



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

**Αξιολόγηση ιεραρχικών μεθόδων για την πρόβλεψη των
εσόδων ασφαλιστικών εταιριών**

Παπαγεωργίου Αργυρούλα

Επιβλέπων: Βασίλειος Ασημακόπουλος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Υπεύθυνος: Ευάγγελος Σπηλιώτης
Διδάκτωρ Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Οκτώβριος 2020



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

**Αξιολόγηση ιεραρχικών μεθόδων για την πρόβλεψη των
εσόδων ασφαλιστικών εταιριών**

Παπαγεωργίου Αργυρούλα

Επιβλέπων: Βασίλειος Ασημακόπουλος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Υπεύθυνος: Ευάγγελος Σπηλιώτης
Διδάκτωρ Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την.....

.....

Βασίλειος Ασημακόπουλος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....

Ιωάννης Ψαρράς
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....

Χρυσόστομος Δούκας
Αναπλ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Οκτώβριος 2020

.....
Παπαγεωργίου Αργυρούλα

Πτυχιούχος Οικονομικής Επιστήμης του Οικονομικού Πανεπιστημίου Αθηνών.

Copyright © Αργυρούλα Παπαγεωργίου, 2020

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

Περίληψη

Κάθε επιχείρηση προσπαθεί να ανταπεξέλθει στο έντονα ανταγωνιστικό περιβάλλον και να διατηρήσει ή και να βελτιώσει το μερίδιό της στην αγορά. Για το λόγο αυτό, τα διοικητικά στελέχη καλούνται διαρκώς να λαμβάνουν αποφάσεις ως προς την οργάνωση και το σχεδιασμό της επιχείρησης καθώς και να χαράζουν στρατηγικές για όλα τα επιχειρησιακά ζητήματα που την αφορούν. Οι αποφάσεις αυτές λαμβάνονται κάτω από συνθήκες αβεβαιότητας και επιφέρουν μεταξύ άλλων οικονομικές επιπτώσεις. Έτσι, οι προβλέψεις διαδραματίζουν καθοριστικό ρόλο για την επιτυχημένη πορεία κάθε επιχείρησης. Στις μέρες μας, υπάρχει αρκετή διαθέσιμη πληροφορία μέσα από τη βιβλιογραφία ως προς τις μεθόδους πρόβλεψης και τα συστήματα που μπορούν να υποστηρίξουν τέτοιες προσπάθειες. Ωστόσο, κάθε εφαρμογή πρόβλεψης παρουσιάζει τις δικές της ιδιομορφίες, ιδιαίτερα όταν αυτή αναφέρεται σε ιεραρχικά δεδομένα.

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι να εντοπίσει το βέλτιστο επίπεδο παραγωγής προβλέψεων σε χρονοσειρές που ακολουθούν μία ιεραρχική δομή και αφορούν τα έσοδα από τις εκδόσεις ασφαλιστηρίων συμβολαίων του ελληνικού υποκαταστήματος μιας πολυεθνικής ασφαλιστικής εταιρίας. Τα δεδομένα που συλλέχθηκαν είναι μηνιαία και αφορούν τα έσοδα που προκύπτουν από τον κωδικό κάθε προγράμματος. Αρχικά, έγινε ταξινόμηση των δεδομένων σε ανώτερα και κατώτερα επίπεδα βάσει της ιεραρχικής συνάθροισης που ορίζει η εταιρία. Στη συνέχεια, πραγματοποιήθηκαν προβλέψεις για όλες τις χρονοσειρές σε κάθε ιεραρχικό επίπεδο για χρονικό ορίζοντα τριών περιόδων, μέσω των μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης. Τέλος, εξετάστηκαν τρεις προσεγγίσεις ιεραρχικής πρόβλεψης: οι bottom up, top level και middle out.

Έχοντας ολοκληρώσει την παραπάνω διαδικασία, έγινε προσπάθεια και για περαιτέρω μείωση του σφάλματος μέσα από το συνδυασμό των μεθόδων ιεραρχικής πρόβλεψης που εξετάστηκαν στο προηγούμενο στάδιο.

Αξιολόγηση ιεραρχικών μεθόδων για την πρόβλεψη των εσόδων ασφαλιστικών εταιριών

Τα αποτελέσματα της εργασίας δείχνουν πως κάποια ιεραρχικά επίπεδα περιλαμβάνουν πληροφορίες οι οποίες μπορούν να οδηγήσουν σε καλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης, καθώς και ότι ο συνδυασμός ιεραρχικών μεθόδων μπορεί να επιφέρει καλύτερα αποτελέσματα.

Λέξεις-Κλειδιά:

Μέθοδοι Προβλέψεων, Ιεραρχική Πρόβλεψη, Κυλιόμενη Πρόβλεψη, Ασφάλιστρα

Abstract

Every business strives to cope with the highly competitive environment and to maintain or even improve its market share. For this reason, managers are constantly called upon to make decisions regarding the business organization and planning as well as strategies for all business issues that concern it. These decisions are made under conditions of uncertainty and have, among other things, economic consequences. Thus, forecasts play a key role in the success of any business. Nowadays, there is a lot of information available coming from the literature regarding the forecasting methods and systems that can support such efforts. However, each forecasting application has its own peculiarities, especially when it refers to hierarchical data.

The purpose of this study is to identify the optimal level to make future predictions on time series in a hierarchical structure and relate to the income from the issuance of insurance policies of a multinational insurance company's Greek branch. The data collected are monthly and relate to the premium of each program code. Initially, the data was classified into higher and lower levels based on the hierarchical aggregation defined by the company. Then, predictions were made for all time series at each hierarchical level over a three-period time horizon, using exponential smoothing methods. Finally, three hierarchical forecasting approaches were examined: bottom up, top level and middle out.

Having completed the above process, an attempt was made to further reduce the error through the combination of hierarchical forecasting methods examined in the previous stage.

The results of the study show that some hierarchical levels include information that can lead to better prediction accuracy, and that the combination of hierarchical methods can yield better results.

Αξιολόγηση ιεραρχικών μεθόδων για την πρόβλεψη των εσόδων ασφαλιστικών εταιριών

Key-Words:

Forecasting Methods, Hierarchical Forecasting, Rolling Forecasting, Premiums

Πρόλογος

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε κατά το ακαδημαϊκό έτος 2019-2020 στα πλαίσια ολοκλήρωσης του Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών «Τεχνοοικονομικά Συστήματα» στο τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Καθηγητή κ. Ασημακόπουλο Βασίλειο για την ευκαιρία που μου έδωσε μέσα από την ανάθεση της συγκεκριμένης εργασίας, να ασχοληθώ με τον τόσο ενδιαφέροντα τομέα των προβλέψεων. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Καθηγητή κ. Ψαρρά Ιωάννη και τον Αναπληρωτή Καθηγητή κ. Δούκα Χρυσόστομο για την τιμή που μου έκαναν να συμμετάσχουν στην τριμελή εξεταστική επιτροπή της εργασίας μου.

Επιπλέον, ευχαριστώ θερμά τον Διδάκτορα κ. Σπηλιώτη Ευάγγελο για το ενδιαφέρον που έδειξε, την καθοδήγηση, την υποστήριξη και τη συνεχή παρακολούθηση σε όλα τα στάδια εκπόνησης της διπλωματικής εργασίας μου.

Τέλος, ένα μεγάλο ευχαριστώ προς τους κοντινούς μου ανθρώπους και κυρίως την οικογένειά μου, η οποία βρίσκεται δίπλα μου κάθε στιγμή και στηρίζει τις προσπάθειές μου όλα τα χρόνια των σπουδών μου.

Πίνακας Περιεχομένων

Περίληψη	1
Abstract	3
Πρόλογος	5
Κατάλογος Πινάκων	9
Κατάλογος Σχημάτων	10
Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή	11
1.1 Αντικείμενο της εργασίας.....	11
1.2 Δομή της εργασίας	13
Κεφάλαιο 2: Ασφάλιση	15
2.1 Βασικές έννοιες	15
2.1.1 Τι είναι ασφάλιση	15
2.1.2 Κατηγορίες ασφάλισης.....	15
2.2 Ο κλάδος της ασφάλισης στην Ελλάδα.....	16
2.3 Το προφίλ της εταιρίας.....	23
Κεφάλαιο 3. Θεωρητικό Υπόβαθρο	25
3.1 Εισαγωγικές έννοιες	25
3.1.1 Τι είναι πρόβλεψη.....	25
3.1.2 Τι είναι χρονοσειρά	26
3.1.3 Ορίζοντας Πρόβλεψη.....	28
3.2 Κατηγορίες μεθόδων πρόβλεψης	29
3.2.1 Πρόβλεψη στόχου ή προϋπολογισμού	29
3.2.2 Κριτική Πρόβλεψη	29
3.2.3 Στατιστική Πρόβλεψη	30
3.3 Μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης	33
3.3.1 Τύποι μοντέλων εκθετικής εξομάλυνσης	34
3.3.2 Ταξινόμηση των μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης.....	44
3.3.3 Εκθετική εξομάλυνση μέσω των μοντέλων ETS	45
3.4 Ιεραρχική πρόβλεψη.....	45
3.4.1 Ιεραρχικές δομές δεδομένων	45
3.4.2 Μέθοδοι Ιεραρχικής Πρόβλεψης.....	48
3.5 Ακρίβεια των προβλέψεων	53

3.5.1 Στατιστικοί δείκτες.....	53
3.5.2 Κυλιόμενη πρόβλεψη	56
Κεφάλαιο 4: Μεθοδολογία.....	59
4.1 Γενικά.....	59
4.2 Καθορισμός του προβλήματος	60
4.3 Περιγραφή των χρονοσειρών	61
4.4 Επιλογή και επεξεργασία χρονοσειρών.....	62
4.5 Παραγωγή Προβλέψεων.....	66
4.5.1 Εφαρμογή μεθόδου bottom-up	66
4.5.2 Εφαρμογή μεθόδου top-down	66
4.5.3 Εφαρμογή μεθόδου middle-out	67
4.5.4 Συνδυασμός μεθόδων	67
4.6 Μεθοδολογία Αξιολόγησης.....	67
Κεφάλαιο 5: Παρουσίαση Αποτελεσμάτων.....	69
5.1 Αποτελέσματα μεμονωμένων ιεραρχικών μεθόδων πρόβλεψης.....	69
5.2 Αποτελέσματα συνδυασμών ιεραρχικών μεθόδων πρόβλεψης.....	75
Κεφάλαιο 6: Συμπεράσματα - Προεκτάσεις	91
6.1 Συμπεράσματα.....	91
6.2 Μελλοντικές προεκτάσεις	94
Παράρτημα.....	97
Βιβλιογραφία.....	105

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 1: Συμμετοχή κάθε κλάδου στην παραγωγή των ασφαλιστρών για το 2018.....	21
Πίνακας 2: Ταξινόμηση μοντέλων εκθετικής εξομάλυνσης	44
Πίνακας 3: Προσεγγίσεις ιεραρχικής πρόβλεψης	69
Πίνακας 4: Αποτελέσματα μέσου απόλυτου κανονικοποιημένου σφάλματος (MAsE) των τεσσάρων προσεγγίσεων για το επίπεδο 3	69
Πίνακας 5: Αποτελέσματα μέσου απόλυτου κανονικοποιημένου σφάλματος (MAsE) των τεσσάρων προσεγγίσεων για το επίπεδο 2	71
Πίνακας 6: Αποτελέσματα μέσου απόλυτου κανονικοποιημένου σφάλματος (MAsE) των τεσσάρων προσεγγίσεων για το επίπεδο 1	72
Πίνακας 7: Αποτελέσματα μέσου απόλυτου κανονικοποιημένου σφάλματος (MAsE) των τεσσάρων προσεγγίσεων για το επίπεδο 0	73
Πίνακας 8: Κατάταξη των προσεγγίσεων ανάλογα με την απόδοσή τους ανά επίπεδο.....	74
Πίνακας 9: Συνδυασμοί Προσεγγίσεων Ιεραρχικής Πρόβλεψης	75
Πίνακας 10: Χρονοσειρές όπου η καλύτερη απόδοση προκύπτει από το συνδυασμό προσεγγίσεων που μεμονωμένα δίνουν μεγάλα σφάλματα συγκριτικά με άλλες προσεγγίσεις	77
Πίνακας 11: Αποτελέσματα μέσου απόλυτου κανονικοποιημένου σφάλματος (MAsE) των τεσσάρων προσεγγίσεων και των συνδυασμών αυτών για το επίπεδο 3.....	77
Πίνακας 12: Αποτελέσματα μέσου απόλυτου κανονικοποιημένου σφάλματος (MAsE) των τεσσάρων προσεγγίσεων και των συνδυασμών αυτών για το επίπεδο 2.....	80
Πίνακας 13: Αποτελέσματα μέσου απόλυτου κανονικοποιημένου σφάλματος (MAsE) των τεσσάρων προσεγγίσεων και των συνδυασμών αυτών για το επίπεδο 1.....	83
Πίνακας 14: Συχνότητα εμφάνισης ελάχιστου MAsE ανά μέθοδο και συνδυασμό μεθόδων για το επίπεδο 1	84
Πίνακας 15: Αποτελέσματα μέσου απόλυτου κανονικοποιημένου σφάλματος (MAsE) των τεσσάρων προσεγγίσεων και των συνδυασμών αυτών για το επίπεδο 0.....	85
Πίνακας 16: Κατάταξη των προσεγγίσεων και των συνδυασμών αυτών ανάλογα με την απόδοσή τους ανά επίπεδο	87
Πίνακας 17: Κατάταξη ανάλογα με τα επίπεδα στα οποία η κάθε προσέγγιση και ο συνδυασμός αυτών εμφανίζει μικρότερη τιμή σφάλματος	88
Πίνακας 18: Βέλτιστη προσέγγιση και βέλτιστος συνδυασμός ανά επίπεδο	88
Πίνακας 19: Αποτελέσματα μέσου απόλυτου κανονικοποιημένου σφάλματος (MAsE) των τεσσάρων προσεγγίσεων και των συνδυασμών αυτών για όλες της συναθροισμένης χρονοσειράς του επιπέδου 0	97
Πίνακας 20: Αποτελέσματα μέσου απόλυτου κανονικοποιημένου σφάλματος (MAsE) των τεσσάρων προσεγγίσεων και των συνδυασμών αυτών για όλες τις χρονοσειρές του επιπέδου 1	97
Πίνακας 21: Αποτελέσματα μέσου απόλυτου κανονικοποιημένου σφάλματος (MAsE) των τεσσάρων προσεγγίσεων και των συνδυασμών αυτών για όλες τις χρονοσειρές του επιπέδου 2	98
Πίνακας 22: Αποτελέσματα μέσου απόλυτου κανονικοποιημένου σφάλματος (MAsE) των τεσσάρων προσεγγίσεων και των συνδυασμών αυτών για όλες τις χρονοσειρές του επιπέδου 3	100

Κατάλογος Σχημάτων

Σχήμα 1: Παραγωγή ασφαλιστρων στην Ελλάδα κατά τα έτη 2008-2018	17
Σχήμα 2: Ποσοστιαία μεταβολή των ασφαλιστρων στην Ελλάδα των ετών 2009-2018	18
Σχήμα 3: Ασφαλιστική διείσδυση (συνολικά ασφάλιστρα σαν ποσοστό του ΑΕΠ) ανά χώρα για τα έτη 2017-2018.....	19
Σχήμα 4: Αριθμός ασφαλιστικών επιχειρήσεων κατά τα έτη 2008-2018	20
Σχήμα 5: Γραφική αναπαράσταση των μοντέλων εκθετικής εξομάλυνσης	35
Σχήμα 6: Παράδειγμα ιεραρχικής δομής δεδομένων	46
Σχήμα 7: Διάγραμμα ροής μεθοδολογίας.....	60
Σχήμα 8:Ιεραρχική δομή των ιστορικών δεδομένων της εταιρίας	63
Σχήμα 9: Παραδείγματα χρονοσειρών του κατώτατου επιπέδου.....	65
Σχήμα 10: Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα (MAsE) ανά επανάληψη για το επίπεδο 3	70
Σχήμα 11: Συχνότητα εμφάνισης ελάχιστου MAsE ανά προσέγγιση για το επίπεδο 3	70
Σχήμα 12: Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα (MAsE) ανά επανάληψη για το επίπεδο 2	71
Σχήμα 13:Συχνότητα εμφάνισης ελάχιστου MAsE ανά προσέγγιση για το επίπεδο 2	72
Σχήμα 14: Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα (MAsE) ανά επανάληψη για το επίπεδο 1	73
Σχήμα 15: Συχνότητα εμφάνισης ελάχιστου MAsE ανά προσέγγιση για το επίπεδο 1	73
Σχήμα 16: Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα (MAsE) ανά επανάληψη για το επίπεδο 0	74
Σχήμα 17: Ποσοστό εμφάνισης ελάχιστου MAsE από τον συνδυασμό μεθόδων σε όλες τις χρονοσειρές της ιεραρχίας.....	76
Σχήμα 18: Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα (MAsE) ανά μέθοδο και συνδυασμό μεθόδων για το επίπεδο 3	78
Σχήμα 19: Ποσοστό εμφάνισης ελάχιστου MAsE από το συνδυασμό μεθόδων για το επίπεδο 3	78
Σχήμα 20: Συχνότητα εμφάνισης ελάχιστου MAsE ανά μέθοδο και συνδυασμό μεθόδων για το επίπεδο 3	79
Σχήμα 21: Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα (MAsE) ανά μέθοδο και συνδυασμό μεθόδων για το επίπεδο 2	80
Σχήμα 22: Ποσοστό εμφάνισης ελάχιστου MAsE από το συνδυασμό μεθόδων για το επίπεδο 2	81
Σχήμα 23: Συχνότητα εμφάνισης ελάχιστου MAsE ανά μέθοδο και συνδυασμό μεθόδων για το επίπεδο 2	82
Σχήμα 24: Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα (MAsE) ανά μέθοδο και συνδυασμό μεθόδων για το επίπεδο 1	83
Σχήμα 25: Ποσοστό εμφάνισης ελάχιστου MAsE από το συνδυασμό μεθόδων για το επίπεδο 1	84
Σχήμα 26: Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα (MAsE) ανά μέθοδο και συνδυασμό μεθόδων για το επίπεδο 0	86

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή

1.1 Αντικείμενο της εργασίας

Η παραγωγή προβλέψεων για τις επιχειρήσεις είναι πάρα πολύ σημαντικές δεδομένου ότι οι αποφάσεις που αφορούν το μέλλον λαμβάνονται στο παρόν. Είναι εύκολο, λοιπόν, να αντιληφθούμε τη σπουδαιότητα των προβλέψεων για τις επιχειρήσεις οι οποίες καλούνται διαρκώς να λαμβάνουν αποφάσεις και να εφαρμόζουν πρακτικές προκειμένου να ανταπεξέλθουν στο ανταγωνιστικό περιβάλλον στο οποίο δρουν και να βελτιώσουν το μερίδιό τους στην αγορά. Κάθε σημαντική απόφαση του σήμερα θα επιφέρει κάποιες οικονομικές (και όχι μόνο) επιπτώσεις στο αύριο, είτε θετικές είτε αρνητικές. Επομένως, έχει καθοριστική σημασία οι εκτιμήσεις για τα μελλοντικά γεγονότα να είναι όσο πιο κοντά γίνεται με τα πραγματικά αποτελέσματα που θα έρθουν. Η αβεβαιότητα του μέλλοντος και η πολυπλοκότητα των δεδομένων στις μέρες μας καθιστούν αναγκαία την εφαρμογή συστηματικών μεθόδων και τεχνικών ανάλυσης και πρόβλεψης.

Η ανάλυση και η προετοιμασία των δεδομένων είναι πολύ σημαντική γιατί από τη φύση αυτών εξαρτάται και η μεθοδολογία που θα εφαρμοστεί για την παραγωγή των προβλέψεων. Πολλές φορές, τα δεδομένα παρουσιάζουν κάποια κοινά χαρακτηριστικά και μπορούν να ταξινομηθούν σε ομάδες με βάση αυτά. Με τον τρόπο αυτό σε ένα σύστημα εμφανίζονται ιεραρχίες στα δεδομένα, με κάθε ανώτατο επίπεδο να προκύπτει από τη συνάθροιση των δεδομένων των κατώτερων επιπέδων.

Είναι πολύ σημαντικό για την κάθε επιχείρηση να έχει το μεγαλύτερο βαθμό ακρίβειας σε κάθε επίπεδο. Επομένως, πρέπει να βρεθεί η προσέγγιση εκείνη που είναι πιο αξιόπιστη για το συγκεκριμένο πρόβλημα. Ωστόσο, η παραγωγή προβλέψεων με μεγάλη ακρίβεια σε ιεραρχικά δεδομένα μπορεί να είναι αρκετά δύσκολη αν σκεφτούμε ότι οι χρονοσειρές στα διαφορετικά ιεραρχικά επίπεδα μπορεί να έχουν διαφορετικές κλίμακες και να παρουσιάζουν μεγάλες διαφορές ως προς τα πρότυπα συμπεριφοράς των δεδομένων τους [13]. Αυτό σημαίνει, πως κάθε ιεραρχικό επίπεδο

Αξιολόγηση ιεραρχικών μεθόδων για την πρόβλεψη των εσόδων ασφαλιστικών εταιριών

παρέχει διαφορετικές πληροφορίες και ανάλογα με το επίπεδο παράγονται διαφορετικές προβλέψεις.

Σε κάθε περίπτωση, οι προβλέψεις που παράγονται σε δεδομένα όπου έχουν ιεραρχική δομή θα πρέπει να έχουν την ίδια συνέπεια που υπάρχει στην ιεραρχία των πραγματικών δεδομένων. Με άλλα λόγια οι προβλέψεις των χαμηλότερων επιπέδων θα πρέπει να συναθροίζονται στα ανώτερα. Οι εφαρμογές ιεραρχικών μεθόδων πρόβλεψης οδηγούν σε αυτήν την συμφιλίωση μεταξύ των επιπέδων. Δεδομένου αυτού, οι προβλέψεις που παράγονται σε οποιοδήποτε επίπεδο καθορίζουν και τις προβλεπόμενες τιμές στα υπόλοιπα ιεραρχικά επίπεδα. Επομένως, είναι υψίστης σημασίας να βρεθεί το επίπεδο που μπορεί να δώσει τα καλύτερα αποτελέσματα ανάλογα με το σκοπό της πρόβλεψης και πού μας ενδιαφέρει να έχουμε τη μεγαλύτερη ακρίβεια.

Παρόλα αυτά, όταν έχουμε να κάνουμε με ιεραρχίες δεδομένων υπάρχουν αλληλοσυσχετίσεις μεταξύ των χρονοσειρών. Επομένως, ένας συνδυασμός των ιεραρχικών μεθόδων πρόβλεψης θα μπορούσε ενδεχομένως να οδηγήσει σε βελτίωση του βαθμού ακρίβειας των προβλέψεων δεδομένου ότι εκμεταλλεύεται την πληροφορία κάθε επιπέδου και τα πλεονεκτήματα της κάθε ιεραρχικής προσέγγισης.

Σε μία ασφαλιστική εταιρία που δρα μέσα από ένα δίκτυο συνεργασιών με άλλες εταιρίες και δραστηριοποιείται σε διαφορετικούς κλάδους με πολλά διαφορετικά προγράμματα μπορούμε να εντοπίσουμε τέτοιου είδους ιεραρχίες στα δεδομένα που αφορούν τα έσοδά της. Στην εταιρία που εξετάζεται, συχνά παρουσιάζεται η ανάγκη να πραγματοποιεί προβλέψεις, στρέφοντας το ενδιαφέρον της σε κάποιο επίπεδο ανάλογα με τον σκοπό για τον οποίο γίνεται η πρόβλεψη. Επομένως, παρακολουθεί πως εξελίσσονται τα δεδομένα σε κάθε επίπεδο και πραγματοποιεί αντίστοιχα προβλέψεις σε αυτά όταν δημιουργηθεί η ανάγκη. Ωστόσο, οι προβλέψεις που γίνονται στο επίπεδο για το οποίο υπάρχει το ενδιαφέρον της εταιρίας δεν σημαίνει απαραίτητα ότι θα δώσουν και τη μεγαλύτερη ακρίβεια. Ενδεχομένως, οι προβλέψεις στις χρονοσειρές κάποιου άλλου επιπέδου να μπορούν να βελτιώσουν το βαθμό ακρίβειας.

Αξιολόγηση ιεραρχικών μεθόδων για την πρόβλεψη των εσόδων ασφαλιστικών εταιριών

Επιπλέον, η επικέντρωση σε ένα μόνο επίπεδο έχει τον κίνδυνο για απώλεια πληροφορίας και πιθανότατα κάποιος συνδυασμός των προβλέψεων των ιεραρχικών προσεγγίσεων να μπορεί να οδηγήσει σε καλύτερα αποτελέσματα.

Αντικείμενο της εργασίας είναι ο εντοπισμός του βέλτιστου επιπέδου παραγωγής προβλέψεων σε χρονοσειρές που ακολουθούν μία ιεραρχική δομή και αφορούν τα έσοδα από τις εκδόσεις ασφαλιστηρίων συμβολαίων μιας πολυεθνικής ασφαλιστικής εταιρίας προκειμένου να βελτιωθεί η ακρίβεια των προβλέψεων που πραγματοποιεί ανάλογα με το σκοπό της. Οι προβλέψεις πραγματοποιήθηκαν για όλες τις χρονοσειρές σε κάθε ιεραρχικό επίπεδο μέσω των μοντέλων ETS των μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης. Εφαρμόστηκαν τρεις διαφορετικές προσεγγίσεις ιεραρχικής πρόβλεψης.

Για τον έλεγχο της αξιοπιστίας κάθε προσέγγισης για κάθε επίπεδο πραγματοποιήθηκε η μέθοδος της κυλιόμενης πρόβλεψης και έγινε μέτρηση του σφάλματος για κάθε χρονοσειρά σε όλα τα επίπεδα. Τέλος, αφού είχε ολοκληρωθεί η παραπάνω διαδικασία έγινε προσπάθεια για περαιτέρω μείωση του σφάλματος μέσα από το συνδυασμό των ιεραρχικών μεθόδων πρόβλεψης.

1.2 Δομή της εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία αποτελείται από έξι κεφάλαια, η δομή των οποίων περιγράφεται στη συνέχεια.

Στο παρόν κεφάλαιο, γίνεται μία σύντομη παρουσίαση του σκοπού της εργασίας. Αρχικά, αναφέρεται συνοπτικά η σημασία των επιχειρησιακών προβλέψεων. Στη συνέχεια, γίνεται μία σύντομη αναφορά στις ιεραρχίες δεδομένων και τις ιεραρχικές μεθόδους πρόβλεψης. Έπειτα, γίνεται αναφορά στην υπό εξέταση εταιρία και το λόγο για τον οποίο έχει αξία για την ίδια αυτή η διαδικασία. Τέλος, περιγράφεται με συνοπτικό τρόπο το υπολογιστικό μέρος της εργασίας.

Αξιολόγηση ιεραρχικών μεθόδων για την πρόβλεψη των εσόδων ασφαλιστικών εταιριών

Στο δεύτερο κεφάλαιο, επεξηγούνται κάποιες βασικές έννοιες που συναντώνται στον κλάδο των ασφαλίσεων. Επιπλέον, γίνεται μία σύντομη αναφορά στον ασφαλιστικό κλάδο στην Ελλάδα και στην υπό εξέταση εταιρία.

Στο τρίτο κεφάλαιο, αρχικά, γίνεται βιβλιογραφική επισκόπηση σχετικά με τις προβλέψεις, τα χαρακτηριστικά των χρονοσειρών και τις κατηγορίες μεθόδων πρόβλεψης. Έπειτα, παρουσιάζονται με πιο αναλυτικό τρόπο οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης όπως και τα state space μοντέλα. Επιπλέον, γίνεται εκτενής αναφορά στις ιεραρχικές δομές δεδομένων και τις ιεραρχικές μεθόδους πρόβλεψης. Το τέλος του κεφαλαίου ασχολείται με την αξιολόγηση των μεθόδων πρόβλεψης βάσει των στατιστικών σφαλμάτων και τον τρόπο με τον οποίο θα μπορούσε να βελτιωθεί.

Το τέταρτο κεφάλαιο αποτελεί την πρακτική εφαρμογή της μεθοδολογίας που επιλέχθηκε για τη συγκεκριμένη εργασία. Περιλαμβάνει, τον καθορισμό του προβλήματος, την περιγραφή των δεδομένων, τα εργαλεία που χρησιμοποιήθηκαν και την περιγραφή της μεθοδολογίας που εφαρμόστηκε.

Στο πέμπτο κεφάλαιο συνοψίζονται τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τη μελέτη και παρουσιάζονται αναλυτικά.

Στο έκτο και τελευταίο κεφάλαιο εξάγονται χρήσιμα συμπεράσματα με βάση τα αποτελέσματα του προηγούμενου κεφαλαίου. Στη συνέχεια, προτείνονται πιθανές επεκτάσεις και μελλοντικές βελτιώσεις της παρούσας μελέτης.

Κεφάλαιο 2: Ασφάλιση

2.1 Βασικές έννοιες

2.1.1 Τι είναι ασφάλιση

Η έννοια της ασφάλισης κάνει την εμφάνισή της από τα αρχαία χρόνια. Η διαρκής αβεβαιότητα και η ύπαρξη πολλών μορφών κινδύνου στη ζωή του ανθρώπου, τον οδήγησε να αναζητά τρόπους προστασίας που αφορούν τη ζωή του, την εργασία του και την περιουσία του [31]. Ως ασφάλιση, εννοούμε τη διαδικασία μεταβίβασης του κινδύνου από μία οντότητα (κοινωνικός ή ιδιωτικός φορέας) σε μία άλλη έναντι κάποιου αντιτίμου [25]. Επομένως, η ασφάλιση είναι μία μορφή προστασίας απέναντι σε συγκεκριμένα αβέβαια συμβάντα και τις οικονομικά ζημιογόνες επιπτώσεις που μπορεί να επιφέρουν σε άτομα και οργανισμούς. Έτσι, θα μπορούσαμε να πούμε ότι μέσω της ασφάλισης επιτυγχάνεται η αποτελεσματική διαχείριση του κινδύνου και η μείωση της αβεβαιότητας απέναντι σε αυτόν.

2.1.2 Κατηγορίες ασφάλισης

Στην Ελλάδα, ανάλογα με το φορέα που αναλαμβάνει την ασφάλιση, αυτή διακρίνεται σε κοινωνική και ιδιωτική. Η κοινωνική ασφάλιση αποτελείται από δημόσια συστήματα κοινωνικής ασφάλισης, τα οποία επιβάλλονται, ελέγχονται και χρηματοδοτούνται από το κράτος αλλά και από συστήματα που συνδέονται με την απασχόληση, τα οποία παρέχει ή διαχειρίζεται ο εργοδότης για λογαριασμό των εργαζομένων [34]. Καλύπτει κοινωνικούς κινδύνους και ανάγκες και, κατά κανόνα, η συμμετοχή στο σύστημα κοινωνικής ασφάλισης είναι υποχρεωτική.

