



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ ΚΑΙ  
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

**ΠΟΣΟΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗ  
ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ ΤΡΑΠΕΖΙΚΗΣ  
ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ ΠΡΟΩΘΗΤΙΚΩΝ  
ΕΝΕΡΓΕΙΩΝ**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**ΔΑΝΑΗ-ΜΑΡΙΑ Ι. ΣΠΗΛΙΩΤΗ**

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

**Υπεύθυνοι:** Χριστίνα Κωνσταντινίδου  
Νικολέττα-Ζαμπέτα Λεγάκη  
Υποψήφιας Διδάκτορες Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Μάρτιος 2015





ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ ΚΑΙ  
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ  
**ΠΟΣΟΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗ  
ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ ΤΡΑΠΕΖΙΚΗΣ  
ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ ΠΡΟΩΘΗΤΙΚΩΝ  
ΕΝΕΡΓΕΙΩΝ**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**ΔΑΝΑΗ-ΜΑΡΙΑ Ι. ΣΠΗΛΙΩΤΗ**

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

**Υπεύθυνοι :** Χριστίνα Κωνσταντινίδου  
Νικολέττα-Ζαμπέτα Λεγάκη  
Υποψήφιος Διδάκτορας Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 26<sup>η</sup> Μαρτίου 2015.

.....

Βασίλειος Ασημακόπουλος

.....

Ιωάννης Ψαρράς

.....

Δημήτριος Ασκούνης

Καθηγητής Ε.Μ.Π

Καθηγητής Ε.Μ.Π

Αναπληρωτής Καθηγητής Ε.Μ.Π

Αθήνα, Μάρτιος 2015

.....

Δανάη-Μαρία Ι. Σπηλιώτη

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π

Copyright © Δανάη Σπηλιώτη, 2015.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς το συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν το συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.



## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Θέμα: «Ποσοτική Ανάλυση και Πρόβλεψη Ηλεκτρονικής Τραπεζικής, Μεθοδολογία Αξιολόγησης Προωθητικών Ενεργειών»

Οι υπηρεσίες Ηλεκτρονικής Τραπεζικής έχουν γνωρίσει ιδιαίτερη ανάπτυξη τα τελευταία χρόνια καθώς όλο και περισσότεροι χρήστες τις υιοθετούν αλλά και τα τραπεζικά ιδρύματα γνωρίζοντας τα πολλά πλεονεκτήματα που τους προσφέρουν προσπαθούν να εξελίσσουν συνεχώς την ποιότητα των παρεχόμενων υπηρεσιών.

Τα κανάλια Ηλεκτρονικής Τραπεζικής Web Banking και Mobile Banking με το δεύτερο να έχει εισαχθεί πρόσφατα στο ευρύ κοινό, είναι σύνθετα τεχνολογικά προϊόντα. Η υιοθέτηση τους προϋποθέτει την αλλαγή του μέχρι τώρα τρόπου διεξαγωγής συναλλαγών, την εξοικείωση με τις τεχνολογίες διαδικτύου καθώς και την ανασφάλεια που υπάρχει στη διαχείριση χρηματικών ποσών ηλεκτρονικά. Οι παράγοντες αυτοί είναι ιδιαίτερα σημαντικοί για τη χρήση των υπηρεσιών από το ευρύ κοινό το οποίο αποτελείται από άτομα με διαφορετικά χαρακτηριστικά, ικανότητες και εξοικείωση με τις νέες τεχνολογίες.

Παρόλο που οι χρήστες Ηλεκτρονικής Τραπεζικής στην Ελλάδα αυξάνονται, οι δείκτες χρήσης των υπηρεσιών είναι αρκετά χαμηλότεροι συγκριτικά με το μέσο όρο των χωρών της Ευρωζώνης.

Οι τρόποι χρήσης των καναλιών Ηλεκτρονικής Τραπεζικής είναι εν γένει άγνωστοι καθώς και η σχέση του Mobile Banking και του Web Banking καναλιού σαν προϊόντα. Η παρούσα διπλωματική εργασία προσπαθεί διερευνώντας 8.777.792 συναλλαγές από 31.636 χρήστες Mobile Banking και 102.498.195 συναλλαγές από 231.135 χρήστες Web Banking από μεγάλο Ελληνικό Τραπεζικό Ίδρυμα να καταλήξει σε στατιστικώς σημαντικά συμπεράσματα όσον αφορά τους τρόπους χρήσης των υπηρεσιών και τη διάρθρωση των διαφορετικών ομάδων χρηστών του πελατολογίου.

Αφού εξακριβωθούν διαφορετικοί τρόποι χρήσης συναρτήσει διαφορετικών κατηγοριοποιήσεων και χαρακτηριστικών των ομάδων χρηστών επιχειρείται η διεξαγωγή προβλέψεων με χρήση της μεθόδου Κυλιόμενης Πρόβλεψης σε χρονοσειρές που παράγονται από τις συνολικές μηνιαίες συναλλαγές συγκεκριμένων ομάδων χρηστών. Η πρόβλεψη που επιχειρείται έχει ως στόχο την αξιολόγηση των μεθόδων πρόβλεψης Naïve, SMA, SES, Holt, Damped και Classic Theta για μεσοπρόθεσμες προβλέψεις με διαφορετικούς χρονικούς ορίζοντες και για χρονοσειρές με διαφορετική αποσύνθεση.

Τέλος, από τα συμπεράσματα της ανάλυσης αναπτύσσεται ένα εργαλείο με χρήση μεθόδων πρόβλεψης ή εναλλακτικά μεθόδων Παλινδρόμησης για την αξιολόγηση και ποσοτικοποίηση του αντίκτυπου προωθητικών ενεργειών σε υπηρεσίες Ηλεκτρονικής Τραπεζικής. Η μεθοδολογία που αναπτύσσεται μπορεί να αξιοποιηθεί για την αποτύπωση του αντίκτυπου στο ευρύ κοινό και σε συγκεκριμένες ομάδες χρηστών που μπορεί να έχουν διάφορες αλλαγές που επιχειρούν οι διαχειριστές των υπηρεσιών.

Λέξεις κλειδιά: Ποσοτική ανάλυση, Στατιστική ανάλυση, Mobile Banking, Internet Banking, Πρόβλεψη, Ανάλυση Παλινδρόμησης, Κυλιόμενη Πρόβλεψη, Μέθοδος Theta, Μέθοδος αξιολόγησης προωθητικών ενεργειών



## ABSTRACT

Title: “Quantitative Analysis and Forecasting in Internet Banking channels and evaluation methodology for implemented strategies”

Electronic Banking channels have experienced great growth in recent years as more and more users adopt them and banks knowing the many advantages that they offer try to continuously evolve the quality of service.

The Web Banking and Mobile Banking channels with the second having recently been introduced to the general public, are complex technological products. The adoption of these services implies the change of habit for the until now trading pattern, familiarity with web technologies and the uncertainty that exists in the management of funds electronically. These factors are particularly important for the spread of services by the general public which is composed of people with different characteristics, skills and familiarity with the web.

While the Electronic Banking users in Greece have increased, indicators of using services is considerably lower than the average of Eurozone countries.

The methods of use of electronic banking channels is generally unknown and the relationship of Mobile Banking and the Web Banking channel as Banking products. This thesis analyses 8.777.792 transactions from 31.636 users of Mobile Banking channel and 102.498.195 transactions from 231.135 users of Web Banking channel from a large Greek Banking Institution to reach statistically significant conclusions as to how the services are being used and to define the structure of the different user groups of clientele.

Having identified different ways of use under different classifications and characteristics of user groups we attempted forecasts using the Rolling Forecasting method in time series derived from the total monthly transactions of specific user groups. The forecasts that are implemented target to assess the forecasting methods Naïve, SMA, SES, Holt, Damped and Classic Theta for medium-term forecasts with different time horizons and for time series with different decomposition.

Finally, from the conclusions of the analysis we developed a tool using predictive methods or alternative regression methods to assess and quantify the impact of promotional activities in the Electronic Banking services. The methodology developed can be used to capture the impact on the general public and to specific groups of users who may have various changes attempted by the managers of the services.

**Key-words:** Quantitative analysis, Statistical analysis, Mobile Banking, Internet Banking, forecasting, Regression Analysis, Rolling Forecast, Theta Classic, Assessment methodology for strategies





## ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η διπλωματική εργασία αυτή εκπονήθηκε στα πλαίσια των ερευνητικών δραστηριοτήτων της Μονάδας Προβλέψεων και Στρατηγικής κατά το ακαδημαϊκό έτος 2014-2015. Η μονάδα υπάγεται στον Τομέα Ηλεκτρικών Βιομηχανικών Διατάξεων και Συστημάτων Αποφάσεων, της σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον καθηγητή κ. Ασημακόπουλο που μου έδωσε την ευκαιρία να ασχοληθώ με το αντικείμενο των προβλέψεων και για την επιστημονική υποστήριξη που μου παρείχε καθ' όλη τη διάρκεια της εκπόνησης της διπλωματικής εργασίας. Επιπλέον θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή κ. Ι. Ψαρρά και τον αναπληρωτή καθηγητή κ. Δ. Ασκούνη για τη συμμετοχή τους στην τριμελή επιτροπή της εξέτασης της διπλωματικής.

Θα ήθελα ιδιαίτερα να ευχαριστήσω τις Υποψήφιες Διδάκτορες Χριστίνα Κωνσταντινίδου και Νικολέττα-Ζαμπέτα Λεγάκη για την πολύ καλή συνεργασία, τη συνεχή παρακολούθηση, τη συμβολή και καθοδήγηση τόσο σε οργανωτικό όσο και σε επιστημονικό επίπεδο.

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

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένεια μου και ιδιαίτερα τους γονείς μου που χάρη στη στήριξη και στη συμπαράσταση τους ήταν εφικτή η ολοκλήρωση των σπουδών μου.

Δανάη-Μαρία Ι. Σπηλιώτη

Αθήνα, Μάρτιος 2015



## ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1ο: ΕΥΡΕΙΑ ΠΕΡΙΛΗΨΗ .....	1
1.1 Βιβλιογραφική επισκόπηση.....	1
1.2 Τεχνική Ανάλυση .....	1
1.3 Στατιστικά Δεδομένα.....	2
1.4 Μεθοδολογία .....	2
1.5 Αποτελέσματα .....	3
1.6 Συμπεράσματα-Προτεινόμενη Μεθοδολογία.....	4
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2ο: ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ.....	5
2.1 Κύκλος ζωής υιοθέτησης τεχνολογίας .....	5
2.1.1 Το μοντέλο των Joe M. Bohlen, George M.Beal και Everett M. Rogers .....	5
2.1.2 Τροποποίηση του μοντέλου από τον Geoffrey A.Moore .....	5
2.1.3 Παρατηρήσεις.....	7
2.2 Η υιοθέτηση του Internet Banking ως τεχνολογική καινοτομία .....	7
2.2.1 Πλεονεκτήματα του Internet Banking .....	8
2.2.2 Μειονεκτήματα του Internet Banking .....	10
2.2.3 Υιοθέτηση του Internet Banking .....	10
2.2.3.1 Θεωρίας της δικαιολογημένης δράσης (Theory of Reasoned Action) .....	10
2.2.3.2 Θεωρία Σχεδιασμένης Συμπεριφοράς (Theory of Planned Behavior) .....	12
2.2.3.3 Μοντέλο Αποδοχής Τεχνολογίας (Technology Acceptance Model).....	13
2.2.3.4 Αποτελέσματα εφαρμογής των θεωριών πρόβλεψης συμπεριφοράς .....	13
2.2.3.5 Αποτελέσματα εφαρμογής των θεωριών πρόβλεψης συμπεριφοράς στην Ελλάδα.....	15
2.3 Δημογραφικά χαρακτηριστικά χρηστών του Internet Banking.....	18
2.3.1 Γενικά δημογραφικά χαρακτηριστικά .....	18
2.3.2 Διαφορές χρηστών Web Banking και Mobile Banking.....	22
2.3.3 Συμπεράσματα.....	23
2.3.4 Προτεινόμενος διαχωρισμός χρηστών.....	24
2.4 Στατιστικά δεδομένα που αφορούν τη διείσδυση υπηρεσιών Internet Banking .....	24
2.4.1 Ελληνικά στατιστικά δεδομένα .....	24
2.4.2 Ευρωπαϊκά στατιστικά δεδομένα .....	32
2.4.3 Σύγκριση Ευρωπαϊκών δεδομένων με τα Ελληνικά.....	37
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3ο: ΤΕΧΝΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ .....	39
3.1 RFM Analysis.....	39
3.2 Cluster Analysis K-means Algorithm.....	40
3.3 Μέθοδος Πρόβλεψης Συνεχούς Ζήτησης.....	41

3.3.1 Ανάλυση Παλινδρόμησης (Regression Analysis) .....	41
3.3.1.1 Απλή Γραμμική Παλινδρόμηση (Γραμμική Τάσης Γραμμική).....	43
3.3.1.2 Μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων .....	44
3.3.1.3 Λογαριθμική Παλινδρόμηση .....	45
3.3.1.4 Εκθετική Παλινδρόμηση .....	45
3.3.1.5 Παλινδρόμηση Δυναμοσειράς.....	45
3.3.1.6 Αξιολόγηση Μεθόδου Παλινδρόμησης.....	45
3.4 Μέθοδοι Προβλέψεων.....	46
3.4.1 Απλοϊκή Μέθοδος (Naive) .....	46
3.4.2 Μέθοδοι Κινητού Μέσου Όρου .....	46
3.4.3 Μέθοδοι Εκθετικής Εξομάλυνσης.....	48
3.4.3.1 Απλή Εκθετική Εξομάλυνση (Simple Exponential Smoothing) .....	48
3.4.3.2 Μέθοδος Γραμμικής Εξομάλυνσης (Holt Exponential Smoothing).....	49
3.4.3.3 Μοντέλο Μη Γραμμικής Τάσης (Damped) .....	49
3.4.4 Μέθοδος Theta .....	50
3.4.5 Μέθοδοι αξιολόγησης προβλέψεων μέσω στατιστικών δεικτών και σφαλμάτων	51
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4ο: ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ .....	53
4.1 Εισαγωγή.....	53
4.2 Περιγραφή αρχικών δεδομένων .....	53
4.2.1 Γενικές πληροφορίες για τις υπηρεσίες Ηλεκτρονικής Τραπεζικής υπό μελέτη....	53
4.2.2 Μορφή Δεδομένων.....	53
4.3 Αποτελέσματα επεξεργασίας δεδομένων .....	54
4.3.1 Mobile Banking .....	54
4.3.1.1 Χρονική Ανάλυση .....	54
4.3.1.2 Παραμονή χρηστών.....	56
4.3.1.3 Γενικά Στοιχεία – Δημογραφικά .....	59
4.3.1.4 Εγγρήματες συναλλαγές.....	60
4.3.1.5 RFM Ανάλυση δεδομένων Mobile Banking .....	62
4.3.1.6 Clustering Analysis .....	64
4.3.2 Web Banking .....	64
4.3.2.1 Χρονική Ανάλυση .....	65
4.3.2.2 Παραμονή χρηστών.....	67
4.3.2.3 Γενικά Στοιχεία – Δημογραφικά .....	69
4.3.2.4 Εγγρήματες συναλλαγές.....	70
4.3.2.4.1 Ανάλυση εγγρημάτων συναλλαγών .....	70
4.3.2.4.2 RFM Analysis εγγρημάτων συναλλαγών.....	73

4.3.2.4.3 Clustering Analysis.....	76
4.3.3 Χρήστες Web και Mobile Banking .....	76
4.4 Δεδομένα προς πρόβλεψη .....	77
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5ο: ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ .....	79
5.1 Εισαγωγή.....	79
5.2 Υλοποίηση Μεθοδολογίας .....	79
5.2.1 Επιλογή χρονοσειρών για πρόβλεψη.....	79
5.2.2 Αποσύνθεση χρονοσειρών.....	82
5.2.3 Υλοποίηση Μεθόδων Πρόβλεψης.....	83
5.2.4 Μεθοδολογία Κυλιόμενης Πρόβλεψης στις Μεθόδους Προβλέψεων .....	86
5.2.5 Αξιολόγηση των μεθόδων συναρτήσε του Ορίζοντα Πρόβλεψης .....	88
5.2.6 Κριτήρια αξιολόγησης των μεθόδων.....	89
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6ο: ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ .....	91
6.1 Εισαγωγή.....	91
6.2 Αποτελέσματα Mobile Banking .....	91
6.2.1 Αποτελέσματα χρονοσειρών βάσει ορίζοντα πρόβλεψης .....	91
6.2.2 Αποτελέσματα χρονοσειρών βάσει εποχικότητας.....	100
6.2.3 Αποτελέσματα Ανάλυσης παλινδρόμησης χρονοσειρών χαρακτηριστικών .....	102
6.2.4 Αποτελέσματα Προβλέψεων Κατηγοριοποίησης Δέντρου .....	103
6.3 Αποτελέσματα Web Banking .....	108
6.3.1 Αποτελέσματα χρονοσειρών βάσει ορίζοντα πρόβλεψης .....	108
6.3.2 Αποτελέσματα χρονοσειρών βάσει εποχικότητας.....	116
6.3.3 Αποτελέσματα Ανάλυσης παλινδρόμησης χρονοσειρών χαρακτηριστικών .....	120
6.3.4 Αποτελέσματα Προβλέψεων Κατηγοριοποίησης Δέντρου .....	121
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7ο: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ-ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ .....	123
7.1 Συμπεράσματα για την υπηρεσία Mobile Banking .....	123
7.2 Συμπεράσματα για την υπηρεσία Web Banking .....	124
7.3 Προτεινόμενη μεθοδολογία.....	125
7.4 Μελλοντικές Προεκτάσεις .....	126
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8ο: ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ .....	129
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9ο: ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ.....	131
9.1 Πίνακες και διαγράμματα.....	131
9.2 Κώδικας Rstudio για υλοποίηση προβλέψεων .....	161

## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ:

Εικόνα 2.1: Μοντέλο κύκλου ζωής υιοθέτησης τεχνολογίας–Κανονική κατανομή .....	5
Εικόνα 2.2: Μοντέλο κύκλου ζωής υιοθέτησης τεχνολογίας Moore.....	6
Εικόνα 2.3: Πεδία στα οποία επικεντρώνεται η έρευνα του Internet Banking .....	8
Εικόνα 2.4: Απεικόνιση του Μοντέλου Αποδοχής Τεχνολογίας όπως το όρισε ο Davis (1989) .....	13
Εικόνα 2.5: Οι συσχετίσεις των παραγόντων που συμβάλλουν στην πρόθεση συμπεριφοράς σύμφωνα με τους Luarn et al. (2004) .....	15
Εικόνα 2.6: Συσχετίσεις μεταξύ των παραγόντων σε πλαίσιο TAM .....	16
Εικόνα 2.7: Διαγραμματική παρουσίαση των σχέσεων που εξετάζονται .....	17
Εικόνα 2.8: Πρόσβαση στο διαδίκτυο από την κατοικία ανά μεγάλη γεωγραφική περιοχή, 2011-2014.....	25
Εικόνα 2.9: Εξέλιξη ευρυζωνικών συνδέσεων και συνδέσεων περιορισμένης συχνότητας στην κατοικία - ποσοστό % επί του συνόλου των νοικοκυριών της Χώρας .....	25
Εικόνα 2.10: Χρήση Η/Υ - Πρόσβαση στο διαδίκτυο, 2002-2014 .....	26
Εικόνα 2.11: Χρήση διαδικτύου ανά ηλικιακή ομάδα, ποσοστό % επί του πληθυσμού της ηλικιακής ομάδας, 2013 και 2014.....	26
Εικόνα 2.12: Σύνδεση στο διαδίκτυο από κινητή συσκευή, 2009 έως 2014, % του πληθυσμού που χρησιμοποίησε το διαδίκτυο το Α' τρίμηνο των ετών .....	27
Εικόνα 2.13: Δίκτυο σύνδεσης στο διαδίκτυο από κινητή συσκευή, 2013, 2014 .....	27
Εικόνα 2.14: Ηλεκτρονικό εμπόριο: 2008 – 2014 .....	29
Εικόνα 2.16: Η σημασία του e-banking για τους on-line καταναλωτές (2014) .....	30
Εικόνα 2.17: Χρήση τεχνολογιών πληροφόρησης στις επιχειρήσεις.....	31
Εικόνα 2.18: Τάση χρήσης Internet στις χώρες OECD και διαφορές βάσει χώρας .....	32
Εικόνα 2.20: Διείσδυση Mobile ασύρματων συνδέσεων βάσει τεχνολογίας χώρες OECD (2009 και ποσοστό 2013) .....	33
Εικόνα 2.21: Διείσδυση Mobile ασύρματων συνδέσεων βάσει τεχνολογίας χώρες OECD (2009 και ποσοστό 2013) .....	33
Εικόνα 2.22: Χρήση εφαρμογών smartphone συναρτήσει πόσων είναι διαθέσιμες.....	33
Εικόνα 2.23: Ποσοστό χρηστών που δεν έκαναν αγορές online λόγω ανησυχιών για την ασφάλεια ή τα προσωπικά δεδομένα .....	34
Εικόνα 2.24: Ποσοστό χρηστών που χρησιμοποιούν καθημερινά το Internet (2006 και 2013) και το Mobile το 2013 .....	34
Εικόνα 2.25: Ποσοστό των χρηστών Internet στις διάφορες δραστηριότητες.....	34
Εικόνα 2.26: Ποσοστό χρηστών Internet που χρησιμοποιούν Internet Banking με εισοδηματικό διαχωρισμό (2013).....	35
Εικόνα 2.27: Κατάταξη ιστοσελίδων βάσει τύπου υπηρεσίας στις χώρες OECD (Απρίλιος 2014).....	35
Εικόνα 2.28: Ποσοστό επιχειρήσεων με ευρυζωνική σύνδεση και διάκριση στο μέγεθος της εταιρίας. ....	35
Εικόνα 2.29: Ομαδοποίηση ευρωπαϊκών χωρών βάσει της διείσδυσης του Online banking (2010) .....	36
Εικόνα 2.30: Ομαδοποίηση χωρών ΕΕ βάσει χρήσης Ηλεκτρονικής Τραπεζικής .....	37
Εικόνα 3.1: Γραφική αναπαράσταση μεθόδου RFM Ανάλυσης .....	40

Εικόνα 3.2: Ευθείες παλινδρόμησης.....	42
Εικόνα 3.3: Παράδειγμα απλής γραμμικής παλινδρόμησης .....	43
Εικόνα 4.1: Πάνω αριστερά: Κατανομή ημερήσια Πάνω δεξιά: Κατανομή εβδομαδιαία .....	55
Κεντρική αριστερά: Κατανομή κατά τη διάρκεια μήνα με 30 ημέρες.....	55
Κεντρική δεξιά: Κατανομή κατά τη διάρκεια μήνα με 31 ημέρες .....	55
Κάτω: Κατανομή στους μήνες .....	55
Εικόνα 4.2: Τάση συναλλαγών Mobile Banking το διάστημα 4/2010-3/2013 (μηνιαία δεδομένα).....	56
Εικόνα 4.2: Κατανομή χρηστών σε μήνες παραμονής στην υπηρεσία.....	57
Εικόνα 4.3: Εμφάνιση πρώτης συναλλαγής κατά το διάστημα 8/2010 – 4/2013 .....	58
Εικόνα 4.4: Εμφάνιση τελευταίας συναλλαγής κατά το διάστημα 4/2010 – 9/2013 .....	58
Εικόνα 4.5: Τάση συνολικών συναλλαγών που διεξήχθησαν από γυναίκες (μηνιαία δεδομένα).....	60
Εικόνα 4.6: Τάση συνολικών συναλλαγών που διεξήχθησαν από άντρες (μηνιαία δεδομένα) .....	60
Εικόνα 4.7: Τάση εγχρημάτων συναλλαγών το διάστημα 4/2010-3/2013 (μηνιαία δεδομένα) .....	61
Εικόνα 4.8: Χρονοσειρά συνολικών διακινούμενων χρηματικών ποσών υπηρεσίας Mobile Banking .....	62
Εικόνα 4.9: Χρονοσειρά μέσων διακινούμενων χρηματικών ποσών υπηρεσίας Mobile Banking .....	62
Εικόνα 4.1: Πάνω αριστερά: Κατανομή ημερήσια Πάνω δεξιά: Κατανομή εβδομαδιαία	
Κεντρική αριστερά: Κατανομή κατά τη διάρκεια μήνα με 30 ημέρες.....	66
Κεντρική δεξιά: Κατανομή κατά τη διάρκεια μήνα με 31 ημέρες .....	66
Κάτω: Κατανομή στους μήνες .....	66
Εικόνα 4.10: Τάση συναλλαγών Web Banking το διάστημα 4/2010-3/2013 (μηνιαία δεδομένα).....	66
Εικόνα 4.11: Κατανομή χρηστών σε μήνες παραμονής στην υπηρεσία Web Banking .....	67
Ρυθμός εισόδου νέων χρηστών στην υπηρεσία: .....	68
Εικόνα 4.12: Εμφάνιση πρώτης συναλλαγής κατά το διάστημα 8/2010 – 4/2013 .....	68
4.13: Εμφάνιση τελευταίας συναλλαγής Web Banking κατά το διάστημα 4/2010 – 9/2013 .....	68
Εικόνα 4.14: Τάση εγχρημάτων συναλλαγών Web Banking (μηνιαία δεδομένα).....	71
Εικόνα 4.15: Τάση συναλλαγών ομάδων μεταβλητής Recency.....	75
Εικόνα 4.16: Τάση συναλλαγών ομάδων μεταβλητής Frequency .....	75
Εικόνα 4.17: Τάση συναλλαγών ομάδων μεταβλητής Frequency .....	75
Εικόνα 4.18: Χρονοσειρά αριθμού συνολικών συναλλαγών Web/Mobile (μηνιαία .....	77
δεδομένα).....	77
Εικόνα 4.19: Χρονοσειρά αριθμού συνολικών συναλλαγών Mobile/Web (μηνιαία δεδομένα) .....	77
Εικόνα 5.3: Απεικόνιση Υλοποίησης Κυλιόμενης Πρόβλεψης στα δεδομένα μας.....	87
Εικόνα 6.2: SMape (%) χρονοσειρών Mobile Banking RFM Ανάλυσης.....	92
Εικόνα 6.4: SMape (%) αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών Mobile Banking RFM Ανάλυσης .....	93



Εικόνα 6.5: Mape(%) μη αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών διάταξης δέντρου στο Mobile Banking.....	94
Εικόνα 6.6: SMape(%) μη αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών διάταξης δέντρου. ....	94
Εικόνα 6.7: Mape(%) αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών διάταξης δέντρου. ....	95
Εικόνα 6.8: Smape(%) αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών διάταξης δέντρου. ....	96
Εικόνα 6.9: Mape(%) μη αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών.....	96
Εικόνα 6.10: Smape(%) μη αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών. ....	97
Εικόνα 6.11: Mape(%) αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών. ....	98
Εικόνα 6.12: Smape(%) αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών. ....	98
Εικόνα 6.13: Ιεραρχικό δέντρο με διαχωρισμό των χρηστών βάσει πολλαπλών χαρακτηριστικών με αρίθμηση κόμβων .....	105
Εικόνα 6.14: SMape (%) μη αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών RFM Ανάλυσης .....	109
Εικόνα 6.16: Smape (%) αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών RFM Ανάλυσης .....	110
Εικόνα 6.17: Mape(%) μη αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών διάταξης δέντρου. ....	111
Εικόνα 6.18: SMape(%) μη αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών διάταξης δέντρου. ....	111
Εικόνα 6.19: Mape(%) αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών διάταξης δέντρου. ....	112
Το Smape των 6 μεθόδων πρόβλεψης για αυτή την κατηγοριοποίηση για αποεποχικοποιημένα δεδομένα είναι:.....	112
Εικόνα 6.20: Smape(%) αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών διάταξης δέντρου. ....	112
Εικόνα 6.21: Mape(%) μη αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών.....	113
Εικόνα 6.22: Smape(%) μη αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών. ....	114
Εικόνα 6.23: Mape(%) αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών. ....	115
Εικόνα 6.24: Smape(%) αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών. ....	115
Εικόνα 9.1: Κατανομή εγχρήματων συναλλαγών των αντρών στις ημέρες της εβδομάδας	133
Εικόνα 9.2: Κατανομή εγχρήματων συναλλαγών γυναικών στις ημέρες της εβδομάδας ...	133
Εικόνα 9.3: Χρονοσειρά εγχρήματων συναλλαγών γυναικών σε μηνιαία δεδομένα .....	134
Εικόνα 9.4: Χρονοσειρά εγχρήματων συναλλαγών ανδρών σε μηνιαία δεδομένα.....	134
Εικόνα 9.5: Κατανομή εγχρήματων συναλλαγών Web Banking κατά τη διάρκεια της ημέρας .....	143
Εικόνα 9.6: Κατανομή εγχρήματων συναλλαγών Web Banking στις ημέρες της εβδομάδας .....	143
Εικόνα 9.7: Κατανομή εγχρήματων συναλλαγών Web Banking στις ημέρες μήνα με 30 ημέρες .....	144
Εικόνα 9.7: Κατανομή εγχρήματων συναλλαγών Web Banking στις ημέρες μήνα με 31 ημέρες .....	144
Εικόνα 9.8: Κατανομή εγχρήματων συναλλαγών Web Banking στους μήνες.....	145

Εικόνα 9.9: Χρονοσειρά εγχρήματων συναλλαγών γυναικών στην υπηρεσία Web Banking (μηνιαία δεδομένα).....	147
Εικόνα 9.10: Χρονοσειρά εγχρήματων συναλλαγών ανδρών στην υπηρεσία Web Banking (μηνιαία δεδομένα).....	148
Εικόνα 9.11: Κατανομή εγχρήματων συναλλαγών γυναικών στις ημέρες της εβδομάδας στην υπηρεσία Web Banking.....	148
Εικόνα 9.12: Κατανομή εγχρήματων συναλλαγών ανδρών στις ημέρες της εβδομάδας στην υπηρεσία Web Banking.....	148

## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ:

Πίνακας 2.1: Κόστος ανά συναλλαγή για τα διάφορα τραπεζικά κανάλια .....	9
Πίνακας 2.2: Συχνότητες δραστηριοτήτων που διεξήγαγαν οι Έλληνες χρήστες.....	27
Πίνακας 2.3: Κατανομή χρηστών που διεξήγαγαν τραπεζικές συναλλαγές το 2014 στις ηλικιακές ομάδες .....	28
Πίνακας 2.4: Απασχόληση χρηστών που διεξήγαγαν τραπεζικές συναλλαγές το 2014.....	28
Πίνακας 4.1: Πληροφορίες συναλλαγής αρχικών δεδομένων .....	54
Πίνακας 4.2: Κατανομή συνολικών συναλλαγών Mobile Banking στις διάφορες κατηγορίες συναλλαγών .....	60
Πίνακας 4.3: Φάσμα μεταβλητών RFM ανάλυσης για κλίμακα βαθμολογιών 1-5 .....	63
Πίνακας 4.4: Κατανομή συνολικών συναλλαγών Web Banking στις διάφορες κατηγορίες συναλλαγών .....	70
Πίνακας 4.5: Κατανομή εγχρήματων συναλλαγών Web Banking στις διάφορες κατηγορίες συναλλαγών .....	70
Πίνακας 4.6: Φάσμα μεταβλητών RFM ανάλυσης για κλίμακα βαθμολογιών 1-5 .....	73
Πίνακας 5.1 Μαθηματική περιγραφή μεθόδων πρόβλεψης.....	84
Πίνακας 6.1: Μεταβολή σφαλμάτων Smapre RFM χρονοσειρών Mobile banking καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα.....	92
Πίνακας 6.2: Μεταβολή σφάλματος Smapre αποεποχικοποιημένων RFM χρονοσειρών καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα.....	93
Πίνακας 6.3: Μεταβολή σφαλμάτων χρονοσειρών δέντρου MB καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα. ....	94
Πίνακας 6.4: Μεταβολή σφαλμάτων αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών δέντρου MB καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα. ....	96
Πίνακας 6.5: Μεταβολή σφάλματος κατά την αύξηση χρονικού ορίζοντα.....	96
Πίνακας 6.6: Μεταβολή σφαλμάτων χρονοσειρών μεμονομένων χαρακτηριστικών MB καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα .....	97
Πίνακας 6.7: Μεταβολή σφαλμάτων αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών μεμονομένων χαρακτηριστικών Mobile Banking καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα .....	98
Πίνακας 6.8: Μέσος όρος μεταβολής σφαλμάτων χρονοσειρών Mobile Banking.....	99
Πίνακας 6.9: Επίδοση μεθόδων πρόβλεψης στο Mobile Banking με κριτήριο το ελάχιστο σφάλμα.....	99
Πίνακας 6.10: Mare και Smapre σε προβλέψεις χρονοσειρών MB με ίδιο ορίζοντα πρόβλεψης. ....	100
Πίνακας 6.11: Mare και Smapre σε προβλέψεις χρονοσειρών δέντρου MB με ίδιο ορίζοντα πρόβλεψης. ....	100
Πίνακας 6.12: Mare και Smapre σε προβλέψεις χρονοσειρών χαρακτηριστικών MB με ίδιο ορίζοντα πρόβλεψης. ....	101
Πίνακας 6.13: Επίδοση μεθόδων πρόβλεψης σε χρονοσειρές MB βάσει αποσύνθεσης με κριτήριο το ελάχιστο σφάλμα. ....	102
Πίνακας 6.14: Εξισώσεις Παλινδρόμησης σε χρονοσειρές χαρακτηριστικών Mobile Banking βάσει βέλτιστης σύγκλισης .....	103
Πίνακας 6.15: Σφάλματα κόμβων δέντρου bottom up προβλέψεων (δεδομένα μη αποεποχικοποιημένα, χρονικός ορίζοντας μίας περιόδου) .....	105

Πίνακας 6.16: Σφάλματα κόμβων δέντρου top down προβλέψεων (δεδομένα μη αποεποχικοποιημένα, χρονικός ορίζοντας μίας χρονικής περιόδου) .....	106
Πίνακας 6.17: Εξισώσεις Παλινδρόμησης σε χρονοσειρές ομάδων δέντρου Mobile Banking βάσει βέλτιστης σύγκλισης .....	107
Πίνακας 6.18: Μεταβολή σφαλμάτων RFM χρονοσειρών Web Banking καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα.....	109
Πίνακας 6.19: Μεταβολή σφαλμάτων αποεποχικοποιημένων RFM χρονοσειρών Web Banking καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα .....	110
Πίνακας 6.20: Μεταβολή σφαλμάτων χρονοσειρών δέντρου καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα.....	111
Πίνακας 6.21: Μεταβολή σφαλμάτων αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών δέντρου Web Banking καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα. ....	113
Πίνακας 6.22: Μεταβολή σφάλματος κατά την αύξηση χρονικού ορίζοντα.....	113
Πίνακας 6.23: Μεταβολή σφαλμάτων χρονοσειρών μεμονομένων χαρακτηριστικών καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα.....	114
Πίνακας 6.24: Μεταβολή σφαλμάτων αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών μεμονομένων χαρακτηριστικών WB καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα.....	115
Πίνακας 6.25: Μέσος όρος μεταβολής σφαλμάτων στις χρονοσειρές Web Banking .....	116
Πίνακας 6.26: Επίδοση μεθόδων πρόβλεψης στις χρονοσειρές Web Banking με κριτήριο το ελάχιστο σφάλμα .....	116
Πίνακας 6.27: Mare και Smare σε προβλέψεις χρονοσειρών Web Banking με κατηγοριοποίηση RFM με ίδιο ορίζοντα πρόβλεψης.....	117
Πίνακας 6.28: Μεταβολή σφαλμάτων με την προσθήκη αποεποχικοποίησης.....	117
Πίνακας 6.29: Mare και Smare σε προβλέψεις χρονοσειρών Web Banking με κατηγοριοποίηση δέντρου με ίδιο ορίζοντα πρόβλεψης.....	117
Πίνακας 6.30: Μεταβολή σφαλμάτων με την προσθήκη αποεποχικοποίησης.....	118
Πίνακας 6.31: Mare και Smare σε προβλέψεις χρονοσειρών Web Banking με κατηγοριοποίηση μεμονωμένων χαρακτηριστικών με ίδιο ορίζοντα πρόβλεψης .....	119
Πίνακας 6.32: Μεταβολή σφαλμάτων με την προσθήκη αποεποχικοποίησης.....	119
Πίνακας 6.33: Επίδοση μεθόδων πρόβλεψης σε χρονοσειρές Web banking βάσει αποσύνθεσης με κριτήριο το ελάχιστο σφάλμα.....	120
Πίνακας 6.34: Εξισώσεις Παλινδρόμησης βάσει βέλτιστης σύγκλισης .....	121
Πίνακας 6.35: Εξισώσεις Παλινδρόμησης σε χρονοσειρές ομάδων δέντρου Web Banking βάσει βέλτιστης σύγκλισης .....	122
Πίνακας 9.1: Κατανομή συνολικών συναλλαγών και χρηστών Mobile Banking βάσει ηλικιακής ομάδας, φύλου, οικογενειακής κατάστασης, μορφωτικού επιπέδου και τύπου απασχόλησης .....	131
Πίνακας 9.2: Κατανομή συνολικών συναλλαγών και χρηστών Mobile Banking βάσει κατοχής κάθε χρηματοοικονομικού προϊόντος .....	132
Πίνακας 9.3: Διακινούμενα ποσά και συναλλαγές ανά φύλο .....	132
Πίνακας 9.4: Στατιστικά τύπων συναλλαγών που διεξήχθησαν από τα δύο φύλα.....	132
Πίνακας 9.5: RFM Ανάλυση σε χρήστες Mobile Banking, κατανομή χρηστών βάσει χαρακτηριστικών στην μεταβλητή Recency.....	135

Πίνακας 9.6: RFM Ανάλυση σε χρήστες Mobile Banking, κατανομή χρηστών βάσει χαρακτηριστικών στην μεταβλητή Frequency .....	136
Πίνακας 9.7: RFM Ανάλυση σε χρήστες Mobile Banking, κατανομή χρηστών βάσει χαρακτηριστικών στην μεταβλητή Monetary .....	137
Πίνακας 9.8: RFM Ανάλυση σε χρήστες Mobile Banking, κατανομή χρηστών βάσει κατοχής χρηματοοικονομικών προϊόντων στην μεταβλητή Recency.....	138
Πίνακας 9.9: RFM Ανάλυση σε χρήστες Mobile Banking, κατανομή χρηστών βάσει κατοχής χρηματοοικονομικών προϊόντων στην μεταβλητή Frequency .....	139
Πίνακας 9.10: RFM Ανάλυση σε χρήστες Mobile Banking, κατανομή χρηστών βάσει κατοχής χρηματοοικονομικών προϊόντων στην μεταβλητή Monetary .....	140
Πίνακας 9.11: Κατανομή συνολικών συναλλαγών και χρηστών Web Banking βάσει ηλικιακής ομάδας, φύλου, οικογενειακής κατάστασης, μορφωτικού επιπέδου και τύπου .....	141
Πίνακας 9.12: Κατανομή συνολικών συναλλαγών και χρηστών Web Banking βάσει κατοχής κάθε χρηματοοικονομικού προϊόντος .....	142
Πίνακας 9.13: Κατανομή συνολικών συναλλαγών και χρηστών Web Banking βάσει ηλικιακής ομάδας, φύλου, οικογενειακής κατάστασης, μορφωτικού επιπέδου και τύπου απασχόλησης .....	146
Πίνακας 9.14: Κατανομή εγχρήματων συναλλαγών γυναικών σε ηλικιακές ομάδες στην υπηρεσία Web Banking.....	147
Πίνακας 9.15: Κατανομή εγχρήματων συναλλαγών ανδρών σε ηλικιακές ομάδες στην υπηρεσία Web Banking.....	147
Πίνακας 9.16: Συνολικά και μέσα διακινούμενα ποσά των συναλλαγών Web Banking για τα διάφορα δημογραφικά χαρακτηριστικά.....	149
Πίνακας 9.17: RFM Ανάλυση σε χρήστες Web Banking, κατανομή χρηστών βάσει χαρακτηριστικών στην μεταβλητή Recency.....	150
Πίνακας 9.18: RFM Ανάλυση σε χρήστες Web Banking, κατανομή χρηστών βάσει χαρακτηριστικών στην μεταβλητή Frequency .....	151
Πίνακας 9.19: RFM Ανάλυση σε χρήστες Web Banking, κατανομή χρηστών βάσει χαρακτηριστικών στην μεταβλητή Monetary .....	152
Πίνακας 9.20: RFM Ανάλυση σε χρήστες Mobile Banking, κατανομή χρηστών βάσει κατοχής χρηματοοικονομικών προϊόντων στην μεταβλητή Recency.....	153
Πίνακας 9.21: RFM Ανάλυση σε χρήστες Mobile Banking, κατανομή χρηστών βάσει κατοχής χρηματοοικονομικών προϊόντων στην μεταβλητή Frequency .....	154
Πίνακας 9.22: RFM Ανάλυση σε χρήστες Mobile Banking, κατανομή χρηστών βάσει κατοχής χρηματοοικονομικών προϊόντων στην μεταβλητή Monetary .....	155
Πίνακας 9.23: Σφάλματα προβλέψεων χρονοσειρών RFM Ανάλυσης για την υπηρεσία Mobile Banking.....	156
Πίνακας 9.24: Σφάλματα προβλέψεων χρονοσειρών δέντρου για την υπηρεσία Mobile Banking .....	157
Πίνακας 9.25: Σφάλματα προβλέψεων χρονοσειρών μεμονωμένων χαρακτηριστικών για την υπηρεσία Mobile Banking .....	158
Πίνακας 9.26: Σφάλματα προβλέψεων χρονοσειρών RFM Ανάλυσης για την υπηρεσία Web Banking .....	159
Πίνακας 9.27: Σφάλματα προβλέψεων χρονοσειρών δέντρου για την υπηρεσία Web Banking .....	160

Πίνακας 9.28: Σφάλματα προβλέψεων χρονοσειρών μεμονωμένων χαρακτηριστικών για την υπηρεσία Web Banking.....	161
---	-----

# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1ο: ΕΥΡΕΙΑ ΠΕΡΙΛΗΨΗ

## 1.1 Βιβλιογραφική επισκόπηση

Σκοπός της διπλωματικής εργασίας με τίτλο «Ποσοτική ανάλυση και Πρόβλεψη Ηλεκτρονικής Τραπεζικής, Μεθοδολογία Αξιολόγησης Προωθητικών Ενεργειών» είναι η μελέτη των στατιστικών δεδομένων των συναλλαγών των υπηρεσιών Ηλεκτρονικής Τραπεζικής ώστε να εξαχθούν συμπεράσματα για τη χρήση της υπηρεσιών Mobile Banking και Web Banking, να εξαχθούν συμπεράσματα για τους χρήστες των υπηρεσιών και να προσδιοριστεί εάν τα δύο κανάλια διανομής τραπεζικών υπηρεσιών είναι ανταγωνιστικά ή συμπληρωματικά. Επιπλέον, αναπτύσσεται μία μεθοδολογία μελέτης και αξιολόγησης της επίδρασης των προωθητικών ενεργειών στους χρήστες βάσει διακριτών δημογραφικών χαρακτηριστικών τους.

Το πρώτο κεφάλαιο αποτελεί τη διερεύνηση της βιβλιογραφίας όσον αφορά τη συμπεριφορά των χρηστών προς τα κανάλια Ηλεκτρονικής Τραπεζικής. Περιλαμβάνει αναφορά στους παράγοντες που συμβάλλουν και οδηγούν τους χρήστες στην υιοθέτηση των υπηρεσιών Ηλεκτρονικής Τραπεζικής καθώς και διερεύνηση της βιβλιογραφίας για τον προσδιορισμό χαρακτηριστικών των χρηστών Web Banking και Mobile Banking.

Στη συνέχεια γίνεται αναφορά σε στατιστικές έρευνες επίσημων φορέων όπως η ΕΛΣΤΑΤ και ο ΟΕCD για να προσδιοριστεί η διείσδυση των υπηρεσιών Ηλεκτρονικής Τραπεζικής στην Ελλάδα και να γίνει η σύγκριση με τις υπόλοιπες χώρες της Ευρωζώνης καθώς και των παραγόντων που επηρεάζουν τη χρήση καναλιών Ηλεκτρονικής Τραπεζικής όπως είναι η εξοικείωση του πληθυσμού με τις τεχνολογίες διαδικτύου και η χρήση της Ηλεκτρονικής Τραπεζικής σε συναλλαγές επιχειρήσεων.

## 1.2 Τεχνική Ανάλυση

Στο κεφάλαιο αυτό αναλύονται οι τεχνικές οι οποίες θα χρησιμοποιηθούν στην παρούσα διπλωματική εργασία για την ανάλυση των δεδομένων και την αξιολόγηση και εξαγωγή των συμπερασμάτων. Επιπλέον, αναλύονται οι τεχνικές που θα χρησιμοποιηθούν για την ομαδοποίηση των χρηστών που είναι αναγκαία για την περαιτέρω μελέτη της στατιστικής συμπεριφοράς τους, λόγω του μεγάλου αριθμού τους και των διακριτών διαφορετικών χρήσεων που κάνουν στις υπηρεσίες.

Πιο συγκεκριμένα, εξηγείται η τεχνική της RFM Ανάλυσης που είναι ένα εργαλείο που έχει αναπτυχθεί για την ομαδοποίηση και αξιολόγηση της αξίας ενός πελάτη για την επιχείρηση βάσει του όγκου συναλλαγών που διεξάγει και των ποσών που διακινεί. Εξηγείται ο αλγόριθμος K-means που χρησιμοποιείται για την ομαδοποίηση χρηστών βάσει διαφορετικών μεταβλητών.

Στη συνέχεια, παρατίθενται οι βασικές έννοιες για την ανάλυση χρονοσειρών και παραγωγή προβλέψεων. Αναλύονται τα βασικά στοιχεία των χρονοσειρών τα οποία είναι η τάση, η εποχικότητα, η κυκλικότητα και οι μη κανονικές διακυμάνσεις. Παρουσιάζονται οι μέθοδοι παραγωγής προβλέψεων που θα χρησιμοποιηθούν καθώς και τα ποιοτικά τους χαρακτηριστικά που τις καθιστούν πιο κατάλληλες για την παραγωγή προβλέψεων σε δεδομένα με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά. Τέλος, αναφέρονται οι στατιστικοί δείκτες και τα σφάλματα βάσει των οποίων γίνεται η

αξιολόγηση των μεθόδων πρόβλεψης καθώς και τα ποιοτικά χαρακτηριστικά κάθε δείκτη τα οποία αξιοποιούμε για να αξιολογήσουμε τις προβλέψεις.

### 1.3 Στατιστικά Δεδομένα

Στο κεφάλαιο αυτό αρχικά γίνεται αναφορά στη φύση των δεδομένων προς μελέτη. Πιο συγκεκριμένα, γίνεται αναφορά στο πλήθος των συναλλαγών των δύο υπηρεσιών που μελετήθηκαν, καθώς και στα πεδία-μεταβλητές που περιείχε η κάθε συναλλαγή. Κάθε συναλλαγή περιείχε πεδία με δεδομένα για τη συναλλαγή και πεδία με δημογραφικά δεδομένα για το χρήστη της συναλλαγής. Στη συνέχεια, παρατίθενται τα δεδομένα της ανάλυσης που έγινε στις συναλλαγές των υπηρεσιών Mobile Banking και Web Banking για να μελετήσουμε τον τρόπο χρήσης των υπηρεσιών, τις ιδιαιτερότητες στη χρήση που τυχόν να υπάρχουν συναρτήσει των δημογραφικών χαρακτηριστικών των χρηστών και τις διαφορές στη χρήση που εμφανίζονται μεταξύ των υπηρεσιών Mobile Banking και Web Banking. Επιπλέον, αναλύονται τα ευρήματα για την παραμονή των χρηστών στις υπηρεσίες για να διερευνηθεί το ποσοστό των χρηστών που επιλέγουν τη χρήση της υπηρεσίας σε μόνιμη βάση καθώς και το ποσοστό των χρηστών που απορρίπτουν τις υπηρεσίες. Τα μεγέθη αυτά είναι πολύ σημαντικά καθώς το πελατολόγιο μίας υπηρεσίας και ο τρόπος που αυτό μεταβάλλεται είναι καθοριστικός παράγοντας για τη διαχείριση της. Ιδιαίτερη βάση δίνεται στη διερεύνηση των στατιστικών μεγεθών που προκύπτουν από την ανάλυση των εγχρήματων συναλλαγών καθώς οι εγχρήματες συναλλαγές μέσω των καναλιών Ηλεκτρονικής Τραπεζικής αξιολογούνται ως πιο σημαντικές για τα τραπεζικά ιδρύματα διότι αποσυμφορούν τα φυσικά καταστήματα και μειώνουν σημαντικά το κόστος εξυπηρέτησης.

Στη συνέχεια, αναλύονται τα αποτελέσματα της χρήσης της RFM Ανάλυσης που χρησιμοποιήθηκε ως κριτήριο για την κατηγοριοποίηση των χρηστών των υπηρεσιών Mobile Banking και Web Banking ώστε να γίνει περαιτέρω διερεύνηση της στατιστικής συμπεριφοράς ομάδων χρηστών. Στα πλαίσια της προσπάθειας κατηγοριοποίησης των χρηστών με κριτήριο τα έγκυρα δημογραφικά χαρακτηριστικά που είναι διαθέσιμα στα δεδομένα που παραλάβαμε χρησιμοποιήσαμε τον αλγόριθμο k-means ο οποίος ξεχώρισε ομάδες χρηστών οι οποίες όμως δεν βρέθηκαν να έχουν ιδιαιτερότητες ως προς τη συμπεριφορά τους, που είναι και αυτό που μας ενδιαφέρει. Τα αποτελέσματα του αλγορίθμου αναφέρονται επιγραμματικά στο κεφάλαιο αυτό.

Τέλος, μετά τη στατιστική ανάλυση καθορίζονται οι κατευθύνσεις με τις οποίες θα εξάγουμε τις χρονοσειρές για τη διενέργεια της περαιτέρω ανάλυσης και τελικά την παραγωγή προβλέψεων που είναι και ο στόχος της διπλωματικής εργασίας. Από το ενδιαμέσο αυτό στάδιο της ανάλυσης των δεδομένων καταλήγουμε στην ύπαρξη τριών κατηγοριοποιήσεων χρηστών των οποίων τις συνολικές συναλλαγές θα διεξάγουμε προβλέψεις.

### 1.4 Μεθοδολογία

Στο κεφάλαιο αυτό αναλύεται η υλοποίηση της μεθοδολογίας πρόβλεψης που επιχειρήσαμε. Αρχικά, αναφερόμαστε στον τρόπο δημιουργίας και επιλογής των χρονοσειρών από τα αρχικά δεδομένα. Εξηγούμε τους τρόπους αποσύνθεσης που



χρησιμοποιήθηκαν για τα δεδομένα. Πιο συγκεκριμένα, επιλέχθηκε η διερεύνηση της παραγωγής προβλέψεων για δεδομένα με αποεποχικοποίηση και επανεποχικοποίηση με τους αντίστοιχους δείκτες εποχικότητας και για δεδομένα χωρίς αποσύνθεση. Αυτό έγινε για να προσδιορίσουμε ποια είναι η βέλτιστη αποσύνθεση για τα συγκεκριμένα δεδομένα. Επιπλέον, γίνεται αναφορά στις μεθόδους Naïve, SMA, SES, Holt, Damped και Theta Classic που χρησιμοποιήθηκαν για την παραγωγή προβλέψεων. Εξηγείται η μεθοδολογία Κυλιόμενης Πρόβλεψης την οποία χρησιμοποιούμε μικραίνοντας το set δεδομένων μας και διαχωρίζοντας το σε training set των μεθόδων πρόβλεψης και σε τιμές τις οποίες θα χρησιμοποιήσουμε για να αξιολογήσουμε της παραχθείσες προβλέψεις. Αυτό γίνεται γιατί μας ενδιαφέρει η προβλεπτική ικανότητα των μοντέλων και όχι η ικανότητα σύγκλισης στα δεδομένα.

Στη συνέχεια, γίνεται αναφορά σε μία άλλη σημαντική παράμετρο της παραγωγής προβλέψεων που είναι ο ορίζοντας πρόβλεψης. Επειδή μας ενδιαφέρει η παραγωγή προβλέψεων στις συναλλαγές των υπηρεσιών για χρονικό ορίζοντα μεγαλύτερο της μίας χρονικής περιόδου πρέπει να προσαρμόσουμε τις παραμέτρους των προβλέψεων σύμφωνα με τους διαφορετικούς ορίζοντες πρόβλεψης και επιπλέον, πρέπει να αξιολογήσουμε τη δυνατότητα να παράγουμε ακριβείς προβλέψεις για χρονικό ορίζοντα δύο και τριών χρονικών περιόδων. Επιπροσθέτως μας ενδιαφέρει η απόδοση των μεθόδων πρόβλεψης καθώς αυξάνεται ο χρονικός ορίζοντας και το πώς ο ορίζοντας επηρεάζει τις προβλέψεις.

Τέλος, γίνεται αναφορά στους στατιστικούς δείκτες αξιολόγησης προβλέψεων που έχουμε στη διάθεση μας και συναρτήσει των ποιοτικών χαρακτηριστικών τους προσδιορίζονται οι βέλτιστοι για να αξιολογήσουμε τις προβλέψεις των δεδομένων υπό μελέτη.

## 1.5 Αποτελέσματα

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της παραγωγής προβλέψεων για τις υπηρεσίες Mobile Banking και Internet Banking. Πιο συγκεκριμένα, για κάθε υπηρεσία παρατίθενται τα σφάλματα Mape και Smape τα οποία επιλέχθηκαν ως κριτήρια της απόδοσης των μεθόδων πρόβλεψης. Τα αποτελέσματα είναι οργανωμένα με κριτήριο τις τρεις κατηγοριοποιήσεις δεδομένων από τις οποίες θέλουμε να εξάγουμε συμπέρασμα για τη βέλτιστη κατηγοριοποίηση. Επιπλέον, μας ενδιαφέρει να προσδιορίσουμε πως επηρεάζουν τις προβλέψεις ο χρονικός ορίζοντας της πρόβλεψης και ο τρόπος αποσύνθεσης των δεδομένων. Για αυτό το λόγο τα αποτελέσματα είναι οργανωμένα διαφορετικά σε δύο παραγράφους για κάθε υπηρεσία βάσει του παράγοντα για τον οποίο θέλουμε να βγάλουμε συμπέρασμα. Τελικά, προσδιορίζεται η βέλτιστη κατηγοριοποίηση για την οποία έχουμε την παραγωγή των καλύτερων δυνατών προβλέψεων για όλους τους ορίζοντες πρόβλεψης και η βέλτιστη αποσύνθεση δεδομένων η οποία διαφέρει στις δύο υπηρεσίες. Από την κατηγοριοποίηση με την καλύτερη επίδοση στο σύνολο των μεθόδων προκύπτει και η μέθοδος με τη βέλτιστη επίδοση στην παραγωγή προβλέψεων η οποία καταλήξαμε ότι είναι και στις δύο υπηρεσίες η Theta Classic. Επιπλέον, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της προσέγγισης ιεραρχικού δέντρου με υλοποίηση top down και bottom up τεχνικής για αναγωγή των προβλέψεων από τα υψηλότερα κλαδιά στην ιεραρχία στα επιμέρους

κλαδιά του δέντρου τα οποία αντιστοιχούν σε χρήστες με ειδικότερο προφίλ καθώς περιέχουν περισσότερα χαρακτηριστικά.

## 1.6 Συμπεράσματα-Προτεινόμενη Μεθοδολογία

Στο κεφάλαιο αυτό παρατίθενται τα συμπεράσματα τα οποία προέκυψαν από την ανάλυση των ενδιάμεσων δεδομένων και στη συνέχεια από την παραγωγή προβλέψεων στις υπηρεσίες Mobile Banking και Web Banking. Τα συμπεράσματα αφορούν σε σημαντικά στατιστικά δεδομένα που προέκυψαν από τη στατιστική ανάλυση των συναλλαγών για τη χρήση των υπηρεσιών καθώς και για τη σχέση μεταξύ των δύο καναλιών τα οποία καταλήξαμε ότι είναι συμπληρωματικά και όχι ανταγωνιστικά. Επιπλέον, παρουσιάζονται τα συμπεράσματα για τη βέλτιστη επεξεργασία των δεδομένων συναλλαγών των δύο υπηρεσιών για την εξαγωγή χρονοσειρών οι οποίες θα χρησιμοποιηθούν στη συνέχεια για την παραγωγή προβλέψεων για τις μελλοντικές συναλλαγές χρηστών ή ομάδων χρηστών με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά. Από τα συμπεράσματα που προέκυψαν καταλήξαμε στο ότι είναι εφικτή η υλοποίηση μεθοδολογίας αξιολόγησης των ενεργειών που επιχειρεί η διαχείριση των υπηρεσιών καθώς και η ποσοτικοποίηση της επίδοσης των ενεργειών. Οι ενέργειες στις οποίες αναφερόμαστε είναι σε πρώτη φάση οι προωθητικές ενέργειες αλλά θεωρούμε ότι η μεθοδολογία μπορεί να χρησιμοποιηθεί στον προσδιορισμό του αντίκτυπου οποιασδήποτε αλλαγής επιχειρείται στις υπηρεσίες Mobile Banking και Web Banking.

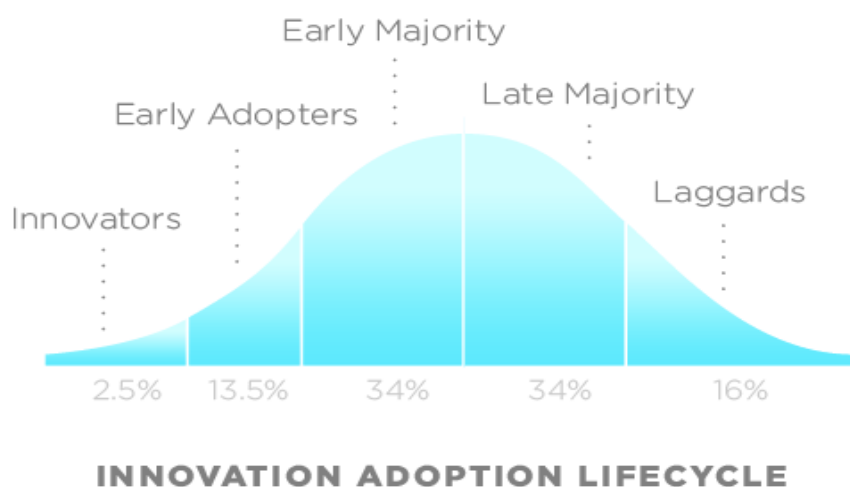
## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2ο: ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ

### 2.1 Κύκλος ζωής υιοθέτησης τεχνολογίας

#### 2.1.1 Το μοντέλο των Joe M. Bohlen, George M. Beal και Everett M. Rogers

Ο κύκλος ζωής υιοθέτησης τεχνολογίας είναι ένα μοντέλο που αναπτύχθηκε από τους Joe M. Bohlen, George M. Beal και Everett M. Rogers στο Iowa State University το 1957 με αρχικό σκοπό την εφαρμογή του στη γεωργία και την οικιακή οικονομία. Παρόλο που η έρευνα αυτή είχε διεξαχθεί με εντελώς διαφορετικό σκοπό αρχικά και υπό πολύ διαφορετικές συνθήκες όσον αφορά το τεχνολογικό περιβάλλον, βρίσκεται υποστηρικτές και εφαρμογή ακόμη και σήμερα.

Το μοντέλο του κύκλου ζωής υιοθέτησης τεχνολογίας περιγράφει την υιοθέτηση ή την αποδοχή ενός νέου καινοτόμου προϊόντος, σύμφωνα με τα δημογραφικά και ψυχολογικά χαρακτηριστικά των καθορισμένων ομάδων χρηστών που συνιστούν το καταναλωτικό κοινό. Η κατανομή των χρηστών συναρτήσει του χρόνου απεικονίζεται ως μία κανονική κατανομή. Σύμφωνα με το μοντέλο αυτό η πρώτη ομάδα που χρησιμοποιεί το νέο προϊόν ονομάζονται “Innovators” και ακολουθούν οι “Early Adopters”. Η επόμενη ομάδα στη συνεχή καμπύλη είναι οι “Early Majority” και “Late Majority”, οι οποίες ομάδες υπερέχουν αριθμητικά σε σχέση με τις πρώτες δυο, στις οποίες έχουμε μικρή συγκέντρωση χρηστών. Τέλος, ακολουθεί η ομάδα των “Laggards”. Παρακάτω παρατίθεται το γράφημα που προτείνουν οι Bohlen, Beal και Rogers στην ερευνά τους.[1]



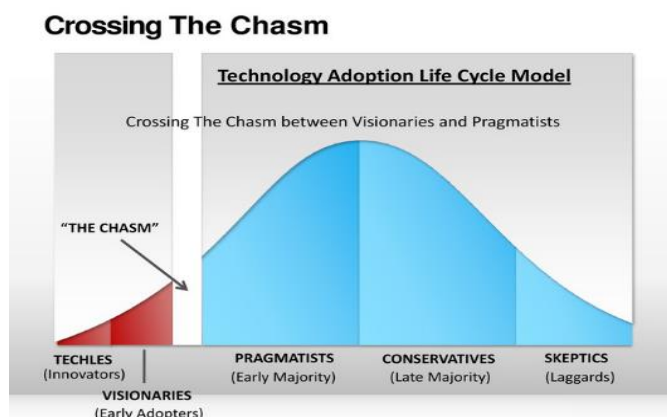
Εικόνα 2.1: Μοντέλο κύκλου ζωής υιοθέτησης τεχνολογίας–Κανονική κατανομή

Πηγή: [http://en.wikipedia.org/wiki/Technology\\_adoption\\_lifecycle](http://en.wikipedia.org/wiki/Technology_adoption_lifecycle)

#### 2.1.2 Τροποποίηση του μοντέλου από τον Geoffrey A. Moore

Έχει διενεργηθεί εκτεταμένη έρευνα στο μοντέλο των Bohlen, Beal και Rogers και έχουν δημοσιευτεί πολλές τροποποιήσεις του. Μια από τις πιο σημαντικές τροποποιήσεις, λόγω της απήχησης της σαν μοντέλο αλλά και της επιτυχίας του δημιουργού της, είναι το μοντέλο που προτείνει ο Geoffrey A. Moore στο βιβλίο του “Chasing the Chasm”. Το μοντέλο αυτό αφορά τεχνολογίες με έντονο το στοιχείο της καινοτομίας καθώς και “ασυνεχείς” τεχνολογίες, δηλαδή τεχνολογίες οι οποίες εμφανίζονται για πρώτη φορά και δεν αποτελούν την εξέλιξη μίας ήδη υπάρχουσας.

Όσον αφορά το διαχωρισμό των χρηστών, προτείνει τις ίδιες ομάδες με τους Bohlen, Beal και Rogers αλλά όντας μεταγενέστερη η έρευνα του, αποδίδει χαρακτηριστικά στις ομάδες αυτές που είναι εναρμονισμένα με τα σύγχρονα τεχνολογικά δεδομένα. Επιπλέον, προτείνει μια τροποποίηση όσον αφορά τη χρονική κατανομή των χρηστών, σύμφωνα με την οποία υπάρχει ένα χρονικό χάσμα μεταξύ των Early Adopters και των Early Majority. Τέλος, περιγράφει τις διάφορες φάσεις τις οποίες περνάει η αγορά του προϊόντος συναρτήσει του χρόνου. Παρακάτω παρατίθεται το γράφημα της κατανομής που προτείνει ο Moore καθώς και τα δημογραφικά χαρακτηριστικά που αποδίδει το μοντέλο του στις διάφορες κατηγορίες χρηστών και η ανάλυση των φάσεων της αγοράς.



Εικόνα 2.2: Μοντέλο κύκλου ζωής υιοθέτησης τεχνολογίας Moore

Πηγή: <http://www.slideshare.net/lschwartz925/devops-crossing-the-chasm-an-itsm-academy-webinar>

Κατηγορίες χρηστών και χαρακτηριστικά:

- **Innovators (ή Technology enthusiasts):** Τέτοιοι χρήστες υπάρχουν συνήθως σε κάθε οργάνωση. Αναζητούν και δοκιμάζουν συνεχώς state of the art τεχνολογίες αλλά στην πράξη δεν έχουν το κεφάλαιο για να χρηματοδοτήσουν την περαιτέρω ανάπτυξη και υιοθέτηση τους. Αυτή η κατηγορία χρηστών αν και μικρή, είναι πολύ σημαντική για τη διάδοση της τεχνολογίας στις υπόλοιπες κατηγορίες χρηστών και κυρίως στους Early Adopters οι οποίοι ψάχνουν τρόπους για να αποκτήσουν πλεονεκτήματα σε σχέση με τον ανταγωνισμό.
- **Early Adopters (ή Visionaries):** Οι χρήστες αυτής της κατηγορίας χαρακτηρίζονται ως “επαναστάτες” στον κλάδο στον οποίο ανήκουν και αναζητούν σημαντικές νέες εφαρμογές οι οποίες μπορούν να τους δώσουν πλεονέκτημα έναντι του ανταγωνισμού τους. Θεωρούν τις νέες ασυνεχείς τεχνολογίες ως ένα πιθανό πλεονέκτημα που μπορούν να αξιοποιήσουν. Η πρόκληση για το προϊόν είναι ότι η ομάδα αυτή μπορεί να θελήσει να διαχειριστεί και να τροποποιήσει τη νέα τεχνολογία σε λάθος κατευθύνσεις σε σχέση με τις ανάγκες του αγοραστικού κοινού. Η σημασία των Early Adopters οφείλεται στη δυνατότητα που έχουν να χρηματοδοτήσουν την περαιτέρω εξέλιξη καθώς και να προβάλουν τη νέα τεχνολογία.
- **Early Majority (ή Early and Late Pragmatists):** Στην κατηγορία αυτή ανήκουν διάφορα τμήματα πελατών οι οποίοι ξεπερνούν το δισταγμό έναντι στη νεοεισαχθείσα τεχνολογία σε μεταγενέστερη χρονική στιγμή, πιο συγκεκριμένα μετά το χάσμα, καθώς ακόμα δεν εμπιστεύονται τη νέα τεχνολογία ενώ προτιμούν να ακολουθούν την πλειοψηφία. Αργότερα αναγκάζονται να την υιοθετήσουν για να επιλύσουν εργασιακά προβλήματα (Early Pragmatists). Επιπλέον, σε αυτή την κατηγορία ανήκουν και οι Late Pragmatists οι οποίοι

καθυστερούν περαιτέρω την υιοθέτηση της τεχνολογίας μέχρι η τεχνολογία να επιτύχει και να καταξιωθεί και να υπάρξουν συστάσεις από πρόσωπα την άποψη των οποίων εμπιστεύονται. Οι χρήστες αυτοί όντας το μεγαλύτερο τμήμα πελάτων υιοθετούν τη νέα τεχνολογία ομαδικώς αρκετά μετά το χρονικό “χάσμα” και έχουν την τάση να προτιμούν την επικρατούσα εταιρία στον χώρο.

- Late Majority (ή Conservatives): Η κατηγορία αυτή χρηστών μένουν εκτός της αγοράς του προϊόντος για όσο το δυνατόν περισσότερο και τελικά το υιοθετούν εν δράσει του φόβου μην μείνουν “πίσω”. Οι χρήστες αυτοί είναι ιδιαίτερα ευαίσθητοι στην τιμή και στην ποιότητα. Για να επιτύχει μια τεχνολογία σε αυτό το τμήμα της αγοράς θα πρέπει να δημιουργήσει ένα προϊόν το οποίο να ανταπεξέρχεται στις ιδιαιτερότητες του.
- Laggards (ή Skeptics): Η ομάδα αυτή θα υιοθετήσει την τεχνολογία ασυναίσθητα συνήθως μέσω της χρήσης κάποιας υπηρεσίας ή ως μέρος κάποιου άλλου προϊόντος στο οποίο η παρουσία της τεχνολογίας θα είναι αφανής σαν ξεχωριστή λειτουργία. Η ομάδα αυτή είναι υπέρ της υφιστάμενης κατάστασης και επιζητά γνωστές λύσεις που δεν ενέχουν ρίσκο. [2]

### 2.1.3 Παρατηρήσεις

Το παραπάνω μοντέλο μας βοηθάει να διαμορφώσουμε μια αντίληψη για την αντιμετώπιση που έχει μια νεοεισερχόμενη καινοτόμα τεχνολογία στο ευρύ κοινό. Στην περίπτωση που εξετάζουμε, το Web Banking και το Mobile Banking πρόκειται για ένα σύνθετο τεχνολογικό προϊόν το οποίο από την πλευρά του κοινού πρέπει να γίνει αποδεκτό πρώτα όσον αφορά το τεχνολογικό κομμάτι αλλά και ως προς την αντικατάσταση των υπαρχουσών τραπεζικών υπηρεσιών και συνηθειών με νέες.

## 2.2 Η υιοθέτηση του Internet Banking ως τεχνολογική καινοτομία

Η υιοθέτηση του Internet Banking σαν υπηρεσία έχει αποτελέσει αντικείμενο εκτεταμένης έρευνας. Αυτό οφείλεται στο ενδιαφέρον που δείχνουν οι τράπεζες για την παροχή υπηρεσιών στο ευρύ κοινό μέσω αυτού του καναλιού. Η έρευνα του πεδίου προσανατολίζεται στη μελέτη της υιοθέτησης της υπηρεσίας και της δυνητικής συμπεριφοράς των καταναλωτών, καθώς δεν υπάρχουν διαθέσιμα στους ερευνητές δεδομένα από τα τραπεζικά ιδρύματα, ώστε να γίνει μελέτη της ωρίμανσης της υπηρεσίας, των δημογραφικών και ψυχολογικών προφίλ των χρηστών καθώς και η μελέτη ύπαρξης μοτίβων χρήσης. Σύμφωνα με την έρευνα των Akinci et al. (2004) [3] διακρίνονται τα εξής ερευνητικά πεδία που αφορούν το Internet Banking:

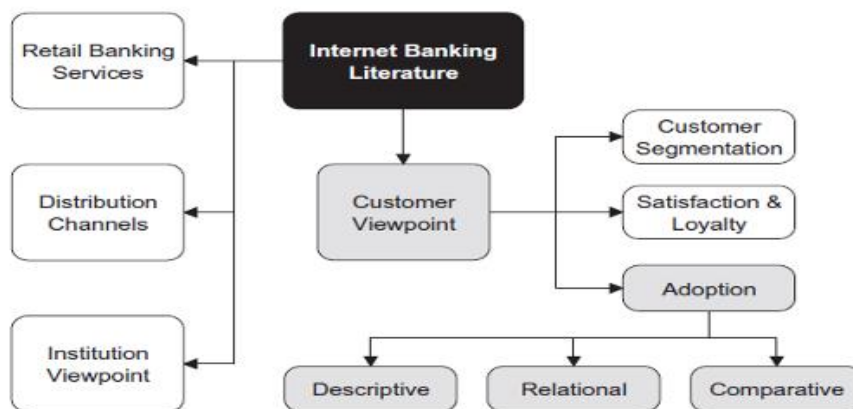


Fig. 1. Positioning IB adoption within the literature.

Εικόνα 2.3: Πεδία στα οποία επικεντρώνεται η έρευνα του Internet Banking

Πηγή: Hanafizadeh, P. et al. A systematic review of Internet banking adoption. Telemat. Informat. (2013), <http://dx.doi.org/10.1016/j.tele.2013.04.003>

Όσον αφορά την υιοθέτηση του Internet Banking ως υπηρεσία από το ευρύ κοινό, η δημοσίευση των Hanafizadeh, P., et al.(2013)[4] κατατάσσει την επιστημονική έρευνα που έχει διεξαχθεί στις εξής κατηγορίες:

- I. Περιγραφικές: Πρόκειται για τις δημοσιεύσεις που έχουν ως σκοπό να περιγράψουν το φαινόμενο
- II. Συσχετιστικές: Οι δημοσιεύσεις αυτές προσπαθούν να διερευνήσουν την αλληλεπίδραση των παραγόντων που οδηγούν στην υιοθέτηση
- III. Συγκριτικές: Οι δημοσιεύσεις αυτές προσπαθούν να βγάλουν συμπεράσματα υψηλότερου επιπέδου μέσω συγκρίσεων μεταξύ πληθυσμών, καναλιών ή μεθόδων.

Αξιοσημείωτο είναι επίσης η πλειοψηφία της βιβλιογραφίας προέρχεται από χώρες που υπάρχει χαμηλή διείσδυση της υπηρεσίας ενώ αντιθέτως σε χώρες όπου οι υπηρεσίες αυτές έχουν ευρεία χρήση παρατηρείται σημαντικά λιγότερη διερεύνηση του αντικείμενου. Πιο συγκεκριμένα, το 58,82 % των δημοσιεύσεων προέρχεται από την Ασία, το 22,94% από την Ευρώπη ενώ από την Αμερική προέρχεται μόλις το 9,41% των δημοσιεύσεων.

### 2.2.1 Πλεονεκτήματα του Internet Banking

Τα πλεονεκτήματα που παρέχει η υπηρεσία στους χρήστες είναι χαμηλότερες χρεώσεις στις συναλλαγές, 24ώρη πρόσβαση στις τραπεζικές υπηρεσίες ανεξαρτήτως τοποθεσίας, αποδοτικότητα χρόνου, καλή ποιότητα υπηρεσιών, φιλικότητα προς το χρήστη, ταχύτητα συναλλαγών, ασφάλεια, ανάμειξη του χρήστη και επιπλέον πολλές τράπεζες διαθέτουν προγράμματα επιβράβευσης πελατών με επιστροφή ποσοστού επί των συναλλαγών. Πιο συγκεκριμένα, βάσει μελέτης που εκπόνησε το Εργαστήριο Ηλεκτρονικού Επιχειρείν και Εμπορίου ELTRUN του Οικονομικού Πανεπιστημίου Αθηνών για λογαριασμό της Τράπεζας Πειραιώς (2010), ενδεικτικά, ένας καταναλωτής κατά μέσο όρο κερδίζει χρόνο που ισούται με 30 ώρες και εξοικονομεί € 464 ανά έτος, αφού απολαμβάνει σημαντικά μειωμένες προμήθειες συναλλαγών και γλιτώνει χρήματα και χρόνο μετάβασης στο σημείο εξυπηρέτησης.[5]

Επιπλέον, η χρήση της υπηρεσίας από εταιρίες μπορεί να παρέχει πλεονέκτημα στην εξυπηρέτηση πελατών της εκάστοτε εταιρίας, άμεση και ευκολότερη καταβολή

πληρωμών και μισθοδοσίας, μείωση λειτουργικών εξόδων, άμεσα διαχειρίσιμες πληροφορίες συναλλαγών και λογαριασμών καθώς και εξοικονόμηση εργατοωρών εφόσον απαλασσόμαστε από την αναγκαιότητα της φυσικής παρουσίας σε κατάσταση για τη διεξαγωγή συναλλαγών.

Τα πλεονεκτήματα που παρέχει η υπηρεσία στα τραπεζικά ιδρύματα είναι πολλά. Ο μεγάλος ανταγωνισμός που υπάρχει στον τραπεζικό τομέα σε συνδυασμό με τα προβλήματα που αντιμετωπίζουν οι τράπεζες στη δεδομένη οικονομική συγκυρία κάνει τη μείωση των λειτουργικών εξόδων επιτακτική ανάγκη. Τα κανάλια Internet Banking είναι πολύ πιο αποτελεσματικά όσον αφορά το κόστος σε σχέση με τα άλλα τραπεζικά κανάλια εξυπηρέτησης καθώς δημιουργούν οικονομίες κλίμακας λόγω λιγότερων απαιτήσεων σε προσωπικό και φυσικές υποδομές. Σύμφωνα με τον Yakhlef (2001)[6] το μέσο κόστος ανά συναλλαγή μέσω φυσικού δικτύου είναι 1.08\$ ενώ για συναλλαγές μέσω Internet Banking είναι 13c ή λιγότερο. Σύμφωνα με τον Nevens (2009) [7] το τραπεζικό κόστος συναλλαγής μειώνεται 80% ή και περισσότερο όταν η συναλλαγή διαχειρίζεται ηλεκτρονικά. Επιπλέον, σύμφωνα με την έρευνα της Ernst&Young το κόστος διεκπεραίωσης συναλλαγής στα διάφορα κανάλια είναι:

Πίνακας 2.1: Κόστος ανά συναλλαγή για τα διάφορα τραπεζικά κανάλια  
Πηγή: Online Banking Report Ernst&Young

Κανάλι συναλλαγής	Κόστος
Branch	\$1.07
Call Centre (human)	\$0.85
Automated Response System (AVR)	\$0.44
Automated Teller Machine	\$0.27
Dialup PC banking	1.5 Cent
Internet Banking	1 Cent

Επιπλέον, οι τράπεζες έχουν στη διάθεσή τους έναν πολύ μεγάλο όγκο στατιστικών για τις συναλλαγές που διεξάγονται τα οποία μπορούν να αξιοποιήσουν για να κάνουν καλύτερη τμηματοποίηση των πελατών τους και να επιδιώξουν τη μεγιστοποίηση του κέρδους τους με παροχή προσαρμοσμένων υπηρεσιών στις ανάγκες κάθε τμήματος και στοχευμένων εκστρατειών marketing. Πέρα από τα πλεονεκτήματα που παρέχει το Internet Banking στη μείωση του κόστους, η υπηρεσία αυτή όντας υπηρεσία υψηλής τεχνολογίας και καινοτομίας συμβάλλει στο brand name του τραπεζικού ιδρύματος. Μια τράπεζα που είναι εναρμονισμένη με τις τελευταίες τάσεις της τεχνολογίας και παρέχει μέσω αυτής ολοένα και καινούργιες και ασφαλείς υπηρεσίες, ικανοποιεί ακόμα και τους πιο απαιτητικούς πελάτες ενώ παράλληλα τους δημιουργεί αίσθημα ασφάλειας το οποίο πηγάζουν από την αναδιαμόρφωση του προφίλ της. Με τον όρο αναδιαμόρφωση προφίλ, εννοούμε τις ιδιότητες που προστίθενται στο brand name του τραπεζικού ιδρύματος, εδώ συγκεκριμένα οι ιδιότητες είναι σύγχρονο και καινοτόμο. Τα δύο αυτά χαρακτηριστικά είναι σημαντικά για ένα τραπεζικό ίδρυμα καθώς συνδέονται με την αξιοπιστία του, χαρακτηριστικό πολύ σημαντικό στην επιλογή παρόχου τραπεζικών υπηρεσιών από τον καταναλωτή.

Τέλος, η διαχείριση της πλειοψηφίας των συναλλαγών ηλεκτρονικά παρέχει πλεονεκτήματα και στην οργάνωση του κράτους καθώς βοηθά στην αποφυγή φαινομένων φοροδιαφυγής, διαφθοράς (μικρής και μεγάλης κλίμακας), συνδιαλλαγή με το κράτος πιο εύκολα και άμεσα, μείωση γραφειοκρατίας, βελτίωση υπηρεσιών (ηλεκτρονικές πληρωμές οφειλών, φόρων, παράβολων).

## 2.2.2 Μειονεκτήματα του Internet Banking

Τα μειονεκτήματα της υπηρεσίας, όπως τα αντιλαμβάνεται ο χρήστης, είναι η έλλειψη επικοινωνίας με υπαλλήλους, αδυναμία χρήσης της υπηρεσίας λόγω δικτυακών προβλημάτων και η ανασφάλεια που μπορεί να δημιουργηθεί κατά τη χρήση της υπηρεσίας λόγω μη εξοικείωσης με την τεχνολογία.

Στα ίδια τα τραπεζικά ιδρύματα ένα κύριο μειονέκτημα που επιφέρει η υπηρεσία είναι η έλλειψη προσωπικής επαφής με τους πελάτες, που μπορεί να οδηγήσει ευκολότερα σε απομάκρυνση τους από την τράπεζα και επιλογή άλλου τραπεζικού ιδρύματος. Σε περιπτώσεις δυσαρεστημένων πελατών με την προσωπική επικοινωνία είναι πιο εύκολο να αποκατασταθούν οι σχέσεις της τράπεζας με τους πελάτες και να αποφευχθεί η απώλεια τους. Επιπλέον, με την προσωπική επαφή υπαλλήλων της τράπεζας με τους πελάτες είναι πιο εύκολη η προώθηση στους πελάτες άλλων τραπεζικών προϊόντων τα οποία προτείνονται στον πελάτη βάσει των μέχρι τώρα προτιμήσεων του (cross selling products).

Τέλος, στην ψηφιακή εποχή όπου όλες οι τραπεζικές υπηρεσίες είναι διαθέσιμες για ενημέρωση και χρήση με μόλις ένα κλικ, η δυνατότητα αλλαγής παρόχου τραπεζικών υπηρεσιών ή μερικής μεταφοράς υπηρεσιών από έναν πάροχο σε έναν άλλο, σε συνδυασμό με την αδυναμία εδραίωσης προσωπικής σχέσης με τον πελάτη μέσω των καναλιών Internet Banking είναι μειονεκτήματα τα οποία χρήζουν ειδικού χειρισμού από τα τραπεζικά ιδρύματα ώστε να βγουν κερδισμένα στο νέο αυτό περιβάλλον.

## 2.2.3 Υιοθέτηση του Internet Banking

Στο σημείο αυτό θα εξετάσουμε τους παράγοντες που επισημαίνονται από διάφορους ερευνητές ως σημαντικοί όσον αφορά την απόφαση υιοθέτησης της υπηρεσίας του Internet Banking. Το γενικό πλαίσιο που χρησιμοποιείται για τη διερεύνηση αυτών των παραγόντων στην πλειοψηφία της βιβλιογραφίας είναι η δημιουργία ερωτηματολογίων τα οποία αφού εξεταστούν από ειδικούς ώστε να είναι σαφή, κατανοητά και οι ερωτήσεις να αντιστοιχούν ακριβώς στο μέγεθος-παράγοντα υπό εξέταση, μοιράζονται σε όσο το δυνατόν ευρύτερα δείγματα είτε χρηστών είτε δυνητικών χρηστών. Οι απαντήσεις του δείγματος μετά από στατιστική ανάλυση για να εντοπιστούν τα στατιστικώς σημαντικά αποτελέσματα, οδηγούν στα συμπεράσματα. Εδώ πρέπει να τονίσουμε ότι τα συμπεράσματα αυτά ισχύουν για δεδομένη χρονική στιγμή και για τη χώρα από την οποία προέρχεται το δείγμα. Αυτό είναι σημαντικό καθώς υπάρχουν μεγάλες διαφορές όσον αφορά την κουλτούρα από χώρα σε χώρα αλλά και με την πάροδο του χρόνου, με συνέπεια τα συμπεράσματα πιθανώς να μην μπορούν να γενικευτούν ή να μην βρίσκουν εφαρμογή σε κάποια χώρα με διαφορετική κουλτούρα, συνήθειες και υποδομή. Οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενες μέθοδοι στη βιβλιογραφία για τη μελέτη της υιοθέτησης του Internet Banking σαν τεχνολογικό προϊόν μελετώνται στις ακόλουθες υποενότητες.

### 2.2.3.1 Θεωρίας της δικαιολογημένης δράσης (Theory of Reasoned Action)

Οι δημιουργοί του μοντέλου Martin Fishbein και Icek Ajzen (1975, 1980) το παρουσίασαν ως ένα μοντέλο κοινωνικής ψυχολογίας που μπορεί να προβλέψει σχεδόν κάθε ανθρώπινη συμπεριφορά. Η έρευνα τους αρχικά είχε ξεκινήσει ως μελέτη της Στάσης προς τη Χρήση (Attitude Towards Use). Η TRA είναι μοντέλο για την πρόβλεψη της Συμπεριφορικής Πρόθεσης και εκτείνεται σε πρόβλεψη της Στάσης προς τη Χρήση και πρόβλεψη εν τέλει της συμπεριφοράς. Περιλαμβάνει τις εξής γενικές



έννοιες: Συμπεριφορική Πρόθεση, Στάση προς τη Χρήση, και Υποκειμενικά Πρότυπα. Προτείνεται ότι η Συμπεριφορική Πρόθεση ενός ατόμου εξαρτάται από τη Στάση προς τη Χρήση καθώς και από τα Υποκειμενικά Πρότυπα. Εάν ένα άτομο προτίθεται να πραγματοποιήσει μία συμπεριφορά, είναι πολύ πιθανό να προβεί σε αυτήν. Η Συμπεριφορική Πρόθεση μετράει την πρόθεση του ατόμου να προβεί σε μία συμπεριφορά. Η Στάση προς τη Χρήση αποτελείται από το σύνολο των πεποιθήσεων του ατόμου που αφορούν τις συνέπειες μιας συμπεριφοράς καθώς και τις πεποιθήσεις που αφορούν αυτές τις συνέπειες, συνολικά αποτελεί την εκτίμηση μίας συμπεριφοράς από το άτομο. Τα Υποκειμενικά Πρότυπα είναι ο συνδυασμός του τρόπου που το άτομο αντιλαμβάνεται τις προσδοκίες σε συνδυασμό με την πρόθεση να συμμορφωθεί με αυτές τις προσδοκίες. Με πιο απλά λόγια πρόκειται για “την αντίληψη που έχει το άτομο ότι οι περισσότεροι σημαντικοί για αυτόν άνθρωποι πιστεύουν ότι πρέπει να προβεί στη συμπεριφορά που εξετάζουμε ή να απέχει”.

Βάσει των παραπάνω καταλήγουμε ότι η εκούσια συμπεριφορά ενός ατόμου προβλέπεται από τη Στάση που έχει το άτομο προς τη συμπεριφορά (εδώ Χρήση) καθώς και από το πως θα τον βλέπει ο κοινωνικός του περίγυρος εάν προβεί σε αυτή τη συμπεριφορά. Στους παραπάνω τρεις παράγοντες εισέρχεται ένας συντελεστής καθώς σε διαφορετικές καταστάσεις και συμπεριφορές υπό εξέταση, δεν έχουν το ίδιο βάρος. Για να γίνει η θεωρία αυτή κατανοητή θα παραθέσουμε το παράδειγμα του Miller (2005) [6] σύμφωνα με το οποίο η συμπεριφορά υπό μελέτη είναι ένα καινούργιο πρόγραμμα γυμναστικής. Πιο συγκεκριμένα, η Στάση προς τη Χρήση που είναι το σύνολο των πεποιθήσεων για μια συμπεριφορά και η αξιολόγηση των πεποιθήσεων, στο παράδειγμα μας θα μπορούσε να είναι συνδυασμοί των παρακάτω: η άσκηση είναι καλή για την υγεία, η άσκηση βελτιώνει την εμφάνιση, η άσκηση παίρνει πάρα πολύ χρόνο και η άσκηση είναι επίπονη. Όλα αυτές οι πεποιθήσεις αξιολογούνται καθώς η υγεία μπορεί να είναι πιο σημαντική από την έλλειψη χρόνου κλπ. Τα Υποκειμενικά Πρότυπα είναι το μέγεθος το οποίο εισάγει στη θεωρία την επιρροή του κοινωνικού περιγύρου του ατόμου, στην πραγματοποίηση της συμπεριφοράς. Στο παράδειγμά μας το άτομο μπορεί να έχει κάποιους φίλους που να ασκούνται συστηματικά και να ενθαρρύνουν το εν λόγω άτομο. Επιπλέον, ο/η σύντροφος μπορεί να επιλέγει έναν καθιστικό τρόπο ζωής και να αποδοκιμάζει αυτούς που ασκούνται. Τα πιστεύω του κοινωνικού περιγύρου σε συνδυασμό με το βάρος που προσδίδει το άτομο στη γνώμη τους θα επηρεάσουν το κατά πόσο το άτομο θα προβεί στη συμπεριφορά. Ο συνδυασμός των δύο παραπάνω έχει βρεθεί να προβλέπει την τελική συμπεριφορά του ατόμου. Στο παράδειγμά μας, η Στάση του ατόμου όσον αφορά την άσκηση σε συνδυασμό με τα Πρότυπα που έχει, μας οδηγούν στην πρόθεση να ασκηθεί ή όχι, η οποία πρόθεση τελικά οδηγεί στην ίδια τη συμπεριφορά που θα ακολουθήσει το άτομο.

Υπό μορφή εξίσωσης η TRA μπορεί να απεικονιστεί ως εξής:

$$BI = (AB)W_1 + (SN)W_2 \quad (1)$$

όπου BI = Συμπεριφορική Πρόθεση

(AB) = η Στάση ενός ατόμου για την πραγματοποίηση της συμπεριφοράς

W = εμπειρικά επιλεγμένα βάρη

SN = τα Υποκειμενικά Πρότυπα του ατόμου που σχετίζονται με την πραγματοποίηση της συμπεριφοράς

Η TRA σαν μέθοδος έχει χρησιμοποιηθεί πολύ στον τομέα της πρόβλεψης καταναλωτικής συμπεριφοράς καθώς όχι μόνο προβλέπει την πρόθεση και κατ' επέκταση τη συμπεριφορά, αλλά παρέχει μία απλή βάση για να αναγνωρίσουμε πως και που να επιδιώξουμε αλλαγές καταναλωτικής συμπεριφοράς.

### 2.2.3.2 Θεωρία Σχεδιασμένης Συμπεριφοράς (Theory of Planned Behavior)

Η θεωρία αυτή αποτυπώνει τη σχέση μεταξύ των πεποιθήσεων και της συμπεριφοράς. Προτάθηκε από τον Icek Ajzen το 1985[8] για να βελτιώσει την ικανότητα πρόβλεψης της TRA, προσθέτοντας την έννοια του “Αντιληπτού Ελέγχου Συμπεριφοράς”. Η προσθήκη αυτή έγινε διότι υπήρξαν αποτελέσματα ερευνών όπου λόγω περιορισμών στις συνθήκες, η πρόθεση για την εκάστοτε συμπεριφορά, δεν οδηγούσε πάντα σε πραγματοποίηση της συμπεριφοράς. Η TPB πρόκειται για μία από τις πλέον επιτυχημένες θεωρίες πρόβλεψης προδιάθεσης του ατόμου. Η κύρια διατύπωση της θεωρίας είναι ότι η Στάση προς μία συμπεριφορά (Χρήση), τα Υποκειμενικά Πρότυπα του ατόμου και ο Αντιληπτός Έλεγχος Συμπεριφοράς διαμορφώνουν τις προθέσεις ενός ατόμου και εν τέλει τη συμπεριφορά του. Η προσθήκη του παράγοντα “Αντιληπτός Έλεγχος Συμπεριφοράς” καλύπτει συμπεριφορές που πηγάζουν από μη εκούσιους παράγοντες ώστε να μπορέσει το μοντέλο να προβλέψει την πρόθεση για συμπεριφορά και τη συμπεριφορά του ατόμου τελικά.

