3741% | 22.1262% | 0.9896 | 1 |
| SES | -3.7912 | 7.8055 | 74.1278 | 8.6098 | 169.4629% | 62.5783% | 3.4628 | 7.6555 |
| LRL | 0.1307 | 6.2305 | 54.8155 | 7.4038 | 108.9333% | 51.8699% | 2.7641 | 2.1974 |
| Holt | 0.0563 | 3.2904 | 32.0305 | 5.6596 | 88.9656% | 33.0915% | 1.4597 | 0.2682 |
| Damped | -0.1762 | 2.3639 | 27.3815 | 5.2327 | 80.5205% | 20.6475% | 1.0487 | 0.2779 |
| Theta | -1.8956 | 7.0311 | 59.6308 | 7.7221 | 139.9541% | 58.5193% | 3.1192 | 4.5136 |
| 3) Data After Seasonality | | | | | | | | |
| Naive | -0.8878 | 2.2165 | 11.1319 | 3.3364 | 32.3805% | 24.5436% | 1.2761 | 1.567 |
| SES | -6.406 | 6.7734 | 68.6024 | 7.7782 | 124.0873% | 63.453% | 3.0378 | 20.7023 |

Buttons: NAIVE, SES, LRL, HOLT, DAMPED, THETA, All Errors

5.2.2.5.19 All Errors

Σε αυτήν την οθόνη ο χρήστης μπορεί να δει τα σφάλματα όλων των μεθόδων σε όλες τις φάσεις και ανά σφάλμα να δει ποια μέθοδος υπήρξε καλύτερη όπως φαίνεται από το στιγμιότυπο με αντίστοιχο χρωματισμό.

Επιλέγοντας ο χρήστης μία μέθοδο μπορεί να προχωρήσει στο επόμενο βήμα.

Ταυτόχρονα ενεργοποιείται και το κουμπί **Final Data** στο οποίο ο χρήστης έχει την δυνατότητα να δει τα αποτελέσματά του χωρίς επιπλέον βήματα και να τα αποθηκεύσει.

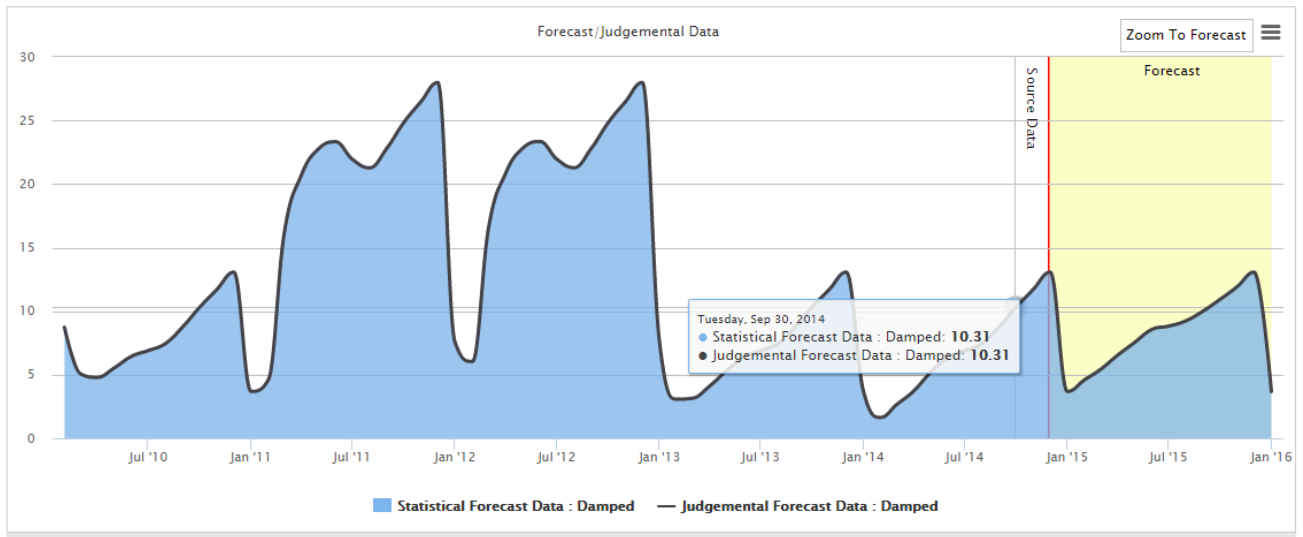
Για λόγους συνοχής θα παρουσιάσουμε το σενάριο που ο χρήστης θέλει να επεξεργαστεί τα δεδομένα του παραπάνω, όπως παραδείγματος χάριν σε περίπτωση που γνωρίζει ότι έχει μια παραγωγή προϊόντων και επιθυμεί να ανεβάσει την παραγωγή για συγκεκριμένους μήνες σε συγκεκριμένες τιμές.

Για αυτό το λόγο προχωράει στην Judgmental Forecast επιλογή που ενεργοποιήθηκε αφού επιλέχθηκε μια μέθοδος πρόβλεψης.