Από την άλλη μεριά, η ιδιωτική ασφάλιση, συνήθως, έχει προαιρετικό χαρακτήρα και αποτελεί προσωπική επιλογή [32]. Εκφράζεται μέσω των ασφαλιστήριων συμβολαίων, δηλαδή μίας σύμβασης μεταξύ του ασφαλιστή και του κατόχου του ασφαλιστηρίου συμβολαίου. Ο κάτοχος του συμβολαίου καταβάλλει κάποιο χρηματικό ποσό

(ασφάλιστρο) στον ασφαλιστή του, ο οποίος αναλαμβάνει την υποχρέωση να παρέχει αποζημίωση (ασφάλισμα) στον πρώτο είτε σε χρήμα είτε σε είδος σε περίπτωση που επέλθει κάποιο περιστατικό όπως θάνατος, απώλεια, ασθένεια, φθορά, ανάλογα με το είδος του συμβολαίου [33]. Απευθύνεται τόσο σε άτομα όσο και σε επιχειρήσεις. Τα προγράμματα ιδιωτικής ασφάλισης αφορούν κυρίως σε καλύψεις ζωής, υγειονομικής περίθαλψης, περιουσιακών στοιχείων όπως είναι η ακίνητη περιουσία και τα μεταφορικά μέσα και σε λειτουργικά θέματα επιχειρήσεων όπως για παράδειγμα είναι οι καλύψεις σε περιπτώσεις εργατικού ατυχήματος, περιβαλλοντικής ή αστικής ευθύνης [36]. Πιο συγκεκριμένα τα ασφαλιστικά προϊόντα ταξινομούνται σε δύο βασικές κατηγορίες, την ασφάλιση ζωής και την ασφάλιση κατά ζημιών. Στις ασφάλισεις ζωής περιλαμβάνονται οι ασφαλίσσεις για ενδεχόμενα θανάτου, ασθένειας ή συνταξιοδότησης. Οι ασφαλίσσεις κατά ζημιών αναφέρονται στην κάλυψη για απώλειες ή καταστροφές που δεν καλύπτονται από τις ασφαλίσσεις ζωής όπως για παράδειγμα απώλεια ή φθορά περιουσίας, ατυχήματα ή πυρκαγιά.

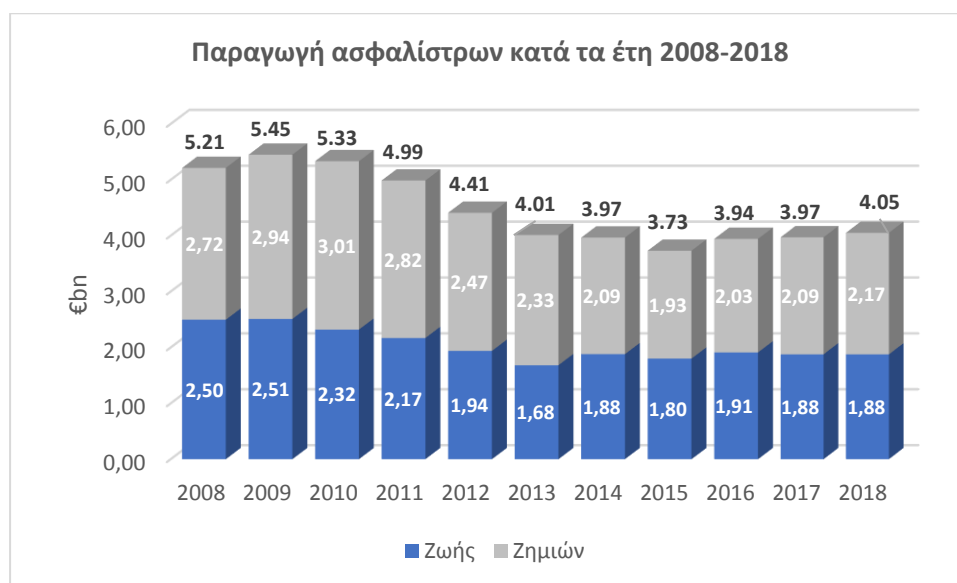
2.2 Ο κλάδος της ασφάλισης στην Ελλάδα

Στην ελληνική αγορά ιδιωτικής ασφάλισης δραστηριοποιούνται [28]:

- Ανώνυμες ασφαλιστικές εταιρίες με έδρα στην Ελλάδα
- Αντασφαλιστικές επιχειρήσεις με έδρα την Ελλάδα
- Υποκαταστήματα ασφαλιστικών επιχειρήσεων με έδρα σε τρίτη χώρα (εκτός της ΕΕ)
- Ασφαλιστικές επιχειρήσεις με έδρα σε κράτος-μέλος της ΕΕ υπό καθεστώς εγκατάστασης (μέσω υποκαταστήματος) ή υπό καθεστώς ελεύθερης παροχής υπηρεσιών (ΕΠΥ)
- Αλληλασφαλιστικοί συνεταιρισμοί (δραστηριοποιούνται μόνο στον κλάδο κατά ζημιών)

Ο ελληνική ασφαλιστική αγορά φαίνεται να επηρεάστηκε σημαντικά από την κρίση που έπληξε την ελληνική οικονομία. Σύμφωνα με τη μελέτη του I.O.B.E. (2019) [36], έως το 2009 διατηρούσε μία συνεχόμενη ανοδική πορεία. Παρόλα αυτά, ήδη κατά τα

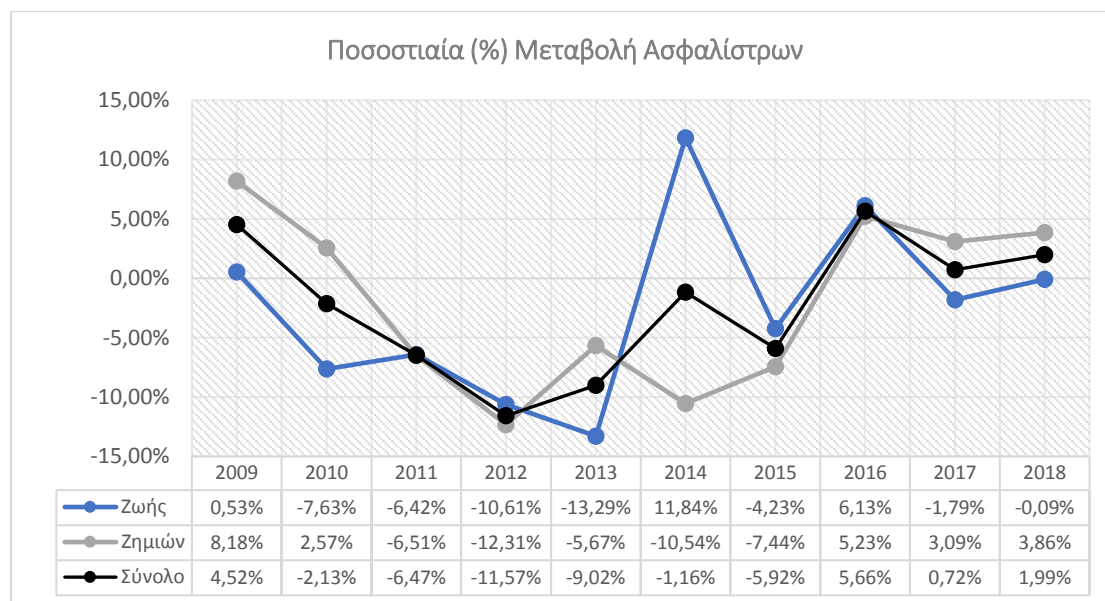
έτη 2008-2009, οι ρυθμοί μεγέθυνσης στην παραγωγή ασφαλιστρων είχαν μειωθεί συγκριτικά με τα προηγούμενα έτη ενώ το 2009 ήταν το έτος που η ανοδική της πορεία έφτασε στο υψηλότερο της σημείο. Στο παρακάτω σχήμα μπορούμε να δούμε την εξέλιξη της παραγωγής των ασφαλιστρων κατά τα έτη 2008-2018 σύμφωνα με τα στοιχεία των δημοσιευμένων ετήσιων στατιστικών εκθέσεων της Ένωσης Ασφαλιστικών Εταιριών Ελλάδος (Ε.Α.Ε.Ε.) [30]:



Σχήμα 1: Παραγωγή ασφαλιστρων στην Ελλάδα κατά τα έτη 2008-2018

Όπως φαίνεται, παραπάνω, όντως από το 2010 και μετά παρατηρείται μία συνεχόμενη καθοδική πορεία στη συνολική παραγωγή των ασφαλιστρων έως το 2015. Για τα επόμενα τρία έτη βλέπουμε ότι υπάρχει μία άνοδος συνολικά στην ασφαλιστική αγορά ωστόσο όχι με τόσο ταχύ ρυθμό όπως μειώνονταν κατά τα προηγούμενα έτη.

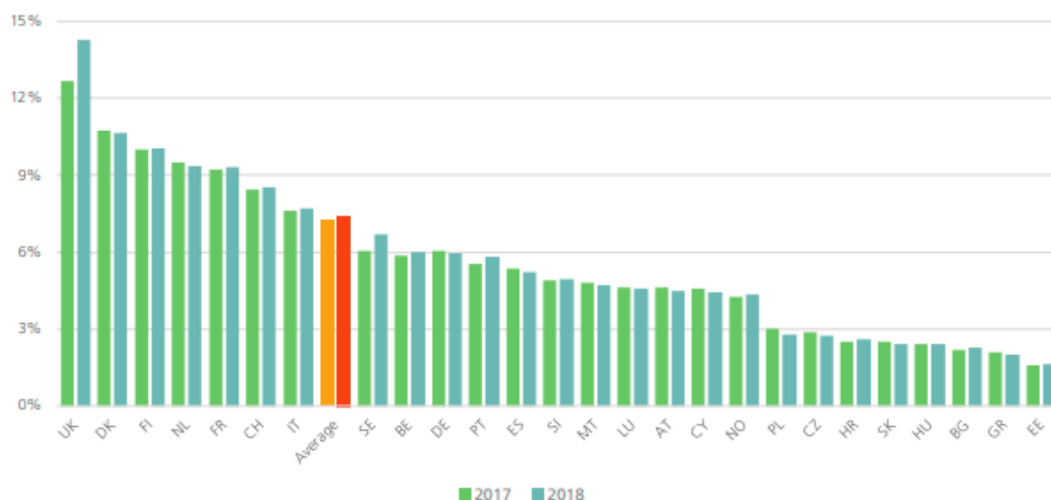
Στο παρακάτω σχήμα φαίνεται ο τρόπος με τον οποίο μεταβάλλεται η παραγωγή των ασφαλιστρων, συνολικά και ανά κλάδο:



Σχήμα 2: Ποσοστιαία μεταβολή των ασφαλίσεων στην Ελλάδα των ετών 2009-2018

Όπως βλέπουμε, από το 2010 έως και το 2013 η παραγωγή των ασφαλίσεων μειωνόταν με πολύ έντονο ρυθμό, με το 2012 να παρουσιάζει τη μεγαλύτερη πτώση. Η μείωση αυτή συνεχίστηκε σε χαμηλότερους ρυθμούς για την επόμενη διετία όπου μετά ξεκινά η άνοδος. Οι μεταβολές στους δύο κλάδους δεν έχουν την ίδια κατεύθυνση σε όλα τα έτη. Η μεγαλύτερη διαφοροποίηση παρατηρείται το 2014 με την απότομη άνοδο στον κλάδο ζωής, όπου όπως φαίνεται αυτός ήταν και ο λόγος που ο ρυθμός μείωσης στη συνολική παραγωγή ασφαλίσεων περιορίστηκε κατά πολύ συγκριτικά με τα προηγούμενα χρόνια.

Αναφορικά με τη διείσδυση της ιδιωτικής ασφάλισης στην ελληνική αγορά εκφρασμένη ως ποσοστό των εγγεγραμμένων ασφαλίσεων επί του Α.Ε.Π., το 2018 αντιστοιχούσε σε 2,19% ενώ ο ευρωπαϊκός μέσος όρος είναι 7,45% σύμφωνα με την έρευνα που πραγματοποίησε η ασφαλιστική και αντασφαλιστική ομοσπονδία Insurance Europe [26]. Παρακάτω, φαίνεται και διαγραμματικά η ασφαλιστική διείσδυση ανά χώρα για τα έτη 2017-2018:

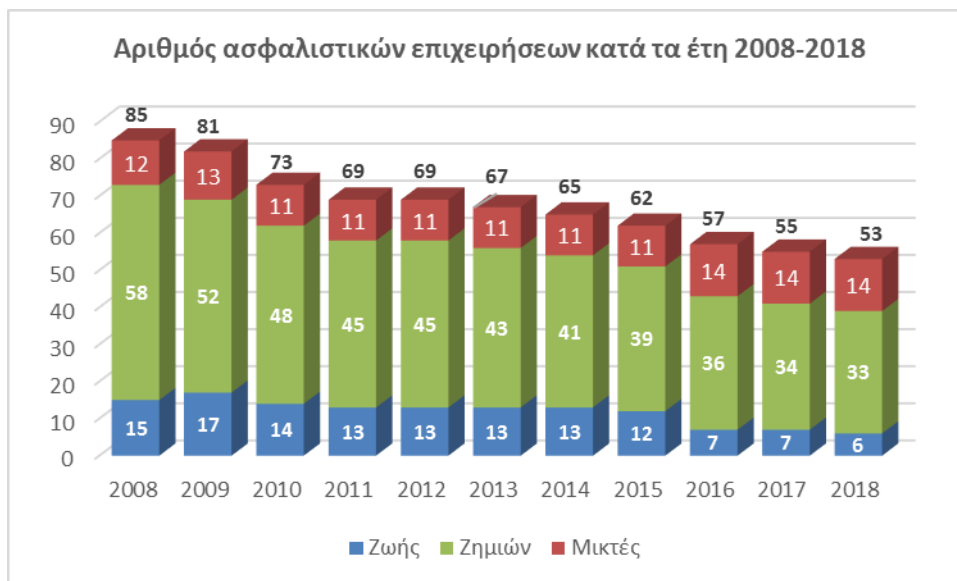


Σχήμα 3: Ασφαλιστική διείσδυση (συνολικά ασφάλιστρα σαν ποσοστό του ΑΕΠ) ανά χώρα για τα έτη 2017-2018

(πηγή: Insurance Europe, European Insurance in Figures, 2018 data)

Σύμφωνα με την ετήσιες στατιστικές εκθέσεις των ετών 2017 και 2018 της Ένωσης Ασφαλιστικών Εταιριών Ελλάδος, το 2018 σε παγκόσμιο επίπεδο η Ευρώπη είναι η δεύτερη μεγαλύτερη ήπειρος σε παραγωγή με ποσοστό 32%, ανεβαίνοντας μία θέση σε σχέση με το προηγούμενο έτος [30]. Αν και η τάση της ιδιωτικής ασφάλισης στην Ελλάδα είναι ανοδική, κυρίως λόγω της αύξησης στην παραγωγή ασφαλίσεων στον κλάδο ζημιών, είναι αρκετά χαμηλότερη σε σχέση με άλλες χώρες της Ευρώπης.

Τα τελευταία χρόνια, σύμφωνα με τις ετήσιες στατιστικές εκθέσεις της Ε.Α.Ε.Ε. [30], παρατηρείται σταδιακή μείωση του αριθμού των ασφαλιστικών εταιριών με καθεστώς εγκατάστασης στην Ελλάδα, ιδίως στον κλάδο ζημιών, όπως φαίνεται παρακάτω:



Σχήμα 4: Αριθμός ασφαλιστικών επιχειρήσεων κατά τα έτη 2008-2018

Ως προς το καθεστώς εγκατάστασης και λειτουργίας στην Ελλάδα, για το 2018 από τις 53 εταιρίες οι 33 είναι ανώνυμες εταιρίες, οι 17 είναι υποκαταστήματα αλλοδαπών ασφαλιστικών επιχειρήσεων και 3 είναι πανελλαδικοί αλληλοασφαλιστικοί συνεταιρισμοί.

Παρακάτω, μπορούμε να δούμε αναλυτικά ανά κλάδο τη συμμετοχή στην παραγωγή των ασφαλιστρών για το 2018, με βάση την ετήσια στατιστική έκθεση για το 2018 της Ε.Α.Ε.Ε. [30]:

Αξιολόγηση ιεραρχικών μεθόδων για την πρόβλεψη των εσόδων ασφαλιστικών εταιριών

Ασφαλίσεις ζωής	% επί του σχετικού κλάδου	% επί του συνόλου	Ασφαλίσεις κατά ζημιών	% επί του σχετικού κλάδου	% επί του συνόλου
Ασφαλίσεις ζωής	69%	32%	Ατυχήματα	2%	1%
Ασφαλίσεις ζωής συνδεδεμένες με επενδύσεις	17%	8%	Ασθένειες	11%	6%
Διαρκής ασφάλιση ασθένειας	0%	0%	Χερσαία οχήματα	10%	5%
Εργασίες κεφαλαιοποίησης	0%	0%	Αεροσκάφη	0%	0%
Κλάδος διαχείρισης συλλογικών και συνταξιοδοτικών κεφαλαίων	14%	7%	Πλοία (θάλασσα, λιμναία, ποτάμια)	1%	0%
			Μεταφερόμενα εμπορεύματα	1%	1%
			Πυρκαϊά και στοιχεία της φύσεως	16%	9%
			Λοιπές ζημιές αγαθών	4%	2%
			Αστική ευθύνη χερσαίων οχημάτων	39%	21%
			Αστική ευθύνη από αεροσκάφη	0%	0%
			Αστική ευθύνη πλοίων	0%	0%
			Γενική αστική ευθύνη	4%	2%
			Πιστώσεις	2%	1%
			Εγγυήσεις	0%	0%
			Διάφορες χρηματικές απώλειες	2%	1%
			Νομική Προστασία	2%	1%
			Βοήθεια	6%	3%

Πίνακας 1: Συμμετοχή κάθε κλάδου στην παραγωγή των ασφαλίσεων για το 2018

Μετά τις ασφαλίσεις ζωής με ποσοστό 32% στο σύνολο παραγωγής ασφαλίσεων (69% του κλάδου ζωής), από τους σημαντικότερους κλάδους στην ασφάλιση στην Ελλάδα αποτελεί η ασφάλιση αυτοκινήτων με συμμετοχή 49% στην παραγωγή ασφαλίσεων των ασφαλίσεων κατά ζημιών και κατά 26% στην συνολική παραγωγή ασφαλίσεων ζωής και ζημιών (με συμμετοχή περίπου 90% των ασφαλιστικών εταιριών του κλάδου), σύμφωνα με στοιχεία της Ε.Α.Ε.Ε. για το 2018 [30].

Μία σημαντική αλλαγή στην εγχώρια ασφαλιστική αγορά τα τελευταία χρόνια αφορά το κομμάτι της εποπτείας. Από την 1^η Δεκεμβρίου του 2010, σύμφωνα με το Ν. 3867/2010 (Φ.Ε.Κ. Α' 128), η Τράπεζα της Ελλάδος έχει αναλάβει την εποπτεία του συστήματος ιδιωτικής ασφάλισης παίρνοντας τη σκυτάλη από την Επιτροπή Εποπτείας Ιδιωτικής Ασφάλισης (ΕΠΕΙΑ) η οποία καταργείται την ίδια ημέρα και έως τότε λειτουργούσε ως αυτοτελής εποπτική αρχή (οι (αντ)ασφαλιστικές με έδρα κράτος-μέλος της ΕΕ εποπτεύονται από τις εποπτικές αρχές των κρατών-μελών καταγωγής) [29]. Το 2016 ο νόμος τροποποιείται με την ενσωμάτωση ενός νέου πλαισίου λειτουργίας και εποπτείας των ασφαλιστικών και αντασφαλιστικών επιχειρήσεων στα κράτη-μέλη της Ευρωπαϊκής Ένωσης και του Ενιαίου Οικονομικού Χώρου [35][37].

Βασικός στόχος της Φερεγγυότητας II (Solvency II), όπως ονομάζεται, είναι η ενίσχυση της αξιοπιστίας των ασφαλιστικών εταιριών και προστασίας των πελατών τους. Το νέο αυτό σύστημα είναι αρκετά αυστηρό και επιβάλλει ποσοτικούς και ποιοτικούς κανόνες καθώς και διαδικασίες εταιρικής διακυβέρνησης και διαχείρισης των κινδύνων που εκτίθενται οι ασφαλιστικές εταιρίες. Αυτό σημαίνει αυξημένες κεφαλαιακές απαιτήσεις αλλά και κόστη διοικητικής λειτουργίας. Παράλληλα, ενισχύει τη διαφάνεια με εποπτική αναφορά και δημοσιοποίηση πληροφοριών φερεγγυότητας και χρηματοοικονομικών καταστάσεων των ασφαλιστικών εταιριών.

Το ασφαλιστικό περιβάλλον εξελίσσεται δυναμικά κι έχει να αντιμετωπίσει πολλές προκλήσεις. Μία από αυτές έχουν να κάνουν με την ανάγκη για την ανάπτυξη καινοτόμων λύσεων στην παροχή ασφαλιστικών υπηρεσιών, δεδομένων των τεχνολογικών εξελίξεων αλλά και των ολοένα αυξανόμενων απαιτήσεων των πελατών για άμεση και εξατομικευμένη εξυπηρέτηση. Το «InsurTech» περιγράφει αυτήν τη νέα τάση και αναφέρεται στις αναδυόμενες τεχνολογίες και τα καινοτόμα επιχειρηματικά μοντέλα που αναμένεται ότι θα αλλάξουν την ασφαλιστική αγορά [27].

Επιπλέον, στα πλαίσια της κλιματικής αλλαγής, οι ασφαλιστικές εταιρίες αναμένεται να διαδραματίσουν σημαντικό ρόλο τόσο ως θεσμικοί επενδυτές αλλά και ως πάροχοι ασφαλιστικών καλύψεων απέναντι σε καταστροφές από φυσικά φαινόμενα [27].

Αυτή τη στιγμή, η ιδιωτική ασφάλιση παρέχει ένα ευρύ φάσμα υπηρεσιών συγκέντρωσης και διαχείρισης κινδύνων προσφέροντας ουσιαστική υποστήριξη τόσο σε επίπεδο κοινωνίας συμβάλλοντας στο επίπεδο ευημερίας των πολιτών όσο και οικονομίας με την άμεση ή έμμεση συνεισφορά στο Α.Ε.Π. της χώρας. Όπως αναφέρεται στη μελέτη του I.O.B.E (2019), η ασφάλιση αποτελεί καταλύτη της οικονομικής ανάπτυξης της χώρας μας, καθώς η ανάπτυξη πολλών δραστηριοτήτων στη βιομηχανία, τον τουρισμό, τις μεταφορές και το διεθνές εμπόριο προϋποθέτουν την ομαλή λειτουργία του ασφαλιστικού κλάδου [36].

2.3 Το προφίλ της εταιρίας

Η εταιρία που εξετάζεται στην παρούσα εργασία είναι πολυεθνική εταιρία η οποία δραστηριοποιείται στον χώρο της ιδιωτικής ασφάλισης και πιο συγκεκριμένα στην παροχή προϊόντων βοήθειας σε διάφορες κατηγορίες, σε παγκόσμιο επίπεδο. Η έδρα του Ομίλου βρίσκεται στο εξωτερικό και δραστηριοποιείται στην Ελλάδα μέσω υποκαταστήματος.

Το βασικό σχήμα σχέσεων συνεργασίας της είναι B2B2C. Απευθύνεται, δηλαδή, κυρίως σε εταιρικούς πελάτες όπως είναι ασφαλιστικές εταιρίες, μεσίτες ασφαλίσεων, ασφαλιστικοί πράκτορες, εταιρίες ενέργειας, κατασκευαστές και εισαγωγείς αυτοκινήτων στις οποίες προσφέρει τα προϊόντα της, των οποίων όμως οι υπηρεσίες καταλήγουν στους τελικούς πελάτες. Εκτός του σχήματος αυτού, έχει και συνεργασίες B2C, δηλαδή, απ' ευθείας με τον τελικό πελάτη. Τα προγράμματά της είναι κυρίως υπηρεσίες που αφορούν την κατηγορία του αυτοκινήτου, ιατρικές υπηρεσίες, υπηρεσίες τεχνικής υποστήριξης για το σπίτι και υπηρεσίες ταξιδιού.

Τα έσοδα της εταιρίας προέρχονται αποκλειστικά από την επιχειρηματική της δράση με το μεγαλύτερο ποσοστό να προέρχεται από την κατηγορία του αυτοκινήτου και κατά κύρια βάση από τις εκδόσεις ασφαλιστηρίων συμβολαίων. Στο σημείο αυτό θα πρέπει να αναφερθεί ότι υπάρχει μία διάκριση ανάμεσα σε εγγεγραμμένα και δεδουλευμένα ασφάλιστρα. Τα εγγεγραμμένα ασφάλιστρα είναι τα συνολικά ασφάλιστρα που προκύπτουν από την έκδοση των ασφαλιστηρίων συμβολαίων κατά τη λογιστική περίοδο και καλύπτουν όλη την περίοδο που έχει συμφωνηθεί στο ασφαλιστήριο συμβόλαιο. Τα δεδουλευμένα ασφάλιστρα είναι το ποσοστό των εγγεγραμμένων ασφαλιστρών που έχουν εισπραχθεί κατά τη λογιστική περίοδο. Η διαφορά αυτών των δύο είναι τα ποσά τα οποία αποθεματοποιούνται και περιλαμβάνονται στα αποθεματικά για τα μη δεδουλευμένα ασφάλιστρα [34]. Η παρούσα εργασία εστιάζει στη μελέτη χρονοσειρών των εγγεγραμμένων εσόδων δεδομένου ότι αυτό που μας ενδιαφέρει είναι τα πραγματικά συνολικά έσοδα από τις εκδόσεις των ασφαλιστηρίων συμβολαίων χωρίς την επίδραση άλλων παραγόντων. Επομένως από εδώ και στο εξής, κάθε φορά που θα γίνεται αναφορά στα έσοδα θα εννοούνται τα εγγεγραμμένα ασφάλιστρα.

Το ύψος των εσόδων που προέρχονται από τις εκδόσεις συμβολαίων εξαρτάται από πολλούς παράγοντες όπως για παράδειγμα ο αριθμός των μελών (τελικοί πελάτες/κάτοχοι των συμβολαίων) που ασφαλίζονται, η τιμή στην οποία εκδίδεται το κάθε πρόγραμμα στους εταιρικούς πελάτες ή τους ιδιώτες ανάλογα με το σχήμα συνεργασίας, τη διάρκεια του συμβολαίου η οποία είναι το διάστημα μεταξύ της ημερομηνίας που ξεκινά να βρίσκεται σε ισχύ το συμβόλαιο (όχι την ημερομηνία έκδοσης) έως την ημέρα που λήγει η ισχύς του και τον αριθμό των ακυρώσεων συμβολαίων.

Κεφάλαιο 3. Θεωρητικό Υπόβαθρο

3.1 Εισαγωγικές έννοιες

3.1.1 Τι είναι πρόβλεψη

Με τον όρο πρόβλεψη αναφερόμαστε στη διαδικασία συγκέντρωσης διαθέσιμης ιστορικής πληροφορίας και αξιοποίηση αυτής με σκοπό την παραγωγή όσο το δυνατόν ακριβέστερων αποτελεσμάτων για κάποια συγκεκριμένη χρονική στιγμή στο μέλλον, που ακόμα δεν έχουν παρατηρηθεί [1]. Λέγοντας μοντέλο πρόβλεψης εννοούμε τη διαδικασία που ακολουθείται για την δημιουργία προβλέψεων. Υπάρχουν πολλά μοντέλα πρόβλεψης, κάθε ένα από τα οποία αντιστοιχεί και σε κάποια τεχνική.

Στον κόσμο των επιχειρήσεων η πρόβλεψη παίζει καθοριστικό ρόλο, καθώς η εκτίμηση που γίνεται σήμερα για τα αναμενόμενα μελλοντικά αποτελέσματα, επηρεάζει τις στρατηγικές αποφάσεις τους. Δεδομένου, ότι το μέλλον χαρακτηρίζεται από έντονη αβεβαιότητα δημιουργείται η ανάγκη στις επιχειρήσεις για παραγωγή καλών εκτιμήσεων ώστε να λαμβάνονται οι ορθές αποφάσεις προς το συμφέρον τους. Για το λόγο αυτό, η προσπάθεια για εύρεση της καταλληλότερης μεθόδου πρόβλεψης πρέπει να είναι μία συνεχής διαδικασία που θα βασίζεται στη σωστή έρευνα και παρακολούθηση.

Η επιλογή της καταλληλότερης μεθόδου πρόβλεψης έχει να κάνει και με τη διαθεσιμότητα των δεδομένων. Πολλές φορές μπορεί να μην έχουμε στη διάθεσή μας επαρκή ιστορικά δεδομένα ή μπορεί τα δεδομένα αυτά να μην ακολουθούν ένα σχετικά σταθερό μοτίβο ώστε να μπορούμε να κάνουμε υποθέσεις για το μέλλον. Στην περίπτωση αυτή, η πρόβλεψη βασίζεται κυρίως σε ποιοτικές μεθόδους. Οι ποιοτικές μέθοδοι δεν αποτελούν απλώς εικασίες. Στηρίζονται στη συσσωρευμένη γνώση, εμπειρία, κριτική ικανότητα αλλά ακόμα και τη διαίσθηση του αναλυτή ενώ πολλές φορές η πρόβλεψη δεν πραγματοποιείται μόνο από ένα άτομο αλλά μπορεί να είναι αποτέλεσμα συνδυασμού πολλών απόψεων.

Όταν υπάρχουν επαρκή δεδομένα μέσα από τα οποία μπορούμε να εξάγουμε χρήσιμη πληροφορία για το πώς θα μπορούσαν αυτά να εξελιχθούν μελλοντικά, τότε μπορούμε να εφαρμόσουμε κάποια ποσοτική μέθοδο πρόβλεψης. Οι ποσοτικές μέθοδοι πρόβλεψης διακρίνονται κυρίως στα αιτιοκρατικά ή επεξηγηματικά μοντέλα και τα μοντέλα χρονοσειρών. Στο αιτιοκρατικό μοντέλο η βασική υπόθεση είναι ότι υπάρχει μία σταθερή σχέση μεταξύ της εξαρτημένης μεταβλητής, δηλαδή του μεγέθους που είναι υπό πρόβλεψη και ορισμένων ανεξάρτητων μεταβλητών που το επηρεάζουν. Στην παρούσα εργασία γίνεται χρήση μεθόδων που αφορούν αποκλειστικά το μοντέλο χρονοσειρών. Για το λόγο αυτό δεν θα αναπτυχθεί περαιτέρω το κομμάτι των αιτιοκρατικών μοντέλων.

Το μοντέλο των χρονοσειρών βασίζεται στην υπόθεση ότι η τιμή του υπό πρόβλεψης μοντέλου ακολουθεί ένα συγκεκριμένο σταθερό πρότυπο συμπεριφοράς το οποίο επαναλαμβάνεται στο χρόνο. Η διαδικασία της πρόβλεψης στηρίζεται στην αναγνώριση αυτού του προτύπου και την προέκτασή του στο μέλλον. Αυτό σημαίνει ότι ένα μοντέλο χρονοσειρών βασίζεται στα ιστορικά δεδομένα και θεωρεί ότι η συμπεριφορά των δεδομένων θα συνεχίσει να είναι ίδια και στο μέλλον. Στις μεθόδους που περιγράφονται με το μοντέλο χρονοσειρών συγκαταλέγονται η αποσύνθεση, η εξομάλυνση και οι αυτοπαλινδρομικές μέθοδοι κινητού μέσου όρου.

