



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΚΑΙ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ ΚΑΙ
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

ΠΑΡΑΓΩΓΗ ΜΑΚΡΟΠΡΟΘΕΣΜΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ ΜΕ ΚΡΙΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΩΝ

ΕΥΑΓΓΕΛΟΥ Γ. ΣΚΑΡΟΓΙΑΝΝΗ
ΣΤΑΥΡΟΥΛΑ Ι. ΣΚΥΛΑΚΗ

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

Υπεύθυνος: Κωνσταντίνος Νικολόπουλος
Επίκουρος Καθηγητής, Manchester Business School

Αθήνα, Ιούλιος 2006



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΚΑΙ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ
ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

ΠΑΡΑΓΩΓΗ ΜΑΚΡΟΠΡΟΘΕΣΜΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ ΜΕ ΚΡΙΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΩΝ

ΕΥΑΓΓΕΛΟΥ Γ. ΣΚΑΡΟΓΙΑΝΝΗ
ΣΤΑΥΡΟΥΛΑ Ι. ΣΚΥΛΑΚΗ

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

Υπεύθυνος: Κωνσταντίνος Νικολόπουλος
Επίκουρος Καθηγητής, Manchester Business School

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 14^η Ιουλίου 2006.

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

.....
Ιωάννης Ψαρράς
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

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

Αθήνα, Ιούλιος 2006

.....
ΕΥΑΓΓΕΛΟΣ Γ. ΣΚΑΡΟΓΙΑΝΝΗΣ

.....
ΣΤΑΥΡΟΥΛΑ Ι. ΣΚΥΛΑΚΗ

Διπλωματούχοι Ηλεκτρολόγοι Μηχανικοί και Μηχανικοί Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © Ευάγγελος Γ. Σκαρογιάννης, Σταυρούλα Ι. Σκυλάκη, 2006

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 τους συγγραφείς.

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

Πρόλογος

Η διπλωματική αυτή εργασία εκπονήθηκε στα πλαίσια των ερευνητικών δραστηριοτήτων της Μονάδας Συστημάτων Πρόβλεψης και Προοπτικής κατά το ακαδημαϊκό έτος 2005-2006. Η μονάδα υπάγεται στον Τομέα Ηλεκτρικών Βιομηχανικών Διατάξεων και Συστημάτων Αποφάσεων, της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Η/Υ, του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Θα θέλαμε να ευχαριστήσουμε τον καθηγητή κ. Βασίλη Ασημακόπουλο για την ευκαιρία που μας έδωσε να ασχοληθούμε σε βάθος με το αντικείμενο των προβλέψεων και την συμπαράστασή του σε κάθε δυσκολία που προέκυψε, καθώς και τον Καθηγητή κ. Ι. Ψαρρά και τον Επ. Καθηγητή κ. Δ. Ασκούνη για την τιμή που μας έκαναν να συμμετάσχουν στην επιτροπή εξέτασης της εργασίας.

Θα θέλαμε ιδιαιτέρως να ευχαριστήσουμε τον Επ. Καθηγητή κ. Κ. Νικολόπουλο για την πολύτιμη βοήθειά του σε κάθε φάση της εκπόνησης αυτού του έργου καθώς και για την καθοδήγηση του και τις συμβουλές του που οδήγησαν στην ολοκλήρωση της εργασίας.

Επιπλέον, θα θέλαμε να ευχαριστήσουμε την Επ. Καθηγήτρια κα. Ε. Παγουρτζή για την καθοριστική βοήθειά της. Ευχαριστούμε, τέλος, θερμά τον αγαπημένο μας φίλο και συνεργάτη στη μονάδα, Ν. Μπουγιούκο, που πάντα έβρισκε τρόπο να μας εμψυχώνει στις δύσκολες στιγμές και την καλή μας φίλη Ε. Μαυροδοπούλου για το ενδιαφέρον και τη βοήθειά της.

Αθήνα, Ιούλιος 2006

Περίληψη

Η τάση αποτελεί ένα από τα πιο βασικά χαρακτηριστικά μιας χρονοσειράς. Η επιτυχής εκτίμηση της τάσης αποτελεί βάση όλων των μεθόδων εποχιακής προσαρμογής, ενώ η ακριβής εξαγωγή της γραμμής της τάσης είναι απαραίτητη τόσο για μεσοπρόθεσμες όσο και για μακροπρόθεσμες προβλέψεις. Όταν πρόκειται για ορίζοντες δύο χρόνων ή παραπάνω, η απλή γραμμική παλινδρόμηση αποτελεί μια συνηθισμένη επιλογή για την εξαγωγή της τάσης. Ένα ενδιαφέρον ερώτημα είναι: μπορούν οι άνθρωποι να κάνουν καλύτερες εκτιμήσεις της τάσης μόνο με το να χαράζουν μια γραμμή με ελεύθερο χέρι;

Για να απαντήσουμε σε αυτό το ερώτημα πραγματοποιήσαμε μια έρευνα με τη βοήθεια προπτυχιακών φοιτητών που λάμβαναν μέρος στο μάθημα του 8^{ου} εξαμήνου 'Τεχνικές Προβλέψεων' στη Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Η/Υ του Εθνικού Μετσοβίου Πολυτεχνείου. Η έρευνα έλαβε χώρα την Παρασκευή 1^η και 8^η Απριλίου 2005. Στους φοιτητές δόθηκαν εκτυπωμένα διαγράμματα 15 ετησίων μη εποχιακών χρονοσειρών από τον διαγωνισμό M3. Κάθε χρονοσειρά είχε σχεδιαστεί σε ένα ξεχωριστό μιλιμετρέ χαρτί και ζητήθηκαν προβλέψεις για μέχρι και 10 ορίζοντες. Αυτό επαναλήφθηκε για 5 φάσεις: αρχικά δόθηκαν προβλέψεις με 'ελεύθερο' χέρι και ύστερα με τη χρήση χάρακα για 6 ορίζοντες, στην 3^η φάση οι φοιτητές μπορούσαν να επιλέξουν ανάμεσα σε μια δική τους πρόβλεψη ή στο να εμπιστευτούν την γραμμή γραμμικής παλινδρόμησης (6 ορίζοντες), στην 4^η στο διάγραμμα είχαν χαραχτεί ακόμα η πρόβλεψη της μεθόδου Holt και της γραμμικής παλινδρόμησης ως επιπλέον πληροφορίες (6 ορίζοντες) και, τέλος, οι προβλέψεις έπρεπε να γίνουν για 10 ορίζοντες μπροστά. Η ατομική επίδοση κάθε φοιτητή -καθώς και ο μέσος όρος της ομάδας- συγκρίθηκε με την γραμμική παλινδρόμηση, με τη μέθοδο Holt καθώς και με συνδυασμό στατιστικών και κριτικών μεθόδων (βλ. Πίνακα 4.2, Κεφ. 4.1).

Η μελέτη γίνεται για να εξακριβώσει την εργασία των Lawrence *et al.* (1985) και παράλληλα να δώσει κάποια επιπλέον στοιχεία πάνω στην ανθρώπινη κρίση που όπως έχει διαπιστωθεί (Tversky & Kahneman 1974) υπόκειται σε σημαντικές προκαταλήψεις. Είναι, δε, μεγάλης σημασίας ειδικά για περιπτώσεις όπου οι στατιστικές μέθοδοι δίνουν αμφίβολης ποιότητας προβλέψεις (όπως για πολύ μεγάλους ορίζοντες).

Αναλυτικότερα, η έρευνα αυτή καλείται να εξετάσει τα παρακάτω:

1. Την διαδικασία πρόβλεψης όπως αυτή γινόταν σε παλαιότερες εποχές, δηλαδή με την χάραξη μιας γραμμής με το χέρι. Έτσι, οι φοιτητές δεν έδωσαν προβλέψεις από σημείο σε σημείο αλλά τράβηξαν μια γραμμή που λειτούργησε ως εκτίμηση της μελλοντικής τάσης της χρονοσειράς.
2. Την ελευθερία στην επιλογή του τύπου της γραμμής (ευθεία, καμπύλη, χρήση χάρακα).

3. Την χρήση ετήσιων χρονοσειρών ώστε να αποφευχθεί ο ταυτόχρονος υπολογισμός της εποχιακότητας.
4. Την χρήση της γραμμής γραμμικής παλινδρόμησης ως πληροφορία στον 3^ο γύρο.
5. Την χρήση τόσο της γραμμής γραμμικής παλινδρόμησης όσο και της γραμμής Holt ως επιπλέον πληροφορίες στον 4^ο γύρο.
6. Τις μακροπρόθεσμες κριτικές προβλέψεις για ορίζοντες από 6 έως 10 χρόνια μπροστά.

Η εν λόγω μελέτη επιχειρεί να εστιάσει στην κριτική πρόβλεψη – ειδικότερα για μακροπρόθεσμες προβλέψεις. Ένα μέρος της έχει ήδη παρουσιασθεί στο *25th International Symposium on Forecasting*, που έλαβε χώρα 12-15 Ιουνίου 2005, στο San Antonio, Texas, USA. Για να γίνει η παρουσίαση αυτή οι συγγραφείς έλαβαν υποτροφία από το *International Institute of Forecasters (IIF)*. Η τελική ανακοίνωση θα υποβληθεί προς έκδοση στο επιστημονικό περιοδικό *International Journal of Forecasting*.

Λέξεις Κλειδιά: μέθοδοι προβλέψεων, μακροπρόθεσμες προβλέψεις, τάση χρονοσειράς, κριτικές προβλέψεις

Abstract

The trend is arguably the most important component of a series. Successful estimation of the trend is the basis of any seasonal adjustment procedure, while accurate trend extrapolations are essential for medium to long-term time series forecasting. When it comes to lead times of two years or more, simple linear regression is a common option for extrapolating the trend. An interesting question is: can humans make better estimates and extrapolations of the trend just by drawing a line with their own hand?

To address this question an experiment run with a class of senior engineering undergraduates (4th year) who were participating in a workshop during the “Forecasting Techniques” course in the School of Electrical and Computer Engineering in National Technical University of Athens. The experiment run on Friday the 1st and 8th of April 2005. The students were provided with printouts of 15 yearly series from the M3 competition. Each series was drawn on a separate sheet of ruled graph paper and forecasts were required for horizons of up to 10 years ahead. The task was repeated five times: initially by “free” hand and secondly by using a provided ruler, thirdly the subjects were given the choice of providing their own forecasts or following the regression line, fourthly the subjects were given both regression line and Holt forecasts as anchors and finally they had to provide forecasts for 10 horizons ahead. The individual performance of each subject - as well as the group average- was compared with regression, trend-oriented exponential smoothing approaches as well as various combinations of these approaches.

The study is corroborating on work from Lawrence *et al.* (1985) trying to give some additional evidence that human judgment, although subject to significant biases (Tversky & Kahneman, 1974), is of great importance, especial under certain criteria where statistical methods are questionable in producing adequate forecasts (such as very long horizons).

In detail the aspects that will be examined in the proposed study are:

1. The forecasting task as it used to be done in the old days, by literally drawing by hand a line with a pencil; so forecasters will not have to give (or draw one by one) point forecasts, but instead draw a solid line that works as an estimation of the direction of the future trend..
2. Freedom in the form of the produced line (straight, curve, use of a ruler). Two separate experiments, one leaving free the form of the line and one forcing the creation of a straight line
3. Yearly series will be used so as to focus the study on the estimation of the trend (and avoid the simultaneous estimation of Seasonality impact)
4. Use of a Regression line as an anchor in a third round of the same experiment

5. Use of a Regression line and Holt line as anchors in a third round of the same experiment
6. Long term horizons of 6 and even 10 years ahead

The proposed study is trying to draw back focus on judgmental forecasting - especially for long term forecasting. We consider this study pretty important that could potentially lead in an interdisciplinary international forecasting project. A part of this research has already been presented in the *25th International Symposium on Forecasting*, 12-15 June 2005, San Antonio, Texas, USA. The authors have been awarded a scholarship from the *International Institute of Forecasters (IIF)* in order to attend the symposium. The final paper will be submitted in, *International Journal of Forecasting*, possibly with the liaison of more co-authors from the RBF team as well the authors of the initial study that inspired this research.

Keywords: forecasting techniques, trend extrapolation, judgmental forecasting, long term forecasting

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

Πίνακας Περιεχομένων.....	11
Ευρετήριο Εικόνων	13
Ευρετήριο Πινάκων	17
1 Ευρεία Περίληψη.....	19
1.1 Εισαγωγή.....	19
1.2 Η έρευνα.....	22
1.2.1 Δείκτες Σφάλματος.....	24
1.2.2 Μη παραμετρική στατιστική μεθοδολογία.....	25
1.3 Συμπεράσματα – Μελλοντικές Επεκτάσεις	26
1.3.1 Συμπεράσματα.....	26
1.3.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις.....	27
2 Εισαγωγή.....	29
2.1 Αντικείμενο της διπλωματικής.....	29
2.2 Οργάνωση του τόμου	30
3 Τεχνικές Προβλέψεων	33
3.1 Γενικά περί Προβλέψεων.....	33
3.2 Κατηγορίες Μεθόδων Πρόβλεψης.....	36
3.2.1 Ποσοτικές Μέθοδοι.....	36
3.2.2 Κριτικές Μέθοδοι.....	40
3.2.3 Τεχνολογικές Μέθοδοι.....	40
3.3 Ποιοτικά Χαρακτηριστικά των Χρονοσειρών	41
3.4 Επιλογή της κατάλληλης Μεθόδου Πρόβλεψης	42
3.5 Συνδυασμοί Μεθόδων Πρόβλεψης	43
3.6 Οι Κυριότερες Μέθοδοι Πρόβλεψης.....	45
3.6.1 Μέθοδοι Εκθετικής Εξομάλυνσης	45
3.6.2 Απλοϊκή Μέθοδος (Naïve).....	52
3.7 Διαγωνισμοί Προβλέψεων	52

3.7.1	Σκοπός των Διαγωνισμών Πρόβλεψης.....	52
3.7.2	Γενικές Παρατηρήσεις για τους Διαγωνισμούς.....	53
3.7.3	Ο Διαγωνισμός M3.....	55
4	Η έρευνα	57
4.1	Περιγραφή της έρευνας.....	57
4.2	Δείκτες εκτίμησης της επίδοσης προβλέψεων	75
4.3	Μη παραμετρική στατιστική μεθοδολογία	78
4.3.1	Το τεστ του Friedman.....	79
4.3.2	Πολλαπλές συγκρίσεις με τον καλύτερο	81
4.3.3	Πολλαπλές συγκρίσεις με τον μέσο	82
5	Ανάλυση.....	85
5.1	Ανάλυση τελικών αποτελεσμάτων.....	88
5.1.1	Συγκεντρωτικοί πίνακες για τις φάσεις 1 έως 4.....	88
5.1.2	Συγκεντρωτικοί πίνακες για την φάση 5	100
5.2	Εφαρμογή μη παραμετρικών στατιστικών τεστ.....	102
5.2.1	Το τεστ του Friedman.....	102
5.2.2	Πολλαπλές συγκρίσεις με τον καλύτερο	105
5.2.3	Πολλαπλές συγκρίσεις με τον μέσο	136
6	Επίλογος.....	173
6.1	Σύνοψη και συμπεράσματα.....	173
6.2	Μελλοντικές επεκτάσεις	176
7	Βιβλιογραφία.....	179

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1.1 Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error, MAPE)	24
Εικόνα 1.2 Ενδιάμεσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Median Absolute Percentage Error, dMAPE) ...	24
Εικόνα 1.3 4 Συμμετρικό μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Symmetric Mean Absolute Percentage Error, SMAPE)	24
Εικόνα 1.5 Συμμετρικό ενδιάμεσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Symmetric Median Absolute Percentage Error, dSMAPE).....	25
Εικόνα 1.6 Γεωμετρικός μέσος σχετικού απόλυτου σφάλματος (Geometric Mean Relative Absolute Error, GMRAE)	25
Εικόνα 4.1 Χρονοσειρά N0002YB002 (YEARLY/MICRO SALES (CODE=AN))	61
Εικόνα 4.2 Χρονοσειρά N0004YB004 (YEARLY/MICRO SALES (CODE=BHI))	61
Εικόνα 4.3 Χρονοσειρά N0006YB006 (YEARLY/MICRO SALES (CODE=BCC))	62
Εικόνα 4.4 Χρονοσειρά N0018YB018 (YEARLY/MICRO SALES (CODE=TDY)).....	62
Εικόνα 4.5 Χρονοσειρά N0023YB023 (YEARLY/MICRO SALES (CODE=WMB))	63
Εικόνα 4.6 Χρονοσειρά N0034YB034 (YEARLY/MICRO SALES (CODE=ASH))	63
Εικόνα 4.7 Χρονοσειρά N0047YB047 (YEARLY/MICRO SALES (CODE=BNL))	64
Εικόνα 4.8 Χρονοσειρά N0054YB054 (YEARLY/MICRO SALES (CODE=CLX))	64
Εικόνα 4.9 Χρονοσειρά N0055YB055 (YEARLY/MICRO SALES (CODE=CG)).....	65
Εικόνα 4.10 Χρονοσειρά N0060YB060 (YEARLY/MICRO SALES (CODE=CR)).....	65
Εικόνα 4.11 Χρονοσειρά N0074YB074 (YEARLY/MICRO ASSETS (CODE=FLR)).....	66
Εικόνα 4.12 Χρονοσειρά N0080YB080 (YEARLY/MICRO COST OF GOODS (CODE=RAL))	66
Εικόνα 4.13 Χρονοσειρά N0083YB083 (YEARLY/MICRO COST OF GOODS (CODE=UCM))	67
Εικόνα 4.14 Χρονοσειρά N0097YB097 (YEARLY/MICRO EARNING ASSETS (CODE=ARC))....	67
Εικόνα 4.15 Χρονοσειρά N0098YB098 (YEARLY/MICRO INVENTORIES (CODE=CVH)).....	68
Εικόνα 4.16 Παράδειγμα πρόβλεψης φοιτητή, 1 ^η φάση.....	68
Εικόνα 4.17 Παράδειγμα πρόβλεψης φοιτητή, 1 ^η φάση.....	69
Εικόνα 4.18 Παράδειγμα πρόβλεψης φοιτητή, 2 ^η φάση.....	69
Εικόνα 4.19 Παράδειγμα πρόβλεψης φοιτητή, 2 ^η φάση.....	70
Εικόνα 4.20 Παράδειγμα πρόβλεψης φοιτητή, 3 ^η φάση.....	70
Εικόνα 4.21 Παράδειγμα πρόβλεψης φοιτητή, 3 ^η φάση.....	71
Εικόνα 4.22 Παράδειγμα πρόβλεψης φοιτητή, 4 ^η φάση.....	71

Εικόνα 4.23 Παράδειγμα πρόβλεψης φοιτητή, 4 ^η φάση.....	72
Εικόνα 4.24 Παράδειγμα πρόβλεψης φοιτητή, 5 ^η φάση.....	72
Εικόνα 4.25 Παράδειγμα πρόβλεψης φοιτητή, 5 ^η φάση.....	73
Εικόνα 5.1 Ενδεικτική οθόνη από την εφαρμογή GetData.....	86
Εικόνα 5.2 Ενδεικτική οθόνη από την εφαρμογή GetData με επιλογή των σημείων πρόβλεψης του φοιτητή	87
Εικόνα 5.3 Επιλεγμένα σημεία πρόβλεψης	87
Εικόνα 5.4 Πίνακας δεδομένων από την εφαρμογή GetData	88
Εικόνα 5.5 Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error, MAPE)	89
Εικόνα 5.6 Ενδιάμεσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Median Absolute Percentage Error, dMAPE) ...	89
Εικόνα 5.7 Συμμετρικό μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Symmetric Mean Absolute Percentage Error, SMAPE)	89
Εικόνα 5.8 Συμμετρικό ενδιάμεσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Symmetric Median Absolute Percentage Error, dSMAPE).....	89
Εικόνα 5.9 Γεωμετρικός μέσος σχετικού απόλυτου σφάλματος (Geometric Mean Relative Absolute Error, GMRAE)	90
Εικόνα 5.10 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE για ορίζοντα 1, διαστήματα MCB	111
Εικόνα 5.11 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE για ορίζοντα 2, διαστήματα MCB	111
Εικόνα 5.12 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE για ορίζοντα 3, διαστήματα MCB	112
Εικόνα 5.13 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE για ορίζοντα 4, διαστήματα MCB	113
Εικόνα 5.14 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE για ορίζοντα 5, διαστήματα MCB	113
Εικόνα 5.15 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE για ορίζοντα 6, διαστήματα MCB	114
Εικόνα 5.16 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE για ορίζοντα 1-3, διαστήματα MCB	114
Εικόνα 5.17 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE για ορίζοντα 1-6, διαστήματα MCB	115
Εικόνα 5.18 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE για ορίζοντα 1, διαστήματα MCB	115
Εικόνα 5.19 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE για ορίζοντα 2, διαστήματα MCB	116
Εικόνα 5.20 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE για ορίζοντα 3, διαστήματα MCB	116
Εικόνα 5.21 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE για ορίζοντα 4, διαστήματα MCB	117
Εικόνα 5.22 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE για ορίζοντα 5, διαστήματα MCB	118
Εικόνα 5.23 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE για ορίζοντα 6, διαστήματα MCB	118
Εικόνα 5.24 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE για ορίζοντα 1-3, διαστήματα MCB	119
Εικόνα 5.25 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE για ορίζοντα 1-6, διαστήματα MCB	120
Εικόνα 5.26 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE για ορίζοντα 1, διαστήματα MCB	121
Εικόνα 5.27 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE για ορίζοντα 2, διαστήματα MCB	121
Εικόνα 5.28 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE για ορίζοντα 3, διαστήματα MCB	122

Εικόνα 5.63 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE, ορίζοντας 6, διαστήματα ANOM	153
Εικόνα 5.64 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE, ορίζοντας 1-3, διαστήματα ANOM	154
Εικόνα 5.65 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE, ορίζοντας 1-6, διαστήματα ANOM	155
Εικόνα 5.66 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE, ορίζοντας 1, διαστήματα ANOM	155
Εικόνα 5.67 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE, ορίζοντας 2, διαστήματα ANOM	156
Εικόνα 5.68 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE, ορίζοντας 3, διαστήματα ANOM	157
Εικόνα 5.69 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE, ορίζοντας 4, διαστήματα ANOM	157
Εικόνα 5.70 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE, ορίζοντας 5, διαστήματα ANOM	158
Εικόνα 5.71 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE, ορίζοντας 6, διαστήματα ANOM	159
Εικόνα 5.72 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE, ορίζοντας 1-3, διαστήματα ANOM	159
Εικόνα 5.73 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE, ορίζοντας 1-6, διαστήματα ANOM	160
Εικόνα 5.74 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE, ορίζοντας 1, διαστήματα ANOM	161
Εικόνα 5.75 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE, ορίζοντας 2, διαστήματα ANOM	161
Εικόνα 5.76 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE, ορίζοντας 3, διαστήματα ANOM	162
Εικόνα 5.77 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE, ορίζοντας 4, διαστήματα ANOM	163
Εικόνα 5.78 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE, ορίζοντας 5, διαστήματα ANOM	163
Εικόνα 5.79 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE, ορίζοντας 6, διαστήματα ANOM	164
Εικόνα 5.80 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE, ορίζοντας 1-3, διαστήματα ANOM	165
Εικόνα 5.81 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE, ορίζοντας 1-6, διαστήματα ANOM	165
Εικόνα 5.82 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE, ορίζοντας 1, διαστήματα ANOM	166
Εικόνα 5.83 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE, ορίζοντας 2, διαστήματα ANOM	167
Εικόνα 5.84 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE, ορίζοντας 3, διαστήματα ANOM	167
Εικόνα 5.85 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE, ορίζοντας 4, διαστήματα ANOM	168
Εικόνα 5.86 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE, ορίζοντας 5, διαστήματα ANOM	169
Εικόνα 5.87 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE, ορίζοντας 6, διαστήματα ANOM	170
Εικόνα 5.88 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE, ορίζοντας 1-3, διαστήματα ANOM	170
Εικόνα 5.89 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE, ορίζοντας 1-6, διαστήματα ANOM	171

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 4.1: Κωδικοποίηση και χαρακτηριστικά των χρονοσειρών που χρησιμοποιήθηκαν	60
Πίνακας 4.2 Οι 32 μέθοδοι πρόβλεψης που εξετάστηκαν.....	74
Πίνακας 4.3: Συνηθισμένοι δείκτες σφάλματος	75
Πίνακας 5.1 Αναλυτικά τελικά αποτελέσματα για τις φάσεις 1-4 με MAPE.....	91
Πίνακας 5.2 Αναλυτικά τελικά αποτελέσματα για τις φάσεις 1-4 με dMAPE.....	93
Πίνακας 5.3 Αναλυτικά τελικά αποτελέσματα για τις φάσεις 1-4 με SMAPE.....	95
Πίνακας 5.4 Αναλυτικά τελικά αποτελέσματα για τις φάσεις 1-4 με dSMAPE.....	97
Πίνακας 5.5 Αναλυτικά τελικά αποτελέσματα για τις φάσεις 1-4 με GMRAE.....	99
Πίνακας 5.6 Αναλυτικά τελικά αποτελέσματα για τις φάσεις 5 με MAPE (900 obs.).....	101
Πίνακας 5.7 Αναλυτικά τελικά αποτελέσματα για τις φάσεις 5 με dMAPE (900 obs.).....	101
Πίνακας 5.8 Αναλυτικά τελικά αποτελέσματα για τις φάσεις 5 με SMAPE (900 obs.).....	102
Πίνακας 5.9 Αναλυτικά τελικά αποτελέσματα για τις φάσεις 5 με dSMAPE (900 obs.).....	102
Πίνακας 5.10 Τιμές του στατιστικού χ-τετράγωνο για την εξέταση της κατάταξης των 32 μεθόδων με δείκτη σφάλματος MAPE	103
Πίνακας 5.11 Τιμές του στατιστικού χ-τετράγωνο για την εξέταση της κατάταξης των 32 μεθόδων με δείκτη σφάλματος dMAPE	103
Πίνακας 5.12 Τιμές του στατιστικού χ-τετράγωνο για την εξέταση της κατάταξης των 32 μεθόδων με δείκτη σφάλματος SMAPE.....	104
Πίνακας 5.13 Τιμές του στατιστικού χ-τετράγωνο για την εξέταση της κατάταξης των 32 μεθόδων με δείκτη σφάλματος dSMAPE.....	104
Πίνακας 5.14 Τιμές του στατιστικού χ-τετράγωνο για την εξέταση της κατάταξης των 32 μεθόδων με δείκτη σφάλματος GMRAE.....	104
Πίνακας 5.15 Σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης με χρήση της κατάταξης τους και σύγκριση με την καλύτερη για ορίζοντες 1, 2, 3, 4, 5, 6, 1-3, 1-6 και δείκτη σφάλματος MAPE	106
Πίνακας 5.16 Σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης με χρήση της κατάταξης τους και σύγκριση με την καλύτερη για ορίζοντες 1, 2, 3, 4, 5, 6, 1-3, 1-6 και δείκτη σφάλματος dMAPE	107
Πίνακας 5.17 Σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης με χρήση της κατάταξης τους και σύγκριση με την καλύτερη για ορίζοντες 1, 2, 3, 4, 5, 6, 1-3, 1-6 και δείκτη σφάλματος SMAPE.....	108
Πίνακας 5.18 Σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης με χρήση της κατάταξης τους και σύγκριση με την καλύτερη για ορίζοντες 1, 2, 3, 4, 5, 6, 1-3, 1-6 και δείκτη σφάλματος dSMAPE	109

Πίνακας 5.19 Σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης με χρήση της κατάταξης τους και σύγκριση με την καλύτερη για ορίζοντες 1, 2, 3, 4, 5, 6, 1-3, 1-6 και δείκτη σφάλματος GMRAE.....	110
Πίνακας 5.20 Μέθοδοι σημαντικά καλύτερες από την μέση για διάφορους δείκτες & ορίζοντες	137
Πίνακας 5.21 Σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης με χρήση της κατάταξης τους και σύγκριση με την μέση για ορίζοντες 1, 2, 3, 4, 5, 6, 1-3, 1-6 και δείκτη σφάλματος MAPE	139
Πίνακας 5.22 Σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης με χρήση της κατάταξης τους και σύγκριση με την μέση για ορίζοντες 1, 2, 3, 4, 5, 6, 1-3, 1-6 και δείκτη σφάλματος dMAPE	140
Πίνακας 5.23 Σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης με χρήση της κατάταξης τους και σύγκριση με την μέση για ορίζοντες 1, 2, 3, 4, 5, 6, 1-3, 1-6 και δείκτη σφάλματος SMAPE	141
Πίνακας 5.24 Σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης με χρήση της κατάταξης τους και σύγκριση με την μέση για ορίζοντες 1, 2, 3, 4, 5, 6, 1-3, 1-6 και δείκτη σφάλματος dSMAPE	142
Πίνακας 5.25 Σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης με χρήση της κατάταξης τους και σύγκριση με την μέση για ορίζοντες 1, 2, 3, 4, 5, 6, 1-3, 1-6 και δείκτη σφάλματος GMRAE	143

1

Ευρεία Περίληψη

1.1 Εισαγωγή

Η μεγαλύτερη πρόκληση στην ανάλυση χρονοσειρών είναι η πρόβλεψη, δηλαδή πώς η ακολουθία των παρατηρήσεων θα συνεχιστεί στο μέλλον. Πρωταρχικό, δε, ρόλο στην πρόβλεψη της μελλοντικής εξέλιξης μιας χρονοσειράς παίζει η ικανότητα επιτυχημένης εξαγωγής της τάσης της χρονοσειράς, που αποτελεί ένα από τα βασικότερα χαρακτηριστικά της.

Πολλά μοντέλα και μεθοδολογίες παραγωγής προβλέψεων έχουν αναπτυχθεί (Makridakis et al. 1998, 2000). Πολύς λόγος γίνεται για την ακρίβεια των μοντέλων προβλέψεων, για τα μεγάλα σφάλματα και την αδυναμία των μοντέλων προβλέψεων να υποδείξουν επερχόμενες αλλαγές που αιφνιδίασαν όλο τον επιχειρηματικό κόσμο. Ο βασικότερος λόγος για την κριτική είναι οι εσφαλμένες απαιτήσεις των χρηστών των προβλέψεων.

Στη διπλωματική αυτή εργασία ασχοληθήκαμε με τις κριτικές μεθόδους προβλέψεων. Στις κριτικές μεθόδους, που χρησιμοποιούνται συχνά σε επιχειρήσεις και οργανισμούς, η πρόβλεψη μπορεί να βασίζεται είτε στις γνώσεις και την κρίση ενός ατόμου (ατομικές μέθοδοι) είτε να προκύπτει από την ανταλλαγή και το συνδυασμό απόψεων των μελών κάποιας επιτροπής (μέθοδοι επιτροπής). Τα δεδομένα των μεθόδων αυτών αποτελούν προϊόν διαίσθησης, κρίσης και συσσωρευμένης γνώσης.

Βασιστήκαμε, στο μεγαλύτερο ποσοστό, στην υλοποίηση μιας έρευνας που θα μας οδηγούσε σε κάποια συμπεράσματα όσον αφορά την ικανότητα των φοιτητών να προβλέψουν την τάση μιας χρονοσειράς τραβώντας απλά μια γραμμή με το χέρι. Στην έρευνα συμμετείχαν 60 προπτυχιακοί φοιτητές του Εθνικού Μετσοβίου Πολυτεχνείου της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών που παρακολουθούσαν το κατ' επιλογήν μάθημα του 8^{ου} εξαμήνου «Τεχνικές Προβλέψεων».

Η τάση αποτελεί ένα από τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά μιας χρονοσειράς και βοηθάει στην εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων για αυτήν. Χρησιμοποιείται από ένα μεγάλο αριθμό μεθόδων πρόβλεψης όπως οι μέθοδοι παλινδρόμησης, εκθετικής εξομάλυνσης και αποσύνθεσης. Συχνά η απλή γραμμική παλινδρόμηση αποτελεί μια καλή μέθοδο πρόβλεψης για ορίζοντες από δύο και περισσότερα χρόνια. Το ερώτημα που προσπαθήσαμε να διαλευκάνουμε είναι το κατά πόσο ο άνθρωπος μπορεί να εξαγάγει αποτελεσματικά την γραμμή της τάσης από μια δοθείσα χρονοσειρά τραβώντας απλά μια γραμμή με το χέρι. Τα αποτελέσματα των προβλέψεων που πραγματοποίησαν οι φοιτητές συγκρίθηκαν στη συνέχεια ως προς την ακρίβεια τους με προβλέψεις που έδωσαν τρεις από τις πιο διαδεδομένες μεθόδους πρόβλεψης: η γραμμική παλινδρόμηση, η μέθοδος Holt και η μέθοδος Naïve, καθώς και με συνδυασμό στατιστικών και κριτικών μεθόδων.

Οι τεχνικές πρόβλεψης που έχουν αναπτυχθεί μέχρι σήμερα εντάσσονται σε τρεις μεγάλες κατηγορίες: τις **ποσοτικές** (quantitative), τις **κριτικές** (judgmental) και τις **τεχνολογικές** (technological). Οι ποσοτικές μέθοδοι διακρίνονται στις μεθόδους χρονοσειρών και τις αιτιοκρατικές μεθόδους, οι κριτικές μέθοδοι στις ατομικές και στις μεθόδους επιτροπής ενώ οι τεχνολογικές διακρίνονται στις διερευνητικές (exploratory) και στις κανονιστικές (normative).

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

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: ο χρονικός ορίζοντας, το πρότυπο συμπεριφοράς των δεδομένων, το κόστος για την παραγωγή προβλέψεων, η αξιοπιστία καθώς και η απλότητα και η ευκολία εφαρμογής της μεθόδου 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.

Σήμερα οι γνωστές και διαθέσιμες μέθοδοι προβλέψεων είναι πάρα πολλές και η επιλογή μιας μεθόδου για κάποια συγκεκριμένη γενική ή ειδική εφαρμογή είναι πολύ δύσκολη. Αυτός είναι και ο λόγος για τον οποίο διοργανώνονται οι διαγωνισμοί πρόβλεψης. Το ζητούμενο από αυτούς τους διαγωνισμούς είναι η αναζήτηση των πλεονεκτημάτων και των μειονεκτημάτων κάθε διαγωνιζόμενης μεθόδου. Έτσι θα μπορούμε να γνωρίζουμε αν μια συγκεκριμένη μέθοδος είναι κατάλληλη για την εφαρμογή που θέλουμε να υλοποιήσουμε. Επιγραμματικά, οι παράγοντες που παίζουν πρωταρχικό ρόλο κατά την εξαγωγή ενός διαγωνισμού προβλέψεων είναι οι ακόλουθοι: η επίδραση του τύπου των χρονοσειρών, η επίδραση του ορίζοντα πρόβλεψης, η επίδραση της εποχιακότητας καθώς και ο συνδυασμός προβλέψεων.

Ο διαγωνισμός M3 διεξήχθη κατά την χρονική περίοδο 1998-1999 και είναι ο τελευταίος μεγάλος διαγωνισμός πρόβλεψης που διοργανώθηκε. Η κύρια διαφορά μεταξύ του παρόντος και των προηγούμενων διαγωνισμών (M1) εντοπίζονται βασικά στο σύνολο των χρονοσειρών που χρησιμοποιούνται στον καθένα από αυτούς και δευτερευόντως σε κάποιες καινούργιες μεθόδους που διαγωνίστηκαν στον διαγωνισμό M3. Το σύνολο των δεδομένων αποτελείται από 3003 χρονοσειρές διαφόρων τύπων και κατηγοριών δεδομένων και οι μέθοδοι που διαγωνίζονται είναι μεν ισάριθμες αλλά διαφορετικές καθώς νέες μέθοδοι πρόβλεψης έχουν μοντελοποιηθεί κατά το χρονικό διάστημα μεταξύ του παρόντος και των προηγούμενων διαγωνισμών. Οι χρονοσειρές μπορούσαν να ομαδοποιηθούν με βάση την χρονική απόσταση των παρατηρήσεων δηλαδή τις περιόδους παρατηρήσεων σε ένα ημερολογιακό έτος (μηνιαίες, τριμηνιαίες, ετήσιες, τυχαίες), με βάση το είδος των χρονοσειρών (βιομηχανικές, οικονομικές, δημογραφικές, μακροοικονομικές, μικροοικονομικές και διάφορες) και με βάση την παρουσία ή όχι εποχιακότητας. Το ζητούμενο σε αυτόν τον διαγωνισμό ήταν η συγκριτική επίδοση και αξιολόγηση 24 διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης για διάφορους ορίζοντες πρόβλεψης και η εξαγωγή συμπερασμάτων για αυτές τις μεθόδους.

Τα βασικά συμπεράσματα που εξήχθησαν από τον διαγωνισμό M3 είναι τα ακόλουθα (Makridakis & Hibon, 2000, σελ. 458-459). Τα αποτελέσματα αυτά προέκυψαν από την ανάλυση των δεδομένων με περιγραφική στατιστική μεθοδολογία:

1. Οι στατιστικά πολύπλοκες και σύνθετες μέθοδοι δεν είναι απαραίτητο να παράγουν ακριβέστερες προβλέψεις (να προκύπτουν δηλαδή μικρότεροι δείκτες σφάλματος) από τις απλούστερες μεθόδους.

2. Ο δείκτης επίδοσης των διαφόρων μεθόδων που χρησιμοποιούνται μεταβάλλεται αναλόγως του δείκτη σφάλματος που χρησιμοποιούμε για να ελέγξουμε την ακρίβεια των προβλέψεων.
3. Η ακρίβεια του συνδυασμού διαφόρων μεθόδων είναι μεγαλύτερη σε γενικές γραμμές σε σχέση με την ακρίβεια της καθεμιάς ξεχωριστής μεθόδου που χρησιμοποιήθηκε στον συνδυασμό και αρκετά καλή συγκρινόμενη με την ακρίβεια άλλων μεθόδων.
4. Ο δείκτης επίδοσης των χρησιμοποιούμενων μεθόδων εξαρτάται κάθε φορά από το μήκος του ορίζοντα πρόβλεψης.

1.2 Η έρευνα

Στα πλαίσια της έρευνας δόθηκαν στους φοιτητές 15 πραγματικές ετήσιες χρονοσειρές από τον διαγωνισμό M3. Οι φοιτητές δεν είχαν καμία επιπλέον γνώση ως προς το είδος ή την προέλευση των δεδομένων. Προτιμήθηκαν ετήσιες χρονοσειρές ώστε να αποφευχθεί η ταυτόχρονη εκτίμηση της εποχικότητας που ήταν κάτι που δεν μας ενδιέφερε στη συγκεκριμένη έρευνα. Οι φοιτητές είχαν παρακολουθήσει το μάθημα «Τεχνικές Προβλέψεων» οπότε είχαν τις βασικές γνώσεις που διέπουν την έννοια της χρονοσειράς και της πρόβλεψης αλλά δεν μπορούν να θεωρηθούν «ειδικοί» (experts). Η κάθε μια χρονοσειρά δόθηκε σε ένα απλό μιλιμετρέ χαρτί το οποίο στη συνέχεια συμπλήρωσαν οι φοιτητές με την δική τους εκτίμηση. Η έρευνα αποτελείτο από πέντε φάσεις:

ΦΑΣΗ ΠΡΩΤΗ:

Στην πρώτη φάση οι φοιτητές έκαναν μια εκτίμηση της τάσης της χρονοσειράς για τις επόμενες 6 περιόδους. Οι τιμές της χρονοσειράς για τις περιόδους αυτές ήταν γνωστές σε εμάς αλλά «κρυμμένες» από τους φοιτητές. Οι φοιτητές θα έπρεπε να πραγματοποιήσουν την πρόβλεψη τους τραβώντας μια γραμμή με «ελεύθερο» χέρι - μονοκονδυλιά, ευθεία είτε καμπύλη.

ΦΑΣΗ ΔΕΥΤΕΡΗ:

Στη δεύτερη φάση, οι φοιτητές έδιναν την πρόβλεψη τους για τις ίδιες χρονοσειρές σε διαφορετική σειρά και για τις επόμενες 6 περιόδους αλλά αυτή τη φορά με τη βοήθεια ενός χάρακα.

ΦΑΣΗ ΤΡΙΤΗ:

Στην τρίτη φάση, οι φοιτητές έδιναν την πρόβλεψη τους για τις ίδιες χρονοσειρές σε διαφορετική σειρά και για τις επόμενες 6 περιόδους είτε τραβώντας μια γραμμή με «ελεύθερο» χέρι είτε με την χρήση του χάρακα (ανάλογα με το τι προτιμούσαν οι ίδιοι). Αυτή τη φορά όμως πάνω στο χαρτί που τους δόθηκε υπήρχε επιπλέον η γραμμή τάσης της γραμμικής παλινδρόμησης. Οι φοιτητές μπορούσαν να επιλέξουν αν δέχονταν την γραμμική παλινδρόμηση ή να πραγματοποιήσουν την δική τους εκτίμηση χρησιμοποιώντας την ως μια επιπλέον πληροφορία.

ΦΑΣΗ ΤΕΤΑΡΤΗ:

Στην τέταρτη φάση, πάνω στο χαρτί υπήρχε τόσο η γραμμή της γραμμικής παλινδρόμησης όσο και η πρόβλεψη της μεθόδου Holt (πάλι για τις επόμενες 6 περιόδους). Οι φοιτητές καλούνταν να εκτιμήσουν την τάση της χρονοσειράς είτε με «ελεύθερο» χέρι είτε με τον χάρακα λαμβάνοντας υπόψη εάν επιθυμούσαν αυτά τα επιπλέον στοιχεία. Τους δόθηκε, επίσης, διευκρίνιση ότι η μέθοδος Holt παράγει σε γενικές γραμμές καλύτερες βραχυπρόθεσμες προβλέψεις ενώ αντίθετα η γραμμική παλινδρόμηση καλύτερες μακροπρόθεσμες προβλέψεις.

ΦΑΣΗ ΠΕΜΠΤΗ:

Στην πέμπτη φάση του πειράματος, ζητήθηκε από τους φοιτητές να παράγουν προβλέψεις για τις επόμενες δέκα περιόδους είτε με «ελεύθερο» χέρι είτε με χάρακα κατά βούληση.

Προσοχή δόθηκε στην διαφορετικότητα των επιλεγμένων χρονοσειρών. Επιλέχθηκαν χρονοσειρές με σχετικά ομαλή συνέχεια καθώς και άλλες με απότομες αυξητικές ή μειωτικές αλλαγές.

Μετά την περάτωση του πειράματος, οι προβλέψεις που δόθηκαν από τους φοιτητές συγκεντρώθηκαν και ταξινομήθηκαν. Ακολούθησε η δύσκολη εργασία της ψηφιοποίησης των δεδομένων. Αναλυτικά, δόθηκαν 6 προβλέψεις για 15 χρονοσειρές από 60 φοιτητές για τις φάσεις 1 έως 4 και 10 προβλέψεις για 15 χρονοσειρές από 60 φοιτητές για την φάση 5. Συνολικά, πρόκειται για 30.600 δεδομένα. Στα δεδομένα αυτά εφαρμόστηκαν 32 μέθοδοι πρόβλεψης (βλ. Πίνακα 4.2).

1.2.1 Δείκτες Σφάλματος

Μια μεγάλη και συχνά δυσνόητη λίστα δεικτών ακρίβειας έχει χρησιμοποιηθεί για την αξιολόγηση της επίδοσης μιας πρόβλεψης. Κάποιοι από αυτούς μπορούν να βρεθούν σε μια προγενέστερη έρευνα του Mahmoud (1984). Οι δείκτες σφάλματος που χρησιμοποιήθηκαν στο παρόν πείραμα είναι οι ακόλουθοι:

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^s APE}{s}, APE = \frac{|F - Act|}{Act}$$

Εικόνα 1.1 Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error, MAPE)

$$MdAPE = \begin{cases} APE(\frac{s+1}{2}), s \dots \text{περιττός} \\ \frac{APE(\frac{s}{2}) + APE(\frac{s}{2} + 1)}{2}, s \dots \text{άρτιος} \end{cases}$$

Εικόνα 1.2 Ενδιάμεσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Median Absolute Percentage Error, dMAPE)

$$SMAPE = \frac{\sum_{i=1}^s SAPE}{s}, SAPE = \frac{|F - Act|}{\frac{Act + F}{2}}$$

Εικόνα 1.3 4 Συμμετρικό μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Symmetric Mean Absolute Percentage Error, SMAPE)

$$SMdAPE = \begin{cases} SAPE(\frac{s+1}{2}), s \dots \text{περιττός} \\ \frac{SAPE(\frac{s}{2}) + SAPE(\frac{s}{2} + 1)}{2}, s \dots \text{άρτιος} \end{cases}$$

Εικόνα 1.5 Συμμετρικό ενδιάμεσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Symmetric Median Absolute Percentage Error, dSMAPE)

$$GMRAE = \sqrt[s]{\prod_{i=1}^s RAE} \cdot 100\%, RAE = \left| \frac{F - Act}{F_{RandomWalk} - Act} \right| \cdot 100\%$$

Εικόνα 1.6 Γεωμετρικός μέσος σχετικού απόλυτου σφάλματος (Geometric Mean Relative Absolute Error, GMRAE)

1.2.2 Μη παραμετρική στατιστική μεθοδολογία

Οι μη παραμετρικές τεχνικές αποτελούν μοναδικά κατάλληλο εργαλείο τόσο για τους στατιστικούς όσο και τους μη στατιστικούς χρήστες της στατιστικής γιατί επιτρέπουν την ανάλυση στοιχείων με απλή αλλά και ταυτόχρονα πληροφοριακή ανάλυση των στοιχείων. Τα εργαλεία της μαθηματικής στατιστικής που είναι θεμελιώδους σημασίας για την ανάπτυξη της μη παραμετρικής στατιστικής είναι γνωστά στην βιβλιογραφία ως *τεχνικές ελεύθερες κατανομών* ή ως *μη παραμετρικές τεχνικές*. Ο πρώτος όρος συνδέεται με το γεγονός ότι το κυριότερο πλεονέκτημα των τεχνικών αυτών είναι ότι δεν προϋποθέτουν γνώση της μορφής της κατανομής του πληθυσμού από τον οποίο έχουν προέλθει τα υπό μελέτη στοιχεία (για παράδειγμα, από έναν κανονικό πληθυσμό). Η δεύτερη ονομασία συνδέεται με το άλλο από τα κυριότερα πλεονεκτήματα των τεχνικών αυτών που αναφέρεται στο γεγονός ότι εφαρμόζονται όχι σ' αυτές καθ' εαυτές τις τιμές των μεταβλητών αλλά στις τάξεις μεγέθους τους. Ένα άλλο πλεονέκτημα, πέρα από την απλότητα των υπολογισμών που απαιτούν, αποτελεί η χρησιμότητά τους στην περίπτωση μικρών δειγμάτων, πράγμα που προσφέρεται στον ερευνητή που επιλέγει δεδομένα για πιλοτική μελέτη (Ξεκαλάκη 2001).

Η κατάταξη της ακρίβειας των διαφόρων μεθόδων που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα εργασία έγινε με την βοήθεια της περιγραφικής στατιστικής. Συγκρίναμε τους δείκτες σφάλματος και κατατάξαμε τις μεθόδους με κριτήριο ποια έχει το μικρότερο σφάλμα. Παρόλα αυτά, η διαδικασία αυτή δεν μας δίνει από μόνη της άλλη πληροφορία από το

γεγονός ότι κάποιες μέθοδοι για κάποιο ορίζοντα και με κάποιο δείκτη ακρίβειας έχουν καλύτερη επίδοση. Η διαπίστωση αυτή δεν είναι αρκετή για να μας πείσει ότι πρέπει να χρησιμοποιούμε τις μεθόδους που επικράτησαν και να εγκαταλείψουμε τις υπόλοιπες. Για να μπορέσουμε με σιγουριά να εξακριβώσουμε την υπεροχή μιας μεθόδου έναντι των υπολοίπων θα πρέπει να εφαρμόσουμε μη παραμετρικά στατιστικά τεστ (Stekler 2001). Ένα τέτοιο τεστ που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να διαπιστώσουμε αν όλοι οι μέθοδοι είναι εξίσου ακριβείς βασίζεται στο μέσο όρο των κατατάξεων – ή αλλιώς, στην ανάλυση της διακύμανσης κατά κατάταξη – και είναι το τεστ του Friedman (Friedman, 1937, 1939).

Το τεστ του Friedman μας δίνει τη δυνατότητα να εξακριβώσουμε αν υπάρχει στατιστικά σημαντική διαφορά στην ακρίβεια των μεθόδων. Επιπλέον, είναι ένα μη παραμετρικό στατιστικό τεστ που χρησιμοποιεί κατατάξεις. Οι κατατάξεις το καθιστούν ευκολονόητο και, ακόμα, δεν έχουν κατανομές. Η μεθοδολογία αυτή προσφέρει ένα ακόμα πλεονέκτημα όπως θα δούμε στη συνέχεια. Διευκολύνει την σύγκριση πολλών μεθόδων μεταξύ τους καθώς και τη σύγκριση κάθε μεθόδου με την καλύτερη, την χειρότερη ή τη μέση μέθοδο.

Όταν η μηδενική υπόθεση δεν απορρίπτεται από ένα στατιστικό τεστ, μπορεί να θεωρηθεί ότι όλες οι υποθέσεις που απορρέουν από αυτήν δεν είναι επίσης απορριπτέες. Αντίθετα, όταν η υπόθεση απορρίπτεται, θα πρέπει ακόμα να εξεταστεί ποιες από τις υπο-υποθέσεις αυτής πρέπει επίσης να απορριφθούν. Οι στατιστικές μέθοδοι που απαντούν σε αυτό το ερώτημα ονομάζονται μέθοδοι πολλαπλών συγκρίσεων. Στο πείραμα μας εφαρμόσαμε την μέθοδο πολλαπλών συγκρίσεων με τον καλύτερο (MCB) που εστιάζει στην αξιολόγηση της επίδοσης κάθε μεθόδου όταν αυτή συγκρίνεται με την επικρατέστερη μέθοδο καθώς και την μέθοδο πολλαπλών συγκρίσεων με τον μέσο (ANOM) που εξετάζει την απόδοση κάθε μεθόδου συγκριτικά με την μέση απόδοση όλων των μεθόδων.

1.3 Συμπεράσματα – Μελλοντικές Επεκτάσεις

1.3.1 Συμπεράσματα

Κατά την πραγμάτωση αυτής της έρευνας τα ερωτήματα που μας απασχόλησαν κυρίως όπως έχει προαναφερθεί, ήταν τα εξής:

Η διαδικασία πρόβλεψης όπως αυτή γινόταν σε παλαιότερες εποχές, δηλαδή με την χάραξη μιας γραμμής με το χέρι. Έτσι, οι φοιτητές δεν έδωσαν προβλέψεις από σημείο σε σημείο αλλά τράβηξαν μια γραμμή που λειτούργησε ως εκτίμηση της μελλοντικής τάσης της χρονοσειράς. Η επεξεργασία των προβλέψεων αυτών μας οδήγησε στο συμπέρασμα ότι η

ανθρώπινη κρίση (που αντιστοιχεί στις μεθόδους BEST1, BEST2, BEST3, BEST4 καθώς και AVG1, AVG2, AVG3 και AVG4) έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα για όλους τους δείκτες σφάλματος και πλειοδότησε στους περισσότερους ορίζοντες. Ακόμα, επαληθεύτηκε ότι η διαφορά της με τις άλλες μεθόδους είναι στατιστικά σημαντική και, επομένως, αξίζει να ληφθεί υπόψη. Το συμπέρασμα αυτό επιβεβαιώνει την έρευνα των Lawrence et al. (1985) και επαληθεύει το γεγονός ότι ‘η εξαγωγή της τάσης με κριτικές μεθόδους είναι κατά μέσο όρο περισσότερο ακριβής από την πρόβλεψη με χρήση στατιστικών μεθόδων’. Στην πραγματικότητα, οι κλασσικές μέθοδοι που εξετάστηκαν στην παρούσα εργασία, όπως η Naïve, η Holt και η Regression, στην πλειοψηφία των περιπτώσεων έδωσαν πολύ χειρότερες προβλέψεις από αυτές που δόθηκαν από τους φοιτητές και μάλιστα η διαφορά τους είναι στατιστικά σημαντική.

Προσπαθήσαμε, επιπλέον, να διαπιστώσουμε αν η χρήση της γραμμής γραμμικής παλινδρόμησης (Regression) θα έδινε ένα πλεονέκτημα στην πρόβλεψη των φοιτητών. Η υπόθεση αυτή δεν επαληθεύτηκε και μάλιστα οδήγησε σε πολύ χειρότερες προβλέψεις, καθώς η πλειοψηφία των φοιτητών (63,15%) επέλεξε την γραμμή αυτή. Αντίθετα, η γνώση τόσο της γραμμής Regression όσο και της γραμμής Holt παρείχε καλύτερες επιδόσεις όχι, ωστόσο, καλύτερες από τις προβλέψεις που έδωσαν οι φοιτητές ‘διαισθητικά’ χωρίς καμία επιπλέον πληροφορία.

Όσον αφορά τον συνδυασμό κριτικών και στατιστικών μεθόδων σε ελάχιστες περιπτώσεις διέφεραν σημαντικά από τη μέση μέθοδο και, εν πάση περίπτωση, ο συνδυασμός μεθόδου με την γραμμική παλινδρόμηση μείωνε αρκετά την επίδοση αυτής. Αντίθετα, ο συνδυασμός κριτικών μεθόδων (των μέσων όρων AVG1, AVG2, AVG3 και AVG4) με τη Holt και τη μέθοδο Naïve βελτίωσε την κρίση των φοιτητών ειδικότερα για βραχυπρόθεσμους ορίζοντες.

Για μακροπρόθεσμες προβλέψεις (5^{ος} γύρος) υπήρχε σαφή υπεροχή των κριτικών μεθόδων έναντι των στατιστικών με μόνη εξαίρεση των συνδυασμό του μέσου όρου των φοιτητών με τη μέθοδο Naïve.

1.3.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις

Μια πιθανή επέκταση της παρούσας εργασίας θα ήταν η παρακολούθηση της πορείας του κάθε φοιτητή από φάση σε φάση. Θα είχε ενδιαφέρον να μελετηθεί κατά πόσο η ικανότητα του μεμονωμένου φοιτητή που παράγει τις προβλέψεις βελτιώνεται ή χειροτερεύει σε κάθε φάση ανάλογα με τη δοσμένη πληροφορία και τον τρόπο εξαγωγής της πρόβλεψης. Για να επιτευχθεί αυτό θα πρέπει να υπάρξει κάποιου είδους κωδικοποίηση για τον κάθε φοιτητή που θα επιτρέπει την σύγκριση της επίδοσης του για κάθε γύρο. Θα μπορούσε, δε, αυτό να συνδυαστεί με παροχή πληροφορίας στον φοιτητή όσον αφορά την επίδοσή του για

να διαπιστωθεί αν ο συγκεκριμένος τείνει συστηματικά να είναι υπεραισιόδοξος ή απαισιόδοξος κατά την παραγωγή προβλέψεων και να μελετηθεί αργότερα κατά πόσο αυτό το feedback οδήγησε σε καλύτερες προβλέψεις.

Μια ακόμα σημαντική βελτίωση της παρούσας εργασίας θα ήταν η δημιουργία ενός δικτυακού τόπου που θα επέτρεπε να τρέχει το πείραμα σε πραγματικό χρόνο online.

Ενδιαφέρον θα είχε, τέλος, να γίνει σύγκριση των κριτικών μεθόδων με πιο σύνθετες μεθόδους που χρησιμοποιούνται σήμερα στις προβλέψεις όπως η μέθοδος RBF (Collopy & Armstrong 1992) ή τα νευρωνικά δίκτυα.

2

Εισαγωγή

2.1 Αντικείμενο της διπλωματικής

Η μεγαλύτερη πρόκληση στην ανάλυση χρονοσειρών είναι η πρόβλεψη, δηλαδή πώς η ακολουθία των παρατηρήσεων θα συνεχιστεί στο μέλλον. Πρωταρχικό, δε, ρόλο στην πρόβλεψη της μελλοντικής εξέλιξης μιας χρονοσειράς παίζει η ικανότητα επιτυχημένης εξαγωγής της τάσης της χρονοσειράς, που αποτελεί ένα από τα βασικότερα χαρακτηριστικά της.

Το ζητούμενο είναι λοιπόν να ακολουθεί μια διαδικασία που θα εξασφαλίσει ότι θα παραχθούν όσο τον δυνατόν πιο ακριβείς προβλέψεις, αξιοποιώντας στο έπακρο όλη την διαθέσιμη ιστορική πληροφορία. Αυτό ακριβώς είναι το αντικείμενο της επιστήμης των προβλέψεων χρονοσειρών.

Πολλά μοντέλα και μεθοδολογίες παραγωγής προβλέψεων έχουν αναπτυχθεί (Makridakis et al. 1998, 2000). Πολύς λόγος γίνεται για την ακρίβεια των μοντέλων προβλέψεων, για τα μεγάλα σφάλματα και την αδυναμία των μοντέλων προβλέψεων να υποδείξουν επερχόμενες αλλαγές που αιφνιδίασαν όλο τον επιχειρηματικό κόσμο. Ο βασικότερος λόγος για την κριτική είναι οι εσφαλμένες απαιτήσεις των χρηστών των προβλέψεων. Η πρόβλεψη δεν είναι υποκατάστατο της προφητείας. Τα σφάλματα στις προβλέψεις είναι αναπόφευκτα. Ιδιαίτερα σημαντικό, από πρακτικής απόψεως, είναι να κατανοήσουν οι χρήστες των προβλέψεων τα ρεαλιστικά πλεονεκτήματα αλλά και τα όρια

των μεθόδων προβλέψεων και να τα λάβουν υπόψη τους όταν τις χρησιμοποιούν στον σχεδιασμό και στην λήψη αποφάσεων

Στη διπλωματική αυτή εργασία ασχοληθήκαμε με τις κριτικές μεθόδους προβλέψεων. Στις κριτικές μεθόδους, που χρησιμοποιούνται συχνά σε επιχειρήσεις και οργανισμούς, η πρόβλεψη μπορεί να βασίζεται είτε στις γνώσεις και την κρίση ενός ατόμου (ατομικές μέθοδοι) είτε να προκύπτει από την ανταλλαγή και το συνδυασμό απόψεων των μελών κάποιας επιτροπής (μέθοδοι επιτροπής). Τα δεδομένα των μεθόδων αυτών αποτελούν προϊόν διαίσθησης, κρίσης και συσσωρευμένης γνώσης.

Βασιστήκαμε, στο μεγαλύτερο ποσοστό, στην υλοποίηση μιας έρευνας που θα μας οδηγούσε σε κάποια συμπεράσματα όσον αφορά την ικανότητα των φοιτητών να προβλέψουν την τάση μιας χρονοσειράς τραβώντας απλά μια γραμμή με το χέρι. Στην έρευνα συμμετείχαν 60 προπτυχιακοί φοιτητές του Εθνικού Μετσοβίου Πολυτεχνείου της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών που παρακολουθούσαν το κατ' επιλογήν μάθημα του 8^{ου} εξαμήνου «Τεχνικές Προβλέψεων».

Η τάση αποτελεί ένα από τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά μιας χρονοσειράς και βοηθάει στην εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων για αυτήν. Χρησιμοποιείται από ένα μεγάλο αριθμό μεθόδων πρόβλεψης όπως οι μέθοδοι παλινδρόμησης, εκθετικής εξομάλυνσης και αποσύνθεσης. Συχνά η απλή γραμμική παλινδρόμηση αποτελεί μια καλή μέθοδο πρόβλεψης για ορίζοντες από δύο και περισσότερα χρόνια. Το ερώτημα που προσπαθήσαμε να διαλευκάνουμε είναι το κατά πόσο ο άνθρωπος μπορεί να εξαγάγει αποτελεσματικά την γραμμή της τάσης από μια δοθείσα χρονοσειρά τραβώντας απλά μια γραμμή με το χέρι. Τα αποτελέσματα των προβλέψεων που πραγματοποίησαν οι φοιτητές συγκρίθηκαν στη συνέχεια ως προς την ακρίβεια τους με προβλέψεις που έδωσαν τρεις από τις πιο διαδεδομένες μεθόδους πρόβλεψης: η γραμμική παλινδρόμηση, η μέθοδος Holt και η μέθοδος Naïve, καθώς και με συνδυασμό των μεθόδων αυτών.

Στο τρίτο κεφάλαιο αναλύονται εκτενέστερα οι έννοιες τις χρονοσειράς και τις τάσης καθώς και οι μέθοδοι προβλέψεων που χρησιμοποιήθηκαν για την διεξαγωγή του πειράματος.

2.2 Οργάνωση του τόμου

Το κεφάλαιο 1 αποτελεί την ευρεία περίληψη της διπλωματικής.

Το παρόν κεφάλαιο αποτελεί την εισαγωγή και την επισκόπηση των θεματικών εννοτήτων της εργασίας.

Στο 3^ο κεφάλαιο αναφέρονται γενικά στοιχεία και πληροφορίες περί προβλέψεων. Εμβαθύνει στην έννοια της χρονοσειράς και τα ποιοτικά χαρακτηριστικά της, στις κατηγορίες

των μεθόδων πρόβλεψης και τον συνδυασμό τους. Στη συνέχεια αναλύονται οι κυριότερες μέθοδοι προβλέψεων και τέλος αναφέρονται πληροφορίες για τους διαγωνισμούς προβλέψεων και για το διαγωνισμό M3 από τον οποίο προέρχονται οι χρονοσειρές που χρησιμοποιήθηκαν στη παρούσα διπλωματική εργασία, και το σκοπό του τους.

Στο 4^ο κεφάλαιο δίνεται η περιγραφή της έρευνας, αναλύονται οι δείκτες σφάλματος καθώς και οι παραμετρικές στατιστικές μεθοδολογίες που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάλυση των δεδομένων της έρευνας όπως είναι το τεστ του Friedman, οι πολλαπλές συγκρίσεις με τον καλύτερο και οι συγκρίσεις με το μέσο.

Στο κεφάλαιο 5 αναφέρονται τα λογισμικά εργαλεία που χρησιμοποιήθηκαν για την επεξεργασία των δεδομένων της έρευνας και παρουσιάζονται σε συγκεντρωτικούς πίνακες τα αποτελέσματα για όλες τις φάσεις της. Επίσης παρουσιάζονται και αναλύονται τα αποτελέσματα των μη παραμετρικών στατιστικών μεθοδολογιών που αναφέρθηκαν στο τέταρτο κεφάλαιο.

Στο 6^ο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα συμπεράσματα από τη διεξαγωγή της έρευνας καθώς και οι μελλοντικές επεκτάσεις της .

Στο κεφάλαιο 7 παρατίθεται οι βιβλιογραφία που χρησιμοποιήθηκε για την περάτωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

3

Τεχνικές Προβλέψεων

3.1 Γενικά περί Προβλέψεων

Χωρίς αμφιβολία, το ενδιαφέρον και η σημασία της πρόβλεψης έχει αυξηθεί ραγδαία τα τελευταία τριάντα χρόνια. Το ενδιαφέρον αυτό που υπάρχει για την πρόβλεψη προέρχεται τόσο από τον ακαδημαϊκό κόσμο όσο και από τους πρακτικά ασχολούμενους με αυτή και προκύπτει από την ανάγκη λήψης κάποιας απόφασης αντιμετωπίζοντας την αβεβαιότητα του μέλλοντος.

Ο ακαδημαϊκός κόσμος έχει συνεισφέρει στην ραγδαία αύξηση του πλήθους των μεθόδων πρόβλεψης. Υπάρχουν βέβαια και κάποιες αξιοσημείωτες εξαιρέσεις όπου πρακτικά ασχολούμενοι με την επιστήμη της πρόβλεψης συνεισέφεραν και αυτοί με την εύρεση και εφαρμογή νέων μοντέλων πρόβλεψης. Οι πρακτικά ασχολούμενοι με τις προβλέψεις, οι οποίοι είναι και οι χρήστες αυτών, προσφέρουν τον λόγο ύπαρξης της πρόβλεψης για την οποία υπάρχει μεγάλη ζήτηση στην αγορά από τους ανυπόμονους αγοραστές των προβλέψεων και των υπηρεσιών πρόβλεψης οι οποίοι έχουν ουσιαστικά καταστεί αιχμάλωτοι της.

Οι διοικητές των επιχειρήσεων, οι σχεδιαστές της κυβερνητικής πολιτικής, οι διαχειριστές των εταιριών και πολλοί άλλοι παράγοντες βρίσκονται πάντα αντιμέτωποι με την αβεβαιότητα. Η αντίληψη αυτής της κατάστασης αβεβαιότητας γίνεται όλο και πιο έντονη και έχει επιβάλλει μια πιο συστηματική και προσεκτική έρευνα του μέλλοντος. Οι

προβλέψεις που παράγονται από τις διάφορες μεθόδους χρησιμοποιούνται σαν δεδομένα σε όλες τις κατηγορίες σχεδιασμού, καθορισμού στρατηγικών, πολιτικού σχεδιασμού, χρονικού προγραμματισμού, έλεγχου αγοράς και απογραφών καθώς και πλήθος δραστηριοτήτων λήψης αποφάσεων. Συνεπώς δεν υπάρχει αμφιβολία ότι η πρόβλεψη αποκτά κεντρικό ρόλο και η αναγκαιότητα της είναι αναμφισβήτητη. Αυτή την χρονική στιγμή η μεγαλύτερη πρόκληση στον τομέα της πρόβλεψης είναι να γίνει η διαδικασία των προβλέψεων όσο το δυνατόν πιο χρήσιμη και αποδοτική.

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

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

Η πρακτική ενασχόληση και η συσσωρευμένη εμπειρία είναι αποφασιστικοί παράγοντες κατά τον αντικειμενικό προσδιορισμό των πλεονεκτημάτων και μειονεκτημάτων διαφόρων μεθόδων πρόβλεψης και το μέγεθος των σφαλμάτων πρόβλεψης. Είναι το ισοδύναμο με τον εργαστηριακό πειραματισμό που είναι διαδεδομένος μεταξύ των φυσικών επιστημόνων. Πρακτικά δεν είναι ικανοποιητικό να πιστεύουμε σε ισχυρισμούς βασισμένους σε ευσεβείς πόθους, προσωπικά ενδιαφέροντα και φιλοδοξίες και επιλεκτική πληροφόρηση. Χωρίς αμφιβολία αυτοί που έχουν βελτιώσει, πωλούν ή είναι εμπλεγμένοι με οποιονδήποτε τρόπο με κάποιες μεθόδους πρόβλεψης, θα υποστηρίζουν ότι οι μέθοδοι τους είναι οι καλύτερες. Από την άλλη πλευρά, ο αντικειμενικός σκοπός της πρακτικής

ενασχόλησης με την πρόβλεψη είναι να ελέγξουμε την ακρίβεια καθώς και άλλα χαρακτηριστικά των μεθόδων με ένα όσο το δυνατόν πιο επιστημονικό και αντικειμενικό τρόπο. Συμπεραίνουμε λοιπόν ότι η πρακτική ενασχόληση κατέχει πολύ σημαντικό ρόλο στην επιστήμη των προβλέψεων αφού σκοπεύει στην διάκριση των μύθων από την πραγματικότητα και στην απαλοιφή της αυταπάτης.

Μερικές φορές υπάρχει ο ισχυρισμός ότι η πρακτική ενασχόληση δεν είναι απαραίτητη. Σύμφωνα με αυτούς τους ισχυρισμούς, αν τα αποτελέσματα της πρακτικής ενασχόλησης διαφωνούν με τα θεωρητικά προσδοκώμενα αποτελέσματα (προβλέψεις), τότε θα πρέπει να εμπιστευτούμε τα πιο πρόσφατα αποτελέσματα δηλαδή τα πειραματικά αποτελέσματα. Προφανώς ένας τέτοιος ισχυρισμός είναι απόλυτα λανθασμένος. Όλες οι θεωρίες είναι βασισμένες σε διάφορες υποθέσεις. Εάν μια από αυτές δεν ικανοποιείται, τότε η αντίστοιχη θεωρία μπορεί να προβλέψει αποτελέσματα που είναι διαφορετικά από τις πρακτικές παρατηρήσεις. Ο καλύτερος έλεγχος για οποιαδήποτε καλή θεωρία είναι η ικανότητα της να προβλέπει αλλιώς αυτή γίνεται ένα ακαδημαϊκό προϊόν διανοητικής σύνθεσης χωρίς πρακτική αξία και δεν έχουν καμία ιδιαίτερη αξία πέραν της αυτοεξυπηρέτησης ενδιαφερόντων μεταξύ αυτών που τις υποστηρίζουν.

