



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ Μ/Υ
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
ΣΧΟΛΗ ΝΑΥΤΙΛΙΑΣ ΚΑΙ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑΣ
ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ & ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ
ΔΙΑΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
«ΤΕΧΝΟ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ»



ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης στην Αυτοκινητοβιομηχανία

Κορμανιώτης Τρύφων

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ : Ματσόπουλος Γεώργιος, Καθηγητής ΕΜΠ

Αθήνα, Φεβρουάριος 2023

.....
Κορμανιώτης Τρύφων

Πτυχιούχος Ναυτιλιακός Οικονομολόγος Πανεπιστημίου Πειραιώς

Copyright © Κορμανιώτης Τρύφων 2023

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξολοκλήρου ή μέρους αυτής, για εμπορικό ή κερδοσκοπικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για εμπορικό-κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται αποκλειστικά στον συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτή την εργασία εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου συμπεριλαμβανόμενων Σχολών, Τομέων και Μονάδων αυτού.

Περίληψη

Η αβεβαιότητα αποτελεί δομικό στοιχείο της πραγματικότητας και πλήττει το αίσθημα ασφάλειας που επιδιώκει ο άνθρωπος σε ολόκληρη τη διάρκεια της ζωής του. Στο σύγχρονο ολοένα, παγκοσμιοποιημένο οικονομικό και επιχειρηματικό περιβάλλον όπου το άνοιγμα των αγορών ενισχύει την κινητικότητα των επιχειρήσεων και την αύξηση του μεταξύ τους ανταγωνισμού, η αβεβαιότητα έχει καταστεί δομικό στοιχείο της επιχειρηματικής δραστηριότητας δημιουργώντας, περισσότερο από ποτέ, μία αύξηση στην ζήτηση για οικονομικές προβλέψεις. Με τα περιθώρια κέρδους να συμπιέζονται λόγω του αυξημένου ανταγωνισμού και τα κόστη παραγωγής και οι πωλήσεις να επηρεάζονται από γεγονότα και ειδήσεις που λαμβάνουν χώρα σε αγορές και περιοχές στην άλλα άκρη του πλανήτη, η διαχείριση της πληροφορίας έχει γίνει κρίσιμης σημασίας διαδικασία στην λήψη αποφάσεων στις επιχειρήσεις. Ιδιαίτερη θέση σε αυτή τη διαχείριση έχουν οι πληροφορίες που σχετίζονται με προβλέψεις. Προβλέψεις σχετικά με την πορεία της οικονομικής ανάπτυξης (ΑΕΠ), την ομαλότητα και τις εξελίξεις σε πολιτικό, φορολογικό και νομικό επίπεδο στις χώρες των αγορών που δραστηριοποιούνται οι επιχειρήσεις, προβλέψεις σχετικά με τα κόστη παραγωγής και την ζήτηση των προϊόντων, εσχάτως προβλέψεις ακόμα και για γεγονότα υγειονομικού ενδιαφέροντος, παρουσιάζουν ολοένα και μεγαλύτερο ενδιαφέρον στην λήψη επιχειρηματικών αποφάσεων. Και αυτό διότι βάσει αυτών των προβλέψεων οι επιχειρήσεις θα καθορίσουν την παραγωγή και τα αποθέματα τους, θα τιμολογήσουν και θα επιλέξουν προμηθευτές, θα επιλέξουν τεχνολογίες ή και τόπους παραγωγής, θα αποφασίσουν για τον δανεισμό τους και εν γένει θα χαράξουν τον στρατηγικό σχεδιασμό τους.

Μέσα στο παραπάνω πλαίσιο οι προβλέψεις ζήτησης αγαθών και υπηρεσιών ή απλούστερα οι προβλέψεις πωλήσεων κατέχουν εξέχουσα θέση καθώς οι πωλήσεις είναι το βασικότερο μέτρο επιτυχίας κάθε επιχειρηματικής δραστηριότητας, αφού αντικατοπτρίζουν την απήχηση της

στους καταναλωτές. Για αυτό και η ζήτηση για προβλέψεις πωλήσεων δεσπάζει μεταξύ των άλλων προβλέψεων. Το γεγονός αυτό υπήρξε και το κίνητρο για την εκπόνηση της παρούσας μελέτης.

Στην παρούσα εργασία συγκεντρώθηκαν στοιχεία πωλήσεων αυτοκίνητων οχημάτων από πέντε διαφορετικούς ομίλους κατασκευής, σε πέντε διαφορετικές αγορές δραστηριότητας τους, από την General Motors Company στις Η.Π.Α, από την Toyota Group στην Ιαπωνία, από την FIAT – Chrysler Group στην Ιταλία, από την Hyundai – KIA Group στην Νότια Κορέα και από την Volkswagen Group στην Γερμανία. Τα στοιχεία αφορούν πωλήσεις οχημάτων κατά την διάρκεια των ετών 2004 – 2021 και είναι μηνιαίας συχνότητας. Οι προβλέψεις που παρήχθησαν αναφέρονται σε έναν ορίζοντα πρόβλεψης 12 μηνών και πιο συγκεκριμένα, στους μήνες του 2021. Παρήχθησαν δε με την χρήση κώδικα στην γλώσσα προγραμματισμού R.

Η εργασία αποτελείται από τέσσερα κεφάλαια. Στο πρώτο κεφάλαιο, γίνεται μία εισαγωγή στην έννοια της πρόβλεψης, την σημασία της διαχρονικά στην ανθρώπινη ιστορία, στη συνέχεια αναφέρονται ενδεικτικά κάποιοι χαρακτηριστικοί τομείς εφαρμογής των προβλέψεων, μεταφέρεται η κριτική την οποία αντιμετωπίζει η επιστήμη των προβλέψεων και τέλος αναλύεται η έννοια της χρονοσειράς η οποία έχει κεντρικό ρόλο στην παραγωγή τους. Ακολουθεί το δεύτερο κεφάλαιο όπου παρουσιάζονται οι κύριες κατηγορίες προβλέψεων, ποσοτικές, ποιοτικές και τεχνολογικές καθώς και τα μοντέλα τα οποία περιλαμβάνει η κάθε μία. Στο τρίτο κεφάλαιο, αναλύονται τα κύρια μοντέλα προβλέψεων που χρησιμοποιούνται στην παρούσα μελέτη, τα μοντέλα κινητών μέσων όρων μήκους 3,5,6,7,12,13,15,18, οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης (μοντέλο σταθερού επιπέδου, μοντέλο γραμμικής τάσης, μοντέλο φθίνουσας τάσης και μοντέλο γραμμικής τάσης με πολλαπλασιαστική εποχικότητα), η απλή γραμμική παλινδρόμηση και η μέθοδος Theta. Τέλος, παρατίθενται οι κύριοι στατιστικοί δείκτες - σφάλματα μέτρησης της ακρίβειας των προβλέψεων. Στο τέταρτο και τελευταίο κεφάλαιο περιγράφονται τα δεδομένα και η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε

Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης στην Αυτοκινητοβιομηχανία

για την παραγωγή των προβλέψεων, τα βήματα ανάπτυξης του κώδικα στην R και παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της αξιολόγησης των μεθόδων που χρησιμοποιήθηκαν. Ακολουθούν τα συμπεράσματα της ανάλυσης της αξιολόγησης των προβλέψεων που παρήχθησαν και το κεφάλαιο καταλήγει με προτάσεις για περαιτέρω μελέτη των αποτελεσμάτων της εργασίας. Στο παράρτημα παρατίθενται πίνακες με τα αποτελέσματα των αναλύσεων.

Λέξεις – Κλειδιά : (Πρόβλεψη, Ποσοτικές Μέθοδοι, Ανάλυση Χρονοσειρών)

Abstract

Uncertainty constitutes a fundamental aspect of the world around us and it opposes the very sentiment of security Man strives to achieve throughout his life. In today's more and more globalized economic and entrepreneurial environment where the constant opening of markets amplifies the mobility of businesses and raises the competition among them, uncertainty has been established as a structural element of the business activity causing, more than ever before, a rise in demand for economic and financial forecasting. With profit margins being compressed due to rising competition along with production costs and sales being affected by events and news taking place in remote markets and regions which lie across the world, information management has become of critical importance to business decision-making. Even more so, the above is true about information relating to forecasting. Forecasts concerning economic growth, stability on a political, taxation and legislative level in regions of entrepreneurial interest, costs of production and demand for goods and services, and even forecasts concerning public health issues, have become more and more a matter of increasing interest for businesses. And that is because business forecasts determine production levels, inventories, pricing policies, partnering choices, selection of regions of production basing and technologies, credit policies etc. In general, forecasts determine the strategic planning of a whole business.

Bearing in mind the above, forecasts concerning the demand for goods and services or simply sales forecasts hold a prominent position since, sales constitute the main measure of success of every business activity because they reflect its appeal to the consumers. That is why, sales forecasts stand out among other forecasts in terms of demand popularity. This fact has been the main motive for the writer to undertake the present study.

For this thesis, sales data were gathered from the automotive industry. They consist of sales for automotive vehicles coming from five automotive groups

and their sales results in five distinct markets. More specifically the data concern sales of General Motors Company in the U.S.A, of Toyota Group in Japan, of FIAT – Chrysler Group in Italy, of Hyundai – KIA Group in South Korea and of Volkswagen Group in Germany. The data are about vehicle sales during the period 2004 – 2021 and they demonstrate a monthly frequency. The forecasts produced refer to a forecasting period of 12 months and more specifically, to the 12 months of 2021.

The thesis breaks down into four chapters. In the first chapter, there is an introduction to the concept of forecasting in general, followed by some notable examples of forecasting implementation as well as the critics that forecasting scientists confront. The chapter closes with an introduction to the concept of time series and the analysis of its main characteristics. The second chapter is a presentation of the main categories of forecasting methods such as quantitative, qualitative and technological methods, as well as the forecasting models they consist of. The third chapter is an analysis of the main forecasting models which are implemented in the current thesis. These are the models of moving averages with 3,5,6,7,12,13,15,18 periods (months) of length, exponential smoothing methods (simple exponential smoothing, Holt's exponential smoothing and exponential smoothing with multiplicative seasonality), the simple linear regression method (LRL) and the Theta method. The chapter ends with the presentation of the most notable forecasting accuracy indices – errors. In the fourth and final chapter, there is an analysis of the methodology implemented which resulted in the production of sales forecasts. There are also presented the steps followed for the R code development which produced the forecasts and the errors for the comparative evaluation of the forecasting methods implemented. Following, are the writer's conclusions concerning the performance of the applied forecasting methodology and his suggestions for further study on the topic. The appendix includes tables presenting the results of the forecasts' analysis.

Key words: (Forecasting, Quantitative Methods, Time series Analysis)

Πρόλογος

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε κατά τα ακαδημαϊκά έτη 2022-23 στα πλαίσια της ολοκλήρωσης του προγράμματος μεταπτυχιακών σπουδών «Τεχνο - οικονομικά Συστήματα».

Ευχαριστώ ιδιαίτερα τον καθηγητή Γεώργιο Ματσόπουλο για την υπομονή που επέδειξε μέχρι την ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας από μέρος μου και για την ζωντανή ενθάρρυνση του σε κάθε βήμα της εκτέλεσης της.

Πίνακας περιεχομένων

Περίληψη	4
Abstract	7
Πρόλογος	10
Πίνακας περιεχομένων	12
Κεφάλαιο 1. Εισαγωγή	15
1.1 Γενικά για τις Προβλέψεις	15
1.2 Γιατί Προβλέπουμε;	16
1.3 Πεδία Εφαρμογής των Προβλέψεων	18
1.4 Λίγη Ιστορία	22
1.5 Η Κριτική	23
1.6 Τύποι Προβλέψεων	25
1.7 Η Διαδικασία της Πρόβλεψης	28
1.8 Χρονοσειρές	30
1.9 Μοντέλα Προβλέψεων	32
1.9.1 Μοντέλο Χρονοσειρών	33
1.9.2 Αιτιοκρατικό Μοντέλο	33
Κεφάλαιο 2. Εισαγωγή στις Μεθόδους Προβλέψεων	35
2.1 Γενικά	35
2.2 Κατηγορίες Προβλέψεων	36
2.2.1 Στατιστική Πρόβλεψη	36
2.2.2 Κριτική Πρόβλεψη	41
2.2.3 Πρόβλεψη Στόχου	42
2.2.4 Τελική Πρόβλεψη	43
Κεφάλαιο 3. Μοντέλα Προβλέψεων	44
3.1 Μοντέλα Εξομάλυνσης	44
3.1.1 Μέθοδος Απλού Κινητού Μέσου Όρου	44

Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης στην Αυτοκινητοβιομηχανία

3.1.2 Μοντέλο Σταθερού Επιπέδου	45
3.1.3 Μοντέλο Γραμμικής Τάσης	48
3.1.4 Μοντέλο Φθίνουσας Τάσης	49
3.1.5 Μοντέλο Εκθετικής Εξομάλυνσης σε Εποχικά Δεδομένα	51
3.2 Μοντέλα Παλινδρόμησης	53
3.2.1 Μοντέλο Απλής Γραμμικής Παλινδρόμησης	53
3.3 Μέθοδος Theta	55
3.4 Δείκτες Αξιολόγησης Μεθόδων Πρόβλεψης	57
Κεφάλαιο 4. Διαδικασία Παραγωγής Προβλέψεων σε δεδομένα πωλήσεων της Διεθνούς Αυτοκινητοβιομηχανίας	61
4.1 Στόχος της Έρευνας	61
4.2 Τα Δεδομένα	63
4.3 Παραγωγή Προβλέψεων	65
4.4 Ο Κώδικας	66
4.4.1 Η Γλώσσα Προγραμματισμού R	67
4.4.2 Το Περιβάλλον Προγραμματισμού R Studio	68
4.5 Αξιολόγηση Μεθόδων Πρόβλεψης	70
4.6 Ανάλυση Ομίλων	78
4.7 Συμπεράσματα	81
4.8 Προτάσεις	84
Παράρτημα	86
Βιβλιογραφία – Ηλεκτρονικές Πηγές	122

Κεφάλαιο 1^ο

Εισαγωγή

1.1 ΓΕΝΙΚΑ ΓΙΑ ΤΙΣ ΠΡΟΒΛΕΨΕΙΣ

Αν αναλογιστεί κανείς απλές καθημερινές περιστάσεις, μπορεί εύκολα να συμπεράνει πως οι προβλέψεις είναι κομμάτι της καθημερινής μας ζωής. Μπορεί να αφορούν τόσο, μικρές αποφάσεις που καλούμαστε να λάβουμε σε καθημερινό επίπεδο, όσο και σημαντικότερες αποφάσεις που αφορούν το μέλλον σε ατομικό ή συλλογικό επίπεδο. Ένα απλό παράδειγμα πρόβλεψης θα μπορούσε να είναι η απόφασή μας για το τι είδους ρούχα θα φορέσουμε την επόμενη ημέρα. Η απόφαση αυτή θα μπορούσε να ληφθεί με τη βοήθεια των προβλέψεων των μετεωρολογικών υπηρεσιών.[1]

Η έννοια της πρόβλεψης είναι τόσο παλαιά όσο και ο άνθρωπος. Ο μάγος της φυλής, ο ιερέας του ναού και πάνω από όλους ο προφήτης καλούσαν εκτός των άλλων να ικανοποιήσουν την ανθρώπινη ανάγκη για γνώση του μέλλοντος. Η ανάγκη αυτή προερχόταν και συνεχίζει να προέρχεται, από την ανησυχία του ανθρώπου για τις αβεβαιότητες και τους κινδύνους που ελλόχευαν σε κάθε επόμενο βήμα του αλλά και για τις ευκαιρίες για καλή τύχη που ενδεχομένως του επεφύλασσαν οι Μοίρες ή οι θεοί.[2]

Έτσι από τους οιωνοσκόπους των Βαβυλωνίων, τους ιερείς των θεών της Αιγύπτου, τους προφήτες των αρχαίων Εβραίων και τα ιερά μαντεία των αρχαίων Ελλήνων και Ρωμαίων μέχρι τα Αποκαλυπτικά βιβλία των νεότερων μονοθεϊστικών θρησκειών και έως τα σύγχρονα επιστημονικά υπολογιστικά μοντέλα προβλέψεων, η πρόβλεψη μελλοντικών γεγονότων και συνθηκών απασχολεί τον άνθρωπο είτε γεμίζοντας τον με αισιοδοξία και ελπίδα είτε

τρομάζοντας και πτωχώντας τον. Ένα είναι όμως σίγουρο! Λίγοι μπορούν να ισχυριστούν ότι αδιαφορούν για το τι τους επιφυλάσσει το μέλλον και ακόμα λιγότεροι να πείσουν γι' αυτόν τους τον ισχυρισμό. [2]

1.2 ΓΙΑΤΙ ΠΡΟΒΛΕΠΟΥΜΕ;

Πόσο όμως και με ποιους τρόπους απασχολούν οι προβλέψεις τον σύγχρονο άνθρωπο, τις σύγχρονες παραγωγικές μονάδες που είναι οι επιχειρήσεις και τους κάθε λογής οργανισμούς όπως βιομηχανικά επιμελητήρια, σωματρία εργαζομένων, κρατικούς φορείς, διεθνείς οργανισμούς κ.λ.π ;[2]

Η απάντηση είναι: «Αποφασιστικά και με αναρίθμητους τρόπους». Ο προβλεπόμενος χρόνος άφιξης του λεωφορείου στην στάση καθορίζει το είδος του μεταφορικού μέσου που θα επιλέξουν οι επιβάτες. Η πρόβλεψη για εκπτώσεις ή προσφορές από τους επιχειρηματίες μειώνει την παρούσα κατανάλωση, ενώ οι προσδοκίες για έξοδο από μία οικονομική κρίση την αυξάνουν. Οι προβλέψεις για ανάπτυξη του ΑΕΠ μίας χώρας αυξάνουν τις άμεσες επενδύσεις των επιχειρήσεων της και τις έμμεσες στο μετοχικό τους κεφάλαιο. Ανάλογα, προβλέψεις για πτώση των επιτοκίων ωθούν άτομα και επιχειρήσεις να σχεδιάσουν αγορές και επενδύσεις με την βοήθεια δανεισμού. Τέλος, δεν θα μπορούσε να παραληφθεί η βαρύτητα των προβλέψεων στην λήψη πολιτικών αποφάσεων, στην χάραξη κυβερνητικών πολιτικών, στην επιδίωξη διακρατικών συμμαχιών και εν γένει στην διαμόρφωση της διακυβέρνησης κρατών, τοπικών αρχών και υπερεθνικών οργανισμών. Δεν θα ήταν υπερβολή να ειπωθεί ότι ο σύγχρονος άνθρωπος σκέπτεται, αποφασίζει και δρα στηριζόμενος με το ένα του πόδι στην παρούσα πραγματικότητα και με το άλλο στις προσδοκίες και τους υπολογισμούς του για το μέλλον. [2] [5]

Αναφορικά με την επιχειρησιακή δραστηριότητα οι προβλέψεις είναι σημαντικό κομμάτι για στρατηγικές αποφάσεις που αφορούν μικρές ή μεγάλες επιχειρήσεις και οργανισμούς. Η πρόβλεψη είναι απαραίτητη σε πολλές περιπτώσεις: η απόφαση για την κατασκευή ενός νέου σταθμού παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας κατά τα επόμενα πέντε χρόνια απαιτεί

προβλέψεις για τη μελλοντική ζήτηση. Ο προγραμματισμός του προσωπικού σε ένα τηλεφωνικό κέντρο την επόμενη εβδομάδα απαιτεί προβλέψεις για τον όγκο των κλήσεων. Οι απαιτήσεις για αποθηκευτικούς χώρους απαιτεί προβλέψεις για το μέσο μελλοντικό ύψος των αποθεμάτων. Οι προβλέψεις μπορούν να απαιτηθούν αρκετά έτη (για τις επενδύσεις κεφαλαίου), ή μόνο λίγα λεπτά νωρίτερα (για τη δρομολόγηση τηλεπικοινωνιών). Ανεξάρτητα από τις περιστάσεις ή τους χρονικούς ορίζοντες, η πρόβλεψη αποτελεί σημαντική βοήθεια για τον αποτελεσματικό και αποδοτικό σχεδιασμό.[2]

Γενικότερα, μία μεσαία ή μεγάλη επιχείρηση καλείται σε συγκεκριμένες χρονικές στιγμές να λαμβάνει σημαντικές αποφάσεις οι οποίες μπορεί να αφορούν την εκτίμηση του ύψους παραγωγής προϊόντων και υπηρεσιών ή επενδυτικές αποφάσεις που σχετίζονται με την επέκταση της επιχειρηματικής της δραστηριότητας. Οι περισσότερες των αποφάσεων που καλείται να λάβει μία επιχείρηση, έχουν άμεση σχέση με την πρόβλεψη και εκτίμηση μελλοντικών καταστάσεων. Όσο ακριβέστερες είναι οι προβλέψεις των ιθυνόντων της επιχείρησης για τις μελλοντικές συνθήκες που επηρεάζουν την δραστηριότητα της, τόσο ευκολότερο θα είναι για αυτούς να επιλέξουν ορθές στρατηγικές αποφάσεις, οι οποίες θα βελτιώσουν την αποδοτικότητα και ενδεχομένως και την κερδοφορία της επιχείρησης τους.[1]

Έτσι λοιπόν, **πρόβλεψη** είναι ο υπολογισμός ή η εκτίμηση ενός πραγματικού αποτελέσματος που αναμένεται σε μελλοντική χρονική στιγμή ή σε παρόντα χρόνο κατά την εκτέλεση μίας δράσης, μεταβάλλοντας τις παραμέτρους της. Σκοπός της πρόβλεψης είναι η ενημέρωση κάποιας διαδικασίας σχεδιασμού μελλοντικών δράσεων. Ο στόχος του σχεδιασμού είναι να αναπτύξει ο ενδιαφερόμενος μια πορεία δράσης, έτσι ώστε οι πράξεις του να οδηγήσουν στην επίτευξη ενός ή περισσότερων στόχων που έχει θέσει ο ίδιος ως κίνητρο των δραστηριοτήτων του.[2] [3]

Χωρίς αμφιβολία, το ενδιαφέρον και η σημασία της πρόβλεψης έχει αυξηθεί ραγδαία μετά τον Β' ΠΠ. Το ενδιαφέρον αυτό για την πρόβλεψη, που υπάγεται στο ευρύτερο πεδίο της επιχειρησιακής έρευνας, προέρχεται τόσο από τον ακαδημαϊκό κόσμο όσο και από τους πρακτικά ασχολούμενους με

αυτή και προκύπτει από την ανάγκη λήψης κάποιας απόφασης αντιμετωπίζοντας την αβεβαιότητα του μέλλοντος. [1]

Οι διοικητές των επιχειρήσεων, οι σχεδιαστές κυβερνητικών πολιτικών, οι επικεφαλής οργανισμών και πολλοί άλλοι παράγοντες βρίσκονται πάντα αντιμέτωποι με την αβεβαιότητα. Η αντίληψη αυτής της κατάστασης αβεβαιότητας έχει επιβάλει μια πιο συστηματική και προσεκτική έρευνα του μέλλοντος. Οι προβλέψεις που παράγονται από τις διάφορες μεθόδους, χρησιμοποιούνται σαν δεδομένα σε όλες τις κατηγορίες σχεδιασμού, επιχειρηματικών στρατηγικών, οικονομικού προγραμματισμού, πολιτικού σχεδιασμού, χρονικού προγραμματισμού, στην παρακολούθηση αγορών και απογραφών καθώς και σε πλήθος δραστηριοτήτων λήψης αποφάσεων. Συνεπώς δεν υπάρχει αμφιβολία ότι η πρόβλεψη αποκτά κεντρικό ρόλο και η σημασία της είναι αναμφισβήτητη.[1]

1.3 ΠΕΔΙΑ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ ΤΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ [5]

Οι προβλέψεις γίνονται για να καθοδηγήσουν τις αποφάσεις σε διάφορους τομείς. Για να αναπτύξουμε μια αίσθηση για την τεράστια ποικιλία των εφαρμογών πρόβλεψης, ας εξετάσουμε μερικούς βασικούς τομείς όπου χρησιμοποιούνται οι προβλέψεις και κάποια παραδείγματα αποφάσεων που υποστηρίζονται από αυτές.

1. *Επιχειρησιακός Σχεδιασμός και Έλεγχος.* Οι επιχειρήσεις προβλέπουν τακτικά τις πωλήσεις για να καθοδηγήσουν τις αποφάσεις στη διαχείριση αποθεμάτων, τη διαχείριση του προσωπικού, το σχεδιασμό της παραγωγής, καθώς επίσης και το στρατηγικό σχεδιασμό σχετικά με τα προϊόντα που θα προσφέρουν, εισόδους σε νέες αγορές, και ούτω καθεξής. Οι επιχειρήσεις χρησιμοποιούν προβλέψεις για να αποφασίσουν τι θα παράγουν (Ποιο προϊόν ή μείγμα προϊόντων πρέπει να παραχθεί;), πότε και πόσο θα παράγουν με πόσο και ποιο προσωπικό.
2. *Μάρκετινγκ.* Οι προβλέψεις διαδραματίζουν βασικό ρόλο σε πολλές αποφάσεις του μάρκετινγκ. Οι αποφάσεις τιμολόγησης, οι αποφάσεις

για τα κανάλια διανομής των προϊόντων και οι αποφάσεις για τις διαφημιστικές δαπάνες βασίζονται σε μεγάλο βαθμό στις προβλέψεις των επιδόσεων των πωλήσεων σε διαφορετικά σχήματα μάρκετινγκ.

3. *Οικονομία*. Κυβερνήσεις, οργανισμοί χάραξης πολιτικής, και ιδιωτικές συμβουλευτικές επιχειρήσεις σε όλο τον κόσμο προβλέπουν συνήθως τις σημαντικότερες οικονομικές μεταβλητές, όπως το ακαθάριστο εγχώριο προϊόν (ΑΕΠ), την ανεργία, τη κατανάλωση, το ύψος των επενδύσεων, το επίπεδο των τιμών, και τα επιτόκια. Οι κυβερνήσεις χρησιμοποιούν αυτές τις προβλέψεις για να καθοδηγήσουν τη νομισματική και δημοσιονομική πολιτική, και οι ιδιωτικές επιχειρήσεις τις χρησιμοποιούν για στρατηγικό σχεδιασμό, επειδή οι διακυμάνσεις σε επίπεδο οικονομίας έχουν συνήθως επιπτώσεις στην δραστηριότητα του κλάδου τους και κατ' επέκταση και στην αντίστοιχη των ίδιων των επιχειρήσεων. Εκτός από τις προβλέψεις για δείκτες «ορόσημα», όπως το ΑΕΠ, οι οικονομολόγοι κάνουν μερικές φορές και πιο εξωτικές προβλέψεις, όπως το στάδιο του επιχειρηματικού κύκλου που θα είμαστε σε 6 μήνες από τώρα (ανάπτυξη ή ύφεση), η κατάσταση της μελλοντικής δραστηριότητας του χρηματιστηρίου (bull or bear market), ή η κατάσταση της μελλοντικής δραστηριότητας της αγοράς συναλλάγματος (νομισματικές ανατιμήσεις ή υποτιμήσεις).
4. *Διαχείριση Χρηματοοικονομικών Περιουσιακών Στοιχείων*. Οι διαχειριστές χαρτοφυλακίων ενδιαφέρονται να μπορούν να προβλέπουν τις αποδόσεις περιουσιακών στοιχείων (αποδόσεις μετοχών, επιτόκια, συναλλαγματικές ισοτιμίες και τιμές βασικών εμπορευμάτων) και οι προβλέψεις αυτές γίνονται συστηματικά.
5. *Διαχείριση χρηματοοικονομικού κινδύνου*. Η προβλέψεις των αποδόσεων χρηματοοικονομικών περιουσιακών στοιχείων σχετίζονται άμεσα με την ικανότητα πρόβλεψης των διακυμάνσεων των τιμών τους. Οι προβλέψεις αυτές είναι ζωτικής σημασίας για την αξιολόγηση και την ασφάλιση των κινδύνων που συνδέονται με τα χαρτοφυλάκια περιουσιακών στοιχείων καθώς και για τις επιχειρήσεις

και τους επενδυτές που πρέπει να τιμολογούν περιουσιακά στοιχεία, όπως δικαιώματα προαίρεσης και άλλα παράγωγα.

6. *Προϋπολογισμός επιχειρήσεων και κυβερνήσεων.* Οι επιχειρήσεις και οι κυβερνήσεις κάθε είδους πρέπει να προϋπολογίζουν και να αιτιολογούν συνεχώς τις δαπάνες τους. Ένα σημαντικό στοιχείο της διαδικασίας κατάρτισης του προϋπολογισμού είναι η πρόβλεψη εσόδων. Μεγάλα τμήματα των εσόδων των επιχειρήσεων προέρχονται συνήθως από πωλήσεις, και μεγάλα τμήματα των εσόδων των κυβερνήσεων προέρχονται συνήθως από φορολογικά έσοδα, τα οποία παρουσιάζουν κυκλικές και μακροπρόθεσμες διακυμάνσεις, η πρόβλεψη των οποίων καθορίζει τον οικονομικό σχεδιασμό επιχειρήσεων και κυβερνήσεων.
7. *Δημογραφία.* Στατιστικές υπηρεσίες, οργανισμοί και επιχειρήσεις κάνουν συνεχώς προβλέψεις για το μέγεθος των πληθυσμών χωρών και ολόκληρων γεωγραφικών περιοχών σε όλο τον κόσμο, συχνά σε κατανομημένη μορφή, όπως κατά ηλικία, φύλο, εθνικότητα κ.λ.π. Οι πληθυσμιακές προβλέψεις είναι ζωτικής σημασίας για τον προγραμματισμό των κρατικών δαπανών για την υγειονομική περίθαλψη, τις υποδομές, την κοινωνική ασφάλιση, τα προγράμματα κατά της φτώχειας, και ούτω καθεξής. Πολλές αποφάσεις και του ιδιωτικού τομέα, όπως οι αποφάσεις για το ποια, πόσα προϊόντα και που θα διατεθούν, καθοδηγούνται από δημογραφικές προβλέψεις συγκεκριμένων ομάδων του πληθυσμού που στοχεύουν. Ο πληθυσμός με τη σειρά του εξαρτάται από τις γεννήσεις, τους θανάτους και τη μετανάστευση, μεταβλητές οι οποίες προβλέπονται επίσης συστηματικά.
8. *Διαχείριση κρίσεων.* Συχνά διεξάγονται προβλέψεις για γεγονότα που αποτελούν αιτίες κινδύνων ή ακόμα και κρίσεων. Τέτοιες προβλέψεις παρέχονται συνήθως ως πιθανότητες. Για παράδειγμα, τόσο στα καταναλωτικά όσο και στον επιχειρηματικά δάνεια, οι τράπεζες παράγουν προβλέψεις πιθανότητας αθέτησης υποχρεώσεων και αρνούνται δάνεια εάν η πιθανότητα αυτή θεωρείται υψηλή. Ομοίως, οι διεθνείς επενδυτές διαφόρων ειδών ασχολούνται με τις

πιθανότητες αθέτησης υποχρεώσεων, υποτιμήσεως νομισμάτων, εκδήλωσης στρατιωτικών πραξικοπημάτων, και ούτω καθεξής, και χρησιμοποιούν προβλέψεις τέτοιων γεγονότων για να ενημερώσουν τις αποφάσεις κατανομής των χαρτοφυλακίων τους.

9. *Ενέργεια & Περιβάλλον*. Θέματα όπως η ενεργειακή ζήτηση (πρόβλεψη ζήτησης φορτίου, πρόβλεψη μέγιστης αναγκαίας ισχύος θέρμανσης ή ψύξης), η διαχείριση υδάτινων πόρων (πρόβλεψη υδάτινων αποθεμάτων, ύψους βροχόπτωσης), η μετεωρολογία (θερμοκρασία, υγρασία, ατμοσφαιρική πίεση) και η ρύπανση (ατμοσφαιρικοί ρύποι, ηχορύπανση, ρύπανση υδάτων και εδαφών) αντιμετωπίζονται συχνά με χρήση τεχνικών προβλέψεων.
10. *Μεταφορές & Μετακινήσεις*. Η πρόβλεψη του κυκλοφοριακού φόρτου, της χρήσης και του κορεσμού των υποδομών ανά μονάδα χρόνου σε διαφορετικά γεωγραφικά σημεία και προς συγκεκριμένη κατεύθυνση είναι μερικά μόνο από τα προβλήματα που μπορούν να αντιμετωπιστούν με εξειδικευμένα μοντέλα και τεχνικές προβλέψεων.
11. *Ασφαλίσεις*. Ο κλάδος των ασφαλίσεων είναι ο κατεξοχήν κλάδος ο οποίος βασίζεται στην διαδικασία διεξαγωγής προβλέψεων και μάλιστα υψηλού επιπέδου. Οι επιτυχείς προβλέψεις για τη ζήτηση ασφάλισης και το μέγεθος των αποζημιώσεων των ασφαλισμένων κινδύνων καθορίζουν την σύνθεση του χαρτοφυλακίου των προϊόντων μίας ασφαλιστικής εταιρείας, το ύψος των ασφαλίσεων και κατ' επέκταση τον κύκλο εργασιών της και τις προοπτικές της για οικονομική επιτυχία.
12. *Κοινωνικό περιβάλλον*. Οι τεχνικές προβλέψεων εφαρμόζονται ευρύτατα στο κοινωνικό περιβάλλον, για παράδειγμα στην πρόβλεψη δημογραφικών δεδομένων για την χάραξη πολιτικών διαχείρισης δημόσιων και ιδιωτικών χώρων, την εκτίμηση των επιπέδων και του είδους της εγκληματικότητας για τον σχεδιασμό προληπτικών και κατασταλτικών μέτρων, την πρόγνωση επιδημιολογικών φαινομένων για τον καθορισμό των μελλοντικών αναγκών των συστημάτων υγείας, την πρόβλεψη των τεχνολογιών που θα δεσπόζουν

μελλοντικά για την προσαρμογή δημοσίων και ιδιωτικών δομών και υποδομών, εκπαιδευτικών διαδικασιών κ.α.

1.4 ΛΙΓΗ ΙΣΤΟΡΙΑ

Δεν ήταν όμως πάντοτε τόσο δημοφιλής η ενασχόληση με την παραγωγή προβλέψεων ακόμα και αν αυτές γίνονταν με επιστημονικές μεθόδους. Η εξαγωγή προβλέψεων, μέχρι τις αρχές του 17^{ου} αιώνα θεωρούνταν χάσιμο χρόνου στην καλύτερη περίπτωση και αμαρτία στη χειρότερη. Ξεκίνησαν να γίνονται αναγκαίες σταδιακά μετά το 1600 όταν η Ευρώπη είχε μπει για τα καλά στην εποχή των μεγάλων ανακαλύψεων των άγνωστων για τους Ευρωπαίους ακόμα περιοχών του πλανήτη. Η κατάκτηση και ο αποικισμός των τελευταίων οδήγησε στην ανάπτυξη του υπερπόντιου εμπορίου δημιουργώντας ευκαιρίες για τολμηρούς επιχειρηματίες με προεξάρχοντες τους εφοπλιστές, που ήταν πρόθυμοι να αναλάβουν τον κίνδυνο που συνεπαγόταν η επιχειρηματική τους δραστηριότητα. Πιστωτικά και ασφαλιστικά ιδρύματα που θέλησαν να αναπτύξουν τις δραστηριότητες τους στην αναδυόμενη οικονομική πραγματικότητα, εξασφαλίζοντας ταυτόχρονα τα κεφάλαια τους, άρχισαν να διαμορφώνουν μία ζήτηση για πληροφόρηση σχετικά με το είδος και μέγεθος των κινδύνων που αναλάμβαναν οι πελάτες τους και μαζί τους και οι ίδιοι. Η ταυτόχρονη ανάπτυξη των θετικών επιστημών και ιδιαίτερα των μαθηματικών και συγκεκριμένα της στατιστικής, άρχισαν να δημιουργούν το γόνιμο έδαφος για την εξέλιξη της έρευνας στην παραγωγή προβλέψεων ως διακριτό επιστημονικό αντικείμενο έρευνας.