3.1.2 Τι είναι χρονοσειρά

Παραπάνω έγινε αναφορά στις χρονοσειρές. Η χρονοσειρά (ή χρονολογική σειρά) είναι μία ακολουθία διαδοχικών παρατηρήσεων που είναι εξαρτημένες μεταξύ τους. Πρόκειται δηλαδή, για ιστορικά δεδομένα που παρουσιάζονται με σταθερή συχνότητα. Τα δεδομένα μπορεί να εμφανιστούν σε διάφορες μορφές χρονικά. Πιο συγκεκριμένα μπορεί, να έχουμε δεδομένα υψηλής συχνότητας (ωριαία, ημερήσια, εβδομαδιαία) ή χαμηλής συχνότητας (τριμηνιαία, μηνιαία, ετήσια). Συνήθως, αυτό προκύπτει από το σημείο που λαμβάνουμε την απόφαση.

3.1.2.1 Ποιοτικά χαρακτηριστικά χρονοσειρών

Σε μία χρονοσειρά μπορούμε να αναγνωρίσουμε πολλά χαρακτηριστικά. Τα βασικά ποιοτικά χαρακτηριστικά με τα οποία ασχολούνται οι παραδοσιακές μέθοδοι ανάλυσης είναι: η τάση, η κυκλικότητα, η εποχιακότητα και οι μη κανονικές διακυμάνσεις.

Ως τάση, περιγράφεται η μεταβολή του μέσου επιπέδου των τιμών μιας χρονολογικής σειράς μακροπρόθεσμα. Για να μπορούμε να εντοπίσουμε την ύπαρξη ή μη τάσης στα δεδομένα μιας χρονοσειράς, θα πρέπει να έχουμε στη διάθεσή μας έναν ικανοποιητικό αριθμό ιστορικών παρατηρήσεων. Η τάση δείχνει τη γενικότερη κλίση μιας χρονοσειράς και μπορεί να είναι ανοδική, πτωτική ή σταθερού επιπέδου.

Η εποχιακότητα εκφράζει τις περιοδικές διακυμάνσεις μιας χρονοσειράς που έχουν σταθερό μήκος και διάρκεια μικρότερη του έτους. Ο εντοπισμός της εποχιακότητας, είναι αρκετά εύκολος δεδομένου ότι πρόκειται για μια συμπεριφορά που παρουσιάζεται σε τακτά και αυστηρά συγκεκριμένα διαστήματα. Η εποχιακότητα συνδέεται άμεσα με τη συχνότητα των δεδομένων της χρονοσειράς και βάσει αυτής γίνεται η αναζήτησή της.

Η κυκλικότητα μοιάζει με την εποχιακότητα δεδομένου ότι κι εδώ υπάρχουν διακυμάνσεις που εμφανίζονται κατά περιόδους. Παρόλα αυτά, το μήκος των περιόδων αυτών δεν είναι σταθερό και συνήθως ξεπερνά το ένα έτος.

Οι μη κανονικές διακυμάνσεις μπορεί να αφορούν είτε σε τυχαιότητα είτε σε ασυνέχεια. Ως προς την τυχαιότητα, σε γενικές γραμμές, κάθε χρονοσειρά εμπεριέχει τον τυχαίο παράγοντα. Το ζήτημα είναι σε τι βαθμό εμφανίζεται αυτός. Όσο πιο έντονος είναι ο τυχαίος παράγοντας τόσο πιο δύσκολη γίνεται η διαδικασία της πρόβλεψης. Οι ασυνέχειες εκφράζονται συνήθως είτε με τη μορφή ακραίων μεγάλων ή ακραίων μικρών τιμών που μπορεί να εμφανιστούν μέσα στη χρονοσειρά τα οποία αποκαλούνται ειδικά γεγονότα (outliers ή special events) ή ακόμα και με απότομη μετατόπιση ολόκληρου του επιπέδου των τιμών της χρονοσειράς (level-shifts). Τα

ειδικά γεγονότα έχουν παροδικό χαρακτήρα σε αντίθεση με την αλλαγή επιπέδου που έχει πιο μόνιμο. Και στις δύο περιπτώσεις πρόκειται για απότομες αποκλίσεις από τη συνήθη συμπεριφορά της χρονοσειράς που δημιουργούνται λόγω κάποιου εξαιρετικού γεγονότος.

3.1.3 Ορίζοντας Πρόβλεψης

Σκοπός της πρόβλεψης όπως προαναφέρθηκε είναι να παραχθούν εκτιμήσεις για μελλοντικά γεγονότα οι οποίες να πλησιάζουν όσο πιο πολύ γίνεται στις πραγματικές τιμές, αξιοποιώντας την υπάρχουσα γνώση που έχουμε για τα ιστορικά δεδομένα. Διαφορετικά, μπορούμε να πούμε ότι προσπαθούμε να προεκτείνουμε το μήκος μιας χρονοσειράς σε κάποιο συγκεκριμένο χρονικό ορίζοντα στο μέλλον. Ανάλογα με τον αριθμό των περιόδων που προσπαθούμε να προβλέψουμε, μία πρόβλεψη μπορεί να χαρακτηριστεί ως βραχυπρόθεσμη (συνήθως 1-3 περίοδοι), μεσοπρόθεσμη (συνήθως 12-15 περίοδοι αν μιλάμε για μηνιαίες παρατηρήσεις) και μακροπρόθεσμη (συνήθως αφορά πρόβλεψη για πάνω από 3 έτη) [1]. Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη είναι απαραίτητη στις επιχειρήσεις για τον προγραμματισμό κυρίως ως προς το προσωπικό, θέματα παραγωγής ή μεταφοράς. Η μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη σχετίζεται κυρίως με τον προσδιορισμό κάποιων μελλοντικών αναγκών όπως η ενίσχυση του προσωπικού και η αγορά εξοπλισμού ή πρώτων υλών. Τέλος, η μακροπρόθεσμη πρόβλεψη είναι χρήσιμη για τον μακροχρόνιο στρατηγικό σχεδιασμό μιας επιχείρησης [11].

Ανάλογα με το ποιος είναι ο ορίζοντας πρόβλεψης που μας ενδιαφέρει, επιλέγουμε και το ποια θα είναι η μορφή των δεδομένων που θα χρησιμοποιήσουμε. Όταν πραγματοποιούνται βραχυπρόθεσμες επιχειρησιακές προβλέψεις, συνήθως, χρησιμοποιούνται μηνιαία, εβδομαδιαία ή ακόμα και ημερήσια δεδομένα. Όταν από την άλλη πλευρά, έχουμε να κάνουμε με μακροπρόθεσμες προβλέψεις προτείνεται η χρήση τριμηνιαίων ή ετήσιων δεδομένων διότι δεν περιέχουν τον ίδιο όγκο λεπτομέρειας, σε σχέση με τους τύπους που χρησιμοποιούνται στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη, είναι πιο ομαλές και περιγράφουν καλύτερα τη μακροχρόνια συμπεριφορά της χρονοσειράς [18].

Αξιολόγηση ιεραρχικών μεθόδων για την πρόβλεψη των εσόδων ασφαλιστικών εταιριών

Επιπλέον, ο ορίζοντας πρόβλεψης επηρεάζει και την επιλογή της μεθόδου πρόβλεψης δεδομένου ότι δεν αποδίδουν όλες το ίδιο για κάθε χρονικό ορίζοντα. Στην επόμενη ενότητα, αναφέρονται κάποια από τα πιο βασικά μοντέλα πρόβλεψης και σε τι χρονικό ορίζοντα δείχνουν να έχουν καλύτερα αποτελέσματα.

3.2 Κατηγορίες μεθόδων πρόβλεψης

Ανάλογα με το σκοπό της πρόβλεψης, τη διαθεσιμότητα και ποιότητα των ιστορικών δεδομένων αλλά και των μέσων μπορούν να υπάρξουν διαφορετικές κατηγορίες πρόβλεψης. Οι τρεις κύριες κατηγορίες είναι η πρόβλεψη στόχου ή προϋπολογισμού, η κριτική πρόβλεψη και η στατιστική πρόβλεψη. Η τελική ή επιχειρησιακή πρόβλεψη είναι συνάρτηση αυτών των τριών κατηγοριών [1].

3.2.1 Πρόβλεψη στόχου ή προϋπολογισμού

Ουσιαστικά, η μέθοδος αυτή αναφέρεται στην αναπτυξιακή κατάσταση που επιθυμεί να βρεθεί η επιχείρηση μελλοντικά και όχι τόσο στην πορεία που προβλέπεται ότι θα έχει πραγματικά. Με άλλα λόγια, θέτει τους στόχους και την κατεύθυνση της επιχείρησης. Για το λόγο αυτό, οι προβλέψεις στόχου εμπεριέχουν έντονη αισιοδοξία στα αποτελέσματα τους. Συνήθως, η εφαρμογή της γίνεται μετά από εκτίμηση των αποτελεσμάτων της στατιστικής πρόβλεψης.

3.2.2 Κριτική Πρόβλεψη

Βασίζεται στις απόψεις εμπειρογνώμων και ειδικών. Στις κύριες μεθόδους κριτικών προβλέψεων συγκαταλέγονται η απλή κρίση, η μέθοδος Delphi και οι αναλογίες. Είναι ιδιαίτερα χρήσιμες όταν δεν υπάρχει επαρκής αριθμός ιστορικών δεδομένων ενώ μπορούν να λάβουν υπόψιν τους ειδικά γεγονότα. Παρόλα αυτά, έχουν έντονα το στοιχείο της προκατάληψης.

3.2.3 Στατιστική Πρόβλεψη

Οι στατιστικές προβλέψεις αφορούν στην εφαρμογή στατιστικών μοντέλων αιτιοκρατικών ή χρονοσειρών επί μιας σειράς δεδομένων και στοχεύουν στην αυτοματοποιημένη και συστηματική παραγωγή προβλέψεων (Πετρόπουλος Φ., Ασημακόπουλος Β., 2013) [1]. Από τα βασικότερα πλεονεκτήματα των στατιστικών μεθόδων πρόβλεψης είναι η ευκολία στη χρήση τους και η ταχύτητα με τη οποία παράγουν προβλέψεις ακόμα και αν πρόκειται για μεγάλο πλήθος χρονοσειρών. Εν τούτοις για να είναι εφικτή η εφαρμογή τους θα πρέπει να υπάρχει ένα ικανοποιητικός αριθμός διαθέσιμων ιστορικών δεδομένων. Επιπλέον, το γεγονός ότι οι προβλέψεις παράγονται με βάση τα ιστορικά δεδομένα σημαίνει ότι οι στατιστικές μέθοδοι θεωρούν ότι τα δεδομένα της κάθε χρονοσειράς θα συνεχίσουν να συμπεριφέρονται με τον ίδιο τρόπο και στο μέλλον, κάτι το οποίο στην πράξη δεν ισχύει πάντα. Επίσης, δεν λαμβάνουν υπόψιν τους την ύπαρξη ειδικών γεγονότων που ενδεχομένως να λάβουν χώρα στο άμεσο μέλλον.

Παρακάτω, γίνεται μία σύντομη αναφορά των κυριότερων στατιστικών μεθόδων πρόβλεψης [1]:

- **Naïve (Απλοϊκή μέθοδος):** Πρόκειται για την πιο απλή μέθοδο πρόβλεψης. Η προβλεπόμενη τιμή σε μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή ισούται με την πραγματική τιμή της προηγούμενης περιόδου. Η απλότητα της μεθόδου αυτής επιτρέπει τη γρήγορη και εύκολη παραγωγή πρόβλεψης της επόμενης περιόδου. Παρόλα αυτά, ως μέθοδος δεν ενδείκνυται για προβλέψεις μεγάλου χρονικού ορίζοντα, δεδομένου ότι δεν λαμβάνει υπόψιν της τα ιστορικά δεδομένα αλλά βασίζεται αποκλειστικά στην τελευταία παρατήρηση. Ωστόσο, χρησιμοποιείται πολύ συχνά ως σημείο αναφοράς προκειμένου να γίνει σύγκριση με άλλες πιο σύνθετες μεθόδους.
- **Κινητοί Μέσοι Όροι:** Ανήκουν στην οικογένεια των μεθόδων εξομάλυνσης. Λέγεται μέσος όρος γιατί χρησιμοποιείται ο μέσος ενός αριθμού διαδοχικών παρατηρήσεων της χρονοσειράς. Λέγεται κινητός διότι καθώς προστίθεται μία νέα παρατήρηση στη χρονοσειρά, η παλαιότερη παρατήρηση αντικαθίσταται

από την καινούρια για τον υπολογισμό του μέσου όρου. Άρα, ο μέσος όρος «κινείται» πάνω στη χρονοσειρά με κάθε νέα πραγματική τιμή που προστίθεται σε αυτήν. Κατά την εφαρμογή αυτής της μεθόδου, έχει μεγάλη σημασία η επιλογή του κατάλληλου αριθμού παρατηρήσεων που θα συμμετέχουν στον υπολογισμό του μέσου όρου. Ο αριθμός αυτός παραμένει σταθερός καθ' όλη τη διάρκεια εφαρμογής της. Οι κινητοί μέσοι όροι απομακρύνουν τα στοιχεία τυχαιότητα και εποχιακότητα από μία χρονοσειρά και γι' αυτό χρησιμοποιούνται στις διαδικασίες αποσύνθεσης όπου αυτή είναι και η κύρια χρησιμότητά τους. Αν και οι κινητοί μέσοι όροι κατατάσσονται στις μεθόδους πρόβλεψης, πρακτικά δεν προτείνονται για αυτή τη χρήση γιατί δεν μπορούν να συμπεριλάβουν την τάση και την εποχιακότητα στα τελικά αποτελέσματα της πρόβλεψης. Στις συγκεκριμένες μεθόδους συγκαταλέγονται ο απλός κινητός μέσος όρος, ο σταθμισμένος κινητός μέσος όρος, ο κεντρικός κινητός μέσος όρος και ο διπλός κινητός μέσος όρος.

- Μέθοδοι Εκθετικής εξομάλυνσης: Οι συγκεκριμένες μέθοδοι έγιναν ιδιαίτερα δημοφιλείς λόγω της ευκολίας, της ελάχιστης απαίτησης σε υπολογιστικό χρόνο και σε ιστορικά δεδομένα προκειμένου να παραχθούν προβλέψεις. Είναι κατάλληλες κυρίως για βραχυπρόθεσμες και μεσοπρόθεσμες προβλέψεις. Η απόδοσή τους είναι καλύτερη σε δεδομένα που παρουσιάζουν στασιμότητα ή μικρό ρυθμό ανάπτυξης. Από τις πιο γνωστές μεθόδους της εν λόγω κατηγορίας είναι η απλή εκθετική εξομάλυνση σταθερού επιπέδου, η εκθετική εξομάλυνση γραμμικής τάσης και η εκθετική εξομάλυνση μη γραμμικής ή φθίνουσας τάσης. Στην εργασία γίνεται εφαρμογή των μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης και περιγράφονται στη συνέχεια με μεγαλύτερη λεπτομέρεια.
- Μοντέλα παλινδρόμησης: Μέσα από τη χρήση τέτοιων μοντέλων, εξετάζεται η σχέση μεταξύ μιας εξαρτημένης μεταβλητής με συγκεκριμένες ανεξάρτητες μεταβλητές. Ανάλογα με το πλήθος των ανεξάρτητων μεταβλητών που συμμετέχουν στη μελέτη αυτή, τα μοντέλα παλινδρόμησης διακρίνονται σε απλά και πολλαπλά.
- Μέθοδος Theta: Η μέθοδος αυτή βασίζεται στη μεταβολή των τοπικών καμπυλοτήτων μιας χρονοσειράς. Η αρχική χρονοσειρά διαχωρίζεται σε δύο ή

και περισσότερες συνιστώσες (γραμμές Theta) και πραγματοποιούνται προβλέψεις για την καθεμία ξεχωριστά είτε με την ίδια ή και με διαφορετικές μεθόδους πρόβλεψης. Η τελική πρόβλεψη προκύπτει από το συνδυασμό των παραγόμενων προβλέψεων.

- Μοντέλα ARIMA: Τα ολοκληρωμένα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινητών μέσων όρων αποτελούν στοχαστικά μοντέλα που στόχος τους είναι να περιγράψουν πως εξελίσσεται διαχρονικά κάποιο φυσικό μέγεθος που εξαρτάται από μη ντετερμινιστικούς παράγοντες. Το μοντέλο που προκύπτει βασίζεται στις παρελθοντικές τιμές και αποτελεί ένα γραμμικό συνδυασμό του τυχαίου παράγοντα, των τιμών των μεγεθών και άλλων στοχαστικών παραγόντων.
- Νευρωνικά δίκτυα: Ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από κόμβους (νευρώνες) εισόδου, εξόδου και (κρυφούς) υπολογιστικούς κόμβους. Η βασική ιδέα είναι ότι το φιλτράρισμα των εισόδων, δηλαδή των ανεξάρτητων μεταβλητών, γίνεται μέσω ενός ή περισσότερων κρυφών επιπέδων, τα οποία αποτελούνται από κρυφούς κόμβους, πριν παραχθεί η ζητούμενη έξοδος

Τέλος, μία άλλη πρακτική είναι ο συνδυασμός διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης, χρησιμοποιώντας ίσα ή άνισα βάρη για την παραγωγή των τελικών προβλέψεων. Το 1969 οι Bates & Granger έδειξαν ότι ο συνδυασμός διαφορετικών μεθόδων προβλέψεων μπορεί να βελτιώσει την ακρίβεια των προβλέψεων. Ακόμα και αν δύο προβλεπτικές μέθοδοι μεμονωμένα δίνουν μεγάλα προβλεπτικά σφάλματα, ο συνδυασμός τους μπορεί να βελτιώσει το επίπεδο αξιοπιστίας [3]. Πολλές φορές οι πιο απλοί συνδυασμοί προβλεπτικών μεθόδων μπορεί να δώσουν καλύτερα αποτελέσματα από τους πιο πολύπλοκους συνδυασμούς. Σε έρευνα τους οι Shen et al (2011) υποστήριξαν ότι οι συνδυασμοί έως και τριών μεμονωμένων μεθόδων είναι αυτοί που μπορούν να δώσουν τα καλύτερα αποτελέσματα [21]. Ο Clemen (1989) έγραψε ότι ο συνδυασμός μεθόδων οδηγεί σε μεγαλύτερη ακρίβεια προβλέψεων και θα πρέπει να αποτελεί βασικό κομμάτι των πρακτικών πρόβλεψης [5]. Επιπλέον, τα οφέλη του συνδυασμού των προβλέψεων είναι κάτι που επιβεβαιώνεται και από τα αποτελέσματα

Αξιολόγηση ιεραρχικών μεθόδων για την πρόβλεψη των εσόδων ασφαλιστικών εταιριών

του διαγωνισμού προβλέψεων M4 όπου οι μέθοδοι με την υψηλότερη απόδοση ήταν από συνδυασμούς κυρίως στατιστικών προσεγγίσεων [16].

3.3 Μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης

Οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης εμφανίστηκαν για πρώτη φορά κατά τη διάρκεια του 2^{ου} Παγκοσμίου Πολέμου μέσα από την εργασία του Robert G. Brown που εργαζόταν ως αναλυτής στο πολεμικό ναυτικό των Η.Π.Α. [7]. Αναπτύχθηκαν κατά τη δεκαετία του 1950 και το 1960 γνώρισαν ευρεία εφαρμογή με την άνθιση της πληροφορικής [1].

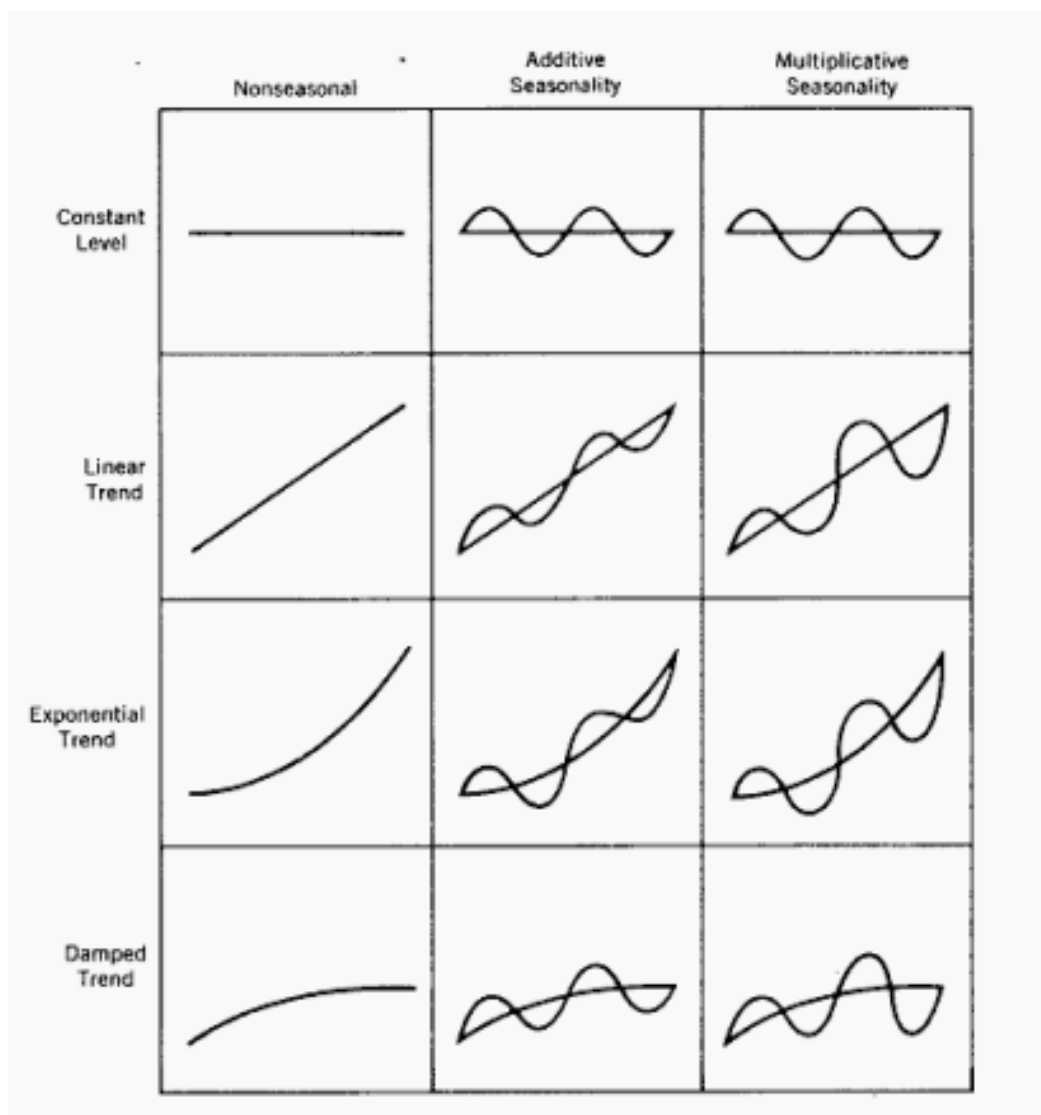
Ως προβλεπτικές μέθοδοι έγιναν ιδιαίτερα δημοφιλείς λόγω της απλότητας των μοντέλων που υιοθετούν, του μειωμένου υπολογιστικού χρόνου και της περιορισμένης απαίτησης σε αριθμό δεδομένων [1][8]. Για τους λόγους αυτούς, είναι ιδιαίτερα χρήσιμες για την εφαρμογή μαζικών προβλέψεων. Χρησιμοποιούνται, κυρίως, σε περιπτώσεις βραχυπρόθεσμου σχεδιασμού και τα ποσοστά ακρίβειας στα αποτελέσματά τους είναι αρκετά ικανοποιητικά σε σχέση με άλλες πιο πολύπλοκες μεθόδους. Ο λόγος που συμβαίνει αυτό είναι γιατί ως μέθοδοι πρόβλεψης μένουν ανεπηρέαστες από διάφορες ιδιομορφίες της συμπεριφοράς των δεδομένων ή ακραίων τιμών που ενδέχεται να παρουσιαστούν περιστασιακά.

Οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης βασίζονται στα ιστορικά δεδομένα και το πρότυπο που αυτά ακολουθούν. Πιο συγκεκριμένα, αυτό που κάνουν είναι να ελαχιστοποιούν την τυχαιότητα και να προεκτείνουν τα στοιχεία του προτύπου που ακολουθούν τα δεδομένα μιας χρονοσειράς, όπως είναι η τάση ή η εποχιακότητα, στο μέλλον. Μέσω της εξομάλυνσης των ιστορικών δεδομένων, απομακρύνουν τις τυχαίες αποκλίσεις από το πραγματικό πρότυπο της χρονοσειράς. Επομένως, η πρόβλεψη πραγματοποιείται πάνω στον εξομαλυμένο τρόπο που συμπεριφέρονται τα δεδομένα.

Η εκθετική εξομάλυνση θεωρείται μια προέκταση των κινητών μέσων όρων όπου βασική αρχή είναι ότι τα πιο πρόσφατα δεδομένα εμπεριέχουν την περισσότερη πληροφορία και γι' αυτό δίνεται μεγαλύτερη βαρύτητα στις πιο πρόσφατες παρατηρήσεις η οποία φθίνει εκθετικά όσο αναφερόμαστε σε παλαιότερες. Αυτός είναι και ο λόγος που ενδείκνυται για βραχυπρόθεσμες προβλέψεις.

3.3.1 Τύποι μοντέλων εκθετικής εξομάλυνσης

Η βασική κατηγοριοποίηση των μοντέλων εξομάλυνσης προκύπτει από τους συνδυασμούς των τεσσάρων επιπέδων τάσης (constant level, linear level, exponential level, damped level) με τα τρία εποχιακά μοντέλα (no seasonality, addictive seasonality, multiple seasonality) [8]. Στο παρακάτω σχήμα φαίνεται η γραφική αναπαράσταση των τύπων εκθετικής εξομάλυνσης ανά κατηγορία [24]:



Σχήμα 5: Γραφική αναπαράσταση των μοντέλων εκθετικής εξομάλυνσης

3.3.1.1 Μοντέλο σταθερού επιπέδου (Simple Exponential Smoothing)

Το μοντέλο αυτό αναφέρεται και ως απλή εκθετική εξομάλυνση. Η υπόθεση που κάνει το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ότι δεν υπάρχει σαφής τάση. Αυτό σημαίνει πως το επίπεδο της χρονοσειράς, δηλαδή, ο μέσος όρος στις τιμές των δεδομένων, είναι σχετικά σταθερό. Επομένως, η πρόβλεψη προκύπτει από την προέκταση μιας οριζόντιας ευθείας γραμμής. Σαν προβλεπτικό μοντέλο θεωρείται κατάλληλο για προβλέψεις ενός βήματος (one-step-ahead-forecasting) ή χρονοσειρές με αυξημένο θόρυβο ή τυχαιότητα.

Η πρόβλεψη γίνεται μέσω του υπολογισμού ενός επιπέδου, οπότε, αυτό που μας ενδιαφέρει είναι ο υπολογισμός του επιπέδου αυτού. Το μοντέλο σταθερού επιπέδου περιγράφεται από τις παρακάτω σχέσεις:

$$e_t = Y_t - F_t$$

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

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

Όπου,

- e δηλώνει το σφάλμα, δηλαδή, την απόκλιση της πραγματικής τιμής από την πρόβλεψη
- S δηλώνει το (προβλεπόμενο) επίπεδο της χρονοσειράς
- F δηλώνει την πρόβλεψη
- t δηλώνει τη χρονική περίοδο
- α αποτελεί το συντελεστή εξομάλυνσης της μεθόδου και μπορεί να λάβει τιμές στο διάστημα $[0,1]$

Η πρόβλεψη για την επόμενη χρονική περίοδο ταυτίζεται με το επίπεδο που υπολογίστηκε στην προηγούμενη χρονική περίοδο. Από την άλλη, το επίπεδο μιας περιόδου ισούται με το επίπεδο της προηγούμενης περιόδου προσαυξημένης με το σφάλμα πρόβλεψης. Επομένως, η μέθοδος αυτή, υπολογίζει το σφάλμα σε κάθε χρονική στιγμή προσπαθώντας να φέρει την προβλεπόμενη τιμή κοντά στην πραγματική. Ο συντελεστής α ρυθμίζει το βαθμό (ποσοστό) συμμετοχής του σφάλματος στον υπολογισμό της πρόβλεψης.

Το ζήτημα που προκύπτει ως προς το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ποιο θα είναι το πρώτο επίπεδο το οποίο θα μας δώσει και την αρχική πρόβλεψη. Για να μπορέσει να ξεκινήσει ο υπολογισμός του μοντέλου πρόβλεψης θα πρέπει να οριστεί ένα αρχικό επίπεδο (S_0). Συνήθως, ως τιμή αρχικοποίησης μπορεί να χρησιμοποιηθεί:

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

Όπως εύκολα μπορεί να αντιληφθεί κανείς, έχει μεγάλη σημασία η επιλογή του κατάλληλου αρχικού επιπέδου. Από αυτό επηρεάζεται η ακρίβεια ως προς τις προβλεπόμενες τιμές. Επίσης, το επίπεδο S_0 επηρεάζει και την επιλογή του συντελεστή εξομάλυνσης.

Η βέλτιστη τιμή του α καθορίζεται από δύο αλληλοεξαρτώμενους παράγοντες. Ο πρώτος παράγοντας είναι ο βαθμός θορύβου που εμφανίζει η χρονοσειρά. Όσο μεγαλύτερο είναι το ποσοστό του θορύβου τόσο πιο μικρό πρέπει να είναι το α ώστε το μοντέλο να μην αντιδρά υπερβολικά στο θόρυβο. Ο δεύτερος παράγοντας έχει να κάνει με τη σταθερότητα του μέσου όρου της χρονοσειράς. Αν αυτή είναι μεγάλη τότε και το α θα είναι μικρό. Διαφορετικά, στην περίπτωση που ο μέσος όρος των δεδομένων μεταβάλλεται τότε και το α θα πρέπει να είναι μεγάλο έτσι ώστε το μοντέλο να ακολουθεί τις μεταβολές αυτές.

Ο καθορισμός του βέλτιστου α συνήθως γίνεται αυτόματα με τη χρήση κάποιου υπολογιστικού συστήματος και καθορίζεται από την ελαχιστοποίηση του in-sample σφάλματος. Συνήθως, επιλέγεται η ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος MSE ως κριτήριο έτσι ώστε το μοντέλο να μην δημιουργεί μεγάλα σφάλματα.