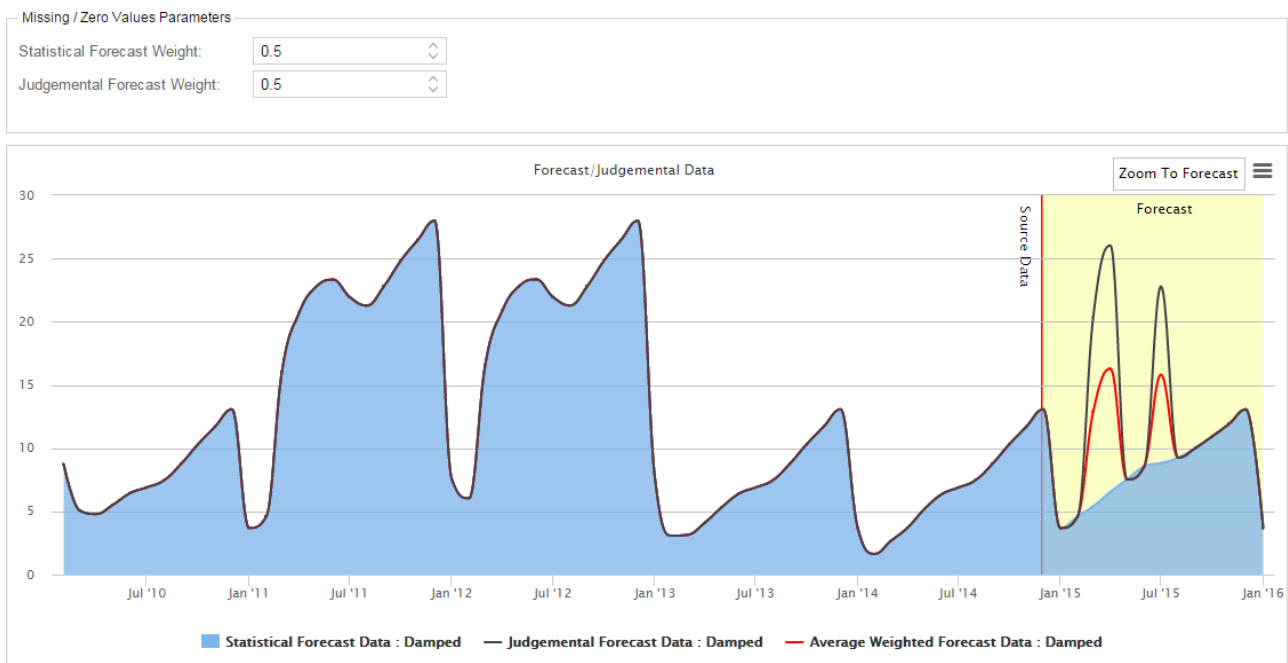
5.2.2.6 Forecast Data / Judgmental Forecast

Σε αυτή την οθόνη ο χρήστης μπορεί να αλλάξει τις τιμές τις πρόβλεψης που έγινε προηγουμένως βασιζόμενος σε μια εικασία του η επιθυμία του και να επιλέξει με της βαρύτητα θέλει να επιτευχθεί αυτό απλά μετακινώντας τα σημεία πάνω στην γραφική παράσταση που αντιστοιχούν στην περίοδο πρόβλεψης.

Συγκεκριμένα βλέπουμε αρχικά το διάγραμμα πρόβλεψης:



5.2.2.6.1 Διάγραμμα πρόβλεψης χωρίς αλλαγές στην judgmental χρονοσειρά



5.2.2.6.1 Διάγραμμα πρόβλεψης με αλλαγές στην judgmental χρονοσειρά και με βαρύτητες 0,5 και για τις δύο χρονοσειρές

Σαν αποτέλεσμα έχουμε την χρονοσειρά που είναι σχεδιασμένη με κόκκινο χρώμα .

Ο χρήστης μπορεί να προβεί σε δύο ενέργειες.