Κατά τα επόμενα 300 χρόνια, σημειώθηκαν σημαντικές πρόοδοι στις μεθόδους πρόβλεψης βάσει δεδομένων, με μεγάλο μέρος της ανάπτυξης να έρχεται τον εικοστό αιώνα. Η ανάλυση παλινδρόμησης, η αποσύνθεση, η εξομάλυνση και οι μέθοδοι αυτόματου ελέγχου του μέσου όρου είναι παραδείγματα διαδικασιών πρόβλεψης βάσει δεδομένων που έχουν αποδειχθεί εξαιρετικά αποτελεσματικές και περιλαμβάνονται στα περισσότερα σύγχρονα προϊόντα λογισμικού προβλέψεων. Παράλληλα, ο πολλαπλασιασμός των ισχυρών προσωπικών υπολογιστών και η διάχυση της χρήσης τους σε όλο το κοινωνικό φάσμα έχει αυτοματοποιήσει δραματικά

την διαδικασία παραγωγής προβλέψεων. Με αυτό τον τρόπο, οι προβλέψεις έχουν καταστεί ένα εργαλείο περισσότερο προσιτό σε μη ειδικούς ενδιαφερόμενους όπως είναι οι επιχειρηματίες, οι αρμόδιοι οργανισμών, υπηρεσιών και φορέων γενικότερα, των οποίων τα συμφέροντα και κατ' επέκταση ο σχεδιασμός των δράσεων τους, εξαρτάται σε σημαντικό βαθμό από μελλοντικές εξελίξεις.[4] [5]

Παράλληλα με την ανάπτυξη μεθόδων που βασίζονται στη χρήση και επεξεργασία δεδομένων, ο ρόλος της κρίσης και των κριτικών προσεγγίσεων στις προβλέψεις έχει αυξηθεί σημαντικά τα τελευταία 25 χρόνια. Χωρίς ιστορικό δεδομένων, η ανθρώπινη κρίση μπορεί να είναι ο μόνος τρόπος για να κάνουμε προβλέψεις για το μέλλον. Στις περιπτώσεις που υπάρχουν διαθέσιμα στοιχεία, η κρίση θα πρέπει να χρησιμοποιείται για την επανεξέταση και ίσως την τροποποίηση των προβλέψεων που παράγονται με ποσοτικές διαδικασίες.

Με τον πολλαπλασιασμό των ισχυρών προσωπικών υπολογιστών και τη διαθεσιμότητα εξελιγμένων πακέτων λογισμικού, δημιουργούνται εύκολα προβλέψεις μελλοντικών τιμών για μεταβλητές ενδιαφέροντος. Ωστόσο, αυτή η ευκολία υπολογισμού δεν αντικαθιστά την καθαρή σκέψη και την πείρα ενός επιτελικού στελέχους. Η έλλειψη διαχειριστικής εποπτείας και η ακατάλληλη χρήση των τεχνικών πρόβλεψης μπορεί να οδηγήσουν σε δαπανηρές αποφάσεις. [4]

1.5 Η ΚΡΙΤΙΚΗ [1]

Παρόλη την πρόοδο που έχει συντελεστεί στην αποτελεσματικότητα και ακρίβεια των προβλέψεων, ο εν λόγω τομέας έχει επί πολλές δεκαετίες δεχτεί δυσμενείς κριτικές και έχει αντιμετωπίσει μεγάλη δυσαρέσκεια σχετικά με την αδυναμία των μεθόδων του να προειδοποιήσουν έγκαιρα για επερχόμενες αλλαγές καθώς και για την ύπαρξη μεγάλων σφάλματων στις προβλέψεις. Συγχρόνως, όμως, γεγονότα που οφείλονται σε ασταθή περιβάλλοντα, σε μη αναμενόμενες εξελίξεις, σε ασυνέχειες και άλλους εξωγενείς προς ένα περιβάλλον δράσης παράγοντες, αυξάνουν τις ανάγκες για πραγματοποίηση

προβλέψεων. Όταν δεν υπάρχει αβεβαιότητα στο περιβάλλον και τα πάντα ακολουθούν την αναμενόμενη πορεία τους, δεν υπάρχει ουσιαστική ανάγκη να γίνουν προβλέψεις. Η ειρωνεία έγκειται στο ότι σε χρονικές περιόδους που χαρακτηρίζονται από συνεχείς και απότομες μεταβολές και η ικανότητα ακριβούς πρόβλεψης είναι αισθητά μειωμένη, η ζήτηση για πραγματοποίηση προβλέψεων παρουσιάζει κατακόρυφη αύξηση.

Στην επιστήμη των προβλέψεων πάντα υπήρχαν αποκλίσεις μεταξύ των αποτελεσμάτων των θεωρητικών μοντέλων πρόβλεψης και των πραγματικών γεγονότων. Ο σημαντικότερος λόγος τέτοιων ασυμφωνιών είναι ότι κάποιες από τις θεωρητικές υποθέσεις των μοντέλων πρόβλεψης δεν ευσταθούν ή δεν διατηρούνται στο διηνεκές. Κάθε μοντέλο βασίζεται στην προσαρμογή του σε ένα σύνολο δεδομένων. Θεωρητικά η καλύτερη μέθοδος πρόβλεψης είναι εκείνη η οποία προσαρμόζεται ακριβέστερα.

Ακόμα όμως και μία εξαιρετική προσαρμογή ενός μοντέλου στα δεδομένα μίας διαδικασίας, δεν εξασφαλίζει την ακριβή πρόβλεψη της εξέλιξης της, διότι σπανίως τα χαρακτηριστικά της διατηρούνται αναλλοίωτα στο πέρασμα του χρόνου. Το σύγχρονο, πολιτικό, οικονομικό, τεχνολογικό και πληροφοριακό περιβάλλον δεν επιτρέπουν την μακροχρόνια παγίωση χαρακτηριστικών σε παραγωγικές διαδικασίες, τρόπους απασχόλησης, καταναλωτικά πρότυπα, στην ισορροπία προσφοράς και ζήτησης και συνεπώς στις διαδικασίες που καλούνται οι μέθοδοι των προβλέψεων να αποφανθούν για την μελλοντική πορεία τους.

Συνεπώς, η ύπαρξη σφαλμάτων στις προβλέψεις είναι αναπόφευκτη. Το πρόβλημα προκύπτει από τις προσδοκίες εκείνων που ζητάνε προβλέψεις και προσδοκούν απαντήσεις εν είδη προφητείας. Οι χρήστες λοιπόν των μεθόδων προβλέψεων θα πρέπει αρχικά να τις αναγνωρίσουν σαν αυτό που είναι, δηλαδή μοντέλα, προσομοιώσεις διαδικασιών με αποτελέσματα να αποτελούν προσεγγίσεις, επαρκείς είτε όχι. Στην συνέχεια θα πρέπει σε μία διαδικασία αξιολόγησης τους να διακρίνουν τα πλεονεκτήματα και τους περιορισμούς τους ξεχωριστά στην κάθε μία και τελικά να αναγνωρίσουν εκείνη ή εκείνες τις μεθόδους που όχι μόνο προσαρμόζονται καλύτερα στις διαδικασίες που τους ενδιαφέρουν αλλά έχουν την δυνατότητα και ευχέρεια

αναπροσαρμογής τους σε αλλαγές των χαρακτηριστικών των εν λόγω διαδικασιών.

1.6 ΤΥΠΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ [1] [2] [4]

Οι προβλέψεις μπορούν να κατηγοριοποιηθούν με διάφορους τρόπους ανάλογα με το κριτήριο διάκρισης τους που επιλέγεται κάθε φορά.

1. Ορίζοντας Πρόβλεψης

Το χρονικό βάθος των προβλέψεων τις κατατάσσει σε:

i. Βραχυπρόθεσμες

Χρησιμοποιούνται στον προγραμματισμό του προσωπικού, της δρομολόγησης των μεταφορών, μεταβολής τιμών προϊόντων κ.α. Στο πλαίσιο της διαδικασίας αυτού του είδους προγραμματισμού, συχνά απαιτούνται προβλέψεις για τη ζήτηση.

ii. Μεσοπρόθεσμες

Απαιτούνται για τον καθορισμό των μελλοντικών αναγκών σε πόρους, προκειμένου να αγοραστούν πρώτες ύλες, να προσδιοριστεί το απαιτούμενο προσωπικό ή να αγοραστούν μηχανήματα και εξοπλισμός.

iii. Μακροπρόθεσμες

Εφαρμόζονται στον στρατηγικό σχεδιασμό. Οι αποφάσεις αυτές πρέπει να λαμβάνουν υπόψη τις ευκαιρίες της αγοράς, τους περιβαλλοντικούς παράγοντες και τους ίδιους πόρους.

2. Κλίμακα Πρόβλεψης

Οι προβλέψεις μπορούν επίσης να ταξινομηθούν με βάση την κλίμακα μεγέθους της δραστηριότητας ή του φαινομένου που εξετάζουν, δηλαδή το κατά πόσο επικεντρώνονται σε τμηματικές ή

γενικές τιμές μεταβλητών. Παραδείγματα τέτοιας κατηγοριοποίησης προβλέψεων είναι:

- Προβλέψεις πωλήσεων για ένα προϊόν ή έναντι μίας κατηγορίας προϊόντων.
- Προβλέψεις εσόδων για ένα κατάστημα μιας αλυσίδας έναντι όλων των καταστημάτων μίας πόλης, περιοχής, χώρας ακόμα και γεωγραφικής ενότητας (π.χ. Δυτικής Ευρώπης).
- Προβλέψεις για διαφορετικούς χρονικούς ορίζοντες (π.χ. εβδομαδιαίες, μηνιαίες, ετήσιες πωλήσεις).

3. Ποσοτικές ή Ποιοτικές Προβλέψεις

- Ποιοτικές Προβλέψεις: Πρόκειται για προβλέψεις που γίνονται στη βάση των ποιοτικών χαρακτηριστικών μιας δραστηριότητας. Εδώ χρησιμοποιείται μόνο η "κρίση" εκείνου που κάνει την πρόβλεψη. Ακόμη και σε αυτή την περίπτωση, φυσικά, η «κρίση» του προβλέποντος μπορεί να είναι το αποτέλεσμα της αξιολόγησης από μέρος του των υπαρχόντων ποσοτικών δεδομένων. Οι *ποιοτικές προβλέψεις* εφαρμόζονται ιδιαίτερα σε περιπτώσεις όπου δεν υπάρχουν διαθέσιμα ποσοτικά δεδομένα και παράλληλα υφίσταται αρκετή γνώση για ποιοτικά χαρακτηριστικά της υπό εξέταση παραμέτρου. Οι μέθοδοι που εφαρμόζονται στις ποιοτικές προβλέψεις δεν βασίζονται σε εικασίες. Είναι καλά αναπτυγμένες, δομημένες προσεγγίσεις για την απόκτηση καλών προβλέψεων χωρίς τη χρήση ιστορικών δεδομένων. Παραδείγματα τέτοιων προβλέψεων αφορούν την ταχύτητα μετάδοσης δεδομένων ή των επεξεργασιών των υπολογιστών τα επόμενα πέντε χρόνια, η εμπορική επιτυχία ενός καινοτόμου προϊόντος, η κλίμακα χρήσης νέων υλικών ή τεχνητής νοημοσύνης εντός της επόμενης δεκαετίας κ.τ.λ.

- Ποσοτικές Προβλέψεις: Στο άλλο άκρο βρίσκονται, οι καθαρά ποσοτικές τεχνικές οι οποίες δεν χρειάζονται καμία εισαγωγή του παράγοντα κρίσης. Είναι μηχανικές διαδικασίες που παράγουν ποσοτικά αποτελέσματα. Οι ποσοτικές μέθοδοι πρόβλεψης μπορούν να εφαρμοστούν όταν πληρούνται δύο προϋποθέσεις: Πρώτον, να υπάρχουν διαθέσιμα αριθμητικά δεδομένα σχετικά με το παρελθόν και δεύτερον, να είναι βάσιμη η υπόθεση ότι ορισμένες πτυχές του παρελθόντος θα συνεχιστούν στο μέλλον. Υπάρχει ένα ευρύ φάσμα ποσοτικών μεθόδων πρόβλεψης, που συχνά αναπτύσσονται στο πλαίσιο συγκεκριμένων κλάδων και για ειδικούς σκοπούς. Κάθε μέθοδος έχει τις δικές της ιδιότητες, ακρίβεια και κόστος που πρέπει να λαμβάνεται υπόψη κατά την επιλογή μιας μεθόδου προβλέψεων.

4. Προβλέψεις με βάση το εύρος τιμών του αποτελέσματος.

Ανάλογα με την φύση υπό εξέταση φαινομένου, τον βαθμό αβεβαιότητας του αλλά και την μέθοδο πρόβλεψης που ακολουθείται το αποτέλεσμα μίας διαδικασίας πρόβλεψης μπορεί να είναι ένας α) μοναδικός αριθμός, β) ένα διάστημα τιμών ή γ) μία ολόκληρη κατανομή πιθανότητας. Παραδείγματα τέτοιων προβλέψεων είναι το αν θα ανέβει ή θα πέσει ο δείκτης του χρηματιστηρίου την επόμενη μέρα, τα όρια στα οποία θα κινηθεί το ετήσιο ΑΕΠ μίας χώρας και η πιθανότητα να γίνει σεισμός στην Αττική τα επόμενα δέκα χρόνια η οποία ακολουθεί μία συγκεκριμένη στατιστική κατανομή (π.χ. Poisson).

5. Προβλέψεις με βάση την μέθοδο παραγωγής τους.

Με βάση τον τρόπο εξαγωγής τους, οι προβλέψεις διακρίνονται σε α) στατιστικές, β) κριτικές, γ) προβλέψεις στόχου ή προϋπολογισμού και δ) τελικές προβλέψεις. Οι προβλέψεις με βάση την μέθοδο παραγωγής τους θα εξετασθούν αναλυτικότερα στο 2^ο κεφάλαιο.

1.7 Η ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΤΗΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ [6]

Υπάρχουν πέντε βασικά βήματα σε οποιαδήποτε εργασία πρόβλεψης για την οποία υπάρχουν διαθέσιμα ποσοτικά δεδομένα.

1. **Ο ορισμός του προβλήματος.** Ο ορισμός του προβλήματος είναι μερικές φορές η πιο δύσκολη πτυχή του έργου μίας διαδικασίας πρόβλεψης. Απαιτεί την ανάπτυξη μιας βαθιάς κατανόησης του σκοπού που οι προβλέψεις προορίζονται να εξυπηρετήσουν καθώς και του τρόπου με τον οποίο θα χρησιμοποιηθούν. Επίσης, το ποιος τις χρειάζεται, πως θα τις χρησιμοποιήσει και πώς η διαδικασία της πρόβλεψης μπορεί αποτελεσματικά να ενσωματωθεί εντός της λειτουργίας του οργανισμού, είναι ερωτήματα που αποτελούν μέρος του προβλήματος της επιλογής μιας μεθόδου προβλέψεων.

2. **Συλλογή και επεξεργασία των δεδομένων.** Σε μία διαδικασία πρόβλεψης απαιτούνται πάντα τουλάχιστον δύο είδη πληροφοριών: α) ποσοτικά στατιστικά στοιχεία και β) η συσσωρευμένη πείρα των ατόμων που συλλέγουν τα δεδομένα και χρησιμοποιούν τις προβλέψεις. Συχνά, θα είναι δύσκολο να αποκτηθούν αρκετά ιστορικά δεδομένα προκειμένου να τροφοδοτήσουν ένα καλό στατιστικό μοντέλο. Στην περίπτωση αυτή, μπορούν να χρησιμοποιηθούν οι κριτικές μέθοδοι πρόβλεψης.

Επίσης, απαραίτητη είναι η επεξεργασία και το φιλτράρισμα των δεδομένων. Η ύπαρξη υπερβολικού ή ανεπαρκούς όγκου δεδομένων, στοιχείων άσχετων με το εξεταζόμενο πρόβλημα ή εκφρασμένων σε διαφορετικές μονάδες μέτρησης ή προερχόμενων από διαφορετικές πηγές, κενών τιμών που πρέπει να εκτιμηθούν κ.α. καθιστούν αναγκαία την εξέταση και επεξεργασία των προς χρήση δεδομένων προκειμένου να λάβουν ωφέλιμη μορφή.

3. **Ανάλυση δεδομένων.** Σκοπός του βήματος αυτού είναι να αναπτυχθεί μία ολοκληρωμένη αντίληψη των διαθέσιμων δεδομένων,

ώστε να αναγνωριστούν πιθανά λανθάνοντα πρότυπα, σημαντική τάση ή εποχικότητα και ασυνήθιστες τιμές. Η προσαρμογή των δεδομένων (μηδενικές τιμές, κενές τιμές, ημερολογιακές προσαρμογές), η απομόνωση των συνιστωσών της χρονοσειράς και η αναγνώριση και απομόνωση ειδικών γεγονότων και ενεργειών θα οδηγήσει σε μία εξομαλυμένη ακολουθία δεδομένων, έτοιμη για την εφαρμογή μοντέλων πρόβλεψης.

4. Επιλογή μεθόδων πρόβλεψης. Στο βήμα αυτό δοκιμάζονται τα καταλληλότερα μοντέλα πρόβλεψης, με κριτήριο την ελαχιστοποίηση του σφάλματος πρόβλεψης. Η καταλληλότητα τους εξαρτάται από τη διαθεσιμότητα ιστορικών δεδομένων, το είδος και την ισχύ των σχέσεων μεταξύ της μεταβλητής πρόβλεψης και τυχόν επεξηγηματικών μεταβλητών, καθώς και τον τρόπο με τον οποίο θα χρησιμοποιηθούν οι προβλέψεις. Είναι σύνηθες να συγκρίνονται δύο ή τρία πιθανά μοντέλα. Συνήθως, τα απλούστερα μοντέλα αντιμετωπίζονται ευνοϊκότερα αν παρουσιάζουν ικανοποιητική ακρίβεια καθώς υιοθετούνται ευκολότερα από τους τελικούς χρήστες τους οι οποίοι καλούνται να τα χρησιμοποιήσουν για να πάρουν αποφάσεις.

5. Εφαρμογή και αξιολόγηση των μοντέλων πρόβλεψης. Μόλις επιλεγεί ένα μοντέλο και καθορισθούν οι παράμετροί του, το μοντέλο χρησιμοποιείται για την πραγματοποίηση προβλέψεων. Η απόδοση του μοντέλου μπορεί να αξιολογηθεί σωστά μόνο αφού καταστούν διαθέσιμα τα δεδομένα για την περίοδο πρόβλεψης. Έχουν αναπτυχθεί διάφορες μέθοδοι που βοηθούν στην αξιολόγηση της ακρίβειας των προβλέψεων. Τέλος, η παρακολούθηση του προτύπου της χρονοσειράς, όπως αυτή διαμορφώνεται κατά την διάρκεια της περιόδου πρόβλεψης και των σφαλμάτων του εφαρμοζόμενου μοντέλου, συμβάλλει στην έγκαιρη εφαρμογή διορθωτικών αλλαγών για την επίτευξη ακριβέστερων τελικών προβλέψεων.

1.8 ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΕΣ

Οι χρονοσειρές ή χρονολογικές σειρές αποτελούν ένα σύνολο διαδοχικών παρατηρήσεων της τιμής κάποιου φυσικού ή άλλου μεγέθους. Βασικό τους χαρακτηριστικό είναι το γεγονός ότι οι διαδοχικές αυτές παρατηρήσεις δεν είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους. Όταν οι διαδοχικές παρατηρήσεις είναι απολύτως εξαρτημένες, οι μελλοντικές τιμές μπορούν να προσδιοριστούν ακριβώς από τις προηγούμενες. Μια τέτοια διαδικασία ονομάζεται ντετερμινιστική.

Στην πραγματικότητα όμως δεν υπάρχουν μεγέθη ή φαινόμενα των οποίων η εξέλιξη να εξαρτάται απολύτως από την προηγούμενη κατάσταση τους, εκτός μόνον από όσα μελετώνται σε συνθήκες εργαστηρίου. Στον πραγματικό κόσμο τα περισσότερα μεγέθη επηρεάζονται και από τον λεγόμενο "τυχαίο παράγοντα", ο οποίος αντιπροσωπεύει μια στατιστική μεταβλητή. Τα φαινόμενα που περιέχουν τον τυχαίο παράγοντα ονομάζονται στοχαστικά και οι χρονολογικές σειρές αποτελούν στοχαστικά μεγέθη.[1]

Ποιοτικά χαρακτηριστικά Χρονοσειρών

Η συστηματική μελέτη μιας χρονοσειράς ξεκινάει με την επισκόπηση του γραφήματος της στο πεδίο του χρόνου και την αναγνώριση των βασικών ποιοτικών της χαρακτηριστικών που προκύπτουν από αυτό και είναι η τάση, η εποχικότητα, η κυκλικότητα και οι ασυνέχειες.

Τάση

Ως τάση μίας χρονοσειράς μπορεί να οριστεί η σταθερή μακροχρόνια συμπεριφορά ή εξέλιξη της υπό την μορφή ανοδικής ή πτωτικής πορείας είτε και οριζόντιας – στάσιμης εξέλιξης. Η τάση σε μία χρονοσειρά οφείλεται συνήθως σε πληθυσμιακές και τεχνολογικές αλλαγές, σε μεταβολές όπως τα μακροοικονομικά μεγέθη (ΑΕΠ, πληθωρισμός, ανεργία) , στην αύξηση της παραγωγικότητας κ.α.[7]

Κυκλικότητα

Αντιπροσωπεύει την κυματοειδή μεταβολή στο γράφημα μίας χρονοσειράς, η οποία είναι ενσωματωμένη στην τάση της τελευταίας. Αντιπροσωπεύει την χρονική κυκλικότητα φαινομένων οικονομικών (οικονομικοί και επιχειρηματικοί κύκλοι), τεχνολογικών (κύκλοι ωρίμανσης νέων τεχνολογιών), βιολογικών (πληθυσμιακές διακυμάνσεις) και άλλων. Οι χρονικοί κύκλοι έχουν σχεδόν πάντα διάρκεια μεγαλύτερη του έτους χωρίς όμως να εμφανίζουν κανονική περιοδικότητα. [7]

Εποχικότητα

Αναφέρεται στις περιοδικές διακυμάνσεις, οι οποίες εμφανίζονται κατά την διάρκεια ενός έτους και επαναλαμβάνονται με την ίδια περίπου μορφή από έτος σε έτος. Οφείλονται σε καιρικές μεταβολές (κατανάλωση παγωτού, καυσίμων, αναψυκτικών), σε κοινωνικούς και διοικητικούς παράγοντες (γιορτές, θρησκευτικά έθιμα, επίσημες αργίες, χορήγηση αδειών) κ.α. Οι εποχικές διακυμάνσεις επαναλαμβάνονται με συστηματικό και συνεπή τρόπο για αυτό μπορούν εύκολα να εντοπιστούν, να μετρηθούν και να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών μίας χρονοσειράς.[7]

Ασυνέχειες

Έτσι ονομάζονται οι απομονωμένες παρατηρήσεις που εμφανίζονται στο γράφημα κάποιας χρονοσειράς ως απότομες αλλαγές στο πρότυπο συμπεριφοράς της και δε θα μπορούσαν να έχουν προβλεφθεί από την προηγούμενη πορεία της. Τέτοιες αλλαγές μπορεί να έχουν παροδικό ή μόνιμο χαρακτήρα. Στην πρώτη περίπτωση ονομάζονται, σύμφωνα με την επικρατούσα αγγλική ορολογία, outliers ή special events και η επίδρασή τους στην χρονοσειρά έχει μικρή χρονική διάρκεια. Μία ασυνέχεια τύπου outlier αντιπροσωπεύει συνήθως μια ασυνήθιστα υψηλότερη ή χαμηλότερη παρατήρηση σε σχέση με τον μέσο όρο των παρατηρήσεων της χρονοσειράς και οφείλεται σε κάποιο εξαιρετικό και απρόβλεπτο γεγονός. Παραδείγματα outlier γεγονότων είναι η απότομη μείωση της ζήτησης αεροπορικών εισιτηρίων εξαιτίας εξαιρετικά δυσμενών καιρικών συνθηκών (τυφώνες,

εκρήξεις ηφαιστειών), μείωση της προσφοράς προϊόντων λόγω απεργιών σε λιμάνια κ.α.

Στην περίπτωση που οι παρατηρούμενες ασυνέχειες έχουν μόνιμο χαρακτήρα ονομάζονται level-shifts αφού εμφανίζονται ως απότομες αλλαγές στο μέσο επίπεδο των τιμών της χρονοσειράς. Γεγονότα τα οποία μπορούν να οδηγήσουν σε τέτοιες μετατοπίσεις του επιπέδου μιας χρονοσειράς είναι μία επιτυχημένη διαφημιστική εκστρατεία για ένα προϊόν η οποία θα αυξήσει μεσοπρόθεσμα τις πωλήσεις του, η είσοδος στην αγορά μίας νέας ανταγωνίστριας επιχείρησης ή η εμφάνιση μίας νέας πατενταρισμένης τεχνολογίας που θα μειώσουν αμφότερες τα επίπεδα πωλήσεων μίας ήδη δραστηριοποιούμενης εταιρείας στον κλάδο κ.α. [1]

Μη κανονικές διακυμάνσεις

Θεωρούνται εκείνες οι διακυμάνσεις που απομένουν όταν όλα τα υπόλοιπα συστατικά στοιχεία της χρονοσειράς (τάση, εποχικότητα και κυκλικότητα) έχουν απομονωθεί. Εμφανίζονται σε μία χρονοσειρά με εντελώς τυχαίο και μη συστηματικό τρόπο και αντιπροσωπεύουν τυχαία γεγονότα και απρόσμενους παράγοντες που δεν προσδιορίζονται από την τάση, την κυκλικότητα και την εποχικότητα της χρονοσειράς. Τέτοια γεγονότα και παράγοντες μπορεί να είναι πόλεμοι, φυσικές καταστροφές, απεργίες, φήμες για ένα συγκεκριμένο προϊόν, αλλαγές στη νομοθεσία κ.α. Στις μη κανονικές διακυμάνσεις συμπεριλαμβάνονται και οι ασυνέχειες (outliers, level-shifts).[1]

[7]

1.9 Μοντέλα Προβλέψεων

Ο όρος μοντέλο αναφέρεται στην αναπαράσταση μίας οποιασδήποτε διαδικασίας με στόχο μία αφαιρετική περιγραφή του μηχανισμού της. Ένα μοντέλο πρόβλεψης με την σειρά του αντιπροσωπεύει την διαδικασία που ακολουθείται από μία μέθοδο προκειμένου να παραχθούν προβλέψεις. Δεδομένης της ύπαρξης μίας πληθώρας τεχνικών προβλέψεων, κάθε τεχνική

υποδεικνύει και μία διαφορετική διαδικασία και κατ' επέκταση και ένα διαφορετικό μοντέλο πρόβλεψης.

Στον χώρο των ποσοτικών μεθόδων πρόβλεψης, η γενική τους κατάταξη ορίζει δύο μοντέλα προβλέψεων: το μοντέλο των χρονοσειρών (time series model) και το αιτιοκρατικό ή επεξηγηματικό μοντέλο (causal relationship ή explanatory model). (1)

1.9.1 Μοντέλο Χρονοσειρών

Πρόκειται για το πιο διαδομένο είδος ποσοτικού μοντέλου πρόβλεψης. Η εφαρμογή του είναι εφικτή όταν υπάρχουν ιστορικά δεδομένα για την τιμή του υπό πρόβλεψη μεγέθους σε προηγούμενες και σταθερές χρονικές περιόδους (π.χ. ημέρες, μήνες, έτη κ.λ.π.). Το μοντέλο υποθέτει ότι η μεταβολή της τιμής του μεγέθους ακολουθεί ένα συγκεκριμένο λανθάνον πρότυπο που επαναλαμβάνεται στον χρόνο και παραμένει σταθερό. Οι προβλέψεις πραγματοποιούνται με την αναγνώριση του ακολουθούμενου προτύπου και την προβολή του στο μέλλον.

Το μοντέλο παίρνει την μορφή μιας συνάρτησης $Y = f(X_1, X_2, \dots, X_n)$ της οποίας οι μεταβλητές X_1, X_2, \dots, X_n είναι οι τιμές του υπό εξέταση μεγέθους από το παρόν (X_n) έως και την παλαιότερη παρατήρηση (X_1) για την οποία υπάρχουν διαθέσιμα στοιχεία ή σταματάει να επαναλαμβάνεται το πρότυπο του μοντέλου, ενώ Y είναι η πρόβλεψη που πραγματοποιείται την χρονική περίοδο n για την περίοδο $n+1$. Τέλος η συνάρτηση f αντιπροσωπεύει το λανθάνον πρότυπο το οποίο διέπει το υπό έρευνα φαινόμενο και εκφράζεται ως αριθμητική σχέση μεταξύ των παρελθόντων τιμών – μεταβλητών του.[1]

1.9.2 Αιτιοκρατικό Μοντέλο

Το μοντέλο αυτό βασίζεται στην υπόθεση ότι υπάρχει μία σταθερή σχέση μεταξύ του υπό πρόβλεψη μεγέθους και ορισμένων παραμέτρων που το επηρεάζουν. Και αυτό το μοντέλο λαμβάνει την μορφή μιας συνάρτησης του τύπου $Y = f(X_1, X_2, \dots, X_n)$ όπου εδώ όμως οι μεταβλητές X_1, X_2, \dots, X_n αντιπροσωπεύουν τις n παραμέτρους από τις οποίες εξαρτάται η μεταβολή του μεγέθους που μας ενδιαφέρει και Y είναι η τιμή της εξαρτημένης

Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης
στην Αυτοκινητοβιομηχανία

μεταβλητής. Παράδειγμα αιτιοκρατικού μοντέλου πρόβλεψης είναι το Ακαθάριστο Εγχώριο Προϊόν το οποίο μπορεί να εκφραστεί ως εξής:

ΑΕΠ = f (Κατανάλωση, Επενδύσεις, Δημόσιες Δαπάνες, Καθαρές Εξαγωγές). [1] [6]

Κεφάλαιο 2^ο

Εισαγωγή στις Μεθόδους Προβλέψεων

2.1 ΓΕΝΙΚΑ

Το αντικείμενο των προβλέψεων αφορά πρωτίστως την κατά το δυνατόν ακριβέστερη εκτίμηση κάποιου ζητούμενου μεγέθους στο μέλλον του οποίου η εξέλιξη δεν έχει ακόμα παρατηρηθεί. Η παραγωγή προβλέψεων επιτυγχάνεται με την αξιοποίηση της διαθέσιμης γνώσης και εμπειρίας και ανάλογα με το σκοπό χρήσης των παραγόμενων προβλέψεων αλλά και τα διαθέσιμα μέσα, η διαδικασία παραγωγής προβλέψεων γίνεται με διαφορετικό τρόπο. Έτσι, μπορεί είτε να συστηματοποιηθεί και να παράγει προβλέψεις αυτόματα μέσα από εξειδικευμένα λογισμικά που θα εφαρμόζουν υλοποιημένες στατιστικές μεθόδους προβλέψεων (στατιστική πρόβλεψη), ή να γίνεται με τη συμβολή ειδικών και εμπειρογνομόνων (κριτική πρόβλεψη). Ακόμα, μπορεί η πρόβλεψη να αφορά κάποιον επιθυμητό στόχο, τον οποίο επιδιώκουμε (π.χ. στόχοι πωλήσεων, προϋπολογισμός δαπανών). Η τελική μορφή των επιχειρησιακών προβλέψεων (τελική ή επιχειρησιακή πρόβλεψη), πάνω στην οποία θα βασισθεί ο σχεδιασμός της γενικότερης επιχειρησιακής διαδικασίας π.χ. παραγωγής προϊόντων, θα προκύψει από τον συνδυασμό με ίσα ή άνισα βάρη της στατιστικής, της κριτικής και της πρόβλεψης στόχου.

2.2 ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ

2.2.1 Στατιστική Πρόβλεψη

Οι στατιστικές προβλέψεις αναφέρονται στην εφαρμογή στατιστικών μοντέλων χρονοσειρών ή αιτιοκρατικών μοντέλων επί μιας σειράς δεδομένων με σκοπό την αυτοματοποιημένη και συστηματική παραγωγή προβλέψεων. Οι στατιστικές προβλέψεις είναι άμεσα εφαρμόσιμες και αποδεκτά ακριβείς, αν συνδυαστούν με κατάλληλα διαστήματα εμπιστοσύνης. Οι στατιστικές μέθοδοι πρόβλεψης μπορούν να χρησιμοποιηθούν άμεσα από τον χρήστη μέσω εξειδικευμένου λογισμικού, χωρίς να υπάρχει απαίτηση σε τεχνικές και στατιστικές γνώσεις. Μπορούν να εφαρμοσθούν μαζικά σε μεγάλο πλήθος χρονοσειρών (batch forecasting), απαιτώντας ελάχιστο χρόνο και λίγους υπολογιστικούς πόρους.

Πέρα από τα πολλά και σημαντικά τους πλεονεκτήματα, οι στατιστικές προβλέψεις παρουσιάζουν και αυτές τα προβλήματα τους. Συγκεκριμένα, οι στατιστικές μέθοδοι πρόβλεψων προϋποθέτουν ότι το πρότυπο συμπεριφοράς της εκάστοτε χρονοσειράς θα συνεχιστεί στο μέλλον, γεγονός που δε συμβαίνει πάντα. Επίσης, οι στατιστικές μέθοδοι δε λαμβάνουν υπ' όψη ειδικά γεγονότα και ενέργειες που ενδέχεται να πραγματοποιηθούν στο άμεσο μέλλον. Τέλος, η απαίτηση των στατιστικών προβλέψεων σε σημαντικό πλήθος ιστορικών παρατηρήσεων προκειμένου να παράξουν ικανοποιητικά αποτελέσματα, καθιστά συχνά την συλλογή αυτών των δεδομένων μία διαδικασία δύσκολη, χρονοβόρα και ενίοτε ζημιογόνα για τους χρήστες τους. [1]

Στην συνέχεια παρατίθενται περιληπτικά οι κυριότερες στατιστικές μέθοδοι πρόβλεψης.

Naive [1]

Η απλοϊκή μέθοδος (Naive) αποτελεί την πιο απλή στατιστική μέθοδο. Δεν παράγει ακριβείς προβλέψεις στην πλειοψηφία των περιπτώσεων αλλά χρησιμοποιείται ως σημείο αναφοράς άλλων πιο πολύπλοκων μεθόδων. Η πρόβλεψη F_t που προκύπτει από τη μέθοδο αυτή είναι ίση με την πραγματική τιμή της προηγούμενης παρατήρησης Y_{t-1} , δηλαδή:

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

Μέθοδοι Εξομάλυνσης [8]

Οι μέθοδοι εξομάλυνσης αποτελούνται με την σειρά τους από δύο κατηγορίες στατιστικών μεθόδων πρόβλεψης, τις μεθόδους των *κινητών μέσων* και τις μεθόδους *εκθετικής εξομάλυνσης*.

Ο κινητός μέσος όρος είναι η μέθοδος, όπου κάθε σημείο ενός κινητού μέσου μιας χρονοσειράς είναι ο αριθμητικός μέσος ενός αριθμού διαδοχικών παρατηρήσεων της σειράς. Ο αριθμός των παρατηρήσεων στον υπολογισμό του κινητού μέσου όρου επιλέγεται ώστε να ελαχιστοποιούνται οι επιδράσεις της εποχικότητας ή άλλων διακυμάνσεων στη χρονοσειρά.

