



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

**ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΠΡΟΩΘΗΣΗΣ ΠΡΟΪΟΝΤΩΝ ΚΑΡΤΩΝ ΚΑΙ ΑΝΑΛΥΣΗ -
ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΔΥΝΑΤΟΤΗΤΩΝ ΕΠΕΚΤΑΣΗΣ**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΟΣ Δ. ΟΥΛΗΣ - ΡΟΥΣΗΣ

Επιβλέπων: Βασίλειος Ασημακόπουλος
Καθηγητής Ε.Μ.Π

Υπεύθυνη: Χριστίνα Κωνσταντινίδου
Υποψήφια Διδάκτωρ Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Μάρτιος 2016



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ ΚΑΙ
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ
**ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΠΡΟΩΘΗΣΗΣ ΠΡΟΪΟΝΤΩΝ ΚΑΡΤΩΝ ΚΑΙ ΑΝΑΛΥΣΗ -
ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΔΥΝΑΤΟΤΗΤΩΝ ΕΠΕΚΤΑΣΗΣ**
ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ
ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΟΣ Δ. ΟΥΛΗΣ - ΡΟΥΣΗΣ

Επιβλέπων : Βασίλειος Ασημακόπουλος
Καθηγητής Ε.Μ.Π

Υπεύθυνη : Χριστίνα Κωνσταντινίδου
Υποψήφια Διδάκτωρ Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την Παρασκευή, 18 Μαρτίου 2016

.....
Βασίλειος Ασημακόπουλος	Ιωάννης Ψαρράς	Δημήτριος Ασκούνης
Καθηγητής Ε.Μ.Π	Καθηγητής Ε.Μ.Π	Αν. Καθηγητής Ε.Μ.Π

Αθήνα, Μάρτιος 2016

.....

Κωνσταντίνος Δ. Ουλής - Ρούσης

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π

Copyright © Κωνσταντίνος Δ. Ουλής - Ρούσης, 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

Οι προσπάθειες καταπολέμησης της φοροδιαφυγής έχουν στρέψει τη σύγχρονη κοινωνία στη χρήση πλαστικού χρήματος για τη διεκπεραίωση των συναλλαγών. Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η πρόβλεψη οικονομικών μεγεθών για τις πιστωτικές κάρτες, με την βοήθεια των οποίων θα μπορούν να εξαχθούν χρήσιμα συμπεράσματα για την κατάστροψη μιας αποτελεσματικής στρατηγικής προώθησής πιστωτικών καρτών.

Προς αυτήν την κατεύθυνση, πραγματοποιήθηκε αρχικά δημογραφική μελέτη των πελατών μεγάλης ελληνικής τράπεζας, με σκοπό την παρατήρηση των δημογραφικών στοιχείων των κατόχων πιστωτικών καρτών προκειμένου ομαδοποιηθούν και να είναι περισσότερο αποδοτική η εφαρμογή προωθητικών ενεργειών. Επιπλέον, εφαρμόστηκε πρόβλεψη ορισμένων οικονομικών στοιχείων της τράπεζας αυτής, με βάση τις χρονοσειρές που ελήφθησαν σαν δεδομένα.

Οι προβλέψεις παράχθηκαν από τις κλασικές μεθόδους πρόβλεψης, δηλαδή τις Naive, SES, Holt, Damped και την μέθοδο THETA. Τέλος, οι προβλέψεις που παράχθηκαν από τις παραπάνω μεθόδους συγκρίθηκαν μεταξύ τους ώστε να εξαχθούν συμπεράσματα ως προς την ακρίβεια τους και να επιλεγθούν οι ακριβέστερες από αυτές.

Λέξεις-κλειδιά:

Πιστωτικές κάρτες, τεχνικές προβλέψεων, χρονοσειρές

ABSTRACT

Credit cards are increasingly used in the modern societies in a try to mitigate the tax evasion.

The purpose of this thesis is the forecasting of financial figures for credit cards, as the under study figures can eventually lead to useful conclusions regarding the planning of an effective strategy for promoting credit cards.

In this context, a demographic study of a well established Greek bank's customer list is conducted focusing on observing the elements of the customers possessing a credit card. The elements are categorised in order to come up with an effective and efficient promoting strategy fit for the given purpose. Moreover forecasting of financial figures of the bank is performed based on the provided data (i.e. timeseries).

Typical forecasting techniques are used for the forecasts, these include the Naive, SES, Holt, Damped and Theta techniques. The results produced with each method are compared with each other to come to a conclusion regarding each method's accuracy levels.

Keywords:

Credit cards, forecasting techniques, time series

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στα πλαίσια των ερευνητικών δραστηριοτήτων της Μονάδας Προβλέψεων και Στρατηγικής κατά το ακαδημαϊκό έτος 2015-2016 υπό την επίβλεψη του Καθηγητή Ασημακόπουλου Βασίλειου. 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 Βασίλειο που μου έδωσε την ευκαιρία να ασχοληθώ με το αντικείμενο των προβλέψεων, αναθέτοντας μου τη συγκεκριμένη διπλωματική εργασία. 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 εργασίας.

Ευχαριστώ ιδιαίτερα την Υποψήφια Διδάκτωρ Χριστίνα Κωνσταντινίδου για τις γνώσεις της, την εμπιστοσύνη, την υποστήριξη και την καθοδήγηση που μου προσέφερε απλόχερα κατά τη διάρκεια της εκπόνησης της διπλωματικής μου εργασίας.

Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους συνάδελφους και πάνω απ' όλα φίλους μου, Νίκο, Δημήτρη και Τάσο για την υποστήριξη τους καθ' όλη τη διάρκεια της κοινής μας φοιτητικής πορείας.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους γονείς μου και τα αδέρφια μου που με στήριζαν και με στηρίζουν όλα αυτά τα χρόνια.

Κωνσταντίνος Δ. Ουλής – Ρούσης,

Αθήνα, Μάρτιος 2016

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΕΡΙΛΗΨΗ	7
ABSTRACT	9
ΠΡΟΛΟΓΟΣ	11
ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ	13
ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΓΡΑΦΗΜΑΤΩΝ	17
ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ	20
1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ	23
1.1 Γενική Εισαγωγή.....	23
1.2 Σκοπός της παρούσας διπλωματικής.....	23
1.3 Δομή διπλωματικής εργασίας	24
2 ΠΙΣΤΩΤΙΚΕΣ ΚΑΡΤΕΣ	27
2.1 Επίδραση capital controls στη χρήση καρτών	27
2.2 Τραπεζικά προϊόντα (είδη καρτών).....	29
2.2.1 Χρεωστικές κάρτες	29
2.2.2 Προπληρωμένες κάρτες	30
2.2.3 Πιστωτικές κάρτες	31
2.3 Κάρτες ανέπαφων συναλλαγών	33
2.3.1 Πλεονεκτήματα καρτών με ανέπαφες συναλλαγές.....	33
2.3.2 Μειονεκτήματα καρτών με ανέπαφες συναλλαγές.....	34
2.4 Πιστωτικές κάρτες που διαθέτουν οι ελληνικές τράπεζες στους καταναλωτές.....	34
3 ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ	39
3.1 Εισαγωγή στις τεχνικές προβλέψεων – Κατηγοριοποίηση Προβλέψεων.....	39
3.2 Χρονοσειρές.....	40
3.3 Μοντέλα και Μέθοδοι Προβλέψεων.....	43

3.3.1	Απλοϊκή Μέθοδος (Naive).....	44
3.3.2	Κινητοί Μέσοι Όροι.....	45
3.3.3	Μέθοδος Εκθετικής εξομάλυνσης	46
3.3.4	Μοντέλο Θ (Theta)	50
3.3.5	Μοντέλα παλινδρόμησης (Regression Models).....	51
3.3.6	Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Networks)	52
3.3.7	Συνδυαστικές μέθοδοι (Combining Methods)	52
3.4	Στατιστικοί Δείκτες	52
3.5	Σφάλματα και Ακρίβεια στην Πρόβλεψη	53
4	ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ	55
4.1	Παράγοντες που επηρεάζουν τη ζήτηση πιστωτικών καρτών	55
4.2	Μοντέλα πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν στη βιβλιογραφία.....	61
5	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΔΗΜΟΓΡΑΦΙΚΗΣ ΜΕΛΕΤΗΣ.....	65
5.1	Οικογενειακή κατάσταση.....	65
5.2	Ηλικία.....	66
5.3	Επαγγελματική απασχόληση.....	68
5.4	Ποσό Συναλλαγών	70
5.5	Σύνολο Πιστωτικών Καρτών	71
5.6	Έκδοση νέων πιστωτικών καρτών	71
5.7	Σύνολο συναλλαγών.....	72
5.8	Συνολικό υπόλοιπο.....	73
5.9	Καθυστέρηση αποπληρωμής.....	74
5.10	Ποσά σε καθυστέρηση για πελάτες που είναι σε οριστική καθυστέρηση.....	74
5.11	Υπόλοιπο σε καθυστέρηση.....	75
5.12	Συνολικά έσοδα	76

5.13	Είδη πιστωτικών καρτών	77
5.14	Οικονομικά μεγέθη τα προηγούμενα χρόνια.....	79
5.14.1	Συνολικά Έσοδα	79
5.14.2	Σύνολο ποσών που καταλήγουν σε καθυστέρηση.....	81
5.14.3	Συνολικές Πληρωμές	82
6	ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ	83
6.1	Εφαρμογή της μεθόδου Naive.....	83
6.2	Εφαρμογή της μεθόδου SES	85
6.3	Εφαρμογή της μεθόδου Holt	88
6.4	Εφαρμογή της μεθόδου DES.....	90
6.5	Εφαρμογή της Μεθοδου ΘΗΤΑ.....	92
7	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	95
7.1	Αποτελέσματα και Σύγκριση Μεθόδων.....	95
7.1.1	Συνολικός αριθμός καρτών.....	95
7.1.2	Ποσοστό ενεργοποίησης καρτών τον τελευταίο χρόνο	98
7.1.3	Συνολική πιστωτική έκθεση πελατών.....	100
7.1.4	Συνολικό ποσό σε καθυστέρηση.....	102
7.1.5	Συνολικό ποσό για επαναχρηματοδότηση	105
7.1.6	Ποσοστό συνολικών πληρωμών με τη Visa Classic.....	108
7.1.7	Ποσοστό συνολικών πληρωμών με την MC Classic	111
7.1.8	Ποσοστό συνολικών πληρωμών με την MC Gold	114
7.1.9	Ποσοστό συνολικών πληρωμών με την MC Platinum.....	117
7.2	Συμπεράσματα	120
8	ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΠΡΟΕΚΤΑΣΕΙΣ	123
	ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	125

Ελληνική Βιβλιογραφία	125
Ξένη Βιβλιογραφία	125
Ηλεκτρονικές Διευθύνσεις.....	126
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ	129
Εύρεση του Βέλτιστου Συντελεστή α για την Εφαρμογή της Μεθόδου SES	130
Εφαρμογή της Μεθόδου SES	132
Εύρεση των Βέλτιστων Συντελεστών α και β για την Εφαρμογή της Μεθόδου Holt.....	133
Εφαρμογή της Μεθόδου Holt	135
Εύρεση των Βέλτιστων Συντελεστών α , β και φ για την Εφαρμογή της Μεθόδου DES.....	136
Εφαρμογή της Μεθόδου DES.....	138

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΓΡΑΦΗΜΑΤΩΝ

Γράφημα 1. Αριθμός συναλλαγών με κάρτες ανά κάτοικο	28
Γράφημα 2. Αριθμός POS τερματικών ανά εκατομμύριο κατοίκους	28
Γράφημα 3. Αριθμός συναλλαγών ανά POS τερματικό	29
Γράφημα 4. Τάση	41
Γράφημα 5. Κυκλικότητα	42
Γράφημα 6. Ποσοστό χρήσης καρτών ανά οικογενειακή κατάσταση	66
Γράφημα 7. Σύνολο καρτών ανά ηλικία	67
Γράφημα 8. Σύνολο αγορών ανά ηλικιακή ομάδα	68
Γράφημα 9. Σύνολο πιστωτικών καρτών ανά επάγγελμα	69
Γράφημα 10. Αγορές με πιστωτικές κάρτες ανά επάγγελμα	70
Γράφημα 11. Ποσά συναλλαγών	70
Γράφημα 12. Σύνολο πιστωτικών καρτών	71
Γράφημα 13. Έκδοση νέων καρτών	72
Γράφημα 14. Σύνολο Συναλλαγών	72
Γράφημα 15. Σύνολο Αγορών	73
Γράφημα 16. Συνολικό Υπόλοιπο	73
Γράφημα 17. Ημέρες καθυστέρησης της αποπληρωμής	74
Γράφημα 18. Ποσά σε καθυστέρηση	75
Γράφημα 19. Υπόλοιπο σε καθυστέρηση	76
Γράφημα 20. Συνολικά έσοδα	76
Γράφημα 21. Σύνολο καρτών	77
Γράφημα 22. Συνολικές πωλήσεις ανά κάρτα	78
Γράφημα 23. Ποσά σε καθυστέρηση	79
Γράφημα 24. Συνολικά έσοδα των τραπεζών από τις πιστωτικές κάρτες	80
Γράφημα 25. Ποσά σε καθυστέρηση	81
Γράφημα 26. Σύνολο πληρωμών με πιστωτικές κάρτες	82
Γράφημα 27. Πρόβλεψη συνολικών ενεργών καρτών με τη μέθοδο Naïve	85
Γράφημα 28. Σύνολο ενεργών πιστωτικών καρτών	86