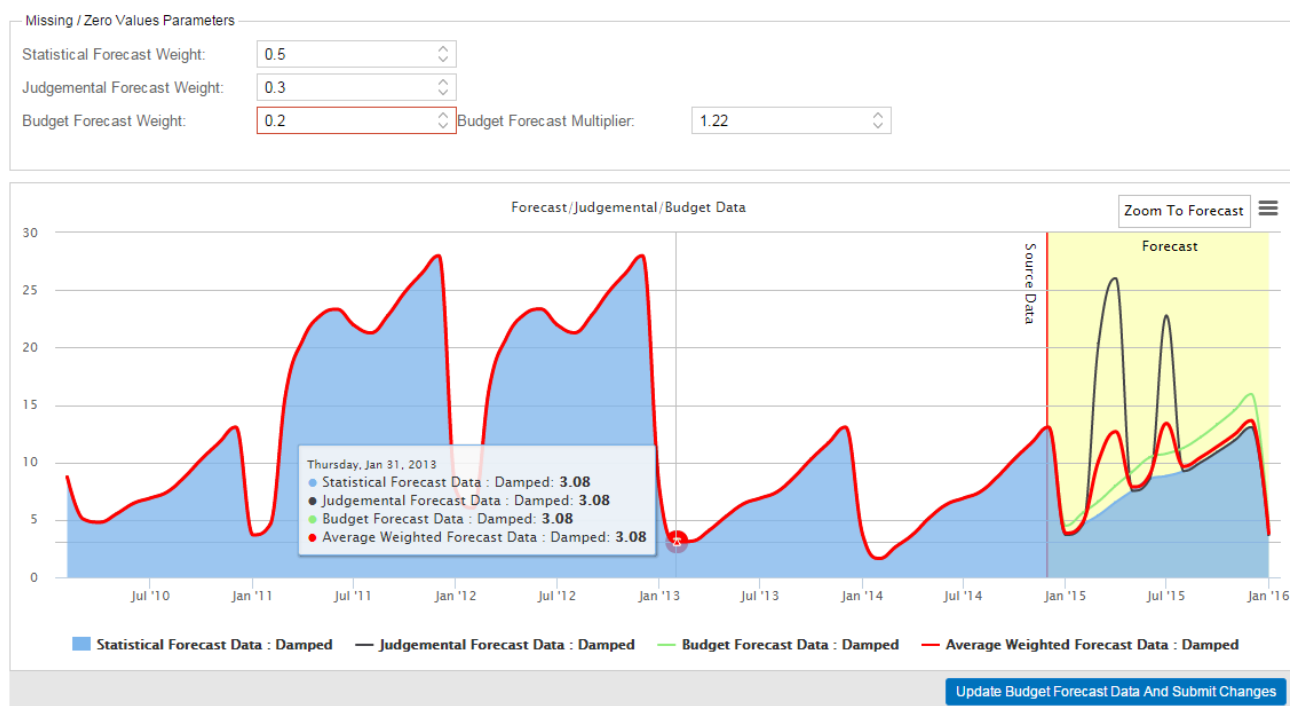
Είτε να σώσει της αλλαγές του [Update Judgemental Forecast Data And Submit Changes](#) και να ενεργοποιήσει το επόμενο στάδιο, η να σώσει της αλλαγές του και να προχωρήσει στο τελικό στάδιο.

Σε περίπτωση που επιθυμεί να επαναφέρει το γράφημα όπως ήταν πριν αλλάξει την judgmental χρονοσειρά μπορεί να επιλέξει το κουμπί [Rest Last Changes](#).

Για λόγους συνοχής επιλέγουμε να προχωρήσουμε στο επόμενο στάδιο επεξεργασίας των χρονοσειρών πρόβλεψης – Budget Forecast που ενεργοποιείται όταν ο χρήστης αποθηκεύσει τις αλλαγές που έκανε.

5.2.2.7 Forecast Data / Budget Forecast

Σε αυτή την οθόνη ο χρήστης μπορεί να επιλέξει από την αρχή την βαρύτητα κάθε μίας από τις χρονοσειρές που είχε δημιουργήσει προηγουμένως και επιπλέον να ορίσει μία καινούρια βάσει μίας βαρύτητας και ενός πολλαπλασιαστικού παράγοντα.

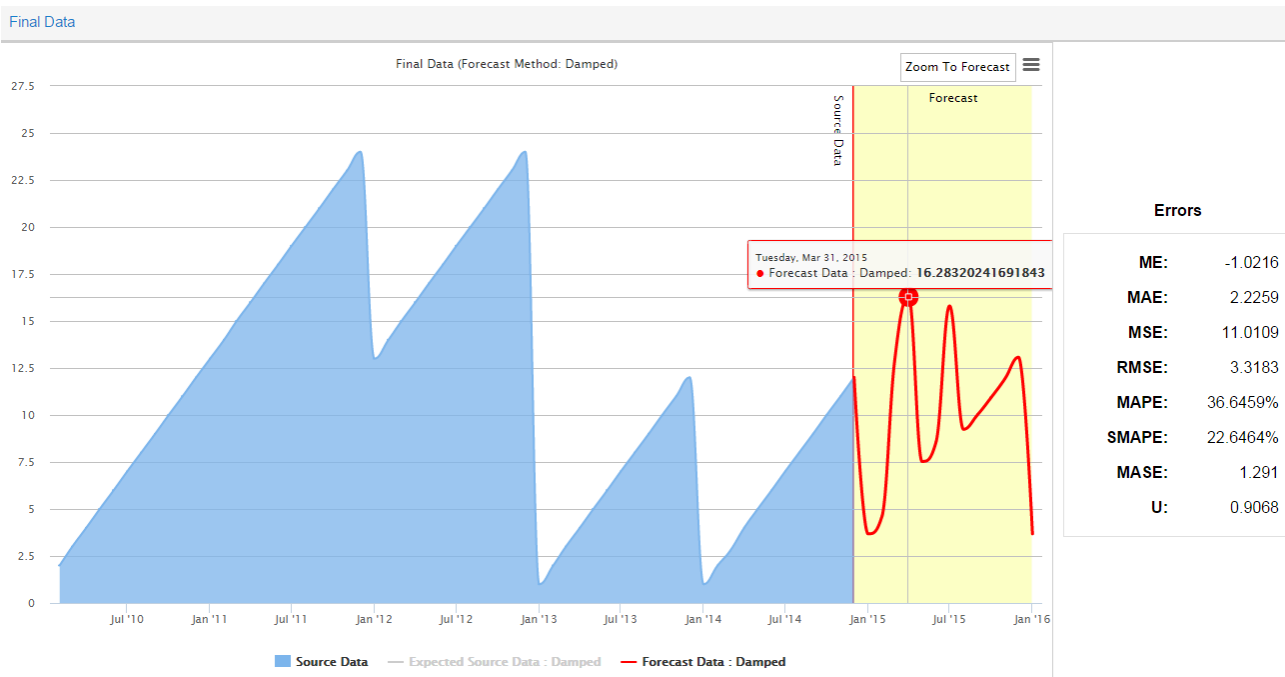


5.2.2.7.1 Διάγραμμα πρόβλεψης με αλλαγές στην judgmental χρονοσειρά και με βαρύτητες 0,5/0,3/0,2 και πολλαπλασιαστικό παράγοντα για την budget χρονοσειρά 1.22.