Όταν το α δεν είναι 0 ή 1 τότε όλες οι παρατηρήσεις συμμετέχουν στην πρόβλεψη. Η βαρύτητα για την κάθε παρατήρηση έχει να κάνει με το μέγεθος του συντελεστή εξομάλυνσης. Όσο πιο μεγάλο είναι το α τόσο μεγαλύτερη έμφαση δίνεται στις τελευταίες παρατηρήσεις ενώ αν πλησιάζει τη μονάδα το σφάλμα της τελευταίας περιόδου είναι και αυτό που επηρεάζει περισσότερο την πρόβλεψη της επόμενης

περιόδου. Στην περίπτωση που το α λαμβάνει ακριβώς την τιμή 1 τότε σημαίνει πως λαμβάνεται υπόψιν ολόκληρο το σφάλμα και στην ουσία η SES ταυτίζεται με την απλοϊκή μέθοδο (Naïve). Αντίθετα, αν το α είναι πολύ μικρό η πρόβλεψη δεν εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από το τι συνέβη την προηγούμενη χρονική περίοδο, ενώ, στην ακραία περίπτωση που το α λάβει την τιμή 0, τότε κάθε πρόβλεψη θα ισούται με το αρχικό επίπεδο S_0 .

Στο σημείο αυτό αξίζει να σημειωθεί ότι και το μήκος της χρονοσειράς επηρεάζει το βαθμό επίδρασης της κάθε παρατήρησης στην τελική πρόβλεψη. Αυτό σημαίνει πως όσο μεγαλύτερη είναι η χρονοσειρά τότε για δεδομένο α , οι παρατηρήσεις που χάνονται στο βάθος του χρόνου θα συμμετέχουν λιγότερο στην πρόβλεψη. Στην περίπτωση μιας αρκετά μεγάλης χρονοσειράς, το επίπεδο αρχικοποίησης δεν έχει ιδιαίτερη περίπτωση.

3.3.1.2 Μοντέλο γραμμικής τάσης (Holt Exponential Smoothing)

Το μοντέλο γραμμικής τάσης προτάθηκε από τον Holt το 1957 και στην ουσία αποτελεί μία επέκταση του μοντέλου σταθερού επιπέδου. Το νέο στοιχείο που λαμβάνει υπόψιν του το συγκεκριμένο μοντέλο είναι η συνιστώσα της τάσης. Επομένως, επιτρέπει την πρόβλεψη σε δεδομένα που εμφανίζουν τάση. Μαθηματικά, περιγράφεται από τις παρακάτω σχέσεις:

$$e_t = Y_t - F_t$$

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

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

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

Όπου,

- e δηλώνει το σφάλμα, δηλαδή, την απόκλιση της πραγματικής τιμής από την πρόβλεψη
- S δηλώνει το (προβλεπόμενο) επίπεδο της χρονοσειράς

- F δηλώνει την πρόβλεψη
- T δηλώνει την τάση
- t δηλώνει τη χρονική περίοδο
- m δηλώνει το χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης
- α αποτελεί το συντελεστή εξομάλυνσης του επιπέδου
- β αποτελεί το συντελεστή εξομάλυνσης της τάσης

Τα α και β λαμβάνουν τιμές στο διάστημα $[0,1]$. Αυτό που είναι επιθυμητό είναι ο βέλτιστος συνδυασμός τους. Η διαδικασία εύρεσης των βέλτιστων παραμέτρων μπορεί να γίνει και πάλι με βάση την ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος στα in-sample δεδομένα.

Από τις παραπάνω σχέσεις γίνεται αντιληπτό ότι, για ορίζοντα πρόβλεψης m , θα έχουμε το επίπεδο της τελευταίας παρατήρησης συν την τάση πολλαπλασιασμένη με τον αριθμό των περιόδων που πραγματοποιείται η πρόβλεψη. Επομένως, για κάθε επιπλέον περίοδο που γίνεται η πρόβλεψη, σε αντίθεση με τη SES, η οποία προβλέπει ένα επίπεδο το οποίο παραμένει σταθερό ανεξάρτητα από τον αριθμό των περιόδων του ορίζοντα πρόβλεψης, εδώ, η πρόβλεψη μεταβάλλεται γραμμικά με το επίπεδο της τάσης.

Ο υπολογισμός της τάσης βασίζεται στην ίδια λογική με την οποία υπολογίζεται το επίπεδο S_t που περιγράψαμε νωρίτερα και η οποία ισχύει και για το μοντέλο γραμμικής τάσης. Με άλλα λόγια, η τάση μιας περιόδου ισούται με την τάση της προηγούμενης περιόδου προσαυξημένης με ένα ποσοστό σφάλματος. Επομένως, μας ενδιαφέρει τόσο το βέλτιστο επίπεδο πρόβλεψης όσο και το βέλτιστο επίπεδο τάσης.

Επιπλέον, για να μπορέσει να λειτουργεί το μοντέλο πρέπει να καθοριστούν οι αρχικές τιμές του επιπέδου (S_0) και της τάσης (T_0). Για το S_0 ισχύει ό,τι και στο μοντέλο απλής εκθετικής εξομάλυνσης. Για την αρχικοποίηση της τάσης συνήθως χρησιμοποιούνται:

- Η διαφορά μεταξύ των δύο πρώτων παρατηρήσεων ($Y_2 - Y_1$)
- Η διαφορά της n -οστής και πρώτης παρατήρησης διαιρεμένης με $(n-1)$

- Η σταθερά της κλίσης από το μοντέλο της απλής γραμμικής παλινδρόμησης

Για την επιλογή τόσο του αρχικού επιπέδου όσο και της αρχικής τάσης παίζουν ρόλο τα ποιοτικά χαρακτηριστικά της χρονοσειράς. Χρειάζεται ιδιαίτερη προσοχή στην αρχικοποίηση δεδομένου, ότι οι τιμές αυτές επηρεάζουν τις προβλέψεις.

3.3.1.3 Μοντέλο μη γραμμικής τάσης (Damped Exponential Smoothing)

Εμπειρικά στοιχεία έχουν δείξει ότι το μοντέλο γραμμικής τάσης του Holt τείνει να έχει μία θετική προκατάληψη στις προβλέψεις που παράγει σε σχέση με τις πραγματικές τιμές, ειδικά σε περιπτώσεις μεγάλου χρονικού ορίζοντα πρόβλεψης. Ο λόγος είναι γιατί οι προβλέψεις εμφανίζουν μία σταθερή τάση στο μέλλον επ' αόριστον. Υποκινούμενοι από αυτό, οι Gardner & McKenzie το 1985, εισήγαγαν μία νέα παράμετρο η οποία ελέγχει το ρυθμό αύξησης των τιμών των τάσεων. Με άλλα λόγια, αυξομειώνει τον τρόπο που αλλάζει η τάση στο μέλλον. Η παράμετρος αυτή ονομάζεται παράμετρος διόρθωσης της τάσης (trend – modification parameter) και συμβολίζεται με φ . Με τον τρόπο αυτό, το προβλεπτικό μοντέλο μπορεί να προσαρμόζεται και σε μη γραμμικές τάσεις. Πλέον, θεωρούνται τα πιο επιτυχημένα και δημοφιλή μοντέλα σε περιπτώσεις που απαιτείται η πρόβλεψη μεγάλου αριθμού χρονοσειρών. Η μαθηματικές σχέσεις που την περιγράφουν είναι ακόλουθες:

$$e_t = Y_t - F_t$$

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

$$T_t = \varphi \cdot T_{t-1} + \alpha \cdot \beta \cdot e_t$$

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

Όπου, το i υποδηλώνει τις τιμές που μπορεί να πάρει ο ορίζοντας πρόβλεψης. Όλοι οι υπόλοιποι συμβολισμοί είναι οι γνωστοί που παρουσιάστηκαν ωρύτερα. Η μορφή του μοντέλου μη γραμμικής εξαρτάται από την τιμή του συντελεστή ϕ .

- Αν $\phi = 0$, τότε υπάρχει απουσία της τάσης στον υπολογισμό της πρόβλεψης και επομένως, αναφερόμαστε στο μοντέλο σταθερού επιπέδου
- Αν $0 < \phi < 1$, τότε προκύπτει το μοντέλο φθίνουσας τάσης (damped exponential smoothing). Εδώ, όπως είναι αντιληπτό από την τελευταία σχέση όσο μεγαλώνει ο ορίζοντας πρόβλεψης (δηλαδή, όσο το i παίρνει μεγαλύτερες τιμές), τόσο πιο πολύ μεγαλώνει το ϕ και κατ' επέκτασιν μειώνεται η τάση.
- Αν $\phi = 1$, τότε το άθροισμα της τελευταίας σχέσης είναι ίσο με τον αριθμό των περιόδων του χρονικού ορίζοντα πρόβλεψης m . Άρα, ουσιαστικά, το μοντέλο που προκύπτει είναι το μοντέλο γραμμικής τάσης του Holt.
- Αν $\phi > 1$, τότε προκύπτει το μοντέλο εκθετικής τάσης, το οποίο λειτουργεί με ανάποδο τρόπο από το μοντέλο φθίνουσας τάσης. Όσο το i αυξάνεται, τόσο πιο πολύ αυξάνει η τάση.

Για τον εντοπισμό της βέλτιστης τιμής του ϕ προτείνεται, ως κριτήριο επιλογής η ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος, όπως συμβαίνει και με τους συντελεστές εξομάλυνσης α και β . Ως προς τα βέλτιστα S_0 και T_0 , προτείνεται η εφαρμογή της μεθόδου απλής γραμμικής παλινδρόμησης με ανεξάρτητη μεταβλητή το χρόνο, όπου το S_0 ισούται με της σταθερά A και το T_0 ισούται με την κλίση b .

Όπως μπορεί να αντιληφθεί κανείς πολύ εύκολα, το μοντέλο μη γραμμικής τάσης αποτελεί την πιο γενική μορφή του μοντέλου εκθετικής εξομάλυνσης διότι ανάλογα με την τιμή του ϕ μπορεί να περιγράψει κάθε ένα από τα μοντέλα που προαναφέρθηκαν. Ως προβλεπτικό μοντέλο, είναι ικανό να δώσει αρκετά καλά αποτελέσματα ως προς την ακρίβεια ειδικά όταν αφορά σε μεσοπρόθεσμες και μακροπρόθεσμες προβλέψεις.

3.3.1.4 Εποχιακή εξομάλυνση

Έως τώρα δεν έχει γίνει αναφορά σε εποχιακή συμπεριφορά των δεδομένων. Τα παραπάνω μοντέλα αφορούν σε χρονοσειρές που εμφανίζουν μόνο κάποιο μοτίβο

τάσης. Παρόλα αυτά, η εποχιακότητα είναι ένα χαρακτηριστικό το οποίο μπορεί να εμφανιστεί στα ιστορικά δεδομένα. Επομένως, είναι απαραίτητη η εφαρμογή κάποιας μεθόδου που να λαμβάνει υπόψη τις εποχιακές διακυμάνσεις. Αυτό, επιτυγχάνεται εύκολα με την προσθήκη ενός εποχιακού παράγοντα στα μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης.

Ο τρόπος με τον οποίο εισάγεται ο εποχιακός παράγοντας έχει να κάνει με τη φύση των εποχιακών διακυμάνσεων που εμφανίζονται στα ιστορικά δεδομένα, που μπορεί να είναι είτε προσθετικού είτε πολλαπλασιαστικού χαρακτήρα. Στην προσθετικού τύπου εποχιακότητα, ο εποχιακός παράγοντας εισάγεται σε απόλυτους όρους και η αποεποχικοποίηση επιτυγχάνεται με την αφαίρεσή του από τις πραγματικές τιμές. Όταν το μοτίβο είναι πολλαπλασιαστικό, ο εποχιακός παράγοντας περιγράφεται από το λόγο της κάθε τιμής της χρονοσειράς προς το μέσο όρο όλων των τιμών της σε όλο το έτος και η αποεποχικοποίηση γίνεται με διαίρεση της πραγματικής σειράς με τον εποχιακό παράγοντα. Επομένως, η πρόβλεψη εφαρμόζεται στα αποεποχικοποιημένα δεδομένα και έπειτα με την αντίστροφη διαδικασία ανάλογα με τον αν υπάρχει προσθετική ή πολλαπλασιαστική εποχιακότητα, γίνεται η εποχικοποίηση και λαμβάνουμε τις τελικές τιμές των προβλέψεων. Ενδεικτικά, αναφέρονται δύο βασικά μοντέλα με εποχική εξομάλυνση.

Μοντέλο Winters

Ουσιαστικά πρόκειται για το μοντέλο σταθερού επιπέδου με τη διαφορά ότι υπάρχει πολλαπλασιαστική εποχιακότητα.

$$e_t = Y_t - F_t$$

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

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

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

Μοντέλο Holt - Winters

Είναι η αντίστοιχη επέκταση του μοντέλου γραμμικής τάσης του Holt με πολλαπλασιαστική εποχιακότητα.

$$e_t = Y_t - F_t$$

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

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

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

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

Όπου,

- I είναι ο εξομαλυμένος εποχιακός παράγοντας
- γ ο συντελεστής εξομάλυνσης των εποχιακών παραγόντων που λαμβάνει τιμές στο διάστημα $[0,1]$
- p ο αριθμός περιόδων ανά έτος (άρα και ο αριθμός των εποχιακών παραγόντων).

Και στα δύο μοντέλα, η τιμή του επιπέδου (και της τάσης για το μοντέλο Holt - Winters) είναι αποεποχικοποιημένη και μεταβάλλεται κατά ένα ποσοστό του αποεποχικοποιημένου σφάλματος. Ως προς την εξομάλυνση των εποχικών παραγόντων, φαίνεται ότι μεταβάλλονται με ένα ποσοστό του σφάλματος προς το επίπεδο.

Για να λειτουργήσουν τα μοντέλα, θα πρέπει να οριστεί το p που απαιτείται για την εκτίμηση των αρχικών εποχιακών παραγόντων. Η αρχικοποιήσεις επιπέδου γίνονται στην περίοδο p . Επομένως, η πρόβλεψη ξεκινά την περίοδο $p+1$. Ο εντοπισμός των βέλτιστων τιμών των συντελεστών μπορεί και πάλι να γίνει με βάση την ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος.

Σε γενικές γραμμές, η προσθετική μέθοδος προτιμάται όταν οι εποχιακές διακυμάνσεις παραμένουν σχεδόν σταθερές. Από την άλλη, η πολλαπλασιαστική μέθοδος προτιμάται όταν οι εποχιακές διακυμάνσεις μεταβάλλονται αναλογικά με το επίπεδο της σειράς.

3.3.2 Ταξινόμηση των μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης

Δεδομένων όλων όσων έχουν αναφερθεί στην ενότητα αυτή, τα μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης δεν είναι μόνο αυτά τα οποία περιγράψαμε. Σε ένα μοντέλο μπορεί να συναντήσουμε είτε απουσία τάσης, είτε προσθετική ή πολλαπλασιαστική τάση, αυξητική ή φθίνουσα. Επιπλέον, μπορεί στα δεδομένα να μην εμφανίζεται εποχιακότητα ή στις περιπτώσεις που υπάρχει το εποχιακό στοιχείο μπορεί να έχει προσθετικό ή πολλαπλασιαστικό χαρακτήρα. Επομένως, μέσα από όλους αυτούς τους συνδυασμούς μεταξύ τάσης και εποχιακότητας μπορούν να προκύψουν και πολλές κατηγορίες μοντέλων εκθετικής εξομάλυνσης. Οι κατηγορίες αυτές συνοψίζονται στον παρακάτω πίνακα.

	Seasonal component		
Trend component	N	A	M
N	(N,N)	(N,A)	(N,M)
A	(A,N)	(A,A)	(A,M)
Ad	(Ad,N)	(Ad,A)	(Ad,M)
M	(M,N)	(M,A)	(M,M)
Md	(Md,N)	(Md,A)	(Md,M)

Πίνακας 2: Ταξινόμηση μοντέλων εκθετικής εξομάλυνσης

Όπου, N = None, A = Addictive, Ad = Addictive damped, M = Multiplicative, Md = Multiplicative damped.

Η παραπάνω κατηγοριοποίηση ξεκίνησε από τον Pegel το 1969 όπου εισήγαγε τους τύπους N, A, M για την τάση [17], επεκτάθηκε από τον Gardner (1985) που προσέθεσε τον τύπο Ad [8] και τον Taylor (2003) που εισήγαγε τον τύπο Md [23].

3.3.3 Εκθετική εξομάλυνση μέσω των μοντέλων ETS

Τα μοντέλα space-state περιγράφονται από κάποιες εξισώσεις οι οποίες εκφράζουν τον τρόπο με τον οποίο τα δεδομένα μιας χρονοσειράς μεταβάλλονται μέσα στο χρόνο. Πιο συγκεκριμένα, μέσα από τις εξισώσεις αυτές φαίνονται και αναλύονται οι μεταβολές των καταστάσεων (επίπεδο, τάση, εποχιακότητα) κάθε χρονική στιγμή. Για κάθε μέθοδο υπάρχουν δύο μοντέλα ανάλογα με το σφάλμα υπολογισμού, το οποίο μπορεί να εμφανίζεται είτε προσθετικά (A) είτε πολλαπλασιαστικά (M). Οι διαφορές ανάμεσα στα προσθετικά και τα πολλαπλασιαστικά μοντέλα είναι ότι λαμβάνουμε τις ίδιες σημειακές προβλέψεις με διαφορετικά διαστήματα πρόβλεψης. Η γενική ονομασία των μεθόδων αυτών είναι ETS και προέρχεται από τα αρχικά των τριών συνιστωσών του Error, Trend και Seasonal. Επομένως, από τους συνδυασμούς μεταξύ των τριών αυτών στοιχείων προκύπτουν συνολικά τριάντα μοντέλα state-space.

Η μέθοδος αυτή είναι πολύ ευέλικτη και αποτελεσματική, καθώς μπορεί να αντιμετωπίσει κάθε διαφορετικό συνδυασμό τάσης και εποχιακότητας και ανάλογα να προσαρμόζεται. Το μεγάλο της πλεονέκτημα είναι ότι μπορεί να αναγνωρίσει τη φύση των δεδομένων μιας χρονοσειράς και να επιλέγει τη μέθοδο πρόβλεψης που εφαρμόζει με βάση τη συμπεριφορά της. Για τις επιχειρήσεις αποτελεί ένα πάρα πολύ χρήσιμο εργαλείο, δεδομένου ότι εμφανίζεται πολλές φορές η ανάγκη για εφαρμογή προβλέψεων που να γίνονται αυτόματα, χωρίς να υπάρχει μεγάλος βαθμός ανθρώπινης παρέμβασης και να λαμβάνονται υπόψιν τα ποιοτικά χαρακτηριστικά των δεδομένων των χρονοσειρών [20].

3.4 Ιεραρχική πρόβλεψη

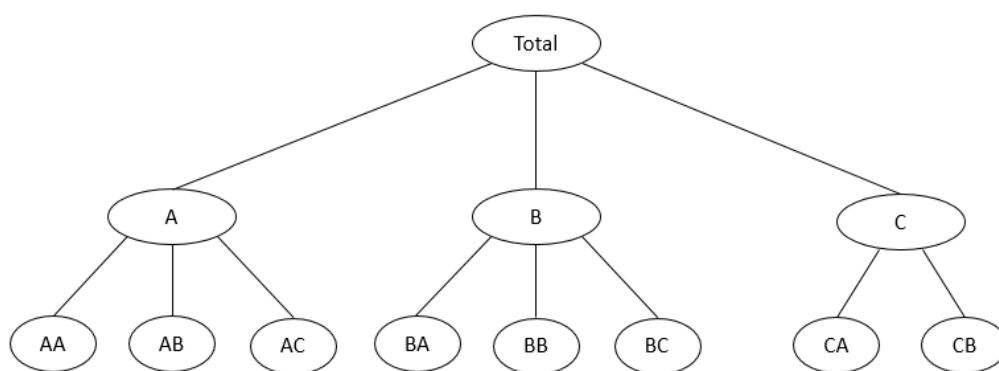
3.4.1 Ιεραρχικές δομές δεδομένων

Πολλές φορές τα δεδομένα των επιχειρήσεων ταξινομούνται σε ιεραρχικές δομές βάσει κάποιων κοινών διακριτών χαρακτηριστικών τους όπως είναι τα προϊόντα ή οι γεωγραφικές περιοχές. Έτσι, μέσα σε ένα σύστημα μπορούν να δημιουργηθούν διάφορα επίπεδα διαχωρισμού βάσει κάποιων κριτηρίων. Σε μία ιεραρχία πολλών

Αξιολόγηση ιεραρχικών μεθόδων για την πρόβλεψη των εσόδων ασφαλιστικών εταιριών

επιπέδων, στο επίπεδο 0 που είναι η κορυφή της ιεραρχίας (top level), έχουμε την πλήρως συναθροισμένη χρονοσειρά η οποία συγκεντρώνει το σύνολο των δεδομένων. Το σύνολο αυτό διαχωρίζεται σε κατηγορίες στο επίπεδο 1, οι οποίες διαχωρίζονται σε υποκατηγορίες στο επίπεδο 2 κ.ο.κ., έως το επίπεδο διαχωρισμού K (bottom level) το οποίο είναι το πιο αναλυτικό επίπεδο χρονοσειρών [2].

Ένα τέτοιο παράδειγμα ιεραρχικής δομής περιγράφεται με το ιεραρχικό δέντρο που απεικονίζεται στο παρακάτω σχήμα:



Σχήμα 6: Παράδειγμα ιεραρχικής δομής δεδομένων

Στο συγκεκριμένο παράδειγμα το $K=2$ επίπεδα διαχωρισμού. Ο συνολικός αριθμός των σειρών είναι το σύνολο των σειρών από όλα τα επίπεδα. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα, αυτό αντιστοιχεί στο συνολικό αριθμό των κόμβων που απεικονίζονται παραπάνω, δηλαδή, $n = 1+3+8=12$ σειρές. Ο αριθμός των χρονοσειρών του αναλυτικού επιπέδου είναι $m = 8$.

Η αλληλουχία γραμμάτων δείχνει τη σειρά και το επίπεδο στο οποίο βρίσκεται. Επομένως, το «A» υποδηλώνει τη σειρά A στο επίπεδο 1, το «CA» υποδηλώνει τη σειρά A στο επίπεδο 2 που εμπεριέχεται στη σειρά C του επιπέδου 1. Στο παραπάνω παράδειγμα, οι χρονοσειρές AA, AB, AC του δεύτερου επιπέδου συναθροίζονται στη σειρά A του πρώτου επιπέδου, οι BA, BB, BC στη B και οι CA, CB στη σειρά C

Αξιολόγηση ιεραρχικών μεθόδων για την πρόβλεψη των εσόδων ασφαλιστικών εταιριών

αντίστοιχα. Τέλος, οι χρονοσειρές A, B και C συναθροίζονται στη σειρά Total που είναι η συνολική χρονοσειρά.

Μπορούμε, λοιπόν, εύκολα να εντοπίσουμε τις τιμές των χρονοσειρών που παρατηρούνται σε χρόνο $t=1,2,3,\dots,T$ χρησιμοποιώντας την αλληλουχία αυτή. Για παράδειγμα η παρατήρηση $Y_{AB,t}$ είναι η τιμή που παρατηρήθηκε στη σειρά AB τη χρονική στιγμή t. Επομένως, για κάθε χρονική στιγμή και σύμφωνα με ό,τι έχει ειπωθεί, ισχύουν οι παρακάτω σχέσεις για το συγκεκριμένο παράδειγμα:

$$Y_{A,t} = Y_{AA,t} + Y_{AB,t} + Y_{AC,t}$$

$$Y_{B,t} = Y_{BA,t} + Y_{BB,t} + Y_{BC,t}$$

$$Y_{C,t} = Y_{CA,t} + Y_{CB,t}$$

$$Y_t = Y_{A,t} + Y_{B,t} + Y_{C,t} = Y_{AA,t} + Y_{AB,t} + Y_{AC,t} + Y_{BA,t} + Y_{BB,t} + Y_{BC,t} + Y_{CA,t} + Y_{CB,t}$$

Όπου, $Y_{i,t}$ εκφράζει το διάνυσμα όλων των παρατηρήσεων σε επίπεδο i και χρονική στιγμή t. Οι παραπάνω σχέσεις μπορούν, εναλλακτικά να εκφραστούν μέσω του διανύσματος των τιμών του κατώτερου επιπέδου και της αθροίζουσας μήτρας (S) nxm διαστάσεων, με την οποία συναθροίζονται προς τα ανώτερα επίπεδα της ιεραρχίας όπως φαίνεται ακολούθως:

$$\begin{bmatrix} Y_t \\ Y_{A,t} \\ Y_{B,t} \\ Y_{C,t} \\ Y_{AA,t} \\ Y_{AB,t} \\ Y_{AC,t} \\ Y_{BA,t} \\ Y_{BB,t} \\ Y_{BC,t} \\ Y_{CA,t} \\ Y_{CB,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_{AA,t} \\ Y_{AB,t} \\ Y_{AC,t} \\ Y_{BA,t} \\ Y_{BB,t} \\ Y_{BC,t} \\ Y_{CA,t} \\ Y_{CB,t} \end{bmatrix}$$

Στην πιο απλοποιημένη του μορφή μπορεί να γραφτεί ως:

$$Y_t = S Y_{K,t}$$

3.4.2 Μέθοδοι Ιεραρχικής Πρόβλεψης

Είναι πάρα πολύ σύνηθες για τις επιχειρήσεις να χρειάζεται να πραγματοποιούν προβλέψεις με βάση τις μη συναθροισμένες χρονοσειρές οι οποίες θα πρέπει να αθροίζονται μεταξύ των ανωτέρων επιπέδων με τον ίδιο τρόπο όπως τα ιστορικά δεδομένα. Επομένως, οι προβλέψεις θα πρέπει να ακολουθούν την ιεραρχική δομή των δεδομένων.

Οι πιο διαδομένες μέθοδοι ιεραρχικής πρόβλεψης είναι οι bottom-up και top-down. Η μέθοδος bottom-up βασίζεται σε προβλέψεις που παράγονται για τις χρονοσειρές του αναλυτικού επιπέδου και συναθροίζονται προκειμένου να λάβουμε τις προβλέψεις στα ανώτερα επίπεδα. Η μέθοδος top-down βασίζεται στην πρόβλεψη της συναθροισμένης χρονοσειράς όπου μετά γίνεται αποσύνθεση αυτής ώστε να λάβουμε τις προβλέψεις στα κατώτερα επίπεδα.

Έχουν πραγματοποιηθεί πολλές έρευνες σχετικά με το ποια από τις δύο μεθόδους δίνει καλύτερα αποτελέσματα. Το 1960 οι Grunfeld & Griliches υποστήριξαν ότι η μέθοδος top-down δίνει πιο ακριβείς προβλέψεις από τη μέθοδο bottom-up επειδή τα αναλυτικά δεδομένα είναι πιο επιρρεπή στα σφάλματα. Αργότερα, οι Fogarty et al. (1990) Narasimhan et al. (1995) και Fliedner (1999) κατέληξαν σε παρόμοια συμπεράσματα [2].

Από την άλλη πλευρά, οι Orcutt et al. (1968) και Edwards & Orcutt (1969) τοποθετήθηκαν υπέρ της μεθόδου bottom-up ως προς την ακρίβεια των αποτελεσμάτων της λόγω της πληροφορίας που χάνεται με την εφαρμογή της μεθόδου top-down. Επιπλέον, σε επόμενη μελέτη, οι D. Dunn, W. Williams και T. DeChaine (1976) κατέληξαν ότι σε περιπτώσεις που οι αναλυτικές χρονοσειρές εμφανίζουν

μεγάλες διαφορές μεταξύ τους ως προς τα χαρακτηριστικά τους, είναι προτιμότερη η εφαρμογή της μεθόδου bottom-up από ότι της top-down, καθώς η πρώτη δίνει πιο ακριβή αποτελέσματα [6]. Οι Shlifer & Wolff (1979) και οι Schwarzkopf et al. (1988) επίσης έχουν επιχειρηματολογήσει υπέρ της μεθόδου bottom-up υποστηρίζοντας ότι μπορεί να δώσει πάρα πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα σε σχέση με την top-down υπό προϋποθέσεις [4]. Ειδικότερα, οι Schwarzkopf et al. υποστήριξαν ότι σε περιπτώσεις που τα δεδομένα είναι ελλιπή η μέθοδος top-down μπορεί να είναι ιδιαίτερα χρήσιμη [22].

Ο Kahn (1998) υποστήριξε ότι η επιλογή ανάμεσα στις δύο μεθόδους ιεραρχικής πρόβλεψης εξαρτάται από το σκοπό για τον οποίο πραγματοποιούνται οι προβλέψεις διότι η κάθε μία έχει τα δικά της πλεονεκτήματα ενώ πρότεινε πως ένας συνδυασμός των μεθόδων αυτών μπορεί να δώσει καλύτερα αποτελέσματα [14]. Επιπλέον, οι Schwarzkopf et al. (1988) μελέτησαν τις μεθόδους bottom-up και top-down λαμβάνοντας υπόψιν τους τη συσχέτιση που υπάρχει στη ζήτηση μεταξύ δύο προϊόντων και κατέληξαν ότι η συσχέτιση στις σειρές των δεδομένων επηρεάζει το βαθμό ακρίβειας της πρόβλεψης [22].

Γενικά, δεν υπάρχουν σαφή συμπεράσματα ως προς την ανωτερότητα της μιας προσέγγισης έναντι της άλλης. Πολλές φορές, επίσης, οι επιχειρήσεις εφαρμόζουν προβλέψεις σε ενδιάμεσα επίπεδα της ιεραρχικής δομής όπου τα αποτελέσματα συναθροίζονται προς τα ανώτερα επίπεδα και αποσυντίθενται στα κατώτερα προκειμένου να πάρουμε τις προβλέψεις κάθε επιπέδου. Ουσιαστικά, είναι ένας συνδυασμός των μεθόδων bottom-up και top-down. Η μέθοδος αυτή ονομάζεται middle-out.

Στο σημείο αυτό, θα πρέπει να επισημάνουμε πως οι προβλέψεις μπορούν να πραγματοποιηθούν και ανεξάρτητα σε όλα επίπεδα. Σε αυτήν την περίπτωση όμως, θα πρέπει να ακολουθήσουν κάποιες προσαρμογές προκειμένου οι τελικές προβλέψεις να συναθροίζονται κατάλληλα σε όλα τα επίπεδα. Το 2011 οι Hyndman, Ahmed, Athanasopoulos και Shang πρότειναν μία νέα μέθοδο που ονομάζεται optimal, η οποία

Αξιολόγηση ιεραρχικών μεθόδων για την πρόβλεψη των εσόδων ασφαλιστικών εταιριών

συνδυάζει με βέλτιστο τρόπο τις προβλέψεις αυτές μέσω ενός μοντέλου παλινδρόμησης [12].

Τέλος, η παραγωγή προβλέψεων σε ένα μόνο επίπεδο μπορεί να σημαίνει σημαντική απώλεια πληροφορίας. Για το λόγο αυτό, προτείνεται η παραγωγή προβλέψεων σε όλα τα ιεραρχικά επίπεδα και ο συνδυασμός αυτών ώστε να εντοπιστεί το βέλτιστο επίπεδο ή ο βέλτιστος συνδυασμός επιπέδων που μπορεί να μειώσει τα σφάλματα πρόβλεψης.