Γράφημα 29. Πρόβλεψη του ποσοστού των καρτών που ενεργοποιήθηκαν τον τελευταίο χρόνο με τη μέθοδο SES	87
Γράφημα 30. Πρόβλεψη συνολικής πιστωτικής έκθεσης πελάτη με την μέθοδο HOLT....	89
Γράφημα 31. Πρόβλεψη συνολικού ποσού καθυστέρησης - μέθοδος DES	92
Γράφημα 32. Πρόβλεψη συνολικού ποσού επαναχρηματοδότησης πελατών σε καθυστέρηση, με τη μέθοδο THETA	94
Γράφημα 33. Πρόβλεψη για το σύνολο ενεργών πιστωτικών καρτών.....	96
Γράφημα 34. Σφάλματα πρόβλεψης συνόλου ενεργών καρτών	97
Γράφημα 35. Πρόβλεψη συνόλου ενεργών καρτών με τη μέθοδο THETA.....	97
Γράφημα 36. Πρόβλεψη ποσοστού ενεργοποίησης καρτών για το 2014 με όλες τις μεθόδους	98
Γράφημα 37. Συγκεντρωτικά σφάλματα για την πρόβλεψη του ποσοστού ενεργοποίησης καρτών τον τελευταίο χρόνο από όλες τις μεθόδους.....	99
Γράφημα 38. Χρονοσειρά πρόβλεψης ποσοστού ενεργοποίησης καρτών τον τελευταίο χρόνο με την μέθοδο SES	100
Γράφημα 39. Πρόβλεψη συνολικής πιστωτικής έκθεσης πελατών με όλες τις μεθόδους..	101
Γράφημα 40. Συγκεντρωτικά σφάλματα για την πρόβλεψη της συνολικής πιστωτικής έκθεσης πελατών.....	102
Γράφημα 41. Πρόβλεψη της συνολικής πιστωτικής έκθεσης πελατών με την μέθοδο HOLT	102
Γράφημα 42. Πρόβλεψη του ποσού που πάει σε καθυστέρηση κάθε μήνα με όλες τις προβλέψεις.....	103
Γράφημα 43. Σφάλματα για την πρόβλεψη του ποσού που καταλήγει σε καθυστέρηση κάθε μήνα	104
Γράφημα 44. Πρόβλεψη του ποσού που καταλήγει σε καθυστέρηση κάθε μήνα με την μέθοδο THETA.....	105
Γράφημα 45. Πρόβλεψη του συνολικού ποσού επαναχρηματοδότησης, ανά μήνα, με όλες τις μεθόδους.....	106
Γράφημα 46. Σφάλματα πρόβλεψης του συνολικού ποσού επαναχρηματοδότησης.....	107
Γράφημα 47. Πρόβλεψη του συνολικού ποσού επαναχρηματοδότησης με τη μέθοδο NAIIVE	108

Γράφημα 48. Πρόβλεψη του μηνιαίου ποσοστού πληρωμών με χρήση της Visa Classic, με όλες τις προβλέψεις.....	109
Γράφημα 49. Σφάλματα πρόβλεψης του ποσοστού πληρωμών με την κάρτα Visa Classic	110
Γράφημα 50. Πρόβλεψη του μηνιαίου ποσοστού πληρωμών με χρήση της Visa Classic, με την μέθοδο SES.	110
Γράφημα 51. Πρόβλεψη του μηνιαίου ποσοστού πληρωμών με χρήση της MC Classic, με όλες τις προβλέψεις.....	112
Γράφημα 52. Σφάλματα πρόβλεψης του ποσοστού πληρωμών με την κάρτα MC Classic	113
Γράφημα 53. Πρόβλεψη του μηνιαίου ποσοστού πληρωμών με χρήση της MC Classic, με την μέθοδο HOLT.....	113
Γράφημα 54. Πρόβλεψη του μηνιαίου ποσοστού πληρωμών με χρήση της MC Gold, με όλες τις προβλέψεις.....	115
Γράφημα 55. Σφάλματα πρόβλεψης του ποσοστού πληρωμών με την κάρτα MC Gold ...	116
Γράφημα 56. Πρόβλεψη του μηνιαίου ποσοστού πληρωμών με χρήση της MC Gold, με την μέθοδο SES.....	116
Γράφημα 57. Πρόβλεψη του μηνιαίου ποσοστού πληρωμών με χρήση της MC Platinum, με όλες τις προβλέψεις.....	118
Γράφημα 58. Σφάλματα πρόβλεψης του ποσοστού πληρωμών με την κάρτα MC Platinum.....	119
Γράφημα 59. Πρόβλεψη του μηνιαίου ποσοστού πληρωμών με χρήση της MC Platinum, με την μέθοδο SES.....	119
Γράφημα 60. Συνολική επίδοση μεθόδων πρόβλεψης.....	121

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1. Ποσοστό χρήσης καρτών ανά οικογενειακή κατάσταση	65
Πίνακας 2. Σύνολο καρτών ανά ηλικία	66
Πίνακας 3. Σύνολο αγορών ανά ηλικιακή ομάδα	67
Πίνακας 4. Πιστωτικές κάρτες ανά επάγγελμα	68
Πίνακας 5. Σύνολο αγορών ανά επάγγελμα	69
Πίνακας 6. Σύνολο καρτών	77
Πίνακας 7. Συνολικές αγορές ανά κάρτα	77
Πίνακας 8. Ποσά σε καθυστέρηση	78
Πίνακας 9. Συνολικά έσοδα από τις πιστωτικές κάρτες.....	80
Πίνακας 10. Ποσά σε καθυστέρηση	81
Πίνακας 11. Σύνολο Πληρωμών	82
Πίνακας 12. Ενεργές Πιστωτικές Κάρτες.....	84
Πίνακας 13. Πρόβλεψη συνολικών ενεργών πιστωτικών καρτών - μέθοδος Naive	84
Πίνακας 14. Ποσοστό ενεργοποίησης πιστωτικών καρτών το τελευταίο έτος	86
Πίνακας 15. Πρόβλεψη του ποσοστού των καρτών που ενεργοποιήθηκαν τον τελευταίο χρόνο με τη μέθοδο SES	87
Πίνακας 16. Συνολική πιστωτική έκθεση πελατών ανά μήνα	88
Πίνακας 17. Πρόβλεψη συνολικής πιστωτικής έκθεσης πελάτη με την μέθοδο HOLT	89
Πίνακας 18. Μηνιαία ποσά σε καθυστέρηση.....	91
Πίνακας 19. Πρόβλεψη συνολικού ποσού καθυστέρησης - μέθοδος DES	91
Πίνακας 20. Συνολικό μηνιαίο ποσό επαναχρηματοδότησης πελατών σε καθυστέρηση.....	93
Πίνακας 21. Πρόβλεψη επαναχρηματοδότησης πελατών σε καθυστέρηση, με τη μέθοδο THETA.....	94
Πίνακας 22. Σύνολο ενεργών πιστωτικών καρτών	95
Πίνακας 23. Σφάλματα πρόβλεψης συνόλου ενεργών καρτών	96
Πίνακας 24. Ποσοστό ενεργοποίησης καρτών ανά μήνα.....	98
Πίνακας 25. Συγκεντρωτικά σφάλματα για την πρόβλεψη του ποσοστού ενεργοποίησης καρτών τον τελευταίο χρόνο από όλες τις μεθόδους.....	99
Πίνακας 26. Συνολική πιστωτική έκθεση πελατών	100

Πίνακας 27. Συγκεντρωτικά σφάλματα για την πρόβλεψη της συνολικής πιστωτικής έκθεσης πελατών.....	101
Πίνακας 28. Ποσά σε καθυστέρηση ανά μήνα.....	103
Πίνακας 29. Σφάλματα για την πρόβλεψη του ποσού που καταλήγει σε καθυστέρηση κάθε μήνα.....	104
Πίνακας 30. Συνολικά ποσά επαναχρηματοδότησης, ανά μήνα.....	106
Πίνακας 31. Σφάλματα πρόβλεψης του συνολικού ποσού επαναχρηματοδότησης.....	107
Πίνακας 32. Ποσοστό μηνιαίων πληρωμών με την Visa Classic.....	108
Πίνακας 33. Σφάλματα πρόβλεψης του ποσοστού πληρωμών με την κάρτα Visa Classic.....	109
Πίνακας 34. Ποσοστό μηνιαίων πληρωμών με την Visa Classic.....	111
Πίνακας 35. Σφάλματα πρόβλεψης του ποσοστού πληρωμών με την κάρτα MC Classic.....	112
Πίνακας 36. Ποσοστό μηνιαίων πληρωμών με την MC Gold.....	114
Πίνακας 37. Σφάλματα πρόβλεψης του ποσοστού πληρωμών με την κάρτα MC Gold.....	115
Πίνακας 38. Ποσοστό μηνιαίων πληρωμών με την MC Platinum.....	117
Πίνακας 39. Σφάλματα πρόβλεψης του ποσοστού πληρωμών με την κάρτα MC Platinum.....	118
Πίνακας 40. Επιτυχίες μεθόδων.....	120

1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 Γενική εισαγωγή

Η πρόβλεψη για το μέλλον αποτελεί αναπόσπαστο κομμάτι της καθημερινότητάς μας. Καθημερινά γίνεται προσπάθεια πρόβλεψης των καταστάσεων που δύνανται να μας επηρεάσουν τόσο βραχυπρόθεσμα όσο και μακροπρόθεσμα. Ένα απλό παράδειγμα βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης συνιστά η πρόγνωση των καιρικών φαινομένων με σκοπό την κατάλληλη ενδυμασία σε περίπτωση ψύχους ή την ύπαρξη ομπρέλας σε περίπτωση βροχής. Όσο πιο σημαντική είναι βέβαια μια κατάσταση τόσο επιτακτικότερη είναι και η ανάγκη της γνώσης για το τι θα συμβεί στο μέλλον με σκοπό την καλύτερη αντιμετώπιση των καταστάσεων και την άμβλυνση των αρνητικών συνεπειών. Έτσι και στο χώρο των επιχειρήσεων πλέον επενδύουν στην πρόβλεψη του μέλλοντος. Μέσω της πρόβλεψης οι επιχειρήσεις δύνανται να διαχειριστούν καλύτερα τις δυσμενείς συνθήκες που μπορεί να προκύψουν αλλά και να επενδύσουν με βέλτιστο τρόπο στην ανάπτυξη και επέκταση των επιχειρήσεων τους.

Οι ανεξέλεγκτες διαστάσεις που έχει λάβει η φοροδιαφυγή έχει ωθήσει στη λήψη σημαντικών μέτρων με στόχο την καταπολέμηση της. Τρόπο αντιμετώπισης της φοροδιαφυγής συνιστά και η ολοένα αυξανόμενη χρήση του πλαστικού χρήματος για την διεκπεραίωση των συναλλαγών. Παρότι στην Ευρώπη το μεγαλύτερο ποσοστό των συναλλαγών γίνεται με χρήση καρτών εδώ και αρκετά χρόνια, στην Ελλάδα οι κάρτες εισήχθησαν πιο έντονα στην καθημερινότητα των Ελλήνων πολιτών μετά την εφαρμογή των capital controls, εφόσον τα ποσά ανάληψης μετρητών ήταν περιορισμένα στο ελάχιστο.

1.2 Σκοπός της παρούσας διπλωματικής

Η παρούσα διπλωματική εργασία είχε σαν σκοπό την αξιολόγηση της προώθησης των πιστωτικών καρτών στην ελληνική κοινωνία και τη διερεύνηση τρόπων με τους οποίους μπορεί η τράπεζα να επεκτείνει το μερίδιό της στην αγορά των πιστωτικών καρτών.

Προκειμένου να επιτευχθεί ο στόχος, πραγματοποιήθηκε δημογραφική μελέτη του συνόλου των κατόχων πιστωτικών καρτών. Η δημογραφική μελέτη είχε ως αποτέλεσμα την ομαδοποίηση των κατόχων πιστωτικών καρτών ώστε να είναι πιο εύκολη η εξαγωγή συμπερασμάτων και μελετάμε τις οικονομικές συνήθειες των καταναλωτών ανά ομάδα.

Επιπρόσθετα, με χρήση κλασικών μεθόδων πρόβλεψης :NAÏVE, SES, HOLT, DES και THETA εφαρμόστηκε πρόβλεψη σε χρονοσειρές που ελήφθησαν από μεγάλη ελληνική τράπεζα. Οι χρονοσειρές αυτές αφορούσαν τον αριθμό των πιστωτικών καρτών, το ποσοστό των καρτών που ενεργοποιούνται, τη συνολική πιστωτική έκθεση των πελατών της τράπεζας, το συνολικό ποσό που καταλήγει σε καθυστέρηση, το ποσό που διαθέτει η τράπεζα για επαναχρηματοδότηση των κατόχων που είναι σε οριστική καθυστέρηση καθώς οι πληρωμές που γίνονται ανά τύπο κάρτας της τράπεζας.

1.3 Δομή διπλωματικής εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία αποτελείται από το παρόν εισαγωγικό κεφάλαιο καθώς και από άλλα οκτώ κεφάλαια που αναλύονται παρακάτω.

Το κεφάλαιο 2 αναφέρεται στις πιστωτικές κάρτες. Πραγματοποιείται ιστορική αναδρομή, αναφέρονται τα είδη καρτών που υπάρχουν και παρουσιάζονται τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα του εκάστοτε είδους κάρτας.

Το κεφάλαιο 3 αναφέρεται στις τεχνικές προβλέσεων. Αρχικά, αναφέρεται η σπουδαιότητα των προβλέσεων και η κατηγοριοποίησή τους. Επιπλέον, δίνεται η έννοια των χρονοσειρών και παρουσιάζονται τα χαρακτηριστικά τους. Στη συνέχεια, αναλύονται οι πλέον διαδεδομένες μέθοδοι για την παραγωγή προβλέσεων, και, τέλος, παρουσιάζονται τα σφάλματα σύμφωνα με τα οποία κρίνεται η ακρίβεια των προβλέσεων.

Στο κεφάλαιο 4 παρουσιάζεται η βιβλιογραφική επισκόπηση που πραγματοποιήθηκε κατά την εκπόνηση της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Αναλύονται τα συμπεράσματα στα οποία κατέληξαν οι εξεταζόμενες μελέτες σε σχέση με τα δημογραφικά χαρακτηριστικά των καταναλωτών καθώς και οι μέθοδοι πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν.

Στο κεφάλαιο 5 πραγματοποιήθηκε δημογραφική μελέτη στο σύνολο των καταναλωτών πιστωτικών καρτών μεγάλης ελληνικής τράπεζας. Επιπλέον, παρουσιάστηκαν ορισμένα οικονομικά στοιχεία για τις πιστωτικές κάρτες.

Στο κεφάλαιο 6 εφαρμόστηκαν τα μοντέλα πρόβλεψης στις χρονοσειρές. Παρουσιάζονται όλες οι τεχνικές.

Στο κεφάλαιο 7 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν. Τα αποτελέσματα αυτά συγκρίνονται μεταξύ τους, έτσι ώστε να αναδειχθεί η βέλτιστη μέθοδος από αυτές που χρησιμοποιήθηκαν για το συγκεκριμένο δείγμα προβλέσεων.

Το κεφάλαιο 8 αναφέρεται στις μελλοντικές προεκτάσεις με σκοπό τη βελτιστοποίηση των προβλέψεων.