Το αποτέλεσμα φαίνεται όπως προηγουμένως με την κόκκινη χρονοσειρά που αποτελεί και το τελικό αποτέλεσμα.

Ο χρήστης επιλέγοντας το κουμπί [Update Budget Forecast Data And Submit Changes](#) ενεργοποιεί το τελευταίο στάδιο της πρόβλεψης Final Data.

5.2.2.8 Final Data



5.2.2.8.1 Τελικό διάγραμμα πρόβλεψης

Σε αυτό το στάδιο βλέπουμε το αποτέλεσμα της πρόβλεψης σε ένα διάγραμμα όπου αριστερά φαίνονται τα αρχικά δεδομένα και στην συνέχεια τα δεδομένα πρόβλεψης βάσει την παραμέτρων και της επεξεργασίας των δεδομένων από τον χρήστη.

Επιπλέον βλέπουμε μια συγκεντρωτική εικόνα των σφαλμάτων της πρόβλεψης για να μπορεί ο χρήστης να κρίνει την ορθότητα και την εγκυρότητά τους.

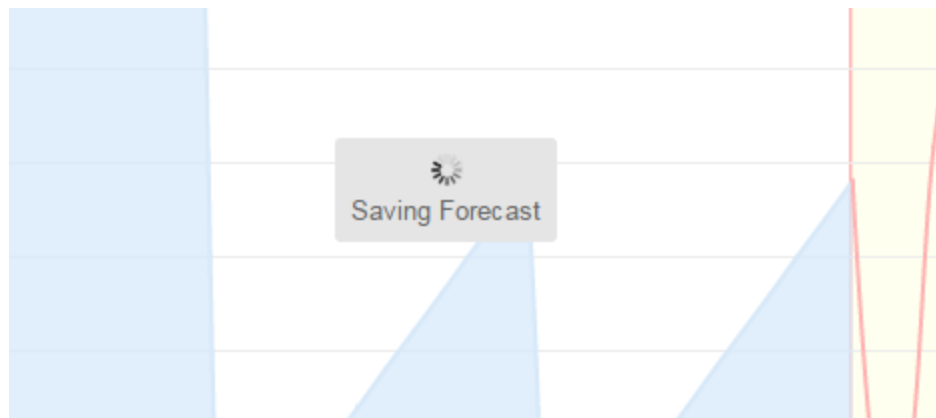
Ο χρήστης μπορεί να αποθηκεύσει τις επιλογές του πατώντας το κουμπί **Save Forecast** και αφού επιλέξει ένα χαρακτηριστικό όνομα για να περιγράψει την πρόβλεψη αυτή στο αντίστοιχο παράθυρο που εμφανίζεται

Save Forecast

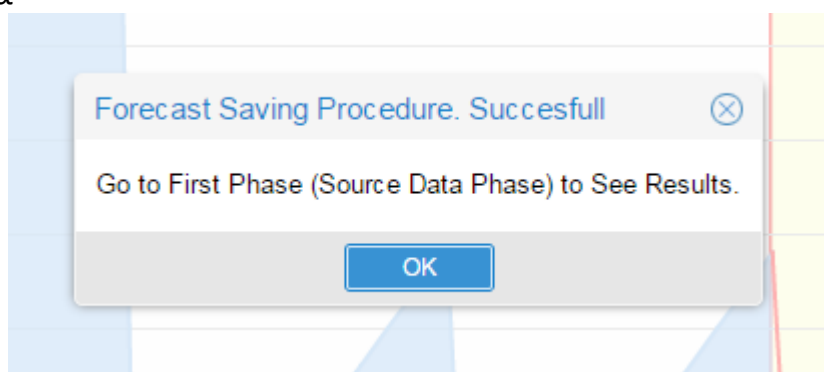
Please enter forecast name:

OK Cancel

..και επιλέξει OK

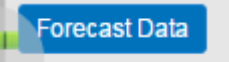


Η πρόβλεψη και οι επιλογές του χρήστη αποθηκεύονται και εμφανίζεται το αντίστοιχο μήνυμα



... κατά την επιτυχή αποθήκευση.

Ο χρήστης μπορεί να δει τα αποθηκευμένα δεδομένα του πηγαίνοντας προς τα πίσω στην αρχική φάση των δεδομένων με δύο τρόπους.