Ο ορισμός της έννοιας “Αντιληπτός Έλεγχος Συμπεριφοράς” είναι η αντιληπτή από το άτομο ευκολία ή δυσκολία της πραγματοποίησης της συγκεκριμένης συμπεριφοράς. Στη θεωρία αυτή εικάζεται ότι ο Αντιληπτός Έλεγχος Συμπεριφοράς καθορίζεται από το σύνολο των κατανοητών από το άτομο πεποιθήσεων σχετικά με την παρουσία παραγόντων που μπορούν να διευκολύνουν ή εμποδίζουν την απόδοση της συμπεριφοράς. Στο παράδειγμα που αναφέρθηκε παραπάνω, σύμφωνα με την TPB ένα άτομο θα ξεκινήσει και θα υιοθετήσει την άσκηση εάν την αξιολογήσει θετικά, εάν πιστεύει ότι οι σημαντικοί άλλοι εγκρίνουν την απόφαση του και εάν αισθάνεται ότι ελέγχει τους παράγοντες που την επηρεάζουν. Οι μεταβλητές που διαμορφώνουν την πρόθεση πραγματοποίησης μίας συμπεριφοράς στην TPB μπορούν να συμπτυχθούν στην παρακάτω εξίσωση:

$$BI = (W_1)AB[(b) + (e)] + (W_2)SN[(n) + (m)] + (W_3)PBC[(c) + (p)] \quad (2)$$

όπου BI = Συμπεριφορική Πρόθεση

(AB) = η Στάση ενός ατόμου για την πραγματοποίηση της συμπεριφοράς

(b) = η ισχύς κάθε πεποίθησης

(e) = η αποτίμηση του αποτελέσματος ή της ιδιότητας

SN = τα Υποκειμενικά Πρότυπα του ατόμου που σχετίζονται με την πραγματοποίηση της συμπεριφοράς

(n) = η ισχύς κάθε κανονιστικής πεποίθησης

(m) = το κίνητρο να συμμορφωθεί με το αναφερόμενο

PBC = Αντιληπτός Έλεγχος Συμπεριφοράς

(c) = η ισχύς κάθε πεποίθησης που αφορά τον έλεγχο

(p) = η αντιληπτή από το άτομο δύναμη του κάθε παράγοντα ελέγχου της συμπεριφοράς

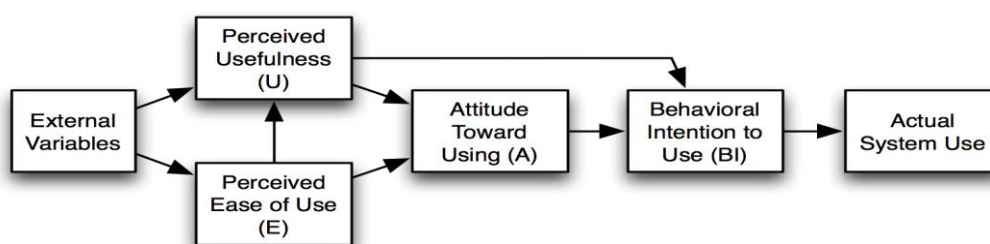
W = εμπειρικά επιλεγμένα βάρη

Ο Αντιληπτός Έλεγχος Συμπεριφοράς σε συνδυασμό με τη Στάση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να προβλέψει τη συμπεριφορά του ατόμου. Η TPB έχει εφαρμοστεί σε πολλές έρευνες που αφορούν τις σχέσεις και τους συσχετισμούς μεταξύ των πεποιθήσεων, διάθεσης, πρόθεση συμπεριφοράς και συμπεριφορές σε διάφορους τομείς όπως διαφήμιση, δημόσιες σχέσεις, διαφημιστικές εκστρατείες, ιατροφαρμακευτική περίθαλψη, διατροφή, λήψη ναρκωτικών ουσιών κ.α. [7]

### 2.2.3.3 Μοντέλο Αποδοχής Τεχνολογίας (Technology Acceptance Model)

Το Μοντέλο Αποδοχής Τεχνολογίας αναπτύχθηκε μεταγενέστερα από τα TRA και TPB από τον Davis το 1989[9] με στόχο να εξηγήσει και να προβλέψει την αποδοχή από το ευρύ κοινό της τεχνολογίας της πληροφορικής (IT). Το TAM πρόκειται για μια από τις πιο ευρεία αναγνωρισμένες επεκτάσεις της TRA. Πιο συγκεκριμένα, το TAM υιοθετεί τις αιτιακές σχέσεις που περιγράφονται από το TRA προκειμένου να εξηγήσει τις συμπεριφορές των ατόμων στην αποδοχή και στη συνέχεια, στη χρήση της τεχνολογίας. Όταν παρουσιάζεται μια νέα τεχνολογία στους χρήστες υπάρχουν πολλοί παράγοντες που επηρεάζουν την απόφαση για το πως και πότε θα χρησιμοποιήσουν την τεχνολογία. Σύμφωνα με αυτό το μοντέλο, η Αντιλαμβανόμενη Ευκολία Χρήσης (Perceived Ease of Use) και η Αντιλαμβανόμενη Χρησιμότητα (Perceived Usefulness) από τη χρήση μιας συγκεκριμένης τεχνολογίας είναι οι δύο καθοριστικότεροι παράγοντες υιοθέτησής της. Η αντιλαμβανόμενη Χρησιμότητα ορίζεται ως “ο βαθμός, στον οποίο ένα άτομο πιστεύει ότι χρησιμοποιώντας ένα συγκεκριμένο σύστημα θα αυξήσει την απόδοσή του στην εργασία του” και η Αντιλαμβανόμενη Ευκολία Χρήσης σαν «το βαθμό, στον οποίο ένα άτομο πιστεύει ότι η χρησιμοποίηση ενός συγκεκριμένου συστήματος δεν θα απαιτεί προσπάθεια». Τα υπόλοιπα δύο μέρη του TAM είναι η Στάση προς τη Χρήση (Attitude Towards Use) και η Συμπεριφορική Πρόθεση για Χρήση (Behavioural Intention to Use). Η Στάση προς τη Χρήση είναι η αξιολόγηση του χρήστη όσον αφορά την τοποθέτηση μιας συγκεκριμένης εφαρμογής πληροφοριακών συστημάτων. Η Συμπεριφορική Πρόθεση για Χρήση είναι ένα μέτρο της πιθανότητας ότι ένα άτομο θα χρησιμοποιήσει μια συγκεκριμένη εφαρμογή (Ajzen και Fishbein, 1980). Η εξαρτημένη τέλος μεταβλητή του TAM είναι η Πραγματική Χρήση (Actual Use).

Συνήθως μετριέται με τη χρονική διάρκεια ή τη συχνότητα χρήσης μια συγκεκριμένης εφαρμογής. Η μέχρι σήμερα έρευνα έχει αποδείξει την ισχύ του συγκεκριμένου μοντέλου, το οποίο είναι πια ευρέως αποδεκτό. Το TAM όπως το πρότεινε ο Davis απεικονίζεται ως εξής:



Εικόνα 2.4: Απεικόνιση του Μοντέλου Αποδοχής Τεχνολογίας όπως το όρισε ο Davis (1989)

Πηγή: [http://en.wikipedia.org/wiki/Technology\\_acceptance\\_model](http://en.wikipedia.org/wiki/Technology_acceptance_model)

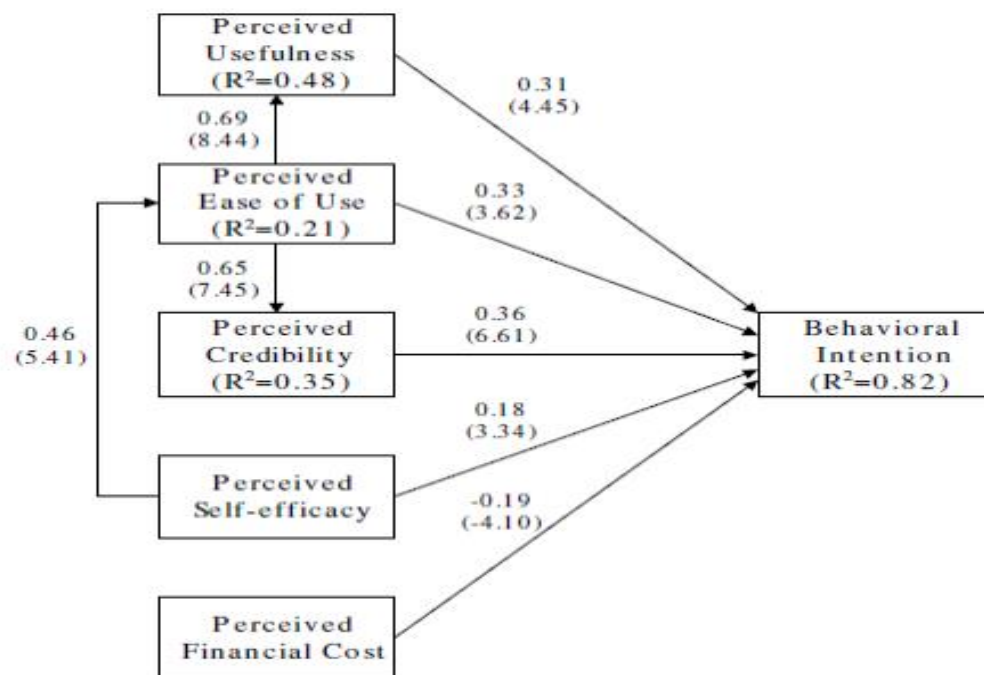
### 2.2.3.4 Αποτελέσματα εφαρμογής των θεωριών πρόβλεψης συμπεριφοράς

Στο κεφάλαιο αυτό θα προσπαθήσουμε να προσδιορίσουμε τους παράγοντες που έχουν βρεθεί στατιστικά σημαντικοί από διάφορους ερευνητές, όσον αφορά την υιοθέτηση της υπηρεσίας Internet Banking από τους χρήστες. Η κατανόηση των παραγόντων που επηρεάζουν την απορρόφηση τεχνολογικών καινοτομιών είναι σημαντική για την αναγνώριση ευκαιριών στην αγορά.

Οι Lee et al.(2011)[10] χρησιμοποιούν το Μοντέλο Αποδοχής Τεχνολογίας στην έρευνα τους για την υιοθέτηση του Web Banking στην οποία διατυπώνουν υποθέσεις, την κατεύθυνση των οποίων βασίζουν στην ήδη υπάρχουσα έρευνα και ύστερα από απάντηση του ερωτηματολογίου τους, καταλήγουν στις υποθέσεις που είναι έγκυρες. Η εξακρίβωση της εγκυρότητας των υποθέσεων γίνεται με στατιστική επεξεργασία, ώστε να βρεθεί σε ποιες ερωτήσεις οι απαντήσεις του δείγματος καταδεικνύουν την ύπαρξη μίας συσχέτισης μεταξύ του παράγοντα και της πρόθεσης υιοθέτησης του Online Banking. Στα αποτελέσματα της έρευνας οι Lee et al. καταλήγουν ότι σε γενικές γραμμές τα αποτελέσματα είναι στατιστικά σημαντικά και το μοντέλο έχει υψηλή επεξηγηματική ισχύ της συμπεριφοράς. Οι υποθέσεις που ξεχωρίζουν είναι:

- 1) Εάν οι χρήστες αντιλαμβάνονται το Online Banking ως χρήσιμο και εύκολο στη χρήση τότε κλίνουν προς τη χρήση της πλατφόρμας Online Banking.
- 2) Ένας χρήστης είναι πιο εύκολα διατεθειμένος να στραφεί στη χρήση του Online Banking καναλιού εάν έχει αρκετή εμπειρία με το υποστηρικτικό του κανάλι (π.χ. Το φυσικό κατάστημα). Η εμπιστοσύνη στο offline κανάλι είναι θετική και σημαντική.
- 3) Εάν ο χρήστης εμφανίζει υψηλό επίπεδο αφοσίωσης όσον αφορά τη χρήση του φυσικού καταστήματος της τράπεζας, δεν θα είναι πρόθυμος να αλλάξει από τα φυσικά τραπεζικά προϊόντα στα διαδικτυακά.
- 4) Το κόστος της αλλαγής στο διαδικτυακό κανάλι επηρεάζει τη διάθεση του καταναλωτή προς την αλλαγή καναλιού. Όσο μεγαλύτερο το κόστος τόσο πιο απρόθυμος θα είναι ο καταναλωτής να αλλάξει.
- 5) Η Στάση προς την αλλαγή καναλιού έχει σημαντική επίδραση στη Συμπεριφορική Πρόθεση να αλλάξει ο χρήστης. Εάν ο χρήστης είναι απαισιόδοξος ως προς την ικανότητα του να χρησιμοποιήσει το νέο σύστημα, τότε δεν θα έχει σημαντική επίδραση στην πραγματοποίηση της συμπεριφοράς.
- 6) Η αποτελεσματικότητα που έχει ο χρήστης στην αλληλεπίδραση με υπολογιστές και η Στάση προς την αλλαγή καναλιού έχουν θετική επίδραση στην πρόθεση να αλλάξει ο χρήστης στο ηλεκτρονικό κανάλι.
- 7) Η υπόθεση ότι η αλληλεπίδραση του παράγοντα “Αντιληπτό Ρίσκο” και της Στάσης προς την αλλαγή μέσου έχει αρνητική επίδραση στην πρόθεση του καταναλωτή να αλλάξει στο διαδικτυακό κανάλι, δεν υποστηρίχθηκε. [9]

Στην έρευνα τους οι Luarn et al. (2004) [11] με χρήση πάλι του Μοντέλου Αποδοχής Τεχνολογίας καταλήγουν ότι οι παράγοντες: αυτοαποτελεσματικότητα, αξιοπιστία, κόστος, ευκολία χρήσης και χρησιμότητα, όπως αυτοί είναι αντιληπτοί από τον χρήστη, είχαν σημαντική επίδραση στη Συμπεριφορική Πρόθεση όσον αφορά την υιοθέτηση του Mobile Banking. Επιπλέον, βρέθηκε σημαντική επίδραση της αντιληπτής από το χρήστη αυτοαποτελεσματικότητας στην ευκολία χρήσης. Ο παράγοντας αντιληπτή ευκολία χρήσης στη συνέχεια βρέθηκε να έχει θετική επίδραση στην αντιληπτή χρησιμότητα και αντιληπτή αξιοπιστία. Οι συσχετίσεις των παραγόντων που επηρεάζουν τη συμπεριφορά του καταναλωτή όπως περιγράφηκαν από την έρευνα αυτή απεικονίζονται στο παρακάτω διάγραμμα:



Εικόνα 2.5: Οι συσχετίσεις των παραγόντων που συμβάλλουν στην πρόθεση συμπεριφοράς σύμφωνα με τους Luarn et al. (2004)

Πηγή: P. Luarn, H.-H. Lin / Computers in Human Behavior 21 (2005) 873–891

Τέλος, οι Aboelmaged et al.(2013) [12] στην έρευνα τους που έγινε με δείγμα από τα Ηνωμένα Αραβικά Εμιράτα καταλήγουν ότι η Στάση προς τη χρήση του Mobile Banking και τα Υποκειμενικά Πρότυπα του ατόμου επηρεάζουν την υιοθέτηση της υπηρεσίας.

#### 2.2.3.5 Αποτελέσματα εφαρμογής των θεωριών πρόβλεψης συμπεριφοράς στην Ελλάδα

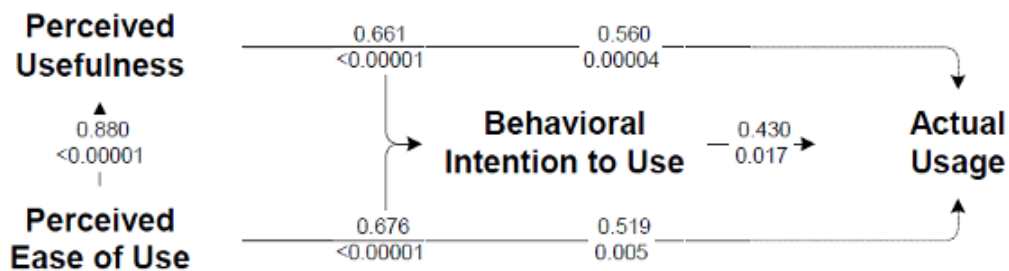
Στην παράγραφο αυτή θα παραθέσουμε τα αποτελέσματα ερευνών που αφορούν Έλληνες καταναλωτές. Αρχικά, θα παρουσιάσουμε την έρευνα των Gounaris et al. (2008) [13] στην οποία προσπαθεί να βρει κάποια χαρακτηριστικά χρηστών που θα επηρεάσουν θετικά την υιοθέτηση του Internet Banking. Σύμφωνα με τα ευρήματα της έρευνας βρέθηκαν εννέα παράγοντες που επηρεάζουν θετικά τις πιθανότητες να γίνει κάποιος χρήστης του Internet Banking. Οι παράγοντες αυτοί αφορούν χαρακτηριστικά χρηστών τα οποία σε σύγκριση με άλλα δημιουργούν ένα προφίλ καταναλωτή με μεγαλύτερη πιθανότητα να χρησιμοποιήσει την υπηρεσία. Οι παράγοντες αυτοί είναι:

- η πανεπιστημιακή εκπαίδευση σε σύγκριση με τη βασική εκπαίδευση
- η εργασία στην ιδιωτικό τομέα σε σύγκριση με το ελεύθερο επάγγελμα
- η προπτυχιακή εκπαίδευση σε σύγκριση με τη βασική εκπαίδευση
- εργασία στο δημόσιο τομέα σε σύγκριση με το ελεύθερο επάγγελμα
- το συγκριτικό πλεονέκτημα που δίνει η χρήση της υπηρεσίας
- η καινοτομία
- η εθελούσια μετάβαση στην υπηρεσία
- η ευκολία χρήσης
- η αντίληψη ότι η χρήση της υπηρεσίας προσθέτει κύρος στην εικόνα του χρήστη

Οι παράγοντες “έμπειρος αγοραστής” και η σύγκριση γυναικών έναντι αντρών μετρήθηκαν να συνεισφέρουν αρνητικά στην πιθανότητα υιοθέτησης του Internet Banking οδηγώντας μας στο συμπέρασμα ότι οι άντρες και αγοραστές με γνώμονα τη χρησιμότητα είναι πιο ενεργό κοινό ως προς την υπό εξέταση υπηρεσία.

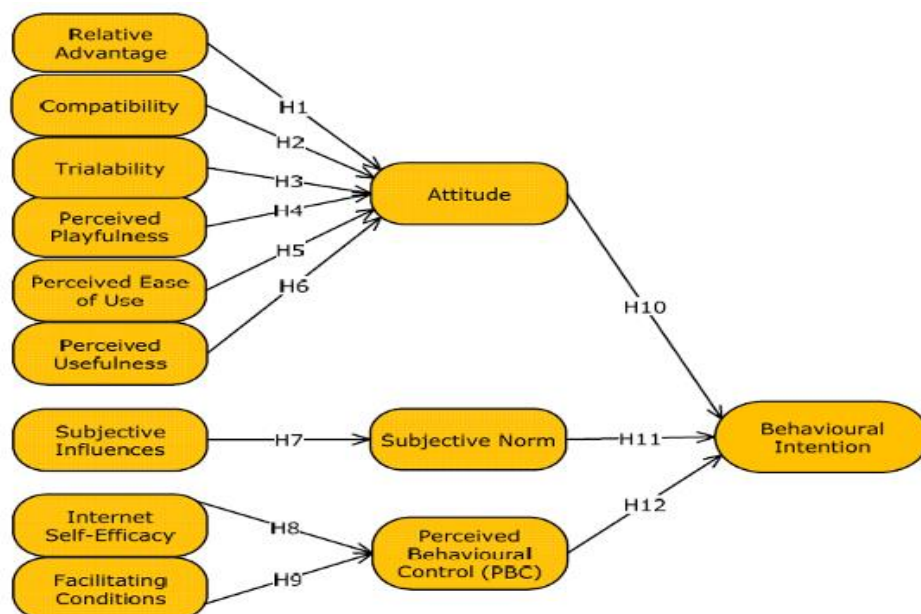
Στην έρευνα των Santouridis et al.(2014)[14] με χρήση του TAM σε δείγμα Ελλήνων καταναλωτών εξετάζονται πως επηρεάζουν την υιοθέτηση της υπηρεσίας στην Ελλάδα οι παράγοντες: Αντιληπτή Ευκολία Χρήσης, Αντιληπτή Χρηστικότητα, Αντιληπτή Αξιοπιστία και οι εξωτερικές μεταβλητές ένταση χρήσης, προηγούμενη εμπειρία e-shopping, πεδίο προσωπικής καινοτομίας, ικανοποίηση με τα φυσικά υποκαταστήματα και ικανοποίηση με τα ATM. Μετά από στατιστική ανάλυση των απαντήσεων προέκυψε ότι η Αντιληπτή Χρηστικότητα, το πεδίο προσωπικής καινοτομίας, η Αντιληπτή Αξιοπιστία, η ικανοποίηση με τα ATM και η Αντιληπτή ευκολία χρήσης έχουν σημαντικό θετικό αποτέλεσμα στην πρόθεση χρήσης της υπηρεσίας. Επιπροσθέτως, βρέθηκε ότι το αυξανόμενο εισόδημα επηρεάζει αρνητικά την πρόθεση χρήσης.

Πληροφορίες για το πως βλέπουν οι Έλληνες καταναλωτές τις ηλεκτρονικές πληρωμές αντλούμε και από τη δημοσίευση των Rigoroulos et al.(2007) [16] στην οποία το δείγμα ήταν καταναλωτές που έχουν στην κατοχή τους πιστωτικές κάρτες και χρησιμοποιούν το Internet Banking. Στην έρευνα αυτή βρέθηκε η εξής συσχέτιση μεταξύ των παραγόντων:



Εικόνα 2.6: Συσχετίσεις μεταξύ των παραγόντων σε πλαίσιο TAM  
 Πηγή: George Rigoroulos Dimitrios Askounis, (2007)

Στη συνέχεια, παρατίθεται η έρευνα των Maditinos et al. (2009) [17]. Στην έρευνα αυτή διατυπώνονται υποθέσεις για τις συσχετίσεις των διαφόρων παραγόντων που διαμορφώνουν την πρόθεση συμπεριφοράς. Οι υποθέσεις αυτές και οι μεταξύ τους σχέσεις συνοψίζονται στο παρακάτω διάγραμμα:



Εικόνα 2.7: Διαγραμματική παρουσίαση των σχέσεων που εξετάζονται  
 Πηγή: Dimitrios Maditinos Charalampos Tsairidis, (2009)

Μετά από αξιολόγηση των απαντήσεων του δείγματος κατέληξαν στο ότι η Στάση, τα Υποκειμενικά Πρότυπα και ο Αντιληπτός Συμπεριφορικός Έλεγχος παρέχουν ικανοποιητική εξήγηση για τον παράγοντα Πρόθεση Συμπεριφοράς. Μάλιστα, ο παράγοντας Υποκειμενικά Πρότυπα βρίσκεται να είναι πολύ σημαντικός στη χώρα μας. Το γεγονός αυτό σύμφωνα με τους Todd and Taylor's (1995) [18] είναι δυνατό να ισχύει όταν έχουμε να κάνουμε με άτομα που έχουν χαμηλά επίπεδα εμπειρίας με το αντικείμενο υπό εξέταση. Επιπλέον, η συμβατότητα δεν βρέθηκε να θεωρείται από τους χρήστες σημαντικός παράγοντας όσον αφορά την Πρόθεση για χρήση της υπηρεσίας. Αυτό πιθανώς να οφείλεται στο ότι το Internet άρχισε να χρησιμοποιείται στην Ελλάδα την τελευταία δεκαετία. Επιπλέον, παρόλο που οι Έλληνες είναι εξοικειωμένοι με το Internet προφανώς δεν θεωρούν τα κανάλια Internet Banking συμβατά με τον τρόπο ζωής τους. Τέλος, ο παράγοντας Αντιληπτή Αίσθηση Διασκέδασης βρέθηκε σημαντικός. Ο παράγοντας αυτός είναι σημαντικός σε χρήστες που χρησιμοποιούν το Internet για διασκέδαση. Καταλήγουμε, λοιπόν, ότι οι Έλληνες χρήστες έχουν την τάση να επιλέγουν το Internet για ψυχαγωγικούς λόγους αντί για βοηθητικό εργαλείο στην εργασία.

Κλείνοντας την παρουσίαση των υπάρχοντων ερευνών για την υιοθέτηση του Internet Banking παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της έρευνας της Georgia Giordani[19] η οποία καταλήγει στα εξής συμπεράσματα:

- Οι νέοι καταναλωτές είναι πολύ πιο πιθανό να υιοθετήσουν το Internet Banking.
- Οι άντρες καταναλωτές είναι λιγότερο πιθανό να υιοθετήσουν το Internet Banking. Το συμπέρασμα αυτό δεν συμβαδίζει με άλλες έρευνες οι οποίες καταλήγουν στο ότι επειδή οι άντρες καταναλωτές είναι συχνά πιο εξοικειωμένοι με την τεχνολογία των υπολογιστών άρα είναι πιο πιθανοί χρήστες του Internet Banking.
- Η πανεπιστημιακή εκπαίδευση είναι σημαντική και θετικά συσχετισμένη με την πιθανότητα υιοθέτησης του Internet Banking. Έλληνες καταναλωτές με υψηλό



μορφωτικό επίπεδο είναι πιο πιθανό να υιοθετήσουν το Internet Banking σε σχέση με άτομα με χαμηλότερο μορφωτικό επίπεδο.

- Το υψηλό εισόδημα είναι σημαντικό (σε επίπεδο 10% σημαντικότητας) και έχει θετική επίδραση στην απόφαση υιοθέτησης Internet Banking. Πιο συγκεκριμένα, άτομα με υψηλότερο εισόδημα αποδίδουν μεγαλύτερη αξία στον χρόνο σε σχέση με άτομα με χαμηλότερα επίπεδα εισοδήματος συνεπώς άτομα υψηλού εισοδήματος μπορούν να επωφεληθούν περισσότερο από την υιοθέτηση του Internet Banking.
- Η ιδιοκτησία κατοικίας είναι σημαντικός παράγοντας που έχει αρνητική συσχέτιση με το επιθυμητό αποτέλεσμα. Πιο συγκεκριμένα, οι ιδιοκτήτες σπιτιών έχουν μικρότερη πιθανότητα να έχουν σύνθετες τραπεζικές συναλλαγές σε σχέση με αυτούς που έχουν μηνιαία προγράμματα ενοικίασης τα οποία μπορεί να περιλαμβάνουν υποθήκες και μηνιαίες πληρωμές συνεπώς έχουν μικρότερο κίνητρο να υιοθετήσουν την υπηρεσία.
- Οι καταναλωτές που επισκέπτονται τις ιστοσελίδες των τραπεζικών ιδρυμάτων πιο συχνά είναι πιο πιθανό να υιοθετήσουν την υπηρεσία σε σχέση με καταναλωτές που δεν επισκέπτονται τις ιστοσελίδες των τραπεζών καθόλου.

## 2.3 Δημογραφικά χαρακτηριστικά χρηστών του Internet Banking

### 2.3.1 Γενικά δημογραφικά χαρακτηριστικά

Στο κεφάλαιο αυτό θα παρουσιάσουμε τα δημογραφικά και ψυχολογικά χαρακτηριστικά που έχει διακρίνει η βιβλιογραφία αλλά και εμπορικές έρευνες, ως το προφίλ των χρηστών της υπηρεσίας Internet Banking. Τα δημογραφικά χαρακτηριστικά έχουν βρεθεί να έχουν σημαντική επιρροή στις δραστηριότητες που διενεργούν στο Internet οι χρήστες. Επιπλέον, τα διαφορετικά κίνητρα που μπορεί να έχουν διαφορετικοί χρήστες έχουν βρεθεί να έχουν σημαντική επιρροή στις δραστηριότητες που διεξάγει ο χρήστης στο Internet. Η διερεύνηση αυτών των χαρακτηριστικών είναι πολύ σημαντική για τη χάραξη στρατηγικής που αφορά την ίδια την υπηρεσία και την πορεία της αλλά και τη διαμόρφωση και τον εκσυγχρονισμό του μοντέλου λειτουργίας και παροχής υπηρεσιών κάθε τραπεζικού ιδρύματος. Αρχικά θα παρατεθούν τα πιο σημαντικά αποτελέσματα της έρευνας στη διεθνή βιβλιογραφία και στη συνέχεια, θα παρατεθούν τα αποτελέσματα που αφορούν ελληνικά δεδομένα.

Οι Chong et al. (2013)[20] στο άρθρο τους που μελετούν τις διαφορετικές χρήσεις του Mobile commerce συναρτήσει της ηλικίας, του μορφωτικού επιπέδου και του φύλου. Καταλήγουν στα εξής:

- Χρήστες μεγαλύτερης ηλικίας θα χρησιμοποιήσουν το Mobile Commerce περισσότερο για συναλλαγές ενώ χρήστες μικρότερης ηλικίας είναι πιο πιθανό να χρησιμοποιήσουν το Mobile Commerce για ψυχαγωγικούς σκοπούς, για να μοιραστούν περιεχόμενο καθώς και για location-based υπηρεσίες.
- Χρήστες με υψηλότερο μορφωτικό επίπεδο είναι πιο πιθανό να διεξάγουν συναλλαγές.

Αυτό θα μπορούσε να αποδοθεί στο ότι χρήστες υψηλότερου μορφωτικού επιπέδου έχουν μεγαλύτερη αγοραστική δύναμη καθώς και γνώσεις για να χρησιμοποιήσουν υπηρεσίες Mobile Commerce. Επιπλέον, το γκρουπ αυτό ενδέχεται να έχει λιγότερο χρόνο σε σχέση με νεότερους χρήστες (φοιτητές, ανέργους) για να πάει για ψώνια ή να επισκεφθεί το branch της τράπεζας και αντί για αυτό βασίζεται στο m-commerce για να διεξάγει αυτές τις δραστηριότητες.



Οι Lawson et al. (2003)[21] ταξινομούν τους χρήστες βάσει των δημογραφικών και κοινωνικοοικονομικών χαρακτηριστικών τους και εξετάζουν το ρόλο των τραπεζικών και χρηματοοικονομικών δραστηριοτήτων σε ένα ευρύτερο πλαίσιο του τρόπου ζωής των χρηστών. Το αποτέλεσμα της έρευνας τους είναι η διάκριση τριών ομάδων χρηστών, οι χρήστες των οποίων έχουν τα εξής χαρακτηριστικά:

#### Ομάδα 1:

- Προτιμάει μετρητά και cash-cards και οι υπόλοιπες επιλογές (συμπεριλαμβανομένων cheques και ATM) είναι οι λιγότερο προτιμητέες.
- Βασίζεται στα μετρητά, auto payments ή πάγιες εντολές πληρωμής και λογαριασμούς επιταγών.
- Είναι πολύ κάτω από το μέσο όρο στην κατοχή πιστωτικών καρτών και καρτών συναλλαγών.
- Λίγο πιο κάτω από το μέσο όρο στην κατοχή hire agreements.
- Συνολικά λιγότερο οικονομικά ενεργοί.
- Κατέχουν λιγότερες ασφαλιστήρια συμβόλαια από το μέσο όρο.
- Λιγότεροι από την ομάδα 1 έχουν στην κατοχή τους μετοχές, unit trusts, δανείζουν σε εταιρίες χρηματοοικονομικών, επενδύουν σε συνταξιοδοτικά προγράμματα ή κατέχουν ακίνητη περιουσία.
- Κατάσταση απασχόλησης: Συνταξιούχοι, άνεργοι, απασχολούμενοι Part-time
- Η πλειοψηφία των μελών δε θεωρούνται ενεργοί αποταμιευτές ή δανειολήπτες.
- Η ομάδα αυτή έχει το μικρότερο ποσοστό μελών που έχουν mortgages ή συνήθη αριθμό από άλλα δάνεια ή υπεραναλήψεις.

#### Ομάδα 2:

- Το πιο θετικό ως προς το Internet Banking και το λιγότερο ευνοϊκό ως προς τα μετρητά.
- Κατέχει πάνω από το μέσο όρο πιστωτικές κάρτες και κάρτες μη-λιανικής.
- Χρησιμοποιεί πιο πολύ το Internet Banking.
- Είναι το πιο ενεργό οικονομικά.
- Πιο πολλά μέλη του γκρουπ κατέχουν διαφορετικές μορφές ασφαλειών (εκτός από ασφάλειες εισοδήματος και ασφάλειες προστασίας δανειολήπτη).
- Ελαφρώς λιγότερους αποταμιευτικούς λογαριασμούς (στατιστικά μόλις διακριτό κ εάν είναι ακριβές το αποδίδουμε στη μεγαλύτερη διαφοροποίηση των περιουσιακών στοιχείων τους και στην επιλογή μεγαλύτερων αποδόσεων).
- Οι περισσότεροι στο γκρουπ έχουν mortgages και λιγότεροι έχουν άλλων ειδών δάνεια. Αυτό δείχνει έναν πιο ενήμερο πελάτη που χρησιμοποιεί τα mortgages ως φθηνότερη δανειστική επιλογή όταν είναι απαραίτητο.

#### Ομάδα 3:

- Κοντά στο μέσο όρο στη χρήση Internet, λογαριασμούς επιταγών και στις περισσότερες μορφές πίστωσης και χρεωστικές κάρτες.
- Εντατικός χρήστης συμβόλαια μίσθωσης-πώλησης (hire purchase) και telebanking.
- Χρησιμοποιούν τις χρησιμοποιούμενες από λιανική επιλογές πίστωσης για τις πληρωμές τους.
- Κάνουν εντατική χρήση πιστωτικών επιλογών

- Περισσότεροι από αυτό το γκρουπ έχουν δάνεια αντί για mortgages και κατέχουν δυο τύπους ασφάλειας (περισσότερο από τις άλλες 2 ομάδες)
- Είναι πολύ πιο θετικοί προς όλα τα μέσα πληρωμής εκτός από Internet Banking και πολύ πιο θετικοί προς χρεωστικές κάρτες λιανικής και συμβόλαια μίσθωσης-πώλησης (hire purchase) σε σχέση με τις άλλες 2 ομάδες.

Καταλήγουν στο ότι η πρόκληση για τους παρόχους τραπεζικών υπηρεσιών είναι να κρατήσουν το ενδιαφέρον των καταρτισμένων και καινοτόμων χρηστών της ομάδας 2, διασφαλίζοντας παράλληλα ότι δεν αποξενώνουν τους χρήστες της ομάδας 1.

Τέλος, σύμφωνα με την έρευνα της Forrester Research[22] η οποία διεξήχθη με δείγμα ευρωπαϊκών καταναλωτών, οι χρήστες του Internet Banking είναι κυρίως νέοι ηλικίας μεταξύ 25 - 35 ετών, ανήκουν στην κατηγορία των υψηλών εισοδημάτων, είναι τεχνολογικά ενημερωμένοι και χρησιμοποιούν το Διαδίκτυο καθημερινά. Το 57% των χρηστών υπηρεσιών mobile banking προτιμούν συνήθως τις απλές εφαρμογές και η πιο συνηθισμένη είναι ο έλεγχος του τραπεζικού λογαριασμού. Εξίσου δημοφιλείς είναι οι ειδοποιήσεις μέσω SMS ενώ ένα ποσοστό γύρω στο 27% των χρηστών κάνουν έλεγχο των τραπεζικών τους συναλλαγών μέσω του κινητού τους τηλεφώνου. Πιο σύνθετες συναλλαγές, όπως η μεταφορά χρημάτων ή η αλλαγή τραπεζικού κωδικού, είναι λιγότερο συνηθισμένες μέσω του mobile banking.

Το ερώτημα όμως που απασχολεί την τραπεζική αγορά αλλά και τους αναλυτές του τεχνολογικού κλάδου είναι γιατί το mobile banking έχει τόσο χαμηλά ποσοστά διείσδυσης στο κοινό. Σύμφωνα με τη Forrester Research οι καταναλωτές δεν αντιλαμβάνονται τα οφέλη των υπηρεσιών mobile banking γι' αυτό και δεν τις χρησιμοποιούν. Προτιμούν τη χρήση των ATM ή των παραδοσιακών μεθόδων συναλλαγής με την τράπεζα. Αυτό αποτελεί μία από τις βασικές αιτίες της χαμηλής διείσδυσης του mobile banking στην ευρωπαϊκή αγορά. Η πλειονότητα επίσης δε γνωρίζει ότι υπάρχουν οι συγκεκριμένες υπηρεσίες, ενώ παράλληλα νιώθουν ανασφαλείς κατά τη χρήση τους. Επίσης ένα σημαντικό ποσοστό αναρωτιέται για το κόστος αυτών των υπηρεσιών και υποστηρίζει πως δεν κατέχει την τεχνολογικά προηγμένη συσκευή κινητής τηλεφωνίας για τέτοιου είδους εφαρμογές.

Η χρήση της υπηρεσίας στη χώρα μας, όπως θα δούμε σε επόμενη παράγραφο, έχει διαφορά από τον Ευρωπαϊκό μέσο όρο. Λόγω αυτού θα παρουσιάσουμε έρευνες που έχουν γίνει με ελληνικό δείγμα για να έχουμε καλύτερη εικόνα για την κατάσταση της υπηρεσίας στη χώρα μας αυτή τη στιγμή καθώς και να διακρίνουμε τις κατευθύνσεις σύμφωνα με τις οποίες θα επεξεργαστούμε τα δεδομένα.

Στην έρευνα τους οι Patsiotis et al. (2012) [23] διακρίνουν τρεις ομάδες χρηστών Internet Banking. Τα κριτήρια σύμφωνα με τα οποία γίνεται η ομαδοποίηση είναι:

- Εισόδημα
- Χρήση Internet Banking
- Χρήση ATM
- Πρόθεση χρήσης πελατών
- Βαθμός χρησιμοποίησης χρηματοοικονομικών υπηρεσιών

Στην έρευνα αυτή τα γενικά δημογραφικά χαρακτηριστικά δεν είναι τα κύρια κριτήρια για την ομαδοποίηση ωστόσο υπάρχουν διαφορές μεταξύ των ομάδων που εντοπίζονται στη χρήση Internet, χρήση ATM, συχνότητα χρήσης Internet Banking και στην πρόθεση χρήσης πελατών.

### Ομάδα 1:

- Γνωρίζουν τα πλεονεκτήματα της χρήσης της υπηρεσίας καθώς και τις πτυχές της διαδραστικότητας της επικοινωνίας μέσω computer-based Interfaces
- Λιγότερο σκεπτικοί όσον αφορά το ρίσκο που ενέχει η χρήση της υπηρεσίας, λόγω υψηλού επιπέδου πληροφόρησης.
- Πιο πιθανό να προτιμήσουν computer-based interfaces αντί για αλληλεπίδραση με υπάλληλο.
- Η έλλειψη δοκιμής της υπηρεσίας δεν είναι σημαντική
- Πιο συχνοί χρήστες Internet
- Χρησιμοποιούν όλα τα εναλλακτικά κανάλια διανομής
- Το 69,4 % της ομάδας χρησιμοποιεί το Internet Banking
- Υψηλότερο εισόδημα
- Χρησιμοποιούν την υπηρεσία πιο συχνά

### Ομάδα 2:

- Πιο σκεπτικοί για τα ρίσκα που ενέχει η διαδικασία, καθώς και για την αδυναμία δοκιμής πριν τη χρήση
- Προτιμούν την αλληλεπίδραση με υπάλληλο παρά με computer-based interface.
- Συχνοί χρήστες του Internet
- Πλειοψηφία των χρηστών ATM
- Χρησιμοποιούν λιγότερο χρηματοοικονομικές υπηρεσίες σε σχέση με την Ομάδα 1.
- Το 25% της ομάδας χρησιμοποιεί το Internet Banking

### Ομάδα 3:

- Μικρότερη συχνότητα χρήσης Internet
- Μόλις το 9,5 % χρησιμοποιεί το Internet Banking
- Νέοι
- Όχι ιδιαίτερα εξεζητημένες χρηματοοικονομικές ανάγκες
- Χαμηλότερο εισόδημα από τις 3 ομάδες

Επιπλέον οι Patsiotis et al. (2012) μέσα στις τρεις αυτές ομάδες αναγνωρίζουν ένα ποσοστό χρηστών το οποίο παρόλο που έχει ίδια χαρακτηριστικά με τους χρήστες της κάθε ομάδας που χρησιμοποιούν την υπηρεσία, το ποσοστό αυτό απορρίπτει τις υπηρεσίες Internet Banking (Rejecters). Οι Rejecters της ομάδας 1 είναι πιθανό με μία κατάλληλη στρατηγική που να λαμβάνει υπόψιν τους λόγους που δεν χρησιμοποιούν το Internet Banking ή που εγκατέλειψαν την υπηρεσία, να μετατραπούν σε χρήστες. Αντιθέτως, οι Rejecters των ομάδων 2 και 3 δεν είναι πιθανό να υιοθετήσουν την υπηρεσία. Καταλήγουμε ότι το target group της υπηρεσίας στο στάδιο ωρίμανσης που έγινε η έρευνα είναι η Ομάδα 1. Τα μέλη της Ομάδας 1 είναι οι πιο πιθανοί χρήστες του Internet Banking λόγω πιο εξεζητημένων χρηματοοικονομικών αναγκών και εξοικείωσης με την τεχνολογία.

Στην έρευνα των Gounaris et al.[14] μπορούμε να ξεχωρίσουμε τέσσερα χαρακτηριστικά για τους χρήστες Internet Banking στην Ελλάδα κατά την προσπάθεια αναγνώρισης του προφίλ τους. Τα χαρακτηριστικά αυτά είναι η τριτοβάθμια

εκπαίδευση, η εργασία ως υπάλληλος ιδιωτικού τομέα, κυρίως άντρες και πρακτικοί καταναλωτές.

Επιπλέον, ενώ η βιβλιογραφία μέχρι τώρα έχει καταδείξει ότι χρήστες με υψηλότερο εισόδημα τείνουν να χρησιμοποιούν περισσότερο το Internet Banking για πολλούς λόγους (απόδοση υψηλότερης αξίας στο χρόνο τους, εξεζητημένες ανάγκες, έλλειψη χρόνου, χρήση λόγω επαγγέλματος κ.α.) οι Sarantoudis et al. (2014) [15] στην έρευνα τους καταλήγουν σε μία άλλη εξέλιξη της συμπεριφοράς των χρηστών υψηλού εισοδήματος. Η πτυχή αυτή για τους πελάτες με υψηλό εισόδημα είναι ότι μπορεί να είναι λιγότερο επιρρεπής στην υιοθέτηση του Internet Banking λόγω του ότι οι συναλλαγές τους είναι πιο περίπλοκες και περιλαμβάνουν μεγάλα ποσά. Κατά συνέπεια οι συναλλαγές αυτές είναι διαχειρίσιμες πιο εύκολα με συναντήσεις με υπαλλήλους.

Στην έρευνα Study on measuring eEurope2005 – i2010 (Observatory for Digital Greece)[24] υποστηρίζεται ότι το προφίλ των χρηστών e-banking περιλαμβάνει άντρες, μορφωμένους, ανώτερους διοικητικούς managers, επιστήμονες, κυρίως Αθηναίους.

Τέλος, σε έρευνα της Forrester Research αναφέρονται τα εξής: “Οι πελάτες που αναθέτουν τη διαχείριση του χαρτοφυλακίου τους στην τράπεζα, φαίνεται ότι διαθέτουν υψηλότερο εισόδημα και επενδύουν μεγαλύτερα ποσά σε σύγκριση με τους υπόλοιπους πελάτες των τραπεζών. Επιπλέον, εκδηλώνουν ενδιαφέρον για μακροπρόθεσμες επενδύσεις, όπως σπουδαστικά και συνταξιοδοτικά προγράμματα και ασφάλειες ζωής. Είναι επίσης χρήστες του Διαδικτύου, γεγονός που οδηγεί σε μείωση του κόστους εξυπηρέτησής τους από την τράπεζα και αναζητούν συμβουλές και καθοδήγηση στις επενδυτικές τους επιλογές.” Από τα παραπάνω συμπεραίνουμε ότι η κατοχή σύνθετων χρηματοοικονομικών προϊόντων και cross selling προϊόντων μπορεί να θεωρηθεί ένα πολύ πιθανό χαρακτηριστικό του προφίλ χρήστη Internet Banking.

### 2.3.2 Διαφορές χρηστών Web Banking και Mobile Banking

Το ζήτημα των διαφορετικών χαρακτηριστικών μεταξύ των χρηστών Web Banking και Mobile Banking δεν έχει διερευνηθεί πολύ στην υπάρχουσα βιβλιογραφία. Αυτό οφείλεται κυρίως στο ότι η αγορά του Mobile banking σαν τεχνολογικό προϊόν είναι σε πολύ πρώιμο στάδιο και το Web Banking διατηρεί τη θέση του ως το κορυφαίο κανάλι στην ηλεκτρονική τραπεζική. Επιπλέον, τα κανάλια αυτά θεωρούνται συμπληρωματικά και όχι ανταγωνιστικά. Συνεπώς, μπορούμε να προσεγγίσουμε τις διαφορές χρηστών των δύο καναλιών μόνο εξετάζοντας τις διαφορές που εντοπίζονται στα δύο κανάλια ως προς τη χρήση. Βάσει των διαφορών χρήσης ίσως μπορούσαμε να αποδώσουμε κάποια διαφορετικά χαρακτηριστικά στους χρήστες των δύο καναλιών.

Όσον αφορά τις διαφορές του Web και Mobile καναλιού ο Laukkanen (2007) [25] καταλήγει στο ότι οι πιο αξιοσημείωτες διαφορές σχετίζονται με την πρόσβαση στην υπηρεσία ανεξαρτήτως τοποθεσίας και στην οθόνη της συσκευής. Ο πιο σημαντικός συνεισφέρων παράγοντας στο Mobile Banking είναι η δυνατότητα να χρησιμοποιηθεί η υπηρεσία οπουδήποτε, το οποίο συνδέεται με την ικανότητα για άμεσες ενέργειες και εξοικονόμηση χρόνου στην κατανάλωση υπηρεσιών. Το πληκτρολόγιο και η οθόνη της συσκευής φαίνεται να είναι ο πιο σαφής αναστολέας όσον αφορά τη χρήση των mobile πληρωμών λογαριασμών ενώ για τη χρήση του Web Banking η κατάσταση είναι αντίθετη.

Δεδομένου ότι για να εγγραφείς στην υπηρεσία του Mobile Banking στα περισσότερα τραπεζικά ιδρύματα εγγράφεται πρώτα στο Web Banking κανάλι, πρέπει να διερευνήσουμε τους παράγοντες-ανάγκες που θα ωθήσουν τους πελάτες να κάνουν τη μετάβαση στο Mobile Banking. Από τα συμπεράσματα του Laukkanen, για να

μπορέσουμε να αποδώσουμε διαφορετικά χαρακτηριστικά στους χρήστες των δύο καναλιών, θα αναλύσουμε αρχικά τον παράγοντα “πρόσβαση ανεξαρτήτως τοποθεσίας”. Αυτό το διαφορετικό χαρακτηριστικό που έχει το Mobile Banking έναντι του Web Banking μπορεί να αξιοποιηθεί από χρήστες που βρίσκονται συνέχεια στο δρόμο και η πρόσβαση σε υπολογιστή δεν είναι εύκολη ή θεμιτή. Αντιθέτως, προτιμούν τη διαχείριση των συναλλαγών τους από το κινητό τους τηλέφωνο ή tablet. Το Web Banking απλοποιεί πολύ τη συνδιαλλαγή του πελάτη με την τράπεζα μειώνοντας ήδη τους χρόνους δραματικά σε σχέση με την προηγούμενη κατάσταση συνδιαλλαγής του πελάτη με την τράπεζα η οποία ήταν είτε μέσω τηλεφώνου είτε με τη φυσική παρουσία στο κατάστημα. Συνεπώς, το Mobile Banking για να αποκτήσει μόνιμους πελάτες που το προτιμούν πρέπει να παρέχει στους πελάτες αυτούς πρόσθετη αξία. Αυτή η πρόσθετη αξία στην περίπτωση μας είναι η απελευθέρωση από το σημείο συνδιαλλαγής. Όμως, επειδή ο πελάτης μπορεί να έχει στην κατοχή του φορητό υπολογιστή και άρα να προβεί σε συναλλαγές μέσω Web Banking χωρίς το φυσικό περιορισμό, εντοπίζουμε τους πελάτες του Mobile Banking σε αυτούς που είτε επιθυμούν είτε χρειάζονται τη φορητότητα λόγω επαγγέλματος ή υποχρεώσεων. Οι πελάτες αυτοί μπορεί να εξασκούν επάγγελμα το οποίο να απαιτεί μετακινήσεις, επάγγελμα στο οποίο να είναι αναγκαία η συνεχής ενημέρωση κίνησης λογαριασμών, προσωπικές επιχειρήσεις που διεξάγουν συνδιαλλαγές με πελάτες κλπ. (πχ. Έμποροι, λογιστές, φοροτεχνικοί κλπ.). Επιπλέον, χρήστες Mobile Banking μπορεί να είναι χρήστες που χρησιμοποιούν το Web Banking και καταφεύγουν στο Mobile για πιο απλές συναλλαγές όταν είναι απαραίτητο λόγω τοποθεσίας.

Η υπηρεσία Mobile Banking θεωρείται ότι έχει έναν επιπλέον παράγοντα ρίσκου. Αυτό οφείλεται στη διαφορετική και πιο δύσκολα κατανοητή τεχνολογία της εφαρμογής και της ασφάλειας αλλά και στο ότι είναι πιο πιθανές οι τεχνικές επιπλοκές όπως η μη διαθεσιμότητα δικτύου. Επιπλέον, λόγω της μικρής οθόνης είναι πιο εύκολο να γίνει λάθος από τη μεριά του χρήστη. Λόγω αυτών, θα μπορούσαμε να προσθέσουμε στα χαρακτηριστικά του χρήστη Mobile Banking τη μεγαλύτερη εξοικείωση με την τεχνολογία σε σχέση με τον χρήστη Web Banking. Η υπέρβαση του φόβου περί ρίσκου στην υπηρεσία αυτή γίνεται όταν υπάρχουν σημαντικά οφέλη στον πελάτη, κάτι το οποίο επιβεβαιώνει την παραπάνω ανάλυση μας περί πρόσθετης αξίας της υπηρεσίας σε πελάτες με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά.

### 2.3.3 Συμπεράσματα

Συνοψίζοντας, αφού έχουν παρατεθεί τα διάφορα δημογραφικά χαρακτηριστικά που αποδίδονται από διάφορους ερευνητές στους χρήστες Internet Banking (φύλο, μορφωτικό επίπεδο, εργασιακή κατάσταση κλπ.) αλλά και κοινωνικοοικονομικοί παράγοντες ( εισόδημα, εξοικείωση με την τεχνολογία, θέαση ρίσκου, καινοτομία κλπ.) στη βιβλιογραφία δεν εντοπίζονται διακριτές διαφορές μεταξύ των χρηστών των δύο καναλιών (Mobile και Web). Συνεπώς, πρέπει να εξεταστεί ποια είναι τα κίνητρα για έναν πελάτη Web Banking να εισχωρήσει στην Mobile υπηρεσία. Δεδομένου των διαφορετικών χαρακτηριστικών των δύο καναλιών, τα κίνητρα αυτά τα εντοπίζουμε στην κάλυψη αναγκών συναλλαγών ανεξαρτήτως τοποθεσίας είτε για επαγγελματικούς λόγους είτε για προσωπικούς. Ο εντοπισμός των επαγγελματικών και των προσωπικών αναγκών αυτών έχει μεγάλη σημασία για την ανάπτυξη της υπηρεσίας προς τη σωστή κατεύθυνση και γίνεται μια προσπάθεια να εξαχθούν συμπεράσματα για τις ανάγκες αυτές στην παρούσα διπλωματική εργασία.

### 2.3.4 Προτεινόμενος διαχωρισμός χρηστών

Η μελέτη των χρηστών πρέπει να γίνει αρχικά για τις δύο υπηρεσίες ξεχωριστά. Στη συνέχεια, πρέπει να γίνει η μελέτη των χρηστών που χρησιμοποιούν και τις δύο υπηρεσίες. Η μελέτη των χρηστών μπορεί να κινηθεί σε δύο βασικούς άξονες:

- Κατηγοριοποίηση των χρηστών βάσει της χρήσης που κάνουν
- Κατηγοριοποίηση των χρηστών βάσει των γενικών δημογραφικών χαρακτηριστικών

Στην κατηγοριοποίηση βάσει της χρήσης της υπηρεσίας θα πρέπει να μελετηθεί ο τρόπος χρήσης συναρτήσει του χρόνου, δηλαδή η μελέτη της χρονοσειράς της συμπεριφοράς του χρήστη από την ημέρα που εισέρχεται στην υπηρεσία, καθώς και βάσει της κερδοφορίας που επιφέρει ο κάθε πελάτης. Στη συγκεκριμένη υπηρεσία, η κερδοφορία μετριέται με τον όγκο συναλλαγών που διεξάγει ο χρήστης καθώς και με το είδος συναλλαγής (εγχρήματες ή ενημερωτικές).

Η κατηγοριοποίηση των χρηστών βάσει των γενικών δημογραφικών χαρακτηριστικών συνεπάγεται σε χωρισμό των χρηστών με μεθόδους clustering που θα αναλυθούν σε επόμενο κεφάλαιο και μελέτη της συμπεριφοράς των ομάδων ώστε να βρεθούν κάποια μοτίβα χρήσης συναρτήσει διαφορετικών χαρακτηριστικών.

## 2.4 Στατιστικά δεδομένα που αφορούν τη διείσδυση υπηρεσιών Internet Banking

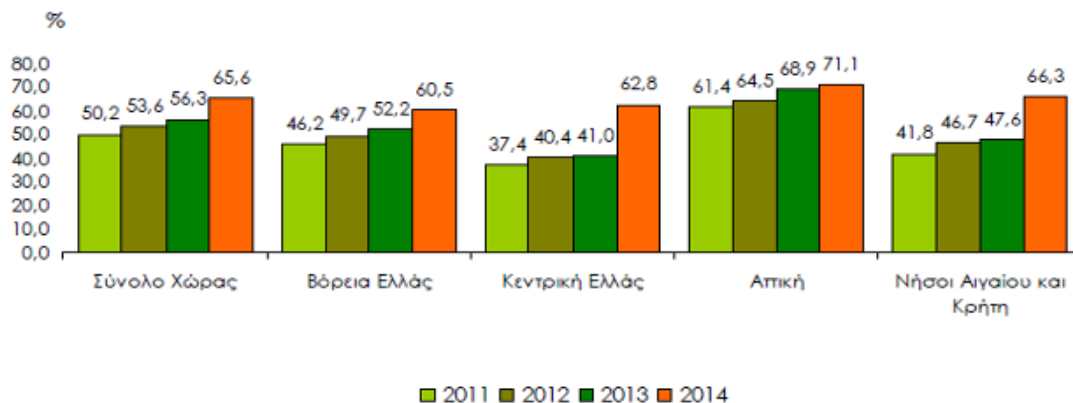
Στο κεφάλαιο αυτό θα παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα ερευνών και δημοσκοπήσεων για την ανάδειξη δεικτών που αφορούν τη διείσδυση του Internet καθώς και τη διείσδυση των υπηρεσιών Web και Mobile Banking σε διάφορες ευρωπαϊκές χώρες. Η διείσδυση του Internet είναι πολύ σημαντική για την ανάπτυξη των υπηρεσιών Ηλεκτρονικής Τραπεζικής καθώς είναι το μέσο επικοινωνίας του χρήστη με το τραπεζικό ίδρυμα. Επιπλέον, η ύπαρξη σύνδεσης στο Internet συνεπάγεται εξοικείωση με τη χρήση υπολογιστή και με τις εφαρμογές του Internet και άρα δυνατότητα χρήσης της υπηρεσίας από τους πελάτες της τράπεζας. Θα δούμε και στη συνέχεια του κεφαλαίου ότι η ύπαρξη σύνδεσης στο Internet στα σπίτια έχει αντίκτυπο στη διείσδυση της υπηρεσίας στον πληθυσμό και είναι ένα σημαντικός παράγοντας για την ανάπτυξη των υπηρεσιών Ηλεκτρονικής Τραπεζικής.

### 2.4.1 Ελληνικά στατιστικά δεδομένα

Για να παρουσιάσουμε τη γενική εικόνα διείσδυσης των τεχνολογιών πληροφορικής στη χώρα μας θα παραθέσουμε τα αποτελέσματα της έρευνας της ΕΛΣΤΑΤ για το 2014[27]. Η έρευνα αυτή έχει δύο σκέλη: το πρώτο τα νοικοκυριά και την πρόσβαση σε επιλεγμένες τεχνολογίες πληροφόρησης, την πρόσβαση στο διαδίκτυο, τις συναλλαγές με δημόσιες υπηρεσίες, το ηλεκτρονικό εμπόριο κ.α. ενώ το δεύτερο αφορά τις επιχειρήσεις και τη χρήση των τεχνολογιών πληροφόρησης, την πρόσβαση στο διαδίκτυο, την αυτόματη ανταλλαγή πληροφοριών μέσα στην επιχείρηση καθώς και τη διενέργεια πωλήσεων και αγορών μέσω διαδικτύου. Η εικόνα της χώρας μας στις πτυχές που εξετάζει η έρευνα είναι η εξής:

- 7 στα 10 νοικοκυριά έχουν πρόσβαση στο διαδίκτυο από την κατοικία τους (ποσοστό 65,6%). Καταγράφεται σε σχέση με το 2013 αύξηση 16,5%.

Ειδικότερα, τα ποσοστά των νοικοκυριών της Χώρας που έχουν πρόσβαση στο διαδίκτυο από την κατοικία, ανά μεγάλη γεωγραφική περιοχή παρουσιάζονται αναλυτικά στο γράφημα που ακολουθεί:

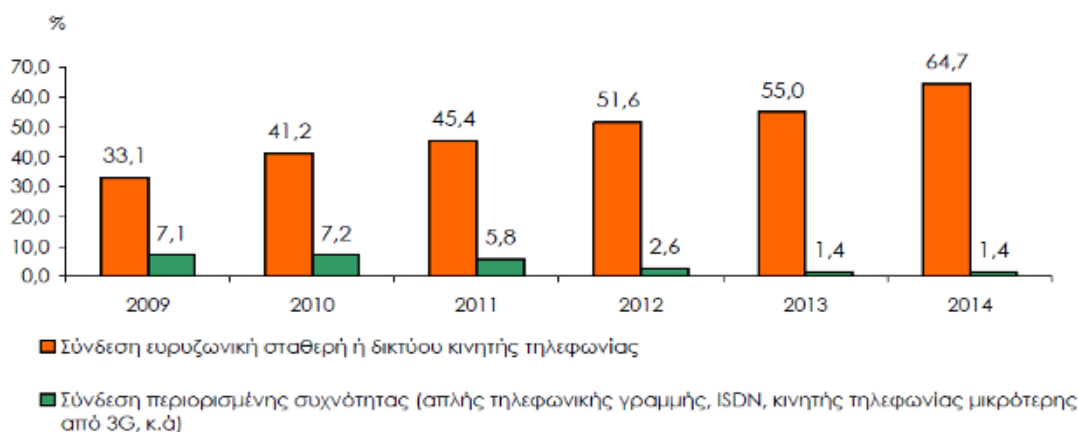


Εικόνα 2.8: Πρόσβαση στο διαδίκτυο από την κατοικία ανά μεγάλη γεωγραφική περιοχή, 2011-2014 Πηγή: ΕΛΣΤΑΤ

Βλέπουμε ότι η μεγαλύτερη αύξηση, σε σχέση με το 2013, καταγράφεται στην Κεντρική Ελλάδα και στα νησιά Αιγαίου και στην Κρήτη, 53,2% και 39,3%, αντίστοιχα.

- Περίπου 7 στα 10 νοικοκυριά της Χώρας (64,7%) χρησιμοποιούν ευρυζωνική σύνδεση για το διαδίκτυο στην κατοικία τους, ενώ η συντριπτική πλειοψηφία (98,6%) των νοικοκυριών που έχουν πρόσβαση στο διαδίκτυο από την κατοικία τους χρησιμοποιεί ευρυζωνική σύνδεση.

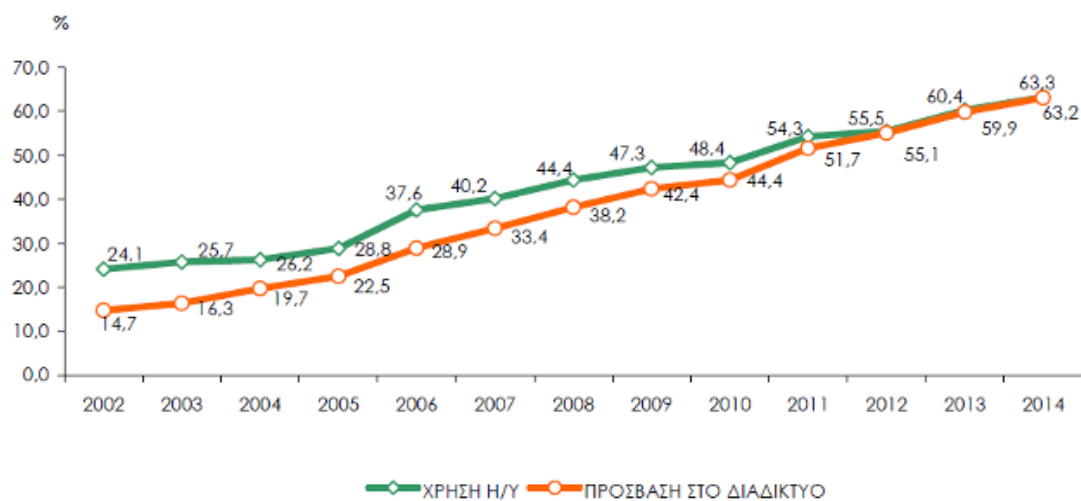
Διαχρονικά, η εξέλιξη των ευρυζωνικών συνδέσεων, αλλά και των συνδέσεων περιορισμένης συχνότητας από την κατοικία απεικονίζεται στο γράφημα που ακολουθεί:



Εικόνα 2.9: Εξέλιξη ευρυζωνικών συνδέσεων και συνδέσεων περιορισμένης συχνότητας στην κατοικία - ποσοστό % επί του συνόλου των νοικοκυριών της Χώρας Πηγή: ΕΛΣΤΑΤ

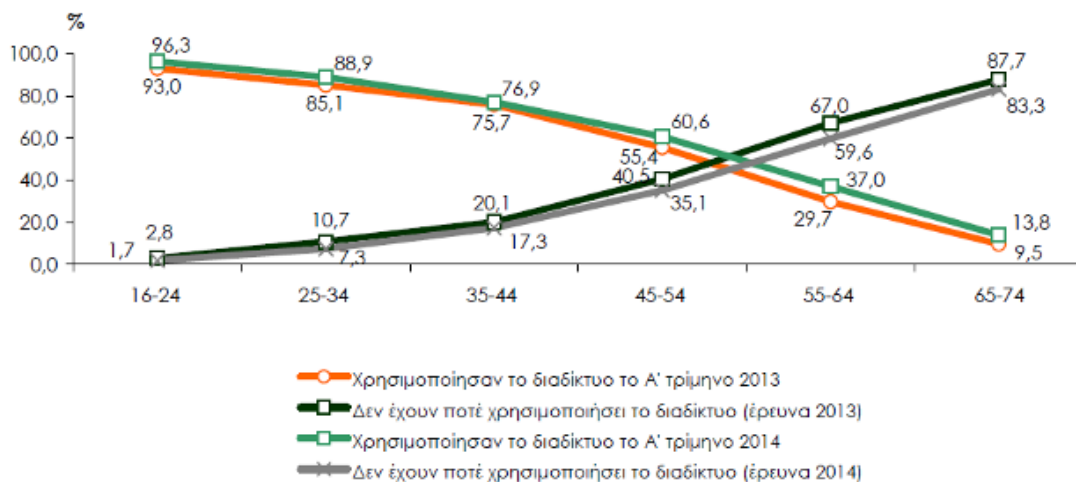
- Χρήση διαδικτύου, κατά το Α' τρίμηνο του 2014, έκανε το 63,2% του πληθυσμού της Χώρας, ηλικίας 16 – 74 ετών.

Διαχρονικά τα ποσοστά για τη χρήση Η/Υ και διαδικτύου απεικονίζονται στο γράφημα που ακολουθεί:



Εικόνα 2.10: Χρήση Η/Υ - Πρόσβαση στο διαδίκτυο, 2002-2014 Πηγή: ΕΛΣΤΑΤ

- Για όλες τις ηλικιακές ομάδες έχει καταγραφεί αύξηση, κατά το Α' τρίμηνο του 2014, σε σχέση με το 2013, στα ποσοστά του πληθυσμού της συγκεκριμένης ηλικιακής ομάδας που χρησιμοποίησε το διαδίκτυο. Η μεγαλύτερη αύξηση καταγράφηκε για την ηλικιακή ομάδα 65-74 ετών. Αντίστοιχα, για όσους δεν έχουν χρησιμοποιήσει ποτέ το διαδίκτυο, η μεγαλύτερη μείωση, σε σχέση με το 2013, καταγράφηκε για την ηλικιακή ομάδα 16-24 ετών. Οι τάσεις αυτές απεικονίζονται στο παρακάτω διάγραμμα:



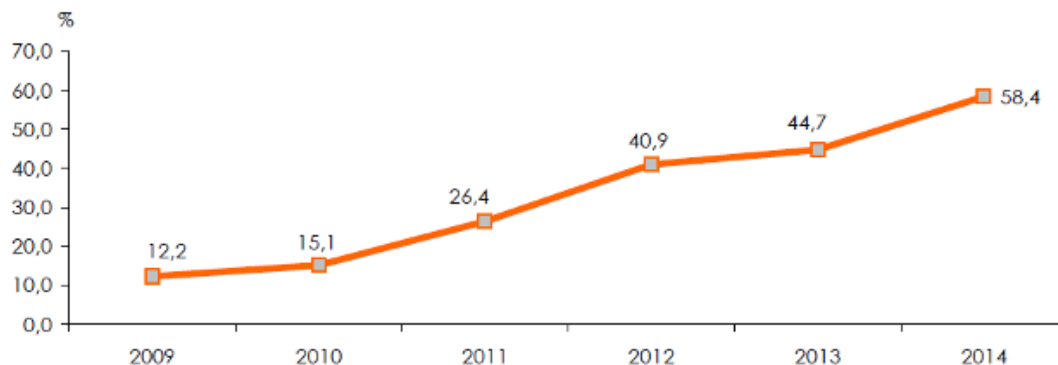
Εικόνα 2.11: Χρήση διαδικτύου ανά ηλικιακή ομάδα, ποσοστό % επί του πληθυσμού της ηλικιακής ομάδας, 2013 και 2014 Πηγή: ΕΛΣΤΑΤ

- Αναφορικά με τον πληθυσμό της Χώρας και τη χρήση του διαδικτύου σημειώνεται ότι καταγράφεται, σε σχέση με το 2013, αύξηση 8,7% στο ποσοστό των γυναικών που έκαναν χρήση του διαδικτύου το Α' τρίμηνο του 2014. Για τους άνδρες καταγράφηκε αύξηση 2,8%.
- 6 στους 10 από όσους χρησιμοποίησαν το διαδίκτυο το Α' τρίμηνο του 2014, συνδέθηκαν στο διαδίκτυο εν κινήσει (εκτός κατοικίας και χώρου εργασίας), από φορητή συσκευή.

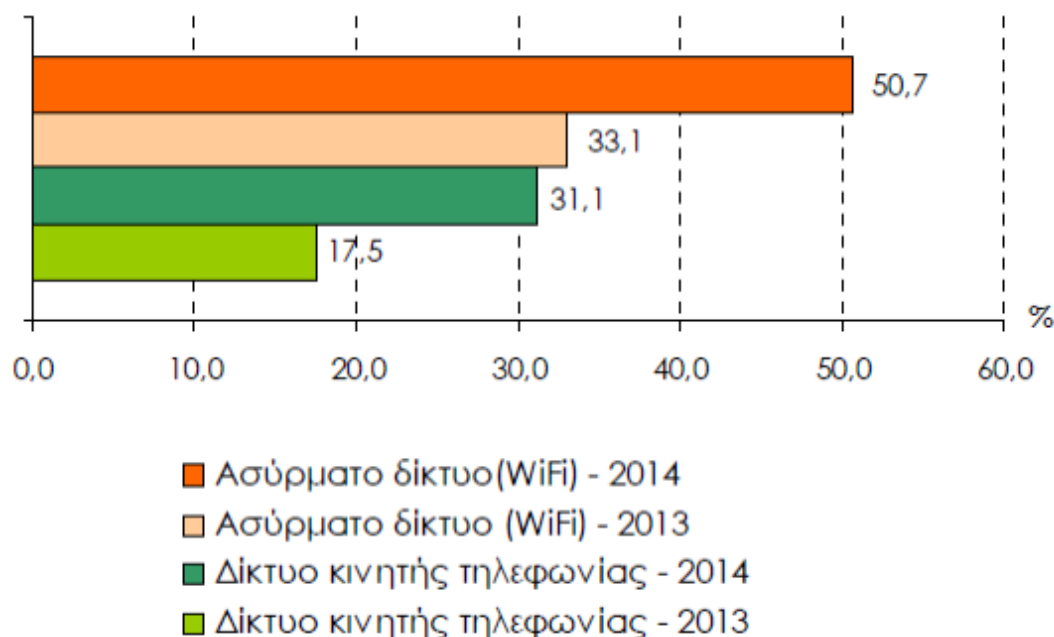


Το 58,4% όσων χρησιμοποίησαν το διαδίκτυο το Α' τρίμηνο του 2014 συνδέθηκαν στο διαδίκτυο, εκτός της κατοικίας και του χώρου εργασίας τους, με χρήση κινητού τηλεφώνου ή smartphone, φορητού υπολογιστή (laptop, notebook, netbook ή tablet) ή άλλης φορητής συσκευής (PDA, MP3 player, e-book reader, φορητή κονσόλα παιχνιδιών κλπ.), παρουσιάζοντας αύξηση 30,7%, σε σχέση με το Α' τρίμηνο του 2013.

Τα ποσοστά του πληθυσμού που χρησιμοποιεί το διαδίκτυο εν κινήσει, ως ποσοστό επί του πληθυσμού που κατά το Α' τρίμηνο του έτους χρησιμοποίησε το διαδίκτυο, για την τελευταία πενταετία, παρουσιάζονται στο γράφημα που ακολουθεί:



Εικόνα 2.12: Σύνδεση στο διαδίκτυο από κινητή συσκευή, 2009 έως 2014, % του πληθυσμού που χρησιμοποίησε το διαδίκτυο το Α' τρίμηνο των ετών  
Πηγή: ΕΛΣΤΑΤ



Εικόνα 2.13: Δίκτυο σύνδεσης στο διαδίκτυο από κινητή συσκευή, 2013, 2014  
Πηγή: ΕΛΣΤΑΤ

- Τα ποσοστά που καταγράφηκαν το 2014 για δραστηριότητες που πραγματοποιούνται μέσω διαδικτύου, κατά φθίνουσα σειρά, παρουσιάζονται ακολούθως:

Πίνακας 2.2: Συχνότητες δραστηριοτήτων που διεξήγαγαν οι Έλληνες χρήστες  
Πηγή: ΕΛΣΤΑΤ

Είδος δραστηριότητας	Ποσοστό
Διάβασμα online ειδήσεων σε ιστοσελίδες, εφημερίδες, περιοδικά	84,90%
Αναζήτηση πληροφοριών για προϊόντα και υπηρεσίες	82,30%
Αποστολή ή λήψη ηλεκτρονικών μηνυμάτων	79,80%
Συμμετοχή σε ιστοσελίδες κοινωνικής δικτύωσης (facebook, twitter κλπ.)	64,30%
Παιχνίδια, εικόνες, ταινίες, μουσική	52,00%
Web ραδιόφωνο ή web τηλεόραση	51,60%
Πραγματοποίηση κλήσεων ή βιντεοκλήσεων, με χρήση web κάμερας μέσω του διαδικτύου (Skype)	45,00%
«Ανέβασμα» σε ιστοσελίδα κειμένου, φωτογραφιών, μουσικής, videos, λογισμικού κλπ. Για να τα μοιραστούμε με άλλους	34,30%
Χρήση υπηρεσιών για ταξίδια και καταλύματα	29,70%
Πραγματοποίηση τραπεζικών συναλλαγών	20,80%
Δημιουργία ιστοσελίδας ή blog	6,70%
Πώληση αγαθών ή υπηρεσιών μέσω δημοπρασιών π.χ. μέσω e-Bay	5,70%
Κλείσιμο ραντεβού με γιατρό μέσω της ιστοσελίδας νοσοκομείου ή κέντρου υγείας	2,90%

Το ποσοστό το οποίο έχει διεξάγει τραπεζικές συναλλαγές κατανέμεται στις διάφορες ηλικιακές ομάδες ως εξής:

Πίνακας 2.3: Κατανομή χρηστών που διεξήγαγαν τραπεζικές συναλλαγές το 2014 στις ηλικιακές ομάδες Πηγή: ΕΛΣΤΑΤ

Ηλικιακή ομάδα	Ποσοστό χρηστών
16 - 24	11,90%
25 - 34	30,50%
35 - 44	25,40%
45 - 54	19,20%
55 - 64	10,40%
65 - 74	2,60%

Παρατηρούμε ότι οι πιο ενεργές ως προς τις τραπεζικές συναλλαγές ηλικιακές ομάδες είναι οι 25-34 και 35-44. Η κατανομή που προκύπτει στην έρευνα είναι αναμενόμενη αν αναλογιστεί κανείς τις ανάγκες για τραπεζικές συναλλαγές που έχει η κάθε ηλικιακή ομάδα καθώς και τη δυνατότητα διεξαγωγής τους από το Internet.

Επιπλέον, οι χρήστες που επέλεξαν ως κυριότερο λόγο χρήσης του Διαδικτύου τις τραπεζικές συναλλαγές (20,8%) κατανέμονται ως προς την απασχόληση τους ως εξής:

Πίνακας 2.4: Απασχόληση χρηστών που διεξήγαγαν τραπεζικές συναλλαγές το 2014 Πηγή: ΕΛΣΤΑΤ

ΑΠΑΣΧΟΛΗΣΗ ΧΡΗΣΤΗ	ΠΟΣΟΣΤΟ ΧΡΗΣΤΩΝ
Μαθητής/Φοιτητής	7,20%
Μισθωτός	51,30%
Ανεργος	10,60%
Αυτοαπασχολούμενος/Βοηθός στην οικογ. Επιχείρηση	20,30%
Λοιπές περιπτώσεις μη οικονομικά ενεργών ατόμων (Νοικοκυρά, στρατιώτης, συνταξιούχος κλπ.)	10,60%

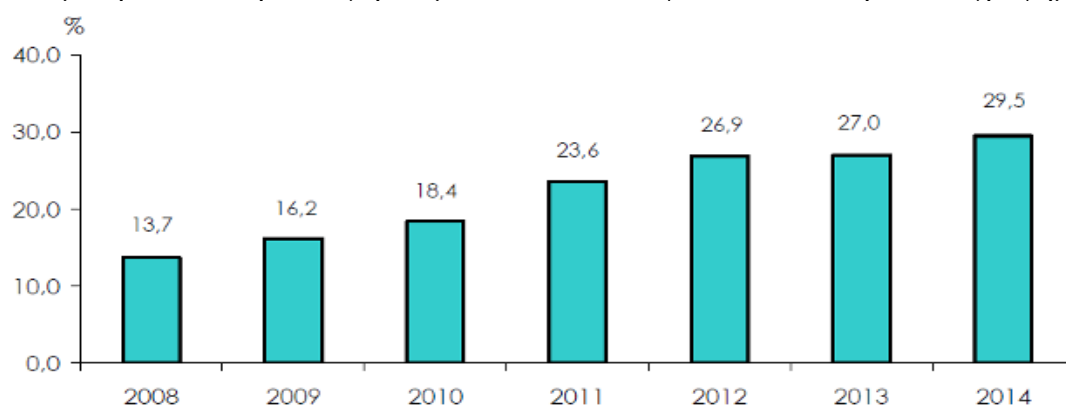
Βλέπουμε ότι η πλειοψηφία των χρηστών είναι μισθωτοί και ακολουθούν οι αυτοαπασχολούμενοι. Οι ομάδες αυτές των εργαζομένων έχουν πιο απαιτητικά ωράρια λόγω εργασίας αλλά είναι και πιο εξοικειωμένοι συνήθως όσον αφορά την τεχνολογία. Επιπλέον, είναι πιθανό να είναι πιο οικονομικά ενεργοί από τις άλλες τρεις κατηγορίες απασχόλησης.

Σύμφωνα με την έρευνα η μεγαλύτερη αύξηση καταγράφεται, σε σχέση με το 2013, στην πραγματοποίηση τραπεζικών συναλλαγών (+16,2%). Την ύπαρξη τάσης αύξησης των συναλλαγών βλέπουμε αργότερα κατά την ανάλυση των δεδομένων. Παρόλη την ύπαρξη αυξητικής τάσης η χρήση τραπεζικών υπηρεσιών βλέπουμε ότι κινείται σε χαμηλά επίπεδα σε σχέση με άλλες δραστηριότητες. Αυτό θα το χαρακτηρίζαμε

αντιφατικό δεδομένου ότι η παροχή αναγκαίων για το ευρύ κοινό τραπεζικών υπηρεσιών σε ιδιαίτερα μειωμένο χρόνο εξυπηρέτησης έχει μικρότερη απήχηση από προαιρετικές ψυχαγωγικές δραστηριότητες.

- στα 10 άτομα, ηλικίας 16 – 74 ετών, που έχουν οποτεδήποτε χρησιμοποιήσει το διαδίκτυο έκαναν κατά το Α΄ τρίμηνο του 2014 κάποια ηλεκτρονική αγορά ή παραγγελία αγαθών ή υπηρεσιών μέσω του διαδικτύου.

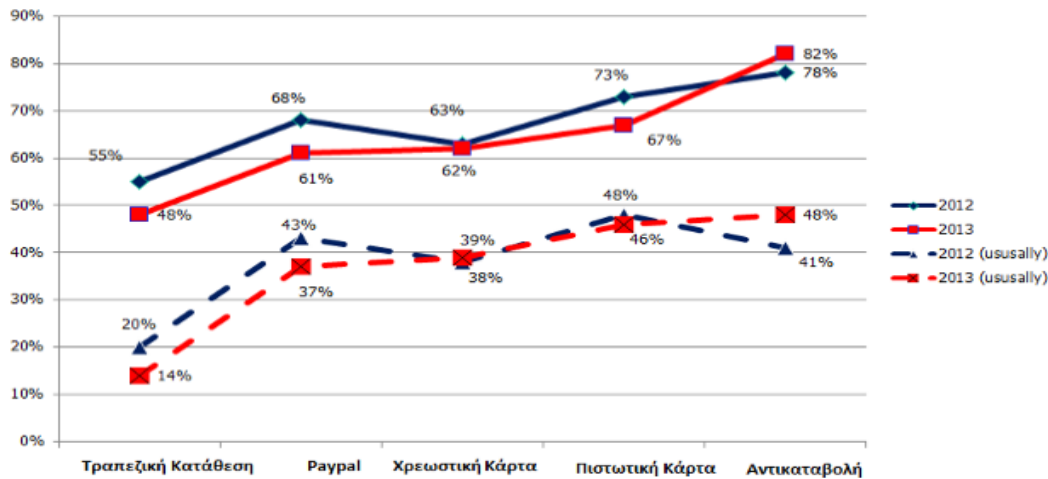
Το ποσοστό των χρηστών του διαδικτύου που πραγματοποίησαν ηλεκτρονικές αγορές το Α΄ τρίμηνο του 2014 ανέρχεται στο 29,5%, το οποίο υποδηλώνει αύξηση κατά 9,3% σε σχέση με το Α΄ τρίμηνο 2013. Καταγράφεται αύξηση στην πραγματοποίηση των αγορών μέσω του διαδικτύου, ενώ για το προηγούμενο έτος 2013 είχε καταγραφεί στασιμότητα. Η τάση των αγορών μέσω διαδικτύου φαίνεται στο παρακάτω γράφημα:



Εικόνα 2.14: Ηλεκτρονικό εμπόριο: 2008 – 2014 Πηγή: ΕΛΣΤΑΤ

Όσον αφορά τους τρόπους πληρωμής που προτιμώνται η έρευνα αναφέρει: Το 51,8% όσων πραγματοποίησαν ηλεκτρονικές αγορές για προσωπική χρήση, κατά το χρονικό διάστημα Απριλίου 2013 – Μαρτίου 2014, έκανε την πληρωμή τους μετρητοίς ή με κατάθεση χρημάτων σε τραπεζικό λογαριασμό, το 37,3% μέσω χρεωστικής ή πιστωτικής κάρτας, το 22,3% μέσω προπληρωμένης κάρτας (pre-paid) ή προπληρωμένο λογαριασμό και το 4,8% με μεταβίβαση χρημάτων μέσω ηλεκτρονικής τραπεζικής συναλλαγής.

Αυτό διαπιστώνεται και στην έρευνα του Εργαστηρίου Ηλεκτρονικού Εμπορίου (ELTRUN) του Οικονομικού Πανεπιστημίου Αθηνών για τις πληρωμές στο Ηλεκτρονικό Εμπόριο. Σύμφωνα με την έρευνα το μεγαλύτερο ποσοστό των πληρωμών σε e-shops γίνεται μέσω αντικαταβολής, ενώ στα 2/3 της αξίας των on-line αγορών από e-shops, η πληρωμή γίνεται με αντικαταβολή. Τα αποτελέσματα της έρευνας για τους τρόπους πληρωμών το 2012 και το 2014 καθώς και η σύγκριση με το μέσο όρο παρατίθενται παρακάτω:

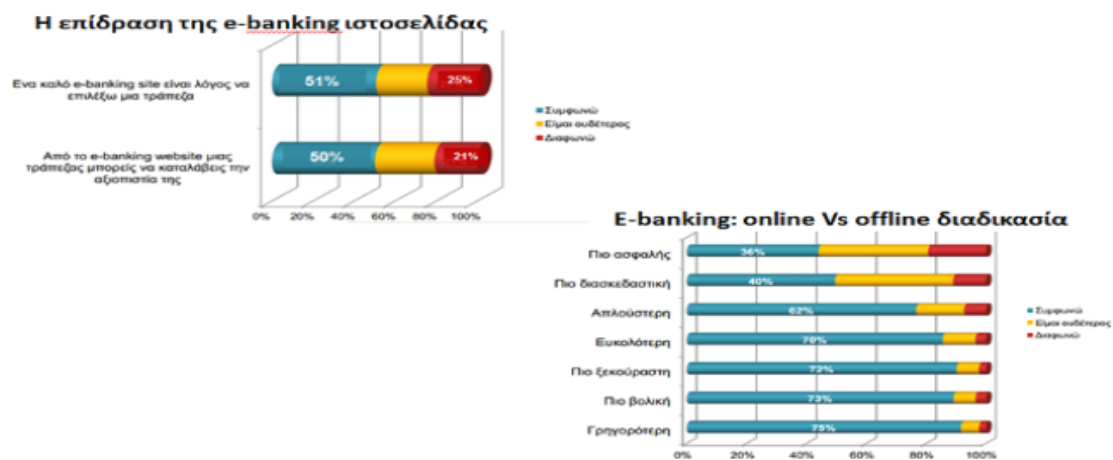


Εικόνα 2.15: Πολλαπλοί τρόποι πληρωμής από τους Έλληνες on-line αγοραστές (2012, 2014 και μέσος όρος)

Πηγή: Έρευνα ELTRUN για e-payments (<http://www.eltrun.gr/epayments-ecommerce/>)

Το ελληνικό κοινό κάνει εκτεταμένη χρήση λύσεων πληρωμής που απέχουν από τη χρήση προσωπικών στοιχείων καρτών ή λογαριασμών e-banking. Το παραπάνω καταδεικνύει είτε την έλλειψη εξοικείωσης με τις ηλεκτρονικές πληρωμές είτε την έλλειψη εμπιστοσύνης του κοινού και την ύπαρξη φόβου για την ασφάλεια των συναλλαγών τους καθώς και τη γενικότερη καχυποψία που χαρακτηρίζει τον Έλληνα καταναλωτή. Το στοιχείο αυτό είναι πολύ σημαντικό καθώς μας δείχνει την αντίληψη του κοινού για τις πληρωμές μέσω ηλεκτρονικής τραπεζικής.

Τέλος, η έρευνα καταγράφει επίσης ότι οι on-line αγοραστές (υπολογίζονται γύρω στα 2,5 εκ) αναδεικνύονται σε ένα ιδιαίτερα δυναμικό και ενδιαφέρον κοινό για τις Ελληνικές τράπεζες αφού η συντριπτική τους πλειοψηφία (75%) χρησιμοποιεί e-banking υπηρεσίες (σε ποσοστό 66% από το 2011). Η σημασία του e-banking για τους on-line καταναλωτές είναι μεγάλη, αφού για το 50% είναι πιθανός λόγος επιλογής τράπεζας και στοιχείο αξιολόγησης της αξιοπιστίας της. Επίσης οι συγκεκριμένοι καταναλωτές αξιολογούν πολύ υψηλά τις on-line τραπεζικές συναλλαγές σε σχέση με τις συναλλαγές στο φυσικό κατάστημα.



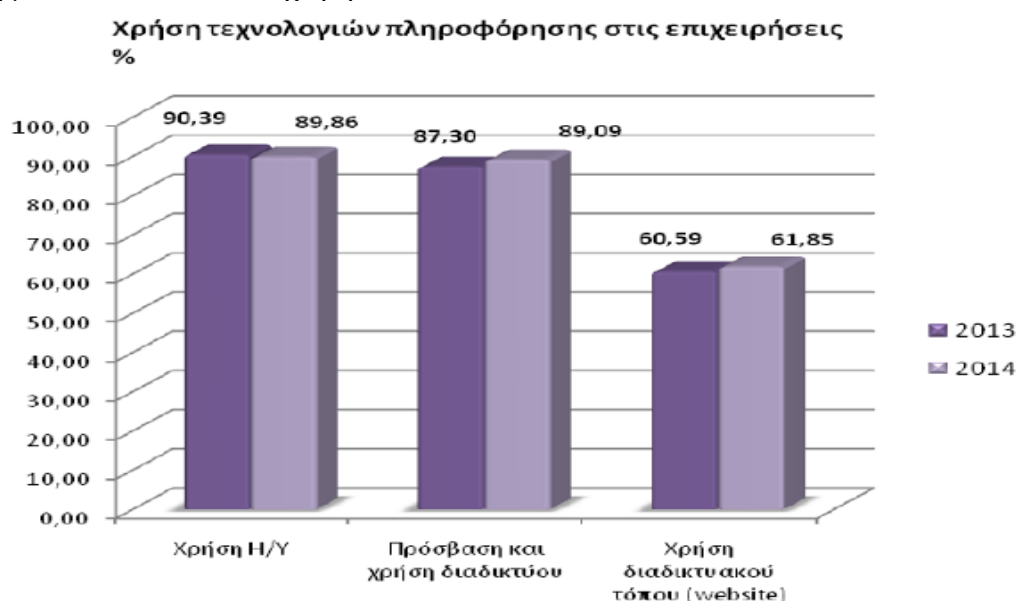
Εικόνα 2.16: Η σημασία του e-banking για τους on-line καταναλωτές (2014)

Πηγή: Έρευνα ELTRUN για e-payments (<http://www.eltrun.gr/epayments-ecommerce/>)

Στη συνέχεια θα παραθέσουμε τα αποτελέσματα της έρευνας που αφορούν τις επιχειρήσεις. Η ετήσια έρευνας της ΕΛΣΤΑΤ για τη χρήση τεχνολογιών πληροφόρησης επικοινωνίας και ηλεκτρονικού εμπορίου στις επιχειρήσεις καταλήγει στα εξής:

- Σε σύνολο 23.098 επιχειρήσεων, οι 20.756 επιχειρήσεις χρησιμοποίησαν Η/Υ, ποσοστό 89,86%.

Στους Η/Υ συμπεριλαμβάνονται οι προσωπικοί και φορητοί υπολογιστές, συσκευές μικρού μεγέθους (PDA) και έξυπνα κινητά τηλέφωνα (smartphones). Από τις 20.756 επιχειρήσεις που χρησιμοποίησαν Η/Υ, οι 20.578 επιχειρήσεις είχαν πρόσβαση στο διαδίκτυο, ποσοστό 89,09% σε σχέση με το σύνολο των επιχειρήσεων. Επίσης, από αυτές, οι 14.287 είχαν δικό τους διαδικτυακό τόπο (website), ποσοστό 61,85% σε σχέση με το σύνολο των επιχειρήσεων.



Εικόνα 2.17: Χρήση τεχνολογιών πληροφόρησης στις επιχειρήσεις  
Πηγή: ΕΛΣΤΑΤ

- Ηλεκτρονικές πωλήσεις

Είναι οι πωλήσεις που γίνονται μέσω ιστοσελίδας -ανεξάρτητα από το μέσο πρόσβασης στο διαδίκτυο- ή μέσω μηνυμάτων τύπου EDI. Από τις 23.098 επιχειρήσεις που ερευνήθηκαν με συνολικό τζίρο 219.830.219.941 ευρώ, οι 2.132 απάντησαν ότι έλαβαν παραγγελίες μέσω ιστοσελίδας, ποσοστό 9,23% και ο τζίρος από αυτές τις παραγγελίες ανήλθε σε 3.504.355.491 ευρώ, ποσοστό 1,59% του συνολικού τζίρου. Τα ποσοστά αυτά για το έτος 2013 ήταν 9,12% και 1,21%, αντίστοιχα.

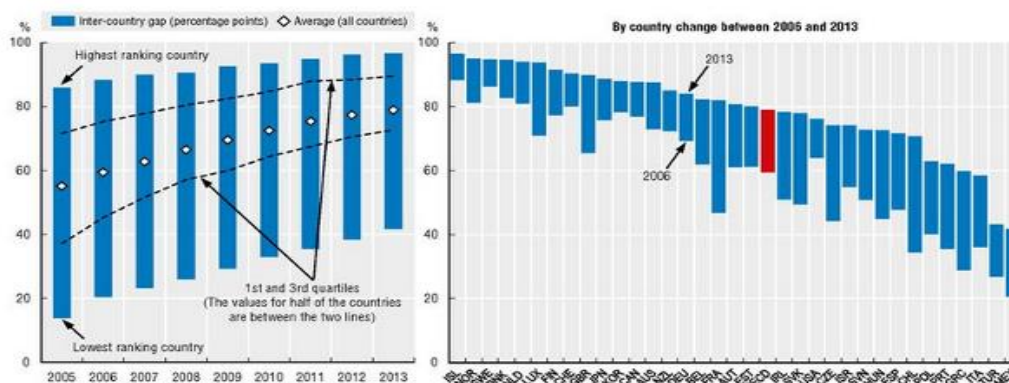
- Ηλεκτρονικές αγορές

Είναι οι αγορές που γίνονται μέσω ιστοσελίδας – ανεξάρτητα από το μέσο πρόσβασης στο διαδίκτυο- ή μέσω μηνυμάτων τύπου EDI. Από τις 23.098 επιχειρήσεις που ερευνήθηκαν το 2014, οι 3.154 απάντησαν ότι έκαναν αγορές μέσω ιστοσελίδας, ποσοστό 13,66%, ενώ το αντίστοιχο ποσοστό για το 2013 ήταν 18,14%.

## 2.4.2 Ευρωπαϊκά στατιστικά δεδομένα

Στην παράγραφο αυτή θα εξετάσουμε τη διείσδυση του Internet και τη χρήση των υπηρεσιών Mobile και Web Banking στην Ευρώπη και θα δούμε τη θέση που βρίσκεται η Ελλάδα σε σχέση με την Ευρώπη. Αρχικά, θα παραθέσουμε την έρευνα του OECD για το έτος 2013 με τίτλο “Measuring the Digital Economy: A New Perspective”. [28]

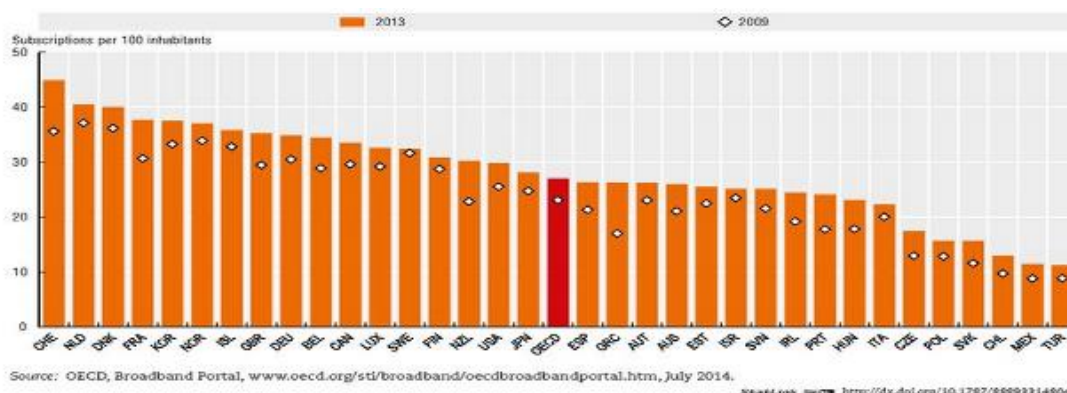
- Χάσμα μεταξύ των χωρών στη διείσδυση Internet



Εικόνα 2.18: Τάση χρήσης Internet στις χώρες OECD και διαφορές βάσει χώρας  
Πηγή: Measuring the Digital Economy: A New Perspective, OECD 2013

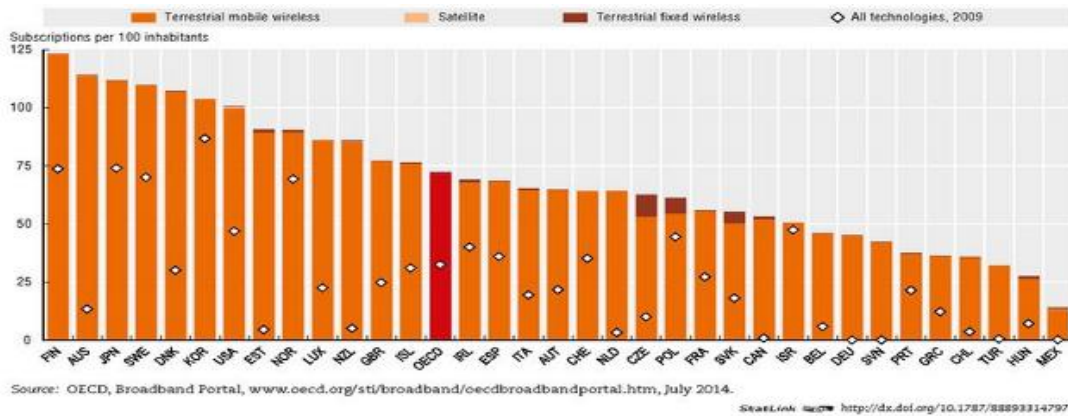
Τα παραπάνω διαγράμματα εξετάζουν το κενό που υπάρχει μεταξύ των χωρών με μεγάλη διείσδυση με τις χώρες με χαμηλότερη διείσδυση του Internet. Βλέπουμε ότι το κενό αυτό μειώνεται με την πάροδο των ετών που οφείλεται στην αύξηση της διείσδυσης στις χώρες που είναι χαμηλή. Επιπλέον, οι χώρες που έχουν υψηλή διείσδυση είναι από το 2006 ακόμα σε ποσοστά πάνω του 80% συνεπώς οι δυνατότητες περαιτέρω αύξησης δεν είναι ίδιες με χώρες που κινούνται σε διείσδυση της τάξης του 20-40%. Αυτό βλέπουμε και στο δεύτερο διάγραμμα όπου είναι εμφανές ότι χώρες με μεγάλη διείσδυση ήδη το 2006 καταγράφουν μικρές αυξήσεις μέχρι το 2013 σε σχέση με χώρες που το 2006 είχαν μικρά ποσοστά. Η Ελλάδα συγκεκριμένα το 2006 ήταν στο 35 % ενώ το 2013 ήταν σχεδόν στο 60%. Ο μέσος όρος των χωρών OECD κινείται στο 59% το 2006 με 79% το 2013.