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

Πέραν των υπάρχοντων δεδομένων που χρησιμοποιούνται για την βελτίωση του μοντέλου, η προσαρμογή των μοντέλων και η παραγωγή προβλέψεων δεν είναι το ίδιο πράγμα. Η ελαχιστοποίηση του σφάλματος προσαρμογής του μοντέλου δεν εγγυάται μικρότερα σφάλματα στην παραγωγή προβλέψεων εκτός και αν ισχύει υπόθεση της σταθερότητας. Αυτή η υπόθεση είναι σημαντική για κάθε στατιστική μέθοδο και εξαιρετικά χρήσιμη για την πρόβλεψη. Αυτό απλά σημαίνει ότι δεν πρέπει να συμβαίνουν αλλαγές στα ποιοτικά χαρακτηριστικά των χρονοσειρών αν τα αποτελέσματα της προσαρμογής του μοντέλου πρόκειται επακριβώς να επεκταθούν στο μέλλον πέραν των υπάρχοντων δεδομένων. Όμως δεν υπάρχει τρόπος να εγγυηθούμε σταθερότητα των προτύπων συμπεριφοράς των

δεδομένων. Τα νέα δεδομένα μπορούν να έχουν διαφορετικά ποιοτικά χαρακτηριστικά από εκείνα βάσει των οποίων έγινε η βελτίωση του συγκεκριμένου μοντέλου πρόβλεψης. Σε μια τέτοια περίπτωση οι καλύτερες μέθοδοι που έχουν αναγνωριστεί θεωρητικά δεν θα είναι κατ' ανάγκη και οι καλύτερες πρακτικά.

Δυστυχώς στην πραγματικότητα υπάρχουν συγκεκριμένες αλλαγές, δομικές αλλαγές στην οικονομία, αλλαγές θέσεων και σκέψεων, πολιτικές κινήσεις που μεταβάλλουν τις υπάρχουσες τάσεις, νέες τεχνολογικές βελτιώσεις κλπ. που προκαλούν αλλαγές στα υπάρχοντα πρότυπα και μεταβολές σε μακροχρόνιες σχέσεις. Συνεπώς η επιστήμη των προβλέψεων πρέπει να αποδεχτεί το γεγονός ότι η αλλαγή του προτύπου συμπεριφοράς των δεδομένων είναι συνεχής και αέναη διαφορετικά δεν θα ήταν ένα πρόσφορο και πρακτικό πεδίο. Η σημαντική ερώτηση τότε είναι το πως οι διάφορες μέθοδοι συμπεριφέρονται σε ένα περιβάλλον που αλλάζει διαρκώς. Έτσι η γνώση των μεθόδων που συμπεριφέρονται καλλίτερα στην προσαρμογή ενός μοντέλου σε ένα σύνολο δεδομένων δεν παρουσιάζει μεγάλο ενδιαφέρον. Η πιο σημαντική και πρόσφορη πλευρά της διαδικασίας παραγωγής προβλέψεων είναι να γνωρίζουμε τις μεθόδους που μπορούν να ελαχιστοποιήσουν τα σφάλματα πρόβλεψης και όχι τα σφάλματα προσαρμογής, ανεξαρτήτως της σταθερότητας ή μη του προτύπου συμπεριφοράς των δεδομένων.

3.2 Κατηγορίες Μεθόδων Πρόβλεψης

Οι τεχνικές πρόβλεψης που έχουν αναπτυχθεί μέχρι σήμερα εντάσσονται σε τρεις μεγάλες κατηγορίες: τις **ποσοτικές** (quantitative), τις **κριτικές** (judgmental) και τις **τεχνολογικές** (technological). Οι ποσοτικές μέθοδοι διακρίνονται στις μεθόδους χρονοσειρών και τις αιτιοκρατικές μεθόδους, οι κριτικές μέθοδοι στις ατομικές και στις μεθόδους επιτροπής ενώ οι τεχνολογικές διακρίνονται στις διερευνητικές (exploratory) και στις κανονιστικές (normative).

3.2.1 Ποσοτικές Μέθοδοι

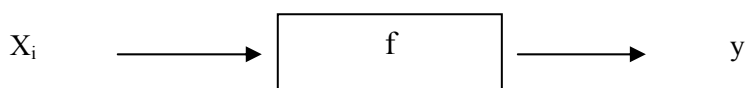
Οι ποσοτικές μέθοδοι προβλέψεων εφαρμόζονται όταν η διαθέσιμη πληροφορία ποσοτικοποιείται με την μορφή αριθμητικών δεδομένων και με την υπόθεση ότι το πρότυπο συμπεριφοράς των ιστορικών αυτών δεδομένων διατηρείται σταθερό στο μέλλον. Οι ποσοτικές μέθοδοι προβλέψεων μπορούν να ταξινομηθούν ανάλογα με το μοντέλο που χρησιμοποιείται. Έτσι αυτές διακρίνονται στα μοντέλα χρονοσειρών και στα αιτιοκρατικά μοντέλα. Μελετώντας τις ιδιότητες και τα χαρακτηριστικά τους μπορούμε να κατανοήσουμε

ευκολότερα τις βασικές υποθέσεις πάνω στις οποίες στηρίζεται κάθε ποσοτική μέθοδος εντοπίζοντας παράλληλα τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα της εφαρμογής της σε συγκεκριμένες καταστάσεις.

3.2.1.1 Μέθοδοι Χρονοσειρών

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

Σχηματικά το μοντέλο χρονοσειρών μπορεί να παρασταθεί ως εξής :



όπου η είσοδος του συστήματος είναι τα ιστορικά δεδομένα X (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:

3.2.1.1.1 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.

Ανάμεσα στις πιο δημοφιλείς μεθόδους αποσύνθεσης είναι η κλασσική μέθοδος αποσύνθεσης και η μέθοδος Census II (με τις διάφορες παραλλαγές της).

3.2.1.1.2 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.

3.2.1.1.3 Οι αυτοπαλινδρομικές μέθοδοι κινητού μέσου όρου (ARIMA).

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

Οι διαφορές μεταξύ των παραπάνω μεθόδων βρίσκονται στην μορφή του συναρτησιακού τύπου που περιγράφει το σύστημα.

3.2.1.2 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 περισσότερων μεταβλητών έχουμε την πολλαπλή παλινδρόμηση. Οι μέθοδοι παλινδρόμησης θεωρούν ότι όλες οι ανεξάρτητες μεταβλητές καθορίζονται από εξωγενείς παράγοντες. Όμως σε πολλές περιπτώσεις οικονομικών ή επιχειρησιακών σχέσεων υπάρχει αλληλεξάρτηση ανάμεσα στις μεταβλητές που εμπεριέχονται στην εξίσωση υπολογισμού της εξαρτημένης μεταβλητής. Τέτοιες κατηγορίες σχέσεων μπορούν σωστότερα να εκφρασθούν από ένα σύστημα ταυτόχρονων εξισώσεων οι οποίες αποτελούν ένα οικονομετρικό μοντέλο.

3.2.2 Κριτικές Μέθοδοι

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

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

3.2.3 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 επίτευξής 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.

3.3 Ποιοτικά Χαρακτηριστικά των Χρονοσειρών

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

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

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

Η εποχιακότητα αντιπροσωπεύει τις περιοδικές διακυμάνσεις που έχουν σταθερό και μικρότερο του ενός έτους μήκος. Η διακύμανση αυτή είναι άμεσα κατανοητή και προβλέψιμη γιατί επαναλαμβάνονται με τον ίδιο ακριβώς τρόπο με τον χρόνο. Συναντάται σε χρονοσειρές όπως της ποσότητας κατανάλωσης του πετρελαίου θέρμανσης, της θερμοκρασίας

του περιβάλλοντος. Έτσι είναι εύκολη η μέτρηση και η απομόνωση αυτής της εποχιακής διακύμανσης λαμβάνοντας έτσι τα αποεποχικοποιημένα δεδομένα. Από τα παραπάνω καταλαβαίνουμε ότι η διαφορά της εποχιακότητας από την κυκλικότητα είναι ότι η μεν εποχιακότητα επαναλαμβάνεται σε σταθερά διαστήματα όπως ο χρόνος, ο μήνας, η εβδομάδα, η δε κυκλικότητα έχει μεγαλύτερη διάρκεια που διαφέρει από κύκλο σε κύκλο.

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

Τέλος υπάρχει και η συνιστώσα της τυχαιότητας (στοιχείο σφάλματος). Είναι οι λεγόμενες μη κανονικές διακυμάνσεις. Αυτό το σφάλμα είναι η διαφορά ανάμεσα στην συνδυασμένη επίδραση των τριών πρώτων συνιστωσών του προτύπου (τάση, κυκλικότητα και εποχιακότητα) και των πραγματικών δεδομένων.

3.4 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.

3.5 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%.

3.6 Οι Κυριότερες Μέθοδοι Πρόβλεψης

3.6.1 Μέθοδοι Εκθετικής Εξομάλυνσης

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

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

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

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

Τα μοντέλα σταθερού επιπέδου υποθέτουν την απουσία τάσης από τα δεδομένα θεωρώντας ότι οι χρονοσειρές έχουν έναν σχετικά σταθερό μέσο όρο. Έτσι η πρόβλεψη μπορεί να γίνει προεκτείνοντας μια οριζόντια ευθεία γραμμή. Τα μοντέλα σταθερού επιπέδου χρησιμοποιούνται για προβλέψεις ενός βήματος ή όταν οι χρονοσειρές χαρακτηρίζονται από αυξημένο θόρυβο ή τυχαιότητα. Το μοντέλο γραμμικής τάσης είναι πρακτικά το πιο διαδεδομένο. Η πρόβλεψη για οποιαδήποτε μελλοντική χρονική στιγμή γίνεται με την προέκταση μιας ευθείας γραμμής. Το μοντέλο εκθετικής τάσης αποτελεί την καλύτερη παραδοχή σε ορισμένες περιπτώσεις όπως το ποσοστό αύξησης των πωλήσεων στην αρχή του κύκλου ζωής του συγκεκριμένου προϊόντος του οποίου η ζήτηση στην αρχή

αυξάνεται αλματωδώς ενώ με την πάροδο του χρόνου τείνει να σταθεροποιηθεί. Όμως τα μοντέλα σταθερής και εκθετικής τάσης οδηγούν πολλές φορές σε υπεραισιόδοξες προβλέψεις καθώς επιμηκύνεται ο χρόνος πρόβλεψης. Το μοντέλο φθίνουσας τάσης λοιπόν αποτελεί την καλύτερη παραδοχή στις μακροχρόνιες προβλέψεις αφού μειώνεται βαθμιαία το μέγεθος κατά το οποίο αυξάνονται οι τιμές της χρονοσειράς κάθε χρονική περίοδο. Στο προσθετικό μοντέλο εποχιακότητας το εύρος των εποχιακών διακυμάνσεων των χρονοσειρών θεωρείται σταθερό και ανεξάρτητο από οποιαδήποτε αύξηση στις τιμές της χρονοσειράς. Αντίθετα στο πολλαπλασιαστικό εποχιακό μοντέλο οι εποχιακές διακυμάνσεις είναι ανάλογες του ύψους των τιμών των δεδομένων (πχ. αν η τάση αυξάνεται τότε οι διακυμάνσεις γίνονται μεγαλύτερες).

Όλα τα παραπάνω μοντέλα παρουσιάζονται αναλυτικά ως εξής:

3.6.1.1 Μοντέλο Σταθερού Επιπέδου

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

$$\begin{aligned}e_t &= X_t - \hat{X}_{t-1} \quad (1) \\S_t &= S_{t-1} + h_1 \cdot e_t \\ \hat{X}_t(m) &= S_t\end{aligned}$$

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

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

Πρέπει να επιλέγουμε προσεκτικά την αρχική τιμή επιπέδου και την τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης. Κι αυτό γιατί αν η πρώτη πρόβλεψη δεν είναι αντιπροσωπευτική των δεδομένων θα έχει παραποιητική δράση στις τιμές των επόμενων προβλέψεων. Επιπλέον η πρώτη πρόβλεψη επηρεάζει την επιλογή του συντελεστή εξομάλυνσης. Συνήθως λοιπόν η πρώτη πρόβλεψη τίθεται ίση με τον μέσο όρο των δεδομένων.

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

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

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

Η τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης επηρεάζει και τα βάρη που αποδίδονται στα δεδομένα της χρονοσειράς ανάλογα με την χρονική τους θέση. Η παρακάτω εξίσωση

προκύπτει από το μοντέλο εξισώσεων της απλής εκθετικής εξομάλυνσης και μας δίνει τα βάρη με τα οποία συμμετέχουν τα δεδομένα της χρονοσειράς.

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

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

3.6.1.2 Μοντέλο Γραμμικής Τάσης (HOLT)

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

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

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

$$e_t = X_t - \hat{X}_{t-1} \quad (1) \\ S_t = S_{t-1} + T_{t-1} + h_1 \cdot e_t \\ T_t = T_{t-1} + h_2 \cdot e_t \\ \hat{X}_t(m) = S_t + m \cdot T_t$$

Αρχικά υπολογίζεται το σφάλμα πρόβλεψης e_t το οποίο ορίζεται σαν η διαφορά της πραγματικής τιμής της χρονοσειράς και της πρόβλεψης της χρονικής περιόδου $t-1$ για ορίζοντα μιας περιόδου. Το S_t είναι το επίπεδο της χρονοσειράς στο τέλος της χρονικής

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

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

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

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

3.6.1.3 Μοντέλα Μη Γραμμικής Τάσης

Το μοντέλο γραμμικής τάσης μπορεί να μεταβληθεί κατάλληλα ώστε να προσαρμόζεται και σε μη γραμμικές τάσεις. Αυτό επιτυγχάνεται με την χρήση μιας παραμέτρου που ελέγχει τον ρυθμό αύξησης των τιμών των προβλέψεων. Αυτή ονομάζεται παράμετρος διόρθωσης της τάσης και συμβολίζεται με ϕ . Οι εξισώσεις που περιγράφουν το μοντέλο μη γραμμικής τάσης είναι οι ακόλουθες:

$$\begin{aligned}e_t &= X_t - \hat{X}_{t-1} \quad (1) \\S_t &= S_{t-1} + \phi T_{t-1} + h_1 \cdot e_t \\T_t &= \phi T_{t-1} + h_2 \cdot e_t \\\hat{X}_t(m) &= S_t + \phi^m \cdot T_t\end{aligned}$$

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

Αν η τιμή του συντελεστή ϕ είναι μεγαλύτερη της μονάδας, τότε προκύπτει εκθετική τάση και το μέγεθος κατά το οποίο αυξάνει η τιμή των προβλέψεων μεγαλώνει κάθε χρονική περίοδο. Αν η τιμή του συντελεστή ϕ είναι μικρότερη της μονάδας, τότε προκύπτει φθίνουσα τάση και το μέγεθος κατά το οποίο αυξάνει η τιμή των προβλέψεων μικραίνει κάθε χρονική περίοδο.

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

Όσον αφορά τώρα τις τιμές των συντελεστών εξομάλυνσης και της παραμέτρου διόρθωσης της τάσης, ελέγχονται κάποιες δοκιμαστικές τιμές. Το κριτήριο επιλογής είναι στις περισσότερες περιπτώσεις η ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE) αν και θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν και άλλα είδη σφάλματος όπως το απόλυτο ή το ποσοστιαίο σφάλμα. Ένας αποτελεσματικός αλγόριθμος για να επιλεγούν οι βέλτιστες τιμές των συντελεστών εξομάλυνσης επιπέδου και τάσης και της παραμέτρου διόρθωσης της τάσης είναι ο ακόλουθος: αρχικά υπολογίζουμε την τιμή του σφάλματος για είκοσι συνδυασμούς $\{h_1=0.33 \text{ ή } h_1=0.67\}$ και $\{h_1=0.33 \text{ ή } h_2=0.67\}$ και $\{\varphi=0.33 \text{ ή } \varphi=0.67 \text{ ή } \varphi=1.00 \text{ ή } \varphi=1.33 \text{ ή } \varphi=1.67\}$ επιλέγοντας τον καλύτερο. Έπειτα υπολογίζεται το σφάλμα για το διάστημα τιμών ± 0.17 γύρω από τα βέλτιστα h_1 , h_2 και φ που έχουμε επιλέξει. Και πάλι επιλέγεται ο βέλτιστος συνδυασμός h_1 , h_2 και φ . Αυτή η διαδικασία εκτελείται επαναληπτικά μέχρι το σημείο που η μεταβολή του σφάλματος γίνει μικρότερη από 1%, μειώνοντας σταδιακά και τα αντίστοιχα διαστήματα (σε ± 0.08 , ± 0.04 , ± 0.02 , ± 0.015 , ± 0.0005 κ.ο.κ.).

Αρκετές φορές οι προβλέψεις που προκύπτουν από το μοντέλο μη γραμμικής τάσης είναι σχεδόν ίδιες με αυτές του μοντέλου απλής εκθετικής εξομάλυνσης ή του μοντέλου γραμμικής τάσης. Για παράδειγμα αν στα δεδομένα μας δεν υπάρχει τάση και εφαρμόσουμε σε αυτά 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 μηδέν. Και πραγματικά αν θέσουμε $\varphi=0$ στις εξισώσεις που περιγράφουν το μοντέλο μη γραμμικής τάσης, προκύπτει το μοντέλο σταθερού επιπέδου συνεπώς οι προβλέψεις είναι ακριβώς οι ίδιες.

Από την παραπάνω διαπίστωση καταλαβαίνουμε ότι μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε 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 αντιστοίχιση σε ένα από τα παρακάτω μοντέλα εξομάλυνσης:

- $\varphi=0$, σταθερό επίπεδο
- $\varphi<1$, φθίνουσα τάση
- $\varphi=1$, γραμμική τάση
- $\varphi>1$, εκθετική τάση.

Η χρησιμοποίηση μοντέλου εκθετικής τάσης σε ένα αυτόματο σύστημα πρόβλεψης εγκυμονεί κινδύνους. Έτσι το μοντέλο αυτό μπορεί να αποκλειστεί περιορίζοντας το πεδίο τιμών της παραμέτρου διόρθωσης της τάσης ϕ στο διάστημα $[0, 1]$ και ο προαναφερθείς αλγόριθμος αρχικοποίησης των συντελεστών θα εξετάσει αρχικά για την παράμετρο ϕ μόνο τις τιμές 0.33 και 0.67.

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.

3.6.2 Απλοϊκή Μέθοδος (Naive)

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

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

3.7 Διαγωνισμοί Προβλέψεων

3.7.1 Σκοπός των Διαγωνισμών Πρόβλεψης

Όπως γνωρίζουμε το αυξημένο ενδιαφέρον για την επιστήμη της πρόβλεψης έχει οδηγήσει στην επινόηση και ανάπτυξη πολλών νέων μεθόδων πρόβλεψης. Έτσι σήμερα οι γνωστές και διαθέσιμες μέθοδοι προβλέψεων είναι πάρα πολλές και η επιλογή μιας μεθόδου για κάποια συγκεκριμένη γενική ή ειδική εφαρμογή είναι πολύ δύσκολη. Αυτός είναι και ο λόγος για τον οποίο διοργανώνονται οι διαγωνισμοί πρόβλεψης. Το ζητούμενο από αυτούς τους διαγωνισμούς είναι η αναζήτηση των πλεονεκτημάτων και των μειονεκτημάτων κάθε

διαγωνιζόμενης μεθόδου. Έτσι θα μπορούμε να γνωρίζουμε αν μια συγκεκριμένη μέθοδος είναι κατάλληλη για την εφαρμογή που θέλουμε να υλοποιήσουμε.

Η επιλογή της κατάλληλης μεθόδου είναι σημαντική τόσο σε θεωρητικό όσο και σε πρακτικό επίπεδο γιατί σε πάρα πολλές περιπτώσεις μια μικρή βελτίωση στην ακρίβεια των προβλέψεων οδηγεί σε σημαντική εξοικονόμηση χρόνου, χώρου και κυρίως χρημάτων.

Αρχικός λοιπόν σκοπός των διαγωνισμών πρόβλεψης είναι ο εντοπισμός των πλεονεκτημάτων και μειονεκτημάτων κάθε υφισταμένης μεθόδου σε ένα σύνολο από δεδομένα. Αυτό λοιπόν που θα πρέπει να προσέξουμε είναι ότι δεν αναζητούμε μια μέθοδο πρόβλεψης η οποία θα υπερτερεί καθολικά των άλλων. Μια τέτοια μέθοδος είναι δύσκολο να υπάρξει όπως δεν υπάρχει πχ. κάποιο αυτοκίνητο που να είναι καθολικά καλύτερο από όλα τα υπόλοιπα (δηλαδή να συμπεριφέρεται καλύτερα από όλα τα υπόλοιπα σε οποιεσδήποτε συνθήκες). Τα αυτοκίνητα διαφέρουν μεταξύ τους, το καθένα έχει τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματά του και επιλέγεται για να χρησιμοποιείται από κάποιον ανάλογα με τις ανάγκες τις οποίες πρέπει να εξυπηρετήσει. Αντίστοιχα, στους διαγωνισμούς πρόβλεψης δεν ανακηρύσσουμε «νικητές» και «ηττημένους» αλλά αναζητούμε τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα των μεθόδων πρόβλεψης και την πληροφορία και την γνώση που εξάγεται από αυτήν την σύγκριση ώστε αναλόγως των εκάστοτε αναγκών και απαιτήσεων να επιλέγεται η πιο κατάλληλη μέθοδος.

Άλλος ένας σκοπός των διαγωνισμών πρόβλεψης είναι η επιβεβαίωση και η πιστοποίηση των αποτελεσμάτων και των συμπερασμάτων που έχουν εξαχθεί από τους παλαιότερους διαγωνισμούς. Η επιβεβαίωση αυτή έχει μεγάλη σημασία γιατί αν από τα πειράματα αποδειχθεί ότι τα θεωρητικά και πρακτικά αποτελέσματα δεν συμφωνούν μεταξύ τους, τότε ή οι αντίστοιχες θεωρίες είναι λανθασμένες δηλαδή δεν εξασφαλίζουν τις σωστές προϋποθέσεις έτσι ώστε να ισχύουν τα αντίστοιχα συμπεράσματα ή τα πειράματα έχουν διεξαχθεί με δεδομένα που δεν πληρούν τις προϋποθέσεις της αντίστοιχης θεωρίας.

3.7.2 Γενικές Παρατηρήσεις για τους Διαγωνισμούς

3.7.2.1 Επίδραση του τύπου των Χρονοσειρών

Η σχετική ακρίβεια στις προβλέψεις διαφόρων μεθόδων επηρεάζεται άμεσα τόσο από την χρονική απόσταση των παρατηρήσεων δηλαδή τις περιόδους παρατηρήσεων σε ένα ημερολογιακό έτος (μηνιαίες, τριμηνιαίες, ετήσιες, εβδομαδιαίες, ημερήσιες ή ακόμα και τυχαίες χρονικά παρατηρήσεις) όσο και από το είδος των χρονοσειρών (βιομηχανικές, δημογραφικές, μακροοικονομικές, μικροοικονομικές ή διαφόρων ειδών) καθώς και από την παρουσία ή όχι εποχιακότητας σε αυτές. Για παράδειγμα,

κάποιες μέθοδοι μπορεί να συμπεριφέρονται πολύ καλά για μηνιαία δεδομένα, ενώ στα ετήσια και στα τριμηνιαία δεδομένα να μην είναι και τόσο αποτελεσματικές.

Εξαιτίας του αποτελέσματος αυτού οι συγκρίσεις των δεικτών επίδοσης στους διαγωνισμούς προβλέψεων γίνεται ανά κατηγορία χρονοσειρών ώστε να αναδειχθεί η μέθοδος που υπερτερεί σε μια συγκεκριμένη κατηγορία.

Οι παράγοντες οι οποίοι φαίνεται ότι επηρεάζουν την ακρίβεια των προβλέψεων είναι η τάση, η εποχιακότητα και η τυχαιότητα που υπάρχουν στα δεδομένα των χρονοσειρών. Πιστεύεται ότι όσο πιο μεγάλη είναι η τυχαιότητα στα δεδομένα, τόσο λιγότερη σημασία έχει η χρήση στατιστικά πολύπλοκων μεθόδων.

Είναι λοιπόν αναμενόμενο ότι οι μέθοδοι προβλέψεων που δεν λαμβάνουν την τάση υπόψη τους δεν συμπεριφέρονται καλά σε σχέση με τις άλλες μεθόδους που την λαμβάνουν σε δεδομένα χρονοσειρών που παρουσιάζουν σημαντική τάση όπως είναι τα ετήσια δεδομένα.

3.7.2.2 Επίδραση του Ορίζοντα Πρόβλεψης

Η σχετική ακρίβεια στις προβλέψεις διαφόρων μεθόδων επηρεάζεται άμεσα από τον ορίζοντα πρόβλεψης. Παρατηρείται λοιπόν το φαινόμενο άλλες μέθοδοι να υπερτερούν στις βραχυπρόθεσμες, άλλες στις μεσοπρόθεσμες και άλλες στις μακροπρόθεσμες προβλέψεις. Λόγω αυτού του γεγονότος οι συγκρίσεις των διαφόρων μεθόδων γίνονται ανά ορίζοντα πρόβλεψης ή ανά ένα σύνολο οριζόντων που αντιπροσωπεύουν τις βραχυπρόθεσμες, μεσοπρόθεσμες και μακροπρόθεσμες παραχθείσες προβλέψεις.

Συνήθως για μικρό ορίζοντα πρόβλεψης (μία και δύο περιόδους μπροστά) στατιστικά και συναρτησιακά απλές μέθοδοι (που λαμβάνουν πιο πολύ υπόψη τους τις τελευταίες παρατηρήσεις) έχουν καλύτερες επιδόσεις ενώ όσο πιο πολύ μεγαλώνει ο ορίζοντας πρόβλεψης οι στατιστικά πολύπλοκες μέθοδοι είναι πιο αποδοτικές από τις απλές μεθόδους. Η εξήγηση είναι απλή αφού στις περισσότερες περιπτώσεις, για μικρό ορίζοντα πρόβλεψης οι τιμές των χρονοσειρών δεν παρουσιάζουν μεγάλες διαφορές από τις τελευταίες παρατηρήσεις.

3.7.2.3 Επίδραση της Εποχιακότητας

Η σχετική ακρίβεια στις προβλέψεις διαφόρων μεθόδων επηρεάζεται άμεσα από το αν η υπό εξέταση χρονοσειρά είναι εποχιακή ή όχι. Οι δείκτες επίδοσης των χρονοσειρών που δεν παρουσιάζουν εποχιακότητα (ή επειδή είναι από την φύση τους μη εποχιακές όπως τα ετήσια δεδομένα ή επειδή έχουν πρώτα αποεποχικοποιηθεί) είναι σε όλες τις περιπτώσεις

πολύ καλύτεροι από τους αντίστοιχους δείκτες δεδομένων που παρουσιάζουν εποχιακότητα. Για αυτόν τον λόγο σε όλους τους διαγωνισμούς προβλέψεων πριν την εφαρμογή των διαφόρων μεθόδων στα δεδομένα γίνεται πρώτα ένας έλεγχος της εποχιακότητας και αναλόγως του αποτελέσματος είτε εφαρμόζουμε απευθείας τις μεθόδους στα δεδομένα μας είτε αποεποχικοποιούμε τα δεδομένα με κάποια από τις πολλές μεθόδους αποεποχικοποίησης που υπάρχουν και προχωρούμε στην συνέχεια στην παραγωγή προβλέψεων και υπολογισμό των δεικτών σφάλματος. Συνήθως χρησιμοποιούμε σε όλες τις περιπτώσεις την ίδια μέθοδο αποεποχικοποίησης ώστε να μην επηρεαστούν τα αποτελέσματα από το ποια μέθοδο αποεποχικοποίησης χρησιμοποιεί το κάθε μοντέλο. Εναλλακτικά μπορούμε βέβαια να εφαρμόσουμε μια μέθοδο αποεποχικοποίησης σε όλα τα δεδομένα μας θεωρώντας όλες τις χρονοσειρές που χρησιμοποιούμε ως εποχιακές.

3.7.2.4 Συνδυασμός Προβλέψεων

Ο συνδυασμός προβλέψεων μπορεί να χρησιμοποιηθεί επικερδώς για να μειώσουμε τους δείκτες σφάλματος υπολογίζοντας απλώς τον μέσο όρο των προβλέψεων μερικών μεθόδων. Άλλες μέθοδοι προβλέψεων συνδυάζουν τα αποτελέσματα (προβλέψεις) που προκύπτουν με διαφορετικά βάρη σε κάθε ξεχωριστή μέθοδο.

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

3.7.3 Ο Διαγωνισμός M3

Ο διαγωνισμός M3 διεξήχθη κατά την χρονική περίοδο 1998-1999 και είναι ο τελευταίος μεγάλος διαγωνισμός πρόβλεψης που διοργανώθηκε. Η κύρια διαφορά μεταξύ του παρόντος και των προηγούμενων διαγωνισμών (M1) εντοπίζονται βασικά στο σύνολο των χρονοσειρών που χρησιμοποιούνται στον καθένα από αυτούς και δευτερευόντως σε κάποιες καινούργιες μεθόδους που διαγωνίστηκαν στον διαγωνισμό M3. Το σύνολο των δεδομένων αποτελείται από 3003 χρονοσειρές διαφόρων τύπων και κατηγοριών δεδομένων και οι μέθοδοι που διαγωνίζονται είναι μεν ισάριθμες αλλά διαφορετικές καθώς νέες μέθοδοι πρόβλεψης έχουν μοντελοποιηθεί κατά το χρονικό διάστημα μεταξύ του παρόντος και των προηγούμενων διαγωνισμών. Οι χρονοσειρές μπορούσαν να ομαδοποιηθούν με βάση την χρονική απόσταση των παρατηρήσεων δηλαδή τις περιόδους παρατηρήσεων σε ένα ημερολογιακό έτος (μηνιαίες, τριμηνιαίες, ετήσιες, τυχαίες), με βάση το είδος των

χρονοσειρών (βιομηχανικές, οικονομικές, δημογραφικές, μακροοικονομικές, μικροοικονομικές και διάφορες) και με βάση την παρουσία ή όχι εποχιακότητας. Το ζητούμενο σε αυτόν τον διαγωνισμό ήταν η συγκριτική επίδοση και αξιολόγηση 24 διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης για διάφορους ορίζοντες πρόβλεψης και η εξαγωγή συμπερασμάτων για αυτές τις μεθόδους.

3.7.3.1 Βασικά Συμπεράσματα του M3 Διαγωνισμού

Σε γενικές γραμμές τα συμπεράσματα και τα αποτελέσματα των διαγωνισμών πρόβλεψης μπορούν να γενικευτούν εφόσον χρησιμοποιείται ένα πολύ μεγάλο πλήθος χρονοσειρών από όλο το φάσμα της οικονομικής δραστηριότητας, ένας μεγάλος αριθμός μεθόδων πρόβλεψης και πολλοί δείκτες σφάλματος.

Τα βασικά συμπεράσματα που εξήχθησαν από τον διαγωνισμό M3 είναι τα ακόλουθα (Makridakis & Hibon 2000, 458-459). Τα αποτελέσματα αυτά προέκυψαν από την ανάλυση των δεδομένων με περιγραφική στατιστική μεθοδολογία:

5. Οι στατιστικά πολύπλοκες και σύνθετες μέθοδοι δεν είναι απαραίτητο να παράγουν ακριβέστερες προβλέψεις (να προκύπτουν δηλαδή μικρότεροι δείκτες σφάλματος) από τις απλούστερες μεθόδους.
6. Ο δείκτης επίδοσης των διαφόρων μεθόδων που χρησιμοποιούνται μεταβάλλεται αναλόγως του δείκτη σφάλματος που χρησιμοποιούμε για να ελέγξουμε την ακρίβεια των προβλέψεων.
7. Η ακρίβεια του συνδυασμού διαφόρων μεθόδων είναι μεγαλύτερη σε γενικές γραμμές σε σχέση με την ακρίβεια της καθεμιάς ξεχωριστής μεθόδου που χρησιμοποιήθηκε στον συνδυασμό και αρκετά καλή συγκρινόμενη με την ακρίβεια άλλων μεθόδων.
8. Ο δείκτης επίδοσης των χρησιμοποιούμενων μεθόδων εξαρτάται κάθε φορά από το μήκος του ορίζοντα πρόβλεψης.

4

Η έρευνα

4.1 Περιγραφή της έρευνας

Η διπλωματική αυτή βασίστηκε στο μεγαλύτερο ποσοστό της στην υλοποίηση μιας έρευνας που θα μας οδηγούσε σε κάποια συμπεράσματα όσον αφορά την ικανότητα των φοιτητών να προβλέψουν την τάση μιας χρονοσειράς τραβώντας απλά μια γραμμή με το χέρι. Στην έρευνα συμμετείχαν 60 προπτυχιακοί φοιτητές του Εθνικού Μετσοβίου Πολυτεχνείου της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών που παρακολουθούσαν το κατ' επιλογήν μάθημα του 8^{ου} εξαμήνου «Τεχνικές Προβλέψεων».

Η τάση αποτελεί ένα από τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά μιας χρονοσειράς και βοηθάει στην εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων για αυτήν. Χρησιμοποιείται από ένα μεγάλο αριθμό μεθόδων πρόβλεψης όπως οι μέθοδοι παλινδρόμησης, εκθετικής εξομάλυνσης και αποσύνθεσης. Συχνά η απλή γραμμική παλινδρόμηση αποτελεί μια καλή μέθοδο πρόβλεψης για ορίζοντες από δύο και περισσότερα χρόνια. Το ερώτημα που προσπαθήσαμε να διαλευκάνουμε είναι το κατά πόσο ο άνθρωπος μπορεί να εξαγάγει αποτελεσματικά την γραμμή της τάσης από μια δοθείσα χρονοσειρά τραβώντας απλά μια γραμμή με το χέρι. Τα αποτελέσματα των προβλέψεων που πραγματοποίησαν οι φοιτητές συγκρίθηκαν στη συνέχεια ως προς την ακρίβεια τους με προβλέψεις που έδωσαν τρεις από τις πιο διαδεδομένες μεθόδους πρόβλεψης: η γραμμική παλινδρόμηση, η μέθοδος Holt και η μέθοδος Naïve, καθώς και με συνδυασμό στατιστικών και κριτικών μεθόδων.

Στα πλαίσια της έρευνας δόθηκαν στους φοιτητές 15 πραγματικές ετήσιες χρονοσειρές από τον διαγωνισμό M3. Οι φοιτητές δεν είχαν καμία επιπλέον γνώση ως προς το είδος ή την προέλευση των δεδομένων. Προτιμήθηκαν ετήσιες χρονοσειρές ώστε να αποφευχθεί η ταυτόχρονη εκτίμηση της εποχικότητας που ήταν κάτι που δεν μας ενδιέφερε στη συγκεκριμένη έρευνα. Οι φοιτητές είχαν παρακολουθήσει το μάθημα «Τεχνικές Προβλέψεων» οπότε είχαν τις βασικές γνώσεις που διέπουν την έννοια της χρονοσειράς και της πρόβλεψης αλλά δεν μπορούν να θεωρηθούν «ειδικοί» (experts). Η κάθε μια χρονοσειρά δόθηκε σε ένα απλό μιλιμετρέ χαρτί το οποίο στη συνέχεια συμπλήρωσαν οι φοιτητές με την δική τους εκτίμηση. Η έρευνα αποτελείτο από πέντε φάσεις:

ΦΑΣΗ ΠΡΩΤΗ:

Στην πρώτη φάση οι φοιτητές έκαναν μια εκτίμηση της τάσης της χρονοσειράς για τις επόμενες 6 περιόδους. Οι τιμές της χρονοσειράς για τις περιόδους αυτές ήταν γνωστές σε εμάς αλλά «κρυμμένες» από τους φοιτητές. Οι φοιτητές θα έπρεπε να πραγματοποιήσουν την πρόβλεψη τους τραβώντας μια γραμμή με «ελεύθερο» χέρι - μονοκονδυλιά, ευθεία είτε καμπύλη.

ΦΑΣΗ ΔΕΥΤΕΡΗ:

Στη δεύτερη φάση, οι φοιτητές έδιναν την πρόβλεψη τους για τις ίδιες χρονοσειρές σε διαφορετική σειρά και για τις επόμενες 6 περιόδους αλλά αυτή τη φορά με τη βοήθεια ενός χάρακα.

ΦΑΣΗ ΤΡΙΤΗ:

Στην τρίτη φάση, οι φοιτητές έδιναν την πρόβλεψη τους για τις ίδιες χρονοσειρές σε διαφορετική σειρά και για τις επόμενες 6 περιόδους είτε τραβώντας μια γραμμή με «ελεύθερο» χέρι είτε με την χρήση του χάρακα (ανάλογα με το τι προτιμούσαν οι ίδιοι). Αυτή τη φορά όμως πάνω στο χαρτί που τους δόθηκε υπήρχε επιπλέον η γραμμή τάσης της γραμμικής παλινδρόμησης. Οι φοιτητές μπορούσαν να επιλέξουν αν δέχονταν την γραμμική παλινδρόμηση ή να πραγματοποιήσουν την δική τους εκτίμηση χρησιμοποιώντας την ως μια επιπλέον πληροφορία.

ΦΑΣΗ ΤΕΤΑΡΤΗ:

Στην τέταρτη φάση, πάνω στο χαρτί υπήρχε τόσο η γραμμή της γραμμικής παλινδρόμησης όσο και η πρόβλεψη της μεθόδου Holt (πάλι για τις επόμενες 6 περιόδους). Οι φοιτητές καλούνταν να εκτιμήσουν την τάση της χρονοσειράς είτε με «ελεύθερο» χέρι είτε

με τον χάρακα λαμβάνοντας υπόψη εάν επιθυμούσαν αυτά τα επιπλέον στοιχεία. Τους δόθηκε, επίσης, διευκρίνιση ότι η μέθοδος Holt παράγει σε γενικές γραμμές καλύτερες βραχυπρόθεσμες προβλέψεις ενώ αντίθετα η γραμμική παλινδρόμηση καλύτερες μακροπρόθεσμες προβλέψεις.

ΦΑΣΗ ΠΕΜΠΤΗ:

Στην πέμπτη φάση του πειράματος, ζητήθηκε από τους φοιτητές να παράγουν προβλέψεις για τις επόμενες δέκα περιόδους είτε με «ελεύθερο» χέρι είτε με χάρακα κατά βούληση.

Στη συνέχεια παρουσιάζονται οι 15 χρονοσειρές που χρησιμοποιήθηκαν με τη μορφή που δόθηκαν για τις φάσεις 1 έως 4. Από την χρονολογία 1988 και μετά (έξι τελευταίες περίοδοι) η χρονοσειρά ήταν «κρυφή» στους φοιτητές, το οποίο υποδεικνύεται με μια κάθετη μαύρη γραμμή. Στην πέμπτη φάση του πειράματος χρησιμοποιούνται οι ίδιες ακριβώς χρονοσειρές με την διαφορά ότι οι φοιτητές δεν γνωρίζουν τις δέκα τελευταίες περιόδους. Όπως αναφέρθηκε παραπάνω οι χρονοσειρές αυτές είναι χρονοσειρές που έχουν χρησιμοποιηθεί στον M3 παγκόσμιο διαγωνισμό προβλέψεων, ετήσιες χωρίς εποχικότητα. Στον Πίνακα 4.1 δίνονται πληροφορίες για τις εν λόγω χρονοσειρές καθώς και η κωδικοποίηση τους κατά τον M3 διαγωνισμό.

Προσοχή δόθηκε στην διαφορετικότητα των επιλεγμένων χρονοσειρών. Επιλέχθηκαν χρονοσειρές με σχετικά ομαλή συνέχεια καθώς και άλλες με απότομες αυξητικές ή μειωτικές αλλαγές.

ΟΙ ΔΕΚΑΠΕΝΤΕ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΕΣ ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΗΘΗΚΑΝ

Πίνακας 4.1: Κωδικοποίηση και χαρακτηριστικά των χρονοσειρών που χρησιμοποιήθηκαν

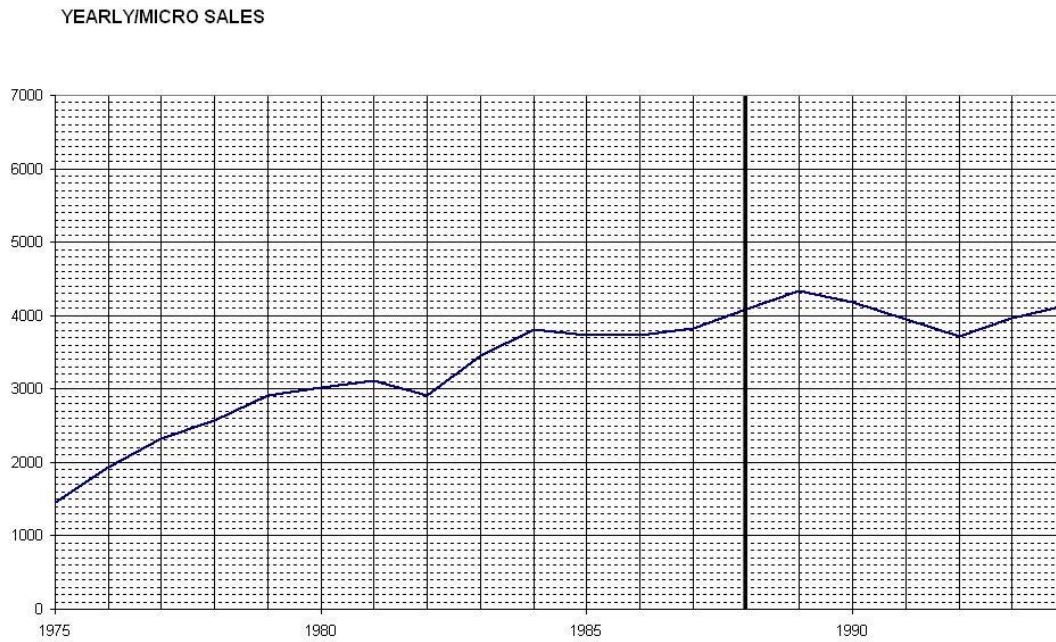
Όνομα Χρονοσειράς	Σχόλιο	Αριθμός Παρ/σεων	Εποχια-κότητα	Αριθμός Περιόδων στο Έτος	Έτος 1 ^{ης} Παρ/σης
N0002YB002	YEARLY/MICRO SALES (CODE=AN)	20	1	1	1975
N0004YB004	YEARLY/MICRO SALES (CODE=BHI)	20	1	1	1975
N0006YB006	YEARLY/MICRO SALES (CODE=BCC)	20	1	1	1975
N0018YB018	YEARLY/MICRO SALES (CODE=TDY)	20	1	1	1975
N0023YB023	YEARLY/MICRO SALES (CODE=WMB)	20	1	1	1975
N0034YB034	YEARLY/MICRO SALES (CODE=ASH)	20	1	1	1975
N0047YB047	YEARLY/MICRO SALES (CODE=BNL)	20	1	1	1975
N0054YB054	YEARLY/MICRO SALES (CODE=CLX)	20	1	1	1975
N0055YB055	YEARLY/MICRO SALES (CODE=CG)	20	1	1	1975
N0060YB060	YEARLY/MICRO SALES (CODE=CR)	20	1	1	1975
N0074YB074	YEARLY/MICRO ASSETS (CODE=FLR)	20	1	1	1975
N0080YB080	YEARLY/MICRO COST OF GOODS (CODE=RAL)	20	1	1	1975
N0083YB083	YEARLY/MICRO COST OF GOODS (CODE=UCM)	20	1	1	1975
N0097YB097	YEARLY/MICRO EARNING ASSETS (CODE=ARC)	20	1	1	1975
N0098YB098	YEARLY/MICRO INVENTORIES (CODE=CHV)	20	1	1	1975



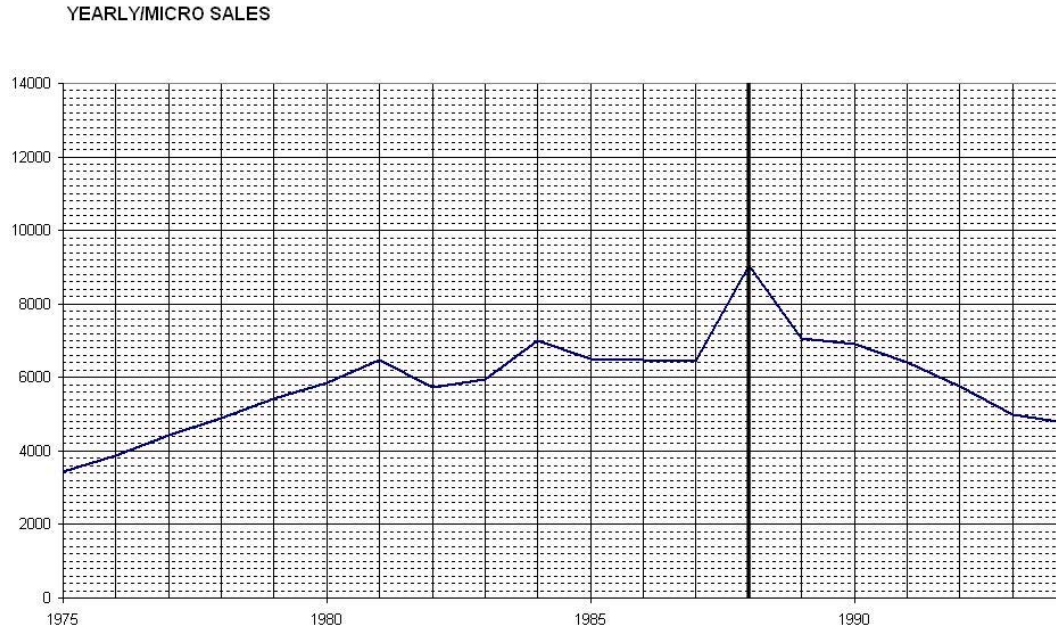
Εικόνα 4.1 Χρονοσειρά N0002YB002 (YEARLY/MICRO SALES (CODE=AN))



Εικόνα 4.2 Χρονοσειρά N0004YB004 (YEARLY/MICRO SALES (CODE=BHI))



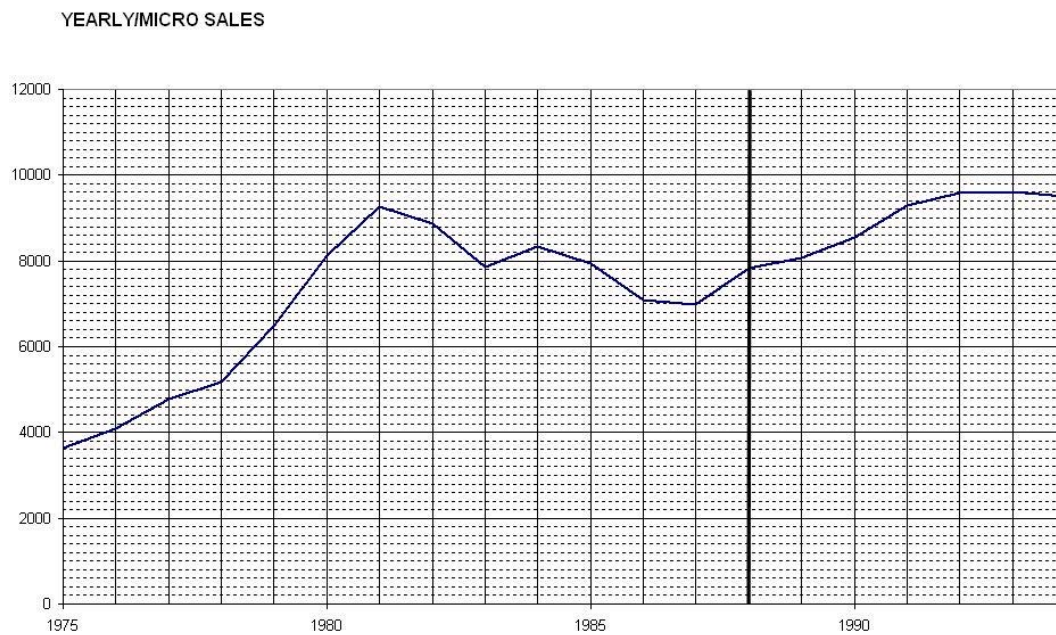
Εικόνα 4.3 Χρονοσειρά N0006YB006 (YEARLY/MICRO SALES (CODE=BCC))



Εικόνα 4.4 Χρονοσειρά N0018YB018 (YEARLY/MICRO SALES (CODE=TDY))



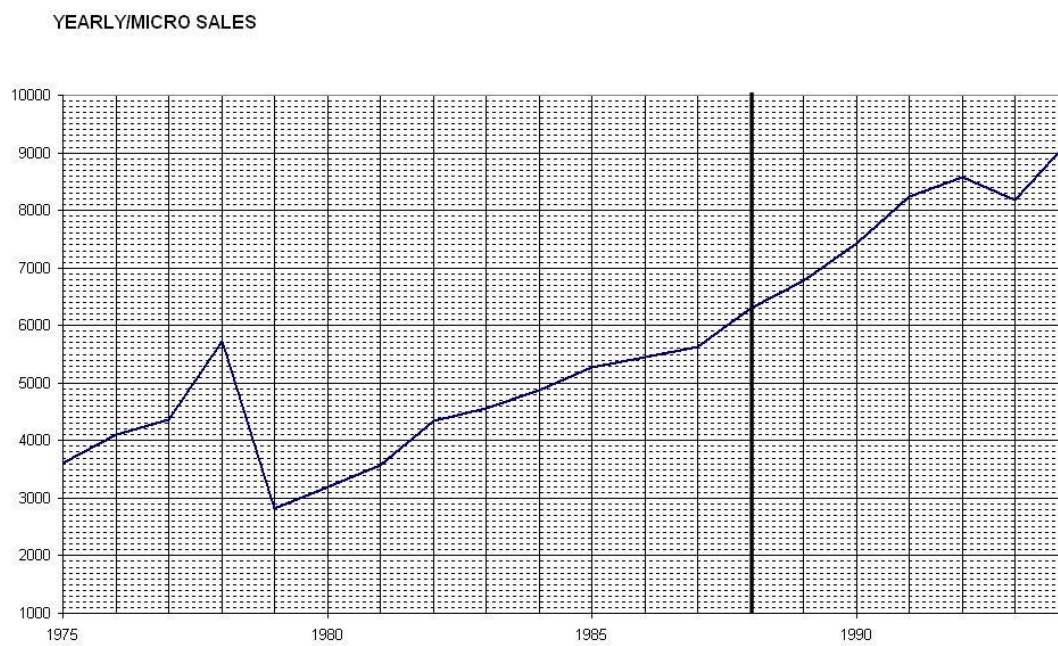
Εικόνα 4.5 Χρονοσειρά N0023YB023 (YEARLY/MICRO SALES (CODE=WMB))



Εικόνα 4.6 Χρονοσειρά N0034YB034 (YEARLY/MICRO SALES (CODE=ASH))



Εικόνα 4.7 Χρονοσειρά N0047YB047 (YEARLY/MICRO SALES (CODE=BNL))



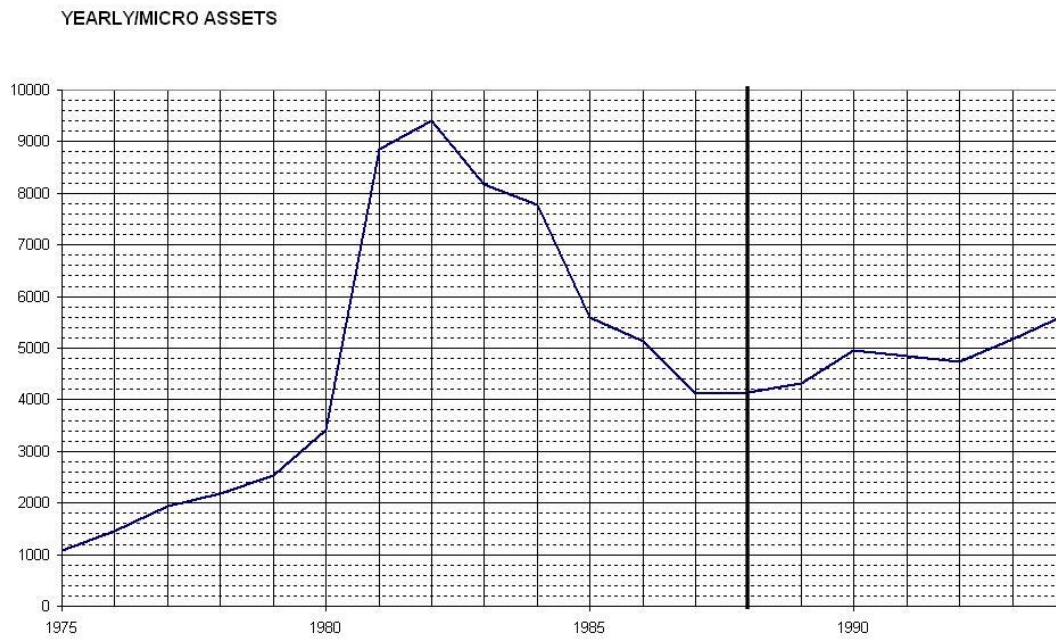
Εικόνα 4.8 Χρονοσειρά N0054YB054 (YEARLY/MICRO SALES (CODE=CLX))



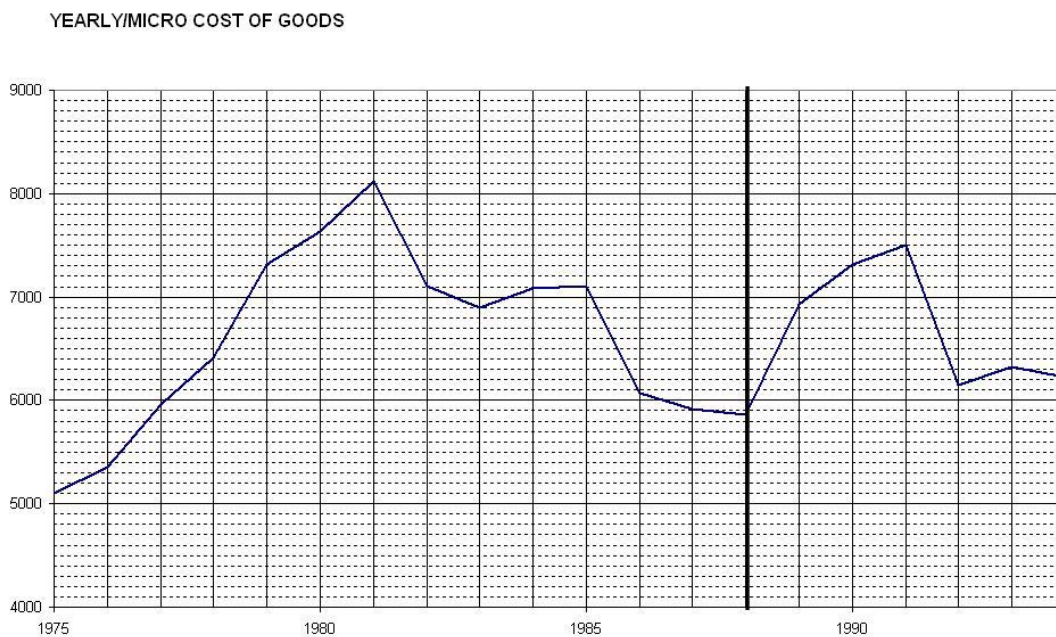
Εικόνα 4.9 Χρονοσειρά N0055YB055 (YEARLY/MICRO SALES (CODE=CG))



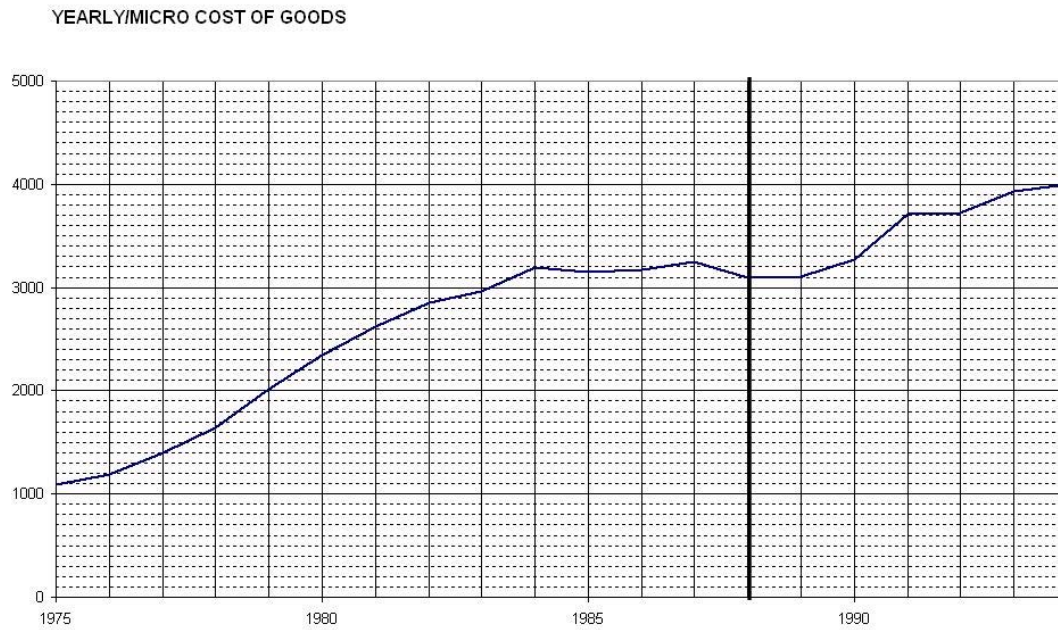
Εικόνα 4.10 Χρονοσειρά N0060YB060 (YEARLY/MICRO SALES (CODE=CR))



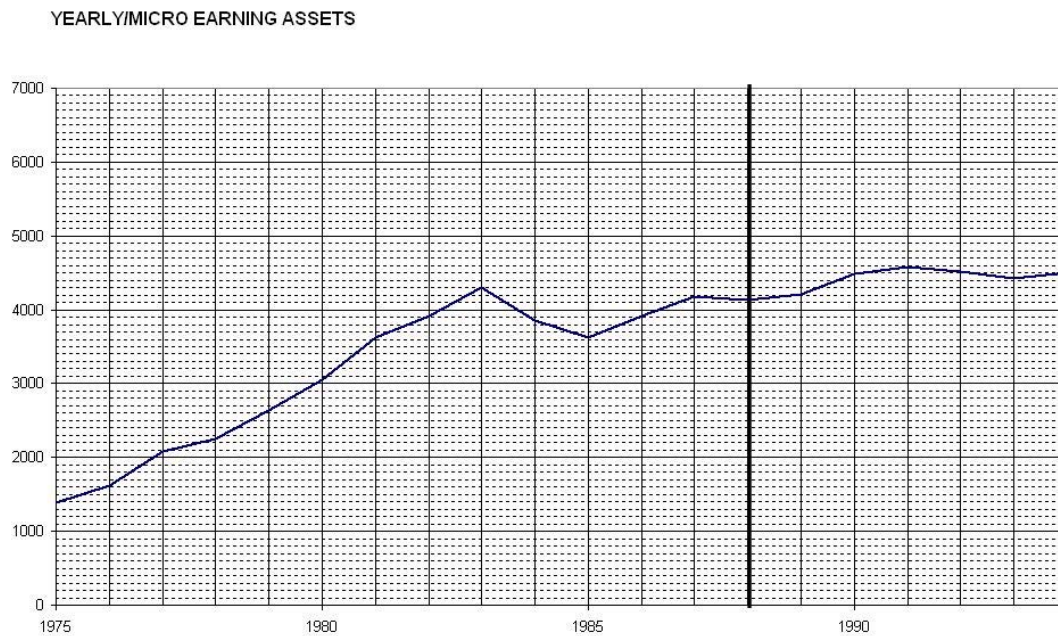
Εικόνα 4.11 Χρονοσειρά N0074YB074 (YEARLY/MICRO ASSETS (CODE=FLR))



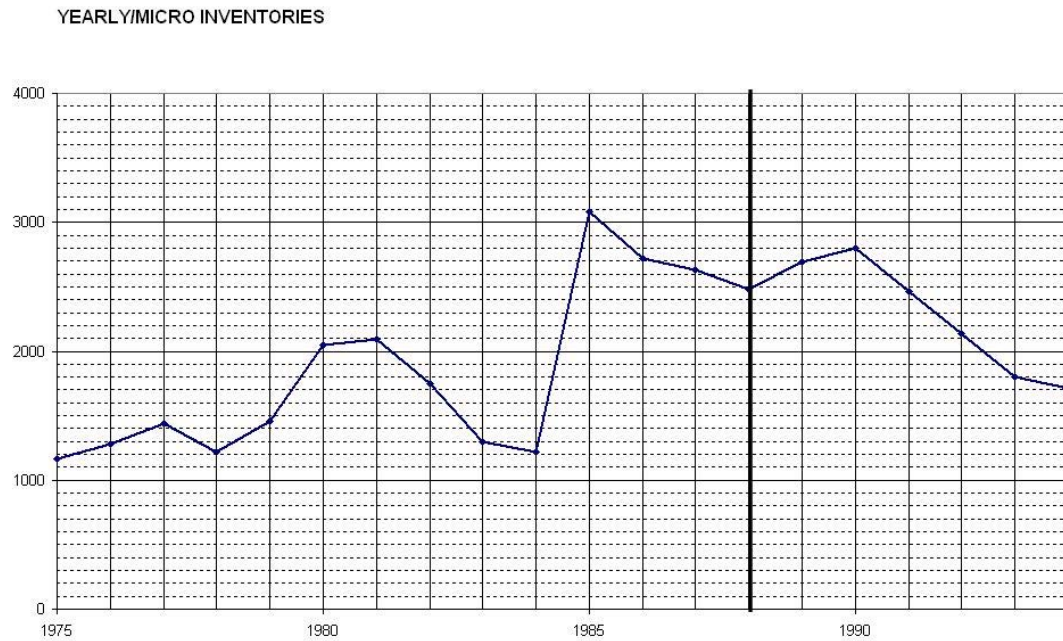
Εικόνα 4.12 Χρονοσειρά N0080YB080 (YEARLY/MICRO COST OF GOODS (CODE=RAL))



Εικόνα 4.13 Χρονοσειρά N0083YB083 (YEARLY/MICRO COST OF GOODS (CODE=UCM))

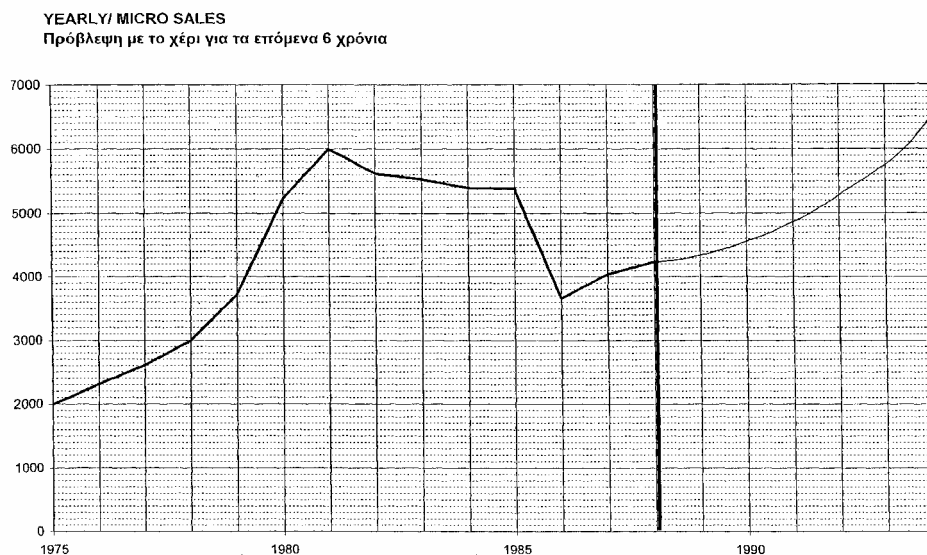


Εικόνα 4.14 Χρονοσειρά N0097YB097 (YEARLY/MICRO EARNING ASSETS (CODE=ARC))

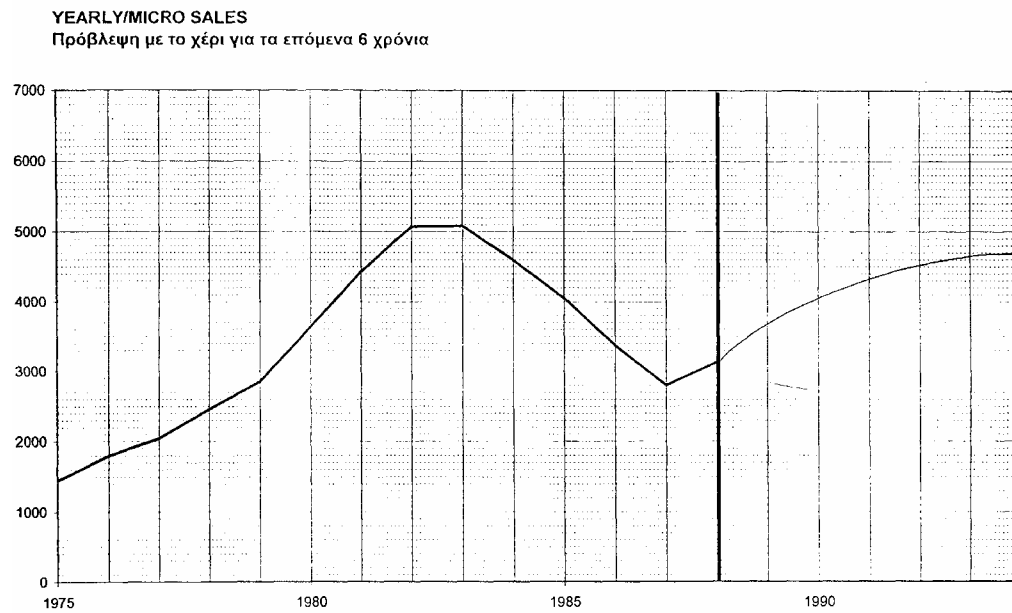


Εικόνα 4.15 Χρονοσειρά N0098YB098 (YEARLY/MICRO INVENTORIES (CODE=CVH))

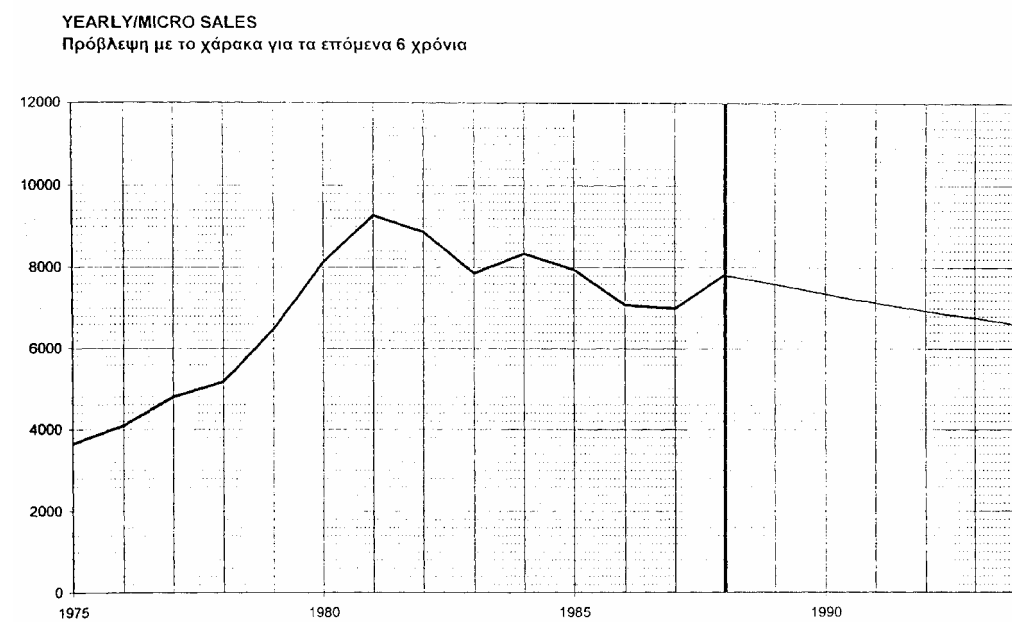
ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ ΦΟΙΤΗΤΩΝ