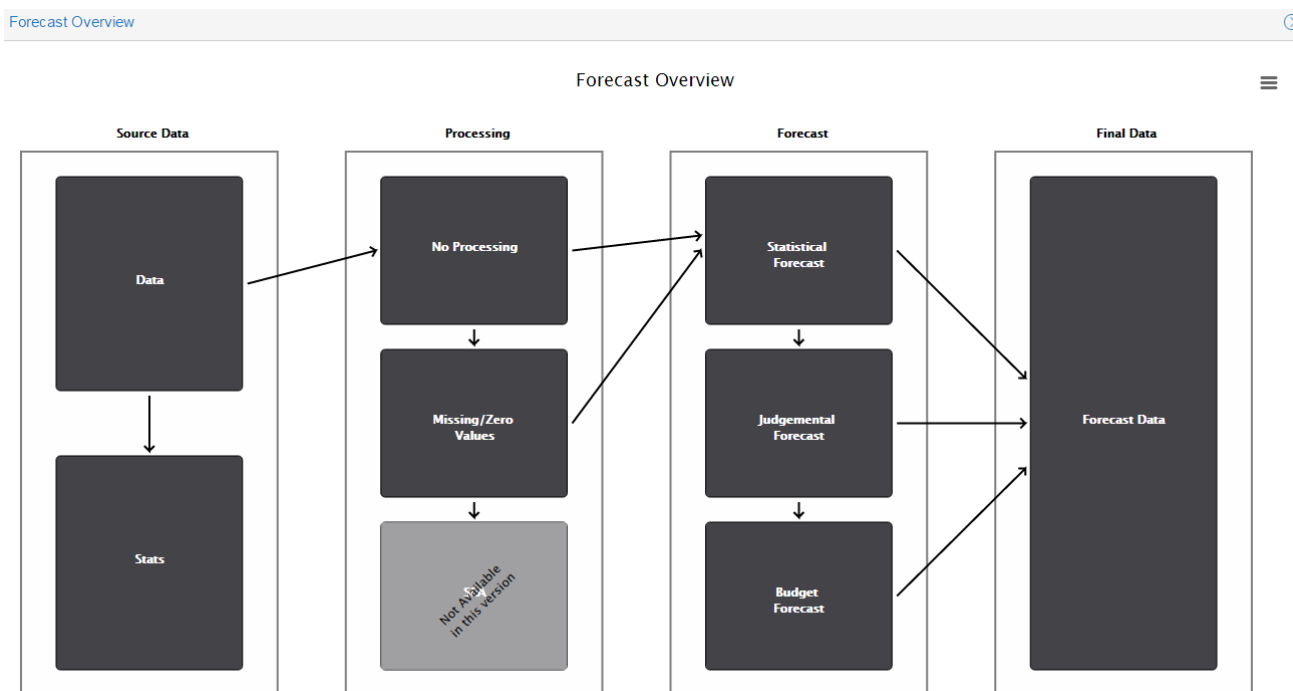
Είτε προχωρώντας μία προς μία τις φάσεις προς τα πίσω πατώντας τα αντίστοιχα κουμπιά  και ούτω κάθε εξής ή ανοίγοντας το Overview

πατώντας το κουμπί κάτω αριστερά  ή ανοίγοντας την οθόνη του overview

από τον τίτλο της  .