Η μέθοδοι της εκθετικής εξομάλυνσης είναι ευέλικτες τεχνικές προβολής της τάσης, όπου στις παρατηρήσεις παρελθόντων ετών δίνονται διαφορετικές σταθμίσεις κατά τον υπολογισμό της πρόβλεψης. Η μέθοδοι είναι παρόμοιες με τη μέθοδο του κινητού μέσου όρου, όμως επιτρέπουν στους προβλέποντες να διορθώσουν προγενέστερες ανακρίβειες στις προβλέψεις θέτοντας βάρη στις παρατηρήσεις. Οι μέθοδοι της εκθετικής εξομάλυνσης χρησιμοποιούνται συνήθως για βραχυπρόθεσμες και μεσοπρόθεσμες προβλέψεις μεγάλου όγκου δεδομένων, ενώ αποδίδουν καλύτερα με δεδομένα που παρουσιάζουν στασιμότητα ή μικρό ρυθμό ανάπτυξης.

Μέθοδοι Διαχωρισμού Χρονοσειρών [8]

Οι μέθοδοι διαχωρισμού χρονοσειρών χρησιμοποιούνται ευρέως για την ταυτοποίηση των συστηματικών συνιστωσών μιας χρονοσειράς, όπως είναι η τάση, ο κύκλος και η εποχικότητα, καθώς και οι μη-συστηματικές ή τυχαίες συνιστώσες. Για την προβολή της τάσης, μια μαθηματική έκφραση, δηλαδή μια ευθεία γραμμή ή μια αργά μεταβαλλόμενη αλγεβρική μορφή, για τη χρονοσειρά, προβάλλεται στο μέλλον. Το εποχικό πρότυπο ταυτοποιείται με τον καθορισμό, πρώτον, των εποχικών δεικτών για κάθε μήνα ή τρίμηνο ενός έτους. Κατόπιν, τα πρότυπα αυτά προβάλλονται στο μέλλον. Η κυκλική πρόβλεψη προετοιμάζεται από άλλες συστηματικές προβολές ή με οικονομικά κριτήρια. Κατά την πρόβλεψη, η μη-συστηματική διακύμανση

συνήθως υποτίθεται ότι είναι μηδέν. Ωστόσο, οι μη κανονικές προσαρμογές μπορεί να χρειάζονται για κάποιους άλλους παράγοντες που προκαλούν μη αναμενόμενες αλλαγές στη χρονοσειρά όπως ασυνέχειες και μη κανονικές διακυμάνσεις.

Μοντέλα Παλινδρόμησης [8]

Τα μοντέλα παλινδρόμησης είναι διαδικασίες εκτίμησης γραμμικών ή πολυωνυμικών σχέσεων ή πολλαπλών γραμμικών σχέσεων. Τα μοντέλα αυτά εκφράζουν τις σχέσεις που υπάρχουν ανάμεσα στις μεταβλητές, οι οποίες αποτελούν αντικείμενο πρόβλεψης και των ερμηνευτικών μεταβλητών που σχετίζονται με αυτές. Οι μέθοδοι αυτές είναι πολύ χρήσιμες όταν υπάρχουν διαθέσιμα τα κατάλληλα ιστορικά δεδομένα, τα σχετικά με τους κυρίαρχους παράγοντες που προκαλούν τις διακυμάνσεις στις τιμές των μεταβλητών που πρόκειται να προβλεφθούν.

Μοντέλα ARIMA [1],[8]

Τα ολοκληρωμένα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινητών μέσων όρων (AutoRegressive Integrated Moving Average) είναι στοχαστικά μαθηματικά μοντέλα με τα οποία προσπαθούμε να περιγράψουμε τη διαχρονική εξέλιξη κάποιου φυσικού μεγέθους. Οι τεχνικές αυτές χρησιμοποιούν τις πιο πρόσφατες παρατηρήσεις ως τιμές έναρξης και αναλύουν τα σφάλματα πρόβλεψης προκειμένου να καθορίσουν τις κατάλληλες προσαρμογές για τις μελλοντικές χρονικές περιόδους. Οι μέθοδοι αυτές, είναι εξαιρετικά σύνθετες, απαιτούν πολύ χρόνο στον ηλεκτρονικό υπολογιστή και μερικές φορές αποδεικνύονται πολυέξοδες στη χρησιμοποίησή τους. Οι προβλέψεις των μοντέλων ARIMA είναι αποδεδειγμένα πολύ ακριβείς για μερικές ομάδες δεδομένων χρονοσειρών. Εν τούτοις, απλούστερες τεχνικές που απαιτούν λιγότερα δεδομένα, έχουν αποδειχθεί εξίσου επιτυχείς.

Μέθοδος Theta [1]

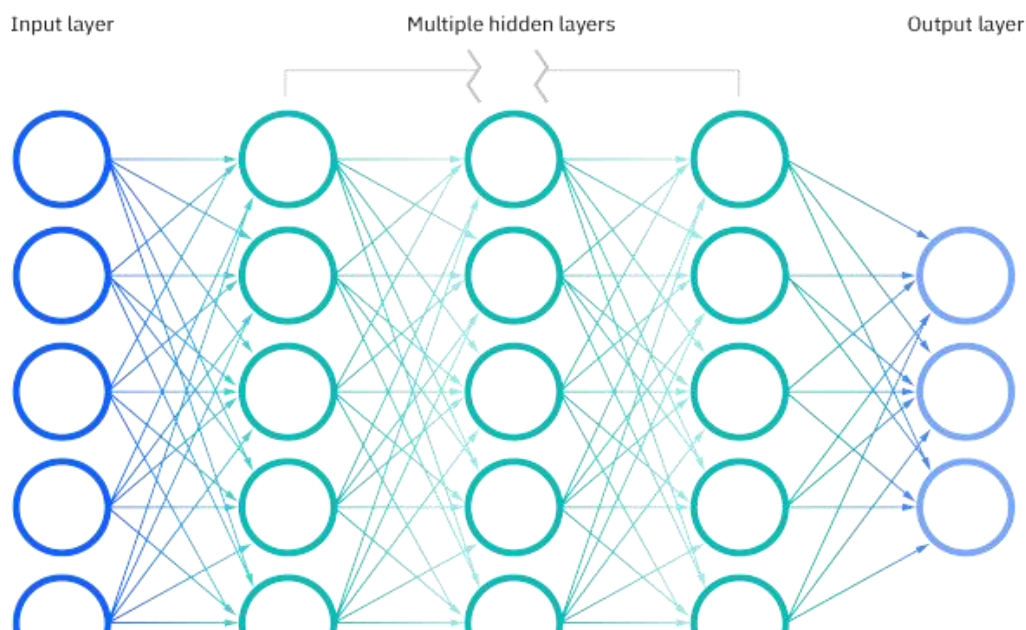
Η μέθοδος πρόβλεψης Theta (Assimakopoulos και Nikolopoulos, 2000) βασίζεται στην τροποποίηση των τοπικών καμπυλοτήτων της χρονοσειράς. Η αρχική χρονοσειρά αποσυντίθεται σε δύο ή περισσότερες γραμμές Theta (theta lines). Κάθε μία από αυτές προεκτείνεται ξεχωριστά και οι προβλέψεις τους συνδυάζονται.

Νευρωνικά Δίκτυα [9]

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι ένα υποσύνολο της μηχανικής μάθησης και βρίσκονται στην καρδιά των αλγορίθμων βαθιάς μάθησης μηχανής. Το όνομα και η δομή τους είναι εμπνευσμένα από τον ανθρώπινο εγκέφαλο, μιμούμενοι τον τρόπο με τον οποίο οι βιολογικοί νευρώνες σηματοδοτούν ο ένας στον άλλο.

Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούνται από επίπεδα κόμβων, με ένα επίπεδο εισόδου (input layer), ένα ή περισσότερα κρυφά στρώματα και ένα επίπεδο εξόδου (output layer). Κάθε κόμβος, ή τεχνητός νευρώνας, συνδέεται με έναν άλλο και έχει ένα σχετικό βάρος και μία τιμή - όριο, το «κατώφλι». Εάν η έξοδος οποιουδήποτε μεμονωμένου κόμβου είναι πάνω από την καθορισμένη τιμή-κατώφλι, αυτός ο κόμβος ενεργοποιείται, στέλνοντας δεδομένα στο επόμενο επίπεδο του δικτύου. Διαφορετικά, δεν μεταβιβάζονται δεδομένα στο επόμενο επίπεδο του δικτύου.

Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης στην Αυτοκινητοβιομηχανία



Εικόνα 2.1. Αναπαράσταση Διάταξης Νευρωνικού Δικτύου

Κάθε μεμονωμένος κόμβος λειτουργεί ως ένα αυτοτελές μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης, που αποτελείται από δεδομένα εισόδου, βάρη, μία τιμή-κατώφλι (*bias*) και μία έξοδο. Οι τύποι εισόδου και εξόδου μοιάζουν κάπως έτσι:

$$\sum wix_i + bias = w1x1 + w2x2 + w3x3 + bias$$

$$έξοδος = f(x) = 1 \text{ if } \sum w1x1 + b \geq 0; 0 \text{ if } \sum w1x1 + b < 0$$

Στο επίπεδο εισόδου ενός νευρωνικού δικτύου, εκχωρούνται βάρη στις μεταβλητές εισόδου. Αυτοί οι συντελεστές στάθμισης βοηθούν στον προσδιορισμό της σημασίας οποιασδήποτε δεδομένης μεταβλητής, με τις μεγαλύτερες να συμβάλλουν πιο σημαντικά στην έξοδο σε σύγκριση με άλλες εισροές. Ακολούθως, όλες οι εισροές πολλαπλασιάζονται με τους αντίστοιχους συντελεστές στάθμισης τους και έπειτα αθροίζονται. Στη συνέχεια, το αποτέλεσμα διέρχεται από μια λειτουργία ενεργοποίησης, η οποία καθορίζει την συνέχεια της διαδικασίας. Εάν αυτό το αποτέλεσμα υπερβαίνει ένα δεδομένο όριο, ενεργοποιεί τον κόμβο, μεταφέροντας τα δεδομένα του στο επόμενο επίπεδο του δικτύου. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα η «έξοδος» ενός κόμβου να μετατρέπεται σε «είσοδο» του επόμενου κόμβου. Αυτή η διαδικασία μεταβίβασης δεδομένων από το ένα επίπεδο στο επόμενο

επίπεδο καθιστά ένα νευρωνικό δίκτυο ως ένα δίκτυο μετάδοσης της πληροφορίας προς μία μόνο κατεύθυνση .

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν εφαρμοσθεί σε διάφορες πτυχές των προβλέψεων, από απευθείας παραγωγή προβλέψεων έως βελτιστοποίηση συγκεκριμένων παραμέτρων άλλων στατιστικών μεθόδων.

Συνδυαστικές Μέθοδοι

Οι συνδυαστικές μέθοδοι αναφέρονται στο συνδυασμό δύο ή και περισσότερων στατιστικών μεθόδων πρόβλεψης με ίσα ή άνισα βάρη. Η επιλογή των μεθόδων που θα συμμετέχουν καθορίζεται από τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά της κάθε μεθόδου, όπως και τα χαρακτηριστικά της εκάστοτε χρονοσειράς. Μεγάλο ρόλο παίζει, επίσης, και ο ορίζοντας πρόβλεψης. Η αποτελεσματικότητα των προβλέψεων που προέρχονται από μεθόδους συνδυασμού, ορίζεται βάσει των διακυμάνσεων του σφάλματος πρόβλεψης.[1]

2.2.2 Κριτική Πρόβλεψη

Οι κριτικές μέθοδοι πρόβλεψης συγκαταλέγονται στις ποιοτικές προβλέψεις καθώς βασίζονται λιγότερο σε ποσοτικά δεδομένα και περισσότερο στην κρίση και την διαίσθηση που προέρχονται από την συσσωρευμένη γνώση και εμπειρία των συμμετεχόντων στην διαδικασία πρόβλεψης. Η τελευταία μπορεί να είναι το αποτέλεσμα της κρίσης ενός ατόμου (γενικός διευθυντής) είτε το αποτέλεσμα διαβούλευσης και ανταλλαγής απόψεων μίας ομάδας ατόμων (επιτροπής) επιφορτισμένης με την παραγωγή προβλέψεων.

Οι κριτικές μέθοδοι πρόβλεψης είναι κατάλληλες σε περιπτώσεις έλλειψης ιστορικών δεδομένων, όταν τίγονται ηθικά ζητήματα στην λήψη των τελικών αποφάσεων και ως ερμηνευτικοί ή διορθωτικοί παράγοντες των στατιστικών προβλέψεων οι οποίες μπορεί να είναι ιδιαίτερα τεχνικές είτε να πάσχουν από ελλείψεις δεδομένων ιδιαίτερα όταν αυτά προκύπτουν κατά την διαδικασία παραγωγής των προβλέψεων. Επίσης η εσωτερική γνώση μίας

επιχείρησης ή ενός οργανισμού εμπεριέχει ποιοτικά στοιχεία πληροφόρησης τα οποία δεν μπορούν να ενσωματωθούν σε στατιστικά μοντέλα αλλά μπορούν να κρίνουν το τελικό αποτέλεσμα της απόδοσης τους.

Το μεγάλο μειονέκτημα των κριτικών προβλέψεων είναι οι προκαταλήψεις των φορέων τους, δηλαδή η έμφυτη τάση των ανθρώπων να παρουσιάζονται αισιόδοξοι ή απαισιόδοξοι. Σύμφωνα με τον Makridakis : « Οι άνθρωποι αρέσκονται να κάνουν κριτικές προβλέψεις. Πιστεύουν πως η γνώση που έχουν για ένα προϊόν, την αγορά, για τους πελάτες μαζί με την εμπειρία που διαθέτουν καθώς και τις πληροφορίες που προέρχονται μέσα από την ίδια την εταιρεία καθιστούν την κρίση τους στον τομέα των προβλέψεων μοναδική.»

Συμπερασματικά, οι κριτικές μέθοδοι θα πρέπει να αποτελούν αναπόσπαστο κομμάτι κάθε διαδικασίας πρόβλεψης, είτε ως μοναδική επιλογή ελλείψει ποσοτικών δεδομένων είτε συμπληρωματικά στις στατιστικές μεθόδους με σκοπό την ερμηνεία ή την συμπλήρωση τους με διορθώσεις. Μεταξύ των πιο διαδεδομένων μεθόδων κριτικών προβλέψεων είναι η απλή κρίση, η μέθοδος Delphi και οι αναλογίες.[1],[4],[6]

2.2.3 Πρόβλεψη Στόχου

Η πρόβλεψη στόχου ή προϋπολογισμού αναφέρεται σε μία μελλοντική αναπτυξιακή κατάσταση της επιχείρησης. Τα ιστορικά δεδομένα πωλήσεων αναλύονται και υπολογίζεται ο ρυθμός ανάπτυξης για κάθε έτος του παρελθόντος. Η στατιστική πρόβλεψη μέσω της προέκτασης του παρατηρούμενου προτύπου, δίνει μια εκτίμηση του ρυθμού ανάπτυξης για το ζητούμενο ορίζονται πρόβλεψης. Στη συνέχεια οι άμεσα εμπλεκόμενοι παράγοντες στην υλοποίηση του στρατηγικού σχεδιασμού (τμήμα πωλήσεων, marketing, οικονομικού σχεδιασμού) συνδιαλέγονται για να καταλήξουν στον τελικό στόχο ανάπτυξης αναθεωρώντας κριτικά την στατιστική πρόβλεψη. Η θέσεις τους όμως διακατέχονται τις περισσότερες φορές από προκαταλήψεις που σχετίζονται με τον ρόλο τους στην παραγωγική διαδικασία και τα κίνητρα τους από οφέλη ή υποχρεώσεις που

αυτός συνεπάγεται. Έτσι το τμήμα marketing μίας επιχείρησης θα επιδιώκει την αναθεώρηση της στατιστικής πρόβλεψης προς τα επάνω προκειμένου να μεγιστοποιήσει τους στόχους πωλήσεων, ενώ αντίθετα το τμήμα πωλήσεων θα επιδιώκει την υποβάθμιση της προκειμένου να πετύχει τους τελευταίους ευκολότερα.

Σε μια τυπική συνεδρίαση προϋπολογισμού, η τελική πρόβλεψη για τον ρυθμό ανάπτυξης αποτελεί περισσότερο το αποτέλεσμα μιας διαδικασίας διαπραγμάτευσης, η οποία μερικές φορές έχει ελάχιστη σχέση με τις προβλέψεις και πολύ περισσότερο με τη σχετική δύναμη κάθε στελέχους που συμμετέχει στη συνάντηση, την ικανότητά του να πείθει τους άλλους, την ισχύ της προσωπικότητάς του, τις σχέσεις επιρροής, τη γνώμη του Διευθύνοντος Συμβούλου, και τις παραχωρήσεις για την ελαχιστοποίηση των συγκρούσεων. Καθίσταται σημαντικό, επομένως, να υπάρχει μία σταθερή και συστηματική διαδικασία για την όσο το δυνατόν ακριβέστερη πρόβλεψη του ρυθμού ανάπτυξης της όποιας επόμενης περιόδου. Για να καταστεί αυτό δυνατό, πρέπει να ελαχιστοποιηθεί η επίδραση των επικριτικών προκαταλήψεων και άλλων μη αντικειμενικών εκτιμήσεων. [1],[6]

2.2.4 Τελική Πρόβλεψη

Αναφέρεται στην τελική ή επιχειρησιακή πρόβλεψη που θα επιλεγεί ώστε να πραγματοποιηθεί εν συνεχεία ο στρατηγικός σχεδιασμός της επιχείρησης και ο σχεδιασμός της παραγωγής και των αποθεμάτων σε πρώτες ύλες για το ζητούμενο ορίζοντα πρόβλεψης. Η τελική πρόβλεψη προκύπτει συναρτήσει των υπολοίπων τριών κατηγοριών πρόβλεψης (στατιστική, κριτική και στόχου). Διαθέτει έντονο το χαρακτηριστικό της κριτικής πρόβλεψης διότι μέχρι να οριστικοποιηθεί μπορεί να αναθεωρηθεί και να τροποποιηθεί συναρτήσει των εισερχομένων πληροφοριών που επηρεάζουν τις επί μέρους επιχειρησιακές προβλέψεις.[1]

Κεφάλαιο 3^ο

Μοντέλα Προβλέψεων

3.1 Μοντέλα Εξομάλυνσης

Τα μοντέλα εξομάλυνσης αποτελούν μία κλάση στατιστικών μοντέλων πρόβλεψης τα οποία χρησιμοποιούν την μέθοδο της «εξομάλυνσης» των δεδομένων των χρονοσειρών για την παραγωγή προβλέψεων. Ο όρος εξομάλυνση αναφέρεται στην διαδικασία υπολογισμού των προβλέψεων μίας χρονοσειράς ως σταθμισμένων είτε αστάθμητων μέσων όρων των πραγματικών της δεδομένων, προκειμένου να αμβλυθούν οι ιδιαιτερότητες (π.χ. μη κανονικές διακυμάνσεις) κάθε μίας παρατήρησης από τις υπόλοιπες και με αυτό τον τρόπο να αναδειχθεί το γενικότερο πρότυπο συμπεριφοράς που ακολουθούν οι τιμές της χρονοσειράς και στην συνέχεια να προεκταθεί στο μέλλον ως πρόβλεψη. Τα μοντέλα εξομάλυνσης περιλαμβάνουν δύο βασικές κατηγορίες. Τα μοντέλα κινητών μέσων όρων και τα μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης. Στην παρούσα εργασία θα αναφερθούμε μόνο στα μοντέλα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν για την παραγωγή των προβλέψεων στις χρονοσειρές που διατέθηκαν.

3.1.1 Μέθοδος του Απλού Κινητού Μέσου Όρου

Η μέθοδος του απλού κινητού μέσου όρου (simple moving average) είναι μία πολύ απλή μέθοδος προβλέψεων που χρησιμοποιεί ως πρόβλεψη για την επόμενη περίοδο την τιμή του αριθμητικού μέσου όρου των k πλέον πρόσφατων παρατηρήσεων της εκάστοτε χρονοσειράς. Αυτό συμβαίνει διότι οι πλέον πρόσφατες παρατηρήσεις της χρονοσειράς θεωρούνται περισσότερο αντιπροσωπευτικές για την παραγωγή προβλέψεων απ' ό,τι οι περισσότερο απομακρυσμένες στο παρελθόν.

Έστω ότι η χρονοσειρά αποτελείται από n δεδομένα και ότι θα χρησιμοποιηθούν k παρατηρήσεις για τον υπολογισμό κάθε μέσου όρου, ο οποίος ονομάζεται κινητός μέσος όρος μήκους k ή ΚΜΟ(k). Ο υπολογισμός της πρόβλεψης από την εφαρμογή της μεθόδου θα δίνεται από τον τύπο:

$$F_{t+1} = \frac{1}{k} (Y_t + Y_{t-1} + \dots + Y_{t-k+1})$$
$$= \frac{1}{k} \sum_{i=t-k+1}^t Y_i$$

Αν $k = 1$ τότε έχουμε ουσιαστικά έναν κινητό μέσο όρο μήκους μίας παρατήρησης που συμπίπτει με την απλοϊκή μέθοδο πρόβλεψης (Naive), δηλαδή $F_{t+1} = Y_t$.

Όταν το k είναι σχετικά μεγάλο, τότε λαμβάνονται υπ' όψη πολλές παρατηρήσεις με συνέπεια να επιτυγχάνεται μεγάλη εξομάλυνση των δεδομένων, μειώνοντας έτσι την βαρύτητα των διακυμάνσεων τους. Συνίσταται στις περιπτώσεις όπου η τυχαιότητα είναι έντονη στην χρονοσειρά. Αντίθετα, όταν το k είναι σχετικά μικρό, τότε είναι λίγες οι παρατηρήσεις που συμμετέχουν στον υπολογισμό της πρόβλεψης. Οι κινητοί μέσοι όροι μικρού μήκους συνιστανται στην παραγωγή προβλέψεων στα σημεία που παρατηρείται αλλαγή επιπέδου στην χρονοσειρά, ώστε το μοντέλο πρόβλεψης να προσαρμοστεί βέλτιστα σε αυτή την αλλαγή.

Τέλος, όταν τα δεδομένα παρουσιάζουν έντονη εποχικότητα, τότε επιλέγουμε ως k τον αριθμό των περιόδων που αναφέρονται σε ένα έτος, ανάλογα με την συχνότητα των δεδομένων της χρονοσειράς. Έτσι, στην περίπτωση των μηνιαίων παρατηρήσεων επιλέγουμε $k = 12$, ενώ στην περίπτωση των τριμηνιαίων παρατηρήσεων θέτουμε $k = 4$. Με αυτό τον τρόπο επιτυγχάνεται εξομάλυνση της εποχικής συμπεριφοράς των παρατηρήσεων, χωρίς όμως το μοντέλο να είναι σε θέση να συμπεριλάβει την εποχικότητα αυτή στην τιμή της παραγόμενης πρόβλεψης.

Η κριτική που δέχεται η μέθοδος του απλού κινητού μέσου όρου k - περιόδων είναι ότι στον υπολογισμό των προβλέψεων δίνει ίση βαρύτητα σε κάθε παρατήρηση, ανεξάρτητα από το πόσο κοντά ή μακριά βρίσκεται στην προβλεπόμενη περίοδο. Επίσης, αδυνατεί να συμπεριλάβει τις συνιστώσες της εποχικότητας και της τάσης στις τελικές προβλέψεις. [1] [7]

3.1.2 Μοντέλο Σταθερού Επιπέδου (Simple Exponential Smoothing)

Η κριτική που δέχεται η μέθοδος του απλού κινητού μέσου όρου n περιόδων είναι ότι για τον υπολογισμό των προβλέψεων δίνει ίση βαρύτητα σε κάθε

παρατήρηση, ανεξάρτητα από το πόσο κοντά ή μακριά βρίσκεται στην υπό πρόβλεψη περίοδο. Οι πρόσφατες παρατηρήσεις, εν τούτοις συνήθως περιέχουν περισσότερες πληροφορίες από τις παλαιότερες για την προβλεπόμενη περίοδο. Έτσι, κάποιος ενδέχεται να θέλει να αποδώσει μεγαλύτερη στάθμιση στις πιο πρόσφατες παρατηρήσεις παρά στις παλαιότερες κατά την διαδικασία της πρόβλεψης.[7] [8]

Το πρόβλημα αυτό μπορεί να αντιμετωπιστεί με την μέθοδο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης (simple exponential smoothing) ή του μοντέλου σταθερού επιπέδου όπως αλλιώς είναι γνωστή. Σύμφωνα με αυτό, οι προβλέψεις δημιουργούνται με βάση κάποιον σταθμικό μέσο όρο, έτσι ώστε να δίνεται διαφορετική βαρύτητα σε κάθε παρατήρηση. Πιο συγκεκριμένα, με την μέθοδο αυτή δίνεται πολύ μεγαλύτερη βαρύτητα στις πιο πρόσφατες παρατηρήσεις, από εκείνη που δίνεται στις πιο απομακρυσμένες. [7]

Το μοντέλο σταθερού επιπέδου υποθέτει την απουσία τάσης από τα δεδομένα, δηλαδή οι χρονοσειρές θεωρούνται πως έχουν έναν σχετικά σταθερό μέσο όρο και η πρόβλεψη προκύπτει ως προέκταση μίας οριζόντιας ευθείας γραμμής.

Το μοντέλο του σταθερού επιπέδου περιγράφεται από τις εξισώσεις:

$$e_t = Y_t - F_t$$

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

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

όπου,

e_t : το σφάλμα πρόβλεψης (απόκλιση πρόβλεψης από την πραγματική τιμή),

S : το επίπεδο της χρονοσειράς,

F : η πρόβλεψη,

t : η χρονική περίοδος και

a : ο συντελεστής εξομάλυνσης ο οποίος λαμβάνει τιμές στο διάστημα [0,1].

Προκειμένου να ξεκινήσει η διαδικασία υπολογισμών των προβλέψεων για κάθε χρονική περίοδο του μοντέλου, είναι απαραίτητη μία αρχική πρόβλεψη,

η οποία ονομάζεται αρχικό επίπεδο (S_0). Ως αρχικό επίπεδο, συνήθως, χρησιμοποιείται:

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

Η μέθοδος επιλογής του αρχικού επιπέδου σχετίζεται με τα ποιοτικά της χαρακτηριστικά. Σε κάθε περίπτωση το αρχικό επίπεδο πρέπει να είναι αντιπροσωπευτικό των δεδομένων, αλλιώς η επίδραση του θα είναι αρνητική στις τιμές των προβλέψεων. Όπως αναφέρθηκε ήδη το αρχικό επίπεδο αποτελεί και την αρχική πρόβλεψη του εκάστοτε μοντέλου σταθερού επιπέδου, δηλαδή $S_0 = F_1$.

Ο δεύτερος ανεξάρτητος παράγοντας που είναι απαραίτητος για τον υπολογισμό των προβλέψεων και χρήζει καθορισμού, είναι ο συντελεστής εξομάλυνσης a . Δύο είναι οι παράγοντες οι οποίοι καθορίζουν την επιλεγόμενη τιμή του a . Ο πρώτος είναι το ποσοστό θορύβου στα δεδομένα της χρονοσειράς. Όσο περισσότεροι είναι ο θόρυβος, τόσο μικρότερος πρέπει να είναι ο συντελεστής εξομάλυνσης ώστε να εξομαλύνει τις αποκλίσεις που προκαλεί ο θόρυβος από το επίπεδο της χρονοσειράς. Ο άλλος παράγοντας είναι η σταθερότητα του μέσου όρου της χρονοσειράς. Αν αυτός μεταβάλλεται, μεταβάλλονται και τα δεδομένα της χρονοσειράς. Σε αυτή την περίπτωση ο a θα πρέπει να είναι μεγάλος ώστε να επιτρέπει στις προβλέψεις να παρακολουθούν τις μεταβολές των δεδομένων κατά ανάλογο τρόπο.

Ο υπολογισμός των προβλέψεων της μεθόδου της απλής εκθετικής εξομάλυνσης ξεκινάει με τον καθορισμό των τιμών του αρχικού επιπέδου και του συντελεστή εξομάλυνσης. Το αρχικό επίπεδο αποτελεί και την πρώτη πρόβλεψη η οποία αφαιρούμενη από την πρώτη πραγματική παρατήρηση Y_1 δίνει και το πρώτο σφάλμα e_1 . Στη συνέχεια, με την χρήση του τύπου για το επίπεδο $S_t = S_{t-1} + a * e_t$ θα υπολογιστεί το S_1 το οποίο θα αποτελέσει την δεύτερη πρόβλεψη F_2 του μοντέλου. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για όλες τις παρατηρήσεις μέχρι την n -οστή οπότε και παράγεται η F_{n+1} πρόβλεψη. Στην περίπτωση που υπάρξει ζήτηση για τον υπολογισμό περισσότερων από μια σημειακών προβλέψεων πέραν του ορίζοντα n της χρονοσειράς, πέρα δηλαδή της τελευταίας υπολογισμένης πρόβλεψης, τότε όλες οι επόμενες προβλέψεις τίθενται ίσες με την F_{n+1} , καθώς το μοντέλο θεωρεί την ύπαρξη σταθερού επιπέδου.[1]

3.1.3 Μοντέλο Γραμμικής Τάσης (Holt Exponential Smoothing)

Την τάση η οποία συχνά παρατηρείται στα δεδομένα των χρονολογικών σειρών μπορεί να διαχειριστεί το μοντέλο εξομάλυνσης για γραμμική τάση ή αλλιώς μοντέλο εκθετικής εξομάλυνσης του Holt, ο οποίος ήταν και εκείνος που αρχικά το πρότεινε. Το μοντέλο της γραμμικής τάσης αποτελεί μία επέκταση εκείνου του σταθερού επιπέδου και περιγράφεται από τις παρακάτω εξισώσεις:

$$e_t = Y_t - F_t$$

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

$$T_t = T_{t-1} + a * b * e_t$$

$$F_{t+m} = S_t + m * T_t$$

όπου,

e_t : το σφάλμα πρόβλεψης (απόκλιση πρόβλεψης από την πραγματική τιμή),

S : το επίπεδο της χρονοσειράς,

T : η τάση

F : η πρόβλεψη,

t : η χρονική περίοδος,

m : ο χρονικός ορίζοντας της πρόβλεψης

a : ο συντελεστής εξομάλυνσης επιπέδου της χρονοσειράς, και

b : ο συντελεστής εξομάλυνσης της τάσης.

Τόσο ο συντελεστής a όσο και ο b λαμβάνουν τιμές στο διάστημα $[0,1]$. Προκειμένου να ξεκινήσει η διαδικασία υπολογισμού των σημειακών προβλέψεων του μοντέλου, είναι αναγκαίο να οριστεί ένα αρχικό επίπεδο (S_0) και μία αρχική τάση (T_0) για την χρονοσειρά των προβλέψεων. Το αρχικό επίπεδο υπολογίζεται ακριβώς όπως και στο μοντέλο του σταθερού επιπέδου. Ως αρχική τάση, συνήθως χρησιμοποιείται:

- Η διαφορά μεταξύ δεύτερης και πρώτης παρατήρησης ($Y_2 - Y_1$).

- Διαφορά n -οστής και πρώτης παρατήρησης διαιρεμένης με $n-1$ (π.χ. $(Y_4 - Y_1) / 3$).
- Η σταθερά κλίσης από το μοντέλο της απλής γραμμικής παλινδρόμησης.

Η προσεκτική επιλογή τόσο του αρχικού επιπέδου όσο και της αρχικής τάσης είναι κρίσιμης σημασίας για την ποιότητα των προβλέψεων που θα παραχθούν λόγω της αναδρομικότητας του μοντέλου όπου, κάθε σημειακή πρόβλεψη εξαρτάται από την προηγούμενη της και όλες μαζί από την αρχική, η οποία είναι συνάρτηση του αρχικού επιπέδου και της αρχικής τάσης. Η τελική επιλογή τους γίνεται με βάση τα ποιοτικά χαρακτηριστικά των διαθέσιμων ιστορικών δεδομένων της χρονοσειράς στην οποία θα εφαρμοστεί κάθε φορά το μοντέλο της γραμμικής τάσης.

Η εύρεση του βέλτιστου συνδυασμού τιμών για τους συντελεστές εξομάλυνσης βασίζεται στο κριτήριο της ελαχιστοποίησης του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE) και πραγματοποιείται συνήθως μέσω της γραμμικής αναζήτησης των a και b τα οποία το ελαχιστοποιούν.

Η διαδικασία υπολογισμού των προβλέψεων του μοντέλου γραμμικής τάσης ξεκινάει με τον καθορισμό του αρχικού επιπέδου και της αρχικής τάσης τα οποία μέσω του τύπου $F_{t+m} = S_t + m * T_t$ θα καθορίσουν και την πρώτη σημειακή πρόβλεψη $F_1 = S_0 + 1 * T_0$. Στη συνέχεια θα υπολογιστεί το σφάλμα πρώτης περιόδου $e_1 = Y_1 - F_1$ και μέσω αυτού και των συντελεστών a και b το επίπεδο $S_1 = S_0 + T_0 + a * e_1$ και η τάση $T_1 = T_0 + a * b * e_1$ για την ίδια περίοδο. Τα S_1 και T_1 θα καθορίσουν την δεύτερη πρόβλεψη $F_2 = S_1 + 1 * T_1$ και η διαδικασία θα συνεχιστεί μέχρι να φτάσει στην τελική πραγματική παρατήρηση Y_n . Τότε μέσω της ίδιας διαδικασίας θα παραχθεί η πρόβλεψη $F_{n+1} = S_n + 1 * T_n$, ενώ για παραγωγή προβλέψεων πέρα από την περίοδο $n+1$, δηλαδή για $n+2, n+3, \dots$ θα χρησιμοποιηθεί ο τύπος $F_{n+m} = S_n + m * T_n$, όπου m ο ορίζοντας πρόβλεψης πέρα από την τελευταία περίοδο n των δεδομένων και S_n, T_n οι τιμές του επιπέδου και της τάσης της τελευταίας περιόδου των διαθέσιμων ιστορικών δεδομένων.[1]

3.1.4 Μοντέλο Φθίνουσας Τάσης (Damped Exponential Smoothing)

Το μοντέλο φθίνουσας τάσης ανήκει στην ευρύτερη οικογένεια των μοντέλων μη γραμμικής τάσης που περιγράφονται από μία σειρά εξισώσεων οι οποίες, με κατάλληλες προσαρμογές περιγράφουν το σύνολο των μοντέλων εκθετικής εξομάλυνσης χωρίς εποχικότητα.

Πιο συγκεκριμένα οι εξισώσεις αυτές είναι :

$$e_t = Y_t - F_t$$

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

$$T_t = \varphi * T_{t-1} + a * b * e_t$$

$$F_{t+m} = S_t + \sum_{i=1}^m \varphi^i * T_t$$

Όπως γίνεται αντιληπτό, οι εξισώσεις των μοντέλων μη γραμμικής τάσης είναι σχεδόν ίδιες με αυτές του γραμμικού μοντέλου με την εξαίρεση της προσθήκης της παραμέτρου εξομάλυνσης φ τόσο στις εξισώσεις υπολογισμού επιπέδου και τάσης όσο και στην εξίσωση υπολογισμού των σημειακών προβλέψεων όπου αντικαθιστά τον γραμμικό συντελεστή m με τον εκθετικό υπολογισμό $\sum_{i=1}^m \varphi^i$.