Έπειτα συγκεντρώνεται όλη η βιβλιογραφία που μελετήθηκε.

Στο τέλος της διπλωματικής εργασίας παρατίθεται παράρτημα στο οποίο αναφέρονται οι κώδικες που χρησιμοποιήθηκαν για την υλοποίηση των προβλέψεων.

2 ΠΙΣΤΩΤΙΚΕΣ ΚΑΡΤΕΣ

2.1 Επίδραση capital controls στη χρήση καρτών

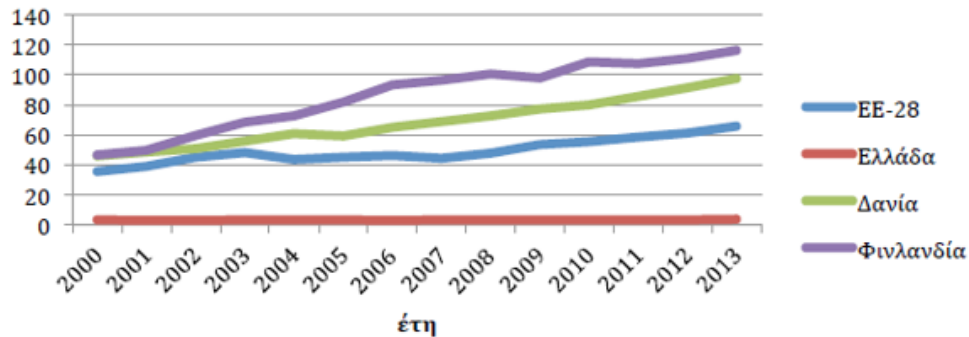
Η χρήση των πιστωτικών καρτών έγινε ευρέως διαδεδομένη μετά την εφαρμογή των capital controls. Συγκεκριμένα, δυο εβδομάδες μετά την εφαρμογή των capital controls η αύξηση στις συναλλαγές με χρήση καρτών ξεπέρασε το 135%. Σημαντική ήταν επίσης η αύξηση των νέων κωδικών για e-banking που ξεπέρασαν τις 150.000.

Η επέκταση αυτή των ηλεκτρονικών πληρωμών θα έχει θετικά αποτελέσματα στο σύνολο της οικονομίας, μειώνοντας την παραοικονομία και κατ' επέκταση τη φοροδιαφυγή. Το μέγεθος της φοροδιαφυγής στην Ελλάδα για το έτος 2013 ήταν στο 23.6% του ΑΕΠ. Η συντονισμένη υλοποίηση ενός εκτενούς πακέτου μέτρων για την αύξηση των ηλεκτρονικών συναλλαγών και ειδικά της χρήσης καρτών, θα μπορούσε να μειώσει τουλάχιστον κατά 25% τη «μαύρη» οικονομία, ενισχύοντας σημαντικά τα δημόσια έσοδα της χώρας. Για αυτόν το λόγο γίνονται προωθητικές ενέργειες για τη συστηματική χρήση των καρτών για τις πληρωμές.

Σύμφωνα με διαθέσιμα στοιχεία της ΕΚΤ για το χρονικό διάστημα 2000-2013, όσον αφορά στις πληρωμές με πλαστικό χρήμα (χρεωστικές και πιστωτικές κάρτες), η Ελλάδα κατατάσσεται στις τελευταίες θέσεις (με 6%), ενώ στην πρώτη θέση βρίσκεται το Ηνωμένο Βασίλειο (με 15% το 2013). Το αξιοσημείωτο είναι ότι παρότι η Ελλάδα έχει ικανοποιητικό αριθμό χρεωστικών και πιστωτικών καρτών σε σύγκριση με τις χώρες της Ε.Ε, η χρήση τους δεν είναι εκτεταμένη. Σύμφωνα με συγκλίνουσες εκτιμήσεις, στη χώρα μας σήμερα, κυκλοφορούν περισσότερες από 11,5 εκατ. και 3 εκατ. χρεωστικές και πιστωτικές κάρτες αντίστοιχα.

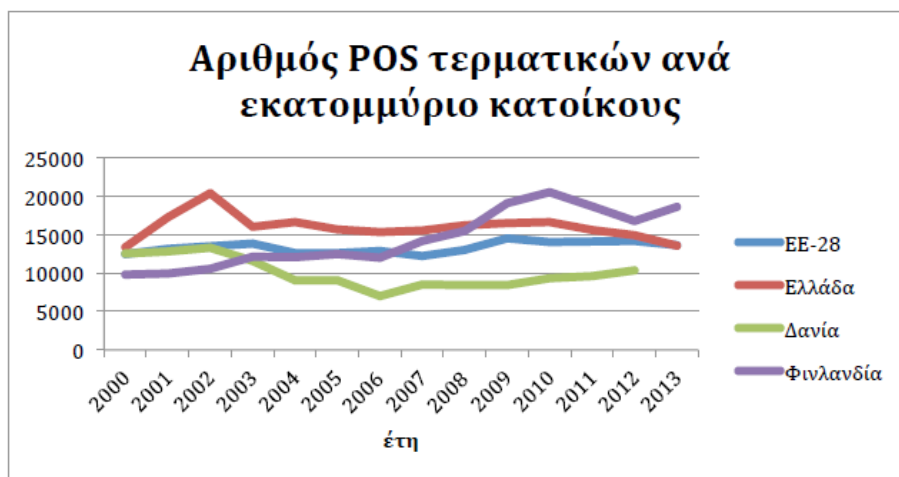
Όπως όμως αναφέρθηκε και προηγουμένως, ο κατά κεφαλήν αριθμός συναλλαγών που πραγματοποιούνται με αυτές τις κάρτες είναι ιδιαίτερα αποθαρρυντικός. Συγκεκριμένα, μέχρι το 2008 η Ελλάδα βρισκόταν στην τρίτη θέση από το τέλος, ενώ μετά το 2009 στη δεύτερη θέση, ξεπερνώντας μόνο τη Βουλγαρία σε συναλλαγές με κάρτα ανά κάτοικο. Ενδεικτικά για το 2013, οι κατά κεφαλήν συναλλαγές με κάρτα στη Βουλγαρία ήταν 1.56 και στην Ελλάδα 3.78, όταν στη Ρουμανία, τη Δανία και τη Φινλανδία ήταν 6.6, 97.63 και 116.2 εκατομμύρια αντίστοιχα. Ενώ δηλαδή η κατοχή καρτών στην Ελλάδα βρίσκεται σε ικανοποιητικό επίπεδο συγκριτικά με τις υπόλοιπες χώρες της Ε.Ε., η εξοικείωση των κατόχων για τη χρήση αυτών των καρτών είναι πολύ περιορισμένη.

Αριθμός συναλλαγών με κάρτες ανά κάτοικο



Γράφημα 1. Αριθμός συναλλαγών με κάρτες ανά κάτοικο

Επιπλέον, αντιφατική εικόνα προκύπτει και από τον αριθμό των μηχανημάτων αποδοχής καρτών (Point Of Sale - POS) στην χώρα ανά κάτοικο σε σχέση με τις συναλλαγές που πραγματοποιούνται ανά POS τερματικό. Μετά τα capital controls ενεργοποιήθηκαν 70.000 μηχανήματα αποδοχής καρτών στην ελληνική αγορά από τον Ιούνιο του 2015 όπου υπήρχαν 160.000 μηχανήματα, σημειώνοντας σε διάστημα 6 μηνών σημαντική αύξηση. Σύμφωνα με εκτιμήσεις τραπεζικών στελεχών θα έχουν προστεθεί στην αγορά μέσα στο 2016 ακόμη 70.000 έως 80.000 μηχανήματα, φθάνοντας έτσι τα 300.000 POS. Ωστόσο, αξίζει να σημειωθεί πως η ελληνική αγορά χρειάζεται περίπου 400.000, στόχος που θα επιτευχθεί άμεσα.



Γράφημα 2. Αριθμός POS τερματικών ανά εκατομμύριο κατοίκους

Ιδιαίτερα λίγες είναι όμως οι συναλλαγές που πραγματοποιήθηκαν ανά POS στην Ελλάδα. Το 2013, 114.76 συναλλαγές πραγματοποιήθηκαν ανά POS τερματικό στην Ελλάδα, όταν στη Βουλγαρία πραγματοποιήθηκαν 134.46, στη Ρουμανία 886.11 και στην Κύπρο 887.75. Ο μέσος όρος στην ΕΕ ήταν 3453.98 συναλλαγές ανά τερματικό.



Γράφημα 3. Αριθμός συναλλαγών ανά POS τερματικό

2.2 Τραπεζικά προϊόντα (είδη καρτών)

Οι κάρτες σαν μέθοδος πληρωμής αγαθών και υπηρεσιών έχουν αλλάξει εντελώς τον τρόπο συναλλαγής τις τελευταίες δεκαετίες στον κόσμο. Η πρώτη τραπεζική κάρτα που χρησιμοποιήθηκε ποτέ για συναλλαγματικούς σκοπούς ήταν το 1946 από τον τραπεζίτη John Biggins στην γειτονία του Brooklyn. Επρόκειτο για μια χρεωστική κάρτα που χρησιμοποιήθηκε για συναλλαγές με τα καταστήματα της περιοχής. Η πρώτη πιστωτική κάρτα που εισήχθη στην αγορά ήταν από την Franklin National Bank της Νέας Υόρκης το 1951 και χρησιμοποιήθηκε από πελάτες της τράπεζας σε εμπόρους που συνεργάζονταν με την τράπεζα.

2.2.1 Χρεωστικές κάρτες

Οι χρεωστικές κάρτες εκδίδονται από τραπεζικά ιδρύματα υπέρ ενός δικαιούχου ο οποίος διατηρεί λογαριασμό στην τράπεζα αυτή. Στις συναλλαγές με τη χρήση αυτής της κάρτας πραγματοποιείται αυτόματη μεταφορά του ποσού από τον λογαριασμό του δικαιούχου στο λογαριασμό του εμπόρου. Οι χρεωστικές κάρτες χρησιμοποιούνται για ανάληψη χρημάτων από

ΑΤΜ και για ηλεκτρονικές πληρωμές. Είναι ευρέως διαδεδομένες επειδή παρέχουν μεγάλη ασφάλεια αφού δεν μπορούν να υπερχρεωθούν διότι δεν γίνεται πίστωση.

2.2.1.1 Πλεονεκτήματα χρεωστικών καρτών

- Τα κεφάλαια αφαιρούνται άμεσα από το λογαριασμό της τράπεζας του πελάτη οπότε δεν υπάρχει περίπτωση υπερχρέωσης.
- Δε γίνεται αξιολόγηση των πελατών για την έκδοση χρεωστικών καρτών όπως απαιτείται στις πιστωτικές κάρτες, οπότε μπορεί να γίνει κάτοχος οποιοσδήποτε.
- Για ανάληψη των κεφαλαίων του δικαιούχου δεν έχει υψηλές προμήθειες και επιτόκια όπως έχουν οι πιστωτικές.

2.2.1.2 Μειονεκτήματα χρεωστικών καρτών

- Δεν υπάρχει η δυνατότητα αγορών με δόσεις.
- Σε περίπτωση υπερανάληψης τα επιτόκια είναι πολύ υψηλά σε σχέση με άλλες μορφές δανεισμού.

2.2.2 Προπληρωμένες κάρτες

Οι προπληρωμένες κάρτες χρησιμοποιούνται για ηλεκτρονικές πληρωμές και ανάληψη μετρητών όπως οι χρεωστικές κάρτες. Η διαφορά είναι ότι οι προπληρωμένες κάρτες φορτίζονται με ένα συγκεκριμένο χρηματικό ποσό και δεν μπορούν να υπερχρεωθούν. Ακόμα, για να έχει κάποιος προπληρωμένη κάρτα δεν είναι απαραίτητη η ύπαρξη τραπεζικού λογαριασμού. Η φόρτιση τους γίνεται μέσω των καταστημάτων των τραπεζών, μέσω ΑΤΜ, μέσω Κέντρων Αυτόματων Συναλλαγών, μέσω internet και phone banking.

2.2.2.1 Πλεονεκτήματα προπληρωμένων καρτών

- Η απόκτηση γίνεται εύκολα, χωρίς κατάθεση δικαιολογητικών.
- Υπάρχει ασφάλεια αγορών. Το ύψος των αγορών δεν μπορεί να ξεπεράσει το υπόλοιπο των χρημάτων της κάρτας.

2.2.2.2 Μειονεκτήματα προπληρωμένων καρτών

- Χρεώνουν προμήθεια κατά την έκδοση, τη φόρτισή τους και την ανάληψη μετρητών από ΑΤΜ.
- Δεν υπάρχει η δυνατότητα υπερανάληψης ή πίστωσης, επομένως ο κάτοχος αυτής της κάρτας είναι υποχρεωμένος να “φορτίζει” την κάρτα προκειμένου να κάνει αγορές με αποτέλεσμα να πληρώνει κάθε φορά σχετική προμήθεια.
- Δεν υπάρχει η δυνατότητα μερικής εξόφλησης των αγορών
- Οι προπληρωμένες κάρτες δεν είναι ιδιαίτερα διαδεδομένες και έτσι δεν γίνονται δεκτές από όλα τα POS των καταστημάτων.

2.2.3 Πιστωτικές κάρτες

Οι πιστωτικές κάρτες χρησιμοποιούνται ακριβώς με τον ίδιο τρόπο όπως οι χρεωστικές, με κύρια διαφορά ότι το ποσό της πληρωμής πιστώνεται στον λογαριασμό του δικαιούχου, με πιστωτικό όριο που έχει προκαθοριστεί από την τράπεζα. Συνήθως το ποσό αυτό καθορίζεται με βάση την οικονομική δυνατότητα του πελάτη. Φυσικά για αυτές τις πιστώσεις υπάρχουν και οι αντίστοιχες προσυμφωνημένες χρεώσεις. Ο δικαιούχος μπορεί να ξεχρεώσει κάνοντας μερική εξόφληση, καταβάλλοντας την ελάχιστη μηνιαία καταβολή μέχρι και το συνολικό ποσό πίστωσης, οπότε σε αυτή την περίπτωση πραγματοποιεί εφάπαξ εξόφληση. Η ελάχιστη καταβολή εξαρτάται από την τράπεζα και μπορεί να είναι ένα συγκεκριμένο ποσό ή ένα ποσοστό της συνολικής πίστωσης.