3.4.2.1 Μέθοδος bottom-up

Οι προβλέψεις πραγματοποιούνται στις χρονοσειρές του κατώτερου επιπέδου της ιεραρχίας. Έπειτα γίνεται συνάθροιση των χρονοσειρών προκειμένου να γίνει λήψη των προβλέψεων στα ανώτερα επίπεδα. Όπως αναφέρθηκε, προηγουμένως, η συνάθροιση των προβλέψεων γίνεται με τον ίδιο τρόπο όπως στη συνάθροιση των ιστορικών τιμών των χρονοσειρών. Επομένως, σε αντιστοιχία όσων ειπώθηκαν πριν η μέθοδος bottom-up μπορεί να εκφραστεί ως:

$$\begin{bmatrix} \tilde{Y}_h \\ \tilde{Y}_{A,h} \\ \tilde{Y}_{B,h} \\ \tilde{Y}_{C,h} \\ \tilde{Y}_{AA,h} \\ \tilde{Y}_{AB,h} \\ \tilde{Y}_{AC,h} \\ \tilde{Y}_{BA,h} \\ \tilde{Y}_{BB,h} \\ \tilde{Y}_{BC,h} \\ \tilde{Y}_{CA,h} \\ \tilde{Y}_{CB,h} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{Y}_{AA,h} \\ \hat{Y}_{AB,h} \\ \hat{Y}_{AC,h} \\ \hat{Y}_{BA,h} \\ \hat{Y}_{BB,h} \\ \hat{Y}_{BC,h} \\ \hat{Y}_{CA,h} \\ \hat{Y}_{CB,h} \end{bmatrix}$$

ή διαφορετικά,

$$\tilde{Y}_h = S\hat{Y}_{K,h}$$

Όπου, h είναι η περίοδος πρόβλεψης, $\hat{y}_{K,h}$ είναι το διάνυσμα όλων των προβλέψεων του αναλυτικού επιπέδου για περίοδο πρόβλεψης h και \hat{y}_h το διάνυσμα των προβλέψεων σε όλα τα επίπεδα της ιεραρχίας για περίοδο πρόβλεψης h , βάσει της bottom-up μεθόδου.

Το κυριότερο πλεονέκτημα που έχει η συγκεκριμένη μέθοδος είναι ότι επειδή η πρόβλεψη γίνεται στα αναλυτικά δεδομένα δεν χάνεται καθόλου πληροφορία κατά τη συνάθροιση προς τα ανώτερα επίπεδα. Από την άλλη πλευρά, υπάρχει το ενδεχόμενο τα δεδομένα να είναι αρκετά θορυβώδη και να δυσκολέψουν την πρόβλεψη. Επίσης, απαιτείται η παραγωγή προβλέψεων περισσότερων από μιας χρονοσειράς.

3.4.2.2 Μέθοδος top-down

Η πρόβλεψη πραγματοποιείται πάνω στα συναθροισμένα δεδομένα του ανώτερου επιπέδου η οποία στη συνέχεια επιμερίζεται ώστε να ληφθούν οι προβλέψεις στα κατώτερα επίπεδα. Ο επιμερισμός επιτυγχάνεται με τη χρήση του βάρους συμμετοχής της κάθε σειράς των κατώτερων επιπέδων στην σειρά της κορυφής της ιεραρχίας. Τα βάρη μπορούν να υπολογιστούν από τα ιστορικά δεδομένα. Δύο βασικές προσεγγίσεις σύμφωνα με τους Gross & Sohl (1990) οι μέσες ιστορικές αναλογίες και οι αναλογίες των ιστορικών μέσων [9].

Στη μέση ιστορική αναλογία, το κάθε βάρος προκύπτει από το μέσο όρο των ιστορικών αναλογιών των σειρών του κατώτερου επιπέδου για χρονική περίοδο $t = 1, 2, \dots, T$:

$$p_j = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{Y_{j,t}}{Y_t} \quad , \quad j = 1, 2, \dots, m$$

Στις αναλογίες των ιστορικών μέσων, το κάθε βάρος προέρχεται από τις μέσες ιστορικές τιμές των σειρών του bottom level ως προς τη μέση τιμή της συναθροισμένης σειράς του top level.

$$p_j = \frac{\sum_{j=1}^T \frac{Y_{j,t}}{T}}{\sum_{j=1}^T \frac{Y_t}{T}}, \quad j = 1, 2, \dots, m$$

Αξίζει να σημειωθεί ότι το 2009, οι Athanasopoulos, Ahmed & Hyndman στην προσπάθεια τους να βελτιώσουν την αξιοπιστία της μεθόδου top-down, εφάρμοσαν μία νέα προσέγγιση η οποία βασίζεται στις προβλεπόμενες τιμές [2]. Παρόλα αυτά, δεδομένου ότι στην εργασία χρησιμοποιήθηκαν τα βάρη που βασίζονται στα ιστορικά δεδομένα, δεν αναλύεται περαιτέρω η προσέγγιση αυτή.

Βασικό πλεονέκτημα της μεθόδου top-down είναι η απλότητά της δεδομένου ότι η μοντελοποίηση και η πρόβλεψη αφορά μόνο σε μία σειρά δεδομένων. Παρόλα αυτά, το γεγονός ότι η πρόβλεψη βασίζεται στα συναθροισμένα δεδομένα σημαίνει σημαντική απώλεια πληροφορίας ως προς τα ποιοτικά χαρακτηριστικά της κάθε χρονοσειράς ξεχωριστά.

3.4.2.3 Μέθοδος middle-out

Κατά την εφαρμογή της μεθόδου αυτής επιλέγεται ένα ενδιάμεσο επίπεδο της ιεραρχίας στο οποίο γίνεται η παραγωγή προβλέψεων όλων των χρονοσειρών. Στη συνέχεια, για τα επίπεδα που είναι υψηλότερα ιεραρχικά από το ενδιάμεσο επίπεδο εφαρμόζεται η προσέγγιση bottom-up με συνάθροιση των προβλέψεων προς τα πάνω. Για τα επίπεδα που βρίσκονται χαμηλότερα του ενδιάμεσου επιπέδου εφαρμόζεται η προσέγγιση top-down με επιμερισμό των προβλέψεων προς τα κάτω. Η middle-out μπορεί να εφαρμοστεί σε οποιοδήποτε ενδιάμεσο επίπεδο της ιεραρχίας και 'όπως είναι προφανές ισχύει ότι $K > 1$ επίπεδο διαχωρισμού.

3.4.2.4 Συνδυασμός μεθόδων ιεραρχικής πρόβλεψης

Οι προσεγγίσεις πρόβλεψης ιεραρχικών δεδομένων μπορούν να συνδυαστούν και από αυτή τη διαδικασία είναι δυνατόν να βελτιωθεί η ακρίβεια των προβλέψεων. Ωστόσο, στη βιβλιογραφία δεν είναι πολλές οι μελέτες που έχουν ασχοληθεί με τους συνδυασμούς μεθόδων ιεραρχικής πρόβλεψης. Πολλοί ερευνητές υποστηρίζουν ότι οι συνδυασμοί των προβλέψεων μπορούν να παράγουν καλύτερα αποτελέσματα κατά μέσο όρο συγκριτικά με τις μεμονωμένες μεθόδους. Ο DeLurgio (1988) υποστηρίζει πως ο συνδυασμός που μπορεί να δώσει μεγαλύτερη ακρίβεια προέρχεται από μεθόδους που προβλεπτικά δεν διαφέρει η απόδοση τους πολύ [10]. Έχουν εφαρμοστεί διαφορετικές προσεγγίσεις για τον τρόπο συνδυασμού των μεθόδων. Ωστόσο, σύμφωνα με τη βιβλιογραφία, οι σύνθετοι συνδυασμοί μεθόδων δεν οδηγούν πάντα σε μεγαλύτερη ακρίβεια συγκριτικά με τις πιο απλές.

3.5 Ακρίβεια των προβλέψεων

3.5.1 Στατιστικοί δείκτες

Η αξιολόγηση και η επιλογή ενός μοντέλου πρόβλεψης βασίζεται στην ακρίβεια των αποτελεσμάτων που δίνει σε σχέση με τις πραγματικές τιμές. Προκειμένου να μετρηθεί η ακρίβεια των προβλέψεων γίνεται χρήση κάποιων στατιστικών δεικτών γύρω από το σφάλμα πρόβλεψης, δηλαδή τη διαφορά μεταξύ πραγματικής και προβλεπόμενης τιμής:

$$e_i = Y_i - F_i \quad , \quad i = 1, 2, \dots, n$$

Όπου, Y_i είναι η πραγματική τιμή την περίοδο i , F_i είναι η προβλεπόμενη τιμή την περίοδο i .

Παρακάτω, αναφέρονται οι βασικότεροι στατιστικοί δείκτες σφάλματος που χρησιμοποιούνται [1]:

- Μέσο σφάλμα (Mean Error):

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

Το ME αποτελεί ένα μέτρο συστηματικότητας του σφάλματος και μπορεί να δείξει την προκατάληψη του μοντέλου όπου όταν ο δείκτης παίρνει θετικές τιμές η πρόβλεψη θεωρείται απαισιόδοξη ενώ αν παίρνει αρνητικές τιμές δείχνει αισιοδοξία.

- Μέσο απόλυτο σφάλμα (Mean Absolute Error):

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

Το MAE είναι ένα μέσο μέτρο ακρίβειας των προβλέψεων έναντι των πραγματικών τιμών χωρίς να λαμβάνει υπόψιν του την κατεύθυνση της πρόβλεψης.

- Μέσο τετραγωνικό σφάλμα (Mean Squared Error):

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

Το MSE είναι και αυτό ένα μέτρο ακρίβειας το οποίο όμως δίνει περισσότερη έμφαση στα μεγάλα σφάλματα και λιγότερη στα μικρά. Όπως αναφέρθηκε σε προηγούμενη ενότητα είναι ιδιαίτερα χρήσιμο μέτρο για τον εντοπισμό των βέλτιστων συντελεστών εξομάλυνσης.

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

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

Διατηρεί τις ίδιες ιδιότητες με το MSE αλλά είναι εκφρασμένο στην κλίμακα της χρονοσειράς που μελετάται.

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

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

Είναι ιδιαίτερα χρήσιμο σε περιπτώσεις που επιθυμούμε προβλέψεις σε χρονοσειρές με διαφορετικό επίπεδο μέσης τιμής. Παρόλα αυτά, δεν μπορεί να εφαρμοστεί σε χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης με πολλές μηδενικές τιμές διότι καταλήγει σε απροσδιοριστία.

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

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

Είναι μία παραλλαγή του MAPE, το οποίο αν και λέγεται συμμετρικό φαίνεται ότι μεταχειρίζεται διαφορετικά τις προβλέψεις ανάλογα με το αν είναι αισιόδοξες ή απαισιόδοξες.

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

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

Το MASe είναι ένα σχετικό σφάλμα που χρησιμοποιεί ως benchmark την απλοϊκή μέθοδο. Προκύπτει από το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) του μοντέλου πρόβλεψης που εφαρμόζεται, κανονικοποιημένο με το MAE που προκύπτει από την εφαρμογή της μεθόδου Naïve στα διαθέσιμα (in-sample) δεδομένα.

Ανεξάρτητα από το ποιος τύπος σφάλματος επιλέγεται για την αξιολόγηση ενός μοντέλου στόχος είναι η ελαχιστοποίηση αυτού. Στην παρούσα εργασία για τη μέτρηση της ακρίβειας της πρόβλεψης επιλέχθηκε ο στατιστικός δείκτης το MASe. Το 2006 οι Hyndman και Koehler πρότειναν το MASe ως ένα γενικά εφαρμόσιμο εργαλείο μέτρησης της ακρίβειας των προβλέψεων χωρίς τα προβλήματα που παρατηρούνται σε άλλους δείκτες σφαλμάτων [1]. Γενικά, υποστήριξαν τη χρήση των κανονικοποιημένων σφαλμάτων ως μόνιμη προσέγγιση σε περιπτώσεις που θέλουμε να μετρήσουμε την ακρίβεια μεταξύ χρονοσειρών διαφορετικού επιπέδου ενώ ο Hyndman θεωρεί ότι το MASe είναι ο καλύτερος στατιστικός δείκτης μέτρησης ακρίβειας σε περιπτώσεις διακοπτόμενης ζήτησης και όχι μόνο [19].

3.5.2 Κυλιόμενη πρόβλεψη

Οι στατιστικοί δείκτες μπορούν να εφαρμοστούν είτε στα διαθέσιμα δεδομένα και τις προβλέψεις που δίνει το μοντέλο για αυτές τις τιμές (in-sample error) είτε στις προβλεπόμενες τιμές εφόσον αυτές γίνουν γνωστές (out-of-sample error). Γενικότερα, για την αξιολόγηση των προβλέψεων προτιμάται από τους αναλυτές η χρήση των out-of-sample τιμών γιατί μας ενδιαφέρει πιο πολύ το πώς εξελίσσονται τα δεδομένα στο μέλλον κάτι το οποίο μπορεί να μην αντικατοπτρίζεται στα ιστορικά δεδομένα [15]. Επομένως, μπορεί ένα μοντέλο να υπερπροσαρμόζεται στα ιστορικά δεδομένα δίνοντας μικρότερα σφάλματα αλλά προβλεπτικά να μην λειτουργεί καλά. Επειδή,

όμως, τη στιγμή που πραγματοποιείται η πρόβλεψη οι τιμές αυτές δεν είναι ακόμα γνωστές οι αναλυτές συνηθίζουν να «κρύβουν» κάποιες παρατηρήσεις. Επομένως, κατά την εφαρμογή ενός μοντέλου προβλέψεων, τα διαθέσιμα δεδομένα χωρίζονται σε δύο μέρη, το σύνολο εκμάθησης (training set) και το σύνολο δοκιμής (test set). Το training set χρησιμοποιείται για την εκτίμηση των παραμέτρων και την επιλογή του μοντέλου ενώ το test set είναι το σύνολο των δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν για την αξιολόγηση της αποτελεσματικότητάς του.

Αν η διαδικασία αυτή εφαρμοστεί μία φορά για συγκεκριμένο χρονικό ορίζοντα τότε η μέθοδος ονομάζεται fixed origin evaluation. Ωστόσο, αν για τον ίδιο χρονικό ορίζοντα η διαδικασία αυτή επαναληφθεί για περισσότερες από μία φορές, με σταδιακή ολίσθηση του σημείου έναρξης των προβλέψεων, γίνεται λήψη περισσότερων σφαλμάτων και είναι δυνατή η καλύτερη κατανόηση για την απόδοση του μοντέλου. Η μέθοδος αυτή ονομάζεται rolling origin evaluation και είναι ιδιαίτερα χρήσιμη σε περιπτώσεις που οι χρονοσειρές εμφανίζουν κάποια ακραία τιμή ή αλλαγή επιπέδου (outliers ή level shifts) καθώς εξαλείφει την τυχειότητα.

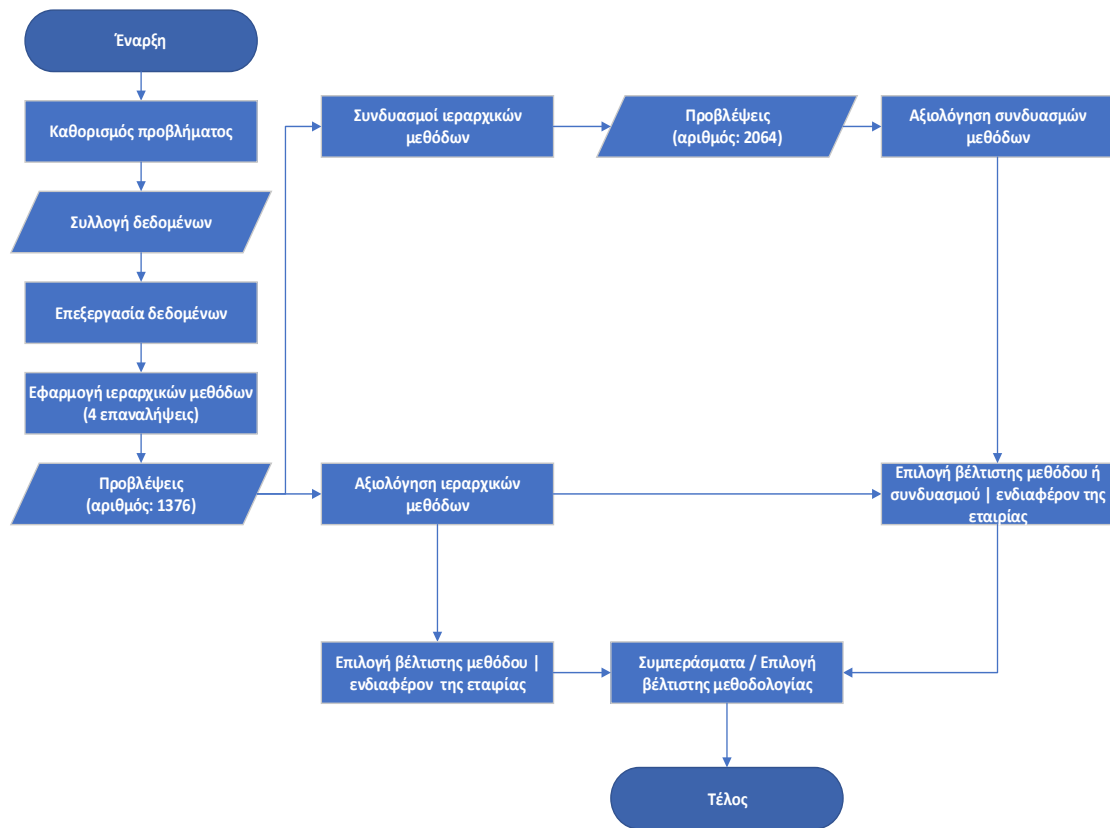
Κεφάλαιο 4: Μεθοδολογία

4.1 Γενικά

Στη συγκεκριμένη εργασία μελετώνται οι προβλέψεις ιεραρχικών χρονοσειρών που αφορούν τα έσοδα μιας ασφαλιστικής εταιρίας. Στο πρώτο μέρος της μελέτης, εφαρμόζονται τρεις διαφορετικές ιεραρχικές προσεγγίσεις πρόβλεψης και αξιολογούνται τα αποτελέσματά τους ως προς την ακρίβεια, έτσι ώστε να βρεθεί το επίπεδο στο οποίο, ανάλογα με το σκοπό που γίνεται η πρόβλεψη, είναι καλύτερο για την εταιρία να παράγονται οι προβλέψεις. Στη συνέχεια, εφόσον έχει ολοκληρωθεί το πρώτο μέρος, γίνεται προσπάθεια για περαιτέρω βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων. Έτσι, στο δεύτερο μέρος της εργασίας, εφαρμόζονται συνδυασμοί των ιεραρχικών μεθόδων πρόβλεψης και πραγματοποιείται αξιολόγηση επί των αποτελεσμάτων που δίνουν. Αυτό που επιχειρείται, ουσιαστικά, είναι η πρόταση μίας νέας λύσης που να βελτιώνει την ακρίβεια των προβλέψεών της.

Τα εργαλεία που χρησιμοποιήθηκαν για τους σκοπούς της εργασίας ήταν: το σύστημα ενδοεπιχειρησιακού σχεδιασμού (Enterprise Resource Planning - ERP) που χρησιμοποιεί η εταιρία, η γλώσσα προγραμματισμού R μέσα από το περιβάλλον προγραμματισμού της R Studio και το πρόγραμμα υπολογιστικών φύλλων Microsoft Excel.

Συνοπτικά, τα βήματα που ακολουθήθηκαν στην εργασία είναι τα εξής που περιγράφονται στο παρακάτω διάγραμμα ροής:



Σχήμα 7: Διάγραμμα ροής μεθοδολογίας

4.2 Καθορισμός του προβλήματος

Το κομμάτι των προβλέψεων είναι πάρα πολύ σημαντικό για την υπό εξέταση εταιρία και λαμβάνει χώρα σε τακτά χρονικά διαστήματα. Η έγκαιρη πρόβλεψη των εσόδων της είναι ένα από τα βασικά θέματα που απασχολούν τόσο το υποκατάστημα της Ελλάδας όσο και τον Όμιλο, στον οποίο και κοινοποιεί τα αποτελέσματα των προβλέψεών της.

Ο χρονικός ορίζοντας της πρόβλεψης διαφέρει κάθε φορά ανάλογα με το σκοπό της πρόβλεψης και το πότε αυτή πραγματοποιείται. Πραγματοποιούνται βραχυπρόθεσμες, μεσοπρόθεσμες και μακροπρόθεσμες προβλέψεις. Μία βασική διαφορά μεταξύ των βραχυπρόθεσμων και των άλλων δύο κατηγοριών πρόβλεψης είναι ότι, συνήθως στις μακροπρόθεσμες και σε κάποιες περιπτώσεις και στις μεσοπρόθεσμες προβλέψεις ορίζεται και κάποιο επίπεδο στόχου το οποίο η εταιρία πρέπει να καλύψει. Από την

άλλη, οι βραχυπρόθεσμες προβλέψεις σχετίζονται αποκλειστικά με την ισχύουσα κατάσταση και την πραγματικά προβλεπόμενη πορεία της. Σε κάθε περίπτωση, τα αποτελέσματα παρακολουθούνται κάθε μήνα και συγκρίνονται με τις προβλεπόμενες τιμές. Στην εργασία αυτή, η μελέτη αφορά αποκλειστικά στις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις και πιο συγκεκριμένα για χρονικό ορίζοντα τριών περιόδων.

Το ενδιαφέρον της εταιρίας βρίσκεται όχι μόνο στο συνολικό ύψος των εσόδων, αλλά και από που ακριβώς προέρχονται τα έσοδα αυτά είτε μιλάμε σε επίπεδο κωδικού προϊόντος είτε εταιρίας είτε μίας γενικότερης κατηγορίας. Όπως περιγράφεται στη συνέχεια του κεφαλαίου πολύ αναλυτικά, δημιουργείται μία ιεραρχική δομή στα δεδομένα της εταιρίας με βάση κάποια κριτήρια. Με την ιεραρχία των δεδομένων, μπορεί να ξέρει ακριβώς τα χαρακτηριστικά που έχει το κάθε επίπεδο και ανάλογα με τον σκοπό για τον οποίο πραγματοποιεί μία πρόβλεψη να δίνει έμφαση στην ακρίβεια του επιπέδου που την ενδιαφέρει περισσότερο ώστε να μπορεί να προσαρμόζει έγκαιρα τις πρακτικές της ειδικά σε θέματα εμπορικής και λειτουργικής φύσεως. Στόχος της εργασίας είναι να βρεθεί εκείνο το επίπεδο της ιεραρχικής δομής, στο οποίο είναι καλύτερο για την εταιρία να παράγονται οι προβλέψεις ανάλογα και με το ποιο είναι το ζητούμενο που την ενδιαφέρει.

4.3 Περιγραφή των χρονοσειρών

Τα δεδομένα όπως ειπώθηκε εξ αρχής έχουν συλλεχθεί από πολυεθνική εταιρία που δραστηριοποιείται στον ασφαλιστικό κλάδο. Οι χρονοσειρές αφορούν τα μηνιαία εγγεγραμμένα ασφάλιστρα της εταιρίας που προέρχονται από τις εκδόσεις των ασφαλιστηρίων συμβολαίων των εταιριών-πελατών της αλλά και από τα προγράμματα που η ίδια εκδίδει απ' ευθείας στους τελικούς κατόχους των συμβολαίων. Επομένως, οι παρατηρήσεις αφορούν σε κωδικούς προγραμμάτων. Οι εκδόσεις αυτές αφορούν την περίοδο: Ιούλιος του 2015 έως Ιούνιο του 2020. Άρα, οι μεγαλύτερου μήκους χρονοσειρές αποτελούνται από εξήντα μηνιαίες παρατηρήσεις, ενώ υπάρχουν και χρονοσειρές μικρότερου μήκους, καθώς μέσα στο διάστημα αυτό που μελετάμε

προστέθηκαν νέοι κωδικοί συμβολαίων είτε από τους υπάρχοντες πελάτες είτε έπειτα από σύναψη συνεργασίας με νέες εταιρίες.

4.4 Επιλογή και επεξεργασία χρονοσειρών

Από όλα τα δεδομένα που συλλέχθηκαν, για τους σκοπούς της συγκεκριμένης εργασίας, επιλέχθηκαν μόνο οι κωδικοί των προγραμμάτων που ήταν ενεργοί έως τον Ιούνιο 2020. Επιπλέον, εξαιρέθηκαν οι χρονοσειρές που αποτελούνταν από λιγότερες από είκοσι τέσσερις μηνιαίες παρατηρήσεις. Αυτό συνέβη, γιατί, όπως εξηγείται και παρακάτω πιο αναλυτικά, οι δώδεκα τελευταίες παρατηρήσεις χρησιμοποιήθηκαν για τη διαδικασία δοκιμής των προβλέψεων. Δεδομένου αυτού αλλά και ότι τα δεδομένα αφορούν σε μηνιαίες παρατηρήσεις, θεωρήθηκε πως η χρονοσειρά θα πρέπει να έχει περιέχει τουλάχιστον ενός έτους παρατηρήσεις.

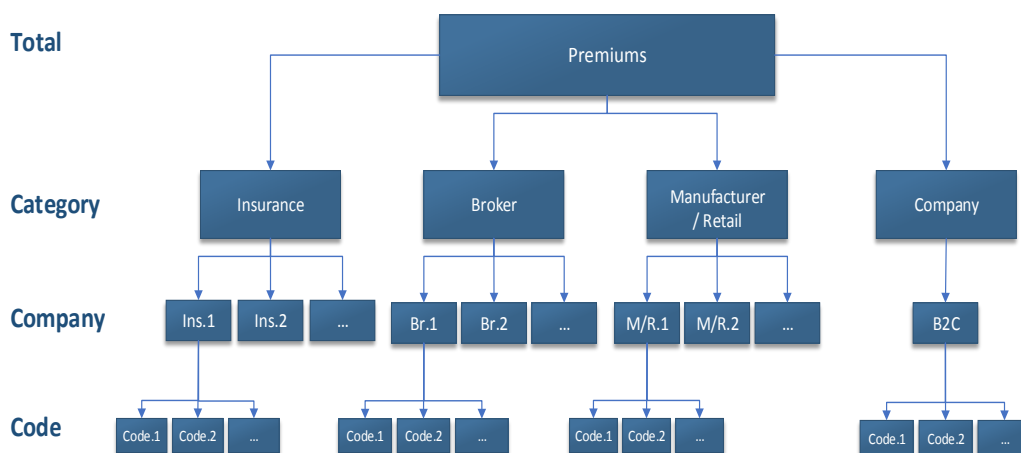
Το σύνολο των ιστορικών δεδομένων όπως ειπώθηκε νωρίτερα αφορά σε χρονοσειρές εσόδων που προκύπτουν από τους κωδικούς προγραμμάτων. Οι κωδικοί αυτοί αφορούν είτε προγράμματα κάποιας εταιρίας-πελάτη είτε τα δικά της. Μία εταιρία μπορεί να έχει περισσότερα από ένα προγράμματα. Επομένως, οι κωδικοί μπορούν να ομαδοποιηθούν ανάλογα με την εταιρία στην οποία ανήκουν. Επιπλέον, στο δεύτερο κεφάλαιο αναφέρθηκε ότι οι εταιρίες-πελάτες της μπορεί να ανήκουν σε διαφορετική κατηγορία ανάλογα με το είδος της εταιρίας. Άρα, όπως μπορεί να γίνει αντιληπτό, δημιουργείται μία ιεραρχία στα δεδομένα με διαφορετικά επίπεδα. Πιο συγκεκριμένα, οι χρονοσειρές που χρησιμοποιήθηκαν κατηγοριοποιούνται σε τέσσερα διαφορετικά επίπεδα συμπεριλαμβανομένης και της πλήρους συναθροισμένης χρονοσειράς. Επομένως, προκύπτουν $K=3$ επίπεδα διαχωρισμού. Η ιεραρχική δομή είναι η εξής:

- 1) Ανά κωδικούς συμβολαίων: Πρόκειται για τα έσοδα που δημιουργούνται από την έκδοση του κάθε ενεργού κωδικού ασφαλιστήριου συμβολαίου. Είναι το τρίτο επίπεδο διαχωρισμού (bottom level) και περιέχει εξήντα μία χρονοσειρές.
- 2) Ανά εταιρία: Περιγράφει το σύνολο των εσόδων από κάθε εταιρία-πελάτη (συμπεριλαμβανομένης και της σειράς που περιέχει το σύνολο των εσόδων των

κωδικών που αφορούν B2C συνεργασίες). Οι κωδικοί συμβολαίων ομαδοποιούνται και συναθροίζονται ανάλογα με την εταιρία στην οποία αντιστοιχούν. Πρόκειται για το δεύτερο επίπεδο διαχωρισμού (middle level 2) και περιέχει είκοσι χρονοσειρές.