Ανάλογα με την τιμή που παίρνει η παράμετρος φ , το μοντέλο μη γραμμικής τάσης παίρνει τις εξής μορφές:

- Για $\varphi=0$, προκύπτει το μοντέλο του σταθερού επιπέδου αφού εξαλείφεται η επίδραση της τάσης στον καθορισμό των προβλέψεων.
- Για $0 < \varphi < 1$, προκύπτει το μοντέλο της φθίνουσας τάσης.
- Για $\varphi = 1$ προκύπτει το μοντέλο της γραμμικής τάσης.
- Για $\varphi > 1$ προκύπτει το μοντέλο της εκθετικής τάσης.

Εμπειρικές μελέτες έχουν δείξει ότι το μοντέλο γραμμικής τάσης ($\varphi=1$) «πάσχει» από τάση υπερεκτίμησης (θετικής προκατάληψης) ιδιαίτερα όταν χρησιμοποιείται για την παραγωγή μεσοπρόθεσμων και μακροπρόθεσμων προβλέψεων. Από ακόμα μεγαλύτερη «αισιοδοξία» χαρακτηρίζεται το μοντέλο εκθετικής τάσης ($\varphi > 1$), του οποίου η χρήση συνίσταται μόνο για την πρόβλεψη της ζήτησης προϊόντων τα οποία βρίσκονται στην αρχή του κύκλου ζωής τους.

Οι ίδιες έρευνες από την άλλη έχουν δείξει πως το μοντέλο της φθίνουσας τάσης επιτυγχάνει σημαντικά μεγαλύτερη ακρίβεια προβλέψεων σε σχέση με τα δύο προηγούμενα μοντέλα. Ειδικότερα, όσο μεγαλύτερος είναι ο ορίζοντας πρόβλεψης τόσο περισσότερο πλεονεκτεί το μοντέλο φθίνουσας τάσης σε σχέση με τα υπόλοιπα μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης.

Όσον αφορά την επιλογή του αρχικού επιπέδου, της αρχικής τάσης αλλά και της βελτιστοποίησης των παραμέτρων εξομάλυνσης, ισχύουν τα όσα αναφέρθηκαν στην περιγραφή του μοντέλου γραμμικής τάσης. Προτείνεται η εφαρμογή γραμμικής παλινδρόμησης με ανεξάρτητη μεταβλητή το χρόνο για τον προσδιορισμό των S_0 και T_0 και η εύρεση του βέλτιστου συνδυασμού των a, b, φ μέσω της διαδικασίας ελαχιστοποίησης του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE).[1]

3.1.5 Μοντέλο Εκθετικής Εξομάλυνσης σε Εποχικά Δεδομένα

Τα μοντέλα που έχουν περιγραφεί μέχρι τώρα είναι μη εποχικά μοντέλα και εφαρμόζονται σε χρονοσειρές οι οποίες εμφανίζουν μόνο πρότυπα τάσεων. Στην περίπτωση που η εποχική συνιστώσα είναι σημαντική στα δεδομένα της χρονοσειράς, το μοντέλο της γραμμικής εκθετικής εξομάλυνσης του *Holt* μπορεί να επεκταθεί με την προσθήκη ενός εξομαλυμένου εποχικού παράγοντα για τον υπολογισμό της εποχικής συνιστώσας στη χρονοσειρά.

Το μοντέλο αυτό της τριπλής παραμέτρου (επιπέδου, τάσης και εποχικότητας) είναι γνωστό ως μοντέλο *Holt - Winters* και περιγράφεται από τις ακόλουθες εξισώσεις:[8]

$$e_t = Y_t - F_t$$

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

$$T_t = T_{t-1} + \frac{a \cdot b \cdot e_t}{I_{t-p}}$$

$$I_t = I_{t-p} + \frac{\gamma \cdot e_t}{S_{t-1} + I_{t-1}}$$

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

Στις παραπάνω εξισώσεις το I συμβολίζει τον εξομαλυμένο εποχιακό παράγοντα. Αν ένα έτος αποτελείται από p περιόδους (periods per year), τότε υπάρχουν p εποχιακοί παράγοντες, ένας για κάθε περίοδο. Ο εποχιακός παράγοντας I_t αναφέρεται στην περίοδο t . Ομοίως, ο εποχιακός παράγοντας I_{t-p} αναφέρεται στον εποχιακό παράγοντα πριν από p περιόδους (ή πριν από ένα έτος). Επίσης, εισάγεται μία νέα εξίσωση που αναφέρεται στην εξομάλυνση των εποχιακών παραγόντων, οι οποίοι μεταβάλλονται κατά ένα ποσοστό (γ) του λόγου του σφάλματος πρόβλεψης προς το αποεποχικοποιημένο επίπεδο και την τάση για τη συγκεκριμένη χρονική περίοδο με ξεχωριστό συντελεστή εξομάλυνσης γ που λαμβάνει τιμές στο διάστημα $[0, 1]$.

Όπως και στα λοιπά μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης, έτσι κι εδώ απαιτούνται συγκεκριμένες αρχικοποιήσεις που αφορούν το επίπεδο, την τάση αλλά και τους p αρχικούς εποχικούς παράγοντες. Προκειμένου να εκτιμήσουμε τους αρχικούς εποχικούς παράγοντες, απαιτούνται τουλάχιστον p παρατηρήσεις οι οποίες αντιστοιχούν σε ένα ολόκληρο έτος. Συνεπώς, σε αντίθεση με τα άλλα μοντέλα εξομάλυνσης, αρχικοποιείται το επίπεδο και η τάση στην περίοδο p και η διαδικασία υπολογισμού του μοντέλου πρόβλεψης ξεκινάει από την περίοδο $p+1$. Για τον υπολογισμό του αρχικού επιπέδου

χρησιμοποιείται ο ίδιος αριθμός παρατηρήσεων (p), εξομαλύνοντας έτσι τη συνιστώσα της εποχικότητας:

$$S_p = \frac{1}{p}(Y_1 + Y_2 + \dots + Y_p)$$

Για την αρχικοποίηση της τάσης χρησιμοποιούνται δύο ολόκληρες περιόδους ως εξής:

$$T_p = \frac{1}{p} \left(\frac{Y_{P+1}}{p} + \frac{Y_{P+2}}{p} + \dots + \frac{+Y_{P+P}-Y_P}{p} \right)$$

Τέλος, οι αρχικές τιμές για τους εποχικούς παράγοντες προκύπτουν από τον λόγο των παρατηρήσεων του πρώτου έτους προς την μέση τιμή των παρατηρήσεων του πρώτου έτους, δηλαδή:

$$I_1 = \frac{Y_1}{S_p}, I_2 = \frac{Y_2}{S_p}, \dots, I_p = \frac{Y_p}{S_p}$$

[1]

3.2 Μοντέλα Παλινδρόμησης

Η παλινδρόμηση περιλαμβάνει διαδικασίες και τεχνικές μοντελοποίησης και ανάλυσης διαφόρων μεταβλητών, όπου το ζητούμενο είναι η εύρεση συσχετίσεων μεταξύ μιας εξαρτημένης και μίας ή και περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών. Πιο συγκεκριμένα, η ανάλυση της παλινδρόμησης βοηθά να γίνει αντιληπτό με ποιο τρόπο αλλάζει η τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής, όταν μία οποιαδήποτε ανεξάρτητη μεταβάλλεται και ενώ οι λοιπές ανεξάρτητες μεταβλητές διατηρούνται σταθερές.

Αν και η παλινδρόμηση χρησιμοποιείται ευρέως σε θέματα πρόβλεψης, ο κύριος ρόλος χρησιμοποίησής της είναι η ανάλυση και η κατανόηση των σχέσεων μεταξύ ανεξάρτητων και εξαρτημένων μεταβλητών. Ειδικότερα, μέσα από την παλινδρόμηση μπορούμε να αποφανθούμε ποιες από τις εξεταζόμενες μεταβλητές είναι συσχετισμένες επαρκώς με την ανεξάρτητη μεταβλητή, αλλά και τη μορφή αυτής της συσχέτισης (γραμμική ή μη γραμμική). Προκειμένου να επιτευχθεί η ανάλυση της παλινδρόμησης, έχουν αναπτυχθεί ποικίλες τεχνικές. Στις πιο διαδεδομένες από αυτές

συγκαταλέγονται η γραμμική παλινδρόμηση και η απλή ευθεία ελαχίστων τετραγώνων. [8]

3.2.1 Μοντέλο Απλής Γραμμικής Παλινδρόμησης

Η μέθοδος της απλής γραμμικής παλινδρόμησης αναφέρεται στη σχέση μεταξύ δύο μεγεθών μεταξύ των οποίων υπάρχει σχέση εξάρτησης (συνάρτησης). Το ένα είναι το προς πρόβλεψη μέγεθος το οποίο αντιπροσωπεύει η εξαρτημένη μεταβλητή και το άλλο εκφράζεται από την ανεξάρτητη μεταβλητή. Βασική προϋπόθεση στο μοντέλο της γραμμικής παλινδρόμησης είναι να υπάρχει γραμμική συσχέτιση μεταξύ των συσχετιζόμενων μεγεθών. Η ανεξάρτητη αυτή μεταβλητή μπορεί να είναι οποιοδήποτε μέγεθος. Στην περίπτωση όμως της εφαρμογής της απλής γραμμικής παλινδρόμησης για την παραγωγή προβλέψεων ο χρόνος λειτουργεί πάντα ως η ανεξάρτητη μεταβλητή. Η βασική εξίσωση πρόβλεψης της απλής γραμμικής παλινδρόμησης είναι η εξίσωση ευθείας η οποία περιγράφει την σχέση εξάρτησης μεταξύ των μεγεθών που εξετάζονται. Οι εξισώσεις που περιγράφουν μαθηματικά το μοντέλο πρόβλεψης είναι οι εξής:

$$\hat{Y}_i = a + b \cdot X_i$$
$$b = \frac{\sum_{i=1}^n [(X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})]}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}$$
$$a = \bar{Y} - b \cdot \bar{X}$$

Όπου,

X_i : οι τιμές της ανεξάρτητης μεταβλητής.

Y_i : οι (γνωστές) τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής (n παρατηρήσεις).

\hat{Y}_i : οι προβλέψεις για την εξαρτημένη μεταβλητή.

\bar{X} : η μέση τιμή των n παρατηρήσεων της X_i .

\bar{Y} : η μέση τιμή των n παρατηρήσεων της Y_i .

a : η τομή της ευθείας με τον άξονα των τεταγμένων.

b : η κλίση της ευθείας

n : το πλήθος των παρατηρήσεων για την Y .

Η πρώτη εξίσωση είναι η εξίσωση της ευθείας γραμμής που σχετίζει την ανεξάρτητη με την εξαρτημένη μεταβλητή. Οι συντελεστές a και b υπολογίζονται έτσι ώστε να ελαχιστοποιείται το άθροισμα των τετραγώνων των διαφορών των πραγματικών τιμών Y_i από τις τιμές των προβλέψεων \hat{Y}_i που παράγονται από το μοντέλο. Η μέθοδος αυτή είναι γνωστή ως μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων. Σύμφωνα με αυτή τη μέθοδο υπολογίζονται, μέσω της ευθείας της γραμμικής παλινδρόμησης, οι εκτιμήσεις για την εξαρτημένη μεταβλητή \hat{Y}_i στο εύρος των γνωστών δεδομένων και στη συνέχεια, μέσω αυτών, υπολογίζονται οι αποκλίσεις από τις πραγματικές τιμές. Σκοπός της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων είναι η ελαχιστοποίηση του αθροίσματος των τετραγώνων αυτών των αποκλίσεων. Όταν η ανεξάρτητη μεταβλητή είναι ο χρόνος τότε, θέτουμε $X_i = t_i$. [1] [7] [8]

3.3 Μέθοδος Theta

Η μέθοδος Theta (Assimakopoulos, Nikolopoulos, 2000; Νικολόπουλος, 2002, [10]) είναι μια μονοδιάστατη μέθοδος πρόβλεψης. Βασίζεται στην μεταβολή των τοπικών καμπυλοτήτων μιας χρονοσειράς μέσω της παραμέτρου θ , η οποία εφαρμόζεται πολλαπλασιαστικά στις διαφορές δεύτερης τάξης των δεδομένων. Οι χρονοσειρές που δημιουργούνται από αυτή τη διαδικασία ονομάζονται γραμμές *Theta* και ανάλογα με την τιμή της παραμέτρου θ μπορούν είτε να προσεγγίσουν σε καλό βαθμό την μακροπρόθεσμη συμπεριφορά της χρονοσειράς είτε να τονίσουν τα

βραχυπρόθεσμα χαρακτηριστικά αυτών. Η τροποποίηση αυτή των καμπυλών της χρονοσειράς γίνεται με βάση τη σχέση :

$$Y_t^\theta = \theta * Y_t'' \text{ όπου, } Y_t'' = Y_t - 2 \cdot Y_{t-1} + Y_{t-2}$$

Το μοντέλο πρόβλεψης *Theta* υπαγορεύει την αποσύνθεση της αρχικής χρονοσειράς σε δύο ή περισσότερες τέτοιες γραμμές *Theta*, κάθε μία από τις οποίες προεκτείνεται ξεχωριστά και τελικά οι προβλέψεις τους συνδυάζονται με ανάλογα βάρη. Το μοντέλο πρόβλεψης *Theta* που αποσυνθέτει την αρχική χρονοσειρά σε δύο γραμμές *Theta* με παραμέτρους $\theta=0$ και $\theta=2$ ονομάζεται κλασσική μέθοδος *Theta* (*Theta Classic*) και έχει δώσει αξιοσημείωτα αποτελέσματα προβλεπτικής ακρίβειας στους διαγωνισμούς προβλέψεων *M3* και *M4*. Για την παραγωγή προβλέψεων μέσω της μεθόδου *Theta* ακολουθείται η παρακάτω διαδικασία:

1. Αρχικά εξετάζεται η εκάστοτε χρονοσειρά για την ύπαρξη στατιστικά σημαντικής εποχικής συμπεριφοράς.
2. Εφόσον ανιχνευθεί σε αυτή σημαντική εποχική συμπεριφορά, η χρονοσειρά αποεποχικοποιείται μέσω της μεθόδου της πολλαπλασιαστικής αποσύνθεσης.
3. Στη συνέχεια, η αρχική χρονοσειρά αποσυντίθεται σε δύο γραμμές *Theta* με παραμέτρους $\theta=0$ και $\theta=2$. Η γραμμή *Theta* με $\theta=0$ είναι η ευθεία γραμμικής παλινδρόμησης. Η γραμμή *Theta* με παράμετρο $\theta=2$, προκύπτει από την παρακάτω σχέση:

$$Y_t = \frac{1}{2} * (Y_t^{\theta=0} + Y_t^{\theta=2})$$

4. Κάθε γραμμή *Theta* προεκτείνεται ξεχωριστά. Η γραμμή *Theta* με παράμετρο $\theta=0$ προεκτείνεται μέσω της απλής γραμμικής παλινδρόμησης, ενώ η γραμμή *Theta* με παράμετρο $\theta=2$ μέσω της απλής εκθετικής εξομάλυνσης.

5. Ακολούθως, οι παραγόμενες προβλέψεις των δύο γραμμών *Theta* συνδυάζονται με ίσα βάρη.
6. Οι τελικές προβλέψεις εποχικοποιούνται, με την χρήση των δεικτών εποχικότητας που υπολογίστηκαν κατά την διαδικασία της αποσύνθεσης της χρονοσειράς.

Η μέθοδος *Theta* εξασφαλίζει ότι διατηρεί τα μακροπρόθεσμα χαρακτηριστικά της χρονοσειράς, όπως είναι η τάση της με την χρήση της γραμμής *Theta* με $\theta=0$. Παράλληλα, με την γραμμή *Theta* με $\theta=2$ εξασφαλίζει τη διατήρηση και αξιοποίηση της βραχυπρόθεσμης πληροφορίας των δεδομένων. Με αυτόν τον τρόπο, παράγονται προβλέψεις με καλύτερη προσέγγιση στο πρότυπο της χρονοσειράς.

3.4 Δείκτες Αξιολόγησης Μεθόδων Πρόβλεψης

Η καταλληλότητα μίας μεθόδου ή μοντέλου πρόβλεψης εξαρτάται τελικά από την ακρίβεια των προβλέψεων που παράγει και από το πόσο καλά προσαρμόζεται σε ακραίες ή απότομες μεταβολές του προτύπου της χρονοσειράς των δεδομένων. Το μέτρο της ακρίβειας των προβλέψεων είναι η απόκλιση των προβλεπόμενων τιμών από τις αντίστοιχες πραγματικές παρατηρήσεις μίας χρονοσειράς, περισσότερο γνωστή και ως σφάλμα πρόβλεψης. Στη στατιστική επιστήμη υπάρχει ένα πλήθος τεχνικών υπολογισμών σφαλμάτων, η κάθε μία με τα δικά της πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα, οι οποίες βοηθούν τον ερευνητή να διαπιστώσει το πόσο καλά μια τεχνική πρόβλεψης ιχνηλατεί ικανοποιητικά το πρότυπο που ακολουθούν οι παρατηρήσεις μίας χρονοσειράς και κυρίως το πόσο πολύ προσεγγίζει με τις προβλέψεις του τις πραγματικές μελλοντικές τιμές της όταν οι τελευταίες γίνουν διαθέσιμες.[8]

Στην επιστήμη των προβλέψεων οι στατιστικοί αυτοί υπολογισμοί σφαλμάτων είναι περισσότερο γνωστοί ως *δείκτες αξιολόγησης προβλέψεων* και σε αυτή την παράγραφο θα εξεταστούν οι κυριότεροι εξ' αυτών. Θέτοντας ως:

Y_t : την πραγματική τιμή της προς πρόβλεψη μεταβλητής.

F_i : την τιμή πρόβλεψης που αντιστοιχεί στην i παρατήρηση.

n : το πλήθος των προς πρόβλεψη παρατηρήσεων.

έχουμε τους παρακάτω στατιστικούς δείκτες σφάλματος:

Σφάλμα ή απλό σφάλμα:

Ορίζεται ως η διαφορά μεταξύ πραγματικής τιμής και της αντίστοιχης πρόβλεψης που παρήχθηκε για την ίδια περίοδο.

$$e_i = Y_i - F_i$$

Μέσο σφάλμα (Mean Error ή Bias)

Εκφράζει ένα μέτρο συστηματικότητας του σφάλματος. Όσο η τιμή αυτού είναι κοντά στο μηδέν, τόσο τα σφάλματα είναι τυχαία και όχι συστηματικά. Αν ο δείκτης παίρνει θετικές τιμές, δηλώνει απαισιοδοξία στις προβλέψεις, ενώ οι αρνητικές τιμές δηλώνουν αισιοδοξία.

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

Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error)

Αποτελεί ένα μέσο μέτρο της αστοχίας της πρόβλεψης, χωρίς να δίνεται έμφαση στην κατεύθυνση της πρόβλεψης. Όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή του δείκτη, τόσο μικρότερη είναι η ακρίβεια της μεθόδου που ελέγχεται.

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

Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (Mean Squared Error)

Αποτελεί και αυτό μέτρο ακρίβειας της πρόβλεψης, δίνοντας όμως μεγαλύτερο βάρος στα μεγάλα σφάλματα και μικρότερο βάρος στα μικρά.

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

Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (Root Mean Squared Error)

Έχει τις ίδιες ιδιότητες με το μέσο τετραγωνικό σφάλμα αλλά είναι εκφρασμένο στις μονάδες της αρχικής χρονοσειράς.

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

Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error)

Είναι εκφρασμένο επί τοις εκατό και λαμβάνει τιμές μεγαλύτερες ή ίσες του μηδενός. Οι μικρότερες τιμές υποδηλώνουν καλύτερη απόδοση της μεθόδου πρόβλεψης. Είναι ιδιαίτερα χρήσιμος δείκτης όταν θέλουμε να συγκρίνουμε την ακρίβεια μίας μεθόδου πρόβλεψης η οποία έχει εφαρμοσθεί σε περισσότερες από μία χρονοσειρές.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - F_i}{Y_i} \right|$$

Συμμετρικό Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (Symmetric Mean Absolute Percentage Error)

Αποτελεί παραλλαγή του δείκτη *MAPE* και παίρνει τιμές στο διάστημα [0% - 200%]. Υπολογίζεται ως εξής:

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

Μέσο Απόλυτο Κανονικοποιημένο Σφάλμα (Mean Absolute Scaled Error)

Ο δείκτης *MASE* αναπτύχθηκε προκειμένου να αντιμετωπιστούν οι περιπτώσεις απροσδιοριστίας των δεικτών *MAPE* και *sMAPE* αλλά και για

να υπάρξει ένας δείκτης ο οποίος να μπορεί να δώσει την ίδια βαρύτητα τόσο στα μεγάλα όσο και στα μικρά σφάλματα. Όταν η τιμή του $MASE$ είναι μικρότερη της μονάδας τότε συμπεραίνεται ότι η μέθοδος πρόβλεψης που εφαρμόστηκε έχει, κατά μέσο όρο, καλύτερη απόδοση από την μέθοδο πρόβλεψης *Naive*.

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

[1]

Κεφάλαιο 4^ο

Διαδικασία Παραγωγής Προβλέψεων σε δεδομένα πωλήσεων της Διεθνούς Αυτοκινητοβιομηχανίας

4.1 ΣΤΟΧΟΣ ΤΗΣ ΕΡΕΥΝΑΣ

Ο αντικειμενικός σκοπός της παρούσας έρευνας είναι η αξιολόγηση είκοσι δύο μεθόδων πρόβλεψης, οι οποίες είναι προσβάσιμες και εφαρμόσιμες μέσω πακέτων προγραμματισμού της γλώσσας R, επί των δεδομένων πωλήσεων πέντε διεθνών ομίλων κατασκευής και πώλησης αυτοκίνητων οχημάτων.

Οι εν λόγω όμιλοι είναι:

1. Volkswagen Group (VW).

Ο όμιλος Volkswagen περιλαμβάνει οκτώ κατασκευαστές επιβατηγών αυτοκίνητων, τους Audi, Bentley, Cupra, Lamborghini, Porsche, SEAT, Škoda και Volkswagen, τρεις κατασκευαστές φορτηγών αυτοκινήτων και επιβατηγών λεωφορείων, τους MAN, Scania και Volkswagen και έναν κατασκευαστή δίκυκλων μηχανών, την Ducati.

2. Fiat - Chrysler Automobiles (FCA).

Ο όμιλος FCA περιλαμβάνει εννιά κατασκευαστές επιβατηγών αυτοκινήτων, τους Abarth, Alfa Romeo, Chrysler, Dodge, Fiat, Jeep,

Lancia, Maserati και Ferrari και έναν κατασκευαστή φορτηγών αυτοκινήτων, την Ram Trucks.

3. General Motors Company (GMC).

Η General Motors αποτελεί ενιαία εταιρεία και όχι όμιλο εταιρειών έχοντας από τις αρχές του 20^{ου} αιώνα δημιουργήσει στα πλαίσια της, διακριτούς τομείς κατασκευής αυτοκινήτων και φορτηγών οι οποίοι αποτελούνται από τις Buick, Chevrolet, Cadillac και την ομώνυμη κατασκευάστρια General Motors.

4. Toyota Group.

Ο όμιλος Toyota αποτελείται από την σύμπραξη δεκαέξι ιαπωνικών εταιρειών με την Toyota Motors, οι οποίες διατηρούν μεταξύ τους σχέσεις προμηθευτή, πωλητή και επενδυτή η μία στην άλλη. Οι κύριοι κατασκευαστές οχημάτων του ομίλου είναι η Toyota και η Daihatsu.

5. Hyundai – KIA Group

Πρόκειται για έναν όμιλο των δύο εταιρειών οι οποίες έχουν εναρμονίσει τα συμφέροντα τους μέσω την κατοχής η μία στην άλλη ισχυρών μειοψηφικών πακέτων μετοχών. Οι κατασκευαστές οχημάτων του ομίλου είναι φυσικά η Hyundai και η KIA.

Η επιλογή πέντε διαφορετικών ομίλων οι οποίοι αποτελούνται από πολλαπλούς κατασκευαστές έγινε αφ' ενός προκειμένου να επιτευχθεί ένα ικανό, από τον καθένα, σε όγκο δείγμα δεδομένων, γεγονός που δύσκολα συναντάται σε μεμονωμένες επιχειρήσεις αυτοκινητοβιομηχανίας και αφ' εταίρου οι εν λόγω οργανισμοί να έχουν έναν κοινό παρονομαστή στην διοίκηση και τον εταιρικό στρατηγικό σχεδιασμό.

Ο τελευταίος, αν και όχι απαραίτητος στην διαδικασία παραγωγής προβλέψεων, μπορεί να αποτελέσει ερμηνευτικό παράγοντα των αποτελεσμάτων των προβλέψεων επί μέρους κατασκευαστών, σε περιπτώσεις κοινών μοτίβων της συμπεριφοράς τους, αλλά και θέτει έναν

υποκείμενο ενδιαφερόμενο παράγοντα για τα αποτελέσματα (τον ίδιο τον όμιλο).

Η επιλογή του πλήθους των πέντε διαφορετικών ομίλων, έγινε επίσης προκειμένου ενδεχόμενη σύμπτωση της συμπεριφοράς των αποτελεσμάτων να μην μπορεί να αποδοθεί σε τυχαίους παράγοντες, την κοινή διοίκηση κατασκευαστών που ανήκουν στον ίδιο όμιλο και την κοινή αγορά στην οποία τυχόν δραστηριοποιούνται.

Για την επίτευξη του τελευταίου στόχου τα δεδομένα των πωλήσεων που χρησιμοποιήθηκαν για κάθε όμιλο αφορούσαν διαφορετικές αγορές . Πιο συγκεκριμένα οι αγορές για τις οποίες αντλήθηκαν τα στοιχεία κατά όμιλο είναι οι εξής:

1. Volkswagen Group – Γερμανία.
2. Fiat Chrysler Automobiles – Ιταλία.
3. General Motors Company – Η.Π.Α.
4. Toyota Group – Ιαπωνία.
5. Hyundai – KIA Group – Νότια Κορέα.

4.2 ΤΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ

Τα δεδομένα αντλήθηκαν από την *MarkLines – Automotive Industry Portal*, επιχείρηση η οποία παρέχει διαδικτυακές υπηρεσίες πληροφόρησης προσανατολισμένες στην αυτοκινητοβιομηχανία. Η διαδικτυακή αυτή πλατφόρμα πληροφοριών λειτουργεί ως συνδρομητική υπηρεσία πληροφόρησης παρέχοντας πληροφορίες σχετικά με τις προμήθειες πρώτων υλών και έτοιμων προϊόντων αυτοκινητοβιομηχανίας σε όλο τον κόσμο (συμπεριλαμβανομένου του ποιος προμηθεύει ποιον, τα δεδομένα των εργοστασιακών εγκαταστάσεων και τις τάσεις της αγοράς), στατιστικά στοιχεία παραγωγής και πωλήσεων, αναφορές σχετικά με την τεχνολογία και τις τάσεις της αγοράς, δεδομένα προγραμματισμού παραγωγής μοντέλων αυτοκινήτων, προβλέψεων αγοράς κ.α.

Όλες αυτές οι πληροφορίες συλλέγονται ανεξάρτητα μέσω μέσων όπως δελτία τύπου, συνεντεύξεις, αγορές από τρίτες πηγές πληροφόρησης και συνεργασία με άλλες εταιρείες intelligence στην αυτοκινητοβιομηχανία. Στη συνέχεια, τα δεδομένα κατατάσσονται, αναλύονται και μετατρέπονται σε βάση δεδομένων για επαγγελματίες του κλάδου και παράλληλα διατίθενται στους συνδρομητές της πλατφόρμας.

Οι χρονοσειρές αφορούν μηνιαίες πωλήσεις αυτοκινήτων στη βάση των αυτούσιων μονάδων και όχι των εσόδων. Οι πωλήσεις αφορούν την περίοδο μεταξύ Ιανουαρίου του 2004 έως και τον Δεκέμβριο του 2021. Τα προϊόντα – αυτοκίνητα είναι ταξινομημένα πρωτευόντως ανά μάρκα και δευτερευόντως ανά κατασκευαστή και το σύνολο των τελικών χρονοσειρών είναι 224. Κάθε χρονοσειρά αναφέρεται σε ένα ξεχωριστό brand name αυτοκινήτου με το οποίο και είναι κωδικοποιημένη.

Σε αυτό το διάστημα (Ιανουάριος 2004 – Δεκέμβριος 2021) το πλήθος των προϊόντων που πωλούσε η κάθε εταιρεία δεν παρέμεινε σταθερό αλλά συνεχώς μεταβαλλόταν. Νέα μοντέλα αυτοκινήτων εισάγονταν στην αγορά, άλλα αποσύρονταν πλήρως ενώ κάποια αντικαθίσταντο στην κατηγορία τους από νεότερα.

Τα παραπάνω είχαν ως αποτέλεσμα να προκύψουν χρονοσειρές με διαφορετικό μήκος, ενώ όπου υπήρχε αντικατάσταση ενός παλαιότερου μοντέλου από νεότερο εκεί οι χρονοσειρές συνενώθηκαν σε μία, υπό την παραδοχή ότι πρόκειται για το ίδιο προϊόν.

Δεν επιλέχθηκε να περιοριστούν οι χρονοσειρές αυστηρά σε ένα κοινό μήκος και χρονικό ορίζοντα καθώς κάτι τέτοιο θα περιόριζε δραστικά το πλήθος τους. Αντίθετα επιλέχθηκε ένα ελάχιστο χρονικό εύρος μελέτης τους που είναι οι 60 μήνες (5 έτη) καθώς αυτό θεωρείται εμπειρικά από την διεθνή πρακτική ως ελάχιστος ικανός ορίζοντας προκειμένου να παραχθούν αξιόπιστα αποτελέσματα από τις διάφορες μεθόδους πρόβλεψης.

Οι χρονοσειρές με μήκος μεγαλύτερο των 60 μηνών θεωρούνται έτι περαιτέρω αξιόπιστες στην παραγωγή προβλέψεων και ως εκ τούτου

επιλέχθηκαν να χρησιμοποιηθούν στο πλήρες μήκος τους με γνώμονα την αύξηση της εγκυρότητας των αποτελεσμάτων που θα παρήγαγαν.

Τέλος, όλες οι χρονοσειρές είναι συνεχείς, δηλαδή αποτελούνται μόνο από θετικές ακέραιες τιμές χωρίς κενές και μηδενικές τιμές, γεγονός που καθόρισε και την μέθοδο που χρησιμοποιήθηκε για την προσδιορισμό της ακρίβειας των προβλέψεων.

4.3 ΠΑΡΑΓΩΓΗ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ

Οι μέθοδοι προβλέψεων που εφαρμόστηκαν είναι η απλοϊκή μέθοδος (NAIVE), η εποχική απλοϊκή μέθοδος (SEASONAL NAIVE), η μέθοδος τυχαίου περιπάτου με τάση (RANDOM WALK with DRIFT), το μοντέλο σταθερού επιπέδου (Simple Exponential Smoothing), το μοντέλο γραμμικής τάσης (Holt Exponential Smoothing), το μοντέλο εκθετικής εξομάλυνσης γραμμικής τάσης με πολλαπλασιαστική εποχικότητα (Holt – Winters), το μοντέλο φθίνουσας τάσης (damped exponential smoothing), η μέθοδος γραμμικής παλινδρόμησης (Linear Regression), η κλασική μέθοδος THETA (Standard Theta), το βελτιστοποιημένο δυναμικό μοντέλο της Theta (Dynamic Optimised Theta Model), τα μοντέλα σφάλματος – τάσης-εποχικότητας (Error-Trend-Seasonality – ETS or Exponential smoothing state space model), τα ολοκληρωμένα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινητών μέσων όρων (ARIMA), το μοντέλο της δυναμικής αρμονικής παλινδρόμησης ή μοντέλο Fourier (Dynamic harmonic regression or Fourier Model, τα μοντέλα TBATS (Exponential smoothing state space model with Box-Cox transformation, ARMA errors, Trend and Seasonal components) και οι Κινητοί Μέσοι όροι με μήκος 3, 5, 6, 7, 12, 13, 15, 18 μηνών αντίστοιχα.

Οι προβλέψεις που πραγματοποιήθηκαν έχουν ορίζοντα τους δώδεκα τελευταίους μήνες κάθε χρονοσειράς. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκαν οι τιμές των πωλήσεων των n-12 μηνών κάθε χρονοσειράς ως δείγμα, προκειμένου να προσαρμοστούν - «εκπαιδευτούν» τα μοντέλα προβλέψεων στην παραγωγή αξιόπιστων αποτελεσμάτων εντός του δείγματος (in sample forecasts). Στην συνέχεια τα μοντέλα παρήγαγαν προβλέψεις και για τους

εναπομείναντες 12 μήνες των χρονοσειρών (out of sample forecasts), η ακρίβεια των οποίων αξιολογήθηκε με την μέθοδο του Μέσου Απόλυτου Ποσοστιαίου Σφάλματος (Mean Absolute Percentage Error - MAPE).

Η παραγωγή των προβλέψεων έγινε με την χρήση κώδικα ηλεκτρονικού υπολογιστή στην γλώσσα προγραμματισμού R, η οποία έχει αναπτυχθεί σε μεγάλο βαθμό προκειμένου να υλοποιεί εφαρμογές στατιστικού περιεχομένου. Ο κώδικας υλοποιήθηκε στο προγραμματιστικό περιβάλλον RStudio με την χρήση των πακέτων κώδικα fpp2 και ForecTheta, με τα εισαχθέντα αρχεία να βρίσκονται στην μορφή excel (.xlsx).

4.4 Ο ΚΩΔΙΚΑΣ

Τα κύρια βήματα ανάπτυξης του κώδικα που χρησιμοποιήθηκε στην παραγωγή των προβλέψεων ήταν:

1. Κλήση των απαραίτητων για την παραγωγή προβλέψεων βιβλιοθηκών – πακέτων του κώδικα της R (fpp2, ForecTheta).
2. Κλήση της βιβλιοθήκης readexcel προκειμένου να διαβαστούν από την R τα αρχεία excel που περιείχαν τις χρονοσειρές πωλήσεων.
3. Καθορισμός του μήκους του δείγματος κάθε χρονοσειράς επί του οποίου θα έτρεχαν οι μέθοδοι προβλέψεων προκειμένου στη συνέχεια να παράξουν πρόβλεψη για την εν λόγω χρονοσειρά (in sample forecasting).
4. Κλήση των συναρτήσεων κάθε μίας εκ των μεθόδων πρόβλεψης προκειμένου να «τρέξει» επί του εκπαιδευτικού δείγματος (training set) και να παράξει ένα κατάλληλο μοντέλο πρόβλεψης για το δείγμα ελέγχου (test set).
5. Κλήση της εντολής πρόβλεψης της R να εκτελεστεί επί του παραχθέντος μοντέλου του προηγούμενου βήματος. Ορισμένες εκ των συναρτήσεων πρόβλεψης (naive, ses, holt, κ.ά.) είναι σε θέση να υλοποιούν τα βήματα 4 και 5 ταυτόχρονα.

6. Εκτέλεση της εντολής σύγκρισης (accuracy) των παραχθέντων προβλέψεων με τα αντίστοιχα πραγματικά δεδομένα και παραγωγή των σφαλμάτων που προέκυψαν από την σύγκριση.
7. Εξαγωγή των αποτελεσμάτων πρόβλεψης και σύγκρισης σε περιβάλλον excel υπό την μορφή αρχείου .csv.

4.4.1 Η γλώσσα προγραμματισμού R

Η R είναι μία γλώσσα και ένα περιβάλλον προγραμματισμού για στατιστικούς υπολογισμούς και γραφικές απεικονίσεις. Τα προγραμματιστικά πακέτα της R διατίθενται ως ελεύθερο λογισμικό από το GNU General Public License σε μορφή πηγαίου κώδικα. Οι εφαρμογές της υλοποιούνται σε διάφορα λειτουργικά περιβάλλοντα όπως UNIX, Windows και Mac OS.