2.2.3.1 Πιστωτικές κάρτες χωρίς συνδρομή

Οι τράπεζες για να προσελκύσουν πελάτες προσφέρουν τις πιστωτικές κάρτες για το πρώτο έτος χωρίς συνδρομή. Ο δικαιούχος ανάλογα με τον τζίρο που έκανε μπορεί να ζητήσει επέκταση αυτής της περιόδου και για τον δεύτερο χρόνο ή και για πάντα και η τράπεζα αξιολογεί την οικονομική του κατάσταση καθώς και το ιστορικό του πελάτη αν αυτός είναι ήδη πελάτης της τράπεζας. Αν η τράπεζα δεν δεχτεί το αίτημα του δικαιούχου, εκείνος μπορεί να ζητήσει διακοπή της κάρτας τρεις μήνες πριν την λήξη του πρώτου χρόνου.

2.2.3.2 Πιστωτικές κάρτες επιστροφής χρημάτων

Με τη χρήση αυτών των καρτών ο δικαιούχος μπορεί να επωφελείται από την επιστροφή ενός ποσοστού της αξίας των συνολικών αγορών του, η οποία μπορεί να χρησιμοποιηθεί στις επόμενες

αγορές του. Σημαντικό σε αυτήν την περίπτωση είναι ο δικαιούχος να εξοφλεί έγκαιρα τις υποχρεώσεις του προς την τράπεζα, ώστε να μην επιβαρύνεται με τόκους του χρεωστικού υπόλοιπου, καθώς σε αυτή την περίπτωση οι τόκοι μπορεί να ξεπερνούν την επιστροφή χρημάτων.

2.2.3.3 Φοιτητικές πιστωτικές κάρτες

Οι φοιτητικές πιστωτικές κάρτες είναι σχεδιασμένες για φοιτητές. Τα πλεονεκτήματά τους είναι ότι απαιτούν λιγότερα δικαιολογητικά για την έκδοσή τους και έχουν μηδενική ετήσια συνδρομή καθ' όλη τη διάρκεια της φοίτησης. Το βασικό μειονέκτημα τους έναντι των υπολοίπων πιστωτικών καρτών είναι το χαμηλό πιστωτικό όριο (στις περισσότερες τράπεζες είναι 800 ευρώ).

2.2.3.4 Πλεονεκτήματα πιστωτικών καρτών

Γενικότερα οι πιστωτικές κάρτες έχουν πολλά πλεονεκτήματα, αν ο δικαιούχος αποπληρώνει τακτικά και στον προκαθορισμένο χρόνο το χρέος του χωρίς αυτό να καθίσταται ληξιπρόθεσμο και να επιβαρύνεται με τους προκαθορισμένους τόκους της κάρτας.

Οι πιστωτικές κάρτες έχουν τα παρακάτω πλεονεκτήματα :

- Μπορούν να χρησιμοποιηθούν παντού (ηλεκτρονικό εμπόριο, τηλέφωνο, στο εξωτερικό κλπ) ακόμα και σε περίπτωση εκτάκτων και απρόβλεπτων συνθηκών (πχ λόγοι υγείας, απόλυση κλπ).
- Δυνατότητα πληρωμών σε δόσεις, χωρίς να απαιτείται η καταβολή όλου του ποσού.
- Δυνατότητα υπερανάληψης μετρητών σαν μία μορφή δανείου, που παρέχεται όμως με υψηλότερο επιτόκιο.
- Επιστροφή χρημάτων μέσω bonus πόντων επιβράβευσης.
- Απαλλάσσει τον κάτοχο από την ανάγκη μεταφοράς μετρητών και έτσι μειώνει τον κίνδυνο απώλειας.
- Παροχή δωρεάν βραχυπρόθεσμης πίστωσης με την προϋπόθεση ότι ο δικαιούχος εξοφλεί το συνολικό υπόλοιπο μέσα στην περίοδο χάριτος.
- Παροχή επιπρόσθετων υπηρεσιών όπως για παράδειγμα ασφαλιστική και ιατρική κάλυψη.
- Ασφάλεια σε μεγάλες συναλλαγές.
- Ταχύτητα στις συναλλαγές.

- Εύκολη παρακολούθηση των εξόδων του δικαιούχου, αφού στο τέλος κάθε μήνα όλα τα έξοδα αναγράφονται στον λογαριασμό που λαμβάνει από την τράπεζα.

2.2.3.5 Μειονεκτήματα πιστωτικών καρτών

Οι πιστωτικές κάρτες έχουν τα παρακάτω μειονεκτήματα :

- Το επιτόκιο το οποίο είναι η πιο σημαντική επιβάρυνση προς τον δικαιούχο αν έχει ανεξόφλητα υπόλοιπα. Το επιτόκιο στις πιστωτικές κάρτες είναι αρκετά υψηλό σε σχέση με άλλες μορφές δανεισμού.
- Ετήσια συνδρομή πιστωτικής κάρτας.
- Το πιστωτικό όριο καθορίζεται από την τράπεζα και μπορεί να μην καλύπτει επαρκώς τις ανάγκες του δικαιούχου.
- Κίνδυνος συσσώρευσης υψηλού πιστωτικού χρέους από αλόγιστη χρήση που μπορεί να οδηγήσει σε χρεοκοπία του πελάτη.

2.3 Κάρτες ανέπαφων συναλλαγών

Λόγω της ευρείας χρήσης των καρτών στις καθημερινές μας συναλλαγές οι τράπεζες παρέχουν πλέον στους καταναλωτές τους κάρτες με τις οποίες έχουν τη δυνατότητα να πληρώσουν χωρίς να εισάγουν την κάρτα στο τερματικό (POS), αρκεί να πλησιάσουν την κάρτα. Ανέπαφες συναλλαγές μπορούν να γίνουν και χωρίς τη χρήση κάρτας, αλλά με την χρήση του smartphone μας. Τα νέα smartphone υποστηρίζουν την τεχνολογία NFC (Near Field Communication), αυτή είναι μία τεχνολογία εξομοίωσης των καρτών όπου τα στοιχεία της κάρτας και των συναλλαγών θα φιλοξενοούνται στο cloud αντί της κάρτας SIM. Έτσι πλησιάζοντας το κινητό μας τηλέφωνο στο τερματικό θα έχουμε τη δυνατότητα να πληρώνουμε.

2.3.1 Πλεονεκτήματα καρτών με ανέπαφες συναλλαγές

Οι κάρτες με ανέπαφες συναλλαγές έχουν όλα τα πλεονεκτήματα που έχουν οι υπόλοιπες κάρτες. Το πλεονέκτημα που τις κάνει να ξεχωρίζουν έναντι των άλλων είναι ότι ο κάτοχος μπορεί να κάνει συναλλαγές χωρίς να εισάγει την κάρτα στο τερματικό και χωρίς να εισάγει κωδικό. Επίσης για τις ανέπαφες συναλλαγές δεν χρειάζεται να υπογράψει στην απόδειξη ο χρήστης.

2.3.2 Μειονεκτήματα καρτών με ανέπαφες συναλλαγές

Το βασικότερο μειονέκτημα των καρτών αυτών είναι ότι το ποσό που μπορεί να συναλλάσσεται ο κάτοχος, μέχρι στιγμής, χωρίς επαφή είναι πολύ χαμηλό, της τάξης των 25 ευρώ. Ένα ακόμη σημαντικό μειονέκτημα είναι ότι δεν υπάρχουν ακόμη πολλά μηχανήματα που να δέχονται τέτοιες κάρτες.

2.4 Πιστωτικές κάρτες που διαθέτουν οι ελληνικές τράπεζες στους καταναλωτές

- Πιστωτικές κάρτες της Εθνικής τράπεζας.



NATIONAL BANK
OF GREECE

Η Εθνική Τράπεζα της Ελλάδας προσφέρει μια μεγάλη σειρά από πιστωτικές κάρτες. Οι κάρτες αυτές είναι η Mastercard, η Gold Mastercard, η Platinum Mastercard και η Visa και είναι οι κλασικές πιστωτικές κάρτες. Επίσης, συνεργάζεται με επιχειρήσεις και προσφέρει και ειδικές κάρτες οι οποίες στις συγκεκριμένες επιχειρήσεις έχουν κάποια προνόμια. Σε συνεργασία με την Toyota προσφέρει την Toyota visa και σε συνεργασία με τον όμιλο Ιασώ προσφέρει My Club Card VISA.

- Πιστωτικές κάρτες της τράπεζας Πειραιώς.



Η τράπεζα Πειραιώς προσφέρει μια μεγάλη γκάμα από πιστωτικές κάρτες, την Πειραιώς Visa Electron, την Πειραιώς Classic, την Πειραιώς Gold και την Πειραιώς MasterCard. Η τράπεζα Πειραιώς έχει κάνει συνεργασία με μεγάλους ποδοσφαιρικούς ομίλους και παρέχει τις κάρτες AEK F.C. MasterCard & Gold, Aris B.C. MasterCard, Olympiacos F.C. MasterCard & Gold, Olympiacos B.C. World MasterCard & Gold, Panathinaikos F.C. Visa Classic & Gold και την Champions Card MasterCard. Επιπλέον, παρέχει κάρτα με ειδικές προσφορές για φοιτητές, την Πιστωτική Κάρτα για φοιτητές - University Visa. Σε συνεργασία με την AB Βασιλόπουλος παρέχει την AB Plus MasterCard Credit. Σε πελάτες που ταξιδεύουν συχνά με το αεροπλάνο προσφέρεται Miles & More World MasterCard & Gold. Τέλος, η τράπεζα Πειραιώς προκειμένου

να συνεισφέρει στο πολύτιμο έργο Κοινοφελών Οργανισμών προσφέρει την Πειραιώς winlife Visa.

- Πιστωτικές κάρτες της Alpha Bank.



ALPHA BANK

Η Alpha Bank προσφέρει τις κλασικές πιστωτικές κάρτες όπως είναι η Diners Club, Dynamic American Express, Dynamic American Express. Επίσης συνεργάζεται με τα Notos galleries και τα Notos home και προσφέρει την κάρτα notosplus Visa και συνεργάζεται και με τον όμιλο Inditex και προσφέρει την κάρτα Affinity World MasterCard. Τέλος, σε συνεργασία με τα πρατήρια υγρών καυσίμων shell προσφέρει την κάρτα Energy MasterCard.

- Πιστωτικές κάρτες της Eurobank.



Η Eurobank προσφέρει τις Visa & MasterCard Classic, Visa & MasterCard Gold που είναι οι κλασικές πιστωτικές κάρτες. Επίσης, προσφέρει την κάρτα YES VISA που σε συνεργασία με μεγάλα εμπορικά κέντρα προσφέρει στους κατόχους της πόντους για τις επόμενες αγορές τους.

2.5 Πιστωτικές κάρτες που διαθέτουν στους καταναλωτές οι τράπεζες στο εξωτερικό.

- Πιστωτικές κάρτες της Bank of America.



Η Bank of America που δραστηριοποιείται στην Αμερική προσφέρει τις κάρτες BankAmericard Cash Rewards credit card και την BankAmericard credit card που είναι οι κλασικές κάρτες. Επίσης, προσφέρει την κάρτα BankAmericard Travel Rewards credit card που χρησιμοποιείται από χρήστες που ταξιδεύουν συχνά με αεροπλάνο και έχουν επιστροφή πόντων με αγορές αεροπορικών εισιτηρίων.



- Πιστωτικές κάρτες της Chase Bank.

Η Chase Bank δραστηριοποιείται στην Αμερική και παρέχει μεγάλη γκάμα από πιστωτικές κάρτες. Αυτές είναι η Chase Freedom, η Chase Slate και η Chase Sapphire Preferred. Ακόμα, προσφέρει την κάρτα Southwest Airlines Rapid Rewards Premier card που δίνει ανταμοιβή με πόντους στους χρήστες που αγοράζουν μέσω αυτής της κάρτας αεροπορικά εισιτήρια.

- Πιστωτικές κάρτες της UBS.



Η τράπεζα UBS δραστηριοποιείται στην Ευρώπη. Προσφέρει τις κάρτες Standard Credit Card, Gold Credit Card, Platinum Credit Card. Παρέχει ακόμη τις Special cards οι οποίες προσαρμόζονται σε κάποιες συγκεκριμένες ανάγκες των καταναλωτών.

- Πιστωτικές κάρτες της Bank of Montreal.



Η bank of montreal δραστηριοποιείται στον Καναδά. Προσφέρει τις πιστωτικές κάρτες BMO CashBack World Elite MasterCard, BMO CashBack MasterCard και την BMO SPC CashBack

MasterCard. Επιπλέον, προσφέρει την κάρτα BMO AIR MILES MasterCard όπου οι κάτοχοι της παίρνουν πόντους με αγορές αεροπορικών εισιτηρίων.

- Πιστωτικές κάρτες της DBS bank.



Η DBS bank δραστηριοποιείται στην Ασία. Παρέχει μια μεγάλη ποικιλία από πιστωτικές κάρτες όπως DBS Takashimaya Cards, DBS Live Fresh Card, DBS Black Card, DBS Esso Card, DBS NUS Alumni Card, DBS NUSS Card, DBS Treasures Black Elite Card. Επιπρόσθετα, προσφέρει ειδική κάρτα για φοιτητές, την DBS Live Fresh Student Card καθώς και κάρτα που επιστρέφει πόντους στους κατόχους με αγορές αεροπορικών εισιτηρίων, την DBS Altitude Card.

3.1 Εισαγωγή στις τεχνικές προβλέψεων – Κατηγοριοποίηση προβλέψεων

Είναι ιδιαίτερα σημαντική στις περισσότερες περιπτώσεις η γνώση ή η πληροφορία για το τι θα συμβεί στο μέλλον. Η γνώση αυτή μας επιτρέπει τον καθορισμό των επόμενων κινήσεων μας αποδοτικότερα και προς τη σωστή κατεύθυνση. Για παράδειγμα, για μια εταιρεία που κατασκευάζει πλυντήρια, είναι πολύ σημαντικό να προβλέψει τη ζήτηση που θα έχει τους επόμενους μήνες ανά τύπο πλυντηρίου, έτσι ώστε να προγραμματίσει την παραγωγή στα εργοστάσιά της με τέτοιο τρόπο ώστε να έχει το μέγιστο δυνατό κέρδος, καλύπτοντας μεν τη ζήτηση, χωρίς την κατασκευή, ωστόσο, μεγάλου πλήθους πλυντηρίων, τα οποία δε θα πουληθούν. Αντίστοιχες πληροφορίες χρησιμοποιούνται επί παραδείγματι και στη μετεωρολογία ώστε να γίνει ακριβέστερη πρόβλεψη για τα επικείμενα καιρικά φαινόμενα.