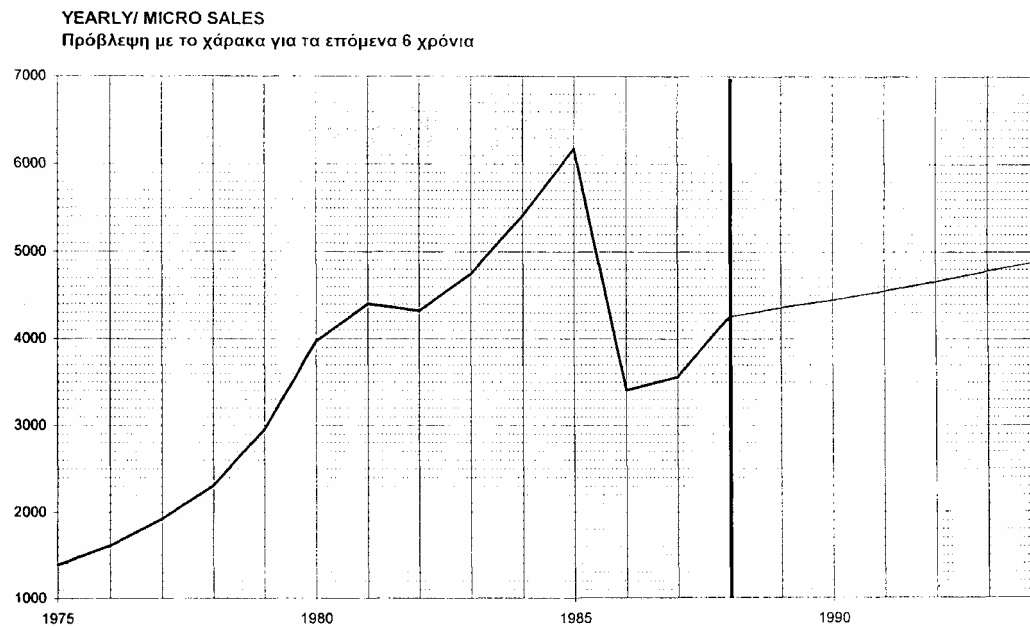
Εικόνα 4.16 Παράδειγμα πρόβλεψης φοιτητή, 1^η φάση



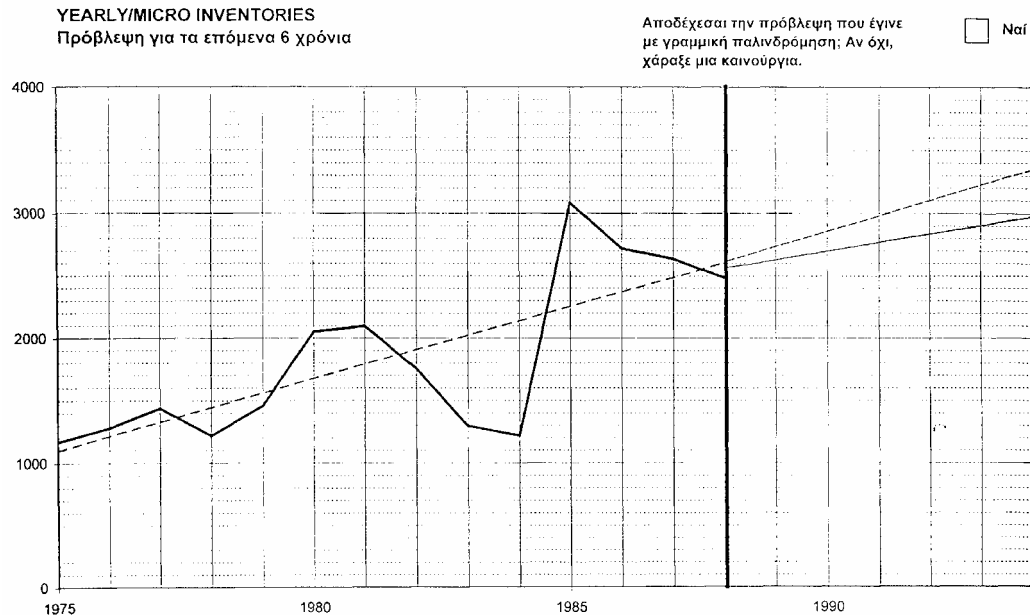
Εικόνα 4.17 Παράδειγμα πρόβλεψης φοιτητή, 1^η φάση



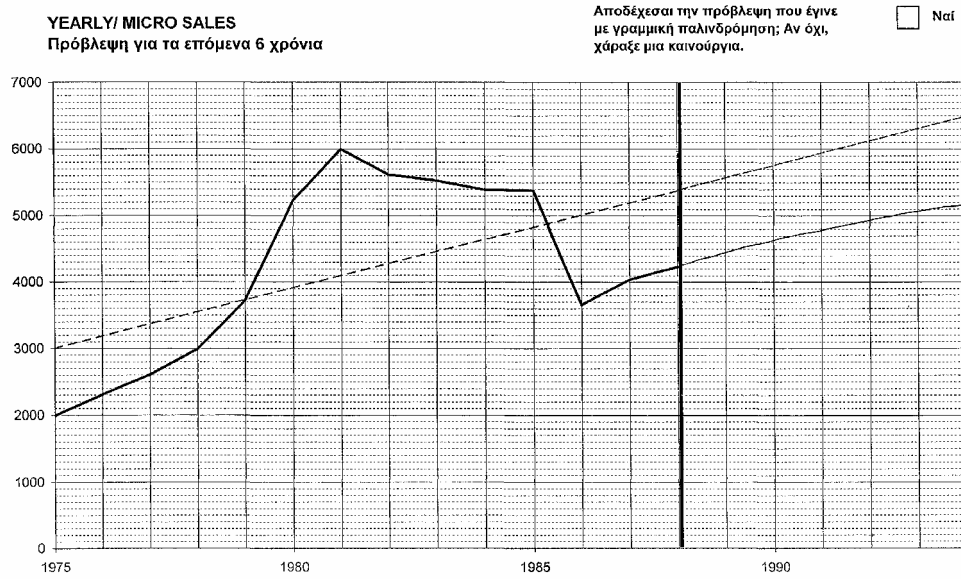
Εικόνα 4.18 Παράδειγμα πρόβλεψης φοιτητή, 2^η φάση



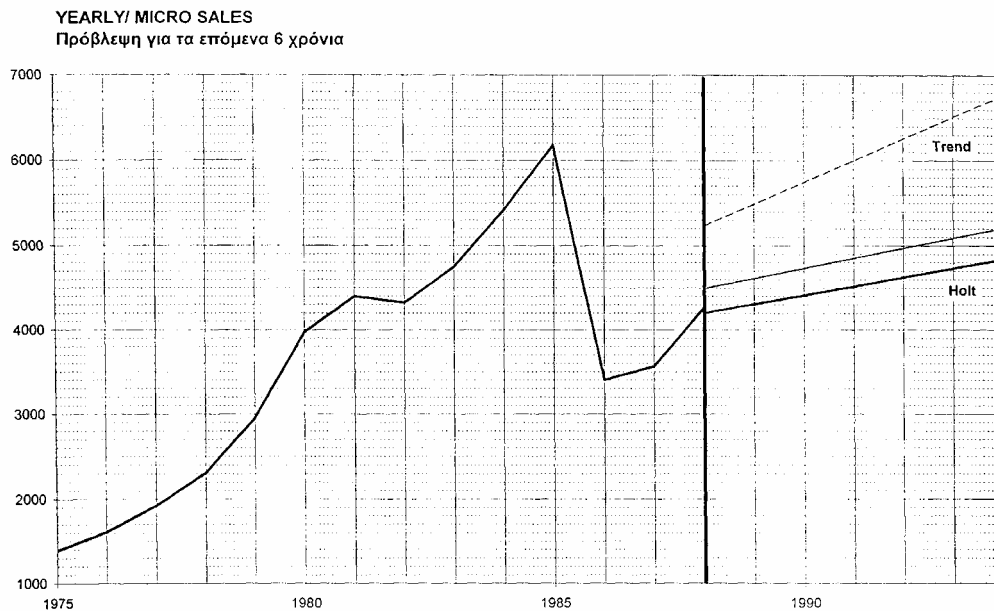
Εικόνα 4.19 Παράδειγμα πρόβλεψης φοιτητή, 2^η φάση



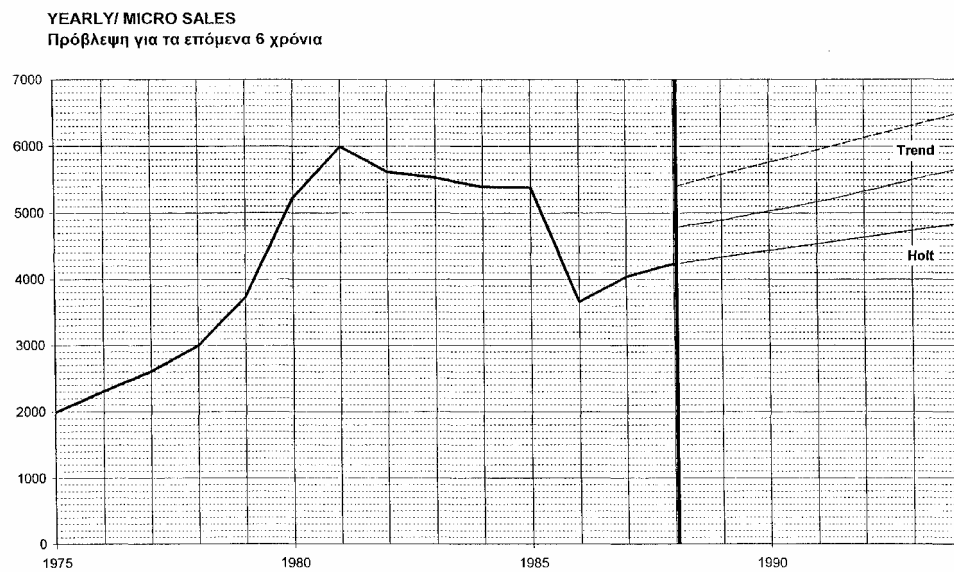
Εικόνα 4.20 Παράδειγμα πρόβλεψης φοιτητή, 3^η φάση



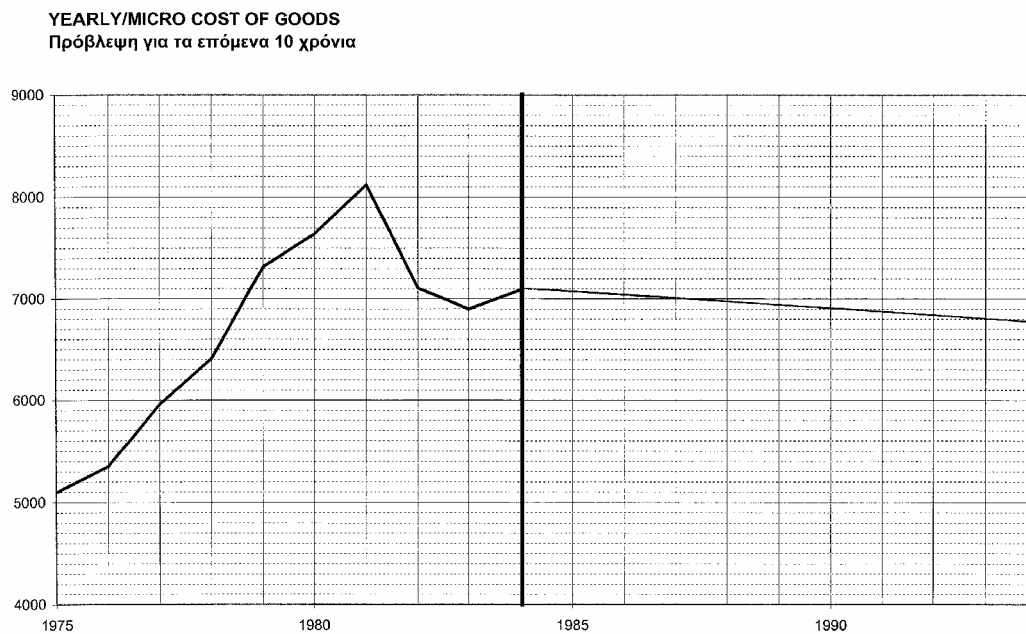
Εικόνα 4.21 Παράδειγμα πρόβλεψης φοιτητή, 3^η φάση



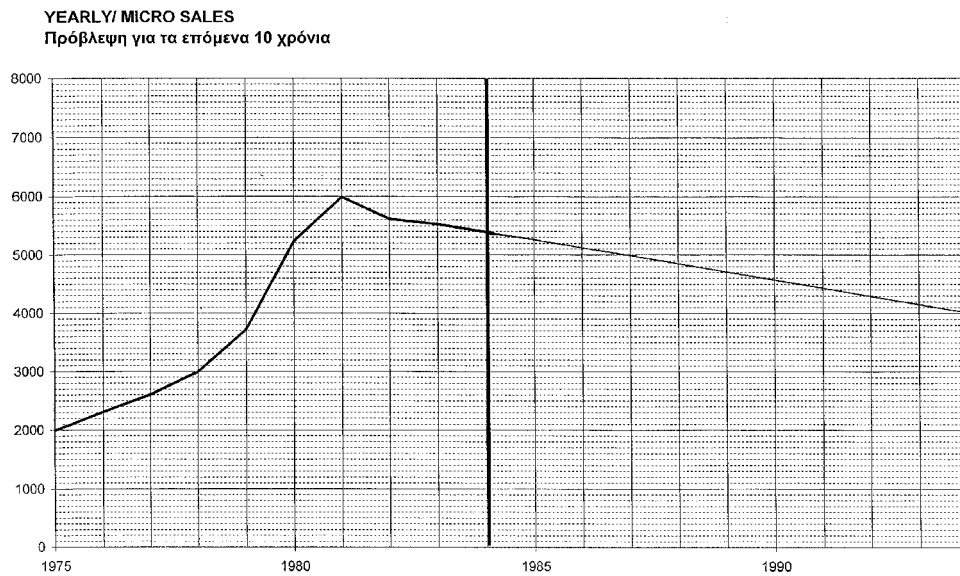
Εικόνα 4.22 Παράδειγμα πρόβλεψης φοιτητή, 4^η φάση



Εικόνα 4.23 Παράδειγμα πρόβλεψης φοιτητή, 4^η φάση



Εικόνα 4.24 Παράδειγμα πρόβλεψης φοιτητή, 5^η φάση



Εικόνα 4.25 Παράδειγμα πρόβλεψης φοιτητή, 5^η φάση

Μετά την περάτωση του πειράματος, οι προβλέψεις που δόθηκαν από τους φοιτητές συγκεντρώθηκαν και ταξινομήθηκαν. Ακολούθησε η δύσκολη εργασία της ψηφιοποίησης των δεδομένων. Αναλυτικά, δόθηκαν 6 προβλέψεις για 15 χρονοσειρές από 60 φοιτητές για τις φάσεις 1 έως 4 και 10 προβλέψεις για 15 χρονοσειρές από 60 φοιτητές για την φάση 5. Συνολικά, πρόκειται για 30.600 δεδομένα. Στα δεδομένα αυτά εφαρμόστηκαν 32 μέθοδοι πρόβλεψης (βλ. Πίνακα 4.2).

Πίνακας 4.2 Οι 32 μέθοδοι πρόβλεψης που εξετάστηκαν.

Ονομασία	Περιγραφή
AVG1	Μέσος όρος προβλέψεων φοιτητών για την φάση 1
AVG2	Μέσος όρος προβλέψεων φοιτητών για την φάση 2
AVG3	Μέσος όρος προβλέψεων φοιτητών για την φάση 3
AVG4	Μέσος όρος προβλέψεων φοιτητών για την φάση 4
Naïve	Μέθοδος Naïve
Holt	Μέθοδος Holt
Regression	Μέθοδος Γραμμικής Παλινδρόμησης
AVG1-AVG2	Μέσος όρος AVG1-AVG2
AVG1-AVG3	Μέσος όρος AVG1-AVG3
AVG1-AVG4	Μέσος όρος AVG1-AVG4
AVG1-Regression	Μέσος όρος AVG1-Regression
AVG1-Naïve	Μέσος όρος AVG1-Naïve
AVG1-Holt	Μέσος όρος AVG1-Holt
AVG2-AVG3	Μέσος όρος AVG2-AVG3
AVG2-AVG4	Μέσος όρος AVG2-AVG4
AVG2-Regression	Μέσος όρος AVG2-Regression
AVG2-Naïve	Μέσος όρος AVG2-Naïve
AVG2-Holt	Μέσος όρος AVG2-Holt
AVG3-AVG4	Μέσος όρος AVG3-AVG4
AVG3-Regression	Μέσος όρος AVG3-Regression
AVG3-Naïve	Μέσος όρος AVG3-Naïve
AVG3-Holt	Μέσος όρος AVG3-Holt
AVG4-Regression	Μέσος όρος AVG4-Regression
AVG4-Naïve	Μέσος όρος AVG4-Naïve
AVG4-Holt	Μέσος όρος AVG4-Holt
Holt-Regression	Μέσος όρος Holt-Regression
Holt-Naïve	Μέσος όρος Holt-Naïve
Naïve-Regression	Μέσος όρος Naïve-Regression
BEST1	Ο καλύτερος φοιτητής της φάσης 1
BEST2	Ο καλύτερος φοιτητής της φάσης 2
BEST3	Ο καλύτερος φοιτητής της φάσης 3
BEST4	Ο καλύτερος φοιτητής της φάσης 4

4.2 Δείκτες εκτίμησης της επίδοσης προβλέψεων

Μια μεγάλη και συχνά δυσνόητη λίστα δεικτών σφάλματος έχει χρησιμοποιηθεί για την αξιολόγηση της επίδοσης μιας πρόβλεψης. Κάποιοι από αυτούς μπορούν να βρεθούν σε μια προγενέστερη έρευνα του Mahmoud (1984). Θα προσπαθήσουμε πρώτα να κάνουμε μια επισκόπηση των πιο συνήθων δεικτών.

Έστω Y_t η πραγματική τιμή της χρονοσειράς για την χρονική περίοδο t και F_t η πρόβλεψη για την χρονική περίοδο t . Μπορούμε να ορίσουμε τότε το σφάλμα πρόβλεψης e_t ως $e_t = Y_t - F_t$ και το εκατοστιαίο σφάλμα p_t ως $p_t = 100e_t / Y_t$. Ένας εναλλακτικός τρόπος αξιολόγησης δίνεται με την διαίρεση κάθε σφάλματος με το σφάλμα που δόθηκε από μια άλλη βασική μέθοδο πρόβλεψης. Έστω $r_t = e_t / e_t^*$ όπου r_t είναι το σχετικό σφάλμα και e_t^* είναι το σφάλμα της βασικής μεθόδου. Ως βασική μέθοδος συχνά χρησιμοποιείται η μέθοδος Naïve (όπως και στο παρόν πείραμα) στην οποία η πρόβλεψη F_t είναι ίση με την τελευταία πραγματική τιμή της χρονοσειράς. Στον πίνακα που ακολουθεί παρουσιάζονται οι βασικοί δείκτες σφάλματος για την μέτρηση της ακρίβειας μιας πρόβλεψης (Gooijer et al. 2005). Με έντονα γράμματα επισημαίνονται οι δείκτες που εξετάστηκαν στην εργασία μας όπου mean ο μέσος, median η διάμεσος και geomean ο γεωμετρικός μέσος.

Πίνακας 4.3: Συνηθισμένοι δείκτες σφάλματος

MSE	Mean Square Error	$= \text{mean}(e_t^2)$
RMSE	Root Mean Square Error	$= \sqrt{\text{MSE}}$
MAE	Mean Absolute Error	$= \text{mean}(e_t)$
MdAE	Median Absolute Error	$= \text{median}(e_t)$
MAPE	Mean Absolute Percentage Error	$= \text{mean}(p_t)$
MdAPE	Median Absolute Percentage Error	$= \text{median}(p_t)$
sMAPE	Symmetric Mean Absolute Percentage Error	$= \text{mean}(2 Y_t - F_t /(Y_t + F_t))$
sMdAPE	Symmetric Median Absolute Percentage Error	$= \text{median}(2 Y_t - F_t /(Y_t + F_t))$
MRAE	Mean Relative Absolute Error	$= \text{mean}(r_t)$
MdRAE	Median Relative Absolute Error	$= \text{median}(r_t)$
GMRAE	Geometric Mean Relative Absolute Error	$= \text{geomean}(r_t)$
PB	Percentage Better	$= 100\text{mean}(I\{r_t < 1\})$
PB(MAE)	Percentage Better (MAE)	$= 100\text{mean}(I\{\text{MAE} < \text{MAE}_b\})$
PB(MSE)	Percentage Better (MSE)	$= 100\text{mean}(I\{\text{MSE} < \text{MSE}_b\})$

Ένα από τα σημαντικότερα συμπεράσματα του M3 διαγωνισμού ήταν ότι η κατάταξη των διαφόρων μεθόδων πρόβλεψης διαφέρει ανάλογα με το δείκτη σφάλματος που χρησιμοποιήθηκε για την εκτίμηση της ακρίβειάς της (Makridakis & Hibon, 2000, pp. 458-459). Παρόλα αυτά, πολύ πριν τον διαγωνισμό αυτόν, είχαν γίνει διάφορες απόπειρες (Fildes 1992, Armstrong & Collopy 1992) να προσδιοριστεί ο καταλληλότερος δείκτης σφάλματος για την αξιολόγηση μεθόδων πρόβλεψης και την αναφορά σφαλμάτων.

Οι δείκτες ακρίβειας και τα σφάλματα είναι εναλλακτικοί τρόποι για την μεταφορά πληροφορίας ως προς την ικανότητα μιας συγκεκριμένης μεθόδου να παράγει ακριβείς προβλέψεις για πραγματικά δεδομένα, είτε όταν το μοντέλο πρόβλεψης είναι προσαρμοσμένο στα δεδομένα αυτά, είτε για μελλοντικές τιμές μιας χρονοσειράς που δεν είναι γνωστές κατά την ανάπτυξη του μοντέλου (post-sample). Έρευνες έχουν δείξει ότι η ακρίβεια post-sample μεθόδων δεν σχετίζεται πάντα με αυτήν μοντέλων προσαρμοσμένων στα διαθέσιμα ιστορικά δεδομένα (Makridakis 1986). Η συσχέτιση μεταξύ αυτών των δύο είναι αρκετά μικρή (0,22 για τον πρώτο ορίζοντα πρόβλεψης, Makridakis 1986) και τείνει στο μηδέν για προβλέψεις τεσσάρων και πάνω περιόδων. Συμπεραίνουμε, λοιπόν, ότι θα πρέπει να κρίνουμε την καταλληλότητα του οποιουδήποτε δείκτη χρησιμοποιούμε με βάση την ακρίβεια των post-sample προβλέψεων.

Αποτελέσματα ερευνών έχουν δείξει ότι, για post-sample συγκρίσεις, η επίδοση διαφορετικών μεθόδων εξαρτάται από την ακρίβεια του δείκτη σφάλματος που χρησιμοποιήθηκε. Αυτό σημαίνει πρακτικά ότι κάποιες μέθοδοι είναι καλύτερες όταν χρησιμοποιούμε, παραδείγματος χάριν, για δείκτη το MAPE, παρόλο που οι διάφοροι δείκτες συσχετίζονται ξεκάθαρα (Armstrong & Collopy 1992). Από θεωρητική σκοπιά, αυτό δημιουργεί πρόβλημα ως προς τον καθορισμό της καλύτερης μεθόδου, αν και μέθοδοι που έχουν χαμηλή επίδοση για όλους τους δείκτες μπορούν να θεωρηθούν ανεπιτυχείς. Αυτό σημαίνει ότι η «καλύτερη» μέθοδος θα πρέπει να καθοριστεί λαμβάνοντας υπόψη τον σκοπό της πρόβλεψης, την αξία της για την βελτίωση της λήψης αποφάσεων καθώς και τις ανάγκες και τους προβληματισμούς του ατόμου που χρησιμοποιεί τις προβλέψεις. Σε εμπειρικές συγκρίσεις ίσως είναι προτιμότερο να χρησιμοποιηθούν διάφοροι δείκτες σφάλματος ώστε να εκτιμηθεί καλύτερα η κατάταξη των μεθόδων. Παρόλα αυτά, η μέθοδος που έρχεται σταθερά πρώτη με όλους τους δείκτες σφάλματος μπορεί να προτιμηθεί με σχετική ασφάλεια.

Υπάρχει, τελικά, ένας σημαντικά καλύτερος δείκτης σφάλματος που να μπορεί να εφαρμοστεί τόσο σε θεωρητικά όσο και σε πρακτικά δεδομένα; Και για τις δύο περιπτώσεις, είναι σημαντικό ο δείκτης αυτός να είναι σχετικός, διαφορετικά μοιάζει να συγκρίνουμε ανόμοια πράγματα (Fildes & Makridakis 1988, Chatfield 1988). Από την θεωρητική σκοπιά, αυτός ο δείκτης ακρίβειας θα πρέπει να είναι στιβαρός από το ένα σετ δεδομένων στο άλλο και ανεπηρέαστος από παροδικές ασυνέχειες (outliers). Από πρακτική σκοπιά, θα πρέπει να

είναι ευκολονόητος και να μεταφέρει όσο τον δυνατόν περισσότερη πληροφορία για την ακρίβεια και τα σφάλματα. Τέλος, θα πρέπει να κάνουμε την διαφοροποίηση μεταξύ της ακαδημαϊκής έρευνας που επικεντρώνεται κυρίως στην αξιολόγηση διαγωνισμών προβλέψεων και σε άλλες μελέτες μεγάλης κλίμακας σε οικονομικές, κυβερνητικές ή στρατιωτικές εφαρμογές. Ενώ η πρώτη ασχολείται κυρίως με μέσους όρους, οι τελευταίες ενδιαφέρονται για το τι συμβαίνει σε συγκεκριμένες περιπτώσεις και σε συγκεκριμένες χρονικές περιόδους.

Είναι σημαντικό, από υπολογιστική άποψη και για οποιονδήποτε δείκτη, να μην υπάρχει η περίπτωση διαίρεσης με το μηδέν. Πρέπει να αποφευχθεί ακόμα η διαίρεση με έναν πολύ μεγάλο αριθμό. Αλλιώς θα πρέπει να οριστούν αυθαίρετα άνω ή κάτω όρια που θα κάνουν τις συγκρίσεις διαβλητές.

Γι' αυτόν τον λόγο, δείκτες όπως ο GMRAE μπορεί να αποδειχθεί ακατάλληλος καθώς ο διαιρέτης του είναι η διαφορά μεταξύ της πραγματικής τιμής και της πρόβλεψης της μεθόδου Naïve που μπορεί να είναι είτε μηδέν (ή πολύ κοντά στο μηδέν) είτε ένας πολύ μεγάλος αριθμός (Makridakis 1993). Παρόλα αυτά, η μελέτη του αποδεικνύεται στατιστικής σημασίας και πραγματοποιήθηκε στην παρούσα εργασία.

Το MAPE απ' την άλλη είναι ένας σχετικός δείκτης που ενσωματώνει τα καλύτερα χαρακτηριστικά από τα διάφορα κριτήρια ακρίβειας. Ακόμα, είναι ένας δείκτης ευκολονόητος που μπορεί να χρησιμοποιηθεί τόσο για την αξιολόγηση μεγάλης κλίμακας εμπειρικών δεδομένων όσο και για πιο συγκεκριμένες αναλύσεις.

Ο δείκτης SMAPE, επιπλέον, είναι ιδιαίτερα σημαντικός αφού χρησιμοποιήθηκε στον διαγωνισμό M3 (Makridakis et. al. 2000, Ord et al. 2000) και έχει απασχολήσει αρκετά την ακαδημαϊκή κοινότητα (Goodwin et. al. 1999, Koehler 2001).

Στο κεφάλαιο 5, θα δούμε αναλυτικά τις κατατάξεις των διαφόρων μεθόδων βάσει των προαναφερθέντων δεικτών σφάλματος και θα διαπιστώσουμε ότι διατηρούν μια συνέπεια από δείκτη σε δείκτη. Δηλ. οι μέθοδοι που είχαν καλή απόδοση για τον α δείκτη παρουσιάζουν καλή απόδοση και για τους υπόλοιπους. Αντίθετα, οι μέθοδοι που δεν έχουν τόσο καλή ακρίβεια παραμένουν σταθερά οι ίδιες για κάθε δείκτη.

4.3 Μη παραμετρική στατιστική μεθοδολογία

Οι μη παραμετρικές τεχνικές αποτελούν μοναδικά κατάλληλο εργαλείο τόσο για τους στατιστικούς όσο και τους μη στατιστικούς χρήστες της στατιστικής γιατί επιτρέπουν την ανάλυση στοιχείων με απλή αλλά και ταυτόχρονα πληροφοριακή ανάλυση. Τα εργαλεία της μαθηματικής στατιστικής που είναι θεμελιώδους σημασίας για την ανάπτυξη της μη παραμετρικής στατιστικής είναι γνωστά στην βιβλιογραφία ως *τεχνικές ελεύθερες κατανομών* ή ως *μη παραμετρικές τεχνικές*. Ο πρώτος όρος συνδέεται με το γεγονός ότι το κυριότερο πλεονέκτημα των τεχνικών αυτών είναι ότι δεν προϋποθέτουν γνώση της μορφής της κατανομής του πληθυσμού από τον οποίο έχουν προέλθει τα υπό μελέτη στοιχεία (για παράδειγμα, από έναν κανονικό πληθυσμό). Η δεύτερη ονομασία συνδέεται με το άλλο από τα κυριότερα πλεονεκτήματα των τεχνικών αυτών που αναφέρεται στο γεγονός ότι εφαρμόζονται όχι σ' αυτές καθ' εαυτές τις τιμές των μεταβλητών αλλά στις τάξεις μεγέθους τους. Ένα άλλο πλεονέκτημα, πέρα από την απλότητα των υπολογισμών που απαιτούν, αποτελεί η χρησιμότητά τους στην περίπτωση μικρών δειγμάτων, πράγμα που προσφέρεται στον ερευνητή που επιλέγει δεδομένα για πιλοτική μελέτη (Ξεκαλάκη 2001).

Οι μη παραμετρικές τεχνικές είναι πολύ απλές στην χρήση τους εν γένει, και ο σχεδιασμός τους είναι αποτέλεσμα στοιχειωδών θεωρήσεων. Εάν τα δεδομένα ακολουθούν στην πραγματικότητα την κανονική κατανομή, τότε οι μη παραμετρικοί έλεγχοι υποθέσεων δεν είναι το ίδιο ισχυροί όπως οι αντίστοιχοι παραμετρικοί έλεγχοι, οι οποίοι κάνουν χρήση της υπόθεσης της κανονικότητας. Για δεδομένη πιθανότητα σφάλματος τύπου I, οι μη παραμετρικοί έλεγχοι έχουν υψηλότερη πιθανότητα σφάλματος τύπου II. Ένας έλεγχος, ο οποίος αγνοεί πληροφορίες σχετικά με τα δεδομένα, όπως είναι η μορφή της κατανομής τους, δεν αναμένεται να είναι τόσο καλός όπως ένας έλεγχος που λαμβάνει υπόψη του την πληροφορία αυτή. Απ' την άλλη πλευρά, εάν τα δεδομένα προέρχονται από μη κανονικό πληθυσμό, τότε οι μη παραμετρικοί έλεγχοι έχουν ένα σαφές πλεονέκτημα έναντι των παραμετρικών ελέγχων, οι οποίοι στηρίζονται στην εσφαλμένη υπόθεση της κανονικότητας των δεδομένων. Η σοβαρότητα του σφάλματος και, επομένως, η ακρίβεια των παραμετρικών ελέγχων εξαρτάται, κατά συνέπεια, από το πόσο εσφαλμένη είναι η υπόθεση της κανονικότητας. Επειδή οι μη παραμετρικοί έλεγχοι στηρίζονται σε ελάχιστες υποθέσεις για τους πληθυσμούς από τους οποίους προέρχονται τα δεδομένα και, πάντως, όχι σε υποθέσεις οι οποίες αναφέρονται στη μορφή των πληθυσμών αυτών, είναι εν γένει πολύ ευσταθείς (robust).

Συνοψίζοντας, οι μη παραμετρικοί μέθοδοι α) αποβλέπουν σε ευρύτερα πεδία εφαρμογής λόγω του ότι οι κατανομές στις οποίες αναφέρονται είναι λιγότερο περιορισμένες από ό,τι στα αντίστοιχα παραμετρικά προβλήματα, β) δεν είναι εξίσου ισχυρές με τις

αντίστοιχες παραμετρικές μεθόδους και γ) είναι περισσότερο ευσταθείς επειδή ακριβώς δεν επηρεάζονται από την μορφή της κατανομής των δεδομένων. Ένα άλλο σημαντικό πλεονέκτημα των μη παραμετρικών μεθόδων είναι ότι μπορούν να εφαρμοσθούν σε δεδομένα που είναι ταξινομημένα σε κατηγορίες (κατηγορικά δεδομένα) και τα οποία είναι σε κλίμακα διάταξης ή ακόμα και απλώς σε ονομαστική κλίμακα, ενώ οι παραμετρικές μέθοδοι προϋποθέτουν ακριβείς μετρήσεις.

4.3.1 Το τεστ του Friedman

Η κατάταξη της ακρίβειας των διαφόρων μεθόδων που χρησιμοποιήθηκαν στο παρόν πείραμα έγινε με την βοήθεια της περιγραφικής στατιστικής. Συγκρίναμε τους δείκτες σφάλματος και κατατάξαμε τις μεθόδους με κριτήριο ποια έχει το μικρότερο σφάλμα. Παρόλα αυτά, η διαδικασία αυτή δεν μας δίνει από μόνη της άλλη πληροφορία από το γεγονός ότι κάποιες μέθοδοι για κάποιο ορίζοντα και με κάποιο δείκτη ακρίβειας έχουν καλύτερη επίδοση. Η διαπίστωση αυτή δεν είναι αρκετή για να μας πείσει ότι πρέπει να χρησιμοποιούμε τις μεθόδους που επικράτησαν και να εγκαταλείψουμε τις υπόλοιπες. Για να μπορέσουμε με σιγουριά να εξακριβώσουμε την υπεροχή μιας μεθόδου έναντι των υπολοίπων θα πρέπει να εφαρμόσουμε μη παραμετρικά στατιστικά τεστ (Stekler 2001). Ένα τέτοιο τεστ που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να διαπιστώσουμε αν όλοι οι μέθοδοι είναι εξίσου ακριβείς βασίζεται στο μέσο όρο των κατατάξεων – ή αλλιώς, στην ανάλυση της διακύμανσης κατά κατάταξη – και είναι το τεστ του Friedman (Friedman, 1937, 1939).

Το τεστ του Friedman μας δίνει τη δυνατότητα να εξακριβώσουμε αν υπάρχει στατιστικά σημαντική διαφορά στην ακρίβεια των μεθόδων. Επιπλέον, είναι ένα μη παραμετρικό στατιστικό τεστ που χρησιμοποιεί κατατάξεις. Οι κατατάξεις το καθιστούν ευκολονόητο και, ακόμα, δεν έχουν κατανομές. Η μεθοδολογία αυτή προσφέρει ένα ακόμα πλεονέκτημα όπως θα δούμε στη συνέχεια. Διευκολύνει την σύγκριση πολλών μεθόδων μεταξύ τους καθώς και τη σύγκριση κάθε μεθόδου με την καλύτερη, την χειρότερη ή τη μέση μέθοδο. Προχωρούμε παρακάτω στην ανάλυση της μεθοδολογίας του τεστ του Friedman.

Έστω ότι έχουμε K μεθόδους ($k=1,2,...,K$) που εφαρμόστηκαν σε N χρονοσειρές ($n=1,2,..., N$) για την πρόβλεψη H περιόδων ($h=1, 2, ..., H$). Για κάθε μία από τις K χρονοσειρές και για κάθε περίοδο h , έχουμε μια κατάταξη με βάση τον μέσο όρο των πέντε δεικτών σφάλματος που χρησιμοποιήθηκαν (MAPE, dMAPE, SMAPE, dSMAPE, GMRAE) στις N χρονοσειρές. Στο πείραμά μας $K=32$ και $N=15$.

Έστω A_{nk} η ακρίβεια της k μεθόδου στην n χρονοσειρά, όπως υπολογίστηκε από ένα δείκτη σφάλματος. Θεωρούμε ότι για κάθε μέθοδο k , η μέση κατάταξη $\bar{R}_k$ είναι ο μέσος όρος των κατατάξεων $R_{1k}, R_{2k}, \dots, R_{nk}$, όπου R_{nk} η κατάταξη της A_{nk} μεταξύ των $A_{n1}, A_{n2}, A_{n3}, \dots, A_{nK}$. Μπορούμε να θεωρήσουμε ότι τα $A_{n1}, A_{n2}, \dots, A_{nK}$ αποκτήθηκαν από τον μονότονο μετασχηματισμό των ανεξάρτητων τυχαίων μεταβλητών $U_{n1}, U_{n2}, \dots, U_{nK}$ για κάθε χρονοσειρά. Δηλαδή, $A_{nk} = \phi_n(U_{nk})$, όπου ϕ_n είναι μια αύξουσα συνάρτηση. Μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι η R_{nk} συμπίπτει με την κατάταξη της U_{nk} μεταξύ των $U_{n1}, U_{n2}, \dots, U_{nK}$. Εναλλακτικά θα μπορούσαμε να πούμε ότι η U_{nk} είναι η ακρίβεια της μεθόδου k για την χρονοσειρά n , υπολογισμένη από ένα «κρυφό» μέτρο που εξαρτάται από την χρονοσειρά n .

Στη συνέχεια θεωρούμε ότι το «κρυφό» αυτό μέτρο είναι ιδιαίτερο με την έννοια ότι υπάρχουν συνεχής αθροιστικής κατανομής συναρτήσεις $F_1, F_2, \dots, F_N$ τέτοιες ώστε

$$P(U_{nk} \leq x) = F_n(x - \tau_k) \quad (1)$$

όπου τ_k η άγνωστη προσθετική επίδραση που συνεισφέρει η k μέθοδος. Σημειώνουμε ότι η F_N εξαρτάται αποκλειστικά από την χρονοσειρά n , και η τ_k εξαρτάται αποκλειστικά από την μέθοδο k . Αυτό συνεπάγεται ότι για κάθε χρονοσειρά n υπάρχουν τυχαίες μεταβλητές $V_{n1}, V_{n2}, \dots, V_{nK}$ με κοινές συναρτήσεις F_n έτσι ώστε η U_{nk} να είναι ίση με $V_{nK} + \tau_k$. Παρατηρούμε ότι η R_{nk} συμπίπτει με την κατάταξη της $V_{nK} + \tau_k$ μεταξύ των $V_{n1} + \tau_1, V_{n2} + \tau_2, \dots, V_{nK} + \tau_n$. Αν η επίδραση τ_j μιας μεθόδου είναι μικρότερη από την επίδραση κάθε άλλης μεθόδου, τότε η U_{nj} θα είναι μικρότερη από τον μέσο όρο κάθε άλλης U_{nk} στο σύνολο των χρονοσειρών και επομένως, η ακρίβεια της μεθόδου j θα είναι γενικά καλύτερη από την ακρίβεια κάθε άλλης μεθόδου.

Το τεστ του Friedman έχει μηδενική υπόθεση

$$H_0 : \tau_1 = \tau_2 = \dots = \tau_K \quad (2)$$

Εάν η μηδενική υπόθεση ισχύει, τότε οι κατατάξεις $R_{n1}, R_{n2}, \dots, R_{nK}$ αποκτήθηκαν από την κατάταξη τυχαίων μεταβλητών $V_{n1} + \tau_1, V_{n2} + \tau_2, \dots, V_{nK} + \tau_n$ για κάθε χρονοσειρά n . Η μηδενική υπόθεση εξετάζεται έναντι της εναλλακτικής υπόθεσης

$$H_1 : \tau_1, \tau_2, \dots, \tau_K \text{ όχι όλες ίσες μεταξύ τους.}$$

Εάν η εναλλακτική υπόθεση ισχύει, τότε η τυχαίες μεταβλητές $V_{n1} + \tau_1, V_{n2} + \tau_2, \dots, V_{nK} + \tau_n$ εξακολουθούν να είναι ανεξάρτητες αλλά μπορεί να διαφέρουν μεταξύ τους ως προς τη θέση τους. Στο τεστ του Friedman χρησιμοποιούμε τον τύπο:

$$S = \frac{12N}{K(K+1)} \sum_{k=1}^K \left(\bar{R}_k - \frac{K+1}{2} \right)^2 \quad (3)$$

όπου $\bar{R}_k$ είναι η μέση κατάταξη της μεθόδου k αφού αυτή εφαρμοστεί σε N διαφορετικές χρονοσειρές, όπου χρησιμοποιήθηκαν οι συμβολισμοί σύμφωνα με τους Hollander και Wolfe (1999). Οι κριτικές τιμές για το S μπορούν να βρεθούν στον πίνακα A.22 στους Hollander και Wolfe (1999). Κατά την μηδενική υπόθεση, το S συκλίνει στην κατανομή χ^2 - τετράγωνο με $K-1$ βαθμούς ελευθερίας καθώς το N τείνει στο άπειρο. Το τεστ του Friedman έχει χρησιμοποιηθεί πολλάκις στην βιβλιογραφία των προβλέψεων (Stekler 1991, 2001, Kolb & Stekler 1996, De Gooijer & Zerom 2001).

4.3.2 Πολλαπλές συγκρίσεις με τον καλύτερο*

Όταν η μηδενική υπόθεση δεν απορρίπτεται από ένα στατιστικό τεστ, μπορεί να θεωρηθεί ότι όλες οι υποθέσεις που απορρέουν από αυτήν δεν είναι επίσης απορριπτές. Αντίθετα, όταν η υπόθεση απορρίπτεται, θα πρέπει ακόμα να εξεταστεί ποιες από τις υπο-υποθέσεις αυτής πρέπει επίσης να απορριφθούν. Οι στατιστικές μέθοδοι που απαντούν σε αυτό το ερώτημα ονομάζονται μέθοδοι πολλαπλών συγκρίσεων.

Μια τέτοια μέθοδος αναπτύχθηκε από τους McDonald και Thomson (1967, 1972). Σε αυτή την περίπτωση η μηδενική υπόθεση παίρνει την ακόλουθη μορφή:

$$H_0, k_1 k_2 : \tau_{k_1} = \tau_{k_2} \quad (4)$$

όπου $k_1 = 1, 2, \dots, k_2 - 1$ και $k_2 = 1, 2, \dots, K$. Κάθε υπο- υπόθεση $H_0, k_1 k_2$ απορρίπτεται εάν και μόνο εάν ισχύει

$$\left| \bar{R}_{k_1} - \bar{R}_{k_2} \right| \geq r_{a,K,N}$$

όπου η κριτική τιμή $r_{a,K,N}$ επιλέγεται για να κάνει την τάξη σφάλματος της έρευνας, όπως ορίζεται από τον Hsu (1996, Ορισμός 2.2.2, σελ. 27), ίση με α . Άρα, η $r_{a,K,N}$ είναι η μεγαλύτερη σταθερά τέτοια ώστε

* Multiple comparisons with the best, MCB

$$P_{H_0}((\max \bar{R}_k) - (\min \bar{R}_k) \geq r_{a,K,N}) \leq \alpha \quad (5)$$

Θα πρέπει επίσης να σημειωθεί ότι η $r_{a,K,N}$ εξαρτάται από το N . Οι τιμές για το $Nr_{a,K,N}$ δίνονται στον Πίνακα A.24 στο Hollander και Wolfe (1999). Για μεγάλα N , οι Hollander και Wolfe (1999) δίνουν τον ακόλουθο προσεγγιστικό τύπο

$$r_{a,K,N} \approx q_{a,K} \sqrt{\frac{K(K+1)}{12N}} \quad (6)$$

όπου $q_{a,K}$ είναι το ανώτερο εκατοστιαίο σημείο α της διακύμανσης των K ανεξάρτητων κανονικών μεταβλητών. Για πίνακες του $q_{a,K}$ βλέπε τον Πίνακα 1 στον Harter (1960) και τον Πίνακα A.17 στους Hollander και Wolfe (1999).

Για την αναπαράσταση των αποτελεσμάτων των πολλαπλών συγκρίσεων, μπορούν να χρησιμοποιηθούν διαγράμματα που κατασκευάζονται ως εξής: Για κάθε μέθοδο k , σχεδιάζεται ένα διάστημα με μήκος $r_{a,K,N}$ με κέντρο το R_k . Αν τα διαστήματα των μεθόδων k_1 και k_2 δεν επικαλύπτονται, τότε η υπόθεση $H_0, k_1 k_2$ μπορεί να απορριφθεί. Μπορούμε επιπλέον να σχεδιάσουμε μια γραμμή αναφοράς στο ύψος του πάνω ορίου του διαστήματος της «καλύτερης» μεθόδου που λογικά έχει το κατώτερο άνω όριο. Αυτή η γραμμή αναφοράς ουσιαστικά υποδεικνύει την «διαδικασία πολλαπλών συγκρίσεων με τον καλύτερο, όπως συνεπάγεται από όλες τις συγκρίσεις των μεθόδων ανά ζεύγη», όπως περιγράφεται και στην παράγραφο 4.2.1.1 του Hsu (1996). Από αυτό συμπεραίνουμε ότι όλες οι μέθοδοι των οποίων τα διαστήματα εμπιστοσύνης βρίσκονται πάνω από την γραμμή αναφοράς έχουν σημαντικά χειρότερη επίδοση από την καλύτερη μέθοδο και γι' αυτό θα ήταν προτιμότερο να αποφευχθούν στην συγκεκριμένη περίπτωση.

Στο κεφάλαιο 5.2 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των πολλαπλών συγκρίσεων με την καλύτερη μέθοδο για όλους τους δείκτες ακρίβειας και για όλους τους ορίζοντες αναλυτικά καθώς και τα αντίστοιχα διαγράμματα.

4.3.3 Πολλαπλές συγκρίσεις με τον μέσο[†]

Πρώτοι οι Halperin, Greenhouse, Cornfield και Zalokar (1955) πρότειναν μια στατιστική μέθοδο για πολλαπλές συγκρίσεις με τον μέσο. Την δεκαετία του 1960, η μέθοδος αυτή ξαναορίστηκε στον τομέα της βιομηχανικής στατιστικής με το όνομα ανάλυση των

[†] Multiple comparisons with the mean, ANOM

μέσων (analysis of means, ANOM) (Ott 1958, 1967, Ryan 2000). Η μηδενική υπόθεση σε αυτήν την περίπτωση παίρνει την μορφή:

$$H_0, k_1 : \tau_{k_1} = \bar{\tau} \quad (7)$$

όπου $k_1 = 1, 2, \dots, K$ και $\bar{\tau}$ είναι η επίδραση της μέσης μεθόδου. Έστω ότι το $\bar{R}$ δηλώνει τον αριθμητικό μέσο των μέσων όρων των κατατάξεων, $\frac{(K+1)}{2}$. Κάθε υπόθεση H_0, k_1 απορρίπτεται εάν και μόνο εάν

$$\left| \bar{R}_{k_1} - \bar{R} \right| \geq r'_{a,K,N} \quad (8)$$

όπου η κριτική τιμή $r'_{a,K,N}$ επιλέγεται για να κάνει την τάξη σφάλματος του πειράματος, ίση με α . Άρα, η $r'_{a,K,N}$ είναι η μεγαλύτερη σταθερά τέτοια ώστε

$$P_{H_0}((\max \bar{R}_{k_1}) - (\min \bar{R}) \geq r'_{a,K,N}) \leq \alpha \quad (9)$$

Κατά την μηδενική υπόθεση, το $\sqrt{12N / K(K+1)} \max_k \left| \bar{R}_k - \bar{R} \right|$ συγκλίνει σε κατανομή στην μέγιστη απόλυτη απόκλιση καθώς το $N \rightarrow \infty$. Η μέγιστη απόλυτη απόκλιση ορίζεται ως $\max_k \left| Z_k - \bar{Z}_k \right|$ όπου $Z_1, \dots, Z_K$ είναι ανεξάρτητες κανονικές τυχαίες μεταβλητές και $\bar{Z}_k = K^{-1} \sum_{k=1}^K Z_k$. Επομένως,

$$r'_{a,K,N} \approx H_{a,K} \sqrt{\frac{K(K+1)}{12N}} \quad (10)$$

όπου $H_{a,K}$ είναι η αντίστοιχη κριτική τιμή της μέγιστης απόλυτης απόκλισης. Πίνακες του $H_{a,K}$ μπορούν να βρεθούν στους Halperin et al. (1955), βλ. επίσης τους Nelson (1983), Soong (2001) και Farnum (2004). Εναλλακτικά, το $H_{a,K}$ μπορεί να υπολογιστεί με την βοήθεια αλγόριθμων για την εκτίμηση ορθογώνιων πολυμεταβλητών κανονικών πιθανοτήτων (Genz 1992, Bretz, Gentz & Hothorn 2001).

Τα αποτελέσματα της μεθόδου πολλαπλών συγκρίσεων με τον μέσο μπορούν να παρασταθούν με διαγράμματα των $\bar{R}_k$ κατά k πάνω στα οποία έχουν σχεδιαστεί τρεις οριζόντιες γραμμές. Η κεντρική γραμμή σχεδιάζεται στο ύψος του $\bar{R}$, και οι άνω και κάτω γραμμές αναφοράς βρίσκονται σε απόσταση $r'_{a,K,N}$ από την κεντρική. Για κάθε μέθοδο k της

οποίας το σημείο βρίσκεται έξω από τα όρια των γραμμών αυτών συμπεραίνουμε ότι έχει επίδοση σημαντικά διαφορετική από τη μέση.

Στο κεφάλαιο 5.2 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των πολλαπλών συγκρίσεων με τη μέση μέθοδο για όλους τους δείκτες ακρίβειας και για όλους τους ορίζοντες αναλυτικά καθώς και τα αντίστοιχα διαγράμματα.

5

Ανάλυση

Όπως έχει ήδη αναφερθεί για κάθε χρονοσειρά που χρησιμοποιήθηκε στην εργασία δόθηκαν προβλέψεις από εξήντα φοιτητές του μαθήματος Τεχνικές Προβλέψεων του 8^{ου} εξαμήνου για μία έως δέκα περιόδους για τις φάσεις ένα έως πέντε. Η ανάλυση των δεδομένων και η εφαρμογή της στατιστικής μεθοδολογίας έγινε σχεδόν εξ' ολοκλήρου με το συνδυασμό τριών προγραμμάτων, του Forecast Pro, του Excel σε περιβάλλον Windows XP και του SPSS 12.0 για Windows. Ακόμα, η ψηφιοποίηση των προβλέψεων που δόθηκαν από τους φοιτητές έγινε με τη βοήθεια της εφαρμογής GetData 2.21.

Το πρόγραμμα Excel είναι ένα από τα αποτελεσματικότερα προγράμματα για την επεξεργασία λογιστικών φύλλων, αφού παρέχει απεριόριστες δυνατότητες. Χρησιμοποιήθηκαν πολλές από τις έτοιμες συναρτήσεις που εμπεριέχει καθώς και τύποι που δημιουργήθηκαν για να υπολογιστούν οι δείκτες σφάλματος των προβλέψεων. Επιπλέον, είναι πλήρως συμβατό με άλλα πακέτα (Word, Access κ.α.). Τέλος, διευκολύνει την κατασκευή γραφικών παραστάσεων πολλών ειδών, είναι εύκολο στην χρήση του και δίνει εναλλακτικές προτάσεις εμφάνισης και παρουσίασης των αποτελεσμάτων.

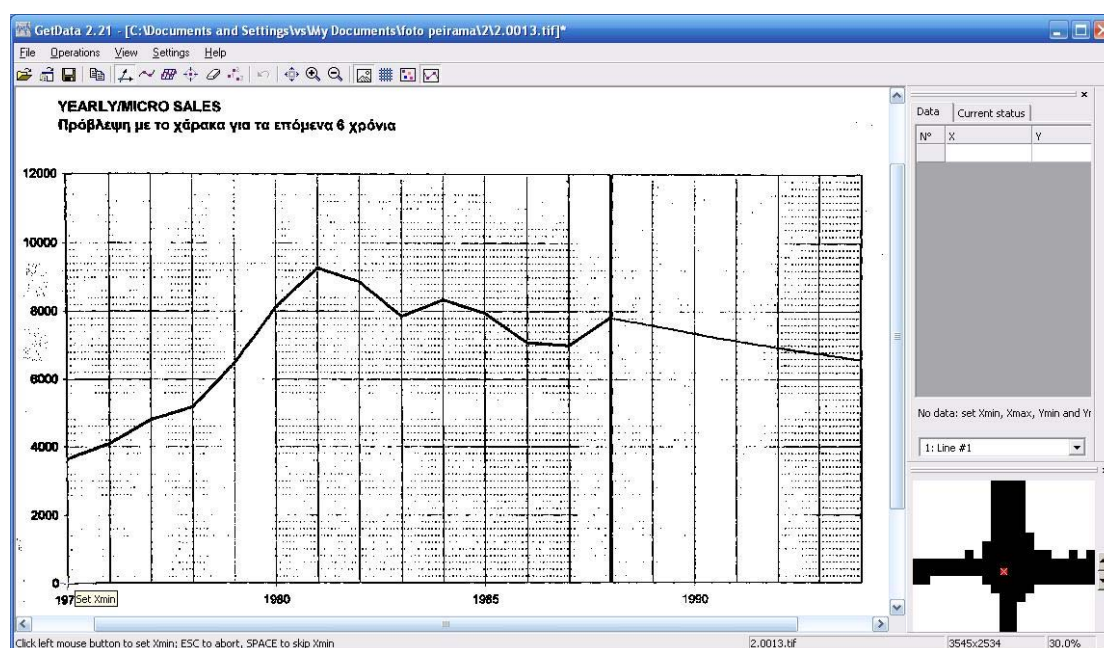
Το Forecast Pro είναι ένα ισχυρό εργαλείο προβλέψεων σχεδιασμένο για επιχειρηματίες. Η φύση του είναι όμως τέτοια που επιτρέπει την επέκταση των δυνατοτήτων του και πέρα του χώρου των επιχειρήσεων, καθιστώντας οποιαδήποτε εργασία ευκολότερη, γρηγορότερη και πιο ακριβή. Προσφέρει πολλές μεθόδους πρόβλεψης (ανάμεσά τους και τις γραμμική παλινδρόμηση και εκθετική εξομάλυνση που χρησιμοποιήθηκαν στο παρόν

πείραμα) δίνοντας στον χρήστη τη δυνατότητα επιλογής της ιδανικής για τα δεδομένα του μεθόδου.

Το SPSS αποτελεί ένα λογισμικό πακέτο που πραγματοποιεί στατιστικούς υπολογισμούς γρήγορα και αλάνθαστα. Μπορεί να εφαρμοστεί σε στατιστικές αναλύσεις μίας ή περισσότερων μεταβλητών και διευκολύνει την ταξινόμηση, τη συγχώνευση και τη διαχείριση των δεδομένων. Μπορεί ακόμα να χειριστεί με ευκολία αρχεία αυξημένης πολυπλοκότητας. Χρησιμοποιήθηκε κατά την εφαρμογή των μη παραμετρικών στατιστικών τεστ (Friedman, MCB και ANOM) απλοποιώντας διαδικασίες που θα ήταν αλλιώς χρονοβόρο και επίπονο να πραγματοποιηθούν.

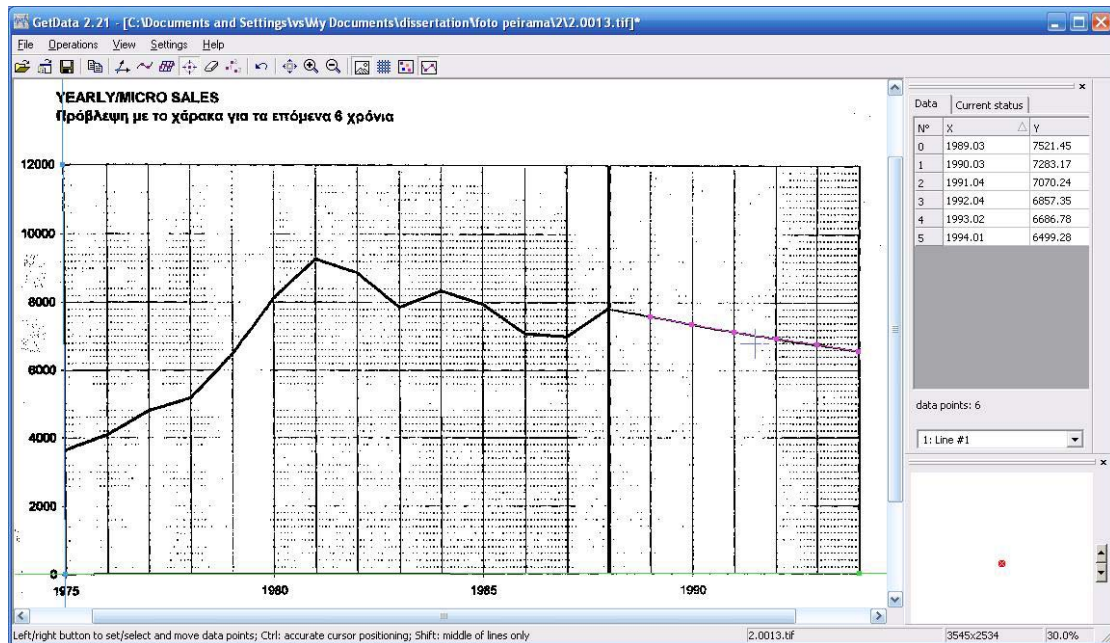
Το GetData αποτελεί ένα λογισμικό εργαλείο για την ψηφιοποίηση γραφικών παραστάσεων προερχόμενες από εικόνες και μας παρέχει την δυνατότητα να αντλήσουμε τα δεδομένα γρήγορα και με ακρίβεια. Η ψηφιοποίηση αποτελεί μια διαδικασία 4 απλών βημάτων:

1. Ανοίγουμε την εικόνα της γραφικής παράστασης που δόθηκε από τον φοιτητή αφού την ψηφιοποιήσουμε.
2. Επιλέγουμε τα σημεία στην αρχή και στο τέλος των αξόνων και δίνουμε τιμές για να θέσουμε την κλίμακα. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα ο άξονας των x παίρνει τιμές από 1975 έως 1994 και ο άξονας των y από 0 έως 12000.

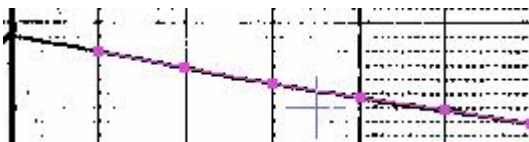


Εικόνα 5.1 Ενδεικτική οθόνη από την εφαρμογή GetData

3. Επιλέγουμε τα σημεία που μας ενδιαφέρουν. Στην προκειμένη περίπτωση επιλέξαμε 6 σημεία, ένα για κάθε έτος από το 1989 μέχρι το 1994, που αντιστοιχούν στις προβλέψεις του φοιτητή για τους ορίζοντες αυτούς. Τα σημεία αυτά φαίνονται στην Εικόνα 5.3 με ροζ επισήμανση. Οι τιμές τους εμφανίζονταν στα δεξιά για κάθε χρονιά (Εικόνα 5.4).



Εικόνα 5.2 Ενδεικτική οθόνη από την εφαρμογή GetData με επιλογή των σημείων πρόβλεψης του φοιτητή



Εικόνα 5.3 Επιλεγμένα σημεία πρόβλεψης

Data			
Current status			
N°	X	Δ	Y
0	1989.03		7521.45
1	1990.03		7283.17
2	1991.04		7070.24
3	1992.04		6857.35
4	1993.02		6686.78
5	1994.01		6499.28

Εικόνα 5.4 Πίνακας δεδομένων από την εφαρμογή GetData

4. Αποθηκεύουμε τις τιμές σε ένα φύλλο excel και τις επεξεργαζόμαστε με βάση τους προαναφερθέντες δείκτες σφάλματος.

5.1 Ανάλυση τελικών αποτελεσμάτων

5.1.1 Συγκεντρωτικοί πίνακες για τις φάσεις 1 έως 4

Στην προηγούμενη ενότητα έγινε μια επισκόπηση της στατιστικής μεθοδολογίας που χρησιμοποιήθηκε για την επεξεργασία των δεδομένων ενώ παράλληλα παρουσιάσαμε επιλεκτικά κάποια από αυτά. Εδώ θα γίνει εκτενής ανάλυση των αποτελεσμάτων που προέκυψαν από την επεξεργασία αυτή.

Τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται στους πίνακες 5.1 έως 5.5 αναφέρονται στις επιδόσεις των τριάντα δύο μεθόδων πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν με κριτήριο τους πέντε δείκτες σφάλματος MAPE, dMAPE, SMAPE, dSMAPE και GMRAE. Οι δείκτες αυτοί είναι μέρος των κλασσικών δεικτών που χρησιμοποιούνται εκτενώς στην βιβλιογραφία και δίνουν σημαντικές ποσοτικές πληροφορίες για την ακρίβεια των μεθόδων πρόβλεψης των χρονοσειρών. Για ευκολία του αναγνώστη παραθέτουμε ξανά τους τύπους βάση των οποίων ορίζονται οι δείκτες σφάλματος πριν από τον αντίστοιχο πίνακα.

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^s APE}{s}, APE = \frac{|F - Act|}{Act}$$

Εικόνα 5.5 Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error, MAPE)

$$MdAPE = \begin{cases} APE(\frac{s+1}{2}), s...περιττός \\ \frac{APE(\frac{s}{2}) + APE(\frac{s}{2} + 1)}{2}, s...άρτιος \end{cases}$$

Εικόνα 5.6 Ενδιάμεσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Median Absolute Percentage Error, dMAPE)

$$SMAPE = \frac{\sum_{i=1}^s SAPE}{s}, SAPE = \frac{|F - Act|}{\frac{Act + F}{2}}$$

Εικόνα 5.7 Συμμετρικό μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Symmetric Mean Absolute Percentage Error, SMAPE)

$$SMdAPE = \begin{cases} SAPE(\frac{s+1}{2}), s...περιττός \\ \frac{SAPE(\frac{s}{2}) + SAPE(\frac{s}{2} + 1)}{2}, s...άρτιος \end{cases}$$

Εικόνα 5.8 Συμμετρικό ενδιάμεσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Symmetric Median Absolute Percentage Error, dSMAPE)

$$GMRAE = \sqrt[s]{\prod_{i=1}^s RAE} \cdot 100\%, RAE = \left| \frac{F - Act}{F_{RandomWalk} - Act} \right| \cdot 100\%$$

Εικόνα 5.9 Γεωμετρικός μέσος σχετικού απόλυτου σφάλματος (Geometric Mean Relative Absolute Error, GMRAE)

Στους παρακάτω πίνακες με πορτοκαλί χρώμα εμφανίζονται οι μέθοδοι με το μικρότερο σφάλμα ανά ορίζοντα και με κίτρινο η αμέσως καλύτερη επίδοση (υπενθυμίζουμε ότι στον Πίνακα 4.2 υπάρχει αναλυτική επεξήγηση των συμβολισμών των μεθόδων). Ακόμα, με πλάγια γραφή εμφανίζεται ο ιδανικός (IDEAL) φοιτητής για την κάθε φάση, ο συνδυασμός δηλαδή των καλύτερων προβλέψεων από το σύνολο των φοιτητών για κάθε ορίζοντα. Ο ιδανικός φοιτητής δεν λήφθηκε υπόψη κατά την αξιολόγηση των μεθόδων και παρατίθεται μόνο για πληροφοριακούς λόγους.

Πίνακας 5.1 Αναλυτικά τελικά αποτελέσματα για τις φάσεις 1-4 με MAPE

MAPE									
HORIZONES	1	2	3	4	5	6	1 TO 3	1 TO 6	No. obs.
AVG1	6,81	14,56	16,30	16,48	17,92	23,15	12,56	15,87	3600
AVG2	6,78	14,50	16,46	15,86	17,84	20,44	12,58	15,31	3600
AVG3	14,04	16,49	17,80	21,58	23,73	33,29	16,11	21,16	3600
AVG4	7,72	13,00	15,28	17,77	20,16	35,80	12,00	18,29	3600
Naïve	7,31	14,81	16,38	17,11	21,11	22,86	12,83	16,60	3600
Holt	7,15	14,91	18,89	22,07	26,18	32,22	13,65	20,24	3600
Regression	20,43	22,50	24,83	30,08	32,54	42,90	22,59	28,88	3600
AVG1-AVG2	6,80	14,53	16,21	15,84	17,53	21,51	12,51	15,40	3600
AVG1-AVG3	9,11	13,24	14,44	17,73	19,61	27,42	12,26	16,92	3600
AVG1-AVG4	7,05	13,36	15,17	16,82	18,98	29,22	11,86	16,77	3600
AVG1-Regression	12,23	15,58	16,47	19,48	21,18	30,51	14,76	19,24	3600
AVG1-Naïve	10,19	11,39	12,50	13,62	14,88	16,13	11,36	13,12	3600
AVG1-Holt	6,84	14,74	16,97	18,52	21,66	27,20	12,85	17,65	3600
AVG2-AVG3	8,60	12,87	13,50	15,99	17,65	24,52	11,66	15,52	3600
AVG2-AVG4	6,95	13,24	14,84	15,92	18,24	26,71	11,68	15,98	3600
AVG2-Regression	11,63	15,11	15,38	17,55	19,10	27,43	14,04	17,70	3600
AVG2-Naïve	6,92	14,51	16,37	16,31	18,96	21,30	12,60	15,73	3600
AVG2-Holt	6,78	14,71	16,84	17,91	21,08	25,74	12,78	17,18	3600
AVG3-AVG4	10,21	14,10	15,68	18,85	20,95	34,26	13,33	19,01	3600
AVG3-Regression	17,17	19,20	21,30	25,83	28,13	38,05	19,22	24,95	3600
AVG3-Naïve	8,38	12,38	13,36	15,21	17,17	23,02	11,38	14,92	3600
AVG3-Holt	8,79	13,07	15,33	19,25	21,94	29,92	12,40	18,05	3600
AVG4-Regression	13,32	16,47	17,76	21,26	23,21	37,62	15,85	21,61	3600
AVG4-Naïve	6,78	13,14	15,15	15,87	19,00	26,33	11,69	16,04	3600
AVG4-Holt	6,97	13,34	16,53	19,04	22,47	33,00	12,28	18,56	3600
Holt-Regression	11,86	15,43	17,14	20,74	23,31	32,95	14,81	20,24	3600
Holt-Naïve	6,92	14,72	17,49	18,55	22,28	26,42	13,04	17,73	3600
Naïve-Regression	11,29	14,61	14,73	16,64	18,32	25,63	13,54	16,87	3600
BEST1	7,54	12,38	11,37	10,41	13,45	18,77	10,43	12,32	3600
BEST2	7,03	13,59	13,74	12,94	14,54	22,49	11,46	14,06	3600
BEST3	9,22	11,87	12,95	15,77	17,87	23,97	11,35	15,28	3600
BEST4	7,22	12,19	13,31	14,06	16,02	22,61	10,91	14,23	3600
IDEAL1	1,56	1,59	1,20	0,89	0,60	1,92	1,45	1,29	3600
IDEAL2	2,05	2,65	0,90	0,80	0,52	1,93	1,87	1,47	3600
IDEAL3	1,33	4,14	4,52	5,11	6,50	7,31	3,33	4,82	3600
IDEAL4	0,88	1,94	1,28	1,51	1,28	3,29	1,37	1,70	3600

Για τον ορίζοντα 1^{ος} έτους και με δείκτη εκτίμησης σφάλματος MAPE παρατηρούμε (Πίνακας 5.1) ότι καλύτερη πρόβλεψη έχουν δώσει εξίσου ο μέσος όρος του 2^{ου} γύρου, ο συνδυασμός του μέσου όρου του 2^{ου} γύρου και της μεθόδου Holt καθώς και ο συνδυασμός του μέσου όρου του 4^{ου} γύρου με τη μέθοδο Naïve. Τα αποτελέσματα αυτά συνάδουν πλήρως με την γνώση ότι τόσο η μέθοδος Naïve όσο και η μέθοδος Holt παράγουν καλύτερες βραχυπρόθεσμες προβλέψεις.

Για τον ορίζοντα 2^{ου} έτους, καλύτερες προβλέψεις δόθηκαν από τον συνδυασμό των μεθόδων του μέσου όρου του 1^{ου} γύρου και της μεθόδου Naïve και από τον καλύτερο φοιτητή του 3^{ου} γύρου, του γύρου δηλαδή που η γραμμή της γραμμικής παλινδρόμησης δίνεται σαν στοιχείο πάνω στο γράφημα.

Για τον ορίζοντα 3^{ου} έτους, ακριβέστερη πρόβλεψη δόθηκε από τον καλύτερο φοιτητή του 1^{ου} γύρου καθώς και από τον συνδυασμό του μέσου όρου των φοιτητών του 1^{ου} γύρου και της μεθόδου Naïve.

Για τον ορίζοντα 4^{ου} έτους όσο και για τον ορίζοντα του 5^{ου} έτους, ο καλύτερος φοιτητής του 1^{ου} γύρου, του γύρου που οι φοιτητές τραβάνε μια γραμμή μονοκοντυλιά, και του 2^{ου} γύρου, του γύρου που οι φοιτητές χρησιμοποιούν τον χάρακα για να υπολογίσουν την γραμμή της τάσης, δίνουν τις επικρατέστερες προβλέψεις.

Για τον ορίζοντα 6^{ου} έτους, ο μέσος όρος των προβλέψεων των φοιτητών στον 1^ο γύρο σε συνδυασμό με την μέθοδο Naïve δίνουν την καλύτερη πρόβλεψη, ενώ ακολουθεί ο BEST1.

Για τους ορίζοντες 1 έως 3, επικρατέστερες είναι οι προβλέψεις που δόθηκαν από τον BEST1 καθώς και τον BEST4. Υπενθυμίζουμε ότι στον 4^ο γύρο, τόσο η πρόβλεψη της μεθόδου Holt τόσο η γραμμή της γραμμικής παλινδρόμησης εμφανίζονται σαν «μπούσουλας» για τους φοιτητές πάνω στο γράφημα.