- Η διείσδυση των ευρυζωνικών συνδέσεων σε Mobile και Fixed (σταθερές)



Εικόνα 2.19: Διείσδυση Fixed ενσύρματων συνδέσεων χώρες OECD (2009 και 2013) Πηγή: Measuring the Digital Economy: A New Perspective, OECD 2013

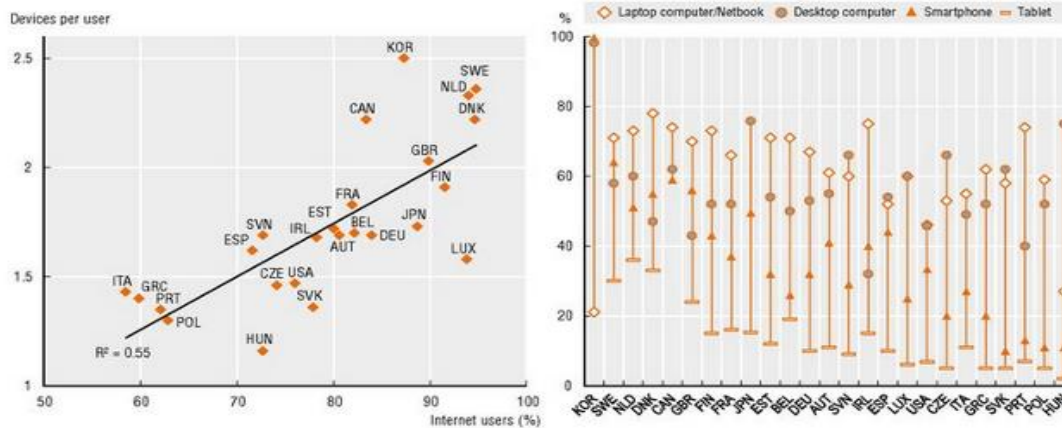




Εικόνα 2.20: Δεισδυση Mobile ασύρματων συνδέσεων βάσει τεχνολογίας χώρες OECD (2009 και ποσοστό 2013)

Πηγή: Measuring the Digital Economy: A New Perspective, OECD 2013

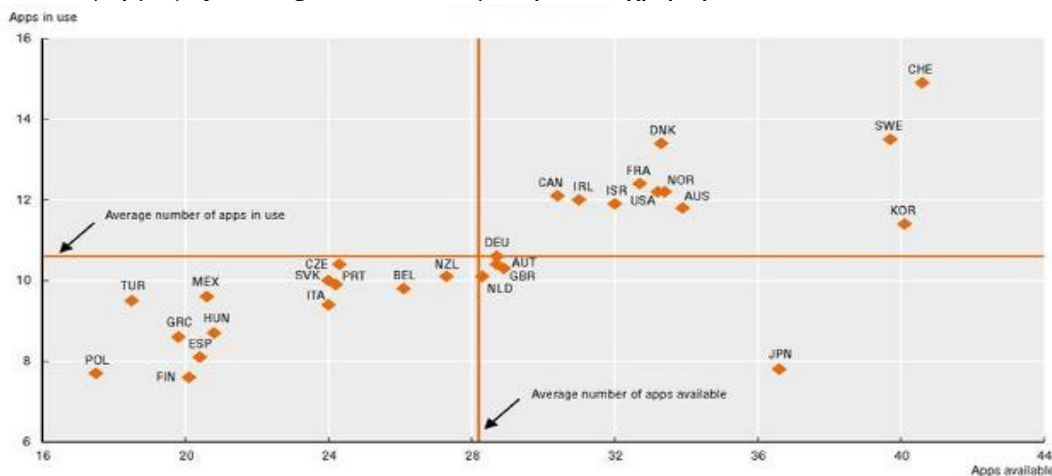
- Η αναλογία συσκευών ανά χρήστη και οι τύποι συσκευών που χρησιμοποιούνται:



Εικόνα 2.21: Δεισδυση Mobile ασύρματων συνδέσεων βάσει τεχνολογίας χώρες OECD (2009 και ποσοστό 2013)

Πηγή: Measuring the Digital Economy: A New Perspective, OECD 2013

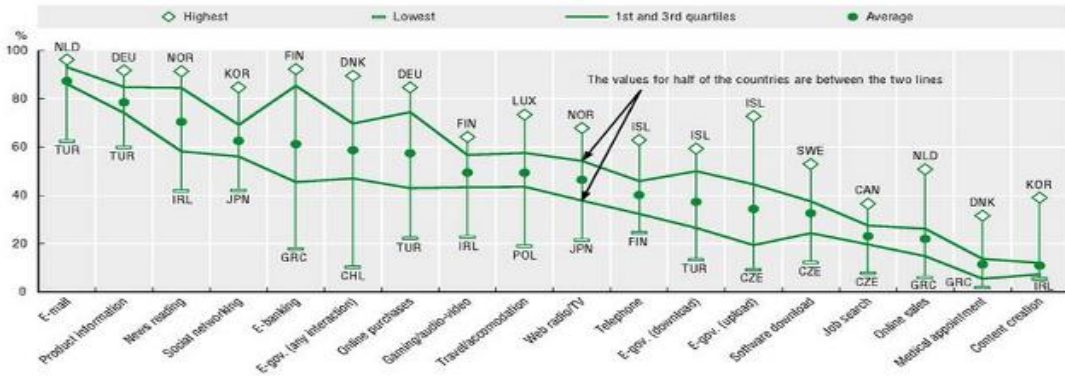
- Εφαρμογές Smartphone διαθεσιμότητα και χρήση



Εικόνα 2.22: Χρήση εφαρμογών smartphone συναρτήσει πόσων είναι διαθέσιμες.

Πηγή: Measuring the Digital Economy: A New Perspective, OECD 2013

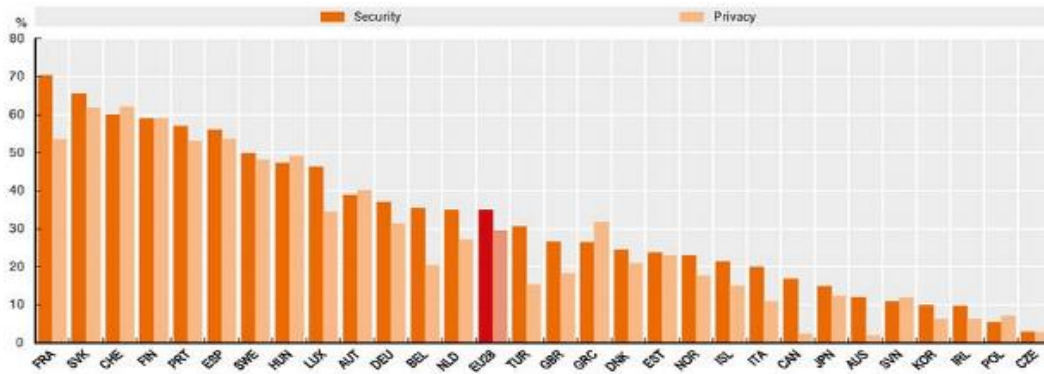
- Ποσοστό χρηστών για τους οποίους οι κύριοι λόγοι μη διενέργειας αγορών στο Internet είναι η ασφάλεια και τα προσωπικά δεδομένα



Εικόνα 2.23: Ποσοστό χρηστών που δεν έκαναν αγορές online λόγω ανησυχιών για την ασφάλεια ή τα προσωπικά δεδομένα

Πηγή: Measuring the Digital Economy: A New Perspective, OECD 2013

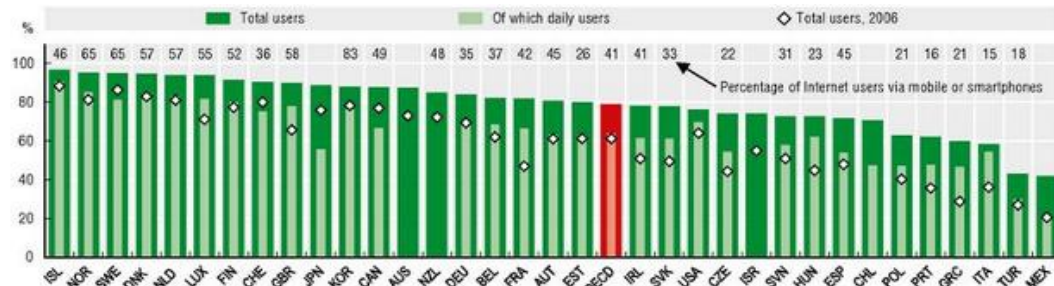
- Συνολικοί χρήστες Internet και Mobile Internet καθημερινά (2006 και 2013)



Εικόνα 2.24: Ποσοστό χρηστών που χρησιμοποιούν καθημερινά το Internet (2006 και 2013) και το Mobile το 2013

Πηγή: Measuring the Digital Economy: A New Perspective, OECD 2013

- Η κατανομή δραστηριοτήτων στους χρήστες Internet:



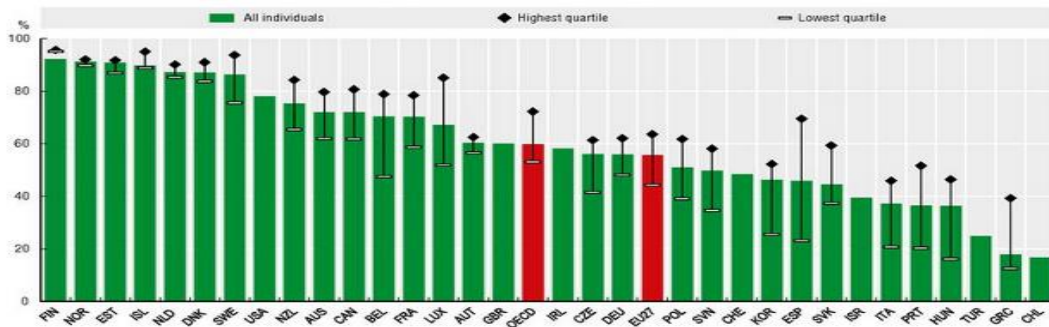
Εικόνα 2.25: Ποσοστό των χρηστών Internet στις διάφορες δραστηριότητες

Πηγή: Measuring the Digital Economy: A New Perspective, OECD 2013

Στο διάγραμμα αυτό είναι ιδιαίτερα αξιοσημείωτη η θέση της Ελλάδας όσον αφορά το E-banking, καθώς κατέχει το χαμηλότερο ποσοστό, περίπου 19% ενώ η πρώτη χώρα σε χρήση της υπηρεσίας είναι η Φιλανδία με ποσοστό περίπου 95%. Επιπροσθέτως, η Ελλάδα βρίσκεται στην τελευταία θέση και στη δραστηριότητα Online Sales με ποσοστό κάτω του 5%.

- Η διάδοση του Internet Banking

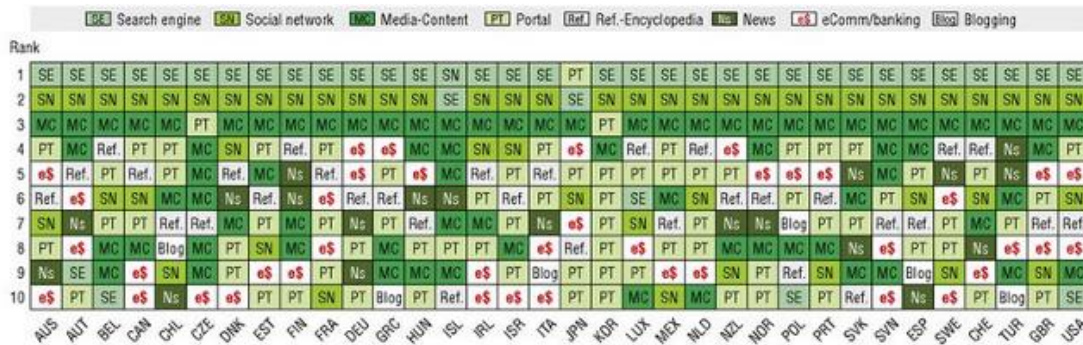




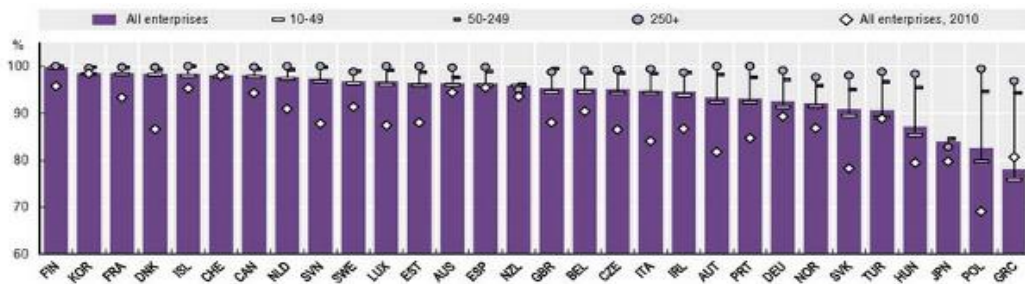
Εικόνα 2.26: Ποσοστό χρηστών Internet που χρησιμοποιούν Internet Banking με εισοδηματικό διαχωρισμό (2013) Πηγή: Measuring the Digital Economy: A New Perspective, OECD 2013

Παρατηρούμε ότι η Ελλάδα είναι στην προτελευταία θέση όσον αφορά την υπηρεσία και επιπλέον υπάρχει μία διαφορά της τάξης του 20% στη χρήση βάσει εισοδηματικού κριτηρίου.

➤ Top 10 ιστοσελίδες βάσει του τύπου υπηρεσίας που παρέχουν



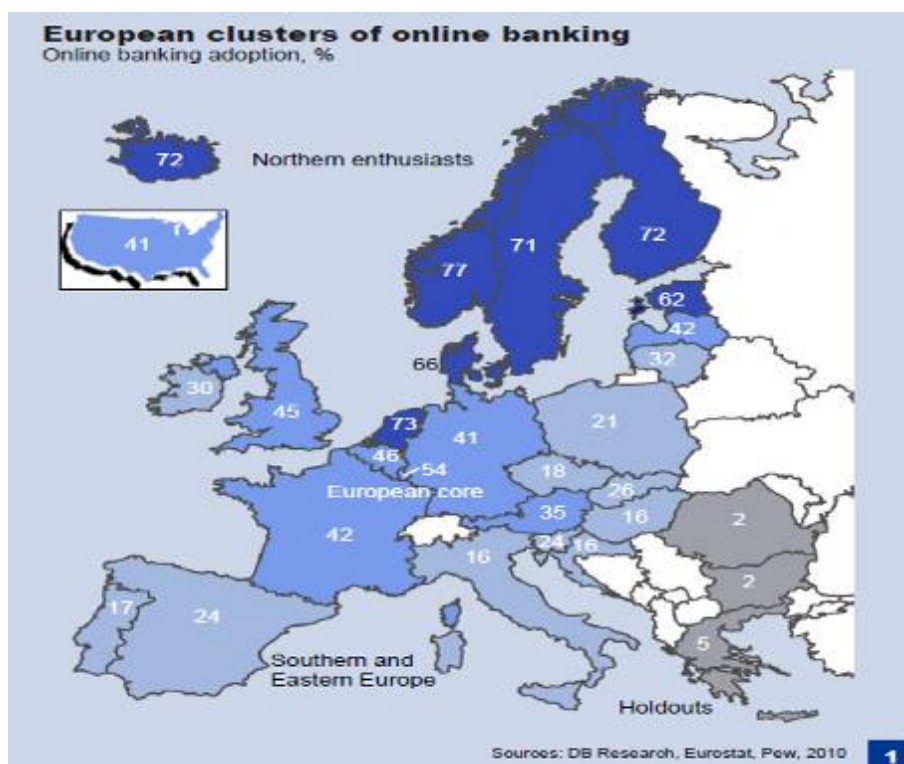
Εικόνα 2.27: Κατάταξη ιστοσελίδων βάσει τύπου υπηρεσίας στις χώρες OECD (Απρίλιος 2014) Πηγή: OECD based on [www.alexacom](http://www.alexacom)



➤ Ευρυζωνική σύνδεση επιχειρήσεων βάσει μεγέθους επιχείρησης

Εικόνα 2.28: Ποσοστό επιχειρήσεων με ευρυζωνική σύνδεση και διάκριση στο μέγεθος της εταιρίας. Πηγή: Measuring the Digital Economy: A New Perspective, OECD 2013

Η Deutsche Bank σε έρευνα της επιχειρεί να κατηγοριοποιήσει τις χώρες της Ευρωπαϊκής Ένωσης βάσει του βαθμού υιοθέτησης του Online Banking. Καταλήγουν σε τέσσερις διακριτές ομάδες που θα μπορούσαμε να τις χαρακτηρίσουμε ως ομάδες διαφορετικών ταχυτήτων της υπηρεσίας, καθώς υπάρχουν χώρες που η υπηρεσία χρησιμοποιείται από την πλειοψηφία και η χρήση μετρητών είναι σπάνια. Παρατίθεται η ομαδοποίηση που προκύπτει από την έρευνα της Deutsche Bank (2010):



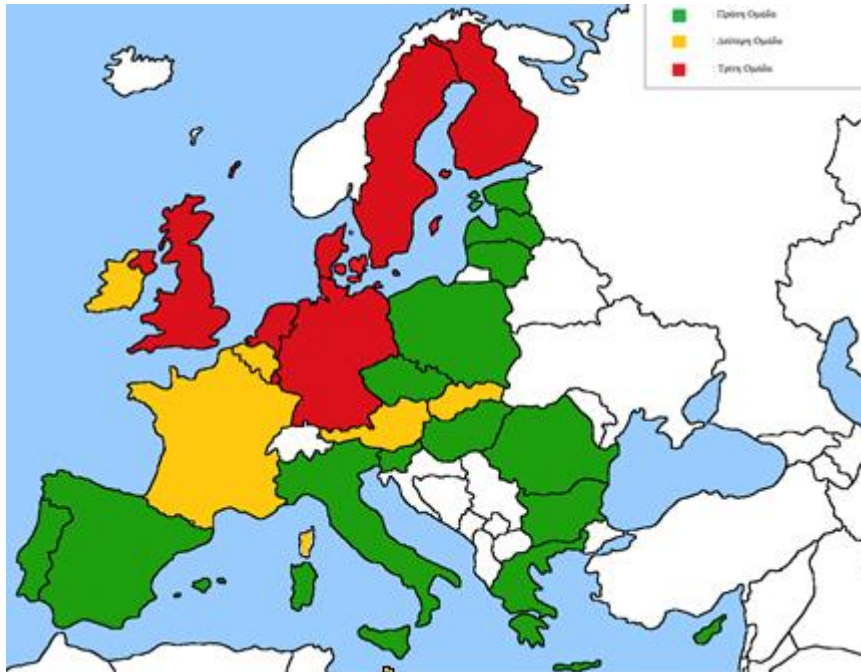
Εικόνα 2.29: Ομαδοποίηση ευρωπαϊκών χωρών βάσει της διείσδυσης του Online banking (2010) Πηγή: Deutsche Bank

Τέλος, στην έρευνα του ο Fonseca με τίτλο “e-banking culture: A comparison of EU 27 countries and Portuguese case in the EU 27 retail banking context” [26] κατηγοριοποιεί τις 27 χώρες της Ευρωπαϊκής Ένωσης σε ομάδες, ώστε να μετρήσει το επίπεδο προσφοράς της Ηλεκτρονικής Τραπεζικής την υπό εξέταση χρονική περίοδο, βάσει των παρακάτω μεταβλητών:

- Αριθμός ατόμων που χρησιμοποιούν το Internet για Internet Banking
- Αριθμός ατόμων που χρησιμοποιούν το Internet για να αγοράσουν ή να παραγγείλουν online περιεχόμενο
- Αριθμός ατόμων που χρησιμοποιούν το Internet για αγορά αγαθών ή υπηρεσιών
- Αριθμός ατόμων που χρησιμοποιούν το Internet για αγορά αγαθών ή υπηρεσιών από άλλες χώρες της ΕΕ
- Χρήση e-government υπηρεσιών βάσει φύλου
- Αριθμός ατόμων που αγόρασαν/παρήγγειλαν αγαθά ή υπηρεσίες για ίδια χρήση τους τελευταίους 3 μήνες
- Δεξιότητες στη χρήση διαδικτύου των ατόμων
- Αριθμός ατόμων που έχουν κάνει χρήση του διαδικτύου στο σπίτι τους τελευταίους 3 μήνες
- Αριθμός ατόμων που έχουν χρησιμοποιήσει το Internet για εύρεση πληροφοριών για αγαθά ή υπηρεσίες

- Αριθμός ατόμων που έχουν παραγγείλει/αγοράσει προϊόντα ή υπηρεσίες για ιδιωτική χρήση μέσω Internet τους τελευταίους 3 μήνες.

Βάσει των παραπάνω παραγόντων που αντικατοπτρίζουν την υιοθέτηση, τους τρόπους χρήσης και τη συχνότητα χρήσης της υπηρεσίας από τα άτομα ο Fonseca καταλήγει στην ύπαρξη τριών ομάδων χωρών στην ΕΕ. Οι ομάδες χωρών απεικονίζονται παρακάτω.



Εικόνα 2.30: Ομαδοποίηση χωρών ΕΕ βάσει χρήσης Ηλεκτρονικής Τραπεζικής  
Πηγή: Αποτελέσματα έρευνας Fonseca

Στην πρώτη ομάδα, το ποσοστό των ατόμων που χρησιμοποιούν το Internet για Internet Banking κυμαίνεται από 2% έως 29% ενώ το ποσοστό των ατόμων που έχουν χρησιμοποιήσει το Internet από το σπίτι τους τελευταίους 3 μήνες κυμαίνεται από 85% έως 92%. Επιπλέον, τα ποσοστά χρήσης για αγορά/παραγγελία προϊόντων ή υπηρεσιών από άλλες χώρες της ΕΕ, η αγορά διαδικτυακού περιεχομένου, η χρήση υπηρεσιών e-government, η αγορά/παραγγελία αγαθών ή υπηρεσιών για προσωπική χρήση τους τελευταίους 3 μήνες αλλά και συνολικά και τέλος, η χρήση του Internet για πληροφόρηση για προϊόντα ή υπηρεσίες είναι πολύ χαμηλά. Αντιθέτως, στην τρίτη ομάδα βρίσκονται χώρες που έχουν υψηλά ποσοστά σε όλες τις μεταβλητές. Για παράδειγμα, στη μεταβλητή “Αριθμός ατόμων που χρησιμοποιούν το Internet για Internet Banking” τα ποσοστά τους κυμαίνονται από 43% έως 77%. Η δεύτερη ομάδα χωρών κυμαίνεται σε ποσοστά κυμαίνεται σε ποσοστά 33-38% όσον αφορά αυτό το μέγεθος.

#### 2.4.3 Σύγκριση Ευρωπαϊκών δεδομένων με τα Ελληνικά

Παραπάνω παρατέθηκαν οι στατιστικές έρευνες που αφορούν τη χώρα μας αλλά και όλα τα μέλη της ΕΕ και των χωρών OECD. Στην παράγραφο αυτή θα παραθέσουμε τη σύγκριση κάποιων ενδεικτικών μεγεθών που είναι σημαντικά για τη διαμόρφωση εικόνας για την ελληνική πραγματικότητα και την Ηλεκτρονική Τραπεζική και είναι σημαντικά στη διαμόρφωση στρατηγικής των εγχώριων τραπεζικών ιδρυμάτων. Τα μεγέθη αυτά είναι: η διείσδυση της χρήσης Internet στον πληθυσμό, οι τρόποι χρήσης Internet και οι προτιμήσεις των χρηστών και τέλος, η χρήση Internet Banking και οι τρόποι χρήσης του.

Η σειρά αυτών των παραγόντων είναι συγκεκριμένη καθώς αρχικά έχει σημασία να δούμε τι ποσοστό του πληθυσμού είναι εξοικειωμένο και χρησιμοποιεί τις τεχνολογίες διαδικτύου καθώς κοινό χωρίς αυτές τις δεξιότητες δεν μπορεί να γίνει ενεργό μέλος των υπηρεσιών Ηλεκτρονικής Τραπεζικής. Στη συνέχεια, εφόσον διαπιστώσουμε τον βαθμό ύπαρξης ψηφιακών δεξιοτήτων του πληθυσμού μίας χώρας, μπορούμε να ερευνήσουμε τις προτιμήσεις του κοινού και τις διάφορες συμπεριφορές που έχουν ως χρήστες Internet. Αυτό το σημείο έχει πολύ ενδιαφέρον για μια επιχείρηση που θέλει να παρέχει ηλεκτρονικό προϊόν ή υπηρεσία καθώς ο καθορισμός των προτιμήσεων του κοινού σε συνδυασμό με δημογραφικά στοιχεία για το δυνητικό κοινό, είναι σημαντικός για τον προσδιορισμό του target group του προϊόντος/υπηρεσίας καθώς και των αναγκών του. Στη συνέχεια, εφόσον προσδιορίσουμε τις συμπεριφορές των χρηστών μένει να εξετάσουμε τη χρήση Internet Banking της υπηρεσίας που μας ενδιαφέρει.

Αρχικά, για τον παράγοντα “διείσδυση Internet” βλέπουμε ότι οι χρήστες Internet τους τελευταίους 12 μήνες είναι στην Ελλάδα το 60% ενώ ο ευρωπαϊκός μέσος όρος (EU27) κυμαίνεται στο 80% (Στοιχεία 2014 Eurostat). Επιπλέον, το ποσοστό των ατόμων που χρησιμοποίησαν το Internet πριν από 1 χρόνο ή ποτέ στην Ελλάδα είναι 35% ενώ ο ευρωπαϊκός μέσος όρος (EU27) κυμαίνεται στο 20%.

Όσον αφορά τους τρόπους χρήσης βλέπουμε ότι η Ελλάδα ανήκει στην ομάδα χωρών όπου παρατηρείται χαμηλή χρήση e-government υπηρεσιών, χαμηλά ποσοστά αγοράς προϊόντων και υπηρεσιών σε σχέση με τις χώρες της ΕΕ όπου η υπηρεσία μπορεί να θεωρηθεί ευρείας αποδοχής και άρα επιτυχημένη. Το παραπάνω σε συνδυασμό με τα αποτελέσματα της έρευνας της ΕΛΣΤΑΤ μας οδηγεί στο συμπέρασμα ότι οι κύριες δραστηριότητες στις οποίες επιδίδεται ο Έλληνας χρήστης Internet είναι ψυχαγωγικές ή ενημερωτικές ενώ δεν το χρησιμοποιεί ως εργαλείο για τη διεκπεραίωση υποχρεώσεων όπως αγορές, συναλλαγές, κρατήσεις.

Επισκοπώντας την κατάσταση στους δύο προηγούμενους παράγοντες, δηλαδή τη χαμηλότερη από το μέσο ευρωπαϊκό όρο χρήση του Internet και τη χρήση του για πρωτίστως ψυχαγωγικούς σκοπούς, αναμένουμε η χρήση του Internet Banking να είναι σε πολύ χαμηλότερα επίπεδα σε σύγκριση με τις χώρες της ΕΕ, γεγονός που διαπιστώνουμε και στην έρευνα του OECD. Επιπλέον, όσον αφορά τον τρόπο χρήσης θεωρούμε ότι το Internet Banking δεν χρησιμοποιείται για την κάλυψη καθημερινών αναγκαίων συναλλαγών και ότι οι συνήθειες τρόπου διεξαγωγής συναλλαγών στην πλειοψηφία των Ελλήνων χρηστών ακόμα δεν έχουν αλλάξει. Το Internet Banking στη χώρα μας έχει υιοθετηθεί από χρήστες που τους παρέχει πλεονέκτημα λόγω ιδιότητας ή περιορισμένου χρόνου, μετακινήσεων αλλά δεν έχει γίνει αποδεκτό από το ευρύ κοινό καθώς μόνο η αποδοχή από το ευρύ κοινό θα οδηγήσει την υπηρεσία στα επίπεδα χρήσης του ευρωπαϊκού μέσου όρου.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3ο: ΤΕΧΝΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ

Στο προηγούμενο κεφάλαιο μελετήσαμε ακαδημαϊκά και ερευνητικά τη βιβλιογραφία ώστε να αποκτήσουμε μία εικόνα για τους παράγοντες που συμβάλλουν στην υιοθέτηση των υπηρεσιών Ηλεκτρονικής Τραπεζικής, τη διάρθρωση του πελατολόγιο των υπηρεσιών και τη διείσδυση των υπηρεσιών Ηλεκτρονικής Τραπεζικής στην Ελλάδα σε σχέση με τον ευρωπαϊκό μέσο όρο. Θα προχωρήσουμε σε τεχνική ανάλυση των συναλλαγών για να διερευνήσουμε τις δύο υπηρεσίες χρησιμοποιώντας τις μεθόδους τις οποίες εξηγούμε αναλυτικά σε αυτό το κεφάλαιο.

### 3.1 RFM Analysis

Το μοντέλο RFM προτάθηκε το 1995 από τους Bulk και Wansbeek και πρόκειται για μία μέθοδο ανάλυσης της αξίας καταναλωτή για την επιχείρηση. Η ανάλυση γίνεται με βάση τις 3 παρακάτω μεταβλητές:

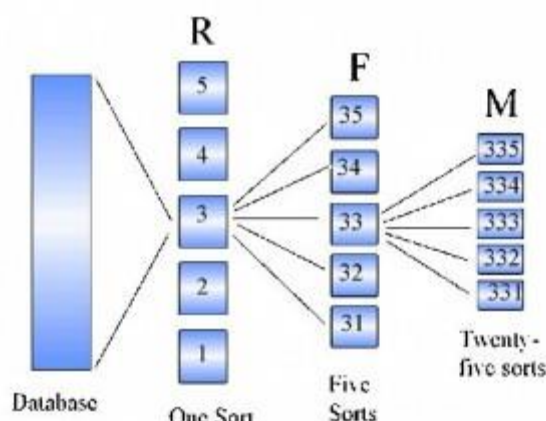
- **Recency:** Αναφέρεται στον χρόνο που έχει παρέλθει από την τελευταία αγορά του πελάτη. Η μεταβλητή αυτή είναι σημαντική διότι πελάτες που συναλλάχθηκαν μαζί μας πρόσφατα είναι ακόμα ενεργοί και επιπλέον σύμφωνα με πολλούς αναλυτές είναι πιο πιθανό να μας επιλέξουν ξανά σε σχέση με πελάτες που έχουν ψωνίσει λιγότερο πρόσφατα.
- **Frequency:** Αντιπροσωπεύει το συνολικό αριθμό αγορών που έκανε ένας πελάτης, σε ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα. Η μεταβλητή αυτή κινείται στη λογική ότι ένας συχνός πελάτης είναι πολύ πιο πιθανό να ξανακάνει κάποια αγορά σε σχέση με κάποιον που δεν είναι τόσο τακτικός. Επιπλέον, ένας πελάτης που συναλλάσσεται συχνά είναι πιστός πελάτης και άρα πιο πιθανός να επιλέξει εμάς (στην περίπτωση μας την υπηρεσία).
- **Monetary:** Αναφέρεται στο χρηματικό ποσό που διακινεί ο καταναλωτής σε κάθε του συναλλαγή, για κάποιο συγκεκριμένο χρονικό διάστημα. Ο τύπος του ποσού που υπολογίζεται εξαρτάται από εμάς ( μέσος όρος, αθροιστικό ποσό, μέγιστο ποσό κλπ.)

Το μοντέλο αυτό όπως έχει υλοποιηθεί στο λογισμικό SPSS παίρνει σαν είσοδο τις συναλλαγές που διατίθενται από τη βάση δεδομένων μίας επιχείρησης. Επιπλέον, πρέπει να οριστεί η κλίμακα πχ.0-10 από την οποία αποδίδονται τιμές στις μεταβλητές. Για την απόδοση τιμής ως προς τη μεταβλητή Recency χωρίζει το χρονικό διάστημα του οποίου τις συναλλαγές επεξεργαζόμαστε, εντοπίζει την πιο πρόσφατη συναλλαγή του κάθε χρήστη και ανάλογα πόσο πρόσφατα έγινε αποδίδεται η τιμή στη μεταβλητή. Να σημειώσουμε ότι η συνολική χρονική περίοδος δεν χωρίζεται σε ίσα χρονικά διαστήματα καθώς όσο πιο πρόσφατη είναι η συναλλαγή έχει άλλο βάρος.

Όσον αφορά τη μεταβλητή Frequency, το μοντέλο αθροίζει για κάθε χρήστη τον αριθμό συναλλαγών που έχει διεξάγει με δυνατότητα να επιλέξουμε το συνολικό άθροισμα, μέσο όρο, διάμεσο κ.α. Βάσει των παρατηρηθέντων τιμών αποδίδει στη μεταβλητή μία τιμή από την κλίμακα που έχουμε ορίσει. Τέλος, όσον αφορά τη μεταβλητή Monetary επιλέγουμε τον τρόπο μέτρησης της (συνολικό ποσό, μέσος όρος, διάμεσος κ.α.) και βάσει των ποσών που βρίσκονται να έχουν διακινηθεί από τους χρήστες αποδίδεται η τιμή στη μεταβλητή. Η τεχνική φαίνεται γραφικά παρακάτω:



## RFM Code Construction



Εικόνα 3.1: Γραφική αναπαράσταση μεθόδου RFM Ανάλυσης

Ομαδοποιώντας τους πελάτες/χρήστες με βάση αυτές τις 3 μεταβλητές αλλά και με βάση τα διαθέσιμα δημογραφικά στοιχεία, οι διαχειριστές αποκομίζουν χρήσιμη γνώση σχετικά με τη συμπεριφορά των πελατών τους, τις συνήθειες αλλά και τις ανάγκες που καλύπτουν. Γενικότερα η διάκριση των διαφορετικών συμπεριφορών των ομάδων πελατών είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για τη βελτίωση των υπηρεσιών και καλύτερη κάλυψη αναγκών καθώς και για τη βελτίωση των στρατηγικών marketing.

### 3.2 Cluster Analysis K-means Algorithm

Ο αλγόριθμος K-means είναι ένας από τους δημοφιλέστερους αλγόριθμους ομαδοποίησης. Ο όρος k-means χρησιμοποιήθηκε για πρώτη φορά από τον James MacQueen το 1967, ωστόσο η ιδέα της υλοποίησης αυτού του αλγορίθμου είναι παλαιότερη (1957) και ανήκει στον Πολωνό μαθηματικό Hugo Steinhaus. Η πιο κοινή και ευρέως διαδεδομένη μορφή του αλγορίθμου, προτάθηκε από τον Stuart Lloyd την ίδια χρονιά αλλά δεν δημοσιοποιήθηκε εκτός των εργαστηρίων της Bell Laboratories μέχρι το 1982. Υπάρχουν αρκετές διαφορετικές εκδόσεις του αλγορίθμου, οι οποίες παρουσιάζουν μικρές διαφορές μεταξύ τους και φέρουν τα ονόματα των εμπνευστών τους. Μερικοί από αυτούς είναι: ο αλγόριθμος των Lloyd-Forgy, ο αλγόριθμος των Hartigan-Wong και ο αλγόριθμος του MacQueen.

Η κύρια ιδέα γύρω από τον K-means, είναι, δεδομένου αριθμού k ομάδων, να προσδιοριστούν k αρχικά κεντροειδή, ένα για κάθε ομάδα. Στη συνέχεια, επιλέγεται ξεχωριστά κάθε στοιχείο από το σύνολο των δεδομένων και ανατίθεται στην ομάδα εκείνη από της οποίας το κεντροειδές απέχει το ελάχιστο δυνατό, βάσει μιας μετρικής απόστασης. Όταν αυτή η διαδικασία ολοκληρωθεί για όλα τα στοιχεία του συνόλου δεδομένων, γίνεται επαναπροσδιορισμός των κεντροειδών όλων των ομάδων και έπειτα επαναλαμβάνεται η διαδικασία ανάθεσης των αντικειμένων στα κοντινότερα προς αυτά κεντροειδή. Ο αλγόριθμος τερματίζεται όταν μετά από κάποια επανάληψη, η θέση όλων των κεντροειδών έχει παραμείνει σταθερή. Τότε λέμε ότι ο αλγόριθμος έχει συγκλίνει.

Στόχος του K-means είναι να ελαχιστοποιήσει τη συνάρτηση τετραγωνικού λάθους:

$$J = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \|x_i^{(j)} - c_j\|^2 \quad (3)$$

όπου  $x_i$  είναι ένα στοιχείο του συνόλου των δεδομένων και  $c_j$  είναι το κεντροειδές της ομάδας j.

Ο K-means είναι πολύ δημοφιλής, κυρίως λόγω της απλότητας υλοποίησής του. Επίσης, όταν έχουμε να κάνουμε με αντικείμενα πολλών μεταβλητών, είναι υπολογιστικά πιο γρήγορος από τους ιεραρχικούς αλγόριθμους. Ακόμα, όταν τα δεδομένα είναι σαφώς διαχωρισμένα μεταξύ τους, ο k-means δίνει πολύ καλά αποτελέσματα.

Παρόλα αυτά, παρουσιάζει και αρκετά μειονεκτήματα. Αρχικά, ο αλγόριθμος συγκλίνει σε τοπικό βέλτιστο και όχι σε ολικό βέλτιστο, και άρα δεν βρίσκει πάντα τη βέλτιστη λύση. Ακόμα, τα αποτελέσματα εξαρτώνται κατά μεγάλο βαθμό από την τιμή του k, την οποία ο αλγόριθμος δεν μπορεί να υπολογίσει από μόνος του, αλλά πρέπει να τη δεχθεί ως είσοδο. Ως εκ τούτου, σε περίπτωση λάθους προσδιορισμού του αριθμού των ομάδων, μπορεί τα αποτελέσματα του αλγορίθμου να μην είναι τα επιθυμητά. Επίσης, ο τρόπος με τον οποίο προσδιορίζονται τα αρχικά κεντροειδή δεν είναι σαφώς ορισμένος και δεδομένου ότι η αρχική επιλογή κεντροειδών παίζει πολύ μεγάλο ρόλο στην ποιότητα της ομαδοποίησης, μια ατυχής αρχική ανάθεση κεντροειδών, μπορεί να οδηγήσει σε “κακή” ποιότητα ομάδων. Τέλος, υπάρχει ο κίνδυνος σε κάποια φάση του αλγορίθμου, να προκύψουν ομάδες χωρίς αντικείμενα. Κάτι τέτοιο θα προκαλέσει μη επαναπροσδιορισμό του κεντροειδούς των συγκεκριμένων ομάδων και έτσι τα αποτελέσματα της ομαδοποίησης δεν θα είναι ικανοποιητικά.

Μια ακόμα αδυναμία του K-means είναι ότι είναι πολύ ευαίσθητος σε ακραίες τιμές (outliers). Αυτό συμβαίνει καθώς χρησιμοποιεί ως μετρική απόστασης την Ευκλείδεια απόσταση και έτσι αντικείμενα που βρίσκονται πολύ μακριά από τα υπόλοιπα της ομάδας τους επηρεάζουν υπερβολικά τον υπολογισμό των κεντροειδών. Αυτό το πρόβλημα έρχεται να λύσει μια διαφοροποίηση του αλγορίθμου K-means, ο K-medoids. Ο K-medoids ακολουθεί ακριβώς την ίδια λογική με τον K-means προσπαθώντας να ελαχιστοποιήσει την τιμή της συνάρτησης τετραγωνικού λάθους, με τη διαφορά ότι επιλέγει κάθε φορά ως κέντρο της κάθε ομάδας, το πιο κεντρικό αντικείμενο της ομάδας (medoid) και όχι το μέσο όρο των αντικειμένων της ομάδας. Αυτό τον καθιστά πιο ανθεκτικό στο θόρυβο και τις ακραίες τιμές. Παρόλα αυτά, έχει μεγαλύτερο υπολογιστικό κόστος από τον K-means.

### 3.3 Μέθοδος Πρόβλεψης Συνεχούς Ζήτησης

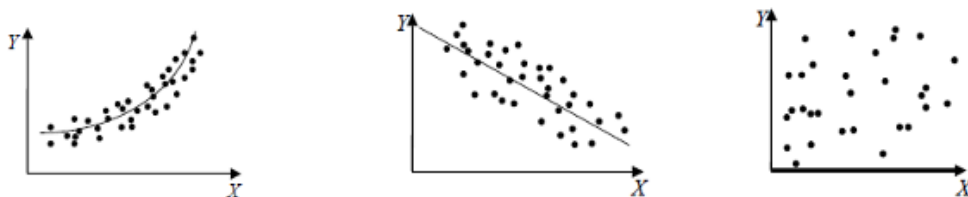
#### 3.3.1 Ανάλυση Παλινδρόμησης (Regression Analysis)

Η παλινδρόμηση είναι μια ευρέως χρησιμοποιημένη στατιστική τεχνική μοντελοποίησης για την έρευνα της συσχέτισης μεταξύ μίας εξαρτώμενης μεταβλητής και μιας ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών. Χρησιμοποιείται με σκοπό την εκχώρηση δεδομένων σε μία πραγματική μεταβλητή πρόβλεψης. Η παλινδρόμηση προϋποθέτει ότι τα σχετικά δεδομένα ταιριάζουν με μερικά γνωστά είδη συνάρτησης και μετά καθορίζει την καλύτερη συνάρτηση αυτού του είδους που μοντελοποιεί τα δεδομένα που έχουν δοθεί. Αποτέλεσμα της παλινδρόμησης όταν χρησιμοποιείται ως τεχνική εξόρυξης δεδομένων, αποτελεί ένα μοντέλο που χρησιμοποιείται αργότερα για να πρόβλεψη των τιμών για τα νέα δεδομένα. Τέτοια παραδείγματα εφαρμογής της παλινδρόμησης αποτελεί η πρόβλεψη της ζήτησης για ένα νέο προϊόν ή υπηρεσία συναρτήσει των δαπανών διαφήμισης ή ο υπολογισμός διαφόρων φυσικών μεγεθών. Πιο συγκεκριμένα, με την ανάλυση παλινδρόμησης εξετάζουμε τη σχέση μεταξύ δύο ή περισσότερων μεταβλητών με σκοπό την πρόβλεψη των τιμών της μιας, μέσω των τιμών της άλλης (ή των άλλων). Σε κάθε πρόβλημα παλινδρόμησης διακρίνουμε δύο είδη μεταβλητών: τις ανεξάρτητες ή ελεγχόμενες ή επεξηγηματικές (independent,

predictor, casual, input, explanatory variables) και τις εξαρτημένες ή απόκρισης (dependent, response variables). Σε πειραματικές έρευνες, ανεξάρτητη μεταβλητή  $X$  είναι εκείνη την οποία μπορούμε να ελέγξουμε, δηλαδή, να καθορίσουμε τις τιμές της (π.χ. ο χρόνος, το ύψος της διαφημιστικής δαπάνης ενός προϊόντος, το ύψος δαπάνης μισθών). Εξαρτημένη μεταβλητή  $Y$  είναι εκείνη στην οποία αντανακλάται το αποτέλεσμα των μεταβολών στις ανεξάρτητες μεταβλητές (π.χ. η κατανάλωση συναρτήσει του χρόνου, η ζήτηση ενός προϊόντος, η αποδοτικότητα των υπαλλήλων αντίστοιχα). Σε μη πειραματικές έρευνες (δειγματοληψίες) η διάκριση μεταξύ ανεξάρτητων και εξαρτημένων μεταβλητών δεν είναι πάντοτε σαφής γιατί καμία μεταβλητή δεν είναι ελεγχόμενη αλλά όλες είναι τυχαίες (π.χ. το ύψος και το βάρος των φοιτητών, οι εβδομάδες εμπειρίας ενός εργατή σε μια επιχείρηση και ο αριθμός των ελαττωματικών προϊόντων που παράγει κλπ.)

Ας θεωρήσουμε δύο μεταβλητές  $X, Y$ . Αν οι μεταβλητές αυτές συνδέονται με μια σχέση της μορφής  $Y=f(X)$  μέσω της οποίας για κάθε τιμή της  $X$  μπορούμε να προβλέψουμε ακριβώς την τιμή της  $Y$ , δηλαδή, αν οι τιμές της  $Y$  δεν υπόκεινται σε σφάλματα, τότε λέμε ότι οι δύο μεταβλητές συνδέονται με τη συναρτησιακή-προσδιοριστική (deterministic) σχέση  $Y=f(X)$ . Για παράδειγμα, το ρεύμα που καταναλώνει μια οικογένεια σε ένα δίμηνο και το ποσό που πληρώνει για την κατανάλωση αυτή συνδέονται με συναρτησιακή-προσδιοριστική σχέση. Επίσης, το ποσό που καταθέτει κάποιος στο Ταμειυτήριο και ο τόκος που παίρνει για το ποσό αυτό, συνδέονται με συναρτησιακή-προσδιοριστική σχέση. Σε αυτές τις περιπτώσεις τα σημεία του διαγράμματος διασποράς βρίσκονται όλα πάνω στην καμπύλη που έχει εξίσωση  $Y=f(X)$  και όσες φορές και αν επαναλάβουμε το πείραμα θέτοντας το  $X$  στο ίδιο επίπεδο  $X = x$ , θα παίρνουμε πάντα την ίδια τιμή για το  $Y$ .

Οι μη προσδιοριστικές σχέσεις μεταξύ μεταβλητών ονομάζονται στοχαστικές στατιστικές (stochastic, probabilistic) σχέσεις. Στην περίπτωση αυτή, αν επαναλάβουμε το πείραμα πολλές φορές θέτοντας το  $X$  στο ίδιο επίπεδο  $X=x_i$  τότε στην τιμή  $x$  της  $X$  δεν αντιστοιχεί μια μόνο τιμή  $y$  της  $Y$  αλλά, γενικά, αντιστοιχεί ένα πλήθος διαφορετικών τιμών της  $Y$ . Για παράδειγμα, αν  $X$  είναι η τιμή ενός προϊόντος και  $Y$  είναι η ζήτησή του, η  $Y$  βρίσκεται σε στοχαστική σχέση-εξάρτηση από τη  $X$ , γιατί η ζήτηση ενός προϊόντος επηρεάζεται και από άλλους παράγοντες όπως είναι το ύψος του εισοδήματος των καταναλωτών, οι τιμές ομοειδών προϊόντων, οι καταναλωτικές συνήθειες, κ.ά. Σε μια στοχαστική σχέση το διάγραμμα διασποράς είναι, γενικά, ένα νέφος σημείων το οποίο πολλές φορές καθορίζει μια ιδεατή γραμμή η οποία δίνει μια πρώτη εικόνα της σχέσης που συνδέει τις δύο μεταβλητές. Η σχέση μάλιστα μεταξύ των δύο μεταβλητών είναι τόσο περισσότερο ισχυρή όσο πιο κοντά στην ιδεατή γραμμή βρίσκονται τα σημεία του διαγράμματος διασποράς. Στο πρώτο από τα παρακάτω σχήματα έχουμε το διάγραμμα διασποράς μιας ισχυρής σχέσης στην οποία όταν αυξάνουν οι τιμές της  $X$  αυξάνουν γενικά και οι τιμές της  $Y$ , ενώ στο δεύτερο σχήμα έχουμε μια λιγότερο ισχυρή σχέση στην οποία όταν αυξάνουν οι τιμές της  $X$  ελαττώνονται γενικά και οι τιμές της  $Y$ . Τέλος, στην περίπτωση του τρίτου σχήματος δε φαίνεται να υπάρχει κάποια σχέση μεταξύ των  $X$  και  $Y$ .



Εικόνα 3.2: Ευθείες παλινδρόμησης

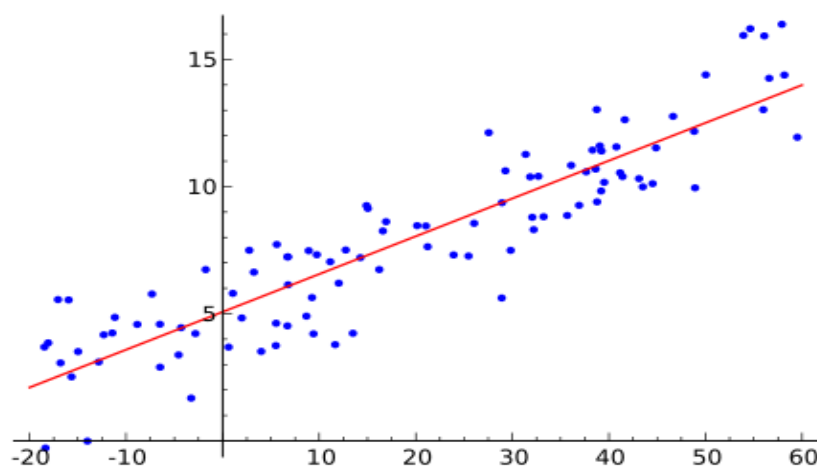


Γενικά, δύο μεταβλητές που συνδέονται είτε με συναρτησιακή-προσδιοριστική σχέση είτε με στοχαστική σχέση λέγονται «εξαρτημένες». Αν υπάρχει εξάρτηση μεταξύ δύο μεταβλητών, τότε μπορούμε τη μια από αυτές να τη χαρακτηρίσουμε ως «αιτία» και την άλλη ως «αποτέλεσμα». Αυτό όμως, μόνο στην περίπτωση που η εξάρτηση οφείλεται σε σχέση αιτιότητας των δύο μεταβλητών και όχι σε μια απλή συμμεταβολή η οποία μπορεί να οφείλεται σε εξάρτηση των δύο μεταβλητών από μια τρίτη μεταβλητή. Αν, για παράδειγμα,  $X$  είναι το ετήσιο εισόδημα μιας οικογένειας και  $Y$ ,  $Z$  είναι τα ποσά που ξοδεύει η οικογένεια αυτή σε ένα έτος για κρέας και για αγορά λογοτεχνικών βιβλίων, τότε: αν διαπιστώσουμε σε ένα σύνολο οικογενειών σχέση μεταξύ των  $X$  και  $Y$  (ή μεταξύ των  $X$  και  $Z$ ) δεχόμαστε ότι υπάρχει εξάρτηση μεταξύ των δύο μεταβλητών και τότε μπορούμε να χαρακτηρίσουμε τη  $X$  ως «αιτία» και την  $Y$  (ή τη  $Z$ ) ως «αποτέλεσμα». Αν όμως διαπιστωθεί σχέση μεταξύ των  $Y$  και  $Z$  (που είναι πολύ πιθανό, αφού και οι δύο μεταβάλλονται με το ετήσιο εισόδημα  $X$ ) ασφαλώς θα πρόκειται για «νόθα» εξάρτηση.

Για να περιγράψουμε τη στοχαστική εξάρτηση δύο μεταβλητών  $X$  και  $Y$  προσπαθούμε να βρούμε, όπως και στην προσδιοριστική εξάρτηση, μια σχέση μεταξύ των  $X$  και  $Y$  η οποία όμως τώρα δε θα δίνει ακριβή αλλά προσεγγιστική μόνο εικόνα της εξάρτησης των  $X$  και  $Y$  και τα σημεία του διαγράμματος διασποράς των  $X$  και  $Y$  δε θα βρίσκονται πάνω, αλλά, γύρω από μια καμπύλη. Μια μέθοδος που χρησιμοποιείται για την περιγραφή της στοχαστικής εξάρτησης δύο μεταβλητών είναι η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων και αυτή θα εφαρμόσουμε στη συνέχεια για να μελετήσουμε την πιο απλή μορφή στοχαστικής εξάρτησης, τη γραμμική.

### 3.3.1.1 Απλή Γραμμική Παλινδρόμηση (Γραμμή Τάσης Γραμμική)

Στη γραμμική παλινδρόμηση σκοπός είναι να βρούμε ένα μαθηματικό μοντέλο για ένα σύνολο δειγμάτων τιμών  $\{X_i, Y_i\}$ , το οποίο να περιγράφει τη σχέση των μεταβλητών. Απεικονίζοντας τις τιμές, αν το διάγραμμα διασποράς δύο μεταβλητών  $X$  και  $Y$  έχει μορφή επιμήκους κεκλιμένης έλλειψης, η σχέση των  $X$  και  $Y$  είναι κατά προσέγγιση γραμμική. Στην περίπτωση αυτή έχουμε την απλούστερη μορφή παλινδρόμησης, την απλή γραμμική παλινδρόμηση όπου υπάρχει μόνο μια ανεξάρτητη μεταβλητή  $X$  και η εξαρτημένη μεταβλητή  $Y$  μπορεί να προσεγγισθεί ικανοποιητικά από μια γραμμική συνάρτηση του  $X$ . Στο παρακάτω διάγραμμα απεικονίζεται παράδειγμα απλής γραμμικής παλινδρόμησης:



Εικόνα 3.3: Παράδειγμα απλής γραμμικής παλινδρόμησης

Πηγή: [http://el.wikipedia.org/wiki/Απλή\\_γραμμική\\_παλινδρόμηση](http://el.wikipedia.org/wiki/Απλή_γραμμική_παλινδρόμηση)

Η ευθεία γραμμικής παλινδρόμησης είναι η ευθεία η οποία απέχει όσο το δυνατόν τη μικρότερη απόσταση από τα σημεία του διαγράμματος διασποράς. Η μικρότερη απόσταση μπορεί να μετρηθεί με διάφορους τρόπους. Η πιο συνηθισμένη επιλογή είναι ο εντοπισμός της ευθείας για την οποία ο άθροισμα των κάθετων αποστάσεων όλων των σημείων από αυτήν είναι ελάχιστο. Η ευθεία αυτή ονομάζεται και ευθεία ελαχίστων τετραγώνων και η μεθοδολογία αναλύεται παρακάτω. Η εξίσωσή της ευθείας ελαχίστων τετραγώνων, όπως και η εξίσωση κάθε ευθείας έχει τη μορφή:

$$y_i = a + bx_i + e_i \quad (4)$$

Όπου  $y_i$ : η εξαρτημένη μεταβλητή  
 $a$ : σταθερά (αρχικό σημείο για  $x=0$ )  
 $b$ : σταθερά τάσης (κλίση)  
 $e_i$ : σφάλμα πρόβλεψης  
 $x_i$ : ανεξάρτητη μεταβλητή

### 3.3.1.2 Μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων

Θεωρούμε  $n$  ζεύγη παρατηρήσεων  $(x_i, y_i)$ ,  $i = 1, 2, 3, \dots, n$ . Αναζητούμε προσέγγιση σύμφωνα με την εξίσωση (4) όπου τα  $e_i$  παριστάνουν τις αποκλίσεις της πραγματικής τιμής  $y_i$  από την προσαρμοσμένη (θεωρητική)  $a+bx_i$ . Θα πρέπει να γίνει έτσι ώστε να ελαχιστοποιηθούν οι ποσότητες  $e_i$ . Για το σκοπό αυτό, θα αναζητήσουμε τις τιμές των  $a$  και  $b$  για τις οποίες ελαχιστοποιείται το άθροισμα των τετραγώνων των  $e_i$ , δηλαδή, η ποσότητα:

$$\sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - a - bx_i)^2 \quad (5)$$

Η ελαχιστοποίηση του αθροίσματος  $\sum e_i$  δεν αποτελεί ασφαλές κριτήριο επιλογής διότι κάποια αρνητικά  $e_i$  θα αναιρούν αντίστοιχες θετικές ποσότητες του αθροίσματος.

Παραγωγίζοντας την παραπάνω σχέση ως προς  $a$  και  $b$  και εξισώνοντας με μηδέν παίρνουμε τις ακόλουθες δύο εξισώσεις που ονομάζονται κανονικές εξισώσεις:

$$\sum_{i=1}^n y_i = n \cdot a + b \cdot \sum_{i=1}^n x_i \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^n x_i y_i = a \cdot \sum_{i=1}^n x_i + b \cdot \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (7)$$

Λύνοντας το σύστημα των κανονικών εξισώσεων, παίρνουμε:

$$\hat{b} = \frac{n \cdot \sum_{i=1}^n x_i y_i - (\sum_{i=1}^n x_i) \cdot (\sum_{i=1}^n y_i)}{n \cdot \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i - n \cdot \bar{x} \cdot \bar{y}}{\sum_{i=1}^n x_i^2 - n \cdot \bar{x}^2} \quad (8)$$

$$\hat{a} = \bar{y} - \hat{b} \cdot \bar{x} \quad (9)$$

ή αλλιώς

$$\hat{b} = \frac{s_{xy}}{s_x^2} \text{ και } \hat{a} = \bar{y} - b \cdot \bar{x} \quad (10)$$

όπου  $s_{xy}$  είναι η συσχέτιση των  $x, y$  και  $s_x$  η αυτοσυσχέτιση της μεταβλητής  $x$ .

Η εκτίμηση ελαχίστων τετραγώνων της ευθείας παλινδρόμησης από το δείγμα των  $n$  ζευγών παρατηρήσεων είναι:

$$\hat{Y} = \hat{a} + b \cdot X = \bar{y} + \hat{b}(X - \bar{x}) = \bar{y} - \hat{b}(X - \bar{x}) \quad (11)$$

ή

$$\hat{Y} = \bar{y} + \frac{s_{xy}}{s_x^2} \cdot (X - \bar{x}) \quad (12)$$

### 3.3.1.3 Λογαριθμική Παλινδρόμηση

Η λογαριθμική γραμμική τάσης είναι μια καμπύλη γραμμική βέλτιστης προσαρμογής, η οποία χρησιμοποιείται όταν ο ρυθμός αλλαγής των δεδομένων αυξάνεται ή μειώνεται με ταχύτητα και στη συνέχεια, παραμένει σταθερός. Μια λογαριθμική γραμμική τάσης μπορεί να χρησιμοποιεί σε αρνητικές και θετικές τιμές. Η εξίσωση που προκύπτει είναι η εξής:

$$Y_t = a + b \cdot \ln(t) + e_t \quad (13)$$

### 3.3.1.4 Εκθετική Παλινδρόμηση

Μια εκθετική γραμμική τάσης είναι μια καμπύλη γραμμική, η οποία χρησιμοποιείται όταν οι τιμές των δεδομένων αυξάνονται ή μειώνονται με συνεχώς αυξανόμενους ρυθμούς. Η εξίσωση που περιγράφει την εκθετική τάση δεδομένων είναι η εξής:

$$Y_t = c \cdot \exp(bt) + e_t \quad (14)$$

### 3.3.1.5 Παλινδρόμηση Δυναμοσειράς

Η γραμμική τάσης Δυναμοσειράς χρησιμοποιείται για να περιγράψει σύνολα δεδομένων τα οποία αυξάνουν με συγκεκριμένο ρυθμό. Η εξίσωση που περιγράφει τη γραμμική τάσης δυναμοσειράς είναι:

$$y = ax^b \quad (15)$$

### 3.3.1.6 Αξιολόγηση Μεθόδου Παλινδρόμησης

Η αξιολόγηση της μεθόδου παλινδρόμησης που χρησιμοποιούμε για να προσεγγίσουμε τα δεδομένα και να παράγουμε την εξίσωση που θα χρησιμοποιήσουμε για την πρόβλεψη γίνεται με τη χρήση του συντελεστή R-squared. Ο συντελεστής αυτός ερμηνεύεται ως το ποσοστό της διακύμανσης των τιμών της εξαρτημένης μεταβλητής που προσδιορίζεται από τις τιμές της ανεξάρτητης μεταβλητής. Ουσιαστικά σε ένα μοντέλο παλινδρόμησης ο συντελεστής αυτός υποδεικνύει την ποιότητα προσαρμογής της γραμμής παλινδρόμησης στα δεδομένα καθώς και το ποσοστό της συνολικής διακύμανσης των αποτελεσμάτων που εξηγείται από το μοντέλο. Οι τιμές του συντελεστή κυμαίνονται από το 0 έως το 1. Για να υπολογίσουμε το συντελεστή R-squared ( $R^2$ ) ορίζουμε τα εξής μεγέθη:

- Μέσος όρος των παρατηρήσεων:

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (16)$$

- Αθροίσματα τετραγώνων (Total Sum of Squares):

$$TSS = \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 \quad (17)$$

- Αθροίσμα Τετραγώνων Παλινδρόμησης-(Explained Sum Of Squares):

$$ESS = \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 \quad (18)$$

- Άθροισμα Τετραγώνων των Καταλοίπων-(Residual Sum of Squares):

$$RSS = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (19)$$

Επιπλέον, ισχύει ότι  $TSS = ESS + RSS$ . Τελικά το R-squared υπολογίζεται από τον εξής τύπο:

$$R^2 = \frac{ESS}{TSS} = \frac{TSS - RSS}{TSS} = 1 - \frac{RSS}{TSS} \quad (20)$$

Όταν ο συντελεστής R-squared είναι κοντά στο 0 τότε δεν υπάρχει τάση και η συνάρτηση των δεδομένων μας τείνει να είναι σταθερή. Όταν το R-squared είναι κοντά στη μονάδα τότε το μοντέλο μας είναι καλό στην ερμηνεία του Y και υπάρχει τέλεια προσαρμογή της ευθείας παλινδρομήσεως στα δεδομένα.

### 3.4 Μέθοδοι Προβλέψεων

#### 3.4.1 Απλοϊκή Μέθοδος (Naive)

Η απλοϊκή μέθοδος Naive αποτελεί την απλούστερη μέθοδο πρόβλεψης. Τα αποτελέσματα της χρησιμοποιούνται συχνά ως αναφορά (benchmark) στη σύγκριση αποτελεσμάτων πιο σύνθετων μοντέλων πρόβλεψης. Σύμφωνα με την απλοϊκή μέθοδο, η τιμή της χρονικής περιόδου t θα είναι ίση με την παρατηρούμενη τιμή της προηγούμενης περιόδου t-1, δηλαδή:

$$F_t = Y_{t-1} \quad (21)$$

όπου  $F_t$  η πρόβλεψη της περιόδου t και  $Y_{t-1}$  η παρατηρηθείσα τιμή της περιόδου t-1.

Η απλότητα της μεθόδου επιτρέπει πρόβλεψη έως και μίας περιόδου στο μέλλον συνεπώς δεν ενδείκνυται για μακροπρόθεσμες προβλέψεις και επιπλέον, η μέθοδος δεν λαμβάνει υπόψιν ιστορικά δεδομένα. Παρόλα αυτά μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως αναφορά για να συγκρίνουμε τις επιδόσεις σύνθετων μοντέλων και την αξία που προσθέτουν στην πρόβλεψη.

Η μέθοδος έχει καλύτερα αποτελέσματα σε δεδομένα χωρίς εποχικότητα ή αποεποχικοποιημένα καθώς σε τέτοια δεδομένα η αναμενόμενη τιμή της πρόβλεψης δεν διαφέρει πολύ από την πραγματική τιμή της προηγούμενης περιόδου.

#### 3.4.2 Μέθοδοι Κινητού Μέσου Όρου

Ο κινητός μέσος όρος είναι μέσος όρος διαδοχικών παρατηρήσεων χρονοσειρών. Ονομάζεται κινητός επειδή επανυπολογίζονται συνεχώς όταν καταστούν νέα δεδομένα διαθέσιμα και προχωράει παραλείποντας την τελευταία τιμή και συμπεριλαμβάνοντας την πιο πρόσφατη. Οι κινητοί μέσοι όροι εξομαλύνουν βραχυπρόθεσμες διακυμάνσεις και τονίζουν μακροπρόθεσμες τάσεις ή κύκλους. Για αυτό το λόγο χρησιμοποιούνται σε χρονοσειρές για να εξαλείψουν τις συνιστώσες της εποχικότητας και της τυχαιότητας στα δεδομένα και να αναδείξουν τις συνιστώσες τάσης και κύκλου. Επιπλέον, χρησιμοποιούνται ως μέθοδοι πρόβλεψης των δεδομένων καθώς εκτιμούμε την τιμή της επόμενης παρατήρησης χρησιμοποιώντας το μέσο όρο των πιο πρόσφατων παρατηρήσεων. Στην ενότητα αυτή περιγράφονται τα είδη κινητών μέσων όρων.

## Απλός Κινητός Μέσος Όρος

Στον απλό κινητό μέσο όρο ο μέσος όρος υπολογίζεται από έναν ίσο αριθμό δεδομένων από κάθε πλευρά μίας κεντρικής αξίας. Αυτό εξασφαλίζει ότι οι μεταβολές στο μέσο είναι ευθυγραμμισμένες με τις διακυμάνσεις στα δεδομένα, αντί να μετατοπίζονται στο χρόνο. Ο τύπος είναι ο εξής:

$$\text{KMO}(n)_t = \frac{1}{n} \sum_{-(n \bmod 2)}^{n \bmod 2} Y_{t+1} \quad (22)$$

όπου ο αριθμός  $n$  πρέπει να είναι περιττός.

Η επιλογή του αριθμού  $n$  είναι πολύ σημαντική, καθώς πρέπει να είναι κατάλληλη για τα εκάστοτε δεδομένα. Για μεγαλύτερα  $n$  περιλαμβάνονται στο μέσο όρο περισσότερες παρατηρήσεις και επιτυγχάνεται μεγαλύτερη εξομάλυνση καθώς μειώνεται η επίδραση της τυχαιότητας και της εποχικότητας. Η επιλογή μεγάλου  $n$  ενδείκνυται για δεδομένα με έντονη συνιστώσα τυχαιότητας. Επιπλέον, σε δεδομένα με έντονη συνιστώσα εποχικότητας το  $n$  συνίσταται να λαμβάνεται ίσο με την εποχική περιοδικότητα.

Τέλος, ο απλός κινητός μέσος όρος σε δεδομένα που έχουν συνεχή αυξητική ή φθίνουσα τάση τείνει να παράγει προκατειλημμένες προβλέψεις (biased) λόγω του ότι δεν συνυπολογίζεται η συνιστώσα της τάσης στην πρόβλεψη. Συνεπώς, σε δεδομένα με στοιχείο τάσης ενδείκνυται επιλογή μικρού  $n$  ώστε το μοντέλο να προσαρμόζεται όσο το δυνατόν περισσότερο στις αλλαγές του επιπέδου των τιμών που υπάρχουν στα δεδομένα.

## Σταθμισμένος Κινητός Μέσος Όρος

Αποτελεί παραλλαγή του απλού μέσου όρου με τη διαφορά ότι οι παρατηρήσεις που μετέχουν στο μέσο όρο έχουν διαφορετικά βάρη. Οι παρατηρήσεις που είναι κοντά στην τρέχουσα παρατήρηση έχουν μεγαλύτερο συντελεστή και αποδίδεται μικρότερο βάρος στις πιο μακρινές παρατηρήσεις. Επιπλέον, οι συντελεστές επιλέγονται έτσι ώστε να υπάρχει συμμετρία ως προς την τρέχουσα (κεντρική παρατήρηση). Λόγω της ύπαρξης συντελεστών βάρους ο σταθμισμένος κινητός μέσος όρος αλλάζει κατεύθυνση πιο γρήγορα από τον απλό μέσο όρο. Η εξίσωση που περιγράφει το σταθμισμένο κινητό μέσο όρο είναι η εξής:

$$\text{TC}_t = \text{SKMO}(n)_t = \sum_{i=-(n \bmod 2)}^{(n \bmod 2)} a_i \cdot Y_{t+1} \quad \sum_{i=-(n \bmod 2)}^{(n \bmod 2)} a_i = 1 \quad (23)$$

όπου  $Y_i$  είναι οι παρατηρήσεις και  $a_i$  είναι οι πολλαπλασιαστικοί συντελεστές.

## Διπλός Κινητός Μέσος Όρος

Ο μέσος όρος αυτός είναι αποτέλεσμα περαιτέρω ομαλοποίησης ενός απλού μέσου όρου με τη χρήση ενός δεύτερου μέσου όρου. Χρησιμοποιείται κυρίως όταν υπάρχει γραμμική τάση στα δεδομένα. Ο υπολογισμός του ΔΚΜΟ ( $n \times m$ ) υπολογίζεται πρώτα ο ΚΜΟ( $m$ ) και στη συνέχεια ο ΚΜΟ( $n$ ) των ΚΜΟ( $m$ ). Με τη μέθοδο αυτή επιτυγχάνεται καλύτερη εξομάλυνση αλλά παράγει περισσότερες κενές τιμές στην πρόβλεψη λόγω των πολλών απαιτούμενων τιμών για τον υπολογισμό του ΔΚΜΟ. Τελικά, ο ΔΚΜΟ μίας κεντρικής παρατήρησης αντιστοιχεί με ένα σταθμισμένο κινητό μέσο όρο.

## Κεντρικός Κινητός Μέσος Όρος

Ο υπολογισμός ΚΚΜΟ συνίσταται στον υπολογισμό απλού και διπλού κινητού μέσου όρου και οι τιμές που υπολογίζονται δεν αντιστοιχούν σε συγκεκριμένες χρονικές παρατηρήσεις αλλά στο ενδιάμεσο δύο διαδοχικών. Με τον υπολογισμό του μέσου όρου δύο ενδιάμεσων προβλέψεων προκύπτει η τιμή της κεντρικής. Η μέθοδος ενδείκνυται για άρτιο αριθμό παρατηρήσεων και χρησιμοποιείται για την εξάλειψη της εποχικότητας.

### 3.4.3 Μέθοδοι Εκθετικής Εξομάλυνσης

Η εκθετική εξομάλυνση είναι από τις πιο γνωστές μεθόδους πρόβλεψης και με ευρεία εφαρμογή. Η γενική φιλοσοφία της εκθετικής εξομάλυνσης είναι ότι οι πιο πρόσφατες παρατηρήσεις έχουν πιο μεγάλη αξία για την πρόβλεψη και συνεπώς απαιτείται να τους δίνεται μεγαλύτερο βάρος κατά τη διαδικασία της πρόβλεψης. Το βάρος αυτό αποδίδεται με τη μορφή μεγαλύτερου πολλαπλασιαστικού συντελεστή ενώ οι συντελεστές μειώνονται εκθετικά όσο μεταβαίνουμε σε παλαιότερα δεδομένα. Οι κυριότερες μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης παρατίθενται σε αυτή την παράγραφο.

#### 3.4.3.1 Απλή Εκθετική Εξομάλυνση (Simple Exponential Smoothing)

Στη μέθοδο αυτή οι προβλέψεις δημιουργούνται με βάση κάποιο σταθμικό μέσο όρο, έτσι ώστε να δίνεται διαφορετική βαρύτητα σε κάθε παρατήρηση. Επιπλέον, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την εξομάλυνση των δεδομένων. Η απλή εκθετική εξομάλυνση ή αλλιώς μοντέλο σταθερής τάσης υποθέτει την απουσία τάσης από τα δεδομένα. Αν  $Y_t$  είναι η τιμή μιας χρονοσειράς κατά τη χρονική περίοδο  $t$  τότε η προβλεπόμενη τιμή της χρονοσειράς  $Y_{t+1}$  για την επόμενη χρονική περίοδο δίνεται από την εξής σχέση:

$$\widehat{Y}_{t+1} = \alpha Y_t + (1 - \alpha) \widehat{Y}_t \quad (24)$$

$$e_t = Y_t - \widehat{Y}_t \quad (25)$$

Όπου η παράμετρος  $\alpha$  ονομάζεται σταθερά εξομάλυνσης και λαμβάνει τιμές μεταξύ του 0 και του 1. Το  $e_t$  είναι το σφάλμα που προκύπτει από τη διαφορά της παρατηρηθείσας τιμής για μία περίοδο και της προβλεπόμενης τιμής. Επιπλέον, στη μέθοδο αυτή ως τιμή πρόβλεψης για τη χρονική περίοδο  $t=1$  λαμβάνεται η παρατηρηθείσα τιμή της περιόδου  $t=1$ .

Η τιμή της παραμέτρου  $\alpha$  είναι πολύ σημαντική για την απόδοση των προβλέψεων της μεθόδου και εξαρτάται από δύο παράγοντες. Ο πρώτος παράγοντας είναι το ποσοστό θορύβου (τυχειότητα) στη χρονοσειρά καθώς για χρονοσειρές με πολύ θόρυβο ο  $\alpha$  πρέπει να είναι μικρός ώστε να αποφεύγεται η υπερβολική επίδραση της τυχειότητας. Όταν η παράμετρος  $\alpha$  είναι μικρή λαμβάνονται υπόψιν περισσότερες παρατηρήσεις καθώς φθίνουν πιο αργά και επιπλέον λαμβάνεται υπόψιν λιγότερο η αμέσως προηγούμενη παρατήρηση. Ο δεύτερος παράγοντας είναι η σταθερότητα του μέσου όρου της χρονοσειράς καθώς εάν ο μέσος όρος μιας χρονοσειράς μεταβάλλεται ο  $\alpha$  πρέπει να είναι μεγάλος ώστε οι προβλέψεις να ακολουθούν την τάση και τις μεταβολές επιπέδου των δεδομένων. Για μεγάλες τιμές του  $\alpha$  οι προβλέψεις παράγονται από τις παρατηρήσεις των πιο πρόσφατων περιόδων.

Όσον αφορά την επιλογή της παραμέτρου  $\alpha$  από τον ερευνητή η βέλτιστη τιμή προσδιορίζεται από τα δεδομένα της χρονοσειράς. Πιο συγκεκριμένα, εφαρμόζουμε τη μέθοδο στις παρατηρήσεις της χρονοσειράς για τις διάφορες τιμές του  $\alpha$  και η βέλτιστη

τιμή προκύπτει από την ελαχιστοποίηση του σφάλματος MSE ή άλλου σφάλματος. Τα σφάλματα αυτά αναλύονται παρακάτω.

Επιπροσθέτως εκτός από την επιλογή του  $\alpha$ , σημαντική για την απόδοση της μεθόδου είναι η επιλογή του αρχικού επιπέδου, δηλαδή της τιμής της πρώτης παρατήρησης. Η πρώτη παρατήρηση (αρχικό επίπεδο) επιλέγεται ως το βέλτιστο από τα εξής:

- Μέσος όρος των παρατηρήσεων
- Μέσος όρος ορισμένων παρατηρήσεων της χρονοσειράς
- Η πρώτη παρατήρηση
- Το σταθερό επίπεδο από τη μέθοδο απλής γραμμικής παλινδρόμηση

### 3.4.3.2 Μέθοδος Γραμμικής Εξομάλυνσης (Holt Exponential Smoothing)

Η εκθετική εξομάλυνση με προσαρμογή στην τάση (μέθοδος Holt) αποτελεί μια μέθοδο που βρίσκει ευρεία εφαρμογή σε χρονοσειρές που εμφανίζουν τάση. Η μέθοδος Holt περιλαμβάνει δύο παραμέτρους εξομάλυνσης μια για την τάση και μια για το επίπεδο των τιμών. Αυτό γίνεται για να ληφθεί υπόψιν στις παραγόμενες προβλέψεις η περίπτωση η τάση και το επίπεδο των τιμών να μεταβάλλονται με διαφορετικούς ρυθμούς. Η μέθοδος Holt περιγράφεται από τις εξής εξισώσεις:

I) Η εξομάλυνση της χρονοσειράς περιγράφεται από τη σχέση:

$$S_t = S_{t-1} + T_{t-1} + \alpha e_t \quad (26)$$

όπου  $0 \leq \alpha \leq 1$  η σταθερά εξομάλυνσης των δεδομένων,  $S_t$  οι εξομαλυνθείσες τιμές της χρονοσειράς για  $t=2,3,\dots,t$  και επιπλέον ως αρχικό επίπεδο ορίζεται συνήθως η σταθερά  $a$  της απλής γραμμικής παλινδρόμησης ( $S_0=A$ )

II) Η εξομάλυνση της τάσης περιγράφεται από τη σχέση:

$$T_t = T_{t-1} + \beta e_t \quad (27)$$

όπου  $0 \leq \beta \leq 1$  είναι η σταθερά εξομάλυνσης της τάσης,  $T_t$  οι εξομαλυνθείσες τιμές της τάσης για  $t=2,3,\dots,t$  και επιπλέον ως αρχικό επίπεδο της τάσης ορίζεται συνήθως η κλίση  $b$  της απλής γραμμικής παλινδρόμησης.

III) Η πρόβλεψη  $Y_{t+m}$  για την  $m$  χρονική περίοδο περιγράφεται από τη σχέση:

$$F_{t+m} = S_t + mT_t \quad (28)$$

IV) Το σφάλμα της μεθόδου για την εκάστοτε περίοδο προκύπτει:

$$e_t = Y_t - F_t \quad (29)$$

Όπως και σε προηγούμενη μέθοδο η επιλογή των παραμέτρων  $\alpha$  και  $\beta$  γίνεται βάσει της επίδοσης των προβλέψεων που παράγονται για όλους τους δυνατούς συνδυασμούς τους με κριτήριο την ελαχιστοποίηση του MSE ή άλλου σφάλματος που επιλέγεται από τον ερευνητή. Στην παρούσα διπλωματική εργασία τα βέλτιστα  $\alpha, \beta$  και τα βέλτιστα αρχικά επίπεδα τάσης και πρώτης παρατήρησης βρίσκονται από το Rstudio όπως θα δούμε παρακάτω.

### 3.4.3.3 Μοντέλο Μη Γραμμικής Τάσης (Damped)

Το μοντέλο αυτό αποτελεί προέκταση του μοντέλου Holt προκειμένου να μπορέσει να περιγράψει χρονοσειρές που χαρακτηρίζονται από μη γραμμική τάση. Αυτό

επιτυγχάνεται με την εισαγωγή της παραμέτρου  $\phi$  (παράμετρος διόρθωσης τάσης) η οποία ελέγχει το ρυθμό αύξησης της τάσης. Οι εξισώσεις της μεθόδου είναι οι παρακάτω:

$$e_t = Y_t - F_t \quad (30)$$

$$S_t = S_{t-1} + \phi T_{t-1} + a e_t \quad (31)$$

$$T_t = \phi T_{t-1} + b e_t \quad (32)$$

$$F_{t+m} = S_t + m T_t \quad (33)$$

Οι εξισώσεις της Damped είναι ίδιες με της μεθόδου Holt με μοναδική διαφοροποίηση την προσθήκη της παραμέτρου  $\phi$ . Ο συντελεστής  $\phi$  προκαλεί διαφοροποίηση στον υπολογισμό της τάσης  $T$  και κατ'επέκταση μη γραμμικό υπολογισμό της πρόβλεψης  $F$  κατά τη χρονική περίοδο  $m$  σε αντίθεση με τη μέθοδο Holt όπου η τάση μεταβαλλόταν γραμμικά σε κάθε νέα χρονική περίοδο. Για  $\phi=0$  πρόκειται η μέθοδος ταυτίζεται με τη μέθοδο απλής εκθετικής εξομάλυνσης και για  $\phi=1$  ταυτίζεται με τη μέθοδο Holt όπως εύκολα φαίνεται από τις εξισώσεις. Επιπλέον, για τιμές της  $\phi$  στο διάστημα  $(0,1)$  εξετάζεται μοντέλο φθίνουσας τάσης. Το συγκεκριμένο μοντέλο βρίσκει εφαρμογή κυρίως σε μεσοπρόθεσμες προβλέψεις καθώς τείνει να μην παράγει υπεραισιόδοξες προβλέψεις. Για τιμές της  $\phi > 1$  το μοντέλο εμπίπτει σε μοντέλο εκθετικής τάσης, χαρακτηριστικό του οποίου είναι η μεγάλη θετική προκατάληψη και βρίσκει εφαρμογή στην πρόβλεψη ζήτησης στην αρχή του κύκλου ζωής ενός προϊόντος ή υπηρεσίας.

Η επιλογή της παραμέτρου  $\phi$  είναι πολύ σημαντική για την ακρίβεια των παραγόμενων προβλέψεων. Οι παράγοντες  $a$ ,  $b$ ,  $\phi$  καθώς και τα αρχικά επίπεδα προσδιορίζονται με διερεύνηση όλων των δυνατών συνδυασμών βάσει της απόδοσης σε συγκεκριμένο κριτήριο σφάλματος και στην παρούσα διπλωματική εργασία προσδιορίζονται με το Rstudio. Σε χρονοσειρές που οι μέθοδοι εφαρμόζονται στο Rstudio είναι πιθανό να παραγάγει σχεδόν ίδια αποτελέσματα με τις μεθόδους Holt ή SES καθώς ο βέλτιστος συντελεστής  $\phi$  μπορεί να υπολογίζεται αυτόματα και να προσεγγίζει τις τιμές 1 και 0 αντίστοιχα.

#### 3.4.4 Μέθοδος Theta

Η μέθοδος Theta πρόκειται για μία μονοδιάστατη μέθοδο πρόβλεψης που βασίζεται στη μεταβολή των καμπυλοτήτων μίας χρονοσειράς, μέσω της παραμέτρου  $\theta$  (theta), η οποία εφαρμόζεται πολλαπλασιαστικά στις διαφορές δεύτερης τάξης των δεδομένων. Η καινούργια χρονοσειρά που δημιουργείται διατηρεί τη μέση τιμή και την κλίση (παλινδρόμησης) της αρχικής χρονοσειράς, αλλά όχι και τις τοπικές καμπυλότητες. Οι χρονοσειρές που παράγονται με αυτή τη διαδικασία ονομάζονται γραμμές Theta και βασικό ποιοτικό χαρακτηριστικό τους είναι η καλύτερη προσέγγιση της μακροπρόθεσμης συμπεριφοράς-τάσης των δεδομένων ή η ανάδειξη βραχυπρόθεσμων χαρακτηριστικών της χρονοσειράς, ανάλογα με την επιλογή της παραμέτρου  $\theta$  (εάν είναι μεγαλύτερη ή μικρότερη της μονάδας). Οι εξισώσεις που περιγράφουν τη μέθοδο είναι οι παρακάτω:

$$\text{Theta Line}(\theta) = \theta \cdot \text{Data} + (1 - \theta) \cdot \text{LRL} \quad (34)$$

$$\text{Theta Line}(\theta) = \text{LRL} + \theta \cdot e_{\text{LRL}} \quad (35)$$



Όσον αφορά την επιλογή της παραμέτρου  $\theta$ , όσο μικρότερη είναι η τιμή της παραμέτρου τόσο λιγότερο μειώνονται οι καμπυλότητες της χρονοσειράς. Πιο συγκεκριμένα:

- Για τιμή  $\theta=0$  το αποτέλεσμα της πρόβλεψης είναι το ίδιο με την απλή γραμμική παλινδρόμηση.
- Για  $\theta=-1$  το αποτέλεσμα της πρόβλεψης είναι η συμμετρική της αρχικής χρονοσειράς ως προς την ευθεία γραμμικής παλινδρόμησης.
- Για  $\theta>1$  οι τοπικές καμπυλότητες ενισχύονται με αποτέλεσμα η χρονοσειρά να προκύπτει διογκωμένη. Όσο μεγαλύτερος είναι ο βαθμός διογκώσης της πρόβλεψης τόσο περισσότερο ενισχύεται η βραχυπρόθεσμη συμπεριφορά της χρονοσειράς.

Όσον αφορά τη μεθοδολογία που ακολουθείται για να κάνουμε πρόβλεψη με τη μέθοδο Theta, αρχικά αποσυντίθεται η χρονοσειρά σε δύο ή περισσότερες γραμμές Theta, την ευθεία γραμμικής παλινδρόμησης και στη συνέχεια υπολογίζονται οι υπόλοιπες επιθυμητές  $Thetaline(n)$  με χρήση της σχέσης (2). Η κάθε γραμμή Theta προεκτείνεται στο μέλλον ανεξάρτητα (με την ίδια μέθοδο πρόβλεψης ή διαφορετική) και οι παραγόμενες προβλέψεις συνδυάζονται για να προκύψει η τελική πρόβλεψη. Συνήθως χρησιμοποιούνται δύο γραμμές Theta για  $\theta=0$  και  $\theta=2$  για αποσύνθεση καθώς το μοντέλο αυτό που ονομάζεται και Theta classic έχει βρεθεί να παράγει καλές προβλέψεις βάσει ελαχιστοποίησης του σφάλματος  $S_{mare}$ .

Συνολικά, η διαδικασία που χρησιμοποιείται για παραγωγή προβλέψεων με τη Theta είναι:

- Τεστ Εποχικότητας όπου η χρονοσειρά ελέγχεται όσον αφορά την εμφάνιση εποχικής συμπεριφοράς με κριτήριο την τιμή του συντελεστή αυτοσυσχέτισης ACF με καθυστέρηση που ορίζεται βάσει της περιόδου εποχικότητας συγκρινόμενη με την τιμή 1.645 που είναι η τιμή της t-κατανομής για πιθανότητα 0.1
- Αποεποχικοποίηση κατά την οποία τα δεδομένα αποεποχικοποιούνται με την κλασσική μέθοδο αποεποχικοποίησης
- Αποσύνθεση όπου η χρονοσειρά αποσυντίθεται σε όσες γραμμές Theta έχουμε επιλέξει (συνήθως για  $\theta=0$  και  $\theta=2$ )
- Πρόβλεψη, όπου η  $Thetaline(0)$  προεκτείνεται με απλή γραμμική παλινδρόμηση, η  $Thetaline(2)$  με SES στην Theta Classic
- Συνδυασμός όπου οι τιμές των δύο γραμμών συνδυάζονται με ίσα βάρη.
- Εποχικοποίηση όπου οι προβλέψεις εποχικοποιούνται ξανά.

Στην παρούσα διπλωματική εργασία θα χρησιμοποιηθεί η Theta Classic για να προβλέψουμε το μελλοντικό αριθμό συνδρομητών και συναλλαγών των καναλιών Mobile και Web Banking και η μέθοδος θα αξιολογηθεί βάσει των παραγόμενων σφαλμάτων που θα εξετάσουμε στην επόμενη παράγραφο.

### 3.4.5 Μέθοδοι αξιολόγησης προβλέψεων μέσω στατιστικών δεικτών και σφαλμάτων

Για να αξιολογήσουμε την απόδοση μίας μεθόδου πρόβλεψης πρέπει να μετρήσουμε την ακρίβεια των προβλέψεων που παράγει. Υπάρχουν διαφορετικοί τύποι σφαλμάτων που το καθένα παρέχει διαφορετική πληροφορία. Ο ερευνητής επιλέγει το σφάλμα η ελαχιστοποίηση του οποίου είναι το ζητούμενο από τις υπό εξέταση μεθόδους

πρόβλεψης. Παρακάτω παρατίθενται οι πιο βασικοί στατιστικοί δείκτες σφάλματος όπου θεωρούμε ότι  $Y_i$  είναι η πραγματική τιμή ενώ  $F_i$  είναι η πρόβλεψη.

- Σφάλμα πρόβλεψης μίας περιόδου:

$$e_t = Y_i - F_i \quad (36)$$

- Μέσο σφάλμα (Mean Error - ME):

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - F_i) \quad (37)$$

Το σφάλμα αυτό υπολογίζεται από τον προσημασμένο μέσο όρο των σφαλμάτων όλων των παρατηρήσεων και εκφράζει ένα μέτρο συστηματικότητας του σφάλματος. Τιμές του ME κοντά στο μηδέν υποδηλώνουν ότι τα σφάλματα είναι τυχαία και όχι συστηματικά της μεθόδου. Οι θετικές τιμές του ME δηλώνουν απαισιοδοξία στις προβλέψεις ενώ οι αρνητικές αισιοδοξία.

- Μέσο απόλυτο σφάλμα (Mean Absolute Error – MAE):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - F_i| \quad (38)$$

Το σφάλμα αυτό αποτελεί μέτρο αστοχίας της πρόβλεψης από την παρατηρηθείσα τιμή και λόγω του απολύτου δεν λαμβάνεται υπόψιν η κατεύθυνση της πρόβλεψης.

- Μέσο τετραγωνικό σφάλμα (Mean Squared Error – MSE):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - F_i)^2 \quad (39)$$

Το MSE λόγω του τετραγωνισμού της διαφοράς πρόβλεψης και παρατηρηθείσας τιμής δίνει μεγαλύτερο βάρος στα μεγάλα σφάλματα. Το σφάλμα αυτό χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό των βέλτιστων συντελεστών εξομάλυνσης και για να εκφράζεται στην τάξη μεγέθους της χρονοσειράς χρησιμοποιείται το η ρίζα του MSE:

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - F_i)^2} \quad (40)$$

- Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error – MAPE):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - F_i}{Y_i} \right| \cdot 100\% \quad (41)$$

Το σφάλμα αυτό ενδείκνυται για τη σύγκριση της ακρίβειας προβλέψεων σε χρονοσειρές με διαφορετικά επίπεδα μέσης τιμής.

- Συμμετρικό Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (Symmetric Mean Absolute Percentage Error – SMAPE):

$$sMAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{2(Y_i - F_i)}{Y_i + F_i} \right| \cdot 100\% \quad (42)$$

Στο σφάλμα αυτό η διαφορά πρόβλεψης-παρατήρησης διαιρείται με το ημίθροισμα της πραγματικής τιμής και της παρατήρησης με αποτέλεσμα το σφάλμα να παίρνει τιμές στο διάστημα [0%, 200%].

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4ο: ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ

### 4.1 Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό θα ξεκινήσουμε με γενικές πληροφορίες για τις υπηρεσίες Web και Mobile Banking που διατίθενται από το τραπεζικό ίδρυμα που λάβαμε τα δεδομένα. Στη συνέχεια, παρατίθεται η μορφή των αρχικών δεδομένων των συναλλαγών όπως αυτά παραδόθηκαν. Τέλος, περιγράφουμε τους άξονες βάσει των οποίων έγινε η επεξεργασία ώστε να προκύψουν τα δεδομένα και οι χρονοσειρές τις οποίες θα επεξεργαστούμε με σκοπό την πρόβλεψη και τη διερεύνηση της απόδοσης κάθε μεθόδου πρόβλεψης.