Η σύγχρονη μορφή της R είναι το αποτέλεσμα συλλογικής προσπάθειας με συμβαλλόμενους από όλο τον κόσμο. Αρχικά, η R αναπτύχθηκε από τους Robert Gentleman και Ross Ihaka στο τμήμα στατιστικής του πανεπιστημίου του Ώκλαντ, στη Νέα Ζηλανδία και σήμερα συνεχίζει να αναπτύσσεται από την R Development Core Team.

Η R προσφέρει μία μεγάλη ποικιλία από στατιστικά και απεικονιστικά εργαλεία (γραμμική και μη γραμμική μοντελοποίηση, ανάλυση χρονοσειρών, κλασσικούς στατιστικούς ελέγχους κ.α.) και διαθέτει μεγάλη επεκτασιμότητα στις εφαρμογές της.

Ένα από τα δυνατά σημεία της R είναι το ότι προσφέρει την παραγωγή γραφημάτων υψηλής ποιότητας παράλληλα με την απαραίτητη σήμανση με κείμενο, μαθηματικά σύμβολα και τύπους. Μεγάλη φροντίδα έχει δοθεί στις προεπιλεγμένες εφαρμογές γραφικών.

Πιο συγκεκριμένα η R είναι μια ολοκληρωμένη πλατφόρμα εφαρμογών λογισμικού για τη διαχείριση δεδομένων, υπολογισμούς και γραφικές απεικονίσεις η οποία προσφέρει:

1. Αποτελεσματική διαχείριση και αποθήκευση δεδομένων.
2. Μία σειρά τελεστών πράξεων για υπολογισμούς σε διανύσματα και πίνακες.

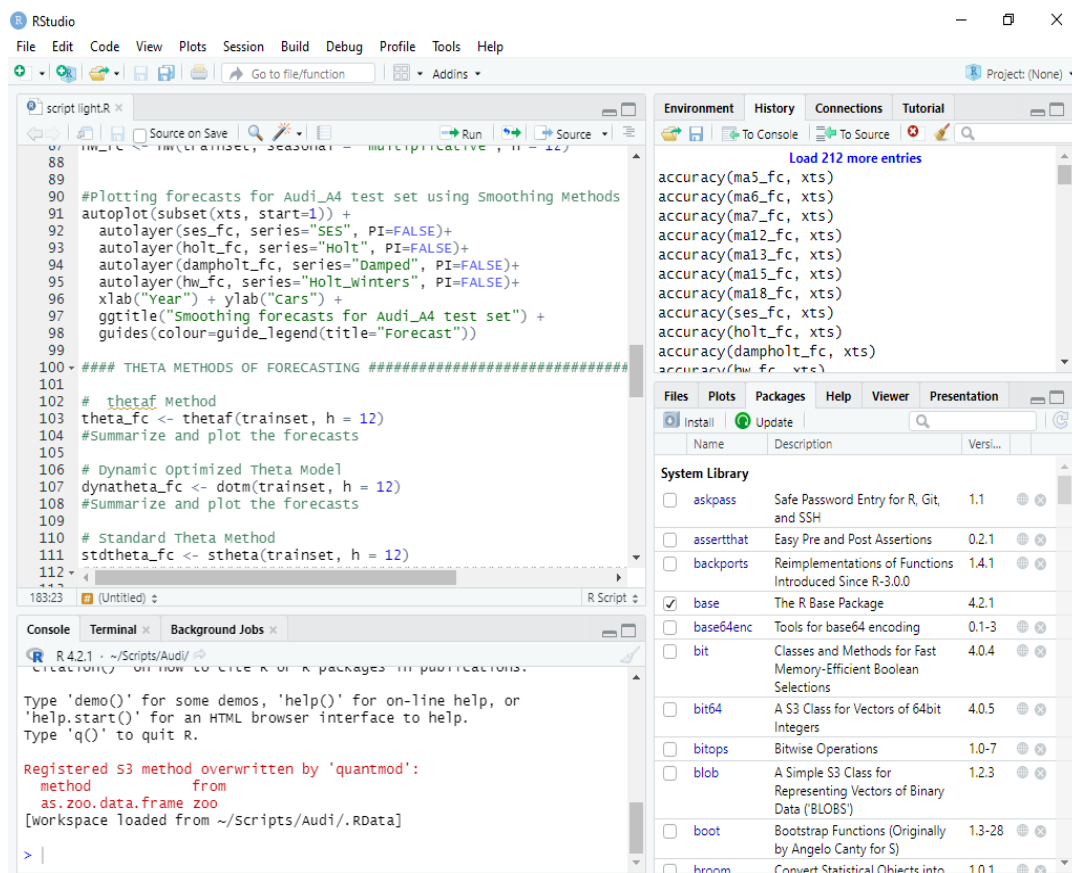
3. Μία πλήρη συλλογή εργαλείων για την ανάλυση δεδομένων.
4. Εφαρμογές γραφικών για την ανάλυση δεδομένων και την απεικόνιση τους.
5. Μια καλά αναπτυγμένη, απλή και αποτελεσματική γλώσσα προγραμματισμού που περιλαμβάνει συνθήκες, βρόχους, αναδρομικές συναρτήσεις που προσαρμόζονται από το χρήστη και εργαλεία εισαγωγής και εξαγωγής δεδομένων.

Τέλος, οι προχωρημένοι χρήστες μπορούν να γράψουν κώδικα στις γλώσσες προγραμματισμού C, C++, Java, .NET ή Python για να διαχειριστούν R αντικείμενα της γλώσσας R.[11]

4.4.2 Το περιβάλλον προγραμματισμού RStudio

Το RStudio είναι ένα ολοκληρωμένο περιβάλλον ανάπτυξης (IDE) για την γλώσσα προγραμματισμού R. Περιλαμβάνει μια κονσόλα, πρόγραμμα επεξεργασίας, επισήμανσης και σύνταξης που υποστηρίζει άμεση εκτέλεση κώδικα και εργαλεία για σχεδίαση, ιστορικό, εντοπισμό σφαλμάτων και διαχείριση χώρου εργασίας. Το περιβάλλον RStudio είναι διαθέσιμο σε εκδόσεις ανοιχτού κώδικα και εμπορικές εκδόσεις και εκτελείται στην επιφάνεια εργασίας των λειτουργικών συστημάτων Windows, Mac και Linux.

Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης στην Αυτοκινητοβιομηχανία



Εικόνα 4.1 Γραφικό περιβάλλον RStudio

Η RStudio δημιουργήθηκε από τον JJ Allaire ο οποίος ήταν δημιουργός της γλώσσας προγραμματισμού ColdFusion. Ο Hadley Wickham είναι ο επικεφαλής επιστήμονας της RStudio. Η RStudio είναι διαθέσιμη σε δύο εκδόσεις: την RStudio Desktop, όπου το πρόγραμμα εκτελείται τοπικά ως ένα κανονικό πρόγραμμα στον υπολογιστή και την RStudio Server, η οποία επιτρέπει την πρόσβαση στην RStudio χρησιμοποιώντας ένα πρόγραμμα περιήγησης web ενώ τρέχει σε έναν απομακρυσμένο διακομιστή Linux . Έτοιμες εκδόσεις της RStudio Desktop είναι διαθέσιμες για Windows, OS X και Linux . Η RStudio είναι γραμμένη στη γλώσσα προγραμματισμού C++ και χρησιμοποιεί το Qt framework για τη γραφική διεπαφή του χρήστη. Η δουλειά στην RStudio ξεκίνησε γύρω στο Δεκέμβριο του 2010 και η πρώτη έκδοσή της (v0.92) ανακοινώθηκε επίσημα το Φεβρουάριο του 2011.

4.5 Αξιολόγηση Μεθόδων Πρόβλεψης

Η αξιολόγηση των μεθόδων πρόβλεψης στην παρούσα έρευνα συνίσταται κατ' αρχήν στο κατά πόσο παράγουν το μικρότερο σφάλμα, εδώ το MAPE, δηλαδή πόσες φορές το επιτυγχάνουν σε σύγκριση με τις «ανταγωνίστριες» μεθόδους. Ακολουθούν δύο πίνακες και ένα διάγραμμα τα οποία συνοψίζουν την εν λόγω αξιολόγηση.

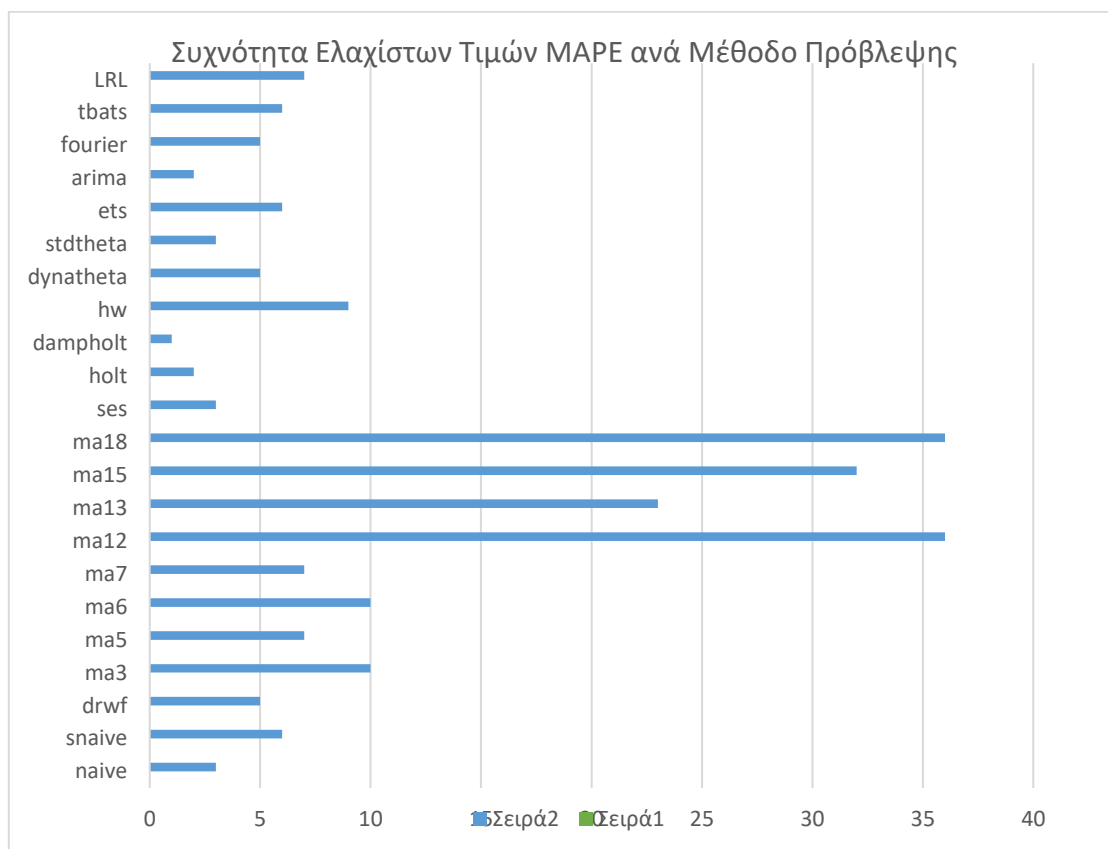
Χρονοσειρές Συνεχούς Ζήτησης	
Μέθοδος Πρόβλεψης	Συχνότητα Εμφάνισης Ελάχιστου Σφάλματος (MAPE)
naive	3
snaive	6
drwf	5
ma3	10
ma5	7
ma6	10
ma7	7
ma12	36
ma13	23
ma15	32
ma18	36
ses	3
holt	2
dampholt	1
hw	9
dynatheta	5
stdtheta	3
ets	6
arima	2
fourier	5
tbats	6
LRL	7
Σύνολο	224

Πίνακας 4.1 Συχνότητα εμφάνισης ελάχιστου σφάλματος (MAPE)

Στον πίνακα 4.1 καταγράφεται σε απόλυτες τιμές η συχνότητα εμφάνισης του ελάχιστου σφάλματος MAPE ανά μέθοδο. Ακολουθεί στο διάγραμμα 4.1 μία γραφική αναπαράσταση των δεδομένων του πίνακα 4.1 μέσω ραβδογραμμάτων και η συγκριτική αξιολόγηση καταλήγει με τον πίνακα 4.2

Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης στην Αυτοκινητοβιομηχανία

στον οποίο κατατάσσονται οι μέθοδοι αξιολόγησης βάσει των δεδομένων του πίνακα 4.1 ξεκινώντας από την μέθοδο με την μεγαλύτερη συχνότητα επίτευξης ελαχίστου MAPE έως την μέθοδο με την μικρότερη αντίστοιχη συχνότητα.



Διάγραμμα 4.1 Ραβδόγραμμα Συχνοτήτων Ελαχίστων Τιμών MAPE ανά Μέθοδο Πρόβλεψης σε απόλυτες τιμές.

Κατάταξη Μεθόδων	
Μέθοδος Πρόβλεψης	Σειρά Κατάταξης
ma12	1
ma18	1
ma15	3
ma13	4
ma3	5
ma6	6
hw	7
LRL	8
ma5	9
ma7	10
ets	11
snaive	12
tbats	13
drwf	14
dynatheta	15
fourier	16
naive	17
ses	18
stdtheta	19
arima	20
holt	21
dampholt	22

Πίνακας 4.2 Κατάταξη Μεθόδων Πρόβλεψης σύμφωνα με τα δεδομένα του πίνακα 4.1.

Οι τρεις παραπάνω πίνακες δείχνουν σαφώς την υπεροχή των μεθόδων πρόβλεψης Κινητού Μέσου Όρου τόσο έναντι των αιτιοκρατικών μεθόδων όσο και έναντι των υπολοίπων μεθόδων εξομάλυνσης αλλά και των στατικών όπως οι naive και seasonal naive.

Πιο συγκεκριμένα, οι οκτώ μέθοδοι ΚΜΟ που χρησιμοποιήθηκαν αποτελούν το 36,4% του συνόλου των 22 μεθόδων πρόβλεψης. Επί των αποτελεσμάτων των προβλέψεων οι ΚΜΟ απέδωσαν το 71,9% των ελαχίστων σφαλμάτων MAPE, ήτοι 161 φορές στις 224 συνολικά δοκιμές.

Η εξήγηση αποδίδεται στο γεγονός ότι η συντριπτική πλειοψηφία των χρονοσειρών οι οποίες εξετάστηκαν παρουσίαζαν έντονες διακυμάνσεις είτε φαινόμενα αλλαγής επιπέδου όπου οι τιμές των χρονοσειρών σε κάποιο σημείο τους μετέβαιναν απότομα, προς ένα υψηλότερο είτε χαμηλότερο επίπεδο.

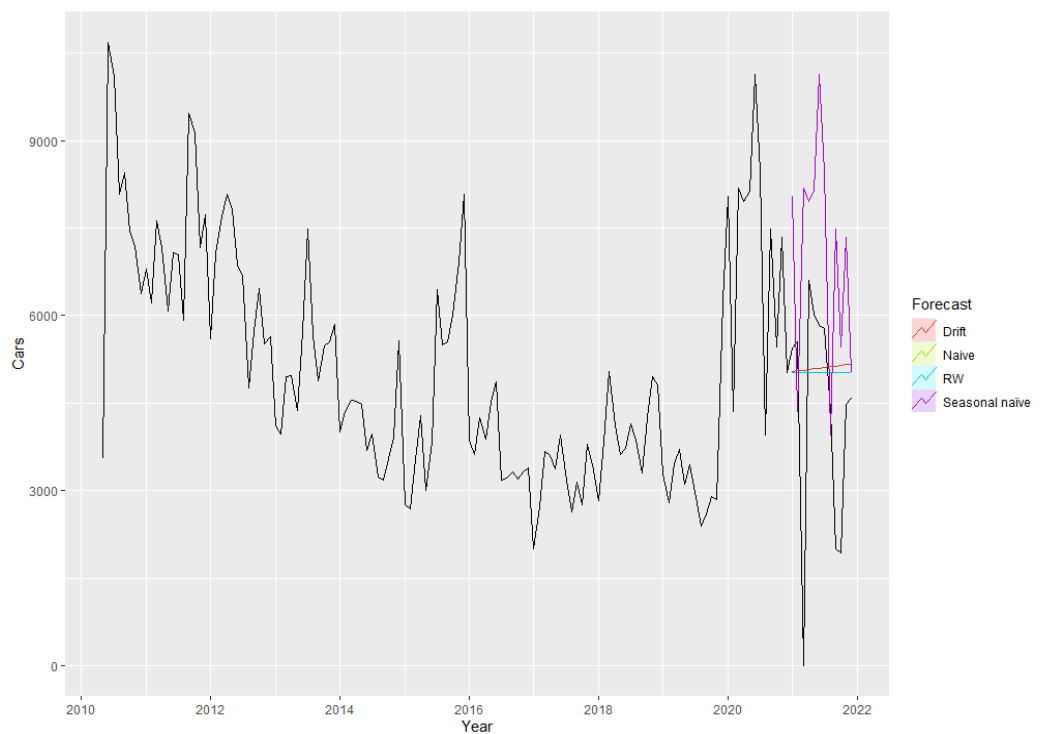
Οι μέθοδοι των ΚΜΟ και ιδιαίτερα εκείνων με μήκος από δώδεκα και άνω ανταποκρίθηκαν συστηματικά καλύτερα στις προαναφερθείσες διακυμάνσεις. Κατόρθωσαν να ενσωματώσουν μεγαλύτερο μέρος της συνολικής τάσης των χρονοσειρών και να μην “παρασυρθούν” από τις μεγάλες μεταβάσεις σε ακραίες τιμές προβλέψεων, αλλά λόγω της φύσης τους, οι προβλέψεις που παρήγαν παρέμειναν σε επίπεδα κοντά στο μέσο όρο των πραγματικών τιμών του τελευταίου δωδεκαμήνου της κάθε χρονοσειράς.

Αντίθετα, οι υπόλοιπες μέθοδοι οι οποίες δίνουν ιδιαίτερη έμφαση στις πιο πρόσφατες τιμές των χρονοσειρών για εξαγωγή προβλέψεων, αντιμετώπισαν το πρόβλημα της «παρασύρσης» τους από ακραίες διακυμάνσεις τιμών και απότομες αλλαγές επιπέδου, ιδιαίτερα όταν αυτές συνέβαιναν στις τελευταίες τιμές του training set ή εμφανίζονταν στις τιμές του test set.

Παραδείγματος χάριν, απότομη διακύμανση των τελευταίων τιμών ενός training set, παρέσερνε μαζί της τις προβλέψεις του μοντέλου (π.χ. Holt, Naive, Damped) για το τελευταίο δωδεκάμηνο σε ένα άλλο χαμηλότερο ή υψηλότερο επίπεδο. Στην πραγματικότητα όμως η διακύμανση αυτή ήταν προσωρινή και οι πραγματικές τιμές επανέρχονταν στο προηγούμενο επίπεδο εντός του δωδεκαμήνου του test set. Ένα αντίστοιχο παράδειγμα παρουσιάζεται στην εικόνα 4.2 όπου παρατηρείται κατά την διάρκεια του 2020, το οποίο συμπίπτει με τις τελευταίες τιμές του training set της συγκεκριμένης χρονοσειράς, μία αλλαγή επιπέδου των τιμών προς τα άνω, η οποία και επηρεάζει αντιστοίχως προς τα πάνω και τις προβλέψεις των μεθόδων NAÏVE, RANDOM WALK with DRIFT και SEASONAL NAIVE για το 2021. Τελικά όμως, οι πραγματικές τιμές της χρονοσειράς θα επανέλθουν περίπου στα ίδια επίπεδα με την προ του 2020 περίοδο, καταλήγοντας με

Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης στην Αυτοκινητοβιομηχανία

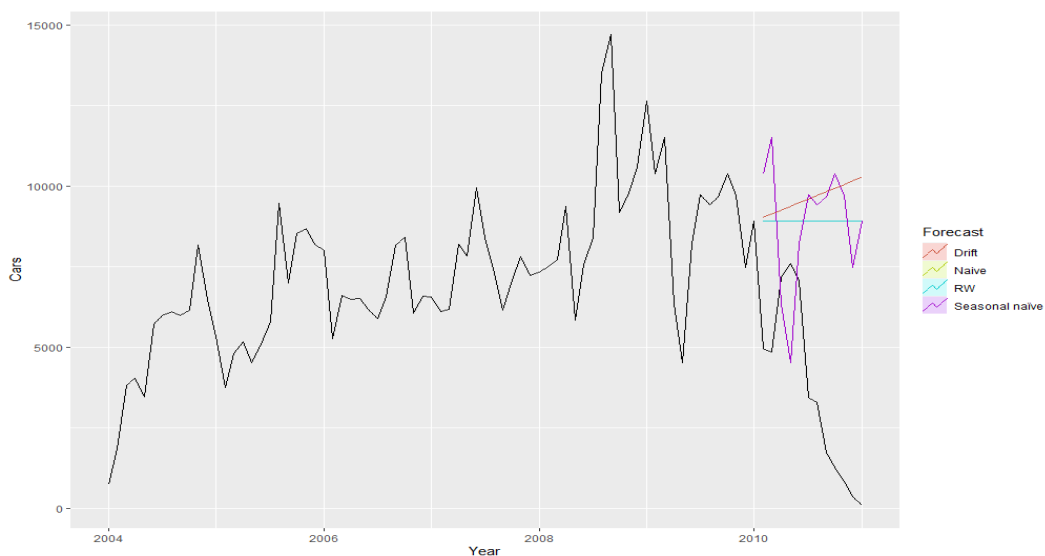
αυτό τον τρόπο να προκαλέσουν την αστοχία των παραπάνω μεθόδων οι οποίες ακολουθούν τις τελευταίες τιμές μίας χρονοσειράς για να παράξουν προβλέψεις.



Εικόνα 4.2

Επίσης, μία απότομη αλλαγή επιπέδου των τιμών του test set (πραγματικές τιμές) δημιουργούσε συνήθως μεγαλύτερη απόκλιση στις μεθόδους που ακολουθούσαν στην «εκπαίδευση» τους τις ακριβείς τιμές του training set από ότι στις μεθόδους ΚΜΟ οι οποίες κινούνταν πάνω στους μέσους όρους τους όπως φαίνεται και στο παράδειγμα της εικόνας 4.3.

Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης στην Αυτοκινητοβιομηχανία



Εικόνα 4.3

Από την άλλη η καλύτερη προσεγγιστική ικανότητα των πραγματικών τιμών από τους ΚΜΟ είχε το τίμημα της σε ακρίβεια. Οι ΚΜΟ σπάνια κατόρθωσαν κατά την εφαρμογή τους να επιτύχουν απόκλιση MAPE κάτω του 10%.

Συγκεκριμένα, 48 από τις 4928 τιμές MAPE (224 χρονοσειρές X 22 μέθοδοι πρόβλεψης), δηλαδή το 0,97% βρίσκονται κάτω από το 10%. Από αυτές μόνο 6, δηλαδή το 12,25% προέρχονται από προβλέψεις με μέθοδο κινητού μέσου όρου.

Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης
στην Αυτοκινητοβιομηχανία

Ελάχιστες τιμές MAPE μικρότερες του 10%			
Μέθοδος	Τιμή	Μέθοδος	Τιμή
arima	5,15	hw	8,51
dynatheta	5,46	hw	8,56
theta	5,81	dynatheta	8,58
stdtheta	5,81	ets	8,64
theta	6,45	tbats	8,83
stdtheta	6,45	ets	8,90
dynatheta	6,47	stdtheta	8,94
snaive	6,58	hw	9,05
hw	6,91	dynatheta	9,32
tbats	6,92	dynatheta	9,40
ets	7,09	ets	9,51
hw	7,10	ma7	9,52
tbats	7,23	ets	9,54
ma3	7,32	ma7	9,55
tbats	7,78	dynatheta	9,62
arima	7,87	ma5	9,70
hw	7,88	theta	9,75
tbats	7,91	ma3	9,76
ets	8,13	stdtheta	9,78
stdtheta	8,42	ma12	9,79
snaive	8,43	arima	9,84
theta	8,43	naive	9,88
fourier	8,50	snaive	9,94

Πίνακας 4.3

Η εξήγηση έγκειται στο ότι τα συγκεκριμένα αποτελέσματα προέρχονται από «ομαλές» χρονοσειρές, δηλαδή χρονοσειρές χωρίς απότομες διακυμάνσεις. Επ' αυτών των χρονοσειρών τόσο οι αιτιοκρατικές μέθοδοι, όσο και οι μέθοδοι εξομάλυνσης και οι στατικές απέδωσαν καλύτερα αποτελέσματα από τους ΚΜΟ καθώς προσαρμόστηκαν ομαλά στις τιμές του training set του οποίου το μοτίβο συνεχίστηκε και στις τιμές του test set. Μέθοδοι λοιπόν, που επικεντρώνονται να ακολουθούν τις ακριβείς τιμές των χρονοσειρών απέδωσαν καλύτερα όταν οι τελευταίες συμπεριφέρθηκαν με μία περισσότερο «κανονική» εξέλιξη.

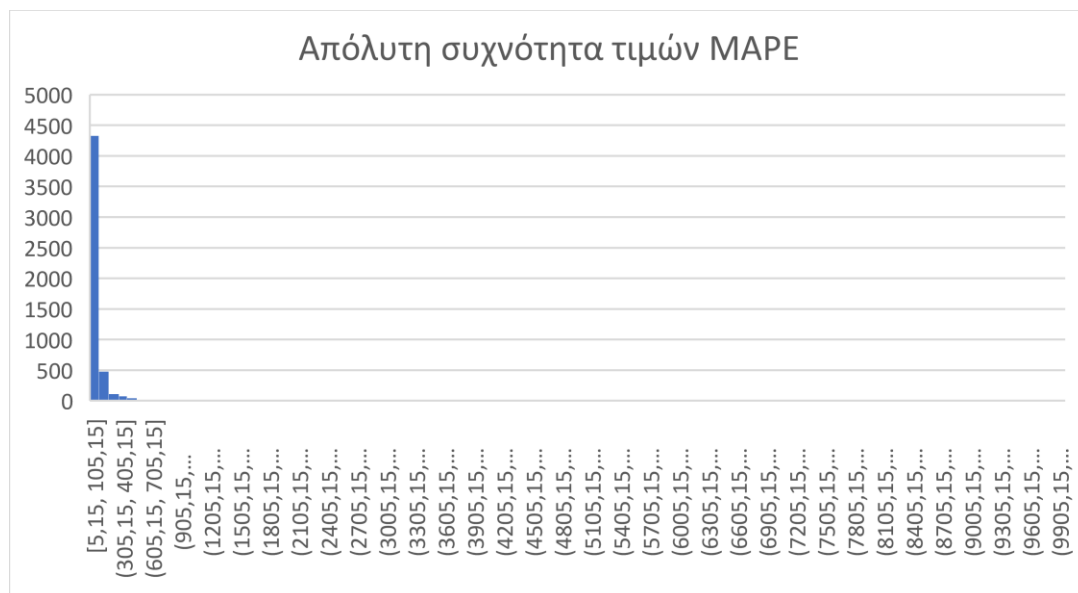
Τέλος επιχειρείται να δοθεί μία εικόνα της σχετικής κατανομής των τιμών MAPE μέσω των δεκατημορίων της κατανομής τους από την ελάχιστη έως

Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης στην Αυτοκινητοβιομηχανία

την μέγιστη τιμή, όπως αυτά καταγράφονται στον πίνακα 4.4 και το διάγραμμα που ακολουθούν.

Δεκατημόρια	Τιμές
0	5,15
1	16,86
2	22,07
3	27,37
4	33,64
5	40,69
6	49,99
7	63,87
8	86,44
9	139,99
10	9977,87

Πίνακας 4.4 Δεκατημόρια
σφαλμάτων MAPE



Διάγραμμα 4.2 Απόλυτη Συχνότητα Τιμών MAPE

Η Διάμεσος έχει τιμή 40,69% όπως φαίνεται από τον πίνακα των δεκατημορίων, ενώ ο Μέσος Αριθμητικός της κατανομής των MAPE έχει τιμή 104,34%. Η απόκλιση Διαμέσου και Μέσου αριθμητικού κατά 60

μονάδες οφείλεται στις πολύ υψηλές μέγιστες τιμές MAPE οι οποίες παρασύρουν προς τα άνω τον μέσο όρο τους ενώ στην πραγματικότητα το 50% των τιμών MAPE βρίσκεται κάτω από την τιμή 40 και το 90% κάτω από την τιμή 140 όπως φαίνεται από την κατανομή των δεκατημορίων.

Το διάγραμμα απόλυτων συχνοτήτων των τιμών MAPE απεικονίζει την χαρακτηριστική αυτή ανισορροπία στην κατανομή των τιμών MAPE με ένα πλήθος άνω των 4000 τιμών σε σύνολο 4928 να βρίσκονται στο διάστημα 5,15% - 105,15%.

4.6 ΑΝΑΛΥΣΗ ΟΜΙΛΩΝ

Ακολουθεί μία ανάλυση των αποτελεσμάτων των προβλέψεων σε κάθε έναν από τους πέντε εξεταζόμενους ομίλους, στη βάση του προσδιορισμού του πλήθους των σφαλμάτων MAPE των μεθόδων οι οποίες απέδωσαν μικρότερη τιμή σφάλματος από την απλοϊκή μέθοδο *naive*. Το κριτήριο της εν λόγω αξιολόγησης είναι το κατά πόσο αξίζει κάποιος ερευνητής να αφιερώσει πόρους (χρηματικούς, ανθρωποώρες εργασίας) προκειμένου να χρησιμοποιήσει περισσότερο πολύπλοκες τεχνικές πρόβλεψης από το να βασιστεί στην τελευταία εικόνα των αποτελεσμάτων (εδώ πωλήσεων). [11]

GENERAL MOTORS COMPANY

Το πλήθος των σφαλμάτων MAPE των μεθόδων οι οποίες απέδωσαν μικρότερη τιμή σφάλματος από την μέθοδο *naive*, ανήλθε στο σύνολο του ομίλου σε 621 σε σύνολο 858 ήτοι, 72,38%. Με άλλα λόγια, εάν ο γενικός διευθυντής ή το οικονομικό τμήμα της General Motors επέλεγε να προβεί στην παραγωγή προβλέψεων για τις πωλήσεις του ομίλου της για το έτος 2021, επιλέγοντας στην τύχη μία από τις 21 από τις 22 μεθόδους που εφαρμόστηκαν στην παρούσα εργασία, θα είχε πιθανότητα 72,38% να εξαγεί καλύτερη πρόβλεψη από το να μην κάνει απολύτως τίποτα και να βασιστεί

στην τελευταία εικόνα των πωλήσεων του, πρακτική την οποία αντιπροσωπεύει η μέθοδος *naive*.

FIAT CHRYSLER GROUP

Το πλήθος των σφαλμάτων MAPE των μεθόδων οι οποίες απέδωσαν μικρότερη τιμή σφάλματος από την μέθοδο *naive*, ανήλθε στο σύνολο του ομίλου σε 315 σε σύνολο 682 αποτελεσμάτων. Δηλαδή, 46,19% των υπολογισθέντων MAPE ήταν μικρότερα από το MAPE της μεθόδου *naive*. Η πιθανότητα λοιπόν να παράξει κάποιος στον όμιλο FCA καλύτερα αποτελέσματα προβλέψεων από το να ακολουθήσει τις τελευταίες τιμές των πωλήσεων των μοντέλων των παραγόμενων οχημάτων (μέθοδος *naive*), επιλέγοντας στην τύχη μία από τις 21 μεθόδους πρόβλεψης, ήταν κάτω του 50%.

TOYOTA GROUP

Το πλήθος των σφαλμάτων MAPE των μεθόδων οι οποίες απέδωσαν μικρότερη τιμή σφάλματος από την μέθοδο *naive*, ανήλθε στο σύνολο του ομίλου σε 726 σε σύνολο 1408 αποτελεσμάτων δηλαδή, 51,65%. Συνεπώς, η τυχαία επιλογή στην TOYOTA, μίας εκ των παραπάνω μεθόδων για την παραγωγή προβλέψεων επί των πωλήσεων θα είχε πιθανότητα μία στις δύο για καλύτερα αποτελέσματα από την επιλογή της «απραξίας» της *naive*.

HYUNDAI – KIA GROUP

Το πλήθος των σφαλμάτων MAPE των μεθόδων οι οποίες απέδωσαν μικρότερη τιμή σφάλματος από την μέθοδο *naive*, ανήλθε στο σύνολο του ομίλου σε 504 σε σύνολο 924 αποτελεσμάτων δηλαδή, 54,54%. Επομένως, όπως και στην περίπτωση της TOYOTA η επιλογή στην τύχη μίας από τις 21 μεθόδους της εργασίας για παραγωγή προβλέψεων θα είχε οριακά περισσότερες πιθανότητες επιτυχίας από την μέθοδο *naive*. Ως εκ τούτου, είτε ο όμιλος δεν θα έπρεπε να προβεί στην διάθεση πόρων για την

παραγωγή προβλέψεων είτε θα έπρεπε να διαθέσει ακόμα περισσότερους, για να χρησιμοποιήσει πλέον της μίας μεθόδων προβλέψεων προκειμένου να αυξήσει το ποσοστό των πιθανοτήτων εξαγωγής καλύτερων αποτελεσμάτων από την μέθοδο *naive*.

VOLKSWAGEN GROUP

Το πλήθος των σφαλμάτων MAPE των μεθόδων οι οποίες απέδωσαν μικρότερη τιμή σφάλματος από την μέθοδο *naive*, ανήλθε στο σύνολο του ομίλου σε 558 σε σύνολο 1012 αποτελεσμάτων δηλαδή, 55,14%. Όπως και στην περίπτωση των δύο παραπάνω ομίλων, οποιοσδήποτε υπεύθυνος στην VW που θα επιθυμούσε αυξημένες πιθανότητες για μία καλύτερη εκτίμηση των μελλοντικών πωλήσεων από εκείνες που προσφέρει η εικόνα των παρούσων εξελίξεων (μέθοδος *naive*), θα έπρεπε να χρησιμοποιήσει περισσότερες από μία μεθόδους προβλέψεων από τις προτεινόμενες.

Προφανώς, η παραπάνω εκτίμηση βασίζεται αποκλειστικά στην γνώση του πλήθους των σφαλμάτων MAPE των μεθόδων οι οποίες αποδίδουν μικρότερη τιμή σφάλματος από την μέθοδο *naive* και όχι στην ακριβή κατάταξη των μεθόδων πρόβλεψης με βάση την τιμή MAPE που απέδωσε η κάθε μία. Πιο απλά, εάν κάποιος, γνωρίζοντας τα αποτελέσματα της ανάλυσης της παρούσας εργασίας, ήθελε να αποφασίσει για το εάν θα προχωρήσει και σε προβλέψεις για το έτος 2022 για κάποιον από τους παραπάνω ομίλους με μεθόδους προβλέψεων πέραν της *naive*, τότε το ποσοστό των σφαλμάτων MAPE που ήταν μικρότερα από τα MAPE της μεθόδου *naive*, θα αποτελούσε τον απλούστερο και γρηγορότερο δείκτη για να αποφασίσει εάν θα προβεί στο εγχείρημα διαθέτοντας τους απαιτούμενους πόρους.

4.7 Συμπεράσματα

Η πρόβλεψη μελλοντικών γεγονότων αποτελεί μια δύσκολη άσκηση για κάθε έναν που την επιχειρεί, από τους απλούς καθημερινούς υπολογισμούς για το πως θα πάει η μέρα του μέχρι την πρόβλεψη των χρηματιστηριακών δεικτών για το επόμενο έτος η οποία θεωρείται πρακτικά ανέφικτη.