Για τους ορίζοντες 1 έως 6, τέλος, ο BEST1 δίνει την καλύτερη πρόβλεψη. Ακολουθεί με μικρή διαφορά ο συνδυασμός του μέσου όρου του 1^{ου} γύρου με την μέθοδο Naïve.

Παρατηρούμε, ότι το σφάλμα που παρουσιάζει ο IDEAL φοιτητής και για τους 4 γύρους είναι σαφώς μικρότερο από κάθε άλλη μέθοδο. Αυτό, βέβαια, είναι κάτι αναμενόμενο αφού ο ιδανικός φοιτητής προκύπτει από την συνδυασμένη πρόβλεψη όλων των επικρατέστερων προβλέψεων που δόθηκαν από διάφορους φοιτητές και δεν θα μπορούσε να επιτευχθεί στην πραγματικότητα.

Πίνακας 5.2 Αναλυτικά τελικά αποτελέσματα για τις φάσεις 1-4 με dMAPE

dMAPE									
HORIZONES	1	2	3	4	5	6	1 TO 3	1 TO 6	No. Obs.
AVG1	4,57	10,85	11,61	8,57	12,45	17,98	9,95	10,61	3600
AVG2	4,14	11,54	17,14	15,80	14,04	15,22	11,54	13,84	3600
AVG3	13,36	12,23	15,41	16,70	18,83	26,44	13,36	15,89	3600
AVG4	5,06	8,30	10,39	13,22	11,42	17,36	8,50	11,18	3600
Naïve	5,61	11,40	16,70	16,34	18,57	18,80	11,28	14,74	3600
Holt	4,22	16,09	16,44	15,25	19,50	24,54	10,49	15,77	3600
Regression	15,42	14,90	18,52	20,62	23,19	28,87	15,62	19,66	3600
AVG1-AVG2	3,37	10,33	14,86	12,19	15,26	20,24	9,79	11,73	3600
AVG1-AVG3	6,17	8,94	7,26	8,90	14,04	17,09	8,37	10,64	3600
AVG1-AVG4	5,54	9,07	10,05	12,01	11,04	20,36	8,65	9,61	3600
AVG1-Regression	8,04	8,61	6,97	7,54	9,76	23,42	8,49	9,22	3600
AVG1-Naïve	7,88	8,76	10,21	11,63	13,08	14,83	8,76	11,78	3600
AVG1-Holt	6,27	13,38	13,58	11,91	16,25	21,83	9,55	11,80	3600
AVG2-AVG3	7,21	11,61	8,40	7,83	10,73	18,86	9,37	10,25	3600
AVG2-AVG4	7,32	10,60	13,05	15,78	15,21	17,75	8,89	12,22	3600
AVG2-Regression	7,81	10,66	9,30	8,25	7,05	20,64	9,30	9,70	3600
AVG2-Naïve	4,46	11,47	17,56	15,60	15,02	18,72	9,91	14,27	3600
AVG2-Holt	4,36	10,65	14,08	15,53	19,77	19,07	10,65	12,55	3600
AVG3-AVG4	8,33	8,36	10,19	9,70	11,85	22,20	8,44	11,50	3600
AVG3-Regression	14,37	13,56	16,97	18,66	20,41	27,31	14,89	18,10	3600
AVG3-Naïve	7,70	9,39	10,00	8,98	9,37	12,87	9,59	9,68	3600
AVG3-Holt	8,00	7,89	9,31	11,03	9,57	23,96	8,36	11,05	3600
AVG4-Regression	9,60	9,69	12,14	10,60	13,74	27,19	10,34	12,18	3600
AVG4-Naïve	6,07	8,00	13,13	14,83	13,93	12,67	8,41	11,65	3600
AVG4-Holt	5,82	6,54	11,92	9,90	14,00	17,40	7,93	12,09	3600
Holt-Regression	9,16	9,32	9,91	11,34	10,21	24,87	9,32	10,96	3600
Holt-Naïve	3,71	12,76	14,24	18,66	16,66	24,11	11,66	13,23	3600
Naïve-Regression	8,21	11,13	10,22	7,30	8,50	15,23	10,22	10,25	3600
BEST1	3,54	7,01	8,60	7,46	7,55	10,43	6,97	7,23	3600
BEST2	4,32	5,87	5,61	6,62	7,49	9,67	5,41	6,67	3600
BEST3	10,48	9,22	10,46	12,75	11,74	23,70	9,47	11,82	3600
BEST4	5,78	8,33	13,43	8,55	10,01	16,75	8,33	8,13	3600
IDEAL1	0,37	2,69	1,05	1,35	0,88	2,88	1,26	0,45	3600
IDEAL2	0,49	1,61	1,47	1,39	0,75	2,27	1,47	0,53	3600
IDEAL3	1,14	2,50	3,39	1,24	2,72	2,08	1,65	0,86	3600
IDEAL4	0,74	0,33	1,81	2,33	1,88	2,71	0,76	0,27	3600

Με δείκτη εκτίμησης σφάλματος dMAPE παρατηρούμε (Πίνακας 5.2) ότι οι επικρατέστερες προβλέψεις για όλους σχεδόν τους ορίζοντες έχουν δοθεί από τον BEST2 όπου οι φοιτητές τραβούν την γραμμή της εκτίμησής τους με τον χάρακα. Ακόμα πολύ καλές προβλέψεις έχουν δοθεί από τον BEST1 (πρόβλεψη με το χέρι).

Για τον ορίζοντα 1^{ου} έτους, καλύτερες προβλέψεις δόθηκαν από τον συνδυασμό του μέσου όρου του 1^{ου} γύρου και του μέσου όρου του 2^{ου} γύρου.

Για τον ορίζοντα 5^{ου} έτους, ακριβέστερη πρόβλεψη δόθηκε από τον μέσο όρο του 2^{ου} γύρου σε συνδυασμό με τη μέθοδο γραμμικής παλινδρόμησης (Regression).

Πίνακας 5.3 Αναλυτικά τελικά αποτελέσματα για τις φάσεις 1-4 με SMAPE

SMAPE									
HORIZONES	1	2	3	4	5	6	1 TO 3	1 TO 6	No. Obs.
AVG1	6,73	13,96	15,62	15,42	16,17	20,75	12,10	14,77	3600
AVG2	6,81	14,41	16,41	15,40	16,64	18,53	12,54	14,70	3600
AVG3	13,05	14,46	15,77	18,75	19,62	27,01	14,42	18,11	3600
AVG4	7,59	12,12	14,29	16,06	17,06	27,83	11,33	15,83	3600
Naïve	7,34	15,11	17,00	17,42	20,67	22,20	13,15	16,62	3600
Holt	7,43	14,66	18,55	21,03	23,87	28,12	13,55	18,94	3600
Regression	17,72	18,82	21,08	25,29	26,49	33,98	19,21	23,90	3600
AVG1-AVG2	6,77	14,18	15,85	15,08	16,03	19,35	12,26	14,54	3600
AVG1-AVG3	8,79	12,01	13,11	15,83	16,72	23,27	11,30	14,96	3600
AVG1-AVG4	6,96	12,60	14,32	15,47	16,62	24,76	11,29	15,12	3600
AVG1-Regression	11,41	13,86	14,64	16,94	17,69	25,45	13,30	16,67	3600
AVG1-Naïve	6,74	14,38	16,18	15,80	17,69	20,44	12,43	15,21	3600
AVG1-Holt	6,93	14,27	16,45	17,53	19,70	24,08	12,55	16,49	3600
AVG2-AVG3	8,34	11,88	12,48	14,43	15,09	20,79	10,90	13,84	3600
AVG2-AVG4	6,92	12,73	14,30	14,87	16,16	22,71	11,31	14,61	3600
AVG2-Regression	10,88	13,65	13,88	15,40	15,98	22,91	12,81	15,45	3600
AVG2-Naïve	6,95	14,60	16,63	16,24	18,12	20,03	12,73	15,43	3600
AVG2-Holt	6,92	14,50	16,65	17,25	19,46	22,97	12,69	16,29	3600
AVG3-AVG4	9,76	12,72	14,22	16,61	17,36	27,61	12,23	16,38	3600
AVG3-Regression	15,41	16,43	18,52	22,15	23,18	30,59	16,79	21,05	3600
AVG3-Naïve	8,16	11,60	12,68	14,04	14,87	19,85	10,81	13,53	3600
AVG3-Holt	8,66	11,98	14,10	17,26	18,54	24,71	11,58	15,87	3600
AVG4-Regression	12,29	14,51	15,72	18,36	18,98	29,92	14,17	18,29	3600
AVG4-Naïve	6,76	12,83	14,93	15,18	17,16	22,96	11,50	14,97	3600
AVG4-Holt	7,07	12,73	15,80	17,63	19,66	27,64	11,87	16,75	3600
Holt-Regression	11,26	13,90	15,44	18,14	19,32	26,91	13,53	17,49	3600
Holt-Naïve	7,08	14,75	17,69	18,31	21,06	24,35	13,17	17,20	3600
Naïve-Regression	10,61	13,39	13,64	14,96	15,55	21,82	12,55	15,00	3600
BEST1	7,81	14,33	16,10	16,74	16,97	24,14	12,75	12,47	3600
BEST2	7,39	12,33	11,88	10,77	13,66	18,80	10,53	13,18	3600
BEST3	8,77	9,19	9,61	10,05	10,41	10,89	9,19	14,25	3600
BEST4	7,98	12,74	14,86	16,72	18,58	24,08	11,86	13,01	3600
IDEAL1	1,94	3,47	2,54	3,97	2,92	4,79	2,65	3,27	3600
IDEAL2	2,74	4,20	3,71	3,40	3,20	4,44	3,55	3,62	3600
IDEAL3	2,51	5,73	6,91	6,89	8,74	9,84	5,05	6,77	3600
IDEAL4	1,68	2,69	3,68	5,99	7,27	11,35	2,68	5,44	3600

Με δείκτη εκτίμησης σφάλματος SMAPE παρατηρούμε (Πίνακας 5.3) ότι οι επικρατέστερες προβλέψεις για όλους σχεδόν τους ορίζοντες έχουν δοθεί από τον BEST3, τον καλύτερο φοιτητή του 3^{ου} γύρου που έχει ως γραμμή αναφοράς την γραμμή γραμμικής παλινδρόμησης. Ακόμα πολύ καλές προβλέψεις έχουν δοθεί από τον BEST1 (πρόβλεψη με το χέρι) και τον BEST2 (με τον χάρακα).

Μοναδικές εξαιρέσεις, για τον ορίζοντα 1^{ου} έτους, που οι καλύτερες προβλέψεις δόθηκαν από τον μέσο όρο του 1^{ου} γύρου και τον συνδυασμό αυτού με τη μέθοδο Naïve. Ακόμα, για τον ορίζοντα 2^{ου} έτους, η δεύτερη επικρατέστερη πρόβλεψη δόθηκε από τον συνδυασμό του μέσου όρου του 3^{ου} γύρου και της μεθόδου Regression. Και, τέλος, για τους ορίζοντες 1 έως 6 καλύτερη πρόβλεψη δίνει ο BEST1 και ο BEST4.

Πίνακας 5.4 Αναλυτικά τελικά αποτελέσματα για τις φάσεις 1-4 με dSMAPE

dSMAPE									
HORIZONES	1	2	3	4	5	6	1 TO 3	1 TO 6	No. Obs.
AVG1	3,74	10,98	12,87	10,70	12,74	22,16	9,71	10,85	3600
AVG2	3,80	9,60	16,36	13,95	14,55	16,34	10,09	11,20	3600
AVG3	10,87	9,60	12,53	13,06	15,97	22,91	10,68	13,40	3600
AVG4	5,25	7,05	10,42	14,05	11,86	18,74	8,80	10,92	3600
Naïve	5,77	12,09	18,22	15,15	20,48	20,76	11,96	15,43	3600
Holt	4,13	17,49	15,19	16,51	21,61	27,97	11,07	15,85	3600
Regression	14,48	13,87	16,95	18,69	21,44	32,39	14,96	18,39	3600
AVG1-AVG2	3,05	10,19	13,69	12,31	14,91	18,24	9,44	11,46	3600
AVG1-AVG3	7,03	10,60	7,46	11,71	11,40	17,58	7,57	10,83	3600
AVG1-AVG4	5,66	11,60	10,87	10,93	12,40	19,82	8,70	10,63	3600
AVG1-Regression	8,27	8,57	7,66	9,15	11,80	23,64	8,27	10,28	3600
AVG1-Naïve	3,57	12,25	15,21	16,29	14,68	16,07	10,52	11,65	3600
AVG1-Holt	6,51	12,16	15,56	13,57	18,47	22,41	9,66	11,24	3600
AVG2-AVG3	6,71	10,22	9,98	9,63	10,68	14,79	9,98	10,17	3600
AVG2-AVG4	6,74	12,05	12,51	13,97	13,85	19,19	8,18	12,12	3600
AVG2-Regression	8,53	10,24	8,35	6,87	7,36	17,94	8,53	9,14	3600
AVG2-Naïve	4,78	13,45	17,92	14,29	13,48	18,88	10,19	13,83	3600
AVG2-Holt	4,25	13,17	12,76	15,23	18,35	18,61	11,20	12,59	3600
AVG3-AVG4	6,65	9,98	7,82	8,68	9,58	19,30	7,82	10,70	3600
AVG3-Regression	12,94	11,28	13,87	15,92	18,75	28,13	12,94	15,68	3600
AVG3-Naïve	5,76	8,41	8,81	9,40	11,25	11,66	8,41	9,26	3600
AVG3-Holt	6,59	7,13	8,63	12,07	12,85	18,72	7,64	12,12	3600
AVG4-Regression	8,55	9,55	13,28	9,72	11,61	29,23	9,55	12,11	3600
AVG4-Naïve	5,29	9,29	12,94	15,01	10,76	22,01	8,26	11,04	3600
AVG4-Holt	4,49	7,34	12,71	11,15	15,27	20,93	8,71	12,54	3600
Holt-Regression	8,76	9,78	9,75	10,73	10,76	22,12	9,75	10,75	3600
Holt-Naïve	3,78	13,62	15,34	17,57	15,38	27,42	12,39	13,75	3600
Naïve-Regression	8,56	11,78	9,78	7,58	8,88	15,41	9,78	10,24	3600
BEST1	3,61	7,26	8,99	7,75	7,85	11,01	6,73	7,38	3600
BEST2	4,42	6,05	5,67	6,41	7,22	9,23	5,27	6,53	3600
BEST3	5,21	5,93	8,01	14,03	18,56	20,25	7,18	11,30	3600
BEST4	6,27	8,98	7,92	7,81	8,74	17,01	7,78	8,47	3600
IDEAL1	0,18	0,72	0,31	0,46	0,36	0,90	0,34	0,45	3600
IDEAL2	0,28	0,74	0,75	0,63	0,17	1,18	0,56	0,53	3600
IDEAL3	0,50	1,11	0,80	0,72	1,36	1,58	0,80	0,86	3600
IDEAL4	0,19	0,19	0,12	0,36	0,37	0,43	0,17	0,27	3600

Με δείκτη εκτίμησης σφάλματος dSMAPE παρατηρούμε (Πίνακας 5.4) ότι τα αποτελέσματα δεν παρουσιάζουν σημαντικές διαφορές με τον Πίνακα 5.3. Οι επικρατέστερες προβλέψεις για όλους σχεδόν τους ορίζοντες έχουν δοθεί από τον BEST2, τον καλύτερο φοιτητή του 2^{ου} γύρου. Ακόμα πολύ καλές προβλέψεις έχουν δοθεί από τον BEST1 (πρόβλεψη με το χέρι).

Μοναδικές εξαιρέσεις, για τον ορίζοντα 1^{ου} έτους, που οι καλύτερες προβλέψεις δόθηκαν από τον συνδυασμό των μέσων όρων του 1^{ου} και του 2^{ου} γύρου καθώς και τον συνδυασμό του μέσου όρου του 1^{ου} γύρου με τη μέθοδο Naïve. Ακόμα, για τους ορίζοντες 4^{ου} και 5^{ου} έτους, η δεύτερη επικρατέστερη πρόβλεψη δόθηκε από τον συνδυασμό του μέσου όρου του 2^{ου} γύρου και της μεθόδου Regression.

Πίνακας 5.5 Αναλυτικά τελικά αποτελέσματα για τις φάσεις 1-4 με GMRAE

GMRAE									
HORIZONES	1	2	3	4	5	6	1 TO 3	1 TO 6	No. Obs.
AVG1	84,76	89,49	89,31	62,72	64,24	78,10	87,83	77,29	3600
AVG2	82,77	94,31	117,14	85,44	94,29	76,61	97,06	90,91	3600
AVG3	232,79	78,88	81,63	102,56	89,96	119,05	114,44	108,66	3600
AVG4	93,62	61,82	92,17	88,39	68,53	124,58	81,10	85,93	3600
Naïve	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	3600
Holt	75,70	72,57	127,61	140,35	147,05	134,11	88,83	111,68	3600
Regression	263,30	95,68	149,63	194,15	191,37	216,62	155,63	176,60	3600
AVG1-AVG2	95,03	94,11	101,20	73,79	76,58	74,51	96,73	85,15	3600
AVG1-AVG3	108,03	54,07	70,94	94,89	94,82	115,90	74,55	86,95	3600
AVG1-AVG4	90,66	70,78	89,39	73,82	77,14	110,14	83,09	84,33	3600
AVG1-Regression	171,10	78,14	88,51	97,94	85,77	133,05	105,77	104,77	3600
AVG1-Naïve	91,93	94,60	112,52	91,47	101,59	84,45	99,28	95,69	3600
AVG1-Holt	87,36	89,67	112,26	92,78	104,34	107,67	95,80	98,56	3600
AVG2-AVG3	123,19	58,80	58,95	79,93	56,28	101,81	75,30	76,19	3600
AVG2-AVG4	77,43	71,22	86,29	64,80	85,10	101,11	78,07	80,16	3600
AVG2-Regression	180,21	76,30	83,60	75,64	74,70	113,03	104,75	94,98	3600
AVG2-Naïve	75,46	64,30	115,85	99,22	97,01	69,33	82,53	84,92	3600
AVG2-Holt	75,43	94,26	114,19	86,84	102,82	101,77	93,29	95,06	3600
AVG3-AVG4	154,63	72,02	92,50	97,12	86,46	142,17	100,99	103,51	3600
AVG3-Regression	580,40	324,90	248,61	249,59	231,60	214,10	360,58	288,80	3600
AVG3-Naïve	117,99	57,04	74,59	74,29	66,20	75,09	79,48	75,51	3600
AVG3-Holt	102,79	53,00	58,69	101,59	92,62	103,15	68,38	82,28	3600
AVG4-Regression	189,08	76,91	74,76	101,68	62,37	147,43	102,83	100,27	3600
AVG4-Naïve	76,38	64,06	102,05	76,67	96,21	104,26	79,34	85,26	3600
AVG4-Holt	79,09	49,34	103,05	99,67	107,62	142,93	73,81	92,25	3600
Holt-Regression	138,09	66,26	96,53	94,78	85,84	142,96	95,94	100,45	3600
Holt-Naïve	91,40	91,46	128,97	83,68	120,37	114,24	102,54	103,66	3600
Naïve-Regression	174,32	74,32	70,84	76,44	72,20	95,80	97,18	88,65	3600
BEST1	71,78	59,42	94,35	63,59	60,49	69,71	73,83	69,00	3600
BEST2	66,43	58,62	70,01	57,02	47,63	85,76	64,84	63,16	3600
BEST3	132,64	68,63	77,40	75,14	87,34	106,05	88,99	88,80	3600
BEST4	115,68	65,69	73,42	50,01	50,49	87,68	82,33	70,57	3600
IDEAL1	6,08	6,01	3,50	2,53	3,21	5,82	5,04	4,27	3600
IDEAL2	7,18	4,21	4,58	2,83	1,80	5,36	5,17	3,95	3600
IDEAL3	9,95	11,27	11,15	6,47	7,75	8,12	10,77	8,94	3600
IDEAL4	5,69	2,27	1,43	2,75	2,66	6,90	2,64	3,13	3600

Με δείκτη εκτίμησης σφάλματος GMRAE παρατηρούμε (Πίνακας 5.5) ότι οι επικρατέστερες προβλέψεις για όλους σχεδόν τους ορίζοντες έχουν δοθεί από τον BEST2, τον καλύτερο φοιτητή του 2^{ου} γύρου. Ακόμα πολύ καλές προβλέψεις έχουν δοθεί από τον BEST1 (πρόβλεψη με το χέρι) και τον BEST4 (όπου οι μέθοδοι Holt και Regression εμφανίζονται στο γράφημα).

Εξαιρέσεις παρατηρούμε, για τον ορίζοντα 2^{ου} έτους, όπου πρώτη επικρατέστερη μέθοδος είναι ο συνδυασμός του AVG4 και της μεθόδου Holt και δεύτερη ο συνδυασμός του AVG3 και της μεθόδου Holt. Ακόμα, για τον ορίζοντα 3^{ου} έτους, προβλέψεις με μικρότερο σφάλμα δόθηκαν από τον συνδυασμό του AVG3 και της μεθόδου Holt και τον συνδυασμό του AVG2 και του AVG3. Τέλος, για τον ορίζοντα 6^{ου} έτους, καλύτερη πρόβλεψη έδωσε ο συνδυασμός AVG2 και Naïve, και για τον ορίζοντα 1 έως 3, ο συνδυασμός AVG3 και της μεθόδου Holt.

5.1.2 Συγκεντρωτικοί πίνακες για την φάση 5

Παρακάτω παρουσιάζονται τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την επεξεργασία της 5^{ης} φάσης του πειράματος. Παρατηρούμε ότι στους συγκεντρωτικούς πίνακες που ακολουθούν δεν επιχειρείται η σύγκριση όλων των μεθόδων των φάσεων 1 έως 4 κι αυτό γιατί σε αυτήν την περίπτωση ασχολούμαστε με μακροπρόθεσμες προβλέψεις για 10 περιόδους. Επομένως, θα ήταν άτοπο να συγκρίνουμε προβλέψεις που αναφέρονται σε βάθος 6 οριζόντων με αυτές που αναφέρονται σε 10 ορίζοντες (έτη). Ακόμα, αντίθετα με τις προηγούμενες φάσεις, δεν παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για το δείκτη σφάλματος GMRAE γιατί, όπως αναφέρθηκε και στο κεφάλαιο 4.2, η διαίρεση με πολύ μεγάλο αριθμό οδηγούσε σε απροσδιοριστία.

Εξετάζοντας τους παρακάτω πίνακες μπορούμε να διαπιστώσουμε ότι για τους δείκτες MAPE και SMAPE, επικρατέστερες μέθοδοι είναι εξολοκλήρου ο καλύτερος φοιτητής της 5^{ης} φάσης (BEST5) καθώς και ο μέσος όρος του 5^{ου} γύρου (AVG5). Για τους δείκτες dMAPE και dSMAPE που βασίζονται στον υπολογισμό του διάμεσου αντί για του μέσου, οι BEST5 και AVG5 εξακολουθούν να έχουν μια πολύ καλή απόδοση αλλά βλέπουμε ότι καλές προβλέψεις δίνουν ακόμα ο συνδυασμός AVG5-Naïve, η μέθοδος Naïve καθώς και ο συνδυασμός AVG5-Holt και η μέθοδος Holt σε βραχυπρόθεσμους ορίζοντες.

Πίνακας 5.6 Αναλυτικά τελικά αποτελέσματα για τις φάσεις 5 με MAPE (900 obs.)

MAPE												
HORIZONES	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	1-5	1-10
AVG5	11,83	29,09	32,07	28,93	26,12	27,30	24,33	23,74	21,02	26,60	25,61	25,10
Naïve	13,00	29,42	33,07	32,82	28,52	29,51	28,78	26,79	25,61	32,12	27,37	27,96
Holt	14,54	33,52	38,50	38,78	40,26	40,28	42,17	48,45	50,70	59,71	33,12	40,69
Regression	24,32	49,78	60,61	60,66	63,76	67,98	69,81	76,52	77,61	92,60	51,83	64,36
AVG5-Regression	17,48	39,44	46,08	43,90	44,14	45,53	45,00	48,94	47,51	58,18	38,21	43,62
AVG5-Naïve	12,39	29,18	32,21	30,60	27,20	27,55	25,82	24,53	22,08	27,84	26,32	25,94
AVG5-Holt	12,74	31,30	35,03	32,72	30,63	31,42	28,89	32,17	33,74	39,60	28,48	30,82
Holt-Regression	19,27	41,65	49,55	48,59	49,73	50,70	51,07	56,44	56,04	67,11	41,76	49,01
Holt-Naïve	13,08	31,36	34,86	33,88	30,50	30,92	28,18	30,05	31,30	35,70	28,73	29,98
Naïve-Regression	17,88	39,49	45,90	44,44	43,37	44,43	43,74	46,95	45,02	54,65	38,22	42,59
BEST5	11,66	19,32	22,31	19,79	20,11	23,75	22,65	22,50	21,26	27,24	18,64	21,06
IDEAL5	4,38	7,32	8,51	6,47	5,40	3,85	3,29	3,04	2,95	3,06	6,42	4,83

Πίνακας 5.7 Αναλυτικά τελικά αποτελέσματα για τις φάσεις 5 με dMAPE (900 obs.)

dMAPE												
HORIZONES	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	1-5	1-10
AVG5	6,32	24,80	22,83	23,59	19,44	18,32	18,08	21,00	18,07	13,53	18,72	18,37
Naïve	7,31	17,75	19,74	22,74	14,34	14,19	15,85	21,01	32,13	26,79	17,75	19,43
Holt	9,13	31,09	23,85	30,84	32,93	30,90	39,54	40,14	40,38	46,52	23,38	32,29
Regression	16,59	36,60	44,24	39,76	44,73	41,44	45,97	57,27	57,99	65,74	36,37	47,24
AVG5-Regression	12,02	34,97	33,46	32,57	33,71	30,55	32,31	37,98	33,58	39,99	27,66	32,47
AVG5-Naïve	7,13	21,30	21,21	22,85	15,51	13,86	24,43	19,32	23,15	17,15	17,71	18,08
AVG5-Holt	6,81	24,76	26,57	22,93	21,98	26,25	26,40	28,21	27,38	27,04	21,50	24,76
Holt-Regression	15,72	40,78	35,54	36,01	38,07	39,85	34,84	46,01	44,34	51,11	32,52	39,69
Holt-Naïve	7,84	24,35	28,48	20,93	18,13	18,25	21,47	26,94	23,82	19,35	18,65	20,88
Naïve-Regression	12,10	34,56	31,99	32,23	30,06	25,97	29,53	35,79	35,05	39,21	28,17	29,62
BEST5	12,31	23,44	17,20	12,95	11,05	6,74	14,80	23,20	18,81	18,50	12,48	13,02
IDEAL5	0,84	1,16	2,94	1,13	1,29	1,12	0,63	1,22	0,71	0,93	1,16	0,96

Πίνακας 5.8 Αναλυτικά τελικά αποτελέσματα για τις φάσεις 5 με SMAPE (900 obs.)

SMAPE												
HORIZONES	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	1-5	1-10
AVG5	13,27	26,23	27,90	25,60	23,92	25,13	22,78	21,96	18,59	22,11	23,38	22,75
Naïve	14,59	26,86	29,06	29,97	27,04	28,20	28,54	26,99	26,08	31,28	25,50	26,86
Holt	15,46	29,78	32,39	32,52	34,70	36,02	38,33	44,71	48,25	55,62	28,97	36,78
Regression	22,20	38,60	43,45	43,05	45,68	47,09	47,81	51,92	53,00	60,73	38,60	45,35
AVG5-Regression	17,43	32,98	36,26	34,53	35,44	35,65	35,17	38,23	36,83	43,35	31,33	34,59
AVG5-Naïve	13,90	26,48	28,14	27,48	25,37	25,83	24,91	23,74	21,05	25,07	24,28	24,20
AVG5-Holt	13,89	28,06	30,05	28,16	26,89	28,84	26,36	28,68	29,73	33,27	25,41	27,39
Holt-Regression	18,89	34,69	38,77	37,85	39,34	40,34	40,40	43,86	42,91	49,97	33,91	38,70
Holt-Naïve	14,31	28,33	30,08	29,67	27,33	29,07	26,65	27,87	28,90	31,48	25,95	27,37
Naïve-Regression	17,83	33,13	36,12	35,14	34,97	34,89	34,38	37,25	35,80	41,77	31,44	34,13
BEST5	13,23	25,02	25,90	22,66	20,25	21,45	19,52	18,11	15,82	21,80	21,41	20,38
IDEAL5	5,37	7,61	8,44	6,37	5,71	4,33	3,48	2,93	2,63	2,81	6,70	4,97

Πίνακας 5.9 Αναλυτικά τελικά αποτελέσματα για τις φάσεις 5 με dSMAPE (900 obs.)

SMdAPE												
HORIZONES	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	1-5	1-10
AVG5	6,12	22,10	20,49	21,10	18,90	19,22	19,88	19,01	16,57	14,51	17,72	17,72
Naïve	7,05	16,31	17,97	24,11	13,38	15,27	17,21	19,01	30,11	30,94	16,31	18,48
Holt	8,73	26,91	23,67	26,72	32,50	32,51	33,71	40,74	38,43	37,74	23,67	28,95
Regression	18,10	40,97	39,65	33,17	38,40	39,40	39,46	45,27	48,54	55,06	35,39	41,14
AVG5-Regression	11,91	29,77	28,67	29,02	29,20	28,40	31,28	33,17	31,95	34,99	27,28	28,92
AVG5-Naïve	6,88	19,25	19,18	20,51	16,81	12,96	21,77	21,38	25,18	17,34	17,61	17,62
AVG5-Holt	6,59	22,03	23,45	22,26	19,80	23,21	23,32	32,58	28,88	24,88	19,41	22,26
Holt-Regression	16,01	34,23	35,13	35,00	36,51	35,63	36,50	38,83	36,75	41,14	30,52	36,35
Holt-Naïve	7,55	21,71	24,93	18,95	16,62	18,77	22,03	23,75	21,28	20,92	18,36	19,86
Naïve-Regression	12,88	29,47	33,90	30,09	31,39	22,98	25,73	31,15	29,82	32,78	25,98	27,46
BEST5	13,11	24,48	15,84	12,16	10,47	6,98	14,25	20,79	17,20	16,94	12,16	13,08
IDEAL5	0,84	1,15	2,99	1,14	1,28	1,13	0,63	1,22	0,70	0,94	1,15	0,96

5.2 Εφαρμογή μη παραμετρικών στατιστικών τεστ

5.2.1 Το τεστ του Friedman

Όπως αναφέρθηκε και στο κεφάλαιο 4.3 οι συγκεντρωτικοί πίνακες που παρουσιάστηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο δεν μας δίνουν από μόνοι τους αξιόπιστη πληροφόρηση εάν δεν εξεταστούν ως προς την στατιστική σημαντικότητά των διαφορών μεταξύ των μεθόδων με την βοήθεια των μη παραμετρικών στατιστικών τεστ.

Το ερώτημα που καλούμαστε να απαντήσουμε είναι εάν πράγματι υπάρχει στατιστικά σημαντική διαφορά ανάμεσα στις υπό εξέταση μεθόδους. Για να το εξακριβώσουμε αυτό εφαρμόσαμε στα δεδομένα μας το τεστ του Friedman με τη βοήθεια του SPSS. Στους πίνακες 5.6 έως 5.10 παρουσιάζεται μια επιλογή των υπολογισμένων τιμών του στατιστικού χ -τετράγωνου όπως αυτά δόθηκαν από την εφαρμογή του τεστ του Friedman (τύποι 1 έως 3, Κεφάλαιο 4.3). Σε κάθε περίπτωση και κάθε ορίζοντα, οι τιμές του χ -τετράγωνου είναι σημαντικά κάτω από το επίπεδο του 0,1%. Επομένως, όπως αναλύθηκε και στην 4^η ενότητα, μπορούμε με ασφάλεια να απορρίψουμε την μηδενική υπόθεση και να συμπεράνουμε ότι υπάρχουν στατιστικά σημαντικές διαφορές ανάμεσα στις διάφορες μεθόδους πρόβλεψης που εξετάστηκαν.

Πίνακας 5.10 Τιμές του στατιστικού χ -τετράγωνου για την εξέταση της κατάταξης των 32 μεθόδων με δείκτη σφάλματος MAPE

MAPE	
Ορίζοντες Πρόβλεψης	Ετήσια Δεδομένα
1	150,40
2	150,62
3	165,93
4	180,54
5	181,12
6	195,19
1 έως 3	151,46
1 έως 6	176,00

Πίνακας 5.11 Τιμές του στατιστικού χ -τετράγωνου για την εξέταση της κατάταξης των 32 μεθόδων με δείκτη σφάλματος dMAPE

dMAPE	
Ορίζοντες Πρόβλεψης	Ετήσια Δεδομένα
1	150,22
2	146,75
3	166,68
4	178,91
5	180,26
6	192,72
1 έως 3	146,89
1 έως 6	173,26

Πίνακας 5.12 Τιμές του στατιστικού χ -τετράγωνο για την εξέταση της κατάταξης των 32 μεθόδων με δείκτη σφάλματος SMAPE

SMAPE	
Ορίζοντες Πρόβλεψης	Ετήσια Δεδομένα
1	130,37
2	124,66
3	139,90
4	153,51
5	149,30
6	163,65
1 έως 3	161,97
1 έως 6	172,43

Πίνακας 5.13 Τιμές του στατιστικού χ -τετράγωνο για την εξέταση της κατάταξης των 32 μεθόδων με δείκτη σφάλματος dSMAPE

dSMAPE	
Ορίζοντες Πρόβλεψης	Ετήσια Δεδομένα
1	149,66
2	153,36
3	169,45
4	181,17
5	180,49
6	197,05
1 έως 3	157,48
1 έως 6	172,62

Πίνακας 5.14 Τιμές του στατιστικού χ -τετράγωνο για την εξέταση της κατάταξης των 32 μεθόδων με δείκτη σφάλματος GMRAE

GMRAE	
Ορίζοντες Πρόβλεψης	Ετήσια Δεδομένα
1	155,80
2	168,58
3	175,96
4	183,67
5	181,63
6	191,06
1 έως 3	146,10
1 έως 6	162,41

5.2.2 Πολλαπλές συγκρίσεις με τον καλύτερο

Στους Πίνακες 5.15 έως 5.19 που ακολουθούν μπορούμε να δούμε την εφαρμογή της μεθόδου πολλαπλών συγκρίσεων με τον καλύτερο. Λαμβάνουμε υπόψη τον προσεγγιστικό τύπο (έχει γίνει αναλυτική παρουσίαση στο κεφάλαιο 4.3):

$$r_{a,K,N} \approx q_{a,K} \sqrt{\frac{K(K+1)}{12N}}$$

Για το πείραμα μας ισχύουν ακόμα ότι $K=32$ και $N=15$ και με $\alpha=0,05$ λαμβάνουμε το $q_{a,K} = 3,097$ (Harter 1960, Πίνακας 1) και επομένως το $r_{a,K,N} = 2,77$.

Στους πίνακες που ακολουθούν στην αριστερή στήλη βρίσκονται οι μέθοδοι που εξετάζονται και στην στήλη κάθε ορίζοντα η μέση κατάταξη $\bar{R}$ της κάθε μεθόδου για τον ορίζοντα αυτό. Δίπλα ακριβώς απ' τις κατατάξεις για κάθε ορίζοντα βρίσκονται τα αποτελέσματα της εφαρμογής της μεθόδου πολλαπλών συγκρίσεων με τον καλύτερο (MCB). Εάν η μέθοδος που αντιστοιχεί στην κάθε γραμμή είναι σημαντικά χειρότερη από την καλύτερη μέθοδο, γράφουμε 'Ναι' στην στήλη MCB. Αντίθετα, αν η μέθοδος δεν είναι στατιστικά χειρότερη από την καλύτερη γράφουμε 'Όχι'.

Παρατηρώντας τους πίνακες για τον κάθε δείκτη σφάλματος καταλήγουμε ότι οι μοναδικές μέθοδοι που δεν είναι στατιστικά χειρότερες από την καλύτερη είναι σταθερά οι BEST1, BEST2, BEST3 και BEST4, δηλαδή ο καλύτερος φοιτητής για κάθε φάση του πειράματος. Με κίτρινο χρώμα και έντονη γραφή ορίζεται η μέθοδος που δίνει την γραμμή αναφοράς για τα διαγράμματα που ακολουθούν και δίνουν γραφικά τα αποτελέσματα αυτά. Παρατηρούμε, τέλος, ότι η καλύτερη μέθοδος για κάθε δείκτη εναλλάσσεται μεταξύ των τεσσάρων προαναφερθέντων, δηλαδή των BEST1, BEST2, BEST3 και BEST4.

Τα διαστήματα που προκύπτουν για την κάθε μέθοδο και βλέπουμε στα διαγράμματα που ακολουθούν προκύπτουν ως εξής: $\bar{R} \pm 0,5 * r_{a,K,N} = \bar{R} \pm 0,5 * 2,77 = \bar{R} \pm 1,385$.

Πίνακας 5.15 Σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης με χρήση της κατάταξης τους και σύγκριση με την καλύτερη για ορίζοντες 1, 2, 3, 4, 5, 6, 1-3, 1-6 και δείκτη σφάλματος MAPE

Ορίζοντας Μέθοδος	1	MCB	2	MCB	3	MCB	4	MCB	5	MCB	6	MCB	1-3	MCB	1-6	MCB
AVG1	15,47	Ναι	19,53	Ναι	19,20	Ναι	16,07	Ναι	16,07	Ναι	16,40	Ναι	18,67	Ναι	15,93	Ναι
AVG2	16,60	Ναι	20,27	Ναι	20,33	Ναι	17,13	Ναι	17,27	Ναι	13,80	Ναι	19,27	Ναι	15,73	Ναι
AVG3	23,13	Ναι	20,07	Ναι	18,67	Ναι	21,73	Ναι	20,93	Ναι	22,53	Ναι	20,90	Ναι	22,67	Ναι
AVG4	16,00	Ναι	16,00	Ναι	17,33	Ναι	16,93	Ναι	16,33	Ναι	18,60	Ναι	16,43	Ναι	17,67	Ναι
Naïve	18,47	Ναι	22,07	Ναι	21,13	Ναι	19,60	Ναι	20,20	Ναι	17,13	Ναι	20,20	Ναι	19,13	Ναι
Holt	17,73	Ναι	19,30	Ναι	22,20	Ναι	23,00	Ναι	23,53	Ναι	21,60	Ναι	19,73	Ναι	21,87	Ναι
Regression	25,50	Ναι	21,93	Ναι	23,40	Ναι	26,80	Ναι	26,87	Ναι	27,27	Ναι	24,77	Ναι	27,13	Ναι
AVG1-AVG2	16,33	Ναι	20,00	Ναι	19,53	Ναι	15,60	Ναι	15,80	Ναι	13,60	Ναι	18,87	Ναι	15,33	Ναι
AVG1-AVG3	17,67	Ναι	15,90	Ναι	15,40	Ναι	17,87	Ναι	17,40	Ναι	18,40	Ναι	17,40	Ναι	18,13	Ναι
AVG1-AVG4	15,73	Ναι	17,33	Ναι	17,20	Ναι	15,47	Ναι	15,93	Ναι	17,60	Ναι	17,17	Ναι	16,20	Ναι
AVG1-Regression	20,73	Ναι	18,13	Ναι	16,87	Ναι	19,80	Ναι	19,07	Ναι	20,87	Ναι	19,33	Ναι	21,07	Ναι
AVG1-Naïve	19,53	Ναι	18,27	Ναι	17,67	Ναι	18,53	Ναι	19,80	Ναι	16,87	Ναι	16,43	Ναι	15,33	Ναι
AVG1-Holt	16,73	Ναι	19,57	Ναι	19,67	Ναι	18,53	Ναι	18,80	Ναι	18,07	Ναι	19,10	Ναι	18,60	Ναι
AVG2-AVG3	16,27	Ναι	15,37	Ναι	13,33	Ναι	14,60	Ναι	13,47	Ναι	14,67	Ναι	14,53	Ναι	13,67	Ναι
AVG2-AVG4	15,60	Ναι	17,20	Ναι	16,80	Ναι	14,00	Ναι	15,67	Ναι	15,47	Ναι	16,40	Ναι	14,67	Ναι
AVG2-Regression	19,47	Ναι	17,13	Ναι	15,40	Ναι	16,27	Ναι	15,40	Ναι	17,13	Ναι	16,23	Ναι	17,33	Ναι
AVG2-Naïve	17,33	Ναι	20,63	Ναι	20,60	Ναι	17,80	Ναι	18,60	Ναι	14,93	Ναι	20,10	Ναι	17,33	Ναι
AVG2-Holt	16,53	Ναι	19,53	Ναι	19,67	Ναι	17,33	Ναι	17,93	Ναι	16,13	Ναι	18,13	Ναι	16,73	Ναι
AVG3-AVG4	18,13	Ναι	16,43	Ναι	17,07	Ναι	19,47	Ναι	18,20	Ναι	20,73	Ναι	17,60	Ναι	19,73	Ναι
AVG3-Regression	24,47	Ναι	20,43	Ναι	21,80	Ναι	24,60	Ναι	24,20	Ναι	25,47	Ναι	21,93	Ναι	25,33	Ναι
AVG3-Naïve	16,93	Ναι	14,80	Ναι	14,47	Ναι	14,13	Ναι	13,80	Ναι	13,67	Ναι	15,33	Ναι	13,00	Ναι
AVG3-Holt	17,33	Ναι	16,23	Ναι	16,87	Ναι	19,47	Ναι	18,53	Ναι	18,67	Ναι	16,80	Ναι	18,13	Ναι
AVG4-Regression	21,40	Ναι	19,00	Ναι	18,20	Ναι	21,27	Ναι	19,73	Ναι	23,20	Ναι	19,37	Ναι	22,07	Ναι
AVG4-Naïve	15,47	Ναι	17,57	Ναι	18,33	Ναι	16,00	Ναι	17,33	Ναι	15,93	Ναι	17,27	Ναι	16,40	Ναι
AVG4-Holt	16,00	Ναι	15,87	Ναι	18,73	Ναι	18,40	Ναι	19,27	Ναι	20,47	Ναι	16,83	Ναι	19,00	Ναι
Holt-Regression	19,80	Ναι	18,40	Ναι	18,33	Ναι	20,53	Ναι	20,20	Ναι	22,00	Ναι	19,03	Ναι	21,13	Ναι
Holt-Naïve	17,13	Ναι	20,13	Ναι	21,53	Ναι	18,60	Ναι	20,20	Ναι	18,00	Ναι	19,63	Ναι	17,53	Ναι
Naïve-Regression	19,40	Ναι	16,90	Ναι	15,47	Ναι	15,40	Ναι	14,53	Ναι	16,00	Ναι	15,93	Ναι	15,53	Ναι
BEST1	4,20	Όχι	3,47	Όχι	2,77	Όχι	3,13	Όχι	3,07	Όχι	3,07	Όχι	2,73	Όχι	3,60	Όχι
BEST2	4,80	Όχι	4,00	Όχι	3,43	Όχι	3,13	Όχι	2,47	Όχι	3,27	Όχι	4,50	Όχι	4,40	Όχι
BEST3	4,70	Όχι	4,33	Όχι	4,40	Όχι	3,53	Όχι	4,33	Όχι	3,33	Όχι	4,97	Όχι	4,20	Όχι
BEST4	3,40	Όχι	2,20	Όχι	2,20	Όχι	3,27	Όχι	3,07	Όχι	3,13	Όχι	2,40	Όχι	3,40	Όχι [‡]

[‡] MCB: Στατιστικά χειρότερη από την καλύτερη

Πίνακας 5.16 Σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης με χρήση της κατάταξης τους και σύγκριση με την καλύτερη για ορίζοντες 1, 2, 3, 4, 5, 6, 1-3, 1-6 και δείκτη σφάλματος dMAPE

Ορίζοντας Μέθοδος	1	MCB	2	MCB	3	MCB	4	MCB	5	MCB	6	MCB	1-3	MCB	1-6	MCB
AVG1	5,60	Ναι	20,53	Ναι	20,20	Ναι	16,07	Ναι	17,27	Ναι	16,20	Ναι	19,73	Ναι	18,20	Ναι
AVG2	6,60	Ναι	19,53	Ναι	20,20	Ναι	17,47	Ναι	17,73	Ναι	14,73	Ναι	18,73	Ναι	17,73	Ναι
AVG3	3,03	Ναι	18,87	Ναι	19,53	Ναι	22,87	Ναι	22,07	Ναι	23,53	Ναι	20,80	Ναι	22,87	Ναι
AVG4	6,93	Ναι	16,53	Ναι	17,53	Ναι	18,00	Ναι	17,47	Ναι	18,47	Ναι	16,20	Ναι	16,83	Ναι
Naïve	8,00	Ναι	21,60	Ναι	20,53	Ναι	19,20	Ναι	19,87	Ναι	17,20	Ναι	20,87	Ναι	19,97	Ναι
Holt	7,33	Ναι	19,27	Ναι	20,93	Ναι	21,60	Ναι	22,47	Ναι	21,13	Ναι	17,90	Ναι	21,33	Ναι
Regression	5,57	Ναι	22,13	Ναι	23,20	Ναι	26,73	Ναι	26,80	Ναι	27,73	Ναι	23,67	Ναι	27,20	Ναι
AVG1-AVG2	6,07	Ναι	20,53	Ναι	19,80	Ναι	16,40	Ναι	16,33	Ναι	14,60	Ναι	19,27	Ναι	17,53	Ναι
AVG1-AVG3	7,03	Ναι	15,63	Ναι	16,10	Ναι	17,30	Ναι	16,50	Ναι	18,63	Ναι	16,37	Ναι	16,57	Ναι
AVG1-AVG4	6,20	Ναι	17,47	Ναι	17,27	Ναι	16,73	Ναι	15,87	Ναι	16,93	Ναι	16,80	Ναι	15,90	Ναι
AVG1-Regression	0,23	Ναι	17,37	Ναι	16,23	Ναι	18,63	Ναι	17,10	Ναι	20,03	Ναι	18,17	Ναι	18,23	Ναι
AVG1-Naïve	19,87	Ναι	17,93	Ναι	17,27	Ναι	18,33	Ναι	19,20	Ναι	17,00	Ναι	18,60	Ναι	17,53	Ναι
AVG1-Holt	16,53	Ναι	20,00	Ναι	19,73	Ναι	18,40	Ναι	18,27	Ναι	18,00	Ναι	18,23	Ναι	19,00	Ναι
AVG2-AVG3	15,77	Ναι	16,10	Ναι	14,10	Ναι	14,10	Ναι	14,17	Ναι	15,90	Ναι	15,37	Ναι	13,30	Ναι
AVG2-AVG4	5,87	Ναι	17,53	Ναι	17,53	Ναι	15,07	Ναι	16,20	Ναι	14,40	Ναι	17,47	Ναι	15,97	Ναι
AVG2-Regression	8,90	Ναι	17,30	Ναι	14,97	Ναι	14,83	Ναι	14,23	Ναι	16,90	Ναι	17,43	Ναι	15,17	Ναι
AVG2-Naïve	6,53	Ναι	20,40	Ναι	20,00	Ναι	17,40	Ναι	18,47	Ναι	15,73	Ναι	20,23	Ναι	18,10	Ναι
AVG2-Holt	6,00	Ναι	20,00	Ναι	19,13	Ναι	16,40	Ναι	17,87	Ναι	16,13	Ναι	19,17	Ναι	16,80	Ναι
AVG3-AVG4	18,50	Ναι	16,50	Ναι	17,97	Ναι	19,90	Ναι	19,37	Ναι	20,50	Ναι	17,63	Ναι	19,17	Ναι
AVG3-Regression	24,23	Ναι	20,47	Ναι	21,67	Ναι	25,13	Ναι	24,73	Ναι	25,27	Ναι	22,20	Ναι	25,33	Ναι
AVG3-Naïve	16,57	Ναι	14,97	Ναι	14,70	Ναι	14,37	Ναι	13,83	Ναι	14,57	Ναι	14,07	Ναι	12,87	Ναι
AVG3-Holt	17,77	Ναι	16,30	Ναι	17,10	Ναι	19,37	Ναι	18,57	Ναι	19,10	Ναι	17,27	Ναι	17,73	Ναι
AVG4-Regression	21,50	Ναι	18,30	Ναι	19,03	Ναι	21,83	Ναι	20,83	Ναι	22,43	Ναι	19,63	Ναι	20,60	Ναι
AVG4-Naïve	16,47	Ναι	16,80	Ναι	18,33	Ναι	15,87	Ναι	17,07	Ναι	16,07	Ναι	16,77	Ναι	16,37	Ναι
AVG4-Holt	17,13	Ναι	16,33	Ναι	18,73	Ναι	19,00	Ναι	19,07	Ναι	18,67	Ναι	15,73	Ναι	18,70	Ναι
Holt-Regression	19,90	Ναι	17,90	Ναι	17,83	Ναι	19,90	Ναι	19,63	Ναι	21,90	Ναι	17,67	Ναι	19,53	Ναι
Holt-Naïve	17,27	Ναι	20,13	Ναι	21,13	Ναι	18,40	Ναι	19,60	Ναι	17,93	Ναι	19,97	Ναι	19,47	Ναι
Naïve-Regression	19,77	Ναι	17,03	Ναι	15,43	Ναι	15,37	Ναι	14,50	Ναι	16,03	Ναι	16,90	Ναι	15,07	Ναι
BEST1	4,00	Όχι	3,80	Όχι	2,63	Όχι	3,13	Όχι	3,13	Όχι	2,87	Όχι	3,53	Όχι	3,87	Όχι
BEST2	5,00	Όχι	4,20	Όχι	2,90	Όχι	3,33	Όχι	2,47	Όχι	3,33	Όχι	4,20	Όχι	4,37	Όχι
BEST3	4,50	Όχι	4,33	Όχι	4,13	Όχι	3,53	Όχι	4,47	Όχι	3,13	Όχι	4,83	Όχι	3,77	Όχι
BEST4	3,33	Όχι	2,20	Όχι	2,13	Όχι	3,33	Όχι	2,87	Όχι	2,93	Όχι	2,60	Όχι	2,93	Όχι

Πίνακας 5.17 Σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης με χρήση της κατάταξης τους και σύγκριση με την καλύτερη για ορίζοντες 1, 2, 3, 4, 5, 6, 1-3, 1-6 και δείκτη σφάλματος SMAPE

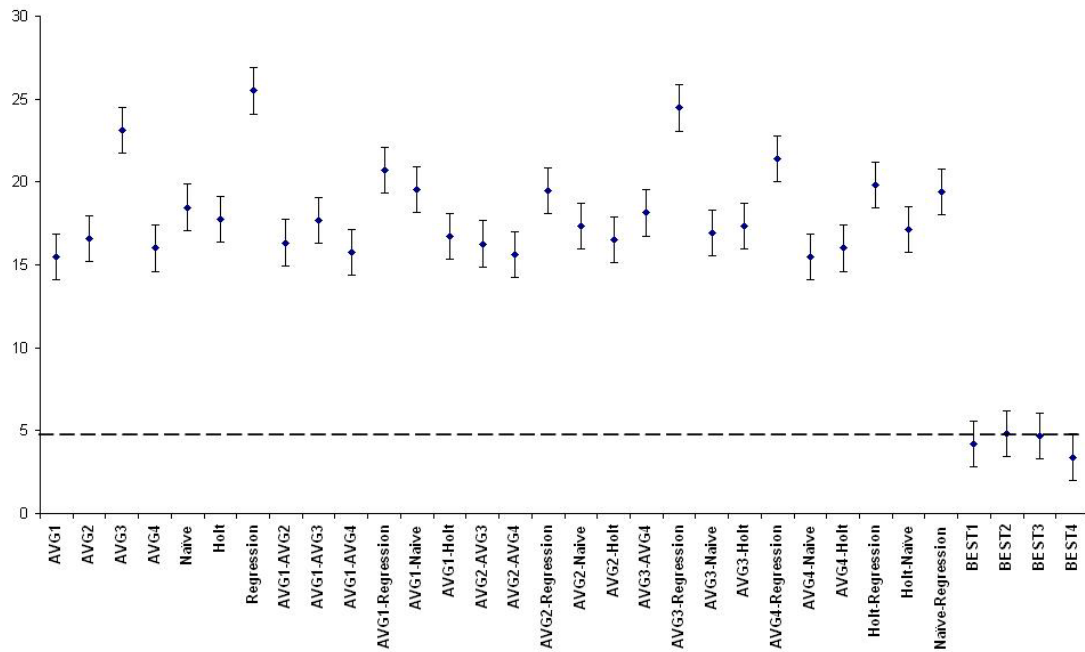
Μέθοδος \ Ορίζοντας	1	MCB	2	MCB	3	MCB	4	MCB	5	MCB	6	MCB	1-3	MCB	1-6	MCB
AVG1	15,33	Ναι	19,33	Ναι	19,20	Ναι	15,80	Ναι	15,53	Ναι	16,27	Ναι	18,87	Ναι	15,80	Ναι
AVG2	16,53	Ναι	19,93	Ναι	20,33	Ναι	17,00	Ναι	17,47	Ναι	13,27	Ναι	20,13	Ναι	17,13	Ναι
AVG3	22,80	Ναι	19,80	Ναι	18,20	Ναι	21,40	Ναι	20,87	Ναι	22,60	Ναι	19,73	Ναι	21,20	Ναι
AVG4	15,93	Ναι	15,73	Ναι	17,00	Ναι	16,87	Ναι	16,13	Ναι	18,53	Ναι	15,93	Ναι	18,20	Ναι
Naïve	18,73	Ναι	21,93	Ναι	21,07	Ναι	19,73	Ναι	20,13	Ναι	17,27	Ναι	21,80	Ναι	20,87	Ναι
Holt	18,00	Ναι	19,27	Ναι	22,07	Ναι	23,20	Ναι	23,60	Ναι	21,73	Ναι	20,20	Ναι	23,20	Ναι
Regression	25,33	Ναι	21,57	Ναι	22,90	Ναι	26,20	Ναι	26,13	Ναι	27,00	Ναι	23,97	Ναι	25,93	Ναι
AVG1-AVG2	16,13	Ναι	19,87	Ναι	19,27	Ναι	15,20	Ναι	15,33	Ναι	13,07	Ναι	19,67	Ναι	16,20	Ναι
AVG1-AVG3	17,53	Ναί	15,53	Ναί	14,80	Ναί	17,93	Ναί	17,40	Ναί	18,47	Ναί	15,60	Ναί	16,27	Ναί
AVG1-AVG4	15,67	Ναι	16,87	Ναι	16,87	Ναι	15,20	Ναι	15,47	Ναι	17,27	Ναι	17,20	Ναι	16,07	Ναι
AVG1-Regression	20,53	Ναι	17,60	Ναι	16,53	Ναι	19,60	Ναι	18,80	Ναι	20,73	Ναι	17,93	Ναι	18,93	Ναι
AVG1-Naive	16,87	Ναι	20,47	Ναι	19,93	Ναι	17,40	Ναι	17,60	Ναι	14,60	Ναι	20,67	Ναι	18,27	Ναι
AVG1-Holt	16,40	Ναι	19,40	Ναι	19,40	Ναι	18,27	Ναι	18,80	Ναι	17,80	Ναι	19,93	Ναι	19,13	Ναι
AVG2-AVG3	16,40	Ναι	14,87	Ναι	13,00	Ναι	14,73	Ναι	13,40	Ναι	14,60	Ναι	13,93	Ναι	13,33	Ναι
AVG2-AVG4	15,53	Ναι	16,73	Ναι	16,27	Ναι	13,60	Ναι	15,40	Ναι	15,13	Ναι	17,00	Ναι	15,47	Ναι
AVG2-Regression	19,27	Ναι	16,73	Ναι	15,00	Ναι	16,20	Ναι	15,27	Ναι	16,60	Ναι	16,27	Ναι	16,00	Ναι
AVG2-Naive	17,60	Ναι	20,73	Ναι	20,80	Ναι	17,80	Ναι	18,47	Ναι	14,93	Ναι	21,20	Ναι	19,53	Ναι
AVG2-Holt	16,67	Ναι	19,60	Ναι	19,53	Ναι	17,33	Ναι	17,93	Ναι	16,33	Ναι	19,73	Ναι	18,07	Ναι
AVG3-AVG4	18,20	Ναι	15,80	Ναι	16,73	Ναι	19,33	Ναι	17,87	Ναι	20,60	Ναι	16,20	Ναι	18,27	Ναι
AVG3-Regression	24,27	Ναι	20,13	Ναι	21,47	Ναι	24,27	Ναι	24,07	Ναι	25,00	Ναι	21,33	Ναι	24,27	Ναι
AVG3-Naive	16,87	Ναι	14,60	Ναι	14,00	Ναι	13,73	Ναι	13,40	Ναι	13,33	Ναι	15,00	Ναι	12,87	Ναι
AVG3-Holt	17,33	Ναι	15,40	Ναι	16,53	Ναι	19,13	Ναι	18,13	Ναι	18,47	Ναι	15,07	Ναι	17,53	Ναι
AVG4-Regression	21,20	Ναι	18,40	Ναι	17,67	Ναι	21,00	Ναι	19,47	Ναι	22,93	Ναι	18,27	Ναι	20,40	Ναι
AVG4-Naive	15,33	Ναι	17,07	Ναι	18,07	Ναι	15,93	Ναι	17,53	Ναι	15,60	Ναι	17,60	Ναι	17,40	Ναι
AVG4-Holt	16,13	Ναι	15,53	Ναι	18,20	Ναι	18,33	Ναι	19,27	Ναι	20,47	Ναι	16,73	Ναι	19,67	Ναι
Holt-Regression	19,53	Ναι	17,80	Ναι	17,73	Ναι	20,20	Ναι	19,73	Ναι	21,67	Ναι	18,00	Ναι	19,60	Ναι
Holt-Naive	17,33	Ναι	20,13	Ναι	21,33	Ναι	18,60	Ναι	20,40	Ναι	17,93	Ναι	20,53	Ναι	19,40	Ναι
Naïve-Regression	19,27	Ναι	16,73	Ναι	15,07	Ναι	15,40	Ναι	14,40	Ναι	15,73	Ναι	15,87	Ναι	14,67	Ναι
BEST1	4,53	Όχι	5,13	Όχι	3,20	Όχι	5,27	Όχι	5,07	Όχι	4,47	Όχι	2,60	Όχι	3,27	Όχι
BEST2	5,93	Όχι	5,27	Όχι	4,53	Όχι	3,20	Όχι	2,67	Όχι	4,00	Όχι	4,27	Όχι	4,40	Όχι
BEST3	6,73	Όχι	7,43	Όχι	7,83	Όχι	6,20	Όχι	8,27	Όχι	6,87	Όχι	4,63	Όχι	3,53	Όχι
BEST4	4,07	Όχι	2,60	Όχι	3,47	Όχι	3,93	Όχι	4,00	Όχι	4,73	Όχι	2,13	Όχι	3,13	Όχι

Πίνακας 5.18 Σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης με χρήση της κατάταξης τους και σύγκριση με την καλύτερη για ορίζοντες 1, 2, 3, 4, 5, 6, 1-3, 1-6 και δείκτη σφάλματος dSMAPE

Ορίζοντας Μέθοδος	1	MCB	2	MCB	3	MCB	4	MCB	5	MCB	6	MCB	1-3	MCB	1-6	MCB
AVG1	15,67	Ναι	19,40	Ναι	19,33	Ναι	16,13	Ναι	16,07	Ναι	16,53	Ναι	18,27	Ναι	17,07	Ναι
AVG2	16,80	Ναι	20,07	Ναι	20,47	Ναι	17,27	Ναι	17,80	Ναι	13,73	Ναι	19,47	Ναι	17,47	Ναι
AVG3	22,80	Ναι	20,07	Ναι	18,47	Ναι	21,60	Ναι	21,00	Ναι	22,73	Ναι	21,67	Ναι	21,27	Ναι
AVG4	16,13	Ναι	15,87	Ναι	17,27	Ναι	17,07	Ναι	16,47	Ναι	18,80	Ναι	15,40	Ναι	15,80	Ναι
Naïve	18,80	Ναι	22,13	Ναι	21,40	Ναι	20,13	Ναι	20,53	Ναι	17,67	Ναι	21,67	Ναι	20,87	Ναι
Holt	18,07	Ναι	19,47	Ναι	22,33	Ναι	23,33	Ναι	23,73	Ναι	22,07	Ναι	18,93	Ναι	23,27	Ναι
Regression	25,43	Ναι	21,80	Ναι	23,13	Ναι	26,27	Ναι	26,20	Ναι	27,07	Ναι	23,53	Ναι	26,60	Ναι
AVG1-AVG2	16,47	Ναι	19,93	Ναι	19,47	Ναι	15,47	Ναι	15,80	Ναι	13,53	Ναι	18,93	Ναι	16,60	Ναι
AVG1-AVG3	17,80	Ναί	15,80	Ναί	15,13	Ναί	18,00	Ναί	17,47	Ναί	18,53	Ναί	16,93	Ναί	16,80	Ναί
AVG1-AVG4	15,93	Ναι	17,07	Ναι	17,07	Ναι	15,47	Ναι	15,80	Ναι	17,67	Ναι	16,60	Ναι	16,00	Ναι
AVG1-Regression	20,67	Ναι	17,93	Ναι	16,73	Ναι	19,80	Ναι	19,07	Ναι	20,87	Ναι	18,53	Ναι	19,40	Ναι
AVG1-Naïve	17,00	Ναι	20,60	Ναι	20,00	Ναι	17,60	Ναι	17,73	Ναι	15,13	Ναι	19,67	Ναι	18,13	Ναι
AVG1-Holt	16,73	Ναι	19,53	Ναι	19,53	Ναι	18,53	Ναι	18,87	Ναι	18,13	Ναι	18,40	Ναι	18,20	Ναι
AVG2-AVG3	16,53	Ναι	15,27	Ναι	13,27	Ναι	14,80	Ναι	13,53	Ναι	14,73	Ναι	14,40	Ναι	13,60	Ναι
AVG2-AVG4	15,60	Ναι	17,07	Ναι	16,53	Ναι	14,00	Ναι	15,80	Ναι	15,47	Ναι	15,80	Ναι	15,53	Ναι
AVG2-Regression	19,40	Ναι	16,93	Ναι	15,33	Ναι	16,47	Ναι	15,47	Ναι	16,87	Ναι	17,13	Ναι	15,87	Ναι
AVG2-Naïve	17,67	Ναι	20,73	Ναι	20,87	Ναι	18,07	Ναι	18,87	Ναι	15,20	Ναι	21,40	Ναι	19,33	Ναι
AVG2-Holt	16,73	Ναι	19,73	Ναι	19,67	Ναι	17,53	Ναι	18,13	Ναι	16,47	Ναι	19,00	Ναι	17,87	Ναι
AVG3-AVG4	18,40	Ναι	16,13	Ναι	17,00	Ναι	19,53	Ναι	18,13	Ναι	20,73	Ναι	17,27	Ναι	17,20	Ναι
AVG3-Regression	24,33	Ναι	20,40	Ναι	21,67	Ναι	24,33	Ναι	24,20	Ναι	25,20	Ναι	22,53	Ναι	24,87	Ναι
AVG3-Naïve	17,20	Ναι	14,93	Ναι	14,40	Ναι	13,87	Ναι	13,80	Ναι	13,73	Ναι	14,40	Ναι	13,67	Ναι
AVG3-Holt	17,53	Ναι	15,93	Ναι	16,87	Ναι	19,27	Ναι	18,47	Ναι	18,80	Ναι	16,87	Ναι	18,53	Ναι
AVG4-Regression	21,27	Ναι	18,73	Ναι	17,87	Ναι	21,20	Ναι	19,73	Ναι	23,13	Ναι	19,13	Ναι	20,00	Ναι
AVG4-Naïve	15,47	Ναι	17,40	Ναι	18,27	Ναι	16,20	Ναι	17,73	Ναι	16,07	Ναι	16,60	Ναι	16,53	Ναι
AVG4-Holt	16,20	Ναι	15,73	Ναι	18,47	Ναι	18,47	Ναι	19,47	Ναι	20,60	Ναι	15,40	Ναι	18,20	Ναι
Holt-Regression	19,80	Ναι	18,13	Ναι	18,13	Ναι	20,53	Ναι	20,13	Ναι	21,87	Ναι	18,40	Ναι	19,67	Ναι
Holt-Naïve	17,47	Ναι	20,33	Ναι	21,53	Ναι	18,93	Ναι	20,60	Ναι	18,27	Ναι	20,53	Ναι	20,40	Ναι
Naïve-Regression	19,40	Ναι	17,07	Ναι	15,40	Ναι	15,53	Ναι	14,73	Ναι	15,93	Ναι	16,87	Ναι	14,60	Ναι
BEST1	4,00	Όχι	3,47	Όχι	2,70	Όχι	3,07	Όχι	3,07	Όχι	3,07	Όχι	2,80	Όχι	3,40	Όχι
BEST2	4,73	Όχι	3,93	Όχι	3,37	Όχι	3,07	Όχι	2,40	Όχι	3,13	Όχι	4,20	Όχι	4,73	Όχι
BEST3	4,63	Όχι	4,20	Όχι	4,27	Όχι	3,33	Όχι	4,20	Όχι	3,33	Όχι	4,80	Όχι	3,73	Όχι
BEST4	3,33	Όχι	2,20	Όχι	2,07	Όχι	3,13	Όχι	3,00	Όχι	2,93	Όχι	2,47	Όχι	2,80	Όχι

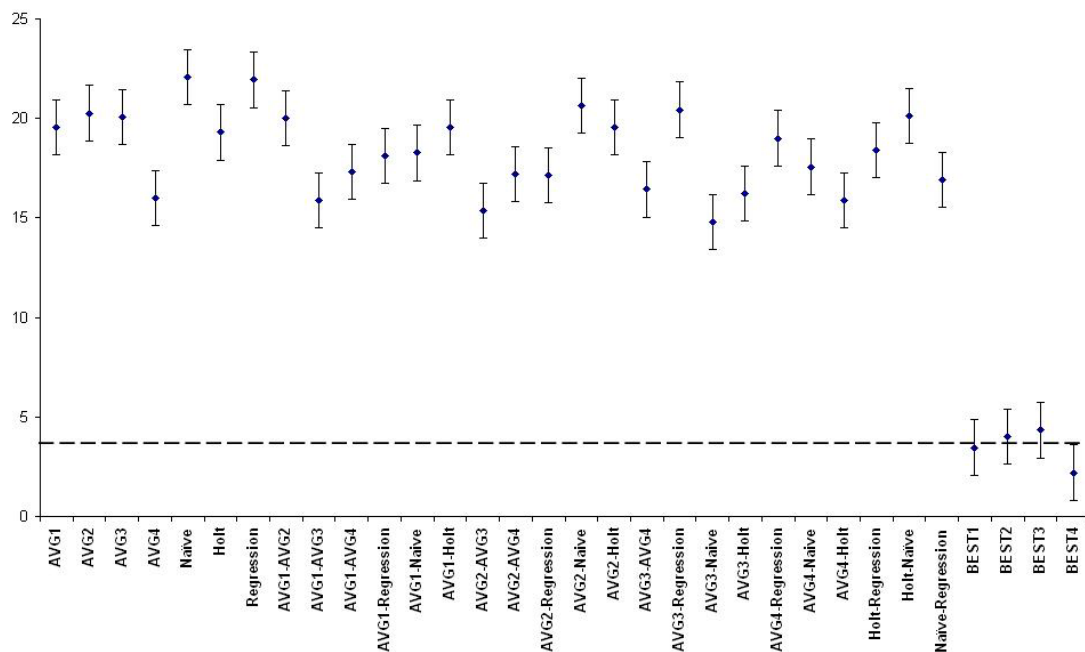
Πίνακας 5.19 Σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης με χρήση της κατάταξης τους και σύγκριση με την καλύτερη για ορίζοντες 1, 2, 3, 4, 5, 6, 1-3, 1-6 και δείκτη σφάλματος GMRAE

Μέθοδος \ Ορίζοντας	1	MCB	2	MCB	3	MCB	4	MCB	5	MCB	6	MCB	1-3	MCB	1-6	MCB
AVG1	15,67	Ναι	19,13	Ναι	18,93	Ναι	16,07	Ναι	15,80	Ναι	16,53	Ναι	19,63	Ναι	17,53	Ναι
AVG2	16,53	Ναι	19,73	Ναι	20,13	Ναι	17,07	Ναι	17,40	Ναι	13,80	Ναι	19,67	Ναι	18,00	Ναι
AVG3	23,33	Ναι	20,13	Ναι	18,67	Ναι	22,00	Ναι	21,47	Ναι	23,13	Ναι	19,53	Ναι	21,07	Ναι
AVG4	15,93	Ναι	15,60	Ναι	17,00	Ναι	17,00	Ναι	16,40	Ναι	18,87	Ναι	18,10	Ναι	18,20	Ναι
Naïve	18,53	Ναι	21,73	Ναι	20,87	Ναι	19,73	Ναι	20,27	Ναι	17,40	Ναι	19,03	Ναι	20,20	Ναι
Holt	17,93	Ναι	19,07	Ναι	22,07	Ναι	23,13	Ναι	23,67	Ναι	21,87	Ναι	18,23	Ναι	20,80	Ναι
Regression	24,97	Ναι	21,33	Ναι	22,73	Ναι	26,00	Ναι	26,33	Ναι	26,80	Ναι	23,37	Ναι	26,27	Ναι
AVG1-AVG2	16,33	Ναι	19,60	Ναι	19,13	Ναι	15,33	Ναι	15,60	Ναι	13,67	Ναι	19,53	Ναι	16,80	Ναι
AVG1-AVG3	17,93	Ναι	15,60	Ναι	15,13	Ναι	18,07	Ναι	17,60	Ναι	18,67	Ναι	15,97	Ναι	17,83	Ναι
AVG1-AVG4	15,67	Ναι	16,73	Ναι	16,80	Ναι	15,40	Ναι	15,73	Ναι	17,80	Ναι	18,53	Ναι	17,00	Ναι
AVG1-Regression	20,87	Ναι	17,87	Ναι	16,73	Ναι	20,13	Ναι	19,40	Ναι	21,27	Ναι	18,30	Ναι	18,10	Ναι
AVG1-Naïve	16,87	Ναι	20,13	Ναι	19,67	Ναι	17,13	Ναι	17,60	Ναι	15,13	Ναι	20,73	Ναι	19,67	Ναι
AVG1-Holt	16,60	Ναι	19,07	Ναι	19,40	Ναι	18,40	Ναι	18,73	Ναι	18,33	Ναι	19,67	Ναι	18,20	Ναι
AVG2-AVG3	16,60	Ναι	15,00	Ναι	13,13	Ναι	14,87	Ναι	13,53	Ναι	14,93	Ναι	16,30	Ναι	15,83	Ναι
AVG2-AVG4	15,40	Ναι	16,73	Ναι	16,33	Ναι	13,87	Ναι	15,60	Ναι	15,53	Ναι	16,03	Ναι	15,13	Ναι
AVG2-Regression	19,53	Ναι	16,87	Ναι	15,27	Ναι	16,60	Ναι	15,67	Ναι	17,60	Ναι	17,70	Ναι	16,10	Ναι
AVG2-Naïve	17,33	Ναι	20,33	Ναι	20,40	Ναι	17,87	Ναι	18,73	Ναι	15,07	Ναι	18,13	Ναι	17,60	Ναι
AVG2-Holt	16,60	Ναι	19,40	Ναι	19,53	Ναι	17,27	Ναι	18,07	Ναι	16,33	Ναι	18,37	Ναι	16,87	Ναι
AVG3-AVG4	18,53	Ναι	16,27	Ναι	16,80	Ναι	19,87	Ναι	18,53	Ναι	20,87	Ναι	17,23	Ναι	19,43	Ναι
AVG3-Regression	25,93	Ναι	27,60	Ναι	26,53	Ναι	25,40	Ναι	24,40	Ναι	22,33	Ναι	21,20	Ναι	23,20	Ναι
AVG3-Naïve	17,13	Ναι	14,60	Ναι	14,27	Ναι	14,20	Ναι	13,80	Ναι	13,80	Ναι	16,93	Ναι	15,10	Ναι
AVG3-Holt	17,60	Ναι	15,87	Ναι	16,60	Ναι	19,53	Ναι	18,53	Ναι	18,87	Ναι	15,60	Ναι	17,23	Ναι
AVG4-Regression	21,53	Ναι	18,80	Ναι	18,07	Ναι	21,53	Ναι	20,13	Ναι	23,53	Ναι	17,63	Ναι	20,10	Ναι
AVG4-Naïve	15,27	Ναι	17,00	Ναι	18,00	Ναι	15,73	Ναι	17,33	Ναι	15,93	Ναι	16,87	Ναι	15,53	Ναι
AVG4-Holt	16,07	Ναι	15,40	Ναι	18,27	Ναι	18,40	Ναι	19,20	Ναι	20,53	Ναι	16,43	Ναι	18,20	Ναι
Holt-Regression	19,93	Ναι	18,27	Ναι	18,27	Ναι	20,60	Ναι	20,47	Ναι	22,27	Ναι	17,53	Ναι	17,90	Ναι
Holt-Naïve	17,27	Ναι	19,87	Ναι	21,27	Ναι	18,53	Ναι	20,40	Ναι	18,13	Ναι	19,77	Ναι	19,53	Ναι
Naïve-Regression	19,53	Ναι	16,87	Ναι	15,33	Ναι	15,60	Ναι	14,80	Ναι	16,33	Ναι	17,87	Ναι	17,17	Ναι
BEST1	3,93	Όχι	3,33	Όχι	2,83	Όχι	3,07	Όχι	3,13	Όχι	3,07	Όχι	4,07	Όχι	2,87	Όχι
BEST2	4,60	Όχι	3,80	Όχι	3,43	Όχι	3,07	Όχι	2,40	Όχι	3,13	Όχι	3,33	Όχι	3,13	Όχι
BEST3	4,63	Όχι	4,13	Όχι	4,33	Όχι	3,40	Όχι	4,27	Όχι	3,47	Όχι	4,70	Όχι	3,87	Όχι
BEST4	3,40	Όχι	2,13	Όχι	2,07	Όχι	3,13	Όχι	3,00	Όχι	3,00	Όχι	2,00	Όχι	3,53	Όχι



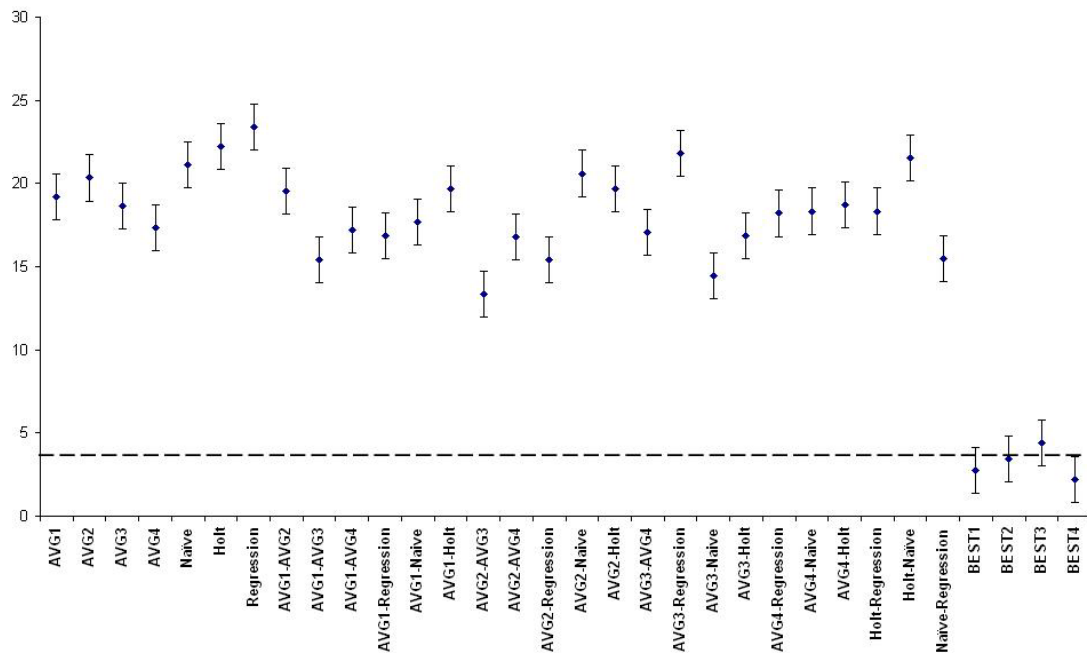
Εικόνα 5.10 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE για ορίζοντα 1, διαστήματα MCB

Στο παραπάνω διάγραμμα που παριστάνεται οι μέθοδος πολλαπλών συγκρίσεων με τον καλύτερο, παρατηρούμε ότι πλην των μεθόδων BEST1, BEST2 και BEST3, οι υπόλοιπες μέθοδοι διαφέρουν στατιστικώς σημαντικά από την BEST4 που είναι η καλύτερη.