### 4.2 Περιγραφή αρχικών δεδομένων

#### 4.2.1 Γενικές πληροφορίες για τις υπηρεσίες Ηλεκτρονικής Τραπεζικής υπό μελέτη

Οι συναλλαγές τις οποίες μελετήσαμε προέρχονται από τα κανάλια Ηλεκτρονικής Τραπεζικής από μεγάλο ελληνικό τραπεζικό ίδρυμα. Διατίθενται μέσω της διαδικτυακής πλατφόρμας υπηρεσιών Web Banking καθώς και μέσω εφαρμογής Mobile Banking σε smartphones με λογισμικό Apple iOS, Google Android και Windows Phone. Σύμφωνα με στοιχεία που δημοσιεύονται σε δελτίο τύπου η τράπεζα εντάσσει την ανάπτυξη των εναλλακτικών δικτύων μέσα στα πλαίσια της μακροπρόθεσμης στρατηγικής της. Αναγνωρίζοντας ότι τα εναλλακτικά δίκτυα αποτελούν το μέλλον της άμεσης, αξιόπιστης και χαμηλού κόστους εξυπηρέτησης, διευρύνει το φάσμα των προσφερόμενων υπηρεσιών Ηλεκτρονικής Τραπεζικής και δεσμεύεται για εμπλουτισμό και βελτιστοποίηση των υπηρεσιών. Οι υπηρεσίες Internet Banking που προσφέρονται οργανωμένες σε γενικές κατηγορίες, είναι οι εξής:

- Ενημέρωση και αναλυτική πληροφόρηση υπολοίπου και κίνησης λογαριασμών
- Μεταφορά ποσών μεταξύ λογαριασμών
- Πληρωμές λογαριασμών και οφειλών σε διάφορες εταιρίες, ασφαλιστικών και εργοδοτικών εισφορών και πληρωμές με αποδέκτη το Δημόσιο
- Αποστολή εμβασμάτων και μεταφορές χρημάτων
- Παροχή πληροφοριών για συνεδριάσεις του Χ.Α. καθώς και ενημέρωση και διαχείριση του χαρτοφυλακίου επενδύσεων του πελάτη
- Ενημέρωση για τα τρέχοντα δάνεια του πελάτη
- Δυνατότητα αίτησης για παροχή μπλοκ επιταγών και πιστωτικών καρτών
- Παροχή επιπρόσθετων υπηρεσιών για επιχειρήσεις

#### 4.2.2 Μορφή Δεδομένων

Τα δεδομένα τα οποία επεξεργαστήκαμε ήταν τα αρχεία συναλλαγών Web και Mobile Banking για το χρονικό διάστημα 01/04/2010 έως 31/3/2013. Τα αρχεία αυτά περιείχαν 102.498.195 και 8.777.792 συναλλαγές του Web και του Mobile Banking αντίστοιχα. Οι τύποι των συναλλαγών που παρέχει το τραπεζικό ίδρυμα από τα δύο κανάλια εναλλακτικής διανομής αναφέρθηκαν στην προηγούμενη παράγραφο. Οι συναλλαγές υπό μελέτη προέρχονται από 231.135 και 31.636 χρήστες Web και Mobile Banking αντίστοιχα. Τα στοιχεία που είναι διαθέσιμα για κάθε συναλλαγή παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 4.1: Πληροφορίες συναλλαγής αρχικών δεδομένων

Χαρακτηριστικά συναλλαγής	Χαρακτηριστικά πελάτη	Κατοχή χρηματοοικονομικών προϊόντων
AA	Κατάστημα Πελατείας	Τρεχούμενοι
Timestamp	Τύπος Απασχόλησης	Ταμειευτήριο
Time	Τύπος Επαγγέλματος	Προθεσμίας
Μέρα Εβδομάδας	Ενδειξη Εργοδότη	Μετοχές
Μέρα μήνα	Φύλο	Αμοιβαία
Μήνας	Μορφωτικό Επίπεδο	Στεγαστικά
Έτος	Ημερομηνία Γέννησης	Καταναλωτικά
Transaction Type	Οικογενειακή Κατάσταση	Πιστωτικές
Κανάλι	Αριθμός Παιδιών	Factoring
Ακύρωση	Πόλη Γέννησης	Άυλοι
Account_to	Επαρχία Γέννησης	Bancassurance
Ποσό συναλλαγής	Χώρα Γέννησης	Όρια
	Ημερομηνία Έναρξης	Εφάπαξ
	Τύπος Σχέσης	Εγγυητικές
	Τύπος Διεύθυνσης	Xsell
	TK	VisibleXsell
	Πόλη (Διαμονή)	

### 4.3 Αποτελέσματα επεξεργασίας δεδομένων

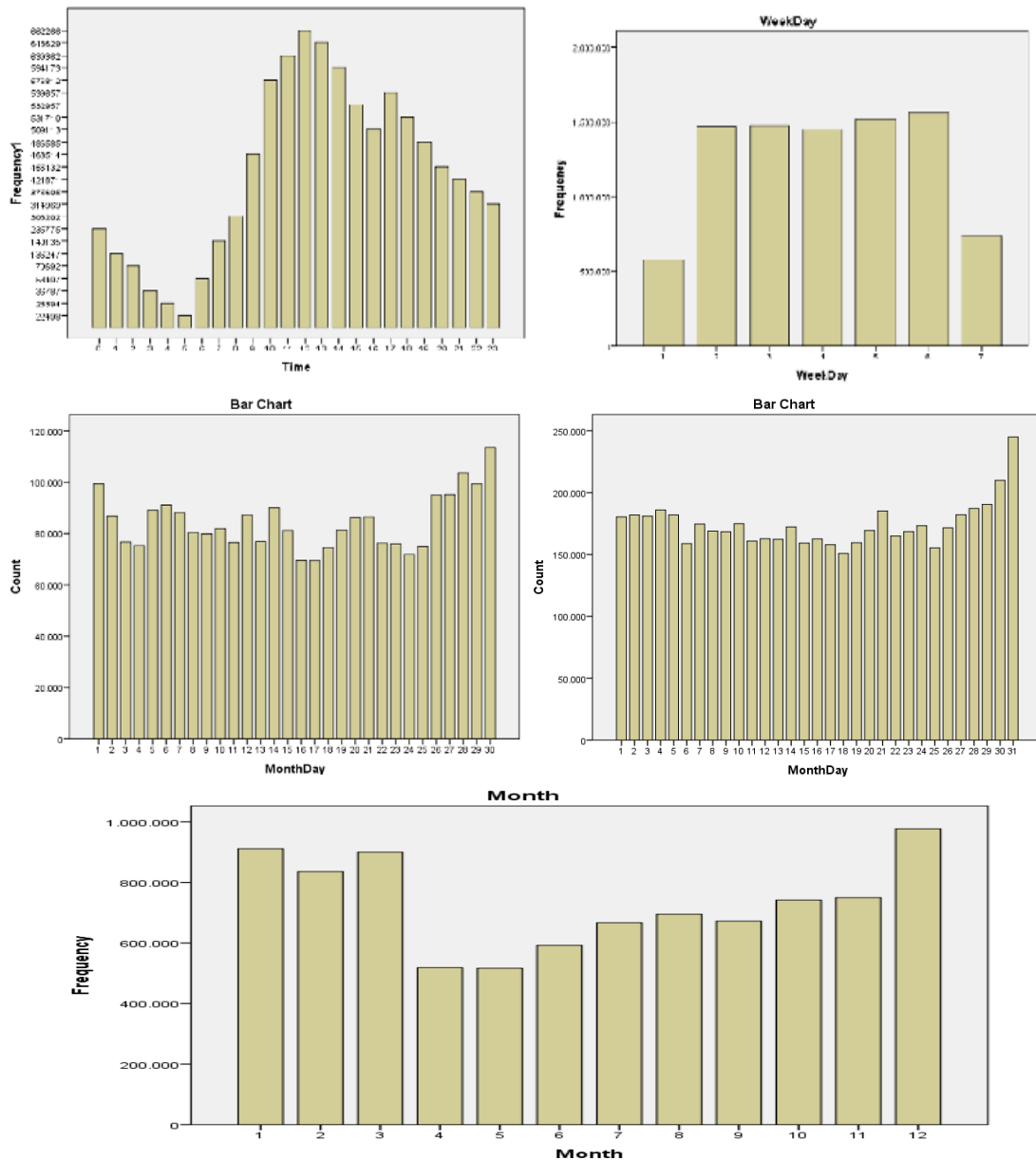
#### 4.3.1 Mobile Banking

Στην παράγραφο αυτή θα παραθέσουμε τα στατιστικά δεδομένα που εξήχθησαν από την επεξεργασία των συναλλαγών. Βάσει των συμπερασμάτων αυτών των δεδομένων εξήχθησαν οι χρονοσειρές ομάδων χρηστών με κριτήριο συγκεκριμένα χαρακτηριστικά στις οποίες στη συνέχεια θα εξετάσουμε ποια είναι η βέλτιστη μέθοδος πρόβλεψης. Επιπλέον, παρατίθενται διάφορα στατιστικά δεδομένα που θεωρούνται σημαντικά συμπεράσματα για τη χρήση των υπηρεσιών Web και Mobile Banking.

##### 4.3.1.1 Χρονική Ανάλυση

Στην παράγραφο αυτή θα δούμε τα αποτελέσματα της επεξεργασίας των δεδομένων για την κατανομή των συναλλαγών σε διάφορα χρονικά μεγέθη. Πιο συγκεκριμένα, παρατίθενται τα διαγράμματα για το διάστημα των τριών χρόνων που εξετάζουμε για τα στοιχεία:

- I) Κατανομή συνολικών συναλλαγών στις ώρες της ημέρας
- II) Κατανομή συνολικών συναλλαγών στις ημέρες της εβδομάδας
- III) Κατανομή συνολικών συναλλαγών κατά τη διάρκεια μηνών με 30 ημέρες(χωρίς το Φεβρουάριο)
- IV) Κατανομή συνολικών συναλλαγών κατά τη διάρκεια μηνών με 31 ημέρες
- V) Κατανομή συνολικών συναλλαγών στους μήνες



Εικόνα 4.1: Πάνω αριστερά: Κατανομή ημερήσια Πάνω δεξιά: Κατανομή εβδομαδιαία  
 Κεντρική αριστερά: Κατανομή κατά τη διάρκεια μήνα με 30 ημέρες  
 Κεντρική δεξιά: Κατανομή κατά τη διάρκεια μήνα με 31 ημέρες  
 Κάτω: Κατανομή στους μήνες

Πάνω στις κατανομές αυτές έχουμε να κάνουμε τις εξής παρατηρήσεις:

I) Διεξάγεται ένας πολύ μεγάλος όγκος συναλλαγών τις ώρες που είναι ανοιχτά τα τραπεζικά καταστήματα. Αυτό ενισχύει το συμπέρασμα ότι η υπηρεσία μπορεί να αποφορτίσει τα καταστήματα από όγκο πελατών. Επιπλέον, βλέπουμε ένα σημαντικό όγκο συναλλαγών και τις ώρες εκτός ωραρίου καταστημάτων καθώς και τις βραδινές, γεγονός που δείχνει ότι η ευελιξία που προσδίδει το μέσο στον καταναλωτή αξιοποιείται και αποδίδει προστιθέμενη αξία στις παρεχόμενες υπηρεσίες.

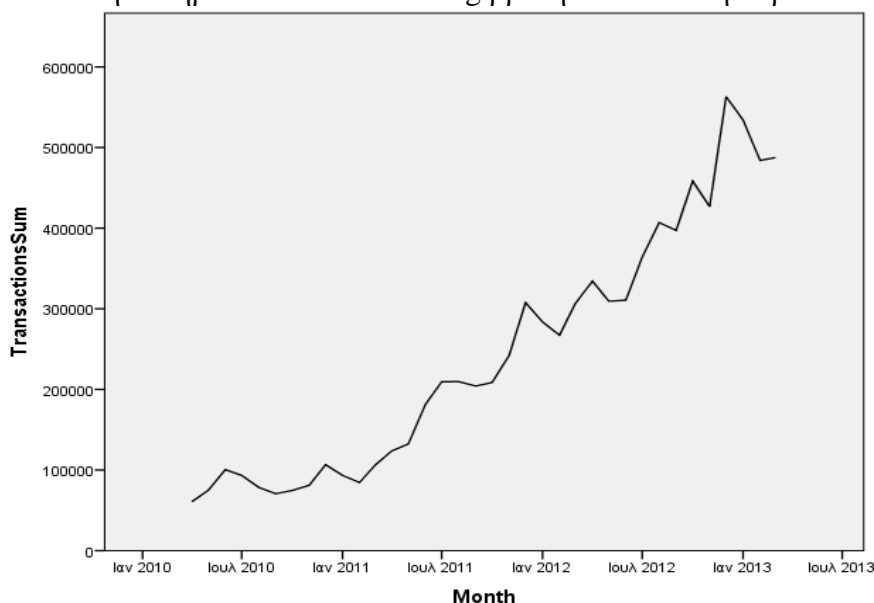
II) Ο όγκος των συναλλαγών μειώνεται το Σαββατοκύριακο με πιο ανενεργή ημέρα την Κυριακή και οι περισσότερες συναλλαγές γίνονται από Δευτέρα έως Παρασκευή και επιπλέον την Πέμπτη και την Παρασκευή έχουμε αύξηση της τάξης των ~80.000 και ~120.000 στον όγκο των συναλλαγών αντίστοιχα. Αυτό έχει ενδιαφέρον καθώς βλέπουμε ότι η πλειοψηφία των συναλλαγών γίνεται σε μέρες που τα τραπεζικά

καταστήματα είναι ανοιχτά, συνεπώς η περαιτέρω ανάπτυξη της εφαρμογής σε πελατολόγιο μπορεί να μειώσει τον κόσμο στις ουρές των καταστημάτων τις ημέρες λειτουργίας τους.

III-IV) Υπάρχει αυξητική τάση στον αριθμό συναλλαγών τις τελευταίες ημέρες του μήνα. Αυτό μπορούμε να υποθέσουμε ότι οφείλεται στις αυξημένες συναλλαγές πληρωμών που διεξάγονται τις ημέρες αυτές. Οι διαφορές στα δύο διαγράμματα οφείλονται στο ότι στους μήνες με 31 ημέρες συμπεριλαμβάνονται περισσότεροι μήνες και άρα το διάγραμμα απεικονίζει ένα μεγαλύτερο όγκο συναλλαγών με αποτέλεσμα σημαντικές αυξομειώσεις να μην είναι τόσο εμφανείς λόγω της κλίμακας.

V) Παρατηρείται μεγαλύτερος όγκος συναλλαγών τους μήνες Δεκέμβριο, Ιανουάριο, Φεβρουάριο και Μάρτιο ενώ τους μήνες Απρίλιο και Μάιο έχουμε τις λιγότερες συναλλαγές. Αυτό μπορεί να οφείλεται σε αυξημένες υποχρεώσεις και πληρωμές τους μήνες αυτούς σε διάφορους φορείς πχ. Το Δημόσιο.

Ένα σημαντικό μέγεθος που μελετάται πολύ στην παρούσα διπλωματική εργασία είναι η χρονοσειρά του αριθμού συναλλαγών ανά μήνα για το χρονικό διάστημα που εξετάζουμε. Για την υπηρεσία Mobile Banking βρέθηκε να είναι η παρακάτω:



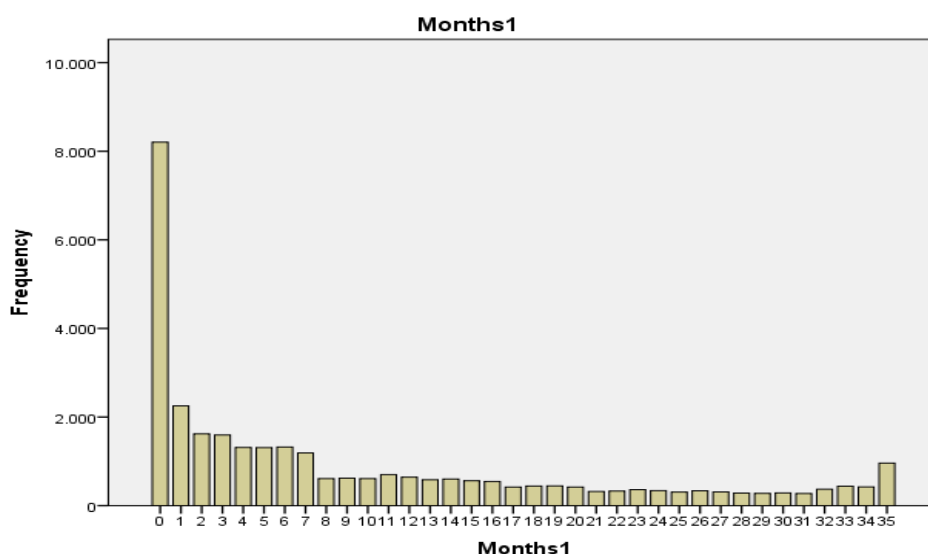
Εικόνα 4.2: Τάση συναλλαγών Mobile Banking το διάστημα 4/2010-3/2013 (μηνιαία δεδομένα)

Υπάρχει εκθετική αύξηση της τάσης συναλλαγών της υπηρεσίας, στοιχείο πολύ σημαντικό για το στρατηγικό σχεδιασμό της και την περαιτέρω ανάπτυξη της. Η υπηρεσία αυτή είναι σε πρώιμο στάδιο όσον αφορά το πότε παρουσιάστηκε στο κοινό και η τάση χρήσης που αναδεικνύεται από τον αριθμό συναλλαγών που διεξάγονται είναι ενθαρρυντικό στοιχείο για περαιτέρω ανάπτυξή της και διεύρυνση των παρεχόμενων υπηρεσιών.

#### 4.3.1.2 Παραμονή χρηστών

Στη συνέχεια θα δούμε τα αποτελέσματα για την παραμονή του χρήστη στην υπηρεσία Mobile Banking. Η διερεύνηση αυτού του στοιχείου γίνεται εντοπίζοντας την πρώτη και την τελευταία συναλλαγή του χρήστη στα δεδομένα που έχουμε για το διάστημα

4/2010 – 3/2013. Η κατανομή της παραμονής των χρηστών στην υπηρεσία σε μήνες απεικονίζεται παρακάτω:



Εικόνα 4.2: Κατανομή χρηστών σε μήνες παραμονής στην υπηρεσία

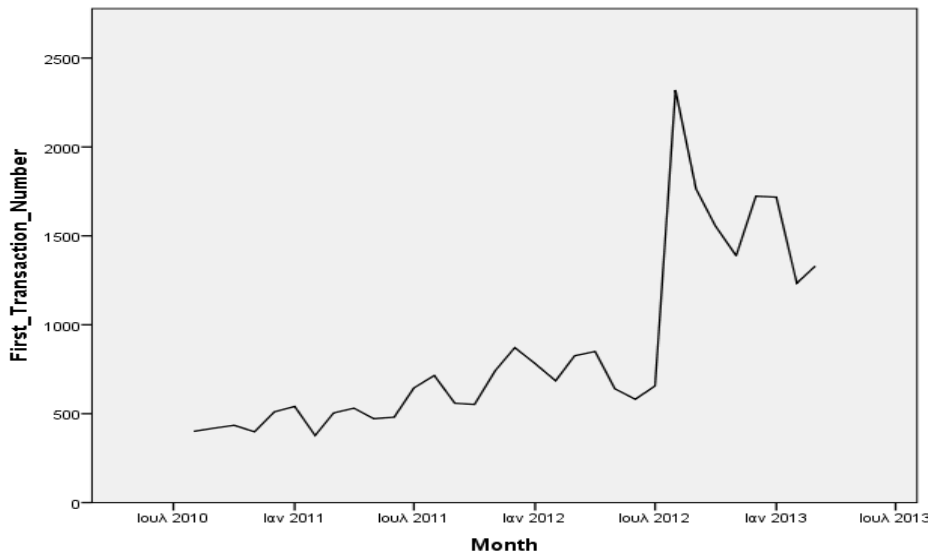
Στο σημείο αυτό πρέπει να τονίσουμε ότι η εικόνα αυτή για την παραμονή είναι για το διάστημα που εξετάζουμε και τα αποτελέσματα έχουν πολλές ερμηνείες. Στους χρήστες με παραμονή λίγους μήνες περιλαμβάνονται νέοι χρήστες που άρχισαν να χρησιμοποιούν την υπηρεσία τους τελευταίους μήνες για τους οποίους έχουμε εμείς διαθέσιμα δεδομένα. Επομένως οι τιμές για παραμονή λίγων μηνών περιέχει χρήστες οι οποίοι δεν γνωρίζουμε πως έχουν εξελιχθεί καθώς και χρήστες τους οποίους μπορούμε να χαρακτηρίσουμε ως “Rejecters” καθώς παραμένουν στην υπηρεσία λίγο χρονικό διάστημα. Το πιο ενδιαφέρον και ασφαλές συμπέρασμα που βγαίνει από την παραπάνω κατανομή αφορά τους χρήστες που έχουν παραμείνει στην υπηρεσία πολλούς μήνες. Ενώ βλέπουμε ότι η κατανομή στους μεσαίους μήνες δεν παρουσιάζει πολλές αυξομειώσεις, υπάρχει αυξημένος αριθμός χρηστών που έχει παραμείνει στην υπηρεσία 35 μήνες. Οι χρήστες αυτοί ήταν συνδρομητές πριν την έναρξη των δεδομένων μας και έχουν παραμείνει σταθεροί για τα 3 αυτά χρόνια. Αυτό μας οδηγεί στο συμπέρασμα ότι υπάρχει μία βάση χρηστών που χρησιμοποιούν σταθερά την υπηρεσία, η εύρεση των οποίων έχει ενδιαφέρον για τους διαχειριστές της υπηρεσίας. Η μελέτη της συμπεριφοράς τους μπορεί να αναδείξει πρότυπα τα οποία όταν αναγνωρίζονται σε νέους χρήστες να παρέχονται κίνητρα για περαιτέρω χρήση της υπηρεσίας.

Επίσης πρέπει να αναφέρουμε ότι από την ανάλυση μας προέκυψε ότι μέχρι την 31/3/2013 το 16,7% (5285 χρήστες) χρησιμοποίησαν την υπηρεσία για μόλις μία ημέρα.

Στη συνέχεια θα εξετάσουμε το ρυθμό εισαγωγής νέων χρηστών. Μη έχοντας στα δεδομένα την ημερομηνία εγγραφής του χρήστη στην υπηρεσία, θα χρησιμοποιήσουμε την πρώτη συναλλαγή που εμφανίζεται από κάθε διαφορετικό κωδικό χρήστη. Για να αποφύγουμε να συμπεριλάβουμε στη χρονοσειρά που προκύπτει το συνυπολογισμό χρηστών που είναι εγγεγραμμένοι και ενεργοί στην υπηρεσία καιρό αλλά η πρώτη τους συναλλαγή εμφανίζεται στα δεδομένα μας κατά το πρώτο εξάμηνο, θα αφαιρέσουμε τις τιμές των πρώτων 4 μηνών. Επιπλέον, θα εξετάσουμε το ρυθμό εξόδου των χρηστών από την υπηρεσία εντοπίζοντας την τελευταία συναλλαγή τους. Για να μη συνυπολογίσουμε χρήστες των οποίων η τελευταία συναλλαγή εντοπίζεται το τελευταίο εξάμηνο αλλά ενδέχεται να παραμένουν ενεργοί δεν θα συμπεριλάβουμε στη

χρονοσειρά τις παρατηρήσεις των τελευταίων 4 μηνών καθώς από τα δεδομένα βλέπουμε αυξημένες τιμές που δεν αναλογούν στην πραγματική τάση τους πρώτους 4 μήνες ενώ τον πέμπτο η παρατηρούμενη τιμή πέφτει σε αναμενόμενο της τάσης επίπεδο.

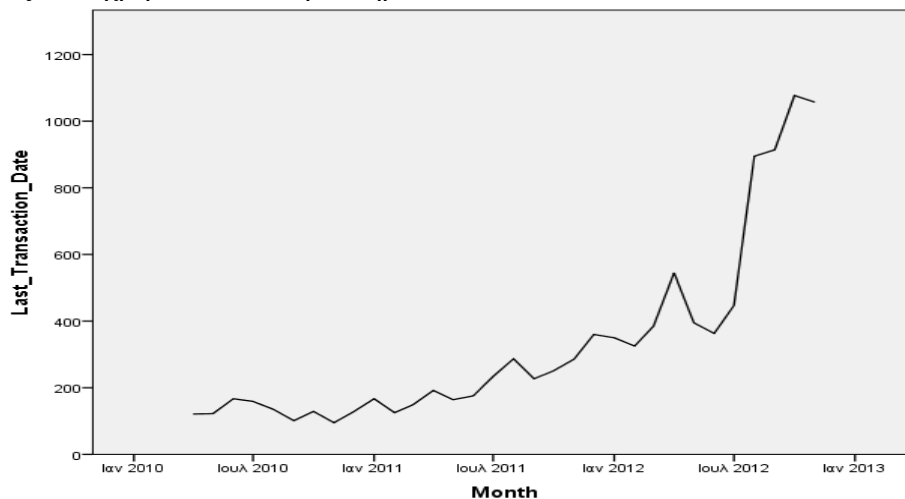
Ρυθμός εισόδου νέων χρηστών στην υπηρεσία:



Εικόνα 4.3: Εμφάνιση πρώτης συναλλαγής κατά το διάστημα 8/2010 – 4/2013

Στο παραπάνω διάγραμμα εμφανίζεται μία ασυνήθιστη τιμή κατά τον Αύγουστο του 2012. Αυτό ενδέχεται να οφείλεται σε προωθητική καμπάνια της υπηρεσίας καθώς υπάρχει πολύ έντονη αλλαγή επιπέδου ενώ στη συνέχεια υπάρχει πτωτική τάση στην εγγραφή νέων χρηστών.

Ρυθμός εξόδου χρηστών από την υπηρεσία:



Εικόνα 4.4: Εμφάνιση τελευταίας συναλλαγής κατά το διάστημα 4/2010 – 9/2013

Υπάρχει αυξητική τάση του αριθμού χρηστών που διεξάγουν την τελευταία συναλλαγή στην υπηρεσία. Αυτό οφείλεται στην αυξητική τάση εγγραφής νέων χρηστών στην υπηρεσία από τους οποίους κάποιοι την απορρίπτουν στη συνέχεια.



#### 4.3.1.3 Γενικά Στοιχεία – Δημογραφικά

Στην παράγραφο αυτή θα παραθέσουμε τα στατιστικά που προέκυψαν για τα διάφορα δημογραφικά χαρακτηριστικά των χρηστών αλλά και το μέγεθος των συναλλαγών που διεξήχθησαν από χρήστες με συγκεκριμένα δημογραφικά χαρακτηριστικά. Στον πίνακα 9.1 του παραρτήματος παρατίθενται τα στατιστικά που προέκυψαν για την κατανομή χρηστών και συναλλαγών των εξής χαρακτηριστικών:

I) Ηλικιακή ομάδα

II) Φύλο

III) Οικογενειακή κατάσταση

IV) Εκπαίδευση

V) Είδος απασχόλησης

Στα στατιστικά αποτελέσματα για την κατανομή χρηστών και συναλλαγών στα παραπάνω έχουμε να κάνουμε τις εξής παρατηρήσεις:

I) Η πιο σημαντική ηλικιακή ομάδα είναι η 30-44 ετών η οποία περιλαμβάνει το σύνολο των χρηστών και διεξάγει το 62,4% των συναλλαγών. Επιπλέον, η ηλικιακή ομάδα 45-64 παρόλο που είναι περίπου το 1/3 της 30-44 διενεργεί έναν ανάλογο όγκο συναλλαγών με την 30-44 δεδομένου του μεγέθους της.

II) Οι γυναίκες αποτελούν το 20,2% των χρηστών της υπηρεσίας και διεξάγουν το 16,2% των συναλλαγών ενώ οι άντρες είναι το 79,3% (το 0,4% είναι αγνώστων στοιχείων) και διεξάγουν το 83,5% των συναλλαγών (το 0,4% διεξάγεται από αγνώστων στοιχείων χρήστες)

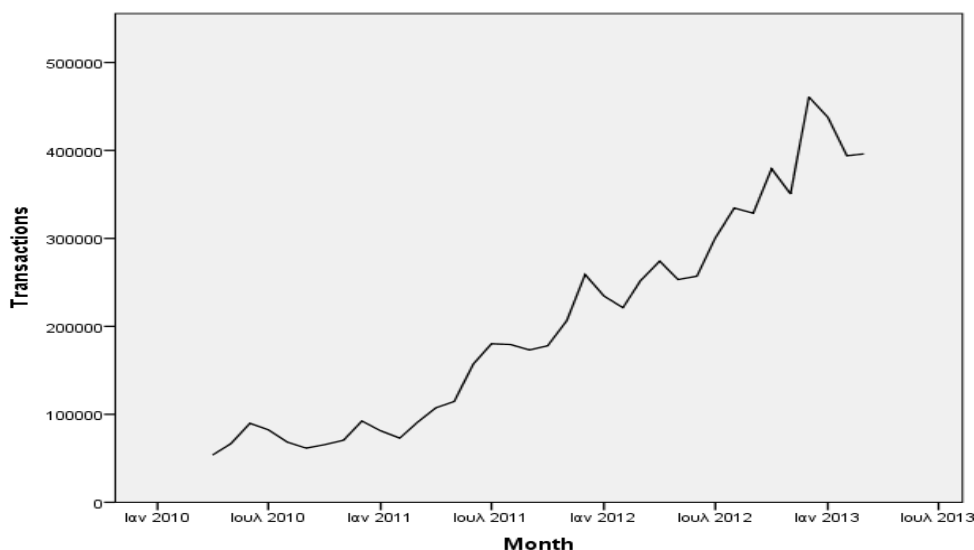
III) Στα δεδομένα διακρίνονται οι ομάδες ελεύθεροι και παντρεμένοι όμως δεν προκύπτει κάποιο συμπέρασμα από την κατανομή συναρτήσει του χαρακτηριστικού αυτού.

IV) Λόγω της έλλειψης πληροφορίας στο συγκεκριμένο πεδίο για πάνω από το 50% των χρηστών δεν μπορούμε να εξάγουμε κάποιο ασφαλές συμπέρασμα.

V) Η πλειοψηφία των χρηστών είναι υπάλληλοι και κάτοχοι ιδιωτικών επιχειρήσεων και αυτές οι δύο ομάδες διενεργούν και το μεγαλύτερο όγκο συναλλαγών.

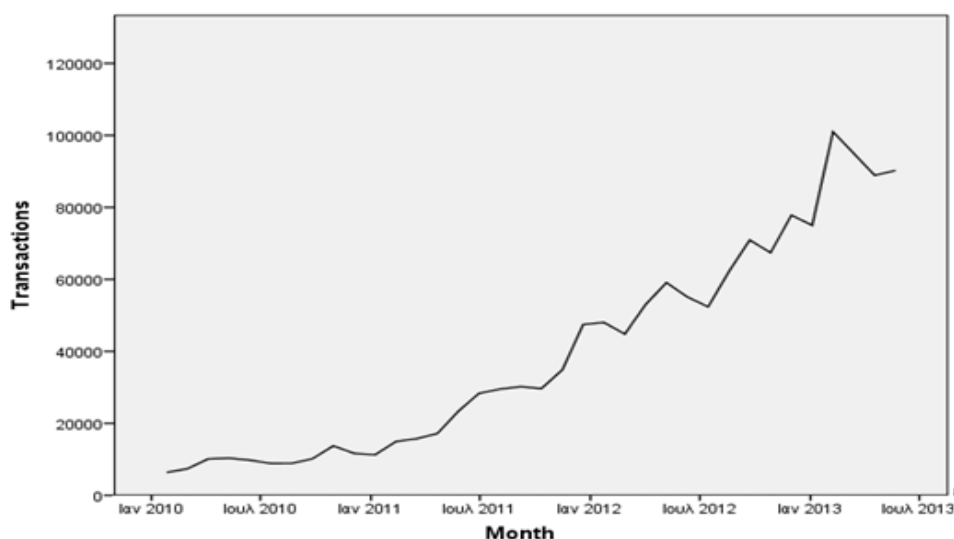
Όσον αφορά το φύλο οι συναλλαγές στο διάστημα των τριών χρόνων που εξετάσαμε για μηνιαίες τιμές όγκου συναλλαγών απεικονίζονται στα παρακάτω διαγράμματα:

- ΓΥΝΑΙΚΕΣ:



Εικόνα 4.5: Τάση συνολικών συναλλαγών που διεξήχθησαν από γυναίκες (μηνιαία δεδομένα)

- ANTPEΣ:



Εικόνα 4.6: Τάση συνολικών συναλλαγών που διεξήχθησαν από άντρες (μηνιαία δεδομένα)

Από τα παραπάνω καταλήγουμε στο ότι η πλειοψηφία των χρηστών της υπηρεσίας είναι άντρες. Η τάση του αριθμού των συναλλαγών που διεξάγουν τα δύο φύλα είναι εκθετική, όμως στους άντρες είναι πιο έντονα αυξητική.

Τέλος, στον Πίνακα 9.2 του παραρτήματος παρουσιάζονται τα ποσοστά κατοχής χρηματοοικονομικών προϊόντων (Τρεχούμενοι λογαριασμοί, Ταμειυτηρίου, Προθεσμίας, Μετοχές, Αμοιβαία, Στεγαστικά, Καταναλωτικά, Πιστωτικές, Factoring, Άυλοι τίτλοι, Bancassurance, Όρια, Εφάπαξ, Εγγυητικές) όσον αφορά τους 31.656 χρήστες και το ποσοστό εκ των συνολικών συναλλαγών που έχει διενεργηθεί από χρήστες που έχουν στην κατοχή τους χρηματοοικονομικά προϊόντα. Αυτό που ενδιαφέρει περισσότερο είναι η μεταβολή της κατοχής χρηματοοικονομικών προϊόντων μεταξύ ομάδων χρηστών που παρατηρείται πιο έντονη χρήση.

#### 4.3.1.4 Εγγραμμές συναλλαγές

Οι συναλλαγές που καταγράφηκαν στο Mobile κατανέμονται στις εξής κατηγορίες:

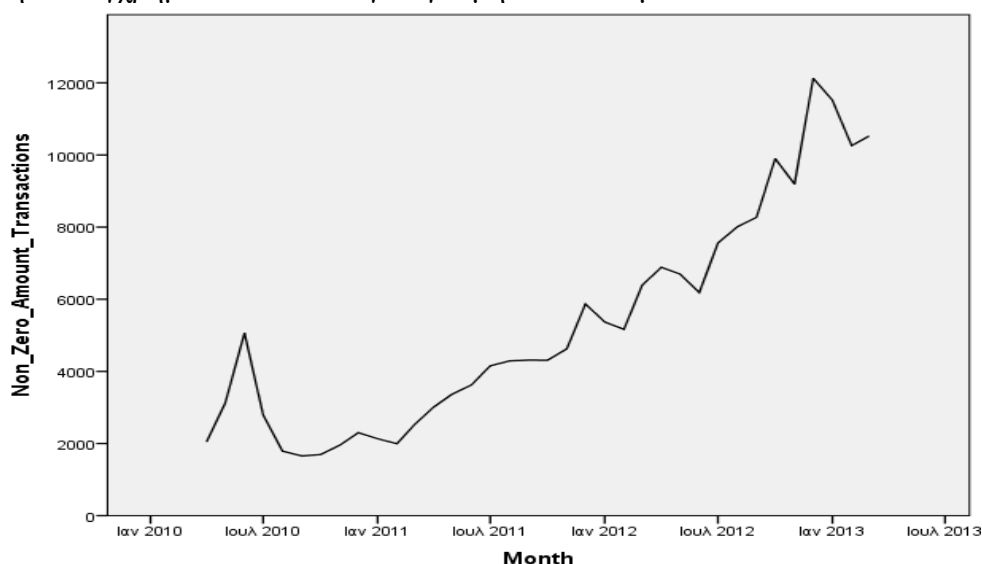
Πίνακας 4.2: Κατανομή συνολικών συναλλαγών Mobile Banking στις διάφορες κατηγορίες συναλλαγών

Transaction Group	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Missing Value	1679549	19,1	19,1	19,1
Admin	450	0	0	19,1
Credit Transfer	111976	1,3	1,3	20,4
Info	6906243	78,7	78,7	99,1
Investments	4281	0	0	99,1
Banking product payment	34401	0,4	0,4	99,5
Other payments	40892	0,5	0,5	100
Total	8777792	100	100	

Από τον παραπάνω πίνακα βλέπουμε ότι το 78,7% των συναλλαγών που διεξάγονται από την εφαρμογή Mobile Banking είναι ενημερώσεις. Στο σημείο αυτό πρέπει να σημειώσουμε ότι η εφαρμογή Mobile Banking κατά την είσοδο στην υπηρεσία διεξάγει αυτόματα 5 ενημερωτικές συναλλαγές των κινήσεων λογαριασμού. Από αυτόν τον τρόπο λειτουργίας της εφαρμογής εξηγείται ο μεγάλος αριθμός ενημερωτικών συναλλαγών που καταγράφεται.

Από ότι βλέπουμε η υπηρεσία Mobile χρησιμοποιείται σε μεγάλο βαθμό για ενημέρωση σχετικά με λογαριασμούς ενώ ο αριθμός των εγχρήματων συναλλαγών που διεξάγονται από την εφαρμογή δεν είναι πολύ μεγάλος (190.679 συναλλαγές – 2,1688% εκ των συνολικών). Επιπλέον, από τους 31.656 χρήστες εγχρήματες συναλλαγές διενεργούν οι 14.499 δηλαδή το 45,83%. Θα μελετήσουμε ξεχωριστά τα στατιστικά των εγχρήματων συναλλαγών καθώς οι εγχρήματες συναλλαγές είναι αυτές που έχουν το περισσότερο ενδιαφέρον λόγω του ότι πρόκειται για συναλλαγές που η πραγματοποίησή τους μέσω της εφαρμογής αφαιρεί φόρτο εργασίας και πελάτες από τα φυσικά καταστήματα.

Η τάση των εγχρήματων συναλλαγών για μηνιαία δεδομένα είναι:



Εικόνα 4.7: Τάση εγχρήματων συναλλαγών το διάστημα 4/2010-3/2013 (μηνιαία δεδομένα)

Στις εγχρήματες συναλλαγές διακρίνεται μία διαφορετική συμπεριφορά για τα δύο φύλα. Από τα διάφορα μεγέθη που μελετήθηκαν παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για αυτά που βρέθηκε κάποιο ενδιαφέρον συμπέρασμα στους Πίνακα 9.3-9.4 και Διαγράμματα 9.5-9.9 του Παραρτήματος και προκύπτουν οι εξής παρατηρήσεις:

I) Οι άντρες διεξάγουν το μεγαλύτερο όγκο συναλλαγών (83,5% οι άντρες, 16,23% οι γυναίκες) και διακινούν πολύ μεγαλύτερο σε τάξη μεγέθους συνολικό ποσό (116.753.816 και 17.648.564 αντίστοιχα) καθώς και μεγαλύτερο ποσό ανά συναλλαγή (733,26 και 570,08 αντίστοιχα).

II) Όσον αφορά τον τύπο συναλλαγών που διεξάγουν τα δύο φύλα οι συναλλαγές Investments γίνονται κατά κύριο λόγο από άντρες.

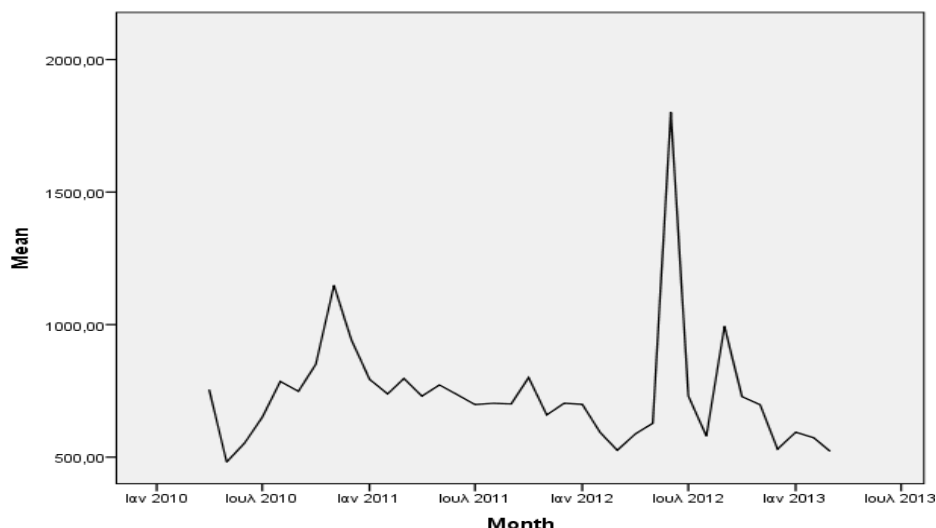
III) Οι άντρες δεν εμφανίζουν κάποια ιδιαιτερότητα ως προς τις ημέρες που διεξάγουν συναλλαγές καθώς η εικόνα είναι σταθερή μέσα στη βδομάδα αλλά και ως προς την εικόνα των συνολικών συναλλαγών. Αντιθέτως, οι γυναίκες διεξάγουν συναλλαγές από

τη Δευτέρα έως την Τετάρτη με έντονη φθίνουσα πορεία ενώ διεξάγουν πολλές συναλλαγές την Πέμπτη και την Παρασκευή.

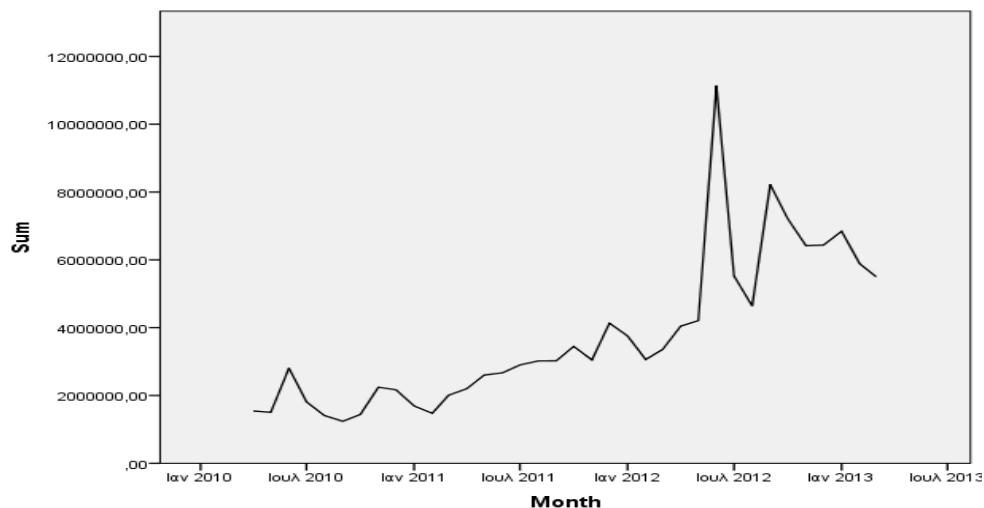
IV) Η χρονοσειρά των συναλλαγών που διενεργούν οι άντρες έχει πιο έντονη εκθετική τάση σε σχέση με τη χρονοσειρά των συναλλαγών των γυναικών.

V) Οι ηλικιακές ομάδες 45-64 και 65+ παρόλο που διεξάγουν μικρότερο όγκο συναλλαγών από την 30-44 διακινούν σημαντικό όγκο χρηματικών ποσών.

Τα συνολικά και τα μέσα ποσά που διακινήθηκαν από την υπηρεσία Mobile Banking κατά το χρονικό διάστημα 4/2010-3/2013 απεικονίζονται στα παρακάτω διαγράμματα:



Εικόνα 4.8: Χρονοσειρά συνολικών διακινούμενων χρηματικών ποσών υπηρεσίας Mobile Banking



Εικόνα 4.9: Χρονοσειρά μέσων διακινούμενων χρηματικών ποσών υπηρεσίας Mobile Banking

#### 4.3.1.5 RFM Ανάλυση δεδομένων Mobile Banking

Στις εγχρήματες συναλλαγές του Mobile Banking έγινε η RFM Ανάλυση με τη μεθοδολογία που περιγράφεται στο κεφάλαιο 2. Αυτό έγινε για να δούμε πως μεταβάλλονται τα διάφορα δημογραφικά χαρακτηριστικά αλλά και τα μεγέθη που σχετίζονται με τη χρήση της υπηρεσίας καθώς ανεβαίνουμε στην κλίμακα της

βαθμολογίας στα μεγέθη Recency, Frequency και Monetary που μετράει η RFM Ανάλυση. Η κλίμακα βαθμολογίας είναι από το 1 έως το 5. Στον παρακάτω πίνακα βλέπουμε σε ποιο χρονικό διάστημα, ποια συχνότητα συναλλαγών και σε τι εύρος τιμών κυμαίνεται κάθε κλίμακα της βαθμολογίας για τις 3 μεταβλητές.

Πίνακας 4.3: Φάσμα μεταβλητών RFM ανάλυσης για κλίμακα βαθμολογιών 1-5

Score	Date of most recent transaction		Number of transactions		Amount	
	Minimum	Maximum	Minimum	Maximum	Minimum	Maximum
1	2010/04/01	2012/07/01	1	3	,01	1153,63
2	2012/07/02	2013/02/05	4	13	1153,65	5226,00
3	2013/02/06	2013/03/13	14	37	5226,09	16431,33
4	2013/03/14	2013/03/26	38	102	16431,45	51766,82
5	2013/03/27	2013/03/31	103	33287	51767,34	9303208695,20

Οι πίνακες του παραρτήματος 9.5-9.11 απεικονίζουν την αξιολόγηση των χρηστών στις RFM βάσει των δημογραφικών χαρακτηριστικών που εξετάζονται. Σε ορισμένα χαρακτηριστικά κατά την αύξηση της βαθμολογίας κάποια μεταβλητής δεν παρουσιάζονται αξιοσημείωτες αλλαγές. Στην ανάλυση αυτή παρατίθενται με μορφή λίστας οι κατηγορίες κάθε χαρακτηριστικού που κατά τη μετάβαση σε υψηλότερες βαθμολογίες εμφανίζουν κάποια τάση αύξουσα ή φθίνουσα.

Όσον αφορά τη μεταβλητή Recency:

- ΦΥΛΟ: Δεν υπάρχει κάποια αξιοσημείωτη τάση αύξησης της συγκέντρωσης χρηστών όσο ανεβαίνουμε στην κλίμακα.
- ΕΠΑΓΓΕΛΜΑ: Η κατανομή των Employees έχει αύξουσα τάση όσο ανεβαίνουμε στην κλίμακα. Το ποσοστό των Personal Business έχει ελαφρώς φθίνουσα τάση, το ποσοστό των Student έχει φθίνουσα πορεία, με μεγαλύτερη συγκέντρωση στις κλίμακες που αντιστοιχούν σε όχι τόσο πρόσφατη χρήση και μικρότερη στις κλίμακες με τις πιο πρόσφατες συναλλαγές.
- ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ: Οι Secondary, TEI Graduates education έχουν αυξητική τάση, οι AEI Graduates, Postgraduate studies έχουν φθίνουσα τάση που ανακόπτεται στην κλίμακα 5.
- ΟΙΚΟΓΕΝΕΙΑΚΗ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ: Δεν υπάρχει κάτι αξιοσημείωτο στην τάση.
- ΗΛΙΚΙΑ(ΣΕ ΟΜΑΔΕΣ): Οι ομάδες 45-64,65+ έχουν φθίνουσα τάση, ενώ οι ομάδες 18-24,25-29 έχουν αύξουσα τάση.
- ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΠΡΟΙΟΝΤΑ: Τρεχούμενοι, Μετοχές, Άυλοι, Bancassurance, Όρια εμφανίζουν αυξητική τάση.

Όσον αφορά τη μεταβλητή Frequency:

- ΦΥΛΟ: Και στα δυο φύλα μεγάλη συγκέντρωση στην κατηγορία 1, ενώ πολύ μικρή συγκέντρωση στην κατηγορία 2. Η κατηγορία 1 περιέχει τους χρήστες που πραγματοποίησαν 1-3 συναλλαγές και η κατηγορία 4-13. Βλέπουμε ότι στο συγκεκριμένο κανάλι υπάρχει ένα μεγάλο ποσοστό χρηστών που κάνει μόλις 1-3 συναλλαγές ενώ από έναν αριθμό συναλλαγών και πάνω γίνονται πιο συχνόι χρήστες.
- ΕΠΑΓΓΕΛΜΑ: Οι Personal Business έχουν αυξημένο ποσοστό στην κλίμακα 5, οι Unemployed, Student, Homelike, έχουν φθίνουσα τάση και οι Rentier έχουν αυξημένο ποσοστό στην κλίμακα 5.
- ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ: Αυξητική τάση όπως ανεβαίνουμε στην κλίμακα για τους AEI Graduates και Postgraduate Studies. Φθίνουσα για τους Basic Education, Secondary Education (εκτός της κλίμακας 5)
- ΟΙΚΟΓΕΝΕΙΑΚΗ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ: Παρατηρείται φθίνουσα τάση στους Singles και αύξουσα στους Married όσο αυξάνεται η συχνότητα συναλλαγών.

- ΗΛΙΚΙΑ(ΣΕ ΟΜΑΔΕΣ): Οι ομάδες 18-24, 25-29 εμφανίζουν φθίνουσα τάση.
- ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΠΡΟΙΟΝΤΑ: Τρεχούμενοι, Μετοχές, Άυλοι, Bancassurance, Όρια, Εγγυητικές εμφανίζουν αυξητική τάση.

Όσον αφορά τη μεταβλητή Monetary:

- ΦΥΛΟ: Δεν υπάρχει κάποια αξιοσημείωτη τάση
- ΕΠΑΓΓΕΛΜΑ: Η κατανομή των Employees έχει αύξουσα τάση όσο ανεβαίνουμε στην κλίμακα. Το ποσοστό των Personal Business έχει ελαφρώς φθίνουσα τάση, Το ποσοστό των Student έχει φθίνουσα πορεία, με μεγαλύτερη συγκέντρωση στις κλίμακες που αντιστοιχούν σε όχι τόσο πρόσφατη χρήση και μικρότερη στις κλίμακες με τις πιο πρόσφατες συναλλαγές.
- ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ: Οι Secondary, TEI Graduates education έχουν αυξητική τάση, οι AEI Graduates, Postgraduate studies έχουν φθίνουσα τάση που ανακόπτεται στην κλίμακα 5.
- ΟΙΚΟΓΕΝΕΙΑΚΗ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ: Δεν υπάρχει κάτι αξιοσημείωτο στην τάση.
- ΗΛΙΚΙΑ(ΣΕ ΟΜΑΔΕΣ): Οι ομάδες 45-64,65+ έχουν φθίνουσα τάση, ενώ οι ομάδες 18-24,25-29 έχουν αύξουσα τάση.
- ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΠΡΟΙΟΝΤΑ: Τρεχούμενοι, Μετοχές, Άυλοι, Bancassurance, Όρια εμφανίζουν αυξητική τάση.

#### 4.3.1.6 Clustering Analysis

Στην ανάλυση αυτή δοκιμάσαμε να χωρίσουμε τους χρήστες των εγχρήματων συναλλαγών βάσει των δημογραφικών μεταβλητών τους: ηλικία, φύλο και οικογενειακή κατάσταση με τη χρήση του αλγορίθμου k-means clustering που αναλύθηκε στο κεφάλαιο 2. Με τη χρήση του στο SPSS v.22 προέκυψαν δύο έγκυρες ομάδες χρηστών από τις οποίες η δεύτερη έχει μεγαλύτερο μέσο όρο ηλικίας και κάνει πιο εκτεταμένη χρήση της υπηρεσίας βάσει του μέσου όρου των συνολικών συναλλαγών κάθε χρήστη. Αυτό που παρατηρήθηκε είναι ότι η δεύτερη ομάδα έχει στην κατοχή της περισσότερα χρηματοοικονομικά προϊόντα. Η παρατήρηση αυτή όμως δεν είναι σαφές πως μπορεί να συνδεθεί με την αυξημένη χρήση καθώς η κατοχή περισσότερων χρηματοοικονομικών προϊόντων συνδέεται και με την ηλικία. Αυτό που έχει ενδιαφέρον είναι ότι η ομάδα αυτή βρέθηκε να διενεργεί συναλλαγές Credit Transfer σε ποσοστό 77,5% ενώ ο μέσος όρος των συναλλαγών Credit Transfer είναι 58,7%. Συνεπώς πιο συχνόι χρήστες διεξάγουν σε μεγαλύτερο βαθμό αυτή τη συναλλαγή σε σχέση με τις υπόλοιπες, γεγονός που καταδεικνύει τις ανάγκες που καλύπτουν από την υπηρεσία και αξίζει να διερευνηθεί περισσότερο από τα τραπεζικά ιδρύματα για την παροχή καλύτερων υπηρεσιών. Επιπλέον, βρέθηκε ότι στην ομάδα αυτή ανήκει περισσότερο από το 50% των χρηστών που διαθέτουν προσωπική επιχείρηση και λιγότερο από το 50% από τους Employees ενώ τα ποσοστά είναι αντίθετα για την ομάδα πιο χαμηλής χρήσης. Η κατάταξη των χρηστών σε clusters δεν μπορεί να διερευνηθεί περισσότερο ώστε να έχουμε επιτυχείς ομαδοποιήσεις στην παρούσα διπλωματική λόγω έλλειψης έγκυρων δεδομένων. Λόγω της αδυναμίας διαχωρισμού των χρηστών σε clusters θα ξεχωρίσουμε εμείς χαρακτηριστικά όπου έχουμε επαρκή δεδομένα για να δημιουργήσουμε ομάδες χρηστών τις οποίες θα μελετήσουμε.

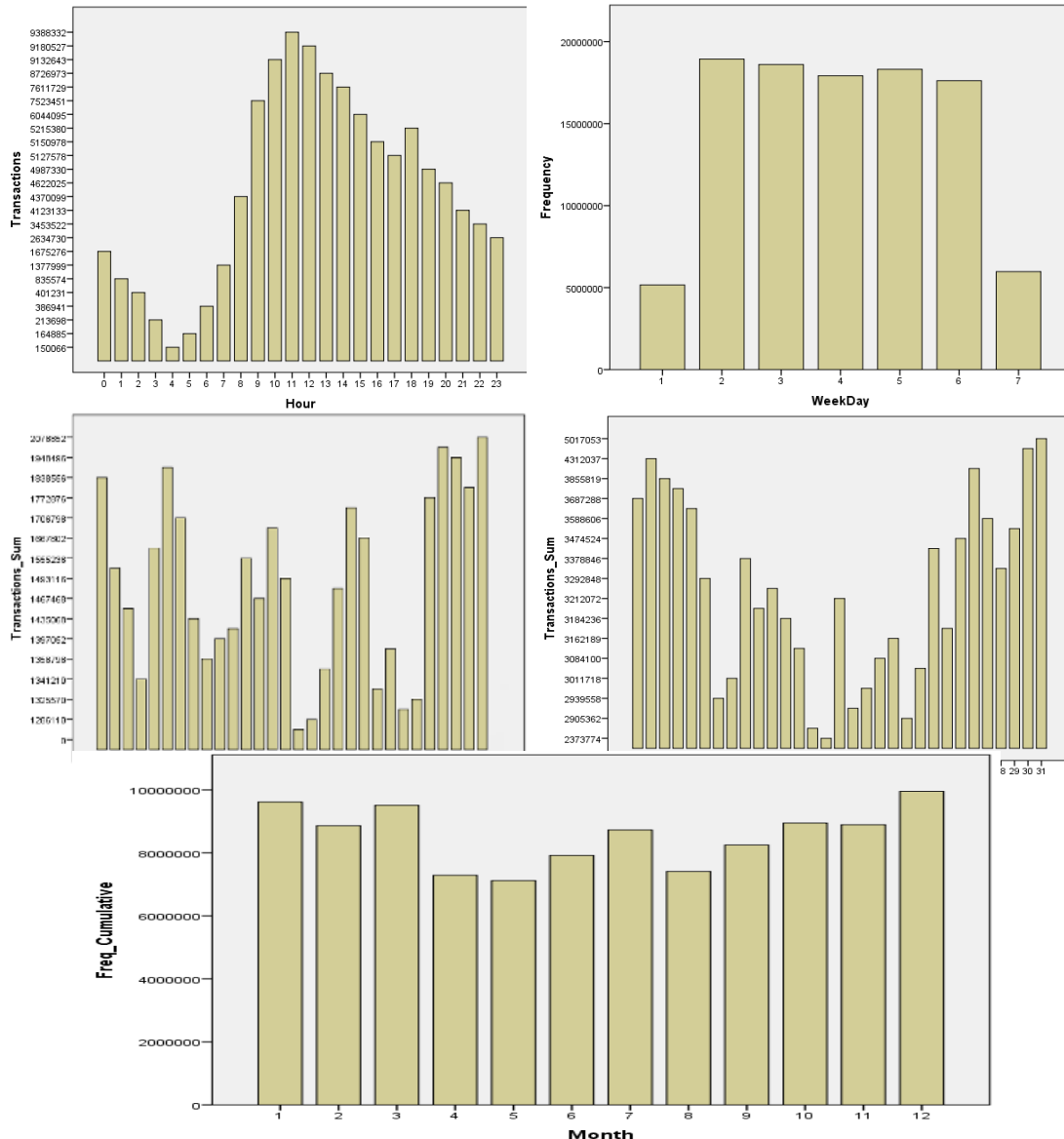
#### 4.3.2 Web Banking

Τα δεδομένα που επεξεργαστήκαμε στην υπηρεσία αυτή ήταν 102.498.195 συναλλαγές οι οποίες έγιναν από 231.135 χρήστες κατά το χρονικό διάστημα 4/2010–3/2013. Αργότερα δόθηκε βάρος στις εγχρήματες συναλλαγές η διερεύνηση των οποίων έχει μεγαλύτερο ενδιαφέρον από τις διάφορες ενημερωτικές συναλλαγές που διεξάγουν οι χρήστες.

#### 4.3.2.1 Χρονική Ανάλυση

Στην παράγραφο αυτή θα δούμε τη χρονική ανάλυση των συναλλαγών του Web Banking για τα αντίστοιχα μεγέθη που είδαμε και στο Mobile . Πιο συγκεκριμένα, παρατίθενται τα διαγράμματα για το διάστημα των τριών χρόνων που εξετάζουμε για τα στοιχεία:

- I) Κατανομή συνολικών συναλλαγών στις ώρες της ημέρας
- II) Κατανομή συνολικών συναλλαγών στις ημέρες της εβδομάδας
- III) Κατανομή συνολικών συναλλαγών κατά τη διάρκεια μηνών με 30 ημέρες(χωρίς το Φεβρουάριο)
- IV) Κατανομή συνολικών συναλλαγών κατά τη διάρκεια μηνών με 31 ημέρες
- V) Κατανομή συνολικών συναλλαγών στους μήνες



Εικόνα 4.1: Πάνω αριστερά: Κατανομή ημερήσια Πάνω δεξιά: Κατανομή εβδομαδιαία  
 Κεντρική αριστερά: Κατανομή κατά τη διάρκεια μήνα με 30 ημέρες  
 Κεντρική δεξιά: Κατανομή κατά τη διάρκεια μήνα με 31 ημέρες  
 Κάτω: Κατανομή στους μήνες

Οι παρατηρήσεις που προκύπτουν για τα παραπάνω μεγέθη για αυτή την υπηρεσία είναι οι εξής:

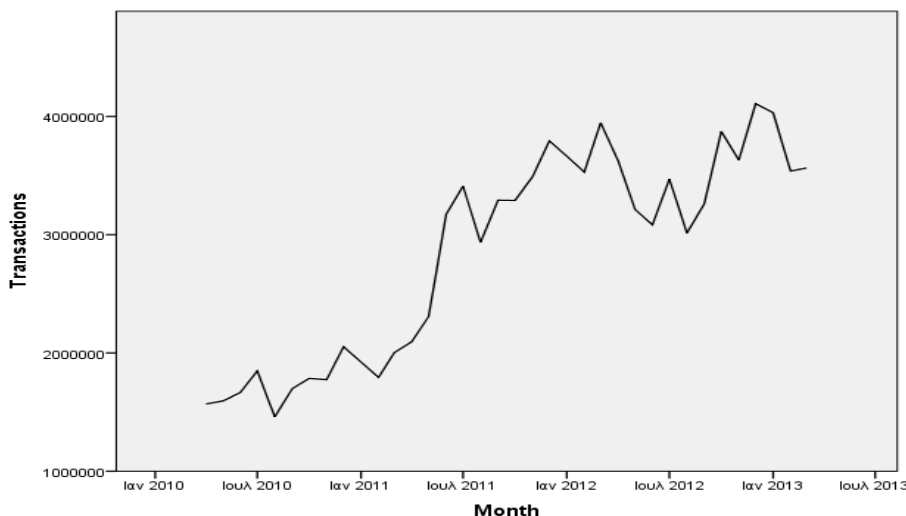
I) Η κατανομή των συναλλαγών Web Banking στις ώρες της ημέρας είναι ίδια με την κατανομή των συναλλαγών Mobile Banking. Και εδώ όπως και στο Mobile Banking ο μεγαλύτερος όγκος των συναλλαγών πραγματοποιείται σε ώρες λειτουργίας των φυσικών καταστημάτων και σε ώρες αιχμής. Αυτό υποδεικνύει ότι η υπηρεσία μπορεί να αποφορτίσει τα καταστήματα και η χρήση των υπηρεσιών σε ώρες εκτός καταστημάτων (βλέπουμε έντονη χρήση τις απογευματινές ώρες) παρέχει πρόσθετη αξία στους πελάτες. Επιπλέον, το γεγονός ότι η κατανομή είναι ίδια για τις δύο υπηρεσίες υποδεικνύει ότι δεν υφίσταται διαφορετικός τρόπος χρήσης τους.

II) Η εικόνα της χρήσης της υπηρεσίας κατά τη διάρκεια της εβδομάδας είναι παρόμοια με την εικόνα της υπηρεσίας Mobile Banking. Υπάρχει ιδιαίτερα αυξημένη χρήση τις καθημερινές ημέρες της εβδομάδας (Τετάρτη και Παρασκευή υπάρχει μια μείωση της τάξης των ~680.000 συναλλαγών) και ιδιαίτερα μειωμένη χρήση το Σαββατοκύριακο. Οι ημέρες κατά τις οποίες γίνεται χρήση ενδιαφέρουν την υπηρεσία καθώς εφόσον πρόκειται για ημέρες που είναι δυνατή η διεξαγωγή τους από τα φυσικά καταστήματα, η αύξηση του αριθμού πελατών που χρησιμοποιεί τις ηλεκτρονικές υπηρεσίες θα βοηθήσει στην ελάφρυνση του φόρτου από τα φυσικά καταστήματα.

III-IV) Η εικόνα που παίρνουμε από τα δεδομένα για τη χρήση της υπηρεσίας Web Banking κατά τη διάρκεια του μήνα διαφέρει πολύ από τις υπηρεσίες Mobile Banking. Εδώ βλέπουμε ότι υπάρχουν εξάρσεις χρήσης ενώ υπάρχουν ημέρες μέσα στο μήνα με πολύ χαμηλή χρήση. Η ιδιαίτερα αυξημένη χρήση στην αρχή και στο τέλος κάθε μήνα θεωρούμε και εδώ ότι οφείλεται σε πληρωμές που γίνονται εκείνες τις ημέρες.

V) Παρατηρείται μειωμένος όγκος συναλλαγών τους μήνες Απρίλιο, Μάιο. Επιπλέον, η χαμηλή τιμή του Αυγούστου θεωρούμε ότι οφείλεται στην απουσία λόγω διακοπών. Στα δεδομένα του Mobile δεν υπήρχε τέτοια παρατήρηση λόγω της φορητότητας της εν λόγω υπηρεσίας.

Στο παρακάτω διάγραμμα εξετάζουμε την τάση των συναλλαγών Web Banking όπως καταγράφηκε το χρονικό διάστημα που μελετάμε σε συναλλαγές ανά μήνα:



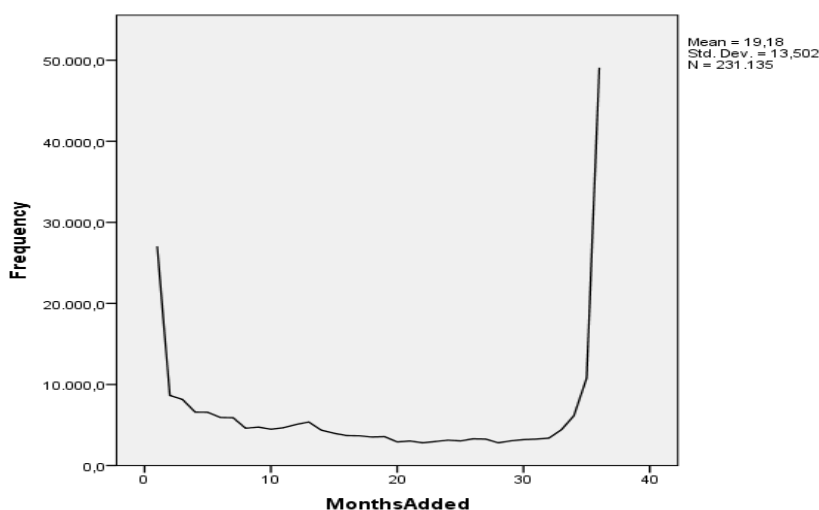
Εικόνα 4.10: Τάση συναλλαγών Web Banking το διάστημα 4/2010-3/2013 (μηνιαία δεδομένα)



Η σημαντική παρατήρηση που προκύπτει για τις δύο υπηρεσίες είναι ότι η τάση είναι έντονα αυξητική στο Web Banking όχι όμως έντονα εκθετική όπως στην υπηρεσία Mobile Banking. Αυτό δικαιολογείται από το γεγονός ότι η “αγορά” του Web Banking δεν βρίσκεται στα πρώτα της στάδια καθώς το προϊόν έχει εισαχθεί σχεδόν μία δεκαετία πριν από την υπηρεσία Mobile. Επιπροσθέτως από τη χρονική ανάλυση των συναλλαγών των δύο υπηρεσιών και τη σύγκριση των αποτελεσμάτων καταλήγουμε στο ότι οι υπηρεσίες δεν είναι ανταγωνιστικές αλλά συμπληρωματικές καθώς οι συναλλαγές κατανομονται σχεδόν το ίδιο όσον αφορά τις ώρες της ημέρας, τις ημέρες της εβδομάδας, τις ημέρες κατά τη διάρκεια ενός μήνα και τους μήνες κατά τη διάρκεια ενός χρόνου.

#### 4.3.2.2 Παραμονή χρηστών

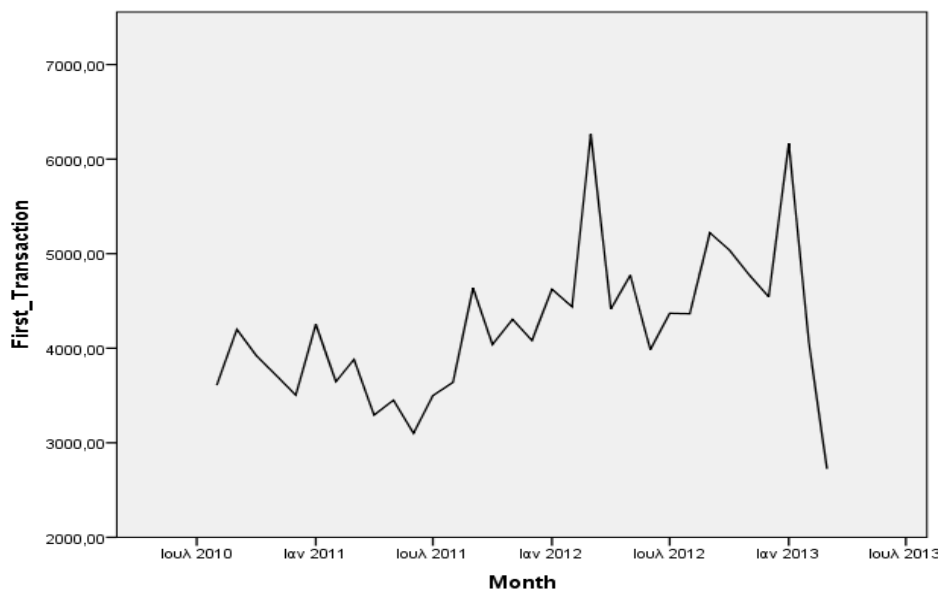
Για την παραμονή των χρηστών στην υπηρεσία Web Banking χρησιμοποιήσαμε την ίδια μεθοδολογία με την υπηρεσία Mobile Banking, δηλαδή εντοπίσαμε την πρώτη και την τελευταία συναλλαγή κάθε χρήστη στο διάστημα στο οποίο καλύπτουν τα δεδομένα μας. Η εικόνα που προκύπτει για την παραμονή χρήστη σε μήνες, όπως φαίνεται και στο παρακάτω διάγραμμα είναι ότι υπάρχει μεγάλη συγκέντρωση στον 1 μήνα στην υπηρεσία καθώς και στους 35 και 36. Πιο συγκεκριμένα το 11,7% των χρηστών παραμένει μόλις ένα μήνα ενώ 35 και 36 μήνες παραμένει το 25,9% και το 41,7% χρησιμοποιεί την υπηρεσία για πάνω από δύο χρόνια. Αναλύοντας τους χρήστες που ανήκουν στο 11,7% διακρίνουμε δύο είδη: τους χρήστες που δοκιμάζουν την υπηρεσία και την απορρίπτουν καθώς και τους χρήστες που εγγράφονται πρώτη φορά το μήνα Μάρτιο 2013 και καθώς τα δεδομένα μας τελειώνουν εκείνο το μήνα, δεν γνωρίζουμε πως εξελίσσεται η χρήση της υπηρεσίας από αυτούς. Επιπλέον, οι αυξημένες τιμές παραμονής στην υπηρεσία λίγους μήνες που βλέπουμε στο διάγραμμα οφείλονται μεν στους “Rejecters” αλλά και σε όλους τους νέους χρήστες καθώς η εγγραφή νέων χρηστών στην υπηρεσία έχει ιδιαίτερα αυξητική τάση. Επιπλέον, ένα ασφαλές συμπέρασμα που εξάγεται από αυτή την κατανομή είναι ότι υπάρχει μία βάση χρηστών “πιστή” στην υπηρεσία που τη χρησιμοποιεί σταθερά και για μεγάλο χρονικό διάστημα. Οι χρήστες αυτοί έχουν ιδιαίτερο ενδιαφέρον για τη χάραξη στρατηγικής και η εύρεση ενός “pattern” χρήσης αυτών των χρηστών θα μπορούσε να βοηθήσει την αναγνώριση αυτής της συμπεριφοράς σε νέους χρήστες και την παροχή κινήτρων για περαιτέρω χρήση.



Εικόνα 4.11: Κατανομή χρηστών σε μήνες παραμονής στην υπηρεσία Web Banking

Θα εξετάσουμε το ρυθμό εισαγωγής και ρυθμό απόρριψης της υπηρεσίας εξετάζοντας το ίδιο μέγεθος που εξετάσαμε στο Mobile Banking, δηλαδή την πρώτη και την τελευταία καταγεγραμμένη συναλλαγή χωρίς τα δεδομένα των πρώτων και τελευταίων τεσσάρων μηνών αντίστοιχα για να αποφύγουμε να συμπεριλάβουμε χρήστες παλαιότερα ενεργούς ή ακόμα ενεργούς αντίστοιχα. Η επιλογή της παράλειψης τεσσάρων μηνών έγινε από εξέταση των δεδομένων βάσει του πότε οι ασυνήθιστες παρατηρηθείσες τιμές επιστρέφουν σε κανονικό επίπεδο.

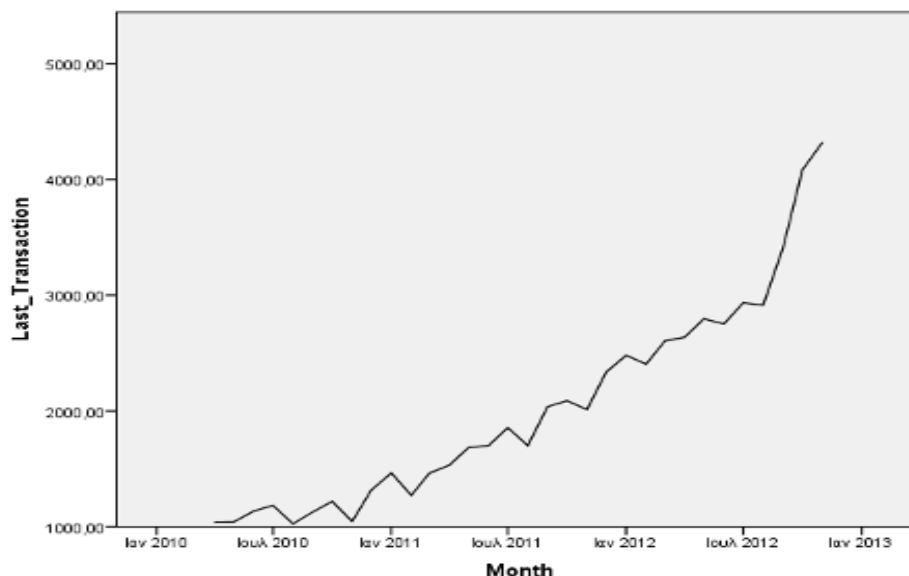
Ρυθμός εισόδου νέων χρηστών στην υπηρεσία:



Εικόνα 4.12: Εμφάνιση πρώτης συναλλαγής κατά το διάστημα 8/2010 – 4/2013

Η γενική τάση είναι αυξητική με περιόδους που οι νέοι χρήστες ήταν λιγότεροι αλλά και με μία ασυνήθιστη τιμή το Μάρτιο 2012 που εικάζουμε ότι μπορεί να οφείλεται σε προωθητική καμπάνια.

Ρυθμός εξόδου από την υπηρεσία:



4.13: Εμφάνιση τελευταίας συναλλαγής Web Banking κατά το διάστημα 4/2010 – 9/2013

Ο ρυθμός εξόδου είναι εκθετικός καθώς υπάρχει μεγάλος αριθμός νέων χρηστών, κάποιιοι από τους οποίους τελικά απορρίπτουν την υπηρεσία.

#### 4.3.2.3 Γενικά Στοιχεία – Δημογραφικά

Για την υπηρεσία Web Banking τα δημογραφικά στοιχεία των χρηστών και το ποσοστό των συναλλαγών εκ των συνολικών που πραγματοποιήθηκαν από χρήστες με συγκεκριμένα δημογραφικά χαρακτηριστικά, απεικονίζονται στον πίνακα 9.12 του παραρτήματος. Τα χαρακτηριστικά όπως και πριν είναι:

- I) Ηλικιακή ομάδα
- II) Φύλο
- III) Οικογενειακή κατάσταση
- IV) Εκπαίδευση
- V) Είδος απασχόλησης

Στα αποτελέσματα που προέκυψαν έχουμε να κάνουμε τις εξής παρατηρήσεις:

I) Και εδώ η πιο σημαντική ηλικιακή ομάδα είναι η 30-44 η οποία διεξάγει το 44,1% των συνολικών συναλλαγών. Αντίστοιχης έντασης χρήσης βάσει πλήθους συναλλαγών κάνει και η ηλικιακή ομάδα 45-64 που διεξάγει το 43,1% των συναλλαγών και περιλαμβάνει το 32,9% των χρηστών. Γενικά βλέπουμε ότι η κατανομή είναι “μετατοπισμένη” προς τα πάνω καθώς περισσότεροι χρήστες ανήκουν σε μεγαλύτερα ως προς την ηλικία γκρουπ. Αντιθέτως, στο Mobile Banking ανήκαν περισσότεροι χρήστες στις νεότερες ηλικιακές ομάδες.

II) Οι γυναίκες αποτελούν το 34% των χρηστών της υπηρεσίας και διεξάγουν το 26,4% των συναλλαγών ενώ οι άντρες είναι το 73% (το 0,4% είναι αγνώστων στοιχείων) και διεξάγουν το 83,5% των συναλλαγών. Και στις δύο υπηρεσίες η χρήση είναι κυρίως από άντρες. Όμως στο Web Banking γίνεται χρήση της υπηρεσίας από περισσότερες γυναίκες σε σχέση με το Mobile. Τέλος και στις δύο υπηρεσίες οι συναλλαγές για τα δύο φύλα διεξάγονται δυσανάλογα του ποσοστού χρηστών τους από την άποψη ότι οι γυναίκες διεξάγουν μικρότερο ποσοστό συναλλαγών από αυτό που κατέχουν ως χρήστες στην υπηρεσία.

III) Και στο Web Banking βλέπουμε ότι δεν υπάρχει κάποια αξιοσημείωτα ασυνήθιστη τιμή ως προς αυτό το χαρακτηριστικό. Ως προς την οικογενειακή κατάσταση αυτό που έχει ενδιαφέρον είναι ότι στην υπηρεσία του Mobile οι ελεύθεροι κατέχουν το 56% και οι παντρεμένοι το 40,8% ενώ στο Web οι ελεύθεροι το 44,8 και οι παντρεμένοι το 51,8%. Τα ποσοστά αυτά αντιστρέφονται στις δύο υπηρεσίες διότι στο Web οι χρήστες είναι μεγαλύτεροι σε ηλικία. Επιπλέον, στο Mobile οι παντρεμένοι διεξάγουν σε ποσοστό λίγο περισσότερες συναλλαγές από το ποσοστό των χρηστών ενώ στο Web διεξάγουν πολύ περισσότερες συναλλαγές από το ποσοστό που αναλογεί στους παντρεμένους χρήστες, κάτι που θεωρούμε και πάλι ότι οφείλεται στη μεγαλύτερη ηλικία και συνεπώς στις πιο σύνθετες χρηματοοικονομικές ανάγκες και υπηρεσίες.

IV) Λόγω της έλλειψης πληροφορίας στο συγκεκριμένο πεδίο για πάνω από το 50% των χρηστών δεν μπορούμε να εξάγουμε κάποιο ασφαλές συμπέρασμα

V) Η απασχόληση μεγάλου μέρους των χρηστών είναι υπάλληλοι (53,1%) και ένα μεγάλο ποσοστό έχουν δική τους επιχείρηση (19,4%). Οι υπάλληλοι διενεργούν το 49,7% των συνολικών συναλλαγών ενώ οι ιδιοκτήτες επιχείρησης παρόλο που αριθμητικά είναι πολύ λιγότεροι από τους υπαλλήλους διενεργούν το 30,3% των συναλλαγών. Στην υπηρεσία Web οι ιδιοκτήτες επιχείρησης διεξάγουν πολλές συναλλαγές σε σχέση με το μέγεθος της ομάδας τους. Αυτό ενδέχεται να οφείλεται στη χρήση τους για διεκπεραίωση συναλλαγών της επιχείρησης. Οι χρήστες που διεξάγουν συναλλαγές επιχειρήσεων καθώς συνήθως διεξάγουν αυξημένο όγκο συναλλαγών

πρέπει να έχουν ειδική αντιμετώπιση. Επιπλέον, στη σύγκριση αυτού του χαρακτηριστικού για χρήστες των δύο υπηρεσιών βλέπουμε ότι τα ποσοστά κατανέμονται παρόμοια, με διαφορά την ομάδα των συνταξιούχων οι οποίοι είναι αυξημένοι στο Web σε σχέση με το Mobile. Αυτό οφείλεται στη χρήση του Web από μεγαλύτερες ηλικίες

Τέλος, στον Πίνακα 9.13 του παραρτήματος παρουσιάζονται τα ποσοστά κατοχής χρηματοοικονομικών προϊόντων (Τρεχούμενοι λογαριασμοί, Ταμειυτηρίου, Προθεσμίας, Μετοχές, Αμοιβαία, Στεγαστικά, Καταναλωτικά, Πιστωτικές, Factoring, Άυλοι τίτλοι, Bancassurance, Όρια, Εφάπαξ, Εγγυητικές) όσον αφορά τους 231,000 χρήστες και το ποσοστό εκ των 102.498.195 συναλλαγών που έχει διενεργηθεί από χρήστες που έχουν στην κατοχή τους χρηματοοικονομικά προϊόντα. Αυτό που ενδιαφέρει περισσότερο είναι η μεταβολή της κατοχής χρηματοοικονομικών προϊόντων μεταξύ ομάδων χρηστών που παρατηρείται πιο έντονη χρήση που θα εξεταστεί στην παράγραφο της RFM Ανάλυσης για το Web Banking.

#### 4.3.2.4 Εγχρήματες συναλλαγές

##### 4.3.2.4.1 Ανάλυση εγχρήματων συναλλαγών

Οι συναλλαγές του Web Banking κατανέμονται στις εξής κατηγορίες συναλλαγών:

Πίνακας 4.4: Κατανομή συνολικών συναλλαγών Web Banking στις διάφορες κατηγορίες συναλλαγών

Transaction Group	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Admin	53711	0,1	0,1	0,1
Credit Transfer	5797253	5,7	5,7	5,7
Info	66529200	64,9	64,9	70,6
Investments	371019	0,4	0,4	71
Login	24095247	23,5	23,5	94,5
Banking product payment	1048148	1	1	95,5
Other payments	4603617	4,5	4,5	100
Total	102498195	100	100	

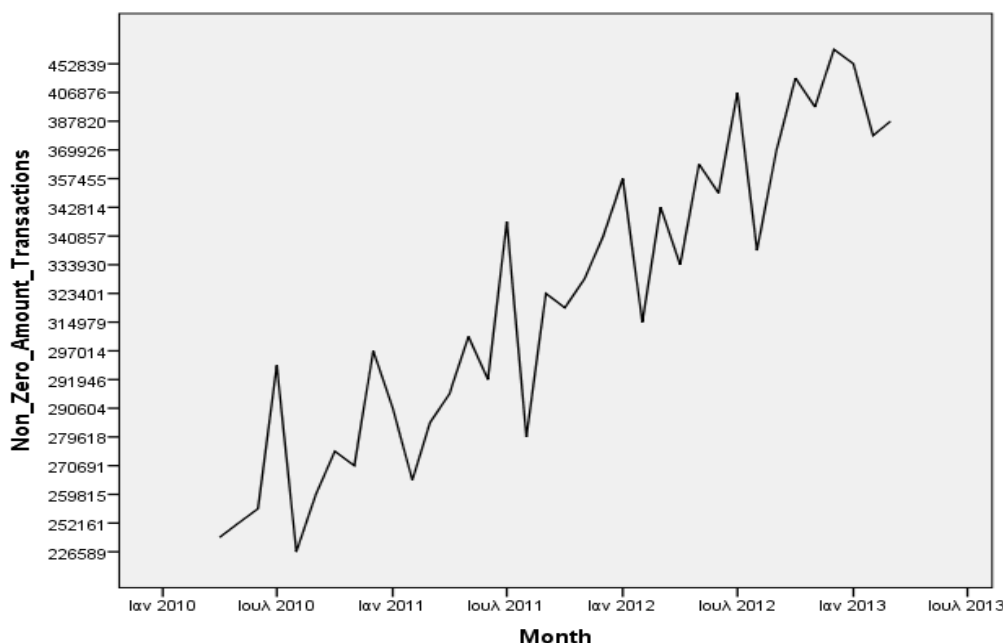
Και στην υπηρεσία Web Banking βλέπουμε ότι οι ενημερωτικές συναλλαγές είναι το 64,9% των συναλλαγών. Επειδή οι ενημερωτικές συναλλαγές δεν παρέχουν περαιτέρω ουσιαστικές πληροφορίες προς ανάλυση θα επικεντρωθούμε στην ανάλυση των εγχρήματων συναλλαγών. Οι εγχρήματες συναλλαγές που καταγράφηκαν για το διάστημα 4/2010-3/2013 είναι 11.760.112 δηλαδή 11,473% εκ των συνολικών συναλλαγών και διενεργούνται από 161.204 χρήστες δηλαδή 69,745% εκ των συνολικών χρηστών κάνουν εγχρήματες συναλλαγές. Από το τελευταίο ποσοστό βλέπουμε ότι πολύ μεγαλύτερο ποσοστό των χρηστών κάνει εγχρήματες συναλλαγές στο Web σε σχέση με το Mobile (45,83% στο Mobile). Γίνονται οι εξής τύποι εγχρήματων συναλλαγών:

Πίνακας 4.5: Κατανομή εγχρήματων συναλλαγών Web Banking στις διάφορες κατηγορίες συναλλαγών

Transaction Group	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Admin	1795	0	0	0
Credit Transfer	5797253	49,3	49,3	49,3
Investments	332132	2,8	2,8	52,1
Banking product payment	1048148	8,9	8,9	61
Other payments	4580784	39	39	100
Total	11760112	100	100	

Όσον αφορά τη χρονική ανάλυση των εγχρήματων συναλλαγών η εικόνα που προκύπτει για τη χρονική κατανομή δεν έχει πολλές διαφορές με την προηγούμενη εικόνα των συνολικών συναλλαγών. Τα σχετικά διαγράμματα παρατίθενται στις εικόνες του παραρτήματος 9.5-9.9. Η μόνη αξιοσημείωτη διαφορά είναι στην κατανομή των συναλλαγών στη διάρκεια ενός μήνα, όπου στις συνολικές είχαμε έντονες αυξομειώσεις με μερικές μέρες στη διάρκεια του μήνα με πολύ μικρό αριθμό συναλλαγών συγκριτικά με τις επόμενες ημέρες (διαφορά της τάξης των). Αντιθέτως στις εγχρήματες συναλλαγές ενώ υπάρχουν 3 διαστήματα ημερών μέσα στο μήνα με λιγότερες συναλλαγές η διαφορά τάξης συναλλαγών δεν είναι τόσο μεγάλη. Επίσης, αντίστοιχα με τις συνολικές και στις εγχρήματες εμφανίζεται αύξηση των συναλλαγών στην αρχή του μήνα και στο τέλος, που θεωρούμε ότι οφείλεται στη διεκπεραίωση των αυξημένων υποχρεώσεων στην αρχή και το τέλος του μήνα.

Η τάση των εγχρήματων συναλλαγών σε μηνιαία δεδομένων είναι:



Εικόνα 4.14: Τάση εγχρήματων συναλλαγών Web Banking (μηνιαία δεδομένα)

Όπως βλέπουμε οι εγχρήματες συναλλαγές Web έχουν έντονη αυξητική τάση με έντονες αυξομειώσεις οι οποίες οφείλονται στην εποχικότητα (μείωση τους μήνες Αύγουστο και Ιανουάριο-Φεβρουάριο)

Όσον αφορά τα δημογραφικά στοιχεία των εγχρήματων συναλλαγών η κατανομή των 161.206 χρηστών και των συνολικών συναλλαγών φαίνεται αναλυτικά στον πίνακα 9.14 του Παραρτήματος. Από την κατανομή προκύπτουν οι εξής παρατηρήσεις:

I) Η μεγαλύτερη ηλικιακή ομάδα είναι η 45-64 με 49,1 % των χρηστών αλλά διεξάγει μόλις το 43% των συναλλαγών. Ιδιαίτερα σημαντική είναι και η ηλικιακή ομάδα 30-44 ετών η οποία περιλαμβάνει το 34,2% των χρηστών αλλά το 45,56% των συναλλαγών, γεγονός που καταδεικνύει ότι είναι πολύ ενεργή και ενδεχομένως να έχει ή να καλύπτει περισσότερες ανάγκες από την 45-64.

II) Όσον αφορά το φύλο οι άντρες και εδώ είναι πλειοψηφία και διεξάγουν μεγαλύτερο ποσοστό συναλλαγών σε αναλογία με τον πληθυσμό τους από τις γυναίκες.

III) Οι ελεύθεροι είναι το 43% και διεξάγουν μόλις το 31% των συναλλαγών ενώ οι παντρεμένοι είναι το 53,1% και διεξάγουν μεγαλύτερο σε αναλογία από το ποσοστό του πληθυσμού τους αριθμό συναλλαγών, συγκεκριμένα το 65,4% των εγχρήματων.

IV) Λόγω της έλλειψης πληροφορίας στο συγκεκριμένο πεδίο για πάνω από το 50% των χρηστών δεν μπορούμε να εξάγουμε κάποιο ασφαλές συμπέρασμα.

V) Η πλειοψηφία των χρηστών όσον αφορά την απασχόληση είναι υπάλληλοι (54,9%) και διεξάγουν το 47,3% των συναλλαγών. Επίσης, οι χρήστες που έχουν δική τους επιχείρηση είναι το 21,6% όμως είναι σημαντική ομάδα και διεξάγουν το 35,9% των συναλλαγών.

Όσον αφορά το φύλο των χρηστών από περαιτέρω ανάλυση (Παράρτημα πίνακες 9.15-9.16 και Εικόνες 9.8-9.12) προκύπτουν οι εξής παρατηρήσεις:

I) Οι άντρες διακίνησαν συνολικά 32.265.964.235€ και μέσο ποσό συναλλαγής 3.777,43€ ενώ οι γυναίκες διακίνησαν 3.613.011.032€ και μέσο ποσό συναλλαγής 1.151,4€.

II) Οι άντρες διενεργούν σε μεγαλύτερο ποσοστό συναλλαγές Investments και την πλειοψηφία του όγκου του των συναλλαγών Investments.

III) Και στα δύο φύλα η πλειοψηφία των χρηστών ανήκουν στις ηλικιακές ομάδες 30-44 και 45-64. Στις γυναίκες η μεγαλύτερη ομάδα είναι η 30-44 ενώ στους άντρες είναι η 45-64.

IV) Και τα δύο φύλα έχουν εκθετική τάση αριθμού συναλλαγών, όμως η τάση των γυναικών είναι πιο έντονη

V) Η κατανομή μέσα στην εβδομάδα για τους άντρες είναι ίδια με την εικόνα που έχουμε δει μέχρι τώρα, όμως για τις γυναίκες παρατηρείται φθίνουσα τάση συναλλαγών στις καθημερινές ημέρες τις εβδομάδας με μεγαλύτερη συγκέντρωση τη Δευτέρα και Τρίτη ενώ την Πέμπτη έχουμε αντίθετα της τάσης μεγάλη τιμή αριθμού συναλλαγών.

VI) Κατά τη διάρκεια του μήνα και τα δύο φύλα έχουν διαστήματα ημερών που οι συναλλαγές είναι ιδιαίτερα χαμηλές, δηλαδή παρατηρούνται οι αυξομειώσεις που είδαμε κ παραπάνω.

VII) Πιο χαμηλή είσοδο γυναικών χρηστών κατά το πρώτο έτος που εξετάζουμε ενώ μετά παρατηρείται ίδια εικόνα με την είσοδο αντρών χρηστών.

VIII) Η έξοδος των γυναικών από την υπηρεσία έχει σταθερά αυξητική τάση ενώ η έξοδος των αντρών ήταν χαμηλή για το διάστημα 3/2010-8/2011 και από τότε υπάρχει έντονη αυξητική τάση.

Τέλος, για να κλείσουμε την παράγραφο αυτή παραθέτουμε στον πίνακα 9.17 του παραρτήματος τα συνολικά ποσά και μέσα ποσά που διακινούνται από τους χρήστες βάσει των 5 χαρακτηριστικών που εξετάζουμε. Εδώ αξίζει να σημειώσουμε ότι τα χαρακτηριστικά που διακινούν τα μεγαλύτερα ποσά κατά μέσο όρο είναι: η ηλικιακή ομάδα 45-64, οι χρήστες με απασχόληση δική τους επιχείρηση αλλά και οι συνταξιούχοι, οι άντρες, οι παντρεμένοι καθώς και οι χρήστες με εκπαίδευση ΑΕΙ.

#### 4.3.2.4.2 RFM Analysis εγχορήματων συναλλαγών

Στις συναλλαγές του Web Banking έγινε η RFM ανάλυση για την αξιολόγηση των χρηστών ως προς τη χρήση και έδωσε καλύτερα αποτελέσματα από την αντίστοιχη του Mobile καθώς οι εγχορήματες του Web που έχουμε να μελετήσουμε είναι πολύ περισσότερες σε αριθμό. Η κλίμακα βαθμολογίας για τις μεταβλητές Recency, Frequency και Monetary είναι και εδώ από το 1 έως το 5. Στον παρακάτω πίνακα βλέπουμε σε ποιο χρονικό διάστημα, ποια συχνότητα συναλλαγών και σε τι εύρος τιμών κυμαίνεται κάθε κλίμακα της βαθμολογίας για τις 3 μεταβλητές.

Πίνακας 4.6: Φάσμα μεταβλητών RFM ανάλυσης για κλίμακα βαθμολογιών 1-5

Score	Date of most recent transaction		Number of transactions		Amount	
	Minimum	Maximum	Minimum	Maximum	Minimum	Maximum
1	2010/04/01	2012/07/01	1	3	,01	1153,63
2	2012/07/02	2013/02/05	4	13	1153,65	5226,00
3	2013/02/06	2013/03/13	14	37	5226,09	16431,33
4	2013/03/14	2013/03/26	38	102	16431,45	51766,82
5	2013/03/27	2013/03/31	103	33287	51767,34	9303208695,20

Οι πίνακες του παραρτήματος 9.18-9.23 απεικονίζουν την αξιολόγηση των χρηστών στις RFM βάσει των δημογραφικών χαρακτηριστικών που είδαμε και παραπάνω καθώς και για την κατοχή χρηματοοικονομικών προϊόντων. Σε ορισμένα χαρακτηριστικά κατά την αύξηση της βαθμολογίας κάποιας μεταβλητής δεν παρουσιάζονται αξιοσημείωτες αλλαγές. Στην ανάλυση αυτή παρατίθενται με μορφή λίστας οι κατηγορίες κάθε χαρακτηριστικού που κατά τη μετάβαση σε υψηλότερες βαθμολογίες εμφανίζουν κάποια τάση αύξουσα ή φθίνουσα.