Η προβλεπτική όμως συμπεριφορά των ανθρώπων είναι σε μεγάλο βαθμό αυτή που τους καθιστά Homo Sapiens Sapiens. Όλοι οι ζωντανοί οργανισμοί κινητοποιούνται από αισθήματα ανάγκης και/ή επιθυμιών. Είναι όμως ο άνθρωπος εκείνος ο οργανισμός που ενεργεί σε τόσο μεγάλο βαθμό προληπτικά για να ικανοποιήσει τις ανάγκες και τις επιθυμίες του που η συγκεκριμένη συμπεριφορά του μπορεί να θεωρηθεί βασικό χαρακτηριστικό της φύσης του.

Ολόκληρος ο ανθρώπινος πολιτισμός μπορεί να θεωρηθεί ένα προϊόν της σχέσης του ανθρώπου με το μέλλον.

Οι κυνηγοί – τροφοσυλλέκτες ανέπτυξαν και κατασκεύαζαν όπλα και εργαλεία αποσκοπώντας να καταστούν ικανότεροι κυνηγοί στις μελλοντικές εξορμήσεις τους. Οι γεωργοί καλλιεργούσαν και καλλιεργούν τη γη για να δρέψουν τους καρπούς της σε μια μελλοντική στιγμή και χτίζουν αποθήκες για να μπορέσουν να τους διατηρήσουν για το μεγαλύτερο δυνατό χρονικό διάστημα. Οι άνθρωποι σταμάτησαν να αναζητούν καταφύγιο από τα φυσικά φαινόμενα όταν προέκυπτε η ανάγκη και επέλεξαν να κατασκευάζουν προληπτικά μόνιμα καταφύγια, τις οικείες τους. Η αναζήτηση της εύνοιας των θεών για το μέλλον δημιούργησε ολόκληρα θρησκευτικά συστήματα με ότι αυτό σήμανε για την μνημειώδη αρχιτεκτονική και τέχνη οι οποίες προσέβλεπαν στην διατήρηση της μνήμης των όσων πρέσβευαν στο απώτατο δυνατό μέλλον. Η ανάπτυξη της επιστήμης για χάριν της τεχνολογίας ειδικότερα στις μέρες μας γίνεται με σκοπό την απόδραση από την στασιμότητα του παρόντος με το όραμα καλύτερων και περισσότερων δυνατοτήτων για το αύριο. Με λίγα λόγια είναι δύσκολο να φανταστεί κάποιος την ανθρώπινη ζωή και δράση χωρίς το στοιχείο της ματιάς προς το μέλλον, χωρίς την πρόβλεψη.

Με αυτή τη θεμελιώδη κατανόηση για την σημασία της πρόβλεψης του μέλλοντος για τον άνθρωπο, μπορεί να γίνει αντιληπτό πως η επιστήμη των προβλέψεων είναι εξίσου σημαντική με τις υπόλοιπες επιστήμες καθώς καλείται να ικανοποιήσει μία ουσιαστική ανθρώπινη ανάγκη. Παράλληλα, οι δυσκολίες μελέτης μίας κατάστασης η οποία δεν έχει ακόμα υλοποιηθεί (μέλλον) δημιουργούν κριτική για την βασιμότητα του αντικειμένου της επιστήμης των προβλέψεων. Δεν φαίνεται όμως η κριτική για την επιστήμη της «γυάλινης σφαίρας» να μπορεί πια να της δημιουργήσει εμπόδια. Από τα τέλη του 19^{ου} αιώνα μέχρι σήμερα η επιστήμη των προβλέψεων προχωράει όλο και γρηγορότερα σε όλο και μεγαλύτερα επιτεύγματα. Τα υπάρχοντα μοντέλα και τεχνικές πρόβλεψης βελτιώνονται και νέες μέθοδοι αναπτύσσονται, αντλώντας ιδέες και έμπνευση πέρα από τα στενά όρια της της στατιστικής και των μαθηματικών, σε τομείς της επιστήμης όπως η βιολογία (νευρωνικά δίκτυα) και εκμεταλλεόμενες τα ισχυρά εργαλεία τα οποία παρέχει η επιστήμη των υπολογιστών.

Σε ότι αφορά την παρούσα μελέτη επιχειρήθηκε, αρχικά στην εισαγωγή, να τονιστεί η σημασία της έννοιας της πρόβλεψης και της ανάγκης επιστημονικής ενασχόλησης με αυτή παράλληλα με την παρουσίαση της κριτικής την οποία αντιμετωπίζει.

Στο δεύτερο κεφάλαιο παρουσιάστηκαν συνοπτικά οι κυριότερες μέθοδοι πάνω στις οποίες αναπτύσσονται τα σύγχρονα μοντέλα και τεχνικές προβλέψεων τα πιο κλασσικά εκ των οποίων παρουσιάστηκαν αναλυτικότερα στο κεφάλαιο 3.

Στο κεφάλαιο 4 παρουσιάστηκε το αντικείμενο της παρούσας μελέτης, της πρόβλεψης της ζήτησης αυτοκίνητων οχημάτων από πέντε διαφορετικούς ομίλους σε πέντε διαφορετικές αγορές, με ορίζοντα πρόβλεψης τους 12 μήνες χρησιμοποιώντας 22 διαφορετικά μοντέλα πρόβλεψης. Τα μοντέλα αυτά αξιολογήθηκαν στη συνέχεια στη βάση του σφάλματος MAPE που παρήγαγαν οι προβλέψεις τους σε αντιπαραβολή με τα πραγματικά δεδομένα (test set).

Τα σημαντικότερα ευρήματα από την ανάλυση σφαλμάτων των προβλέψεων των 22 μοντέλων για την πρόβλεψη της ζήτησης των πέντε αυτοκινητοβιομηχανιών είναι :

- Οι χρονοσειρές παρουσιάζουν συχνές και έντονες μεταβολές είτε πτωτικές είτε ανοδικές οι οποίες υποδεικνύουν την ύπαρξη ειδικών γεγονότων στην πορεία των πωλήσεων που περιγράφουν.
- Τα δεδομένα στερούνται χαρακτηριστικών σταθερής τάσης και συστηματικής εποχικότητας.
- Οι μέθοδοι που καταγράφουν την τάση μίας χρονοσειράς (Holt, Dampholt, Dynatheta, Standard Theta, ETS, LRL) απέδωσαν 32 στις 224 συνολικά δοκιμές, ελάχιστο MAPE, δηλαδή ποσοστό 14,29%.
- Οι μέθοδοι που συλλαμβάνουν την εποχικότητα σε μία χρονοσειρά (Seasonal Naive, Holt-Winters, Fourier, ETS, TBATS) πέτυχαν 24 φορές ελάχιστο MAPE, ποσοστό δηλαδή 10,7%.
- Αντίθετα, οι μέθοδοι κινητού μέσου όρου που ακολουθούν λιγότερο ή περισσότερο την μέση τιμή των παρατηρήσεων μιας χρονοσειράς, πέτυχαν 161 στις 224 δοκιμές, το ελάχιστο MAPE, ήτοι ποσοστό 71,9%, αποτελώντας μόλις το 36,4% του συνόλου των 22 μεθόδων πρόβλεψης.
- Καλύτερες μέθοδοι πρόβλεψης αναδείχθηκαν οι μέθοδοι κινητού μέσου όρου μήκους 12 και 18 παρατηρήσεων με συχνότητα εμφάνισης ελάχιστου σφάλματος MAPE, 36 φορές η κάθε μία.
- Χειρότερη μέθοδος πρόβλεψης ήταν το μοντέλο της φθίνουσας εκθετικής τάσης (dampholt), το οποίο εμφάνισε ελάχιστο σφάλμα MAPE μόλις μία φορά.
- Η ελάχιστη τιμή σφάλματος MAPE ανήλθε σε 5,15% (Arima) και η μέγιστη στο 9977,87% (Seasonal Naive).
- Μόλις το 0,97% των σφαλμάτων MAPE έχουν τιμή κάτω από 10% ενώ επίσης μόλις το 10% έχουν τιμή πάνω από 140%
- Το 50% των τιμών των σφαλμάτων MAPE είναι μικρότερο από 41% και το 90% είναι μικρότερο από 140%.

- Με κριτήριο την τυχαία επιλογή ενός από των αποτελεσμάτων MAPE σε κάθε όμιλο, στην GMC υπάρχει πιθανότητα σχεδόν 2 στις 3 (72,38%) να επιλέξει το αποτέλεσμα μίας μεθόδου η οποία είναι καλύτερη από το αποτέλεσμα της naïve.
- Στους υπόλοιπους τέσσερις ομίλους το παραπάνω ποσοστό κυμαίνεται από 46,19% (FIAT – Chrysler) έως 55,14% (VW) δηλαδή κοντά στην πιθανότητα του 50% να επιλεγθεί τυχαία το αποτέλεσμα μίας μεθόδου η οποία είναι καλύτερη από την απλοϊκή μέθοδο.

4.8 Προτάσεις

Τα δεδομένα πωλήσεων αυτοκίνητων οχημάτων των ομίλων General Motors Company, Toyota Group, FIAT – Chrysler Group, Hyundai – KIA Group και Volkswagen Group παρουσιάζουν ενδιαφέρον για τον ερευνητή προβλέψεων καθώς, οι χρονοσειρές τους αναδεικνύουν την πρόκληση για επιτυχείς προβλέψεις διότι στερούνται συστηματικής ομοιομορφίας και κανονικότητας. Παράλληλα, με το γεγονός ότι χαρακτηρίζονται από συχνές αλλαγές επιπέδου των τιμών τους, εισάγεται η έννοια της διερεύνησης της ύπαρξης ειδικών γεγονότων και ενεργειών (special events and actions – SEA), κάτι το οποίο δεν έγινε στα πλαίσια της παρούσας μελέτης.

Σε μία περαιτέρω διερεύνηση λοιπόν ο συγγραφέας προτείνει την μελέτη των χρονοσειρών με στατιστικές μεθόδους ως προς την ύπαρξη ή όχι SEA. Η εν λόγω διαδικασία είναι ιδιαίτερα απαιτητική σε πόρους, ιδιαίτερα σε ανθρωποώρες εργασίας, μίας και δεν υπάρχει αυτοματοποιημένη εφαρμογή η οποία να την διεκπεραιώνει. Για αυτό και προτείνεται η διεξαγωγή της σε επιλεγμένο δείγμα χρονοσειρών οι οποίες παρουσιάζουν διαγραμματικά μορφή στην οποία έχει πιθανώς επέλθει κάποιο ειδικό γεγονός, όπως είναι η απότομη αλλαγή επιπέδου των δεδομένων. Οι χρονοσειρές με υψηλές τιμές MAPE αποτελούν επίσης καλές υποψήφιες για την ύπαρξη ειδικών γεγονότων. Η παραγωγή μίας ομαλότερης χρονοσειράς μετά από την διαδικασία εντοπισμού και προσαρμογής των ειδικών γεγονότων θα δώσει την ευκαιρία να αναδειχθούν καλύτερα

αποτελέσματα από μεθόδους που προηγουμένως δεν απέδωσαν ικανοποιητικά χαμηλά σφάλματα.

Τέλος, συνίσταται η εφαρμογή νέων και περισσότερων μεθόδων όπως τα νευρωνικά δίκτυα, οι μέθοδοι κρίσης και άλλα προχωρημένα και πολύπλοκα μαθηματικά μοντέλα για να διερευνηθεί το ενδεχόμενο απόδοσης ακόμα καλύτερων αποτελεσμάτων.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

- Πλήρης Κώδικας στη γλώσσα Προγραμματισμού R για το μοντέλο αυτοκινήτου *Toyota Prius*.....87
- Σφάλματα MAPE των 22 μεθόδων πρόβλεψης για τα 224 μοντέλα αυτοκινήτων.....90
- Σφάλματα MAPE για τις πέντε καλύτερες μεθόδους πρόβλεψης για τα 224 μοντέλα αυτοκινήτων.....98

```
1 library(readxl)
2 # Ανάγνωση των δεδομένων της μάρκας
3 xdata <- read_excel("C:/Users/ΤΡΥΦΩΝ/Documents/Cars/TOYOTA_2_ready.xlsx",
4                   sheet = "Prius")
5 # Δημιουργία χρονοσειράς από τα δεδομένα.
6 xts <- ts(xdata, start = c(2004,1), frequency = 12 )
7 # Plot the differenced series.
8 autoplot(xts)
9 # Set a training set.
10 trainset <- subset(xts, start = 1, end = 204)
11 # Compute naive forecasts and save to naive_fc.
12 naive_fc <- naive(trainset, h = 12)
13 # compute forecasts with Random walk method
14 rwf_fc <- rwf(trainset, h = 12)
15 # Produce forecasts using snaive.
16 snaive_fc <- snaive(trainset, h = 12)
17 # Compute forecasts with Random walk method with a drift
18 drwf_fc <- rwf(trainset, h = 12, drift = TRUE)
19
20 # Plotting forecasts for the test set with Naive and
21 # Random walk methods
22 autoplot(subset(xts, start=1)) +
23   autolayer(naive_fc, series="Naive", PI=FALSE) +
24   autolayer(rwf_fc, series="Rw", PI=FALSE) +
25   autolayer(snaive_fc, series="Seasonal naive", PI=FALSE)+
26   autolayer(drwf_fc, series="Drift", PI=FALSE)+
27   xlab("Year") + ylab("Cars") +
28   ggtitle("Naive and Drift orecasts for Audi_A4 test set") +
29   guides(colour=guide_legend(title="Forecast"))
30
31 # Fitting training set data and producing forecasts with
32 # order = 3 Moving Average model.
33 fit_ma3 <- ma(trainset, order = 3, centre = TRUE)
34 ma3_fc <- forecast(fit_ma3, h = 12)
35
36 # Fitting training set data and producing forecasts with
37 # order = 5 Moving Average model.
38 fit_ma5 <- ma(trainset, order = 5, centre = TRUE)
```

Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης στην Αυτοκινητοβιομηχανία

```
37 # order = 5 Moving Average model.
38 fit_ma5 <- ma(trainset, order = 5, centre = TRUE)
39 ma5_fc <- forecast(fit_ma5, h = 12)
40
41 # Fitting training set data and producing forecasts with
42 # order = 6 Moving Average model.
43 fit_ma6 <- ma(trainset, order = 6, centre = TRUE)
44 ma6_fc <- forecast(fit_ma6, h = 12)
45
46
47
48 # Fitting training set data and producing forecasts with
49 # order = 7 Moving Average model.
50 fit_ma7 <- ma(trainset, order = 7, centre = TRUE)
51 ma7_fc <- forecast(fit_ma7, h = 12)
52
53
54 # Fitting training set data and producing forecasts with
55 # order = 12 Moving Average model.
56 fit_ma12 <- ma(trainset, order = 12, centre = TRUE)
57 ma12_fc <- forecast(fit_ma12, h = 12)
58
59
60 # Fitting training set data and producing forecasts with
61 # order = 13 Moving Average model.
62 fit_ma13 <- ma(trainset, order = 13, centre = TRUE)
63 ma13_fc <- forecast(fit_ma13, h = 12)
64
65 # Fitting training set data and producing forecasts with
66 # order = 15 Moving Average model.
67 fit_ma15 <- ma(trainset, order = 15, centre = TRUE)
68 ma15_fc <- forecast(fit_ma15, h = 12)
69
70
71 # Fitting training set data and producing forecasts with
72 # order = 18 Moving Average model.
73 fit_ma18 <- ma(trainset, order = 18, centre = TRUE)
74 ma18_fc <- forecast(fit_ma18, h = 12)
75
```

```
75
76 # Use of SES (Simple Exponential Smoothing) method
77 # to produce forecasts.
78 ses_fc <- ses(trainset, h = 12)
79
80 # Produce forecasts of xts using Holt's trend method.
81 holt_fc <- holt(trainset, h = 12)
82
83 # Use damped = TRUE to forecast with holt().
84 dampholt_fc <- holt(trainset, damped = TRUE, h = 12)
85
86 # Forecasting with Holt - winters method.
87 hw_fc <- hw(trainset, seasonal = "multiplicative", h = 12)
88
89
90 #Plotting forecasts for Audi_A4 test set using Smoothing Methods
91 autoplot(subset(xts, start=1)) +
92   autolayer(ses_fc, series="SES", PI=FALSE)+
93   autolayer(holt_fc, series="Holt", PI=FALSE)+
94   autolayer(dampholt_fc, series="Damped", PI=FALSE)+
95   autolayer(hw_fc, series="Holt_winters", PI=FALSE)+
96   xlab("Year") + ylab("Cars") +
97   ggtitle("Smoothing forecasts for Toyota Prius test set") +
98   guides(colour=guide_legend(title="Forecast"))
99
100 ##### THETA METHODS OF FORECASTING #####
101
102 # thetaf Method
103 theta_fc <- thetaf(trainset, h = 12)
104 #Summarize and plot the forecasts
105
106 # Dynamic Optimized Theta Model
107 dynatheta_fc <- dotm(trainset, h = 12)
108 #Summarize and plot the forecasts
109
110 # Standard Theta Method
111 stdtheta_fc <- stheta(trainset, h = 12)
112 #####
```


Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης στην Αυτοκινητοβιομηχανία

```
112 # Use ETS state-space method to produce forecasts.
113 fit_ets <- ets(trainset)
114 ets_fc <- forecast(fit_ets, h = 12)
115
116
117 # Forecast with Arima model.
118
119 # Forecast with Arima model.
120 fit_arima <- auto.arima(trainset,stepwise = FALSE, approximation = FALSE,trace =
121 arima_fc <- forecast(fit_arima, h = 12)
122
123 # Forecasting with dynamic regression using Fourier
124
125 harmonics <-fourier(trainset,k = 1)
126 frfit <- auto.arima(trainset,xreg = harmonics, seasonal = FALSE)
127 newharmonics <- fourier(trainset,k = 1, h = 12)
128 frfc <- forecast(frfit,xreg = newharmonics)
129 autoplot(frfc)
130
131
132 # Forecast with TBATS models.
133 fit_tbats <- tbats(trainset)
134 tbats_fc <- forecast(fit_tbats, h =12)
135
136
137 # Ανάλυση Παλινδρόμησης και προβλέψεις επί του test set.
138
139 lrltrain <- ts(xts[1:204], start = c(2001,1), frequency = 12 )
140 forecastingHorizon = 12
141 aaperiod=c(1 : length(lrltrain))
142 aaperiodforecast= c(length(lrltrain)+1) : (length(lrltrain) + forecastingHorizon)
143 lrlresults <- tslm(lrltrain~aaperiod)
144 a = lrlresults$coefficients[1]
145 b = lrlresults$coefficients[2]
146 Insamplelrl <- a + b*aaperiod
147 Forecastlrl <- a + b*aaperiodforecast
148 summary(lrlresults)
149
```

```
147 Insamplelrl <- a + b*aaperiod
148 Forecastlrl <- a + b*aaperiodforecast
149 summary(lrlresults)
150
151 autoplot(lrltrain,series = "Data")+
152   autolayer(fitted(lrlresults), series = "Fitted")
153
154 lrltest <- ts(xts[205:216], start = c(2021,1), frequency = 12)
155
156 # MAPE Calculation 1
157 errorMetric(obs=as.ts(xts[205:216]), forec=Forecastlrl, type = "APE", statistic =
158
159 # MAPE errors
160 errorMetric(obs=as.ts(xts[205:216]), forec=dynatheta_fc$mean, type = "APE", stati
161 errorMetric(obs=as.ts(xts[205:216]), forec=stdtheta_fc$mean, type = "APE", statis
162
163 # Use accuracy() to compute RMSE statistics.
164 accuracy(naive_fc, xts)
165 accuracy(rwf_fc, xts)
166 accuracy(snaive_fc, xts)
167 accuracy(drwf_fc, xts)
168 accuracy(ma3_fc, xts)
169 accuracy(ma5_fc, xts)
170 accuracy(ma6_fc, xts)
171 accuracy(ma7_fc, xts)
172 accuracy(ma12_fc, xts)
173 accuracy(ma13_fc, xts)
174 accuracy(ma15_fc, xts)
175 accuracy(ma18_fc, xts)
176 accuracy(ses_fc, xts)
177 accuracy(holt_fc, xts)
178 accuracy(dampholt_fc, xts)
179 accuracy(hw_fc, xts)
180 accuracy(theta_fc, xts)
181 accuracy(ets_fc, xts)
```

										Σφάλμα MAPE (%)													
Κατ/ση	Χρονοσειρές	arima	dampholt	drwf	dynatheta	ets	fourier	holt	hw	LRL	ma12	ma13	ma15	ma18	ma3	ma5	ma6	ma7	naive	ses	snaive	stdtheta	tbats
Alfa Romeo	MiTo	26,89	29,24	33,76	25,52	24,32	26,67	33,78	25,27	97,49	34,94	30,31	33,57	24,04	21,12	19,84	25,80	22,51	29,37	29,20	43,27	28,19	27,01
	Giulietta	158,99	120,17	106,60	155,12	145,29	240,51	116,36	144,26	345,40	174,64	173,56	136,45	50,71	166,12	288,95	106,48	254,36	102,61	119,36	199,15	149,59	174,37
	Spider	157,84	135,21	194,52	139,75	128,03	158,84	111,61	345,52	49,34	65,35	59,52	32,10	28,17	106,02	84,95	78,18	78,01	190,86	138,05	115,67	110,14	152,60
FIAT	500	49,83	31,82	43,08	50,91	46,45	21,06	40,14	63,73	22,74	23,85	26,28	25,32	198,98	45,87	35,51	29,81	31,03	39,66	36,31	53,68	65,87	31,10
	Panta	18,91	37,97	33,95	24,61	23,16	31,59	36,21	31,14	35,54	21,31	18,85	21,21	547,16	38,50	47,39	41,61	40,10	34,70	37,96	51,42	24,39	24,72
	Punto	56,44	43,06	56,65	44,09	44,80	56,51	51,88	34,03	97,48	29,74	25,36	33,17	26,24	40,81	37,21	36,16	39,56	37,58	43,47	56,67	32,99	43,81
	Tipo	37,34	36,97	34,30	34,95	38,12	35,43	30,95	20,14	62,45	35,93	32,97	24,57	113,69	35,26	50,03	31,44	32,93	32,53	36,49	61,79	33,64	33,03
	500X	85,79	86,70	90,57	94,29	82,80	82,42	93,29	76,55	98,60	22,84	24,02	18,01	154,87	92,26	57,20	42,26	49,95	84,68	86,67	102,58	96,86	62,19
	500L	63,82	39,67	35,06	44,13	64,56	68,23	35,00	44,86	127,82	25,58	25,12	23,98	159,37	59,60	77,58	33,48	71,84	37,53	39,80	62,14	44,26	43,88
	Freemont	15,13	19,04	14,13	19,58	19,65	24,90	23,37	75,85	125,24	35,13	27,58	25,15	18,02	43,29	17,94	26,44	26,50	14,44	19,64	55,87	26,38	14,91
	Doblo	57,85	61,58	74,81	50,46	31,81	60,86	26,57	27,80	18,66	106,40	116,75	98,17	78,20	54,19	35,51	76,00	80,27	54,39	55,80	111,13	43,69	30,38
	Fiorino	71,94	41,47	41,56	40,40	32,93	46,59	42,86	35,01	53,88	29,30	28,88	25,25	21,31	37,71	58,36	35,84	39,47	43,32	40,42	56,65	39,60	45,68
	L.T. Panda	80,80	74,21	40,63	71,16	66,81	77,85	63,26	86,32	33,92	58,83	45,87	53,40	41,82	89,74	64,67	90,48	89,85	41,70	72,93	74,28	69,23	48,28
	L.T. Punto	22,73	32,64	25,41	35,21	34,98	32,94	28,90	22,93	86,42	33,17	33,01	37,06	30,24	22,94	19,56	22,28	20,69	41,98	35,20	43,59	18,36	28,47
	L.T. Doblo	19,30	22,18	27,05	9,62	10,26	20,85	22,14	10,74	30,95	18,38	16,02	16,41	70,30	20,68	21,33	35,43	28,83	27,44	22,44	29,66	9,78	9,96
	L.T. Ducato	27,42	29,32	24,41	25,43	24,40	22,32	28,01	26,05	24,84	24,16	23,97	23,76	59,15	20,29	21,75	24,59	25,27	25,32	29,52	35,94	25,07	22,59
	L.T Fiorino	132,8389	109,26	157,79	113,84	138,65	123,91	111,22	182,28	94,55	55,98	57,71	36,31	64,15	137,35	111,77	132,49	122,38	153,41	110,52	84,06	108,44	78,92
	L.T Talento	57,29	64,39	29,82	59,21	62,14	70,54	57,58	58,78	20,41	29,49	25,27	26,21	48,83	55,31	59,28	55,72	76,39	33,88	64,38	77,45	55,36	55,35
Maserati	Ghibli	26,47	32,32	33,80	30,48	24,82	39,15	36,02	36,94	32,94	33,08	34,12	32,39	147,23	56,32	45,27	35,62	37,00	37,10	32,55	37,28	27,38	34,71
	Levante	26,47	32,41	36,68	29,82	33,34	31,25	45,27	42,55	29,88	47,47	47,51	49,25	52,69	39,74	31,75	51,44	100,41	30,99	33,39	34,40	31,83	29,09
	N/A	130,65	253,45	78,42	104,12	80,41	57,71	119,36	92,86	121,22	52,12	64,44	92,85	78,20	65,21	46,28	60,90	60,48	69,40	144,05	74,54	93,56	67,21
Jeep	Renegade	31,42	27,34	29,96	21,71	21,64	19,94	37,02	38,17	46,79	20,19	20,55	26,95	149,50	29,56	24,97	25,99	48,28	23,75	26,43	40,60	22,58	22,28
	Cherokee	3820,278	4064,73	629,98	3313,82	2630,63	3955,51	5754,37	3818,24	2579,27	2282,02	1559,96	1732,19	615,99	4906,63	2662,76	4960,22	2393,03	637,03	3311,08	3988,89	3374,90	1211,82
	Compass	31,63	45,25	51,01	45,16	43,95	33,39	64,45	68,31	43,01	24,85	24,22	23,93	99,36	56,19	35,52	34,01	31,01	37,23	43,96	49,32	45,85	39,35
	Wrangler	56,99	57,36	43,07	56,79	57,11	57,91	49,69	58,41	34,94	37,71	39,16	49,67	246,37	48,28	51,25	47,26	74,09	47,54	57,11	56,01	55,37	53,54
	Grand Cherokee	347,35	349,05	237,00	348,63	348,69	484,28	311,48	277,12	1515,06	31,32	36,92	55,53	60,29	138,76	168,49	164,79	563,73	271,62	348,77	501,16	360,95	338,24
Lancia	Ypsilon	44,19	39,02	41,02	54,75	51,72	32,23	35,76	38,55	31,94	21,09	21,75	19,72	294,19	33,39	43,01	28,00	31,12	43,58	39,10	54,07	54,28	23,47
	Delta	41,52	70,00	85,19	72,24	76,11	79,40	63,34	36,08	58,61	37,05	20,53	29,52	21,35	19,64	55,00	44,37	50,50	69,09	67,41	74,09	48,32	96,70

	Χρονοσειρές	arima	dampholt	drwf	dynatheta	ets	fourier	holt	hw	LRL	ma12	ma13	ma15	ma18	ma3	ma5	ma6	ma7	naive	ses	snaive	stdtheta	tbats
	<i>Phedra</i>	27,37	37,59	53,21	41,79	47,96	46,25	23,24	27,53	41,19	35,95	42,53	27,60	40,38	37,41	36,14	38,16	39,09	24,85	39,02	57,86	33,00	51,54
	<i>Musa</i>	61,37	40,64	61,47	39,16	31,43	26,44	56,63	31,61	26,08	70,30	68,25	66,46	55,29	25,71	28,72	75,28	26,15	44,80	38,93	42,52	43,24	35,94
Ferrari	<i>N/A</i>	37,58	50,49	64,92	28,87	30,65	46,93	52,16	29,36	55,54	34,28	32,02	39,55	33,43	34,92	36,58	37,40	38,14	64,50	49,63	39,72	29,05	34,82
Buick	<i>Verano</i>	25,02	29,95	43,96	29,96	28,23	35,28	33,61	28,75	42,29	19,17	17,05	24,65	16,84	19,83	19,37	38,38	23,67	34,74	29,54	33,28	28,16	33,16
	<i>LaCrosse</i>	68,19	65,30	43,65	65,59	64,47	59,13	52,93	49,09	69,39	64,94	51,06	42,89	36,30	66,27	58,47	40,57	42,57	52,62	65,25	65,54	59,99	61,60
	<i>LeSabre</i>	46,68	32,15	26,91	31,75	35,75	86,01	23,16	40,67	61,66	27,55	18,54	13,56	19,66	33,57	34,38	23,65	24,81	31,54	31,88	51,14	22,85	31,97
	<i>Encore</i>	61,40	54,16	76,08	54,78	45,92	64,19	47,48	46,94	74,40	23,51	21,73	20,56	23,54	35,90	35,93	25,28	25,56	65,77	54,47	59,26	54,14	54,69
	<i>Envision</i>	25,81	25,38	26,72	25,41	25,32	27,89	26,06	36,47	25,60	21,92	23,05	20,34	26,66	25,06	23,48	27,56	24,67	25,43	25,31	30,77	25,41	25,86
	<i>Enclave</i>	37,29	39,19	48,30	41,28	41,15	38,34	36,82	42,17	35,84	18,39	19,10	17,14	25,98	38,06	35,58	35,19	32,87	49,80	39,18	50,58	40,00	40,64
Cadillac	<i>ATS</i>	121,10	101,59	132,30	65,24	137,80	90,69	243,48	124,16	151,25	23,80	24,34	17,53	48,05	82,26	56,24	179,89	46,82	124,69	92,82	82,52	68,56	109,45
	<i>CTS</i>	77,25	90,00	61,55	65,51	77,28	102,87	51,69	59,26	60,63	19,68	18,40	13,14	15,10	56,23	77,78	57,11	59,94	81,91	89,75	104,70	53,15	76,86
	<i>XTS</i>	204,62	245,75	257,27	236,09	234,04	234,22	217,26	266,56	175,56	44,12	41,30	19,59	36,94	228,25	255,05	208,03	213,55	285,74	247,99	187,63	211,53	238,18
	<i>SRX</i>	88,09	89,39	110,93	75,53	75,98	88,31	92,53	73,26	190,97	16,97	19,45	16,38	29,39	65,94	54,25	50,26	32,38	105,98	89,48	96,59	79,12	77,73
	<i>Escalade</i>	23,57	20,56	29,09	23,52	20,94	26,56	21,20	26,22	38,66	33,78	39,36	35,04	45,14	27,38	34,37	17,61	34,06	28,82	20,33	43,88	24,63	25,47
Chevrolet	<i>Spark</i>	337,41	470,95	555,73	472,85	471,65	299,24	504,17	544,86	285,04	21,44	20,05	16,56	29,08	220,13	120,14	78,03	77,16	515,96	471,62	471,07	468,60	300,29
	<i>Aveo</i>	59,35	70,65	132,55	73,08	223,87	47,20	88,05	83,06	37,64	26,14	24,60	24,12	31,07	44,80	19,68	47,57	27,52	117,33	77,02	68,46	74,46	74,36
	<i>Sonic</i>	89,49	58,19	117,15	62,64	60,53	94,56	60,77	59,26	55,53	65,89	50,00	51,00	45,06	56,71	45,14	48,32	48,17	107,15	64,18	90,97	61,69	50,78
	<i>Cruze</i>	664,83	360,55	326,49	438,00	441,14	603,64	373,62	423,86	800,78	53,43	43,01	33,68	25,81	155,55	225,77	206,10	196,65	306,06	352,57	475,42	427,23	463,41
	<i>Volt</i>	416,66	422,11	442,31	420,02	390,76	397,49	460,58	412,22	497,39	99,57	99,62	74,45	39,96	310,55	235,59	261,28	195,53	406,61	417,76	380,22	428,17	369,28
	<i>Camaro</i>	93,17	101,16	114,79	125,86	75,52	175,89	97,20	77,39	158,16	33,90	81,41	52,07	21,80	123,30	164,06	100,94	92,38	108,34	104,63	85,23	121,13	94,08
	<i>Caprice</i>	159,53	172,80	91,86	167,49	212,19	156,58	179,65	137,43	284,07	230,65	212,82	265,59	284,98	217,35	133,79	65,95	49,78	83,88	168,41	204,69	147,56	302,68
	<i>Impala</i>	35,12	47,27	43,33	30,63	37,53	42,42	35,37	31,13	36,47	21,34	20,87	30,31	39,99	46,69	62,41	42,83	32,79	40,15	47,40	57,32	30,08	31,41
	<i>Malibu</i>	154,47	65,39	66,43	124,88	66,44	220,36	61,61	64,85	219,94	65,44	70,09	74,63	66,24	39,53	59,88	53,99	83,35	66,67	63,11	84,21	95,58	176,63
	<i>Corvette</i>	23,09	25,60	33,96	26,60	25,00	24,58	26,52	26,10	37,99	21,62	21,88	40,89	51,11	26,37	23,71	32,27	22,33	33,63	25,61	42,92	26,43	24,85
	<i>Trax</i>	1208,38	1161,15	1367,90	1205,18	1195,62	1180,52	1324,26	1324,44	1478,29	30,09	35,17	23,27	36,94	409,08	211,49	134,64	157,68	1190,36	1158,52	1187,51	1220,65	1192,79
	<i>Equinox</i>	295,08	331,39	408,41	304,15	315,26	321,55	351,91	289,04	396,43	15,71	15,67	13,74	21,67	333,23	280,99	82,02	82,76	387,26	333,26	334,97	308,38	307,06
	<i>HHR</i>	34,25	44,87	84,05	46,90	46,14	26,97	51,79	22,33	24,14	32,87	37,01	45,85	26,98	32,14	68,88	28,26	58,41	72,88	46,15	20,13	44,19	24,13
	<i>Trailblazer</i>	342,15	354,58	444,15	372,16	356,64	321,38	202,65	114,11	168,19	93,60	68,36	66,63	46,34	220,66	205,13	44,32	192,76	541,06	356,64	339,86	244,01	236,88
	<i>Traverse</i>	233,47	213,00	355,48	253,11	213,01	234,55	249,04	256,33	206,68	15,00	15,36	17,11	22,20	227,64	203,39	233,19	182,28	332,82	232,19	194,50	262,44	200,56
	<i>Suburban</i>	21,60	14,81	24,22	20,66	20,78	22,84	15,90	23,25	22,90	23,78	24,51	26,02	30,06	15,60	21,97	20,54	28,31	25,77	14,74	26,55	21,29	22,31
	<i>Tahoe</i>	17,77	15,42	19,83	15,10	14,95	16,40	15,77	15,91	30,03	14,52	14,69	20,36	21,73	14,38	15,23	22,14	16,31	20,16	15,33	24,60	15,15	18,69