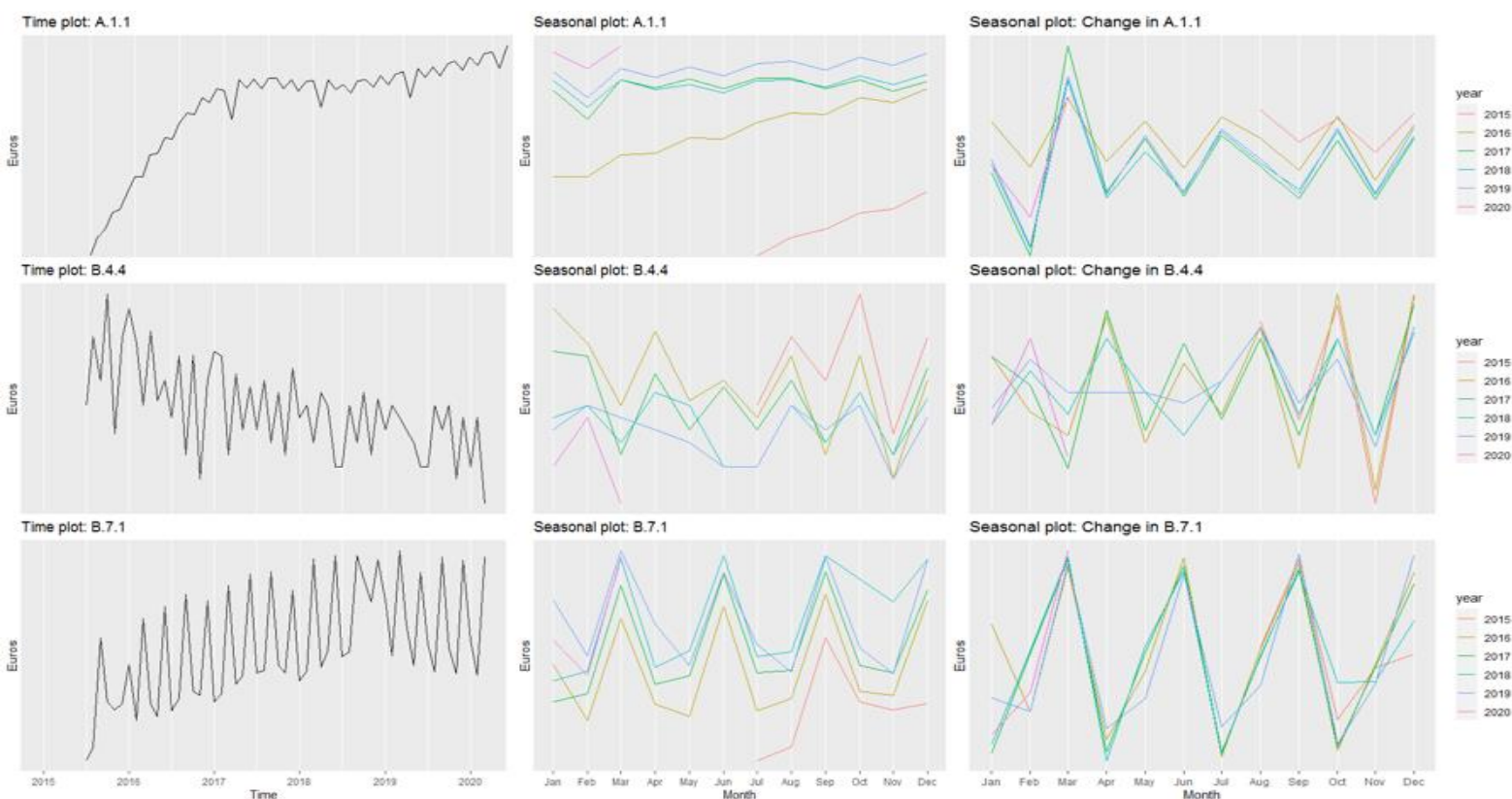
- 3) Ανά κατηγορία: Εδώ οι χρονοσειρές ομαδοποιούνται σε ένα ακόμα ανώτερο επίπεδο ανάλογα με τον αν πρόκειται για ασφαλιστική εταιρία, μεσιτική εταιρία, εταιρία κατασκευής/πώλησης αυτοκινήτου ή την ίδια (μόνο για τα προγράμματα τα οποία προωθεί απευθείας η ίδια σε τελικούς πελάτες). Είναι το πρώτο επίπεδο διαχωρισμού (middle level 1) και περιέχει τέσσερις χρονοσειρές.
- 4) Σύνολο ασφαλιστρών: Η συγκεκριμένη χρονοσειρά είναι το σύνολο όλων των χρονοσειρών ανά επίπεδο. Πρόκειται για το ανώτατο επίπεδο 0 στην ιεραρχία (top level) και συγκεντρώνει το σύνολο των εσόδων της εταιρίας που προκύπτουν από τα ασφαλιστήρια συμβόλαια.

Στο παρακάτω σχήμα απεικονίζονται τα τέσσερα επίπεδα της ιεραρχικής δομής των χρονοσειρών. Στους πίνακες ωστόσο που ακολουθούν στη συνέχεια, γίνεται χρήση διαφορετικών συμβολισμών έτσι ώστε να μην υπάρχει κάποια σύνδεση όσων παρουσιαστούν με τα πραγματικά στοιχεία της εταιρίας.



Σχήμα 8: Ιεραρχική δομή των ιστορικών δεδομένων της εταιρίας

Δεν υπάρχει ένα συγκεκριμένο μοτίβο το οποίο να ακολουθούν τα δεδομένα όλων των χρονοσειρών. Τα ποιοτικά χαρακτηριστικά τους διαφέρουν σε μεγάλο βαθμό μεταξύ τους. Οι πιο έντονες διαφορές μεταξύ των χρονοσειρών εντοπίζονται στο κατώτατο επίπεδο (Κωδικοί) όπου συναντάμε πολλά διαφορετικά μοτίβα. ή μπορεί να μην υπάρχει καν κάποιο σταθερό πρότυπο στα ιστορικά δεδομένα και να χαρακτηρίζονται από μεγάλο βαθμό θορύβου. Επιπλέον, σε κάποιες από τις χρονοσειρές του κατώτατου επιπέδου εμφανίζονται και μηδενικές τιμές ή ακόμα και αρνητικές. Ενδεικτικά, παρακάτω, βλέπουμε τρεις χρονοσειρές του κατώτατου επιπέδου. Στην πρώτη στήλη είναι οι πραγματικές χρονοσειρές, στη μεσαία στήλη φαίνεται το μηνιαίο μοτίβο της κάθε χρονοσειράς ενώ στην τελευταία στήλη είναι η μεταβολή από μήνα σε μήνα. Όπως φαίνεται, η συμπεριφορά των δεδομένων των χρονοσειρών διαφέρει πολύ. Η A.1.1 έχει ανοδική τάση της οποίας ο ρυθμός φθίνει με το χρόνο, η B.4.4 έχει πτωτική τάση και η πορεία της B.7.1 αρχικά είναι ανοδική, σταθεροποιείται σε ένα σημείο και πέφτει ελαφρώς. Επιπλέον, μπορούμε να παρατηρήσουμε εύκολα ότι οι αυξομειώσεις στις τιμές τους ανά μήνα δεν εμφανίζονται ταυτόχρονα και με τον ίδιο τρόπο για όλες. Για παράδειγμα, όλες φαίνεται να έχουν μία άνοδο από Νοέμβριο σε Δεκέμβριο και πτώση από Δεκέμβριο σε Ιανουάριο. Ωστόσο, για τους υπόλοιπους μήνες οι μεταβολές δεν συμβαίνουν για όλες προς την ίδια κατεύθυνση την ίδια χρονική περίοδο.



Σχήμα 9: Παραδείγματα χρονοσειρών του κατώτατου επιπέδου

Όσον αφορά το επίπεδο των εταιριών, κι εκεί είναι έντονες οι διαφορές στη συμπεριφοράς των δεδομένων μεταξύ των χρονοσειρών. Οι περισσότερες εταιρίες δεν έχουν πολύ μεγάλο αριθμό κωδικών. Το μοτίβο της κάθε χρονοσειράς εξαρτάται από το αν υπάρχει κάποια συσχέτιση μεταξύ των χρονοσειρών της στο κατώτερο επίπεδο ή όχι αλλά και από το ύψος των τιμών τους. Για παράδειγμα, μπορεί ένας νέος κωδικός που δημιουργείται να οδηγήσει σε μείωση στις τιμές κάποιου άλλου κωδικού. Ωστόσο, στην περίπτωση αυτή η χρονοσειρά στο επίπεδο «Εταιρία» μπορεί να μην παρουσιάζει κάποια ουσιαστική αλλαγή επιπέδου στις τιμές των δεδομένων. Επίσης, στην περίπτωση που μία εταιρία έχει μόνο έναν κωδικό τότε οι τιμές της ταυτίζονται με τις τιμές του κωδικού της.

4.5 Παραγωγή Προβλέψεων

Οι προβλέψεις έγιναν σε όλες τις χρονοσειρές μέσα στην ιεραρχία. Όλες οι χρονοσειρές από κάθε επίπεδο εισήχθησαν στην R όπου για την παραγωγή των προβλέψεων χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση `ets()` της βιβλιοθήκης `forecast`. Για κάθε ένα από τα τέσσερα ιεραρχικά επίπεδα προέκυψαν προβλέψεις βάσει των τριών προσεγγίσεων, `bottom-up`, `top-down` και `middle-out` η οποία εφαρμόστηκε δύο φορές, μία για κάθε ενδιάμεσο επίπεδο της ιεραρχίας. Η διαδικασία αυτή έγινε πραγματοποιήθηκε τέσσερις φορές για λόγους αξιολόγησης των προβλεπτικών μεθόδων όπως περιγράφεται στη συνέχεια. Άρα, για ογδόντα έξι χρονοσειρές της ιεραρχίας και για τέσσερις διαφορετικές χρονικές στιγμές προέκυψαν προβλέψεις από τέσσερις διαφορετικές ιεραρχικές προσεγγίσεις. Επομένως, ο συνολικός αριθμός των τελικών προβλέψεων είναι 1376.

4.5.1 Εφαρμογή μεθόδου `bottom-up`

Η πρόβλεψη πραγματοποιήθηκε για όλες τις χρονοσειρές του κατώτατου επιπέδου της ιεραρχίας δηλαδή τα έσοδα ανά κωδικό. Έπειτα, έγινε συνάθροιση προς τα ανώτερα επίπεδα με τον ίδιο τρόπο που έγινε και η συνάθροιση στα ιστορικά δεδομένα, προκειμένου να γίνει λήψη των προβλέψεων στα τρία ανώτερα επίπεδα.

4.5.2 Εφαρμογή μεθόδου `top-down`

Η πρόβλεψη έγινε στη χρονοσειρά που βρίσκεται στην κορυφή της πυραμίδας και αποτελεί τη συνάθροιση όλων των χρονοσειρών ανά επίπεδο. Έπειτα έγινε αποσύνθεση αυτών προς τα κατώτερα επίπεδα για να παραχθούν οι αντίστοιχες προβλέψεις. Για την απόδοση βαρών στις χρονοσειρές των κατώτερων επιπέδων επιλέχθηκε η μέθοδος αναλογίας ιστορικών μέσων για το τελευταίο έτος.

4.5.3 Εφαρμογή μεθόδου middle-out

Οι προβλέψεις πραγματοποιήθηκαν στα δύο ενδιάμεσα επίπεδα (πρώτο και δεύτερο επίπεδο διαχωρισμού) και η λήψη των προβλέψεων στα άλλα επίπεδα έγινε με τον τρόπο που αναφέρθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο. Για την αποσύνθεση προς τα κάτω επίπεδα, όπως και στην top-down, έτσι κι εδώ χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος αναλογίας ιστορικών μέσων για το τελευταίο έτος.

4.5.4 Συνδυασμός μεθόδων

Για τους συνδυασμούς μεθόδων χρησιμοποιήθηκαν όλα τα πιθανά ζεύγη των παραπάνω προσεγγίσεων. Ο συνδυασμός έγινε με την εφαρμογή ενός μέσου όρου των παραγόμενων προβλέψεων με ίσα βάρη.

4.6 Μεθοδολογία Αξιολόγησης

Προκειμένου να μετρηθεί η απόδοση της πρόβλεψης για κάθε μία από τις ιεραρχικές προσεγγίσεις χρησιμοποιείται ως κριτήριο η out-of-sample αξιολόγηση. Επιπλέον, εφαρμόζεται η τεχνική rolling origin evaluation. Αρχικά, από όλο το δείγμα των διαθέσιμων μηνιαίων παρατηρήσεων επιλέγονται $n-12$ παρατηρήσεις από κάθε χρονοσειρά και σε κάθε επίπεδο, ως φανερός. Επομένως, οι τελευταίες δώδεκα παρατηρήσεις (περίοδος: Ιούλιος 2019-Ιούνιος 2020) θεωρούνται άγνωστες προς το παρόν. Έπειτα, για χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης τριών περιόδων παράγονται οι προβλέψεις και με τις τέσσερις ιεραρχικές προσεγγίσεις για όλα τα επίπεδα. Ο στατιστικός δείκτης που επιλέγεται για την αξιολόγηση της κάθε μεθόδου για τις χρονοσειρές σε κάθε επίπεδο είναι το μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα (MAE). Στη συνέχεια, φανερώνονται οι επόμενες τρεις παρατηρήσεις για όλες τις χρονοσειρές κάθε επιπέδου και επαναλαμβάνεται η ίδια διαδικασία, πάντα με σταθερό χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης. Συνολικά, η δοκιμή των μεθόδων πρόβλεψης με τον τρόπο που περιγράφεται, πραγματοποιείται τέσσερις φορές, μία στο τέλος κάθε τριμήνου. Άρα, γίνεται κύλιση για ένα χρόνο προκειμένου να υπάρχει μία αντιπροσωπευτική εικόνα για το πώς αποδίδει η κάθε μέθοδος για κάθε επίπεδο σε

Αξιολόγηση ιεραρχικών μεθόδων για την πρόβλεψη των εσόδων ασφαλιστικών εταιριών

πραγματικές συνθήκες επί ένα έτος. Εφόσον έχει υπολογιστεί το MAE από τις προβλέψεις όλων των χρονοσειρών στην ιεραρχία, και για τις τέσσερις διαφορετικές χρονικές στιγμές που έγιναν υπολογίζεται ο μέσος όρος του σφάλματος της κάθε προσέγγισης για κάθε χρονοσειρά, αντίστοιχα.

Κεφάλαιο 5: Παρουσίαση Αποτελεσμάτων

5.1 Αποτελέσματα μεμονωμένων ιεραρχικών μεθόδων πρόβλεψης

Παρακάτω, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του πρώτου μέρους του πειράματος που βασίζονται στις τιμές του MAsE όπως προέκυψαν από τις προβλέψεις των τεσσάρων προσεγγίσεων που εξετάστηκαν στην παρούσα εργασία. Για τις ιεραρχικές προσεγγίσεις χρησιμοποιούνται οι εξής συμβολισμοί:

Συμβολισμός	Μέθοδος
TD	Top-down
MO 1	Middle-out 1
MO 2	Middle-out 2
BU	Bottom-up

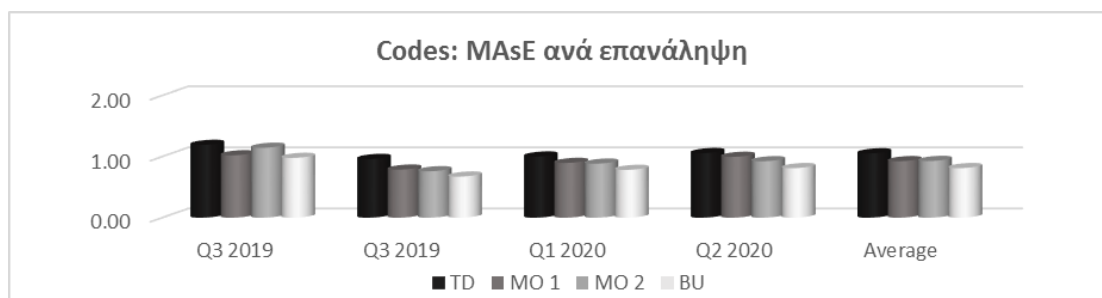
Πίνακας 3: Προσεγγίσεις ιεραρχικής πρόβλεψης

Επίπεδο 3: «Κωδικοί»

MAsE Level 3: Codes	Q3 2019	Q4 2019	Q1 2020	Q2 2020	Average
TD	1.192	0.961	1.002	1.058	1.053
MO 1	1.021	0.787	0.897	0.997	0.925
MO 2	1.145	0.761	0.885	0.925	0.929
BU	0.979	0.673	0.783	0.812	0.812

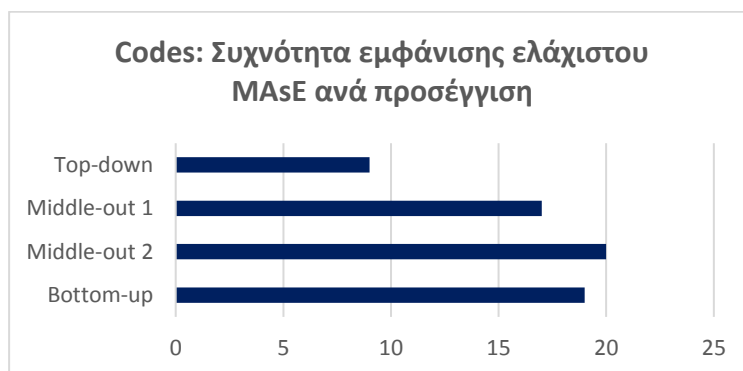
Πίνακας 4: Αποτελέσματα μέσου απόλυτου κανονικοποιημένου σφάλματος (MAsE) των τεσσάρων προσεγγίσεων για το επίπεδο 3

Στο συγκεκριμένο επίπεδο η προσέγγιση bottom-up κατά μέσο όρο είχε το μικρότερο σφάλμα το οποίο ισούται με 0,812 . Ακολουθούν οι μέθοδοι middle-out 1, middle-out 2 ενώ το μεγαλύτερο σφάλμα έδωσε η top-down με τιμή 1,053. Παρακάτω, βρίσκεται και η αντίστοιχη απεικόνιση σχηματικά.



Σχήμα 10: Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα (MAsE) ανά επανάληψη για το επίπεδο 3

Παρόλα αυτά, όπως φαίνεται και στο Σχήμα 11, οι προβλέψεις των τριών επιπέδων διαχωρισμού έχουν παρόμοια συχνότητα εμφάνισης ελάχιστου MAsE. Ωστόσο, όπως είναι εύκολα κατανοητό οι δύο εφαρμογές middle-out δίνουν μεγαλύτερες τιμές σφάλματος συνολικά σε σχέση με τα σφάλματα που δίνει η προσέγγιση bottom-up. Η top-down προβλεπτικά δεν είχε τόσο καλή απόδοση όπως επίσης εμφανές ενώ οι χρονοσειρές στις οποίες απέδωσε χαμηλότερο σφάλμα σε σχέση με τις άλλες τρεις προσεγγίσεις ήταν αρκετά θορυβώδεις.



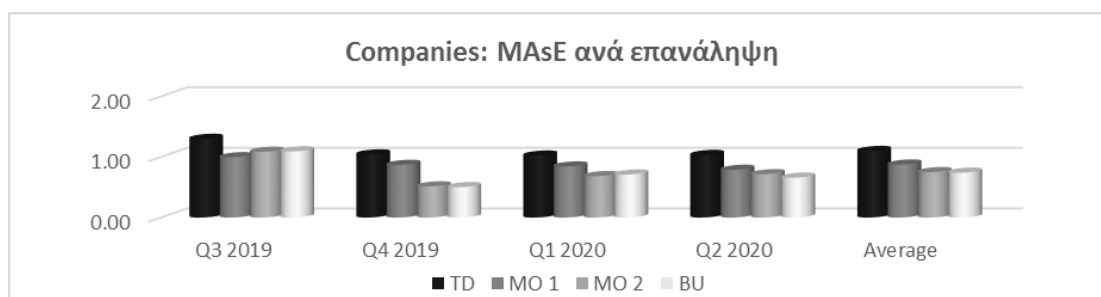
Σχήμα 11: Συχνότητα εμφάνισης ελάχιστου MAsE ανά προσέγγιση για το επίπεδο 3

Επίπεδο 2: «Εταιρίες»

MAsE Level 2: Companies	Q3 2019	Q4 2019	Q1 2020	Q2 2020	Average
TD	1.300	1.043	1.024	1.034	1.100
MO 1	0.997	0.870	0.844	0.789	0.875
MO 2	1.086	0.515	0.684	0.715	0.750
BU	1.093	0.503	0.710	0.659	0.741

Πίνακας 5: Αποτελέσματα μέσου απόλυτου κανονικοποιημένου σφάλματος (MAsE) των τεσσάρων προσεγγίσεων για το επίπεδο 2

Η bottom-up προσέγγιση κι εδώ απέδωσε μικρότερο σφάλμα όπως φαίνεται παραπάνω ενώ κοντινή απόδοση είχε και η προσέγγιση της middle-out 2, δηλαδή των προβλέψεων που πραγματοποιήθηκαν στις συναθροισμένες χρονοσειρές του επιπέδου αυτού. Ακολουθεί προσέγγιση middle-out 1, ενώ κι εδώ η λιγότερο σημαντική προσέγγιση προβλεπτικά είναι η top-down η οποία έχει την υψηλότερη τιμή σφάλματος.



Σχήμα 12: Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα (MAsE) ανά επανάληψη για το επίπεδο 2

Παρόλο που η bottom-up είχε το ελάχιστο σφάλμα η συχνότητα εμφάνισης ελάχιστου σφάλματος από τις προσεγγίσεις middle-out ήταν περισσότερες. Συνολικά, όμως, οι τιμές που λάμβανε το MAsE ήταν σε χαμηλότερο επίπεδο από ότι με τις άλλες προσεγγίσεις. Η top-down συνολικά είχε τη χαμηλότερη απόδοση δίνοντας τα υψηλότερα σφάλματα.



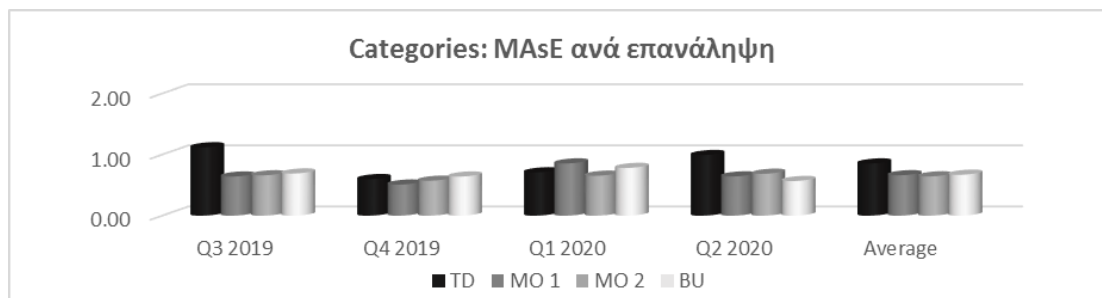
Σχήμα 13: Συχνότητα εμφάνισης ελάχιστου MAsE ανά προσέγγιση για το επίπεδο 2

Επίπεδο 1: «Κατηγορίες»

MAsE Level 1: Categories	Q3 2019	Q4 2019	Q1 2020	Q2 2020	Average
TD	1.119	0.599	0.710	0.993	0.855
MO 1	0.641	0.509	0.856	0.643	0.662
MO 2	0.661	0.572	0.654	0.686	0.643
BU	0.691	0.641	0.782	0.568	0.670

Πίνακας 6: Αποτελέσματα μέσου απόλυτου κανονικοποιημένου σφάλματος (MAsE) των τεσσάρων προσεγγίσεων για το επίπεδο 1

Στις «Κατηγορίες» φαίνεται πως οι προβλέψεις στις χρονοσειρές που είναι στα τρία επίπεδα διαχωρισμού, κατά μέσο όρο, αποδίδουν καλύτερα με την προσέγγιση middle-out 2 να έχει την καλύτερη απόδοση. Η top-down, από την άλλη πλευρά, εμφανίζει τα υψηλότερο MAsE και μάλιστα αρκετά πιο πάνω σε σχέση με τις άλλες τρεις προσεγγίσεις.



Σχήμα 14: Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα (MAE) ανά επανάληψη για το επίπεδο 1

Παρακάτω, φαίνεται η συχνότητα εμφάνισης ελάχιστης τιμής σφάλματος. Οι δύο προσεγγίσεις έχουν την ίδια συχνότητα, ωστόσο, η middle-out 2 έχει κατά μέσο όρο μικρότερο σφάλμα στο σύνολο των χρονοσειρών του επιπέδου.



Σχήμα 15: Συχνότητα εμφάνισης ελάχιστου MAE ανά προσέγγιση για το επίπεδο 1

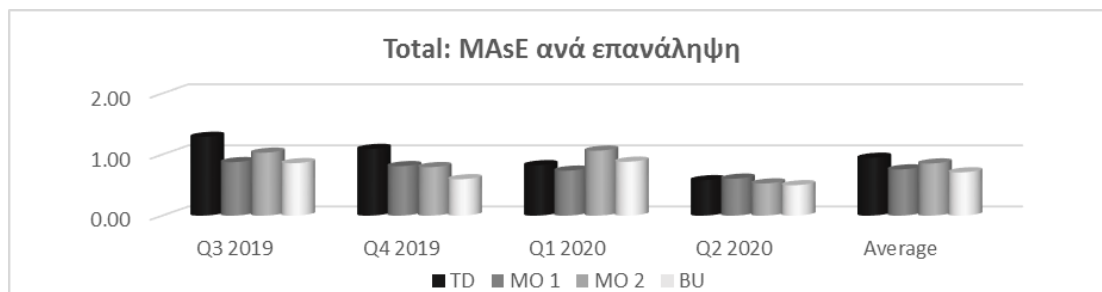
Επίπεδο 0: «Σύνολο»

MAE Level 0: Total	Q3 2019	Q4 2019	Q1 2020	Q2 2020	Average
TD	1.291	1.093	0.827	0.581	0.948
MO 1	0.876	0.811	0.737	0.606	0.758
MO 2	1.031	0.795	1.065	0.528	0.855
BU	0.860	0.597	0.883	0.499	0.710

Πίνακας 7: Αποτελέσματα μέσου απόλυτου κανονικοποιημένου σφάλματος (MAE) των τεσσάρων προσεγγίσεων για το επίπεδο 0

Αξιολόγηση ιεραρχικών μεθόδων για την πρόβλεψη των εσόδων ασφαλιστικών εταιριών

Η προσέγγιση bottom-up και στα συνολικά έσοδα λειτουργεί καλύτερα προβλεπτικά ενώ μεγαλύτερη τιμή σφάλματος προκύπτει από την πρόβλεψη της συναθροισμένης χρονοσειράς.



Σχήμα 16: Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα (MAsE) ανά επανάληψη για το επίπεδο 0

Συγκεντρώνοντας, τις τιμές του σφάλματος από τους πίνακες, παραπάνω, μπορούμε να κάνουμε την εξής κατάταξη που παρουσιάζεται στον επόμενο πίνακα, με βάση την ιεραρχική προσέγγιση που αποδίδει καλύτερα σε κάθε επίπεδο της ιεραρχίας:

Level 0 Total		Level 1 Categories		Level 2 Companies		Level 3 Codes	
BU	0.710	MO 2	0.643	BU	0.741	BU	0.812
MO 1	0.758	MO 1	0.662	MO 2	0.750	MO 1	0.925
MO 2	0.855	BU	0.670	MO 1	0.875	MO 2	0.929
TD	0.948	TD	0.855	TD	1.100	TD	1.053

Πίνακας 8: Κατάταξη των προσεγγίσεων ανάλογα με την απόδοσή τους ανά επίπεδο

Παρατηρούμε, ότι τα χαμηλότερα ιεραρχικά επίπεδα, προβλεπτικά είναι πιο σημαντικά δεδομένου ότι οι προβλέψεις που χτίζονται στους «Κωδικούς» και τις «Εταιρίες» εμφανίζουν μικρότερη τιμή στο σφάλμα και επομένως μεγαλύτερη ακρίβεια σε σύγκριση με τις προβλέψεις που παράγονται στα ανώτερα ιεραρχικά επίπεδα.

5.2 Αποτελέσματα συνδυασμών ιεραρχικών μεθόδων πρόβλεψης

Έχοντας πλέον ολοκληρώσει τις προβλέψεις και στα τέσσερα επίπεδα εφαρμόζοντας τις τέσσερις προσεγγίσεις, σαν επόμενο βήμα και έχοντας ως βάση προηγούμενες μελέτες που το υποστηρίζουν, δοκιμάστηκαν κάποιοι συνδυασμοί των μεθόδων αυτών στην προσπάθεια να μειωθεί η τιμή του σφάλματος. Οι συνδυασμοί έγιναν κατά ζεύγη και οι νέες τελικές προβλέψεις προέκυψαν από τον απλό μέσο όρο των προβλεπόμενων τιμών της κάθε μεθόδου του κάθε ζεύγους για συγκεκριμένη χρονική στιγμή του χρονικού ορίζοντα πρόβλεψης. Δεδομένου ότι οι προσεγγίσεις είναι τέσσερις οι συνδυασμοί που μπορούν να προκύψουν είναι οι εξής έξι:

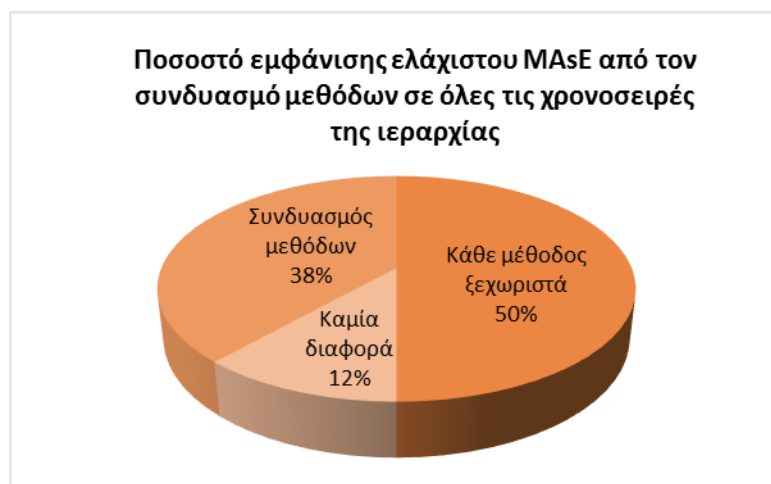
Συμβολισμός	Ζεύγη μεθόδων
TD - MO 1	Top-down - Middle-out 1
TD - MO 2	Top-down - Middle-out 2
TD - BU	Top-down - Bottom-up
MO 1 -MO 2	Middle-out 1 - Middle-out 2
MO 1 -BU	Middle-out 1 - Bottom-up
MO 2 -BU	Middle-out 2 - Bottom-up

Πίνακας 9: Συνδυασμοί Προσεγγίσεων Ιεραρχικής Πρόβλεψης

Η αξιολόγηση έγινε πάλι με κριτήριο το στατιστικό δείκτη MAsE και την εφαρμογή της τεχνικής rolling origin evaluation. Επομένως, συνολικά προκύπτουν 2064 νέες τελικές προβλέψεις. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της διαδικασίας αυτής.

Γενικά

Κοιτώντας, μεμονωμένα, τα αποτελέσματα για τις ογδόντα έξι χρονοσειρές της ιεραρχίας, παρατηρείται ότι ο συνδυασμός των προσεγγίσεων βελτίωσε την ακρίβεια των προβλέψεων για τις τριάντα τρεις, ενώ, σε δέκα χρονοσειρές έδωσε το ίδιο σφάλμα με κάποια προσέγγιση που εφαρμόστηκε μεμονωμένα.



Σχήμα 17: Ποσοστό εμφάνισης ελάχιστου MASe από τον συνδυασμό μεθόδων σε όλες τις χρονοσειρές της ιεραρχίας

Ακόμα, παρατηρήθηκε πως εκτός από τους συνδυασμούς που κατέληγαν να δίνουν το βέλτιστο αποτέλεσμα, γενικά οι συνδυασμοί των προσεγγίσεων εμφάνισαν τιμές MASe που ήταν σε χαμηλότερο επίπεδο από ότι έδιναν οι προσεγγίσεις ξεχωριστά. Τα αποτελέσματα της κάθε προσέγγισης και κάθε ζεύγους μεθόδων για κάθε χρονοσειρά από κάθε επίπεδο της ιεραρχίας βρίσκονται αναλυτικά στο Παράρτημα.