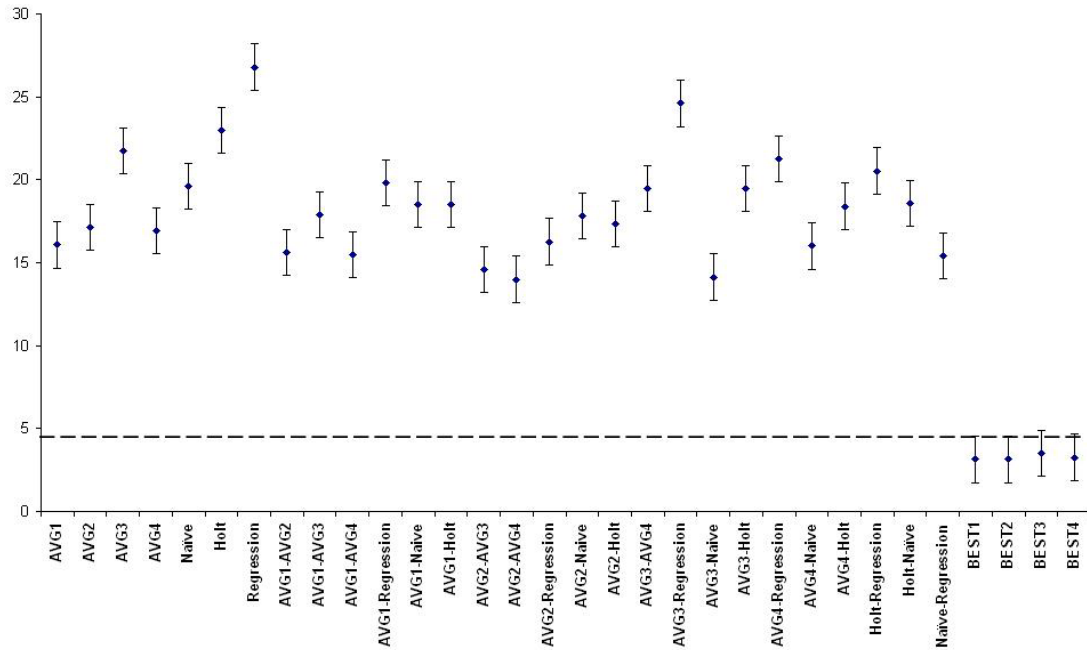
Εικόνα 5.11 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE για ορίζοντα 2, διαστήματα MCB

Όπως φαίνεται και στο παραπάνω διάγραμμα, πλην των μεθόδων BEST1, BEST2, BEST3, οι υπόλοιπες μέθοδοι διαφέρουν στατιστικά σημαντικά από την BEST4 που είναι η καλύτερη.



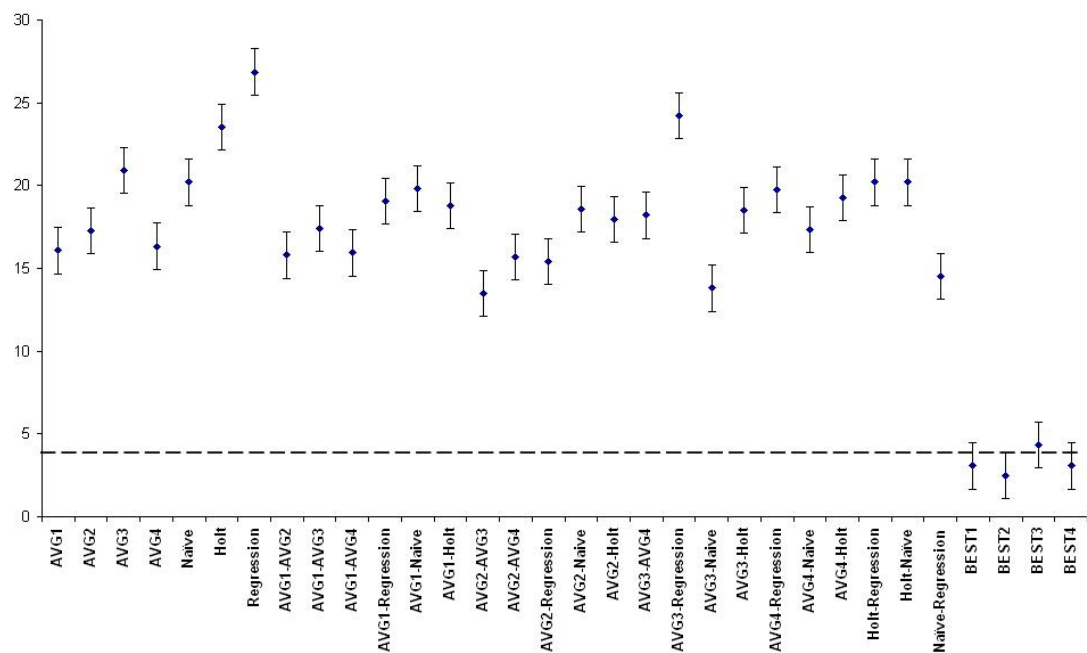
Εικόνα 5.12 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE για ορίζοντα 3, διαστήματα MCB

Ακριβέστερη πρόβλεψη έδωσε η BEST4 με τις BEST1, BEST2 και BEST3 να ακολουθούν. Οι υπόλοιπες μέθοδοι διαφέρουν στατιστικά σημαντικά.



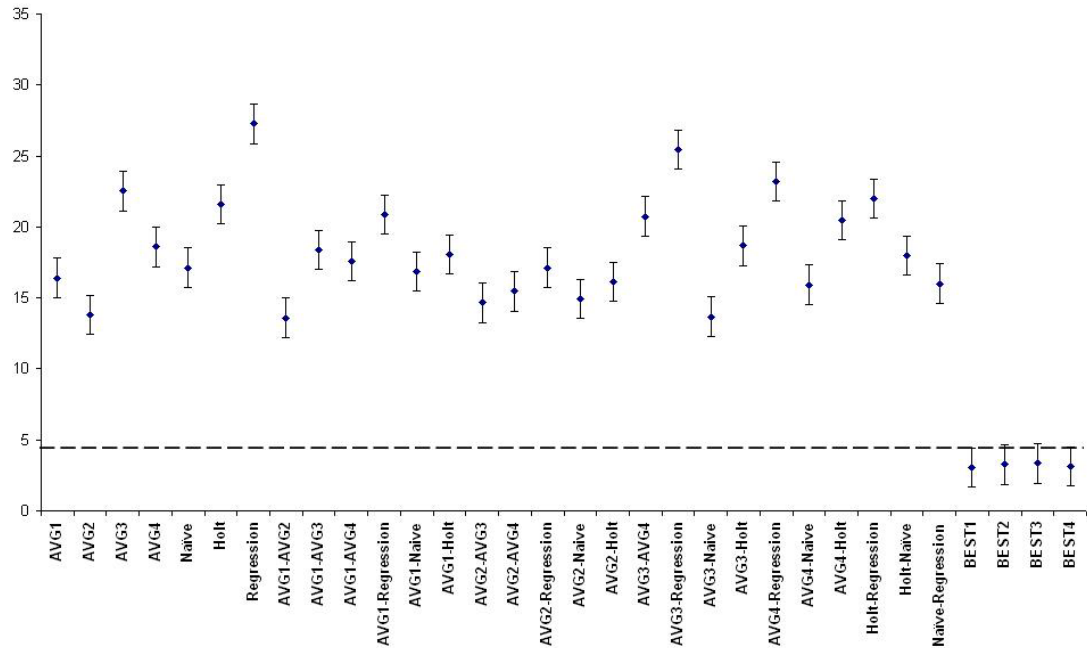
Εικόνα 5.13 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE για ορίζοντα 4, διαστήματα MCB

Υπερτερεί η BEST2 με τις BEST1, BEST3 και BEST4 να είναι σχεδόν ισοδύναμες..



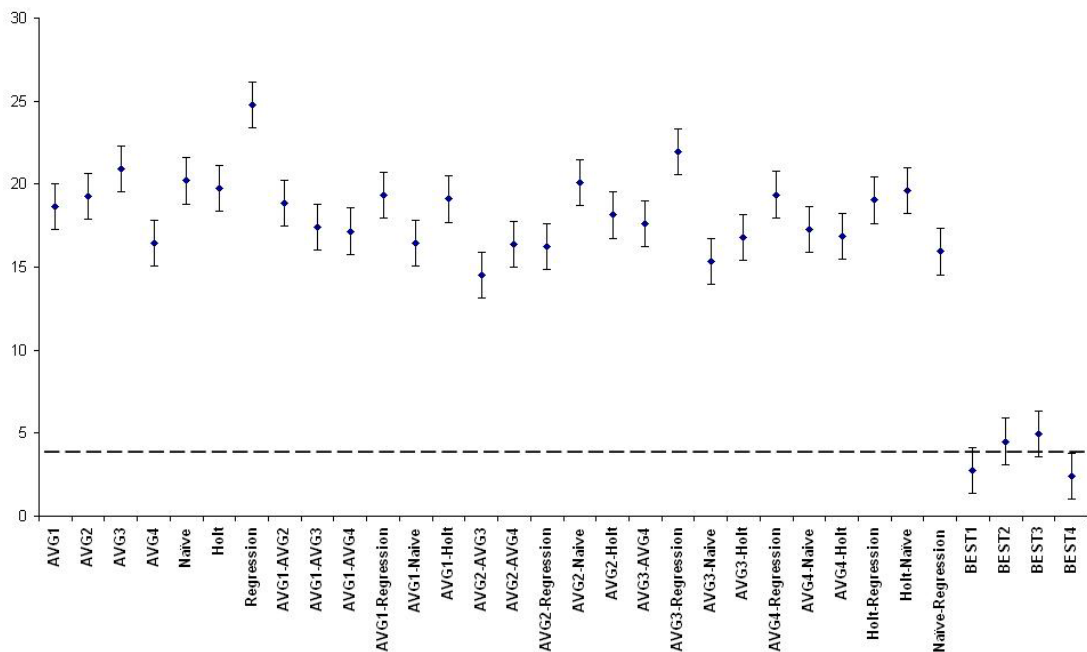
Εικόνα 5.14 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE για ορίζοντα 5, διαστήματα MCB

Η BEST2 αποτελεί την καλύτερη μέθοδο πρόβλεψης με τις BEST1, BEST4 και BEST3 να ακολουθούν. Οι υπόλοιπες μέθοδοι διαφέρουν στατιστικώς σημαντικά.



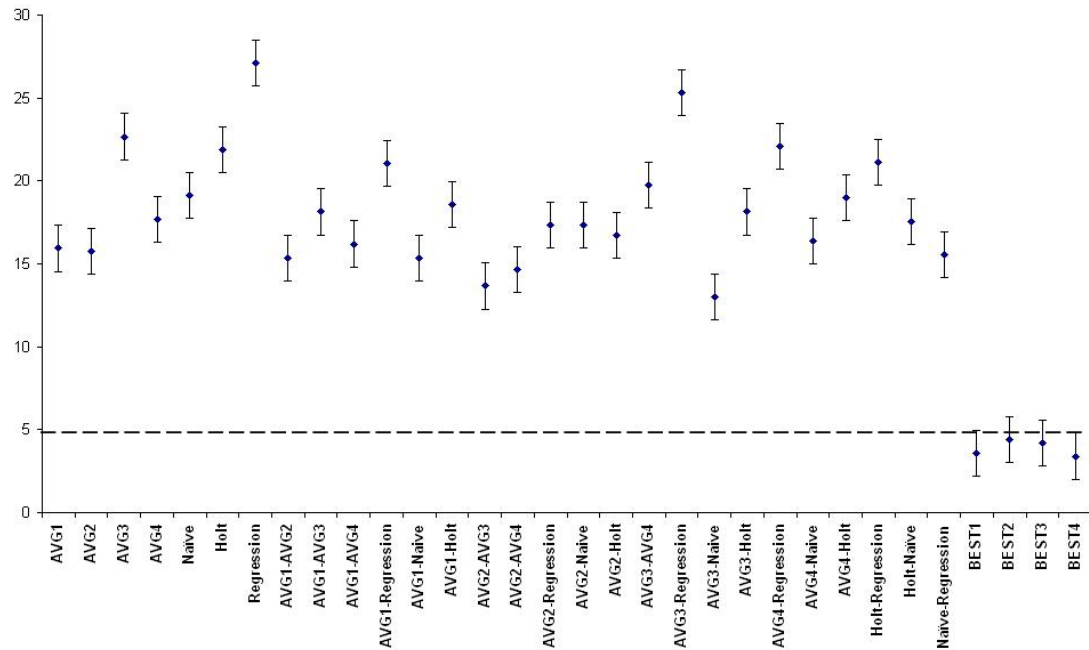
Εικόνα 5.15 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE για ορίζοντα 6, διαστήματα MCB

Η διάφορα όλων των μεθόδων πλην των BEST1, BEST2, BEST3 και BEST4, που ισοδυναμούν από πλευρά ακρίβειας με μικρές διαφορές, είναι σημαντική.



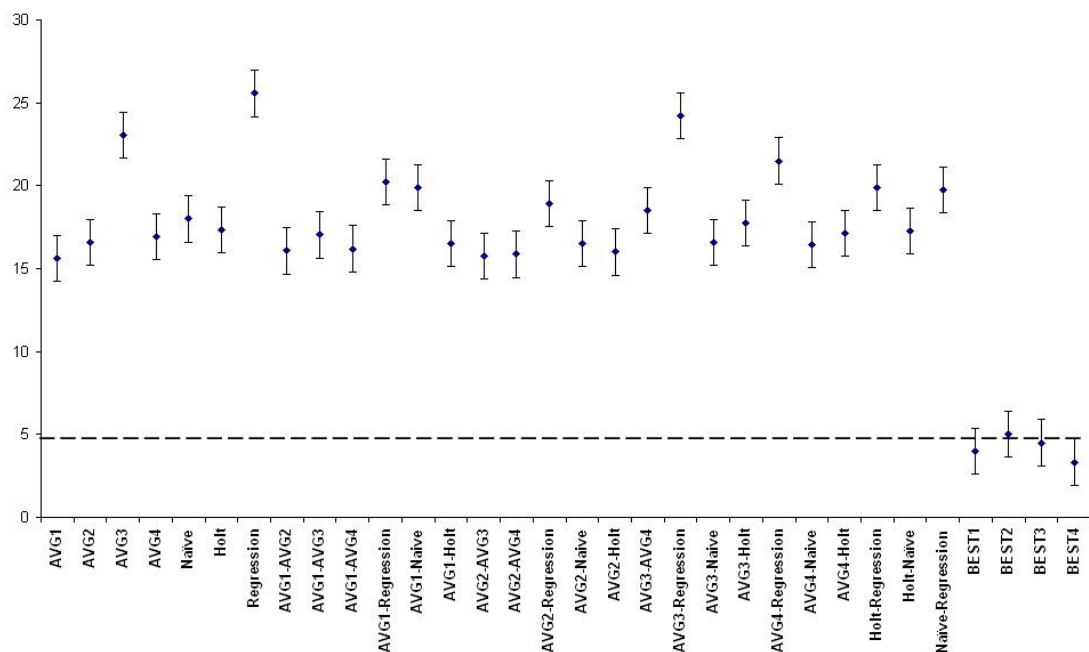
Εικόνα 5.16 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE για ορίζοντα 1-3, διαστήματα MCB

Ακριβέστερες μέθοδοι είναι κατά σειρά BEST4, BEST1, BEST2 και BEST3.



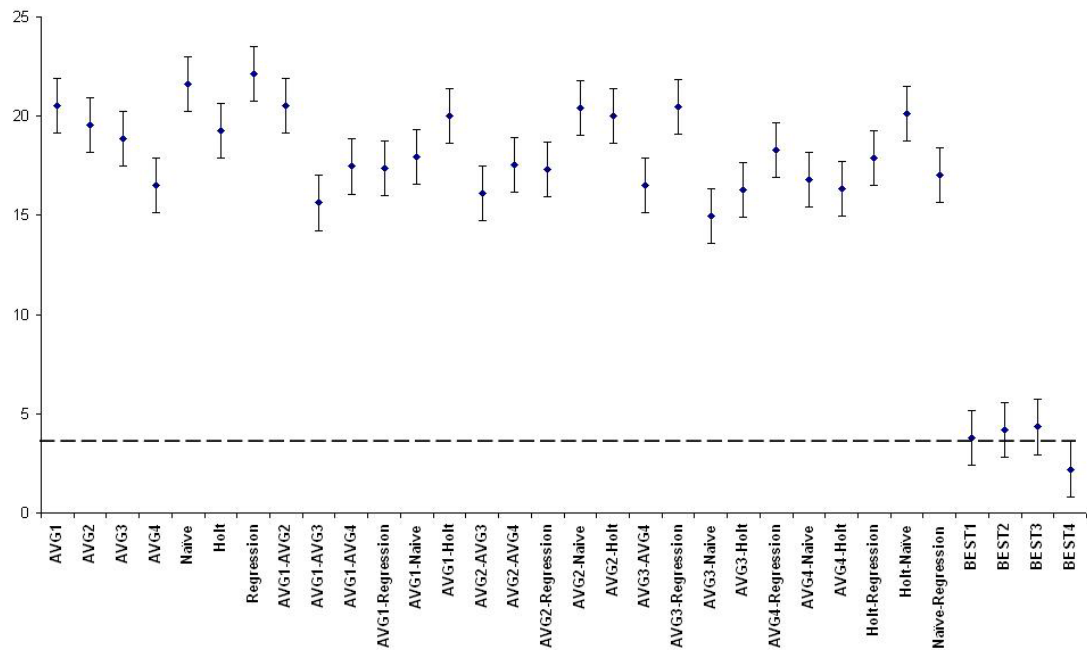
Εικόνα 5.17 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE για ορίζοντα 1-6, διαστήματα MCB

Υπερτερούν οι BEST1, BEST2, BEST3 με την BEST4 να αποτελεί την καλύτερη μέθοδο πρόβλεψης. Οι υπόλοιπες μέθοδοι διαφέρουν στατιστικώς σημαντικά.



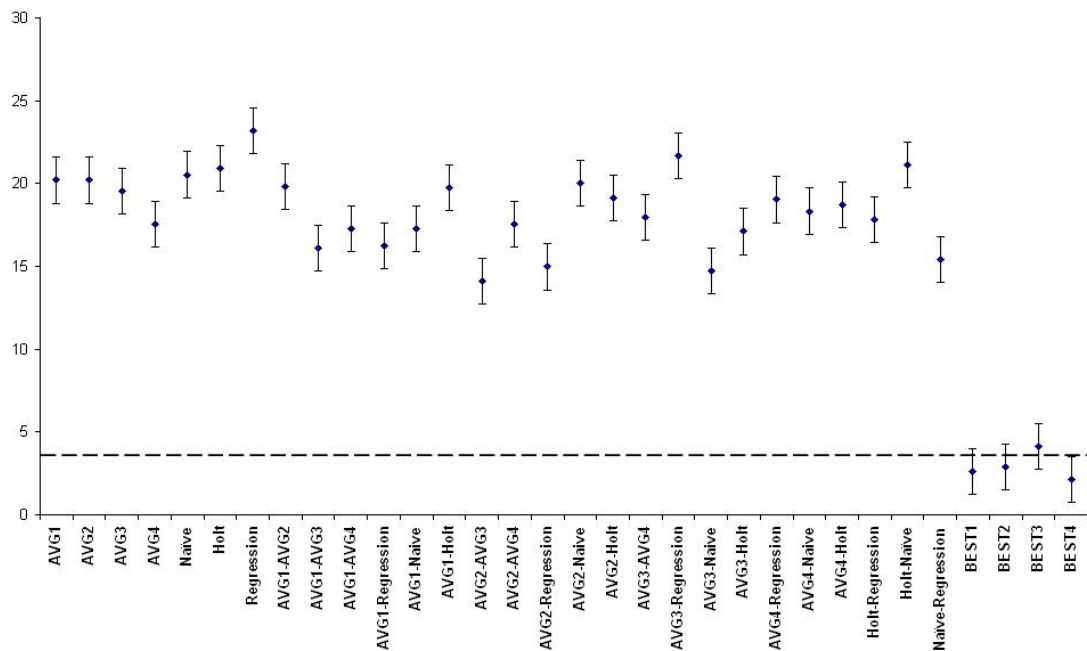
Εικόνα 5.18 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE για ορίζοντα 1, διαστήματα MCB

Εξετάζοντας το παραπάνω γράφημα παρατηρούμε ότι η BEST4 δίνει τις ακριβέστερες προβλέψεις με τις BEST1, BEST3 και BEST2 να ακολουθούν.



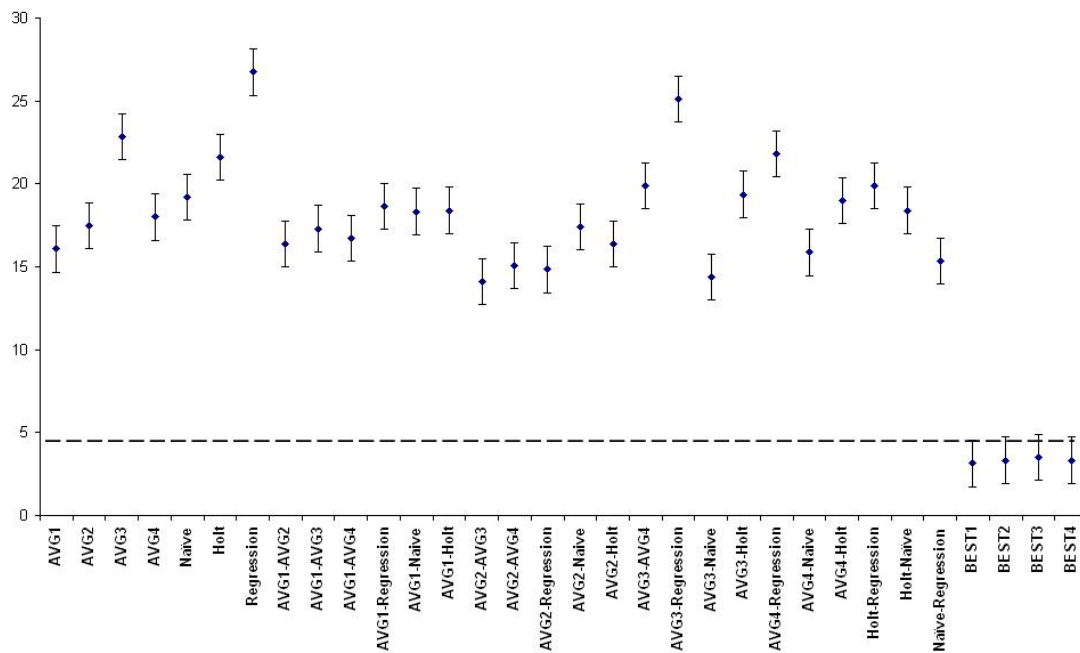
Εικόνα 5.19 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE για ορίζοντα 2, διαστήματα MCB

Παρατηρούμε ότι BEST4 έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα με τις BEST1, BEST2 και BEST3 να ακολουθούν και τις υπόλοιπες να διαφέρουν στατιστικά σημαντικά.



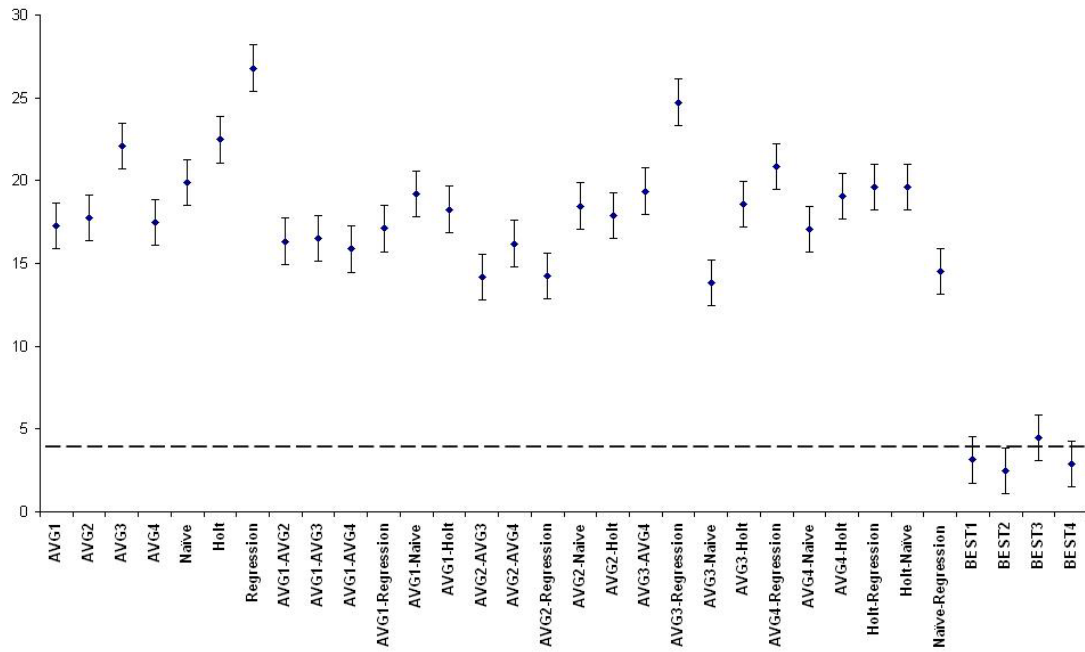
Εικόνα 5.20 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE για ορίζοντα 3, διαστήματα MCB

Όπως φαίνεται και στο παραπάνω διάγραμμα, πλην των μεθόδων BEST1, BEST2 και BEST3, οι υπόλοιπες μέθοδοι διαφέρουν στατιστικώς σημαντικά από την BEST4 που είναι η καλύτερη.



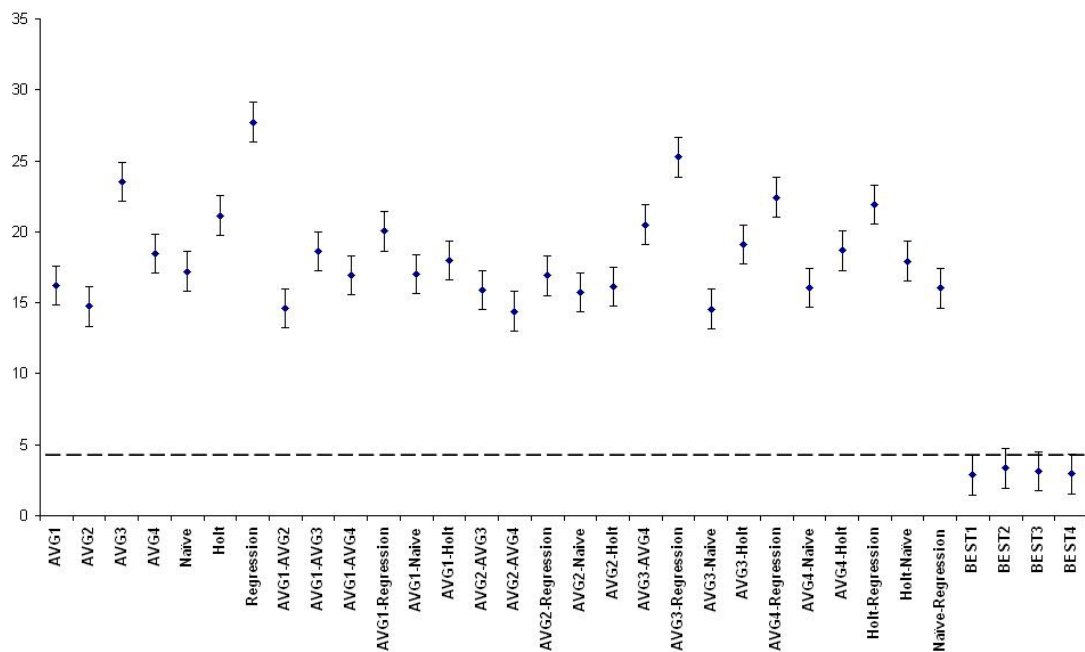
Εικόνα 5.21 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE για ορίζοντα 4, διαστήματα MCB

Υπερτερεί η BEST1 με τις BEST2, BEST3 και BEST4 να είναι σχεδόν ισοδύναμες.



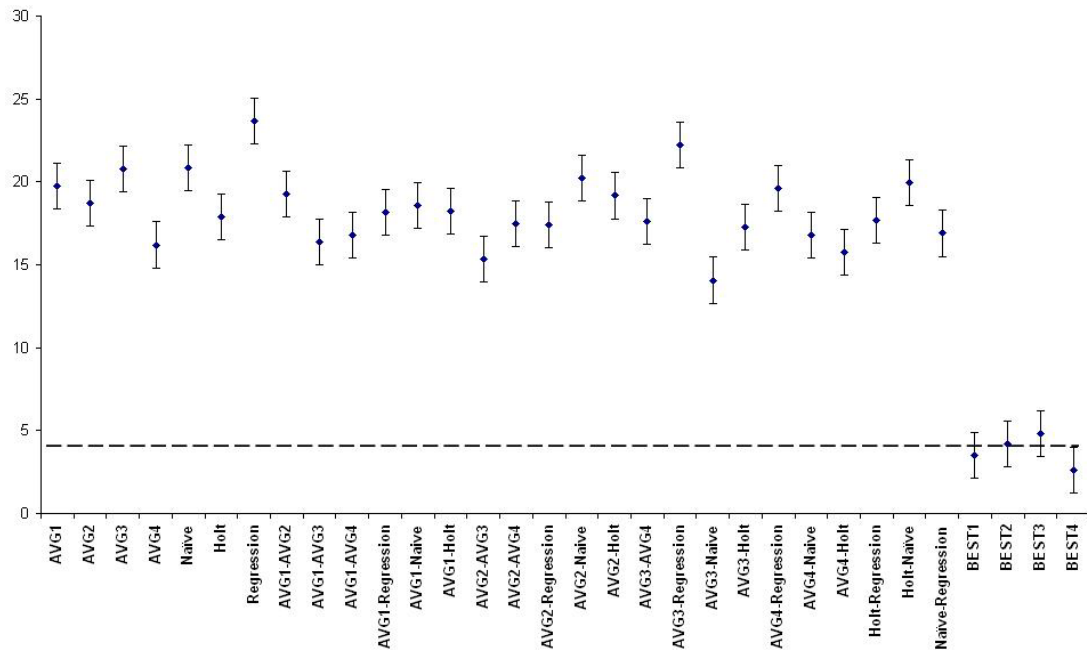
Εικόνα 5.22 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE για ορίζοντα 5, διαστήματα MCB

Εξετάζοντας το παραπάνω γράφημα παρατηρούμε ότι η BEST3 δίνει τις ακριβέστερες προβλέψεις με τις BEST4, BEST1 και BEST2 να ακολουθούν.



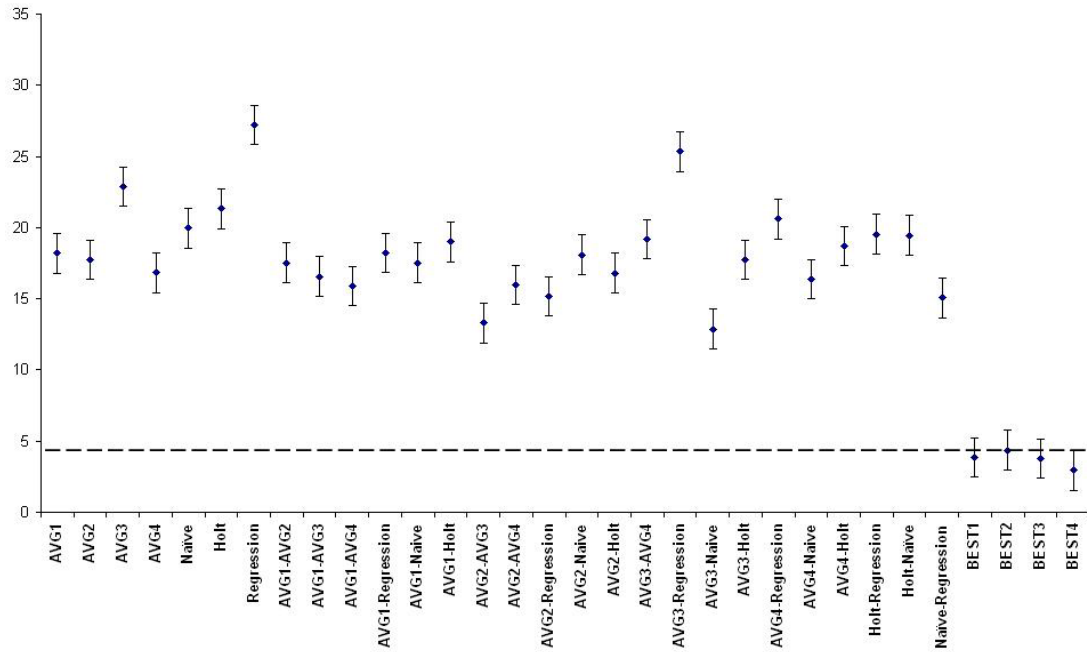
Εικόνα 5.23 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE για ορίζοντα 6, διαστήματα MCB

Υπερτερεί η BEST1 με τις BEST2, BEST3 και BEST4 να είναι σχεδόν ισοδύναμες.



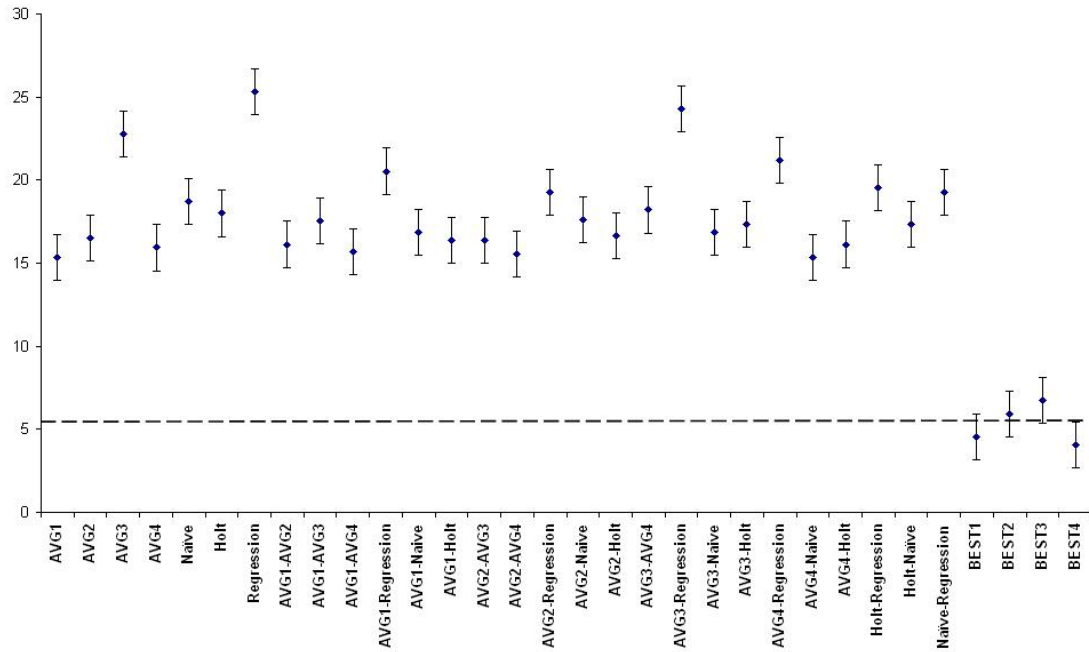
Εικόνα 5.24 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE για ορίζοντα 1-3, διαστήματα MCB

Όπως φαίνεται και στο παραπάνω διάγραμμα, πλην των μεθόδων BEST1, BEST2 και BEST3, οι υπόλοιπες μέθοδοι διαφέρουν στατιστικώς σημαντικά από την BEST4 που δίνει τις ακριβέστερες προβλέψεις.



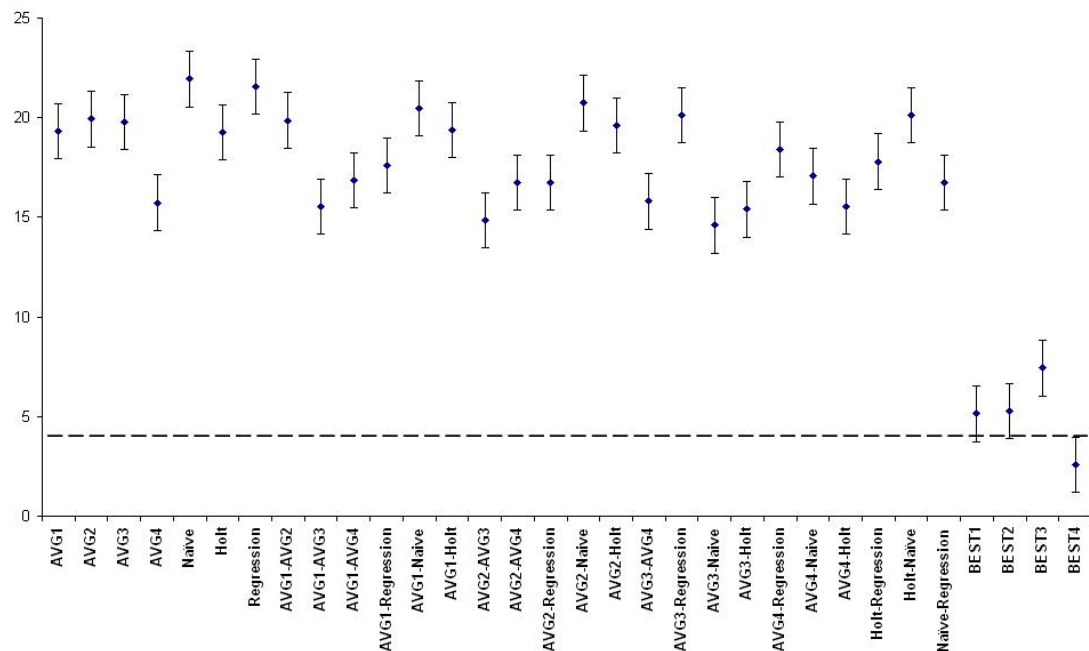
Εικόνα 5.25 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE για ορίζοντα 1-6, διαστήματα MCB

Εξετάζοντας το παραπάνω γράφημα παρατηρούμε ότι η BEST4 δίνει τις ακριβέστερες προβλέψεις με τις BEST2, BEST3 και BEST4 να ακολουθούν.



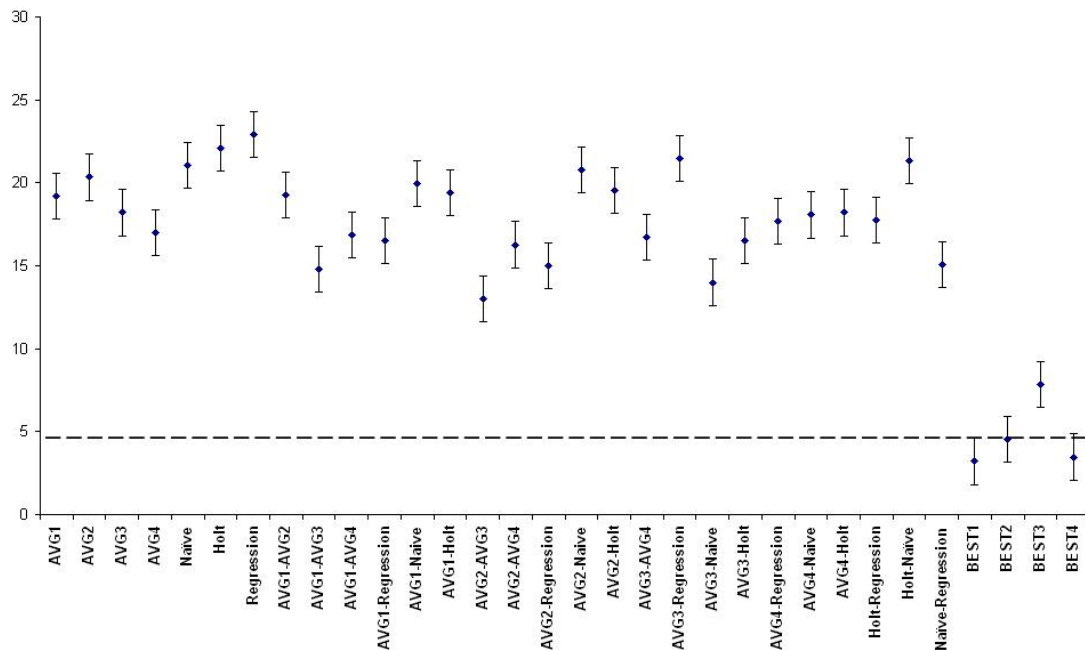
Εικόνα 5.26 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE για ορίζοντα 1, διαστήματα MCB

Παρατηρούμε ότι BEST4 έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα με τις BEST1, BEST2 και BEST3 να ακολουθούν και τις υπόλοιπες να διαφέρουν στατιστικά σημαντικά.



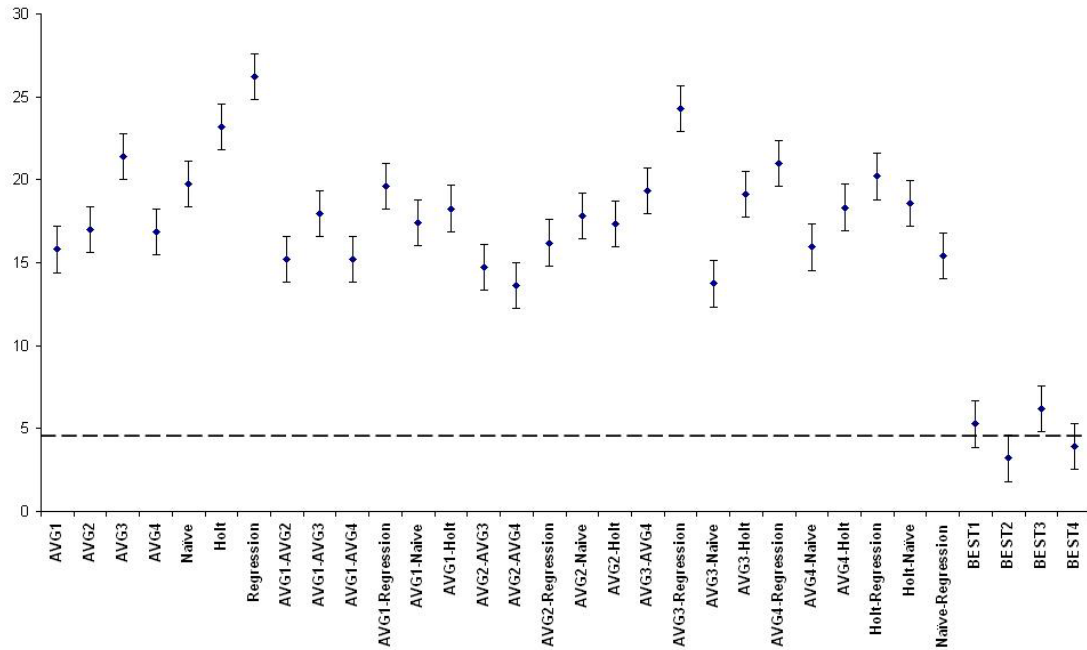
Εικόνα 5.27 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE για ορίζοντα 2, διαστήματα MCB

Όπως φαίνεται και στο παραπάνω διάγραμμα, πλην των μεθόδων BEST1 και BEST2, οι υπόλοιπες μέθοδοι διαφέρουν στατιστικώς σημαντικά από την BEST4 που είναι η καλύτερη.



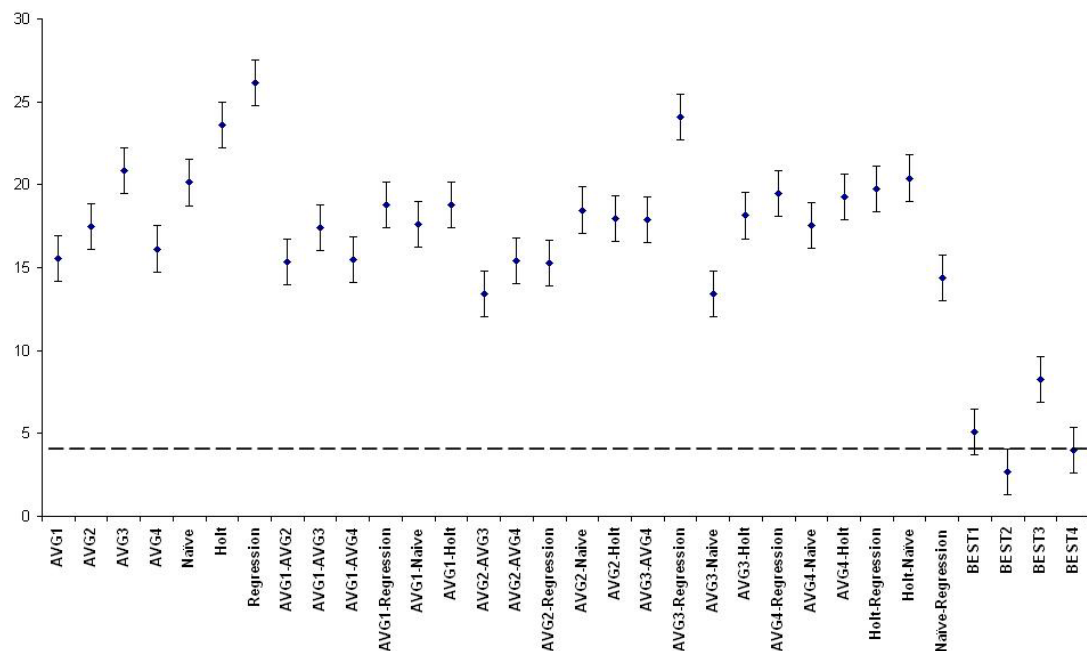
Εικόνα 5.28 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE για ορίζοντα 3, διαστήματα MCB

Εξετάζοντας το παραπάνω γράφημα παρατηρούμε η BEST1 δίνει τις ακριβέστερες προβλέψεις με τις BEST4 και BEST2 να ακολουθούν.



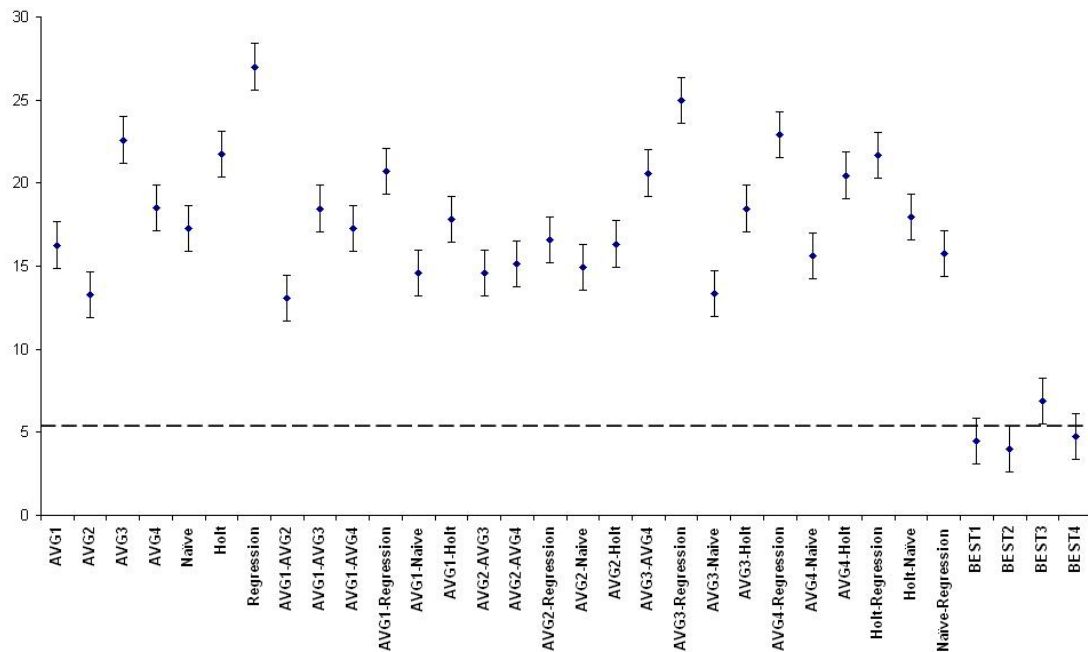
Εικόνα 5.29 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE για ορίζοντα 4, διαστήματα MCB

Εξετάζοντας το παραπάνω γράφημα παρατηρούμε ότι η BEST2 δίνει τις ακριβέστερες προβλέψεις με τις BEST4, BEST1 και BEST3 να ακολουθούν.



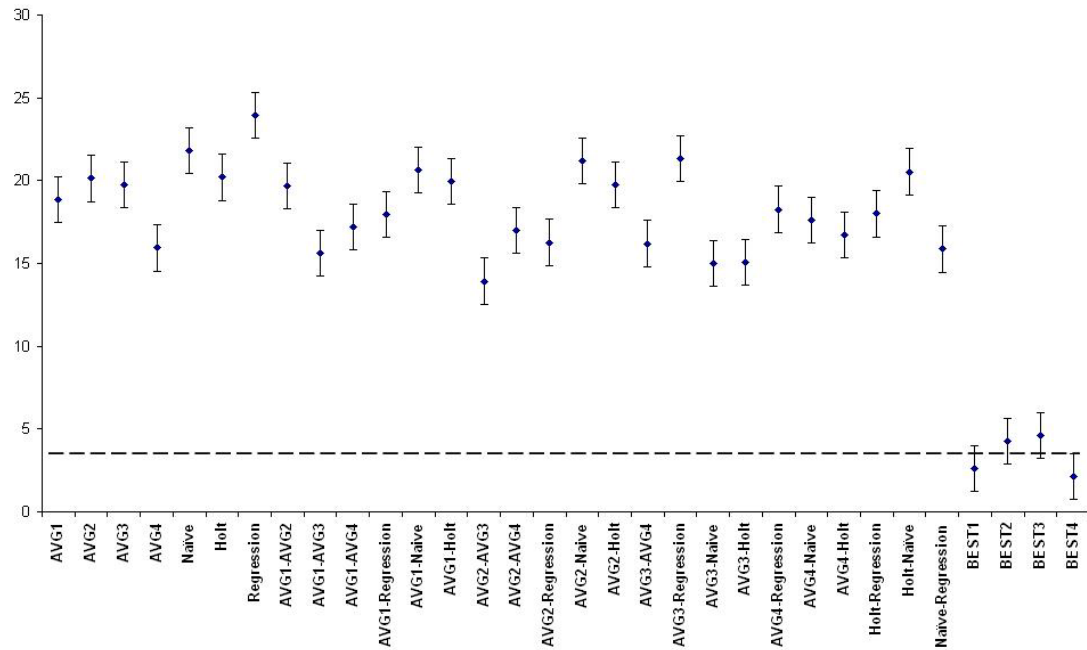
Εικόνα 5.30 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE για ορίζοντα 5, διαστήματα MCB

Όπως φαίνεται και στο παραπάνω διάγραμμα, πλην των μεθόδων BEST4 και BEST1, οι υπόλοιπες μέθοδοι διαφέρουν στατιστικώς σημαντικά από την BEST2 που είναι η καλύτερη.



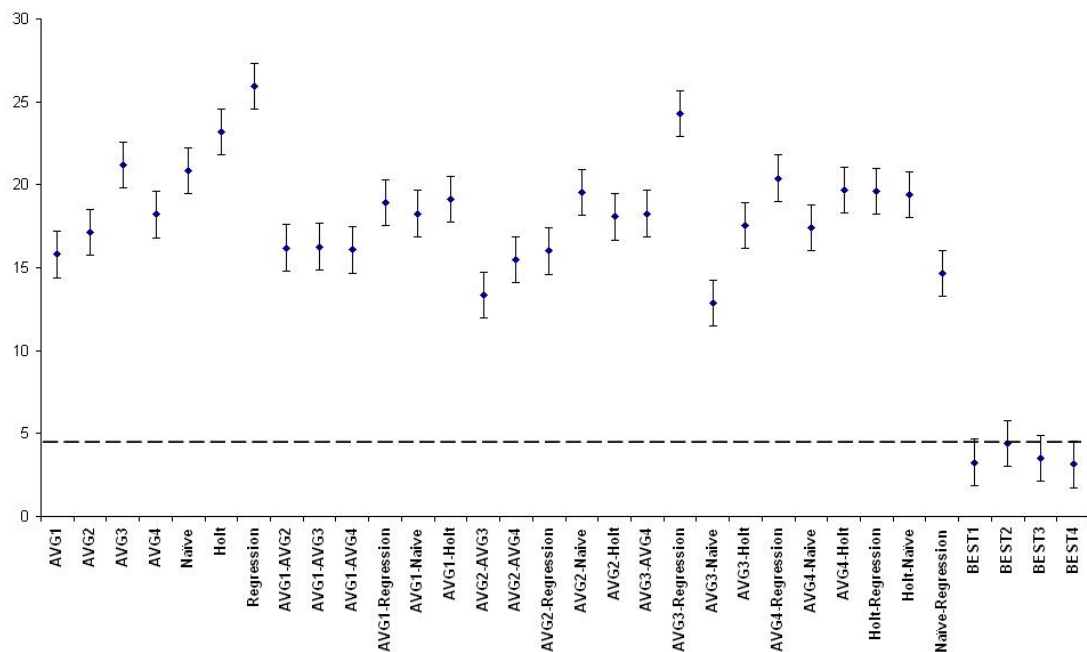
Εικόνα 5.31 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE για ορίζοντα 6, διαστήματα MCB

Εξετάζοντας το παραπάνω γράφημα παρατηρούμε ότι η BEST2 δίνει τις ακριβέστερες προβλέψεις με τις BEST1, BEST4 και BEST3 να ακολουθούν. Οι υπόλοιπες διαφέρουν στατιστικά σημαντικά.



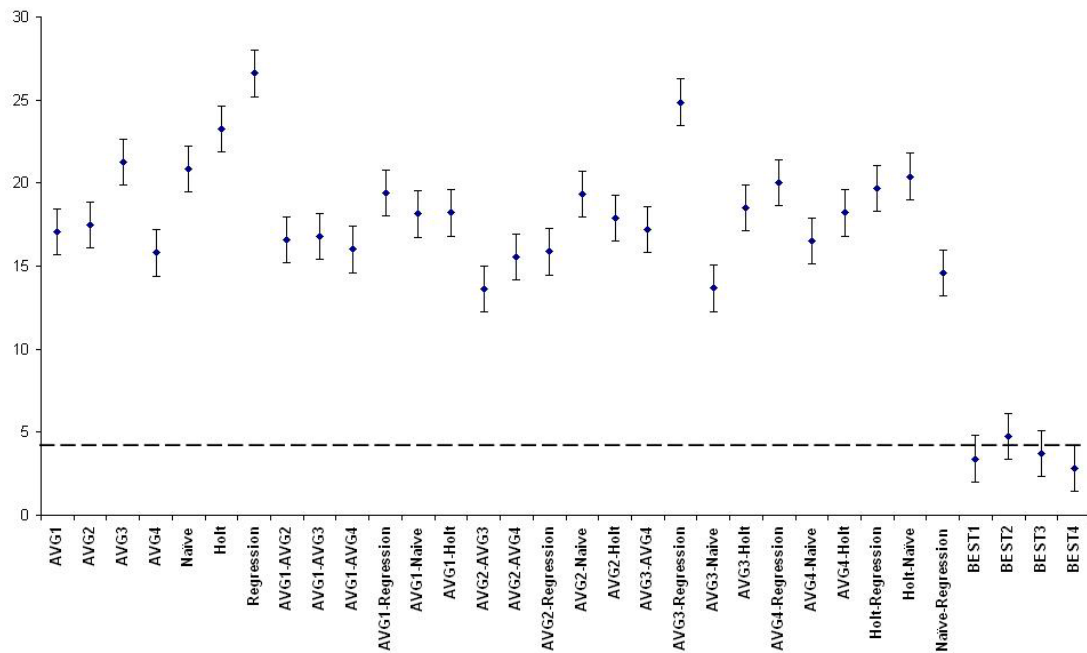
Εικόνα 5.32 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE για ορίζοντα 1-3, διαστήματα MCB

Στο παραπάνω διάγραμμα, πλην των μεθόδων BEST1, BEST2 και BEST3, οι υπόλοιπες μέθοδοι διαφέρουν στατιστικά σημαντικά από την BEST4 που είναι η καλύτερη.



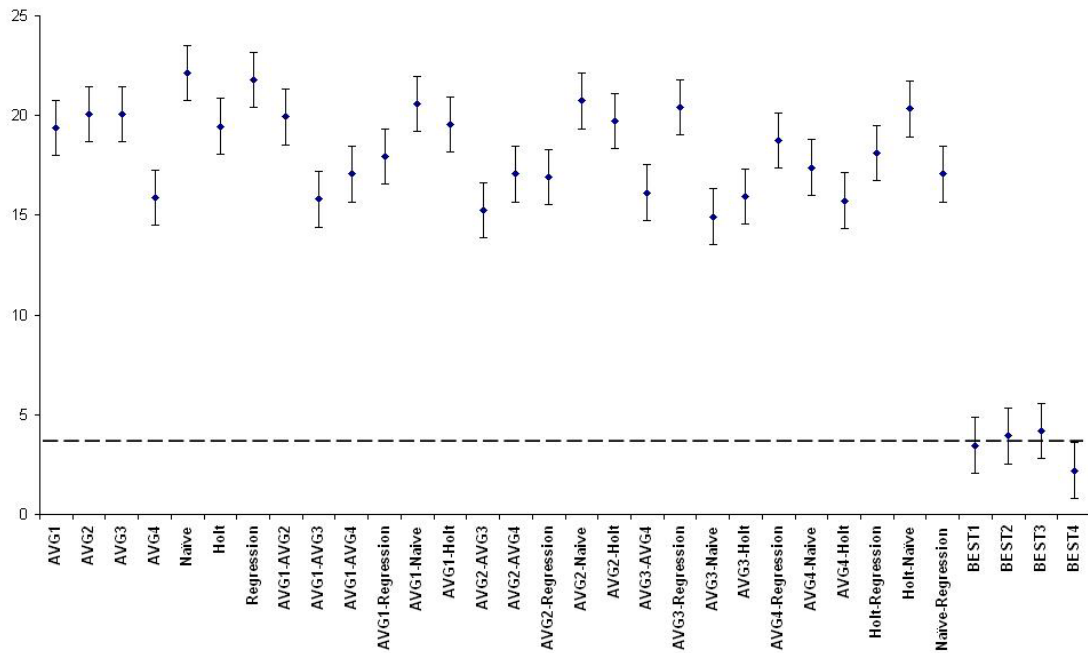
Εικόνα 5.33 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE για ορίζοντα 1-6, διαστήματα MCB

Η BEST1 με τις BEST3 και BEST4 είναι σχεδόν ισοδύναμες δίνοντας τις ακριβέστερες προβλέψεις και ακολουθεί η μέθοδος BEST2. Οι υπόλοιπες διαφέρουν στατιστικά σημαντικά.