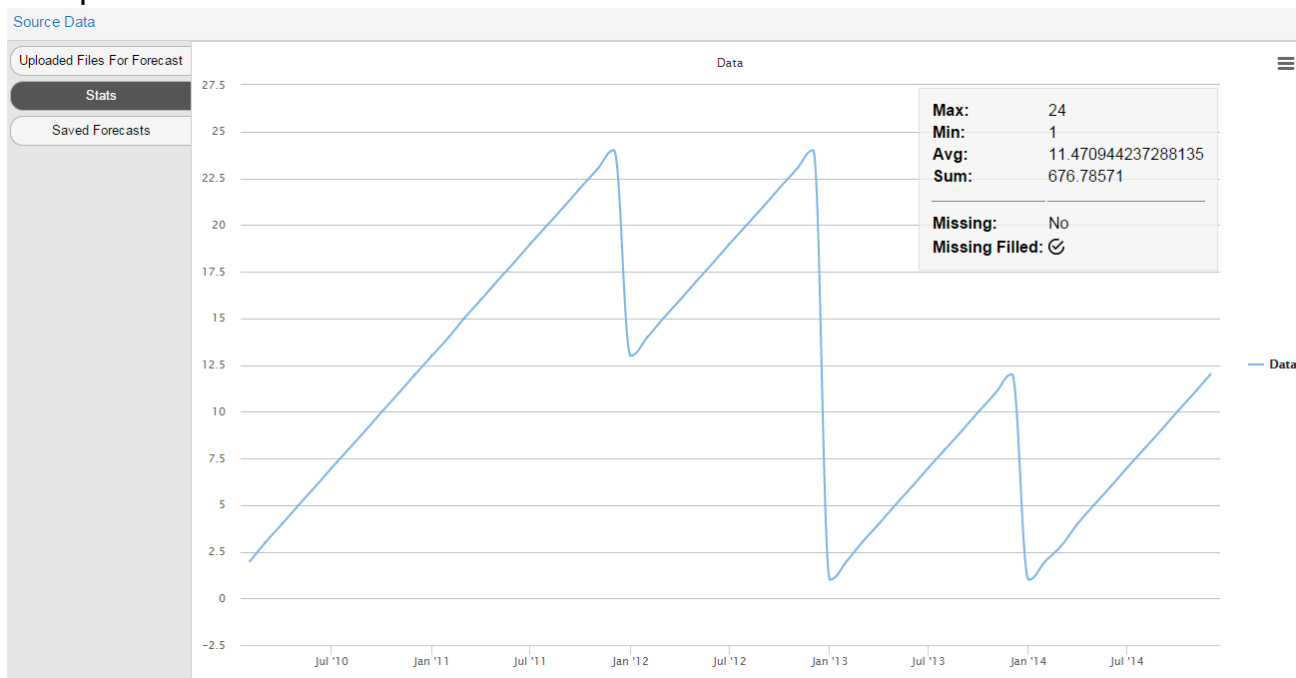
5.2.2.9 Forecast Overview

Σε κάθε περίπτωση ο χρήστης βλέπει την παρακάτω οθόνη



5.2.2.9.1 Forecast Overview

Ο χρήστης σε αυτήν την οθόνη μπορεί να επιλέξει οποιοδήποτε στάδιο της πρόβλεψης και να μεταφερθεί στη αντίστοιχη οθόνη. Για λόγους συνοχής ο χρήστης επιλέγοντας το STATS πηγαίνει στην πρώτη οθόνη, την οθόνη των αρχικών δεδομένων.





Εδώ βλέπουμε την ύπαρξη μίας ακόμα οθόνης που παραλείψαμε προηγουμένως, την οθόνη με τις αποθηκευμένες προβλέψεις.

5.2.2.10 Saved Forecasts

| Name | Chart | Errors |
|---|-------|---|
| Test 1 Processing Source Data: missing_zero_values Method: Damped | | MSE:10.9918 ME:-1.0233 MAE:2.2426 RMSE:3.3154 MAPE:37.6953 SMAPE:23.0788 MASE:1.2912 U:1.2059 |
| Test Processing Source Data: no_processing Method: Damped Budget Weight: 0.21 Judgemental Weight: 0.5 Statistical Weight: 0.5 | | MSE:10.9918 ME:-1.0233 MAE:2.2426 RMSE:3.3154 MAPE:37.6953 SMAPE:23.0788 MASE:1.2912 U:1.2059 |
| kkk Processing Source Data: missing_zero_values Method: Damped Budget Weight: 0.18 Judgemental Weight: 0.5 Statistical Weight: 0.5 | | MSE:13.6907 ME:-0.9845 MAE:2.6634 RMSE:3.7001 MAPE:41.033 SMAPE:34.5613 MASE:1.2758 U:1.2935 |
| jbhgbhuj Processing Source Data: missing_zero_values Method: Damped Budget Weight: 0.08 Judgemental Weight: 0.5 Statistical Weight: 0.5 | | MSE:10.8321 ME:-1.0247 MAE:2.2276 RMSE:3.2912 MAPE:37.2375 SMAPE:22.8778 MASE:1.292 U:1.201 |
| 1154 Processing Source Data: missing_zero_values Method: Damped | | MSE:11.0109 ME:-1.0216 MAE:2.2259 RMSE:3.3183 MAPE:36.6459 SMAPE:22.6464 MASE:1.291 U:0.9068 |
| Test Processing Source Data: no_processing Method: Damped Judgemental Weight: 0.5 Statistical Weight: 0.5 | | MSE:11.0109 ME:-1.0216 MAE:2.2259 RMSE:3.3183 MAPE:36.6459 SMAPE:22.6464 MASE:1.291 U:0.9068 |

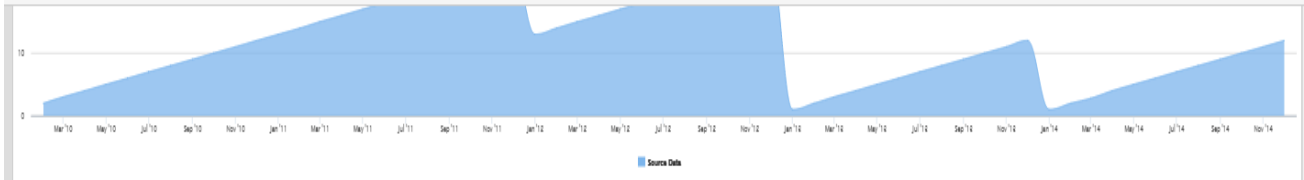
Page 1 of 1 | Displaying 1 - 6 of 6

Σε αυτήν την οθόνη βλέπουμε συγκεντρωτικά όλες τις προβλέψεις που έχει κάνει ο χρήστης και τις παραμέτρους με τις οποίες έχουν γίνει.

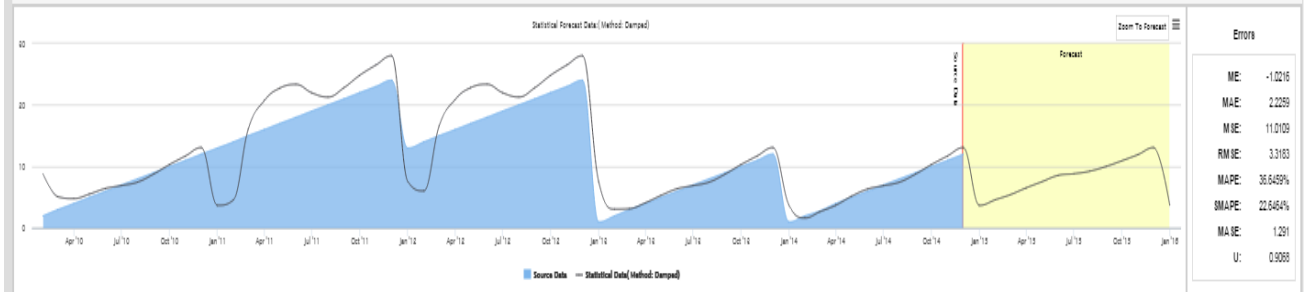
Ο χρήστης μπορεί να διαγράψει  ή να επιλέξει μία πρόβλεψη για να δει  όλα τα στάδια τα οποία ακολούθησε μέχρι την τελική πρόβλεψη.