Όσον αφορά τη μεταβλητή Recency:

- ΦΥΛΟ: Δεν υπάρχει κάποια αξιοσημείωτη τάση.
- ΕΠΑΓΓΕΛΜΑ: Η κατανομή των employees κυμαίνεται σε παραπλήσια επίπεδα, το ποσοστό των Personal Business είναι ιδιαίτερα αυξημένο στην κλίμακα 5, το ποσοστό των Retired είναι αυξημένο στην κλίμακα 5 και το ποσοστό των Unemployed, Student, Rentier, Homelike έχει φθίνουσα πορεία, με μεγαλύτερη συγκέντρωση στις κλίμακες που αντιστοιχούν σε όχι τόσο πρόσφατη χρήση και μικρότερη στις κλίμακες με τις πιο πρόσφατες συναλλαγές.
- ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ: Δεν υπάρχει κάποια αξιοσημείωτη τάση.
- ΟΙΚΟΓΕΝΕΙΑΚΗ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ: Παρατηρούμε ελαφρώς φθίνουσα τάση στους Singles.
- ΗΛΙΚΙΑ(ΣΕ ΟΜΑΔΕΣ): Οι ομάδες 18-24, 25-29 έχουν φθίνουσα τάση, η ομάδα 30-44,45-64 έχει αύξουσα τάση. Εκ των συνολικών το 18,7% των χρηστών που χρησιμοποίησαν την υπηρεσία πιο πρόσφατα (κατηγορίες 4 και 5) ανήκει στο γκρουπ 30-44, ενώ το 15,7% ανήκει στο γκρουπ 45-64.
- ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΠΡΟΪΟΝΤΑ: Τα προϊόντα Τρεχούμενοι, Προθεσμίας, Μετοχές, Αμοιβαία, Πιστωτικές, Άυλοι, Bancassurance, Όρια, Εγγυητικές εμφανίζουν αυξητική τάση όσο ανεβαίνουμε στην κλίμακα.

Όσον αφορά τη μεταβλητή Frequency:

- ΦΥΛΟ: Δεν υπάρχει κάποια αξιοσημείωτη τάση.
- ΕΠΑΓΓΕΛΜΑ: Οι Employee έχουν μικρότερο ποσοστό στις κατηγορίες 1 και 5, οι Personal Business έχουν αύξουσα τάση στην κλίμακα και οι Unemployed, Student, Homelike, έχουν φθίνουσα τάση.

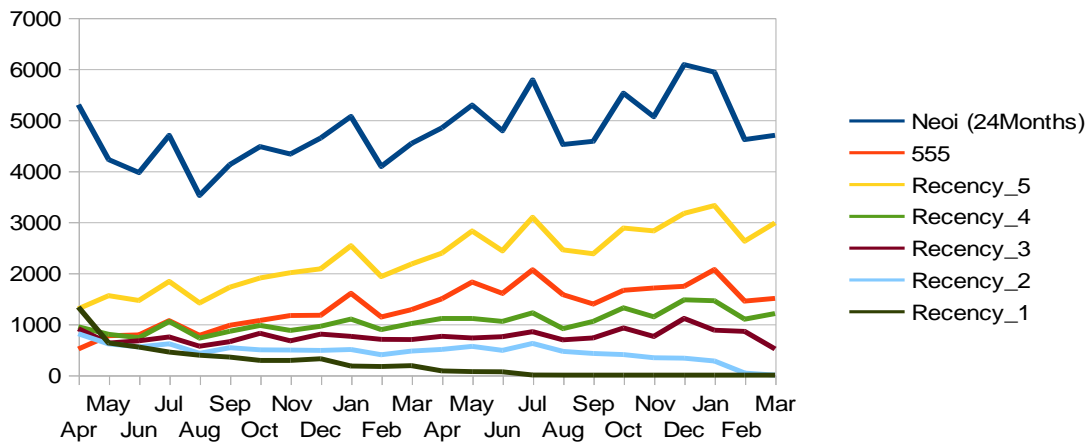
- ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ: Παρατηρείται αυξητική τάση όπως ανεβαίνουμε στην κλίμακα για τους AEI Graduates και Postgraduate Studies και φθίνουσα για τους Basic Education.
- ΟΙΚΟΓΕΝΕΙΑΚΗ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ: Παρατηρούμε φθίνουσα τάση στους Singles και αύξουσα στους Married όσο αυξάνεται η συχνότητα συναλλαγών.
- ΗΛΙΚΙΑ(ΣΕ ΟΜΑΔΕΣ): Η ομάδα 18-24, 25-29 έχει φθίνουσα τάση, η ομάδα 30-44 εμφανίζει πιο υψηλά ποσοστά στις μεσαίες κλίμακες (2, 3, 4) και τέλος οι ομάδες 45-64, 65+ έχουν αύξουσα τάση.
- ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΠΡΟΪΟΝΤΑ: Τα προϊόντα Τρεχούμενοι, Προθεσμίας, Μετοχές, Ταμιευτήριο, Αμοιβαία, Στεγαστικά, Πιστωτικές, Άυλοι, Bancassurance, Όρια, Εγγυητικές εμφανίζουν αυξητική τάση όσο ανεβαίνουμε στην κλίμακα.

Όσον αφορά τη μεταβλητή Monetary:

- ΦΥΛΟ: Στις γυναίκες παρατηρείται μείωση του ποσοστού τους όσο αυξάνεται η κλίμακα των ποσών. Στους άντρες η τάση αυτή είναι αντίστροφη.
- ΕΠΑΓΓΕΛΜΑ: Οι Employee κινούνται σε σταθερά επίπεδα και είναι κάπως μειωμένοι στην κλίμακα 5, οι Personal Business έχουν σταθερά αυξητική τάση όσο ανεβαίνουμε στην κλίμακα, με μεγάλη συγκέντρωση στην κλίμακα 5, οι Unemployed, Student έχουν φθίνουσα τάση με μεγάλη συγκέντρωση στην κλίμακα 1 και πολύ μικρή στην 5, δηλαδή πολύ μικρή συγκέντρωση στην κλίμακα με τα υψηλότερα ποσά, οι Retired έχουν αυξητική τάση όσον αφορά τα διακινούμενα ποσά και οι Homelike έχουν φθίνουσα τάση.
- ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ: Οι Basic Education, TEI Graduates έχουν φθίνουσα πορεία, οι AEI Graduates, Postgraduate studies έχουν αύξουσα πορεία.
- ΟΙΚΟΓΕΝΕΙΑΚΗ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ: Όσο μεταβαίνουμε σε μεγαλύτερα ποσά ανά γκρουπ το ποσοστό των Singles μειώνεται και το ποσοστό των Married αυξάνεται. Θεωρούμε ότι οφείλεται στην ηλικία που αυξάνεται καθώς ανεβαίνουμε στην κλίμακα διακινούμενων ποσών.
- ΗΛΙΚΙΑ(ΣΕ ΟΜΑΔΕΣ): Οι ομάδες 18-24, 25-29 έχουν φθίνουσα τάση, η ομάδα 30-44 μικρότερο ποσοστό στην κλίμακα 5, η ομάδα 45-64 εμφανίζει έντονη αύξουσα τάση και τέλος η ομάδα 65+ έχει αύξουσα τάση όταν ανεβαίνουμε σε μεγαλύτερα διακινούμενα ποσά κατά μέσο όρο. Τα κύρια target groups είναι τα 30-44 και 45-64 καθώς έχουν τους περισσότερους χρήστες (και πολλούς στην κλίμακα 5).
- ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΠΡΟΪΟΝΤΑ: Τα προϊόντα Τρεχούμενοι, Προθεσμίας, Μετοχές, Ταμιευτήριο, Αμοιβαία, Στεγαστικά, Καταναλωτικά, Πιστωτικές, Άυλοι, Bancassurance, Όρια, Εγγυητικές εμφανίζουν αυξητική τάση όσο ανεβαίνουμε στην κλίμακα.

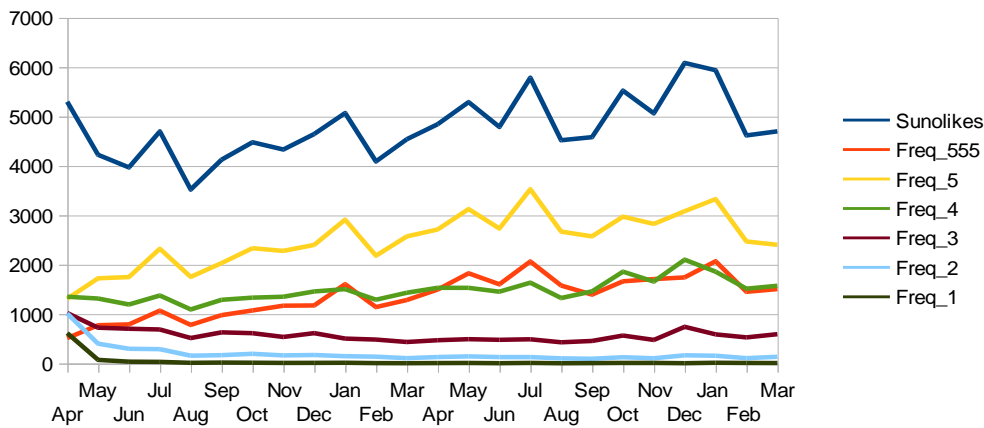
Τέλος, στα επόμενα διαγράμματα απεικονίζονται οι χρονοσειρές συναλλαγών σε μηνιαία δεδομένα των νέων χρηστών που ανήκουν στις διαφορετικές κλίμακες της RFM ανάλυσης καθώς και η κατηγορία των χρηστών που έχουν βαθμολογηθεί με “555” δηλαδή και στις 3 μεταβλητές είναι στην ανώτερη κλίμακα σε σύγκριση με τις συνολικές συναλλαγές. Αρχικά, όσον αφορά την Recency:





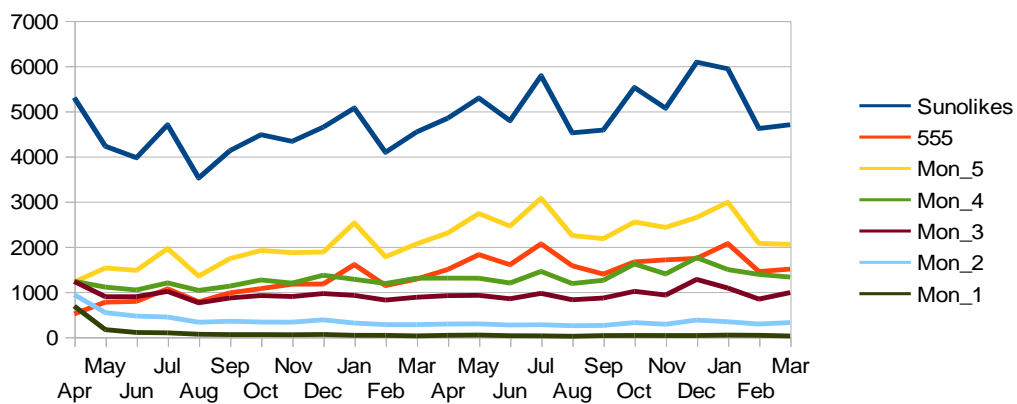
Εικόνα 4.15: Τάση συναλλαγών ομάδων μεταβλητής Recency

Όσον αφορά την Frequency:



Εικόνα 4.16: Τάση συναλλαγών ομάδων μεταβλητής Frequency

Όσον αφορά τη μεταβλητή Monetary:



Εικόνα 4.17: Τάση συναλλαγών ομάδων μεταβλητής Frequency

Βλέπουμε ότι υπάρχουν ομάδες που η χρονοσειρά τους ακολουθεί σε μεγάλο βαθμό την τάση και της αυξομειώσεις των συνολικών συναλλαγών. Λόγω αυτού θα επιχειρήσουμε να χρησιμοποιήσουμε τις χρονοσειρές των ομάδων που προέκυψαν από την RFM για να προβλέψουμε, με τη βέλτιστη για τα δεδομένα μέθοδο πρόβλεψης, μελλοντικές τιμές αριθμού συναλλαγών και αριθμού χρηστών.

#### 4.3.2.4.3 Clustering Analysis

Στην ανάλυση αυτή χρησιμοποιήσαμε τον αλγόριθμο k-means για να χωρίσουμε τους χρήστες σε ομοιογενείς ομάδες βάσει της χρήσης που κάνουν δηλαδή βάσει του αριθμού των συναλλαγών που έχουν πραγματοποιήσει και βάσει των ποσών που έχουν διακινήσει. Με τη χρήση του αλγορίθμου στο SPSS v.22 προέκυψαν 7 ομάδες χρηστών. Οι 7 ομάδες εμφανίζουν διαφορές στην ένταση της χρήσης με διαφορετικό μέσο όρο συναλλαγών και διαφορετικά μέσα διακινούμενα ποσά. Στην παρούσα ανάλυση δεν ενδιαφέρει η παρουσίαση περισσότερων λεπτομερειών για τις ομάδες αυτές καθώς την πιο επιτυχή ομαδοποίηση της συμπεριφοράς την παρέχει η RFM ανάλυση. Ενδεικτικά κάποια συμπεράσματα για τις ομάδες που κάνουν εκτεταμένη χρήση είναι ότι οι χρήστες ανήκουν στην ηλικιακή ομάδα 45-64, έχουν δική τους επιχείρηση, έχουν μεγάλα ποσοστά σε σχέση με το μέσο όρο στην κατοχή Άυλων τίτλων, Ασφαλειών (Bancassurance) και Μετοχών.

#### 4.3.3 Χρήστες Web και Mobile Banking

Από τους χρήστες που εξετάσαμε στις δύο υπηρεσίες και διεξάγουν εγχρήματες συναλλαγές καθώς αυτές μας ενδιαφέρουν, υπάρχουν 13.565 χρήστες που διεξάγουν εγχρήματες και στις δύο υπηρεσίες. Στην παράγραφο αυτή θα παρουσιάσουμε κάποια ενδιαφέροντα στατιστικά που βρέθηκαν για τη συμπεριφορά των χρηστών στις δύο υπηρεσίες. Από τους κοινούς χρήστες των δύο υπηρεσιών:

I) Από τους χρήστες Mobile που κάνουν εγχρήματες συναλλαγές (14.499) το 93,55% διενεργεί εγχρήματες συναλλαγές και στο Web.

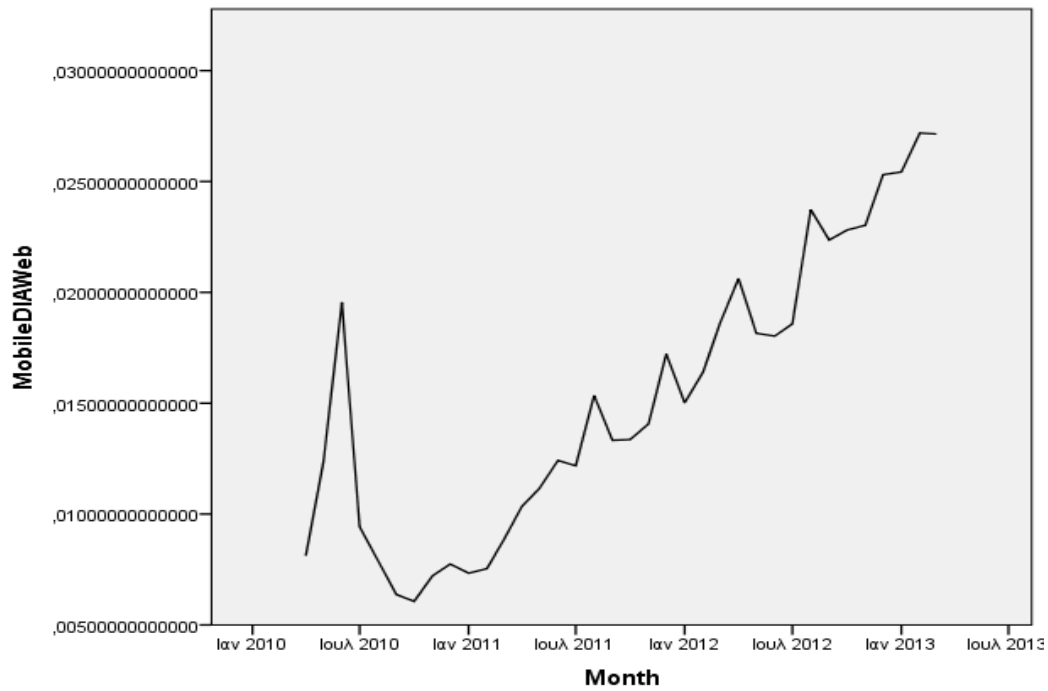
II) Το 91,69% κάνει περισσότερες συναλλαγές στο Web και οι χρήστες αυτοί κάνουν 37 φορές κατά μέσο όρο περισσότερες συναλλαγές στο Web σε σχέση με το Mobile.

III) Μόλις το 9,31% κάνει περισσότερες συναλλαγές στο Mobile και οι χρήστες αυτοί διεξάγουν κατά μέσο όρο 5 φορές περισσότερες συναλλαγές.

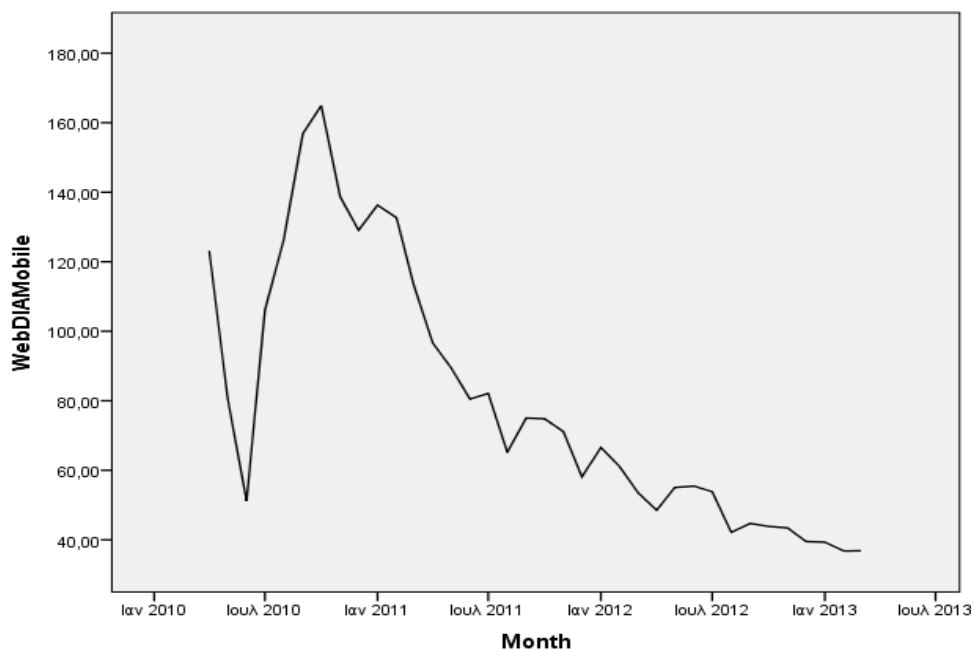
IV) Το 88,75% διακινεί μεγαλύτερα ποσά στο Web, από ό,τι στο Mobile και οι χρήστες αυτοί διακινούν κατά μέσο όρο 2762 φορές μεγαλύτερα ποσά στο Web σε σχέση με το Mobile.

V) Οι χρήστες που διακινούν μεγαλύτερα ποσά στο Mobile διακινούν 25 φορές μεγαλύτερα ποσά από ότι στο Web.

VI) Δεν υπάρχει ανάλογη αύξηση στον αριθμό μηνιαίων συναλλαγών και στις δύο υπηρεσίες. Η υπηρεσία Mobile έχει πολύ πιο αυξητική τάση. Για να το εξετάσουμε αυτό κατασκευάσαμε τους λόγους “Συναλλαγές ανά μήνα Web/Συναλλαγές ανά μήνα Mobile” και ο αντίθετος λόγος “Συναλλαγές ανά μήνα Mobile/ Συναλλαγές ανά μήνα Web” που απεικονίζονται στα παρακάτω διαγράμματα:



Εικόνα 4.18: Χρονοσειρά αριθμού συνολικών συναλλαγών Web/Mobile (μηνιαία δεδομένα)



Εικόνα 4.19: Χρονοσειρά αριθμού συνολικών συναλλαγών Mobile/Web (μηνιαία δεδομένα)

#### 4.4 Δεδομένα προς πρόβλεψη

Η προηγούμενη ανάλυση είχε ως στόχο τη διερεύνηση των χαρακτηριστικών των χρηστών των υπηρεσιών Web και Mobile Banking καθώς και στατιστικών για διάφορες πτυχές της χρήσης της υπηρεσίας, στοιχεία που ενδιαφέρουν για αξιολόγηση των επιδόσεων της υπηρεσίας, και μπορούν να παρέχουν κατευθύνσεις για διαχείριση, περαιτέρω ανάπτυξη, βελτίωση και χάραξη στρατηγικής στις υπηρεσίες αυτές. Στη

συνέχεια, από τα στοιχεία αυτά που μας ενδιαφέρουν θα εξάγουμε χρονοσειρές συνολικών συναλλαγών χρηστών με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά για να επιχειρήσουμε προβλέψεις με όλες τις ευρέως χρησιμοποιούμενες μεθόδους πρόβλεψης. Στόχος είναι να υπολογίσουμε την προβλεπτική ικανότητα σε χρονοσειρές συναλλαγών χρηστών. Αυτό μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να διερευνηθεί ο αντίκτυπος προωθητικών ενεργειών αλλά και αλλαγών που μπορεί να δοκιμαστούν σε αυτές τις υπηρεσίες. Αυτά τα μεγέθη μπορούν να μελετηθούν στο σύνολο της υπηρεσίας αλλά και σε ομάδες χρηστών με διαφορετική συμπεριφορά ξεχωριστά. Για να καταλήξουμε στα παραπάνω συμπεράσματα θα χρησιμοποιήσουμε τις χρονοσειρές χρηστών με τα εξής χαρακτηριστικά:

I) Γυναίκες

II) Άντρες

III) Διάφορες ηλικιακές ομάδες

IV) Κατόχοι προσωπικής επιχείρησης

V) Υπάλληλοι

VI) “Ενεργοί” χρήστες

VII) Βαθμολογία RFM ανάλυσης (125 ομάδες χρηστών)

Με αυτή την κατεύθυνση διερεύνησης προκύπτουν 208 χρονοσειρές συνολικά και για τις 2 υπηρεσίες των οποίων τη μεθοδολογία επεξεργασίας και πρόβλεψης, θα περιγράψουμε στο επόμενο κεφάλαιο.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5ο: ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ

### 5.1 Εισαγωγή

Τα κανάλια παροχής τραπεζικών υπηρεσιών Web και Mobile Banking αποτελούν πλέον πολύ σημαντικό κομμάτι του χαρτοφυλακίου υπηρεσιών κάθε τραπεζικού ιδρύματος. Καθώς όμως οι υπηρεσίες αυτές είναι νεοεισερχόμενες στα τραπεζικά ιδρύματα και στο ευρύ κοινό δεν υπάρχει ιδιαίτερη εμπειρία όσον αφορά τη διαχείριση τους, τις κατευθύνσεις που πρέπει να πάρουν καθώς και σε βάθος γνώση του πελατολογίου των υπηρεσιών και των ιδιαιτεροτήτων του. Τα διάφορα μεγέθη που χαρακτηρίζουν τη μέχρι τώρα πορεία τους, δηλαδή η εκθετική τάση εγγραφής νέων χρηστών, η εκθετική τάση αύξησης του αριθμού συναλλαγών και των διακινούμενων ποσών τις καθιστά ιδιαίτερα ενδιαφέρον πεδίο έρευνας και περαιτέρω ανάπτυξης.

Η διεύρυνση του πελατολογίου αποτελεί τον κύριο στόχο των τραπεζικών ιδρυμάτων για τις υπηρεσίες αυτές. Παρόλη την ανάπτυξη που παρατηρείται υπάρχουν πάντα περιθώρια για βελτίωση και καλύτερη απόδοση. Για να επιτευχθεί η αύξηση του αριθμού χρηστών και η περαιτέρω ανάπτυξη των υπηρεσιών πρέπει να δοθεί ιδιαίτερη έμφαση στη μέχρι τώρα πορεία τους με μελέτη των δεδομένων που υπάρχουν όπως επιχειρήθηκε σε αυτή τη διπλωματική. Στη συνέχεια, εφόσον υπάρχει μία σαφής εικόνα για τις διάφορες τάσεις που υπάρχουν μέσα στο πελατολόγιο πρέπει να αναπτυχθούν μεθοδολογίες διερεύνησης και αξιολόγησης των στρατηγικών που ακολουθούνται για την προώθηση της υπηρεσίας.

Σε αυτά τα πλαίσια κινείται αυτή η διπλωματική αναπτύσσοντας και προτείνοντας ένα πλαίσιο αξιολόγησης προωθητικών ενεργειών στις υπηρεσίες Web και Mobile Banking το οποίο θα παρακολουθεί την εξέλιξη προωθητικών στρατηγικών σε χρήστες με διαφορετικά χαρακτηριστικά και διαφορετική ένταση χρήσης της υπηρεσίας. Η μεθοδολογία που αναπτύσσεται αξιοποιεί τις μεθόδους προβλέψεων ώστε να παραχθούν όσο το δυνατόν πιο αξιόπιστες προβλέψεις του όγκου των συναλλαγών για χρήστες με διαφορετικά χαρακτηριστικά αλλά και του ρυθμού εισαγωγής χρηστών στις υπηρεσίες Web και Mobile Banking. Αρχικά, θα παρατεθούν πληροφορίες για τον τρόπο επιλογής των χρονοσειρών στις οποίες επιχειρήθηκε η πρόβλεψη καθώς και κάποια ποιοτικά χαρακτηριστικά τους. Έπειτα, θα παρουσιαστεί ο τρόπος υλοποίησης των μεθόδων πρόβλεψης και ο τρόπος χρήσης τους για την παραγωγή Κυλιόμενων Προβλέψεων με διαφορετικούς ορίζοντες πρόβλεψης και θα εξηγηθεί η ενσωμάτωση του στοιχείου αυτού στη μεθοδολογία. Τέλος, θα αναφερθούμε στα κριτήρια βάσει των οποίων θα αξιολογηθούν οι παραγόμενες προβλέψεις.

### 5.2 Υλοποίηση Μεθοδολογίας

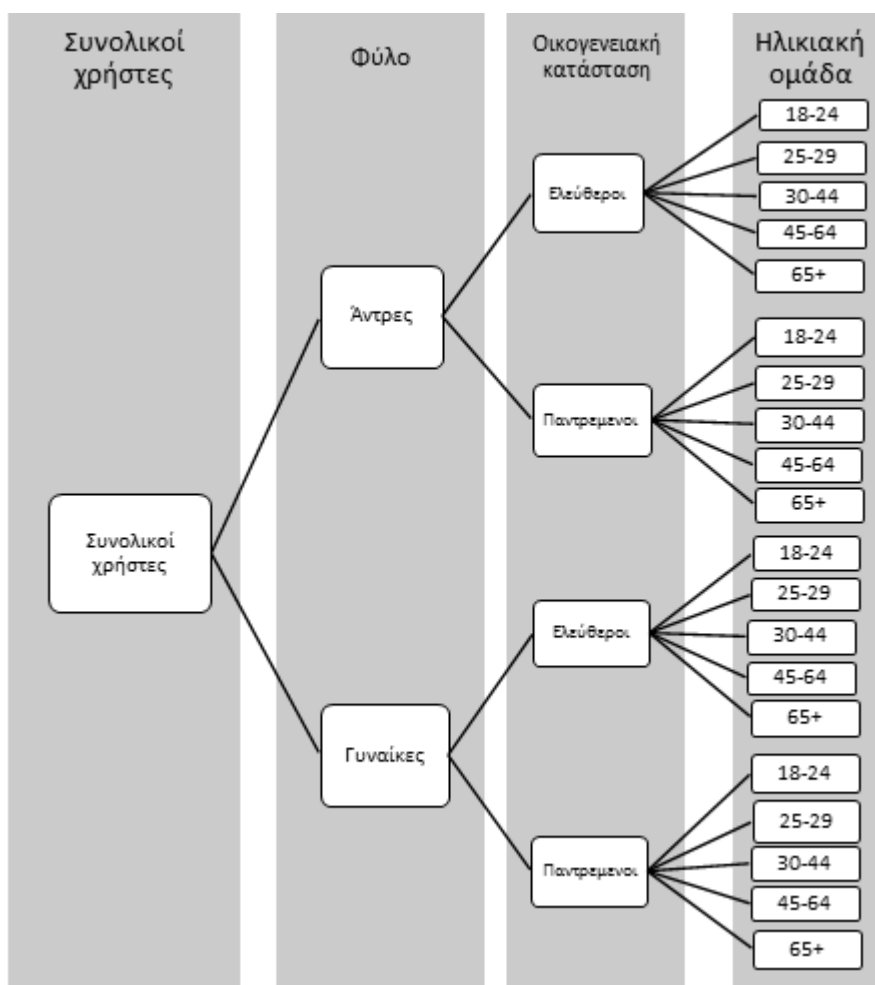
#### 5.2.1 Επιλογή χρονοσειρών για πρόβλεψη

Σύμφωνα με την ανάλυση του προηγούμενου κεφαλαίου, προκύπτουν διαφορετικές συμπεριφορές σε ομάδες χρηστών που έχουν διαφορετικά χαρακτηριστικά όπως ηλικία, φύλο, επάγγελμα, κατοχή χρηματοοικονομικών προϊόντων κ.α. Τα διαφορετικά αυτά χαρακτηριστικά μπορεί να προδιαγράψουν διαφορετικές συμπεριφορές στα πλαίσια χρήσης των υπηρεσιών. Συνεπώς ενδιαφέρει η μελέτη της μέχρι τώρα συμπεριφοράς των ομάδων χρηστών καθώς και η πρόβλεψη μελλοντικών μεγεθών χρήσης των ομάδων. Το πιο κρίσιμο μέγεθος για τη μελέτη αυτή είναι ο όγκος συναλλαγών που διεξάγουν οι ομάδες χρηστών σε μηνιαία βάση το οποίο και θα μελετηθεί. Οι χρήστες των δύο υπηρεσιών κατηγοριοποιήθηκαν με τρεις διαφορετικές

κατευθύνσεις και στη συνέχεια εξήχθησαν οι χρονοσειρές συναλλαγών κάθε ομάδας χρηστών σε μηνιαία δεδομένα με αποτέλεσμα να προκύψουν χρονοσειρές με 36 παρατηρήσεις. Ο πρώτος τρόπος κατηγοριοποίησης των χρηστών είναι βάσει της βαθμολογίας που προέκυψε από την RFM ανάλυση. Η βαθμολογική κλίμακα 1-5 για τις τρεις μεταβλητές απέδωσε 125 ομάδες χρηστών κάθε μία από τις οποίες αντιπροσωπεύει διαφορετική ένταση και τρόπο χρήσης. Πολλοί από τους συνδυασμούς αντιστοιχούν σε παραπλήσιο, σχεδόν πανομοιότυπο τρόπο χρήσης και άρα μπορούν να συμπτυχθούν ώστε να σχηματιστούν ευρύτερα ενιαία γκρουπ χρηστών με διακριτή συμπεριφορά. Από τις 125 χρονοσειρές συναλλαγών χρηστών των ομάδων αυτών την ανάλυση αυτή δεν ενδιαφέρουν ομάδες που εγκατέλειψαν την υπηρεσία και είναι ανενεργές για μεγάλο χρονικό διάστημα καθώς και ομάδες που διεξήγαγαν ιδιαίτερα χαμηλές συναλλαγές με μεγάλα διαστήματα απουσίας από την υπηρεσία. Η μελέτη των ομάδων αυτών δεν μπορεί να γίνει στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας καθώς οι αιτίες απόρριψης της υπηρεσίας είναι ένα πολυσύνθετο ζήτημα για το οποίο δεν έχουμε πληροφόρηση. Τελικά, επιλέχθηκαν προς ανάλυση και πρόβλεψη 77 χρονοσειρές στο Web και 39 στο Mobile που χαρακτηρίζονται από υψηλό αριθμό συναλλαγών και απουσία μηνών με μηδενικές συναλλαγές.

Ο δεύτερος τρόπος κατηγοριοποίησης είναι σε χρονοσειρές συναλλαγών χρηστών βάσει ενός διακριτού χαρακτηριστικού. Τα χαρακτηριστικά αυτά είναι ηλικία, φύλο, τύπος απασχόλησης, εκπαίδευση (οι κατηγορίες για τις οποίες έχουμε πληροφορία αποτελούν περίπου το 50% του δείγματος), κατοχή χρηματοοικονομικών προϊόντων. Οι χρονοσειρές μεμονωμένων χαρακτηριστικών εμφανίζουν ενδιαφέρον για τις υπηρεσίες όσον αφορά την αποτύπωση της επίδρασης στρατηγικών σε χρήστες με τα υπό μελέτη χαρακτηριστικά. Με τη διάκριση αυτή προέκυψαν 27 και 22 χρονοσειρές μηνιαίων παρατηρήσεων στο Web και Mobile αντίστοιχα.

Τέλος, οι χρήστες κάθε υπηρεσίας κατηγοριοποιήθηκαν σε ομάδες βάσει περισσότερων του ενός χαρακτηριστικών. Αυτό έγινε με την τοποθέτηση τους σε ένα δέντρο όπου γίνεται διάκριση πρώτα με χαρακτηριστικό το φύλο στη συνέχεια κάθε διαφορετική ομάδα διακρίνεται βάσει δεύτερου χαρακτηριστικού, της οικογενειακής κατάστασης και τέλος, κάθε ομάδα διακρίνεται βάσει της ηλικιακής ομάδας. Στην προσέγγιση αυτής της μεθοδολογίας χρησιμοποιήθηκαν αυτά τα χαρακτηριστικά καθώς ήταν τα πιο έγκυρα δεδομένα συναρτήσει του μεγέθους του δείγματος. Γραφικά το ιεραρχικό δέντρο απεικονίζεται παρακάτω:



Εικόνα 5.1: Ιεραρχικό δέντρο με διαχωρισμό των χρηστών βάσει πολλαπλών χαρακτηριστικών

Στόχος αυτής της κατηγοριοποίησης είναι η υλοποίηση top down και bottom up μεθοδολογιών στις προβλέψεις. Πιο συγκεκριμένα στην top down προσέγγιση θα διενεργηθεί πρόβλεψη σε ανώτερα φύλα του δέντρου, η οποία θα δούμε πως μεταβάλλεται, καθώς κατεβαίνουμε στην ιεραρχία του δέντρου για να διαπιστώσουμε εάν η τάση μπορεί να γενικευτεί ως προς τις ομάδες-υποσύνολα του γενικού κοινού χαρακτηριστικού.

Η μεθοδολογία της top down προσέγγισης υπαγορεύει αρχικά την παραγωγή προβλέψεων σε όλους τους κόμβους και φύλλα του δέντρου. Στη συνέχεια η πρόβλεψη ενός υψηλότερου φύλλου ανάγεται στα κατώτερα του ως εξής: Η πρόβλεψη του κατώτερου φύλλου ισούται με την πρόβλεψη του ανώτερου φύλλου πολλαπλασιαζόμενη με ένα παράγοντα αναλογίας για να δούμε πως μοιράζεται η πρόβλεψη του ανωτέρω στα κατώτερα. Η σταθερά αναλογίας αυτή ισούται με την πρόβλεψη στο κατωτέρω φύλλο διαιρεμένη με την αθροιστική πρόβλεψη για όλα τα φύλλα του ίδιου επιπέδου υπό τον κοινό κόμβο.

Στην bottom up προσέγγιση θα επιχειρήσουμε πρόβλεψη στις επιμέρους ομάδες-υποσύνολα κάθε κοινού χαρακτηριστικού για να εξετάσουμε τη δυνατότητα πρόβλεψης της γενικής τάσης των ανώτερων φύλων του δέντρου και εν τέλει της κορυφής του δέντρου, δηλαδή του συνόλου της υπηρεσίας. Στη συνέχεια, οι προβλέψεις των φύλλων υπό κοινό κόμβο αθροίζονται για να παραγάγουν την πρόβλεψη του ανωτέρω κόμβου. Αυτό συνεχίζεται μέχρι να φτάσουμε στη ρίζα του δέντρου, εδώ τις συνολικές συναλλαγές όλων των χρηστών.

Στόχος των δύο αυτών προσεγγίσεων είναι να παραγάγουμε προβλέψεις για τα διάφορα σύνολα χαρακτηριστικών και να δούμε πως αυτές σχετίζονται με την πρόβλεψη των συνολικών συναλλαγών της υπηρεσίας αλλά και να δούμε πως οι προβλέψεις και τα σφάλματα του συνόλου της υπηρεσίας εντυπώνονται στις διαφορετικές ομάδες του συνόλου. Στα πλαίσια αυτά εξήχθησαν 20 χρονοσειρές προς μελέτη και πρόβλεψη στο Web και 21 στο Mobile.

Επιπλέον, μία άλλη προσέγγιση που έγινε στις χρονοσειρές με μεμονωμένα χαρακτηριστικά είναι η εξαγωγή συνάρτησης προσέγγισης της χρονοσειράς με τέσσερις τύπους Παλινδρόμησης (Απλή Γραμμική, Λογαριθμική, Εκθετική και Δυναμοσειράς) ώστε να δούμε κατά πόσο είναι δυνατόν να περιγραφούν οι χρονοσειρές με συναρτήσεις των τεσσάρων τύπων. Αυτό είναι μια μέθοδος απλούστερη από την παραγωγή προβλέψεων και πιο εύκολα υλοποιήσιμη. Δεν παράγει πληροφορία ίδιας ποιότητας σε σχέση με τις μεθόδους προβλέψεων αλλά θα μπορούσε να εφαρμοστεί για την απόκτηση πληροφορίας για μελλοντικά μεγέθη κατά προσέγγιση.

Στο σημείο αυτό έχουμε προσδιορίσει τον τρόπο κατηγοριοποίησης των χρονοσειρών από τον οποίο για κάθε κατηγοριοποίηση προκύπτει μεγαλύτερος διαχωρισμός των συνολικών συναλλαγών σε ομάδες. Πρέπει να αναφερθεί ότι μια πρόβλεψη είναι περισσότερο ακριβής για ομάδες στοιχείων παρά για μεμονωμένα στοιχεία. Για παράδειγμα η πρόβλεψη για μία ευρύτερη ομάδα στοιχείων συνήθως είναι ακριβέστερη από την πρόβλεψη για ένα συγκεκριμένο στοιχείο του συνόλου. Αυτό συμβαίνει διότι οι μέγιστες και ελάχιστες τιμές των διαφόρων στοιχείων αλληλοεξουδετερώνονται με αποτέλεσμα η ομάδα των στοιχείων να έχει σταθερή συμπεριφορά ακόμα και αν τα μεμονωμένα στοιχεία συμπεριφέρονται με ασταθή τρόπο. Βάσει αυτού εάν επιχειρήσουμε μία εκτίμηση των αποτελεσμάτων της μελέτης χρονοσειρών οι χρονοσειρές της RFM ανάλυσης οι οποίες αντιπροσωπεύουν 77 και 39 ομάδες σε Web και Mobile αντίστοιχα, δηλαδή πρόκειται για μεμονωμένα στοιχεία υπο μελέτη αναμένουμε να παραγάγουν λιγότερο ακριβείς προβλέψεις. Οι χρονοσειρές ομάδων στην κατηγοριοποίηση με χαρακτηριστικά σε 3 επίπεδα αναμένουμε να παραγάγουν καλύτερα αποτελέσματα και τέλος ο χρονοσειρές από την κατηγοριοποίηση με ένα χαρακτηριστικό αναμένουμε να παραγάγουν τις καλύτερες προβλέψεις.

### 5.2.2 Αποσύνθεση χρονοσειρών

Για να παραγάγουμε προβλέψεις σε μια χρονοσειρά πρέπει πρώτα να εξετάσουμε τα ποιοτικά χαρακτηριστικά της ώστε να κάνουμε μία εκτίμηση για τη μέθοδο που θα παραγάγει τα καλύτερα αποτελέσματα καθώς και στοιχεία της χρονοσειράς τα οποία ενδέχεται να χρειάζονται ειδική μεταχείριση. Για να προσδιορίσουμε τον τρόπο που θα επιτευχθεί η αποσύνθεση πρέπει να εξετάσουμε τις συνιστώσες Εποχικότητας, Τάσης, Τυχασιότητας και Κυκλικότητα στις εξαχθέντες χρονοσειρές.

Από την απεικόνιση των χρονοσειρών και τη διεξοδική εξέταση των τιμών τους παρατηρούμε ότι οι χρονοσειρές συναλλαγών χρήστη έχουν έντονη αυξητική τάση και εμφανίζουν ένα χαρακτηριστικό μοτίβο εποχικότητας. Η εποχικότητα που εμφανίζουν περιλαμβάνει χαμηλό αριθμό συναλλαγών κατά τους θερινούς μήνες, πολύ υψηλό αριθμό συναλλαγών τους μήνες Δεκέμβριο και Ιανουάριο και χαμηλές συναλλαγές τους μήνες Μάρτιο και Απρίλιο. Η σύγκριση γίνεται με κριτήριο το γενικό επιπέδο τιμών για το κάθε έτος που εξετάζεται λαμβάνοντας υπόψιν και τη γενική αυξητική τάση. Η εποχική αυτή συμπεριφορά εξηγείται σε ένα βαθμό από τις συνήθειες των χρηστών δηλαδή τη μειωμένη διεξαγωγή συναλλαγών για κάλυψη υποχρεώσεων λόγω



απουσίας τους θερινούς μήνες, καθώς και την αυξημένη διεξαγωγή συναλλαγών κατά τη διάρκεια των Χριστουγέννων και τον Ιανουάριο τόσο για προσωπικές ανάγκες αλλά και για διεκπεραίωση υποχρεώσεων και οφειλών λόγω του κλεισίματος του λογιστικού έτους

Η ύπαρξη των παραπάνω ιδιαιτεροτήτων στη συνιστώσα της εποχικότητας των μηνιαίων δεδομένων που θα μελετήσουμε μας αναγκάζει στην παρούσα μεθοδολογία να υλοποιήσουμε δύο προσεγγίσεις αποσύνθεσης για να αποφανθούμε ποια είναι η βέλτιστη. Στην πρώτη επιχειρούμε πρόβλεψη χωρίς να εξάγουμε τη συνιστώσα εποχικότητας και στη συνέχεια υλοποιούμε προβλέψεις με αποεποχικοποίηση των δεδομένων και επανεποχικοποίηση τους μετά την παραγωγή προβλέψεων. Η σύγκριση των αποτελεσμάτων των δύο προσεγγίσεων θα προσδιορίσει το ρόλο της εποχικότητας των συγκεκριμένων δεδομένων και πως θα πρέπει να διαχειρίζεται η συνιστώσα στην παραγωγή προβλέψεων για της υπηρεσίες Mobile και Web Banking.

### 5.2.3 Υλοποίηση Μεθόδων Πρόβλεψης

Όπως αναφέρθηκε στην παράγραφο 4.3.1 συνολικά εξήχθησαν 125 χρονοσειρές για πρόβλεψη στο Web και 83 χρονοσειρές στο Mobile. Λόγω της προσέγγισης της διαδικασίας πρόβλεψης με τα αρχικά δεδομένα καθώς και με αποεποχικοποιημένα τελικά θα εφαρμοστούν οι μέθοδοι πρόβλεψης στις διπλάσιες χρονοσειρές δηλαδή 250 και 166 αντίστοιχα. Οι χρονοσειρές αυτές καλύπτουν χρονικό διάστημα τριών ετών και αποτελούνται από 36 παρατηρήσεις για ετήσια δεδομένα.

Ο στόχος της διαδικασίας που θα ακολουθήσουμε στις χρονοσειρές είναι η παραγωγή προβλέψεων και η αξιολόγηση της ικανότητας κάθε μεθόδου να παραγάγει ακριβείς προβλέψεις μέσω σειράς δεικτών αξιολόγησης. Η παραγωγή προβλέψεων μπορεί να ακολουθήσει δύο διαφορετικές κατευθύνσεις. Η πρώτη είναι η in-sample που επικεντρώνεται στη διερεύνηση της ικανότητας σύγκλισης κάθε μεθόδου στις χρονοσειρές καθώς και τα ποιοτικά χαρακτηριστικά των χρονοσειρών για τα οποία επιτυγχάνεται η καλύτερη σύγκλιση κάθε μεθόδου, χρησιμοποιώντας όλα τα διαθέσιμα δεδομένα. Στη συνέχεια οι προβλέψεις συγκρίνονται με τις πραγματικές τιμές. Η διερεύνηση αυτή είναι σημαντική για να διαπιστωθεί το βέλτιστο μοντέλο για παραγωγή προβλέψεων συναρτήσει των χαρακτηριστικών της εκάστοτε χρονοσειράς ωστόσο είναι γνωστή για την αισιόδοξη εικόνα που παράγει για την προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου. Η σύγκλιση του μοντέλου είναι δυνατόν να διερευνηθεί για τις περιόδους κατά τις οποίες έχουμε διαθέσιμα δεδομένα. Επειδή την παρούσα διπλωματική ενδιαφέρει η ικανότητα παραγωγής πρόβλεψης των μεθόδων πρόβλεψης επιλέγουμε να αποκόψουμε κάποιες τιμές από τις αρχικές χρονοσειρές. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται leave-p-out cross-validation σύμφωνα με την οποία παραλείπονται από το σετ δεδομένων εκπαίδευσης p τιμές και αυτές αποτελούν το δείγμα επικύρωσης. Έτσι χρησιμοποιούμε ως περίοδο τερματισμού των δεδομένων μικρότερη της τελικής ημερομηνίας και επιχειρούμε προβλέψεις για τις εναπομείναντες χρονικές περιόδους. Οι προβλέψεις που θα παραχθούν για τις περιόδους εκτός δείγματος θα χρησιμοποιηθούν για αξιολόγηση των προβλέψεων η οποία ονομάζεται out-of-sample. Σύμφωνα με την παραπάνω διαδικασία, θα επιχειρήσουμε να παραγάγουμε προβλέψεις για το διάστημα των τελευταίων έξι μηνών θεωρώντας ως δεδομένα τις αρχικές χρονοσειρές με παρατηρήσεις τις πρώτες 30 τιμές. Αφού παραχθούν οι προβλέψεις θα χρησιμοποιήσουμε τις τιμές των τελευταίων έξι μηνών για να διαπιστώσουμε τα σφάλματα που προκύπτουν. Η προσέγγιση αυτή μειώνει τα δεδομένα μας από τις 36 παρατηρήσεις στις 30. Επειδή πρόκειται για χρονοσειρές ετήσιων δεδομένων η μείωση αυτή συνεπάγεται αλλαγή στους δείκτες εποχικότητας των έξι μηνών που αφαιρούμε

καθώς πλέον οι δείκτες εποχικότητας υπολογίζονται ως μέσος όρος δύο παρατηρήσεων και όχι τριών. Συνήθως για να έχουμε αντιπροσωπευτικούς δείκτες εποχικότητας προσπαθούμε να συμπεριλαμβάνουμε όσο το δυνατόν περισσότερες τιμές με αφαίρεση συχνά των ακραίων τιμών μεγίστου και ελαχίστου. Στην περίπτωση μας όμως τα δεδομένα δεν μας δίνουν τέτοια δυνατότητα και θα πρέπει να αρκεστούμε στον υπολογισμό δεικτών εποχικότητας με παρελθόν δύο ετών. Η συμβολή του μειονεκτήματος αυτού της διαδικασίας θα συμπεριληφθεί στη διεξαγωγή συμπερασμάτων κατά τη σύγκριση των αποτελεσμάτων σε αποχικοποιημένα δεδομένα και μη.

Αφού τροποποιήσουμε τις χρονοσειρές ως προς το πλήθος παρατηρήσεων θα διενεργήσουμε προβλέψεις με τις 6 μεθόδους που παρατίθενται στον παρακάτω πίνακα. Ο πίνακας περιέχει τις μαθηματικές σχέσεις που περιγράφουν κάθε μέθοδο πρόβλεψης και τις παραμέτρους που είναι απαραίτητες για την υλοποίησή τους.

Πίνακας 5.1 Μαθηματική περιγραφή μεθόδων πρόβλεψης

Απλοϊκή μέθοδος - Naive	$F_{t+1} = Y_t$
Κινητός μέσος όρος – Moving Average	$F_{t+1} = \frac{1}{k} \cdot \sum_{i=t-k+1}^t Y_i$
Εκθετική εξομάλυνση σταθερού επιπέδου – Single Exponential Smoothing (SES)	$e_t = X_t - \bar{X}_{t-1}$ $S_t = S_{t-1} + a \cdot e_t$ $F_{t+m} = S_t$
Εκθετική εξομάλυνση γραμμικής τάσης – Holt Exponential Smoothing (HOLT)	$e_t = X_t - \bar{X}_{t-1}$ $S_t = S_{t-1} + T_{t-1} + a \cdot e_t$ $T_t = T_{t-1} + b \cdot e_t$ $F_{t+m} = S_t + m \cdot T_t$
Εκθετική εξομάλυνση φθίνουσας τάσης ( $\phi < 1$ ) – Damped Exponential Smoothing (Damped)	$e_t = X_t - \bar{X}_{t-1}$ $S_t = S_{t-1} + \phi T_{t-1} + h_1 \cdot e_t$ $T_t = \phi T_{t-1} + h_2 \cdot e_t$ $F_{t+1} = S_t + \phi^m \cdot T_t$
Μέθοδος Theta ( $\theta=0 \rightarrow$ πρόβλεψη με χρήση γραμμικής παλλινδρόμησης - LRL $\theta=2 \rightarrow$ προέκταση με χρήση Single Exponential Smoothing (SES))	$Y_t = \frac{1}{2} (Y_t^{\theta=0} + Y_t^{\theta=2})$ $Y_t^{\theta=0} = LRL_t$ $Y_t^{\theta=2} = 2 \cdot Y_t - LRL_t$ $F_{t+m} = \frac{1}{2} \cdot (LRL(Y_{t+1}^{\theta=0}) + SES(Y_{t+1}^{\theta=2}))$

Στο σημείο αυτό θα αναφερθούμε στις διάφορες ιδιαιτερότητες κάθε μεθόδου όπως αυτά προέκυψαν από την υλοποίηση της μεθόδου καθώς και από τη δημιουργία κώδικα στο Rstudio.

Στην απλοϊκή μέθοδο (Naive) δεν είναι αναγκαίος ο προσδιορισμός κάποιας παραμέτρου καθώς η πρόβλεψη μίας μελλοντικής τιμής είναι ίση με την τιμή της προηγούμενης περιόδου. Σε περίπτωση που θέλουμε να επιχειρήσουμε πρόβλεψη για επόμενους μήνες, δηλαδή με ορίζοντα μεγαλύτερο του ένα, η πρόβλεψη παραμένει ίση με την τελευταία παρατηρηθείσα τιμή για όσους μήνες και να θέσουμε ως ορίζοντα πρόβλεψης. Η υλοποίηση της μεθόδου στο Rstudio δεν είχε κάποια ιδιαιτερότητα.

Η μέθοδος Κινητού Μέσου Όρου για παραγωγή προβλέψεων χρησιμοποιείται για παραγωγή προβλέψεων με εξομάλυνση της τάσης και της τυχαιότητας.

Χρησιμοποιείται ευρέως γιατί αξιοποιεί τη βραχυπρόθεσμη τάση που υπάρχει στα δεδομένα. Η χρήση της αυτή αναφέρεται καθώς στη μέθοδο καλούμαστε να επιλέξουμε την παράμετρο ομαδοποίησης των δεδομένων από τα οποία θα εξαχθεί ο μέσος όρος. Κατά τη χρήση της μεθόδου για εξομάλυνση δεδομένων υπολογίζεται ο κινητός μέσος

όρος γύρω από μία κεντρική αξία. Όμως κατά την παραγωγή προβλέψεων η μέθοδος ορίζει ότι η πρόβλεψη ισούται με το μέσο όρο των  $n$  προηγούμενων παρατηρήσεων, όπου  $n$  είναι παράμετρος ομαδοποίησης. Επειδή τα δεδομένα μας έχουν εποχικότητα καθώς και έντονο το στοιχείο της τάσης, θα επιλέξουμε ομαδοποίηση τριών περιόδων ( $n=3$ ) καθώς θέλουμε οι εναλλαγές της τάσης και της εποχικότητας να συμπεριλαμβάνονται στις παραγόμενες προβλέψεις. Επιπλέον, η μέθοδος ορίζει ότι για ορίζοντα πρόβλεψης μεγαλύτερο της μίας χρονικής περιόδου η προβλεπόμενη τιμή παραμένει ίδια. Για την υλοποίηση της μεθόδου χρησιμοποιήσαμε τη συνάρτηση SMA του πακέτου forecasting του Rstudio με παράμετρο  $n=3$ .

Η μέθοδος Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης βρίσκει ευρεία εφαρμογή σε χρονοσειρές στις οποίες κρίνεται ότι οι τελευταίες παρατηρήσεις μπορεί να περιέχουν περισσότερες πληροφορίες από τις παλαιότερες και αυτό είναι πολύ σημαντικό για τις μελλοντικές προβλέψεις. Οι προβλέψεις δημιουργούνται με βάση κάποιο σταθμικό μέσο όρο έτσι ώστε να δίνεται διαφορετική βαρύτητα σε κάθε παρατήρηση. Το στοιχείο αυτό μπορεί να έχει καλή ενσωμάτωση στις χρονοσειρές που μελετάμε καθώς η μέθοδος θα μπορεί να ακολουθήσει τις αυξομειώσεις της τάσης αλλά και τη βραχυπρόθεσμη αλλαγή επιπέδου τιμών λόγω εποχικότητας. Για ορίζοντα μεγαλύτερο της μίας χρονικής περιόδου η προβλεπόμενη τιμή παραμένει ίδια και η μόνη διαφοροποίηση που υφίσταται είναι με τον πολλαπλασιασμό με το δείκτη εποχικότητας σε μεθοδολογία που χρησιμοποιείται αποσύνθεση με αποεποχικοποίηση και επανεποχικοποίηση. Κατά την υλοποίηση της μεθόδου χρησιμοποιήσαμε τη συνάρτηση SES του πακέτου forecasting του Rstudio. Στη συνάρτηση αυτή ορίσαμε στο πεδίο alpha την τιμή NULL και στο πεδίο initial την τιμή simple. Από τις επιλογές στα πεδία αυτά η συνάρτηση εκτελεί Απλή Εκθετική Εξομάλυνση στη χρονοσειρά και επιπλέον, υπολογίζει την παράμετρο  $a$  που βελτιστοποιεί τη σύγκλιση της χρονοσειράς στα δεδομένα βάσει κάποιου κριτηρίου σφάλματος και αυτή χρησιμοποιεί για την παραγωγή πρόβλεψης. Συνεπώς η παράμετρος  $a$  δεν ορίζεται από εμάς αλλά υπολογίζεται αυτόματα για κάθε χρονοσειρά με κριτήριο την καλύτερη δυνατή σύγκλιση.

Η μέθοδος Holt χρησιμοποιείται για παραγωγή προβλέψεων κυρίως σε χρονοσειρές όπου τα δεδομένα εμφανίζουν κάποιο πρότυπο τάσης και επιπλέον έχει μικρότερη ευαισθησία στις τυχαίες διακυμάνσεις σε σχέση με άλλες μεθόδους. Ορίζονται δύο παράμετροι εξομάλυνσης  $\alpha$  για εξομάλυνση τιμών και  $\beta$  για εξομάλυνση τάσης. Θα υλοποιήσουμε τη μέθοδο για να δούμε την απόδοση της καθώς οι χρονοσειρές υπό μελέτη έχουν έντονο το στοιχείο της τάσης καθώς και το στοιχείο της τυχαιότητας σε κάποιο βαθμό. Η υλοποίηση στο Rstudio έγινε με χρήση της συνάρτησης Holt του πακέτου forecasting. Θέσαμε τις παραμέτρους της συνάρτησης “alpha” και “beta” στην τιμή NULL καθώς οι βέλτιστες τιμές για τις παραμέτρους προκύπτουν από την ελαχιστοποίηση κάποιου κριτηρίου σφάλματος και υπολογίζονται αυτόματα από τη συνάρτηση, εφαρμόζοντας τη μέθοδο για όλους τους δυνατούς συνδυασμούς  $\alpha$  και  $\beta$ . Συνεπώς, τα αποτελέσματα θα είναι πολύ καλύτερα εάν για την εκάστοτε χρονοσειρά επιλεγούν αυτόματα οι βέλτιστες παράμετροι από το να θέσουμε τις ίδιες τιμές για τις παραμέτρους όλων των χρονοσειρών.

Η μέθοδος Damped βρίσκει εφαρμογή σε χρονοσειρές που η τάση δεν είναι γραμμική ή σταθερή αλλά έχει αυξητική ή φθίνουσα τάση. Η μέθοδος αυτή αναμένουμε να έχει καλύτερη εφαρμογή στις χρονοσειρές του Mobile Banking που χαρακτηρίζονται από πιο έντονη εκθετική τάση. Η μέθοδος θεωρείται ότι έχει λιγότερο biased αποτελέσματα από τις προηγούμενες δύο μεθόδους εκθετικής εξομάλυνσης και με την υλοποίηση της θα διαπιστώσουμε εάν παράγει καλύτερες προβλέψεις για τα συγκεκριμένα δεδομένα. Χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση Holt του Rstudio με την παράμετρο Damped ως TRUE

και τις παραμέτρους  $\alpha$ ,  $\beta$  και  $\phi$  να υπολογίζονται αυτόματα με κριτήριο τη βελτιστοποίηση σφάλματος της εκάστοτε χρονοσειράς.

Τέλος, επιχειρήθηκε πρόβλεψη με τη μέθοδο Theta Classic η οποία έχει διαφορετική προσέγγιση από τις προηγούμενες. Η μέθοδος Theta αποτελεί την υπέρθεση διαφορετικών Theta γραμμών οι οποίες συναρτήσε του επιλεγμένου  $\theta$  αναδεικνύουν διαφορετικά χαρακτηριστικά. Η γραμμή για  $\theta=0$  αναδεικνύει τη μακροπρόθεσμη τάση την οποία και εισάγει στις προβλέψεις και για μεγαλύτερα  $\theta$  εισάγονται πιο βραχυχρόνια χαρακτηριστικά. Ο συνδυασμός της μακροχρόνιας αυξητικής τάσης που χαρακτηρίζει τα δεδομένα καθώς και οι βραχυχρόνιες αυξομειώσεις στις τιμές λόγω εποχικότητας καθιστούν την υλοποίηση πρόβλεψης με αυτό το μοντέλο ιδιαίτερα ενδιαφέρονσα. Η συνάρτηση που παράγει προβλέψεις με Theta δεν είναι υλοποιημένη με τον τρόπο που θέλουμε στο Rstudio και για αυτό και φτιάξαμε μία δική μας. Στη συνάρτηση αυτή σύμφωνα και με τη μεθοδολογία της Theta, διαχωρίζεται η αρχική χρονοσειρά σε δύο Theta-lines για τις παραμέτρους  $\theta=0$  και  $\theta=2$ . Για τον επιλεγόμενο ορίζοντα πρόβλεψης προεκτείνεται η Theta-line(0) με ευθεία γραμμική παλινδρόμηση και η Theta-line(2) με SES η οποία υπολογίζει αυτόματα το βέλτιστο για τη χρονοσειρά  $\alpha$ . Τελικά η παραγόμενη από τη συνάρτηση πρόβλεψη είναι ο μέσος όρος των δύο Theta-lines.

Ο κώδικας σε Rstudio για τις παραπάνω υλοποιήσεις μεθόδων προβλέψεων καθώς και για τις υπόλοιπες τεχνικές λεπτομέρειες που περιγράφονται στις επόμενες παραγράφους παρατίθεται στο Παράρτημα Πίνακας 4.2

#### 5.2.4 Μεθοδολογία Κυλιόμενης Πρόβλεψης στις Μεθόδους Προβλέψεων

Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας η παραγωγή προβλέψεων στοχεύει στην αξιολόγηση των παραγόμενων από κάθε μοντέλο προβλέψεων με σύγκριση με τις πραγματικές τιμές. Για να επιτευχθεί αυτό αποκρύψαμε τις 6 πιο πρόσφατες παρατηρήσεις από κάθε χρονοσειρά ώστε να μην συνυπολογίζονται στην παραγωγή πρόβλεψης. Η τεχνική αυτή θα συνδυαστεί με την τεχνική Κυλιόμενης Πρόβλεψης ώστε ο συνδυασμός τους να δώσει το βέλτιστο αποτέλεσμα.

Η Κυλιόμενη Πρόβλεψη είναι μία δυναμική διαδικασία πρόβλεψης καθώς είναι δυνατό όλες οι προβλέψεις να επανεξετάζονται όταν με την πάροδο του χρόνου γίνονται διαθέσιμες νέες παρατηρήσεις. Καθώς οι τιμές από μελλοντικές προβλέψεις γίνονται σημερινές παρατηρηθείσες τιμές, δεν είναι πλέον μέρος της πρόβλεψης αλλά τιμές στις οποίες το μοντέλο επιχειρεί να ακολουθήσει με μεγαλύτερη ακρίβεια τη συμπεριφορά της χρονοσειράς και να παράγει την πρόβλεψη. Η τεχνική αυτή βρίσκει ευρεία εφαρμογή στην πρόβλεψη προϋπολογισμών επιχειρήσεων καθώς η τελευταία περίοδος των προβλέψεων μετακυλιέται ως βάση για τη νέα περίοδο ώστε οι manager να έχουν στη διάθεση τους για επανεξέταση των στόχων τις πιο ενημερωμένες προβλέψεις. Η μεθοδολογία σχηματικά απεικονίζεται ως εξής:

Original 12 periods (e.g. months) forecast												Rolling forecast maintains 12 periods		
Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12		
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12

Εικόνα 5.2: Απεικόνιση τεχνικής Κυλιόμενης Πρόβλεψης

Πηγή: <http://www.cashfocus.com/what-is-rolling-forecast.htm>

Ο Hyndman [29] υλοποιεί τις εξής προσεγγίσεις Κυλιόμενης Πρόβλεψης στο Rstudio:

1. Πρόβλεψη ενός βήματος χωρίς εκ νέου εκτίμηση: Η απλούστερη προσέγγιση είναι να εκτιμηθεί το μοντέλο σε ένα ενιαίο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και στη συνέχεια να παραχθούν προβλέψεις με μοναδιαίο βήμα (ορίζοντα πρόβλεψης) για το υπόλοιπο της χρονικής περιόδου που εξετάζουμε.
2. Πρόβλεψη πολλαπλών βημάτων χωρίς εκ νέου εκτίμηση: Για την πρόβλεψη αυτή εκπαιδευόμαστε αρχικά τη μέθοδο στα διαθέσιμα δεδομένα και στη συνέχεια διεξάγουμε πρόβλεψη για χρονικούς ορίζοντες μεγαλύτερους της μίας χρονικής περιόδου χωρίς να συμπεριλάβουμε στη μέθοδο τις ενδιάμεσες παρατηρηθείσες τιμές είτε γιατί δεν τις έχουμε είτε διότι δεν θέλουμε να τις συνυπολογίσουμε.
3. Πρόβλεψη πολλαπλών βημάτων με εκ νέου εκτίμηση: Σε αυτή την εναλλακτική προσέγγιση για κάθε νέα παρατήρηση που γίνεται διαθέσιμη επεκτείνουμε τα δεδομένα εκπαίδευσης της μεθόδου και επανεκτιμούμε τη μέθοδο πριν την παραγωγή κάθε πρόβλεψης.

Για την παραγωγή των επιθυμητών προβλέψεων στα δεδομένα μας θα χρησιμοποιήσουμε συνδυασμό των παραπάνω τεχνικών. Επειδή μας ενδιαφέρει η συνολική συμπεριφορά μίας ομάδας κατά την παραμονή της στην υπηρεσία και τα δεδομένα που έχουμε διαθέσιμα για κάθε πρόβλεψη είναι για χρονικό διάστημα μικρότερο των τριών ετών, όταν μία νέα τιμή γίνεται διαθέσιμη δεν θα αφαιρούμε την αντίστοιχη από την αρχή της χρονοσειράς. Αυτό γίνεται διότι όσο περισσότερα δεδομένα διαθέτουμε τόσο καλύτερη σύγκλιση μπορεί να επιτευχθεί από τη μέθοδο πρόβλεψης και ειδικά από τις μεθόδους πρόβλεψης στις οποίες θα ενσωματωθεί και η αποεποχικοποίηση και επανεποχικοποίηση. Συνεπώς η Κυλιόμενη Πρόβλεψη που θα υλοποιηθεί θα έχει αυτή τη μορφή:

Original 12 periods (e.g. months) forecast												Rolling forecast		
Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12			
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13		
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15

Εικόνα 5.3: Απεικόνιση Υλοποίησης Κυλιόμενης Πρόβλεψης στα δεδομένα μας

Η εκτέλεση πρόβλεψης θα διαφοροποιηθεί επίσης βάσει του ορίζοντα πρόβλεψης. Θα επιχειρηθεί Κυλιόμενη Πρόβλεψη για ορίζοντα πρόβλεψης μία, δύο και τρεις χρονικές περιόδους. Επιπλέον, εάν λάβουμε υπόψιν ότι η διαδικασία αυτή θα γίνει για αποεποχικοποιημένα δεδομένα και μη τελικά θα υλοποιηθούν οι εξής προβλέψεις:

1. Κυλιόμενη Πρόβλεψη στις χρονοσειρές με 30 τιμές που θα αυξάνονται διαδοχικά με χρονικό ορίζοντα 1, η οποία θα παραγάγει 6 προβλέψεις.
2. Κυλιόμενη Πρόβλεψη στις χρονοσειρές με 30 τιμές που θα αυξάνονται διαδοχικά με χρονικό ορίζοντα 2, η οποία θα παραγάγει 5 προβλέψεις.
3. Κυλιόμενη Πρόβλεψη στις χρονοσειρές με 30 τιμές που θα αυξάνονται διαδοχικά με χρονικό ορίζοντα 3, η οποία θα παραγάγει 4 προβλέψεις.

4. Κυλιόμενη Πρόβλεψη στις αποεποχικοποιημένες χρονοσειρές με 30 τιμές που θα αυξάνονται διαδοχικά με χρονικό ορίζοντα 1, η οποία θα παραγάγει 6 προβλέψεις οι οποίες στη συνέχεια θα επανεποχικοποιηθούν με τους δείκτες εποχικότητας βάσει των οποίων υπολογίστηκαν.
5. Κυλιόμενη Πρόβλεψη στις αποεποχικοποιημένες χρονοσειρές με 30 τιμές που θα αυξάνονται διαδοχικά με χρονικό ορίζοντα 2, η οποία θα παραγάγει 5 προβλέψεις οι οποίες στη συνέχεια θα επανεποχικοποιηθούν με τους δείκτες εποχικότητας βάσει των οποίων υπολογίστηκαν.
6. Κυλιόμενη Πρόβλεψη στις αποεποχικοποιημένες χρονοσειρές με 30 τιμές που θα αυξάνονται διαδοχικά με χρονικό ορίζοντα 3, η οποία θα παραγάγει 4 προβλέψεις οι οποίες στη συνέχεια θα επανεποχικοποιηθούν με τους δείκτες εποχικότητας βάσει των οποίων υπολογίστηκαν.

Όσον αφορά την Κυλιόμενη πρόβλεψη με ορίζοντα μία χρονική περίοδο ουσιαστικά θέλουμε να υλοποιήσουμε Πρόβλεψη ενός βήματος με εκ νέου εκτίμηση, τεχνική την οποία ο Hyndman δεν ορίζει. Για να το πετύχουμε αυτό θα υλοποιήσουμε στην ουσία Πρόβλεψη χωρίς εκ νέου εκτίμηση διαφοροποιώντας τον αριθμό των δεδομένων που περιλαμβάνει κάθε φορά το σετ δεδομένων εκπαίδευσης των μεθόδων. Θα εφαρμόζεται σαν είσοδος νέα χρονοσειρά με  $n+1$  δεδομένα εκπαίδευσης όταν μια νέα τιμή γίνεται πλέον παρατηρηθείσα. Επιλέξαμε στον κώδικα να το πραγματοποιήσουμε αυτό στατικά και όχι με βρόγχο for και παράθυρο παρατηρήσεων το οποίο να αυξάνεται, καθώς η στατική υλοποίηση περιλαμβάνει μεν περισσότερες μεταβλητές αλλά εν τέλει έχει μικρότερη πολυπλοκότητα. Η μικρότερη δυνατή πολυπλοκότητα είναι στόχος κάθε κώδικα και ειδικά στην περίπτωση μας που ο όγκος υπολογισμών για 208 χρονοσειρές και 6 μεθόδους πρόβλεψης με 6 διαφορετικές προσεγγίσεις είναι μεγάλος.

Επιπλέον, εφαρμόζεται η Πρόβλεψη πολλαπλών βημάτων με εκ νέου εκτίμηση για τις προβλέψεις με ορίζοντα πρόβλεψης 2 και 3 καθώς για κάθε νέα περίοδο που γίνονται διαθέσιμα τα δεδομένα επανεκτιμάται η μέθοδος και παράγει προβλέψεις για 2 ή 3 μετέπειτα χρονικές περιόδους αντίστοιχα. Η πρόβλεψη αυτή υλοποιείται και εδώ στατικά για λόγους πολυπλοκότητας, με διαφορετικό τρόπο από αυτόν που προτείνει ο Hyndman, αποθηκεύοντας τις χρονοσειρές με τον αυξανόμενο αριθμό παρατηρήσεων σε διαφορετικές μεταβλητές και χρησιμοποιώντας τις σαν είσοδο στις συναρτήσεις μεθόδων προβλέψεων για ορίζοντα πρόβλεψης 2 χρονικές περιόδους και στην επόμενη υλοποίηση με 3 χρονικές περιόδους.

#### 5.2.5 Αξιολόγηση των μεθόδων συναρτήσεων του Ορίζοντα Πρόβλεψης

Ο πρωταρχικός σκοπός της παραγωγής προβλέψεων είναι να βοηθήσει στη λήψη αποφάσεων διαχείρισης. Όλα τα μεγέθη που μπορούν να προκύψουν από μία παραγωγή πρόβλεψης έχουν διαφορετικό νόημα όταν εισάγουμε τη χρονική συνιστώσα. Η χρονική συνιστώσα και το πως επηρεάζει τα διάφορα μεγέθη προβλέψεων έχει ιδιαίτερο ενδιαφέρον για την ίδια τη διαδικασία παραγωγής προβλέψεων αλλά και για τη λήψη αποφάσεων.

Η πρόβλεψη μπορεί να είναι βραχυπρόθεσμη, μεσοπρόθεσμη ή μακροπρόθεσμη ανάλογα με το χρονικό ορίζοντα στον οποίο αναφέρεται. Η πρόβλεψη είναι περισσότερο ακριβής όταν είναι βραχυπρόθεσμη παρά όταν είναι μακροπρόθεσμη καθώς όσο κοντινότερος είναι ο χρονικός ορίζοντας της πρόγνωσης τόσο μικρότερος είναι ο βαθμός αβεβαιότητας και άρα τόσο μικρότερο το σφάλμα που θα περιέχει. Ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι καταλυτικός παράγοντας στην απόδοση κάθε μεθόδου και

άρα σημαντικός παράγοντας στην επιλογή της κατάλληλης μεθόδου πρόβλεψης για τα εκάστοτε δεδομένα.

Παρόλο που για μικρό ορίζοντα πρόβλεψης έχουμε καλύτερα αποτελέσματα, ο ορίζοντας επιλέγεται βάσει των μεγεθών που είναι αναγκαίο να προβλέψουμε. Στην προκειμένη περίπτωση οι προβλέψεις γίνονται για να αποδώσουν πληροφορία για τη μελλοντική πορεία των μεγεθών των συνολικών συναλλαγών και του ρυθμού εισόδου νέων χρηστών στις υπηρεσίες Web και Mobile Banking. Η πρόβλεψη των μεγεθών αυτών αποσκοπεί στην επισκόπηση της πορείας των υπηρεσιών και στην παροχή μελλοντικών μεγεθών που είναι κρίσιμα για τη διαδικασία λήψης αποφάσεων και το σχεδιασμό στρατηγικής στις υπηρεσίες.

Σε αυτά τα πλαίσια διενεργούμε πρόβλεψη με χρονικό ορίζοντα μιας, δύο και τριών χρονικών περιόδων διαδοχικά. Μας ενδιαφέρει η αξιολόγηση των μεθόδων για τα εκάστοτε δεδομένα ώστε να διαπιστώσουμε ποια είναι η βέλτιστη μέθοδος πρόβλεψης για τον κάθε ορίζοντα πρόβλεψης. Επιπλέον, μας ενδιαφέρει η εξέλιξη της απόδοσης κάθε μεθόδου καθώς μεγαλώνουμε τον ορίζοντα πρόβλεψης. Αναμένουμε τα σφάλματα να αυξάνονται όσο αυξάνουμε τον ορίζοντα πρόβλεψης αλλά μας ενδιαφέρει ο ρυθμός με τον οποίο μεταβάλλονται τα παραγόμενα σφάλματα για κάθε μέθοδο.

Μία προσέγγιση της Κυλιόμενης Πρόβλεψης υπαγορεύει την παραγωγή πρόβλεψης με χρονικό ορίζοντα τρεις περιόδους, στη συνέχεια με τη νέα παρατηρηθείσα τιμή που προστίθεται, παραγωγή πρόβλεψης με ορίζοντα δύο περιόδους και τελικά με την επόμενη παρατηρηθείσα τιμή που προστίθεται, διενεργείται πρόβλεψη με ορίζοντα μία χρονική περίοδο. Τελικά, έχουν παραχθεί τρεις προβλέψεις για την ίδια περίοδο οι οποίες συνδυάζονται με ισοβαρή συντελεστή με υπολογισμό του μέσου όρου των τιμών. Κατά αυτό τον τρόπο συνδυάζουμε τρεις προβλέψεις που συμπεριλαμβάνουν διαφορετική πληροφορία για να διαπιστώσουμε την απόδοση κάθε μεθόδου. Αυτή η διαδικασία δεν επιλέχθηκε στην παρούσα μεθοδολογία καθώς κρίθηκε ότι η εξέταση των αποτελεσμάτων των προβλέψεων για τους τρεις διαφορετικούς ορίζοντες παρέχει καλύτερη εικόνα για την ικανότητα των μεθόδων να παράγουν βραχυπρόθεσμες και μεσοπρόθεσμες προβλέψεις.

#### 5.2.6 Κριτήρια αξιολόγησης των μεθόδων

Για την αξιολόγηση των μεθόδων θα υπολογίσουμε τα out-of-sample σφάλματα των προβλέψεων. Τα σφάλματα αυτά θα διαφοροποιούνται ως προς τον αριθμό των προβλέψεων που συμπεριλαμβάνονται καθώς όταν αυξάνουμε τον ορίζοντα πρόβλεψης μειώνεται ο αριθμός των παραγόμενων προβλέψεων. Θα αναφέρουμε τα σφάλματα που υλοποιήθηκαν στον κώδικα καθώς και το μέγεθος που αντιπροσωπεύουν ως προς την ποιότητα των εκάστοτε προβλέψεων. Τα σφάλματα που θα χρησιμοποιηθούν στην υλοποίηση μας είναι τα εξής:

- Μέσο σφάλμα (Mean Error - ME):

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - F_i) \quad (43)$$

Το σφάλμα αυτό είναι χαρακτηριστικό της προκατάληψης της μεθόδου. Οι τιμές κοντά στο μηδέν υποδεικνύουν τυχαιότητα στο σφάλμα, τιμές αρκετά μεγαλύτερες από τη μονάδα υποδεικνύουν απαισιοδοξία και τιμές αρνητικές υποδεικνύουν αισιοδοξία στις προβλέψεις. Για να υλοποιήσουμε το σφάλμα αυτό στο Rstudio μετατρέψαμε τις χρονοσειρές προβλέψεων και παρατηρηθέντων τιμών σε διανύσματα. Το σφάλμα



υπολογίζεται από το μέσο όρο της διαφορά των αντίστοιχων ορισμάτων των δύο διανυσμάτων.

- Μέσο απόλυτο σφάλμα (Mean Absolute Error – MAE):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - F_i| \quad (44)$$

Ο δείκτης αυτός υποδεικνύει την ακρίβεια της μεθόδου πρόβλεψης. Όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή του δείκτη τόσο μικρότερη είναι η ακρίβεια της μεθόδου. Και αυτό το σφάλμα υλοποιήθηκε με μετατροπή των χρονοσειρών σε διανύσματα και επεξεργασία των ορισμάτων τους.

- Μέσο τετραγωνικό σφάλμα (Mean Squared Error – MSE):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - F_i)^2 \quad (45)$$

Ο δείκτης αυτός λόγω του τετραγωνισμού της διαφοράς πρόβλεψης και παρατηρηθείσας τιμής δίνει μεγαλύτερο βάρος στα μεγάλα σφάλματα. Με αυτό τον τρόπο συγκρίνοντας τη ρίζα του MSE ώστε να είναι ίδιας τάξης μεγέθους, με το MAE μπορούμε να δούμε τη συμβολή των μεγαλύτερων σφαλμάτων στις προβλέψεις.

Όλοι οι παραπάνω δείκτες επειδή δεν κανονικοποιούνται με κάποιο μέγεθος της τάξης των δεδομένων κυμαίνονται σε τάξεις μεγέθους των δεδομένων της χρονοσειράς. Για να μπορέσουμε να αξιολογήσουμε τα σφάλματα αυτά πρέπει να έχουμε κάποιο μέτρο σύγκρισης του σφάλματος το οποίο να είναι ανάλογο της τάξης των δεδομένων. Εάν αναλογιστούμε τον αριθμό των χρονοσειρών υπό μελέτη βλέπουμε ότι δεν είναι πολύ εύκολο να ορίσουμε τέτοιους καθολικούς δείκτες σύγκρισης για να αξιολογήσουμε τις μεθόδους. Επομένως τα σφάλματα αυτά υπολογίζονται μεν αλλά δεν είναι εύκολο να τα χρησιμοποιήσουμε για να βγάλουμε ασφαλή συμπεράσματα στον όγκο των χρονοσειρών υπό επεξεργασία.

- Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error – MAPE):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - F_i}{Y_i} \right| \quad (46)$$

- Συμμετρικό Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (Symmetric Mean Absolute Percentage Error – SMAPE):

$$sMAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{2 \cdot (Y_i - F_i)}{Y_i + F_i} \right| \cdot 100\% \quad (47)$$

Στο σφάλμα αυτό η διαφορά πρόβλεψης-παρατήρησης διαιρείται με το ημίθροισμα της πραγματικής τιμής και της παρατήρησης με αποτέλεσμα το σφάλμα να παίρνει τιμές στο διάστημα [0%, 200%].

Τα σφάλματα αυτά όπως έχουμε αναφέρει ενδείκνυται για τη σύγκριση της ακρίβειας προβλέψεων σε χρονοσειρές με διαφορετικά επίπεδα μέσης τιμής. Οι δείκτες αυτοί μας ενδιαφέρουν στην παρούσα ανάλυση καθώς καθιστούν δυνατή την αξιολόγηση κάθε τιμής της πρόβλεψης σε κάθε χρονοσειρά ανεξαρτήτως του επιπέδου τιμών των δεδομένων της, αφού διαιρούνται τα σφάλματα με τις παρατηρηθείσες τιμές.



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6ο: ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

### 6.1 Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα της παραγωγής προβλέψεων. Για τις δύο υπηρεσίες έγινε μελέτη τριών διαφορετικών κατηγοριοποιήσεων χαρακτηριστικών όπως αναφέρθηκε παραπάνω. Στη συνέχεια για κάθε κατηγοριοποίηση έγινε διαφορετική μελέτη για δεδομένα χωρίς αποεποχικοποίηση και με αποεποχικοποίηση. Τέλος, έγινε μελέτη για τρεις διαφορετικούς ορίζοντες πρόβλεψης. Συνολικά δηλαδή για κάθε κατηγοριοποίηση παρουσιάζουμε αποτελέσματα για έξι διαφορετικούς τύπους προβλέψεων εκ των οποίων κάθε τύπος πρόβλεψης περιλαμβάνει τις έξι μεθόδους που αναφέρθηκαν παραπάνω. Η συνολική απόδοση κάθε μεθόδου εξάγεται από το μέσο όρο σφαλμάτων όλων των χρονοσειρών σε κάθε τύπο πρόβλεψης. Αυτό γίνεται ώστε να διαχωρίσουμε και να αξιολογήσουμε την ανάγκη αποεποχικοποίησης των δεδομένων και την απόδοση συναρτήσεως του ορίζοντα πρόβλεψης. Τέλος, επειδή σαν εναλλακτική μεθοδολογία προτείνεται ως πιο εύκολη η ανάλυση παλινδρόμησης θα παρατεθούν οι συναρτήσεις που προκύπτουν από την ανάλυση παλινδρόμησης σε χαρακτηριστικά βάσει της βέλτιστης σύγκλισης.

### 6.2 Αποτελέσματα Mobile Banking

Στο σημείο αυτό θα δούμε τα αποτελέσματα για την Κυλιόμενη Πρόβλεψη στις συναλλαγές του Mobile Banking για τις τρεις κατηγοριοποιήσεις των χρονοσειρών για εποχικοποιημένα δεδομένα και μή. Οι κατηγοριοποιήσεις των δεδομένων έχουν γίνει όπως περιγράφηκε παραπάνω σε μηνιαία δεδομένα των 190.674 εγχρήματων συναλλαγών που διεξήχθησαν από 14.499 χρήστες. Θα καταγράψουμε τη βέλτιστη μέθοδο πρόβλεψης για κάθε τύπου δεδομένα καθώς και το ποσοστό μεταβολής του σφάλματος για τις μεθόδους για τους διαφορετικούς τύπους προβλέψεων που εξετάζουμε. Οι μέθοδοι θα αξιολογηθούν όπως έχει αναφερθεί και παραπάνω με τα σφάλματα  $Mape$  και  $Smape$  καθώς αυτά μπορούν να μας δώσουν καλή εικόνα για την ποιότητα των προβλέψεων ανεξαρτήτως του επιπέδου τιμών των δεδομένων της χρονοσειράς λόγω της κανονικοποίησης στον υπολογισμό τους.

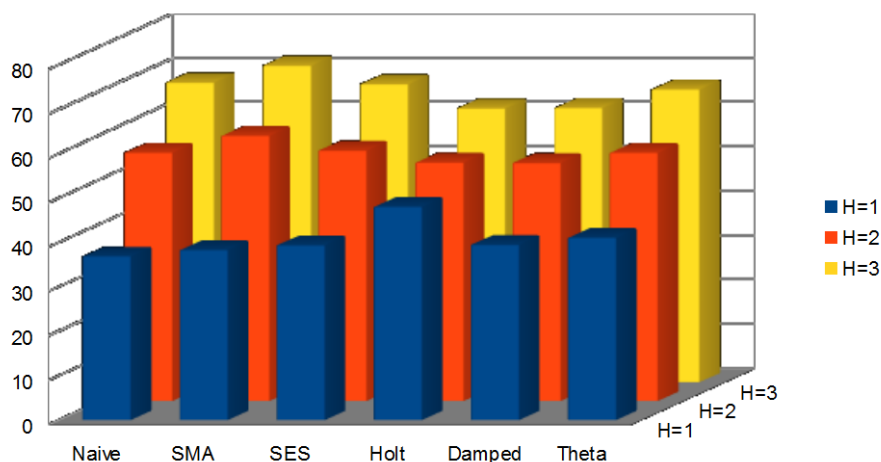
#### 6.2.1 Αποτελέσματα χρονοσειρών βάσει ορίζοντα πρόβλεψης

Θα καταγράψουμε τη βέλτιστη μέθοδο πρόβλεψης για κάθε τύπου δεδομένα καθώς και το ποσοστό μεταβολής του σφάλματος για τις μεθόδους όσο αυξάνεται ο ορίζοντας. Στην παράγραφο αυτή θα παρατεθούν γραφικά τα σφάλματα  $Mape$  και  $Smape$  σε μορφή που να είναι ευδιάκριτη η σύγκριση. Όλα τα σφάλματα για τις τρεις κατηγοριοποιήσεις που μελετήθηκαν παρατίθενται στο παράρτημα πινάκων στους πίνακες 9.24-9.26.

#### Ι) Αποτελέσματα βάσει RFM Ανάλυσης

Το σφάλμα  $Mape$  δεν παρίσταται γραφικά καθώς οι τιμές που προέκυψαν παραπέμπουν σε συστηματικότητα της κατηγοριοποίησης. Η παραγωγή πολύ μεγάλου σφάλματος  $Mape$  οφείλεται στην μεγάλη απόκλιση στην πρόβλεψη και στις μικρές τιμές συναλλαγών στον παρονομαστή του σφάλματος. Το σφάλμα αυτό δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί εδώ ως κριτήριο.

Το SMape των 6 μεθόδων πρόβλεψης για αυτή την κατηγοριοποίηση για μη αποεποχικοποιημένα δεδομένα είναι:



Εικόνα 6.2: SMape (%) χρονοσειρών Mobile Banking RFM Ανάλυσης

Και για τα δύο σφάλματα που μελετήθηκαν στις συγκεκριμένες χρονοσειρές η τάξη μεγέθους τους είναι απαγορευτική για τη διεξαγωγή προβλέψεων καθώς αποτυγχάνουν σε πολύ μεγάλο βαθμό να προβλέψουν τις μελλοντικές τιμές των χρονοσειρών. Συνεπώς η συγκεκριμένη κατηγοριοποίηση δεν ενδείκνυται για την εξαγωγή χρονοσειρών και παραγωγή πρόβλεψεων για τις κατηγορίες χρηστών βάσει της έντασης χρήσης.

Όσον αφορά την επιρροή του παράγοντα ορίζοντα πρόβλεψης στα σφάλματα βλέπουμε ότι υπάρχει μεγάλη αύξηση στα σφάλματα με την αύξηση του ορίζοντα πρόβλεψης.

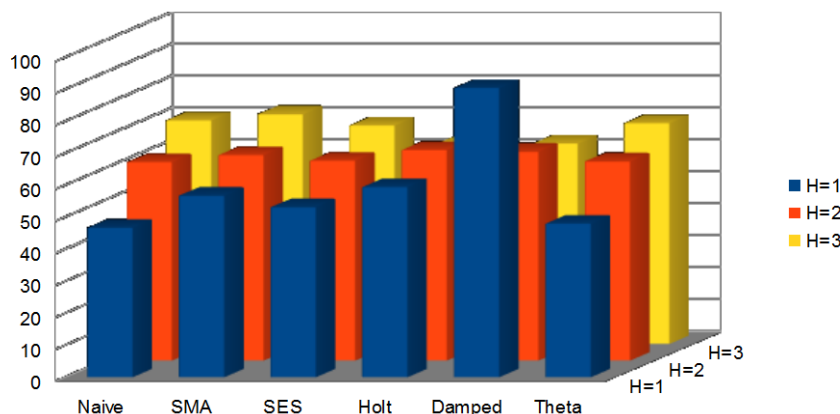
Παρόλο των κακών αποτελεσμάτων των μεθόδων προβλέψεων για τη συγκεκριμένη κατηγοριοποίηση χρονοσειρών για λόγους πληρότητας στο παρακάτω πίνακα παρατείνεται η μεταβολή του ποσοστού του Smape καθώς αυξάνεται ο ορίζοντας πρόβλεψης. Η σύγκριση έχει γίνει για τα σφάλματα με χρονικό ορίζοντα 1.

Πίνακας 6.1: Μεταβολή σφαλμάτος Smape RFM χρονοσειρών Mobile banking καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα

Method	Smape	
	H=2	H=3
Naive	19,1482	30,7079
SMA	21,4941	33,0722
SES	17,0967	27,8354
Holt	5,7342	13,733
Damped	14,2047	22,3291
Theta	14,9005	24,9377

Τα σφάλματα για πρόβλεψη χρονικού ορίζοντα μίας χρονικής περιόδου είναι σε μη επιτρεπτά επίπεδα και επιπλέον η μεταβολή κατά την αύξηση του χρονικού ορίζοντα είναι πάρα πολύ μεγάλη συγκριτικά με τα επιτρεπτά επίπεδα κάθε σφάλματος.

Το SMape των 6 μεθόδων πρόβλεψης για αυτή την κατηγοριοποίηση για αποεποχικοποιημένα δεδομένα είναι:



Εικόνα 6.4: SMape (%) αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών Mobile Banking RFM Ανάλυσης

Και στα αποεποχικοποιημένα δεδομένα η τάξη του μεγέθους των σφαλμάτων κυμαίνεται σε παραπλήσια επίπεδα με τα μη αποεποχικοποιημένα. Συνεπώς και για αυτή την αποσύνθεση δεδομένων η κατηγοριοποίηση της RFM Ανάλυσης κρίνεται ακατάλληλη για την πρόβλεψη των τιμών των συνολικών συναλλαγών.

Όσον αφορά τον ορίζοντα πρόβλεψης το Smape αυξάνεται σημαντικά όσο αυξάνεται ο ορίζοντας πρόβλεψης, για όλες τις μεθόδους εκτός από τη μέθοδο Holt όπου το σφάλμα για ορίζοντα 2 είναι μεγαλύτερο από το σφάλμα με ορίζοντα 3. Τέλος, η μέθοδος Damped ξεφεύγει από τη συμπεριφορά αυτή και το σφάλμα της μειώνεται όσο αυξάνουμε τον ορίζοντα πρόβλεψης.

Η αναφορά αυτή στη συμπεριφορά των σφαλμάτων γίνεται τυπικά καθώς οι τιμές τους είναι πολύ μεγάλες σε σχέση με τα αποδεκτά επίπεδα σφαλμάτων Mape και Smape.

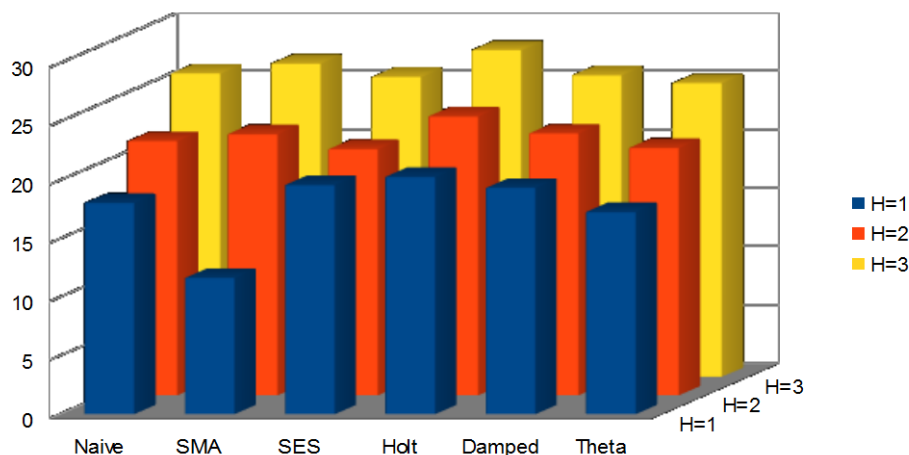
Η μεταβολή των ποσοστών φαίνεται ποσοτικά και στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 6.2: Μεταβολή σφάλματος Smape αποεποχικοποιημένων RFM χρονοσειρών καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα

Method	Smape	
	H=2	H=3
Naive	15,2593	23,1173
SMA	7,4255	15,0436
SES	9,3033	15,0944
Holt	6,3673	3,6661
Damped	-25,1006	-27,7729
Theta	14,2889	20,9896

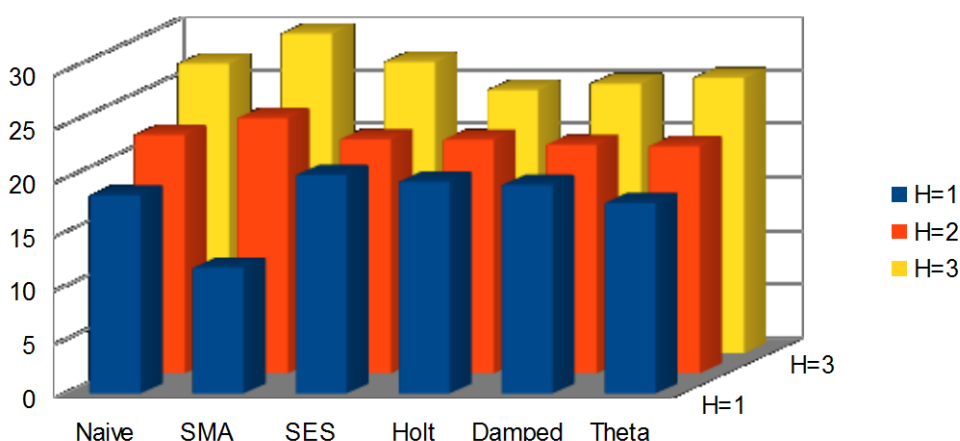
## II) Αποτελέσματα βάσει κατάταξης χαρακτηριστικών σε ιεραρχικό δέντρο

Το Mape των 6 μεθόδων πρόβλεψης για αυτή την κατηγοριοποίηση για μη αποεποχικοποιημένα δεδομένα είναι:



Εικόνα 6.5: Mape(%) μη αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών διάταξης δέντρου στο Mobile Banking.