Η επιστήμη των Τεχνικών Προβλέψεων αναπτύσσει μεθόδους βάσει των οποίων επιχειρεί την κατά το δυνατόν ακριβέστερη εκτίμηση ενός μεγέθους στο μέλλον. Η παραγωγή των προβλέψεων επιτυγχάνεται με την αξιοποίηση της διαθέσιμης πληροφορίας και εμπειρίας από το παρελθόν με τη βοήθεια κάποιου συγκεκριμένου μοντέλου πρόβλεψης και αφορά μελλοντικές καταστάσεις. Μέχρι και σήμερα έχουν διατυπωθεί πάρα πολλές διαφορετικές μέθοδοι προβλέψεων από ακαδημαϊκούς και άλλους ειδήμονες. Μερικές από αυτές μπορεί να βασίζονται μόνο σε θεωρητικό υπόβαθρο, ενώ άλλες, μπορεί να απαιτούν και την συμβολή της τεχνολογίας και μάλιστα με μεγάλη υπολογιστική ισχύ.

Υπάρχουν διάφορες παράμετροι, βάση των οποίων κατηγοριοποιούνται οι προβλέψεις, όπως είναι ο χρονικός ορίζοντας της πρόβλεψης, τα υπάρχοντα δεδομένα και το πρότυπο συμπεριφοράς αυτών, το κόστος για την παραγωγή των προβλέψεων, η ευκολία χρήσης της επιλεγμένης μεθόδου πρόβλεψης, η αποδεδειγμένη αξιοπιστία της μεθόδου κα.

Επίσης, οι προβλέψεις κατηγοριοποιούνται ανάλογα με τη διαδικασία παραγωγής τους στις εξής κατηγορίες:

- Στατιστικές προβλέψεις: Προκύπτουν από την εφαρμογή στατιστικών ή αιτιοκρατικών μοντέλων σε μια σειρά δεδομένων. Το πλεονέκτημά τους είναι ότι μπορούν να εφαρμοστούν εύκολα, μέσα σε λίγο χρόνο και με τη χρήση ελάχιστων υπολογιστικών πόρων, παρέχοντας ικανοποιητικά αποτελέσματα στις περισσότερες περιπτώσεις. Ωστόσο, υστερούν στο ότι δε

λαμβάνουν υπόψη ειδικά γεγονότα, που μπορεί να μεταβάλλουν τη συμπεριφορά της εκάστοτε χρονοσειράς στην οποία γίνεται η πρόβλεψη.

- Κριτικές προβλέψεις : Δεν απαιτούν την ύπαρξη παρελθόντων δεδομένων για τη χρονοσειρά, καθώς αποτελούν προϊόν διαίσθησης, κρίσης ή συσσωρευμένης γνώσης. Έχουν το πλεονέκτημα, ότι μπορούν να λάβουν υπόψη ειδικά γεγονότα και να αντισταθμίσουν τυχούσες ελλείψεις σε ιστορικά δεδομένα. Το μειονέκτημα τους είναι ότι χαρακτηρίζονται από προκατάληψη, την έμφυτη τάση του ανθρώπων να είναι είτε αισιόδοξοι είτε απαισιόδοξοι.

Ακόμη, διακρίνονται ανάλογα με τον επιθυμητό ορίζοντα πρόβλεψης σε:

- Βραχυπρόθεσμες προβλέψεις (Inventory forecasting): Η τιμή του ορίζοντα πρόβλεψης είναι μικρή (συνήθως έως 3 περιόδους). Παράδειγμα αποτελούν οι προβλέψεις για το σχεδιασμό αποθήκης.

- Μεσοπρόθεσμες προβλέψεις (Budget forecasting): Αποτελούν τη συνηθέστερη κατηγορία προβλέψεων και αναφέρονται συνήθως στον οικονομικό σχεδιασμό μιας επιχείρησης. Ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι ένα οικονομικό έτος ή λίγο περισσότερο.

- Μακροπρόθεσμες προβλέψεις (Long term forecasting): Ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι μεγαλύτερος των τριών ετών. Είναι απαραίτητες για το μακροχρόνιο σχεδιασμό επενδύσεων και της μακροχρόνιας ανάπτυξης.

Για την εξαγωγή μιας πρόβλεψης ακολουθούνται τα ακόλουθα βήματα:

- Ορισμός προβλήματος
- Συλλογή πληροφοριών και στοιχείων
- Προ-επεξεργασία δεδομένων
- Επιλογή της κατάλληλης μεθόδου πρόβλεψης
- Εφαρμογή μεθόδου πρόβλεψης

Συνοψίζοντας, η επιστήμη των προβλέψεων μπορεί να θεωρηθεί άκρως χρήσιμη και απαραίτητη σε ένα ευρύ φάσμα καθημερινών ανθρώπινων δραστηριοτήτων και ως εκ τούτου η μελέτη, η εξέλιξη και η ανάπτυξη της κρίνεται αναγκαία ώστε να γίνει ολοένα και πιο ακριβής η πρόβλεψη μεγεθών σε διάφορους τομείς, ένας εκ των οποίων είναι τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα και οι τράπεζες.

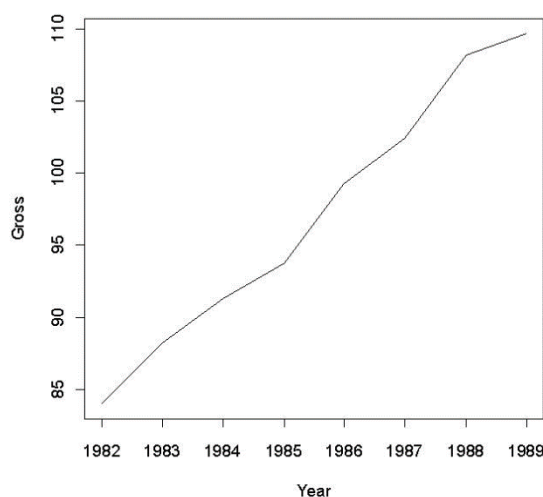
3.2 Χρονοσειρές

Με τον όρο χρονοσειρές περιγράφεται μια σειρά διαδοχικών παρατηρήσεων μιας τιμής ενός μεγέθους που παίρνονται σε ορισμένες χρονικές στιγμές ή περιόδους που ισαπέχουν μεταξύ τους.

Συμβολίζοντας με X_i τις n χρονικές στιγμές (έτη, μήνες, μέρες κ.λπ.) και με Y_i τις τιμές των αντίστοιχων παρατηρήσεων, δημιουργούνται n ζεύγη της μορφής $M (X_i, Y_i)$ που μπορούν να παρασταθούν στο καρτεσιανό σύστημα. Ενώνοντας τα σημεία αυτά δημιουργείται χρονοδιάγραμμα, η μελέτη του οποίου δίνει μια γενική εικόνα της διαχρονικής εξέλιξης του υπό έρευνα φαινομένου. Οι διαδοχικές αυτές παρατηρήσεις δεν είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους, αλλά οι μελλοντικές τιμές τους μπορούν να προσδιορισθούν από τις προηγούμενες. Τα μοντέλα που περιγράφουν τη διαχρονική εξέλιξη ενός μεγέθους, για το οποίο υπάρχει πλήρης γνώση των παραγόντων που το επηρεάζουν ονομάζονται ντετερμινιστικά. Φυσικά, αυτό δεν ισχύει στις πραγματικές χρονοσειρές καθώς το μέλλον δεν καθορίζεται πλήρως από το παρελθόν, αλλά εξαρτάται σημαντικά και από τυχαίους παράγοντες, οι οποίοι αντιπροσωπεύουν στατιστικές μεταβλητές. Τα μοντέλα που περιέχουν τον τυχαίο παράγοντα καλούνται στοχαστικά.

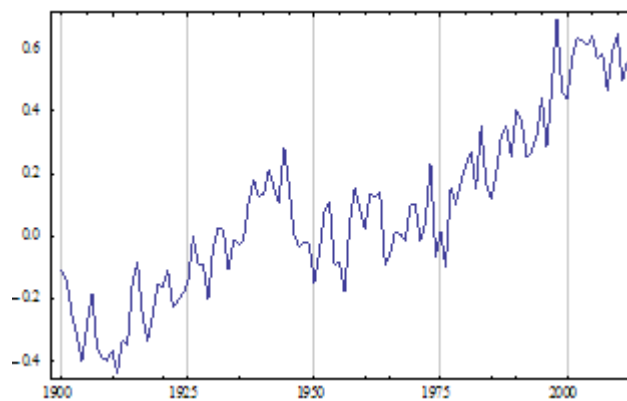
Τα βασικά χαρακτηριστικά μιας χρονοσειράς, που μπορούν να αποσυντεθούν με τη χρήση διαφόρων μεθόδων ανάλυσης είναι τα ακόλουθα:

- **Τάση:** Ορίζεται ως μια μακροπρόθεσμη μεταβολή του μέσου επιπέδου τιμών της χρονοσειράς. Έχοντας στη διάθεσή του ο ερευνητής στοιχεία για έναν ικανό αριθμό παρατηρήσεων μπορεί να αποφανθεί για την ύπαρξη ή μη τάσης σε μία χρονοσειρά. Με πιο απλά λόγια, παρουσιάζει την γενική εικόνα της χρονοσειράς, δηλαδή αν είναι ανοδική, πτωτική ή σταθερή. Η τάση συνήθως εκτιμάται με μια ευθεία γραμμή ή μια εκθετική καμπύλη. Για να διερευνηθεί, αν μια χρονοσειρά παρουσιάζει τάση ή όχι, πρέπει να υπάρχει διαθέσιμος ικανός αριθμός παρατηρήσεων και να εκτιμηθεί ένα κατάλληλο μήκος περιόδου στο οποίο και θα αναζητηθεί την ύπαρξή της. Αυτός ο περιορισμός επιτρέπει την αποφυγή λαθών στην εκτίμηση της τάσης. Στο **Γράφημα 1** φαίνεται ένα παράδειγμα χρονοσειράς που παρουσιάζει τάση.



Γράφημα 4. Τάση

- **Κυκλικότητα:** Η κυκλικότητα αντιπροσωπεύει μια κυματοειδή μεταβολή που οφείλεται σε εξωγενείς συνθήκες και εμφανίζεται κατά περιόδους. Οι περίοδοι δεν είναι κατ' ανάγκη σταθερές και το μήκος τους είναι συνήθως μεγαλύτερο του έτους. Από τις πιο γνωστές σε όλους χρονοσειρές που παρουσιάζουν κυκλικότητα είναι οι δείκτες της βιομηχανίας, οι τιμές των μετοχών και τα μακροοικονομικά μεγέθη όπως το Ακαθάριστο Εθνικό Προϊόν. Συχνά χαρακτηρίζεται και ως «επιχειρηματικός κύκλος» εφόσον είναι αποτέλεσμα των διαδοχικών ανόδων-καθόδων των οικονομικών συνθηκών γενικότερα. Η κυκλικότητα είναι ένα στοιχείο των περισσότερων οικονομικών μεγεθών (π.χ. ΑΕΠ) και είναι αποτέλεσμα των γενικότερων οικονομικών συνθηκών που χαρακτηρίζονται από διαδοχικές ανόδους και υφέσεις. Στο **Γράφημα 5** φαίνεται ένα παράδειγμα χρονοσειράς που παρουσιάζει κυκλικότητα.



Γράφημα 5. Κυκλικότητα

- **Εποχικότητα:** Η εποχικότητα μπορεί να ορισθεί ως μια περιοδική διακύμανση που έχει σταθερό μήκος, μικρότερο του ενός έτους. Η διακύμανση αυτή είναι εύκολο να προβλεφθεί στις περισσότερες περιπτώσεις. Συναντάται κατά κόρον σε χρονοσειρές που παρουσιάζουν εποχικές εξάρσεις. Για παράδειγμα η χρήση αντηλιακών και η κατανάλωση παγωτών το καλοκαίρι ή καύση καυσόξυλων τον χειμώνα παρουσιάζουν εποχικότητα, γιατί επαναλαμβάνονται με τον ίδιο ακριβώς τρόπο στο πέρας του χρόνου. Οι αλλαγές που οφείλονται στην εποχικότητα μπορούν να εξηγηθούν και να μετρηθούν καθώς επαναλαμβάνονται με τον ίδιο τρόπο κατά το διάστημα ορισμένων περιόδων.
- **Τυχαιότητα:** Μη κανονικές διακυμάνσεις είναι οι διακυμάνσεις που μένουν όταν τα υπόλοιπα συστατικά στοιχεία μιας χρονοσειράς - δηλαδή η τάση, η κυκλικότητα και η εποχικότητα - έχουν απομονωθεί. Οι διακυμάνσεις αυτές μπορούν να αντιπροσωπεύουν μια εντελώς τυχαία μεταβλητή (με τη στατιστική έννοια) ή κάποια ασυνέχεια (outlier ή level-shift) που συνδέεται με κάποιο ειδικό γεγονός. Μια χρονοσειρά στην οποία διακρίνεται έντονα το

φαινόμενο της τυχαιότητας, υπερκαλύπτει τις συνιστώσες της τάσης και της εποχικότητας, με αποτέλεσμα να καταστεί η διαδικασία της πρόβλεψης πιο δύσκολη και πιθανόν με μεγαλύτερο σφάλμα.

- **Ασυνέχεια:** Ασυνέχεια είναι το φαινόμενο, όπου, οι μεταβολές των τιμών μιας χρονοσειράς δεν ακολουθούν το ίδιο πρότυπο συμπεριφοράς με αυτή και δε θα μπορούσαν να έχουν προβλεφθεί από την ιστορία της. Υπάρχουν δύο περιπτώσεις ασυνέχειας, η πρώτη είναι αυτή των ασυνήθιστων τιμών, της οποίας το χαρακτηριστικό είναι η μικρή διάρκεια. Και η δεύτερη είναι αυτή των αλλαγών επιπέδου, η οποία σε μεγάλο χρονικό διάστημα και σε μεγάλο βαθμό είναι η υπαίτιος για την αλλαγή επιπέδου της χρονοσειράς.