Κάτι επιπλέον που παρατηρήθηκε είναι ότι από τους συνδυασμούς αυτούς που εμφάνιζαν τα χαμηλότερα σφάλματα κάποιοι προέρχονταν από το συνδυασμό προσεγγίσεων, οι οποίες μεμονωμένα είχαν χειρότερη απόδοση έναντι κάποιων άλλων μεθόδων. Για κάποιες χρονοσειρές, μάλιστα, την καλύτερη απόδοση προβλεπτικά την έδινε ο συνδυασμός των δύο προσεγγίσεων που από μόνες τους είχαν τα μεγαλύτερα σφάλματα πρόβλεψης. Άρα, ακόμα και αν κάποιες προσεγγίσεις μεμονωμένα δεν λειτουργούν τόσο καλά προβλεπτικά σε σχέση με άλλες προσεγγίσεις, συνδυαστικά μπορεί να δώσουν μεγαλύτερη ακρίβεια. Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται οι χρονοσειρές αυτές:

Χρονοσειρά	Βέλτιστη Προσέγγιση	→ Βέλτιστος Συνδυασμός
A.2.1	TD	MO 2-BU
A.3.1	MO 2	MO 1-BU
B.3.4	MO 1	TD-MO 2
B.3.5	MO 2	MO 1-BU
B.3.17	MO 1	MO 2-BU
B.5.1	MO 1	TD-BU
B.5.2	MO 2	TD-BU
B.8.1	MO 2	MO 1-BU
A.3	MO 1	TD-BU

Πίνακας 10: Χρονοσειρές όπου η καλύτερη απόδοση προκύπτει από το συνδυασμό προσεγγίσεων που μεμονωμένα δίνουν μεγάλα σφάλματα συγκριτικά με άλλες προσεγγίσεις

Επίπεδο 3: «Κωδικοί»

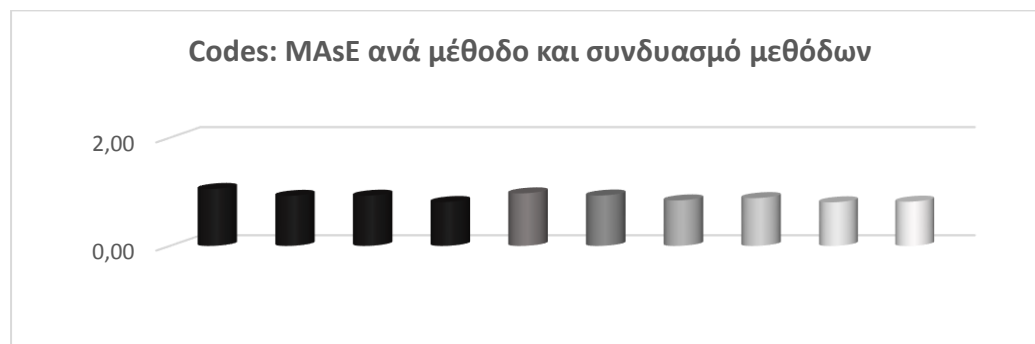
MAsE Level 3: Codes	Q3 2019	Q4 2019	Q1 2020	Q2 2020	Average
TD	1.058	1.002	0.961	1.192	1.053
MO 1	0.997	0.897	0.787	1.021	0.925
MO 2	0.925	0.885	0.761	1.145	0.929
BU	0.812	0.783	0.673	0.979	0.812
TD - MO 1	0.999	0.935	0.864	1.088	0.971
TD - MO 2	0.930	0.859	0.834	1.100	0.931
TD – BU	0.884	0.804	0.719	0.958	0.841
MO 1 - MO 2	0.906	0.833	0.744	1.052	0.884
MO 1 – BU	0.857	0.769	0.664	0.932	0.806
MO 2 – BU	0.814	0.803	0.642	1.011	0.818

Πίνακας 11: Αποτελέσματα μέσου απόλυτου κανονικοποιημένου σφάλματος (MAsE) των τεσσάρων προσεγγίσεων και των συνδυασμών αυτών για το επίπεδο 3

Στο αναλυτικό επίπεδο το ελάχιστο MAsE προήλθε από το συνδυασμό MO 1-BU με τιμή 0,806 (έναντι 0,812 που είχε η bottom-up). Επιπλέον, κάτι που είναι εύκολο να δούμε είναι ότι, γενικά, οι τιμές των σφαλμάτων από τους συνδυασμούς των μεθόδων

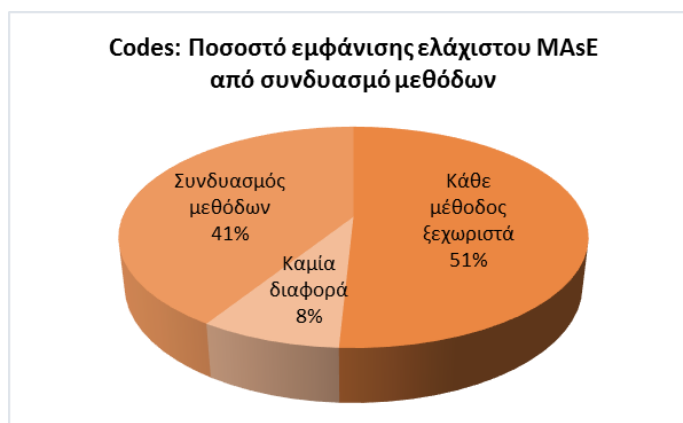
Αξιολόγηση ιεραρχικών μεθόδων για την πρόβλεψη των εσόδων ασφαλιστικών εταιριών

κινούνται σε χαμηλότερο επίπεδο σε σχέση με τα σφάλματα από την εφαρμογή της κάθε μεθόδου ξεχωριστά.



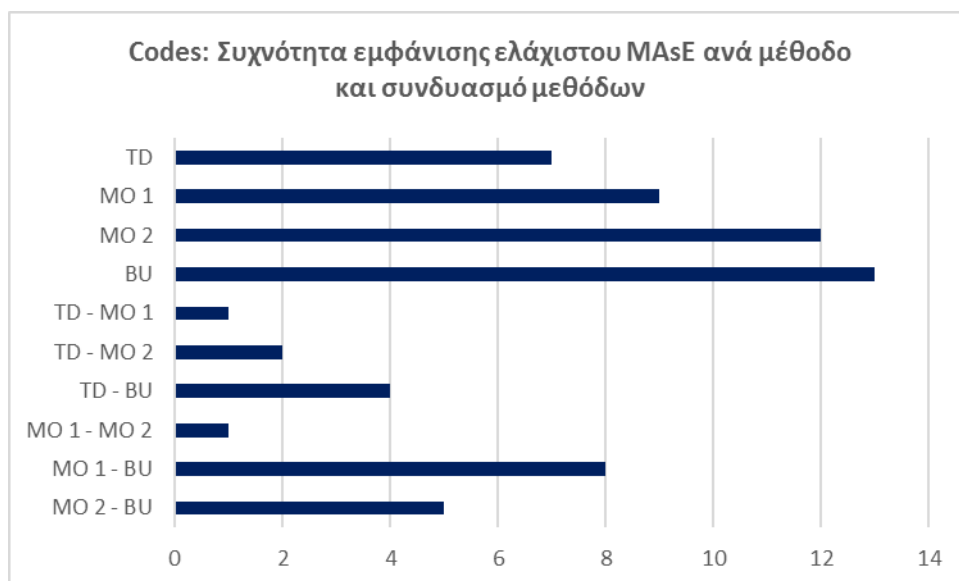
Σχήμα 18: Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα (MASe) ανά μέθοδο και συνδυασμό μεθόδων για το επίπεδο 3

Πιο συγκεκριμένα, για το 41% των χρονοσειρών του κατώτατου επιπέδου με το συνδυασμό μεθόδων βελτιώνεται η ακρίβεια στις προβλέψεις ενώ για ποσοστό 8% έχουμε την ίδια ακρίβεια με την εφαρμογή μιας ιεραρχικής προσέγγισης.



Σχήμα 19: Ποσοστό εμφάνισης ελάχιστου MASe από το συνδυασμό μεθόδων για το επίπεδο 3

Στο επόμενο σχήμα φαίνεται η εμφάνιση ελάχιστου MASe ανά μέθοδο και συνδυασμό μεθόδων ξεχωριστά.



Σχήμα 20: Συχνότητα εμφάνισης ελάχιστου MAsE ανά μέθοδο και συνδυασμό μεθόδων για το επίπεδο 3

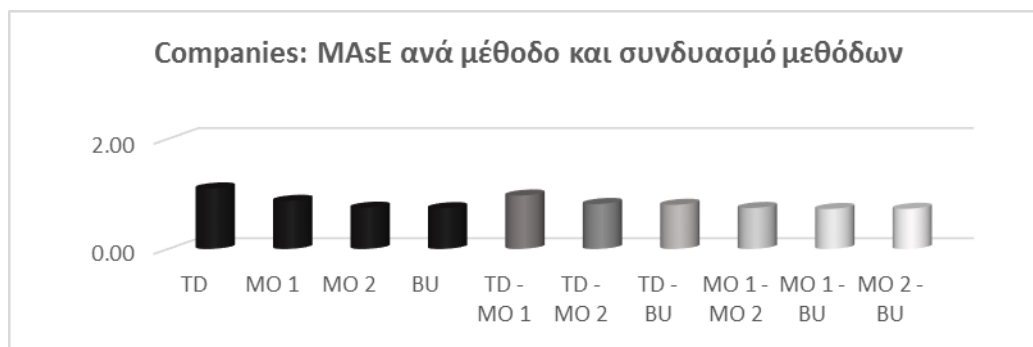
Όπως φαίνεται οι ιεραρχικές προσεγγίσεις συνεχίζουν να έχουν μεγάλη συχνότητα εμφάνισης ελάχιστου σφάλματος. Παρόλα αυτά, όπως δείχνει ο Πίνακας 11, ο συνδυασμός MO 1-BU έχει συνολικά την καλύτερη απόδοση, ενώ, και οι συνδυασμοί MO 2-BU, TD-BU, MO 1-MO 2 έχουν καλύτερα αποτελέσματα από τις προσεγγίσεις middle-out που ακολουθούσαν μετά την bottom-up. Τέλος, όλοι οι συνδυασμοί αποδίδουν καλύτερα από την προσέγγιση top-down.

Επίπεδο 2: «Εταιρίες»

MAsE Level 2: Companies	Q3 2019	Q4 2019	Q1 2020	Q2 2020	Average
TD	1.300	1.043	1.024	1.034	1.100
MO 1	0.997	0.870	0.844	0.789	0.875
MO 2	1.086	0.515	0.684	0.715	0.750
BU	1.093	0.503	0.710	0.659	0.741
TD - MO 1	1.131	0.948	0.920	0.886	0.971
TD - MO 2	1.068	0.734	0.698	0.769	0.817
TD – BU	1.055	0.690	0.699	0.765	0.802
MO 1 - MO 2	0.982	0.655	0.651	0.692	0.745
MO 1 – BU	0.982	0.617	0.644	0.663	0.727
MO 2 – BU	1.082	0.466	0.691	0.680	0.730

Πίνακας 12: Αποτελέσματα μέσου απόλυτου κανονικοποιημένου σφάλματος (MAsE) των τεσσάρων προσεγγίσεων και των συνδυασμών αυτών για το επίπεδο 2

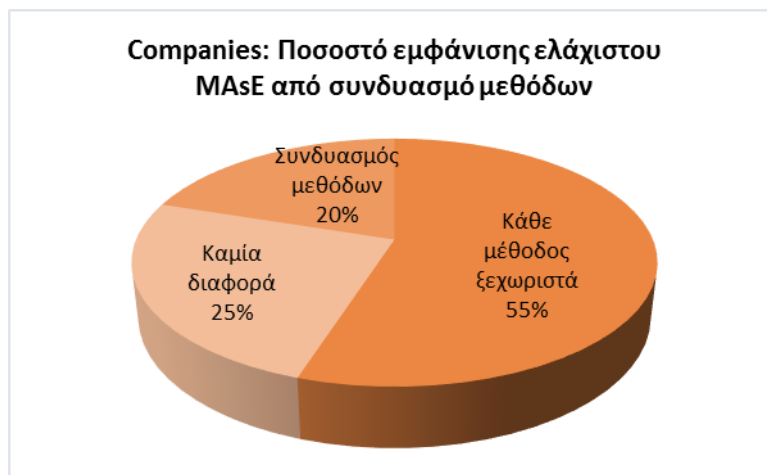
Και σε αυτό το επίπεδο το χαμηλότερο σφάλμα το βρίσκουμε στο συνδυασμό MO 1-BU με τιμή 0,727. Πάλι, μπορούμε να δούμε πως συνολικά κάποιιοι συνδυασμοί μεθόδων προβλεπτικά αποδίδουν καλύτερα από ότι κάποιες από τις τέσσερις προσεγγίσεις.



Σχήμα 21: Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα (MAsE) ανά μέθοδο και συνδυασμό μεθόδων για το επίπεδο 2

Αξιολόγηση ιεραρχικών μεθόδων για την πρόβλεψη των εσόδων ασφαλιστικών εταιριών

Για το 20% των χρονοσειρών του συγκεκριμένου επιπέδου η εφαρμογή κάποιου συνδυασμού είχε ως αποτέλεσμα ένα μικρότερο σφάλμα από ότι μία προσέγγιση μεμονωμένα που έδινε προηγουμένως ενώ για ένα 25% δεν υπήρχε διαφορά.



Σχήμα 22: Ποσοστό εμφάνισης ελάχιστου MAsE από το συνδυασμό μεθόδων για το επίπεδο 2

Όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα, παρόλο που το χαμηλότερο MAsE εξακολουθούν να το εμφανίζουν οι απλές προσεγγίσεις σε μεγαλύτερη συχνότητα, στο σύνολο των χρονοσειρών του επιπέδου αυτού κάποιοι συνδυασμοί κρατούν χαμηλότερες τις τιμές σφάλματος.



Σχήμα 23: Συχνότητα εμφάνισης ελάχιστου MASe ανά μέθοδο και συνδυασμό μεθόδων για το επίπεδο 2

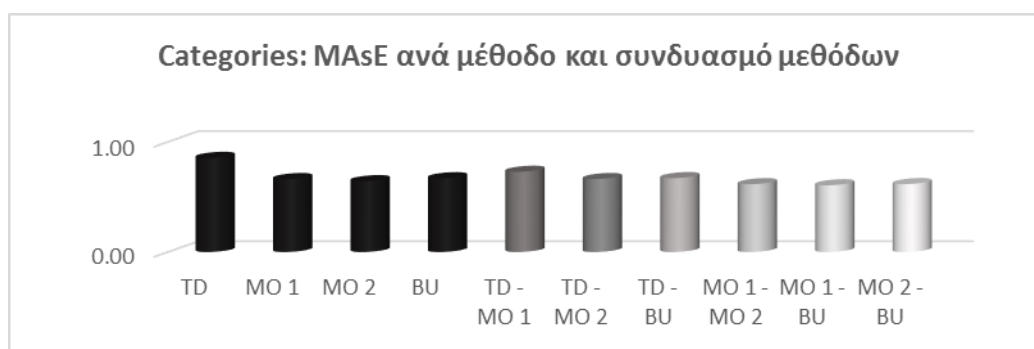
Επιστρέφοντας ξανά στον πίνακα αποτελεσμάτων για το επίπεδο αυτό, βλέπουμε ότι μετά το συνδυασμό MO 1-BU και συνδυασμός MO 2-BU δίνει ελαφρώς χαμηλότερο σφάλμα από την bottom-up που είναι η βέλτιστη από τις τέσσερις προσεγγίσεις. Ο συνδυασμός των middle-out μεθόδων αποδίδει καλύτερα από την middle-out 2 ενώ καλύτερες από την middle-out 1 προβλεπτικά προκύπτουν οι TD-BU και TD-MO 2. Τέλος, όλοι οι συνδυασμοί έχουν καλύτερη απόδοση από την προσέγγιση top-down.

Επίπεδο 1: «Κατηγορίες»

MAsE Level 1: Categories	Q3 2019	Q4 2019	Q1 2020	Q2 2020	Average
TD	1.119	0.599	0.710	0.993	0.855
MO 1	0.641	0.509	0.856	0.643	0.662
MO 2	0.661	0.572	0.654	0.686	0.643
BU	0.691	0.641	0.782	0.568	0.670
TD - MO 1	0.859	0.514	0.775	0.768	0.729
TD - MO 2	0.818	0.552	0.611	0.671	0.663
TD - BU	0.757	0.501	0.684	0.741	0.671
MO 1 - MO 2	0.643	0.498	0.712	0.609	0.616
MO 1 - BU	0.626	0.465	0.766	0.567	0.606
MO 2 - BU	0.643	0.544	0.705	0.575	0.617

Πίνακας 13: Αποτελέσματα μέσου απόλυτου κανονικοποιημένου σφάλματος (MAsE) των τεσσάρων προσεγγίσεων και των συνδυασμών αυτών για το επίπεδο 1

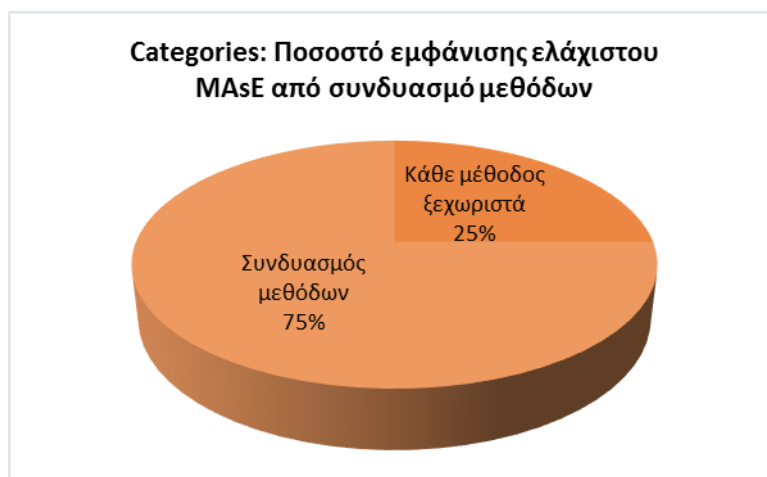
Παρατηρείται και στο συγκεκριμένο επίπεδο, όπως και στα προηγούμενα, πως η βέλτιστη προσέγγιση είναι ο συνδυασμός της middle-out μεθόδου στο επίπεδο 1 και της μεθόδου bottom-up. Όπως είναι φανερό, οι τιμές του δείκτη MAsE με την εφαρμογή των συνδυασμών των προσεγγίσεων είναι χαμηλότερες σε σχέση με κάποιες από τις τέσσερις βασικές μεθόδους που σημαίνει ότι προβλεπτικά λειτουργούν καλύτερα.



Σχήμα 24: Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα (MAsE) ανά μέθοδο και συνδυασμό μεθόδων για το επίπεδο 1

Αξιολόγηση ιεραρχικών μεθόδων για την πρόβλεψη των εσόδων ασφαλιστικών εταιριών

Επιπλέον, από τις τέσσερις χρονοσειρές του επιπέδου αυτού στις τρεις η εφαρμογή κάποιου από τους συνδυασμούς των προσεγγίσεων βελτίωσε την ακρίβεια της πρόβλεψης, όπως δείχνει και το παρακάτω σχήμα.



Σχήμα 25: Ποσοστό εμφάνισης ελάχιστου MAsE από το συνδυασμό μεθόδων για το επίπεδο 1

Ο συνδυασμός MO 1-BU δεν εμφάνισε σε όλες τις χρονοσειρές ελάχιστο σφάλμα. Παρόλα αυτά, συνολικά στο επίπεδο αυτό διατήρησε χαμηλότερο μέση τιμή σφάλματος σε σχέση με τις άλλες προσεγγίσεις. Στον πίνακα παρακάτω φαίνονται οι προσεγγίσεις που είχαν ελάχιστο MAsE στο επίπεδο «Κατηγορίες»:

Προσέγγιση	Αριθμός χρονοσειρών εμφάνισης ελάχιστου MAsE
MO 2	1
TD - MO 1	1
TD - MO 2	1
MO 1 – BU	2

Πίνακας 14: Συχνότητα εμφάνισης ελάχιστου MAsE ανά μέθοδο και συνδυασμό μεθόδων για το επίπεδο 1

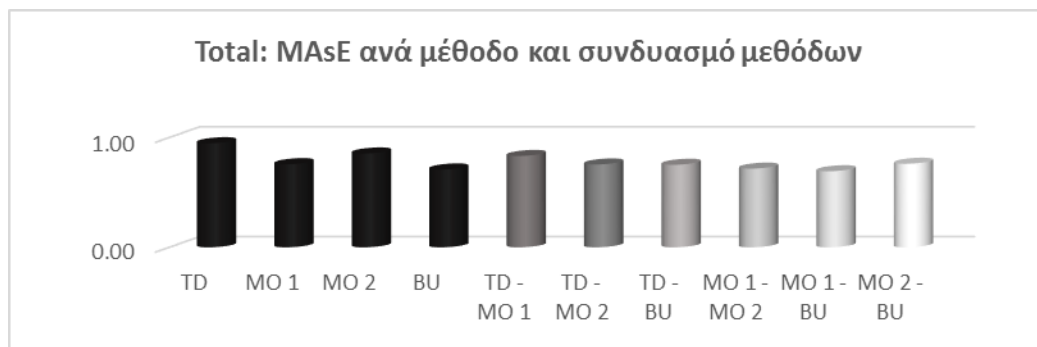
Μετά την MO 1-BU, την επόμενη καλύτερη απόδοση έχουν οι συνδυασμοί MO 1- MO 2 και MO 2-BU οι οποίοι λειτουργούν καλύτερα προβλεπτικά από τις προσεγγίσεις middle-out όταν αυτές εφαρμόζονται μεμονωμένα. Η προσέγγιση middle-out 2 προηγουμένως είχε την καλύτερη απόδοση. Επομένως, υπάρχουν τρεις συνδυασμοί μεθόδων που δίνουν μικρότερο σφάλμα πρόβλεψης από τη συγκεκριμένη προσέγγιση. Ο συνδυασμός TD-MO 2 δίνει μικρότερο σφάλμα από την bottom-up και όλοι οι συνδυασμοί των ιεραρχικών προσεγγίσεων έχουν καλύτερη απόδοση προβλεπτικά από τη μέθοδο top-down.

Επίπεδο 0: «Σύνολο»

MAsE Level 0: Total	Q3 2019	Q4 2019	Q1 2020	Q2 2020	Average
TD	1.291	1.093	0.827	0.581	0.948
MO 1	0.876	0.811	0.737	0.606	0.758
MO 2	1.031	0.795	1.065	0.528	0.855
BU	0.860	0.597	0.883	0.499	0.710
TD - MO 1	1.080	0.873	0.782	0.594	0.832
TD - MO 2	1.020	0.936	0.600	0.463	0.755
TD – BU	1.060	0.796	0.611	0.540	0.752
MO 1 - MO 2	0.954	0.803	0.636	0.475	0.717
MO 1 – BU	0.868	0.704	0.647	0.552	0.693
MO 2 – BU	0.945	0.696	0.974	0.430	0.761

Πίνακας 15: Αποτελέσματα μέσου απόλυτου κανονικοποιημένου σφάλματος (MAsE) των τεσσάρων προσεγγίσεων και των συνδυασμών αυτών για το επίπεδο 0

Όπως είναι φανερό από τον πίνακα το ελάχιστο κατά μέσο όρο σφάλμα εμφανίζεται στο συνδυασμό των μεθόδων της middle-out 1 και bottom-up και σε αυτό το επίπεδο όπως και σε όλα τα προηγούμενα, με τιμή 0,693 (έναντι 0,710 της bottom-up προηγουμένως). Κάτι άλλο που μπορούμε να παρατηρήσουμε και στο επίπεδο 0, είναι ότι και οι υπόλοιποι συνδυασμοί δίνουν κατά μέσο όρο μικρότερες τιμές MAsE σε σχέση με τις εφαρμογές των ιεραρχικών προσεγγίσεων μεμονωμένα.



Σχήμα 26: Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα (MAsE) ανά μέθοδο και συνδυασμό μεθόδων για το επίπεδο 0

Μετά τον συνδυασμό MO 1-BU που προκύπτει ότι είναι η βέλτιστη προσέγγιση για το επίπεδο αυτό, ακολουθεί ο συνδυασμός MO 1-MO 2, TD-BU και TD-MO 2 οι οποίοι έχουν χαμηλότερο σφάλμα από την προηγούμενη δεύτερη καλύτερη σε απόδοση ιεραρχική προσέγγιση, τη MO 1. Τέλος, όλοι οι συνδυασμοί δείχνουν πως έχουν μεγαλύτερη ακρίβεια συγκριτικά με την πρόβλεψη που προκύπτει έπειτα από την εφαρμογή της προσέγγισης middle-out του δεύτερου επιπέδου καθώς και της πρόβλεψης της συναθροισμένης χρονοσειράς του ανώτατου επιπέδου.

Συγκεντρώνοντας όλη την πληροφορία που παρουσιάστηκε, παραπάνω, διαπιστώνουμε ότι ο Πίνακας 8 διαμορφώνεται ως εξής:

Level 0 Total		Level 1 Categories		Level 2 Companies		Level 3 Codes	
MO 1 - BU	0.693	MO 1 – BU	0.606	MO 1 – BU	0.727	MO 1 – BU	0.806
BU	0.710	MO 1 - MO 2	0.616	MO 2 – BU	0.730	BU	0.812
MO 1 - MO 2	0.717	MO 2 – BU	0.617	BU	0.741	MO 2 – BU	0.818
TD - BU	0.752	MO 2	0.643	MO 1 - MO 2	0.745	TD – BU	0.841
TD - MO 2	0.755	MO 1	0.662	MO 2	0.750	MO 1 - MO 2	0.884
MO 1	0.758	TD - MO 2	0.663	TD – BU	0.802	MO 1	0.925
MO 2 - BU	0.761	BU	0.670	TD - MO 2	0.817	MO 2	0.929
TD - MO 1	0.832	TD – BU	0.671	MO 1	0.875	TD - MO 2	0.931
MO 2	0.855	TD - MO 1	0.729	TD - MO 1	0.971	TD - MO 1	0.971
TD	0.948	TD	0.855	TD	1.100	TD	1.053

Πίνακας 16: Κατάταξη των προσεγγίσεων και των συνδυασμών αυτών ανάλογα με την απόδοσή τους ανά επίπεδο

Φαίνεται λοιπόν, πως οι συνδυασμοί των ιεραρχικών προσεγγίσεων λειτουργούν καλύτερα προβλεπτικά σε γενικές γραμμές, από ότι στην περίπτωση που εφαρμόζονται μεμονωμένα και αυτό είναι κάτι που ισχύει και για τα τέσσερα επίπεδα της ιεραρχίας. Ο μόνος συνδυασμός που φαίνεται να μην δίνει τόσο καλά αποτελέσματα είναι ο TD-MO 1 που βελτιώνει απλώς την ακρίβεια των προβλέψεων της top-down προσέγγισης σε όλα τα επίπεδα και ελάχιστα της middle-out 2 στο ανώτατο επίπεδο.

Επίσης, βλέποντας από μία διαφορετική οπτική γωνία τα αποτελέσματα μπορούμε να καταλήξουμε και στην παρακάτω κατάταξη, ανάλογα με τα επίπεδα στο οποία η κάθε προσέγγιση λειτουργεί καλύτερα προβλεπτικά:

TD approach	MO 1 Approach	MO 2 Approach	BU approach	TD-MO 1 approach
Level 1 0.855	Level 1 0.662	Level 1 0.643	Level 1 0.670	Level 1 0.729
Level 0 0.948	Level 0 0.758	Level 2 0.750	Level 0 0.710	Level 0 0.832
Level 3 1.053	Level 2 0.875	Level 0 0.855	Level 2 0.741	Level 2 0.971
Level 2 1.100	Level 3 0.925	Level 3 0.929	Level 3 0.812	Level 3 0.971

TD-MO 2 approach		TD-BU Approach		MO 1-MO 2 Approach		MO 1-BU approach		MO 2-BU Approach	
Level 1	0.663	Level 1	0.671	Level 1	0.616	Level 1	0.606	Level 1	0.617
Level 0	0.755	Level 0	0.752	Level 0	0.717	Level 0	0.693	Level 2	0.730
Level 2	0.817	Level 2	0.802	Level 2	0.745	Level 2	0.727	Level 0	0.761
Level 3	0.931	Level 3	0.841	Level 3	0.884	Level 3	0.806	Level 3	0.818

Πίνακας 17: Κατάταξη ανάλογα με τα επίπεδα στα οποία η κάθε προσέγγιση και ο συνδυασμός αυτών εμφανίζει μικρότερη τιμή σφάλματος

Παρατηρούμε, ότι όλες οι προσεγγίσεις και όλοι οι συνδυασμοί αποδίδουν καλύτερα στο επίπεδο «Κατηγορίες» ενώ όλες σχεδόν εμφανίζουν χειρότερα αποτελέσματα στα επίπεδα που βρίσκονται πιο κάτω στην ιεραρχία, με το κατώτερο επίπεδο να έχει σχεδόν σε όλες τις εφαρμογές το μεγαλύτερο MAsE. Αυτό είναι λογικό να συμβαίνει, δεδομένου ότι πολλές από τις χρονοσειρές του αναλυτικού επιπέδου είναι αρκετά θορυβώδεις.

Τέλος, συνοψίζοντας τα δύο μέρη της εργασίας, καταλήγουμε στις βέλτιστες προσεγγίσεις και τους βέλτιστους συνδυασμούς.

Επίπεδο	Βέλτιστη Προσέγγιση	MAsE	Βέλτιστος Συνδυασμός	MAsE
Σύνολο	BU	0.710	MO 1 – BU	0.693
Κατηγορίες	MO 2	0.643	MO 1 – BU	0.606
Εταιρίες	BU	0.741	MO 1 – BU	0.727
Κωδικοί	BU	0.812	MO 1 – BU	0.806

Πίνακας 18: Βέλτιστη προσέγγιση και βέλτιστος συνδυασμός ανά επίπεδο

Σε όλα τα επίπεδα η ακρίβεια των προβλέψεων μεγαλώνει όταν συνδυαστούν οι προβλέψεις της προσέγγισης middle-out στο επίπεδο 1 με τις προβλέψεις της bottom-up. Με την εφαρμογή του συνδυασμού αυτού πετυχαίνουμε για το:

Αξιολόγηση ιεραρχικών μεθόδων για την πρόβλεψη των εσόδων ασφαλιστικών εταιριών

- Επίπεδο «Σύνολο»: μείωση του σφάλματος κατά 2,36%
- Επίπεδο «Κατηγορίες»: μείωση του σφάλματος κατά 5,81%
- Επίπεδο «Εταιρίες»: μείωση του σφάλματος κατά 1,96%
- Επίπεδο «Κωδικοί»: μείωση του σφάλματος κατά 0,74%

Κεφάλαιο 6: Συμπεράσματα - Προεκτάσεις

6.1 Συμπεράσματα

Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας ήταν η δημιουργία ενός πλαισίου κανόνων βάσει των οποίων ανάλογα με τον εκάστοτε σκοπό που υπάρχει πίσω από την πρόβλεψη, να επιλέγεται η κατάλληλη προσέγγιση ιεραρχικής πρόβλεψης, για τα ιστορικά δεδομένα μιας ασφαλιστικής εταιρίας. Ουσιαστικά, επιχειρήθηκε η εύρεση της βέλτιστης προσέγγισης μεταξύ των μεθόδων bottom-up, top-down και middle-out σε δύο ενδιάμεσα επίπεδα ή ο βέλτιστος συνδυασμός αυτών. Η μελέτη αφορούσε σε βραχυπρόθεσμες προβλέψεις με χρονικό ορίζοντα τριών περιόδων και εφαρμόστηκαν οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης μέσω των μοντέλων ETS.