Το SMape των 6 μεθόδων πρόβλεψης για αυτή την κατηγοριοποίηση για μη αποεποχικοποιημένα δεδομένα είναι:



Εικόνα 6.6: SMape(%) μη αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών διάταξης δέντρου.

Τα σφάλματα στην κατηγοριοποίηση χαρακτηριστικών με δομή δέντρου είναι σε πολύ μικρότερη τάξη μεγέθους από τα σφάλματα της RFM Ανάλυσης συνεπώς μπορούμε να εξετάσουμε εάν η δομή δέντρου των επιμέρους χαρακτηριστικών μπορεί να παραγάγει πρόβλεψη για το σύνολο των συναλλαγών. Η ανάλυση αυτή θα γίνει σε ξεχωριστή παράγραφο. Το Mape κυμαίνεται σε επίπεδα του ~17,7% και το Smape κυμαίνεται σε επίπεδα ~17,9% για χρονική ορίζοντα 1.

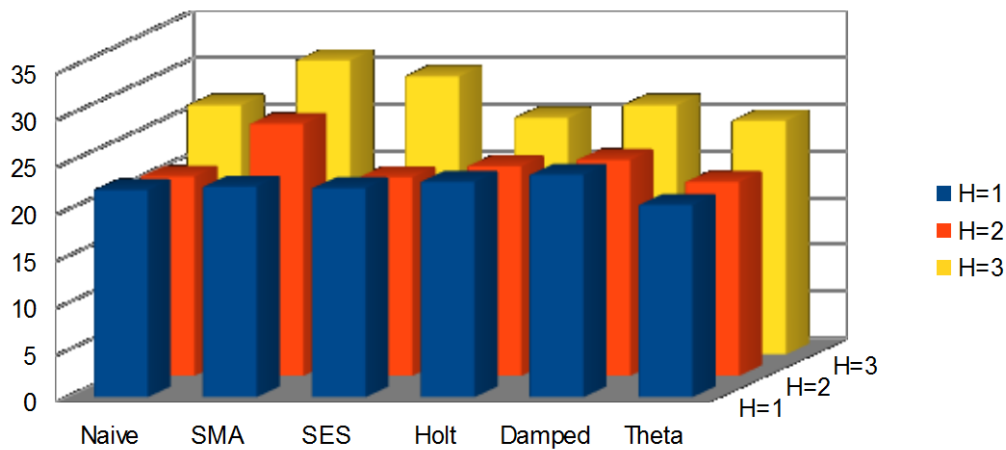
Όσον αφορά τον ορίζοντα πρόβλεψης στις μη εποχικοποιημένες χρονοσειρές δεδομένων δομής δέντρου παρατηρείται αύξηση των σφαλμάτων όσο αυξάνεται ο ορίζοντας πρόβλεψης η μεταβολή όμως είναι πολύ μικρότερη από τις χρονοσειρές της RFM Ανάλυσης που μας οδηγεί στο συμπέρασμα ότι πρόκειται για συστηματικό χαρακτηριστικό των χρονοσειρών που χρησιμοποιήθηκαν. Η μεταβολή των σφαλμάτων Mape και Smape απεικονίζεται στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 6.3: Μεταβολή σφαλμάτων χρονοσειρών δέντρου MB καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα.

Method	Mape		Smape	
	H=2	H=3	H=2	H=3
Naive	3,7019	7,8902	3,7193	8,5035
SMA	10,7107	15,1504	12,0307	18,0259
SES	1,4736	6,0584	1,4438	6,7616
Holt	3,5868	7,6557	2,0405	4,7711
Damped	3,0664	6,4516	1,8769	5,6688
Theta	3,8899	7,8407	3,4152	7,8855

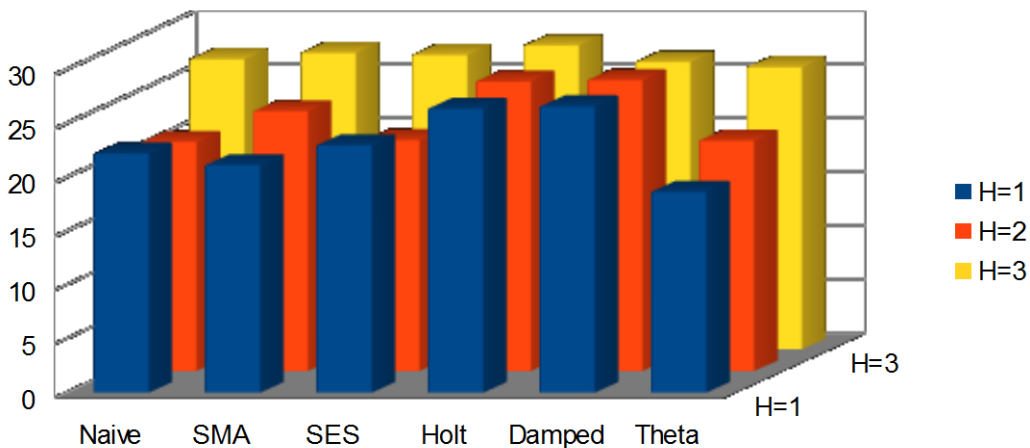
Η μέθοδος με τη μεγαλύτερη αύξηση στα σφάλματα για αύξηση της χρονικής περιόδου ορίζοντα πρόβλεψης είναι η SMA. Η αύξηση του Mape για τις μεθόδους χωρίς την SMA είναι της τάξης του ~3% και ~7% για χρονικό ορίζοντα 2 και 3 αντίστοιχα. Η αύξηση του Smape για τις μεθόδους χωρίς την SMA είναι της τάξης ~2,5% και ~6,7% για χρονικό ορίζοντα 2 και 3 αντίστοιχα.

Το Mape των 6 μεθόδων πρόβλεψης για αυτή την κατηγοριοποίηση για αποεποχικοποιημένα δεδομένα είναι:



Εικόνα 6.7: Mape(%) αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών διάταξης δέντρου.

Το Smape των 6 μεθόδων πρόβλεψης για αυτή την κατηγοριοποίηση για αποεποχικοποιημένα δεδομένα είναι:



Εικόνα 6.8: Smape(%) αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών διάταξης δέντρου.

Τα σφάλματα για τα αποεποχικοποιημένα δεδομένα κυμαίνονται στην τάξη του ~ ~23% και ~22% αντίστοιχα για ορίζοντα πρόβλεψης 1. Η μεταβολή των σφαλμάτων συναρτήσει του ορίζοντα πρόβλεψης είναι πολύ μικρή και μάλιστα σε κάποιες περιπτώσεις το σφάλμα υφίσταται μείωση. Η ποσότητα της μεταβολής των σφαλμάτων παρουσιάζεται αναλυτικά στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 6.4: Μεταβολή σφαλμάτων αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών δέντρου MB καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα.

Method	Mape		Smape	
	H=2	H=3	H=2	H=3
Naive	-0,9184	4,7359	-0,8121	4,4861
SMA	2,9843	6,3693	4,4155	8,9052
SES	-1,5284	4,37	-1,1184	7,3743
Holt	0,5196	1,8595	-0,6078	2,2486
Damped	0,4118	0,0899	-0,7129	2,8597
Theta	2,7272	7,5525	0,1652	4,4177

Η μεταβολή των σφαλμάτων κατά μέσο όρο είναι:

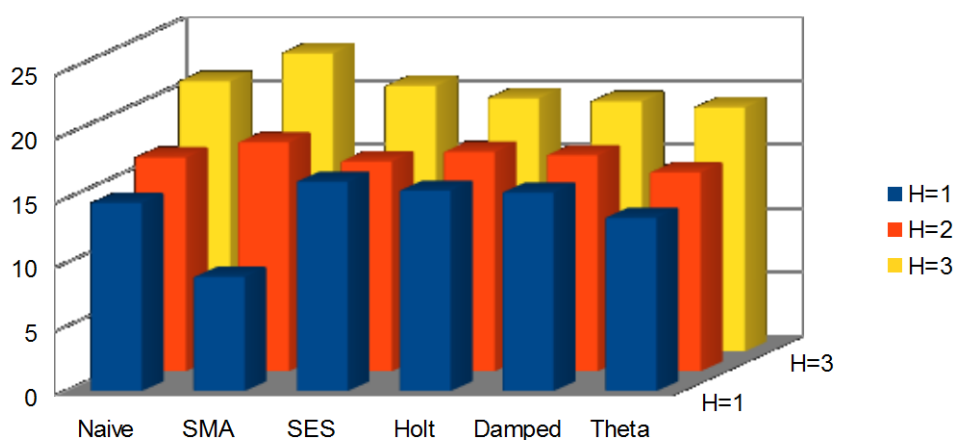
Πίνακας 6.5: Μεταβολή σφάλματος κατά την αύξηση χρονικού ορίζοντα

Μεταβολή σφάλματος	Mape	Smape	Mape	Smape
Χρονικός ορίζοντας	H=2		H=3	
Μη αποεποχικοποιημένα	0,69935	4,16285	4,16285	5,0486
Αποεποχικοποιημένα	4,40488333	4,08773333	8,50783333	8,6027333

Και για τους δύο χρονικούς ορίζοντες 2 τα μη αποεποχικοποιημένα δεδομένα έχουν καλύτερη απόδοση.

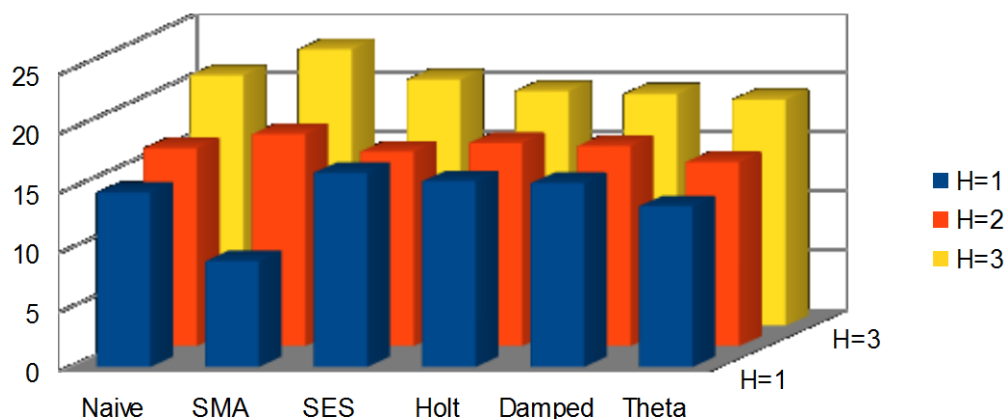
### III) Αποτελέσματα βάσει κατάταξης μεμονωμένων χαρακτηριστικών

Το Mape των 6 μεθόδων πρόβλεψης για αυτή την κατηγοριοποίηση για μη αποεποχικοποιημένα δεδομένα είναι:



Εικόνα 6.9: Mape(%) μη αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών.

Το Smape των 6 μεθόδων πρόβλεψης για αυτή την κατηγοριοποίηση για μη αποεποχικοποιημένα δεδομένα είναι:



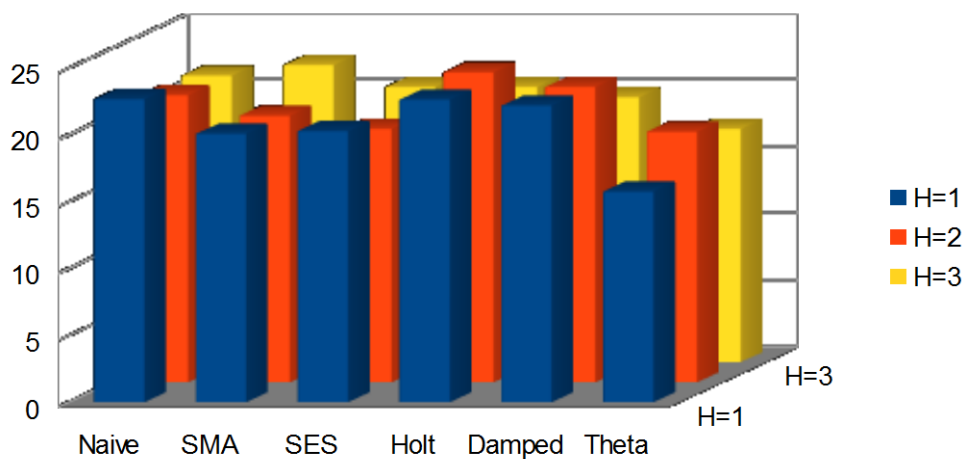
Εικόνα 6.10: Smape(%) μη αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών. Στις χρονοσειρές μεμονομένων χαρακτηριστικών καθώς περιέχουν πιο ενοποιημένες ομάδες χρηστών αναμέναμε τα καλύτερα αποτελέσματα καθώς το φάσμα τιμών τους είναι πιο περιορισμένο. Το Mape και το Smape κυμαίνονται σε επίπεδα της τάξης του ~13,5% και ~14,2% αντίστοιχα. Τα σφάλματα αυτά είναι σε επίπεδα για τα οποία μπορούμε να επιχειρήσουμε προβλέψεις με μια καλή σχετικά ακρίβεια καθώς είναι στα επιτρεπτά όρια για τα δύο αυτά σφάλματα. Συνεπώς οι χρονοσειρές της κατηγοριοποίησης αυτής κρίνονται κατάλληλες για την παραγωγή προβλέψεων μελλοντικών τιμών των συναλλαγών χρηστών με επιμέρους χαρακτηριστικά αλλά και του συνολικού αριθμού συναλλαγών στην υπηρεσία Mobile Banking.

Επιπλέον, τα σφάλματα κατά την προσπάθεια πρόβλεψης με χρονικό ορίζοντα μεγαλύτερο της μίας χρονικής περιόδου, όπως βλέπουμε και από τον παρακάτω πίνακα, εμφανίζουν αύξηση όχι όμως σε επίπεδα πέραν της αναμενόμενης που οφείλεται στο ότι η πρόβλεψη παράγεται χωρίς τη συμβολή δεδομένων με σημαντική πληροφορία εκτός από τη μέθοδο SMA.

Πίνακας 6.6: Μεταβολή σφαλμάτων χρονοσειρών μεμονομένων χαρακτηριστικών MB καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα.

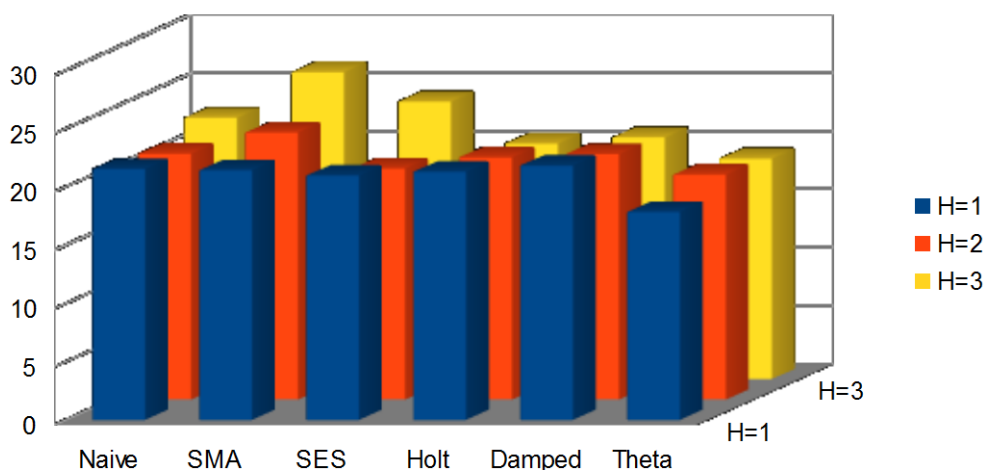
Method	Mape		Smape	
	H=2	H=3	H=2	H=3
Naive	1,8236	5,0507	2,0046	6,3998
SMA	7,3417	11,3279	8,9492	14,3528
SES	0,0443	3,1511	0,0359	4,3777
Holt	2,5621	5,1537	1,4809	4,1082
Damped	2,1149	4,2161	1,3829	4,0181
Theta	1,6753	4,1826	1,9972	5,5095

Το Mape των 6 μεθόδων πρόβλεψης για αυτή την κατηγοριοποίηση για αποεποχικοποιημένα δεδομένα είναι:



Εικόνα 6.11: Mape(%) αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών.

Το Smape των 6 μεθόδων πρόβλεψης για αυτή την κατηγοριοποίηση για αποεποχικοποιημένα δεδομένα είναι:



Εικόνα 6.12: Smape(%) αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών.

Στα αποεποχικοποιημένα δεδομένα η επίδοση των μεθόδων είναι όσον αφορά το σφάλμα Mape κυμαίνεται σε ποσοστό της τάξης του ~11% και για το σφάλμα Smape στο ~ 10,7%. Τα ποσοστά αυτά των σφαλμάτων στην κυλιόμενη πρόβλεψη που έγινε είναι πολύ καλό επίπεδο και συνεπώς οι χρονοσειρές ενδείκνυνται για παραγωγή προβλέψεων με μία καλή αναμενόμενη ακρίβεια. Τα σφάλματα δεν εμφανίζουν μεγάλη μεταβολή η οποία να κάνει τις χρονοσειρές ακατάλληλες στην παραγωγή προβλέψεων, όπως φαίνεται και στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 6.7: Μεταβολή σφαλμάτων αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών μεμονομένων χαρακτηριστικών Mobile Banking καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα



Method	Mape		Smape	
	H=2	H=3	H=2	H=3
Naive	-1,2129	-1,2478	-0,43	0,8798
SMA	-0,1433	2,1565	1,4634	4,8957
SES	-1,3303	0,2933	-1,145	2,8493
Holt	0,5274	-2,0609	-0,5199	-1,0757
Damped	-0,1018	-2,3873	-0,7564	-1,0943
Theta	2,9738	1,6872	1,4546	1,0621

Συγκρίνοντας τη μεταβολή του σφάλματος κατά την αύξηση του χρονικού ορίζοντα στην κατηγοριοποίηση υπό μελέτη βρίσκουμε τα παρακάτω:

Πίνακας 6.8: Μέσος όρος μεταβολής σφαλμάτων χρονοσειρών Mobile Banking

Μεταβολή σφάλματος	Mape	Smape	Mape	Smape
Χρονικός ορίζοντας	H=2		H=3	
Μη αποεποχικοποιημένα	4,4049	4,0877	8,5078	8,6027
Αποεποχικοποιημένα	0,6993	0,2215	4,1629	5,0486

Στις χρονοσειρές αυτές βλέπουμε ότι το σφάλμα αυξάνεται με την αύξηση του χρονικού ορίζοντα για τα δύο σφάλματα και για τις δύο αποσυνθέσεις. Το αποτέλεσμα αυτό είναι λογικό καθώς για μεγαλύτερο ορίζοντα πρόβλεψης δεν διαθέτουμε δεδομένα τα οποία να βρίσκονται χρονικά κοντά στο σημείο πρόβλεψης τα οποία περιέχουν σημαντική πληροφορία.

Θα παραθέσουμε συγκεντρωτικά για όλους τους συνδυασμούς κατηγοριοποιήσεων, αποσύνθεσης χρονοσειρών και ορίζοντα πρόβλεψης ποια παρατηρήθηκε να είναι η βέλτιστη μέθοδος πρόβλεψης συναρτήσει του ορίζοντα. Εδώ πρέπει να τονίσουμε ότι για κάποιες περιπτώσεις η βέλτιστη επίδοση δεν συνεπάγεται ότι είναι σε αποδεκτά όρια για παραγωγή πρόβλεψης.

Πίνακας 6.9: Επίδοση μεθόδων πρόβλεψης στο Mobile Banking με κριτήριο το ελάχιστο σφάλμα

Κατηγοριοποίηση- Αποσύνθεση	Mape-1η Θέση			Smape-1η Θέση		
	H=1	H=2	H=3	H=1	H=2	H=3
RFM						
Μη αποεποχικοποιημένα	Naive	Naive	SMA	Naive	Damped	Holt
Αποεποχικοποιημένα	Naive	Naive	SMA	Naive	Naive	Damped
Χαρακτηριστικά σε διάταξη δέντρου						
Μη αποεποχικοποιημένα	SMA	SES	Theta	SMA	Theta	Holt
Αποεποχικοποιημένα	Theta	Naive	Theta	Theta	Theta	Theta
Χαρακτηριστικά μεμονωμένα						
Μη αποεποχικοποιημένα	SMA	Theta	Theta	SMA	Theta	Theta
Αποεποχικοποιημένα	Theta	Theta	Theta	Theta	Theta	Theta
Κατηγοριοποίηση- Αποσύνθεση	Mape-2η Θέση			Smape-2η Θέση		
RFM						
Μη αποεποχικοποιημένα	SES	SES	Holt	SMA	Holt	Damped
Αποεποχικοποιημένα	Theta	SES	Holt	Theta	SES	Holt
Χαρακτηριστικά σε διάταξη δέντρου						
Μη αποεποχικοποιημένα	Theta	Theta	Damped	Theta	Damped	Damped
Αποεποχικοποιημένα	SMA	Theta	Damped	Naive	SES	Holt
Χαρακτηριστικά μεμονωμένα						
Μη αποεποχικοποιημένα	Theta	SES	SES	Theta	SES	Damped
Αποεποχικοποιημένα	SMA	SES	Damped	SES	SES	Holt

## 6.2.2 Αποτελέσματα χρονοσειρών βάσει εποχικότητας

Στο κεφάλαιο αυτό θα εξετάσουμε τη μεταβολή των σφαλμάτων Mape και Smape για προβλέψεις με τον ίδιο ορίζοντα πρόβλεψης αλλά με διαφορετική αποσύνθεση για να διαπιστώσουμε πως επιδρά στις προβλέψεις η χρήση αποεποχικοποιημένων δεδομένων.

### I) Αποτελέσματα βάσει RFM Ανάλυσης

Για την κατηγοριοποίηση αυτή τα σφάλματα Mape και Smape που προέκυψαν διατεταγμένα ανά ορίζοντα πρόβλεψης ώστε να μελετηθούν τα αποτελέσματα για τις διαφορετικές αποσυνθέσεις παρατίθενται στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 6.10: Mape και Smape σε προβλέψεις χρονοσειρών MB με ίδιο ορίζοντα πρόβλεψης.

Ορίζοντας	H=1		H=2		H=3	
	Μη αποεποχ/να	Αποεποχ/να	Μη αποεποχ/να	Αποεποχ/να	Μη αποεποχ/να	Αποεποχ/να
<b>Mape</b>						
Naive	394,6635	375,0347	1277,7895	1086,7334	2183,8734	2151,1288
SMA	487,2526	893,2582	1596,1087	1453,9832	2018,7272	1854,8573
SES	462,3908	511,3360	1395,6317	1292,0110	2226,5183	2034,7332
Holt	504,3452	608,8966	1605,4026	1563,1205	2158,9497	1960,8728
Damped	542,1852	612,2362	1630,1575	1624,2633	2910,3121	2641,1033
Theta	504,6111	435,0569	1460,8397	1341,9134	2284,9965	2353,5204
<b>Smape</b>						
Naive	36,9523	46,8944	56,1006	62,1538	67,6602	70,0118
SMA	38,3958	56,9091	59,8900	64,3346	71,4680	71,9527
SES	39,4542	53,3096	56,5510	62,6129	67,2896	68,4040
Holt	48,1168	59,5858	53,8510	65,9531	61,8499	63,2519
Damped	39,5788	90,5414	53,7836	65,4407	61,9080	62,7685

Από τον παραπάνω πίνακα βλέπουμε ότι για χρονικό ορίζοντα 1 κατά μέσο όρο η αποσύνθεση χωρίς αποεποχικοποίηση έχει καλύτερα αποτελέσματα ως προς τα σφάλματα. Για χρονικό ορίζοντα 2 και 3 στο σφάλμα Mape η αποσύνθεση με αποεποχικοποίηση έχει καλύτερη απόδοση ενώ στο σφάλμα Smape η αποσύνθεση χωρίς αποεποχικοποίηση επιτυγχάνει μικρότερες τιμές. Επειδή οι συνολικές αποδόσεις των μεθόδων σε αυτές τις χρονοσειρές έχουν ως αποτέλεσμα να είναι απαγορευτικό να διενεργήσουμε προβλέψεις σε χρονοσειρές που έχουν εξαχθεί με κριτήρια της RFM Ανάλυσης δεν θα συμπεριλάβουμε τα αποτελέσματα της για να βγάλουμε το συνολικό συμπέρασμα για την προτεινόμενη αποσύνθεση για δεδομένα συναλλαγών Mobile Banking.

### II) Αποτελέσματα βάσει κατάταξης χαρακτηριστικών σε ιεραρχικό δέντρο

Για την κατηγοριοποίηση αυτή τα σφάλματα Mape και Smape που προέκυψαν διατεταγμένα ανά ορίζοντα πρόβλεψης παρατίθενται στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 6.11: Mape και Smape σε προβλέψεις χρονοσειρών δέντρου MB με ίδιο ορίζοντα πρόβλεψης.

Ορίζοντας	H=1		H=2		H=3	
Αποσύνθεση	Μη αποεποχ/να	Αποεποχ/να	Μη αποεποχ/να	Αποεποχ/να	Μη αποεποχ/να	Αποεποχ/να
<b>Mape</b>						
Naive	18,0975	22,2444	21,7995	21,3260	25,9877	26,9804
SMA	11,6843	21,1858	22,3951	24,1701	26,8348	27,5552
SES	19,6366	23,0014	21,1103	21,4730	25,6950	27,3715
Holt	20,3298	26,4013	23,9166	26,9209	27,9855	28,2608
Damped	19,3859	26,6305	22,4523	27,0424	25,8376	26,7205
Theta	17,3271	18,6884	21,2170	21,4156	25,1679	26,2409
<b>Smape</b>						
Naive	18,5113	22,1074	22,2306	21,2952	27,0148	26,5935
SMA	11,7685	22,4785	23,7992	26,8940	29,7945	31,3837
SES	20,3928	22,3213	21,8366	21,2029	27,1545	29,6956
Holt	19,7674	23,0011	21,8080	22,3933	24,5385	25,2498
Damped	19,4598	23,7548	21,3368	23,0419	25,1286	26,6146

Στην κατηγοριοποίηση αυτή η αποσύνθεση μη αποεποχικοποιημένων δεδομένων έχει στην πλειοψηφία των μεθόδων καλύτερα αποτελέσματα και για τα δύο σφάλματα. Μεμονομένα για κάποιους ορίζοντες πρόβλεψης υπάρχουν περιπτώσεις που η αποσύνθεση αποεποχικοποιημένων δεδομένων έχει μικρότερο σφάλμα αλλά χωρίς αυτό να είναι έχει μεγάλη απόκλιση από την αποσύνθεση μη αποεποχικοποιημένων δεδομένων. Επειδή τα σφάλματα αυτής της κατηγοριοποίησης είναι σε αποδεκτά πλαίσια το συμπέρασμα που προέκυψε, ότι οι χρονοσειρές χωρίς αποεποχικοποίηση παράγουν καλύτερα αποτελέσματα, θα συμπεριληφθούν στη διαμόρφωση του συνολικού συμπεράσματος για την προτεινόμενη μεθοδολογία των προβλέψεων για δεδομένα Mobile Banking.

### III) Αποτελέσματα βάσει κατάταξης μεμονωμένων χαρακτηριστικών

Για την κατηγοριοποίηση αυτή τα σφάλματα Mape και Smape που προέκυψαν διατεταγμένα ανά ορίζοντα πρόβλεψης παρατίθενται στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 6.12: Mape και Smape σε προβλέψεις χρονοσειρών χαρακτηριστικών MB με ίδιο ορίζοντα πρόβλεψης.

Ορίζοντας	H=1		H=2		H=3	
Αποσύνθεση	Μη αποεποχ/να	Αποεποχ/να	Μη αποεποχ/να	Αποεποχ/να	Μη αποεποχ/να	Αποεποχ/να
<b>Mape</b>						
Naive	13,9996	22,7146	15,8232	21,5017	19,0503	21,4668
SMA	8,6528	20,1111	15,9946	19,9677	19,9808	22,2677
SES	15,1639	20,3305	15,2082	19,0002	18,3151	20,6238
Holt	15,4543	22,6847	18,0164	23,2122	20,6081	20,6238
Damped	15,1698	22,2361	17,2848	22,1342	19,3860	19,8487
Theta	12,9178	15,7963	14,5931	18,7702	17,1005	17,4836
<b>Smape</b>						
Naive	14,7028	21,5725	16,7075	21,1425	21,1027	22,4524
SMA	8,9382	21,4690	17,8874	22,9325	23,2911	26,3648
SES	16,3623	21,0023	16,3983	19,8572	20,7401	23,8516
Holt	15,6666	21,3275	17,1476	20,8076	19,7748	20,2518
Damped	15,5109	21,8618	16,8939	21,1053	19,5290	20,7674
Theta	13,5493	17,8862	15,5465	19,3408	19,0588	18,9483

Στην υπό μελέτη κατηγοριοποίηση και στους τρεις διαφορετικούς ορίζοντες πρόβλεψης βλέπουμε ότι η αποσύνθεση με μη αποεποχικοποιημένα δεδομένα παράγει σημαντικά καλύτερα αποτελέσματα και στα δύο σφάλματα. Σε συνδυασμό με το συμπέρασμα που προέκυψε για την κατηγοριοποίηση δέντρου καταλήγουμε στο ότι τα μη αποεποχικοποιημένα δεδομένα παράγουν καλύτερες προβλέψεις στις χρονοσειρές της υπηρεσίας Mobile Banking.

Θα παραθέσουμε συγκεντρωτικά για όλους τους συνδυασμούς κατηγοριοποιήσεων και οριζόντων πρόβλεψης ποια παρατηρήθηκε να είναι η βέλτιστη μέθοδος πρόβλεψης βάσει του μέσου όρου των σφαλμάτων Mape και Smape για να διαπιστώσουμε τη βέλτιστη αποσύνθεση για την παραγωγή προβλέψεων. Εδώ πρέπει να τονίσουμε ότι για κάποιες περιπτώσεις η βέλτιστη επίδοση δεν συνεπάγεται ότι είναι σε αποδεκτά όρια για παραγωγή πρόβλεψης.

Πίνακας 6.13: Επίδοση μεθόδων πρόβλεψης σε χρονοσειρές MB βάσει αποσύνθεσης με κριτήριο το ελάχιστο σφάλμα.

Κατηγοριοποίηση-Ορίζοντας Πρόβλεψης	Mape	Smape
RFM Ανάλυση		
H=1	Μη αποεποχικοποιημένα	Μη αποεποχικοποιημένα
H=2	Αποεποχικοποιημένα	Μη αποεποχικοποιημένα
H=3	Αποεποχικοποιημένα	Μη αποεποχικοποιημένα
Χαρακτηριστικά σε Διάταξη δέντρου		
H=1	Μη αποεποχικοποιημένα	Μη αποεποχικοποιημένα
H=2	Μη αποεποχικοποιημένα	Μη αποεποχικοποιημένα
H=3	Μη αποεποχικοποιημένα	Μη αποεποχικοποιημένα
Χαρακτηριστικά μεμονωμένα		
H=1	Μη αποεποχικοποιημένα	Μη αποεποχικοποιημένα
H=2	Μη αποεποχικοποιημένα	Μη αποεποχικοποιημένα
H=3	Μη αποεποχικοποιημένα	Μη αποεποχικοποιημένα

### 6.2.3 Αποτελέσματα Ανάλυσης παλινδρόμησης χρονοσειρών χαρακτηριστικών

Στην παράγραφο αυτή θα εξετάσουμε τη βέλτιστη σύγκλιση χρονοσειρών μεμονομένων χαρακτηριστικών με εξισώσεις που παράχθηκαν με Παλινδρόμηση. Η μέθοδοι Παλινδρόμησης που εξετάστηκαν ήταν η Απλή Γραμμική Παλινδρόμηση, η Λογαριθμική, η Εκθετική Παλινδρόμηση και η Παλινδρόμηση Δυναμοσειράς. Ο αλγόριθμος υπολογισμού των εξισώσεων παλινδρόμησης για τις 4 μεθόδους έχει περιγραφεί στο 2ο κεφάλαιο, μαζί με τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων που χρησιμοποιούν σαν κριτήριο σύγκλισης. Από τις εξισώσεις παλινδρόμησης που προέκυψαν από τις 4 μεθόδους η βέλτιστη επιλέγεται βάσει του μικρότερου δείκτη R-squared. Στον παρακάτω πίνακα παρατίθεται η βέλτιστη μέθοδος Παλινδρόμησης και η εξίσωση Παλινδρόμησης για τα χαρακτηριστικά Φύλο, Τύπο Απασχόλησης, Εκπαίδευση, Οικογενειακή κατάσταση, Ηλικιακή ομάδα.

Πίνακας 6.14: Εξισώσεις Παλινδρόμησης σε χρονοσειρές χαρακτηριστικών Mobile Banking βάσει βέλτιστης σύγκλισης

Χαρακτηριστικό	Βέλτιστη Μέθοδος Παλινδρόμησης	R-squared	Εξίσωση Παλινδρόμησης
<b>GENDER</b>			
Male	Εκθετική	0,812	$f(x)=1494,58\exp(0,05x)$
Female	Εκθετική	0,919	$f(x)=186,4\exp(0,0688x)$
<b>EMPLOYMENT STATUS</b>			
Employee	Γραμμική	0,832	$f(x)=158,137x+257,26$
Personal Business	Εκθετική	0,832	$f(x)=481,27\exp(0,0499x)$
Unemployed	Εκθετική	0,917	$f(x)=29,27\exp(0,0777x)$
Retired	Γραμμική	0,895	$f(x)=8,809x-4,3$
Student	Γραμμική	0,599	$f(x)=1,436x+7,363$
Rentier	Εκθετική	0,816	$f(x)=10,483\exp(0,0553x)$
Homelike	Δυναμοσειρά	0,775	$f(x)=0,0856x^{1,8482}$
<b>EDUCATION</b>			
Illiterate	-	-	-
Basic Education	Εκθετική	0,76	$f(x)=11,69\exp(0,0714x)$
Secondary Education	Εκθετική	0,883	$f(x)=286,69\exp(0,057x)$
TEI Graduate	Εκθετική	0,773	$f(x)=98,45\exp(0,0564x)$
AEI Graduate	Γραμμική	0,8	$f(x)=50,99x+194,2$
Postgraduate Studies	Γραμμική	0,79	$f(x)=8,445x+32,33$
<b>MARRITAL STATUS</b>			
Single	Γραμμική	0,859	$f(x)=134,09x+220,84$
Married	Εκθετική	0,817	$f(x)=778,19\exp(0,0529x)$
<b>AGE (Binned)</b>			
18-24	Εκθετική	0,918	$f(x)=7,879\exp(0,0956x)$
25-29	Εκθετική	0,92	$f(x)=115,1\exp(0,07008x)$
30-44	Εκθετική	0,84	$f(x)=1067,31\exp(0,0526x)$
45-64	Εκθετική	0,69	$f(x)=462,28\exp(0,0437x)$
65	Γραμμική	0,86	$f(x)=5,665x+4,634$

Από τον παραπάνω πίνακα βλέπουμε ότι στις χρονοσειρές χαρακτηριστικών μπορούν να αποδοθούν εξισώσεις Παλινδρόμησης με καλή σύγκλιση καθώς το R-squared είναι σε όλες τις χρονοσειρές πάνω από 76%(εκτός από την ηλικιακή ομάδα 65+), ενώ για την πλειοψηφία των χρονοσειρών είναι πάνω από 80%. Ο τύπος της Παλινδρόμησης βέλτιστης σύγκλισης διαφέρει για τα διάφορα χαρακτηριστικά, με την πλειοψηφία των χαρακτηριστικών να περιγράφεται από συναρτήσεις Εκθετικής Παλινδρόμησης. Πρέπει να τονίσουμε ότι ο σταθερός όρος που πολλαπλασιάζεται στην εκθετική συνάρτηση, ο όρος που προστίθεται στη γραμμική συνάρτηση και ο όρος που πολλαπλασιάζει τη συνάρτηση στη δυναμοσειρά είναι όροι που εξαρτώνται από την τάξη μεγέθους των δεδομένων και από την τιμή της χρονοσειράς για την πρώτη χρονική περίοδο. Επειδή η τιμή αυτή εξαρτάται από την τάξη μεγέθους των δεδομένων της χρονοσειράς και δεν μπορεί να γενικευτεί στο σύνολο των δεδομένων δεν μας ενδιαφέρει στην ανάλυση αυτή.

#### 6.2.4 Αποτελέσματα Προβλέψεων Κατηγοριοποίησης Δέντρου

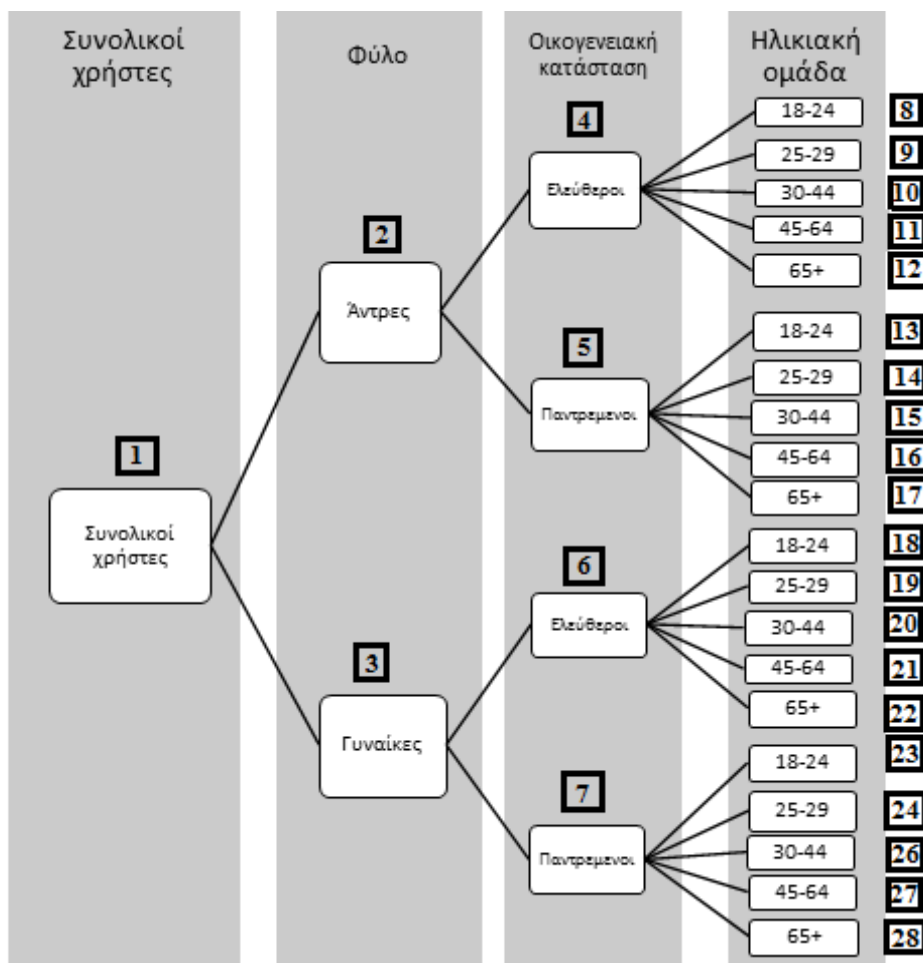
Στην παράγραφο αυτή θα προσπαθήσουμε να συνθέσουμε τα αποτελέσματα των προβλέψεων κατηγοριοποίησης δέντρου ώστε να καταλήξουμε εάν με top down και bottom up προσέγγιση μπορούμε να παραγάγουμε προβλέψεις. Πιο συγκεκριμένα, στην top down προσέγγιση ξεκινώντας με τα γενικότερα χαρακτηριστικά θα εξετάσουμε εάν μπορούμε να αναγάγουμε τις τιμές των προβλέψεων του γενικού χαρακτηριστικού στα ειδικότερα με κάποιο συντελεστή συνεισφοράς. Βασική προϋπόθεση για να μπορέσουμε να υλοποιήσουμε αυτές τις μεθοδολογίες είναι οι χρονοσειρές που αντιστοιχούν σε κόμβους του δέντρου κατά την παραγωγή

προβλέψεων να έχουν σφάλματα εντός αποδεκτών ορίων. Εάν τα σφάλματα είναι τέτοια ώστε να μην επιτρέπουν την παραγωγή προβλέψεων με κάποια σχετική ακρίβεια, τότε οι μέθοδοι δεν μπορούν να εφαρμοστούν. Στην περίπτωση μας τα σφάλματα Mape και Smape στην υπηρεσία Mobile Banking είναι της τάξης του ~17% συνεπώς μπορούμε να πραγματοποιήσουμε προβλέψεις κατά μήκος του δέντρου.

Στην bottom up προσέγγιση θα εξετάσουμε εάν από τις τιμές των προβλέψεων των επιμέρους χαρακτηριστικών μπορούμε να παραγάγουμε μία αξιόπιστη πρόβλεψη για το γενικό χαρακτηριστικό. Για να γίνει αυτό θα πρέπει να δούμε τι ποσοστό των συναλλαγών κάθε ευρύτερου χαρακτηριστικού αποτελεί κάθε ομάδα με ειδικότερο χαρακτηριστικό. Να αποτυπώσουμε δηλαδή τη συνεισφορά σε αριθμό συναλλαγών των ομάδων που χαρακτηρίζονται από περισσότερα του ενός χαρακτηριστικά(πχ. Γυναίκες, παντρεμένες, ηλικίας 30-44) σε ομάδα που έχει το γενικότερο χαρακτηριστικό (πχ. Γυναίκες, παντρεμένες, ανεξαρτήτου ηλικίας). Με τον τρόπο αυτό καθώς θα υπολογίζουμε τις προβλέψεις βάσει των επιμέρους χρονοσειρών θα ανεβαίνουμε στην ιεραρχία χαρακτηριστικών του δέντρου μέχρι να φτάσουμε να προβλέψουμε τις συνολικές συναλλαγές.

Στη συνέχεια στην top down προσέγγιση προβλέποντας τις συνολικές συναλλαγές προσπαθούμε να τις διαμοιράσουμε στις ομάδες των χρηστών με ειδικότερα χαρακτηριστικά κατεβαίνοντας την ιεραρχία του δέντρου. Η τιμή κάθε πρόβλεψης εξαρτάται από την τιμή του ανωτέρω κόμβου πολλαπλασιαζόμενη με την πρόβλεψη του κόμβου και διαιρεμένη με το άθροισμα των προβλέψεων για όλους τους κόμβους που είναι υπό του κοινού κόμβου-χαρακτηριστικού.

Το δέντρο και οι κόμβοι οι οποίοι συστάθηκαν για να παραγάγουμε τις προβλέψεις απεικονίζεται παρακάτω, με τους κόμβους των ομάδων χρηστών να είναι αριθμημένοι:



Εικόνα 6.13: Ιεραρχικό δέντρο με διαχωρισμό των χρηστών βάσει πολλαπλών χαρακτηριστικών με αρίθμηση κόμβων

Στη συνέχεια παρατίθενται οι πίνακες σφαλμάτων για όλους τους κόμβους για να εξεταστεί εάν τα παραγόμενα σφάλματα καθιστούν εφικτή την πρόβλεψη με bottom up και top down τεχνικές και να προσδιοριστεί ποια από τις δύο είναι η καλύτερη. Στην πρόβλεψη χρησιμοποιήθηκαν μη αποεποχικοποιημένα δεδομένα μίας και καταλήξαμε ότι παράγουν καλύτερες προβλέψεις για χρονικό ορίζοντα 1. Οι κόμβοι στους οποίους δεν έγινε πρόβλεψη, είναι οι κόμβοι χρονοσειρών που αφαιρέθηκαν καθώς είχαν πολύ μικρό αριθμό συναλλαγών και πολλές μηδενικές τιμές.

Πίνακας 6.15: Σφάλματα κόμβων δέντρου bottom up προβλέψεων (δεδομένα μη αποεποχικοποιημένα, χρονικός ορίζοντας μίας περιόδου)

Κομβος	1		2		3		4		5		6		7	
	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape
Naive	10,652	11,278	10,930	11,447	12,772	13,918	8,841	9,088	15,326	16,221	15,062	16,742	11,949	12,653
SMA	7,424	7,685	7,831	8,050	7,654	8,111	5,788	5,900	11,460	11,818	9,446	10,054	6,270	6,622
SES	12,967	13,972	13,407	14,307	12,690	14,208	9,139	9,495	20,542	22,307	15,794	17,890	11,378	12,454
Holt	13,931	14,227	15,489	15,493	11,182	12,103	8,715	8,671	24,379	24,405	14,143	15,447	8,548	9,173
Damped	13,267	13,801	15,307	15,028	10,688	11,650	9,832	9,934	22,086	22,676	13,904	15,298	8,436	9,073
Theta	9,556	10,110	10,656	11,086	9,387	10,451	9,388	9,529	17,712	18,456	11,712	13,083	9,905	10,673
Κομβος	8		9		10		11		12		13		14	
	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape
Naive	26,006	27,458	10,221	10,938	8,662	8,942	46,453	37,946	-	-	-	-	23,050	24,160
SMA	17,482	18,754	6,229	6,573	5,037	5,135	41,767	35,165	-	-	-	-	13,811	14,764
SES	31,023	34,274	11,455	12,589	9,573	10,071	73,993	53,067	-	-	-	-	20,313	23,266
Holt	32,389	32,291	11,352	12,135	9,255	9,441	82,138	54,859	-	-	-	-	21,819	21,119
Damped	32,761	32,796	10,512	11,075	10,544	10,876	75,063	55,343	-	-	-	-	19,466	22,527
Theta	27,108	28,781	9,345	10,015	8,738	8,918	58,858	47,783	-	-	-	-	20,074	23,010
Κομβος	15		16		17		18		19		20		21	
	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape
Naive	21,304	23,275	11,308	11,251	15,229	14,795	25,533	29,959	21,787	23,014	11,204	11,828	37,807	34,164
SMA	15,310	16,097	5,653	5,528	8,945	8,943	19,377	21,776	8,645	9,220	6,782	6,999	21,627	20,383
SES	28,330	32,011	9,795	9,761	13,521	13,052	34,559	43,870	14,356	16,304	11,743	12,633	25,185	25,633
Holt	34,697	35,727	9,563	8,984	16,625	15,789	27,756	34,673	12,914	14,055	11,151	11,392	24,719	22,544
Damped	29,575	31,999	10,522	9,780	15,435	14,561	31,563	40,701	13,927	15,299	9,051	9,238	23,545	23,495
Theta	24,222	25,914	8,706	8,500	15,580	15,289	31,088	37,897	16,202	17,893	10,021	10,485	27,187	26,015
Κομβος	22		23		24		25		26		27			
	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape		
Naive	-	-	-	-	-	-	17,852	19,378	14,681	15,599	26,029	27,954		
SMA	-	-	-	-	-	-	9,617	10,093	9,337	9,609	18,562	18,829		
SES	-	-	-	-	-	-	18,936	21,227	11,895	12,971	28,720	30,841		
Holt	-	-	-	-	-	-	16,939	18,369	13,416	13,575	36,091	38,945		
Damped	-	-	-	-	-	-	17,639	19,453	14,418	14,033	29,357	29,411		
Theta	-	-	-	-	-	-	14,383	15,706	14,876	15,569	24,983	25,066		



Πίνακας 6.16: Σφάλματα κόμβων δέντρου top down προβλέψεων (δεδομένα μη αποεποχικοποιημένα, χρονικός ορίζοντας μίας χρονικής περιόδου)

Κομβός	1		2		3		4		5		6		7	
	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape
Naive	11,214	11,824	10,956	11,467	12,576	13,527	8,871	9,110	15,370	16,259	11,824	12,461	15,677	16,944
SMA	7,382	7,622	7,849	8,062	6,715	7,057	5,732	5,839	11,492	11,842	6,171	6,495	7,836	8,188
SES	13,608	14,608	13,876	14,801	12,493	13,792	9,831	10,199	20,945	22,780	10,808	11,756	15,439	17,142
Holt	14,993	15,277	15,842	15,994	11,035	11,773	10,023	9,991	24,494	24,959	7,888	8,336	14,012	15,176
Damped	13,968	14,290	14,839	15,029	10,011	10,758	9,011	8,967	21,850	22,167	7,910	8,439	12,985	14,123
Theta	10,664	11,137	11,224	11,584	9,533	10,399	10,212	10,261	17,519	18,185	9,333	9,946	11,122	12,220
Κομβός	8		9		10		11		12		13		14	
	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape
Naive	25,529	26,667	10,284	10,881	8,745	8,918	47,021	37,919	-	-	-	-	23,406	25,351
SMA	17,439	18,693	6,173	6,512	5,059	5,152	41,821	35,173	-	-	-	-	13,818	14,764
SES	30,850	34,062	11,323	12,433	9,431	9,913	74,047	52,973	-	-	-	-	20,170	23,146
Holt	31,526	31,572	10,690	11,412	9,178	9,350	82,908	55,122	-	-	-	-	21,976	21,537
Damped	32,014	32,151	9,848	10,365	10,383	10,714	75,442	55,485	-	-	-	-	19,950	23,144
Theta	26,995	28,672	8,894	9,550	8,264	8,452	58,303	47,289	-	-	-	-	19,317	22,333
Κομβός	15		16		17		18		19		20		21	
	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape
Naive	22,884	24,639	8,149	8,061	15,364	15,133	25,290	29,593	21,779	22,894	11,252	11,818	38,011	34,157
SMA	15,345	16,121	5,681	5,552	8,984	8,978	19,000	21,317	8,513	9,049	6,494	6,681	21,595	20,239
SES	28,157	31,868	9,711	9,678	13,353	12,891	33,511	42,460	14,809	16,611	11,548	12,303	24,794	24,930
Holt	33,576	35,071	8,731	8,383	15,164	14,616	26,007	32,435	12,115	13,063	10,650	10,673	24,176	21,421
Damped	28,220	30,729	9,090	8,617	14,087	13,524	30,902	39,708	13,371	14,610	8,710	8,802	23,699	23,336
Theta	23,224	25,027	7,873	7,692	14,733	14,501	30,109	36,516	16,036	17,495	10,013	10,349	27,688	26,053
Κομβός	22		23		24		25		26		27			
	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape	Mape	Smape		
Naive	-	-	-	-	-	-	18,569	19,580	16,584	17,071	26,352	27,516		
SMA	-	-	-	-	-	-	8,817	9,011	10,312	10,280	18,750	18,460		
SES	-	-	-	-	-	-	18,677	20,482	12,226	12,982	29,314	30,722		
Holt	-	-	-	-	-	-	16,806	18,097	13,053	13,097	36,879	39,559		
Damped	-	-	-	-	-	-	16,023	17,560	14,726	14,084	28,685	28,446		
Theta	-	-	-	-	-	-	13,870	14,842	16,176	16,433	25,390	24,854		

Από τα παραπάνω αποτελέσματα βλέπουμε ότι η τάξη των σφαλμάτων είναι τέτοια που επιτρέπει την παραγωγή προβλέψεων στους περισσότερους κόμβους με αρκετά μεγάλη ακρίβεια. Πρέπει να παρατηρήσουμε ότι σε κόμβους που αντιπροσωπεύουν μικρότερες ομάδες χρηστών με μικρό πλήθος συναλλαγών τα σφάλματα είναι μεγαλύτερα. Αυτό οφείλεται στην μικρή τιμή παρονομαστή βάσει του οποίου κανονικοποιούνται τα σφάλματα Mape και Smape.

Για να συγκρίνουμε ποια μέθοδος παράγει καλύτερα αποτελέσματα θα τις αξιολογήσουμε πρωτίστων επί της ικανότητας να παράγουν προβλέψεις στον τελικό προορισμό τους. Η bottom up τεχνική στοχεύει στην παραγωγή πρόβλεψης στο υψηλότερο επίπεδο και η top down στην παραγωγή πρόβλεψης στα χαμηλότερα επίπεδα.

Η bottom up παρήγαγε για το υψηλότερο επίπεδο των συνολικών συναλλαγών καλύτερες προβλέψεις από την διενέργεια προβλέψεων απευθείας στην χρονοσειρά συνολικών συναλλαγών. Στον κόμβο των συνολικών συναλλαγών η απευθείας πρόβλεψη ουσιαστικά ταυτίζεται με την πρόβλεψη της top down τεχνικής. Στη συνέχεια στους κόμβους που βρίσκονται ψηλά στην ιεραρχία είχε καλύτερα αποτελέσματα από την top down. Η top down προσέγγιση παρήγαγε στα χαμηλότερα επίπεδα του δέντρου προβλέψεις οι οποίες στην πλειοψηφία των κόμβων παράγουν σφάλματα της ίδιας τάξης μεγέθους με την bottom up με ελαχίστως καλύτερα αποτελέσματα. Λόγω των παραπάνω συνολικά καλύτερη απόδοση καταλήγουμε ότι έχει η bottom up μεθοδολογία στο σύνολο των κόμβων. Τέλος, όπως έχουμε δει και στα παραπάνω αποτελέσματα για μη αποεποχικοποιημένα δεδομένα και πρόβλεψη μίας χρονικής περιόδου, ως βέλτιστη ξεχωρίζει η μέθοδος SMA.



Συνοψίζοντας, η παραγωγή προβλέψεων σε ομάδες χρηστών σε διάταξη ιεραρχικού δέντρου είναι εφικτή και με τις δύο μεθοδολογίες βάσει της τάξης των σφαλμάτων που παρήχθησαν. Η πρόβλεψη των συνολικών συναλλαγών που είναι και η κύριος στόχος επιτυγχάνεται καλύτερα με την bottom up μεθοδολογία. Επιπροσθέτως η bottom up καταλήξαμε ότι έχει την καλύτερη απόδοση συνολικά για προβλέψεις ιεραρχικού δέντρου στο οποίο έχουν τοποθετηθεί ομάδες χρηστών της υπηρεσίας Mobile Banking.

Επειδή η διαδικασία παραγωγής προβλέψεων με τις παραπάνω μεθοδολογίες είναι μία ιδιαίτερα περίπλοκη και χρονοβόρα διαδικασία θα εξετάσουμε τη σύγκλιση των επιμέρους ομάδων των αριθμημένων κόμβων του δέντρου με συναρτήσεις που έχουν παραχθεί με την μέθοδο της Παλινδρόμησης.

Πίνακας 6.17: Εξισώσεις Παλινδρόμησης σε χρονοσειρές ομάδων δέντρου Mobile Banking βάσει βέλτιστης σύγκλισης

Ομάδα	Βέλτιστη Μέθοδος Παλινδρόμησης	R-squared	Εξίσωση Παλινδρόμησης
1	Εκθετική	0,836	1644,501exp(0,05275x)
2	Εκθετική	0,813	1463,706exp(0,0501x)
3	Εκθετική	0,92	181,2783exp(0,06911x)
4	Γραμμική	0,843	107,3566x+277,819
5	Εκθετική	0,792	690,1242exp(0,05041x)
6	Εκθετική	0,923	93,0129exp(0,06979x)
7	Εκθετική	0,903	87,337exp(0,0687x)
8	Εκθετική	0,899	6,2933exp(0,09439x)
9	Εκθετική	0,927	93,1844exp(0,06588x)
10	Γραμμική	0,845	71,2598x+329,0888
11	Εκθετική	0,448	53,7395exp(0,04354x)
12	Εκθετική	-	-
13	Εκθετική	-	-
14	Γραμμική	0,762	2,4070x-7,2253
15	Εκθετική	0,824	322,1193exp(0,05632x)
16	Εκθετική	0,682	343,3452exp(0,0411x)
17	Εκθετική	0,819	20,22exp(0,06210x)
18	Εκθετική	0,722	1,2208exp(0,10202x)
19	Εκθετική	0,819	11,7729exp(0,09072x)
20	Εκθετική	0,914	65,7042exp(0,06768x)
21	Δυναμοσειρά	0,724	7,0288x <sup>0,50562</sup>
22	Εκθετική	-	-
23	Εκθετική	-	-
24	Εκθετική	-	-
25	Εκθετική	0,882	49,4424exp(0,07x)
26	Εκθετική	0,876	34,5081exp(0,0634x)
27	Γραμμική	0,776	1,1454x-3,6904

Όπως βλέπουμε από τον παραπάνω πίνακα η σύγκλιση των χρονοσειρών σε εξισώσεις Παλινδρόμησης είναι πολύ καλή σε όλες τις ομάδες πλην της ομάδας 11(R-squared=0,4484). Συνεπώς βλέπουμε ότι εάν επιθυμούμε να προβλέψουμε τις μελλοντικές συναλλαγές ομάδων με περισσότερα χαρακτηριστικά μπορεί να χρησιμοποιηθεί η προσέγγιση τους με συναρτήσεις Παλινδρόμησης. Η μέθοδος αυτή είναι πιο απλή αλλά έχει το μειονέκτημα της μικρότερης ακρίβειας προβλέψεων σε σχέση με την μέθοδο του δέντρου η οποία είναι ιδιαίτερα σύνθετη όμως παράγει προβλέψεις καλύτερης ακρίβειας. Συνίσταται επιλογή ανάμεσα στις δύο μεθόδους ανάλογα με την απαιτούμενη ακρίβεια στις προβλέψεις.

Στο σημείο αυτό πρέπει να αναφέρουμε ότι οι συντελεστές των συναρτήσεων Παλινδρόμησης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να αξιολογήσουμε την δυναμική της

αυξητικής τάσης των συναλλαγών των διαφορετικών ομάδων χρηστών. Πιο συγκεκριμένα, ειδικά στην υπηρεσία Mobile Banking που η πλειοψηφία των ομάδων περιγράφεται από συναρτήσεις Εκθετικής Παλινδρόμησης μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τον συντελεστή του εκθέτη για να αποτυπώσουμε την τάση αύξησης των συναλλαγών των ομάδων χρηστών, ανεξαρτήτως της τάξης μεγέθους των συναλλαγών κάθε ομάδας. Με δημιουργία λόγου αναλογίας των συναρτήσεων Εκθετικής Παλινδρόμησης διαφορετικών ομάδων μπορούμε να ποσοτικοποιήσουμε και να συγκρίνουμε την τάση αύξησης των συναλλαγών για τις διαφορετικές ομάδες χρηστών που διακρίνονται.

### 6.3 Αποτελέσματα Web Banking

Στο σημείο αυτό θα δούμε τα αποτελέσματα για την Κυλιόμενη Πρόβλεψη στις συναλλαγές Web Banking για τις τρεις κατηγοριοποιήσεις των χρονοσειρών για εποχικοποιημένα δεδομένα και μη. Θα καταγράψουμε τη βέλτιστη μέθοδο πρόβλεψης για κάθε τύπου δεδομένα καθώς και το ποσοστό μεταβολής του σφάλματος για τις μεθόδους όσο αυξάνεται ο ορίζοντας. Οι μέθοδοι θα αξιολογηθούν όπως έχει αναφερθεί και παραπάνω με τα σφάλματα Mape και Smape καθώς αυτά μπορούν να μας δώσουν καλή εικόνα για την ποιότητα των προβλέψεων ανεξαρτήτως του επιπέδου τιμών των δεδομένων της χρονοσειράς λόγω της κανονικοποίησης στον υπολογισμό τους.

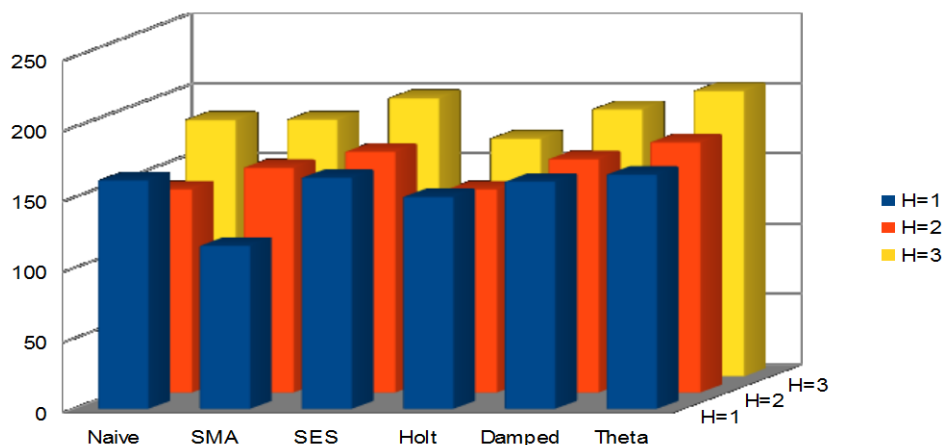
#### 6.3.1 Αποτελέσματα χρονοσειρών βάσει ορίζοντα πρόβλεψης

Θα καταγράψουμε τη βέλτιστη μέθοδο πρόβλεψης για κάθε τύπου δεδομένα καθώς και το ποσοστό μεταβολής του σφάλματος για τις μεθόδους όσο αυξάνεται ο ορίζοντας. Στην παράγραφο αυτή θα παρατεθούν γραφικά τα σφάλματα Mape και Smape σε μορφή που να είναι ευδιάκριτη η σύγκριση. Όλα τα σφάλματα για τις τρεις κατηγοριοποιήσεις που μελετήθηκαν παρατίθενται στο παράρτημα πινάκων στους πίνακες 9.27-9.29

#### I) Αποτελέσματα βάσει RFM Ανάλυσης

Το σφάλμα Mape δεν παρίσταται γραφικά καθώς οι τιμές που προέκυψαν παραπέμπουν σε συστηματικότητα της κατηγοριοποίησης με παραγωγή πολύ μεγάλου σφάλματος Mape λόγω μεγάλων σφαλμάτων και μικρών τιμών συναλλαγών στον παρονομαστή του σφάλματος. Το σφάλμα αυτό δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί εδώ ως κριτήριο.

Το SMape των 6 μεθόδων πρόβλεψης για αυτή την κατηγοριοποίηση για μη αποεποχικοποιημένα δεδομένα είναι:



Εικόνα 6.14: SMApe (%) μη αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών RFM Ανάλυσης

Για το Mape στις χρονοσειρές υπό ανάλυση για όλες τις μεθόδους είναι αρκετά πάνω από το 100%. Αυτό συνεπάγεται πολύ κακή ποιότητα προβλέψεων στις υπό μέλετη χρονοσειρές και αδυναμία παραγωγής πρόβλεψης η οποία να είναι κοντά στην τάξη μεγέθους των μελλοντικών τιμών των συνολικών συναλλαγών για τις ομάδες χρηστών που διαφοροποιούνται βάσει της βαθμολογίας της RFM ανάλυσης.

Για το Smape επίσης προέκυψαν πολύ μεγάλες τιμές σφάλματος (μεγαλύτερο του 100%) σε επίπεδα που είναι απαγορευτικά για την παραγωγή προβλέψεων προς αξιοποίηση στα δεδομένα αυτά.

Τέλος, για τον ορίζοντα πρόβλεψης παρατηρείται αύξηση των σφαλμάτων όσο αυξάνουμε τον ορίζοντα πρόβλεψης και άρα μείωση της ακρίβειας πρόβλεψης. Αυτό είναι αναμενόμενο εφόσον επιχειρούμε πρόβλεψη έχοντας άγνωστες τις τιμές κάποιων χρονικών περιόδων οι οποίες περιέχουν κριτικής σημασίας πληροφορίες για την επόμενη μελλοντική τιμή.

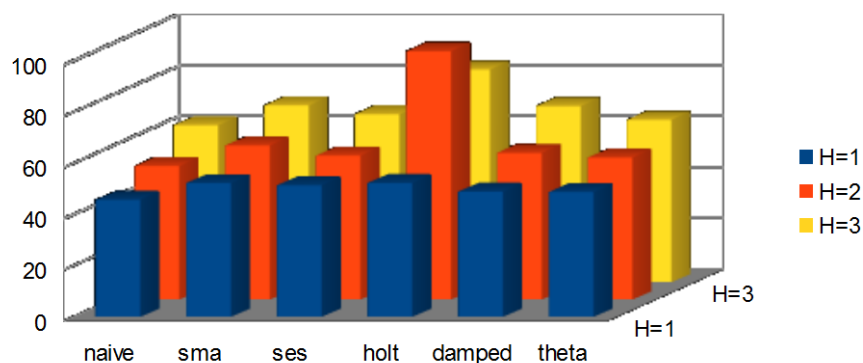
Παρόλο των κακών αποτελεσμάτων των μεθόδων προβλέψεων για τη συγκεκριμένη κατηγοριοποίηση χρονοσειρών για λόγους πληρότητας στο παρακάτω πίνακα παρατείνεται η μεταβολή του ποσοστού των σφαλμάτων Mape και Smape καθώς αυξάνεται ο ορίζοντας πρόβλεψης. Η σύγκριση έχει γίνει για τα σφάλματα με χρονικό ορίζοντα 1.

Πίνακας 6.18: Μεταβολή σφαλμάτων RFM χρονοσειρών Web Banking καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα

Method	Mape		Smape	
	H=2	H=3	H=2	H=3
Naive	-17,8551	19,7928	6,6564	17,7396
SMA	43,8448	66,4613	21,6317	30,8136
SES	6,9192	33,391	6,1242	14,9447
Holt	-6,1603	18,3491	24,706	50,6869
Damped	4,3714	28,167	9,2429	17,9855
Theta	11,4152	36,3539	8,5404	17,1472

Στο Mape κατά την αύξηση του χρονικού ορίζοντα βλέπουμε ότι για ορίζοντα 2 η Naive εμφανίζει τη μικρότερη αύξηση σφάλματος και για ορίζοντα 3 είναι για μικρή διαφορά δεύτερη. Επιπλέον, δεύτερη σε μικρότερη μεταβολή σφάλματος έρχεται η Holt. Στο Smape η SES εμφανίζει την ελάχιστη αύξηση σφάλματος και στη συνέχεια δεύτερη σε ελάχιστη αύξηση σφάλματος είναι η Naive.

Το Smape των 6 μεθόδων πρόβλεψης για αυτή την κατηγοριοποίηση για αποεποχικοποιημένα δεδομένα είναι:



Εικόνα 6.16: Smape (%) αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών RFM Ανάλυσης

Στα αποεποχικοποιημένα δεδομένα βλέπουμε ότι η τάξη μεγέθους του σφάλματος Mape είναι ακόμα μεγαλύτερη όπως και στο σφάλμα Smape. Το μέγεθος των σφαλμάτων κάνει τις χρονοσειρές ακατάλληλες για διενέργεια πρόβλεψης.

Όσον αφορά τον ορίζοντα πρόβλεψης βλέπουμε ότι στα αποεποχικοποιημένα δεδομένα το MAPE όσο αυξάνεται ο ορίζοντας πρόβλεψης το σφάλμα είναι μειωμένο σε σχέση με ορίζοντα μίας χρονικής περιόδου. Το ενδιαφέρον εδώ είναι ότι παρόλο που τα σφάλματα σε αποεποχικοποιημένα δεδομένα είναι μεγαλύτερα σε μέγεθος η μείωση του σφάλματος για μεγαλύτερους ορίζοντες πρόβλεψης είναι ιδιαίτερα ενδιαφέρουσα ένδειξη που πρέπει να μελετηθεί καθώς εάν έχει καθολική ισχύ ενδέχεται σε δεδομένα που οι προβλέψεις παράγουν καλά αποτελέσματα να έχει ενδιαφέρουσες εφαρμογές για πρόβλεψη με μεγαλύτερο του ενός ορίζοντα πρόβλεψης. Η μεταβολή των ποσοστών φαίνεται ποσοτικά και στον παρακάτω πίνακα:

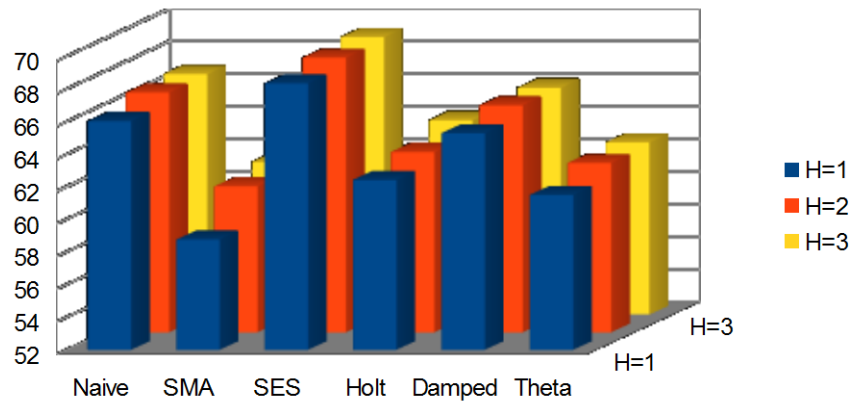
Πίνακας 6.19: Μεταβολή σφαλμάτων αποεποχικοποιημένων RFM χρονοσειρών Web Banking καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα

Method	Mape		Smape	
	H=2	H=3	H=2	H=3
Naive	-57,0089	-12,578	6,3897	15,5122
SMA	-13,6775	11,5407	7,9316	16,8755
SES	-5,7441	6,4712	4,8499	14,2446
Holt	-25,7947	-19,3766	44,7718	30,8673
Damped	-1,2966	-4,8179	8,4197	19,9134
Theta	22,6413	55,0455	6,6314	14,6923

Βλέπουμε ότι καλά αποτελέσματα ως προς τη μείωση του σφάλματος MAPE έχουν οι Naive (1η) και η Holt (2η). Ως προς τη μείωση του Smape καλύτερα αποτελέσματα έχει η SES και η Theta.

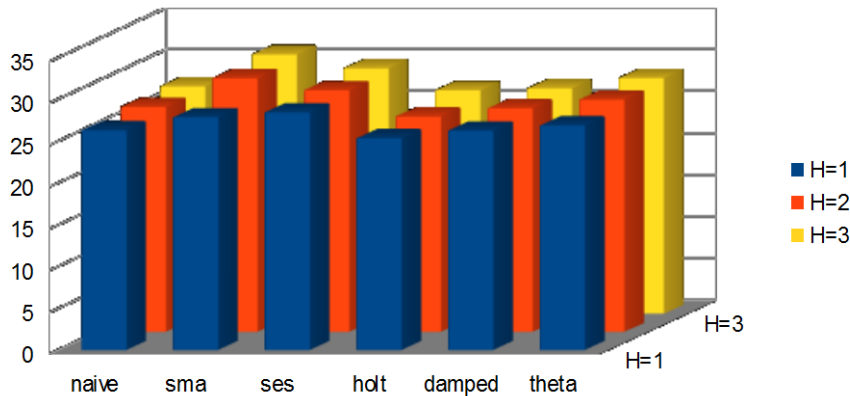
## II) Αποτελέσματα βάσει κατάταξης χαρακτηριστικών σε ιεραρχικό δέντρο

Το Mape των 6 μεθόδων πρόβλεψης για αυτή την κατηγοριοποίηση για μη αποεποχικοποιημένα δεδομένα είναι:



Εικόνα 6.17: MAPE(%) μη αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών διάταξης δέντρου.

Το SMAPE των 6 μεθόδων πρόβλεψης για αυτή την κατηγοριοποίηση για μη αποεποχικοποιημένα δεδομένα είναι:



Εικόνα 6.18: SMAPE(%) μη αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών διάταξης δέντρου.

Τα σφάλματα στην κατηγοριοποίηση αυτή είναι πολύ χαμηλότερα σε τάξη μεγέθους από τις χρονοσειρές της RFM Ανάλυσης. Το MAPE κυμαίνεται σε επίπεδα του ~65% και το SMAPE σε επίπεδα του ~26%. Παρατηρείται μείωση των σφαλμάτων αλλά και πάλι είναι σε επίπεδα που δεν μας επιτρέπουν να επιχειρήσουμε προβλέψεις και να αναμένουμε μία σχετική ακρίβεια σε αυτές τις χρονοσειρές.

Όσον αφορά τον ορίζοντα πρόβλεψης στα μη εποχικοποιημένα χρονοσειρές χαρακτηριστικών που εξετάζουμε παρατηρείται πολύ μικρή αύξηση των σφαλμάτων για όλες τις μεθόδους γεγονός που εάν το συγκρίνουμε με την έντονη μεταβολή της RFM ανάλυσης μας οδηγεί στο συμπέρασμα ότι πρόκειται για συστηματικό χαρακτηριστικό των χρονοσειρών που χρησιμοποιήθηκαν.

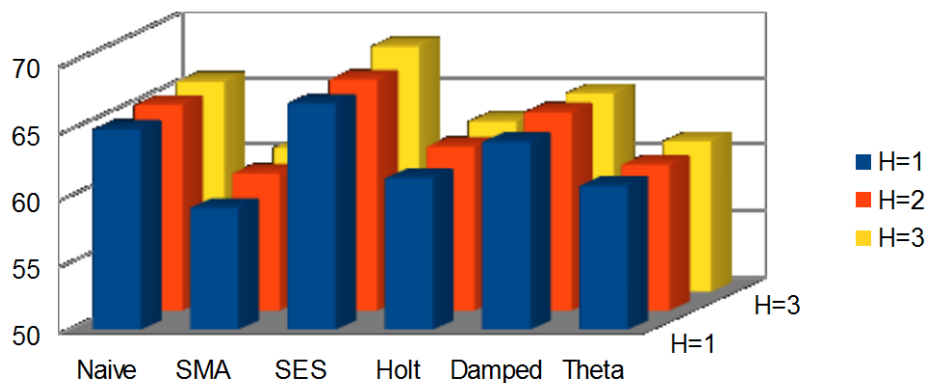
Η μεταβολή των σφαλμάτων MAPE και SMAPE απεικονίζεται στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 6.20: Μεταβολή σφαλμάτων χρονοσειρών δέντρου καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα

Method	Mape		Smape	
	H=2	H=3	H=2	H=3
Naive	0,6668	0,7089	0,6395	0,9061
SMA	2,1891	2,5973	2,4943	3,1685
SES	0,498	0,6787	0,4587	0,9284
Holt	0,6465	1,504	0,4243	1,3823
Damped	0,6436	0,6389	0,5007	0,7274
Theta	0,8864	1,0576	9132	1,3341

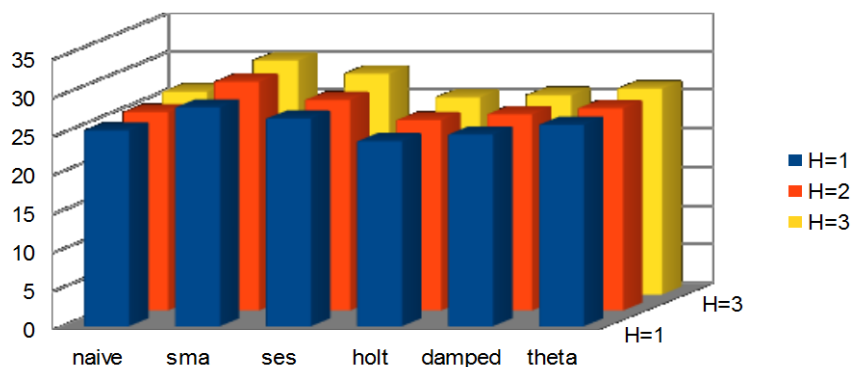
Η μέθοδος με τη μεγαλύτερη αύξηση στα σφάλματα για αύξηση της χρονικής περιόδου ορίζοντα πρόβλεψης είναι η SMA αλλά η αύξηση είναι της τάξης του ~2%. Στις υπόλοιπες μεθόδους η αύξηση του σφάλματος είναι σχεδόν αμελητέα.

Το Mape των 6 μεθόδων πρόβλεψης για αυτή την κατηγοριοποίηση για αποεποχικοποιημένα δεδομένα είναι:



Εικόνα 6.19: Mape(%) αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών διάταξης δέντρου.

Το Smape των 6 μεθόδων πρόβλεψης για αυτή την κατηγοριοποίηση για αποεποχικοποιημένα δεδομένα είναι:



Εικόνα 6.20: Smape(%) αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών διάταξης δέντρου.

Τα σφάλματα και για τα αποεποχικοποιημένα δεδομένα κυμαίνονται σε επίπεδα του ~65% και ~25% αντίστοιχα. Οι χρονοσειρές αυτές κρίνονται ακατάλληλες για διενέργεια προβλέψεων στις τιμές τους καθώς για τέτοια σφάλματα η ακρίβεια των προβλέψεων θα είναι πολύ μικρή. Η μεταβολή των σφαλμάτων συναρτήσει του ορίζοντα πρόβλεψης είναι πολύ μικρή. Αυτό είναι θετική ένδειξη όσον αφορά την

παραγωγή προβλέψεων για επόμενες περιόδους αλλά παρόλα αυτά η κατηγοριοποίηση χαρακτηρίζεται ακατάλληλη. Στον παρακάτω πίνακα παρατείνεται η μεταβολή των σφαλμάτων σε σχέση με την πρόβλεψη χρονικού ορίζοντα μίας χρονική περίοδου:

Πίνακας 6.21: Μεταβολή σφαλμάτων αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών δέντρου Web Banking καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα.

Method	Mape		Smape	
	H=2	H=3	H=2	H=3
Naive	0,4263	0,7521	0,3136	0,9118
SMA	1,1445	1,6726	1,2641	1,9791
SES	0,3889	1,4474	0,3699	1,7047
Holt	0,9495	1,4176	0,6556	1,5572
Damped	0,7819	0,7813	0,5596	0,9641
Theta	0,1475	0,4871	0,0878	0,5837

Η μεταβολή των σφαλμάτων κατά μέσο όρο είναι:

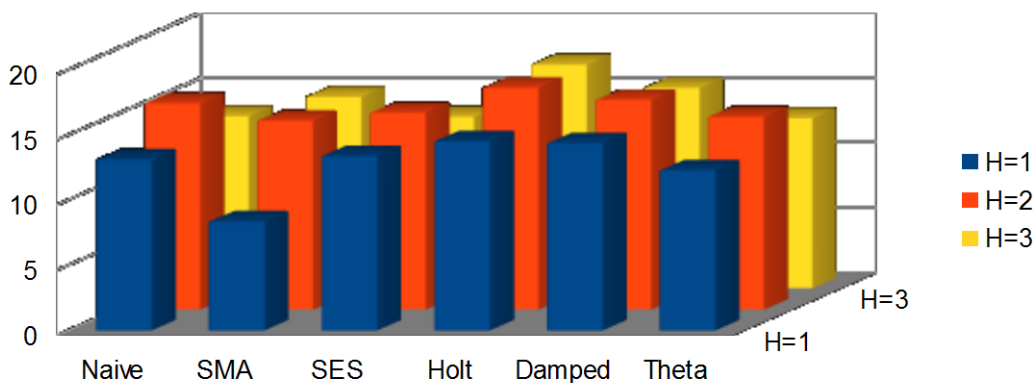
Πίνακας 6.22: Μεταβολή σφάλματος κατά την αύξηση χρονικού ορίζοντα

Μεταβολή σφάλματος	Mape	Smape	Mape	Smape
Χρονικός ορίζοντας	H=2		H=3	
Μη αποεποχικοποιημένα	2,8611	0,9051	1,1976	1,4078
Αποεποχικοποιημένα	0,6397	1,093	1,093	1,2834

Για χρονικό ορίζοντα 2 χρονικές περιόδους τα αποεποχικοποιημένα δεδομένα έχουν καλύτερη απόδοση ενώ για χρονικό ορίζοντα 3 οι αποδόσεις είναι πολύ κοντά.

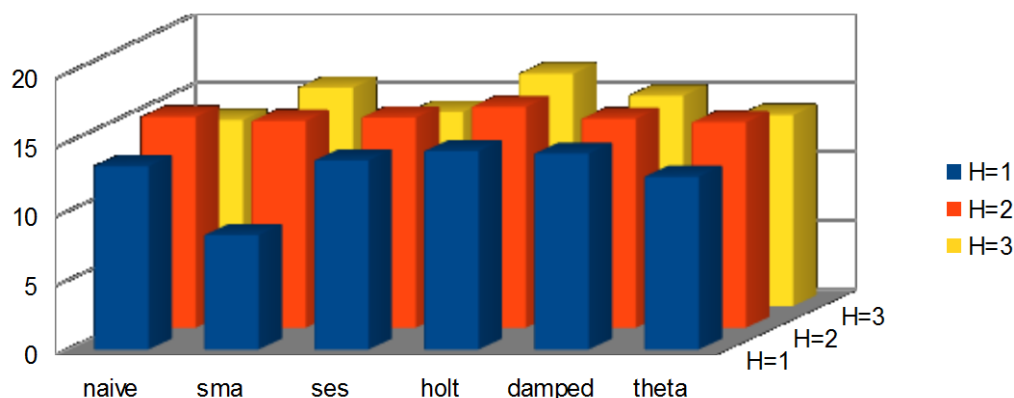
### III) Αποτελέσματα βάσει κατάταξης μεμονωμένων χαρακτηριστικών

Το Mape των 6 μεθόδων πρόβλεψης για αυτή την κατηγοριοποίηση για μη αποεποχικοποιημένα δεδομένα είναι:



Εικόνα 6.21: Mape(%) μη αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών.

Το Smape των 6 μεθόδων πρόβλεψης για αυτή την κατηγοριοποίηση για μη αποεποχικοποιημένα δεδομένα είναι:



Εικόνα 6.22: Smape(%) μη αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών.

Στις χρονοσειρές μεμονομένων χαρακτηριστικών καθώς περιέχουν πιο ενοποιημένες ομάδες χρηστών αναμέναμε τα καλύτερα αποτελέσματα καθώς το φάσμα τιμών τους είναι πιο περιορισμένο. Το Mape και το Smape κυμαίνονται σε επίπεδα της τάξης του ~13%. Τα σφάλματα αυτά είναι σε επίπεδα για τα οποία μπορούμε να επιχειρήσουμε προβλέψεις με μια καλή σχετική ακρίβεια καθώς είναι στα επιτρεπτά όρια για τα δύο αυτά σφάλματα. Συνεπώς οι χρονοσειρές της κατηγοριοποίησης αυτής κρίνονται κατάλληλες για την παραγωγή προβλέψεων μελλοντικών τιμών των συναλλαγών χρηστών με επιμέρους χαρακτηριστικά αλλά και του συνολικού αριθμού συναλλαγών στην υπηρεσία Web Banking.

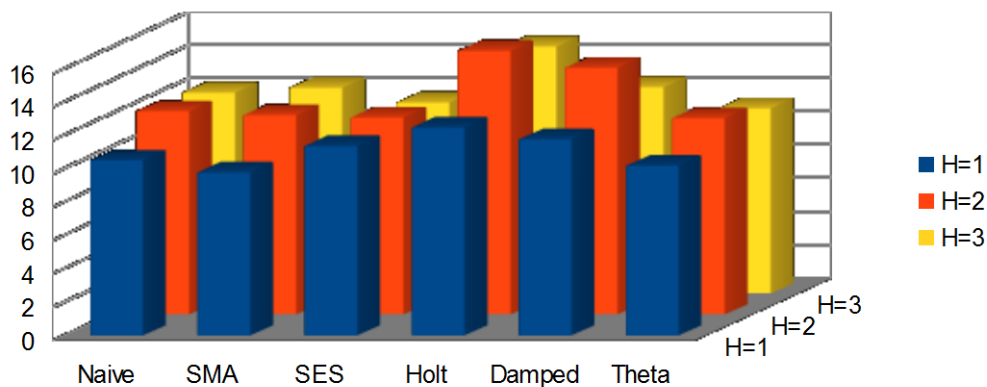
Επιπλέον, τα σφάλματα κατά την προσπάθεια πρόβλεψης με χρονικό ορίζοντα μεγαλύτερο της μίας χρονικής περιόδου, όπως βλέπουμε και από τον παρακάτω πίνακα, δεν εμφανίζουν κάποια σημαντική αύξηση (αύξηση της τάξης ~2%) πέραν της αναμενόμενης που οφείλεται στο ότι η πρόβλεψη παράγεται χωρίς τη συμβολή δεδομένων με σημαντική πληροφορία εκτός από τη μέθοδο SMA(~6%).

Πίνακας 6.23: Μεταβολή σφαλμάτων χρονοσειρών μεμονομένων χαρακτηριστικών καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα.

Method	Mape		Smape	
	H=2	H=3	H=2	H=3
Naive	2,674	0,0711	1,9998	0,1868
SMA	6,1086	6,3535	6,6679	7,5009
SES	1,7109	-0,213	1,5212	0,3368
Holt	2,4916	2,65	1,6198	2,4602
Damped	1,7045	1,0068	0,944	1,0097
Theta	2,4772	0,7525	2,3782	1,3129

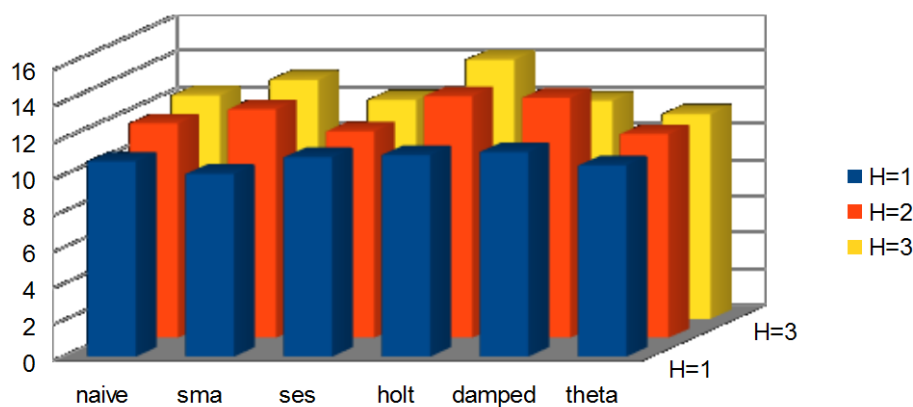
Το Mape των 6 μεθόδων πρόβλεψης για αυτή την κατηγοριοποίηση για αποεποχικοποιημένα δεδομένα είναι:





Εικόνα 6.23: Mape(%) αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών.

Το Smape των 6 μεθόδων πρόβλεψης για αυτή την κατηγοριοποίηση για αποεποχικοποιημένα δεδομένα είναι:



Εικόνα 6.24: Smape(%) αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών χαρακτηριστικών.

Στα αποεποχικοποιημένα δεδομένα η επίδοση των μεθόδων είναι όσον αφορά το σφάλμα Mape κυμαίνεται σε ποσοστό της τάξης του ~11% και για το σφάλμα Smape στο ~ 10,7%. Τα ποσοστά αυτά των σφαλμάτων στην κυλιόμενη πρόβλεψη που έγινε είναι πολύ καλό επίπεδο και συνεπώς οι χρονοσειρές ενδείκνυνται για παραγωγή προβλέψεων με μία καλή αναμενόμενη ακρίβεια. Τα σφάλματα δεν εμφανίζουν μεγάλη μεταβολή η οποία να κάνει τις χρονοσειρές ακατάλληλες στην παραγωγή προβλέψεων, όπως φαίνεται και στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 6.24: Μεταβολή σφαλμάτων αποεποχικοποιημένων χρονοσειρών μεμονομένων χαρακτηριστικών WB καθώς αυξάνουμε τον χρονικό ορίζοντα

Method	Mape		Smape	
	H=2	H=3	H=2	H=3
Naive	1,6942	1,5573	1,0556	1,5717
SMA	2,1807	2,5753	2,5119	3,103
SES	0,4574	0,0976	0,3906	1,093
Holt	3,344	2,3526	2,2051	3,1822
Damped	3,0412	0,6276	1,963	0,754
Theta	1,6064	0,94	0,6886	0,7597

Συγκρίνοντας τη μεταβολή του σφάλματος κατά την αύξηση του χρονικού ορίζοντα στην κατηγοριοποίηση υπό μελέτη βρίσκουμε τα παρακάτω:

Πίνακας 6.25: Μέσος όρος μεταβολής σφαλμάτων στις χρονοσειρές Web Banking

Μεταβολή σφάλματος	Mape	Smape	Mape	Smape
Χρονικός ορίζοντας	H=2		H=3	
Μη αποεποχικοποιημένα	2,8611	2,5218	1,7701	1,4691
Αποεποχικοποιημένα	2,0539	2,1345	1,3583	1,7439

Βλέπουμε ότι για ορίζοντα 2 χρονικές περιόδους έχουμε μεγαλύτερη αύξηση του σφάλματος ενώ για 3 χρονικές περιόδους έχουμε μικρότερη αύξηση. Και στην προηγούμενη κατηγοριοποίηση το σφάλμα μειωνόταν για πρόβλεψη 3 χρονικών περιόδων στα μη αποεποχικοποιημένα δεδομένα. Εδώ το σφάλμα μειώνεται περισσότερο στα μη αποεποχικοποιημένα δεδομένα. Ενδέχεται η μείωση του σφάλματος για 3 χρονικές περιόδους να οφείλεται στη συνιστώσα της εποχικότητας και στις τιμές των δεικτών εποχικότητας.

Θα παραθέσουμε συγκεντρωτικά για όλους τους συνδυασμούς κατηγοριοποιήσεων, αποσύνθεσης χρονοσειρών και ορίζοντα πρόβλεψης ποια παρατηρήθηκε να είναι η βέλτιστη μέθοδος πρόβλεψης συναρτήσει του ορίζοντα. Εδώ πρέπει να τονίσουμε ότι για κάποιες περιπτώσεις η βέλτιστη επίδοση δεν συνεπάγεται ότι είναι σε αποδεκτά όρια για παραγωγή πρόβλεψης.

Πίνακας 6.26: Επίδοση μεθόδων πρόβλεψης στις χρονοσειρές Web Banking με κριτήριο το ελάχιστο σφάλμα

Κατηγοριοποίηση- Αποσύνθεση	Mape-1η Θέση			Smape-1η Θέση		
	H=1	H=2	H=3	H=1	H=2	H=3
RFM						
Μη αποεποχικοποιημένα	SMA	Holt	Holt	SMA	Naive	Naive
Αποεποχικοποιημένα	Theta	Naive	Holt	Naive	Naive	Naive
Χαρακτηριστικά σε διάταξη δέντρου						
Μη αποεποχικοποιημένα	SMA	SMA	SMA	Holt	Holt	Holt
Αποεποχικοποιημένα	SMA	SMA	SMA	Holt	Holt	Holt
Χαρακτηριστικά μεμονωμένα						
Μη αποεποχικοποιημένα	SMA	SMA	Theta	SMA	Theta	Naive
Αποεποχικοποιημένα	SMA	Theta	Theta	SMA	Theta	Theta
Κατηγοριοποίηση- Αποσύνθεση	Mape-2η Θέση			Smape-2η Θέση		
RFM						
Μη αποεποχικοποιημένα	Holt	Naive	Naive	Naive	Theta	Theta
Αποεποχικοποιημένα	SMA	SMA	SMA	Theta	Theta	Theta
Χαρακτηριστικά σε διάταξη δέντρου						
Μη αποεποχικοποιημένα	Theta	Holt	Theta	Damped	Damped	Damped
Αποεποχικοποιημένα	Theta	Theta	Theta	Damped	Damped	Damped
Χαρακτηριστικά μεμονωμένα						
Μη αποεποχικοποιημένα	Theta	Theta	SES	Theta	SMA	Theta
Αποεποχικοποιημένα	Theta	SES	SES	Theta	SES	Damped

### 6.3.2 Αποτελέσματα χρονοσειρών βάσει εποχικότητας

Στο κεφάλαιο αυτό θα εξετάσουμε τη μεταβολή των σφαλμάτων Mape και Smape για προβλέψεις με τον ίδιο ορίζοντα πρόβλεψης αλλά με διαφορετική αποσύνθεση για να διαπιστώσουμε πως επιδρά στις προβλέψεις η χρήση αποεποχικοποιημένων δεδομένων στην υπηρεσία Web Banking.