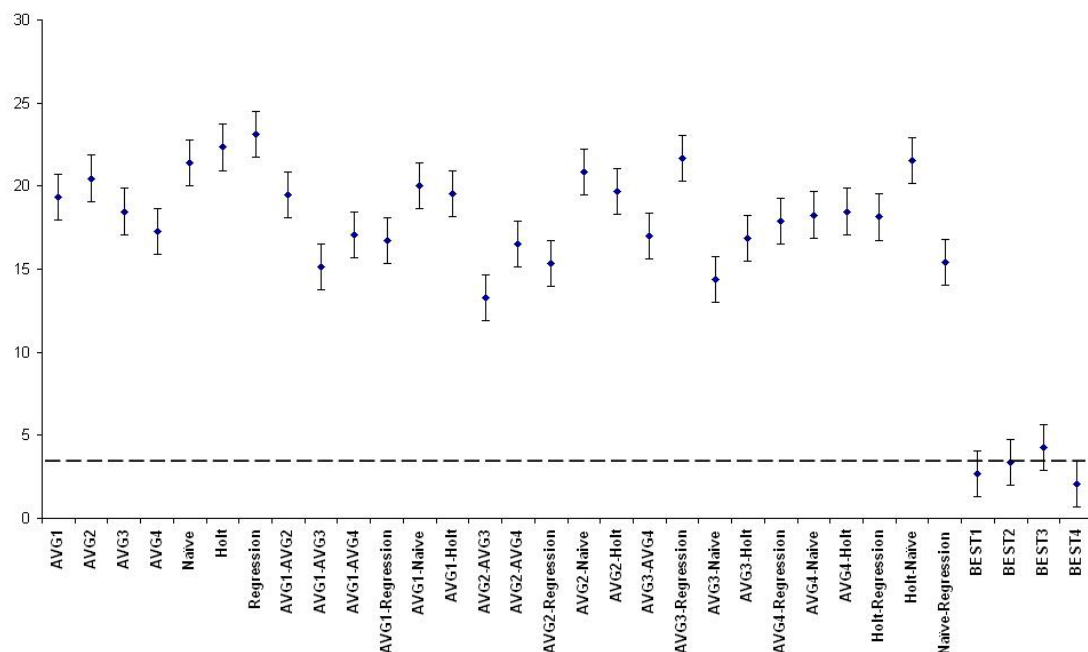
Εικόνα 5.34 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE για ορίζοντα 1, διαστήματα MCB

Στο παραπάνω γράφημα παρατηρούμε ότι η BEST4 δίνει τις ακριβέστερες προβλέψεις με τις BEST1, BEST2 και BEST3 να ακολουθούν



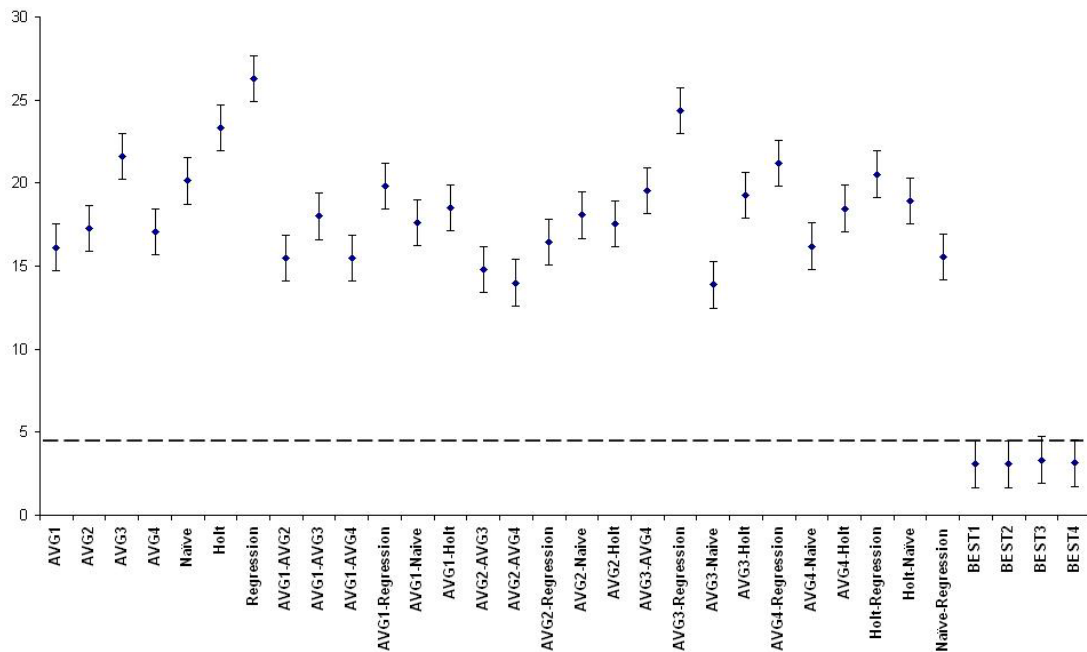
Εικόνα 5.35 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE για ορίζοντα 2, διαστήματα MCB

Εξετάζοντας το παραπάνω γράφημα παρατηρούμε η BEST4 υπερτερεί από τις υπόλοιπες μεθόδους προβλέψεις με τις BEST1, BEST2 και BEST3 να ακολουθούν.



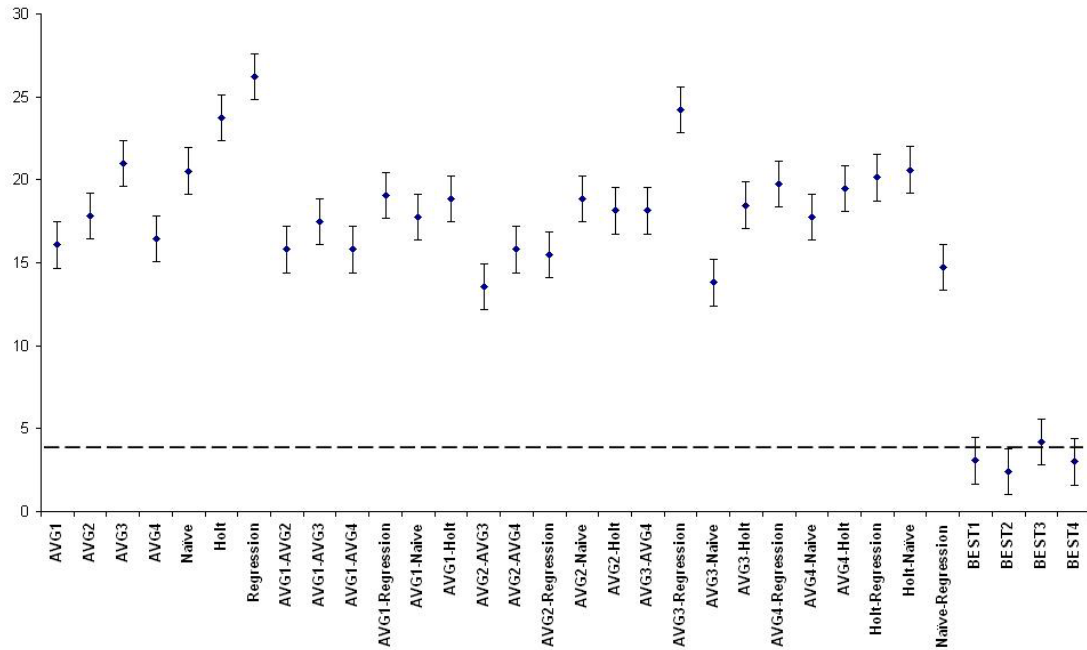
Εικόνα 5.36 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE για ορίζοντα 3, διαστήματα MCB

Όπως φαίνεται και στο παραπάνω διάγραμμα, πλην των μεθόδων BEST1, BEST2, BEST3, οι υπόλοιπες μέθοδοι διαφέρουν στατιστικώς σημαντικά από την BEST4 που είναι η καλύτερη.



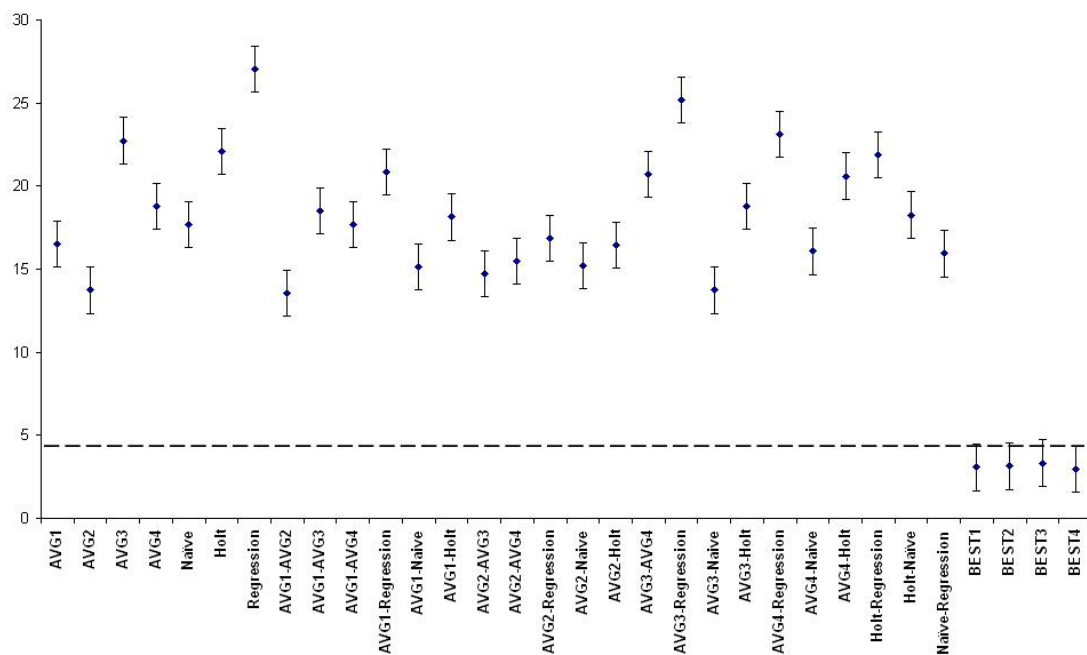
Εικόνα 5.37 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE για ορίζοντα 4, διαστήματα MCB

Η BEST1 με τις BEST2, BEST3 και BEST4 είναι σχεδόν ισοδύναμες δίνοντας τις ακριβέστερες προβλέψεις. Οι υπόλοιπες μέθοδοι διαφέρουν στατιστικά σημαντικά.



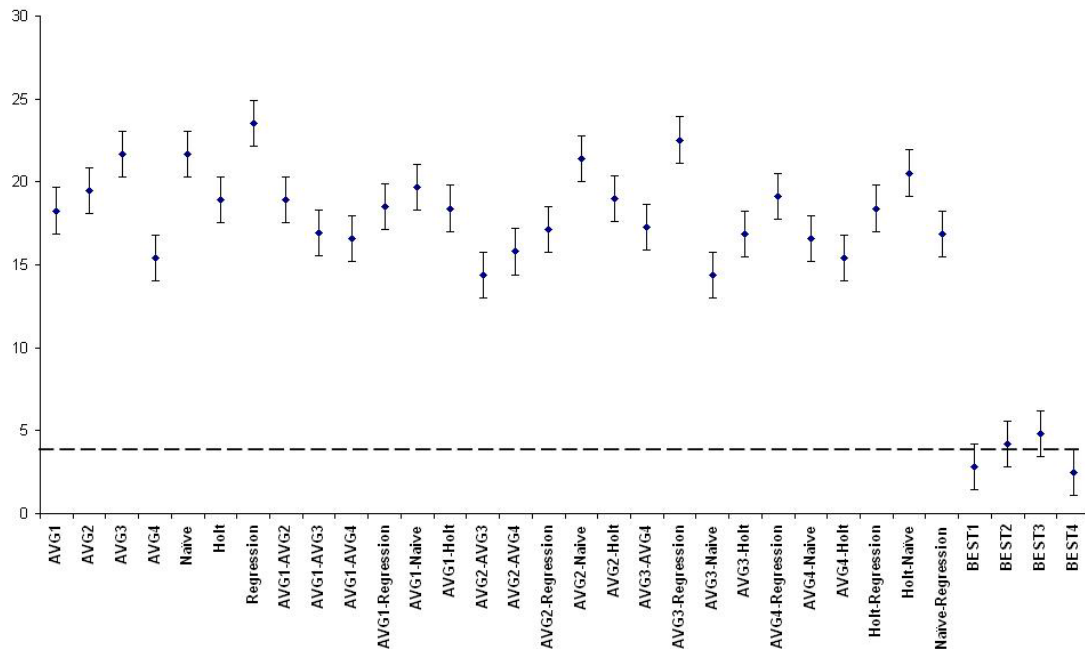
Εικόνα 5.38 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE για ορίζοντα 5, διαστήματα MCB

Η BEST2 δίνει τις ακριβέστερες προβλέψεις. Ακολουθούν οι BEST1 και BEST4 που είναι σχεδόν ισοδύναμες στη συνέχεια η μέθοδος BEST3. Οι υπόλοιπες διαφέρουν στατιστικά σημαντικά.



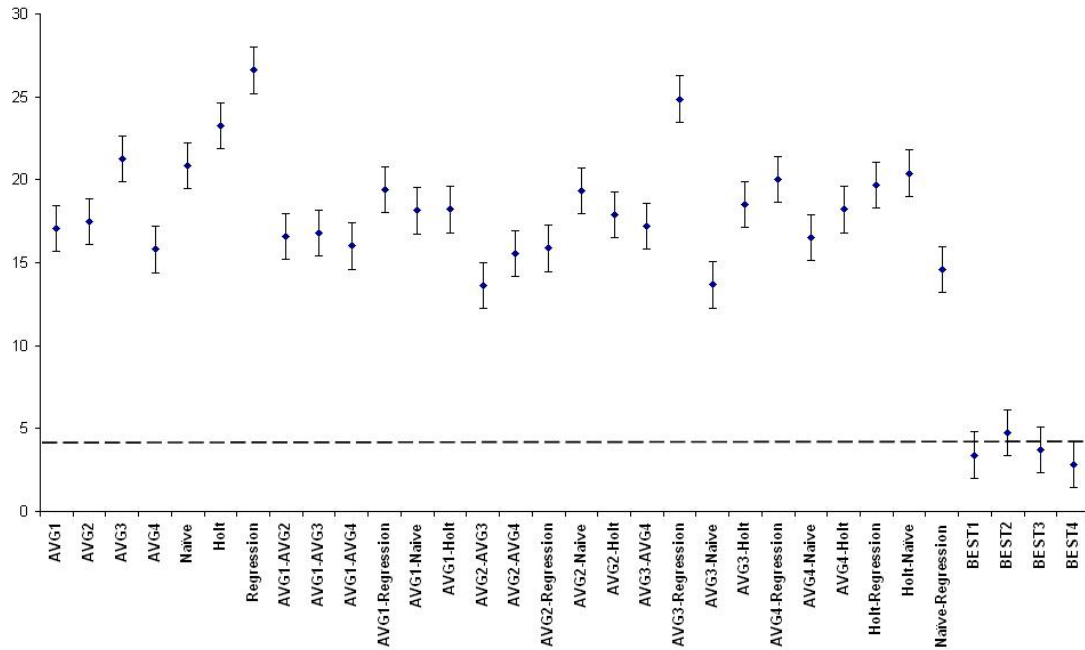
Εικόνα 5.39 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE για ορίζοντα 6, διαστήματα MCB

Η διάφορα όλων των μεθόδων, πλην των BEST1, BEST2, BEST3, BEST4 που είναι σχεδόν ισοδύναμες, είναι σημαντική.



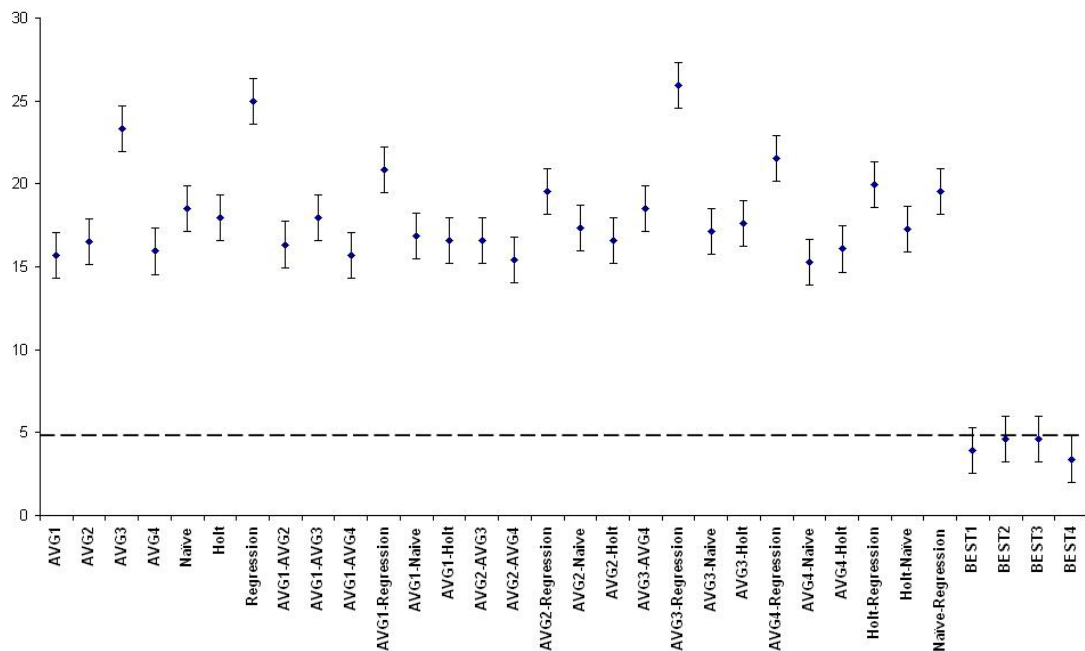
Εικόνα 5.40 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE για ορίζοντα 1-3, διαστήματα MCB

Εξετάζοντας το παραπάνω γράφημα παρατηρούμε η BEST4 δίνει τις ακριβέστερες προβλέψεις με τις BEST1, BEST2 και BEST3 να ακολουθούν. Οι υπόλοιπες μέθοδοι διαφέρουν σημαντικά.



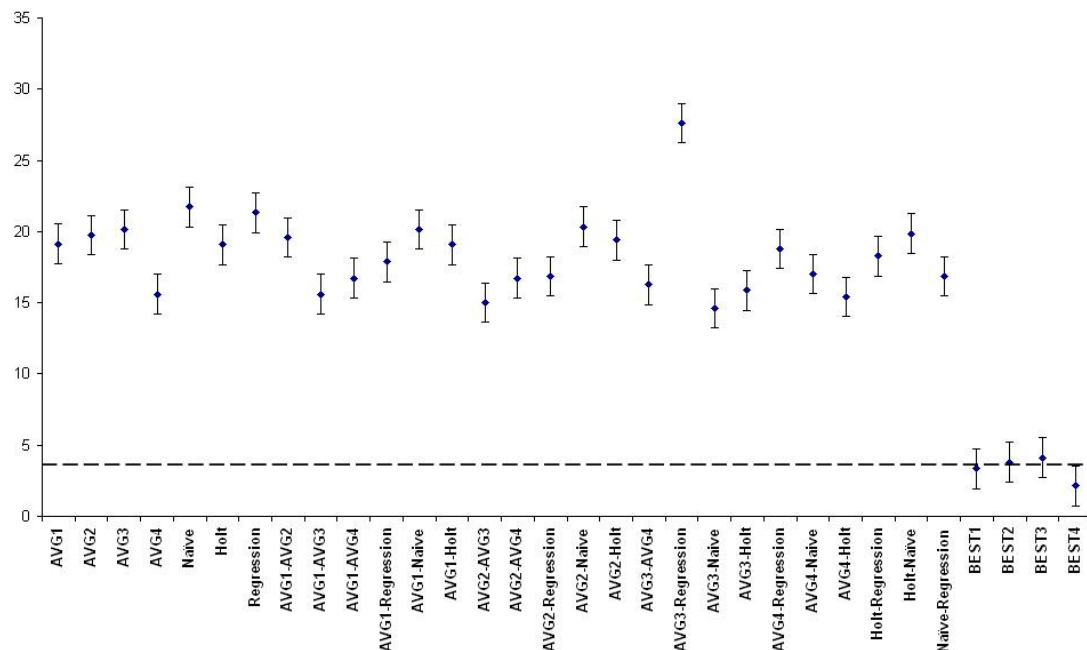
Εικόνα 5.41 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE για ορίζοντα 1-6, διαστήματα MCB

Η BEST4 δίνει τις ακριβέστερες προβλέψεις. Ακολουθούν οι BEST1 και BEST3 που και στη συνέχεια η μέθοδος BEST2. Οι υπόλοιπες διαφέρουν στατιστικά σημαντικά.



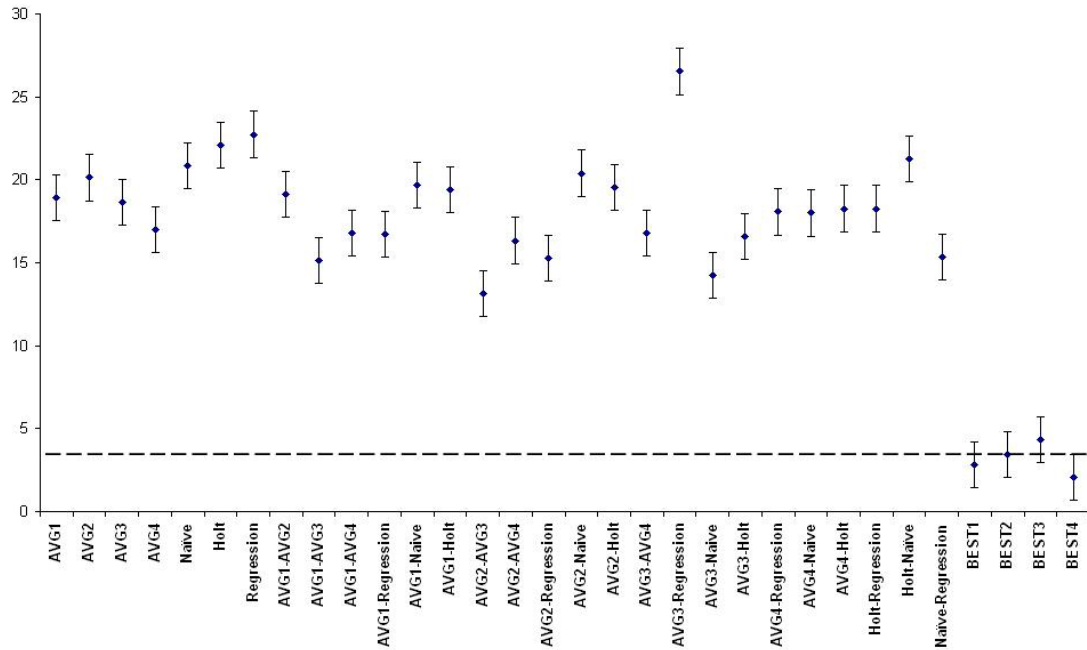
Εικόνα 5.42 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE για ορίζοντα 1, διαστήματα MCB

Η μέθοδος BEST4 είναι η καλύτερη με την BEST1 να ακολουθεί και τις BEST2, BEST3 να είναι ισοδύναμες. Οι υπόλοιπες μέθοδοι διαφέρουν στατιστικώς σημαντικά.



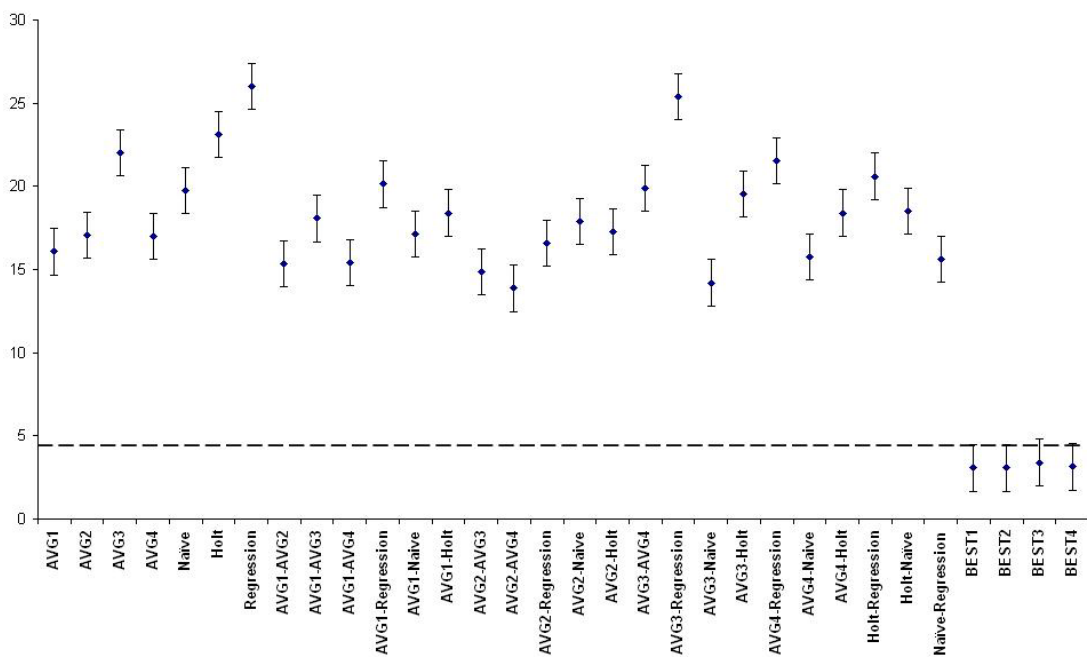
Εικόνα 5.43 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE για ορίζοντα 2, διαστήματα MCB

Όπως φαίνεται και στο παραπάνω διάγραμμα, πλην των μεθόδων BEST1, BEST2, BEST3, οι υπόλοιπες μέθοδοι διαφέρουν στατιστικώς σημαντικά από την BEST4 που είναι η καλύτερη.



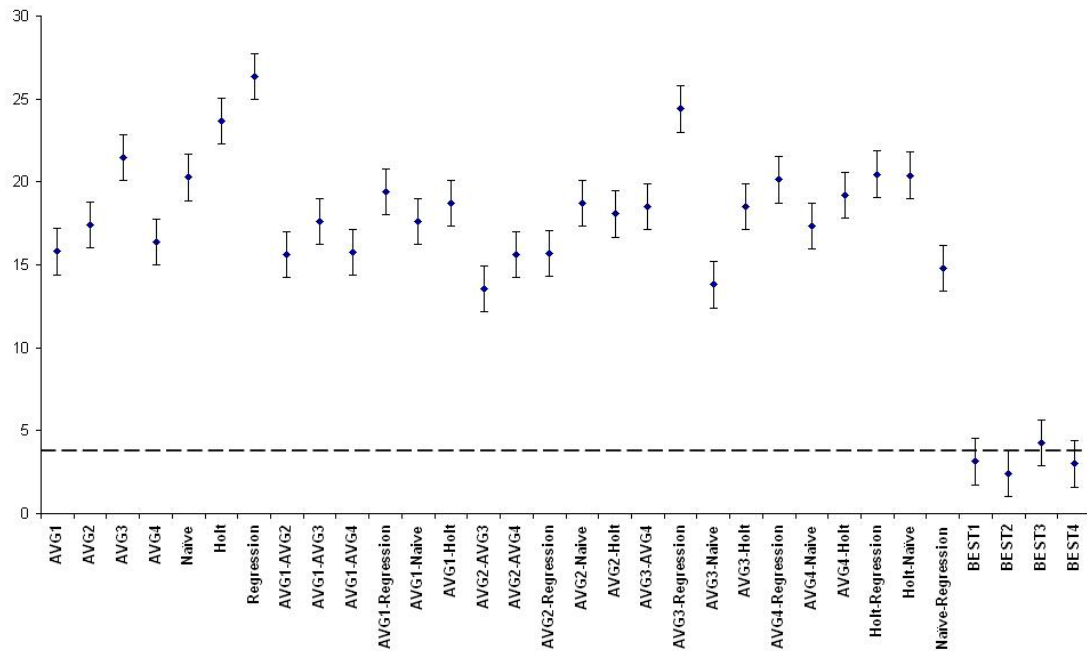
Εικόνα 5.44 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE για ορίζοντα 3, διαστήματα MCB

Όπως φαίνεται και στο παραπάνω διάγραμμα, πλην των μεθόδων BEST1, BEST2, BEST3, οι υπόλοιπες μέθοδοι διαφέρουν στατιστικά σημαντικά από την BEST4 που είναι η καλύτερη.

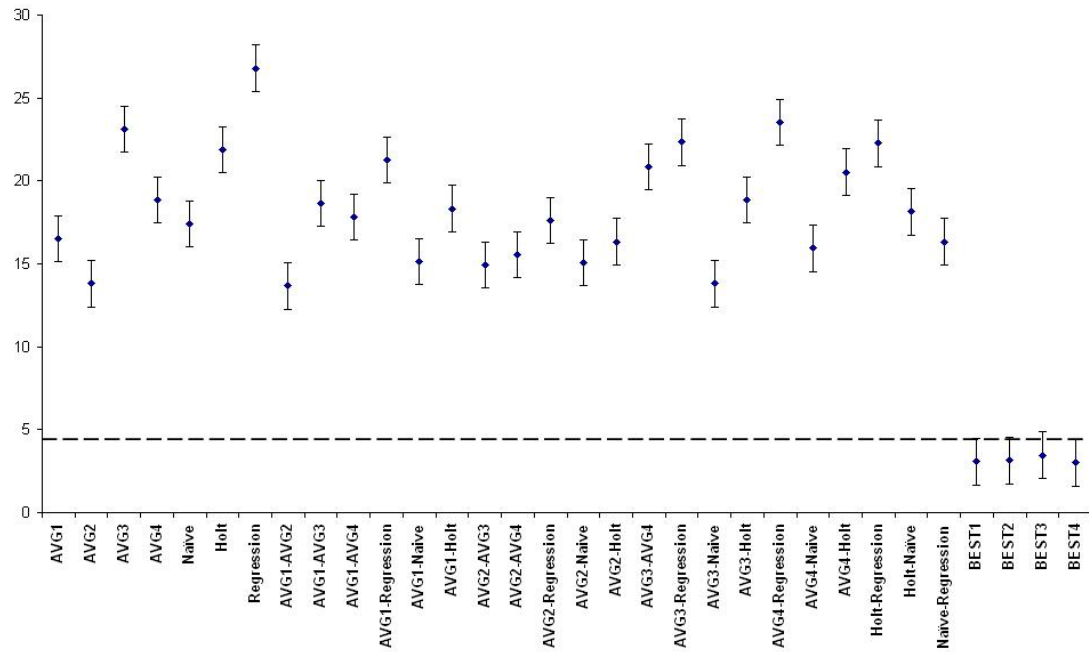


Εικόνα 5.45 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE για ορίζοντα 4, διαστήματα MCB

Η διάφορα όλων των μεθόδων, πλην των BEST1, BEST2, BEST3, BEST4 που είναι σχεδόν ισοδύναμες, είναι στατιστικά σημαντική.

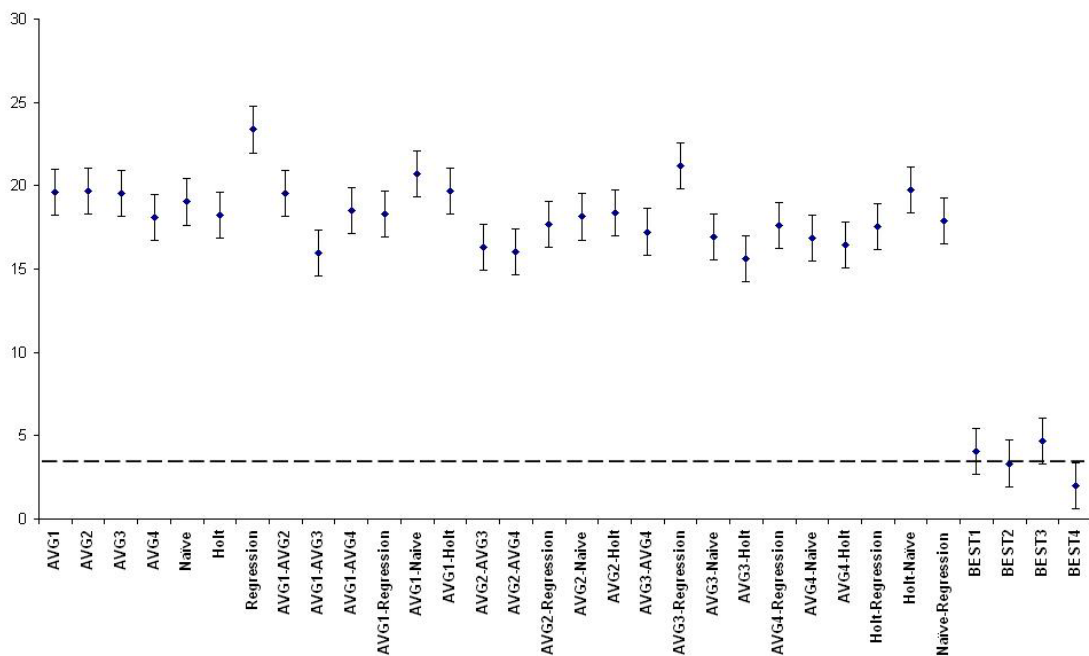


Εικόνα 5.46 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE για ορίζοντα 5, διαστήματα MCB



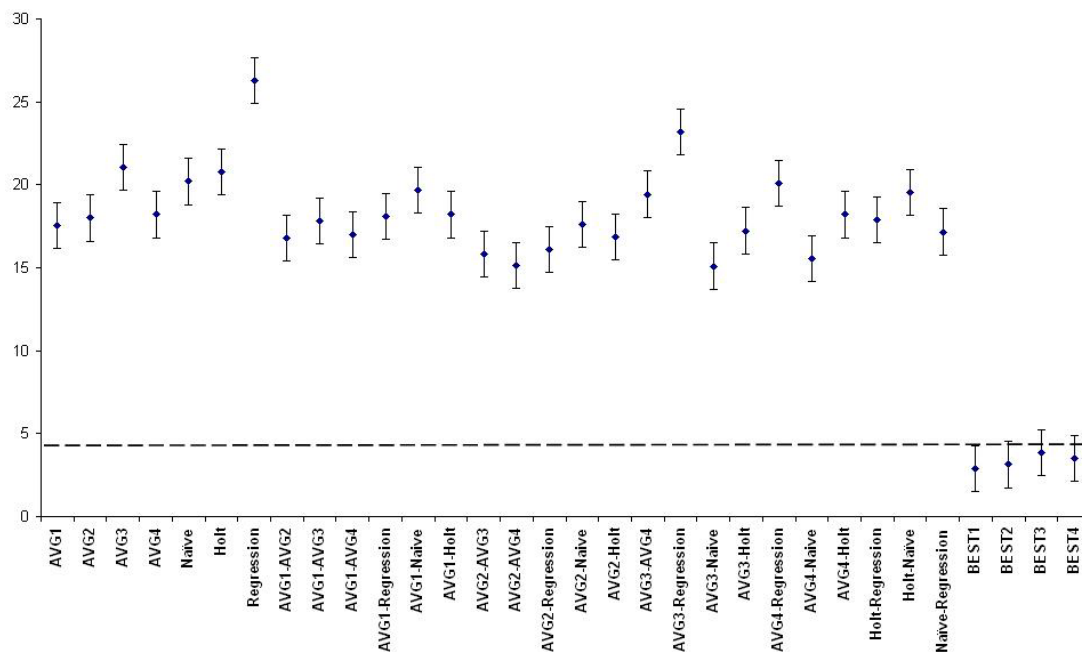
Εικόνα 5.47 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE για ορίζοντα 6, διαστήματα MCB

Η διάφορα όλων των μεθόδων, πλην των BEST1, BEST2, BEST3, BEST4 που είναι σχεδόν ισοδύναμες, είναι στατιστικά σημαντική.



Εικόνα 5.48 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE για ορίζοντα 1-3, διαστήματα MCB

Εξετάζοντας το παραπάνω γράφημα παρατηρούμε η BEST4 υπερτερεί των μεθόδων BEST2, BEST1 και BEST3 που ακολουθούν και των υπολοίπων που διαφέρουν στατιστικά σημαντικά..



Εικόνα 5.49 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE για ορίζοντα 1-6, διαστήματα MCB

Η μέθοδος BEST1 δίνει τις ακριβέστερες προβλέψεις και ακολουθούν οι BEST2, BEST3 και BEST4. Οι υπόλοιπες διαφέρουν στατιστικά σημαντικά.

5.2.3 Πολλαπλές συγκρίσεις με τον μέσο

Στους Πίνακες 5.21 έως 5.25 μπορούμε να δούμε την εφαρμογή της μεθόδου πολλαπλών συγκρίσεων με τον μέσο. Λαμβάνουμε υπόψη τον προσεγγιστικό τύπο (έχει γίνει αναλυτική παρουσίαση στο κεφάλαιο 4.3):

$$r'_{a,K,N} \approx H_{a,K} \sqrt{\frac{K(K+1)}{12N}}$$

Για το πείραμα μας ισχύουν ακόμα ότι $K=32$ και $N=15$ και με $\alpha=0,05$ λαμβάνουμε το $H_{a,K} = 3,074$ (Halperin et al. 1955) και επομένως το $r'_{a,K,N} = 2,749$.

Στους πίνακες 5.21 έως 5.25 που ακολουθούν στην αριστερή στήλη βρίσκονται οι μέθοδοι που εξετάζονται και στην στήλη κάθε ορίζοντα η μέση κατάταξη $\bar{R}$ της κάθε μεθόδου για τον ορίζοντα αυτό. Δίπλα ακριβώς απ' τις κατατάξεις για κάθε ορίζοντα βρίσκονται τα αποτελέσματα της εφαρμογής της μεθόδου πολλαπλών συγκρίσεων με τον μέσο (ANOM). Εάν η μέθοδος που αντιστοιχεί στην κάθε γραμμή είναι σημαντικά χειρότερη από την μέση μέθοδο, γράφουμε 'Χειρότερη' στην στήλη ANOM. Αν η μέθοδος είναι σημαντικά καλύτερη από την μέση, γράφουμε 'Καλύτερη'. Τέλος, αν η μέθοδος δεν διαφέρει στατιστικά από την μέση, γράφουμε 'Μέση'.

Η υπόθεση H_{0,k_1} απορρίπτεται μόνο εάν η $\bar{R}_{k_1}$ βρίσκεται εκτός του διαστήματος με άκρα τα $\bar{R} \pm r'_{\alpha,K,N} \approx 16,5 \pm 2,749$ (που αποτελούν τις γραμμές αναφοράς στα διαγράμματα που ακολουθούν) όπου $\bar{R}$ ο μέσος όρος των $\bar{R}$ που είναι ίσος με 16,5. Έτσι, οι μέθοδοι για τις οποίες ισχύει $\bar{R}_{k_1} > 16,5 + 2,749 = 19,249$ έχουν σημαντικά κατώτερη επίδοση από την μέση και μέθοδοι για τις οποίες ισχύει $\bar{R}_{k_1} < 16,5 - 2,749 = 13,751$ έχουν σημαντικά καλύτερη επίδοση από τη μέση.

Εξετάζοντας τους πίνακες και τα διαγράμματα καταλήγουμε ότι σταθερά οι μέθοδοι BEST1, BEST2, BEST3 και BEST4 είναι σημαντικά καλύτερες από την μέση μέθοδο. Ακόμα, στον πίνακα 5.20 παρουσιάζονται οι άλλες μέθοδοι που παρουσιάζουν καλύτερη επίδοση για κάποιους δείκτες και ορίζοντες.

Πίνακας 5.20 Μέθοδοι σημαντικά καλύτερες από την μέση για διάφορους δείκτες & ορίζοντες

Μέθοδος	Δείκτης Σφάλματος	Ορίζοντες
AVG2-AVG3	MAPE	3
AVG2-AVG3	dMAPE	1-6
AVG3-Naive	dMAPE	1-6
AVG2-AVG3	SMAPE	5
AVG3-Naive	SMAPE	5, 6, 1-6
AVG1-AVG4	GMRAE	3
AVG2-AVG3	GMRAE	3

Παρατηρούμε ακόμα ότι η μέθοδος Regression καθώς και ο συνδυασμός αυτής με άλλες μεθόδους, όπως πχ. AVG1-Regression, AVG2-Regression, AVG3-Regression, AVG4-Regression και Holt-Regression, παρουσιάζουν για όλους τους δείκτες σφάλματος και για τους περισσότερους ορίζοντες επίδοση σημαντικά χειρότερη από αυτή της μέσης μεθόδου. Το ίδιο ισχύει και για την μέθοδο AVG3. Υπενθυμίζουμε ότι η μέθοδος AVG3 είναι ο μέσος όρος των φοιτητών της 3^{ης} φάσης όπου οι φοιτητές μπορούσαν να επιλέξουν αν η πρόβλεψή τους ταυτίζεται με την γραμμή της γραμμικής παλινδρόμησης που εμφανιζόταν στο διάγραμμα. Οι φοιτητές σε ποσοστό 63,15% επέλεξαν την γραμμή γραμμικής παλινδρόμησης. Δεδομένου ότι η μέθοδος Regression δεν είχε καλές επιδόσεις, η μέθοδος AVG3 είναι επίσης στις περισσότερες περιπτώσεις χειρότερη από τη μέση. Παρατηρούμε, τέλος, ότι οι κλασικές μέθοδοι Naïve, Holt και Regression σπάνια έχουν επίδοση ίδιας τάξης με τη μέση μέθοδο και σε πληθώρα περιπτώσεων είναι χειρότερες από αυτήν.

Ακολουθούν οι αναλυτικοί πίνακες και τα διαγράμματα της μεθοδολογίας σύγκρισης με το μέσο.

Πίνακας 5.21 Σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης με χρήση της κατάταξης τους και σύγκριση με την μέση για ορίζοντες 1, 2, 3, 4, 5, 6, 1-3, 1-6 και δείκτη σφάλματος MAPE

Ορίζοντας Μέθοδος	1	ANOM	2	ANOM	3	ANOM	4	ANOM	5	ANOM	6	ANOM	1-3	ANOM	1-6	ANOM
AVG1	15,47	Μέση	19,53	Χειρότερη	19,20	Μέση	16,07	Μέση	16,07	Μέση	16,40	Μέση	18,67	Μέση	15,93	Μέση
AVG2	16,60	Μέση	20,27	Χειρότερη	20,33	Χειρότερη	17,13	Μέση	17,27	Μέση	13,80	Μέση	19,27	Μέση	15,73	Μέση
AVG3	23,13	Χειρότερη	20,07	Χειρότερη	18,67	Μέση	21,73	Χειρότερη	20,93	Χειρότερη	22,53	Χειρότερη	20,90	Χειρότερη	22,67	Χειρότερη
AVG4	16,00	Μέση	16,00	Μέση	17,33	Μέση	16,93	Μέση	16,33	Μέση	18,60	Μέση	16,43	Μέση	17,67	Μέση
Naïve	18,47	Μέση	22,07	Χειρότερη	21,13	Χειρότερη	19,60	Χειρότερη	20,20	Χειρότερη	17,13	Μέση	20,20	Χειρότερη	19,13	Μέση
Holt	17,73	Μέση	19,30	Μέση	22,20	Χειρότερη	23,00	Χειρότερη	23,53	Χειρότερη	21,60	Χειρότερη	19,73	Χειρότερη	21,87	Χειρότερη
Regression	25,50	Χειρότερη	21,93	Χειρότερη	23,40	Χειρότερη	26,80	Χειρότερη	26,87	Χειρότερη	27,27	Χειρότερη	24,77	Χειρότερη	27,13	Χειρότερη
AVG1-AVG2	16,33	Μέση	20,00	Χειρότερη	19,53	Χειρότερη	15,60	Μέση	15,80	Μέση	13,60	Μέση	18,87	Μέση	15,33	Μέση
AVG1-AVG3	17,67	Μέση	15,90	Μέση	15,40	Μέση	17,87	Μέση	17,40	Μέση	18,40	Μέση	17,40	Μέση	18,13	Μέση
AVG1-AVG4	15,73	Μέση	17,33	Μέση	17,20	Μέση	15,47	Μέση	15,93	Μέση	17,60	Μέση	17,17	Μέση	16,20	Μέση
AVG1-Regression	20,73	Χειρότερη	18,13	Μέση	16,87	Μέση	19,80	Χειρότερη	19,07	Μέση	20,87	Χειρότερη	19,33	Μέση	21,07	Χειρότερη
AVG1-Naïve	19,53	Χειρότερη	18,27	Μέση	17,67	Μέση	18,53	Μέση	19,80	Χειρότερη	16,87	Μέση	16,43	Μέση	15,33	Μέση
AVG1-Holt	16,73	Μέση	19,57	Χειρότερη	19,67	Χειρότερη	18,53	Μέση	18,80	Μέση	18,07	Μέση	19,10	Μέση	18,60	Μέση
AVG2-AVG3	16,27	Μέση	15,37	Μέση	13,33	Καλύτερη	14,60	Μέση	13,47	Μέση	14,67	Μέση	14,53	Μέση	13,67	Καλύτερη
AVG2-AVG4	15,60	Μέση	17,20	Μέση	16,80	Μέση	14,00	Μέση	15,67	Μέση	15,47	Μέση	16,40	Μέση	14,67	Μέση
AVG2-Regression	19,47	Χειρότερη	17,13	Μέση	15,40	Μέση	16,27	Μέση	15,40	Μέση	17,13	Μέση	16,23	Μέση	17,33	Μέση
AVG2-Naïve	17,33	Μέση	20,63	Χειρότερη	20,60	Χειρότερη	17,80	Μέση	18,60	Μέση	14,93	Μέση	20,10	Χειρότερη	17,33	Μέση
AVG2-Holt	16,53	Μέση	19,53	Χειρότερη	19,67	Χειρότερη	17,33	Μέση	17,93	Μέση	16,13	Μέση	18,13	Μέση	16,73	Μέση
AVG3-AVG4	18,13	Μέση	16,43	Μέση	17,07	Μέση	19,47	Μέση	18,20	Μέση	20,73	Χειρότερη	17,60	Μέση	19,73	Χειρότερη
AVG3-Regression	24,47	Χειρότερη	20,43	Χειρότερη	21,80	Χειρότερη	24,60	Χειρότερη	24,20	Χειρότερη	25,47	Χειρότερη	21,93	Χειρότερη	25,33	Χειρότερη
AVG3-Naïve	16,93	Μέση	14,80	Μέση	14,47	Μέση	14,13	Μέση	13,80	Μέση	13,67	Μέση	15,33	Μέση	13,00	Καλύτερη
AVG3-Holt	17,33	Μέση	16,23	Μέση	16,87	Μέση	19,47	Μέση	18,53	Μέση	18,67	Μέση	16,80	Μέση	18,13	Μέση
AVG4-Regression	21,40	Χειρότερη	19,00	Μέση	18,20	Μέση	21,27	Χειρότερη	19,73	Χειρότερη	23,20	Χειρότερη	19,37	Μέση	22,07	Χειρότερη
AVG4-Naïve	15,47	Μέση	17,57	Μέση	18,33	Μέση	16,00	Μέση	17,33	Μέση	15,93	Μέση	17,27	Μέση	16,40	Μέση
AVG4-Holt	16,00	Μέση	15,87	Μέση	18,73	Μέση	18,40	Μέση	19,27	Μέση	20,47	Χειρότερη	16,83	Μέση	19,00	Μέση
Holt-Regression	19,80	Χειρότερη	18,40	Μέση	18,33	Μέση	20,53	Χειρότερη	20,20	Χειρότερη	22,00	Χειρότερη	19,03	Μέση	21,13	Χειρότερη
Holt-Naïve	17,13	Μέση	20,13	Χειρότερη	21,53	Χειρότερη	18,60	Μέση	20,20	Χειρότερη	18,00	Μέση	19,63	Χειρότερη	17,53	Μέση
Naïve-Regression	19,40	Μέση	16,90	Μέση	15,47	Μέση	15,40	Μέση	14,53	Μέση	16,00	Μέση	15,93	Μέση	15,53	Μέση
BEST1	4,20	Καλύτερη	3,47	Καλύτερη	2,77	Καλύτερη	3,13	Καλύτερη	3,07	Καλύτερη	3,07	Καλύτερη	2,73	Καλύτερη	3,60	Καλύτερη
BEST2	4,80	Καλύτερη	4,00	Καλύτερη	3,43	Καλύτερη	3,13	Καλύτερη	2,47	Καλύτερη	3,27	Καλύτερη	4,50	Καλύτερη	4,40	Καλύτερη
BEST3	4,70	Καλύτερη	4,33	Καλύτερη	4,40	Καλύτερη	3,53	Καλύτερη	4,33	Καλύτερη	3,33	Καλύτερη	4,97	Καλύτερη	4,20	Καλύτερη
BEST4	3,40	Καλύτερη	2,20	Καλύτερη	2,20	Καλύτερη	3,27	Καλύτερη	3,07	Καλύτερη	3,13	Καλύτερη	2,40	Καλύτερη	3,40	Καλύτερη

Πίνακας 5.22 Σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης με χρήση της κατάταξης τους και σύγκριση με την μέση για ορίζοντες 1, 2, 3, 4, 5, 6, 1-3, 1-6 και δείκτη σφάλματος dMAPE

Ορίζοντας Μέθοδος	1	ANOM	2	ANOM	3	ANOM	4	ANOM	5	ANOM	6	ANOM	1-3	ANOM	1-6	ANOM
AVG1	15,60	Μέση	20,53	Χειρότερη	20,20	Χειρότερη	16,07	Μέση	17,27	Μέση	16,20	Μέση	19,73	Μέση	18,20	Μέση
AVG2	16,60	Μέση	19,53	Χειρότερη	20,20	Χειρότερη	17,47	Μέση	17,73	Μέση	14,73	Μέση	18,73	Μέση	17,73	Μέση
AVG3	23,03	Χειρότερη	18,87	Μέση	19,53	Χειρότερη	22,87	Χειρότερη	22,07	Χειρότερη	23,53	Χειρότερη	20,80	Χειρότερη	22,87	Χειρότερη
AVG4	16,93	Μέση	16,53	Μέση	17,53	Μέση	18,00	Μέση	17,47	Μέση	18,47	Μέση	16,20	Μέση	16,83	Μέση
Naïve	18,00	Μέση	21,60	Χειρότερη	20,53	Χειρότερη	19,20	Μέση	19,87	Χειρότερη	17,20	Μέση	20,87	Χειρότερη	19,97	Χειρότερη
Holt	17,33	Μέση	19,27	Μέση	20,93	Χειρότερη	21,60	Χειρότερη	22,47	Χειρότερη	21,13	Χειρότερη	17,90	Μέση	21,33	Χειρότερη
Regression	25,57	Χειρότερη	22,13	Χειρότερη	23,20	Χειρότερη	26,73	Χειρότερη	26,80	Χειρότερη	27,73	Χειρότερη	23,67	Χειρότερη	27,20	Χειρότερη
AVG1-AVG2	16,07	Μέση	20,53	Χειρότερη	19,80	Μέση	16,40	Μέση	16,33	Μέση	14,60	Μέση	19,27	Μέση	17,53	Μέση
AVG1-AVG3	17,03	Μέση	15,63	Μέση	16,10	Μέση	17,30	Μέση	16,50	Μέση	18,63	Μέση	16,37	Μέση	16,57	Μέση
AVG1-AVG4	16,20	Μέση	17,47	Μέση	17,27	Μέση	16,73	Μέση	15,87	Μέση	16,93	Μέση	16,80	Μέση	15,90	Μέση
AVG1-Regression	20,23	Χειρότερη	17,37	Μέση	16,23	Μέση	18,63	Μέση	17,10	Μέση	20,03	Χειρότερη	18,17	Μέση	18,23	Μέση
AVG1-Naive	19,87	Χειρότερη	17,93	Μέση	17,27	Μέση	18,33	Μέση	19,20	Μέση	17,00	Μέση	18,60	Μέση	17,53	Μέση
AVG1-Holt	16,53	Μέση	20,00	Χειρότερη	19,73	Μέση	18,40	Μέση	18,27	Μέση	18,00	Μέση	18,23	Μέση	19,00	Μέση
AVG2-AVG3	15,77	Μέση	16,10	Μέση	14,10	Μέση	14,10	Μέση	14,17	Μέση	15,90	Μέση	15,37	Μέση	13,30	Καλύτερη
AVG2-AVG4	15,87	Μέση	17,53	Μέση	17,53	Μέση	15,07	Μέση	16,20	Μέση	14,40	Μέση	17,47	Μέση	15,97	Μέση
AVG2-Regression	18,90	Μέση	17,30	Μέση	14,97	Μέση	14,83	Μέση	14,23	Μέση	16,90	Μέση	17,43	Μέση	15,17	Μέση
AVG2-Naive	16,53	Μέση	20,40	Χειρότερη	20,00	Μέση	17,40	Μέση	18,47	Μέση	15,73	Μέση	20,23	Μέση	18,10	Μέση
AVG2-Holt	16,00	Μέση	20,00	Χειρότερη	19,13	Μέση	16,40	Μέση	17,87	Μέση	16,13	Μέση	19,17	Μέση	16,80	Μέση
AVG3-AVG4	18,50	Μέση	16,50	Μέση	17,97	Μέση	19,90	Χειρότερη	19,37	Μέση	20,50	Χειρότερη	17,63	Μέση	19,17	Μέση
AVG3-Regression	24,23	Χειρότερη	20,47	Χειρότερη	21,67	Χειρότερη	25,13	Χειρότερη	24,73	Χειρότερη	25,27	Χειρότερη	22,20	Χειρότερη	25,33	Χειρότερη
AVG3-Naive	16,57	Μέση	14,97	Μέση	14,70	Μέση	14,37	Μέση	13,83	Μέση	14,57	Μέση	14,07	Μέση	12,87	Καλύτερη
AVG3-Holt	17,77	Μέση	16,30	Μέση	17,10	Μέση	19,37	Μέση	18,57	Μέση	19,10	Μέση	17,27	Μέση	17,73	Μέση
AVG4-Regression	21,50	Χειρότερη	18,30	Μέση	19,03	Μέση	21,83	Χειρότερη	20,83	Χειρότερη	22,43	Χειρότερη	19,63	Χειρότερη	20,60	Χειρότερη
AVG4-Naive	16,47	Μέση	16,80	Μέση	18,33	Μέση	15,87	Μέση	17,07	Μέση	16,07	Μέση	16,77	Μέση	16,37	Μέση
AVG4-Holt	17,13	Μέση	16,33	Μέση	18,73	Μέση	19,00	Μέση	19,07	Μέση	18,67	Μέση	15,73	Μέση	18,70	Μέση
Holt-Regression	19,90	Χειρότερη	17,90	Μέση	17,83	Μέση	19,90	Χειρότερη	19,63	Χειρότερη	21,90	Χειρότερη	17,67	Χειρότερη	19,53	Χειρότερη
Holt-Naïve	17,27	Μέση	20,13	Χειρότερη	21,13	Μέση	18,40	Μέση	19,60	Μέση	17,93	Μέση	19,97	Μέση	19,47	Μέση
Naïve-Regression	19,77	Χειρότερη	17,03	Μέση	15,43	Μέση	15,37	Μέση	14,50	Μέση	16,03	Μέση	16,90	Μέση	15,07	Μέση
BEST1	4,00	Καλύτερη	3,80	Καλύτερη	2,63	Καλύτερη	3,13	Καλύτερη	3,13	Καλύτερη	2,87	Καλύτερη	3,53	Καλύτερη	3,87	Καλύτερη
BEST2	5,00	Καλύτερη	4,20	Καλύτερη	2,90	Καλύτερη	3,33	Καλύτερη	2,47	Καλύτερη	3,33	Καλύτερη	4,20	Καλύτερη	4,37	Καλύτερη
BEST3	4,50	Καλύτερη	4,33	Καλύτερη	4,13	Καλύτερη	3,53	Καλύτερη	4,47	Καλύτερη	3,13	Καλύτερη	4,83	Καλύτερη	3,77	Καλύτερη
BEST4	3,33	Καλύτερη	2,20	Καλύτερη	2,13	Καλύτερη	3,33	Καλύτερη	2,87	Καλύτερη	2,93	Καλύτερη	2,60	Καλύτερη	2,93	Καλύτερη

Πίνακας 5.23 Σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης με χρήση της κατάταξης τους και σύγκριση με την μέση για ορίζοντες 1, 2, 3, 4, 5, 6, 1-3, 1-6 και δείκτη σφάλματος SMAPE

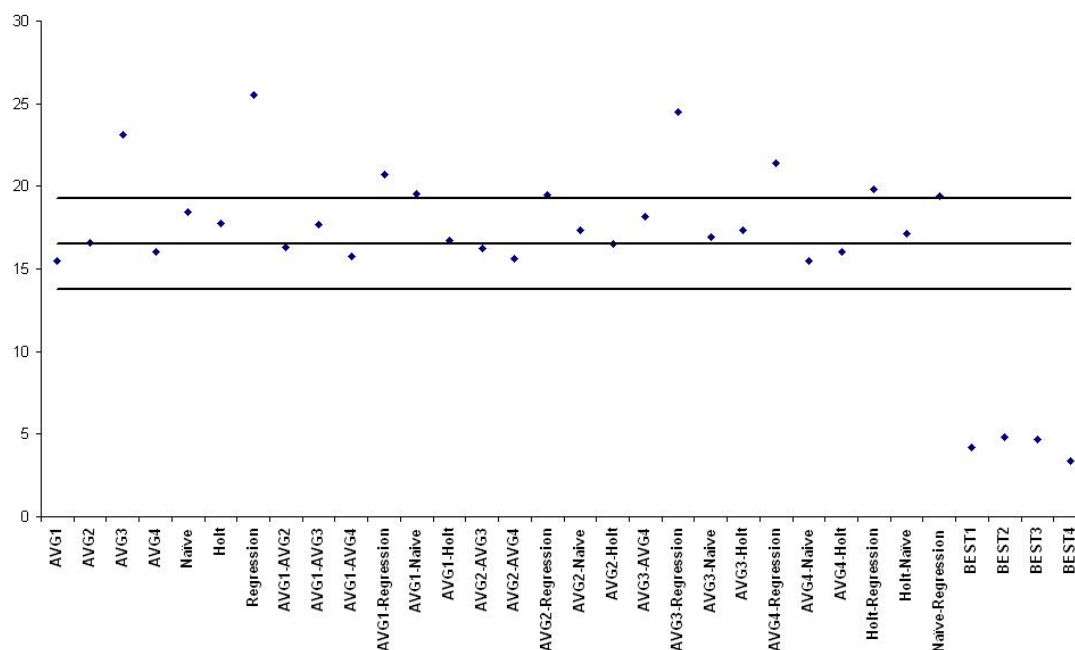
Ορίζοντας Μέθοδος	1	ANOM	2	ANOM	3	ANOM	4	ANOM	5	ANOM	6	ANOM	1-3	ANOM	1-6	ANOM
AVG1	15,33	Μέση	19,33	Μέση	19,20	Μέση	15,80	Μέση	15,53	Μέση	16,27	Μέση	18,87	Μέση	15,80	Μέση
AVG2	16,53	Μέση	19,93	Χειρότερη	20,33	Χειρότερη	17,00	Μέση	17,47	Μέση	13,27	Μέση	20,13	Χειρότερη	17,13	Μέση
AVG3	22,80	Χειρότερη	19,80	Μέση	18,20	Μέση	21,40	Χειρότερη	20,87	Χειρότερη	22,60	Χειρότερη	19,73	Χειρότερη	21,20	Χειρότερη
AVG4	15,93	Μέση	15,73	Μέση	17,00	Μέση	16,87	Μέση	16,13	Μέση	18,53	Μέση	15,93	Μέση	18,20	Μέση
Naïve	18,73	Μέση	21,93	Χειρότερη	21,07	Χειρότερη	19,73	Χειρότερη	20,13	Χειρότερη	17,27	Μέση	21,80	Χειρότερη	20,87	Χειρότερη
Holt	18,00	Μέση	19,27	Μέση	22,07	Χειρότερη	23,20	Χειρότερη	23,60	Χειρότερη	21,73	Χειρότερη	20,20	Χειρότερη	23,20	Χειρότερη
Regression	25,33	Χειρότερη	21,57	Χειρότερη	22,90	Χειρότερη	26,20	Χειρότερη	26,13	Χειρότερη	27,00	Χειρότερη	23,97	Χειρότερη	25,93	Χειρότερη
AVG1-AVG2	16,13	Μέση	19,87	Μέση	19,27	Μέση	15,20	Μέση	15,33	Μέση	13,07	Μέση	19,67	Μέση	16,20	Μέση
AVG1-AVG3	17,53	Μέση	15,53	Μέση	14,80	Μέση	17,93	Μέση	17,40	Μέση	18,47	Μέση	15,60	Μέση	16,27	Μέση
AVG1-AVG4	15,67	Μέση	16,87	Μέση	16,87	Μέση	15,20	Μέση	15,47	Μέση	17,27	Μέση	17,20	Μέση	16,07	Μέση
AVG1-Regression	20,53	Μέση	17,60	Μέση	16,53	Μέση	19,60	Μέση	18,80	Μέση	20,73	Χειρότερη	17,93	Μέση	18,93	Μέση
AVG1-Naïve	16,87	Μέση	20,47	Μέση	19,93	Μέση	17,40	Μέση	17,60	Μέση	14,60	Μέση	20,67	Μέση	18,27	Μέση
AVG1-Holt	16,40	Μέση	19,40	Μέση	19,40	Μέση	18,27	Μέση	18,80	Μέση	17,80	Μέση	19,93	Μέση	19,13	Μέση
AVG2-AVG3	16,40	Μέση	14,87	Μέση	13,00	Μέση	14,73	Μέση	13,40	Καλύτερη	14,60	Μέση	13,93	Μέση	13,33	Μέση
AVG2-AVG4	15,53	Μέση	16,73	Μέση	16,27	Μέση	13,60	Μέση	15,40	Μέση	15,13	Μέση	17,00	Μέση	15,47	Μέση
AVG2-Regression	19,27	Μέση	16,73	Μέση	15,00	Μέση	16,20	Μέση	15,27	Μέση	16,60	Μέση	16,27	Μέση	16,00	Μέση
AVG2-Naïve	17,60	Μέση	20,73	Μέση	20,80	Μέση	17,80	Μέση	18,47	Μέση	14,93	Μέση	21,20	Μέση	19,53	Μέση
AVG2-Holt	16,67	Μέση	19,60	Μέση	19,53	Μέση	17,33	Μέση	17,93	Μέση	16,33	Μέση	19,73	Μέση	18,07	Μέση
AVG3-AVG4	18,20	Μέση	15,80	Μέση	16,73	Μέση	19,33	Μέση	17,87	Μέση	20,60	Χειρότερη	16,20	Μέση	18,27	Μέση
AVG3-Regression	24,27	Χειρότερη	20,13	Χειρότερη	21,47	Χειρότερη	24,27	Χειρότερη	24,07	Χειρότερη	25,00	Χειρότερη	21,33	Χειρότερη	24,27	Χειρότερη
AVG3-Naïve	16,87	Μέση	14,60	Μέση	14,00	Μέση	13,73	Μέση	13,40	Καλύτερη	13,33	Καλύτερη	15,00	Μέση	12,87	Καλύτερη
AVG3-Holt	17,33	Μέση	15,40	Μέση	16,53	Μέση	19,13	Μέση	18,13	Μέση	18,47	Μέση	15,07	Μέση	17,53	Μέση
AVG4-Regression	21,20	Μέση	18,40	Μέση	17,67	Μέση	21,00	Μέση	19,47	Μέση	22,93	Χειρότερη	18,27	Μέση	20,40	Χειρότερη
AVG4-Naïve	15,33	Μέση	17,07	Μέση	18,07	Μέση	15,93	Μέση	17,53	Μέση	15,60	Μέση	17,60	Μέση	17,40	
AVG4-Holt	16,13	Μέση	15,53	Μέση	18,20	Μέση	18,33	Μέση	19,27	Μέση	20,47	Χειρότερη	16,73	Μέση	19,67	Χειρότερη
Holt-Regression	19,53	Μέση	17,80	Μέση	17,73	Μέση	20,20	Χειρότερη	19,73	Χειρότερη	21,67	Χειρότερη	18,00	Μέση	19,60	Χειρότερη
Holt-Naïve	17,33	Μέση	20,13	Μέση	21,33	Μέση	18,60	Μέση	20,40	Χειρότερη	17,93	Μέση	20,53	Μέση	19,40	Μέση
Naïve-Regression	19,27	Μέση	16,73	Μέση	15,07	Μέση	15,40	Μέση	14,40	Μέση	15,73	Μέση	15,87	Μέση	14,67	Μέση
BEST1	4,53	Καλύτερη	5,13	Καλύτερη	3,20	Καλύτερη	5,27	Καλύτερη	5,07	Καλύτερη	4,47	Καλύτερη	2,60	Καλύτερη	3,27	Καλύτερη
BEST2	5,93	Καλύτερη	5,27	Καλύτερη	4,53	Καλύτερη	3,20	Καλύτερη	2,67	Καλύτερη	4,00	Καλύτερη	4,27	Καλύτερη	4,40	Καλύτερη
BEST3	6,73	Καλύτερη	7,43	Καλύτερη	7,83	Καλύτερη	6,20	Καλύτερη	8,27	Καλύτερη	6,87	Καλύτερη	4,63	Καλύτερη	3,53	Καλύτερη
BEST4	4,07	Καλύτερη	2,60	Καλύτερη	3,47	Καλύτερη	3,93	Καλύτερη	4,00	Καλύτερη	4,73	Καλύτερη	2,13	Καλύτερη	3,13	Καλύτερη

Πίνακας 5.24 Σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης με χρήση της κατάταξης τους και σύγκριση με την μέση για ορίζοντες 1, 2, 3, 4, 5, 6, 1-3, 1-6 και δείκτη σφάλματος dSMAPE

Ορίζοντας Μέθοδος	1	ANOM	2	ANOM	3	ANOM	4	ANOM	5	ANOM	6	ANOM	1-3	ANOM	1-6	ANOM
AVG1	15,67	Μέση	19,40	Μέση	19,33	Μέση	16,13	Μέση	16,07	Μέση	16,53	Μέση	18,27	Μέση	17,07	Μέση
AVG2	16,80	Μέση	20,07	Χειρότερη	20,47	Χειρότερη	17,27	Μέση	17,80	Μέση	13,73	Μέση	19,47	Μέση	17,47	Μέση
AVG3	22,80	Μέση	20,07	Μέση	18,47	Μέση	21,60	Χειρότερη	21,00	Χειρότερη	22,73	Χειρότερη	21,67	Χειρότερη	21,27	Χειρότερη
AVG4	16,13	Μέση	15,87	Μέση	17,27	Μέση	17,07	Μέση	16,47	Μέση	18,80	Μέση	15,40	Μέση	15,80	Μέση
Naïve	18,80	Χειρότερη	22,13	Χειρότερη	21,40	Χειρότερη	20,13	Χειρότερη	20,53	Χειρότερη	17,67	Μέση	21,67	Χειρότερη	20,87	Χειρότερη
Holt	18,07	Χειρότερη	19,47	Μέση	22,33	Χειρότερη	23,33	Χειρότερη	23,73	Χειρότερη	22,07	Χειρότερη	18,93	Μέση	23,27	Χειρότερη
Regression	25,43	Χειρότερη	21,80	Χειρότερη	23,13	Χειρότερη	26,27	Χειρότερη	26,20	Χειρότερη	27,07	Χειρότερη	23,53	Χειρότερη	26,60	Χειρότερη
AVG1-AVG2	16,47	Μέση	19,93	Μέση	19,47	Μέση	15,47	Μέση	15,80	Μέση	13,53	Καλύτερη	18,93	Μέση	16,60	Μέση
AVG1-AVG3	17,80	Μέση	15,80	Μέση	15,13	Μέση	18,00	Μέση	17,47	Μέση	18,53	Μέση	16,93	Μέση	16,80	Μέση
AVG1-AVG4	15,93	Μέση	17,07	Μέση	17,07	Μέση	15,47	Μέση	15,80	Μέση	17,67	Μέση	16,60	Μέση	16,00	Μέση
AVG1-Regression	20,67	Μέση	17,93	Μέση	16,73	Μέση	19,80	Χειρότερη	19,07	Μέση	20,87	Χειρότερη	18,53	Μέση	19,40	Μέση
AVG1-Naive	17,00	Μέση	20,60	Μέση	20,00	Μέση	17,60	Μέση	17,73	Μέση	15,13	Μέση	19,67	Χειρότερη	18,13	Μέση
AVG1-Holt	16,73	Μέση	19,53	Μέση	19,53	Μέση	18,53	Μέση	18,87	Μέση	18,13	Μέση	18,40	Μέση	18,20	Μέση
AVG2-AVG3	16,53	Μέση	15,27	Μέση	13,27	Μέση	14,80	Μέση	13,53	Καλύτερη	14,73	Μέση	14,40	Μέση	13,60	Καλύτερη
AVG2-AVG4	15,60	Μέση	17,07	Μέση	16,53	Μέση	14,00	Μέση	15,80	Μέση	15,47	Μέση	15,80	Μέση	15,53	Μέση
AVG2-Regression	19,40	Μέση	16,93	Μέση	15,33	Μέση	16,47	Μέση	15,47	Μέση	16,87	Μέση	17,13	Μέση	15,87	Μέση
AVG2-Naive	17,67	Μέση	20,73	Μέση	20,87	Μέση	18,07	Μέση	18,87	Μέση	15,20	Μέση	21,40	Χειρότερη	19,33	Μέση
AVG2-Holt	16,73	Μέση	19,73	Μέση	19,67	Μέση	17,53	Μέση	18,13	Μέση	16,47	Μέση	19,00	Μέση	17,87	Μέση
AVG3-AVG4	18,40	Μέση	16,13	Μέση	17,00	Μέση	19,53	Χειρότερη	18,13	Μέση	20,73	Χειρότερη	17,27	Μέση	17,20	Μέση
AVG3-Regression	24,33	Χειρότερη	20,40	Χειρότερη	21,67	Χειρότερη	24,33	Χειρότερη	24,20	Χειρότερη	25,20	Χειρότερη	22,53	Χειρότερη	24,87	Χειρότερη
AVG3-Naive	17,20	Μέση	14,93	Μέση	14,40	Μέση	13,87	Μέση	13,80	Μέση	13,73	Μέση	14,40	Μέση	13,67	Καλύτερη
AVG3-Holt	17,53	Μέση	15,93	Μέση	16,87	Μέση	19,27	Μέση	18,47	Μέση	18,80	Μέση	16,87	Μέση	18,53	Μέση
AVG4-Regression	21,27	Χειρότερη	18,73	Μέση	17,87	Μέση	21,20	Χειρότερη	19,73	Χειρότερη	23,13	Χειρότερη	19,13	Μέση	20,00	Χειρότερη
AVG4-Naive	15,47	Μέση	17,40	Μέση	18,27	Μέση	16,20	Μέση	17,73	Μέση	16,07	Μέση	16,60	Μέση	16,53	Μέση
AVG4-Holt	16,20	Μέση	15,73	Μέση	18,47	Μέση	18,47	Μέση	19,47	Μέση	20,60	Χειρότερη	15,40	Μέση	18,20	Μέση
Holt-Regression	19,80	Χειρότερη	18,13	Μέση	18,13	Μέση	20,53	Χειρότερη	20,13	Χειρότερη	21,87	Χειρότερη	18,40	Μέση	19,67	Χειρότερη
Holt-Naïve	17,47	Μέση	20,33	Μέση	21,53	Μέση	18,93	Μέση	20,60	Χειρότερη	18,27	Μέση	20,53	Χειρότερη	20,40	Χειρότερη
Naïve-Regression	19,40	Μέση	17,07	Μέση	15,40	Μέση	15,53	Μέση	14,73	Μέση	15,93	Μέση	16,87	Μέση	14,60	Μέση
BEST1	4,00	Καλύτερη	3,47	Καλύτερη	2,70	Καλύτερη	3,07	Καλύτερη	3,07	Καλύτερη	3,07	Καλύτερη	2,80	Καλύτερη	3,40	Καλύτερη
BEST2	4,73	Καλύτερη	3,93	Καλύτερη	3,37	Καλύτερη	3,07	Καλύτερη	2,40	Καλύτερη	3,13	Καλύτερη	4,20	Καλύτερη	4,73	Καλύτερη
BEST3	4,63	Καλύτερη	4,20	Καλύτερη	4,27	Καλύτερη	3,33	Καλύτερη	4,20	Καλύτερη	3,33	Καλύτερη	4,80	Καλύτερη	3,73	Καλύτερη
BEST4	3,33	Καλύτερη	2,20	Καλύτερη	2,07	Καλύτερη	3,13	Καλύτερη	3,00	Καλύτερη	2,93	Καλύτερη	2,47	Καλύτερη	2,80	Καλύτερη