Η μέτρηση του κανονικοποιημένου σφάλματος έγινε ανά επίπεδο και ανά προσέγγιση υπολογίζοντας το μέσο όρο του MAsE από τέσσερις επαναλήψεις πρόβλεψης, μία στο τέλος του κάθε τριμήνου. Επομένως, μετριέται το επίπεδο που κινείται το σφάλμα κάθε προσέγγισης ανά ιεραρχικό επίπεδο και όχι η συχνότητα που η κάθε προσέγγιση δίνει ελάχιστη τιμή MAsE. Άρα, αυτά τα δύο δεν είναι απαραίτητο να συμβαδίζουν και αυτό, είναι κάτι που διαπιστώθηκε ότι συμβαίνει και στη συγκεκριμένη μελέτη.

Από το πρώτο μέρος της εργασίας που αφορούσε την εφαρμογή των τεσσάρων προσεγγίσεων μεμονωμένα, βλέπουμε ότι σε κανένα από τα τρία ανώτερα επίπεδα δεν είχε καλύτερη απόδοση η πρόβλεψη των συναθροισμένων χρονοσειρών των ιδίων επιπέδων. Τα αποτελέσματα από τις μετρήσεις του MAsE δείχνουν πως σε γενικές γραμμές, τα χαμηλά ιεραρχικά επίπεδα είναι πιο σημαντικά προβλεπτικά αφού όπως φαίνεται τα μικρότερα σφάλματα προέκυψαν από τις εφαρμογές των μεθόδων bottom-up και middle-out από το δεύτερο επίπεδο διαχωρισμού. Πιο συγκεκριμένα, η bottom-up φαίνεται πως δίνει τη μεγαλύτερη ακρίβεια συγκριτικά με τις άλλες τρεις προσεγγίσεις για τα επίπεδα 3, 2 και 0. Η middle-out του δεύτερου επιπέδου διαχωρισμού είχε το χαμηλότερο σφάλμα στο επίπεδο «Κατηγορία». Η μέθοδος που δεν είχε σε κανένα επίπεδο καλή απόδοση είναι η top-down, η οποία παντού εμφάνιζε τα μεγαλύτερα σφάλματα. Αυτό σημαίνει πως η πληροφορία που βρίσκεται στα

χαμηλά επίπεδα είναι πολύ σημαντική, ενδεχομένως, γιατί υπάρχουν πολλές μεγάλες διαφορές μεταξύ των χρονοσειρών όπως αναφέρθηκε σε προηγούμενο κεφάλαιο.

Επομένως, αυτό που προκύπτει είναι πως όταν η εταιρία θέλει να πραγματοποιεί προβλέψεις για τα έσοδά της δίνοντας έμφαση στην ακρίβεια αυτών σε επίπεδο κωδικών ασφαλιστηρίων συμβολαίων τότε η προσέγγιση που εμφανίζει την καλύτερη απόδοση είναι η bottom-up. Επίσης, η προσέγγιση bottom-up επιλέγεται και στις περιπτώσεις που την εταιρία την ενδιαφέρει η πρόβλεψη για την πορεία των εταιρικών της πελατών αλλά και όταν θέλει να πραγματοποιήσει πρόβλεψη για τη συνολική πορεία των εσόδων της. Σε επίπεδο κατηγορίας προτιμώνται οι προβλέψεις που δημιουργούνται στο επίπεδο των εταιριών.

Επιπλέον, μία ακόμα παρατήρηση είναι ότι όλες οι μέθοδοι (με εξαίρεση την middle-out 2 που διαφοροποιείται λίγο) ανεξάρτητα από το ποια είναι η απόδοση τους συγκριτικά με κάποια άλλη προσέγγιση, δίνουν υψηλότερα σφάλματα στα κατώτερα επίπεδα και βελτιώνονται στα δύο ανώτερα επίπεδα. Αυτό είναι λογικό, δεδομένου ότι πολλές χρονοσειρές του κατώτατου επιπέδου παρουσιάζουν αρκετό βαθμό θορύβου στα δεδομένα τους.

Στο δεύτερο μέρος της εργασίας, επιχειρήθηκε ο συνδυασμός των προβλέψεων των τεσσάρων προσεγγίσεων που είχαν ήδη υπολογιστεί. Ο συνδυασμός προέκυψε με την εφαρμογή ενός απλού μέσου όρου σε όλα τα πιθανά ζεύγη προσεγγίσεων. Εδώ βρίσκεται και το πιο σημαντικό σημείο της μελέτης, δεδομένων των αποτελεσμάτων που προέκυψαν στο στάδιο αυτό. Συνολικά, σε όλα τα επίπεδα οι συνδυασμοί των ιεραρχικών μεθόδων δείχνουν πως σε γενικές γραμμές, λειτουργούν καλύτερα προβλεπτικά από τις μεμονωμένες εφαρμογές των τεσσάρων διαφορετικών προσεγγίσεων ενώ για τις μισές χρονοσειρές ολόκληρης της ιεραρχίας η εφαρμογή κάποιου συνδυασμού προσεγγίσεων έδωσε το ίδιο ή καλύτερο αποτέλεσμα σύμφωνα με τη μέτρηση του MAsE βελτιώνοντας την ακρίβεια της πρόβλεψης. Μάλιστα σε κάποιες περιπτώσεις ο συνδυασμός αυτός προερχόταν από τις μεθόδους που ξεχωριστά είχαν την χειρότερη απόδοση προβλεπτικά. Το γεγονός αυτό επιβεβαιώνει και τη

βιβλιογραφία και τις τόσες άλλες μελέτες που έχουν προηγηθεί και υποστηρίζουν για την αποτελεσματικότητα των συνδυασμών των μεθόδων.

Ένας συνδυασμός ωστόσο που δεν κατάφερε να δώσει πολύ καλά αποτελέσματα είναι αυτός των προβλέψεων που παράγονται στα δύο ανώτερα επίπεδα, όπου απλά έδωσε καλύτερα αποτελέσματα από την χειρότερη μεμονωμένη προσέγγιση, δηλαδή την top-down όπου και όλοι συνδυασμοί κατάφεραν να δώσουν καλύτερο αποτέλεσμα από αυτήν. Κατάφερε, βέβαια να ξεπεράσει και την MO 2 στο ανώτατο επίπεδο, έχοντας ωστόσο κοντινή απόδοση. Αυτό, ίσως επιβεβαιώνει αυτό που ειπώθηκε νωρίτερα ότι η πληροφορία που βρίσκεται στα χαμηλά επίπεδα και χάνεται στα ανώτερα είναι πολύ σημαντική.

Κάτι άλλο πολύ σημαντικό που προέκυψε είναι ότι για όλα τα επίπεδα οι «Κατηγορίες» και οι «Κωδικοί» βρέθηκε πως συνδυαστικά είναι τα δύο πιο σημαντικά ιεραρχικά επίπεδα προβλεπτικά. Πιο συγκεκριμένα, ο συνδυασμός των προβλέψεων που χτίζονται στα επίπεδα αυτά αποδείχθηκε πως είναι ο βέλτιστος καθώς, σε σύγκριση με τους υπόλοιπους συνδυασμούς, έδωσε την χαμηλότερη τιμή σφάλματος αλλά και συγκριτικά με τις μεμονωμένες προσεγγίσεις είχε μεγαλύτερη ακρίβεια ακόμα και αν οι αποδόσεις τους είναι πολύ κοντά. Αυτό ενδεχομένως, να συμβαίνει γιατί πρόκειται για τον συνδυασμό των προβλέψεων του αναλυτικού επιπέδου όπου μεμονωμένα θεωρείται το πιο σημαντικό λόγω της πληροφορίας που παρέχει και των προβλέψεων ενός ανώτερου πιο συγκεντρωτικού επιπέδου, οπότε και εκμεταλλεύεται τα πλεονεκτήματα αυτών των δύο μεθόδων. Επίσης, και η MO 1 που βρίσκεται ψηλά ιεραρχικά είχε καλύτερα αποτελέσματα μεμονωμένα σε σύγκριση με την TD, της οποίας η τιμή MASe ήταν αρκετά πιο πάνω από ότι των άλλων τριών προσεγγίσεων.

Τέλος, όπως και στις μεμονωμένες προσεγγίσεις έτσι και οι συνδυασμοί έδιναν καλύτερα αποτελέσματα στο επίπεδο «Κατηγορίες» ενώ όλοι είχαν μεγαλύτερο σφάλμα στο κατώτερο επίπεδο.

Καταλήγουμε, λοιπόν, πως, βάσει της μεθοδολογίας που ακολουθήθηκε, η καλύτερη προσέγγιση για τα δεδομένα της εταιρίας είναι οι προβλέψεις στα επίπεδα κατηγοριών και κωδικών όταν αυτές συνδυαστούν. Η πρακτική αυτή βελτιώνει τα αποτελέσματα των προβλέψεων της εταιρίας ανεξάρτητα από το επίπεδο που μπορεί να την ενδιαφέρει περισσότερο και θέλει να επικεντρωθεί. Ωστόσο, η επιλογή των μεθόδων κάθε φορά γίνεται βάσει του ποια είναι τα δεδομένα και η φύση τους, κάτι το οποίο σε ένα επιχειρησιακό περιβάλλον είναι πολύ δυναμικό. Δεδομένου ότι όπως αποδείχθηκε η εφαρμογή των συνδυασμών των ιεραρχικών προσεγγίσεων είναι μία πρακτική που βελτιώνει τα αποτελέσματα των προβλέψεων της εταιρίας γενικότερα, έχει αξία για την ίδια να μην επικεντρώνεται μόνο σε ένα επίπεδο αλλά να παράγει προβλέψεις σε διαφορετικά επίπεδα και να επιχειρεί δοκιμές στους πιθανούς συνδυασμούς.

6.2 Μελλοντικές προεκτάσεις

Η παρούσα μελέτη επικεντρώθηκε σε μία ιεραρχική δομή δεδομένων βάσει κάποιων συγκεκριμένων κριτηρίων. Οι προβλέψεις ήταν βραχυπρόθεσμες, έγιναν τέσσερις επαναλήψεις για τους σκοπούς της αξιολόγησης και η παραγωγή αυτών έγινε μέσω των μοντέλων ETS των μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης. Οι προσεγγίσεις που δοκιμάστηκαν ήταν η bottom-up, top-down και middle-out όπου η απόδοση των βαρών στις δύο τελευταίες έγινε με βάση την αναλογία των ιστορικών μέσων για το τελευταίο έτος. Τέλος, ο συνδυασμός των μεθόδων έγινε με την εφαρμογή ενός απλού μέσου όρου των προβλέψεων ανά ζεύγη προσεγγίσεων. Επομένως, δεδομένων αυτών θα μπορούσαν να προταθούν κάποιες μελλοντικές προεκτάσεις πάνω στη μελέτη αυτή:

- ✓ Εφαρμογή διαφορετικών μοντέλων πρόβλεψης σε κάθε επίπεδο τα οποία θα μπορούσαν να δώσουν εξ αρχής καλύτερες προβλέψεις.
- ✓ Ειδικά για τις χρονοσειρές στο επίπεδο των κωδικών, θα μπορούσε να γίνει εφαρμογή των μοντέλων διακοπτόμενης ζήτησης στις χρονοσειρές που εμφανίζουν πολλές μηδενικές τιμές.
- ✓ Εφαρμογή προβλέψεων για μεγαλύτερο χρονικό ορίζοντα από αυτόν που χρησιμοποιήθηκε στην εργασία για να δούμε αν προβλεπτικά ισχύουν οι ίδιες καταστάσεις.

- ✓ Για τις προσεγγίσεις top-down και middle-out η απόδοση βαρών των θα μπορούσε να δοκιμαστεί με εναλλακτικούς τρόπους όπως αναφέρονται στη βιβλιογραφία.
- ✓ Οι συνδυασμοί των προσεγγίσεων θα μπορούσαν να προκύψουν από εναλλακτικούς τρόπους όπως αναφέρεται στη βιβλιογραφία.
- ✓ Στη δομή της ιεραρχίας θα μπορούσαν να δημιουργηθούν και άλλα ενδιάμεσα επίπεδα ανάλογα με το τι αφορά η κάλυψη σε κάθε κωδικό (για παράδειγμα κάλυψη αυτοκινήτου) και να παραχθούν οι προβλέψεις και σε αυτά τα επίπεδα.
- ✓ Θα μπορούσε να γίνει εξ αρχής διαχωρισμός των εκδόσεων και των ακυρώσεων και να μελετηθούν ξεχωριστά.
- ✓ Παράλληλα, με τις προβλέψεις των εσόδων θα μπορούσε να πραγματοποιείται και πρόβλεψη στον αριθμό των συμβολαίων που εκδίδονται καθώς βοηθά να ξέρουμε το λόγο για τον οποίο μία παρατήρηση λαμβάνει μία τιμή.

Παράρτημα

Πίνακας 19: Αποτελέσματα μέσου απόλυτου κανονικοποιημένου σφάλματος (MAE) των τεσσάρων προσεγγίσεων και των συνδυασμών αυτών για όλες της συναθροισμένης χρονοσειράς του επίπεδου 0

Level 0: Total		1	2	3	4	Average
Total	TD	1.291	1.093	0.827	0.581	0.948
	MO 1	0.876	0.811	0.737	0.606	0.758
	MO 2	1.031	0.795	1.065	0.528	0.855
	BU	0.860	0.597	0.883	0.499	0.710
	TD - MO 1	1.080	0.873	0.782	0.594	0.832
	TD - MO 2	1.020	0.936	0.600	0.463	0.755
	TD - BU	1.060	0.796	0.611	0.540	0.752
	MO 1 - MO 2	0.954	0.803	0.636	0.475	0.717
	MO 1 - BU	0.868	0.704	0.647	0.552	0.693
	MO 2 - BU	0.945	0.696	0.974	0.430	0.761

Πίνακας 20: Αποτελέσματα μέσου απόλυτου κανονικοποιημένου σφάλματος (MAE) των τεσσάρων προσεγγίσεων και των συνδυασμών αυτών για όλες τις χρονοσειρές του επίπεδου 1

Level 1: Categories		1	2	3	4	Average	Level 1: Categories		1	2	3	4	Average
A	TD	1.096	0.932	0.661	0.523	0.803	C	TD	1.293	0.722	1.200	1.228	1.111
	MO 1	0.721	0.749	0.524	0.458	0.613		MO 1	0.763	0.493	1.899	0.778	0.983
	MO 2	0.859	0.760	1.005	0.476	0.775		MO 2	0.762	0.398	0.813	0.531	0.626
	BU	0.756	0.615	0.868	0.418	0.664		BU	0.952	0.914	0.996	0.883	0.936
	TD - MO 1	0.908	0.775	0.592	0.470	0.686		TD - MO 1	0.944	0.607	1.550	0.947	1.012
	TD - MO 2	0.850	0.791	0.588	0.475	0.676		TD - MO 2	0.943	0.513	1.007	0.880	0.836
	TD - BU	0.846	0.749	0.519	0.397	0.628		TD - BU	0.663	0.368	1.098	1.056	0.796
	MO 1 - MO 2	0.776	0.755	0.602	0.412	0.636		MO 1 - MO 2	0.762	0.380	1.356	0.651	0.787
	MO 1 - BU	0.724	0.682	0.533	0.438	0.594		MO 1 - BU	0.728	0.321	1.447	0.774	0.818
	MO 2 - BU	0.808	0.688	0.937	0.368	0.700		MO 2 - BU	0.728	0.440	0.905	0.707	0.695
B	TD	1.384	0.429	0.483	0.939	0.809	D	TD	0.704	0.314	0.494	1.281	0.698
	MO 1	0.392	0.296	0.468	0.280	0.359		MO 1	0.688	0.499	0.531	1.054	0.693
	MO 2	0.335	0.633	0.267	0.684	0.480		MO 2	0.688	0.499	0.531	1.054	0.693
	BU	0.387	0.422	0.365	0.158	0.333		BU	0.668	0.611	0.899	0.811	0.747
	TD - MO 1	0.888	0.301	0.476	0.540	0.551		TD - MO 1	0.696	0.372	0.480	1.115	0.666
	TD - MO 2	0.785	0.531	0.368	0.213	0.474		TD - MO 2	0.696	0.372	0.480	1.115	0.666
	TD - BU	0.832	0.426	0.424	0.465	0.537		TD - BU	0.686	0.463	0.697	1.046	0.723
	MO 1 - MO 2	0.346	0.360	0.361	0.319	0.347		MO 1 - MO 2	0.688	0.499	0.531	1.054	0.693
	MO 1 - BU	0.375	0.334	0.416	0.177	0.326		MO 1 - BU	0.678	0.521	0.668	0.879	0.687
	MO 2 - BU	0.358	0.527	0.309	0.346	0.385		MO 2 - BU	0.678	0.521	0.668	0.879	0.687

Αξιολόγηση ιεραρχικών μεθόδων για την πρόβλεψη των εσόδων ασφαλιστικών εταιριών

Level 2: Companies						Level 2: Companies							
	1	2	3	4	Average		1	2	3	4	Average		
B.11	TD	0.567	0.508	0.645	0.372	0.523	C.1	TD	1.298	0.722	1.194	1.220	1.109
	MO 1	0.468	0.270	0.619	0.441	0.450		MO 1	0.770	0.490	1.892	0.775	0.982
	MO 2	0.339	0.236	0.615	0.415	0.401		MO 2	0.769	0.398	0.810	0.526	0.626
	BU	0.339	0.236	0.615	0.415	0.401		BU	0.954	0.914	0.992	0.878	0.935
	TD - MO 1	0.517	0.347	0.632	0.407	0.476		TD - MO 1	0.948	0.606	1.543	0.945	1.011
	TD - MO 2	0.453	0.300	0.630	0.393	0.444		TD - MO 2	0.947	0.513	1.002	0.873	0.834
	TD - BU	0.453	0.300	0.630	0.393	0.444		TD - BU	0.671	0.368	1.093	1.049	0.795
	MO 1 - MO 2	0.403	0.253	0.617	0.428	0.425		MO 1 - MO 2	0.770	0.380	1.351	0.646	0.787
	MO 1 - BU	0.403	0.253	0.617	0.428	0.425		MO 1 - BU	0.729	0.329	1.442	0.774	0.819
	MO 2 - BU	0.339	0.236	0.615	0.415	0.401		MO 2 - BU	0.730	0.439	0.901	0.702	0.693
B.12	TD	2.717	2.510	2.772	2.432	2.608	C.2	TD	0.672	0.735	0.910	0.729	0.762
	MO 1	2.060	2.690	1.718	0.682	1.787		MO 1	0.623	0.761	0.570	0.632	0.647
	MO 2	1.164	0.441	0.627	0.568	0.700		MO 2	0.603	0.740	0.263	0.573	0.545
	BU	1.164	0.441	0.627	0.568	0.700		BU	0.603	0.740	0.263	0.573	0.545
	TD - MO 1	2.388	2.600	2.245	1.557	2.197		TD - MO 1	0.648	0.739	0.644	0.492	0.631
	TD - MO 2	1.940	1.475	1.072	0.932	1.355		TD - MO 2	0.638	0.737	0.587	0.621	0.646
	TD - BU	1.940	1.475	1.072	0.932	1.355		TD - BU	0.638	0.737	0.587	0.621	0.646
	MO 1 - MO 2	1.612	1.565	0.546	0.107	0.957		MO 1 - MO 2	0.613	0.718	0.406	0.474	0.553
	MO 1 - BU	1.612	1.565	0.546	0.107	0.957		MO 1 - BU	0.613	0.718	0.406	0.474	0.553
	MO 2 - BU	1.164	0.441	0.627	0.568	0.700		MO 2 - BU	0.603	0.740	0.263	0.573	0.545
B.13	TD	0.325	0.264	1.272	0.939	0.700	D.1	TD	0.704	0.314	0.494	1.281	0.698
	MO 1	0.216	0.461	1.076	0.334	0.521		MO 1	0.688	0.499	0.531	1.054	0.693
	MO 2	0.921	0.094	0.812	0.984	0.703		MO 2	0.688	0.499	0.531	1.054	0.693
	BU	0.921	0.094	0.812	0.984	0.703		BU	0.668	0.611	0.899	0.811	0.747
	TD - MO 1	0.270	0.318	1.174	0.636	0.600		TD - MO 1	0.696	0.372	0.480	1.115	0.666
	TD - MO 2	0.554	0.108	1.042	0.961	0.666		TD - MO 2	0.696	0.372	0.480	1.115	0.666
	TD - BU	0.554	0.108	1.042	0.961	0.666		TD - BU	0.686	0.463	0.697	1.046	0.723
	MO 1 - MO 2	0.539	0.227	0.944	0.659	0.592		MO 1 - MO 2	0.688	0.499	0.531	1.054	0.693
	MO 1 - BU	0.539	0.227	0.944	0.659	0.592		MO 1 - BU	0.678	0.521	0.668	0.879	0.687
	MO 2 - BU	0.921	0.094	0.812	0.984	0.703		MO 2 - BU	0.678	0.521	0.668	0.879	0.687

Αξιολόγηση ιεραρχικών μεθόδων για την πρόβλεψη των εσόδων ασφαλιστικών εταιριών

Level 3: Codes		1	2	3	4	Average	Level 3: Codes		1	2	3	4	Average
C.2.1	TD	0.729	0.910	0.735	0.672	0.762	D.1.3	TD	0.376	0.997	0.561	1.263	0.799
	MO 1	0.632	0.570	0.761	0.623	0.647		MO 1	0.988	0.906	0.827	1.574	1.074
	MO 2	0.573	0.263	0.740	0.603	0.545		MO 2	0.531	1.029	0.871	1.232	0.916
	BU	0.573	0.263	0.740	0.603	0.545		BU	0.430	0.917	0.896	1.436	0.920
	TD - MO 1	0.492	0.644	0.739	0.648	0.631		TD - MO 1	0.537	0.952	0.694	1.418	0.900
	TD - MO 2	0.621	0.587	0.737	0.638	0.646		TD - MO 2	0.453	1.013	0.716	1.247	0.857
	TD - BU	0.621	0.587	0.737	0.638	0.646		TD - BU	0.403	0.957	0.729	1.349	0.860
	MO 1 - MO 2	0.474	0.406	0.718	0.613	0.553		MO 1 - MO 2	0.737	0.968	0.849	1.403	0.989
	MO 1 - BU	0.474	0.406	0.718	0.613	0.553		MO 1 - BU	0.586	0.912	0.862	1.505	0.966
MO 2 - BU	0.573	0.263	0.740	0.603	0.545	MO 2 - BU	0.480	0.973	0.884	1.334	0.918		
D.1.1	TD	1.213	0.517	0.157	0.530	0.604	D.1.4	TD	0.966	1.114	1.276	2.026	1.345
	MO 1	1.127	0.647	0.304	0.601	0.670		MO 1	1.923	1.175	1.243	2.394	1.683
	MO 2	1.076	0.596	0.279	0.535	0.621		MO 2	0.561	1.137	1.422	1.999	1.280
	BU	0.703	0.813	0.426	0.638	0.645		BU	1.171	1.246	1.267	2.588	1.568
	TD - MO 1	1.039	0.582	0.207	0.566	0.598		TD - MO 1	1.444	1.144	1.259	2.210	1.514
	TD - MO 2	1.064	0.556	0.202	0.533	0.589		TD - MO 2	0.764	1.126	1.349	2.013	1.313
	TD - BU	0.958	0.648	0.281	0.584	0.618		TD - BU	1.068	1.180	1.272	2.307	1.457
	MO 1 - MO 2	1.102	0.621	0.291	0.568	0.646		MO 1 - MO 2	1.242	1.156	1.333	2.197	1.482
	MO 1 - BU	0.840	0.713	0.331	0.620	0.626		MO 1 - BU	1.547	1.210	1.255	2.491	1.626
MO 2 - BU	0.814	0.687	0.327	0.587	0.604	MO 2 - BU	0.866	1.192	1.345	2.294	1.424		
D.1.2	TD	0.226	0.827	0.062	1.114	0.557							
	MO 1	0.990	0.846	0.164	0.979	0.745							
	MO 2	0.132	0.822	0.088	1.123	0.541							
	BU	0.655	1.011	0.669	0.905	0.810							
	TD - MO 1	0.608	0.836	0.113	1.046	0.651							
	TD - MO 2	0.179	0.825	0.075	1.118	0.549							
	TD - BU	0.441	0.919	0.366	1.009	0.684							
	MO 1 - MO 2	0.561	0.834	0.126	1.051	0.643							
	MO 1 - BU	0.822	0.928	0.417	0.942	0.777							
MO 2 - BU	0.393	0.917	0.378	1.014	0.676								

Βιβλιογραφία

1. Πετρόπουλος Φ. & Ασημακόπουλος Β. (2013), *Επιχειρησιακές Προβλέψεις*, Αθήνα, Εκδόσεις: Συμμετρία
2. Athanasopoulos, G., Ahmed, R. A., Hyndman, R. J., 2009, Hierarchical forecasts for Australian domestic tourism. *International Journal of Forecasting* 25 (1), 146- 166
3. Bates, J. M., & Granger, C. W. J. (1969). The combination of forecasts. *Operational Research Quarterly*, 20(4), 451–468
4. Chen, H., & Boylan, J. E. (2009). The effect of correlation between demands on hierarchical forecasting. *Advances in Business and Management Forecasting*
5. Clemen, R. (1989). Combining forecasts: A review and annotated bibliography with discussion. *International Journal of Forecasting*, 5, 559–608
6. Dunn D., Williams W., DeChaine, T. (1976), Aggregate versus subaggregate models in local area forecasting. *Journal of the American Statistical Association* 71 (353), 68-71
7. Everette S., Gardner Jr. (2006). Exponential smoothing: The state of the art— Part II, *International Journal of Forecasting* Volume 22, Issue 4, Pages 637– 666
8. Gardner, E. S. (1985). Exponential smoothing: The state of the art. *Journal of Forecasting*, 4(1), 1–28.
9. Gross, C. and J. Sohl (1990) Dissagregation methods to expedite product line forecasting, *Journal of Forecasting*, 9, 233–254
10. Hakeem-Ur Rehman, Guohua Wan, Azmat Ullah & Badiea Shaukat (2019), Individual and combination approaches to forecasting hierarchical time series with correlated data: an empirical study, Volume 6, Issue 3, Pages 231-249

11. Hyndman and Athanasopoulos (2014), *Forecasting: principles and practice*, OTexts
12. Hyndman, R. J., Ahmed, R. A., Athanasopoulos, G., and Shang, H. L. (2011), “Optimal Combination Forecasts for Hierarchical Time Series,” *Computational Statistics and Data Analysis*, 55, 2579–2589
13. José Manuel Oliveira and Patrícia Ramos (2019), *Assessing the Performance of Hierarchical Forecasting Methods on the Retail Sector*, *Entropy* 21(4):436
14. Kahn, K.B. 1998. Revisiting top-down versus bottom-up forecasting. *J. Business Forecasting* 17(2):14-19.
15. Leonard J.Tashman (2000), *Out-of-sample tests of forecasting accuracy: an analysis and review*, Volume 16, Issue 4, Pages 437-450
16. Makridakis, S., Spiliotis, E. & Assimakopoulos, V. (2020). The M4 Competition: 100,000 time series and 61 forecasting methods. *International Journal of Forecasting*, 36(1), 54-74
17. McCormick, G. P. (1969). Communications to the Editor—Exponential Forecasting: Some New Variations. *Management Science*, 15(5), 311–320
18. Petropoulos, F., Kourentzes, N., 2014. Improving forecasting via multiple temporal aggregation. *The International Journal of Applied Forecasting* In press, no. 34, pp. 12-17
19. Rob J. Hyndman (2006), Another look at forecast – Accuracy metrics for intermittent demand, *Foresight*, 4 (4) 43-46
20. Rob J Hyndman, Anne B Koehler, Ralph D Snyder, Simone Grose, 2002, A state space framework for automatic forecasting using exponential smoothing methods, Volume 18, Issue 3, Pages 439-454

21. S. Shen, G. Li, and H. Song (2011), "Combination forecasts of international tourism demand," *Annals of Tourism Research*, vol. 38 (1), pp. 72-89
22. Schwarzkopf, A. B., Tersine, R. J., & Morris, J. S. (1988). Top-down versus bottom-up forecasting strategies. *International Journal of Production Research*, 26(11), 1833–1843.
23. Taylor, J. W. (2003). Exponential smoothing with a damped multiplicative trend. *International Journal of Forecasting*, 19, 715–725.
24. Σημειώσεις του μαθήματος «Επιχειρηματικές Προβλέψεις: Μέθοδοι & Τεχνικές», του Διατμηματικού Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών (ΔΠΜΣ) «Τεχνο-Οικονομικά Συστήματα», του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου | available at: www.fsu.gr [Πρόσβαση 1 Οκτωβρίου 2020]
25. Insurance | available at: www.lexico.com [Πρόσβαση 1 Οκτωβρίου 2020]
26. Insurance Europe (2018), *European Insurance in Figures*, available at: www.insuranceeurope.eu [Πρόσβαση 1 Οκτωβρίου 2020]
27. Έκθεση του Διοικητή για το έτος 2019 | available at: www.bankofgreece.gr [Πρόσβαση 1 Οκτωβρίου 2020]
28. Επιχειρήσεις ιδιωτικής ασφάλισης | available at: www.bankofgreece.gr [Πρόσβαση 1 Οκτωβρίου 2020]
29. Εποπτεία ιδιωτικής ασφάλισης | available at: www.bankofgreece.gr [Πρόσβαση 1 Οκτωβρίου 2020]
30. Ετήσιες στατιστικές εκθέσεις της ΕΑΕΕ των ετών 2008-2018: Η ιδιωτική ασφάλιση στην Ελλάδα | available at: www.eaee.gr [Πρόσβαση 1 Οκτωβρίου 2020]

31. Η ιστορία της ασφάλισης | available at: www.insurancedaily.gr [Πρόσβαση 1 Οκτωβρίου 2020]
32. Κοινωνική προστασία, Ιδιωτική ασφάλιση | available at: www.insuranceworld.gr [Πρόσβαση 1 Οκτωβρίου 2020]
33. Νόμος 2496/1997: Ασφαλιστική σύμβαση, τροποποιήσεις της νομοθεσίας για την ιδιωτική ασφάλιση και άλλες διατάξεις
34. Παράρτημα Α' της πρότασης κανονισμού του ευρωπαϊκού κοινοβουλίου και του συμβουλίου για το ευρωπαϊκό σύστημα εθνικών και περιφερειακών λογαριασμών της Ευρωπαϊκής Ένωσης, Ευρωπαϊκή Επιτροπή, Βρυξέλλες 20.12.2010 | available at: ec.europa.eu [Πρόσβαση 1 Οκτωβρίου 2020]
35. Πως άρχισε η εποπτεία των ασφαλιστικών και πότε επιτράπηκε η είσοδος των αλλοδαπών εταιριών, | available at: www.asfalisinet.gr [Πρόσβαση 1 Οκτωβρίου 2020]
36. Το Οικονομικό και Κοινωνικό Αποτύπωμα της Ιδιωτικής Ασφάλισης στην Ελλάδα, Ίδρυμα Οικονομικών & Βιομηχανικών Ερευνών, Μελέτη 2019
37. Φερεγγυότητα II (Solvency II) | available at: www.eaee.gr [Πρόσβαση 1 Οκτωβρίου 2020]