3.3 Μοντέλα και μέθοδοι προβλέψεων

Τα μοντέλα πρόβλεψης αντιπροσωπεύουν τη διαδικασία που ακολουθείται για την παραγωγή προβλέψεων. Κάθε μοντέλο αντιστοιχεί σε διαφορετική τεχνική και γι' αυτό υπάρχει μεγάλη ποικιλία μοντέλων πρόβλεψης. Τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται στις ποσοτικές μεθόδους πρόβλεψης είναι το μοντέλο χρονοσειρών και το αιτιοκρατικό μοντέλο.

- **Μοντέλο χρονοσειρών (time series model):** Σε αυτό το είδος μοντέλου οι προβλέψεις που προκύπτουν αποτελούν την προέκταση ορισμένων ιστορικών δεδομένων μιας χρονοσειράς στο μέλλον. Η εφαρμογή του είναι αρκετά απλή, έχει μικρό κόστος και βασίζεται στην παραδοχή ότι η μεταβολή της τιμής ενός μεγέθους ακολουθεί ένα συγκεκριμένο λανθάνον πρότυπο που επαναλαμβάνεται στο χρόνο και παραμένει σταθερό. Τα μοντέλα αυτά είναι κατάλληλα για την πρόβλεψη ενός μεγέθους σε περιπτώσεις όπου οι παράμετροι που το επηρεάζουν παραμένουν αμετάβλητες. Παράδειγμα αποτελεί η πρόβλεψη της πώλησης ενός προϊόντος του οποίου η ποιότητα, η τιμή και το διαφημιστικό κόστος παραμένουν σταθερά. Τα βασικότερα μοντέλα χρονοσειρών είναι η αποσύνθεση (decomposition), η εξομάλυνση (smoothing) και οι αυτοπαλινδρομικές μέθοδοι κινητού μέσου όρου (autoregressive moving average), που περιγράφονται στα επόμενα κεφάλαια. Οι διαφορές μεταξύ τους έγκεινται στη μορφή της συνάρτησης που συνδέει τις εισόδους (ιστορικά στοιχεία) με τις εξόδους.
- **Αιτιοκρατικό ή επεξηγηματικό μοντέλο (causal relationship or explanatory model):** Το συγκεκριμένο μοντέλο βασίζεται στην υπόθεση ότι το μέγεθος που επιδιώκεται να προβλεφθεί

(εξαρτημένη μεταβλητή) επηρεάζεται από ορισμένες παραμέτρους (ανεξάρτητες μεταβλητές). Το αιτιοκρατικό μοντέλο μπορεί να περιγραφεί από μία εξίσωση της μορφής:

$$Y = f(X_i),$$

όπου X_i οι παράμετροι από τις οποίες εξαρτάται η μεταβολή του υπό πρόβλεψη μεγέθους (ανεξάρτητες μεταβλητές) και Y η εξαρτημένη μεταβλητή.

Στόχος των αιτιοκρατικών μοντέλων είναι ο προσδιορισμός της συνάρτησης f που συνδέει τις εισόδους X_i με την έξοδο Y με βάση τα στοιχεία που έχουμε στη διάθεσή μας από το παρελθόν. Η προκύπτουσα συνάρτηση χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη του μεγέθους που μας ενδιαφέρει για κάποιο συνδυασμό τιμών των ανεξάρτητων μεταβλητών X_i . Μειονέκτημα αυτού του μοντέλου είναι το γεγονός ότι για να εφαρμοσθεί απαιτούνται πολλές πληροφορίες, εκτός από την υπό πρόβλεψη μεταβλητή και για ένα πλήθος ανεξάρτητων μεταβλητών. Πέραν αυτού, έχουν μεγαλύτερη πολυπλοκότητα και μεγαλύτερο υπολογιστικό κόστος σε σχέση με τα μοντέλα χρονοσειρών. Ωστόσο, τα παραπάνω μετριάζονται από το γεγονός ότι τα αιτιοκρατικά μοντέλα προσφέρουν τη δυνατότητα πρόβλεψης της τιμής ενός μεγέθους για διάφορους συνδυασμούς τιμών των μεταβλητών εισόδων. Έτσι, ένα τέτοιο μοντέλο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να προβλεφθεί η πώληση ενός προϊόντος όταν αλλάζουν μία ή περισσότερες παράμετροι οι οποίες το επηρεάζουν.

3.3.1 Απλοϊκή μέθοδος (Naive)

Η αφελής πρόβλεψη είναι το πιο αποδοτικό και αποτελεσματικό ως προς τον στόχο μοντέλο πρόβλεψης και μπορεί να παρέχει ένα σημείο αναφοράς βάσει του οποίου πλέον εξελιγμένα μοντέλα μπορούν να συγκριθούν. Για σταθερά διαχρονικά στατιστικά στοιχεία, αυτή η προσέγγιση λέει ότι η πρόβλεψη, για οποιοδήποτε χρονικό διάστημα, είναι ίσο με την πραγματική αξία της προηγούμενης περιόδου. Συνεπώς ισχύει η ισότητα :

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

όπου F_t η πρόβλεψη για την περίοδο t και Y_t η πραγματική τιμή της περιόδου $t-1$

Είναι φυσιολογικό ότι κάθε μέθοδος για να θεωρηθεί αποτελεσματική πρέπει να δίνει αποτελέσματα πιο ακριβή από τα αποτελέσματα της Naive. Έχει καλές επιδόσεις για πρόβλεψη μιας περιόδου μπροστά σε αποεποχικοποιημένες χρονοσειρές καθώς η αναμενόμενη τιμή της πρόβλεψης δεν διαφέρει σημαντικά από την τελευταία παρατήρηση που έχουμε στην διάθεση μας.

3.3.2 Κινητοί μέσοι όροι

Η ονομασία κινητός μέσος όρος χρησιμοποιείται για να περιγράψει τη διαδικασία κατά την οποία καθώς μια νέα παρατήρηση γίνεται διαθέσιμη, υπολογίζεται ένας νέος μέσος όρος, στον οποίο παραλείπεται η πιο παλιά παρατήρηση προκειμένου να συμπεριληφθεί η πιο πρόσφατη. Οι κινητοί μέσοι όροι αποτελούν την πιο απλή μέθοδο εξομάλυνσης των δεδομένων. Ενώ χρησιμοποιούνται σπάνια για την παραγωγή προβλέψεων, η χρήση τους ενδείκνυται για την εξάλειψη της εποχικότητας και της τυχειότητας έτσι ώστε να προκύψει μια εκτίμηση της γραμμής τάσης-κύκλου (trend-cycle). Στην τρέχουσα παράγραφο περιγράφονται τα τέσσερα είδη κινητών μέσων όρων.

- Απλός κινητός μέσος όρος (ΚΜΟ): Ο υπολογισμός του απλού κινητού μέσου όρου αφορά τον απλό μέσο όρο n τιμών γύρω από την παρατήρηση για την οποία ζητείται ο υπολογισμός της τάσης-κύκλου. Για την εφαρμογή του απαιτείται ο αριθμός n να είναι περιττός. Η μαθηματική διατύπωση του περιγράφεται από την ακόλουθη εξίσωση:

$$ΚΜΟ(n)_t = \frac{1}{n} \sum_{i=-(n \text{ mod } 2)}^{n \text{ mod } 2} Y_{t+i}$$

Είναι ιδιαίτερα σημαντική η επιλογή του κατάλληλου μήκους παρατηρήσεων n για τον υπολογισμό τόσο του απλού κινητού μέσου όρου, όσο και των υπολοίπων κινητών μέσων όρων. Για $n=1$, ο ΚΜΟ(1) συμπίπτει με τη μέθοδο Naive. Για $n>1$, λαμβάνονται υπόψη περισσότερες από μία ιστορικές παρατηρήσεις για τον υπολογισμό της επόμενης παρατήρησης. Όσο μεγαλύτερο είναι το n , τόσο περισσότερες παρατηρήσεις λαμβάνονται υπόψη, κάτι που έχει ως αποτέλεσμα να επιτυγχάνεται μεγαλύτερη εξομάλυνση και να δίνεται μικρότερη σημασία στη διακύμανση των δεδομένων. Συνεπώς ενδείκνυται μεγάλο n σε περιπτώσεις που είναι έντονο το στοιχείο της τυχειότητας στις ιστορικές παρατηρήσεις και μικρό n σε περιπτώσεις στις οποίες παρατηρείται αλλαγή του επιπέδου των παρατηρήσεων κατά τις τελευταίες περιόδους, έτσι ώστε το μοντέλο να προσαρμόζεται βέλτιστα σε αυτές τις μεταβολές. Σε περίπτωση όπου μια χρονοσειρά έχει έντονο το στοιχείο της εποχικότητας συνίσταται η εφαρμογή ενός κινητού μέσου όρου με μήκος τουλάχιστον ίσο την εποχική περιοδικότητα.

- Σταθμισμένος κινητός μέσος όρος (ΣΚΜΟ): Ο σταθμισμένος κινητός μέσος όρος αποτελεί μια παραλλαγή του απλού κινητού μέσου όρου, στην οποία οι κοντινές παρατηρήσεις στην τρέχουσα παρατήρηση έχουν μεγαλύτερο βάρος, έτσι ώστε να δίνεται μεγαλύτερη έμφαση σε αυτές, ενώ όσο απομακρυνόμαστε από αυτή τα βάρη των παρατηρήσεων μειώνονται. Τα βάρη επιλέγονται με τέτοιο τρόπο ώστε να είναι συμμετρικά ως προς την τρέχουσα παρατήρηση. Η

εξίσωση που περιγράφει μαθηματικά τη διαδικασία υπολογισμού του σταθμισμένου κινητού μέσου όρου είναι η εξής:

$$SKMO(n)_t = \frac{1}{n} \sum_{-(n \bmod 2)}^{n \bmod 2} (a_i * Y_{t+i}) \quad \text{με} \quad \sum_{-(n \bmod 2)}^{n \bmod 2} (a_i) = 1$$

- Διπλός κινητός μέσος όρος (ΔΚΜΟ): Ο διπλός κινητός μέσος όρος ουσιαστικά αποτελεί την εφαρμογή του απλού κινητού μέσου όρου με ίσα ή άνισα μήκη. Με αυτό τον τρόπο επιτυγχάνεται διπλή εξομάλυνση, προκύπτουν, όμως, περισσότερες κενές τιμές σε σχέση με την περίπτωση του απλού κινητού μέσου όρου. Για τον υπολογισμό του ΔΚΜΟ (n x m) υπολογίζεται πρώτα ο ΚΜΟ(m) και έπειτα ο ΚΜΟ(n) του ΚΜΟ(m). Ο διπλός κινητός μέσος όρος ορισμένων παρατηρήσεων αντιστοιχεί με ένα σταθμισμένο κινητό μέσο όρο. Για παράδειγμα ο ΚΜΟ(5x3) αντιστοιχεί με τον ΣΚΜΟ(7) με βάρη {0.067, 0.133, 0.2, 0.2, 0.2, 0.133, 0.067}
- Κεντρικός κινητός μέσος όρος (ΚΚΜΟ): Ο κεντρικός κινητός μέσος όρος αποτελεί ένα συνδυασμό απλού και διπλού κινητού μέσου όρου. Το πλεονέκτημα του είναι ότι μπορεί να εφαρμοσθεί σε άρτιο μήκος παρατηρήσεων n, κάτι που είναι χρήσιμο όταν έχουμε εποχικές χρονοσειρές τριμηνιαίων παρατηρήσεων, δηλαδή 4 περιόδους ανά έτος, ή σπανιότερα μηνιαίων παρατηρήσεων, δηλαδή 12 περιόδους ανά έτος, με σκοπό την εξάλειψη της εποχικότητας. Οι τιμές που υπολογίζονται δεν αντιστοιχούν σε συγκεκριμένες παρατηρήσεις, αλλά στο ενδιάμεσο δύο παρατηρήσεων. Η τεχνική του κεντρικού κινητού μέσου όρου χρησιμοποιήθηκε στα πλαίσια της διπλωματικής εργασίας για την εκτίμηση της σειράς τάσης-κύκλου ορισμένων τραπεζικών δεδομένων.

3.3.3 Μέθοδος εκθετικής εξομάλυνσης

Η μέθοδος της εκθετικής εξομάλυνσης χρησιμοποιείται κατά κόρον σε βραχυπρόθεσμες και μεσοπρόθεσμες προβλέψεις σε χρονοσειρές με χαρακτηριστικό τον μεγάλο όγκο δεδομένων.

Σε αυτή τη μέθοδο υπολογίζουμε τον μέσο όρο με διαφορετικό βάρος για κάθε παρατήρηση. Η βαρύτητα που δίνεται για την εξαγωγή της πρόβλεψης στα πιο πρόσφατα γεγονότα είναι σαφώς μεγαλύτερη και φθίνει εκθετικά για τα δεδομένα που αντιστοιχούν σε παλαιότερες περιόδους. Τα μοντέλα που υπάρχουν μέχρι και σήμερα και ανήκουν στην μέθοδο της εκθετικής εξομάλυνσης κατηγοριοποιούνται ανάλογα με την γενική μορφή της γραφικής παράστασης των ιστορικών δεδομένων με οριζόντιο άξονα τον χρόνο. Το πλεονέκτημά των μοντέλων εκθετικής εξομάλυνσης είναι η απλότητά τους, κάτι που επιτρέπει την εξαγωγή ικανοποιητικών

προβλέψεων με μειωμένες υπολογιστικές απαιτήσεις. Τα πλέον διαδεδομένα μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης παρουσιάζονται παρακάτω:

- Μέθοδος σταθερού επιπέδου (Simple Exponential Smoothing - SES): Το μοντέλο σταθερού επιπέδου, ή διαφορετικά απλή εκθετική εξομάλυνση, υποθέτει την απουσία τάσης από τα δεδομένα. Θεωρείται, δηλαδή, ότι οι χρονοσειρές έχουν ένα σχετικά σταθερό μέσο όρο και η πρόβλεψη προκύπτει από την προέκταση μιας οριζόντιας γραμμής. Περιγράφεται από τις ακόλουθες εξισώσεις:

$$e_t = Y_t - F_t$$

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

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

Στις παραπάνω εξισώσεις e_t είναι το σφάλμα της περιόδου t , δηλαδή η διαφορά της πραγματικής τιμής από την πρόβλεψη, S_t το επίπεδο για την περίοδο t και F_t η πρόβλεψη για την περίοδο t . Η παράμετρος α ονομάζεται συντελεστής εξομάλυνσης και λαμβάνει τιμές εντός του διαστήματος $[0,1]$.