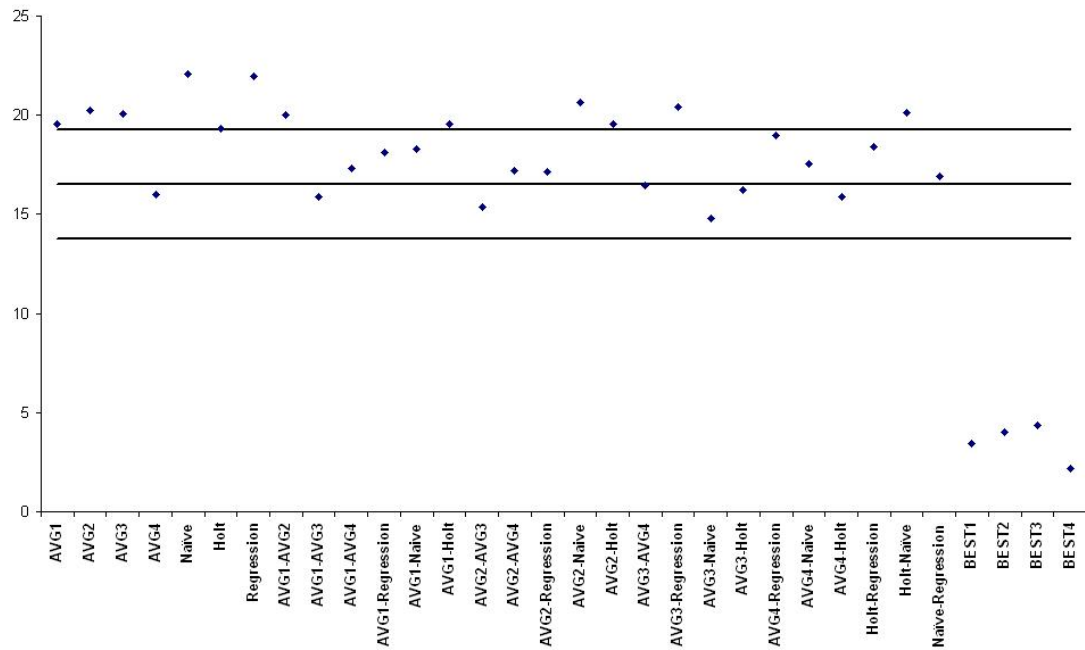
Πίνακας 5.25 Σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης με χρήση της κατάταξης τους και σύγκριση με την μέση για ορίζοντες 1, 2, 3, 4, 5, 6, 1-3, 1-6 και δείκτη σφάλματος GMRAE

Ορίζοντας Μέθοδος	1	ANOM	2	ANOM	3	ANOM	4	ANOM	5	ANOM	6	ANOM	1-3	ANOM	1-6	ANOM
AVG1	15,67	Μέση	19,13	Μέση	18,93	Μέση	16,07	Μέση	15,80	Μέση	16,53	Μέση	19,63	Χειρότερη	17,53	Μέση
AVG2	16,53	Μέση	19,73	Χειρότερη	20,13	Χειρότερη	17,07	Μέση	17,40	Μέση	13,80	Μέση	19,67	Χειρότερη	18,00	Μέση
AVG3	23,33	Χειρότερη	20,13	Χειρότερη	18,67	Μέση	22,00	Χειρότερη	21,47	Χειρότερη	23,13	Χειρότερη	19,53	Χειρότερη	21,07	Χειρότερη
AVG4	15,93	Μέση	15,60	Μέση	17,00	Μέση	17,00	Μέση	16,40	Μέση	18,87	Μέση	18,10	Μέση	18,20	Μέση
Naïve	18,53	Μέση	21,73	Χειρότερη	20,87	Χειρότερη	19,73	Χειρότερη	20,27	Χειρότερη	17,40	Μέση	19,03	Μέση	20,20	Χειρότερη
Holt	17,93	Μέση	19,07	Μέση	22,07	Χειρότερη	23,13	Χειρότερη	23,67	Χειρότερη	21,87	Χειρότερη	18,23	Μέση	20,80	Χειρότερη
Regression	24,97	Χειρότερη	21,33	Χειρότερη	22,73	Χειρότερη	26,00	Χειρότερη	26,33	Χειρότερη	26,80	Χειρότερη	23,37	Χειρότερη	26,27	Χειρότερη
AVG1-AVG2	16,33	Μέση	19,60	Χειρότερη	19,13	Μέση	15,33	Μέση	15,60	Μέση	13,67	Μέση	19,53	Μέση	16,80	Μέση
AVG1-AVG3	17,93	Μέση	15,60	Μέση	15,13	Μέση	18,07	Μέση	17,60	Μέση	18,67	Μέση	15,97	Μέση	17,83	Μέση
AVG1-AVG4	15,67	Μέση	16,73	Μέση	16,80	Μέση	15,40	Μέση	15,73	Μέση	17,80	Μέση	18,53	Μέση	17,00	Μέση
AVG1-Regression	20,87	Χειρότερη	17,87	Μέση	16,73	Μέση	20,13	Χειρότερη	19,40	Μέση	21,27	Χειρότερη	18,30	Μέση	18,10	Μέση
AVG1-Naïve	16,87	Μέση	20,13	Χειρότερη	19,67	Χειρότερη	17,13	Μέση	17,60	Μέση	15,13	Μέση	20,73	Χειρότερη	19,67	Χειρότερη
AVG1-Holt	16,60	Μέση	19,07	Μέση	19,40	Μέση	18,40	Μέση	18,73	Μέση	18,33	Μέση	19,67	Χειρότερη	18,20	Μέση
AVG2-AVG3	16,60	Μέση	15,00	Μέση	13,13	Καλύτερη	14,87	Μέση	13,53	Καλύτερη	14,93	Μέση	16,30	Μέση	15,83	Μέση
AVG2-AVG4	15,40	Μέση	16,73	Μέση	16,33	Μέση	13,87	Μέση	15,60	Μέση	15,53	Μέση	16,03	Μέση	15,13	Μέση
AVG2-Regression	19,53	Μέση	16,87	Μέση	15,27	Μέση	16,60	Μέση	15,67	Μέση	17,60	Μέση	17,70	Μέση	16,10	Μέση
AVG2-Naïve	17,33	Μέση	20,33	Χειρότερη	20,40	Χειρότερη	17,87	Μέση	18,73	Μέση	15,07	Μέση	18,13	Μέση	17,60	Μέση
AVG2-Holt	16,60	Μέση	19,40	Μέση	19,53	Μέση	17,27	Μέση	18,07	Μέση	16,33	Μέση	18,37	Μέση	16,87	Μέση
AVG3-AVG4	18,53	Μέση	16,27	Μέση	16,80	Μέση	19,87	Χειρότερη	18,53	Μέση	20,87	Χειρότερη	17,23	Μέση	19,43	Μέση
AVG3-Regression	25,93	Χειρότερη	27,60	Χειρότερη	26,53	Χειρότερη	25,40	Χειρότερη	24,40	Χειρότερη	22,33	Χειρότερη	21,20	Χειρότερη	23,20	Χειρότερη
AVG3-Naïve	17,13	Μέση	14,60	Μέση	14,27	Μέση	14,20	Μέση	13,80	Μέση	13,80	Μέση	16,93	Μέση	15,10	Μέση
AVG3-Holt	17,60	Μέση	15,87	Μέση	16,60	Μέση	19,53	Μέση	18,53	Μέση	18,87	Μέση	15,60	Μέση	17,23	Μέση
AVG4-Regression	21,53	Χειρότερη	18,80	Μέση	18,07	Μέση	21,53	Χειρότερη	20,13	Χειρότερη	23,53	Χειρότερη	17,63	Μέση	20,10	Χειρότερη
AVG4-Naïve	15,27	Μέση	17,00	Μέση	18,00	Μέση	15,73	Μέση	17,33	Μέση	15,93	Μέση	16,87	Μέση	15,53	Μέση
AVG4-Holt	16,07	Μέση	15,40	Μέση	18,27	Μέση	18,40	Μέση	19,20	Μέση	20,53	Χειρότερη	16,43	Μέση	18,20	Μέση
Holt-Regression	19,93	Χειρότερη	18,27	Μέση	18,27	Μέση	20,60	Χειρότερη	20,47	Χειρότερη	22,27	Χειρότερη	17,53	Μέση	17,90	Μέση
Holt-Naïve	17,27	Μέση	19,87	Χειρότερη	21,27	Χειρότερη	18,53	Μέση	20,40	Χειρότερη	18,13	Μέση	19,77	Χειρότερη	19,53	Μέση
Naïve-Regression	19,53	Μέση	16,87	Μέση	15,33	Μέση	15,60	Μέση	14,80	Μέση	16,33	Μέση	17,87	Μέση	17,17	Μέση
BEST1	3,93	Καλύτερη	3,33	Καλύτερη	2,83	Καλύτερη	3,07	Καλύτερη	3,13	Καλύτερη	3,07	Καλύτερη	4,07	Καλύτερη	2,87	Καλύτερη
BEST2	4,60	Καλύτερη	3,80	Καλύτερη	3,43	Καλύτερη	3,07	Καλύτερη	2,40	Καλύτερη	3,13	Καλύτερη	3,33	Καλύτερη	3,13	Καλύτερη
BEST3	4,63	Καλύτερη	4,13	Καλύτερη	4,33	Καλύτερη	3,40	Καλύτερη	4,27	Καλύτερη	3,47	Καλύτερη	4,70	Καλύτερη	3,87	Καλύτερη
BEST4	3,40	Καλύτερη	2,13	Καλύτερη	2,07	Καλύτερη	3,13	Καλύτερη	3,00	Καλύτερη	3,00	Καλύτερη	2,00	Καλύτερη	3,53	Καλύτερη



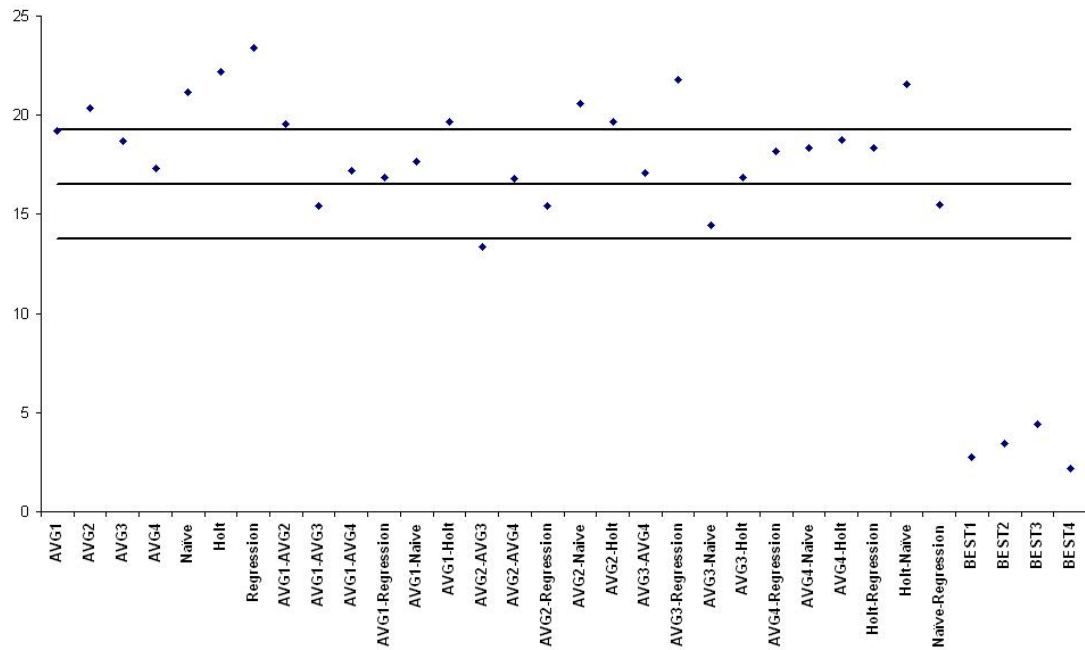
Εικόνα 5.50 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE, ορίζοντας 1, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα, καθώς και σε αυτά που ακολουθούν, μπορούμε να δούμε γραφικά την μέθοδο πολλαπλών συγκρίσεων με τον μέσο. Οι μέθοδοι που βρίσκονται κάτω από την κατώτερη γραμμή αναφοράς έχουν επίδοση αρκετά καλύτερη από στατιστική άποψη από την μέση μέθοδο ενώ αυτές που βρίσκονται πάνω από την ανώτερη γραμμή αναφοράς παρουσιάζουν χειρότερη επίδοση από την μέση. Στο παραπάνω διάγραμμα καλύτερες από την μέση είναι οι μέθοδοι BEST1, BEST2, BEST3 και BEST4 (οι επικρατέστεροι φοιτητές κάθε γύρου) ενώ οι μέθοδοι που έχουν σημαντικά χειρότερη επίδοση είναι οι AVG3, Regression, AVG1-Regression, AVG3-Regression, AVG4-Regression και Holt-Regression. Παρατηρούμε, δηλαδή, ότι ο συνδυασμός των κριτικών μεθόδων με την μέθοδο γραμμικής παλινδρόμησης καθώς και ο μέσος όρος του 3^{ου} γύρου (AVG3, όπου οι φοιτητές επέλεξαν σε ποσοστό 63,15% την γραμμή γραμμικής παλινδρόμησης) παρέχει σημαντικά χειρότερες προβλέψεις από τον μέσο όρο των μεθόδων. Οι υπόλοιπες μέθοδοι δεν παρουσιάζουν σημαντικές διαφορές μεταξύ τους ως προς την απόδοσή τους. Στα διαγράμματα που ακολουθούν οι μέθοδοι BEST1, BEST2, BEST3 και BEST4 παραμένουν οι μοναδικές μέθοδοι που έχουν σταθερά την καλύτερη επίδοση.



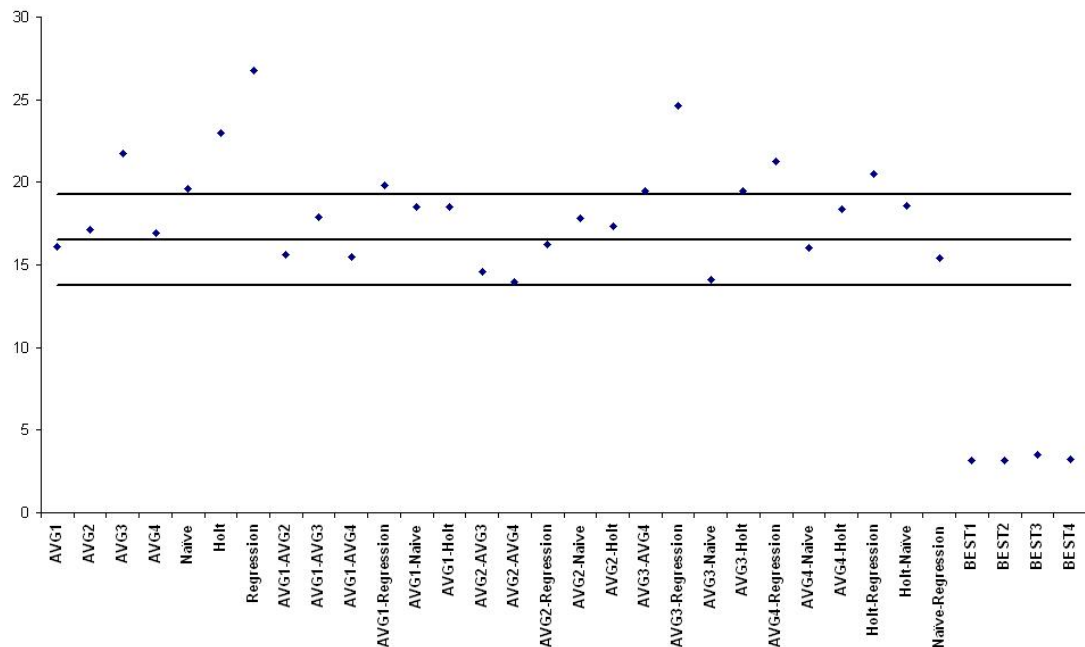
Εικόνα 5.51 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE, ορίζοντας 2, διαστήματα ANOM

Οι μέθοδοι που διαφέρουν σημαντικά από την μέση για ορίζοντα 2 και δείκτη σφάλματος MAPE (Εικόνα 5.51) είναι οι ακόλουθοι: AVG1, AVG2, AVG3, Naïve, Regression, ο συνδυασμός AVG1-AVG2, ο συνδυασμός AVG1-Naïve, AVG3-Regression καθώς και η Holt-Naïve. Οι μέθοδοι αυτοί, δε, έχουν χειρότερη επίδοση από τη μέση.



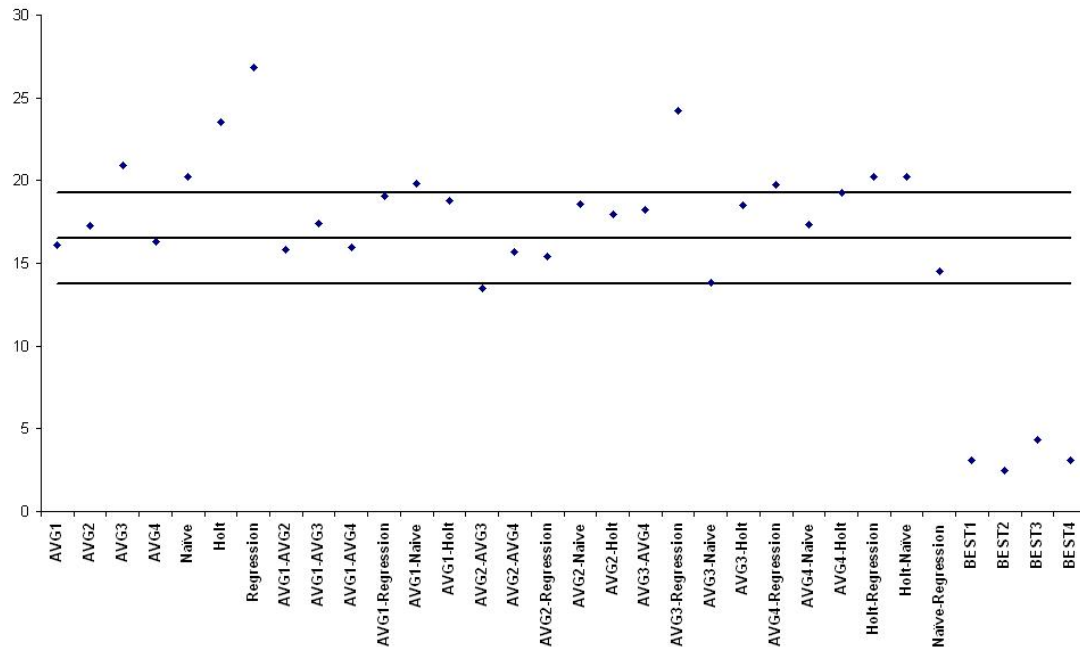
Εικόνα 5.52 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE, ορίζοντας 3, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG2, Naïve, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG1-AVG2, AVG1-Holt, ο συνδυασμός AVG2-Naïve, AVG2-Holt, AVG3-Regression καθώς και η Holt-Naïve. Η μέθοδος που παρουσιάζει καλύτερη επίδοση από την μέση είναι ο συνδυασμός AVG2-AVG3.



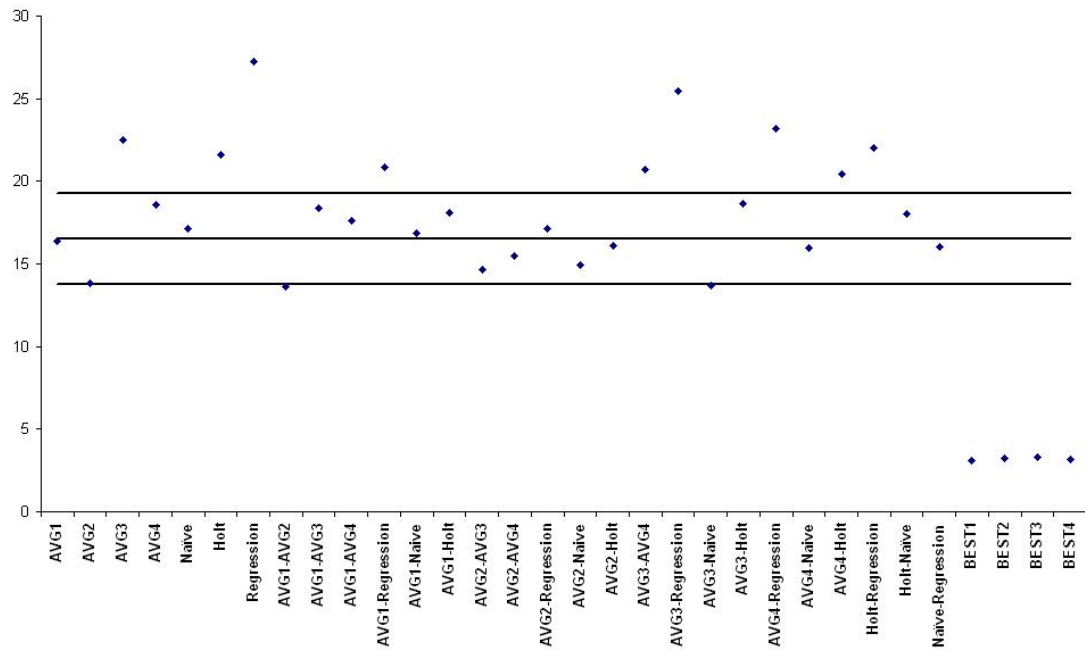
Εικόνα 5.53 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE, ορίζοντας 4, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG3, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG1-Regression, AVG3-Regression, AVG4-Regression καθώς και η Holt-Regression ενώ δεν υπάρχει μέθοδος που να παρουσιάζει καλύτερη επίδοση πλην από τις BEST1, BEST2, BEST3 και BEST4.



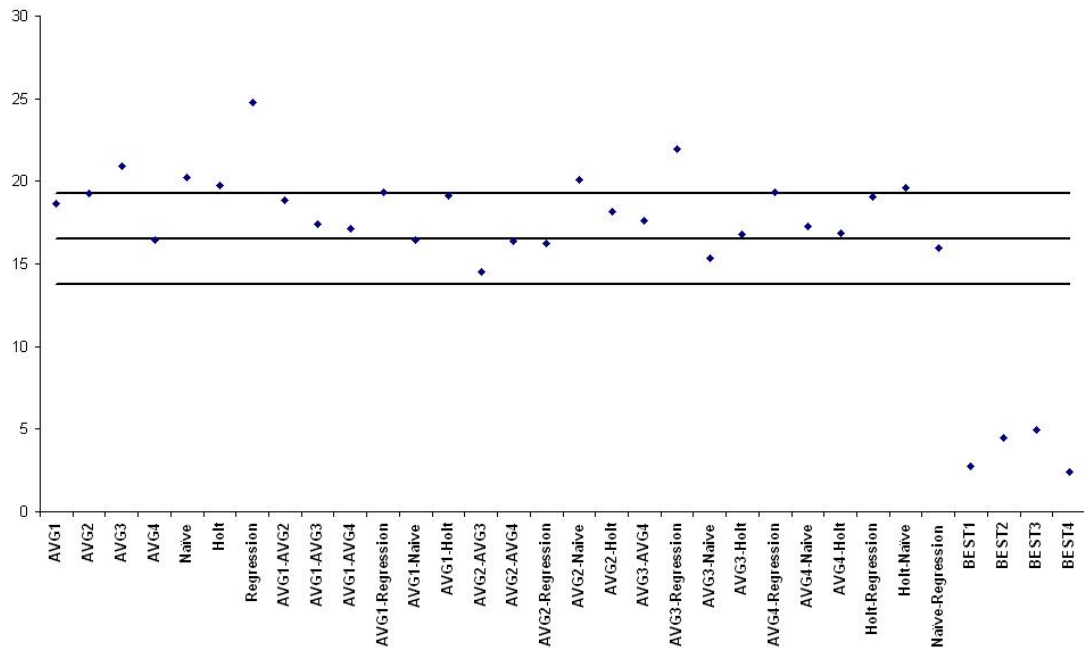
Εικόνα 5.54 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE, ορίζοντας 5, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG2, Naïve, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG1-AVG2, AVG1-Holt, ο συνδυασμός AVG2-Naïve, AVG2-Holt, AVG3-Regression καθώς και η Holt-Naïve. Η μέθοδος που παρουσιάζει καλύτερη επίδοση από την μέση είναι ο συνδυασμός AVG2-AVG3.



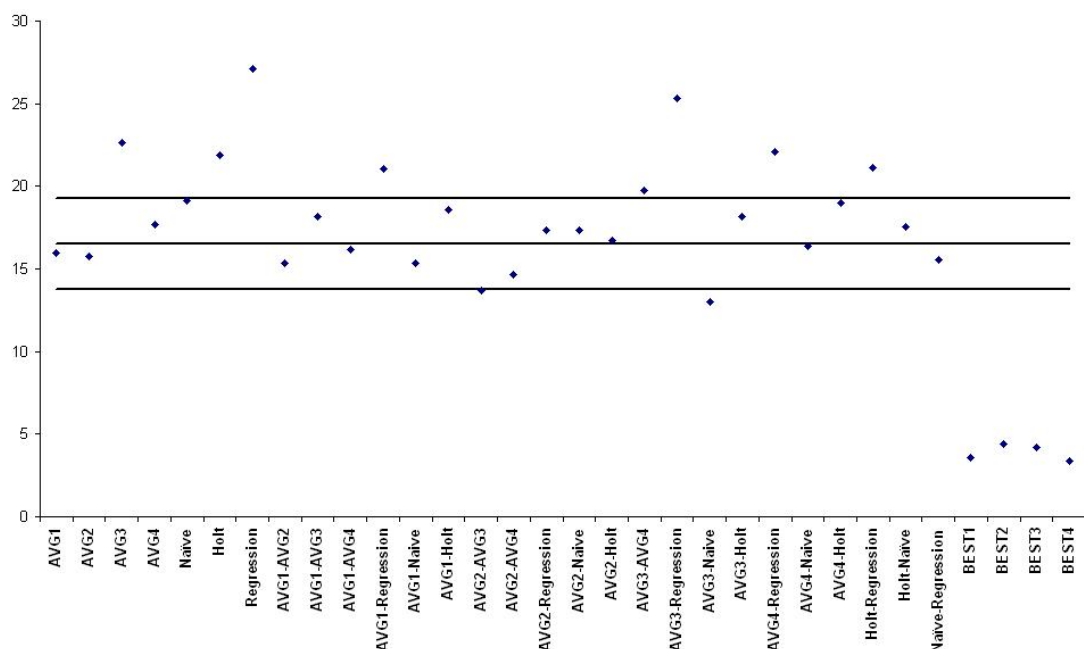
Εικόνα 5.55 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE, ορίζοντας 6, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG3, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG1-Regression, AVG3-AVG4, AVG3-Regression, AVG4-Holt καθώς και ο συνδυασμός Holt-Regression. Μέθοδοι που παρουσιάζουν οριακά καλύτερη επίδοση από την μέση (βρίσκονται πάνω στην γραμμή αναφοράς) είναι ο συνδυασμός AVG1-AVG2 και η AVG3-Naive.



Εικόνα 5.56 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE, ορίζοντας 1-3, διαστήματα ANOM

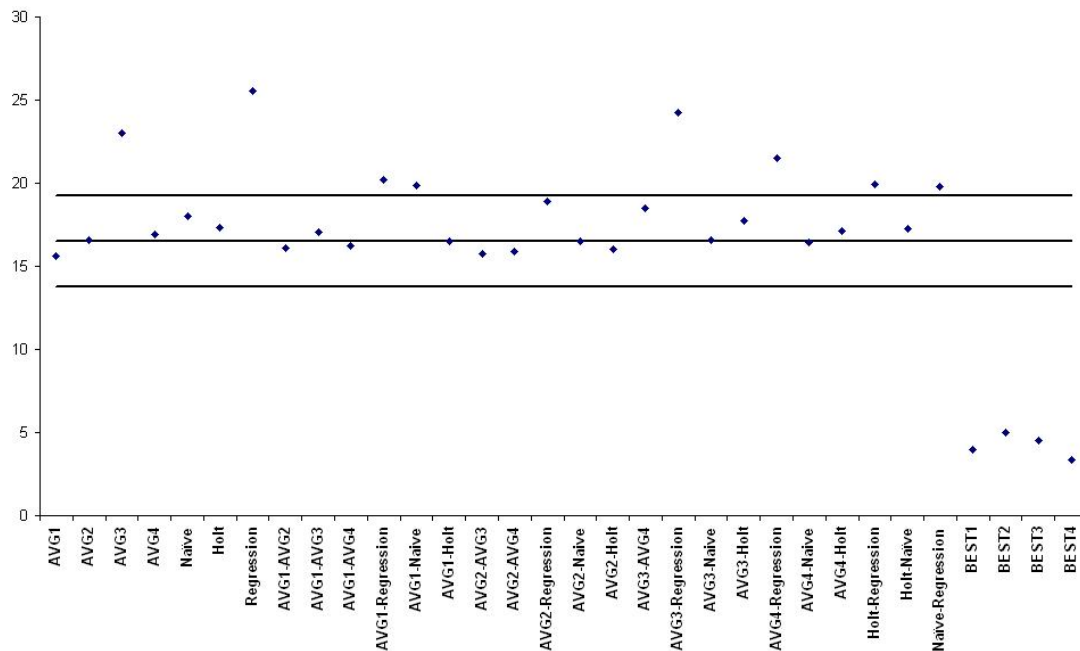
Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG3, Naïve, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG2-Naïve, AVG3-Regression καθώς και Holt-Naïve.



Εικόνα 5.57 Μέση κατάταξη με δείκτη MAPE, ορίζοντας 1-6, διαστήματα ANOM

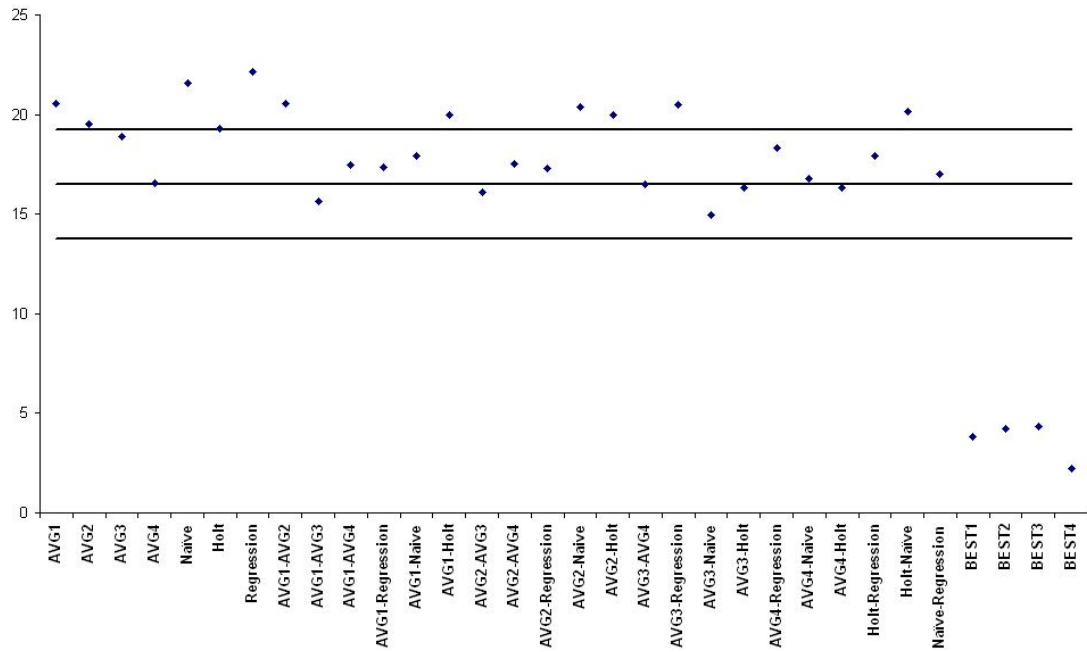
Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG3, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG1-Regression, AVG3-Regression, AVG4-

Regression καθώς και Holt- Regression. Καλύτερη επίδοση έχει οι μέθοδοι AVG3-Naïve, AVG2- AVG3 και η BEST1, BEST2, BEST3 και BEST4.



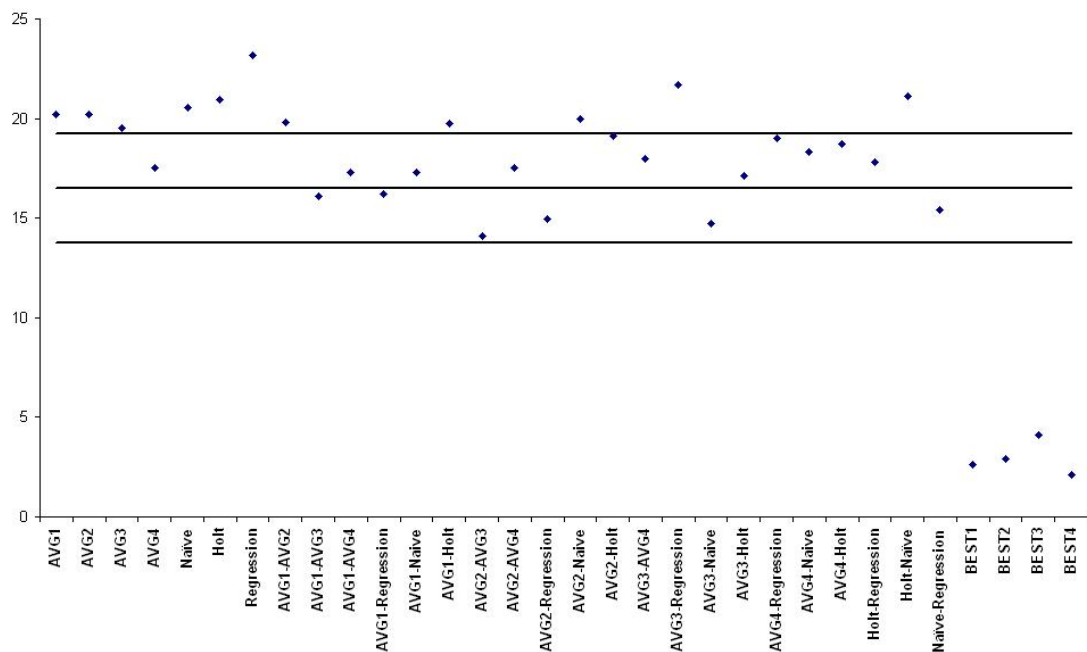
Εικόνα 5.58 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE, ορίζοντας 1, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG3, Regression, ο συνδυασμός AVG1-Regression, AVG1-Naïve, AVG3-Regression, AVG4-Regression, Holt- Regression καθώς και Naïve-Regression.



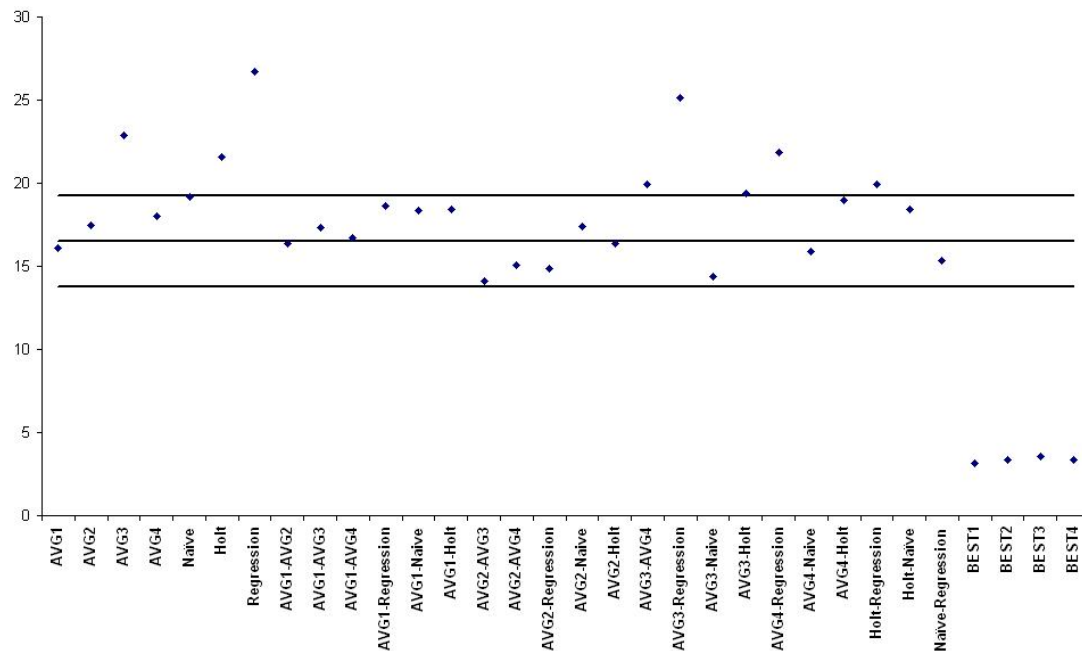
Εικόνα 5.59 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE, ορίζοντας 2, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG1, AVG2, Naïve, Regression, ο συνδυασμός AVG1-AVG2, AVG1- Holt, AVG2-Naïve, AVG2-Holt και η Holt-Naive.



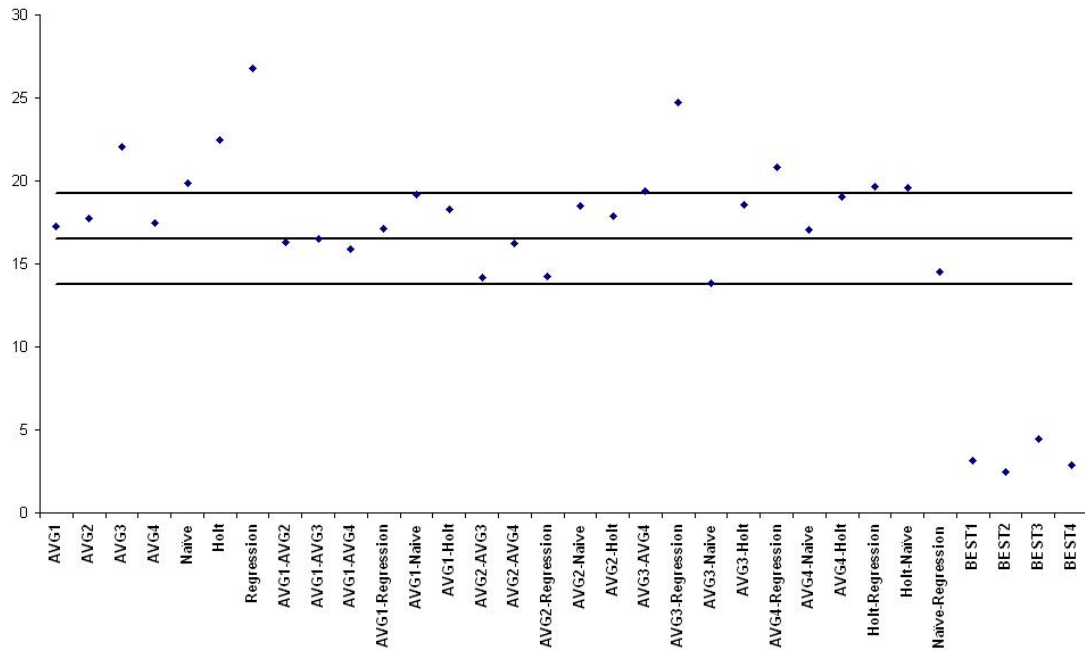
Εικόνα 5.60 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE, ορίζοντας 3, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG1, AVG2, AVG3, Naïve, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG1-AVG2, AVG1- Holt, AVG2-Naïve, AVG3- Regression και η Holt-Naive.



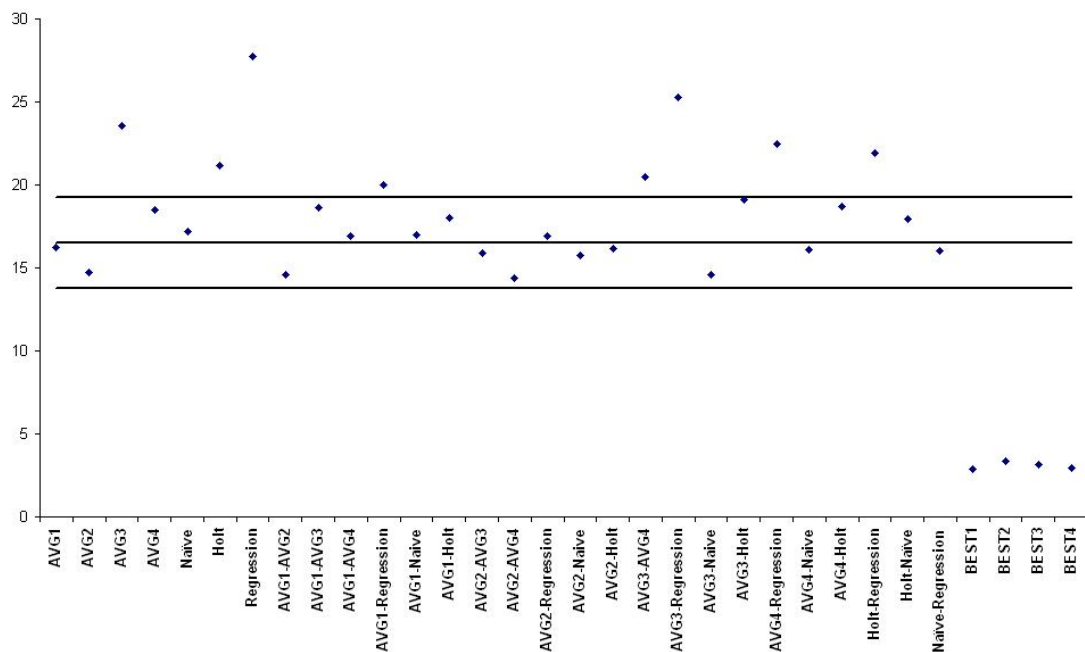
Εικόνα 5.61 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE, ορίζοντας 4, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG3, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG3- Regression, AVG4-Regression και η Holt-Regression.



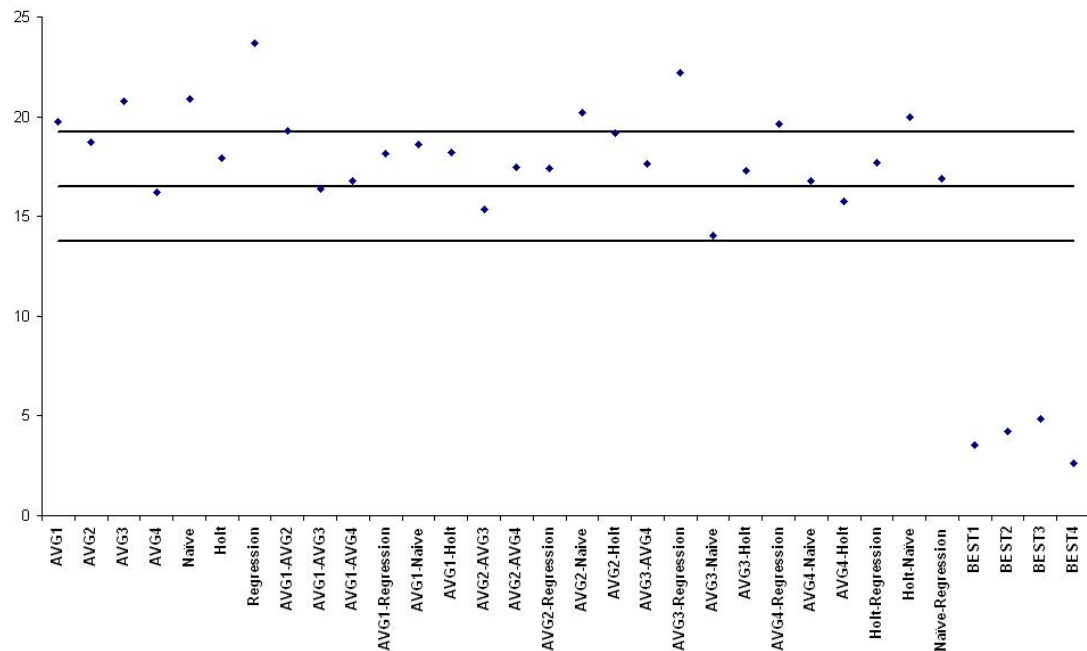
Εικόνα 5.62 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE, ορίζοντας 5, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG3, Naive, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG3-Regression, AVG4-Regression, Holt-Regression και η Holt-Naive.



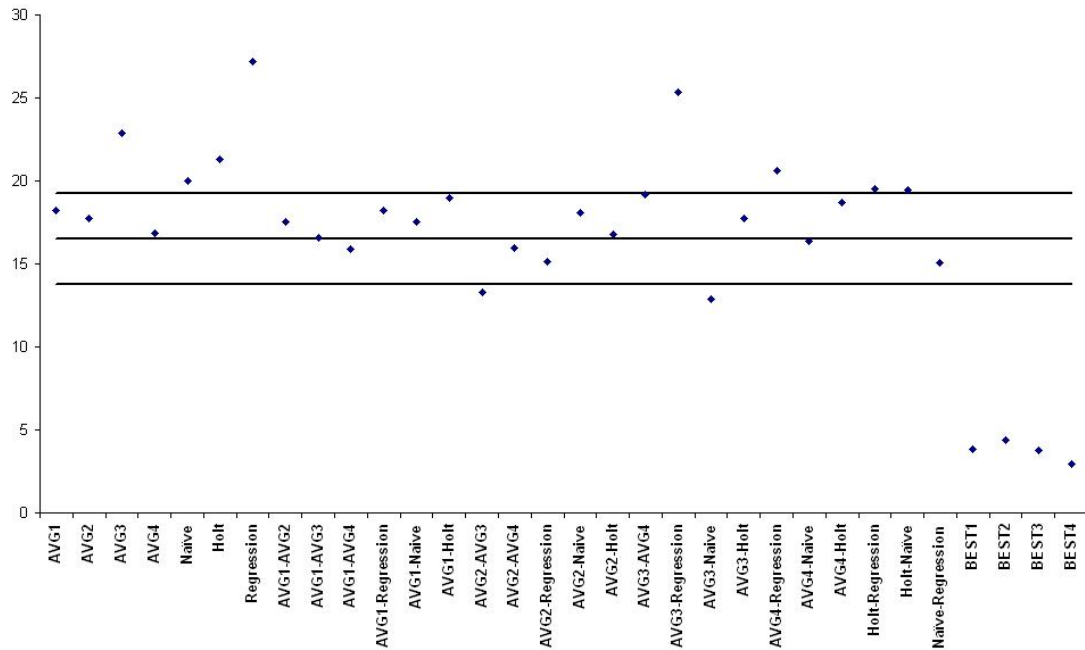
Εικόνα 5.63 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE, ορίζοντας 6, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG3, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG1-Regression, AVG3-AVG4, AVG4-Regression και η Holt- Regression.



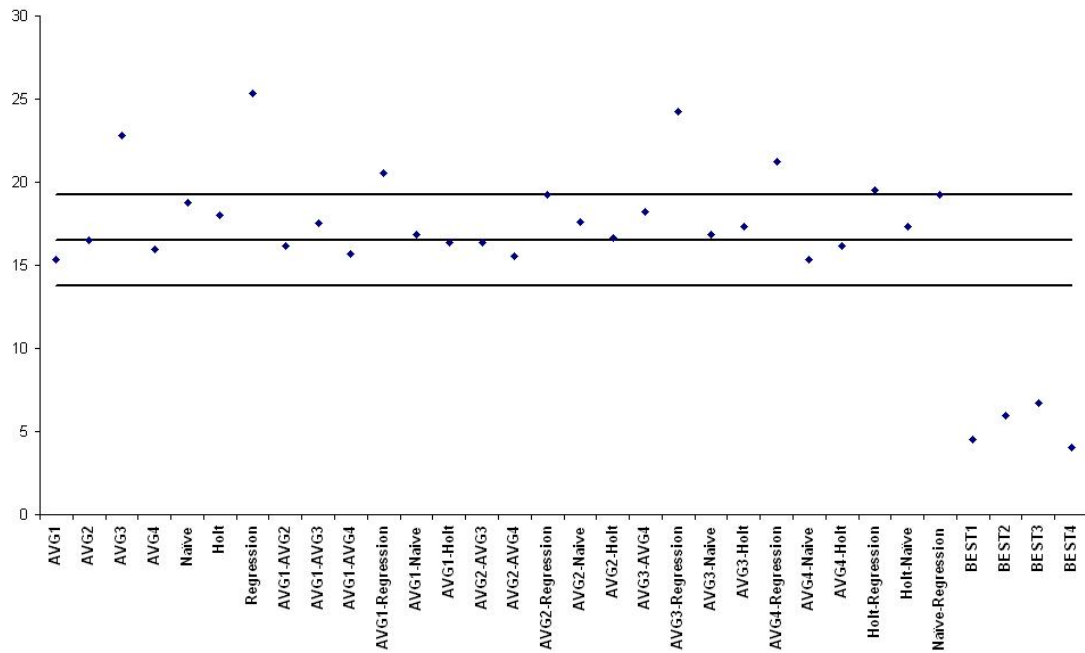
Εικόνα 5.64 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE, ορίζοντας 1-3, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα, για ορίζοντες 1 έως 3 και δείκτη σφάλματος dMAPE, οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG1, AVG3, Naive, Regression, ο συνδυασμός AVG2- Naive, AVG3-Regression, AVG4-Regression και η Holt-Naive.



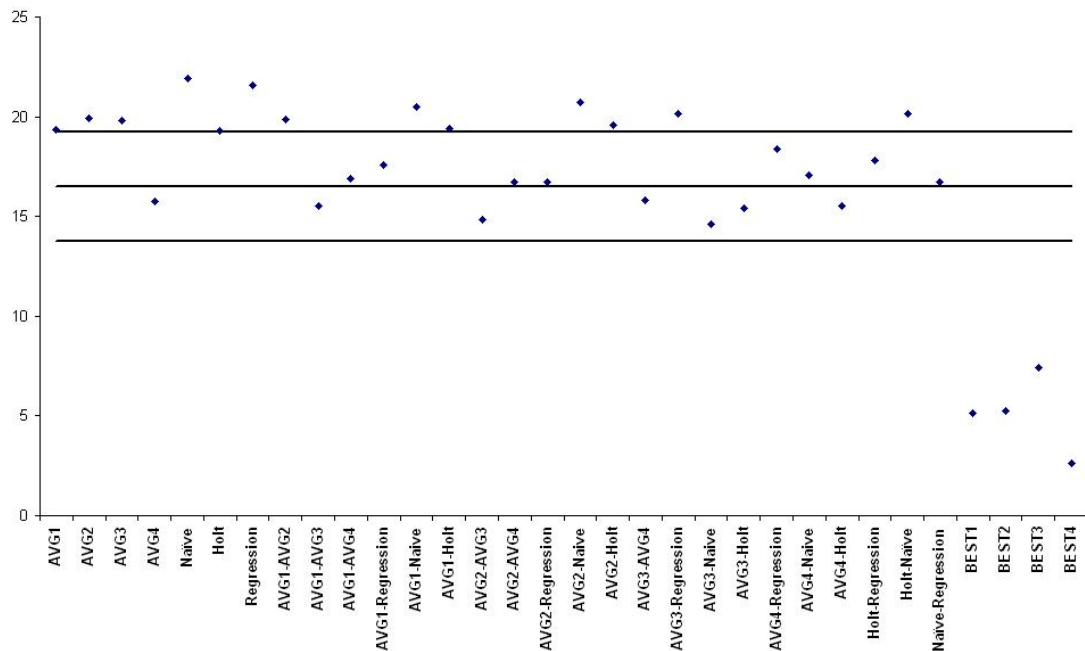
Εικόνα 5.65 Μέση κατάταξη με δείκτη dMAPE, ορίζοντας 1-6, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG3, Naive, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG3-Regression και η AVG4-Regression. Ακόμα, καλύτερη επίδοση έχουν οι μέθοδοι AVG2-AVG3, AVG3-Naive και η BEST1, BEST2, BEST3 και BEST4.



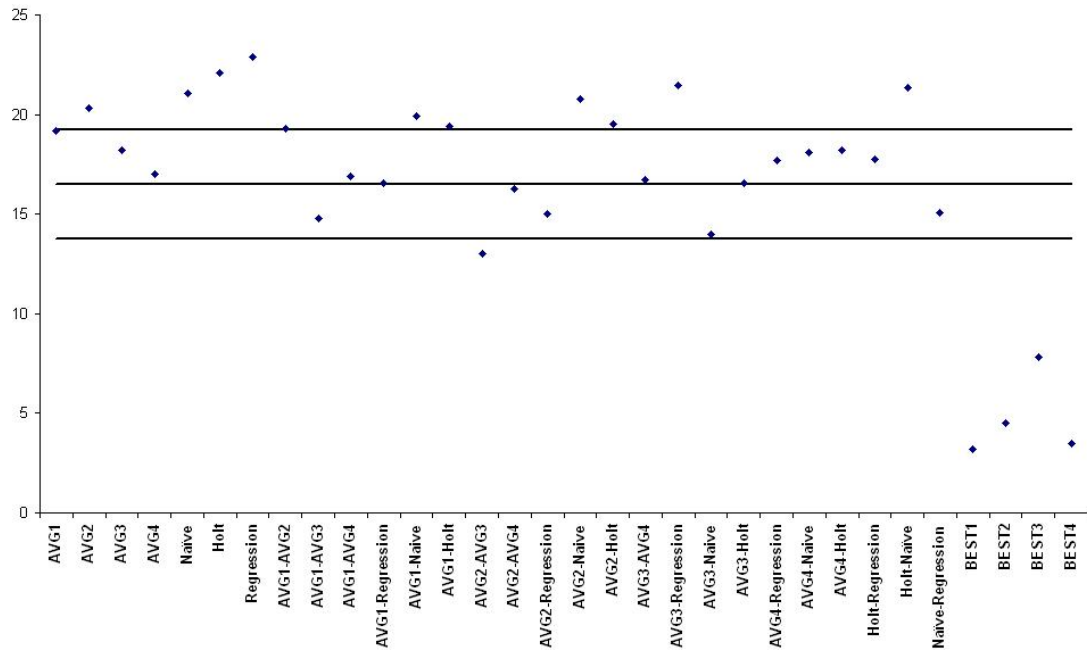
Εικόνα 5.66 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE, ορίζοντας 1, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG3, Regression, ο συνδυασμός AVG1-Regression, AVG3-Regression και η AVG4-Regression.



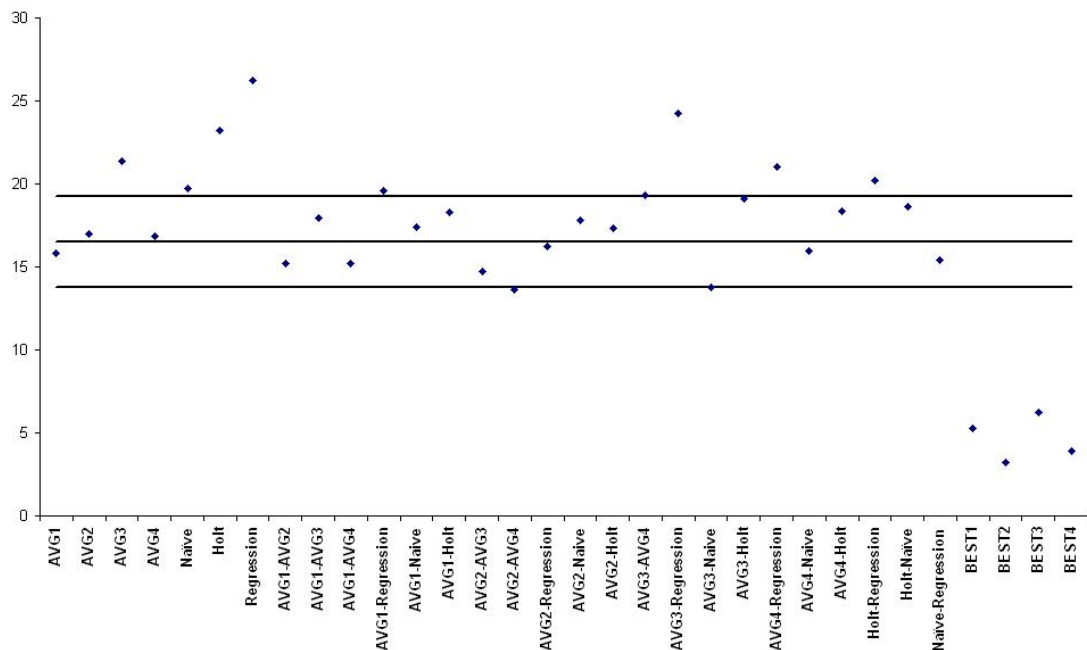
Εικόνα 5.67 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE, ορίζοντας 2, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα, για ορίζοντα 2 και δείκτη σφάλματος SMAPE, οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG2, AVG3, Naïve, Regression, ο συνδυασμός AVG1-AVG2, AVG1-Naïve, AVG1-Regression, AVG3-Regression, AVG4-Regression καθώς και η Holt-Naïve.



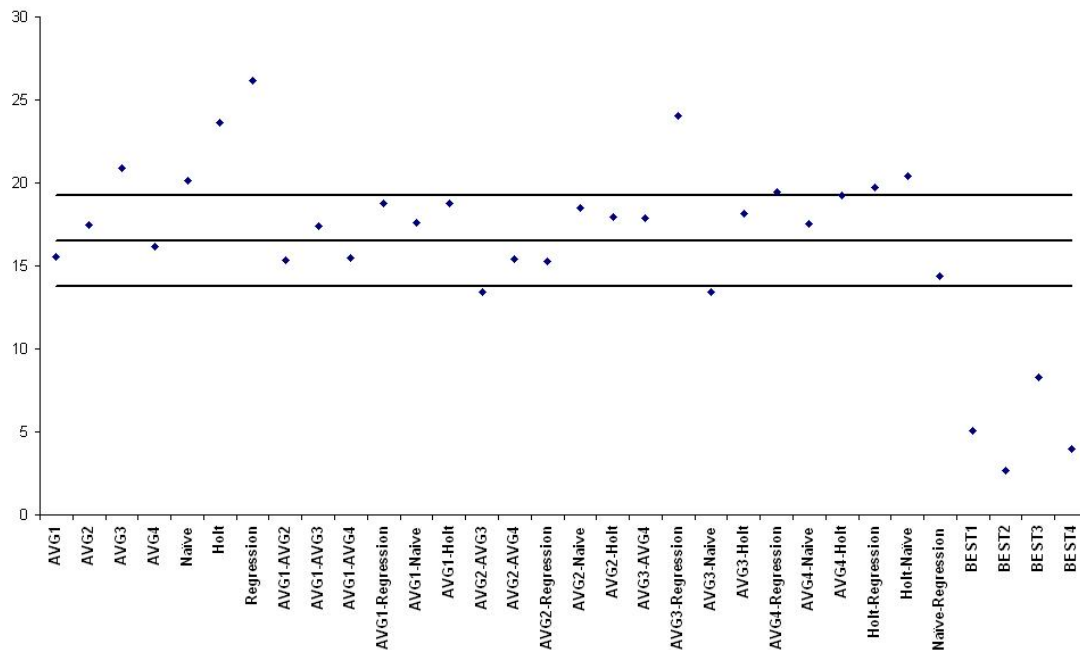
Εικόνα 5.68 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE, ορίζοντας 3, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG2, Naïve, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG1-AVG2, AVG1-Naïve, AVG1-Regression, AVG3-Regression, AVG4-Regression καθώς και η Holt-Naive.



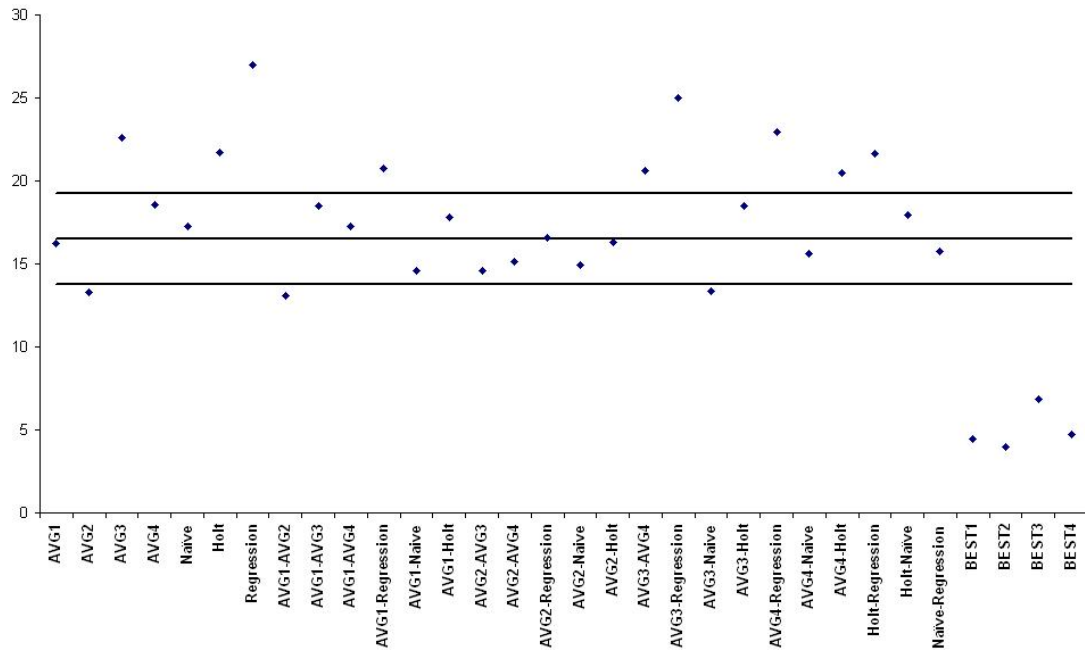
Εικόνα 5.69 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE, ορίζοντας 4, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι Regression, AVG3-Regression, Holt, AVG3, AVG4-Regression, Holt-Regression, Naïve και ο συνδυασμός AVG1-Regression, AVG1-Regression. Την καλύτερη επίδοση έχουν οι μέθοδοι AVG2-AVG4, AVG3-Naive και οι BEST1, BEST2, BEST3 και BEST4.



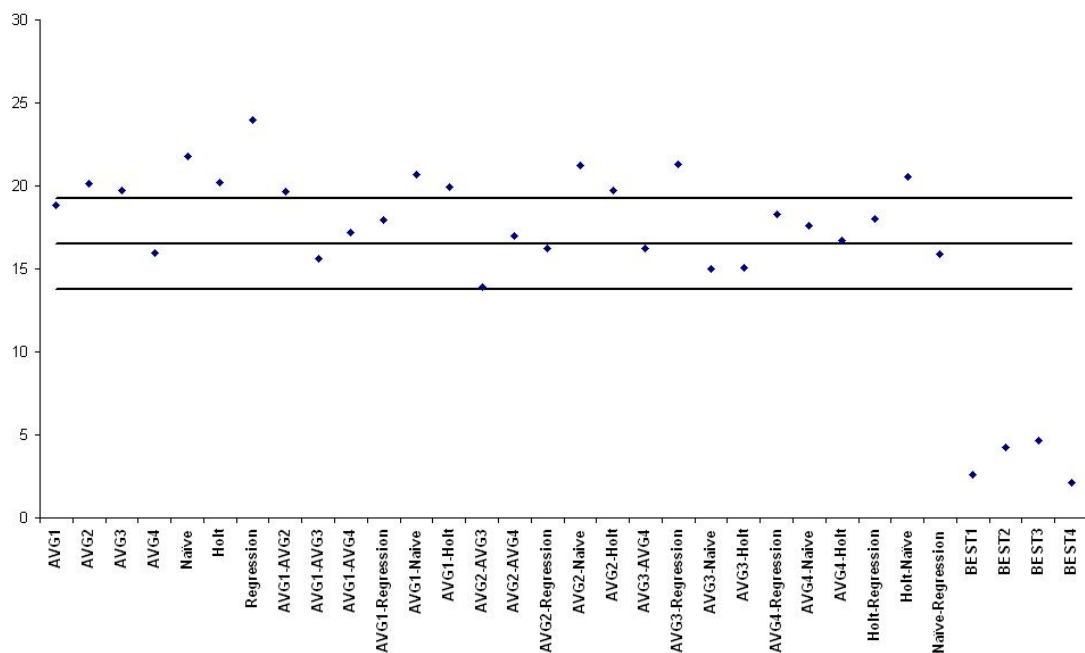
Εικόνα 5.70 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE, ορίζοντας 5, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι Regression, AVG3-Regression, Holt, AVG3, Holt-Naïve, Naïve, ο συνδυασμός Holt-Regression, AVG1-Regression. Την καλύτερη επίδοση έχουν οι μέθοδοι AVG2-AVG3, AVG3-Naive και οι BEST1, BEST2, BEST3 και BEST4.



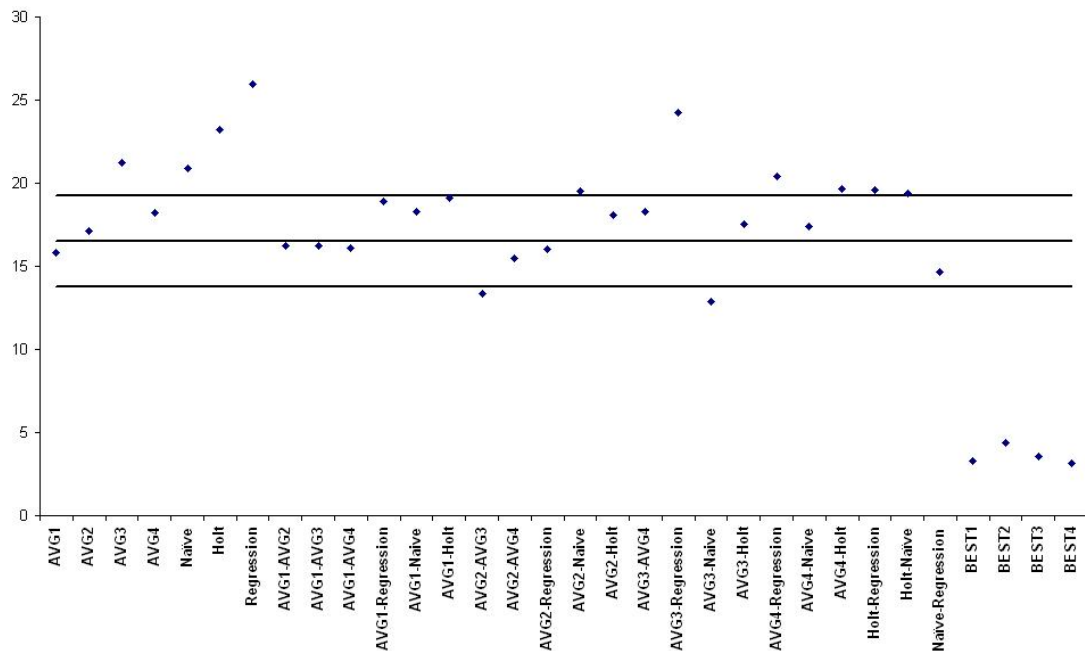
Εικόνα 5.71 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE, ορίζοντας 6, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα, για ορίζοντα 6 και δείκτη σφάλματος SMAPE, οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG1-Regression, AVG3-AVG4, AVG3-Regression, AVG4-Regression, AVG4-Holt, Holt-Regression. Την καλύτερη επίδοση έχουν οι μέθοδοι AVG2, AVG1-AVG2, AVG3-Naive και οι BEST1, BEST2, BEST3 και BEST4.