#### 1) Αποτελέσματα βάσει RFM Ανάλυσης

Για την κατηγοριοποίηση των χρηστών σύμφωνα με τα κριτήρια της RFM Ανάλυσης τα σφάλματα Mape και Smape που χρησιμοποιούμε ως κριτήριο για την ποιότητα των παραγόμενων προβλέψεων παρατίθενται στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 6.27: Mape και Smape σε προβλέψεις χρονοσειρών Web Banking με κατηγοριοποίηση RFM με ίδιο ορίζοντα πρόβλεψης

Ορίζοντας	H=1		H=2		H=3	
	Μη αποεποχ/να	Αποεποχ/να	Μη αποεποχ/να	Αποεποχ/να	Μη αποεποχ/να	Αποεποχ/να
<b>Mape</b>						
Naive	162,6004	211,4697	144,7453	154,4607	182,3933	198,8916
SMA	116,1732	180,9003	160,0180	167,2227	182,6345	192,4410
SES	164,5382	202,9151	171,4574	197,1710	197,9323	209,3864
Holt	150,8677	206,3169	144,7074	180,5221	169,2168	186,9402
Damped	161,7973	205,3395	166,1686	204,0429	189,9643	200,5216
Theta	166,7556	173,6594	178,1708	196,3007	203,1096	228,7049
<b>Smape</b>						
Naive	45,7713	45,9559	52,4276	52,3456	63,5108	61,4682
SMA	40,2596	52,4208	61,8913	60,3525	71,0732	69,2964
SES	52,3891	51,5896	58,5133	56,4395	67,3338	65,8342
Holt	50,1781	52,4532	74,8842	97,2251	100,8651	83,3205
Damped	52,2838	49,1127	61,5267	57,5325	70,2693	69,0262
Theta	49,6885	48,9891	58,2288	55,6205	66,8357	63,6815

Από τον παραπάνω πίνακα βλέπουμε ότι για χρονικό ορίζοντα 1 για μη αποεποχικοποιημένα δεδομένα όλες οι μέθοδοι πρόβλεψης έχουν μικρότερο σφάλμα Mape. Στο σφάλμα Smape κάποιες μέθοδοι εμφανίζουν βελτίωση με την προσθήκη αποεποχικοποίησης, όμως κατά μέσο όρο καλύτερη απόδοση έχουν τα μη αποεποχικοποιημένα δεδομένα. Για χρονικό ορίζοντα 2 στο σφάλμα Mape καλύτερη επίδοση έχουν τα μη αποεποχικοποιημένα δεδομένα ενώ στο Smape σε όλες τις μεθόδους εκτός της SMA καλύτερη επίδοση έχουν τα αποεποχικοποιημένα δεδομένα. Όσον αφορά τις προβλέψεις με χρονικό ορίζοντα 3 στο Mape καλύτερη επίδοση έχουν τα μη αποεποχικοποιημένα δεδομένα και στο σφάλμα Smape καλύτερη επίδοση έχουν τα αποεποχικοποιημένα δεδομένα.

Συνολικά η μεταβολή των σφαλμάτων για την προσθήκη αποσύνθεσης στις χρονοσειρές δεδομένων φαίνεται στον παρακάτω πίνακα. Η μεταβολή έχει υπολογιστεί με αφαίρεση των σφαλμάτων των αποεποχικοποιημένων δεδομένων από τα μη αποεποχικοποιημένων.

Πίνακας 6.28: Μεταβολή σφαλμάτων με την προσθήκη αποεποχικοποίησης

Method	Mape			Smape		
	H=1	H=2	H=3	H=1	H=2	H=3
Naive	48,8693	9,7154	16,4983	0,1846	-0,082	-2,0426
SMA	64,727	7,2047	9,8065	12,1612	-1,5387	-1,7767
SES	38,3768	25,7135	11,454	-0,7995	-2,0738	-1,4995
Holt	55,4492	35,8146	17,7234	2,275	22,3409	-17,5445
Damped	43,5422	37,8742	10,5572	-3,1711	-3,9942	-1,2431
Theta	6,9037	18,1298	25,5953	-0,6993	-2,6082	-3,1541

## II) Αποτελέσματα βάσει κατάταξης χαρακτηριστικών σε ιεραρχικό δέντρο

Για την κατηγοριοποίηση των χρηστών σύμφωνα με τα χαρακτηριστικά σε διάταξη δέντρου τα σφάλματα Mape και Smape που χρησιμοποιούμε ως κριτήριο για την ποιότητα των παραγόμενων προβλέψεων παρατίθενται στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 6.29: Mape και Smape σε προβλέψεις χρονοσειρών Web Banking με κατηγοριοποίηση δέντρου με ίδιο ορίζοντα πρόβλεψης

Ορίζοντας	H=1		H=2		H=3	
Αποσύνθεση	Μη αποεποχ/να	Αποεποχ/να	Μη αποεποχ/να	Αποεποχ/να	Μη αποεποχ/να	Αποεποχ/να
<b>Mape</b>						
Naive	66,0829	65,0418	66,7498	65,4681	66,7918	65,7939
SMA	58,8082	59,1796	60,9973	60,3241	61,4055	60,8523
SES	68,3908	66,9936	68,8888	67,3825	69,0695	68,4410
Holt	62,4592	61,3970	63,1058	62,3464	63,9632	62,8146
Damped	65,3191	64,1323	65,9628	64,9141	65,9580	64,9135
Theta	61,5403	60,8296	62,4267	60,9771	62,5979	61,3167
<b>Smape</b>						
Naive	26,3108	25,4216	26,9503	25,7352	27,2169	26,3335
SMA	27,8765	28,4050	30,3709	29,6691	31,0451	30,3841
SES	28,4603	26,9484	28,9191	27,3183	29,3888	28,6531
Holt	25,3738	24,0355	25,7981	24,6911	26,7561	25,5928
Damped	26,2709	24,9031	26,7716	25,4628	26,9983	25,8673
Theta	26,8962	26,1445	27,8094	26,2323	28,2304	26,7282

Στην κατηγοριοποίηση αυτή οι χρονοσειρές με αποεποχικοποιημένα δεδομένα έχουν κατά μέσο όρο καλύτερη επίδοση καθώς παράγουν μικρότερα σφάλμα Mape και Smape. Το αποτέλεσμα αυτό ενδιαφέρει για την εξαγωγή του τελικού συμπεράσματος καθώς οι τιμές των σφαλμάτων μπορεί να είναι μη αποδεκτές για την παραγωγή προβλέψεων αλλά δεν είναι σε τάξη μεγέθους τέτοια ώστε να μην μπορούμε να βγάλουμε συμπεράσματα για την ύπαρξη συστηματικότητας στις μεθόδους.

Συνολικά η μεταβολή των σφαλμάτων για την προσθήκη αποσύνθεσης στις χρονοσειρές δεδομένων φαίνεται στον παρακάτω πίνακα. Η μεταβολή έχει υπολογιστεί με αφαίρεση των σφαλμάτων των αποεποχικοποιημένων δεδομένων από τα μη αποεποχικοποιημένων.

Πίνακας 6.30: Μεταβολή σφαλμάτων με την προσθήκη αποεποχικοποίησης

Method	Mape			Smape		
	H=1	H=2	H=3	H=1	H=2	H=3
Naive	-2,6476	-3,6274	-1,1614	-2,5406	-3,4848	-1,1557
SMA	1,4126	-2,5152	-2,3655	1,7555	-2,4005	-2,6423
SES	-2,024	-3,2775	-1,7134	-2,7322	-3,8628	-1,9759
Holt	-2,0593	-1,2069	-2,3568	-3,2724	-2,687	-2,5504
Damped	-2,632	-1,2953	-3,0112	-2,9494	-1,9304	-3,2051
Theta	-2,1347	-3,0055	-1,9472	-1,9926	-3,6822	-2,5458

### III) Αποτελέσματα βάσει κατάταξης μεμονωμένων χαρακτηριστικών

Για την κατηγοριοποίηση των χρηστών σύμφωνα με τα μεμονωμένα χαρακτηριστικά τα σφάλματα Mape και Smape που χρησιμοποιούμε ως κριτήριο για την ποιότητα των παραγόμενων προβλέψεων παρατίθενται στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 6.31: Mape και Smape σε προβλέψεις χρονοσειρών Web Banking με κατηγοριοποίηση μεμονωμένων χαρακτηριστικών με ίδιο ορίζοντα πρόβλεψης

Ορίζοντας	H=1		H=2		H=3	
Αποσύνθεση	Μη αποεποχ/να	Αποεποχ/να	Μη αποεποχ/να	Αποεποχ/να	Μη αποεποχ/να	Αποεποχ/να
<b>Mape</b>						
Naive	13,1651	10,5175	15,8391	12,2117	13,2362	12,0748
SMA	8,3846	9,7972	14,4932	11,9779	14,7381	12,3726
SES	13,4052	11,3811	15,1162	11,8386	13,1922	11,4788
Holt	14,5494	12,4901	17,0410	15,8341	17,1995	14,8426
Damped	14,4091	11,7770	16,1135	14,8182	15,4159	12,4046
Theta	12,3260	10,1913	14,8032	11,7976	13,0786	11,1313
<b>Smape</b>						
Naive	13,2976	10,7570	15,2975	11,8127	13,4845	12,3288
SMA	8,3224	10,0779	14,9903	12,5898	15,8233	13,1810
SES	13,7230	10,9908	15,2442	11,3814	14,0598	12,0838
Holt	14,3806	11,1082	16,0005	13,3134	16,8408	14,2904
Damped	14,2196	11,2701	15,1636	13,2332	15,2294	12,0242
Theta	12,5319	10,5392	14,9101	11,2278	13,8448	11,2990

Στην υπό μελέτη κατηγοριοποίηση βλέπουμε ότι η αποσύνθεση αποεποχικοποίησης έχει τα βέλτιστα αποτελέσματα και στα δύο σφάλματα για όλες τις μεθόδους και για όλους τους χρονικούς ορίζοντες (εκτός από την SMA που για χρονικό ορίζοντα 1 και στα δύο σφάλματα έχει οριακά καλύτερη επίδοση στα μη αποεποχικοποιημένα δεδομένα). Το αποτέλεσμα αυτό μας ενδιαφέρει καθώς πρόκειται για την καλύτερη επίδοση για όλες τις κατηγοριοποιήσεις και αποσυνθέσεις.

Συνολικά η μεταβολή των σφαλμάτων για την προσθήκη αποσύνθεσης στις χρονοσειρές δεδομένων φαίνεται στον παρακάτω πίνακα. Η μεταβολή έχει υπολογιστεί με αφαίρεση των σφαλμάτων των αποεποχικοποιημένων δεδομένων από τα μη αποεποχικοποιημένων.

Πίνακας 6.32: Μεταβολή σφαλμάτων με την προσθήκη αποεποχικοποίησης

	Mape			Smape		
	H=1	H=2	H=3	H=1	H=2	H=3
Naive	-1,0411	-1,2817	-0,9979	-0,8892	-1,2151	-0,8835
SMA	0,3715	-0,6731	-0,5533	0,5284	-0,7018	-0,6610
SES	-1,3971	-1,5063	-0,6285	-1,5120	-1,6008	-0,7357
Holt	-1,0622	-0,7593	-1,1486	-1,3383	-1,1070	-1,1634
Damped	-1,1868	-1,0486	-1,0444	-1,3677	-1,3088	-1,1310
Theta	-0,7107	-1,4497	-1,2812	-0,7517	-1,5771	-1,5022

Θα παραθέσουμε συγκεντρωτικά για όλους τους συνδυασμούς κατηγοριοποιήσεων, ορίζοντα πρόβλεψης ποια παρατηρήθηκε να είναι η βέλτιστη μέθοδος πρόβλεψης βάσει του μέσου όρου των σφαλμάτων Mape και Smape για να διαπιστώσουμε τη βέλτιστη αποσύνθεση για την παραγωγή προβλέψεων. Εδώ πρέπει να τονίσουμε ότι για κάποιες περιπτώσεις η βέλτιστη επίδοση δε συνεπάγεται ότι είναι σε αποδεκτά όρια για παραγωγή πρόβλεψης.

Βάσει των αποτελεσμάτων των κατηγοριοποιήσεων που έχουν αποδεκτά αποτελέσματα καταλήγουμε στο ότι η βέλτιστη αποσύνθεση για τις χρονοσειρές της υπηρεσίας Web Banking είναι τα αποεποχικοποιημένα δεδομένα.

Πίνακας 6.33: Επίδοση μεθόδων πρόβλεψης σε χρονοσειρές Web banking βάσει αποσύνθεσης με κριτήριο το ελάχιστο σφάλμα

Κατηγοριοποίηση-Ορίζοντας Πρόβλεψης	Mape	Smape
RFM Ανάλυση		
H=1	Μη αποεποχικοποιημένα	Μη αποεποχικοποιημένα
H=2	Μη αποεποχικοποιημένα	αποεποχικοποιημένα
H=3	Μη αποεποχικοποιημένα	αποεποχικοποιημένα
Χαρακτηριστικά σε Διάταξη δέντρου		
H=1	αποεποχικοποιημένα	αποεποχικοποιημένα
H=2	αποεποχικοποιημένα	αποεποχικοποιημένα
H=3	αποεποχικοποιημένα	αποεποχικοποιημένα
Χαρακτηριστικά μεμονωμένα		
H=1	αποεποχικοποιημένα	αποεποχικοποιημένα
H=2	αποεποχικοποιημένα	αποεποχικοποιημένα
H=3	αποεποχικοποιημένα	αποεποχικοποιημένα

### 6.3.3 Αποτελέσματα Ανάλυσης παλινδρόμησης χρονοσειρών χαρακτηριστικών

Στην παράγραφο αυτή θα εξετάσουμε τη βέλτιστη σύγκλιση χρονοσειρών μεμονωμένων χαρακτηριστικών με εξισώσεις που παράχθηκαν με Παλινδρόμηση. Η μέθοδοι Παλινδρόμησης που εξετάστηκαν ήταν η Απλή Γραμμική Παλινδρόμηση, η Λογαριθμική, η Εκθετική Παλινδρόμηση και η Παλινδρόμηση Δυναμοσειράς. Ο αλγόριθμος υπολογισμού των εξισώσεων παλινδρόμησης για τις 4 μεθόδους έχει περιγραφεί στο 2ο κεφάλαιο, μαζί με τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων που χρησιμοποιούν σαν κριτήριο σύγκλισης. Από τις εξισώσεις παλινδρόμησης που προέκυψαν από τις 4 μεθόδους η βέλτιστη επιλέγεται βάσει του μικρότερου δείκτη R-squared.

Στον παρακάτω πίνακα παρατίθεται η βέλτιστη μέθοδος Παλινδρόμησης η εξίσωση Παλινδρόμησης και η κανονικοποιημένη εξίσωση Παλινδρόμησης για τα χαρακτηριστικά Φύλο, Τύπο Απασχόλησης, Εκπαίδευση, Οικογενειακή κατάσταση, Ηλικιακή ομάδα.

Πίνακας 6.34: Εξισώσεις Παλινδρόμησης βάσει βέλτιστης σύγκλισης

Χαρακτηριστικό	Βέλτιστη Μέθοδος Παλινδρόμησης	R-squared	Εξίσωση Παλινδρόμησης
<b>GENDER</b>			
Male	Εκθετική	0,783	$f(x)=182609,31\exp(0,0134673983x)$
Female	Εκθετική	0,898	$f(x)=57911,40\exp(0,0206978843x)$
<b>EMPLOYMENT STATUS</b>			
Employee	Εκθετική	0,856	$f(x)=111658,40\exp(0,0165824662x)$
Personal Business	Εκθετική	0,717	$f(x)=89634,13\exp(0,0138077459x)$
Unemployed	Εκθετική	0,94	$f(x)=4698,69\exp(0,0258673078x)$
Retired	Εκθετική	0,83	$f(x)=20903,49\exp(0,012997475x)$
Student	Εκθετική	0,86	$f(x)=998,79\exp(0,0192735316x)$
Rentier	Εκθετική-Γραμμική	0,3	$f(x)=1847,23\exp(0,0055940437x)$
Homelike	Εκθετική	0,898	$f(x)=1408,05\exp(0,0208734566x)$
<b>EDUCATION</b>			
Illiterate	Εκθετική	0,73	$f(x)=5,87\exp(0,0796164599x)$
Basic Education	Εκθετική	0,848	$f(x)=3448,6\exp(0,0179284722x)$
Secondary Education	Εκθετική	0,8555	$f(x)=46072,68\exp(0,0160248494x)$
TEI Graduate	Εκθετική	0,775	$f(x)=13979,51\exp(0,0172327467x)$
AEI Graduate	Εκθετική	0,762	$f(x)=54333,59\exp(0,0139360832x)$
Postgraduate Studies	Εκθετική	0,701	$f(x)=6319,53\exp(0,0117990216x)$
<b>MARRITAL STATUS</b>			
Single	Εκθετική	0,871	$f(x)=70994,25\exp(0,018463054x)$
Married	Εκθετική	0,8	$f(x)=161992,73\exp(0,0142048086x)$
<b>AGE (Binned)</b>			
18-24	Εκθετική	0,9745	$f(x)=450,85\exp(0,0631053822x)$
25-29	Εκθετική	0,9681	$f(x)=6946,31\exp(0,0366517685x)$
30-44	Εκθετική	0,8567	$f(x)=101304,18\exp(0,0167472856x)$
45-64	Εκθετική	0,738	$f(x)=119349,03\exp(0,0124887676x)$
65	Εκθετική	0,764	$f(x)=14584,22\exp(0,0114180291x)$

Από τον παραπάνω πίνακα διαπιστώνουμε ότι όλα τα χαρακτηριστικά (εκτός από τους χρήστες με Τύπο Απασχόλησης εισοδηματίας) έχουν καλή σύγκλιση σε εξισώσεις Εκθετικής Παλινδρόμησης αφού το R-squared είναι πάνω από 70% και σε πολλές είναι πάνω από 85%.

Στο σημείο αυτό πρέπει να προσθέσουμε ότι ο σταθερός όρος που πολλαπλασιάζεται στην εκθετική παλινδρόμηση έχει να κάνει με την αρχική τιμή των δεδομένων για τιμή της μεταβλητής  $x$  ίση με το μηδέν. Επειδή η τιμή αυτή εξαρτάται από την τάξη μεγέθους των δεδομένων της χρονοσειράς δεν ενδιαφέρει την ανάλυση αυτή.

#### 6.3.4 Αποτελέσματα Προβλέψεων Κατηγοριοποίησης Δέντρου

Στην κατηγοριοποίηση δέντρου για δεδομένα της υπηρεσίας Web Banking έγινε η τοποθέτηση σε δέντρο των χρονοσειρών σύμφωνα με το σχήμα 5.1 και η εξαγωγή των αντίστοιχων χρονοσειρών. Στη συνέχεια παρήχθησαν προβλέψεις για όλους τους ορίζοντες πρόβλεψης που εξετάζουμε καθώς και για τις αποσυνθέσεις με αποεποχικοποίηση και επανεποχικοποίηση και χωρίς αποεποχικοποίηση. Όπως είδαμε σε προηγούμενη παράγραφο οι προβλέψεις σε αυτή την κατηγοριοποίηση παρήγαγαν σφάλματα  $Mape$  και  $Smape$  της τάξης του ~63% και ~26%. Σε αυτό το ύψος σφαλμάτων δεν είναι εφικτή η παραγωγή προβλέψεων με κάποια σχετική ακρίβεια. Στην bottom up μεθοδολογία είναι απαραίτητη η ύπαρξη καλών προβλέψεων στα φύλλα κάθε κατώτερου στρώματος καθώς βάσει αυτών υπολογίζεται η πρόβλεψη κάθε ανώτερου κόμβου. Επιπλέον, στην top down μεθοδολογία το ποσοστό εκ του συνολικού που αναλογεί σε κάθε κατώτερο κόμβο υπολογίζεται βάσει της πρόβλεψης που έχει γίνει σε αυτόν. Συνεπώς εάν δεν υπάρχουν ακριβείς προβλέψεις στους



επιμέρους κόμβους δεν είναι δυνατή η παραγωγή προβλέψεων με τις μεθοδολογίες αυτές.

Συνοψίζοντας καταλήγουμε ότι δεν είναι δυνατή η υλοποίηση της μεθοδολογίας στις χρονοσειρές των χρηστών του Web Banking με τόσο μεγάλη τάξη σφαλμάτων  $Mape$  και  $Smape$ . Αντί αυτής προτείνεται η χρήση των χρονοσειρών Παλινδρόμησης για την προσέγγιση των ομάδων χρηστών με ένα σύνολο χαρακτηριστικών. Οι χρονοσειρές των ομάδων υπό μελέτη έχουν στην πλειοψηφία τους καλή σύγκλιση σε συναρτήσεις Παλινδρόμησης, συνεπώς μπορούν να προβλεφθούν κατά προσέγγιση οι μελλοντικές τιμές τους με την χρήση αυτών των εξισώσεων.

Οι εξισώσεις Παλινδρόμησης που αντιστοιχούν σε χρήστες της υπηρεσίας Web Banking και αντιστοιχούν στις ομάδες κόμβων του σχήματος 5.1 φαίνονται στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 6.35: Εξισώσεις Παλινδρόμησης σε χρονοσειρές ομάδων δέντρου Web Banking βάσει βέλτιστης σύγκλισης

Ομάδα	Βέλτιστη Μέθοδος Παλινδρόμησης	R-squared	Εξίσωση Παλινδρόμησης
1	Εκθετική	0,804	$363848,471 \exp(0,01431x)$
2	Εκθετική	0,768	$308487,4 \exp(0,01296x)$
3	Εκθετική	0,899	$55741,4 \exp(0,02077x)$
4	Εκθετική	0,783	$182609,3 \exp(0,01346x)$
5	Εκθετική	0,742	$125896 \exp(0,01221x)$
6	Εκθετική	0,906	$19497,698 \exp(0,02186x)$
7	Εκθετική	0,892	$36245,835 \exp(0,020171x)$
8	Εκθετική	0,959	$308,047 \exp(0,05998x)$
9	Εκθετική	0,964	$3679,14 \exp(0,036x)$
10	Εκθετική	0,826	$72957,37 \exp(0,01508x)$
11	Εκθετική	0,684	$93446,96 \exp(0,01102x)$
12	Εκθετική	0,585	$12833,57 \exp(0,00747x)$
13	Εκθετική	0,585	$6,2223 \exp(0,03779x)$
14	Δυναμοσειρά	0,802	$84,2924x^0,52458$
15	Εκθετική	0,833	$33695,522 \exp(0,0159x)$
16	Εκθετική	0,685	$80418,57 \exp(0,01108x)$
17	Εκθετική	0,58	$11711,51 \exp(0,00731x)$
18	Εκθετική	0,969	$113,3733 \exp(0,0737x)$
19	Εκθετική	0,962	$1852,144 \exp(0,03725x)$
20	Εκθετική	0,875	$13411,61 \exp(0,0198x)$
21	Εκθετική	0,837	$4053,138 \exp(0,01459x)$
22	Εκθετική	0,701	$216,903 \exp(0,01544x)$
23	Εκθετική	0,59	$8,4333 \exp(0,03647x)$
24	Εκθετική	0,93	$208,962 \exp(0,0417x)$
25	Εκθετική	0,909	$114207,925 \exp(0,02148x)$
26	Εκθετική	0,841	$20519,368 \exp(0,01771x)$
27	Εκθετική	0,929	$1354,879 \exp(0,03288x)$

Και στην υπηρεσία Web Banking μπορούμε να αξιολογήσουμε την δυναμική της αυξητικής τάσης των συναλλαγών των διαφορετικών ομάδων χρηστών με χρήση των συντελεστών Παλινδρόμησης. Επειδή η πλειοψηφία των ομάδων περιγράφεται από συναρτήσεις Εκθετικής Παλινδρόμησης μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τον συντελεστή του εκθέτη για να αποτυπώσουμε την τάση αύξησης των συναλλαγών των ομάδων χρηστών, ανεξαρτήτως της τάξης μεγέθους των συναλλαγών κάθε ομάδας. Με δημιουργία λόγου αναλογίας των συναρτήσεων Εκθετικής Παλινδρόμησης διαφορετικών ομάδων μπορούμε να ποσοτικοποιήσουμε και να συγκρίνουμε την τάση αύξησης των συναλλαγών για τις διαφορετικές ομάδες χρηστών που διακρίνονται.



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7ο: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ-ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ

### 7.1 Συμπεράσματα για την υπηρεσία Mobile Banking

Στην υπηρεσία Mobile Banking η κατηγοριοποίηση των χρηστών με κριτήρια τις μεταβλητές της RFM Ανάλυσης και στη συνέχεια η παραγωγή προβλέψεων στις χρονοσειρές ομάδων χρηστών είχε ως αποτέλεσμα την παραγωγή σφαλμάτων πολύ μεγαλύτερων των αποδεκτών ορίων για την παραγωγή προβλέψεων. Συνεπώς η κατηγοριοποίηση κρίνεται ακατάλληλη. Θεωρούμε ότι οφείλεται στο μεγάλο βαθμό διαχωρισμού των χρηστών με αποτέλεσμα οι χρονοσειρές να περιέχουν περισσότερες ακραίες τιμές που καθιστούν τις προβλέψεις αδύνατες.

Στη συνέχεια η κατηγοριοποίηση των χρηστών βάσει δημογραφικών χαρακτηριστικών σε διαχωρισμό δέντρου παρήγαγε ικανοποιητικά αποτελέσματα ως προς το σφάλμα. Πιο συγκεκριμένα παρήγαγε Mape και Smape ~17,7% σε ορίζοντα μίας χρονικής περιόδου. Καταλήξαμε στο ότι είναι δυνατή η σύσταση πρόβλεψης με bottom-up τεχνική δηλαδή από τις επιμέρους ειδικές ομάδες να προβλέψουμε τις συνολικές συναλλαγές του κοινού γενικού χαρακτηριστικού. Επιπλέον, είναι εφικτή και η top-down επιχείρηση πρόβλεψης, δηλαδή η πρόβλεψη του κοινού χαρακτηριστικού και η αναγωγή της πρόβλεψης στα επιμέρους ειδικότερα χαρακτηριστικά με συντελεστές βάρους που έχουν να κάνουν με την τάξη μεγέθους κάθε επιμέρους ομάδας ως ποσοστό του συνολικού.

Το βέλτιστο αποτέλεσμα με σφάλματα Mape και Smape σε επίπεδο που θεωρείται πολύ καλό για την παραγωγή προβλέψεων είχε η κατηγοριοποίηση μεμονωμένων χαρακτηριστικών (~13,5% και ~14% αντίστοιχα για ορίζοντα μίας χρονικής περιόδου). Ο μικρότερος διαχωρισμός των χρηστών παράγει χρονοσειρές με πιο συμπαγή χαρακτηριστικά και μικρότερη τυχαιότητα με αποτέλεσμα οι προβλέψεις να παράγουν το βέλτιστο αποτέλεσμα.

Οι δύο κατηγοριοποιήσεις που είναι δεκτές για την παραγωγή προβλέψεων σε επιμέρους κατηγορίες χρηστών στην υπηρεσία Mobile Banking όσον αφορά τη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη που θέλουμε να επιχειρήσουμε παράγουν αποδεκτά σφάλματα για τους χρονικούς ορίζοντες 2 και 3 που εξετάσαμε. Παρατηρείται κατά μέσο όρο αύξηση του σφάλματος των 6 μεθόδων πρόβλεψης με την αύξηση του χρονικού ορίζοντα πρόβλεψης, όπως ήταν αναμενόμενο.

Επιπροσθέτως, όσον αφορά την αποσύνθεση που πρέπει να επιλεγεί για τα δεδομένα οι κατηγοριοποιήσεις που γίνονται δεκτές κατέδειξαν ότι καλύτερα αποτελέσματα έχει η χρήση δεδομένων χωρίς επεξεργασία αποεποχικοποίησης.

Συνοψίζοντας, για όλους τους διαφορετικούς τύπους προβλέψεων που έγιναν στα δεδομένα της υπηρεσίας Mobile Banking τα καλύτερα αποτελέσματα είχε η κατηγοριοποίηση μεμονωμένων χαρακτηριστικών, χωρίς αποεποχικοποίηση και μάλιστα παρήγαγε καλές προβλέψεις για τους μεγαλύτερους ορίζοντες πρόβλεψης που μελετήσαμε. Για αυτές τις παραμέτρους που είχαν το βέλτιστο αποτέλεσμα σε επίπεδο μεθόδου πρόβλεψης την καλύτερη επίδοση είχε η μέθοδος Theta. Η μέθοδος είχε συνολικά καλύτερη απόδοση από τις υπόλοιπες καθώς παρήγαγε συστηματικά μικρότερο σφάλμα με διαφορά από τη δεύτερη μέθοδο της τάξης του ~1,5%, ενώ στις λίγες περιπτώσεις που κατατάχθηκε δεύτερη η διαφορά από την πρώτη ήταν της τάξης του δεύτερου δεκαδικού ψηφίου. Επιπλέον, ως δεύτερη στην κατάταξη επίδοσης δεν επικράτησε στη συνολική απόδοση κάποια από τις άλλες μεθόδους καθώς κάποιες μέθοδοι εμφάνιζαν μεμονωμένα καλύτερη επίδοση σε κάποιες από τις κατηγορίες προβλέψεων όχι όμως συνολικά.

Αφού καταλήξαμε στη βέλτιστη κατηγοριοποίηση χρησιμοποιήσαμε τις χρονοσειρές ώστε να εξετάσουμε εάν είναι εφικτή μια εναλλακτική πιο απλή διαδικασία παραγωγής προβλέψεων. Είδαμε ότι οι χρονοσειρές έχουν πολύ καλή σύγκλιση σε συναρτήσεις παραγόμενες με μεθόδους Παλινδρόμησης, οι οποίες είναι στην πλειοψηφία τους συναρτήσεις Εκθετικής Παλινδρόμησης. Ο τύπος Παλινδρόμησης που προέκυψε ήταν αναμενόμενος καθώς η γενική τάση της υπηρεσίας είναι εκθετική.

## 7.2 Συμπεράσματα για την υπηρεσία Web Banking

Στην υπηρεσία Web Banking η κατηγοριοποίηση με κριτήρια της RFM Ανάλυσης παρήγαγε χρονοσειρές στις οποίες η παραγωγή προβλέψεων είχε πιο μικρά σφάλματα συγκριτικά με τις χρονοσειρές RFM Ανάλυσης της υπηρεσίας Mobile Banking. Παρόλαυτά τα σφάλματα Mape και Smape είχαν απαγορευτικές για τη διεξαγωγή προβλέψεων τιμές. Συνεπώς και σε αυτή την υπηρεσία η μεγάλη διάσπαση των χρηστών έχει ως αποτέλεσμα χρονοσειρές ακατάλληλες για την παραγωγή προβλέψεων.

Η κατηγοριοποίηση χρηστών βάσει δημογραφικών χαρακτηριστικών σε διάταξη δέντρου στην υπηρεσία Web Banking παρήγαγε σφάλματα σε μη αποδεκτές τιμές για την παραγωγή προβλέψεων. Συνεπώς δεν μπορούμε να τη χρησιμοποιήσουμε για να παραγάγουμε προβλέψεις ευρύτερων χαρακτηριστικών και να τις αναγάγουμε στα ειδικότερα, ούτε και να παραγάγουμε προβλέψεις σε χρονοσειρές ειδικότερων χαρακτηριστικών ώστε να τις χρησιμοποιήσουμε για να παραγάγουμε προβλέψεις για το ευρύτερο σύνολο.

Τέλος, η κατηγοριοποίηση μεμονωμένων χαρακτηριστικών βρέθηκε να παράγει πολύ καλά αποτελέσματα στα υπό εξέταση σφάλματα με αποτέλεσμα να μπορούμε να τη χρησιμοποιήσουμε για να παραγάγουμε προβλέψεις σε χρήστες με τα επιμέρους χαρακτηριστικά. Θα αναλύσουμε σε επόμενο κεφάλαιο πως προτείνουμε να αξιοποιηθεί η δυνατότητα αυτή.

Για τη σύνθεση του τελικού συμπεράσματος για τη βέλτιστη αποσύνθεση θα εξαιρέσουμε τα αποτελέσματα της RFM Ανάλυσης καθώς οι τιμές που προέκυψαν είναι ακατάλληλες και άρα δεν μπορούμε να βασιστούμε σε αυτή την προσέγγιση. Όπως κατέδειξαν οι άλλες δύο κατηγοριοποιήσεις για την υπηρεσία Web Banking είναι βέλτιστη η χρήση αποεποχικοποίησης για την παραγωγή προβλέψεων.

Συνοψίζοντας, για όλους τους τύπους κατηγοριοποίησης και αποσύνθεσης τα βέλτιστα αποτελέσματα προβλέψεων παρήχθησαν για κατηγοριοποίηση μεμονωμένων χαρακτηριστικών και αποεποχικοποιημένα δεδομένα. Για αυτή την προσέγγιση το καλύτερο αποτέλεσμα είχε συνολικά η μέθοδος Theta η οποία και προτείνεται για προβλέψεις τέτοιας φύσης καθώς κατατάσσεται πρώτη κυρίως και 2 φορές δεύτερη με πολύ μικρή διαφορά της τάξης του πρώτου δεκαδικού ψηφίου. Στη δεύτερη θέση της απόδοσης θα μπορούσαμε να πούμε ότι βρίσκεται η SES όχι όμως συνολικά καθώς μεμονωμένα δεύτερη θέση στην απόδοση έχουν και άλλες μέθοδοι.

Για την κατηγοριοποίηση που προτείνουμε έγινε προσέγγιση των χρονοσειρών με μεθόδους Παλινδρόμησης και σε αυτή την υπηρεσία, ως μία πιο εύκολα υλοποιήσιμη προτεινόμενη μεθοδολογία. Το αποτέλεσμα ήταν να υπάρχει καλή σύγκλιση των χρονοσειρών μεμονωμένων χαρακτηριστικών με την πλειοψηφία να προσεγγίζεται καλύτερα με συναρτήσεις Εκθετικής Παλινδρόμησης. Ο τύπος αυτός ήταν και εδώ αναμενόμενος καθώς η γενική τάση της υπηρεσίας δεν είναι τόσο έντονα εκθετική όσο της υπηρεσίας Mobile Banking αλλά παραμένει εκθετική.

### 7.3 Προτεινόμενη μεθοδολογία

Βάσει των συμπερασμάτων τα οποία παράχθηκαν από την υλοποίηση της μεθοδολογίας που περιγράφηκε παραπάνω θα προτείνουμε πως θεωρούμε ότι είναι καλύτερο να χρησιμοποιηθεί η δουλειά αυτή και δυνητικές μελλοντικές προεκτάσεις.

Οι υπηρεσίες Web Banking και Mobile Banking είναι νεοεισηγμένες και ως τεχνολογικά προϊόντα αλλά και ως κανάλια διανομής τραπεζικών υπηρεσιών στο ευρύ κοινό. Το ιδιαίτερα αυξημένο ενδιαφέρον του κοινού για τις υπηρεσίες αυτές και τα πλεονεκτήματα που παρέχουν στα τραπεζικά ιδρύματα τις καθιστά ιδιαίτερα σημαντικές για τα σύγχρονα τραπεζικά ιδρύματα. Όμως ως νέες υπηρεσίες δεν υπάρχει μεγάλη εμπειρία στη διαχείριση τους και στην αξιολόγηση της πορείας τους. Επιπλέον, λόγω της φύσης των υπηρεσιών είναι αναγκαία η διαρκής αναβάθμιση τους και λόγω του ρόλου που επιτελούν για τα τραπεζικά ιδρύματα είναι αναγκαία η συνεχής επιδίωξη της αύξησης της πελατολογίας τους σε αριθμό χρηστών αλλά και αριθμό συναλλαγών.

Η διεξαγωγή προβλέψεων σε ομάδες χρηστών της υπηρεσίας ώστε να προβλέψουμε τον αριθμό των μελλοντικών συναλλαγών που θα διεξάγουν είναι ένα ιδιαίτερα χρήσιμο εργαλείο. Στην παρούσα διπλωματική εργασία προσδιορίσαμε τη βέλτιστη μεθοδολογία για την παραγωγή προβλέψεων μεγάλης ακρίβειας για το ύψος των συναλλαγών που θα διεξάγουν χρήστες σε χρονικές περιόδους έως και τριών μηνών. Η δυνατότητα τμηματοποίησης των χρηστών και παραγωγής προβλέψεων των τμημάτων αυτών είναι και αυτό που θεωρούμε ότι πρέπει να ενδιαφέρει τους διαχειριστές των υπηρεσιών.

Οι προβλέψεις που θα παραχθούν από την προτεινόμενη διαδικασία προτείνουμε να χρησιμοποιηθούν για την αξιολόγηση των προωθητικών ενεργειών που γίνονται από τους υπευθύνους της υπηρεσίας. Εάν οι διευθύνοντες των υπηρεσιών έχουν προγραμματίσει για τους επόμενους μήνες μία σειρά από προωθητικές ενέργειες εφόσον μπορούμε να υπολογίσουμε την παρούσα χρονική στιγμή τον αναμενόμενο αριθμό συναλλαγών για τους επόμενους μήνες τόσο των συνολικών όσο και των συναλλαγών χρηστών με διαφοροποιημένων ως προς τα χαρακτηριστικά τότε μπορούμε να ποσοτικοποιήσουμε την επίδραση των προωθητικών ενεργειών από τη διαφορά των παρατηρηθέντων τιμών και των προβλεπόμενων χωρίς προωθητική ενέργεια τιμών. Η ποσοτικοποίηση αυτή σε μία υπηρεσία όπου δεν υπάρχει προηγούμενη εμπειρία και γνώση για το πώς επιδρούν προωθητικές ενέργειες στο κοινό, πόσο αποδίδουν καθώς και πως και πόσο επιδρούν σε χρήστες με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά έχει πολύ ενδιαφέρον για τους διαχειριστές υπηρεσιών Mobile και Web Banking.

Εάν η αξιολόγηση προωθητικών ενεργειών γίνει μεμονωμένα, δηλαδή σε περιόδους όπου δεν τρέχουν παράλληλα διαφορετικές ενέργειες, μπορεί να παραγάγει ιδιαίτερα ακριβή και έγκυρα δεδομένα για τον αντίκτυπο κάθε προωθητικής ενέργειας στο ευρύ κοινό και σε ομάδες χρηστών.

Τα συμπεράσματα από την αξιολόγηση προωθητικών ενεργειών είναι πολύ σημαντικά για την πορεία αυτών των υπηρεσιών. Αρχικά μπορούν να συμβάλλουν καθοριστικά στη βελτιστοποίηση των προωθητικών ενεργειών και κατ' επέκταση στην αύξηση της πελατειακής βάσης και του όγκου συναλλαγών στα κανάλια. Επιπλέον, εφόσον μελετηθεί ο τρόπος που επιδρούν σε χρήστες με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά μπορεί να επιτευχθεί ένα μείγμα στρατηγικών για την προσέγγιση διαφορετικών ομάδων χρηστών. Τέλος, μπορούν με κατάλληλη μελέτη να προσδιορίσουν ποια είναι η βέλτιστη στρατηγική για την προσέγγιση των πιο χρήσιμων για την υπηρεσία χρηστών, δηλαδή των πιο ενεργών.

Επιπρόσθετα με την παραπάνω μεθοδολογία, η προσέγγιση που προτείνεται σε αυτή τη διπλωματική, μπορεί να αξιοποιηθεί για την αξιολόγηση οποιασδήποτε ενέργειας ή αλλαγής στις υπηρεσίες, λειτουργώντας ως ένα αξιόπιστο τρόπο μέτρησης της αντίδρασης του κοινού στις εκάστοτε αλλαγές που επιχειρεί η διεύθυνση των υπηρεσιών. Η αύξηση ή μείωση των συναλλαγών στο σύνολο των χρηστών ή σε επιμέρους ομάδες αποτελεί την πιο ισχυρή ένδειξη για το εάν οι αλλαγές που επιχειρούνται βρίσκονται προς τη σωστή κατεύθυνση.

Η διενέργεια ενός προγράμματος επιβράβευσης, η αποστολή ενημερώσεων και προσφορών στους χρήστες, η μείωση ή αύξηση των τιμών προμήθειας συναλλαγών, η βελτίωση του interface της υπηρεσίας Web ή της εφαρμογής Mobile, η προσθήκη νέων υπηρεσιών στις ήδη υπάρχουσες είναι μερικές από τις αλλαγές στις οποίες με τη χρήση της συγκεκριμένης μεθοδολογίας μπορούμε να ποσοτικοποιήσουμε την αντίδραση των χρηστών και τον αντίκτυπο κάθε ενέργειας στην υπηρεσία. Η γνώση των μεγεθών μεταβολής που συνεπάγεται κάθε εγχείρημα στις υπηρεσίες μπορεί να αποτελέσει πολύ χρήσιμο εργαλείο για τη λήψη αποφάσεων, το στρατηγικό σχεδιασμό καθώς και να καθορίσει μακροπρόθεσμα την πορεία των υπηρεσιών Ηλεκτρονικής Τραπεζικής.

#### 7.4 Μελλοντικές Προεκτάσεις

Η προσέγγιση αυτή και η προτεινόμενη μεθοδολογία ανοίγουν διάφορα πεδία για περαιτέρω μελέτη και ενασχόληση. Η μελέτη της πελατειακής βάσης των υπηρεσιών Ηλεκτρονικής Τραπεζικής είναι πολύ σημαντική για την διαχείριση των υπηρεσιών καθώς και για την μελλοντική κατεύθυνση τους. Τα δεδομένα των μέχρι τώρα συναλλαγών πρέπει να μελετώνται διεξοδικά για να παρέχονται στους διαχειριστές των υπηρεσιών πληροφορίες για τα διάφορα μεγέθη των υπηρεσιών, τους τρόπους χρήσης που διακρίνονται, την αντίδραση των χρηστών στις αλλαγές που υλοποιούνται καθώς και για να αξιολογείται η πορεία των υπηρεσιών. Η μελέτη των υπαρχόντων δεδομένων πρέπει να ενσωματωθεί σαν διαδικασία στις ομάδες που διαχειρίζονται τις υπηρεσίες Ηλεκτρονικής Τραπεζικής. Βασική προϋπόθεση για να γίνει κάτι τέτοιο εφικτό είναι η διατήρηση έγκυρων και περιεκτικών δεδομένων προς ανάλυση για τις συναλλαγές και τους χρήστες. Αυτό κάνει αναγκαίο τον σχεδιασμό σωστής και αποδοτικής μηχανογράφησης και μηχανογράφησης στα τραπεζικά ιδρύματα, ώστε να εξάγεται μέσω των δεδομένων έγκυρη και αξιοποιήσιμη πληροφορία.

Επιπροσθέτως για την προέκταση της υπάρχουσας μεθοδολογίας είναι απαραίτητη η εφαρμογή των μεθόδων σε μεγαλύτερο όγκο δεδομένων συναλλαγών, ιδανικά στο σύνολο των συναλλαγών από τότε που ξεκίνησε η υπηρεσία, ώστε να υπάρχει μία ολοκληρωμένη εικόνα.

Ένα στοιχείο που έχει ενδιαφέρον είναι η περαιτέρω μελέτη και αποτύπωση της συμπεριφοράς διακριτών ομάδων χρηστών με συγκεκριμένα δημογραφικά χαρακτηριστικά. Ιδιαίτερη έμφαση πρέπει να δοθεί σε χαρακτηριστικά που έχει ξεχωρίσει η βιβλιογραφία βάσει των οποίων οι χρήστες ενδεχομένως να εμφανίζουν διαφορετική ένταση χρήσης. Τα χαρακτηριστικά αυτά είναι το μορφωτικό επίπεδο και το επάγγελμα. Η μελέτη των συσχετίσεων μεταξύ των προαναφερθέντων χαρακτηριστικών και της έντασης χρήσης δεν ήταν εφικτή στην παρούσα διπλωματική εργασία καθώς τα δεδομένα που είχαμε στη διάθεση μας ήταν ελλιπή. Επιπλέον, η ολοκληρωμένη μελέτη και ποσοτικοποίηση της τάσης χρονοσειρών των συναλλαγών ομάδων χρηστών με όλους τους δυνατούς συνδυασμούς δημογραφικών χαρακτηριστικών μπορεί να καταδείξει ποιες έχουν μεγαλύτερη αξία για τις υπηρεσίες Ηλεκτρονικής Τραπεζικής και κατά συνέπεια να καθοδηγήσει στρατηγικές προώθησης των υπηρεσιών στις ομάδες υψηλής αξίας. Ένας ενδεικτικός δείκτης αξίας που

προτείνεται προς μελέτη και έχει αξιοποιηθεί και στην παρούσα διπλωματική εργασία είναι ο εκθέτης των εξισώσεων Παλινδρόμησης, με την προϋπόθεση ότι υπάρχει ικανοποιητική σύγκλιση.

Εφόσον γίνει η τμηματοποίηση και η μελέτη της χρήσης των επιμέρους ομάδων με χρονοσειρές, το επόμενο βήμα που προτείνεται είναι η ακριβής ποσοτικοποίηση του αντίκτυπου των προωθητικών ενεργειών. Για να γίνει αυτό πρέπει στα ιστορικά δεδομένα να υπάρχει σωστή πληροφόρηση για την διενέργεια των διαφορετικών τύπων προωθητικών ενεργειών δηλαδή την έναρξη, το πέρας και την ένταση τους. Εναλλακτικά, τα αποτελέσματα των προωθητικών ενεργειών μπορούν να αξιολογούνται και να ποσοτικοποιούνται από τις διαχειριστικές ομάδες των υπηρεσιών εφόσον το χρονικό διάστημα πριν την έναρξη τους έχουν παραχθεί αξιόπιστες προβλέψεις για τα μεγέθη της υπηρεσίας τις επόμενες χρονικές περιόδους.

Για να γίνουν όλα τα παραπάνω εφικτά βασική προϋπόθεση είναι η ύπαρξη έγκυρων δεδομένων και στη συνέχεια η δυνατότητα πληροφόρησης και μελέτης από ερευνητές. Οι υπηρεσίες Ηλεκτρονικής Τραπεζικής είναι απαραίτητο κομμάτι του χαρτοφυλακίου υπηρεσιών ενός τραπεζικού ιδρύματος λόγω της ζήτησης για τις υπηρεσίες από τους χρήστες, αλλά και λόγω της μεγάλης μείωσης του κόστους που συνεπάγεται η ηλεκτρονική διαχείριση των συναλλαγών. Συνεπώς η περαιτέρω ανάπτυξη του πελατολογίου σε συνδυασμό με την βελτίωση των υπηρεσιών για να επιτυγχάνεται υψηλή ικανοποίηση στους ήδη υπάρχοντες χρήστες, πρέπει να αποτελούν κυρίαρχες επιδιώξεις κάθε τραπεζικού ιδρύματος. Στα πλαίσια αυτά, είναι αναγκαία η ανάπτυξη αποδοτικών στρατηγικών προώθησης. Η εξέλιξη των στρατηγικών προώθησης για την περαιτέρω διάδοση των υπηρεσιών αποτελεί πρόκληση για τους ερευνητές του πεδίου των υπηρεσιών Ηλεκτρονικής Τραπεζικής αλλά και για τους διαχειριστές των υπηρεσιών.



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8<sup>ο</sup>: ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

### ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ:

- [1] Bohlen, Joe M.; Beal, George M. (May 1957), "The Diffusion Process", Special Report No. 18 (Agriculture Extension Service, Iowa State College) 1: 56–77.
- [2] Joffrey Moore (1991, revised 1999 and 2014) "Crossing the Chasm: Marketing and Selling High-Tech Products to Mainstream Customers"
- [3] Akinci, S., Aksoy, S., Atilgan, E., 2004. Adoption of Internet banking among sophisticated consumer segments in an advanced developing country. *Int. J. Bank Market.* 22 (3), 212–232
- [4] Hanafizadeh, P., et al. A systematic review of Internet banking adoption. *Telemat. Informat.* (2013), <http://dx.doi.org/10.1016/j.tele.2013.04.003>
- [5] 65th-ELTRUN-Newsletter(March-August2011)\_v2, Πηγή:  
[https://www.google.gr/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=3&cad=rja&uact=8&ved=0CCsQFjAC&url=http%3A%2F%2Fsup.kathimerini.gr%2Fextra%2Fmedia%2Ffiles%2Fvar%2F65th-ELTRUN-Newsletter%2528March-August2011%2529\\_v2.docx&ei=H3z3VOGSJ8myUczDgbgD&usg=AFQjCNGE2hYo8J\\_Y4QfzUt4JBdEzS4szWg](https://www.google.gr/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=3&cad=rja&uact=8&ved=0CCsQFjAC&url=http%3A%2F%2Fsup.kathimerini.gr%2Fextra%2Fmedia%2Ffiles%2Fvar%2F65th-ELTRUN-Newsletter%2528March-August2011%2529_v2.docx&ei=H3z3VOGSJ8myUczDgbgD&usg=AFQjCNGE2hYo8J_Y4QfzUt4JBdEzS4szWg)
- [6]Yakhlef, A. (2001). Does the Internet compete with or complement bricks and mortar bank branches? *International Journal of Retail and Distribution Management*, 29(6), 272–281.
- [7] Nevens, T. M. (1999). The mouse that roared. *The McKinsey Quarterly*, 1, 145–148. NTVMsNBC (2002). E-donusum ve elektronik bankacilik. Available at: [www.ntvmsnbc.com/news/193496.asp?cp1=1S](http://www.ntvmsnbc.com/news/193496.asp?cp1=1S).
- [8] Ajzen, I. (1985). From intentions to actions: A theory of planned behavior. In J. Kuhl & J. Beckmann (Eds.), *Action control: From cognition to behavior*. Berlin, Heidelberg, New York: Springer-Verlag. (pp. 11-39).
- [9] Davis, F. D. (1989), "Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology", *MIS Quarterly*, 13(3): 319–340, doi:10.2307/249008
- [10] K.-W. Lee et al. / *Electronic Commerce Research and Applications* 10 (2011) 115–125
- [11] P. Luarn, H.-H. Lin / *Computers in Human Behavior* 21 (2005) 873–891
- [12] Mohamed Gamal Aboelmaged\* and Tarek R. Gebba (2013) "Mobile Banking Adoption: An Examination of Technology Acceptance Model and Theory of Planned Behavior" *International Journal of Business Research and Development* ISSN 1929-0977 | Vol. 2 No. 1, pp. 35-50
- [13] Athanasios G. Patsiotis Tim Hughes Don J. Webber, (2012), "Adopters and non-adopters of internet banking: a segmentation study", *International Journal of Bank Marketing*, Vol. 30 Iss 1 pp. 20 – 42
- [14] Spiros Gounaris Christos Koritos, (2008), "Investigating the drivers of internet banking adoption decision", *International Journal of Bank Marketing*, Vol. 26 Iss 5 pp. 282 – 304

- [15] Ilias Santouridis and Maria Kyritsi “Investigating the Determinants of Internet Banking Adoption in Greece” *Procedia Economics and Finance* 9 (2014) 501 – 510
- [16] George Rigopoulos Dimitrios Askounis, (2007), “A TAM Framework to Evaluate Users’ Perception towards Online Electronic Payments”, *Journal of Internet Banking and Commerce*, December 2007, vol. 12, no.3
- [17] Dimitrios Maditinos Charalampos Tsairidis, (2009), “Internet Banking user acceptance: Evidence from Greece and Bulgaria”, 5th HSSS Conference, Democritus University of Thrace, Xanthi, Greece, 24-27 June 2009
- [18] Taylor, S. and Todd, P. (1995) ‘Decomposition and crossover effects in the theory of planned behaviour: A study of consumer adoption intentions’, *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 12, pp. 137-155.
- [19] Georgia Giordani “Essays on the Econometric Analysis of Electronic Banking in Greece”
- [20] A.Y.-L. Chong / *Technological Forecasting & Social Change* 80 (2013) 1350–1359
- [21] Rob Lawson Sarah Todd, (2003), "Consumer preferences for payment methods: a segmentation analysis", *International Journal of Bank Marketing*, Vol. 21 Iss 2 pp. 72–79
- [22] Έρευνα Forrester Research  
Πηγή: <http://www.sepe.gr/gr/research-studies/article/340996/ligoi-katanalwtes-xrisimopoioun-ypiresies-mobile-banking-symfwna-me-ti-forrester-research/>
- [23] Athanasios G. Patsiotis Tim Hughes Don J. Webber, (2012), "Adopters and non adopters of internet banking: a segmentation study", *International Journal of Bank Marketing*, Vol. 30 Iss 1 pp. 20 – 42
- [24] Study on measuring eEurope2005 – i2010 (Observatory for Digital Greece)
- [25] Tommi Laukkanen, (2007), "Internet vs mobile banking: comparing customer value perceptions", *Business Process Management Journal*, Vol. 13 Iss 6 pp. 788 – 797
- [26] J.R.S. Fonseca/*Journal of Retailing and Consumer Services* 21 (2014) 708–716
- [27] ΔΕΛΤΙΟ ΤΥΠΟΥ: ΕΡΕΥΝΑ ΧΡΗΣΗΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΗΣΗΣ ΚΑΙ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΣ ΑΠΟ ΤΑ ΝΟΙΚΟΚΥΡΙΑ, 2014 ΕΛΣΤΑΤ
- [28] Measuring the Digital Economy: A New Perspective  
Πηγή: [http://www.oecd-ilibrary.org/science-and-technology/measuring-the-digital-economy\\_9789264221796-en](http://www.oecd-ilibrary.org/science-and-technology/measuring-the-digital-economy_9789264221796-en)
- [29] Variations on rolling forecasts Πηγή: <http://robjhyndman.com/hyndsight/rolling-forecasts/>



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9<sup>ο</sup>: ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

### 9.1 Πίνακες και διαγράμματα

Πίνακας 9.1: Κατανομή συνολικών συναλλαγών και χρηστών Mobile Banking βάσει ηλικιακής ομάδας, φύλου, οικογενειακής κατάστασης, μορφωτικού επιπέδου και τύπου απασχόλησης

Age (Binned)	Frequency	Percent	Valid Percent	Frequency	Percent	Valid Percent
18-24	1237	3,9	2,3	197758	2,3	3,9
25-29	4564	14,4	12,3	1075192	12,2	14,5
30-44	18490	58,4	62,6	5474274	62,4	59,0
45-64	6246	19,7	20,3	1774480	20,2	19,9
65+	841	2,7	2,6	225934	2,6	2,7
Total	31378	99,2	100,0	8747638	99,7	100,0
Missing	258	,8		30154	,3	
Total	31636	100,0		8777792	100,0	
Gender	Frequency	Percent	Valid Percent	Frequency	Percent	Valid Percent
Female	6402	20,2	20,3	1420241	16,2	16,2
Male	25097	79,3	79,7	7325508	83,5	83,8
Total	31499	99,6	100,0	8745749	99,6	100,0
Missing	137	,4		32043	,4	
Total	31636	100,0		8777792	100,0	
Marital status	Frequency	Percent	Valid Percent	Frequency	Percent	Valid Percent
System_value	156	,5	,5	30121	,3	,3
Single	17722	56,0	56,2	4683675	53,4	53,5
Married	12929	40,9	41,0	3848054	43,8	44,0
Unknown	727	2,3	2,3	185788	2,1	2,1
Total	31534	99,7	100,0	8747638	99,7	100,0
Missing	102	,3		30154	,3	
Total	31636	100,0		8777792	100,0	
Educational level	Frequency	Percent	Valid Percent	Frequency	Percent	Valid Percent
Unknown	16935	53,5	53,7	4325250	49,3	49,4
Illiterate	6	,0	,0	704	,0	,0
Basic education	424	1,3	1,3	100843	1,1	1,2
Secondary education	5550	17,5	17,6	1646428	18,8	18,8
TEI Graduate	1882	5,9	6,0	565678	6,4	6,5
AEI Graduate	5854	18,5	18,6	1784496	20,3	20,4
Postgraduate studies	883	2,8	2,8	324239	3,7	3,7
Total	31534	99,7	100,0	8747638	99,7	100,0
Missing	102	,3		30154	,3	
Total	31636	100,0		8777792	100,0	
Type of employment	Frequency	Percent	Valid Percent	Frequency	Percent	Valid Percent
Unknown	1280	4,0	4,1	216640	2,5	2,5
Employee	18403	58,2	58,4	5276505	60,1	60,3
Personal business	5718	18,1	18,1	2084830	23,8	23,8
Unemployed	2558	8,1	8,1	408206	4,7	4,7
Retired	1161	3,7	3,7	281524	3,2	3,2
Student	463	1,5	1,5	75124	,9	,9
Rentier	202	,6	,6	86997	1,0	1,0
Homelike	210	,7	,7	42906	,5	,5
1200008	143	,5	,5	22133	,3	,3
1200009	714	2,3	2,3	137987	1,6	1,6
1200010	682	2,2	2,2	114786	1,3	1,3
Total	31534	99,7	100,0	8747638	99,7	100,0
Missing	102	,3		30154	,3	
Total	31636	100,0		8777792	100,0	

Πίνακας 9.2: Κατανομή συνολικών συναλλαγών και χρηστών Mobile Banking βάσει κατοχής κάθε χρηματοοικονομικού προϊόντος

ΤΡΕΧΟΥΜΕΝΟΙ					ΠΙΣΤΩΤΙΚΕΣ				
	Frequency	Percent	Frequency	Percent		Frequency	Percent	Frequency	Percent
Αγνωστο	1248	3,9	52085	,6	Αγνωστο	1248	3,9	52085	,6
Κατοχή	10786	34,1	3780446	43,1	Κατοχή	15219	48,1	5932731	67,6
Μη κατοχή	19602	62	4945261	56,3	Μη κατοχή	15169	47,9	2792976	31,8
Total	31636	100	8777792	100,0	Total	31636	100	8777792	100,0
ΤΑΜΙΕΥΤΗΡΙΟΥ					FACTORIZING				
	Frequency	Percent	Frequency	Percent		Frequency	Percent	Frequency	Percent
Αγνωστο	1248	3,9	52085	,6	Αγνωστο	1248	3,9	52085	,6
Κατοχή	25449	80,4	7523784	85,7	Κατοχή	1	0	5	,0
Μη κατοχή	4939	15,6	1201923	13,7	Μη κατοχή	30387	96,1	8725702	99,4
Total	31636	100	8777792	100,0	Total	31636	100	8777792	100,0
ΠΡΟΘΕΣΜΙΑΣ					ΑΥΛΟΙ				
	Frequency	Percent	Frequency	Percent		Frequency	Percent	Frequency	Percent
Αγνωστο	1248	3,9	52085	,6	Αγνωστο	1248	3,9	52085	,6
Κατοχή	2827	8,9	1013480	11,5	Κατοχή	5491	17,4	2376785	27,1
Μη κατοχή	27561	87,1	7712227	87,9	Μη κατοχή	24897	78,7	6348922	72,3
Total	31636	100	8777792	100,0	Total	31636	100	8777792	100,0
ΜΕΤΟΧΕΣ					BANKASSURANCE				
	Frequency	Percent	Frequency	Percent		Frequency	Percent	Frequency	Percent
Αγνωστο	1248	3,9	52085	,6	Αγνωστο	1248	3,9	52085	,6
Κατοχή	3048	9,6	1398325	15,9	Κατοχή	3057	9,7	1400405	16,0
Μη κατοχή	27340	86,4	7327382	83,5	Μη κατοχή	27331	86,4	7325302	83,5
Total	31636	100	8777792	100,0	Total	31636	100	8777792	100,0
ΑΜΟΙΒΑΙΑ					ΟΡΙΑ				
	Frequency	Percent	Frequency	Percent		Frequency	Percent	Frequency	Percent
Αγνωστο	1248	3,9	52085	,6	Αγνωστο	1248	3,9	52085	,6
Κατοχή	323	1	101034	1,2	Κατοχή	5491	17,4	301682	3,4
Μη κατοχή	30065	95	8624673	98,3	Μη κατοχή	24897	78,7	8424025	96,0
Total	31636	100	8777792	100,0	Total	31636	100	8777792	100,0
ΣΤΕΓΑΣΤΙΚΑ					ΕΦΑΠΕΣ				
	Frequency	Percent	Frequency	Percent		Frequency	Percent	Frequency	Percent
Αγνωστο	1248	3,9	52085	,6	Αγνωστο	1248	3,9	52085	,6
Κατοχή	94	0,3	36805	,4	Κατοχή	12	0	6301	,1
Μη κατοχή	30294	95,8	8688902	99,0	Μη κατοχή	30376	96	8719406	99,3
Total	31636	100	8777792	100,0	Total	31636	100	8777792	100,0
ΚΑΤΑΝΑΛΩΤΙΚΑ					ΕΓΓΥΗΤΙΚΕΣ				
	Frequency	Percent	Frequency	Percent		Frequency	Percent	Frequency	Percent
Αγνωστο	1248	3,9	52085	,6	Αγνωστο	1248	3,9	52085	,6
Κατοχή	3021	9,5	1271583	14,5	Κατοχή	417	1,3	158236	1,8
Μη κατοχή	27367	86,5	7454124	84,9	Μη κατοχή	29971	94,7	8567471	97,6
Total	31636	100	8777792	100,0	Total	31636	100	8777792	100,0

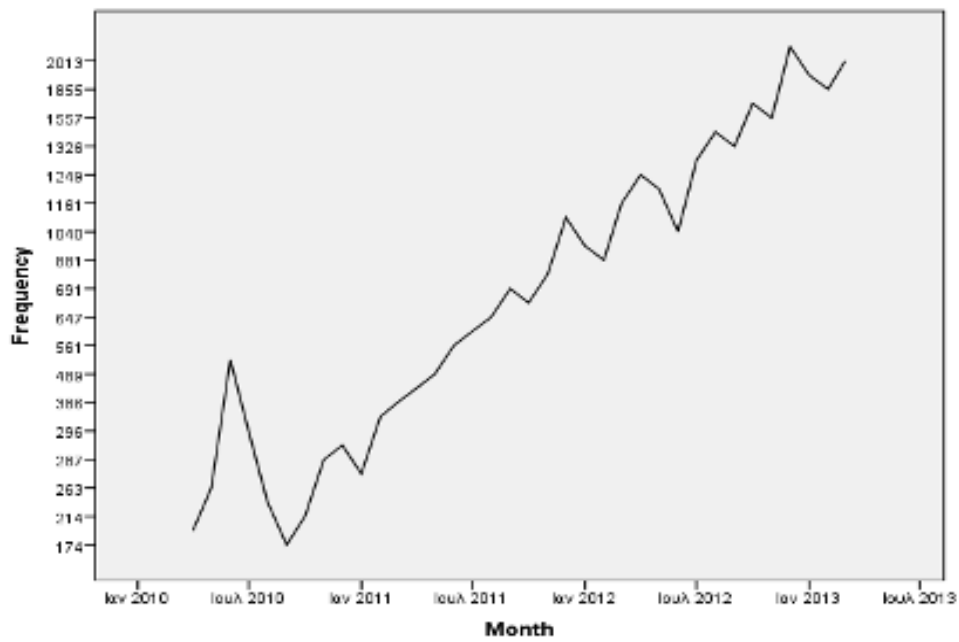
Πίνακας 9.3: Διακινούμενα ποσά και συναλλαγές ανά φύλο

Sex	Sum	Mean	Transactions Number
Female	17648564,48	570,08	30958
Male	116753816,74	733,26	159225
Missing	-	-	496
	134402381,22	651,67	190679

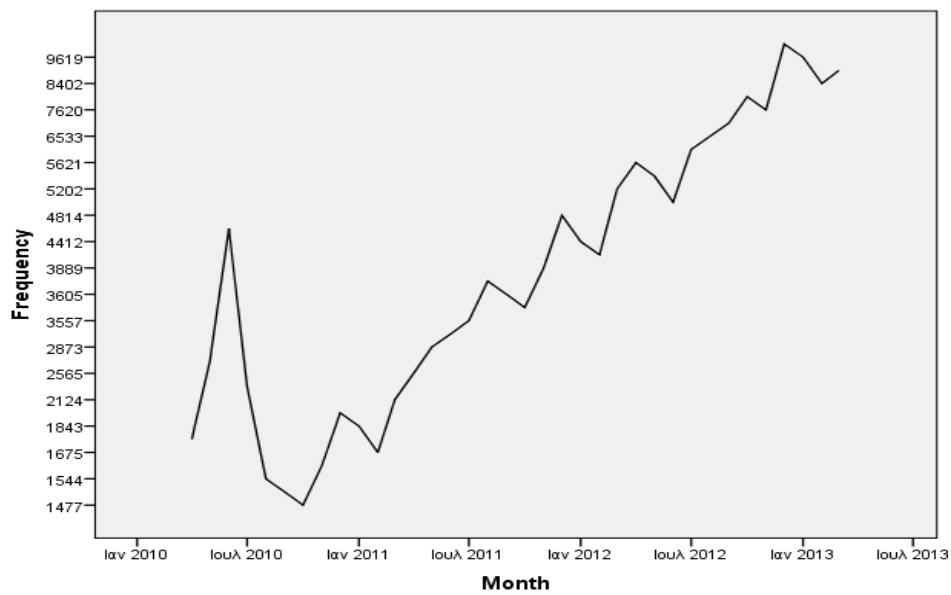
Πίνακας 9.4: Στατιστικά τύπων συναλλαγών που διεξήχθησαν από τα δύο φύλα

Transaction Type	Women			Men		
	Frequency	Percent	Valid Percent	Frequency	Percent	Valid Percent
Admin	0	0	0	9	0	0
Credit Transfer	18868	60,9	60,9	92809	58,3	58,3
Investments	196	0,6	0,6	3584	2,3	2,3
Banking product payment	5337	17,2	17,2	28957	18,2	18,2
Other payments	6557	21,2	21,2	33866	21,3	21,3
Total	30958	100	100	159225	100	100





Εικόνα 9.3: Χρονοσειρά εγχρήματων συναλλαγών γυναικών σε μηνιαία δεδομένα



Εικόνα 9.4: Χρονοσειρά εγχρήματων συναλλαγών ανδρών σε μηνιαία δεδομένα

Πίνακας 9.5: RFM Ανάλυση σε χρήστες Mobile Banking, κατανομή χρηστών βάσει χαρακτηριστικών στην μεταβλητή Recency

Recency score		1		2		3		4		5	
		Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %
Sex	Female	517		528		537		517		564	
	Male	2360		2369		2343		2298		2374	
Type of employment	Unknown	134	21,3%	138	21,9%	121	19,2%	114	18,1%	123	19,5%
	Employee	1704	19,8%	1714	19,9%	1713	19,9%	1689	19,6%	1779	20,7%
	Personal business	590	21,2%	567	20,4%	571	20,5%	520	18,7%	534	19,2%
	Unemployed	189	20,0%	199	21,1%	193	20,5%	185	19,6%	177	18,8%
	Retired	128	18,4%	139	20,0%	129	18,6%	133	19,2%	165	23,8%
	Student	30	20,4%	31	21,1%	26	17,7%	34	23,1%	26	17,7%
	Rentier	13	14,4%	14	15,6%	20	22,2%	20	22,2%	23	25,6%
	Homelike	13	13,8%	17	18,1%	16	17,0%	27	28,7%	21	22,3%
	1200008	10	25,0%	7	17,5%	3	7,5%	8	20,0%	12	30,0%
	1200009	47	20,8%	41	18,1%	59	26,1%	49	21,7%	30	13,3%
	1200010	26	13,9%	37	19,8%	30	16,0%	39	20,9%	55	29,4%
Education	Unknown	1524	19,3%	1585	20,1%	1599	20,3%	1515	19,2%	1654	21,0%
	Illiterate	1	50,0%	0	0,0%	1	50,0%	0	0,0%	0	0,0%
	Basic education	39	21,5%	37	20,4%	37	20,4%	37	20,4%	31	17,1%
	Secondary education	520	21,3%	458	18,7%	492	20,1%	475	19,4%	499	20,4%
	TEI Graduate	152	20,0%	142	18,7%	150	19,7%	158	20,8%	158	20,8%
	AEI Graduate	562	20,3%	591	21,4%	522	18,9%	554	20,1%	534	19,3%
	Postgraduate studies	86	21,2%	91	22,5%	80	19,8%	79	19,5%	69	17,0%
	System_value	10	21,7%	13	28,3%	5	10,9%	5	10,9%	13	28,3%
Marital status	Single	1428	19,8%	1447	20,0%	1449	20,1%	1417	19,6%	1478	20,5%
	Married	1390	20,1%	1389	20,1%	1380	20,0%	1354	19,6%	1388	20,1%
	Unknown	56	21,1%	55	20,7%	47	17,7%	42	15,8%	66	24,8%
Age (Binned)	18-24	55	15,9%	80	23,1%	58	16,7%	84	24,2%	70	20,2%
	25-29	255	19,4%	260	19,8%	266	20,3%	254	19,4%	277	21,1%
	30-44	1724	20,1%	1702	19,8%	1761	20,5%	1647	19,2%	1758	20,5%
	45-64	743	20,1%	774	20,9%	704	19,0%	741	20,0%	736	19,9%
	65+	107	22,2%	88	18,2%	92	19,0%	92	19,0%	104	21,5%

Πίνακας 9.6: RFM Ανάλυση σε χρήστες Mobile Banking, κατανομή χρηστών βάσει χαρακτηριστικών στην μεταβλητή Frequency

Frequency score		1		2		3		4		5	
		Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %
Sex	0	773	29,0%	284	10,7%	564	21,2%	502	18,9%	540	20,3%
	1	3321	28,3%	1169	10,0%	2523	21,5%	2324	19,8%	2407	20,5%
Type of employment	Unknown	182	28,9%	57	9,0%	119	18,9%	120	19,0%	152	24,1%
	Employee	2398	27,9%	869	10,1%	1825	21,2%	1731	20,1%	1776	20,7%
	Personal business	806	29,0%	253	9,1%	638	22,9%	507	18,2%	578	20,8%
	Unemployed	300	31,8%	110	11,7%	175	18,6%	188	19,9%	170	18,0%
	Retired	184	26,5%	77	11,1%	158	22,8%	135	19,5%	140	20,2%
	Student	40	27,2%	19	12,9%	37	25,2%	21	14,3%	30	20,4%
	Rentier	23	25,6%	18	20,0%	14	15,6%	22	24,4%	13	14,4%
	Homelike	27	28,7%	12	12,8%	21	22,3%	19	20,2%	15	16,0%
	1200008	15	37,5%	0	0,0%	10	25,0%	7	17,5%	8	20,0%
	1200009	74	32,7%	20	8,8%	56	24,8%	40	17,7%	36	15,9%
	1200010	50	26,7%	20	10,7%	38	20,3%	44	23,5%	35	18,7%
Education	Unknown	2199	27,9%	799	10,1%	1695	21,5%	1572	20,0%	1612	20,5%
	Illiterate	0	0,0%	0	0,0%	1	50,0%	1	50,0%	0	0,0%
	Basic education	59	32,6%	18	9,9%	38	21,0%	31	17,1%	35	19,3%
	Secondary education	713	29,2%	280	11,5%	503	20,6%	459	18,8%	489	20,0%
	TEI Graduate	222	29,2%	69	9,1%	151	19,9%	153	20,1%	165	21,7%
	AEI Graduate	786	28,4%	251	9,1%	615	22,3%	548	19,8%	563	20,4%
	Postgraduate studies	120	29,6%	38	9,4%	88	21,7%	70	17,3%	89	22,0%
	System_value	12	26,1%	4	8,7%	8	17,4%	14	30,4%	8	17,4%
Marital status	Single	2085	28,9%	726	10,1%	1497	20,7%	1426	19,8%	1485	20,6%
	Married	1933	28,0%	697	10,1%	1526	22,1%	1346	19,5%	1399	20,3%
	Unknown	69	25,9%	28	10,5%	60	22,6%	48	18,0%	61	22,9%
	System_value	12	26,1%	4	8,7%	8	17,4%	14	30,4%	8	17,4%
Age (Binned)	18-24	99	28,5%	33	9,5%	64	18,4%	85	24,5%	66	19,0%
	25-29	408	31,1%	139	10,6%	272	20,7%	256	19,5%	237	18,1%
	30-44	2454	28,6%	872	10,1%	1849	21,5%	1669	19,4%	1748	20,3%
	45-64	1012	27,4%	358	9,7%	801	21,7%	727	19,7%	800	21,6%
	65+	126	26,1%	53	11,0%	105	21,7%	97	20,1%	102	21,1%

Πίνακας 9.7: RFM Ανάλυση σε χρήστες Mobile Banking, κατανομή χρηστών βάσει χαρακτηριστικών στην μεταβλητή Monetary

Monetary score		1		2		3		4		5	
		Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %
Sex	Female	531		566		533		498		535	
	Male	2329		2334		2359		2383		2339	
Type of employment	Unknown	114	18,1%	122	19,4%	127	20,2%	139	22,1%	128	20,3%
	Employee	1694	19,7%	1759	20,5%	1723	20,0%	1714	19,9%	1709	19,9%
	Personal business	564	20,3%	570	20,5%	556	20,0%	551	19,8%	541	19,4%
	Unemployed	189	20,0%	175	18,6%	218	23,1%	184	19,5%	177	18,8%
	Retired	144	20,7%	117	16,9%	142	20,5%	137	19,7%	154	22,2%
	Student	34	23,1%	24	16,3%	32	21,8%	25	17,0%	32	21,8%
	Rentier	13	14,4%	19	21,1%	12	13,3%	26	28,9%	20	22,2%
	Homelike	23	24,5%	16	17,0%	14	14,9%	15	16,0%	26	27,7%
	1200008	10	25,0%	8	20,0%	7	17,5%	13	32,5%	2	5,0%
	1200009	46	20,4%	60	26,5%	35	15,5%	41	18,1%	44	19,5%
	1200010	32	17,1%	37	19,8%	34	18,2%	37	19,8%	47	25,1%
	Education	Unknown	1527	19,4%	1579	20,0%	1591	20,2%	1595	20,2%	1585
Illiterate		0	0,0%	1	50,0%	0	0,0%	0	0,0%	1	50,0%
Basic education		28	15,5%	44	24,3%	36	19,9%	40	22,1%	33	18,2%
Secondary education		516	21,1%	470	19,2%	480	19,6%	474	19,4%	504	20,6%
TEI Graduate		142	18,7%	163	21,4%	160	21,1%	150	19,7%	145	19,1%
AEI Graduate		557	20,2%	585	21,2%	559	20,2%	543	19,7%	519	18,8%
Postgraduate studies		93	23,0%	65	16,0%	74	18,3%	80	19,8%	93	23,0%
Marital status	System_value	9	19,6%	7	15,2%	10	21,7%	7	15,2%	13	28,3%
	Single	1418	19,6%	1481	20,5%	1435	19,9%	1437	19,9%	1448	20,1%
	Married	1374	19,9%	1368	19,8%	1399	20,3%	1393	20,2%	1367	19,8%
	Unknown	62	23,3%	51	19,2%	56	21,1%	45	16,9%	52	19,5%
Age (Binned)	18-24	56	16,1%	91	26,2%	72	20,7%	64	18,4%	64	18,4%
	25-29	267	20,4%	252	19,2%	258	19,7%	275	21,0%	260	19,8%
	30-44	1702	19,8%	1738	20,2%	1734	20,2%	1685	19,6%	1733	20,2%
	45-64	750	20,3%	740	20,0%	726	19,6%	755	20,4%	727	19,7%
	65+	88	18,2%	86	17,8%	110	22,8%	103	21,3%	96	19,9%

Πίνακας 9.8: RFM Ανάλυση σε χρήστες Mobile Banking, κατανομή χρηστών βάσει κατοχής χρηματοοικονομικών προϊόντων στην μεταβλητή Recency

Recency score	1		2		3		4		5		
	Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %	
Τρεχούμενοι		421	20,4%	414	20,1%	412	20,0%	416	20,2%	396	19,2%
	1.	1075	20,2%	1102	20,7%	1078	20,3%	1017	19,1%	1043	19,6%
	NULL	1717	19,8%	1718	19,8%	1734	20,0%	1708	19,7%	1813	20,9%
Ταμειευτήριο		106	21,5%	94	19,0%	85	17,2%	106	21,5%	103	20,9%
	1.	2371	19,8%	2406	20,1%	2400	20,1%	2309	19,3%	2460	20,6%
	NULL	421	20,4%	414	20,1%	412	20,0%	416	20,2%	396	19,2%
Προθεσμίας		1229	20,3%	1193	19,7%	1226	20,3%	1219	20,2%	1175	19,4%
	1.	309	19,8%	311	19,9%	306	19,6%	315	20,2%	319	20,4%
	NULL	2483	20,0%	2509	20,2%	2506	20,1%	2410	19,4%	2537	20,4%
Μετοχές		2467	19,8%	2515	20,2%	2503	20,1%	2444	19,6%	2541	20,4%
	1.	340	20,3%	339	20,2%	332	19,8%	338	20,2%	326	19,5%
	NULL	2452	19,9%	2481	20,1%	2480	20,1%	2387	19,4%	2530	20,5%
Στεγαστικά		106	21,5%	94	19,0%	85	17,2%	106	21,5%	103	20,9%
	1.	11	24,4%	11	24,4%	11	24,4%	9	20,0%	3	6,7%
	NULL	2781	19,9%	2809	20,1%	2801	20,1%	2716	19,5%	2853	20,4%
Καταναλωτικά		106	21,5%	94	19,0%	85	17,2%	106	21,5%	103	20,9%
	1.	325	21,2%	305	19,9%	309	20,1%	281	18,3%	315	20,5%
	NULL	2467	19,8%	2515	20,2%	2503	20,1%	2444	19,6%	2541	20,4%
Πιστωτικές		106	21,5%	94	19,0%	85	17,2%	106	21,5%	103	20,9%
	1.	1563	19,6%	1627	20,4%	1586	19,9%	1506	18,9%	1681	21,1%
	NULL	1229	20,3%	1193	19,7%	1226	20,3%	1219	20,2%	1175	19,4%
Άυλοι		2451	19,9%	0	0,0%	0	0,0%	0	0,0%	0	0,0%
	1.	590	19,8%	613	20,6%	590	19,8%	595	20,0%	589	19,8%
	NULL	2202	20,0%	2207	20,0%	2222	20,1%	2130	19,3%	2267	20,6%
Bancassurance		106	21,5%	94	19,0%	85	17,2%	106	21,5%	103	20,9%
	1.	341	20,3%	340	20,3%	332	19,8%	338	20,2%	326	19,4%
	NULL	2451	19,9%	2480	20,1%	2480	20,1%	2387	19,4%	2530	20,5%
Όρια		106	21,5%	94	19,0%	85	17,2%	106	21,5%	103	20,9%
	1.	36	24,5%	27	18,4%	34	23,1%	19	12,9%	31	21,1%
	NULL	2756	19,9%	2793	20,2%	2778	20,0%	2706	19,5%	2825	20,4%
Εφάπαξ		2732	19,8%	2768	20,1%	2771	20,1%	2681	19,5%	2814	20,4%
	1.	0	0,0%	3	37,5%	1	12,5%	1	12,5%	3	37,5%
	NULL	2792	19,9%	2817	20,1%	2811	20,1%	2724	19,5%	2853	20,4%
Εγγυητικές		106	21,5%	94	19,0%	85	17,2%	106	21,5%	103	20,9%
	1.	60	25,1%	52	21,8%	41	17,2%	44	18,4%	42	17,6%
	NULL	2732	19,8%	2768	20,1%	2771	20,1%	2681	19,5%	2814	20,4%



Πίνακας 9.9: RFM Ανάλυση σε χρήστες Mobile Banking, κατανομή χρηστών βάσει κατοχής χρηματοοικονομικών προϊόντων στην μεταβλητή Frequency

Frequency score	1		2		3		4		5		
	Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %	
Τρεχούμενοι		613	29,8%	212	10,3%	439	21,3%	397	19,3%	398	19,3%
	1.	1470	27,7%	550	10,3%	1129	21,2%	1051	19,8%	1115	21,0%
	NULL	2495	28,7%	872	10,0%	1879	21,6%	1697	19,5%	1747	20,1%
Ταμειευτήριο		158	32,0%	37	7,5%	96	19,4%	102	20,6%	101	20,4%
	1.	3352	28,1%	1210	10,1%	2569	21,5%	2351	19,7%	2464	20,6%
	NULL	613	29,8%	212	10,3%	439	21,3%	397	19,3%	398	19,3%
Προθεσμίας		158	32,0%	37	7,5%	96	19,4%	102	20,6%	101	20,4%
	1.	415	26,6%	147	9,4%	350	22,4%	325	20,8%	323	20,7%
	NULL	3550	28,5%	1275	10,2%	2658	21,4%	2423	19,5%	2539	20,4%
Μετοχές		3907	28,3%	1402	10,2%	2963	21,5%	2700	19,6%	2817	20,4%
	1.	440	26,3%	170	10,1%	343	20,5%	348	20,8%	374	22,3%
	NULL	3525	28,6%	1252	10,2%	2665	21,6%	2400	19,5%	2488	20,2%
Αμοιβαία		158	32,0%	37	7,5%	96	19,4%	102	20,6%	101	20,4%
	1.	58	26,9%	20	9,3%	45	20,8%	48	22,2%	45	20,8%
	NULL	3907	28,3%	1402	10,2%	2963	21,5%	2700	19,6%	2817	20,4%
Στεγαστικά		3517	28,2%	1253	10,0%	2694	21,6%	2470	19,8%	2536	20,3%
	1.	11	24,4%	2	4,4%	14	31,1%	13	28,9%	5	11,1%
	NULL	3954	28,3%	1420	10,2%	2994	21,4%	2735	19,6%	2857	20,5%
Καταναλωτικά		158	32,0%	37	7,5%	96	19,4%	102	20,6%	101	20,4%
	1.	448	29,2%	169	11,0%	314	20,5%	278	18,1%	326	21,2%
	NULL	3517	28,2%	1253	10,0%	2694	21,6%	2470	19,8%	2536	20,3%
Πιστωτικές		0	0,0%	0	0,0%	0	0,0%	2747	19,6%	0	0,0%
	1.	2212	27,8%	797	10,0%	1708	21,4%	1566	19,7%	1680	21,1%
	NULL	1753	29,0%	625	10,3%	1300	21,5%	1182	19,6%	1182	19,6%
Factoring		158	32,0%	37	7,5%	96	19,4%	102	20,6%	101	20,4%
	1.	0	0,0%	0	0,0%	0	0,0%	1	100,0%	0	0,0%
	NULL	3965	28,3%	1422	10,2%	3008	21,5%	2747	19,6%	2862	20,4%
Άυλοι		3524	28,6%	1252	10,2%	2664	21,6%	2400	19,5%	2488	20,2%
	1.	788	26,5%	299	10,0%	654	22,0%	594	20,0%	642	21,6%
	NULL	3177	28,8%	1123	10,2%	2354	21,3%	2154	19,5%	2220	20,1%
Bancassurance		158	32,0%	37	7,5%	96	19,4%	102	20,6%	101	20,4%
	1.	441	26,3%	170	10,1%	344	20,5%	348	20,8%	374	22,3%
	NULL	3524	28,6%	1252	10,2%	2664	21,6%	2400	19,5%	2488	20,2%
Όρια		158	32,0%	37	7,5%	96	19,4%	102	20,6%	101	20,4%
	1.	42	28,6%	23	15,6%	26	17,7%	30	20,4%	26	17,7%
	NULL	3923	28,3%	1399	10,1%	2982	21,5%	2718	19,6%	2836	20,5%
Εφάπαξ		158	32,0%	37	7,5%	96	19,4%	102	20,6%	101	20,4%
	1.	1	12,5%	1	12,5%	2	25,0%	3	37,5%	1	12,5%
	NULL	3964	28,3%	1421	10,2%	3006	21,5%	2745	19,6%	2861	20,4%
Εγγυητικές		158	32,0%	37	7,5%	96	19,4%	102	20,6%	101	20,4%
	1.	59	24,7%	23	9,6%	71	29,7%	39	16,3%	47	19,7%
	NULL	3906	28,4%	1399	10,2%	2937	21,3%	2709	19,7%	2815	20,4%

Πίνακας 9.10: RFM Ανάλυση σε χρήστες Mobile Banking, κατανομή χρηστών βάσει κατοχής χρηματοοικονομικών προϊόντων στην μεταβλητή Monetary

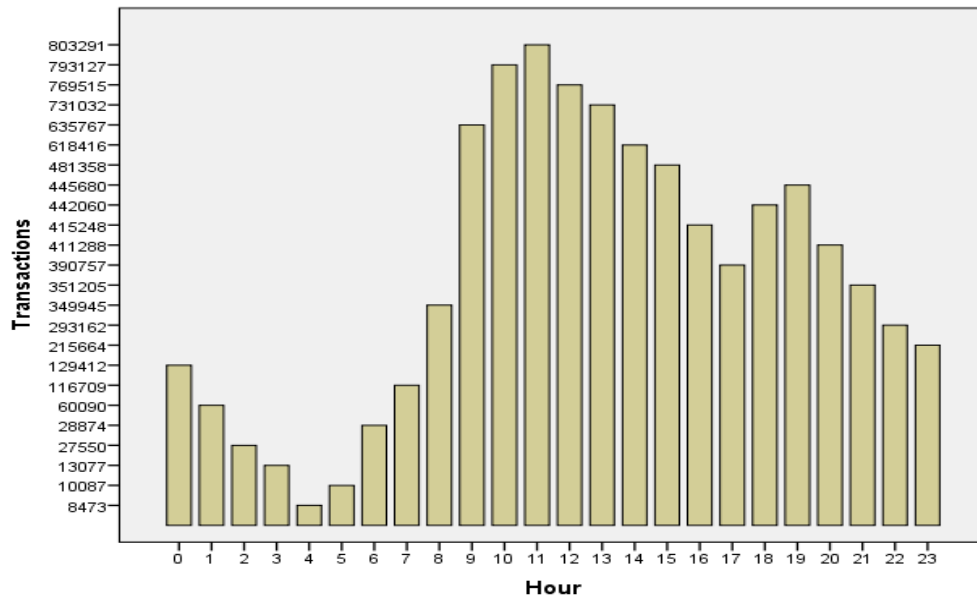
Monetary score	1		2		3		4		5		
	Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %	
Τρεχούμενοι		92	18,6%	106	21,5%	110	22,3%	101	20,4%	85	17,2%
	1.	1036	19,5%	1070	20,1%	1086	20,4%	1048	19,7%	1075	20,2%
	NULL	1751	20,1%	1738	20,0%	1718	19,8%	1749	20,1%	1734	20,0%
Ταμειυτήριο		92	18,6%	106	21,5%	110	22,3%	101	20,4%	85	17,2%
	1.	2407	20,1%	2361	19,8%	2377	19,9%	2402	20,1%	2399	20,1%
	NULL	380	18,5%	447	21,7%	427	20,7%	395	19,2%	410	19,9%
Προθεσμίας		92	18,6%	106	21,5%	110	22,3%	101	20,4%	85	17,2%
	1.	290	18,6%	327	21,0%	306	19,6%	325	20,8%	312	20,0%
	NULL	2497	20,1%	2481	19,9%	2498	20,1%	2472	19,9%	2497	20,1%
Μετοχές		92	18,6%	106	21,5%	110	22,3%	101	20,4%	85	17,2%
	1.	312	18,6%	332	19,8%	368	22,0%	338	20,2%	325	19,4%
	NULL	2475	20,1%	2476	20,1%	2436	19,8%	2459	19,9%	2484	20,1%
Αμοιβαία		92	18,6%	106	21,5%	110	22,3%	101	20,4%	85	17,2%
	1.	42	19,4%	46	21,3%	34	15,7%	49	22,7%	45	20,8%
	NULL	2745	19,9%	2762	20,0%	2770	20,1%	2748	19,9%	2764	20,0%
Στεγαστικά		92	18,6%	106	21,5%	110	22,3%	101	20,4%	85	17,2%
	1.	5	11,1%	13	28,9%	8	17,8%	9	20,0%	10	22,2%
	NULL	2782	19,9%	2795	20,0%	2796	20,0%	2788	20,0%	2799	20,1%
Καταναλωτικά		92	18,6%	106	21,5%	110	22,3%	101	20,4%	85	17,2%
	1.	316	20,6%	295	19,2%	305	19,9%	295	19,2%	324	21,1%
	NULL	2471	19,8%	2513	20,2%	2499	20,0%	2502	20,1%	2485	19,9%
Πιστωτικές		92	18,6%	106	21,5%	110	22,3%	101	20,4%	85	17,2%
	1.	1591	20,0%	1600	20,1%	1605	20,2%	1587	19,9%	1580	19,8%
	NULL	1196	19,8%	1208	20,0%	1199	19,8%	1210	20,0%	1229	20,3%
Factoring		92	18,6%	106	21,5%	110	22,3%	101	20,4%	85	17,2%
	1.	1	100,0%	0	0,0%	0	0,0%	0	0,0%	0	0,0%
	NULL	2786	19,9%	2808	20,1%	2804	20,0%	2797	20,0%	2809	20,1%
Άυλοι		92	18,6%	106	21,5%	110	22,3%	101	20,4%	85	17,2%
	1.	573	19,2%	590	19,8%	627	21,1%	611	20,5%	576	19,3%
	NULL	2214	20,1%	2218	20,1%	2177	19,7%	2186	19,8%	2233	20,2%
Bancassurance		92	18,6%	106	21,5%	110	22,3%	101	20,4%	85	17,2%
	1.	312	18,6%	333	19,9%	368	21,9%	339	20,2%	325	19,4%
	NULL	2475	20,1%	2475	20,1%	2436	19,8%	2458	19,9%	2484	20,1%
Όρια		92	18,6%	106	21,5%	110	22,3%	101	20,4%	85	17,2%
	1.	30	20,4%	24	16,3%	29	19,7%	37	25,2%	27	18,4%
	NULL	2757	19,9%	2784	20,1%	2775	20,0%	2760	19,9%	2782	20,1%
Εφάπαξ		92	18,6%	106	21,5%	110	22,3%	101	20,4%	85	17,2%
	1.	1	12,5%	0	0,0%	4	50,0%	1	12,5%	2	25,0%
	NULL	2786	19,9%	2808	20,1%	2800	20,0%	2796	20,0%	2807	20,1%
Εγγυητικές		92	18,6%	106	21,5%	110	22,3%	101	20,4%	85	17,2%
	1.	44	18,4%	51	21,3%	45	18,8%	57	23,8%	42	17,6%
	NULL	2743	19,9%	2757	20,0%	2759	20,0%	2740	19,9%	2767	20,1%

Πίνακας 9.11: Κατανομή συνολικών συναλλαγών και χρηστών Web Banking βάσει ηλικιακής ομάδας, φύλου, οικογενειακής κατάστασης, μορφωτικού επιπέδου και τύπου απασχόλησης