Η επιλογή του βέλτιστου συντελεστή εξομάλυνσης είναι μια διαδικασία πολύ σημαντική για την παραγωγή ακριβέστερων προβλέψεων και εξαρτάται από δύο παράγοντες. Αφενός, εξαρτάται από το ποσοστό θορύβου στη χρονοσειρά. Για χρονοσειρές με πολύ θόρυβο ο συντελεστής εξομάλυνσης πρέπει να είναι μικρός έτσι ώστε να αποφεύγεται η υπερβολική αντίδραση στο θόρυβο. Αφετέρου, έχει να κάνει με τη σταθερότητα του μέσου όρου της χρονοσειράς. Αν ο μέσος όρος μιας χρονοσειράς μεταβάλλεται, ο συντελεστής εξομάλυνσης θα πρέπει να είναι μεγάλος ώστε οι προβλέψεις να παρακολουθούν τις μεταβολές που παρουσιάζουν τα δεδομένα.

Για τιμές του συντελεστή εξομάλυνσης κοντά στη μονάδα, το σφάλμα της τελευταίας περιόδου συμβάλλει περισσότερο στον υπολογισμό της επόμενης πρόβλεψης. Για την ακραία τιμή $\alpha=1$ το μοντέλο ταυτίζεται με τη μέθοδο Naive, ενώ για $\alpha=0$ κάθε πρόβλεψη ισούται με το αρχικό επίπεδο. Γενικά μικρές τιμές της παραμέτρου α έχουν ως αποτέλεσμα μεγαλύτερη εξομάλυνση, εφόσον το μοντέλο της πρόβλεψης βρίσκεται κοντά στο αρχικό επίπεδο και αργεί να ακολουθήσει μεγάλες μεταβολές των ιστορικών δεδομένων. Αντίθετα για μεγάλες τιμές του α το μοντέλο πρόβλεψης ακολουθεί γρηγορότερα τη χρονοσειρά.

Η επιλογή της παραμέτρου α , συνεπώς, μπορεί να γίνει είτε προσεγγιστικά, είτε με μεγαλύτερη ακρίβεια με τη χρήση υπολογιστικών εργαλείων. Η πλέον διαδεδομένη μέθοδος υπολογισμού του βέλτιστου συντελεστή εξομάλυνσης είναι η γραμμική αναζήτηση του συντελεστή που ελαχιστοποιεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE).

Επιπρόσθετα, για την έναρξη της διαδικασίας υπολογισμού του μοντέλου απαιτείται ο ορισμός του αρχικού επιπέδου (S_0). Το αρχικό επίπεδο πρέπει να είναι αντιπροσωπευτικό των δεδομένων και επιλέγεται με βάση τα ποιοτικά χαρακτηριστικά της εκάστοτε χρονοσειράς. Επηρεάζει την επιλογή του συντελεστή εξομάλυνσης, καθώς διαφορετικές τιμές του αρχικού επιπέδου μπορεί να οδηγήσουν σε εντελώς διαφορετικούς συντελεστές εξομάλυνσης.

Ως αρχικό επίπεδο μπορούν να χρησιμοποιηθούν ο μέσος όρος όλων των παρατηρήσεων, ο μέσος όρος ορισμένων αρχικών παρατηρήσεων της χρονοσειράς, η πρώτη παρατήρηση και το σταθερό επίπεδο από το μοντέλο της απλής γραμμικής παλινδρόμησης.

- Μέθοδος γραμμικής τάσης (Holt Exponential Smoothing): Το μοντέλο εξομάλυνσης για γραμμική τάση (Holt 1957) είναι μια επέκταση της απλής εκθετικής που λαμβάνει υπόψη του την ύπαρξη τάσης στα δεδομένα και αποτελεί την πιο δημοφιλή παραδοχή. Οι προβλέψεις προκύπτουν απλά από την προέκταση μιας ευθείας γραμμής για οποιαδήποτε χρονική στιγμή στο μέλλον. Το μοντέλο περιγράφεται από τις εξισώσεις:

$$e_t = Y_t - F_t$$

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

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

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

Στις παραπάνω εξισώσεις e_t είναι το σφάλμα της περιόδου t , S_t το επίπεδο για την περίοδο t , T_t η τάση για την περίοδο t και F_t η πρόβλεψη για την περίοδο t . Η παράμετρος α είναι ο συντελεστής εξομάλυνσης του επιπέδου, ενώ η παράμετρος β ο συντελεστής εξομάλυνσης της τάσης και λαμβάνουν τιμές εντός του διαστήματος $[0,1]$. Με m συμβολίζεται ο χρονικός ορίζοντας της πρόβλεψης.

Όπως και στην περίπτωση της μεθόδου SES, έτσι και σε αυτή την περίπτωση η επιλογή του βέλτιστου συνδυασμού τιμών για τις παραμέτρους α και β βασίζεται στην ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE). Συνήθως η βέλτιστη τιμή του συντελεστή β για την τάση είναι μικρότερη από την τιμή του συντελεστή α για το επίπεδο, κάτι που συμβαίνει διότι η τιμή της τάσης είναι μικρότερη από εκείνη του επιπέδου για κάθε περίοδο.

Για την έναρξη της μεθόδου απαραίτητα είναι το αρχικό επίπεδο (S_0) και η αρχική τάση (T_0), η επιλογή των οποίων είναι ιδιαίτερα σημαντική για την ακρίβεια των παραγόμενων προβλέψεων. Το αρχικό επίπεδο υπολογίζεται όπως και στην απλή εκθετική εξομάλυνση. Ως αρχική τάση μπορούν να χρησιμοποιηθούν η διαφορά της δεύτερης από την πρώτη παρατήρηση ($Y_2 - Y_1$), η

διαφορά της v -οστής παρατήρησης από την πρώτη διαιρεμένη με $v - 1 \frac{Y_v - Y_1}{v-1}$, η σταθερά της κλίσης από το μοντέλο απλής γραμμικής παλινδρόμησης.

- Μέθοδος μη γραμμικής τάσης: Το μοντέλο μη γραμμικής τάσης (Gardner και McKenzie 1985) αποτελεί μια προσαρμογή του μοντέλου γραμμικής τάσης που χρησιμοποιείται σε περιπτώσεις μη γραμμικών τάσεων. Αυτό επιτυγχάνεται με την προσθήκη της παραμέτρου διόρθωσης της τάσης (trend-modification parameter) ϕ , η οποία ελέγχει το ρυθμό αύξησης των τιμών της τάσης σε μια χρονοσειρά. Οι εξισώσεις που περιγράφουν το μοντέλο μη γραμμικής τάσης είναι οι εξής:

$$\begin{aligned} e_t &= Y_t - F_t \\ S_t &= S_{t-1} + T_{t-1} + \alpha \cdot e_t \\ T_t &= T_{t-1} + \beta \cdot e_t \\ F_{t+m} &= S_t + \sum_{i=1}^m \phi^i \cdot T_t \end{aligned}$$

Όπως γίνεται φανερό οι εξισώσεις είναι ίδιες με εκείνες της μεθόδου Holt, πλην της τελευταίας, όπου αντί για τον υπολογισμό μιας γραμμικής αύξησης της τάσης μέσω του συντελεστή m , γίνεται ένας μη γραμμικός υπολογισμός της, με τη χρήση της παραμέτρου εξομάλυνσης ϕ . Η παράμετρος ϕ (σε αντίθεση με τις παραμέτρους α και β) μπορεί να λάβει και τιμές μεγαλύτερες της μονάδας. Για τις διάφορες τιμές της παραμέτρου ϕ το μοντέλο μη γραμμικής τάσης μπορεί να πάρει τις ακόλουθες μορφές:

Για $\phi=0$ προκύπτει το μοντέλο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης, εφόσον η τάση δεν επηρεάζει τον καθορισμό των στατιστικών σημειακών προβλέψεων.

Για $0 < \phi < 1$ προκύπτει το μοντέλο της φθίνουσας τάσης (damped exponential smoothing). Το μοντέλο αυτό χρησιμοποιείται κυρίως στην παραγωγή μεσοπρόθεσμων προβλέψεων, καθώς χαρακτηρίζεται από έλλειψη τάσης για υπεραισιοδοξία.

Για $\phi=1$ προκύπτει το μοντέλο γραμμικής τάσης, καθώς τη θέση του αθροίσματος παίρνει το γινόμενο $m \cdot T_t$

Για $\phi > 1$ προκύπτει το μοντέλο της εκθετικής τάσης, το οποίο χαρακτηρίζεται από μεγάλη θετική προκατάληψη και χρησιμοποιείται σε περιπτώσεις που ζητούμενο είναι η πρόβλεψη ζήτησης στην αρχή του κύκλου ζωής ενός προϊόντος ή μιας υπηρεσίας.

Η επιλογή του συντελεστή εξομάλυνσης ϕ είναι ιδιαίτερα σημαντική για την ακρίβεια των προβλέψεων. Συνήθως περιορίζεται στο διάστημα $[0,1]$, κάτι που αποτρέπει την εσφαλμένη επιλογή του, που οδηγεί σε υπεραισιόδοξες προβλέψεις. Σε αυτή την περίπτωση προκύπτει η μέθοδος DES (Damped Exponential Smoothing). Έπειτα, μπορεί να προσδιορισθεί ο βέλτιστος συνδυασμός των α , β και ϕ με βάση την ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος.

Εμπειρικές μελέτες έχουν δείξει ότι το μοντέλο μη γραμμικής τάσης υπερτερεί του μοντέλου γραμμικής τάσης, καθώς παράγει προβλέψεις καλύτερης ακρίβειας. Το μοντέλο μη γραμμικής τάσης πλεονεκτεί έναντι των υπολοίπων μοντέλων εκθετικής εξομάλυνσης κυρίως στην εξαγωγή προβλέψεων μεγάλου χρονικού ορίζοντα, εφόσον η επιλογή κατάλληλης παραμέτρου ϕ του δίνει τη δυνατότητα να προσαρμόζεται καλύτερα στη φύση των εκάστοτε δεδομένων.

3.3.4 Μοντέλο Θ (Theta)

Η μέθοδος Theta (Ασημακόπουλος και Νικολόπουλος, 2000 - Νικολόπουλος, 2002) αποτελεί μια διαφορετική προσέγγιση της αποσύνθεσης με στόχο την παραγωγή καλύτερων προβλέψεων. Βασίζεται στη μεταβολή των τοπικών καμπυλοτήτων μιας χρονοσειράς μέσω της παραμέτρου θ (theta), η οποία εφαρμόζεται πολλαπλασιαστικά στις διαφορές δεύτερης τάξης των δεδομένων. Η χρονοσειρά που προκύπτει έχει την ίδια μέση τιμή και κλίση με την αρχική χρονοσειρά, αλλά διαφορετικές καμπυλότητες και διακύμανση. Οι χρονοσειρές που παράγονται με αυτή τη μέθοδο ονομάζονται γραμμές Theta. Βασικό χαρακτηριστικό αυτών των γραμμών είναι η καλύτερη προσέγγιση της μακροπρόθεσμης συμπεριφοράς των δεδομένων ή η ανάδειξη των βραχυπρόθεσμων χαρακτηριστικών τους, ανάλογα με την τιμή της παραμέτρου θ . Συγκεκριμένα, για τιμές της παραμέτρου θ μικρότερες της μονάδας δίνεται έμφαση στη μακροπρόθεσμη συμπεριφορά των δεδομένων, ενώ για $\theta > 1$ τονίζονται τα βραχυπρόθεσμα χαρακτηριστικά.

Για την εφαρμογή της μεθόδου Theta, η αρχική χρονοσειρά αποσυντίθεται σε δύο ή περισσότερες γραμμές Theta. Καθεμία από αυτές τις γραμμές προεκτείνεται στο μέλλον με κάποια μέθοδο πρόβλεψης (οι μέθοδοι πρόβλεψης μπορεί να διαφέρουν για την κάθε γραμμή) και οι παραγόμενες προβλέψεις συνδυάζονται για να εξαχθεί η τελική πρόβλεψη. Ανάλογα με τα χαρακτηριστικά της χρονοσειράς στα οποία επιδιώκεται να δοθεί μεγαλύτερη έμφαση, επιλέγονται και τα κατάλληλα βάρη με τα οποία θα συνδυαστούν οι προβλέψεις των δυο γραμμών Theta για να προκύψει η τελική πρόβλεψη.

Στα πλαίσια του παρόντος κεφαλαίου περιγράφεται η κλασική μέθοδος Theta, η οποία περιλαμβάνει τα ακόλουθα βήματα:

- Αφενός αποσυντίθεται η χρονοσειρά σε δύο γραμμές Theta, την ευθεία γραμμικής παλινδρόμησης (Theta Line (0)) και τη Theta Line (2). Η Theta Line (0) δίνει έμφαση στα μακροπρόθεσμα χαρακτηριστικά της χρονοσειράς ενώ η Theta Line (2) στα βραχυπρόθεσμα χαρακτηριστικά της.
- Η Theta Line (0) προεκτείνεται για το διάστημα που επιδιώκεται να γίνουν οι προβλέψεις.

- Η Theta Line (2) προεκτείνεται μέσω της απλής εκθετικής εξομάλυνσης (SES).
- Οι παραγόμενες προβλέψεις των δύο γραμμών συνδυάζονται με τα κατάλληλα βάρη 0.4 για τη Theta Line (0) και 0.6 για τη Theta Line (2), με στόχο τη μεγαλύτερη ανάδειξη των βραχυπρόθεσμων χαρακτηριστικών της χρονοσειράς.

Στην περίπτωση που η χρονοσειρά έχει εποχιακή συμπεριφορά, πριν την έναρξη της παραπάνω διαδικασίας τα δεδομένα αποεποχικοποιούνται, η μέθοδος Theta εφαρμόζεται στα αποεποχικοποιημένα δεδομένα και εν συνεχεία οι προβλέψεις της μεθόδου Theta εποχικοποιούνται για να παράγουν την τελική πρόβλεψη.