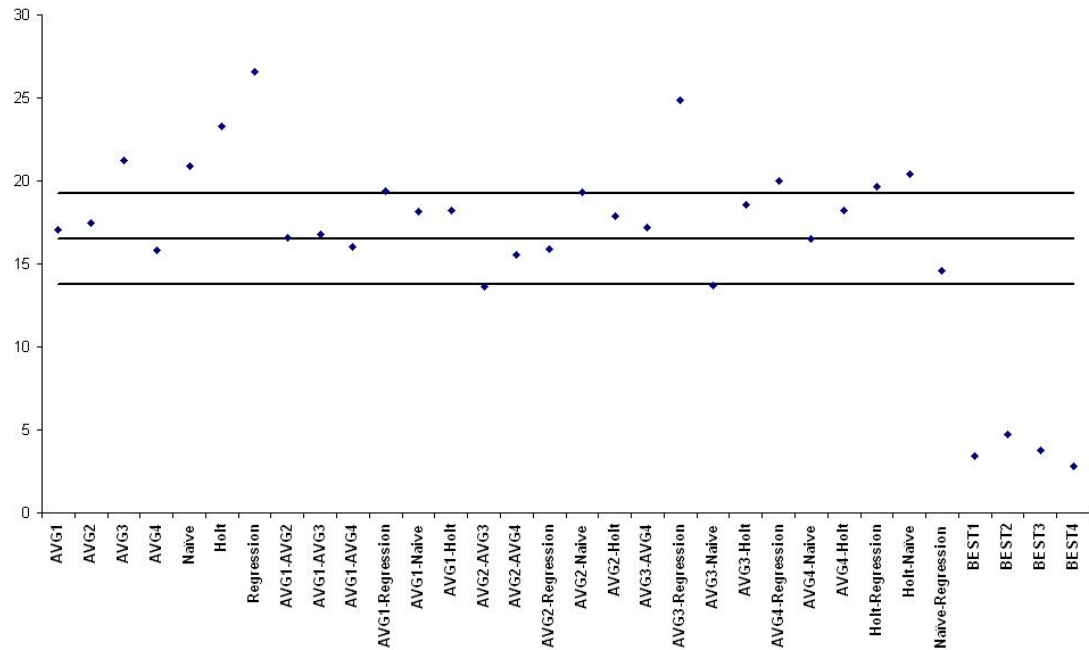
Εικόνα 5.72 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE, ορίζοντας 1-3, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG2, AVG3, Naïve, Holt, Regression και ο συνδυασμός AVG3-Regression.



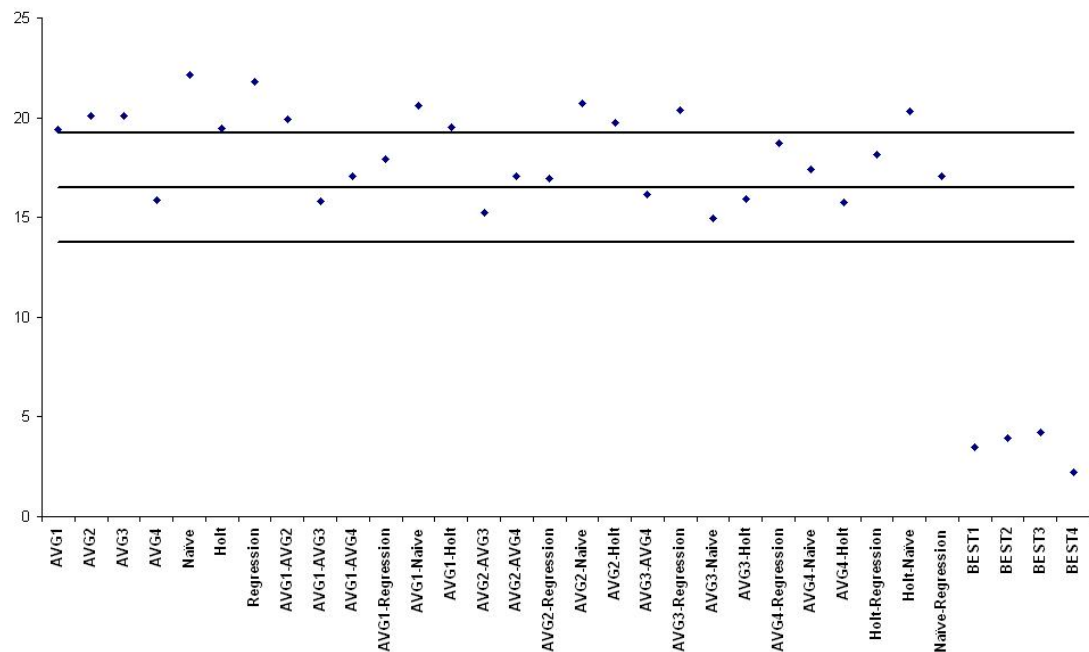
Εικόνα 5.73 Μέση κατάταξη με δείκτη SMAPE, ορίζοντας 1-6, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG3, Naïve, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG3-Regression, AVG4-Regression, AVG4-Holt, Holt-Regression. Την καλύτερη επίδοση έχουν οι μέθοδοι AVG2- AVG3, AVG3-Naïve και οι BEST1, BEST2, BEST3 και BEST4.



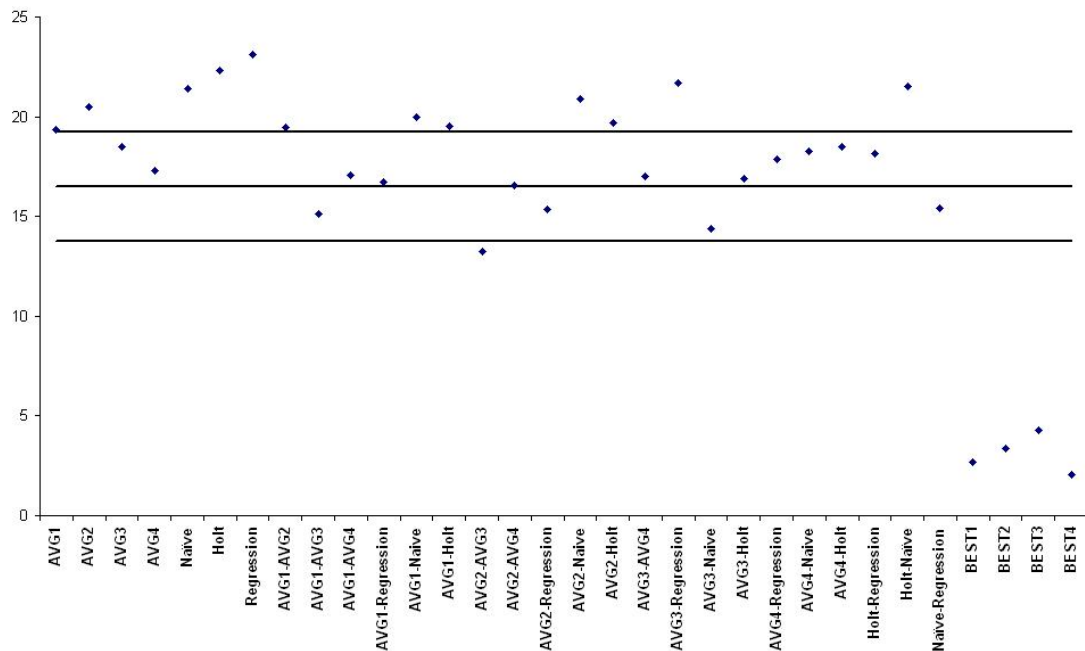
Εικόνα 5.74 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE, ορίζοντας 1, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι Naïve, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG3-Regression, AVG4-Regression, Holt-Regression. Την καλύτερη επίδοση έχουν οι μέθοδοι AVG2- AVG3 και οι BEST1, BEST2, BEST3 και BEST4.



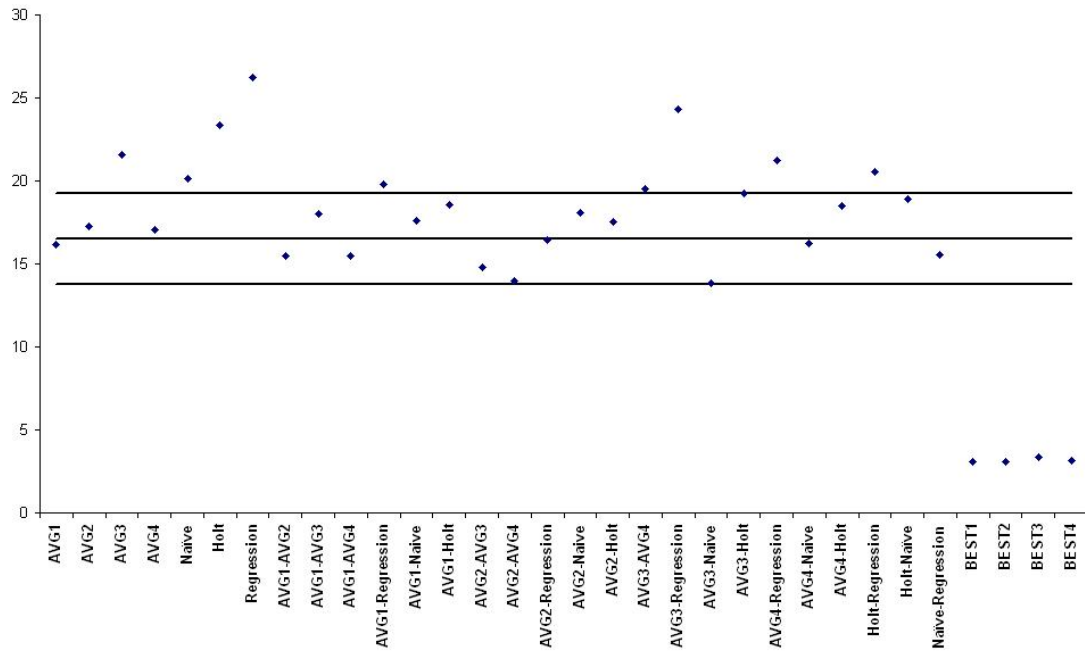
Εικόνα 5.75 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE, ορίζοντας 2, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG2, Naïve, Regression και ο συνδυασμός AVG3-Regression.



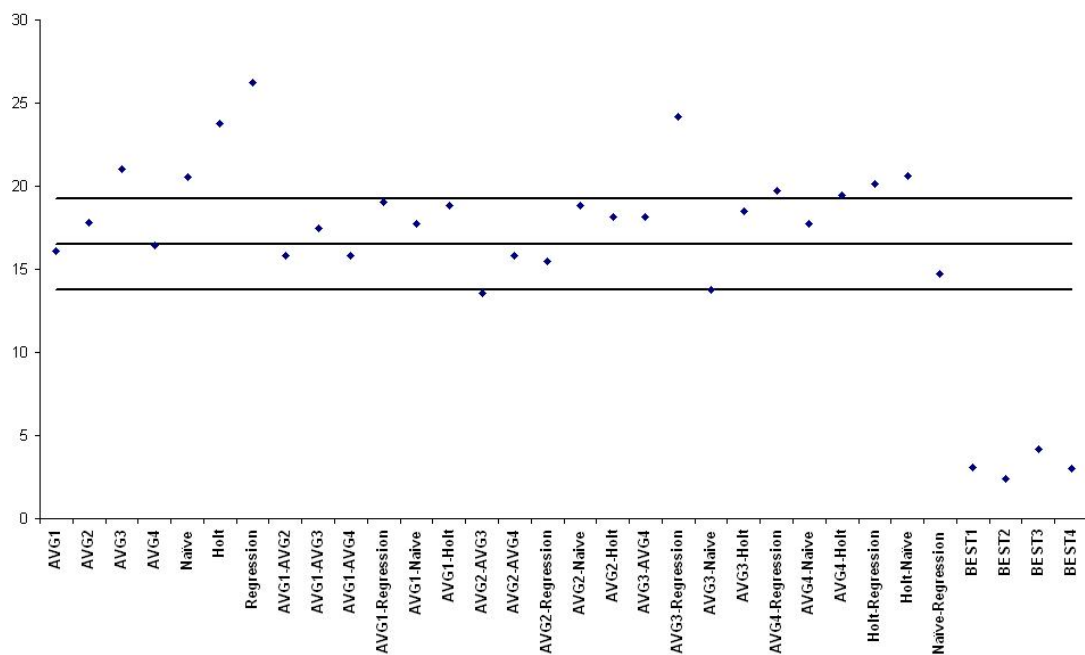
Εικόνα 5.76 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE, ορίζοντας 3, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG2, Naïve, Holt, Regression και ο συνδυασμός AVG3-Regression. Την καλύτερη επίδοση έχουν οι μέθοδοι AVG2-AVG3 και οι BEST1, BEST2, BEST3 και BEST4.



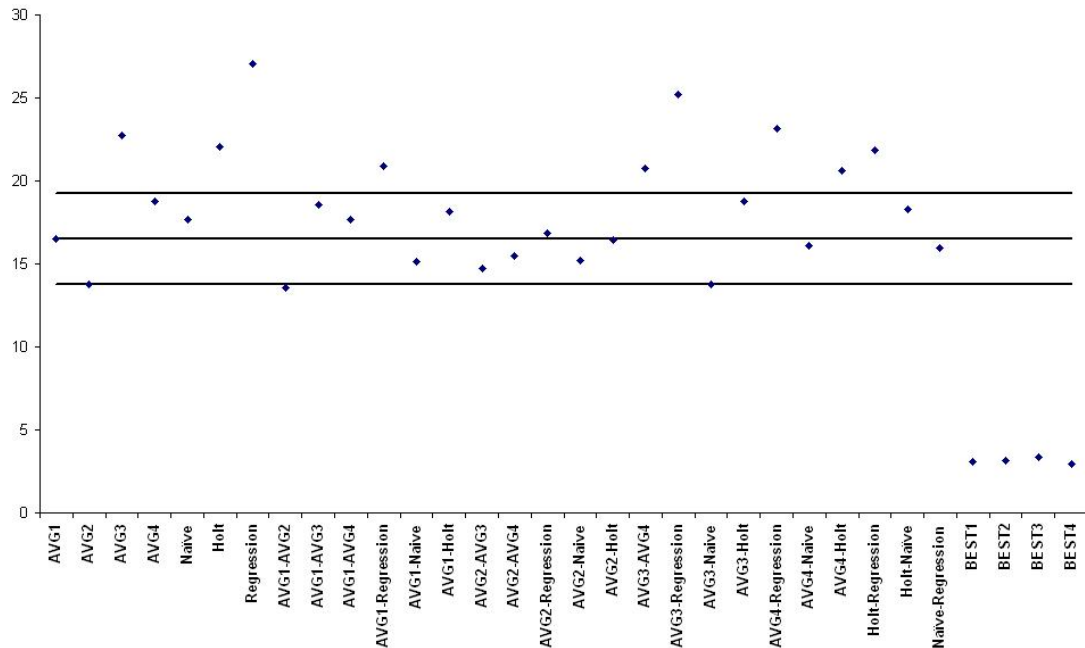
Εικόνα 5.77 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE, ορίζοντας 4, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG3, Naïve, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG3-Regression, AVG1-Regression, AVG3-AVG4, AVG4-Regression, Holt-Regression.



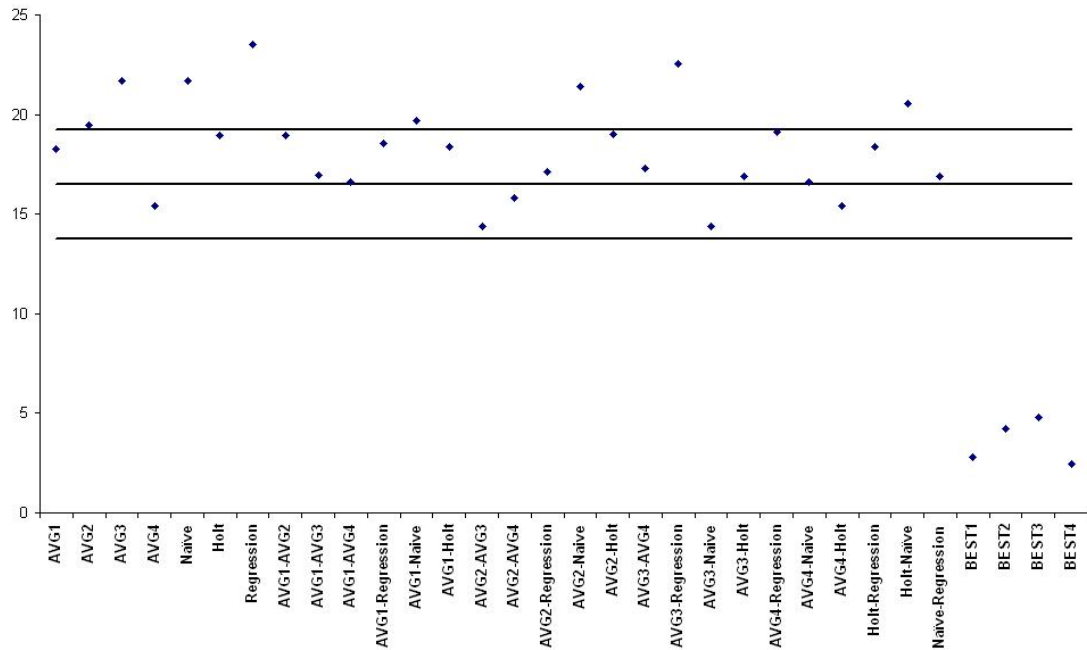
Εικόνα 5.78 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE, ορίζοντας 5, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG3, Naïve, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG3-Regression, AVG1-Regression, AVG4-Regression, Holt-Regression, Holt-Naïve. Την καλύτερη επίδοση έχουν οι μέθοδοι AVG2- AVG3 και οι BEST1, BEST2, BEST3 και BEST4.



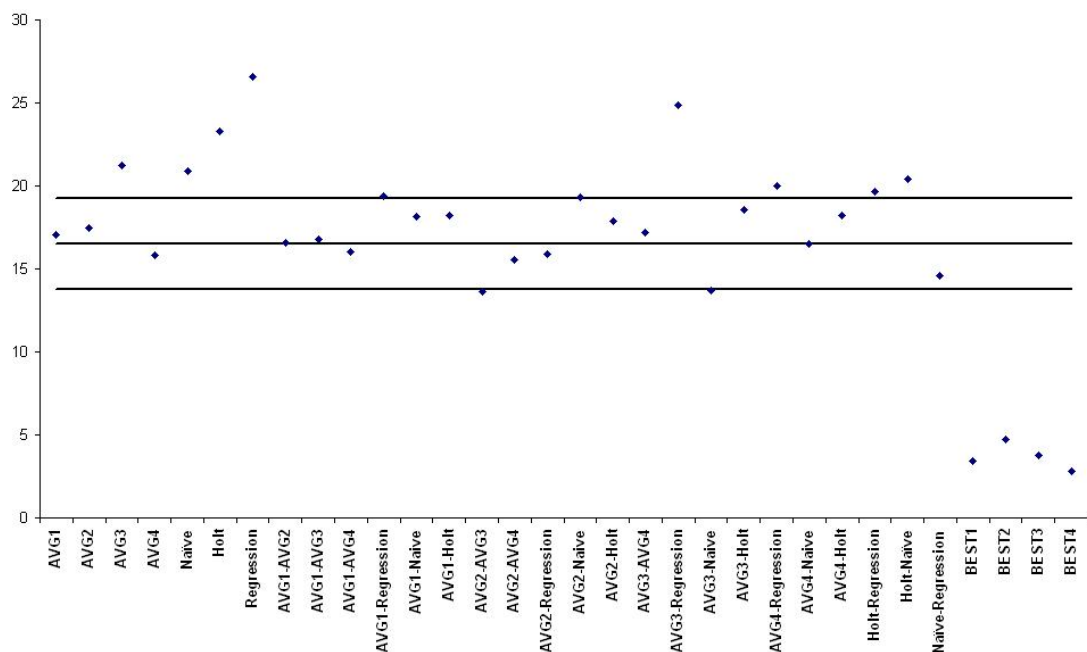
Εικόνα 5.79 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE, ορίζοντας 6, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG3, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG1-Regression, AVG3-AVG4, AVG3-Regression, AVG4-Regression, AVG4-Holt, Holt-Regression. Την καλύτερη επίδοση έχουν οι μέθοδοι AVG1- AVG2 και οι BEST1, BEST2, BEST3 και BEST4.



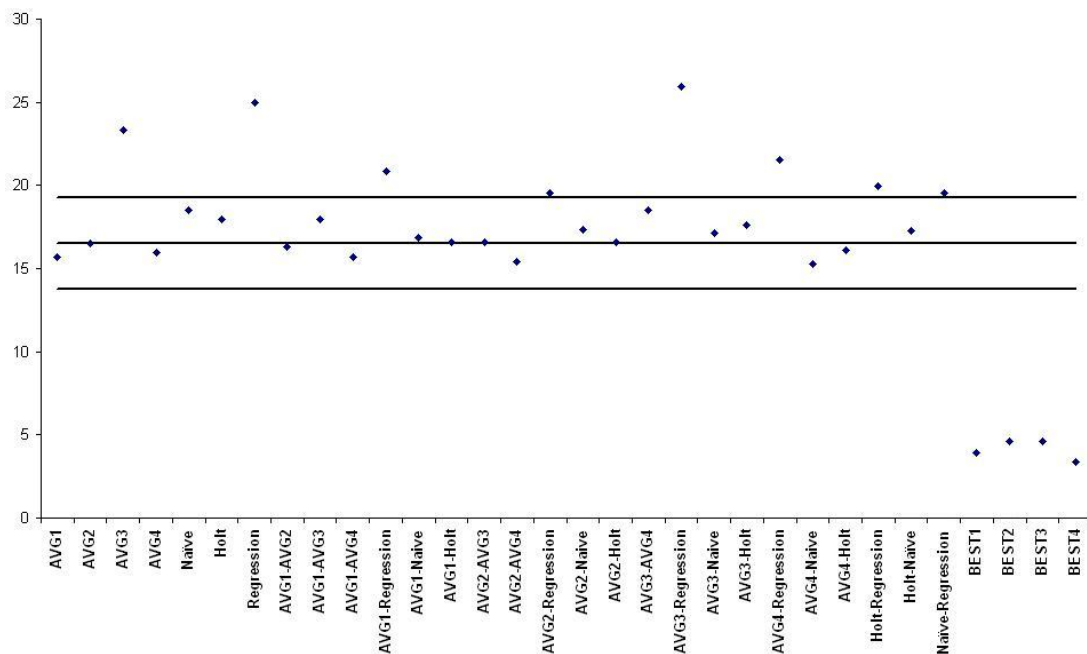
Εικόνα 5.80 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE, ορίζοντας 1-3, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG3, Naïve, Regression, ο συνδυασμός AVG1-Naïve, Holt-Naïve, AVG3-Regression, AVG2-Naïve.



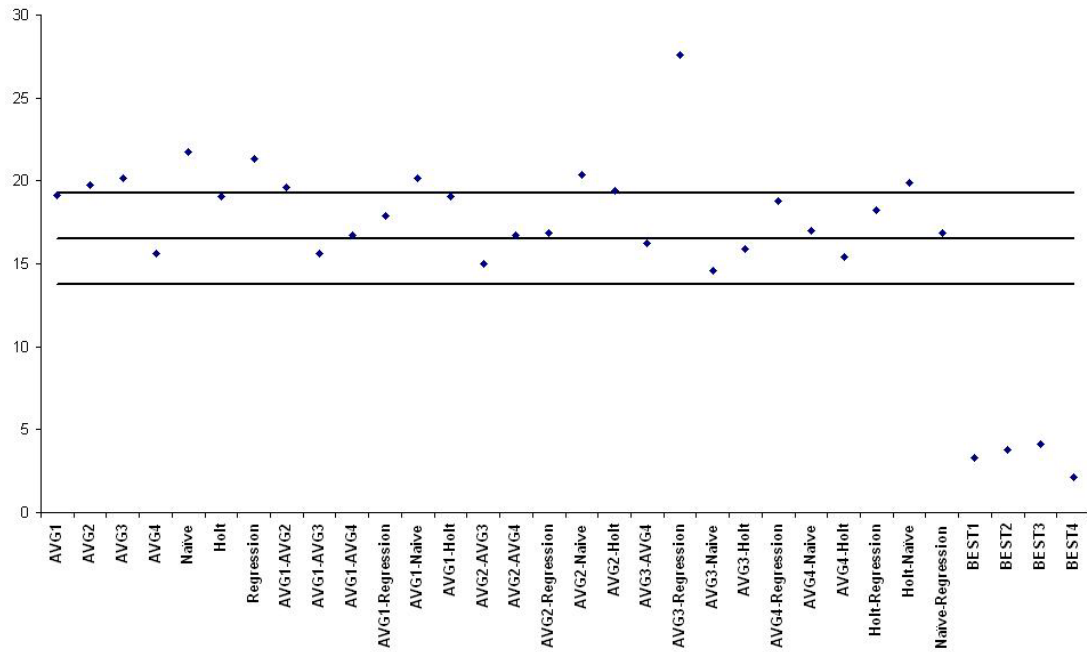
Εικόνα 5.81 Μέση κατάταξη με δείκτη dSMAPE, ορίζοντας 1-6, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG3, Naïve, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG3-Regression, AVG4-Regression, Holt-Regression, Holt-Naïve. Την καλύτερη επίδοση έχουν οι μέθοδοι AVG2- AVG3, AVG3-Naïve και οι BEST1, BEST2, BEST3 και BEST4.



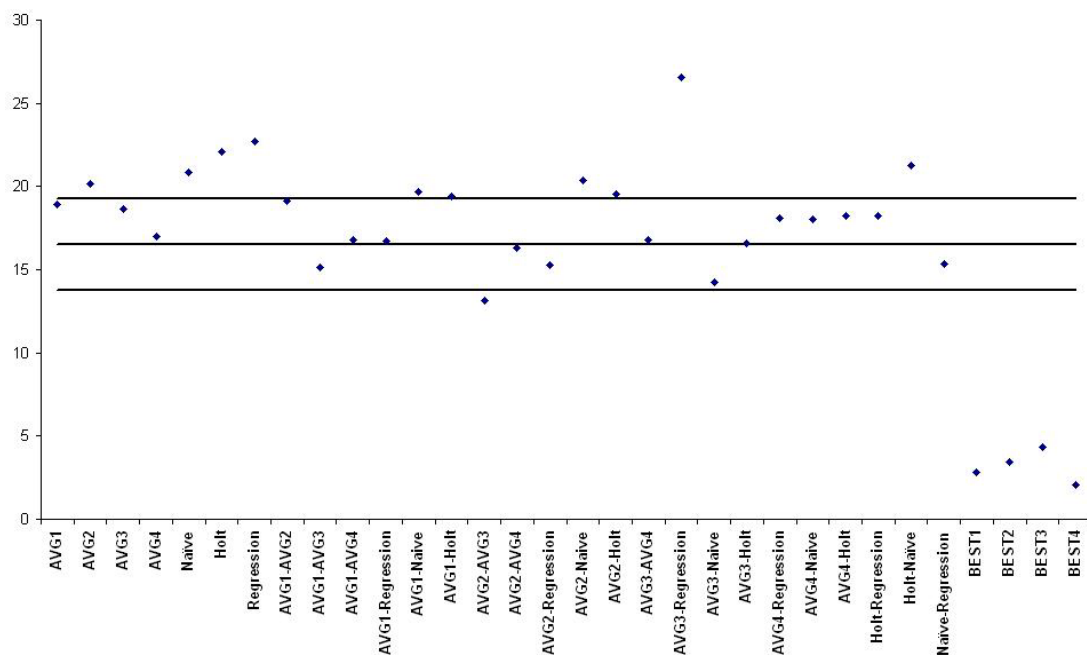
Εικόνα 5.82 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE, ορίζοντας 1, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG3, Regression, ο συνδυασμός AVG1-Regression, AVG3-Regression, AVG4-Regression, Holt-Regression.



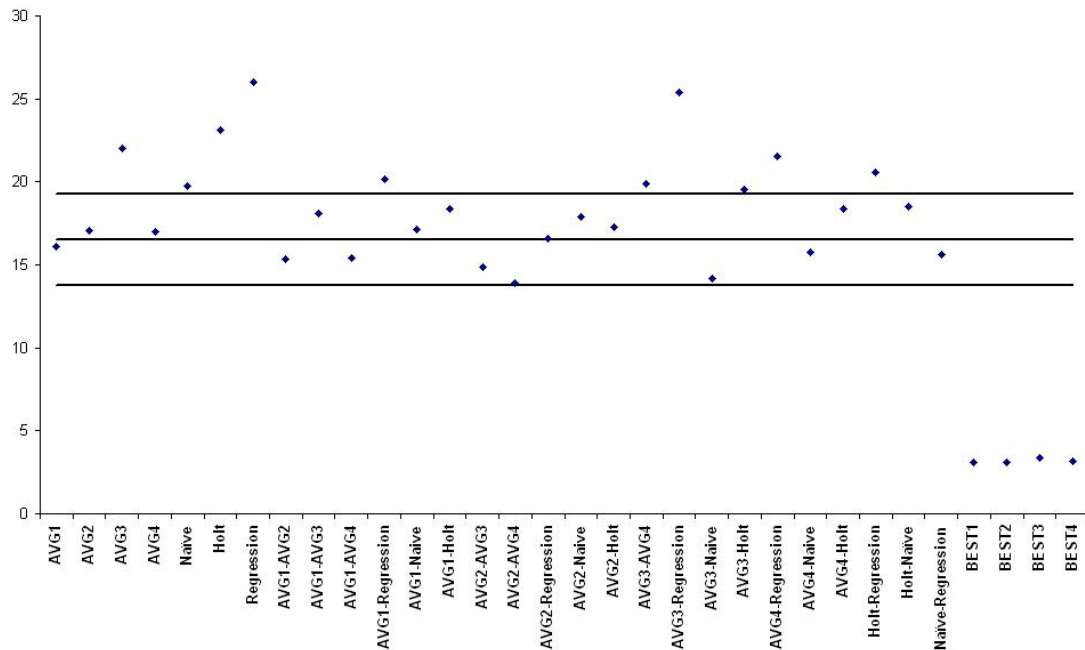
Εικόνα 5.83 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE, ορίζοντας 2, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG2, AVG3, Naïve, Regression, ο συνδυασμός AVG1-AVG2, AVG1-Naïve, AVG2-Naïve, Holt-Naïve, AVG3-Regression.



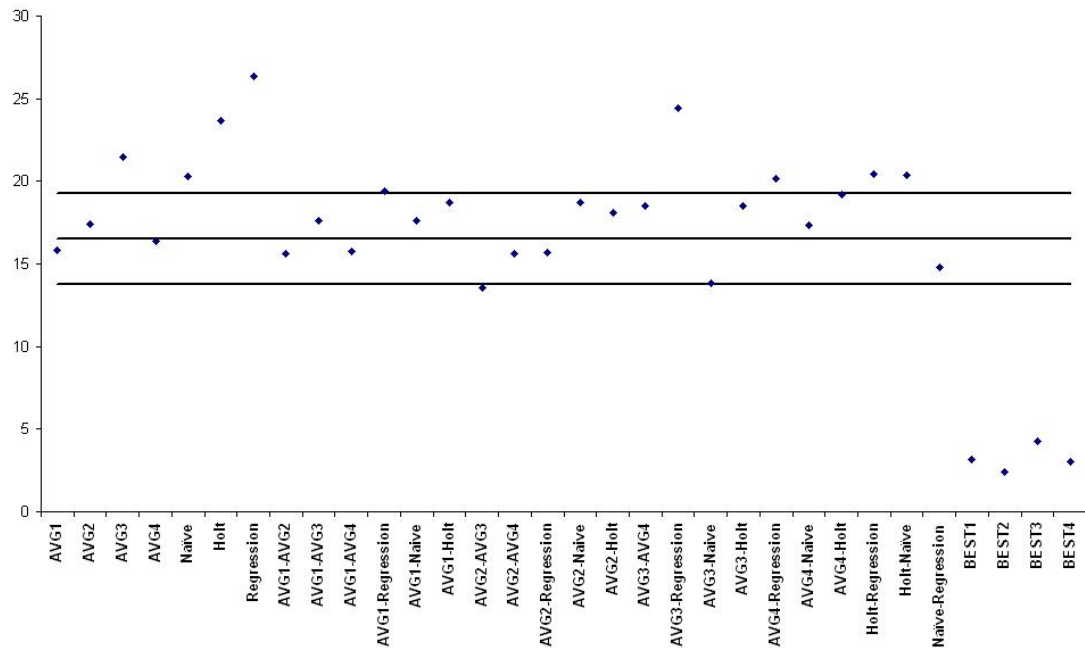
Εικόνα 5.84 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE, ορίζοντας 3, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG2, Naïve, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG1-Naïve, Holt-Naïve, AVG3-Regression, AVG2-Naïve. Την καλύτερη επίδοση έχουν οι μέθοδοι AVG2- AVG3 και οι BEST1, BEST2, BEST3 και BEST4.



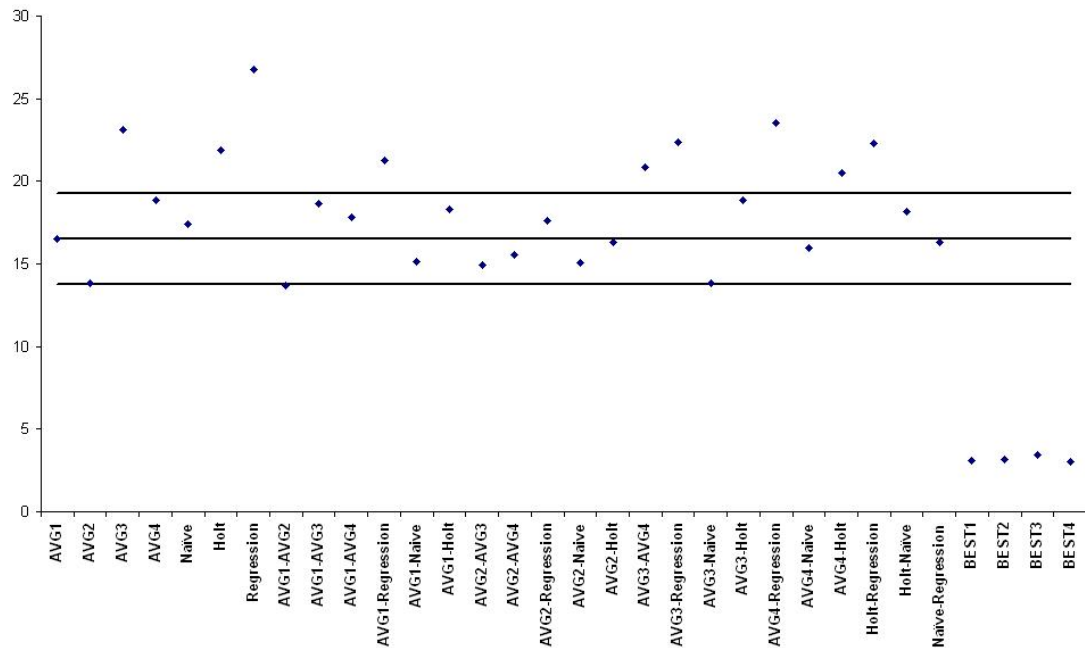
Εικόνα 5.85 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE, ορίζοντας 4, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG3, Naïve, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG1-Regression, Holt-Regression, AVG4-Regression, AVG3-AVG4, AVG3-Regression.



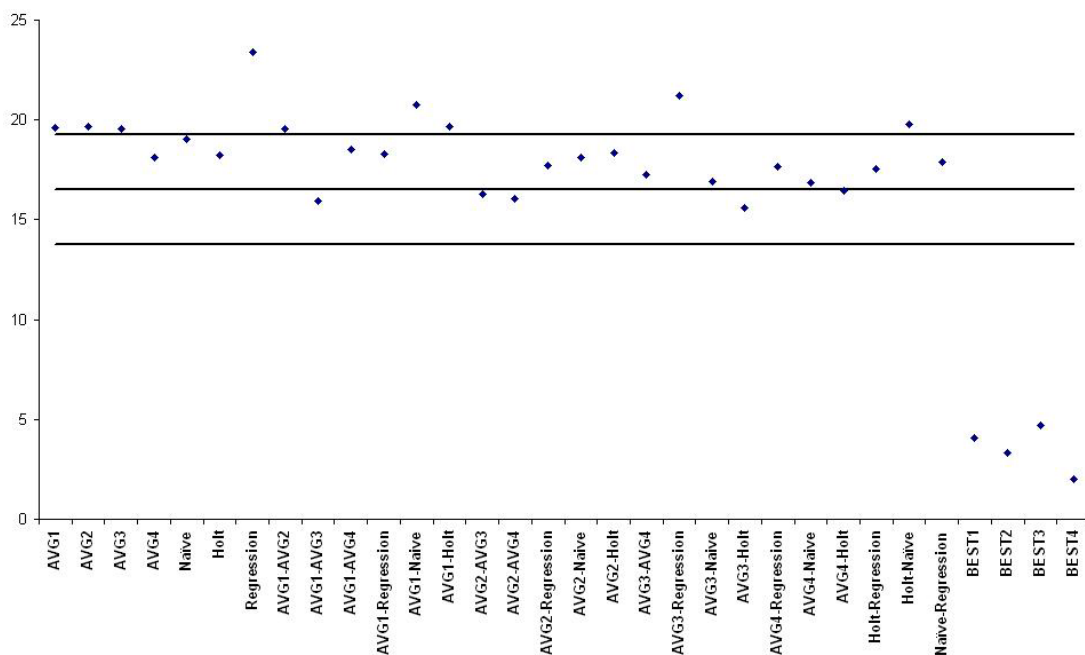
Εικόνα 5.86 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE, ορίζοντας 5, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG3, Naive, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG1-Regression, Holt-Naive, AVG4-Regression, AVG3-Regression, Holt-Regression. Την καλύτερη επίδοση έχουν οι μέθοδοι AVG2- AVG3 και οι BEST1, BEST2, BEST3 και BEST4.



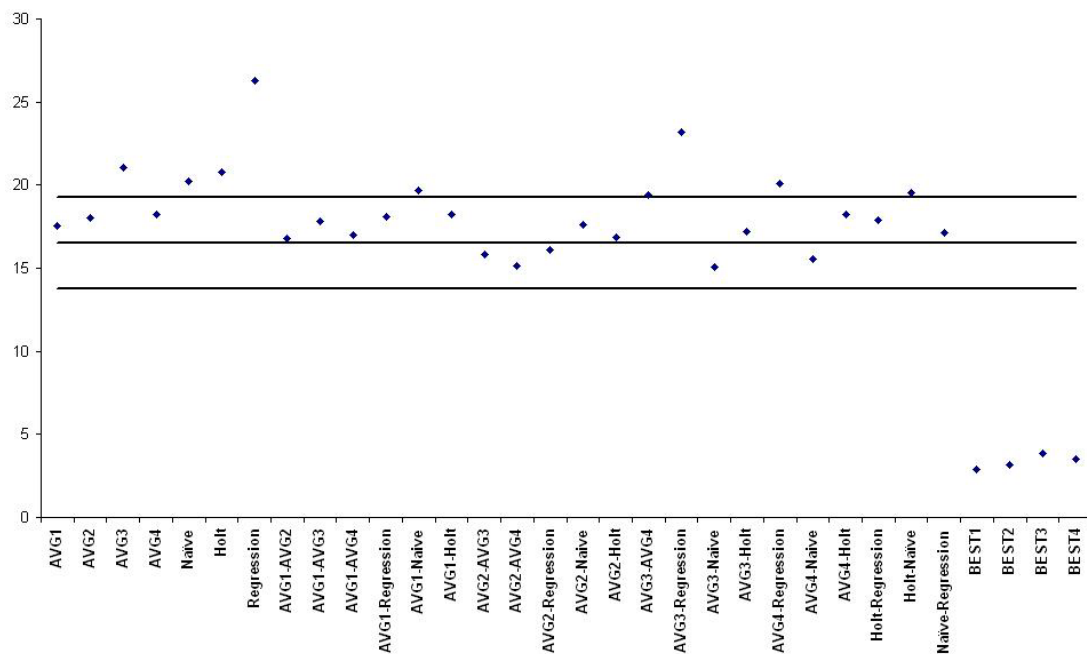
Εικόνα 5.87 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE, ορίζοντας 6, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG3, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG1-Regression, AVG3-AVG4, AVG3-Regression, AVG4-Regression, AVG4-Holt, Holt-Regression.



Εικόνα 5.88 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE, ορίζοντας 1-3, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG1, AVG2, AVG3, Regression, ο συνδυασμός AVG1-Naïve, AVG1-Holt, AVG3-Regression, Holt-Naïve.



Εικόνα 5.89 Μέση κατάταξη με δείκτη GMRAE, ορίζοντας 1-6, διαστήματα ANOM

Στο παραπάνω διάγραμμα οι μέθοδοι με χειρότερη επίδοση από την μέση είναι οι AVG3, Naïve, Holt, Regression, ο συνδυασμός AVG1-Naïve, AVG3-Regression, AVG4-Regression.

6

Επίλογος

6.1 Σύνοψη και συμπεράσματα

Κατά την πραγμάτωση αυτής της έρευνας τα ερωτήματα που μας απασχόλησαν κυρίως όπως έχει προαναφερθεί, ήταν τα εξής:

Η διαδικασία πρόβλεψης όπως αυτή γινόταν σε παλαιότερες εποχές, δηλαδή με την χάραξη μιας γραμμής με το χέρι. Έτσι, οι φοιτητές δεν έδωσαν προβλέψεις από σημείο σε σημείο αλλά τράβηξαν μια γραμμή που λειτούργησε ως εκτίμηση της μελλοντικής τάσης της χρονοσειράς. Η επεξεργασία των προβλέψεων αυτών μας οδήγησε στο συμπέρασμα ότι η ανθρώπινη κρίση (που αντιστοιχεί στις μεθόδους BEST1, BEST2, BEST3, BEST4 καθώς και AVG1, AVG2, AVG3 και AVG4) έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα για όλους τους δείκτες σφάλματος και πλειοδότησε στους περισσότερους ορίζοντες. Ακόμα, επαληθεύτηκε ότι η διαφορά της με τις άλλες μεθόδους είναι στατιστικά σημαντική και, επομένως, αξίζει να ληφθεί υπόψη. Το συμπέρασμα αυτό επιβεβαιώνει την έρευνα των Lawrence et al. (1985) και επαληθεύει το γεγονός ότι ‘η εξαγωγή της τάσης με κριτικές μεθόδους είναι κατά μέσο όρο περισσότερο ακριβής από την πρόβλεψη με χρήση στατιστικών μεθόδων’. Στην πραγματικότητα, οι κλασσικές μέθοδοι που εξετάστηκαν στην παρούσα έρευνα, όπως η Naïve, η Holt και η Regression, στην πλειοψηφία των περιπτώσεων έδωσαν πολύ χειρότερες προβλέψεις από αυτές που δόθηκαν από τους φοιτητές και μάλιστα η διαφορά τους είναι στατιστικά σημαντική. Αναλυτικότερα:

Για τον ορίζοντα 1^{ος} έτους και με δείκτη εκτίμησης σφάλματος MAPE παρατηρήσαμε ότι καλύτερη πρόβλεψη έχουν δώσει εξίσου ο μέσος όρος του 2^{ου} γύρου, ο συνδυασμός του μέσου όρου του 2^{ου} γύρου και της μεθόδου Holt καθώς και ο συνδυασμός του μέσου όρου του 4^{ου} γύρου με τη μέθοδο Naïve. Τα αποτελέσματα αυτά συνάδουν πλήρως με την γνώση ότι τόσο η μέθοδος Naïve όσο και η μέθοδος Holt παράγουν καλύτερες βραχυπρόθεσμες προβλέψεις.

Για τον ορίζοντα 2^{ου} έτους, καλύτερες προβλέψεις δόθηκαν από τον συνδυασμό των μεθόδων του μέσου όρου του 1^{ου} γύρου και της μεθόδου Naïve και από τον καλύτερο φοιτητή του 3^{ου} γύρου, του γύρου δηλαδή που η γραμμή της γραμμικής παλινδρόμησης δίνεται σαν στοιχείο πάνω στο γράφημα.

Για τον ορίζοντα 3^{ου} έτους, ακριβέστερη πρόβλεψη δόθηκε από τον καλύτερο φοιτητή του 1^{ου} γύρου καθώς και από τον συνδυασμό του μέσου όρου των φοιτητών του 1^{ου} γύρου και της μεθόδου Naïve.

Για τον ορίζοντα 4^{ου} έτους όσο και για τον ορίζοντα του 5^{ου} έτους, ο καλύτερος φοιτητής του 1^{ου} γύρου, του γύρου που οι φοιτητές τραβάνε μια γραμμή μονοκοντυλιά, και του 2^{ου} γύρου, του γύρου που οι φοιτητές χρησιμοποιούν τον χάρακα για να υπολογίσουν την γραμμή της τάσης, δίνουν τις επικρατέστερες προβλέψεις.

Για τον ορίζοντα 6^{ου} έτους, ο μέσος όρος των προβλέψεων των φοιτητών στον 1^ο γύρο σε συνδυασμό με την μέθοδο Naïve δίνουν την καλύτερη πρόβλεψη, ενώ ακολουθεί ο BEST1.

Για τους ορίζοντες 1 έως 3, επικρατέστερες είναι οι προβλέψεις που δόθηκαν από τον BEST1 καθώς και τον BEST4. Υπενθυμίζουμε ότι στον 4^ο γύρο, τόσο η πρόβλεψη της μεθόδου Holt τόσο η γραμμή της γραμμικής παλινδρόμησης εμφανίζονται σαν «μπούσουλας» για τους φοιτητές πάνω στο γράφημα.

Για τους ορίζοντες 1 έως 6, τέλος, ο BEST1 δίνει την καλύτερη πρόβλεψη. Ακολουθεί με μικρή διαφορά ο συνδυασμός του μέσου όρου του 1^{ου} γύρου με την μέθοδο Naïve.

Παρατηρούμε, ότι το σφάλμα που παρουσιάζει ο IDEAL φοιτητής και για τους 4 γύρους είναι σαφώς μικρότερο από κάθε άλλη μέθοδο. Αυτό, βέβαια, είναι κάτι αναμενόμενο αφού ο ιδανικός φοιτητής προκύπτει από την συνδυασμένη πρόβλεψη όλων των επικρατέστερων προβλέψεων που δόθηκαν από διάφορους φοιτητές και δεν θα μπορούσε να επιτευχθεί στην πραγματικότητα.

Συνοπτικά, για δείκτη σφάλματος MAPE, οι μέθοδοι που παρουσιάζουν το μεγαλύτερο βαθμό ακρίβειας κατά την πρόβλεψη είναι οι AVG1, AVG2, AVG1 – Naïve και AVG3 – Naïve. Η μέθοδος Naïve μοιάζει να ‘διορθώνει’ την πρόβλεψη της ομάδας των φοιτητών AVG1 καθώς και AVG3. Οι κλασσικές στατιστικές μέθοδοι από μόνες τους ή συνδυασμένες,

αντίθετα, δεν δίνουν πολύ καλά αποτελέσματα αλλά η επίδοσή τους βελτιώνεται όταν αυτές συνδυαστούν με τις κριτικές μεθόδους.

Με δείκτη εκτίμησης σφάλματος dMAPE παρατηρούμε ότι οι επικρατέστερες προβλέψεις για όλους σχεδόν τους ορίζοντες έχουν δοθεί από τον BEST2 όπου οι φοιτητές τραβούν την γραμμή της εκτίμησής τους με τον χάρακα. Ακόμα πολύ καλές προβλέψεις έχουν δοθεί από τον BEST1 (πρόβλεψη με το χέρι).

Για τον ορίζοντα 1^{ου} έτους, καλύτερες προβλέψεις δόθηκαν από τον συνδυασμό του μέσου όρου του 1^{ου} γύρου και του μέσου όρου του 2^{ου} γύρου.

Για τον ορίζοντα 5^{ου} έτους, ακριβέστερη πρόβλεψη δόθηκε από τον μέσο όρο του 2^{ου} γύρου σε συνδυασμό με τη μέθοδο γραμμικής παλινδρόμησης (Regression).

Με δείκτη εκτίμησης σφάλματος SMAPE παρατηρούμε ότι οι επικρατέστερες προβλέψεις για όλους σχεδόν τους ορίζοντες έχουν δοθεί από τον BEST3, τον καλύτερο φοιτητή του 3^{ου} γύρου που έχει ως γραμμή αναφοράς την γραμμή γραμμικής παλινδρόμησης. Ακόμα πολύ καλές προβλέψεις έχουν δοθεί από τον BEST1 (πρόβλεψη με το χέρι) και τον BEST2 (με τον χάρακα).

Μοναδικές εξαιρέσεις, για τον ορίζοντα 1^{ου} έτους, που οι καλύτερες προβλέψεις δόθηκαν από τον μέσο όρο του 1^{ου} γύρου και τον συνδυασμό αυτού με τη μέθοδο Naïve. Ακόμα, για τον ορίζοντα 2^{ου} έτους, η δεύτερη επικρατέστερη πρόβλεψη δόθηκε από τον συνδυασμό του μέσου όρου του 3^{ου} γύρου και της μεθόδου Regression. Και, τέλος, για τους ορίζοντες 1 έως 6 καλύτερη πρόβλεψη δίνει ο BEST1 και ο BEST4.

Με δείκτη εκτίμησης σφάλματος dSMAPE παρατηρούμε ότι τα αποτελέσματα δεν παρουσιάζουν σημαντικές διαφορές με τον Πίνακα 5.3. Οι επικρατέστερες προβλέψεις για όλους σχεδόν τους ορίζοντες έχουν δοθεί από τον BEST2, τον καλύτερο φοιτητή του 2^{ου} γύρου. Ακόμα πολύ καλές προβλέψεις έχουν δοθεί από τον BEST1 (πρόβλεψη με το χέρι).

Μοναδικές εξαιρέσεις, για τον ορίζοντα 1^{ου} έτους, που οι καλύτερες προβλέψεις δόθηκαν από τον συνδυασμό των μέσων όρων του 1^{ου} και του 2^{ου} γύρου καθώς και τον συνδυασμό του μέσου όρου του 1^{ου} γύρου με τη μέθοδο Naïve. Ακόμα, για τους ορίζοντες 4^{ου} και 5^{ου} έτους, η δεύτερη επικρατέστερη πρόβλεψη δόθηκε από τον συνδυασμό του μέσου όρου του 2^{ου} γύρου και της μεθόδου Regression.

Με δείκτη εκτίμησης σφάλματος GMRAE παρατηρούμε ότι οι επικρατέστερες προβλέψεις για όλους σχεδόν τους ορίζοντες έχουν δοθεί από τον BEST2, τον καλύτερο φοιτητή του 2^{ου} γύρου. Ακόμα πολύ καλές προβλέψεις έχουν δοθεί από τον BEST1 (πρόβλεψη με το χέρι) και τον BEST4 (όπου οι μέθοδοι Holt και Regression εμφανίζονται στο γράφημα).

Εξαιρέσεις παρατηρούμε, για τον ορίζοντα 2^{ος} έτους, όπου πρώτη επικρατέστερη μέθοδος είναι ο συνδυασμός του AVG4 και της μεθόδου Holt και δεύτερη ο συνδυασμός του AVG3 και της μεθόδου Holt. Ακόμα, για τον ορίζοντα 3^{ος} έτους, προβλέψεις με μικρότερο σφάλμα δόθηκαν από τον συνδυασμό του AVG3 και της μεθόδου Holt και τον συνδυασμό του AVG2 και του AVG3. Τέλος, για τον ορίζοντα 6^{ος} έτους, καλύτερη πρόβλεψη έδωσε ο συνδυασμός AVG2 και Naïve, και για τον ορίζοντα 1 έως 3, ο συνδυασμός AVG3 και της μεθόδου Holt.

Εξετάζοντας τους πίνακες της 5^{ης} φάσης μπορούμε να διαπιστώσουμε ότι για τους δείκτες MAPE και SMAPE, επικρατέστερες μέθοδοι είναι εξολοκλήρου ο καλύτερος φοιτητής της 5^{ης} φάσης (BEST5) καθώς και ο μέσος όρος του 5^{ου} γύρου (AVG5). Για τους δείκτες dMAPE και dSMAPE που βασίζονται στον υπολογισμό του διάμεσου αντί για του μέσου, οι BEST5 και AVG5 εξακολουθούν να έχουν μια πολύ καλή απόδοση αλλά βλέπουμε ότι καλές προβλέψεις δίνουν ακόμα ο συνδυασμός AVG5-Naïve, η μέθοδος Naïve καθώς και ο συνδυασμός AVG5-Holt και η μέθοδος Holt σε βραχυπρόθεσμους ορίζοντες.

Προσπαθήσαμε, επιπλέον, να διαπιστώσουμε αν η χρήση της γραμμής γραμμικής παλινδρόμησης (Regression) θα έδινε ένα πλεονέκτημα στην πρόβλεψη των φοιτητών. Η υπόθεση αυτή δεν επαληθεύτηκε και μάλιστα οδήγησε σε πολύ χειρότερες προβλέψεις, καθώς η πλειοψηφία των φοιτητών (63,15%) επέλεξε την γραμμή αυτή. Αντίθετα, η γνώση τόσο της γραμμής Regression όσο και της γραμμής Holt παρείχε καλύτερες επιδόσεις, όχι ωστόσο καλύτερες από τις προβλέψεις που έδωσαν οι φοιτητές ‘διαισθητικά’ χωρίς καμία επιπλέον πληροφορία.

Όσον αφορά τον συνδυασμό κριτικών και στατιστικών μεθόδων σε ελάχιστες περιπτώσεις διέφεραν σημαντικά από τη μέση μέθοδο και, εν πάση περίπτωση, ο συνδυασμός μεθόδου με την γραμμική παλινδρόμηση μείωνε αρκετά την επίδοση αυτής. Αντίθετα, ο συνδυασμός κριτικών μεθόδων (των μέσων όρων AVG1, AVG2, AVG3 και AVG4) με τη Holt και τη μέθοδο Naïve βελτίωσε την κρίση των φοιτητών ειδικότερα για βραχυπρόθεσμους ορίζοντες.

Για μακροπρόθεσμες προβλέψεις (5^{ος} γύρος) υπήρχε σαφή υπεροχή των κριτικών μεθόδων έναντι των στατιστικών με μόνη εξαίρεση των συνδυασμό του μέσου όρου των φοιτητών με τη μέθοδο Naïve.

6.2 Μελλοντικές επεκτάσεις

Μια πιθανή επέκταση της παρούσης εργασίας θα ήταν η παρακολούθηση της πορείας του κάθε φοιτητή από φάση σε φάση. Θα είχε ενδιαφέρον να μελετηθεί κατά πόσο η

ικανότητα του μεμονωμένου φοιτητή που παράγει τις προβλέψεις βελτιώνεται ή χειροτερεύει σε κάθε φάση ανάλογα με τη δοσμένη πληροφορία και τον τρόπο εξαγωγής της πρόβλεψης. Για να επιτευχθεί αυτό θα πρέπει να υπάρξει κάποιου είδους κωδικοποίηση για τον κάθε φοιτητή που θα επιτρέπει την σύγκριση της επίδοσης του για κάθε γύρο. Θα μπορούσε, δε, αυτό να συνδυαστεί με παροχή πληροφορίας στον φοιτητή όσον αφορά την επίδοσή του για να διαπιστωθεί αν ο συγκεκριμένος τείνει συστηματικά να είναι υπεραισιόδοξος ή απαισιόδοξος κατά την παραγωγή προβλέψεων και να μελετηθεί αργότερα κατά πόσο αυτό το feedback οδήγησε σε καλύτερες προβλέψεις.

Μια ακόμα σημαντική βελτίωση της παρούσας εργασίας θα ήταν η δημιουργία ενός δικτυακού τόπου που θα επέτρεπε την διεξαγωγή του πειράματος σε πραγματικό χρόνο online. Προτείνουμε παρακάτω ενδεικτικά χαρακτηριστικά που θα ήταν ωφέλιμο να είχε ο συγκεκριμένος δικτυακός τόπος:

Υποσύστημα διαχείρισης χρηστών: Ο κάθε φοιτητής θα μπορούσε με αυτοματοποιημένες διαδικασίες να δημιουργεί τον προσωπικό του λογαριασμό (παρέχοντας το προσωπικό του όνομα και κωδικό χρήστη) που θα του έδινε την δυνατότητα να συνδέεται κατά βούληση και να επεξεργάζεται τις προβλέψεις που έχει δώσει κατά την πορεία του εξαμήνου και καθώς αυξάνεται η γνώση του πάνω στο αντικείμενο των προβλέψεων.

Υποσύστημα παραγωγής προβλέψεων: Οι προς μελέτη χρονοσειρές θα παρουσιάζονται στον χρήστη ο οποίος θα μπορεί να σχεδιάζει με το ποντίκι την γραμμή της τάσης που κρίνει πως αντιπροσωπεύει καλύτερα την μελλοντική πορεία της χρονοσειράς. Η γραμμή αυτή θα είναι ευθεία ή καμπύλη κατά βούληση. Ακόμα, θα δίνεται στον χρήστη η δυνατότητα να εμφανίζει πάνω στο γράφημα της χρονοσειράς προβλέψεις που δόθηκαν από στατιστικές μεθόδους όπως η Regression, η Holt και η Naïve ή συνδυασμός αυτών και να προσαρμόζει ανάλογα την δική του πρόβλεψη. Θα μπορούσε, επιπλέον, να συνδυάσει τις κριτικές του προβλέψεις με κάποια μέθοδο της αρεσκείας του όπως οι παραπάνω.

Υποσύστημα στατιστικών στοιχείων: Ουσιαστικό ρόλο θα έπαιζε η ύπαρξη ενός υποσυστήματος επεξεργασίας των στατιστικών στοιχείων για τον μεμονωμένο χρήστη καθώς και για τον μέσο όρο της ομάδας. Με αυτό τον τρόπο αφού ο χρήστης υπέβαλλε τις τελικές του εκτιμήσεις για τη χρονοσειρά θα μπορούσε να δει το ποσοστό επιτυχίας του καθώς και το ποσοστό επιτυχίας του μέσου όρου των φοιτητών με βάση διάφορους δείκτες σφάλματος. Αφού η αρχική πρόβλεψη καταχωρούταν στη βάση δεδομένων της εφαρμογής θα μπορούσε να την επανεπεξεργαστεί και να τη βελτιώσει σύμφωνα με την κρίση του επιλέγοντας αν θα επηρεαστεί ή όχι από τον μέσο όρο των άλλων χρηστών. Υποβάλλοντας την βελτιωμένη πρόβλεψη θα είχε την δυνατότητα να διαπιστώσει αν οι βελτιώσεις του όντως οδήγησαν σε καλύτερες προβλέψεις ή όχι.

Ενδιαφέρον θα είχε, τέλος, να γίνει σύγκριση των κριτικών μεθόδων με πιο σύνθετες μεθόδους που χρησιμοποιούνται σήμερα στις προβλέψεις όπως η μέθοδος RBF (Collory & Armstrong 1992) ή τα νευρωνικά δίκτυα.

7

Βιβλιογραφία

- Ahlburg, D.A., Chatfield, C., Taylor, S. J., Thompson, P.A., Winkler, R. L., Murphy, A.H., Collopy, F. & Fildes, R., 1992. A commentary on error measures, *International Journal of Forecasting*, 8, 99–111.
- Armstrong, J.S. & Collopy, F., 1992. Error measures for generalizing about forecasting methods: Empirical comparisons. *International Journal of Forecasting*, 8, 69–80.
- Bretz, F., Genz, A., & Hothorn, L. A. 2001. On the numerical availability of multiple comparison procedures. *Biometrical Journal*, 435, 645–656.
- Chatfield, C., 1988. Editorial: Apples, oranges and mean square error. *International Journal of Forecasting*, 4, 515–518.
- Collopy, F., & Armstrong, S. J., 1992. Rule-based forecasting: Development and validation of an expert systems approach to combining time series extrapolations. *Management Science*, 38, 1394-1414.
- Daniel, W. W. 1990. Applied nonparametric statistics. Boston: PWS-Kent Publishing.
- De Gooijer, J. G., & Hyndman, R. J., 2005. 25 Years of IIF Time Series Forecasting: A Selective Review. *Department of Econometrics & Business Statistics, Monash University, Australia*. Available from: <http://ideas.repec.org/p/msh/ebswps/2005-12.html>
- De Gooijer, J. G., & Zerom, D. 2001. Kernel-based multi-step ahead predictions of the U.S. short term interest rate. *Journal of Forecasting*, 19, 335–353.

- Diebold, F. X. & Mariano, R. S., 1995. Comparing Predictive Accuracy. *Journal of Business & Economic Statistics*, 13, 253–263.
- Farnum, N. R. 2004. Analysis of means using mathematical processors. *Quality Engineering*, 16, 399–405.
- Fildes, R., & Makridakis, S., 1988. Loss functions and forecasting. *International Journal of Forecasting*, 4, 545–550.
- Fildes, R., 1992. The evaluation of extrapolative forecasting methods. *International Journal of Forecasting*, 8, 81–98.
- Flores, B. E., & Pearce, S. L. 2000. The use of an expert system in the M3-competition. *International Journal of Forecasting*, 164, 485–496 Special issue.
- Friedman, M. 1937. The use of ranks to avoid the assumption of normality implicit in the analysis of variance. *Journal of the American Statistical Association*, 32, 675–701.
- Friedman, M. 1939. A correction: The use of ranks to avoid the assumption of normality implicit in the analysis of variance. *Journal of the American Statistical Association*, 34, 109.
- Genz, A. 1992. Numerical computation of multivariate normal probabilities. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 1, 141–149.
- Goodwin, P. & Lawton, R., 1999. On the asymmetry of the symmetric MAPE. *International Journal of Forecasting*, 15, 405–408.
- Halperin, M., Greenhouse, S. W., Cornfield, J., & Zalokar, J. 1955. Tables of percentage points for the studentized maximum absolute deviate in normal samples. *Journal of the American Statistical Association*, 50, 185–195.
- Harter, H. L. 1960. Tables of range and studentized range. *The Annals of Mathematical Statistics*, 31, 1122–1147.
- Harvey, D., Leybourne, S. & Newbold, P., 1997. Testing the equality of prediction mean squared errors. *International Journal of Forecasting*, 13, 281–291.
- Hibon, M., & Evgeniou, T. 2005. To combine or not to combine: selecting among forecasts and their combinations. *International Journal of Forecasting*, 21, 15–24
- Hollander, M., & Wolfe D. A. 1999. Nonparametric statistical methods, Wiley series in probability and statistics: Texts and references section. John Wiley and Sons, New York, second edition, A Wiley Inter-science Publication.
- Hsu, J. C. 1996. Multiple comparisons. Theory and methods. London: Chapman and Hall.
- Kendall, M. G., & Smith, B. B. 1939. The problem of m rankings. *The Annals of Mathematical Statistics*, 10, 275–287.
- Koehler, A.B., 2001. The asymmetry of the sAPE measure and other comments on the M3-

- Competition. *International Journal of Forecasting*, 17, 570–574.
- Kolb, R. A., & Stekler, H. O. 1996. How well do analysts forecast interest rates? *Journal of Forecasting*, 15, 385–394.
- Lawrence, M. & O'Connor, M., 1992. Exploring Judgmental Forecasting. *International Journal of Forecasting*, 8, 15-26.
- Lawrence, M., Edmundson, R. H. & O'Connor, M. 1985. An examination of the accuracy of judgmental extrapolation of time series. *International Journal of Forecasting*, 1, 25-35.
- Mahmoud, E., 1984. Accuracy in forecasting: A survey. *Journal of Forecasting*, 3, 139–159.
- Makridakis, S., & Hibon, M. 2000. The M3-Competition: Results, conclusions and implications. *International Journal of Forecasting*, 164, 451– 476.
- Makridakis, S., 1986. The art and science of forecasting: An assessment and future directions, *International Journal of Forecasting*, 2, 15-39.
- Makridakis, S., 1993. Accuracy measures: theoretical and practical concerns, *International Journal of Forecasting*, 9, 527–529.
- Makridakis, S., Andersen, A., Carbone, R., Fildes, R., Hibon, M., Lewandowski, R., Newton, J., Parzen E. & Winkler, R., 1982. The accuracy of extrapolation (time series) methods: results of a forecasting competition. *Journal of Forecasting*, 1, 111–153.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C. & Hyndman, R.J, 1998. Forecasting: methods and applications. John Wiley & Sons: New York.
- McDonald, B. J., & Thompson, W. A., Jr. 1967. Rank sum multiple comparisons in one and two way classifications. *Biometrika*, 54, 487– 497.
- McDonald, B. J., & Thompson, W. A., Jr. 1972. Corrections and amendments: Rank sum multiple comparisons in one and two way classifications. *Biometrika*, 59, 699.
- Lawrence, M., Goodwin, P., O'Connor, M., Onkal, D., 2006. Judgmental forecasting: A review of progress over the last 25 years. *International Journal of Forecasting* (In press).
- Nelson, L. S. 1983. Exact critical values for use with the analysis of means. *Journal of Quality Technology*, 15, 40–44.
- Nikolopoulos, K., 2002. *Business Forecasting Methodology and Information System*. Thesis (PhD). National Technical University of Athens.
- Ord, K., 2001. Commentaries on the M3-Competition. An introduction, some comments and a scorecard, *International Journal of Forecasting*, 17, 537-584
- Ord, K., Hibon, M., Makridakis, S., 2000. Editorial: The M3-Competition. *International Journal of Forecasting*, 16, 433-436

- Ott, E. R. 1958. Analysis of means. Technical report. *Rutgers University*.
- Ott, E. R. 1967. Analysis of means: A graphical procedure. *Industrial Quality Control*, 24, 101–109.
- Ryan, Th. P. 2000. Statistical methods for quality improvement. 2nd ed.. New York: Wiley.
- Skarogiannis, E., Skylaki, S., Nikolopoulos, K., Assimakopoulos, V., 2005. Extrapolating trends by hand. *25th International Symposium on Forecasting*, June 12-15, 2005, San Antonio, Texas, USA.
- Soong, W. C. 2001. Exact simultaneous confidence intervals for multiple comparisons with the mean. *Computational Statistics & Data Analysis*, 371, 33–47.
- Stekler, H. O. 1991. Macroeconomic forecast evaluation techniques. *International Journal of Forecasting*, 73, 375–384.
- Stekler, H. O. 2001. The M3-competition: The need for formal statistical tests. *International Journal of Forecasting*, 174, 576–577.
- Stewart, S. R., & Lusk, C. M. 1994. Seven Components of Judgmental Forecasting Skill: Implications for Research and the Improvement of Forecasts. *Journal of Forecasting*, 13, 579–599
- Tversky, A. & Kahneman, D. 1974. Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. *Science*, 185, 1124–1131.
- Wallis, W. A. 1939. The correlation ratio for ranked data. *Journal of the American Statistical Association*, 34, 533–538.
- Webby, R. & O'Connor, M., 1996. Judgemental and statistical time series forecasting: a review of the literature. *International Journal of Forecasting*, 12, 91–118.
- Welch, E., Bretschneider, S. & Rohrbaugh J., 1998. Accuracy of judgmental extrapolation of time series data: Characteristics, causes, and remediation strategies for forecasting. *International Journal of Forecasting*, 14, 95–110.
- Wright, G., Lawrence, M. & Collopy, F., 1996. Editorial: The role and validity of judgment in forecasting. *International Journal of Forecasting*, 12, 1–8.
- Ασημακόπουλος, Β., 2005. Μέθοδοι Προβλέψεων. Αθήνα: Πανεπιστημιακές Εκδόσεις ΕΜΠ
- Μπούκης, Α., 1998. *Συγκριτική επίδοση μεθόδων πρόβλεψης χρονοσειρών σε δεδομένα τηλεθέασης*. Διπλωματική Εργασία. Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο.
- Ξεκαλάκη, Ε., 2001. Μη παραμετρική στατιστική. Αθήνα: Οικονομικό Πανεπιστήμιο Αθηνών.
- Οικονόμου, Μ., 2000. *Συγκριτική επίδοση μεθόδων πρόβλεψης: Διαγωνισμός Μ1 και μέθοδος Theta*. Διπλωματική Εργασία. Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο.

.....
ΕΥΑΓΓΕΛΟΣ Γ. ΣΚΑΡΟΓΙΑΝΝΗΣ

.....
ΣΤΑΥΡΟΥΛΑ Ι. ΣΚΥΛΑΚΗ

Διπλωματούχοι Ηλεκτρολόγοι Μηχανικοί και Μηχανικοί Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

© 2006 – All rights reserved