Στην δεύτερη περίπτωση ανοίγει ένα παράθυρο με όλα τα στάδια της πρόβλεψης που φαίνεται παρακάτω:

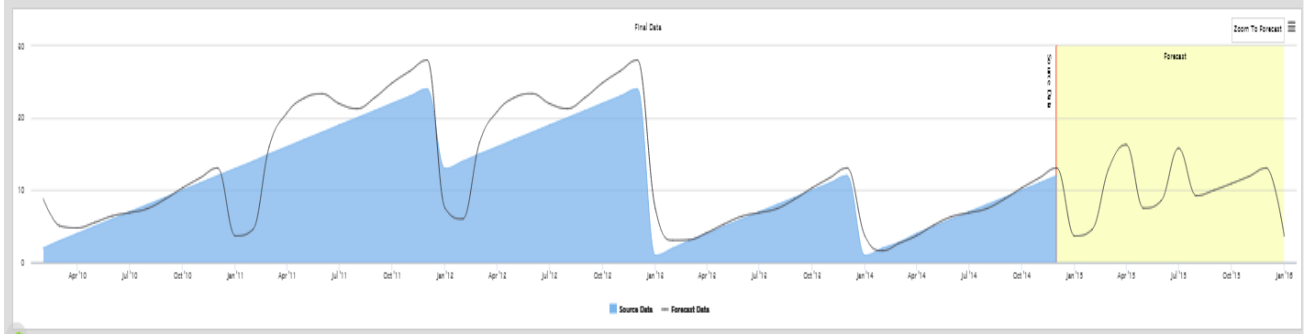
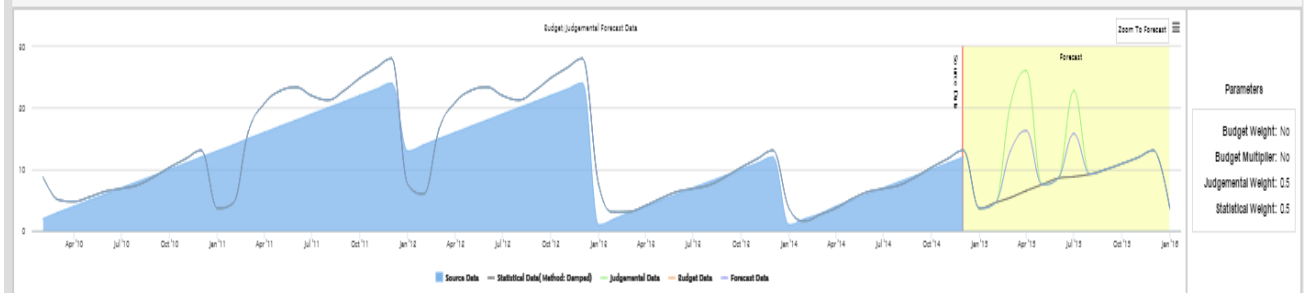
History Of Forecast Test



Statistical Forecast Data (Method: Damped)



Budget/Judgemental Forecast Data



6. Επίλογος

6.1 Μελλοντικές Προεκτάσεις

Η εφαρμογή που αναπτύχθηκε στα πλαίσια της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας θα μπορούσε να αποτελεί την βάση για την δημιουργία σύνθετων εφαρμογών παραγωγής προβλέψεων. 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 όλες οι πιθανές μελλοντικές προεκτάσεις οι οποίες μπορούν να προκύψουν.

Αρχικά, θα πρέπει να παραδεχτούμε ότι ένα σημείο στο οποίο πάσχει η εφαρμογή μας είναι το αισθητικό κομμάτι το οποίο επιδέχεται πολλές βελτιώσεις. Με την χρήση των νέων εργαλείων που υπάρχουν σήμερα για την βελτίωση της εικόνας μιας διαδικτυακή εφαρμογής καθώς και με την χρήση των αναβαθμίσεων των frameworks που χρησιμοποιήθηκαν στην εφαρμογή η διεπαφή χρήστη μπορεί να βελτιωθεί κατά πολύ όσο αφορά την εμφάνιση αλλά και την λειτουργικότητά της.