	Χρονοσιρές	arima	dampholt	drwf	dynatheta	ets	fourier	holt	hw	LRL	ma12	ma13	ma15	ma18	ma3	ma5	ma6	ma7	naive	ses	snaive	stdtheta	tbats
	<i>Avalanche</i>	15,76	15,11	11,96	20,74	20,82	25,13	16,15	19,78	89,70	11,45	11,34	11,39	11,77	11,70	13,83	10,32	9,52	21,97	15,21	14,83	19,22	19,11
	<i>Colorado</i>	110,23	113,74	134,53	122,51	118,54	130,86	118,98	133,95	71,94	28,90	32,11	27,02	16,20	108,00	113,59	109,75	116,67	128,93	115,01	89,78	122,72	120,98
	<i>Silverado</i>	31,67	28,92	67,18	31,16	30,86	27,43	29,05	27,68	20,14	12,98	12,94	17,91	17,91	36,32	27,29	34,34	20,23	64,98	29,02	35,52	28,60	29,15
	<i>Express</i>	65,38	79,28	116,12	87,26	98,50	81,83	76,51	87,56	53,05	15,78	15,56	15,74	30,92	89,83	80,40	72,25	48,00	115,73	80,47	83,02	84,47	77,14
GMC	<i>Terrain</i>	474,40	485,31	641,04	503,89	485,33	488,16	557,34	479,71	598,51	19,77	23,72	30,80	33,11	536,06	392,16	115,48	94,09	595,37	518,62	517,49	524,83	491,57
	<i>Acadia</i>	194,91	202,21	230,67	203,51	189,57	186,42	198,26	174,21	174,62	15,04	14,47	13,73	18,86	158,31	99,97	61,12	63,17	232,78	202,27	170,48	201,22	173,94
	<i>Yukon</i>	22,54	15,81	29,45	18,03	18,98	18,66	15,04	21,26	34,43	24,95	25,89	33,18	44,39	17,71	16,60	34,34	23,00	30,05	15,69	34,93	17,61	24,21
	<i>Yukon XL</i>	32,72	22,38	24,41	25,08	23,69	26,02	26,01	29,81	27,34	40,65	43,90	42,41	38,13	16,06	22,59	22,63	30,99	22,94	22,46	34,53	26,27	31,32
	<i>Canyon</i>	115,13	114,77	145,38	106,02	108,85	134,19	118,62	93,28	58,35	44,68	41,79	41,72	28,63	177,04	120,56	139,31	92,79	140,54	115,87	61,11	106,16	127,75
	<i>Sierra</i>	26,42	22,65	83,35	24,20	25,68	22,25	23,19	24,24	16,43	13,15	13,65	15,98	14,92	28,35	25,65	19,22	19,61	79,40	21,53	30,72	23,19	22,12
	<i>Savana</i>	42,05	37,56	39,61	36,51	36,90	44,98	33,88	37,73	44,09	27,02	29,06	35,76	32,39	37,16	53,63	53,25	37,95	41,65	37,64	53,56	36,25	38,94
		<i>pixis</i>	21,07	21,60	22,72	31,37	27,21	18,17	23,50	37,00	20,46	13,96	16,18	19,37	22,66	27,00	23,46	30,54	18,04	20,84	21,95	32,53	30,10
	<i>iQ</i>	353,86	12,36	172,11	29,68	23,11	397,75	308,79	55,52	649,25	10,88	13,53	24,19	13,13	19,76	9,70	10,88	14,01	31,42	27,88	16,77	62,92	22,04
	<i>Aqua</i>	55,61	47,02	47,68	43,66	42,65	50,19	46,68	45,57	48,94	27,94	16,80	24,82	26,81	40,70	38,43	29,13	30,98	47,25	48,38	56,46	43,79	45,88
	<i>Platz</i>	87,20	45,01	51,65	44,74	36,82	106,74	40,33	45,20	159,43	40,56	75,02	71,58	32,49	53,68	30,44	32,41	30,96	51,47	45,04	87,21	44,79	24,00
	<i>Passo</i>	33,79	30,72	28,25	42,40	42,80	37,83	28,05	37,20	28,41	13,10	15,15	15,41	18,50	35,81	45,92	30,77	29,04	29,73	31,02	40,10	39,17	38,98
	<i>ROOMY</i>	44,99	37,15	36,39	36,49	36,24	41,57	36,02	35,52	39,61	22,14	32,18	31,07	36,25	34,29	34,79	31,47	39,34	36,81	36,24	52,54	36,11	39,48
	<i>Vitz</i>	60,98	59,78	136,59	55,80	59,37	61,99	62,31	60,78	51,51	19,69	20,48	19,17	17,87	34,51	26,70	23,85	23,76	130,56	61,76	59,66	54,69	55,35
	<i>bB</i>	51,37	55,63	60,88	68,03	69,32	292,34	93,51	44,00	584,06	40,37	28,24	32,30	67,76	42,35	49,04	69,88	37,20	75,83	62,65	59,22	58,21	70,00
	<i>Corolla</i>	30,01	16,69	24,76	10,72	10,25	25,34	25,69	37,61	54,07	15,86	13,99	18,63	21,15	13,08	16,06	19,27	17,15	13,84	16,11	6,58	11,56	12,97
	<i>Probox</i>	20,52	20,16	33,39	25,60	34,50	23,19	25,69	36,52	56,30	16,46	18,73	24,57	19,46	21,32	15,95	19,02	15,66	22,50	16,16	12,56	28,78	20,17
	<i>Succeed</i>	15,17	15,48	21,58	15,90	9,54	19,06	18,78	10,75	42,63	13,75	13,46	19,72	16,49	16,86	16,99	16,94	15,87	26,29	13,51	9,94	12,20	13,68
	<i>Allion</i>	57,97	78,40	34,26	26,77	28,59	80,81	37,74	101,00	184,31	13,12	45,46	35,98	42,19	29,14	34,50	33,71	43,20	41,42	73,40	99,09	36,90	40,25
	<i>Premio</i>	27,89	83,83	105,53	167,00	71,10	80,89	72,11	68,53	43,15	46,36	41,20	40,39	41,29	77,36	76,05	83,87	53,78	182,81	105,73	83,05	58,86	99,87
	<i>Comfort</i>	9,84	12,68	20,26	9,32	9,51	10,16	12,14	8,56	44,48	11,98	10,91	10,72	11,08	7,32	11,44	11,99	12,63	21,39	12,50	8,43	8,42	7,78
	<i>Crown</i>	16,45	18,34	19,54	20,73	18,30	18,78	17,39	15,92	30,23	11,32	11,80	11,86	11,08	14,03	14,49	12,04	13,33	21,73	19,00	17,25	19,86	17,46
	<i>Esquire</i>	46,76	79,66	26,71	80,74	63,26	74,19	41,79	42,36	122,80	26,72	17,00	18,44	50,64	61,15	97,72	49,25	25,57	48,99	81,45	137,72	71,24	100,06
	<i>Isis</i>	45,39	183,77	216,15	186,49	192,22	184,37	185,22	95,65	51,31	44,40	75,00	65,60	56,24	83,87	95,56	84,20	124,84	213,36	185,04	124,31	157,33	100,20
	<i>Noah</i>	26,44	28,81	26,08	26,81	27,93	25,76	25,74	27,85	31,01	21,25	17,82	17,01	25,74	37,24	49,91	29,83	30,84	25,47	26,86	38,66	25,46	25,00
	<i>Porte</i>	18,25	38,12	39,61	35,57	32,02	61,16	47,50	128,58	27,12	25,24	23,30	19,50	15,41	34,30	36,23	48,78	34,79	49,33	44,54	34,99	24,29	36,02
	<i>Ractis</i>	45,97	59,63	52,94	82,91	62,52	33,56	62,84	72,34	32,64	14,81	12,08	13,08	12,63	58,36	51,57	40,56	36,75	50,13	59,61	53,27	83,17	71,75

	Χρονοσιρέζ	arima	dampholt	drwf	dynatheta	ets	fourier	holt	hw	LRL	ma12	ma13	ma15	ma18	ma3	ma5	ma6	ma7	naive	ses	snaive	stdtheta	tbats
Raum	95,63	74,22	72,80	13,31	39,44	118,02	87,57	50,81	103,68	24,09	35,05	40,23	25,17	27,65	33,75	28,60	37,96	22,51	12,76	30,09	31,08	46,28	
SPADE	33,33	79,22	46,10	37,27	32,76	330,27	179,06	283,83	745,33	33,66	32,61	22,65	19,08	40,51	45,93	57,64	32,54	64,69	71,91	64,53	123,65	33,05	
Sienta	22,93	42,10	42,73	64,10	44,95	42,45	41,83	50,04	68,80	22,76	22,61	30,17	39,95	52,04	24,80	37,74	19,84	42,21	42,36	35,53	66,20	46,90	
Voxy	16,36	30,04	21,25	33,70	31,23	23,22	22,90	31,67	14,07	16,16	16,62	13,11	11,74	18,94	19,64	27,16	24,32	25,09	30,11	25,10	27,87	24,28	
Wish	52,91	82,58	99,92	35,19	57,43	166,17	32,15	25,07	743,55	41,09	45,86	45,68	35,73	34,52	41,48	50,15	48,49	49,54	57,73	55,34	44,95	33,05	
Ist	668,33	47,58	118,08	499,83	43,10	79,74	909,11	344,13	2363,63	30,42	30,84	34,34	41,06	53,38	31,96	23,08	30,02	34,71	45,91	54,02	341,67	47,12	
86	63,58	53,45	56,40	56,66	52,57	72,77	82,76	68,98	105,05	51,38	53,22	64,84	56,01	54,52	55,09	57,15	55,11	58,96	54,32	58,78	64,27	52,76	
Auris	143,70	95,06	25,10	47,04	130,83	98,90	56,70	42,46	26,04	111,32	104,53	83,29	52,57	92,87	51,38	37,72	27,55	26,93	83,44	177,36	37,60	55,02	
Blade	123,97	89,73	256,82	80,90	75,28	382,34	141,26	256,63	1214,01	60,92	59,66	104,32	119,81	157,41	98,28	72,63	61,59	81,74	81,74	50,42	301,98	67,54	
Corolla	22,29	21,59	113,01	24,31	32,14	157,17	174,93	23,62	336,81	29,72	28,21	35,52	33,06	29,11	22,41	27,06	19,24	24,64	33,20	52,02	55,54	31,01	
Prius	15,07	20,22	14,67	14,71	21,44	24,24	13,86	8,51	244,35	24,88	16,24	18,10	27,81	25,41	32,13	28,73	22,68	14,75	20,22	30,73	15,81	13,83	
Camry	53,29	54,19	54,26	54,20	65,20	49,17	59,48	46,41	72,08	28,88	25,88	23,27	33,43	71,64	56,04	49,99	44,91	50,83	54,20	39,66	56,39	41,51	
MIRAI	57,31	66,08	129,74	63,86	56,23	59,42	72,60	68,35	59,02	220,64	248,22	500,43	577,34	62,27	64,20	81,30	57,93	110,15	64,27	79,84	64,52	62,72	
Crown	52,28	26,65	17,34	29,48	47,28	26,78	17,78	14,99	22,06	21,47	21,54	25,87	31,82	26,15	27,96	19,42	20,44	26,77	26,67	28,52	25,76	39,96	
Mark X	54,20	27,54	31,32	32,70	46,00	121,90	33,54	43,15	94,28	22,01	23,85	22,82	25,55	97,22	90,79	20,26	21,89	32,17	27,53	27,49	45,58	29,47	
SAI	184,00	162,93	165,43	170,49	194,94	164,19	209,10	476,48	148,64	24,38	56,13	50,22	44,86	128,01	68,92	71,76	98,66	180,52	170,73	217,05	69,18	299,23	
Century	95,57	155,23	70,28	106,99	126,49	172,44	102,95	63,68	55,87	89,46	80,29	88,92	97,09	80,12	82,89	71,69	76,36	65,68	171,58	132,81	110,60	112,91	
C-HR	23,47	16,89	39,57	44,10	83,43	77,39	114,17	46,91	87,68	25,52	21,91	20,13	27,24	69,08	78,67	95,06	17,76	65,71	67,61	92,19	21,41	86,09	
FJ Cruiser	35,87	26,47	25,16	24,44	41,66	42,80	24,83	31,83	41,49	55,33	48,94	45,30	27,49	26,87	31,35	49,86	20,34	26,21	27,09	72,01	25,16	33,10	
RAV4	31,55	27,98	19,23	59,95	55,16	88,83	36,32	48,36	193,13	16,80	16,39	20,55	27,82	44,80	34,35	28,11	30,31	45,68	28,03	31,18	35,31	39,60	
Vanguard	74,77	41,67	22,64	61,68	26,18	97,10	19,37	21,56	52,97	18,01	28,83	43,55	51,52	21,97	27,85	35,60	28,75	42,99	40,38	47,11	35,00	64,02	
Harrier	41,90	65,88	67,37	66,07	69,68	32,22	74,95	187,26	34,22	20,43	25,60	30,69	62,05	65,24	55,50	72,48	123,90	57,01	65,83	93,99	65,43	76,02	
Land Cruiser	45,83	32,84	41,79	46,15	34,17	13,63	35,42	36,57	19,94	26,29	29,59	33,60	44,05	21,04	18,41	33,64	14,71	38,73	32,86	38,92	46,78	27,09	
Alphard	36,24	33,90	29,65	36,67	33,43	37,98	34,54	37,56	45,37	18,87	19,30	19,47	20,68	41,09	33,39	26,28	21,83	28,86	33,88	41,95	36,63	34,40	
Estima	16,22	14,40	22,37	9,40	12,66	36,12	76,89	24,25	24,45	14,08	14,02	13,88	22,84	15,20	16,16	20,00	20,34	14,17	14,41	16,55	18,51	13,20	
Ipsum	75,18	88,84	120,14	23,72	21,66	215,24	46,55	22,21	332,97	37,45	51,10	42,16	35,78	22,60	27,02	37,85	39,55	34,11	91,32	111,14	35,76	45,89	
Isis	48,69	24,37	109,68	31,44	41,79	64,83	208,58	55,69	351,61	24,22	18,92	19,09	18,85	37,51	42,93	24,71	47,89	27,84	48,76	55,44	36,79	40,81	
Noah	29,06	35,22	28,13	50,65	39,45	34,07	33,01	41,29	35,78	16,51	13,86	17,12	24,08	43,56	41,86	40,40	26,41	28,94	35,22	35,92	51,07	39,06	
Prius Alpha	21,72	18,65	40,45	25,58	22,47	90,43	43,11	60,03	224,40	16,80	19,55	19,24	20,62	18,15	21,85	16,05	16,68	33,04	25,59	26,49	46,77	19,26	
Vellfire	132,46	97,58	124,95	98,87	67,40	211,31	91,76	45,99	166,71	13,68	54,36	46,22	47,50	55,02	39,56	48,55	77,44	125,72	98,03	111,76	95,55	45,27	
Voxy	29,46	31,99	33,67	37,16	34,63	36,49	32,31	33,27	32,11	14,46	17,07	18,81	26,66	35,25	37,27	23,67	23,55	32,88	31,98	39,12	37,37	34,45	

TOYOTA SUV

	Χρονοσιρές	arima	dampholt	drwf	dynatheta	ets	fourier	holt	hw	LRL	ma12	ma13	ma15	ma18	ma3	ma5	ma6	ma7	naive	ses	snaive	stdtheta	tbats
	Wish	32,93	37,57	22,01	37,37	52,55	56,57	26,13	34,11	328,84	22,58	26,32	22,36	22,50	36,13	31,23	32,14	31,06	28,94	37,48	55,97	41,07	54,39
	Hilux	36,98	61,07	54,91	44,04	45,73	65,94	43,69	40,27	45,93	20,19	28,21	28,84	20,82	33,62	39,43	45,99	41,31	56,90	66,38	58,10	40,81	40,59
	Hiace Wagon	19,85	15,15	12,66	16,20	13,02	15,36	17,44	17,56	26,60	10,53	11,31	11,93	16,29	16,38	16,28	12,45	11,88	12,19	13,53	14,96	17,01	13,11
	Imported Cars	71,18	34,39	57,01	21,36	22,12	95,68	16,74	238,43	333,24	99,59	142,14	143,77	148,93	27,16	51,20	34,90	54,28	22,66	21,68	118,24	21,87	25,72
TOYOTA Trucks	pixis van	45,78	46,67	47,57	39,66	38,83	42,30	47,02	39,83	47,92	19,63	19,64	22,55	14,72	17,83	16,47	15,64	16,75	46,64	46,74	47,16	40,06	38,95
	pixis truck	32,33	34,62	36,05	29,29	28,01	33,53	34,80	30,65	35,69	21,66	23,02	22,56	15,05	20,90	19,40	18,44	18,20	36,06	34,71	37,63	29,28	28,76
	Probox	7,87	14,21	18,63	5,46	8,13	12,32	14,39	6,91	39,54	15,06	15,37	15,50	18,44	11,02	14,41	15,13	14,93	19,01	14,22	16,43	5,81	7,91
	Succeed	10,25	15,26	13,95	11,74	10,88	12,39	16,26	9,05	16,33	12,49	12,84	14,27	13,39	16,93	15,39	15,70	15,20	13,33	14,18	12,75	11,83	10,80
	Dyna Toyance	19,93	19,41	19,27	20,46	20,60	19,52	19,83	20,69	19,98	10,22	11,64	15,14	15,07	19,72	20,20	13,24	13,41	18,99	18,77	23,26	20,44	21,19
	Hiace	13,62	16,29	18,14	11,45	12,79	16,10	16,14	11,98	16,90	13,88	15,55	16,14	17,51	13,92	16,33	12,57	12,71	18,36	16,20	21,06	11,49	12,74
	Imported Light Trucks	24,27	16,18	10,52	12,69	8,90	16,79	15,32	12,04	10,19	27,79	33,03	37,05	41,09	9,76	13,02	24,67	24,96	9,88	15,65	25,95	13,11	22,92
	1-2ton trucks	5,15	10,16	12,20	10,96	26,68	8,50	10,18	10,41	10,15	10,08	10,58	11,74	15,51	11,63	14,72	10,63	9,55	11,79	10,16	10,33	10,48	7,23
	Buses<29 seats	33,82	26,85	14,41	18,82	18,03	44,65	14,58	16,55	55,88	16,12	20,85	23,86	37,62	21,91	23,50	18,45	21,69	15,14	34,63	16,79	19,25	27,71
Daihatsu	Atrai	46,20	53,26	48,90	78,45	56,63	50,34	40,21	66,33	98,67	23,06	28,51	30,50	28,75	33,94	26,72	13,47	12,50	64,71	56,57	72,08	68,17	52,25
	Cast	68,64	29,84	39,97	27,86	33,55	62,65	52,59	36,58	48,76	19,07	18,80	14,62	85,79	27,37	26,64	55,37	29,20	26,91	31,33	51,65	25,49	49,40
	Esse	42,00	41,33	31,16	36,61	35,49	48,84	59,49	25,79	26,03	20,94	21,43	19,96	17,36	40,48	38,88	28,00	26,54	40,77	45,36	40,77	35,90	38,21
	Mira car	19,71	17,86	16,49	14,99	31,29	15,91	27,68	20,96	68,59	15,26	12,17	11,72	12,69	21,32	16,99	20,10	19,40	16,00	17,77	14,18	15,12	14,72
	Move	41,86	36,68	34,45	38,21	50,47	34,26	35,62	41,68	33,27	10,73	12,02	19,23	44,59	49,72	41,01	31,92	26,99	36,15	36,71	51,10	37,05	39,38
	Tanto	43,85	35,25	30,37	39,78	39,61	33,67	34,83	41,90	66,95	17,97	19,77	19,95	54,12	50,29	43,90	49,24	32,94	30,07	35,26	41,69	40,20	36,87
	Wake	46,51	41,68	54,17	39,09	48,55	47,00	37,13	30,43	47,59	9,79	11,48	14,13	18,00	59,60	42,80	28,09	20,88	47,12	48,25	58,08	37,73	45,19
	Terios Kid	53,74	69,30	73,89	47,52	45,53	107,52	70,10	46,83	118,89	63,04	65,45	61,14	54,63	54,41	79,80	109,52	73,12	43,84	33,26	23,14	60,36	61,50
	Boon	46,18	29,55	31,20	41,26	57,98	42,58	29,92	38,16	41,03	30,79	20,81	23,81	35,54	29,60	32,00	33,48	33,03	31,18	29,37	80,99	40,73	54,68
	Coo	366,18	30,19	306,62	79,52	31,05	162,84	30,83	117,53	832,82	33,06	33,18	33,13	141,27	72,36	35,17	44,67	42,02	29,15	31,32	40,21	121,20	29,33
	THOR	50,26	53,39	42,49	53,38	143,59	71,66	63,87	68,36	85,73	36,53	23,59	41,23	45,27	58,06	58,85	101,65	43,07	35,63	49,91	58,47	51,03	59,60
	Terios	53,89	24,49	125,81	78,59	28,68	330,32	186,50	29,92	539,11	22,47	23,73	19,75	26,89	30,95	26,40	19,44	19,75	33,83	33,83	30,79	84,01	18,43
	Mira van	14,30	39,03	29,92	8,58	14,14	21,68	18,32	7,88	27,05	18,38	18,14	24,38	16,83	15,46	16,71	17,27	16,82	19,62	26,80	28,65	8,94	8,83
	Hijet van	10,40	13,43	16,40	6,47	7,09	14,20	13,36	7,10	13,46	14,50	15,22	14,00	18,10	16,28	17,69	17,75	16,84	16,99	13,67	13,10	6,45	6,92
	Hijet truck	19,95	17,06	18,85	16,60	14,97	17,12	17,33	15,12	18,42	11,19	14,36	15,50	17,61	16,34	15,75	10,37	10,23	18,24	17,06	23,66	16,54	14,26
Hyundai	Accent	40,96	66,23	59,12	58,72	55,78	68,49	59,08	39,35	411,38	16,71	15,46	13,67	23,93	50,36	49,98	29,01	27,88	64,13	66,26	69,32	62,35	66,16
	Avante	36,18	46,49	51,68	34,97	32,96	35,84	56,22	38,94	34,90	21,81	18,94	18,80	22,25	30,76	17,81	21,49	34,45	49,70	46,39	59,31	34,60	34,91
	Veloster	137,34	240,38	129,86	148,77	213,73	306,17	146,50	100,99	186,91	141,60	101,46	122,38	81,59	264,06	81,96	357,83	163,63	116,26	154,41	427,42	103,53	187,52

	Χρονοσειρές	arima	dampholt	drwf	dynatheta	ets	fourier	holt	hw	LRL	ma12	ma13	ma15	ma18	ma3	ma5	ma6	ma7	naive	ses	snaive	stdtheta	tbats
Grandeur	47,67	50,53	43,18	50,47	35,53	51,16	53,44	38,90	100,39	19,88	29,19	32,20	20,38	34,35	30,71	40,03	48,97	41,74	50,50	84,45	52,00	44,13	
Sonata	23,83	18,43	21,20	17,85	31,54	23,59	19,16	20,41	31,58	17,19	16,69	23,87	18,19	15,18	19,90	18,77	16,44	20,56	18,46	22,65	19,02	14,08	
Genesis	22,81	34,26	50,06	35,46	35,61	31,45	39,92	34,70	29,05	22,96	21,57	32,80	28,36	25,70	19,94	33,52	25,78	44,20	35,62	41,07	35,19	24,50	
Equus	145,34	51,75	41,41	51,68	36,59	161,47	43,50	64,79	156,62	16,59	23,25	24,16	15,92	38,48	31,70	35,95	37,78	49,12	51,78	93,78	50,51	133,72	
Tucson	22,27	73,17	95,78	81,63	64,05	20,83	76,76	65,47	25,34	43,80	44,71	45,99	50,43	49,73	83,56	56,99	50,63	89,39	75,90	50,98	76,31	26,93	
Santa Fe	59,28	53,61	60,27	53,95	32,80	54,05	52,82	20,99	110,05	18,67	20,87	18,28	22,06	25,70	35,33	43,80	44,97	60,18	53,69	50,28	55,49	46,43	
Veracruz	76,32	72,46	79,11	73,91	73,20	82,54	58,26	87,52	49,08	23,55	24,62	19,11	15,28	60,76	81,13	65,22	60,77	88,31	73,20	47,41	67,99	76,32	
Porter	18,35	22,09	20,88	21,37	20,87	20,45	23,88	21,34	30,05	10,98	10,69	10,08	10,42	21,18	24,24	16,35	15,25	20,65	22,04	24,03	21,47	20,97	
Mighty	38,38	42,88	56,00	42,92	34,12	41,76	47,03	50,97	51,62	26,38	25,87	25,35	23,08	49,87	46,95	35,80	35,45	53,66	44,57	34,06	43,46	38,13	
Cargo	15,72	14,97	17,31	18,42	20,11	13,73	16,45	16,04	15,37	14,72	15,56	16,38	15,74	18,54	15,68	15,23	19,48	16,33	14,98	14,27	19,01	18,16	
Dump	20,60	32,40	60,62	20,14	20,56	23,52	40,67	21,55	85,93	22,50	22,23	23,58	23,71	27,58	25,90	32,62	29,94	53,41	35,01	20,42	20,52	21,58	
Starex	51,36	51,16	50,09	50,27	50,87	54,48	49,92	48,02	60,89	41,44	42,04	44,99	29,07	45,85	47,07	52,22	51,95	49,44	51,62	41,11	50,31	51,48	
Universe	39,55	38,89	43,74	50,99	49,40	47,88	40,12	42,90	128,51	57,32	60,52	46,20	50,98	60,11	43,51	23,72	34,04	42,74	38,86	47,81	51,81	41,41	
Aero-Town	206,06	196,65	399,42	230,10	265,16	195,39	193,69	239,70	82,61	82,38	63,62	72,14	60,78	156,50	180,53	218,92	97,28	390,43	207,80	231,24	214,88	175,14	
County	53,95	40,91	42,50	32,33	24,59	49,95	41,79	32,33	66,59	39,72	42,26	47,38	38,81	32,87	38,35	47,52	45,82	41,90	40,91	38,75	32,57	49,97	
Global 900	84,08	100,28	120,09	98,50	98,74	88,75	104,84	111,83	81,47	57,31	52,59	44,46	49,07	92,74	108,13	119,59	97,04	113,86	100,44	78,55	100,07	94,69	
Super AC	84,41	98,04	26,48	72,49	69,92	92,44	92,15	69,06	111,81	33,12	42,62	43,75	44,21	57,69	70,40	63,63	67,73	26,72	90,32	85,65	75,69	86,88	
Unicity	196,86	204,57	76,01	173,89	149,11	174,56	157,32	126,77	147,04	147,41	170,32	95,88	38,28	120,73	197,08	136,04	153,79	81,26	197,80	169,86	161,92	159,81	
SPV	28,45	35,54	42,99	22,73	24,81	23,82	38,81	15,57	19,47	16,95	20,74	21,09	20,09	40,42	35,55	34,37	26,40	41,06	36,69	27,62	23,00	14,07	
Picanto	23,80	31,36	34,69	25,85	24,07	31,22	32,52	17,97	195,84	14,53	13,38	13,68	17,07	17,01	21,84	16,87	17,15	31,63	31,37	36,30	26,76	28,16	
Visto	64,21	59,66	31,45	49,96	61,88	67,33	40,28	40,06	58,81	40,22	40,52	36,96	27,22	84,76	53,01	57,38	49,26	43,38	59,35	73,37	41,62	58,58	
Ray	16,78	16,50	17,32	16,67	16,53	14,29	16,57	29,85	40,61	32,01	19,80	11,72	12,77	17,52	14,79	14,56	14,73	16,67	16,53	14,60	16,78	16,50	
K3	25,41	25,05	38,28	26,69	29,28	25,71	37,53	45,64	27,75	55,02	24,47	29,83	33,72	48,83	25,14	30,31	27,90	31,89	26,14	28,47	28,02	33,05	
K5	8227,66	7343,55	6164,45	7175,86	6976,02	7329,13	7123,62	7010,74	4483,36	9491,19	9664,63	8592,40	7936,42	7233,77	5309,38	6372,01	7266,92	6120,91	7295,70	9977,87	7240,35	7254,92	
K7	126,17	88,87	104,70	90,33	87,67	100,88	87,99	96,51	79,52	50,93	48,45	32,43	23,63	65,29	47,62	37,08	47,84	106,12	89,92	126,59	92,67	77,53	
K9	32,60	31,77	25,32	31,96	31,77	46,58	25,35	28,72	44,87	15,47	22,59	27,17	13,21	27,46	17,97	21,29	28,29	31,80	31,80	34,35	33,09	29,35	
Opirus	115,37	75,91	81,89	76,01	66,96	118,25	72,89	90,14	170,68	27,30	34,30	34,81	36,75	82,07	73,19	81,69	73,24	81,40	75,92	57,60	75,89	56,50	
Soul	122,60	91,21	116,26	67,22	81,07	127,22	119,97	134,73	235,03	116,27	102,41	179,21	172,66	85,99	112,49	138,98	156,92	92,19	61,11	62,13	87,56	90,89	
Sportage	72,13	60,17	62,17	60,36	53,25	67,91	55,42	50,65	113,52	19,11	23,94	20,02	18,57	45,09	44,38	35,45	44,74	63,43	60,36	65,80	60,08	56,42	
Mohave	63,25	67,49	55,13	68,78	67,22	71,11	67,73	60,54	54,68	29,97	31,39	30,37	58,05	70,22	33,04	28,55	45,10	55,19	67,22	97,70	69,50	39,00	
Sorento	23,43	19,73	18,67	25,01	20,35	23,14	19,62	18,76	24,74	17,07	15,77	18,65	23,71	38,65	21,32	17,78	20,28	18,68	19,67	57,34	25,42	18,64	

	Χρονοσιμίες	arima	dampholt	drwf	dynatheta	ets	fourier	holt	hw	LRL	ma12	ma13	ma15	ma18	ma3	ma5	ma6	ma7	naive	ses	snaive	stdtheta	tbats
	Carens	17,18	14,09	17,38	14,09	31,58	51,12	19,87	28,18	21,49	24,22	11,81	14,30	15,47	21,88	15,31	13,82	14,06	14,30	14,09	25,32	19,83	14,02
	Sedona	50,39	42,82	42,38	48,03	69,14	43,54	46,29	48,28	33,10	32,03	38,24	40,86	56,72	86,45	95,57	57,08	44,13	39,35	42,54	90,59	50,01	50,87
	Bongo	19,84	22,72	21,46	17,96	19,32	20,97	23,78	18,27	23,76	18,50	18,58	18,33	17,60	20,81	22,52	22,76	20,58	21,63	22,76	24,24	18,25	18,38
	Bluesky	156,66	112,21	61,52	125,60	152,28	163,80	79,07	77,16	190,81	178,59	279,80	322,72	245,63	89,52	70,36	59,43	71,87	61,53	138,63	147,68	128,19	65,86
	Parkway	42,11	49,47	84,52	39,88	36,56	68,92	80,80	39,23	31,48	41,52	46,79	79,87	79,73	41,20	30,59	64,30	77,58	62,27	49,61	63,38	49,77	45,60
	Silkroad	142,17	142,26	198,69	116,85	116,11	142,60	135,46	94,79	800,70	37,39	39,69	74,36	70,55	128,07	124,76	84,65	75,31	196,98	142,43	153,57	127,02	108,63
	Sunshine	62,11	74,24	66,15	66,42	73,59	80,05	74,04	59,39	188,92	47,34	50,73	70,60	73,32	66,48	71,03	54,50	63,73	65,97	73,61	68,95	66,96	69,50
	SPV	34,16	33,38	24,57	34,64	32,17	40,42	36,55	31,04	43,53	20,39	20,82	19,83	17,87	31,09	31,02	28,23	29,72	23,04	33,29	37,23	34,14	30,07
Bentley	BENTAYGA	99,14	92,19	187,25	100,19	95,90	92,55	99,83	58,50	47,72	36,48	43,18	78,01	100,30	76,55	58,13	158,41	217,58	179,86	95,95	61,50	87,64	104,29
Bentley	BENTLEY	40,14	31,79	33,91	32,27	31,43	47,56	32,76	53,94	45,78	76,83	27,74	23,76	26,27	45,89	34,63	44,13	30,07	33,33	32,27	37,26	32,37	30,67
Audi	Audi A1	94,46	31,82	34,80	39,56	38,70	94,53	34,41	24,53	71,49	18,13	21,90	18,39	24,83	36,16	35,47	29,52	36,10	35,37	33,43	51,92	31,51	95,16
	Audi A3	53,15	59,11	41,87	67,62	63,41	58,03	56,04	70,47	81,53	18,62	19,21	21,64	21,92	81,41	68,75	48,11	49,90	42,79	59,26	72,31	63,40	98,01
	Audi TT	117,39	44,56	45,32	2109,91	87,66	89,45	44,63	64,26	144,49	64,63	61,62	59,75	58,63	104,37	153,28	64,18	100,00	43,18	44,51	77,01	1976,57	76,86
	Audi A4	110,04	107,58	99,45	127,55	136,71	91,03	96,40	110,94	96,62	12,68	12,65	21,24	26,71	125,82	124,25	77,96	67,03	106,04	107,13	121,59	121,13	108,34
	Audi A6	113,16	123,01	123,42	117,15	115,93	114,97	123,44	108,42	116,10	19,02	20,18	16,59	25,94	95,45	72,22	47,91	48,05	122,59	122,66	124,10	114,94	118,42
	Audi A8	37,84	33,88	29,53	44,23	53,57	39,10	30,90	37,36	37,82	34,27	30,54	30,90	30,18	36,78	28,65	19,37	36,77	30,16	34,23	61,24	42,77	46,72
SEAT	Mii	141,74	57,14	81,33	66,34	61,80	49,58	68,04	90,47	33,18	202,40	136,02	89,21	171,08	52,91	56,50	33,58	49,82	70,22	57,54	54,97	70,52	66,19
	Ibiza	81,44	43,94	28,93	43,63	46,32	69,65	41,57	47,66	89,25	23,26	23,22	24,10	42,83	42,36	41,51	43,61	39,38	31,03	43,92	68,97	42,76	43,56
	Leon	308,67	331,96	550,75	368,74	396,74	334,05	342,32	382,51	372,17	149,79	135,15	116,23	87,82	289,87	309,67	300,29	313,79	534,40	331,48	263,16	372,15	326,85
	Alhambra	163,67	160,38	138,98	190,78	181,86	197,12	129,17	131,95	387,70	110,92	96,36	84,91	48,63	206,65	160,94	182,46	173,06	138,68	187,92	173,48	200,03	181,60
	Altea	69,34	29,52	28,92	27,04	67,13	73,35	26,22	21,26	37,48	49,65	108,93	104,02	69,68	27,01	37,54	48,89	27,98	31,13	26,30	100,47	26,03	46,15
Skoda	Citigo	176,39	50,48	83,78	50,50	87,30	247,11	50,00	133,14	344,61	274,45	235,27	285,20	197,58	221,57	188,77	509,48	297,52	84,09	50,72	407,78	49,46	164,69
	Fabia	44,43	57,88	64,68	74,18	59,30	94,07	56,45	82,94	118,55	22,93	21,43	21,40	54,47	64,20	47,76	52,04	31,43	66,07	57,97	56,42	71,32	90,50
	Octavia	98,67	82,01	36,86	110,51	106,49	62,28	88,89	114,83	62,87	19,55	17,86	17,66	32,56	96,87	86,95	93,75	71,31	116,25	85,55	80,96	110,69	71,99
	Rapid	91,70	114,32	81,21	112,42	109,85	115,52	125,55	110,32	164,61	41,65	41,11	45,26	49,47	104,61	84,62	84,93	94,99	76,38	109,87	112,11	112,14	105,14
	Superb	91,66	111,71	115,19	107,26	114,07	102,05	118,99	130,59	115,57	27,47	24,46	22,69	29,77	116,44	118,25	115,01	100,12	108,49	36,60	111,68	94,60	110,97
	Yeti	17,87	36,14	24,38	18,67	8,64	20,74	21,87	11,78	44,30	14,25	18,34	21,81	17,10	16,09	16,95	19,02	17,16	22,47	25,75	20,14	18,41	21,92
	Roomster	20,75	36,01	39,92	36,50	18,88	26,27	34,96	17,67	22,49	13,48	16,64	11,76	11,85	15,97	20,90	26,69	28,36	38,99	36,26	23,37	34,63	18,86
Trucks	14,51	13,86	33,75	14,80	19,96	18,10	37,26	16,11	35,57	16,71	16,14	18,68	17,77	13,18	16,55	16,88	16,02	28,51	14,08	21,91	16,12	11,46	
MAN	Trucks	15,00	14,86	11,84	18,49	16,16	17,09	14,37	17,63	12,33	10,33	11,45	10,52	24,18	21,91	23,00	18,39	17,02	11,83	14,89	18,06	18,54	18,95
MAN	Buses	27,21	34,41	138,47	26,89	25,92	42,98	42,42	26,26	37,07	51,66	42,27	49,59	87,09	49,32	48,50	36,58	936,26	131,46	34,52	42,07	27,31	24,10