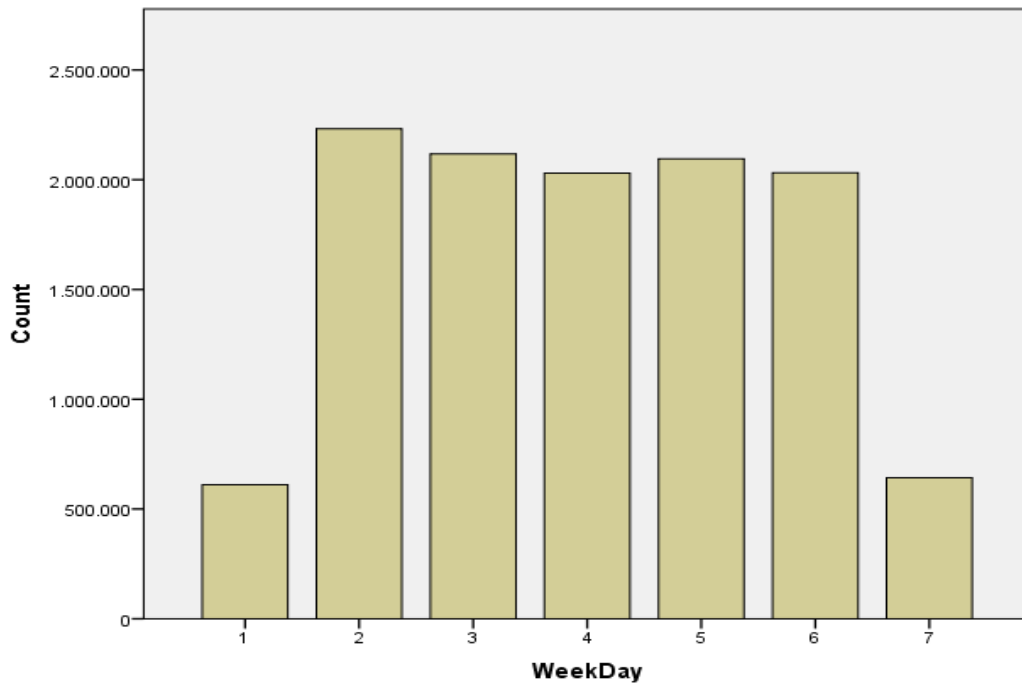
Age (Binned)	Frequency	Percent	Valid Percent	Frequency	Percent	Valid Percent
18-24	7601	3,3	3,3	991621	1	1
25-29	23404	10,1	10,2	5266022	5,1	5,2
30-44	109871	47,5	47,8	45171655	44,1	44,3
45-64	76154	32,9	33,1	44131875	43,1	43,3
65	13043	5,6	5,7	6450483	6,3	6,3
Total	230073	99,5	100	102011656	99,5	100
Missing	1062	0,5		486539	0,5	
Total	231135	100		102498195	100	
Gender	Frequency	Percent	Valid Percent	Frequency	Percent	Valid Percent
Female	78597	34	34,2	27108325	26,4	26,6
Male	151121	65,4	65,8	74793149	73	73,4
Total	229718	99,4	100	101901474	99,4	100
Missing	1417	0,6		596721	0,6	
Total	231135	100		102498195	100	
Marital status	Frequency	Percent	Valid Percent	Frequency	Percent	Valid Percent
System_value	1510	0,7	0,7	564721	0,6	0,6
Single	102398	44,3	44,5	35100596	34,2	34,4
Married	119630	51,8	52	63676434	62,1	62,4
Unknown	6535	2,8	2,8	2669905	2,6	2,6
Total	230073	99,5	100	102011656	99,5	100
Missing	1062	0,5		486539	0,5	
Total	231135	100		102498195	100	
Educational level	Frequency	Percent	Valid Percent	Frequency	Percent	Valid Percent
Unknown	123070	53,2	53,5	51065072	49,8	50,1
Illiterate	32	0	0	10078	0	0
Basic education	4173	1,8	1,8	1601303	1,6	1,6
Secondary education	42948	18,6	18,7	19946774	19,5	19,6
TEI Graduate	12273	5,3	5,3	5505253	5,4	5,4
AEI Graduate	42627	18,4	18,5	21264343	20,7	20,8
Postgraduate studies	4950	2,1	2,2	2618833	2,6	2,6
Total	230073	99,5	100	102011656	99,5	100
Missing	1062	0,5		486539	0,5	
Total	231135	100		102498195	100	
Type of employment	Frequency	Percent	Valid Percent	Frequency	Percent	Valid Percent
Unknown	9592	4,1	4,2	3318616	3,2	3,3
Employee	122763	53,1	53,4	50966175	49,7	50
Personal business	44955	19,4	19,5	31034655	30,3	30,4
Unemployed	19241	8,3	8,4	3660557	3,6	3,6
Retired	16053	6,9	7,0	9156482	8,9	9
Student	2377	1,0	1,0	579215	0,6	0,6
Rentier	1673	,7	,7	790334	0,8	0,8
Homelike	3537	1,5	1,5	978059	1	1
1200008	1104	,5	,5	162933	0,2	0,2
1200009	4429	1,9	1,9	687123	0,7	0,7
1200010	4349	1,9	1,9	677507	0,7	0,7
Total	230073	99,5	100,0	102011656	99,5	100

Πίνακας 9.12: Κατανομή συνολικών συναλλαγών και χρηστών Web Banking βάσει κατοχής κάθε χρηματοοικονομικού προϊόντος

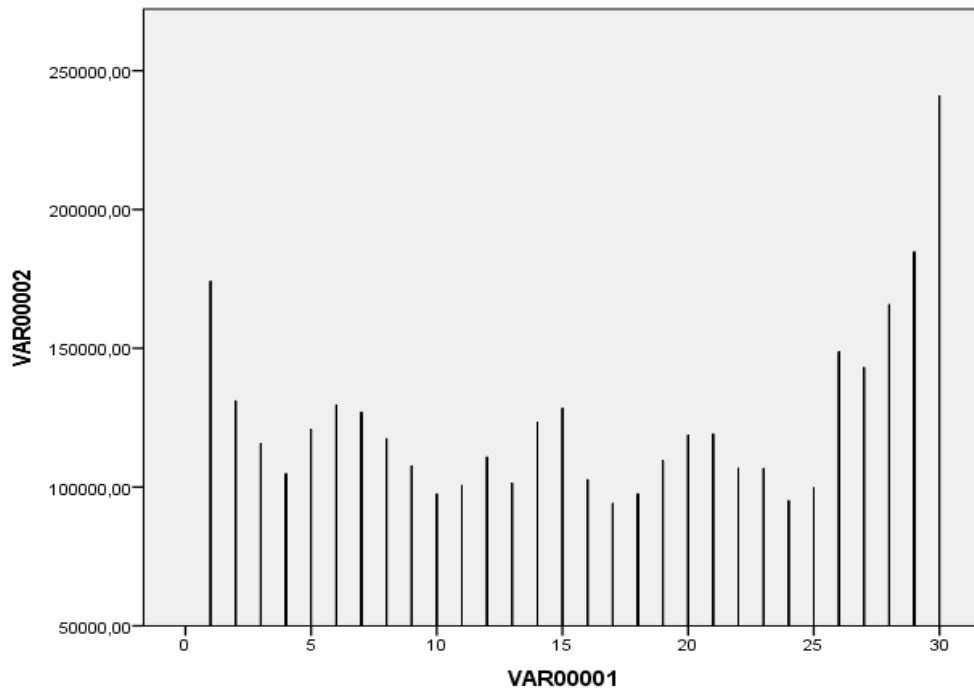
Τρεχούμενοι					
		Frequency	Percent	Frequency	Percent
Valid	No value	12935	5,6	413923	0,4
	Κατοχή	67778	29,3	39532633	38,6
	Μη κατοχή	150422	65,1	62551639	61
	Total	231135	100	102498195	100
Ταμιευτήριο					
		Frequency	Percent	Frequency	Percent
Valid	No value	12935	5,6	413923	0,4
	Κατοχή	183093	79,2	88287083	86,1
	Μη κατοχή	35106	15,2	13797189	13,5
	Total	231135	100	102498195	100
Προθεσμίας					
		Frequency	Percent	Frequency	Percent
Valid	No value	12935	5,6	413923	0,4
	Κατοχή	25758	11,1	17096567	16,7
	Μη κατοχή	192442	83,3	84987705	82,9
	Total	231135	100	102498195	100
Μετοχές					
		Frequency	Percent	Frequency	Percent
Valid	No value	12935	5,6	413923	0,4
	Κατοχή	23685	10,2	18699212	18,2
	Μη κατοχή	194515	84,2	83385060	81,4
	Total	231135	100	102498195	100
Αμοιβαία					
		Frequency	Percent	Frequency	Percent
Valid	No value	12935	5,6	413923	0,4
	Κατοχή	3311	1,4	2389972	2,3
	Μη κατοχή	214889	93	99694300	97,3
	Total	231135	100	102498195	100
Στεγαστικά					
		Frequency	Percent	Frequency	Percent
Valid	No value	12935	5,6	413923	0,4
	Κατοχή	606	0,3	484331	0,5
	Μη κατοχή	217594	94,1	101599941	99,1
	Total	231135	100	102498195	100
Καταναλωτικά					
		Frequency	Percent	Frequency	Percent
Valid	No value	12935	5,6	413923	0,4
	Κατοχή	19117	8,3	12257167	12
	Μη κατοχή	199083	86,1	89827105	87,6
	Total	231135	100	102498195	100
Πιστωτικές					
		Frequency	Percent	Frequency	Percent
Valid	No value	12935	5,6	413923	0,4
	Κατοχή	100345	43,4	64069414	62,5
	Μη κατοχή	117855	51	38014858	37,1
	Total	231135	100	102498195	100
Factoring					
		Frequency	Percent	Frequency	Percent
Valid	No value	12935	5,6	413923	0,4
	Κατοχή	12	0	12370	0
	Μη κατοχή	218188	94,4	102071902	99,6
	Total	231135	100	102498195	100
Άυλοι					
		Frequency	Percent	Frequency	Percent
Valid	No value	12935	5,6	413923	0,4
	Κατοχή	44277	19,2	33187206	32,4
	Μη κατοχή	173923	75,2	68897066	67,2
	Total	231135	100	102498195	100
Bancassurance					
		Frequency	Percent	Frequency	Percent
Valid	No value	12935	5,6	413923	0,4
	Κατοχή	23739	10,3	18736509	18,3
	Μη κατοχή	194461	84,1	83347763	81,3
	Total	231135	100	102498195	100
Όρια					
		Frequency	Percent	Frequency	Percent
Valid	No value	12935	5,6	413923	0,4
	Κατοχή	2159	0,9	3409514	3,3
	Μη κατοχή	216041	93,5	98674758	96,3
	Total	231135	100	102498195	100
Εφάπαξ					
		Frequency	Percent	Frequency	Percent
Valid	No value	12935	5,6	413923	0,4
	Κατοχή	72	0	82771	0,1
	Μη κατοχή	218128	94,4	102001501	99,5
	Total	231135	100	102498195	100
Εγγυητικές					
		Frequency	Percent	Frequency	Percent
Valid	No value	12935	5,6	413923	0,4
	Κατοχή	3269	1,4	3782760	3,7
	Μη κατοχή	214931	93	98301512	95,9
	Total	231135	100	102498195	100



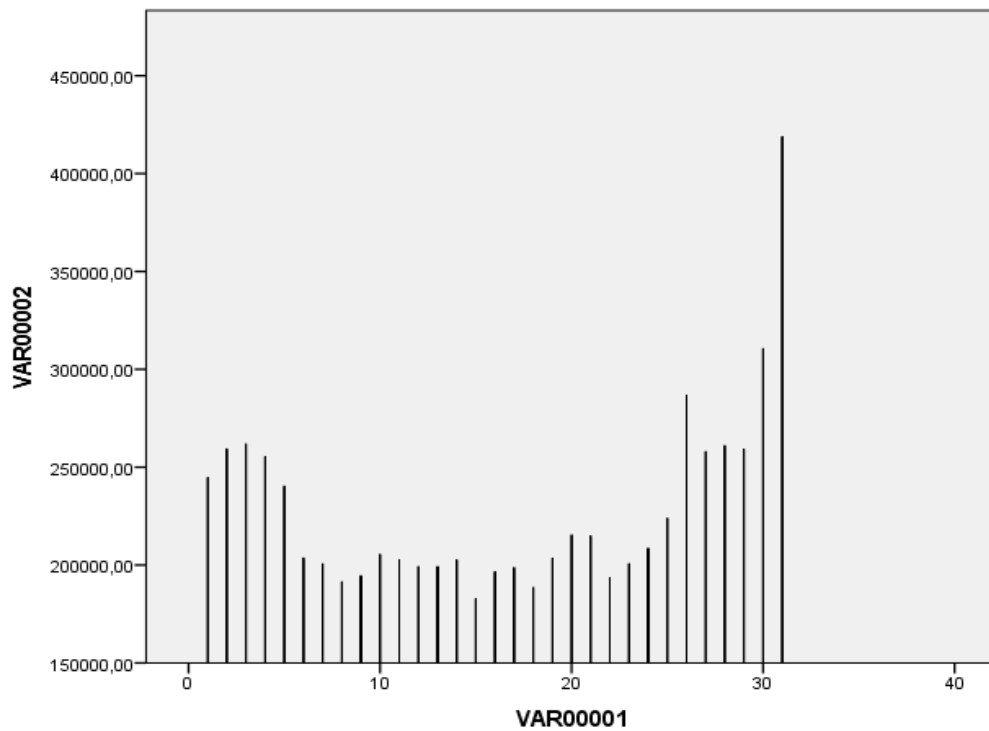
Εικόνα 9.5: Κατανομή εγρημάτων συναλλαγών Web Banking κατά τη διάρκεια της ημέρας



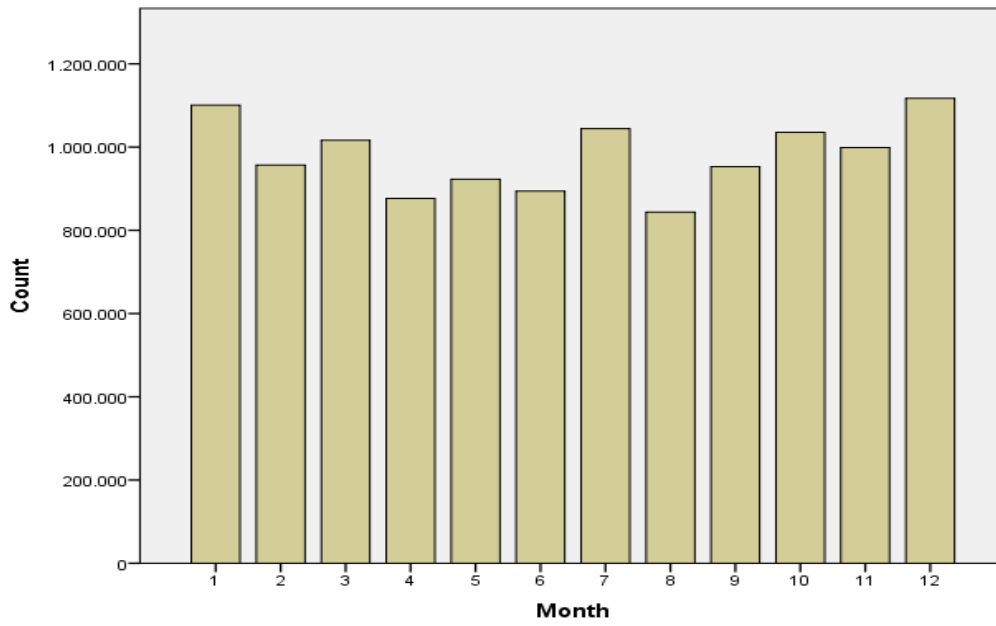
Εικόνα 9.6: Κατανομή εγρημάτων συναλλαγών Web Banking στις ημέρες της εβδομάδας



Εικόνα 9.7: Κατανομή εγχρημάτων συναλλαγών Web Banking στις ημέρες μήνα με 30 ημέρες



Εικόνα 9.7: Κατανομή εγχρημάτων συναλλαγών Web Banking στις ημέρες μήνα με 31 ημέρες



Εικόνα 9.8: Κατανομή εγχορημάτων συναλλαγών Web Banking στους μήνες

Πίνακας 9.13: Κατανομή συνολικών συναλλαγών και χρηστών Web Banking βάσει ηλικιακής ομάδας, φύλου, οικογενειακής κατάστασης, μορφωτικού επιπέδου και τύπου απασχόλησης

Age (Binned)	Frequency	Percent	Valid Percent	Frequency	Percent	Valid Percent
18-24	64799	,6	,6	3385	2,1	2,1
25-29	441709	3,8	3,8	14233	8,8	8,9
30-44	5061317	43,0	43,3	79090	49,1	49,3
45-64	5476227	46,6	46,8	55190	34,2	34,4
65+	647249	5,5	5,5	8500	5,3	5,3
Total	11691301	99,4	100,0	160398	99,5	100,0
Missing	68811	,6		808	,5	
Total	11760112	100,0		161206	100,0	
Gender	Frequency	Percent	Valid Percent	Frequency	Percent	Valid Percent
Female	3137942	26,7	26,9	52468	32,5	32,8
Male	8541787	72,6	73,1	107685	66,8	67,2
Total	11679729	99,3	100,0	160153	99,3	100,0
Missing	80383	,7		1053	,7	
Total	11760112	100,0		161206	100,0	
Marital status	Frequency	Percent	Valid Percent	Frequency	Percent	Valid Percent
System_value	62990	,5	,5	1045	,6	,7
Single	3642997	31,0	31,2	69299	43,0	43,2
Married	7689656	65,4	65,8	85579	53,1	53,4
Unknown	295658	2,5	2,5	4475	2,8	2,8
Total	11691301	99,4	100,0	160398	99,5	100,0
Missing	68811	,6		808	,5	
Total	11760112	100,0		161206	100,0	
Educational level	Frequency	Percent	Valid Percent	Frequency	Percent	Valid Percent
Unknown	5685262	48,3	48,6	85025	52,7	53,0
Illiterate	1529	,0	,0	19	,0	,0
Basic education	176578	1,5	1,5	2400	1,5	1,5
Secondary education	2268054	19,3	19,4	28463	17,7	17,7
TEI Graduate	706885	6,0	6,0	8652	5,4	5,4
AEI Graduate	2566897	21,8	22,0	31981	19,8	19,9
Postgraduate studies	286096	2,4	2,4	3858	2,4	2,4
Total	11691301	99,4	100,0	160398	99,5	100,0
Missing	68811	,6		808	,5	
Total	11760112	100,0		161206	100,0	
Type of employment	Frequency	Percent	Valid Percent	Frequency	Percent	Valid Percent
Unknown	335614	2,9	2,9	6757	4,2	4,2
Employee	5560712	47,3	47,6	87463	54,3	54,5
Personal business	4226892	35,9	36,2	34624	21,5	21,6
Unemployed	283670	2,4	2,4	10234	6,3	6,4
Retired	967781	8,2	8,3	11326	7,0	7,1
Student	52609	,4	,4	1585	1,0	1,0
Rentier	74177	,6	,6	1085	,7	,7
Homelike	79815	,7	,7	1937	1,2	1,2
1200008	11919	,1	,1	670	,4	,4
1200009	48173	,4	,4	2397	1,5	1,5
1200010	49939	,4	,4	2320	1,4	1,4
Total	11691301	99,4	100,0	160398	99,5	100,0
Missing	68811	,6		808	,5	
Total	11760112	100,0		161206	100,0	

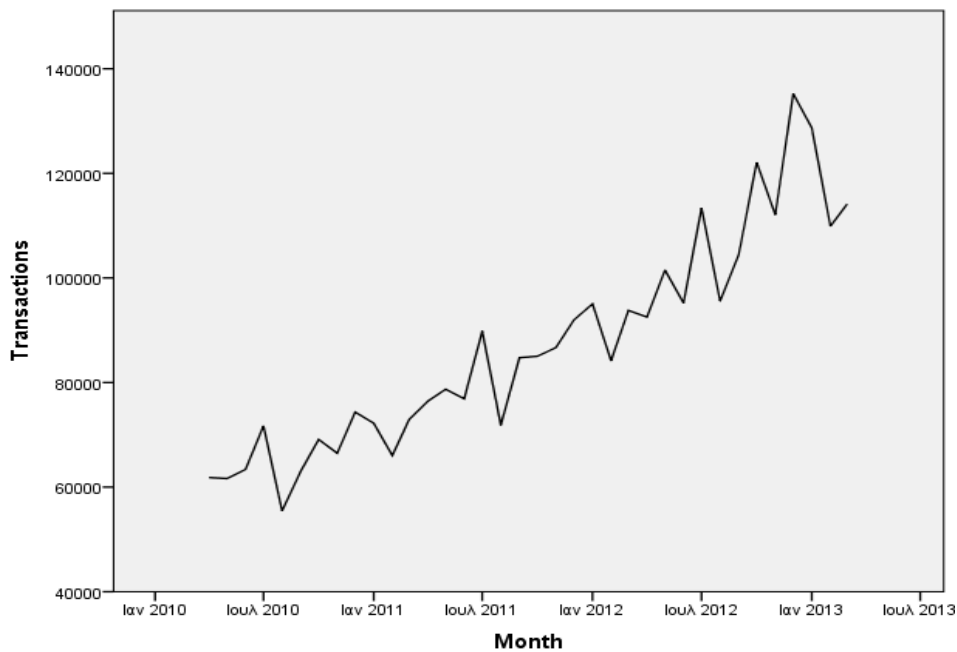


Πίνακας 9.14: Κατανομή εγρημάτων συναλλαγών γυναικών σε ηλικιακές ομάδες στην υπηρεσία Web Banking

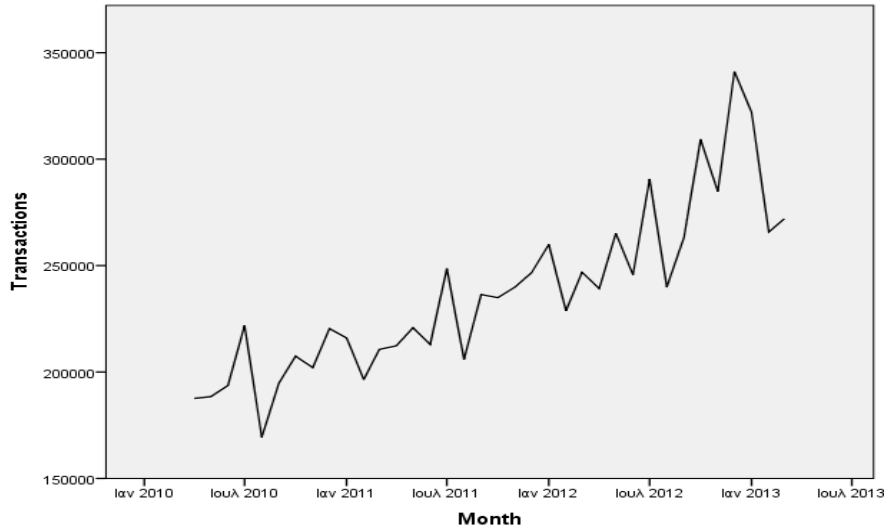
Age(Binned)	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
18-24	22796	0,7	0,7	0,7
25-29	164406	5,2	5,2	6
30-44	1531203	48,8	48,8	54,8
45-64	1306290	41,6	41,6	96,4
65	113247	3,6	3,6	100
Total	3137942	100	100	

Πίνακας 9.15: Κατανομή εγρημάτων συναλλαγών ανδρών σε ηλικιακές ομάδες στην υπηρεσία Web Banking

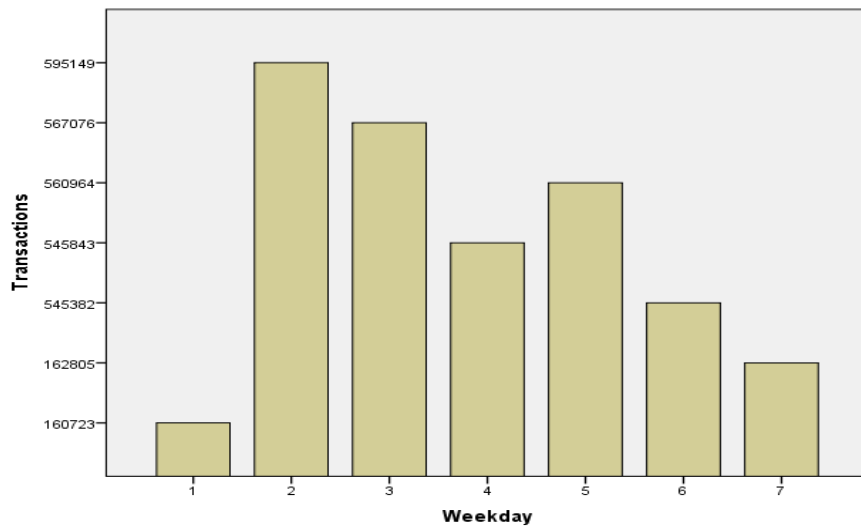
Age(Binned)	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
18-24	41085	0,5	0,5	0,5
25-29	277302	3,2	3,2	3,7
30-44	3524672	41,3	41,3	45
45-64	4165416	48,8	48,8	93,8
65	533312	6,2	6,2	100
Total	8541787	100	100	



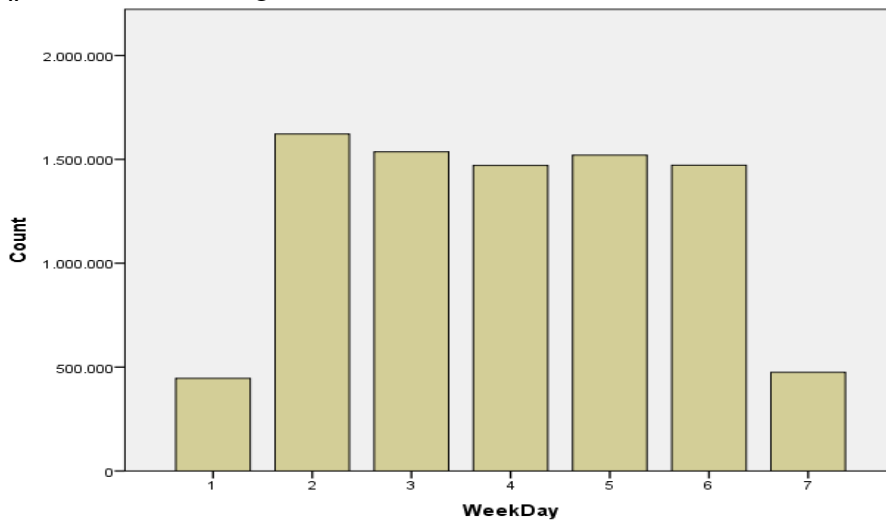
Εικόνα 9.9: Χρονοσειρά εγρημάτων συναλλαγών γυναικών στην υπηρεσία Web Banking (μηνιαία δεδομένα)



Εικόνα 9.10: Χρονοσειρά εγρημάτων συναλλαγών ανδρών στην υπηρεσία Web Banking (μηνιαία δεδομένα)



Εικόνα 9.11: Κατανομή εγρημάτων συναλλαγών γυναικών στις ημέρες της εβδομάδας στην υπηρεσία Web Banking



Εικόνα 9.12: Κατανομή εγρημάτων συναλλαγών ανδρών στις ημέρες της εβδομάδας στην υπηρεσία Web Banking

Πίνακας 9.16: Συνολικά και μέσα διακινούμενα ποσά των συναλλαγών Web Banking για τα διάφορα δημογραφικά χαρακτηριστικά

Moneyvalue		Sum	Mean
Age (Binned)	18-24	63.862.121,58	985,54
	25-29	273.126.532,51	618,34
	30-44	5.180.523.789,34	1.023,55
	45-64	29.643.676.392,19	5.413,16
	65+	726.411.619,51	1.122,31
Type of Employment	Unknown	234.469.092,87	698,63
	Employee	5.213.520.096,05	937,56
	Personal business	19.037.928.781,81	4.504,00
	Unemployed	597.809.159,31	2.107,41
	Retired	10.500.272.227,81	10.849,84
	Student	44.499.727,18	845,86
	Rentier	110.340.282,47	1.487,53
	Homelike	66.467.361,64	832,77
Gender	Female	3.613.011.032,46	1.151,40
	Male	32.265.964.235,20	3.777,43
Marital status	System_value	60.910.643,66	966,99
	Single	4.154.684.591,91	1.140,46
	Married	31.393.477.631,65	4.082,56
	Unknown	278.527.587,90	942,06
Educational level	Unknown	22.479.566.479,17	3.954,01
	Illiterate	3.570.377,94	2.335,11
	Basic education	151.115.961,09	855,80
	Secondary education	2.584.191.149,57	1.139,39
	TEI Graduate	540.528.169,74	764,66
	AEI Graduate	9.883.300.369,63	3.850,29
	Postgraduate studies	245.327.947,99	857,50

Πίνακας 9.17: RFM Ανάλυση σε χρήστες Web Banking, κατανομή χρηστών βάσει χαρακτηριστικών στην μεταβλητή Recency

Recency score		1		2		3		4		5	
		Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %
Gender	Female	10853	20,7%	11086	21,1%	10895	20,8%	9192	17,5%	10442	19,9%
	Male	21055	19,6%	20845	19,4%	21991	20,4%	19627	18,2%	24167	22,4%
Type of employment	Unknown	1799	26,6%	1527	22,6%	1288	19,1%	1082	16,0%	1061	15,7%
	Employee	16065	18,4%	16630	19,0%	18885	21,6%	17043	19,5%	18840	21,5%
	Personal business	6435	18,6%	6478	18,7%	6288	18,2%	6024	17,4%	9399	27,1%
	Unemployed	2726	26,6%	2782	27,2%	2170	21,2%	1404	13,7%	1152	11,3%
	Retired	2001	17,7%	1946	17,2%	2407	21,3%	1958	17,3%	3014	26,6%
	Student	443	27,9%	390	24,6%	305	19,2%	245	15,5%	202	12,7%
	Rentier	264	24,3%	245	22,6%	223	20,6%	171	15,8%	182	16,8%
	Homelike	519	26,8%	485	25,0%	376	19,4%	263	13,6%	294	15,2%
	1200008	262	39,1%	183	27,3%	103	15,4%	73	10,9%	49	7,3%
	1200009	734	30,6%	714	29,8%	428	17,9%	315	13,1%	206	8,6%
	1200010	727	31,3%	611	26,3%	451	19,4%	279	12,0%	252	10,9%
Educational level	Unknown	17989	21,2%	17274	20,3%	17427	20,5%	15137	17,8%	17198	20,2%
	Illiterate	4	21,1%	1	5,3%	5	26,3%	5	26,3%	4	21,1%
	Basic education	584	24,3%	544	22,7%	417	17,4%	376	15,7%	479	20,0%
	Secondary education	5636	19,8%	5615	19,7%	5747	20,2%	4856	17,1%	6609	23,2%
	TEI Graduate	1661	19,2%	1661	19,2%	1777	20,5%	1524	17,6%	2029	23,5%
	AEI Graduate	5461	17,1%	6188	19,3%	6729	21,0%	6135	19,2%	7468	23,4%
	Postgraduate studies	640	16,6%	708	18,4%	822	21,3%	824	21,4%	864	22,4%
Marital status	System_value	295	28,2%	247	23,6%	184	17,6%	153	14,6%	166	15,9%
	Single	15318	22,1%	15054	21,7%	14622	21,1%	11998	17,3%	12307	17,8%
	Married	15401	18,0%	15784	18,4%	17191	20,1%	15926	18,6%	21277	24,9%
	Unknown	961	21,5%	906	20,2%	927	20,7%	780	17,4%	901	20,1%
Age (Binned)	18-24	838	24,8%	1016	30,0%	695	20,5%	439	13,0%	397	11,7%
	25-29	3488	24,5%	3582	25,2%	2915	20,5%	2123	14,9%	2125	14,9%
	30-44	16189	20,5%	15992	20,2%	16874	21,3%	14422	18,2%	15613	19,7%
	45-64	9613	17,4%	9723	17,6%	10723	19,4%	10446	18,9%	14685	26,6%
	65+	1847	21,7%	1678	19,7%	1717	20,2%	1427	16,8%	1831	21,5%

Πίνακας 9.18: RFM Ανάλυση σε χρήστες Web Banking, κατανομή χρηστών βάσει χαρακτηριστικών στην μεταβλητή Frequency

Frequency score		1		2		3		4		5	
		Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %
Gender	Female	11147	21,2%	12629	24,1%	10570	20,1%	9738	18,6%	8384	16,0%
	Male	18917	17,6%	22029	20,5%	20727	19,2%	22433	20,8%	23579	21,9%
Type of employment	Unknown	1401	20,7%	1620	24,0%	1436	21,3%	1366	20,2%	934	13,8%
	Employee	15632	17,9%	18644	21,3%	17575	20,1%	18881	21,6%	16731	19,1%
	Personal business	4849	14,0%	6110	17,6%	6303	18,2%	7185	20,8%	10177	29,4%
	Unemployed	3436	33,6%	3108	30,4%	1933	18,9%	1204	11,8%	553	5,4%
	Retired	1839	16,2%	2197	19,4%	2104	18,6%	2302	20,3%	2884	25,5%
	Student	424	26,8%	442	27,9%	317	20,0%	279	17,6%	123	7,8%
	Rentier	210	19,4%	254	23,4%	219	20,2%	205	18,9%	197	18,2%
	Homelike	497	25,7%	551	28,4%	385	19,9%	306	15,8%	198	10,2%
	1200008	206	30,7%	267	39,9%	130	19,4%	53	7,9%	14	2,1%
	1200009	870	36,3%	759	31,7%	461	19,2%	219	9,1%	88	3,7%
	1200010	759	32,7%	764	32,9%	480	20,7%	220	9,5%	97	4,2%
Educational level	Unknown	16593	19,5%	18820	22,1%	16870	19,8%	17187	20,2%	15555	18,3%
	Illiterate	3	15,8%	6	31,6%	3	15,8%	5	26,3%	2	10,5%
	Basic education	571	23,8%	591	24,6%	435	18,1%	412	17,2%	391	16,3%
	Secondary education	5483	19,3%	6176	21,7%	5383	18,9%	5476	19,2%	5945	20,9%
	TEI Graduate	1653	19,1%	1905	22,0%	1665	19,2%	1659	19,2%	1770	20,5%
	AEI Graduate	5267	16,5%	6481	20,3%	6201	19,4%	6626	20,7%	7406	23,2%
	Postgraduate studies	553	14,3%	737	19,1%	786	20,4%	855	22,2%	927	24,0%
Marital status	System_value	208	19,9%	252	24,1%	203	19,4%	208	19,9%	174	16,7%
	Single	15152	21,9%	16756	24,2%	14099	20,3%	13397	19,3%	9895	14,3%
	Married	13890	16,2%	16711	19,5%	16164	18,9%	17715	20,7%	21099	24,7%
	Unknown	873	19,5%	997	22,3%	877	19,6%	900	20,1%	828	18,5%
Age (Binned)	18-24	1362	40,2%	1108	32,7%	573	16,9%	234	6,9%	108	3,2%
	25-29	4153	29,2%	4208	29,6%	2976	20,9%	1999	14,0%	897	6,3%
	30-44	14777	18,7%	17376	22,0%	16074	20,3%	16708	21,1%	14155	17,9%
	45-64	8295	15,0%	10190	18,5%	10089	18,3%	11615	21,0%	15001	27,2%
	65+	1536	18,1%	1834	21,6%	1631	19,2%	1664	19,6%	1835	21,6%

Πίνακας 9.19: RFM Ανάλυση σε χρήστες Web Banking, κατανομή χρηστών βάσει χαρακτηριστικών στην μεταβλητή Monetary

Monetary score		1		2		3		4		5	
		Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %	Count	Row %
Gender	Female	11972	22,8%	12039	22,9%	11003	21,0%	9781	18,6%	7673	14,6%
	Male	20088	18,7%	20005	18,6%	21023	19,5%	22209	20,6%	24360	22,6%
Type of employment	Unknown	1375	20,3%	1410	20,9%	1580	23,4%	1387	20,5%	1005	14,9%
	Employee	17464	20,0%	18207	20,8%	18684	21,4%	18434	21,1%	14674	16,8%
	Personal business	4285	12,4%	5049	14,6%	5987	17,3%	7215	20,8%	12088	34,9%
	Unemployed	4080	39,9%	2926	28,6%	1710	16,7%	997	9,7%	521	5,1%
	Retired	1656	14,6%	1879	16,6%	2213	19,5%	2634	23,3%	2944	26,0%
	Student	471	29,7%	431	27,2%	315	19,9%	243	15,3%	125	7,9%
	Rentier	192	17,7%	228	21,0%	190	17,5%	232	21,4%	243	22,4%
	Homelike	462	23,9%	468	24,2%	419	21,6%	345	17,8%	243	12,5%
	1200008	141	21,0%	168	25,1%	182	27,2%	125	18,7%	54	8,1%
	1200009	974	40,6%	656	27,4%	449	18,7%	225	9,4%	93	3,9%
	1200010	1016	43,8%	678	29,2%	353	15,2%	195	8,4%	78	3,4%
Educational level	Unknown	17358	20,4%	17440	20,5%	17483	20,6%	17035	20,0%	15709	18,5%
	Illiterate	4	21,1%	6	31,6%	3	15,8%	4	21,1%	2	10,5%
	Basic education	593	24,7%	494	20,6%	452	18,8%	404	16,8%	457	19,0%
	Secondary education	6369	22,4%	5891	20,7%	5461	19,2%	5165	18,1%	5577	19,6%
	TEI Graduate	2101	24,3%	1832	21,2%	1691	19,5%	1542	17,8%	1486	17,2%
	AEI Graduate	5175	16,2%	5783	18,1%	6232	19,5%	6902	21,6%	7889	24,7%
Postgraduate studies	516	13,4%	654	17,0%	760	19,7%	980	25,4%	948	24,6%	
Marital status	System_value	170	16,3%	203	19,4%	246	23,5%	199	19,0%	227	21,7%
	Single	17370	25,1%	15983	23,1%	14493	20,9%	12531	18,1%	8922	12,9%
	Married	13700	16,0%	14993	17,5%	16439	19,2%	18396	21,5%	22051	25,8%
	Unknown	876	19,6%	921	20,6%	904	20,2%	906	20,2%	868	19,4%
Age (Binned)	18-24	1707	50,4%	907	26,8%	459	13,6%	189	5,6%	123	3,6%
	25-29	4996	35,1%	3929	27,6%	2800	19,7%	1699	11,9%	809	5,7%
	30-44	16570	21,0%	17135	21,7%	17023	21,5%	15998	20,2%	12364	15,6%
	45-64	7670	13,9%	8713	15,8%	10190	18,5%	12149	22,0%	16468	29,8%
	65+	1173	13,8%	1416	16,7%	1610	18,9%	1997	23,5%	2304	27,1%

Πίνακας 9.20: RFM Ανάλυση σε χρήστες Mobile Banking, κατανομή χρηστών βάσει κατοχής χρηματοοικονομικών προϊόντων στην μεταβλητή Recency

Recency score		1		2		3		4		5	
		Count	Row N %	Count	Row N %	Count	Row N %	Count	Row N %	Count	Row N %
Τρεχούμενοι		0	0,0%	26265	20,0%	26133	19,9%	23360	17,8%	28771	21,9%
	NULL	24489	23,9%	22766	22,2%	19777	19,3%	16246	15,8%	19274	18,8%
	1.	7714	14,5%	8894	16,7%	11348	21,3%	11346	21,3%	14044	26,3%
Ταμειευτήριο		0	0,0%	580	10,9%	1893	35,7%	1371	25,8%	1464	27,6%
	NULL	5633	22,7%	5395	21,8%	4992	20,1%	4232	17,1%	4547	18,3%
	1.	26570	20,3%	26265	20,0%	26133	19,9%	23360	17,8%	28771	21,9%
Προθεσμίας		0	0,0%	12882	16,3%	16255	20,5%	16022	20,2%	20876	26,4%
	NULL	29368	21,6%	28356	20,9%	27179	20,0%	23428	17,2%	27629	20,3%
	1.	2835	14,2%	3304	16,6%	3946	19,8%	4164	20,9%	5689	28,5%
Αμοιβαία		0	0,0%	580	10,9%	1893	35,7%	1371	25,8%	1464	27,6%
	NULL	31848	20,8%	31256	20,4%	30597	20,0%	27047	17,6%	32561	21,2%
	1.	355	13,7%	404	15,6%	528	20,4%	545	21,1%	757	29,2%
Μετοχές		0	0,0%	2427	17,7%	2434	17,8%	2192	16,0%	3398	24,8%
	NULL	29729	21,6%	28810	21,0%	27289	19,9%	23713	17,3%	27850	20,3%
	1.	2474	13,4%	2850	15,4%	3836	20,7%	3879	21,0%	5468	29,5%
Στεγαστικά		0	0,0%	580	10,9%	1893	35,7%	1371	25,8%	1464	27,6%
	NULL	32094	20,7%	31565	20,3%	31033	20,0%	27508	17,7%	33203	21,4%
	1.	109	22,0%	95	19,2%	92	18,6%	84	17,0%	115	23,2%
Καταναλωτικά		0	0,0%	580	10,9%	1893	35,7%	1371	25,8%	1464	27,6%
	NULL	28950	20,4%	29233	20,6%	28691	20,2%	25400	17,9%	29920	21,0%
	1.	3253	23,7%	2427	17,7%	2434	17,8%	2192	16,0%	3398	24,8%
Πιστωτικές		0	0,0%	580	10,9%	1893	35,7%	1371	25,8%	1464	27,6%
	NULL	19084	24,9%	18778	24,5%	14870	19,4%	11570	15,1%	12442	16,2%
	1.	13119	16,6%	12882	16,3%	16255	20,5%	16022	20,2%	20876	26,4%
Factoring		0	0,0%	580	10,9%	1893	35,7%	1371	25,8%	1464	27,6%
	NULL	32200	20,7%	31659	20,3%	31121	20,0%	27590	17,7%	33317	21,4%
	1.	3	27,3%	1	9,1%	4	36,4%	2	18,2%	1	9,1%
Αυλοι		0	0,0%	2855	15,4%	3842	20,7%	3888	21,0%	5486	29,6%
	NULL	26969	22,2%	25994	21,4%	24380	20,1%	20625	17,0%	23446	19,3%
	1.	5234	15,2%	5666	16,4%	6745	19,6%	6967	20,2%	9872	28,6%
Bancassurance		0	0,0%	580	10,9%	1893	35,7%	1371	25,8%	1464	27,6%
	NULL	29723	21,6%	28805	21,0%	27283	19,9%	23704	17,3%	27832	20,3%
	1.	2480	13,4%	2855	15,4%	3842	20,7%	3888	21,0%	5486	29,6%
Όρια		0	0,0%	580	10,9%	1893	35,7%	1371	25,8%	1464	27,6%
	NULL	32064	20,8%	31445	20,4%	30901	20,1%	27237	17,7%	32411	21,0%
	1.	139	7,6%	215	11,7%	224	12,2%	355	19,3%	907	49,3%
Εφάπαξ		0	0,0%	426	15,2%	429	15,3%	535	19,1%	1000	35,7%
	NULL	32195	20,7%	31650	20,3%	31119	20,0%	27577	17,7%	33296	21,4%
	1.	8	13,1%	10	16,4%	6	9,8%	15	24,6%	22	36,1%
Εγγυητικές		0	0,0%	580	10,9%	1893	35,7%	1371	25,8%	1464	27,6%
	NULL	31791	20,8%	31234	20,4%	30696	20,1%	27057	17,7%	32318	21,1%
	1.	412	14,7%	426	15,2%	429	15,3%	535	19,1%	1000	35,7%

Πίνακας 9.21: RFM Ανάλυση σε χρήστες Mobile Banking, κατανομή χρηστών βάσει κατοχής χρηματοοικονομικών προϊόντων στην μεταβλητή Frequency

Frequency score		1		2		3		4		5	
		Count	Row N %	Count	Row N %	Count	Row N %	Count	Row N %	Count	Row N %
Τρεχούμενοι		22548	17,2%	27447	20,9%	25922	19,8%	27032	20,6%	28150	21,5%
	NULL	20675	20,2%	24242	23,6%	20955	20,4%	19563	19,1%	17117	16,7%
	1.	6385	12,0%	8810	16,5%	10282	19,3%	12799	24,0%	15070	28,2%
Ταμειευτήριο		3186	60,0%	1801	33,9%	275	5,2%	40	,8%	6	,1%
	NULL	4512	18,2%	5605	22,6%	5315	21,4%	5330	21,5%	4037	16,3%
	1.	22548	17,2%	27447	20,9%	25922	19,8%	27032	20,6%	28150	21,5%
Προθεσμίας		9379	11,8%	12716	16,1%	14821	18,7%	18900	23,9%	23338	29,5%
	NULL	24583	18,1%	29768	21,9%	27663	20,3%	27936	20,5%	26010	19,1%
	1.	2477	12,4%	3284	16,5%	3574	17,9%	4426	22,2%	6177	31,0%
Μετοχές		1957	14,3%	2422	17,7%	2457	17,9%	2938	21,4%	3930	28,7%
	NULL	25063	18,2%	30368	22,1%	28050	20,4%	28283	20,6%	25627	18,7%
	1.	1997	10,8%	2684	14,5%	3187	17,2%	4079	22,0%	6560	35,4%
Άμοιβαία		3186	60,0%	1801	33,9%	275	5,2%	40	,8%	6	,1%
	NULL	26774	17,5%	32654	21,3%	30767	20,1%	31796	20,7%	31318	20,4%
	1.	286	11,0%	398	15,4%	470	18,2%	566	21,9%	869	33,6%
Στεγαστικά		3186	60,0%	1801	33,9%	275	5,2%	40	,8%	6	,1%
	NULL	27011	17,4%	32967	21,2%	31157	20,0%	32257	20,8%	32011	20,6%
	1.	49	9,9%	85	17,2%	80	16,2%	105	21,2%	176	35,6%
Καταναλωτικά		3186	60,0%	1801	33,9%	275	5,2%	40	,8%	6	,1%
	NULL	25103	17,7%	30630	21,5%	28780	20,2%	29424	20,7%	28257	19,9%
	1.	1957	14,3%	2422	17,7%	2457	17,9%	2938	21,4%	3930	28,7%
Πιστωτικές		3186	60,0%	1801	33,9%	275	5,2%	40	,8%	6	,1%
	NULL	17681	23,0%	20336	26,5%	16416	21,4%	13462	17,5%	8849	11,5%
	1.	9379	11,8%	12716	16,1%	14821	18,7%	18900	23,9%	23338	29,5%
Factoring		3186	60,0%	1801	33,9%	275	5,2%	40	,8%	6	,1%
	NULL	27060	17,4%	33051	21,2%	31234	20,0%	32360	20,8%	32182	20,6%
	1.	0	0,0%	1	9,1%	3	27,3%	2	18,2%	5	45,5%
Άυλοι		0	0,0%	2689	14,5%	3195	17,2%	4091	22,1%	6572	35,4%
	NULL	23097	19,0%	27634	22,8%	25089	20,7%	24782	20,4%	20812	17,1%
	1.	3963	11,5%	5418	15,7%	6148	17,8%	7580	22,0%	11375	33,0%
Bancassurance		3186	60,0%	1801	33,9%	275	5,2%	40	,8%	6	,1%
	NULL	25056	18,2%	30363	22,1%	28042	20,4%	28271	20,6%	25615	18,6%
	1.	2004	10,8%	2689	14,5%	3195	17,2%	4091	22,1%	6572	35,4%
Όρια		3186	60,0%	1801	33,9%	275	5,2%	40	,8%	6	,1%
	NULL	26954	17,5%	32927	21,4%	31042	20,1%	32036	20,8%	31099	20,2%
	1.	106	5,8%	125	6,8%	195	10,6%	326	17,7%	1088	59,1%
Εφάπαξ		257	9,2%	290	10,3%	386	13,8%	597	21,3%	1272	45,4%
	NULL	27056	17,4%	33049	21,2%	31228	20,0%	32345	20,8%	32159	20,6%
	1.	4	6,6%	3	4,9%	9	14,8%	17	27,9%	28	45,9%
Εγγυητικές		3186	60,0%	1801	33,9%	275	5,2%	40	,8%	6	,1%
	NULL	26803	17,5%	32762	21,4%	30851	20,2%	31765	20,7%	30915	20,2%
	1.	257	9,2%	290	10,3%	386	13,8%	597	21,3%	1272	45,4%



Πίνακας 9.22: RFM Ανάλυση σε χρήστες Mobile Banking, κατανομή χρηστών βάσει κατοχής χρηματοοικονομικών προϊόντων στην μεταβλητή Monetary

Monetary score	1		2		3		4		5		
	Count	Row N %	Count	Row N %	Count	Row N %	Count	Row N %	Count	Row N %	
Τρεχούμενοι		24387	18,6%	25778	19,7%	26235	20,0%	26644	20,3%	28055	21,4%
	NULL	21610	21,1%	22076	21,5%	21019	20,5%	19175	18,7%	18672	18,2%
	1.	7121	13,3%	8845	16,6%	10920	20,5%	12929	24,2%	13531	25,4%
Ταμειυτήριο		3510	66,1%	1320	24,9%	303	5,7%	137	2,6%	38	,7%
	NULL	4344	17,5%	5143	20,7%	5704	23,0%	5460	22,0%	4148	16,7%
	1.	24387	18,6%	25778	19,7%	26235	20,0%	26644	20,3%	28055	21,4%
Προθεσμίας		10731	13,6%	12899	16,3%	15854	20,0%	18456	23,3%	21214	26,8%
	NULL	26695	19,6%	28414	20,9%	28797	21,2%	27587	20,3%	24467	18,0%
	1.	2036	10,2%	2507	12,6%	3142	15,8%	4517	22,7%	7736	38,8%
Μετοχές		2641	19,3%	2577	18,8%	2755	20,1%	2828	20,6%	2903	21,2%
	NULL	26801	19,5%	28528	20,8%	28942	21,1%	27947	20,3%	25173	18,3%
	1.	1930	10,4%	2393	12,9%	2997	16,2%	4157	22,5%	7030	38,0%
Άμοιβαία		3510	66,1%	1320	24,9%	303	5,7%	137	2,6%	38	,7%
	NULL	28489	18,6%	30615	20,0%	31528	20,6%	31510	20,6%	31167	20,3%
	1.	242	9,3%	306	11,8%	411	15,9%	594	22,9%	1036	40,0%
Στεγαστικά		3510	66,1%	1320	24,9%	303	5,7%	137	2,6%	38	,7%
	NULL	28679	18,5%	30846	19,8%	31851	20,5%	31998	20,6%	32029	20,6%
	1.	52	10,5%	75	15,2%	88	17,8%	106	21,4%	174	35,2%
Καταναλωτικά		3510	66,1%	1320	24,9%	303	5,7%	137	2,6%	38	,7%
	NULL	26090	18,3%	28344	19,9%	29184	20,5%	29276	20,6%	29300	20,6%
	1.	2641	19,3%	2577	18,8%	2755	20,1%	2828	20,6%	2903	21,2%
Πιστωτικές		3510	66,1%	1320	24,9%	303	5,7%	137	2,6%	38	,7%
	NULL	18000	23,5%	18022	23,5%	16085	21,0%	13648	17,8%	10989	14,3%
	1.	10731	13,6%	12899	16,3%	15854	20,0%	18456	23,3%	21214	26,8%
Factoring		3510	66,1%	1320	24,9%	303	5,7%	137	2,6%	38	,7%
	NULL	28731	18,4%	30920	19,8%	31937	20,5%	32102	20,6%	32197	20,7%
	1.	0	0,0%	1	9,1%	2	18,2%	2	18,2%	6	54,5%
Άυλοι		0	0,0%	2398	12,9%	3004	16,2%	4163	22,4%	7048	38,0%
	NULL	25167	20,7%	26450	21,8%	26422	21,8%	24457	20,1%	18918	15,6%
	1.	3564	10,3%	4471	13,0%	5517	16,0%	7647	22,2%	13285	38,5%
Bancassurance		3510	66,1%	1320	24,9%	303	5,7%	137	2,6%	38	,7%
	NULL	26793	19,5%	28523	20,8%	28935	21,1%	27941	20,3%	25155	18,3%
	1.	1938	10,4%	2398	12,9%	3004	16,2%	4163	22,4%	7048	38,0%
Όρια		3510	66,1%	1320	24,9%	303	5,7%	137	2,6%	38	,7%
	NULL	28663	18,6%	30822	20,0%	31797	20,6%	31800	20,6%	30976	20,1%
	1.	68	3,7%	99	5,4%	142	7,7%	304	16,5%	1227	66,7%
Εφάπαξ		3510	66,1%	1320	24,9%	303	5,7%	137	2,6%	38	,7%
	NULL	28730	18,4%	30915	19,8%	31937	20,5%	32090	20,6%	32165	20,6%
	1.	1	1,6%	6	9,8%	2	3,3%	14	23,0%	38	62,3%
Εγγυητικές		3510	66,1%	1320	24,9%	303	5,7%	137	2,6%	38	,7%
	NULL	28506	18,6%	30695	20,0%	31625	20,7%	31593	20,6%	30677	20,0%
	1.	225	8,0%	226	8,1%	314	11,2%	511	18,2%	1526	54,5%

Πίνακας 9.23: Σφάλματα προβλέψεων χρονοσειρών RFM Ανάλυσης για την υπηρεσία Mobile Banking

RFM	ΜΗ ΑΠΟΕΠΟΧΙΚΟΠΟΙΗΜΕΝΑ			ΑΠΟΕΠΟΧΙΚΟΠΟΙΗΜΕΝΑ		
	H=1	H=2	H=3	H=1	H=2	H=3
me.naive	4,0598	4,3744	16,3269	-2,7474	-4,5773	6,4034
mae.naive	61,5299	83,0410	104,2372	76,7872	93,9576	110,7694
mse.naive	14285,5812	26931,7077	34843,6603	19315,8380	33232,7559	37925,5973
rmse.naive	78,7193	97,6397	117,7479	96,8090	113,7294	127,5256
mape.naive	394,6635	1277,7895	2183,8734	375,0347	1086,7334	2151,1288
smape.naive	36,9523	56,1006	67,6602	46,8944	62,1538	70,0118
me.sma	5,5413	22,9709	37,4573	11,3951	29,6458	41,4618
mae.sma	45,0541311	85,5350427	101,1965812	79,2934614	89,0792187	101,1467763
mse.sma	7321,2080	23663,6843	30918,4843	20600,5229	25491,4866	33448,6266
rmse.sma	54,5992	100,3845	115,4429	94,8800	103,4800	116,1957
mape.sma	487,2526	1596,1087	2018,7272	893,2582	1453,9832	1854,8573
smape.sma	38,3958	59,8900	71,4680	56,9091	64,3346	71,9527
me.ses	14,2542	8,2967	21,8440	-,9368	,1057	26,4343
mae.ses	68,6601	82,0653	100,3819	85,4643	96,4341	98,7275
mse.ses	21061,5504	25290,3797	31380,3351	27071,0523	34218,5391	33338,8201
rmse.ses	86,1407	97,1876	114,5008	105,7710	114,4652	113,3031
mape.ses	462,3908	1395,6317	2226,5183	511,3360	1292,0110	2034,7332
smape.ses	39,4542	56,5510	67,2896	53,3096	62,6129	68,4040
me.holt	-2,2749	-23,6962	-23,3071	-29,8548	-53,6808	-18,4231
mae.holt	67,1789	83,3142	97,2370	99,0452	127,1998	98,1716
mse.holt	19418,9162	24187,6037	35117,6674	34913,0896	73332,4056	34962,4288
rmse.holt	84,7238	100,9692	115,0831	124,2656	160,7760	116,2931
mape.holt	504,3452	1605,4026	2158,9497	608,8966	1563,1205	1960,8728
smape.holt	48,1168	53,8510	61,8499	59,5858	65,9531	63,2519
me.damped	-1,7743	-20,4144	-21,1913	-25,3525	-47,3949	-15,2006
mae.damped	67,1720	82,9437	101,1457	97,0596	123,1848	99,7145
mse.damped	19918,3694	25964,2598	34226,2466	34755,3787	70797,2292	34442,0137
rmse.damped	84,5601	99,9962	117,7545	122,7369	155,3891	117,0851
mape.damped	542,1852	1630,1575	2910,3121	612,2362	1624,2633	2641,1033
smape.damped	39,5788	53,7836	61,9080	90,5414	65,4407	62,7685
me.theta	4,5127	4,2068	15,7292	14,1283	-3,9323	6,1220
mae.theta	62,9599	81,8233	97,3533	68,2339	97,0964	108,1191
mse.theta	15368,7635	24462,1645	29015,5878	15836,1887	34616,9284	35297,6838
rmse.theta	79,6644	96,2823	111,5841	87,7547	114,9935	126,7155
mape.theta	504,6111	1460,8397	2284,9965	435,0569	1341,9134	2353,5204
smape.theta	41,1598	56,0603	66,0976	48,1439	62,4329	69,1335

Πίνακας 9.24: Σφάλματα προβλέψεων χρονοσειρών δέντρου για την υπηρεσία  
Mobile Banking

ΔΕΝΤΡΟ	ΜΗ ΑΠΟΕΠΟΧΙΚΟΠΟΙΗΜΕΝΑ			ΑΠΟΕΠΟΧΙΚΟΠΟΙΗΜΕΝΑ		
	H=1	H=2	H=3	H=1	H=2	H=3
me.naive	64,1087	89,7913	211,8587	67,1774	72,8286	173,9040
mae.naive	229,5000	308,3304	372,8370	250,0740	243,3446	301,3194
mse.naive	205490,7174	310258,2087	476998,0543	234085,1922	207947,9151	336663,2774
rmse.naive	283,1935	338,6896	423,7054	305,5148	282,6002	371,7250
mape.naive	18,0975	21,7995	25,9877	22,2444	21,3260	26,9804
smape.naive	18,5113	22,2306	27,0148	22,1074	21,2952	26,5935
me.sma	64,2802	221,9884	352,0580	188,8964	298,1576	402,3595
mae.sma	155,1739130	296,8463768	381,8768116	275,2720186	352,1219254	428,0168459
mse.sma	92552,8680	350675,3468	588796,9155	307592,3002	416834,3572	659267,2590
rmse.sma	185,9269	361,9674	464,8273	339,4640	390,1997	485,3250
mape.sma	11,6843	22,3951	26,8348	21,1858	24,1701	27,5552
smape.sma	11,7685	23,7992	29,7945	22,4785	26,8940	31,3837
me.ses	142,7758	104,8303	230,8890	92,4109	84,7793	282,4167
mae.ses	275,5344	296,1500	359,3769	271,5961	243,6830	408,5950
mse.ses	291163,0200	295776,3228	458252,9631	269792,1862	200622,2728	512619,5203
rmse.ses	324,7557	331,2988	416,0507	325,1681	277,4301	434,9702
mape.ses	19,6366	21,1103	25,6950	23,0014	21,4730	27,3715
smape.ses	20,3928	21,8366	27,1545	22,3213	21,2029	29,6956
me.holt	50,0730	-102,5103	-43,4400	-46,8396	-193,7152	12,5881
mae.holt	289,1943	321,8851	345,0316	296,1835	326,0803	365,8073
mse.holt	301707,7865	448377,7601	534797,7181	327451,5262	525807,8374	531831,0722
rmse.holt	323,0880	393,8105	431,3888	357,7169	432,7885	425,4585
mape.holt	20,3298	23,9166	27,9855	26,4013	26,9209	28,2608
smape.holt	19,7674	21,8080	24,5385	23,0011	22,3933	25,2498
me.damped	65,6257	-10,8742	81,3701	5,7537	-78,5867	138,7181
mae.damped	279,6275	309,1288	344,2838	296,7924	296,2442	374,6949
mse.damped	268939,3508	339497,7092	441700,6802	321651,4193	349373,4148	424995,3662
rmse.damped	312,6508	352,1016	401,2850	358,6187	371,9028	396,3813
mape.damped	19,3859	22,4523	25,8376	26,6305	27,0424	26,7205
smape.damped	19,4598	21,3368	25,1286	23,7548	23,0419	26,6146
me.theta	57,2288	76,7508	186,9504	175,4370	53,4895	135,5931
mae.theta	225,8881	282,5737	331,8645	222,9932	238,9643	275,9486
mse.theta	198044,0937	273311,8068	393333,0703	214323,9723	188101,4643	283529,0866
rmse.theta	273,8323	320,2389	387,5403	292,6057	269,3597	340,0756
mape.theta	17,3271	21,2170	25,1679	18,6884	21,4156	26,2409
smape.theta	17,7911	21,2064	25,6767	20,5413	20,7066	24,9591

Πίνακας 9.25: Σφάλματα προβλέψεων χρονοσειρών μεμονωμένων χαρακτηριστικών για την υπηρεσία Mobile Banking

ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ	ΜΗ ΑΠΟΕΠΟΧΙΚΟΠΟΙΗΜΕΝΑ			ΑΠΟΕΠΟΧΙΚΟΠΟΙΗΜΕΝΑ		
	H=1	H=2	H=3	H=1	H=2	H=3
me.naive	77,8333	104,1905	249,1310	79,5846	83,4075	201,1774
mae.naive	271,9683	346,4000	430,1905	315,6321	324,1379	388,8963
mse.naive	259963,5317	378691,2857	603557,2619	325498,2625	317270,3069	487406,9741
rmse.naive	336,2700	387,8800	494,1137	391,5876	387,3952	462,6530
mape.naive	13,9996	15,8232	19,0503	22,7146	21,5017	21,4668
smape.naive	14,7028	16,7075	21,1027	21,5725	21,1425	22,4524
me.sma	77,6878	262,7873	416,2262	227,6162	357,3452	477,5424
mae.sma	180,2804233	341,0063492	448,1944444	346,1575936	410,5257555	499,6185240
mse.sma	113999,4991	428688,0921	719494,3823	412665,8601	515952,2753	805953,4552
rmse.sma	219,8705	421,6890	544,4468	430,8416	461,7427	565,0403
mape.sma	8,6528	15,9946	19,9808	20,1111	19,9677	22,2677
smape.sma	8,9382	17,8874	23,2911	21,4690	22,9325	26,3648
me.ses	171,1680	123,1734	273,2604	104,4721	96,9930	334,9863
mae.ses	326,3040	336,1778	418,2243	340,8853	325,5375	471,8579
mse.ses	361916,4512	361767,4311	581016,0050	381920,8013	310160,8816	650480,6847
rmse.ses	384,9559	379,2375	486,3435	415,3519	380,1811	504,4245
mape.ses	15,1639	15,2082	18,3151	20,3305	19,0002	20,6238
smape.ses	16,3623	16,3983	20,7401	21,0023	19,8572	23,8516
me.holt	54,0980	-131,7765	-66,2607	-66,0837	-247,1705	3,8904
mae.holt	343,8767	378,3473	440,8434	394,3936	449,8309	447,5257
mse.holt	372498,6201	535552,5717	677707,0233	484990,1425	818477,8127	664857,1268
rmse.holt	383,4848	455,9771	522,5999	466,7951	589,1787	501,1334
mape.holt	15,4543	18,0164	20,6081	22,6847	23,2122	20,6238
smape.holt	15,6666	17,1476	19,7748	21,3275	20,8076	20,2518
me.damped	68,5307	-34,4664	62,7123	9,2309	-97,4154	133,8247
mae.damped	327,1824	357,7339	427,9145	379,0079	402,9409	437,2562
mse.damped	332244,0900	401322,0709	569189,3345	447600,0582	527299,8681	548279,2737
rmse.damped	369,5814	406,9120	488,8754	451,4295	490,1708	470,2842
mape.damped	15,1698	17,2848	19,3860	22,2361	22,1342	19,8487
smape.damped	15,5109	16,8939	19,5290	21,8618	21,1053	20,7674
me.theta	68,3498	89,5128	221,1971	214,6017	58,4388	154,1368
mae.theta	267,3714	320,3722	390,0023	266,3507	321,1293	356,0862
mse.theta	248317,1413	334008,8526	499880,7788	282606,0954	298429,4085	421764,7099
rmse.theta	325,8992	364,4262	452,8230	359,4201	372,1523	428,1774
mape.theta	12,9178	14,5931	17,1005	15,7963	18,7702	17,4836
smape.theta	13,5493	15,5465	19,0588	17,8862	19,3408	18,9483

Πίνακας 9.26: Σφάλματα προβλέψεων χρονοσειρών RFM Ανάλυσης για την υπηρεσία Web Banking

RFM	ΜΗ ΑΠΟΕΠΟΧΙΚΟΠΟΙΗΜΕΝΑ			ΑΠΟΕΠΟΧΙΚΟΠΟΙΗΜΕΝΑ		
	H=1	H=2	H=3	H=1	H=2	H=3
ΣΦΑΛΜΑ						
me.naive	83,6039	15,6000	203,3734	101,9862	128,3956	265,4959
mae.naive	776,1320	868,6234	1039,9058	579,9625	619,4286	869,3929
mse.naive	7237740,8631	8242579,3299	8334474,7766	2901727,4296	2563099,2489	5387247,5631
rmse.naive	911,3547	1034,2765	1234,0613	699,6819	728,0375	1056,4145
mape.naive	162,6004	144,7453	182,3933	211,4697	154,4607	198,8916
smape.naive	45,7713	52,4276	63,5108	45,9559	52,3456	61,4682
me.sma	99,0224	293,1905	511,7500	230,3142	273,5684	485,1764
mae.sma	520,7297297	955,1991342	1170,2911255	594,2287310	779,9427358	981,4571045
mse.sma	3187290,2332	7615367,5103	9451999,1703	2700451,4254	3913185,2872	5238193,8514
rmse.sma	613,1943	1105,7480	1312,0820	733,4174	920,1610	1124,7609
mape.sma	116,1732	160,0180	182,6345	180,9003	167,2227	192,4410
smape.sma	40,2596	61,8913	71,0732	52,4208	60,3525	69,2964
me.ses	253,9363	176,2653	392,6406	198,7214	156,4620	357,2364
mae.ses	784,3343	883,0140	1043,4735	567,1539	618,6583	869,3164
mse.ses	6801096,7894	6702545,6880	8261657,6941	2631151,8172	2507654,7201	4798491,8655
rmse.ses	929,6479	997,0890	1206,6147	696,8167	730,7603	1043,4884
mape.ses	164,5382	171,4574	197,9323	202,9151	197,1710	209,3864
smape.ses	52,3891	58,5133	67,3338	51,5896	56,4395	65,8342
me.holt	50,6985	-169,9507	-110,6722	-31,3443	-230,7479	-154,8498
mae.holt	759,6053	833,6351	1014,6104	511,9165	603,0418	823,4980
mse.holt	6803784,0736	7459308,6451	10289108,3411	2648889,5080	4227052,5554	6046823,2407
rmse.holt	917,4610	1014,6750	1168,6820	658,5603	779,6217	1035,2814
mape.holt	150,8677	144,7074	169,2168	206,3169	180,5221	186,9402
smape.holt	50,1781	74,8842	100,8651	52,4532	97,2251	83,3205
me.damped	25,2360	-170,3399	-79,4310	4,5934	-165,0100	-125,1773
mae.damped	742,3086	788,7988	970,0229	528,9268	576,8580	779,5575
mse.damped	6077296,4083	6315102,6830	8292455,6986	2661680,2234	3188852,5863	4481010,9243
rmse.damped	896,8203	971,3556	1130,6314	660,7986	744,3004	983,5343
mape.damped	161,7973	166,1686	189,9643	205,3395	204,0429	200,5216
smape.damped	52,2838	61,5267	70,2693	49,1127	57,5325	69,0262
me.theta	128,8585	142,8133	324,9222	95,1315	102,6040	236,2286
mae.theta	717,2453	852,4710	1010,9143	571,9170	595,4209	795,1112
mse.theta	5979258,5786	6315807,5081	7627689,1388	2800586,9698	2482270,6822	4033454,5023
rmse.theta	871,6923	976,5914	1165,5359	707,7205	719,3334	956,5140
mape.theta	166,7556	178,1708	203,1096	173,6594	196,3007	228,7049
smape.theta	49,6885	58,2288	66,8357	48,9891	55,6205	63,6815

Πίνακας 9.27: Σφάλματα προβλέψεων χρονοσειρών δέντρου για την υπηρεσία Web Banking

ΔΕΝΤΡΟ	ΜΗ ΑΠΟΕΠΟΧΙΚΟΠΟΙΗΜΕΝΑ			ΑΠΟΕΠΟΧΙΚΟΠΟΙΗΜΕΝΑ		
	H=1	H=2	H=3	H=1	H=2	H=3
ΣΦΑΛΜΑ						
me.naive	288,2879	-576,1792	242,5065	502,9947	262,5660	818,2559
mae.naive	4175,8845	4988,2079	5138,7027	3210,7163	3293,3006	3757,6197
mse.naive	166730555,7691	230827318,5938	296858745,2334	93432208,8426	82265663,8648	193154252,1968
rmse.naive	4788,6664	5491,4373	6171,1002	3675,7350	3466,6383	5071,6391
mape.naive	66,0829	66,7498	66,7918	65,0418	65,4681	65,7939
smape.naive	26,3108	26,9503	27,2169	25,4216	25,7352	26,3335
me.sma	484,2847	1037,2710	2074,1974	1104,9060	975,0113	1977,6789
mae.sma	2839,6067876	5012,6909145	5385,3246808	2971,7364896	3855,2070673	4194,7222062
mse.sma	80881914,3174	224222807,5454	272318286,6192	87991516,1328	131990957,3277	173347908,6909
rmse.sma	3505,0862	5471,0116	6008,5015	3630,1696	4332,4608	4939,3005
mape.sma	58,8082	60,9973	61,4055	59,1796	60,3241	60,8523
smape.sma	27,8765	30,3709	31,0451	28,4050	29,6691	30,3841
me.ses	1803,4761	1193,0096	2273,5306	1323,0569	788,8304	2165,8000
mae.ses	4536,5169	5040,6447	5139,4551	3060,9569	3316,9981	4133,0017
mse.ses	194106655,3054	214972933,1382	271828735,8548	85319183,4851	85381593,2667	180285192,3100
rmse.ses	5107,9565	5323,9002	5964,6069	3558,9514	3518,8924	4982,5408
mape.ses	68,3908	68,8888	69,0695	66,9936	67,3825	68,4410
smape.ses	28,4603	28,9191	29,3888	26,9484	27,3183	28,6531
me.holt	1097,8284	340,3821	492,9452	-99,1966	-1499,2899	384,1396
mae.holt	4293,3601	4450,7526	5283,7430	3091,6165	3739,6985	3878,9295
mse.holt	160480279,7077	162982669,8280	231657943,7516	92463034,8292	167228215,1776	140185434,7990
rmse.holt	4761,7704	4921,5427	5761,4185	3611,9604	4593,9643	4671,6223
mape.holt	62,4592	63,1058	63,9632	61,3970	62,3464	62,8146
smape.holt	25,3738	25,7981	26,7561	24,0355	24,6911	25,5928
me.damped	797,6037	-288,8499	824,4233	540,2272	-532,0960	713,7399
mae.damped	4897,5867	5360,5149	5191,9221	3229,1080	3648,0867	3826,1659
mse.damped	235685279,4871	286891630,4842	245185944,9301	89730681,2379	134770726,4545	152230080,4167
rmse.damped	5449,3846	5992,9683	5678,8536	3605,5639	4225,8573	4598,6825
mape.damped	65,3191	65,9628	65,9580	64,1323	64,9141	64,9135
smape.damped	26,2709	26,7716	26,9983	24,9031	25,4628	25,8673
me.theta	1406,8680	1237,7545	2148,9909	1249,4858	636,0652	1259,9051
mae.theta	4241,8310	4890,4924	4961,4128	3182,5503	3307,1345	3660,6749
mse.theta	172424992,1820	207472160,7800	247468615,1453	100615762,2157	89790708,7164	144099152,1991
rmse.theta	4835,7334	5247,2383	5717,2452	3803,2397	3589,3184	4459,7065
mape.theta	61,5403	62,4267	62,5979	60,8296	60,9771	61,3167
smape.theta	26,8962	27,8094	28,2304	26,1445	26,2323	26,7282

Πίνακας 9.28: Σφάλματα προβλέψεων χρονοσειρών μεμονωμένων χαρακτηριστικών για την υπηρεσία Web Banking

ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ	ΜΗ ΑΠΟΕΠΟΧΙΚΟΠΟΙΗΜΕΝΑ			ΑΠΟΕΠΟΧΙΚΟΠΟΙΗΜΕΝΑ		
	H=1	H=2	H=3	H=1	H=2	H=3
me.naive	437,2222	-1015,8556	611,5694	827,9939	495,7262	1633,1548
mae.naive	6736,6852	8093,1444	8289,9028	4838,5107	5055,1995	6018,3426
mse.naive	154584355,8704	207257042,8667	261216138,0417	79032841,0515	69692143,0833	166686471,3096
rmse.naive	7766,7085	8927,9006	9986,6767	5588,5893	5230,3692	8051,1966
mape.naive	13,1651	15,8391	13,2362	10,5175	12,2117	12,0748
smape.naive	13,2976	15,2975	13,4845	10,7570	11,8127	12,3288
me.sma	599,5494	1772,3074	3746,8056	1840,6474	1722,2412	3621,8831
mae.sma	4244,1790122	8062,8555563	8711,3425928	4522,6008333	6026,3625963	6708,6405844
mse.sma	71218127,9972	199024501,7002	249512308,6822	76611785,5588	116436085,3461	165942774,2215
rmse.sma	5264,9012	8778,0481	9861,1978	5483,5634	6700,7351	7894,7193
mape.sma	8,3846	14,4932	14,7381	9,7972	11,9779	12,3726
smape.sma	8,3224	14,9903	15,8233	10,0779	12,5898	13,1810
me.ses	2992,2753	1879,4740	3919,2306	2127,3242	1195,9662	3767,3924
mae.ses	7260,6438	8198,5821	8392,7111	4734,3516	5065,7938	6803,8396
mse.ses	173087358,3382	192445847,9571	251964569,6510	74784937,9167	70507799,1890	170069290,6421
rmse.ses	8210,2696	8591,7148	9837,0219	5447,2029	5255,6090	8067,0552
mape.ses	13,4052	15,1162	13,1922	11,3811	11,8386	11,4788
smape.ses	13,7230	15,2442	14,0598	10,9908	11,3814	12,0838
me.holt	2092,4365	156,4982	828,2118	-141,8212	-2585,8651	694,6955
mae.holt	7547,8724	8401,9513	9599,3673	4930,8277	6041,7775	7275,7397
mse.holt	175809842,9039	207139375,3637	272338386,2144	81724121,4855	136593973,3953	180153632,3979
rmse.holt	8372,0700	9207,8278	10579,9763	5626,9994	7221,1233	8691,9899
mape.holt	14,5494	17,0410	17,1995	12,4901	15,8341	14,8426
smape.holt	14,3806	16,0005	16,8408	11,1082	13,3134	14,2904
me.damped	1620,8548	-418,9198	1030,6283	819,2449	-1257,5485	870,2859
mae.damped	7667,5384	8476,7258	8740,1191	5004,0693	5740,3185	6210,1130
mse.damped	190632208,2777	239248749,0964	234044731,3007	78258314,4360	120036415,2247	151357678,7688
rmse.damped	8508,9456	9381,3297	9516,7104	5567,6331	6661,4857	7552,3845
mape.damped	14,4091	16,1135	15,4159	11,7770	14,8182	12,4046
smape.damped	14,2196	15,1636	15,2294	11,2701	13,2332	12,0242
me.theta	2302,6219	2038,8808	3774,8914	2080,2654	1018,8251	2215,3577
mae.theta	6680,6622	7981,2144	8130,1721	4956,0790	5047,1985	5690,4290
mse.theta	152982499,2715	188157655,5630	231890418,3266	88492889,8190	74335987,3904	129820194,2975
rmse.theta	7712,3223	8493,5788	9440,3404	5840,9493	5364,5328	7056,8441
mape.theta	12,3260	14,8032	13,0786	10,1913	11,7976	11,1313
smape.theta	12,5319	14,9101	13,8448	10,5392	11,2278	11,2990

## 9.2 Κώδικας Rstudio για υλοποίηση προβλέψεων

Χρησιμοποιήθηκαν οι βιβλιοθήκες forecast, Matrix, tseries, TTR, foreign

```
# Συνάρτηση για πρόβλεψη με ορίζοντα πρόβλεψης 1 και χωρίς αποεποχικοποίηση
basic1<-function(input36,actual,i) {
input30=ts(input36[1:30], c(1,4), frequency=12)
input31=ts(input36[1:31], c(1,4), frequency=12)
input32=ts(input36[1:32], c(1,4), frequency=12)
input33=ts(input36[1:33], c(1,4), frequency=12)
input34=ts(input36[1:34], c(1,4), frequency=12)
input35=ts(input36[1:35], c(1,4), frequency=12)
naiveforecast<-ts(input36[30:35], start= c(1,1), frequency = 12)
final.naive<-c(naiveforecast)
actualfinal.naive<-c(actual)
error.naive <- actualfinal.naive - final.naive
```

```

me.naive =(1/6)*sum(error.naive)
mae.naive =(1/6)*sum(abs(error.naive))
mse.naive =(1/6)*sum(error.naive^2)
rmse.naive=sqrt(mse.naive)
mape.naive=(1/6)*sum(abs(error.naive/actualfinal.naive)*100)
smape.naive=(1/6)*sum((2*(abs(error.naive)/abs(actualfinal.naive+final.naive))*100)
)
smaforecast = SMA(input36,n=3)
smafor= ts(smaforecast[31:36], start=c(1,1), frequency=12)
final.sma=c(smafor)
actualfinal.sma=c(actual)
error.sma <- actualfinal.sma - final.sma
me.sma =(1/6)*sum(error.sma)
mae.sma =(1/6)*sum(abs(error.sma))
mse.sma =(1/6)*sum(error.sma^2)
rmse.sma =sqrt(mse.sma)
mape.sma =(1/6)*sum(abs(error.sma/actualfinal.sma)*100)
smape.sma =(1/6)*sum((2*(abs(error.sma)/abs(actualfinal.sma+final.sma))*100))
forecast31.ses=ses(input30, h=1, alpha=NULL, initial="simple")
final31.ses=forecast31.ses$mean
forecast32.ses=ses(input31,h=1, alpha=NULL, initial="simple")
final32.ses=forecast32.ses$mean
forecast33.ses= ses(input32,h=1, alpha=NULL, initial="simple")
final33.ses=forecast33.ses$mean
forecast34.ses=ses(input33,h=1, alpha=NULL, initial="simple")
final34.ses=forecast33.ses$mean
forecast35.ses=ses(input34,h=1, alpha=NULL, initial="simple")
final35.ses=forecast35.ses$mean
forecast36.ses=ses(input35,h=1, alpha=NULL, initial="simple" )
final36.ses=forecast36.ses$mean
final.ses=c(final31.ses,final32.ses,final33.ses,final34.ses,final35.ses,final36.ses)
actualfinal.ses=c(actual)
error.ses <- actualfinal.ses - final.ses
me.ses =(1/6)*sum(error.ses)
mae.ses =(1/6)*sum(abs(error.ses))
mse.ses =(1/6)*sum(error.ses^2)
rmse.ses =sqrt(mse.ses)
mape.ses =(1/6)*sum(abs(error.ses/actualfinal.ses)*100)
smape.ses =(1/6)*sum((2*(abs(error.ses)/abs(actualfinal.ses+final.ses))*100))
forecast31.holt= holt(input30, h=1, damped=FALSE, alpha=NULL, beta=NULL,
initial="simple")
final31.holt=forecast31.holt$mean
forecast32.holt= holt(input31,h=1, damped=FALSE, alpha=NULL, beta=NULL,
initial="simple")
final32.holt=forecast32.holt$mean
forecast33.holt= holt(input32,h=1, damped=FALSE, alpha=NULL, beta=NULL,
initial="simple")
final33.holt=forecast33.holt$mean
forecast34.holt= holt(input33,h=1, damped=FALSE, alpha=NULL, beta=NULL,
initial="simple")

```



```

final34.holt=forecast33.holt$mean
forecast35.holt= holt(input34,h=1, damped=FALSE, alpha=NULL, beta=NULL,
initial="simple")
final35.holt=forecast35.holt$mean
forecast36.holt= holt(input35,h=1, damped=FALSE, alpha=NULL, beta=NULL,
initial="simple" )
final36.holt=forecast36.holt$mean
final.holt=c(final31.holt,final32.holt,final33.holt,final34.holt,final35.holt,final36.holt)
actualfinal.holt=c(actual)
error.holt <- actualfinal.holt - final.holt
me.holt =(1/6)*sum(error.holt)
mae.holt =(1/6)*sum(abs(error.holt))
mse.holt =(1/6)*sum(error.holt^2)
rmse.holt =sqrt(mse.holt)
mape.holt =(1/6)*sum(abs(error.holt/actualfinal.holt)*100)
smape.holt =(1/6)*sum((2*(abs(error.holt)/abs(actualfinal.holt+final.holt))*100))
forecast31.damped= holt(input30, h=1, damped=TRUE, alpha=NULL, beta=NULL,
initial="simple")
final31.damped=forecast31.damped$mean
forecast32.damped= holt(input31,h=1, damped=TRUE, alpha=NULL, beta=NULL,
initial="simple")
final32.damped=forecast32.damped$mean
forecast33.damped= holt(input32,h=1, damped=TRUE, alpha=NULL, beta=NULL,
initial="simple")
final33.damped=forecast33.damped$mean
forecast34.damped= holt(input33,h=1, damped=TRUE, alpha=NULL, beta=NULL,
initial="simple")
final34.damped=forecast33.damped$mean
forecast35.damped= holt(input34,h=1, damped=TRUE, alpha=NULL, beta=NULL,
initial="simple")
final35.damped=forecast35.damped$mean
forecast36.damped= holt(input35,h=1, damped=TRUE, alpha=NULL, beta=NULL,
initial="simple")
final36.damped=forecast36.damped$mean
final.damped=c(final31.damped,final32.damped,final33.damped,final34.damped,final
35.damped,final36.damped)
actualfinal.damped=c(actual)
error.damped <- actualfinal.damped - final.damped
me.damped =(1/6)*sum(error.damped)
mae.damped =(1/6)*sum(abs(error.damped))
mse.damped =(1/6)*sum(error.damped^2)
rmse.damped =sqrt(mse.damped)
mape.damped =(1/6)*sum(abs(error.damped/actualfinal.damped)*100)
smape.damped
=(1/6)*sum((2*(abs(error.damped)/abs(actualfinal.damped+final.damped))*100))
final31.theta=thetaclassic(input30, 1)
final32.theta=thetaclassic(input31, 1)
final33.theta=thetaclassic(input32, 1)
final34.theta=thetaclassic(input33, 1)
final35.theta=thetaclassic(input34, 1)

```

```

final36.theta=thetaclassic(input35, 1)
final.theta=c(final31.theta,final32.theta,final33.theta,final34.theta,final35.theta,final36
.theta)
actualfinal.theta=c(actual)
error.theta <- actualfinal.theta - final.theta #lathos kathe provlepsis(polles times)
me.theta =(1/6)*sum(error.theta)
mae.theta =(1/6)*sum(abs(error.theta))
mse.theta =(1/6)*sum(error.theta^2)
rmse.theta =sqrt(mse.theta)
mape.theta =(1/6)*sum(abs(error.theta/actualfinal.theta)*100)
smape.theta =(1/6)*sum((2*(abs(error.theta)/abs(actualfinal.theta+final.theta))*100))
output1=list(me.naive,mae.naive,mse.naive,rmse.naive,mape.naive,smape.naive,me.s
ma,mae.sma,mse.sma,rmse.sma,mape.sma,smape.sma,me.ses,mae.ses,mse.ses,rmse.s
es,mape.ses,smape.ses,me.holt,mae.holt,mse.holt,rmse.holt,mape.holt,smape.holt,me.
damped,mae.damped,mse.damped,rmse.damped,mape.damped,smape.damped,me.the
ta,mae.theta,mse.theta,rmse.theta,mape.theta,smape.theta)
write.table(output1,file=paste("basic1_", i ,".csv"), sep=" ",col.names=FALSE,
dec="/" )
}
# Συνάρτηση για πρόβλεψη με ορίζοντα πρόβλεψης 1 και με αποεποχικοποίηση και
επανεποχικοποίηση
des1<-function(input36,actual,i) {
input30=ts(input36[1:30], c(1,4), frequency=12)
input31=ts(input36[1:31], c(1,4), frequency=12)
input32=ts(input36[1:32], c(1,4), frequency=12)
input33=ts(input36[1:33], c(1,4), frequency=12)
input34=ts(input36[1:34], c(1,4), frequency=12)
input35=ts(input36[1:35], c(1,4), frequency=12)
input30de<-decompose(input30, type= "multiplicative")
input30decom<-(input30/input30de$seasonal)
input30finalts<-ts(input30decom)
input31de<-decompose(input31, type="multiplicative")
input31decom<-(input31/input31de$seasonal)
input31finalts<-ts(input31decom)
input32de<-decompose(input32, type="multiplicative")
input32decom<-(input32/input32de$seasonal)
input32finalts<-ts(input32decom)
input33de<-decompose(input33, type="multiplicative")
input33decom<-(input33/input33de$seasonal)
input33finalts<-ts(input33decom)
input34de<-decompose(input34, type="multiplicative")
input34decom<-(input34/input34de$seasonal)
input34finalts<-ts(input34decom)
input35de<-decompose(input35, type="multiplicative")
input35decom<-(input35/input35de$seasonal)
input35finalts<-ts(input35decom)
input36de<-decompose(input36, type="multiplicative")
input36decom<-(input36/input36de$seasonal)
input36finalts<-ts(input36decom)
actualfinal.naive<-c(actual)

```

```

forecast31.naive = c(input30finalts[30])
forecast32.naive = c(input31finalts[31])
forecast33.naive = c(input32finalts[32])
forecast34.naive = c(input33finalts[33])
forecast35.naive = c(input34finalts[34])
forecast36.naive = c(input35finalts[35])
for.naive=c(forecast31.naive,forecast32.naive,forecast33.naive,forecast34.naive,forec
ast35.naive,forecast36.naive)
ts.naive= ts(for.naive, c(2,10), frequency=12)
seasonalised.naive=(ts.naive*input31de$seasonal)
final.naive=c(seasonalised.naive)
error.naive <- actualfinal.naive - final.naive
me.naive =(1/6)*sum(error.naive)
mae.naive =(1/6)*sum(abs(error.naive))
mse.naive =(1/6)*sum(error.naive^2)
rmse.naive=sqrt(mse.naive)
mape.naive=(1/6)*sum(abs(error.naive/actualfinal.naive)*100)
smape.naive=(1/6)*sum((2*(abs(error.naive)/abs(actualfinal.naive+final.naive))*100)
)
sma31=SMA(input30finalts, n=3)
forecast31.sma=c(sma31[30])
sma32=SMA(input31finalts, n=3)
forecast32.sma=c(sma32[31])
sma33=SMA(input32finalts, n=3)
forecast33.sma=c(sma33[32])
sma34=SMA(input33finalts, n=3)
forecast34.sma=c(sma34[33])
sma35=SMA(input34finalts, n=3)
forecast35.sma=c(sma35[34])
sma36=SMA(input35finalts, n=3)
forecast36.sma=c(sma36[35])
for.sma=c(forecast31.sma,forecast32.sma,forecast33.sma,forecast34.sma,forecast35.s
ma,forecast36.sma)
ts.sma=ts(for.sma, c(2,10),frequency=12)
seasonalised.sma=(ts.sma*input31de$seasonal)
final.sma=c(seasonalised.sma)
actualfinal.sma=c(actual)
error.sma <- actualfinal.sma - final.sma
me.sma =(1/6)*sum(error.sma)
mae.sma =(1/6)*sum(abs(error.sma))
mse.sma =(1/6)*sum(error.sma^2)
rmse.sma =sqrt(mse.sma)
mape.sma =(1/6)*sum(abs(error.sma/actualfinal.sma)*100)
smape.sma =(1/6)*sum((2*(abs(error.sma)/abs(actualfinal.sma+final.sma))*100))
forecast31.ses=ses(input30finalts, h=1, alpha=NULL, initial="simple")
final31.ses=forecast31.ses$mean
forecast32.ses=ses(input31finalts,h=1, alpha=NULL, initial="simple")
final32.ses=forecast32.ses$mean
forecast33.ses= ses(input32finalts,h=1, alpha=NULL, initial="simple")
final33.ses=forecast33.ses$mean

```

```

forecast34.ses=ses(input33finalts,h=1, alpha=NULL, initial="simple")
final34.ses=forecast33.ses$mean
forecast35.ses=ses(input34finalts,h=1, alpha=NULL, initial="simple")
final35.ses=forecast35.ses$mean
forecast36.ses=ses(input35finalts,h=1, alpha=NULL, initial="simple" )
final36.ses=forecast36.ses$mean
for.ses=c(final31.ses,final32.ses,final33.ses,final34.ses,final35.ses,final36.ses)
forts.ses=ts(for.ses, c(2,10), frequency=12)
epoxfinal.ses=(forts.ses*input31de$seasonal)
final.ses=c(epoxfinal.ses)
actualfinal.ses=c(actual)
error.ses <- actualfinal.ses - final.ses
me.ses =(1/6)*sum(error.ses)
mae.ses =(1/6)*sum(abs(error.ses))
mse.ses =(1/6)*sum(error.ses^2)
rmse.ses =sqrt(mse.ses)
mape.ses =(1/6)*sum(abs(error.ses/actualfinal.ses)*100)
smape.ses =(1/6)*sum((2*(abs(error.ses)/abs(actualfinal.ses+final.ses))*100))
forecast31.holt= holt(input30finalts, h=1, damped=FALSE, alpha=NULL,
beta=NULL, initial="simple")
final31.holt=forecast31.holt$mean
forecast32.holt= holt(input31finalts,h=1, damped=FALSE, alpha=NULL,
beta=NULL, initial="simple")
final32.holt=forecast32.holt$mean
forecast33.holt= holt(input32finalts,h=1, damped=FALSE, alpha=NULL,
beta=NULL, initial="simple")
final33.holt=forecast33.holt$mean
forecast34.holt= holt(input33finalts,h=1, damped=FALSE, alpha=NULL,
beta=NULL, initial="simple")
final34.holt=forecast33.holt$mean
forecast35.holt= holt(input34finalts,h=1, damped=FALSE, alpha=NULL,
beta=NULL, initial="simple")
final35.holt=forecast35.holt$mean
forecast36.holt= holt(input35finalts,h=1, damped=FALSE, alpha=NULL,
beta=NULL, initial="simple" )
final36.holt=forecast36.holt$mean
for.holt=c(final31.holt,final32.holt,final33.holt,final34.holt,final35.holt,final36.holt)
forts.holt=ts(for.holt, c(2,10), frequency=12)
epoxfinal.holt=(forts.holt*input31de$seasonal)
final.holt=c(epoxfinal.holt)
actualfinal.holt=c(actual)
error.holt <- actualfinal.holt - final.holt
me.holt =(1/6)*sum(error.holt)
mae.holt =(1/6)*sum(abs(error.holt))
mse.holt =(1/6)*sum(error.holt^2)
rmse.holt =sqrt(mse.holt)
mape.holt =(1/6)*sum(abs(error.holt/actualfinal.holt)*100)
smape.holt =(1/6)*sum((2*(abs(error.holt)/abs(actualfinal.holt+final.holt))*100))
forecast31.damped= holt(input30finalts, h=1, damped=TRUE, alpha=NULL,
beta=NULL, initial="simple")

```

```

final31.damped=forecast31.damped$mean
forecast32.damped= holt(input31finalts,h=1, damped=TRUE, alpha=NULL,
beta=NULL, initial="simple")
final32.damped=forecast32.damped$mean
forecast33.damped= holt(input32finalts,h=1, damped=TRUE, alpha=NULL,
beta=NULL, initial="simple")
final33.damped=forecast33.damped$mean
forecast34.damped= holt(input33finalts,h=1, damped=TRUE, alpha=NULL,
beta=NULL, initial="simple")
final34.damped=forecast33.damped$mean
forecast35.damped= holt(input34finalts,h=1, damped=TRUE, alpha=NULL,
beta=NULL, initial="simple")
final35.damped=forecast35.damped$mean
forecast36.damped= holt(input35finalts,h=1, damped=TRUE, alpha=NULL,
beta=NULL, initial="simple")
final36.damped=forecast36.damped$mean
for.damped=c(final31.damped,final32.damped,final33.damped,final34.damped,final3
5.damped,final36.damped)
forts.damped=ts(for.damped, c(2,10), frequency=12)
epoxfinal.damped=(forts.damped*input31de$seasonal)
final.damped=c(epoxfinal.damped)
actualfinal.damped=c(actual)
error.damped <- actualfinal.damped - final.damped
me.damped =(1/6)*sum(error.damped)
mae.damped =(1/6)*sum(abs(error.damped))
mse.damped =(1/6)*sum(error.damped^2)
rmse.damped =sqrt(mse.damped)
mape.damped =(1/6)*sum(abs(error.damped/actualfinal.damped)*100)
smape.damped
=(1/6)*sum((2*(abs(error.damped)/abs(actualfinal.damped+final.damped))*100))
final31.theta=thetaclassic(input30, 1)
final32.theta=thetaclassic(input31, 1)
final33.theta=thetaclassic(input32, 1)
final34.theta=thetaclassic(input33, 1)
final35.theta=thetaclassic(input34, 1)
final36.theta=thetaclassic(input35, 1)
for.theta=c(final31.theta,final32.theta,final33.theta,final34.theta,final35.theta,final36.t
heta)
forts.theta=ts(for.theta, c(2,10), frequency=12)
epoxfinal.theta=(forts.theta*input31de$seasonal)
final.theta=c(epoxfinal.theta)
actualfinal.theta=c(actual)
error.theta <- actualfinal.theta - final.theta
me.theta =(1/6)*sum(error.theta)
mae.theta =(1/6)*sum(abs(error.theta))
mse.theta =(1/6)*sum(error.theta^2)
rmse.theta =sqrt(mse.theta)
mape.theta =(1/6)*sum(abs(error.theta/actualfinal.theta)*100)
smape.theta =(1/6)*sum((2*(abs(error.theta)/abs(actualfinal.theta+final.theta))*100))

```

```
output1=list(me.naive,mae.naive,mse.naive,rmse.naive,mape.naive,smape.naive,me.s  
ma,mae.sma,mse.sma,rmse.sma,mape.sma,smape.sma,me.ses,mae.ses,mse.ses,rmse.s  
es,mape.ses,smape.ses,me.holt,mae.holt,mse.holt,rmse.holt,mape.holt,smape.holt,me.  
damped,mae.damped,mse.damped,rmse.damped,mape.damped,smape.damped,me.the  
ta,mae.theta,mse.theta,rmse.theta,mape.theta,smape.theta)  
write.table(output1,file=paste("dec1_", i ,".csv"), sep=" ",col.names=FALSE, dec="/"  
)  
}
```