Η επόμενη μεγάλη δομική αλλαγή η οποία μπορεί να γίνει στην εφαρμογή είναι ο διαχωρισμός της σε εκδόσεις οι οποίες θα βασίζονται στην εμπειρία του χρήστη στον τομέα των προβλέψεων. Ενδεικτικά, μπορούν να δημιουργηθούν 2 διαφορετικές εκδόσεις για τις παρακάτω κατηγορίες χρηστών: Απλός Χρήστης, Έμπειρος Χρήστης. Η εφαρμογή αυτή τη στιγμή θα μπορούσε να χαρακτηριστεί ότι αποτελεί υβρίδιο των παραπάνω κατηγοριών των χρηστών. Για τον διαχωρισμό της εφαρμογής σε εκδόσεις το κομμάτι το οποίο πρέπει να αλλάξει είναι τα δικαιώματα τα οποία έχει ο χρήστης στις λειτουργίες της εφαρμογής. Στην πρώτη κατηγορία ο χρήστης δεν έχει τις απαιτούμενες γνώσεις ώστε να επιλέξει την κατάλληλη μέθοδο για τα δεδομένα του και πόσο μάλλον αν η μέθοδος είναι πολύπλοκη να επιλέξει τις κατάλληλες παραμέτρους για την σωστή εκτέλεσή της.

Η εφαρμογή όπως αναφέραμε αυτή την στιγμή προορίζεται για web browsers σε υπολογιστές ή συσκευές tablet με μεγάλη οθόνη καθώς δεν έχει υλοποιηθεί με την υποδομή να προσαρμόζεται σε όλων των ειδών τις οθόνες, responsive εφαρμογή όπως συνηθίζεται σήμερα. Αυτό κάνει επιβεβλημένη την επέκταση της εφαρμογής για την εφαρμογή της σε όλων των ειδών οθόνες – συσκευές. Τόσο η αρχιτεκτονική της εφαρμογής όσο και η γλώσσα προγραμματισμού η οποία έχει επιλεγεί για την υλοποίησή της μας επιτρέπουν εύκολα και γρήγορα την τροποποίησή της και την διάθεσή της σε όλων των ειδών συσκευές - οθόνες.

Όλες οι παραπάνω ιδέες και μελλοντικές προεκτάσεις αφορούν κυρίως επεκτατικές αλλαγές και δημιουργία νέων εκδόσεων της εφαρμογής. Βέβαια οι προεκτάσεις και οι βελτιώσεις της εφαρμογής έχουν και μια άλλη διάσταση αυτή

της προσθήκης νέων χαρακτηριστικών και δυνατοτήτων οι οποίες στα πλαίσια μιας μεταπτυχιακής εργασίας δεν ήταν δυνατό να υλοποιηθούν λόγω πίεσης χρόνου.

Αρχικά, η εισαγωγή δεδομένων αυτή την στιγμή γίνεται στην εφαρμογή με τους 2 τρόπους τους οποίους έχουμε περιγράψει, χειροκίνητα με την εισαγωγή των τιμών της χρονοσειράς, και με την εισαγωγή ενός αρχείου .xls με την κατάλληλη μορφοποίηση. Μια σημαντική προσθήκη η οποία θα έδινε μεγαλύτερη χρηστικότητα στην εφαρμογή είναι η υλοποίηση και ενσωμάτωση νέων τρόπων εισαγωγής δεδομένων. Παραδείγματος χάρη θα μπορούσαμε να επεκτείνουμε τα αρχεία που αναγνωρίζονται από την εφαρμογή με την προσθήκη νέων τύπων, όπως .txt, .csv και άλλα. Επίσης η ραγδαία εξέλιξη του διαδικτύου επιβάλλει σε κάθε εφαρμογή να δέχεται ως είσοδο αρχεία που βρίσκονται στο διαδίκτυο καθώς και να συνδέεται με απομακρυσμένες βάσεις δεδομένων για λήψη στοιχείων.

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 σε διάφορους κλάδους. Επιπλέον, απαραίτητη θεωρείται 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.

Τέλος, για την βελτίωση της διαδραστικότητας της εφαρμογής με τον τελικό χρήστη κρίνεται αναγκαία η προσθήκη περισσότερων τρόπων γραφικής απεικόνισης των αποτελεσμάτων καθώς και μεθόδων διαμοιρασμού αυτών όπως για παράδειγμα, μοναδική διεύθυνση για κάθε παραγόμενη χρονοσειρά πρόβλεψης ή σύνδεση με υπηρεσίες διαμοιρασμού αρχείων έτσι ώστε τα αποτελέσματα των προβλέψεων να μπορούν να σταλούν εύκολα και γρήγορα σε τρίτους χωρίς τους περιορισμούς του ηλεκτρονικού ταχυδρομείου όσο αφορά το μέγεθος των αρχείων.

Συμπεραίνοντας, κρίνουμε ότι τόσο οι αλλαγές όσο αφορά την φιλοσοφία της εφαρμογής και την αρχιτεκτονική της όσο και οι προσθήκες και οι βελτιώσεις οι οποίες μπορούν να γίνουν, θα βελτιώσουν την εμπειρία χρήσης της εφαρμογής και θα την κάνουν κατάλληλη για όλους τους τύπους χρηστών και για όλους τους τύπους των δεδομένων.

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.
- Balachandra, R. (2000), "An expert system for new product development projects", Industrial Management & Data Systems, Vol. 100 No. 7.
- 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.
- 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, 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. (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.
- 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 Διαδικτυακή-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 διαδικτυακή-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 διαδικτυακή 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
- 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 Διαδικτυακή 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.
- 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.

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 Αχ., (2013). *ForeDroid- Ανάπτυξη Εφαρμογής Προβλέψεων Χρονοσειρών για Φορητές Συσκευές*