	Χρονοσιρές	arima	dampholt	drwf	dynatheta	ets	fourier	holt	hw	LRL	ma12	ma13	ma15	ma18	ma3	ma5	ma6	ma7	naive	ses	snaive	stdtheta	tbats
SCANIA	Trucks	18,09	16,02	48,67	15,90	15,32	14,14	16,29	14,59	28,09	26,87	27,15	26,63	23,12	18,00	19,38	24,31	26,80	73,67	46,71	16,08	25,52	16,01
SCANIA	Buses	68,17	67,39	68,92	68,37	77,84	62,53	66,99	69,45	155,52	100,82	98,14	127,18	118,73	45,82	88,50	74,09	62,35	66,84	68,49	55,98	69,80	66,87
Porche	Boxter/Cayman	32,37	37,10	36,33	34,56	35,25	35,29	36,45	24,96	36,19	30,85	34,07	40,09	39,13	38,83	38,86	45,95	45,62	37,47	37,80	35,31	31,70	31,73
	Cayman	77,71	73,54	87,26	73,83	73,65	73,04	78,23	114,42	74,22	19,99	20,98	26,94	23,00	53,92	43,72	59,65	70,13	80,81	73,65	76,87	73,08	71,68
	Panamera	35,25	29,87	63,14	30,58	29,98	42,52	30,55	57,19	54,62	22,51	22,26	23,42	35,19	29,53	23,87	20,57	41,79	59,60	29,96	31,61	30,79	27,55
	911	21,56	27,42	28,78	28,62	28,72	29,60	29,02	29,92	32,56	22,79	23,34	26,80	32,56	36,24	32,80	29,20	38,02	28,82	27,42	21,61	28,81	26,49
	Macan	81,78	97,28	107,13	96,93	97,34	84,74	98,62	142,56	63,38	40,06	39,42	41,02	47,86	93,09	78,18	85,41	87,51	106,23	97,33	23,83	96,12	87,83
	Cayenne	49,96	65,26	71,53	65,62	65,33	52,48	63,76	46,87	38,35	19,70	19,25	28,00	44,69	60,74	55,29	67,06	75,22	72,79	65,33	43,70	64,79	55,43
	Lupo	25,73	25,21	26,80	24,68	32,83	23,52	25,72	44,71	62,36	25,34	43,53	66,27	22,89	27,77	31,10	27,80	26,76	28,13	24,69	32,24	24,94	28,24
Volkswagen	Up!	36,09	27,24	26,82	17,65	17,76	29,08	24,20	16,66	37,53	18,09	33,54	32,29	50,02	16,32	18,60	19,66	23,87	25,26	26,27	44,52	17,20	19,02
	Polo	87,68	87,66	84,76	97,57	90,55	87,93	72,86	103,18	107,12	37,04	38,18	30,30	51,07	75,24	67,23	77,95	66,31	86,04	88,37	73,33	95,72	78,47
	Beetle	59,76	53,72	53,50	40,89	39,71	51,89	53,31	38,95	73,40	58,48	52,98	45,64	37,33	30,87	89,13	96,61	58,94	54,04	53,86	48,10	41,96	40,67
	Golf	122,31	93,09	104,36	110,36	116,33	94,27	91,08	119,93	165,61	20,35	20,83	28,81	31,62	72,03	56,65	52,68	34,17	105,11	93,18	77,85	108,58	159,38
	Scirocco	36,08	43,42	55,45	36,26	58,24	68,04	66,85	25,75	193,11	35,00	41,05	48,44	43,02	45,60	40,99	39,27	44,18	38,97	41,87	62,66	42,68	41,72
	Passat	90,47	92,56	133,51	114,75	109,33	90,44	90,02	120,35	61,57	11,01	10,81	14,54	30,84	86,20	73,44	88,05	57,84	133,13	92,49	91,18	111,56	90,32
	Phaeton	54,97	57,21	49,50	56,74	54,02	54,80	53,27	50,68	51,54	16,29	16,63	21,16	17,09	25,84	15,45	25,35	17,88	49,87	56,72	51,31	54,50	65,95
	Tiguan	50,65	46,69	46,91	48,63	58,99	49,46	49,37	56,31	81,19	18,91	17,24	17,48	28,48	44,00	34,57	24,50	28,53	45,02	46,52	53,17	49,50	54,38
	Touareg	1193,23	74,35	96,68	83,78	1365,26	69,65	67,56	68,31	55,89	49,02	51,95	31,92	51,04	73,92	61,89	43,25	44,58	102,75	74,54	54,56	80,29	76,26
	Sharan	205,73	72,74	66,25	79,03	109,14	257,65	49,53	45,47	383,80	29,31	44,28	91,91	54,63	62,79	107,86	49,52	50,97	78,68	73,36	129,30	77,61	84,72
	Touran	208,21	162,24	127,84	174,38	202,57	135,81	141,00	119,11	168,07	18,72	20,12	21,72	31,61	187,04	121,57	63,72	59,88	142,49	161,16	171,48	171,77	193,75
	Caddy	57,13	29,20	31,13	27,31	27,67	75,15	30,25	30,57	103,43	26,39	28,77	37,81	30,86	24,29	34,29	30,28	34,14	30,42	29,28	60,71	27,67	53,99
	Transporter	22,25	36,28	30,73	38,68	23,75	25,83	39,26	27,11	33,17	27,27	22,37	23,36	42,65	21,08	27,06	80,71	62,32	29,78	35,66	32,25	38,64	23,41
	Trucks	35,54	43,83	31,62	52,10	41,20	80,80	48,15	42,57	48,62	32,33	29,69	31,18	39,66	34,36	37,56	73,47	62,44	31,77	43,70	33,52	52,18	37,56



Όμιλος : FIAT CHRYSLER AUTOMOBILES

Κατασκευαστής : FIAT



Fiat	500	Fiat	Panta	Fiat	Punto
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
fourier	21,06	ma13	18,85	ma13	25,36
LRL	22,74	arima	18,91	ma18	26,24
ma12	23,85	ma15	21,21	ma12	29,74
ma15	25,32	ma12	21,31	stdtheta	32,99
ma13	26,28	ets	23,16	ma15	33,17

Fiat	Tipo	Fiat	500X	Fiat	500L
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
hw	20,14	ma15	18,01	ma15	23,98
ma15	24,57	ma12	22,84	ma13	25,12
holt	30,95	ma13	24,02	ma12	25,58
ma6	31,44	ma6	42,26	ma6	33,48
naive	32,53	ma7	49,95	holt	35,00

Fiat	Freemont	Fiat	Doblo	Fiat	Fiorino
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
drwf	14,13	LRL	18,66	ma18	21,31
naive	14,44	holt	26,57	ma15	25,25
tbats	14,91	hw	27,80	ma13	28,88
arima	15,13	tbats	30,38	ma12	29,30
ma5	17,94	ets	31,81	ets	32,93

Light Trucks	Panda	Light Trucks	Punto	Light Trucks	Doblo
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
LRL	33,92	stdtheta	18,36	dynatheta	9,62
drwf	40,63	ma5	19,56	stdtheta	9,78
naive	41,70	ma7	20,69	tbats	9,96

Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης
στην Αυτοκινητοβιομηχανία

ma18	41,82	ma6	22,28	ets	10,26
ma13	45,87	arima	22,73	hw	10,74

Light Trucks	Ducato	Light Trucks	Fiorino	Light_Trucks	Talento
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma3	20,29	ma15	36,31	LRL	20,41
ma5	21,75	ma12	55,98	ma13	25,27
fourier	22,32	ma13	57,71	ma15	26,21
tbats	22,59	ma18	64,15	ma12	29,49
ma15	23,76	tbats	78,92	drwf	29,82

Κατασκευαστής : Alfa Romeo



	MiTo		Giulietta		Spider
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma5	19,84	ma18	50,71	ma18	28,17
ma3	21,12	naive	102,61	ma15	32,10
ma7	22,51	ma6	106,48	LRL	49,34
ma18	24,04	drwf	106,60	ma13	59,52
ets	24,32	holt	116,36	ma12	65,35

Κατασκευαστής : Jeep



Jeep	Renegade	Jeep	Cherokee	Jeep	Compass
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
arima	31,42	ma18	615,99	ma15	23,93
dampholt	27,34	drwf	629,98	ma13	24,22
drwf	29,96	naive	637,03	ma12	24,85
dynatheta	21,71	tbats	1211,82	ma7	31,01
ets	21,64	ma13	1559,96	arima	31,63

Jeep	Wrangler	Jeep	Grand Cherokee
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
LRL	34,94	ma12	31,32
ma12	37,70	ma13	36,92
ma13	39,16	ma15	55,53
drwf	43,07	ma18	60,29
ma6	47,25	ma3	138,76

Κατασκευαστής : Lancia



Lancia	Ypsilon	Lancia	Delta	Lancia	Phedra
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma15	19,72	ma3	19,64	holt	23,24
ma12	21,09	ma13	20,53	naive	24,85
ma13	21,75	ma18	21,35	arima	27,37
tbats	23,47	ma15	29,52	hw	27,53
ma6	28,00	hw	36,08	ma15	27,60

Lancia	Musa
Μέθοδος	MAPE
ma3	25,71
LRL	26,08
ma7	26,15
fourier	26,44
ma5	28,72

Κατασκευαστής : Maserati



Maserati	Ghibli	Maserati	Levante	Maserati	N/A
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ets	24,82	arima	26,47	ma5	46,28
arima	26,47	tbats	29,09	ma12	52,12
stdtheta	27,38	dynatheta	29,82	fourier	57,71
dynatheta	30,48	LRL	29,88	ma7	60,48
dampholt	32,32	naive	30,99	ma6	60,90

Κατασκευαστής : Ferrari



	N/A
Μέθοδος	MAPE
dynatheta	28,87
stdtheta	29,05
hw	29,36
ets	30,65
ma13	32,02



Όμιλος : General Motors Company

Κατασκευαστής : Chevrolet



Spark		Aveo		Sonic	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma15	16,56	ma5	19,68	ma18	45,06
ma13	20,05	ma15	24,12	ma5	45,14
ma12	21,44	ma13	24,60	ma7	48,17
ma18	29,08	ma12	26,14	ma6	48,32
ma7	77,16	ma7	27,52	theta	48,39
Cruze		Volt		Camaro	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma18	25,81	ma18	39,96	ma18	21,80
ma15	33,68	ma15	74,45	ma12	33,90
ma13	43,01	ma12	99,57	ma15	52,07
ma12	53,43	ma13	99,62	ets	75,52
ma3	155,55	ma7	195,53	hw	77,39
Caprice		Impala		Malibu	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma7	49,78	ma13	20,87	ma3	39,53
ma6	65,95	ma12	21,34	ma6	53,99
naive	83,88	theta	29,86	ma5	59,88
drwf	91,86	stdtheta	30,08	holt	61,61
ma5	133,79	ma15	30,31	ses	63,11
Corvette		Trax		Equinox	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma12	21,62	ma15	23,27	ma15	13,74
ma13	21,88	ma12	30,09	ma13	15,67
ma7	22,33	ma13	35,17	ma12	15,71

Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης
στην Αυτοκινητοβιομηχανία

arima	23,09	ma18	36,94	ma18	21,67
ma5	23,71	ma6	134,64	ma6	82,02
HHR		Trailblazer		Traverse	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
snaive	20,13	ma6	44,32	ma12	15,00
hw	22,33	ma18	46,34	ma13	15,36
tbats	24,13	ma15	66,63	ma15	17,11
LRL	24,14	ma13	68,36	ma18	22,20
fourier	26,97	ma12	93,60	ma7	182,28
Suburban		Tahoe		Avalanche	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ses	14,74	ma3	14,38	ma7	9,52
dampholt	14,81	ma12	14,52	ma6	10,32
ma3	15,60	ma13	14,69	ma13	11,34
holt	15,90	ets	14,95	ma15	11,39
ma6	20,54	dynatheta	15,10	ma12	11,45
Colorado		Silverado		Express	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma18	16,20	ma13	12,94	ma13	15,56
ma15	27,02	ma12	12,98	ma15	15,74
ma12	28,90	ma15	17,91	ma12	15,78
ma13	32,11	ma18	17,91	ma18	30,92
LRL	71,94	LRL	20,14	ma7	48,00

Κατασκευαστής : Buick



LaCrosse		LeSabre		Encore	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma18	36,30	ma15	13,56	ma15	20,56
ma6	40,57	ma13	18,54	ma13	21,73
ma7	42,57	ma18	19,66	ma12	23,51
ma15	42,89	stdtheta	22,85	ma18	23,54
drwf	43,65	holt	23,16	ma6	25,28
Envision		Enclave			
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE		
ma15	20,33	ma15	17,14		

ma12	21,92	ma12	18,38
ma13	23,05	ma13	19,09
ma5	23,48	ma18	25,98
ma7	24,66	ma7	32,87

Κατασκευαστής : General Motors Company



Terrain		Acadia		Yukon	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma12	19,77	ma15	13,73	holt	15,04
ma13	23,72	ma13	14,47	ses	15,69
ma15	30,80	ma12	15,04	dampholt	15,81
ma18	33,11	ma18	18,86	ma5	16,60
ma7	94,09	ma6	61,12	stdtheta	17,61
Yukon XL		Canyon		Sierra	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma3	16,06	ma18	28,63	ma12	13,15
dampholt	22,38	ma15	41,72	ma13	13,65
ses	22,46	ma13	41,79	ma18	14,92
ma5	22,59	ma12	44,68	ma15	15,98
ma6	22,63	LRL	58,35	LRL	16,43
Savana					
Μέθοδος	MAPE				
ma12	27,02				
ma13	29,06				
ma18	32,39				
holt	33,88				
ma15	35,76				

Κατασκευαστής : Cadillac



ATS		CTS		XTS	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma15	17,53	ma15	13,14	ma15	19,59
ma12	23,80	ma18	15,10	ma18	36,94
ma13	24,34	ma13	18,40	ma13	41,30
ma7	46,82	ma12	19,68	ma12	44,12
ma18	48,05	holt	51,69	LRL	175,56
SRX		Escalade			
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE		
ma15	16,38	ma6	17,61		
ma12	16,97	ses	20,33		
ma13	19,45	dampholt	20,56		
ma18	29,39	ets	20,94		
ma7	32,38	holt	21,20		



Όμιλος : TOYOTA

Κατασκευαστής : TOYOTA



Αυτοκίνητα

rixis		iQ		Aqua	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma12	13,96	ma5	9,70	ma13	16,80
ma13	16,18	ma12	10,88	ma15	24,82
ma7	18,04	ma6	10,88	ma18	26,81
fourier	18,17	dampholt	12,36	ma12	27,94
ma15	19,37	ma18	13,13	ma6	29,13
Platz		Passo		ROOMY	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
tbats	24,00	ma12	13,10	ma12	22,14
ma5	30,44	ma13	15,15	ma15	31,07
ma7	30,96	ma15	15,41	ma6	31,47
ma6	32,41	ma18	18,50	ma13	32,18
ma18	32,49	holt	28,05	ma3	34,29
Vitz		bB		Corolla	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma18	17,87	ma13	28,24	snaive	6,58
ma15	19,17	ma15	32,30	ets	10,25
ma12	19,69	ma7	37,20	dynatheta	10,72
ma13	20,48	ma12	40,37	stdtheta	11,56
ma7	23,76	ma3	42,35	tbats	12,97
Probox		Succeed		Allion	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
snaive	12,56	ets	9,54	ma12	13,12
ma7	15,66	snaive	9,94	dynatheta	26,77
ma5	15,95	hw	10,75	ets	28,59
ses	16,16	stdtheta	12,20	ma3	29,14

Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης
στην Αυτοκινητοβιομηχανία

ma12	16,46	ma13	13,46	ma6	33,71
Premio		Comfort		Crown	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
LRL	27,89	ma3	7,32	ma18	11,08
ma15	40,39	tbats	7,78	ma12	11,32
ma13	41,20	stdtheta	8,42	ma13	11,80
ma18	41,29	snaive	8,43	ma15	11,86
hw	43,15	hw	8,56	ma6	12,04
Esquire		Isis		Noah	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma13	17,00	ma12	44,40	ma15	17,01
ma15	18,44	arima	45,39	ma13	17,82
ma7	25,57	LRL	51,31	ma12	21,25
drwf	26,71	ma18	56,24	tbats	25,00
ma12	26,72	ma15	65,60	stdtheta	25,46
Porte		Ractis		Raum	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma18	15,41	ma13	12,08	ses	12,76
arima	18,25	ma18	12,63	dynatheta	13,31
ma15	19,50	ma15	13,08	naive	22,51
ma13	23,30	ma12	14,81	ma12	24,09
stdtheta	24,29	LRL	32,64	ma18	25,17
SPADE		Sienta		Voxy	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma18	19,08	ma7	19,84	ma18	11,74
ma15	22,65	ma13	22,61	ma15	13,11
ma7	32,54	ma12	22,76	LRL	14,07
ma13	32,61	arima	22,93	ma12	16,16
ets	32,76	ma5	24,80	arima	16,36
Wish		Ist		86	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
hw	25,07	ma6	23,08	ma12	51,38
holt	32,15	ma7	30,02	ets	52,57
tbats	33,05	ma12	30,42	tbats	52,76
ma3	34,52	ma13	30,84	ma13	53,22
dynatheta	35,19	ma5	31,96	dampholt	53,45
Auris		Blade		Corolla	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
drwf	25,10	snaive	50,42	ma7	19,24
LRL	26,04	ma13	59,66	dampholt	21,59
naive	26,93	ma12	60,92	arima	22,29
ma7	27,55	ma7	61,59	ma5	22,41
stdtheta	37,60	tbats	67,54	hw	23,62
Prius		Camry		MIRAI	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
hw	8,51	ma15	23,27	ets	56,23

Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης
στην Αυτοκινητοβιομηχανία

tbats	13,83	ma13	25,88	arima	57,31
holt	13,86	ma12	28,88	ma7	57,93
drwf	14,67	ma18	33,43	LRL	59,02
dynatheta	14,71	snaive	39,66	fourier	59,42
Crown		Mark X		SAI	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
hw	14,99	ma6	20,26	ma12	24,38
drwf	17,34	ma7	21,89	ma18	44,86
holt	17,78	ma12	22,01	ma15	50,22
ma6	19,42	ma15	22,82	ma13	56,13
ma7	20,44	ma13	23,85	ma5	68,92
Century					
Μέθοδος	MAPE				
LRL	55,87				
hw	63,68				
naive	65,68				
drwf	70,28				
ma6	71,69				

SUV

C-HR		FJ Cruiser		RAV4	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
dampholt	16,89	ma7	20,34	ma13	16,39
ma7	17,76	dynatheta	24,44	ma12	16,80
ma15	20,13	holt	24,83	drwf	19,23
stdtheta	21,41	drwf	25,16	ma15	20,55
ma13	21,91	stdtheta	25,16	ma18	27,82
Vanguard		Harrier		Land Cruiser	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma12	18,01	ma12	20,43	fourier	13,63
holt	19,37	ma13	25,60	ma7	14,71
hw	21,56	ma15	30,69	ma5	18,41
ma3	21,97	fourier	32,22	LRL	19,94
drwf	22,64	LRL	34,22	ma3	21,04
Alphard		Estima		Ipsum	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma12	18,87	dynatheta	9,40	ets	21,66
ma13	19,30	ets	12,66	hw	22,21
ma15	19,47	tbats	13,20	ma3	22,60
ma18	20,68	ma15	13,88	dynatheta	23,72
ma7	21,83	ma13	14,02	ma5	27,02
Isis		Noah		Prius Alpha	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE

Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης
στην Αυτοκινητοβιομηχανία

ma18	18,85	ma13	13,86	ma6	16,05
ma13	18,92	ma12	16,51	ma7	16,68
ma15	19,09	ma15	17,12	ma12	16,80
ma12	24,22	ma18	24,08	ma3	18,15
dampholt	24,37	ma7	26,41	dampholt	18,65
Velifire		Voxy		Wish	
Μεθοδος	MAPE	Μεθοδος	MAPE	Μεθοδος	MAPE
ma12	13,68	ma12	14,46	drwf	22,01
ma5	39,56	ma13	17,07	ma15	22,36
tbats	45,27	ma15	18,81	ma18	22,50
hw	45,99	ma7	23,55	ma12	22,58
ma15	46,22	ma6	23,67	holt	26,13
Hilux		Hiace Wagon		Imported Cars	
Μεθοδος	MAPE	Μεθοδος	MAPE	Μεθοδος	MAPE
ma12	20,19	ma12	10,53	holt	16,74
ma18	20,82	ma13	11,31	dynatheta	21,36
ma13	28,21	ma7	11,88	ses	21,68
ma15	28,84	ma15	11,93	stdtheta	21,87
ma3	33,62	naive	12,19	ets	22,12

Φορτηγά

pixis van		pixis truck		Probox	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma18	14,72	ma18	15,05	dynatheta	5,46
ma6	15,64	ma7	18,20	stdtheta	5,81
ma5	16,47	ma6	18,44	hw	6,91
ma7	16,75	ma5	19,40	arima	7,87
ma3	17,83	ma3	20,90	tbats	7,91
Succeed		Dyna Toyance		Hiace	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
hw	9,05	ma12	10,22	dynatheta	11,45
arima	10,25	ma13	11,64	stdtheta	11,49
tbats	10,80	ma6	13,24	hw	11,98
ets	10,88	ma7	13,41	ma6	12,57
dynatheta	11,74	ma18	15,07	ma7	12,71
Imported Light Trucks		1-2ton trucks		Buses<29 seats	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ets	8,90	arima	5,15	drwf	14,41
ma3	9,76	tbats	7,23	holt	14,58
naive	9,88	fourier	8,50	naive	15,14
LRL	10,19	ma7	9,55	ma12	16,12
drwf	10,52	ma12	10,08	hw	16,55

Κατασκευαστής : Daihatsu



Atrai		Cast		Esse	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma7	12,50	ma15	14,62	ma18	17,36
ma6	13,47	ma13	18,80	ma15	19,96
ma12	23,06	ma12	19,07	ma12	20,94
ma5	26,72	stdtheta	25,49	ma13	21,43
ma13	28,51	ma5	26,64	hw	25,79
Mira car		Move		Tanto	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma15	11,72	ma12	10,73	ma12	17,97
ma13	12,17	ma13	12,02	ma13	19,77
ma18	12,69	ma15	19,23	ma15	19,95
snaive	14,18	ma7	26,99	naive	30,07
tbats	14,72	ma6	31,92	drwf	30,37
Wake		Terios Kid		Boon	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma12	9,79	snaive	23,14	ma13	20,81
ma13	11,48	ses	33,26	ma15	23,81
ma15	14,13	naive	43,84	ses	29,37
ma18	18,00	ets	45,53	dampholt	29,55
ma7	20,88	hw	46,83	ma3	29,60
Coo		THOR		Terios	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
naive	29,15	ma13	23,59	tbats	18,43
tbats	29,33	naive	35,63	ma6	19,44
dampholt	30,19	ma12	36,53	ma7	19,75
holt	30,83	ma15	41,23	ma15	19,75
ets	31,05	drwf	42,49	ma12	22,47
Mira van		Hijet van		Hijet truck	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
hw	7,88	stdtheta	6,45	ma7	10,23
dynatheta	8,58	dynatheta	6,47	ma6	10,37
tbats	8,83	tbats	6,92	ma12	11,19
stdtheta	8,94	ets	7,09	tbats	14,26
ets	14,14	hw	7,10	ma13	14,36



Όμιλος : Hyundai

Κατασκευαστής : Hyundai



Accent		Avante		Veloster	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma15	13,67	ma5	17,81	ma18	81,59
ma13	15,46	ma15	18,80	ma5	81,96
ma12	16,71	ma13	18,94	hw	100,99
ma18	23,93	ma6	21,49	ma13	101,46
ma7	27,88	ma12	21,81	stdtheta	103,53
Grandeur		Sonata		Genesis	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma12	19,88	tbats	14,08	ma5	19,94
ma18	20,38	ma3	15,18	ma13	21,57
ma13	29,19	ma7	16,44	arima	22,81
ma5	30,71	ma13	16,69	ma12	22,96
ma15	32,20	ma12	17,19	tbats	24,50
Equus		Tucson		Santa Fe	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma18	15,92	fourier	20,83	ma15	18,28
ma12	16,59	arima	22,27	ma12	18,67
ma13	23,25	LRL	25,34	ma13	20,87
ma15	24,16	tbats	26,93	hw	20,99
ma5	31,70	ma12	43,80	ma18	22,06
Veracruz		Porter		Mighty	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma18	15,28	ma15	10,08	ma18	23,08

Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης
στην Αυτοκινητοβιομηχανία

ma15	19,11	ma18	10,42	ma15	25,35
ma12	23,55	ma13	10,69	ma13	25,87
ma13	24,62	ma12	10,98	ma12	26,38
snaive	47,41	ma7	15,25	snaive	34,06
Cargo			Dump		Starex
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
fourier	13,73	dynatheta	20,14	ma18	29,07
snaive	14,27	snaive	20,42	snaive	41,11
ma12	14,72	stdtheta	20,52	ma12	41,44
dampholt	14,97	ets	20,56	ma13	42,04
ses	14,98	arima	20,60	ma15	44,99
Universe			Aero-Town		County
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma6	23,72	ma18	60,78	ets	24,59
ma7	34,04	ma13	63,62	dynatheta	32,33
ses	38,86	ma15	72,14	hw	32,33
dampholt	38,89	ma12	82,38	stdtheta	32,57
arima	39,55	LRL	82,61	ma3	32,87
Global 900			Super AC		Unicity
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma15	44,46	drwf	26,48	ma18	38,28
ma18	49,07	naive	26,72	drwf	76,01
ma13	52,59	ma12	33,12	naive	81,26
ma12	57,31	ma13	42,62	ma15	95,88
snaive	78,55	ma15	43,75	ma3	120,73
SPV					
Μέθοδος	MAPE				
tbats	14,07				
hw	15,57				
ma12	16,95				
LRL	19,47				
ma18	20,09				

Κατασκευαστής : KIA



Picanto		Visto		Ray	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma13	13,38	ma18	27,22	ma15	11,72
ma15	13,68	drwf	31,45	ma18	12,77
ma12	14,53	ma15	36,96	fourier	14,29
ma6	16,87	hw	40,06	ma6	14,56
ma3	17,01	ma12	40,22	snaive	14,60
K3		K5		K7	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma13	24,47	LRL	4483,36	ma18	23,63
dampholt	25,05	ma5	5309,38	ma15	32,43
ma5	25,14	naive	6120,91	ma6	37,08
arima	25,41	drwf	6164,45	ma5	47,62
fourier	25,71	ma6	6372,01	ma7	47,84
K9		Opirus		Soul	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma18	13,21	ma12	27,30	ses	61,11
ma12	15,47	ma13	34,30	snaive	62,13
ma5	17,97	ma15	34,81	dynatheta	67,22
ma6	21,29	ma18	36,75	ets	81,07
ma13	22,59	tbats	56,50	ma3	85,99
Sportage		Mohave		Sorento	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma18	18,57	ma6	28,55	naive	18,68
ma12	19,11	ma12	29,97	snaive	57,34
ma15	20,02	ma15	30,37	drwf	18,67
ma13	23,94	ma13	31,39	ma3	38,65
ma6	35,45	ma5	33,04	ma5	21,32
Carens		Sedona		Bongo	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma13	11,81	ma12	32,03	ma18	17,60
ma6	13,82	LRL	33,10	dynatheta	17,96
tbats	14,02	ma13	38,24	stdtheta	18,25
ma7	14,06	naive	39,35	hw	18,27
dampholt	14,09	ma15	40,86	ma15	18,33
Bluesky		Parkway		Silkroad	

Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης
στην Αυτοκινητοβιομηχανία

Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma6	59,43	ma5	30,59	ma12	37,39
drwf	61,52	LRL	31,48	ma13	39,69
naive	61,53	ets	36,56	ma18	70,55
tbats	65,86	hw	39,23	ma15	74,36
ma5	70,36	dynatheta	39,88	ma7	75,31
Sunshine			SPV		
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE		
ma12	47,34	ma18	17,87		
ma13	50,73	ma15	19,83		
ma6	54,50	ma12	20,39		
hw	59,39	ma13	20,82		
arima	62,11	naive	23,04		



Όμιλος : Volkswagen Group

Κατασκευαστής : Volkswagen



VW	Lupo	VW	Up!	VW	Polo
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma18	22,89	ma3	16,32	ma15	30,30
fourier	23,52	hw	16,66	ma12	37,04
dynatheta	24,68	stdtheta	17,20	ma13	38,18
ses	24,69	dynatheta	17,65	ma18	51,07
stdtheta	24,94	ets	17,76	ma7	66,31
VW	Beetle	VW	Golf	VW	Scirocco
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma3	30,87	ma12	20,35	hw	25,75
ma18	37,33	ma13	20,83	ma12	35,00
hw	38,95	ma15	28,81	arima	36,08
ets	39,71	ma18	31,62	dynatheta	36,26
tbats	40,67	ma7	34,17	naive	38,97
VW	Passat	VW	Phaeton	VW	Tiguan
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma13	10,81	ma5	15,45	ma13	17,24
ma12	11,01	ma12	16,29	ma15	17,48
ma15	14,54	ma13	16,63	ma12	18,91
ma18	30,84	ma18	17,09	ma6	24,50
ma7	57,84	ma7	17,88	ma18	28,48

Μεθοδολογία Πρόβλεψης Ζήτησης
στην Αυτοκινητοβιομηχανία

VW Touareg		VW Sharan		VW Touran	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma15	31,92	ma12	29,31	ma12	18,72
ma6	43,25	ma13	44,28	ma13	20,12
ma7	44,58	hw	45,47	ma15	21,72
ma12	49,02	ma6	49,52	ma18	31,61
ma18	51,04	holt	49,53	ma7	59,88
VW Caddy		VW Transporter		VW Trucks	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma3	24,29	ma3	21,08	ma13	29,69
ma12	26,39	arima	22,25	ma15	31,18
dynatheta	27,31	ma13	22,37	drwf	31,62
ets	27,67	ma15	23,36	naive	31,77
stdtheta	27,67	tbats	23,41	ma12	32,33

Κατασκευαστής : Porsche



Porsche Boxter		Porsche Cayman		Porsche Panamera	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
hw	24,96	ma12	19,99	ma6	20,57
ma12	30,85	ma13	20,98	ma13	22,26
stdtheta	31,70	ma18	23,00	ma12	22,51
tbats	31,73	ma15	26,94	ma15	23,42
arima	32,37	ma5	43,72	ma5	23,87
Porsche 911		Porsche Macan		Porsche Cayenne	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
arima	21,56	snaive	23,83	ma13	19,25
snaive	21,61	ma13	39,42	ma12	19,70
ma12	22,79	ma12	40,06	ma15	28,00
ma13	23,34	ma15	41,02	LRL	38,35
tbats	26,49	ma18	47,86	snaive	43,70

Κατασκευαστής : Audi



Audi A1		Audi A3		Audi TT	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma12	18,13	ma12	18,62	naive	43,18
ma15	18,39	ma13	19,21	ses	44,51
ma13	21,90	ma15	21,64	dampholt	44,56
hw	24,53	ma18	21,92	holt	44,63
ma18	24,83	drwf	41,87	drwf	45,32

Audi A4		Audi A6		Audi A8	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma13	12,65	ma15	16,59	ma6	19,37
ma12	12,68	ma12	19,02	ma5	28,65
ma15	21,24	ma13	20,18	drwf	29,53
ma18	26,71	ma18	25,94	naive	30,16
ma7	67,03	ma6	47,91	ma18	30,18

Κατασκευαστής : SEAT



SEAT	Mii	SEAT	Ibiza	SEAT	Leon
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
LRL	33,18	ma13	23,22	ma18	87,82
ma6	33,58	ma12	23,26	ma15	116,23
fourier	49,58	ma15	24,10	ma13	135,15
ma7	49,82	drwf	28,93	ma12	149,79
ma3	52,91	naive	31,03	snaive	263,16

SEAT	Alhambra	SEAT	Altea
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma18	48,63	hw	21,26
ma15	84,91	stdtheta	26,03
ma13	96,36	holt	26,22
ma12	110,92	ses	26,30
holt	129,17	ma3	27,01

Κατασκευαστής : Skoda



SKODA	Citigo	SKODA	Fabia	SKODA	Octavia
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
stdtheta	49,46	ma15	21,40	ma15	17,66
holt	50,00	ma13	21,43	ma13	17,86
dampholt	50,48	ma12	22,93	ma12	19,55
dynatheta	50,50	ma7	31,43	ma18	32,56
ses	50,72	arima	44,43	drwf	36,86
SKODA	Rapid	SKODA	Superb	SKODA	Yeti
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma13	41,11	ma15	22,69	ets	8,64
ma12	41,65	ma13	24,46	hw	11,78
ma15	45,26	ma12	27,47	ma12	14,25
ma18	49,47	ma18	29,77	ma3	16,09
naive	76,38	rwf	36,60	ma5	16,95
SKODA	Roomster	SKODA	Trucks		
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE		
ma15	11,76	tbats	11,46		
ma18	11,85	ma3	13,18		
ma12	13,48	dampholt	13,86		
ma3	15,97	ses	14,08		
ma13	16,64	arima	14,51		

Κατασκευαστής : Bentley



BENTAYGA		BENTLEY	
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma12	36,48	ma15	23,76
ma13	43,18	ma18	26,27
LRL	47,72	ma13	27,74
ma5	58,13	ma7	30,07
hw	58,50	tbats	30,67

Κατασκευαστής : MAN



MAN	Trucks	MAN	Buses
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
ma12	10,33	tbats	24,10
ma15	10,52	ets	25,92
ma13	11,45	hw	26,26
naive	11,83	dynatheta	26,89
drwf	11,84	arima	27,21

Κατασκευαστής : **SCANIA**



Scania	Trucks	Scania	Buses
Μέθοδος	MAPE	Μέθοδος	MAPE
fourier	14,14	ma3	45,82
hw	14,59	snaive	55,98
tbats	15,18	ma7	62,35
ets	15,32	fourier	62,53
dynatheta	15,90	naive	66,84

Βιβλιογραφία – Ηλεκτρονικές Πηγές

1. Πετρόπουλος, Φ., Ασημακόπουλος, Β. (2011) *Επιχειρησιακές Προβλέψεις*, Εκδόσεις Συμμετρία
2. Hyndman, R.J, Athanasopoulos, G. (2018) *Forecasting: Principles and Practice*, Otexts
3. Ord, K., Fildes, R., Kourentzes, N. (2017) *Principles of Business Forecasting*, Wessex Press Inc.
4. Hanke, J.E, Wichern, D. (2014) *Business Forecasting*, Pearson
5. Armstrong, J.S, (2001) *Principles of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners*, Kluwer Academic Publishers
6. Makridakis, S.G, Wheelwright, S.C, Hyndman, R.J. (1997) *Forecasting: Methods and Applications*, Wiley
7. Αγιακλόγλου, Χ.Ν, Οικονόμου, Γ.Σ (2019) *Μέθοδοι Προβλέψεων & Ανάλυσης Αποφάσεων*, Εκδόσεις Μπένου
8. Jarrett, J. (1993) *Μέθοδοι Προβλέψεων: Για Οικονομικές-Επιχειρηματικές Αποφάσεις*, Gutenberg
9. <https://www.ibm.com/topics/neural-networks>
10. Assimakopoulos V. and Nikolopoulos K. (2000). "The Theta Model: A Decomposition Approach to Forecasting", *International Journal of Forecasting* 16 (4): 521-530
11. <https://www.marklines.com>
12. <https://www.r-project.org>
13. <https://www.posit.co/products/open-source/rstudio/>
14. Gilliland, M., (2010) *The Business Forecasting Deal: Exposing Myths, Eliminating Bad Practices, Providing Practical Solutions*, Wiley