3.3.5 Μοντέλα παλινδρόμησης (Regression Models)

Μέσω της παλινδρόμησης επιτυγχάνεται η εύρεση της συσχέτισης μίας εξαρτημένης με μία ή περισσότερες ανεξάρτητες μεταβλητές. Αν και η παλινδρόμηση χρησιμοποιείται ευρέως σε προβλέψεις, ο κύριος λόγος χρησιμοποίησής της είναι η ανάλυση και κατανόηση των σχέσεων μεταξύ ανεξάρτητων και εξαρτημένων μεταβλητών. Η απλή γραμμική παλινδρόμηση υποθέτει ότι υπάρχει μια σχέση ανάμεσα στη μεταβλητή πρόβλεψης (εξαρτημένη) και σε μια άλλη (ανεξάρτητη).

Ακόμα υποθέτει ότι η σχέση αυτή είναι γραμμική. Σκοπός της είναι η έκφραση της σχέσης ανάμεσα στις μεταβλητές X και Y με την εξίσωση της ευθείας γραμμής.

$$Y_i = a + b X_i$$

όπου a είναι η τεταγμένη του σημείου τομής της ευθείας με τον άξονα των εξαρτημένων μεταβλητών και b η κλίση της ευθείας.

Με τη χρήση της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων υπολογίζονται οι συντελεστές a και b ως εξής:

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

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

3.3.6 Νευρωνικά δίκτυα (Artificial Networks)

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ) αποτελούν μια σύγχρονη μέθοδο πρόβλεψης πολλά υποσχόμενη, ιδιαίτερα για μη γραμμικές διαδικασίες. Ένα ΤΝΔ μπορεί να έχει εισόδους, εξόδους και ενδιάμεσα κρυφά επίπεδα. Βασίζεται στο φιλτράρισμα των εισόδων, που αποτελούν τις ανεξάρτητες μεταβλητές, μέσω των κρυφών επιπέδων, τα οποία αποτελούνται από κρυφούς νευρώνες για την εξαγωγή της ζητούμενης εξόδου. Για την εξαγωγή μιας πρόβλεψης από τα ΤΝΔ μπορούν να χρησιμοποιηθούν πολλοί διαφορετικοί συνδυασμοί, που οδηγούν σε διαφορετικά αποτελέσματα.

3.3.7 Συνδυαστικές μέθοδοι (Combining Methods)

Οι μέθοδοι συνδυασμού διαφορετικών προβλέψεων έχουν μελετηθεί και χρησιμοποιούνται ευρέως τα τελευταία χρόνια. Συνδυάζουν δύο ή περισσότερες μεθόδους πρόβλεψης με ίσα ή άνισα βάρη. Με βάση τα χαρακτηριστικά της εκάστοτε χρονοσειράς και τον ορίζοντα πρόβλεψης επιλέγονται οι κατάλληλες μέθοδοι για την παραγωγή προβλέψεων και έπειτα αυτές συνδυάζονται με τον κατάλληλο τρόπο για την παραγωγή της τελικής πρόβλεψης. Με αυτή την τεχνική επιτυγχάνεται βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων στις περισσότερες περιπτώσεις.

3.4 Στατιστικοί δείκτες

Για την καλύτερη παρατήρηση και κατανόηση των πειραμάτων και των αποτελεσμάτων της διπλωματικής κρίνεται απαραίτητη η αναφορά σε ορισμένες βασικές στατιστικές έννοιες που χρησιμοποιούνται ευρέως στην ανάλυση των χρονοσειρών:

- Μέση τιμή (mean): $\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$
- Διάμεσος (median): η μεσαία παρατήρηση αν n περιττός, διαφορετικά ο μέσος όρος των δύο μεσαίων παρατηρήσεων.
- Mean Absolute Deviation: $MAD = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - \bar{Y}|$
- Mean Square Deviation: $MSD = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2$

- Διακύμανση (Variance): $s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2$
- Τυπική Απόκλιση (Standard Deviation): $s = \sqrt{s^2}$
- Συνδιακύμανση (Covariance): $COV_{xy} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})(X_i - \bar{X})$
- Συσχέτιση (Correlation): $r_{xy} = \frac{COV_{xy}}{s_x s_y}$, $-1 \leq r_{xy} \leq 1$
- Αυτοδιακύμανση (Autocovariance): $C_k = \frac{1}{n} \sum_{t=k+1}^n (Y_{t-k} - \bar{Y})(X_t - \bar{X})$
- Αυτοσυσχέτιση (Autocorrelation): $r_k = \frac{C_k}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}$

Όπου n το πλήθος των παρατηρήσεων, Y_i η πραγματική τιμή της χρονοσειράς και X_i ο αύξον αριθμός της παρατήρησης (t).

3.5 Σφάλματα και ακρίβεια στην πρόβλεψη

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

- Σφάλμα πρόβλεψης μίας περιόδου

$$e_t = Y_i - F_i$$

- Μέσο σφάλμα (Mean Error)

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

Το μέσο σφάλμα υπολογίζεται από τον προσημασμένο μέσο όρο των σφαλμάτων και εκφράζει ένα μέτρο συστηματικότητας του σφάλματος. Τιμές του δείκτη αυτού κοντά στο μηδέν υποδηλώνουν ότι τα σφάλματα είναι τυχαία και όχι συστηματικά. Θετικές τιμές του ME δηλώνουν απαισιοδοξία στις προβλέψεις, ενώ αρνητικές τιμές αισιοδοξία.

- Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error):

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

Το μέσο απόλυτο σφάλμα είναι ένα μέτρο αστοχίας της πρόβλεψης σε σχέση με την πραγματική τιμή, χωρίς να λαμβάνεται υπόψη η κατεύθυνση της πρόβλεψης. Διατηρεί τις μονάδες μέτρησης

της αρχικής χρονοσειράς. Μεγαλύτερες τιμές του δείκτη MAE υποδηλώνουν μικρότερη ακρίβεια στις προβλέψεις.

- Μέσο τετραγωνικό σφάλμα (Mean Squared Error):

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

Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, όπως και ο προηγούμενος δείκτης, είναι ένα μέτρο της ακρίβειας των προβλέψεων. Δίνει αρκετά μεγαλύτερο βάρος σε μεγάλα σφάλματα (λόγω τετραγωνισμού των σφαλμάτων) και μικρότερο βάρος στα μικρά σφάλματα. Ο δείκτης MSE χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό των βέλτιστων συντελεστών εξομάλυνσης

- Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (Root Mean Squared Error)

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

- Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error)

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

Το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα ενδείκνυται για τη σύγκριση της ακρίβειας χρονοσειρών με διαφορετικά επίπεδα μέσης τιμής. Μικρότερες τιμές του εν λόγω δείκτη υποδηλώνουν μεγαλύτερη ακρίβεια της μεθόδου πρόβλεψης. Ο δείκτης MAPE δεν μπορεί να εφαρμοσθεί σε χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης διότι καταλήγει σε απροσδιοριστία.

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

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

Το συμμετρικό μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα διαφέρει με τον προηγούμενο δείκτη καθώς δε διαιρείται με την πραγματική τιμή, αλλά με το ημιάθροισμα της πραγματικής τιμής και της πρόβλεψης. Έτσι ο δείκτης sMAPE αποκτά ανώτατο όριο και παίρνει τιμές στο διάστημα [0%, 200%].

4 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ

4.1 Παράγοντες που επηρεάζουν τη ζήτηση πιστωτικών καρτών

Οι πιστωτικές κάρτες έχουν μπει πλέον στην καθημερινότητα του μέσου ανθρώπου σε όλο τον κόσμο. Για τον λόγο αυτό έχουν γίνει πολλές έρευνες ανά τον κόσμο προκειμένου να ερμηνεύσουν τον τρόπο συμπεριφοράς των καταναλωτών, ώστε να αυξήσουν το ποσοστό χρησιμοποίησης των πιστωτικών καρτών. Κάθε έρευνα μελετούσε ξεχωριστές ομάδες καταναλωτών ανάλογα με την ηλικία, την οικογενειακή κατάσταση, την εργασία, τον τόπο κατοικίας κ.α. προκειμένου να καταλήξει σε συμπεράσματα για τη εξάπλωση της χρήσης τους.

Από τα συμπεράσματα αυτών των ερευνών που μελετήθηκαν έγινε σαφές ότι ο σημαντικότερος παράγοντας για την υιοθέτηση και την μετέπειτα χρήση μιας πιστωτικής κάρτας είναι το επιτόκιο. Επίσης, σημαντικοί παράγοντες είναι οικονομικές παράμετροι που σχετίζονται με την κάρτα, όπως το πιστωτικό όριο της κάρτας και η ετήσια συνδρομή, ενώ δημογραφικά στοιχεία όπως η ηλικία και η εργασία του καταναλωτή, σηματοδοτούν τη δυναμική στη χρήση της.

Επιτόκιο

Το επιτόκιο είναι ένα ποσοστό από τα χρήματα που δανειστήκαμε από την τράπεζα, το οποίο πρέπει οι δικαιούχοι πιστωτικών καρτών να δώσουν σαν ανταμοιβή στην τράπεζα. Αν και τα επιτόκια πιστωτικών καρτών είναι αρκετά πιο υψηλά από άλλες μορφές δανεισμού, η μεγάλη ευκολία και ταχύτητα με την οποία μπορεί κάποιος να δανειστεί χρήματα, καθιστούν τις κάρτες ιδιαίτερα δημοφιλείς στους καταναλωτές.

Ειδικότερα, για την σημαντικότητα του επιτοκίου στην χρήση των πιστωτικών καρτών γίνονται αναφορές στα άρθρα :

1. «Forecasting consumer credit card adoption: what can we learn about the utility function?», 2003, των Min Qia και Sha Yang, στις ΗΠΑ. Ο σκοπός αυτής της μελέτης ήταν η πρόβλεψη της υιοθέτησης πιστωτικών καρτών από τους πελάτες, από την μεριά της τράπεζας. Προκειμένου να επιτευχθεί αυτό, πραγματοποιήθηκε σύγκριση των προβλέψεων που προέκυψαν από παραδοσιακές μεθόδους πρόβλεψης με γραμμικές συναρτήσεις και σταθερό δείκτη υποκατάστασης προϊόντων, με νευρωνικά δίκτυα που έκαναν χρήση μη γραμμικών συναρτήσεων και με μεταβλητό τον δείκτη υποκατάστασης

των προϊόντων που προσφέρουν οι τράπεζες. Τα αποτελέσματα της έρευνας έδειξαν ότι τα νευρωνικά δίκτυα παρείχαν καλύτερη πρόβλεψη σχετικά με την υιοθέτηση πιστωτικών καρτών, έναντι των παραδοσιακών μεθόδων. Ο κύριος παράγοντας μεταβολής της συνάρτησης χρησιμότητας του καταναλωτή όσον αφορά τις πιστωτικές κάρτες φάνηκε να είναι το επιτόκιο των καρτών.

2. «Transition matrix models of consumer credit ratings», 2012, των Madhur Malik και Lyn C. Thomas, που δημοσιεύθηκε στο Ηνωμένο Βασίλειο. Η εν λόγω έρευνα αναφερόταν γενικά σε όλες τις μορφές δανεισμού των τραπεζών και μελέτησε τον καθορισμό του πιστωτικού κινδύνου των δανείων. Το επιτόκιο ήταν ο κυριότερος παράγοντας που μελετήθηκε.
3. «Forecasting and stress testing credit card default using», του 2013, Tony Bellotti, Jonathan Crook. Η μελέτη αυτή χρησιμοποιώντας δυναμικά μοντέλα που περιλάμβαναν μακροοικονομικές μεταβλητές και προσομοιώνοντας το μοντέλο σε ακραίες τιμές, πραγματοποίησε πρόβλεψη για την καθυστέρηση πληρωμής του λογαριασμού. Τα αποτελέσματα της έδειξαν πως μια μεγάλη αύξηση του επιτοκίου επιφέρει μεγάλη αύξηση της καθυστέρησης αποπληρωμής.
4. «The Integrated Impact of Credit and Interest Rate Risk on Banks An Economic Value and Capital Adequacy Perspective», του 2008, των Mathias Drehmann, Steffen Sorensen και Marco Stringa και δημοσιεύθηκε στην Αγγλία. Τα δεδομένα της μελέτης προέρχονταν από την τράπεζα της Αγγλίας. Η έρευνα έδειξε ότι το επιτόκιο είναι καθοριστικός παράγοντας για την αποτυχία του δανειζόμενου στην αποπληρωμή των δανείων.
5. «Προώθηση τραπεζικών προϊόντων από διεθνείς και ελληνικές τράπεζες που δραστηριοποιούνται στην Ελλάδα», του 2006, των Πάνα Βασιλεία και Γσινιά Μαρία. Στην έρευνα αυτή έγινε ανάλυση του επιτοκίου που υπάρχει σε όλες τις μορφές δανεισμού, εξηγήθηκαν τα διαφορετικά είδη επιτοκίων καθώς οι τιμές τους ανάλογα με την μορφή του δανεισμού. Το συμπέρασμα της έρευνας ήταν πως το επιτόκιο συνιστά τον σημαντικότερο παράγοντα για την προώθηση των τραπεζικών προϊόντων.

Πιστωτικό όριο

Εξίσου σημαντικό ρόλο στην προτίμηση των καταναλωτών όσον αφορά στην υιοθέτηση των πιστωτικών καρτών παίζει το πιστωτικό όριο που παρέχει στους κατόχους η κάθε τράπεζα. Το

πιστωτικό όριο είναι το ποσό που μπορεί να ξοδέψει κάποιος με την πιστωτική του κάρτα, δηλαδή κάθε μήνα έχουμε περιορισμένο ποσό. Ανάλογα με τη δυνατότητα αποπληρωμής (βάσει της οικονομικής κατάστασης, του επαγγέλματός του κατόχου, κλπ.) η τράπεζα θέτει στον εκάστοτε κάτοχο και ένα όριο, το πιστωτικό όριο, ώστε να μην μπορεί να ξοδέψει περισσότερα χρήματα από αυτό το όριο.

Αναφορές σε αυτόν τον παράγοντα γίνεται στα άρθρα :

1. «The adoption and usage of credit cards by urban-affluent consumers in China», 2007, του Steve Worthington και του David Stewart που παρουσιάστηκε στο διεθνές συνέδριο τραπεζικού μάρκετινγκ. Σκοπός του άρθρου ήταν να ερμηνεύσει τη χρήση των πιστωτικών καρτών στον πληθυσμό της Κίνας. Συγκεκριμένα. εξετάστηκε η υιοθέτηση πιστωτικής κάρτας από καταναλωτές που είχαν ήδη μια κάρτα και τα συμπεράσματα της έρευνας ήταν ότι οι καταναλωτές δίνουν ιδιαίτερη σημασία στο πιστωτικό όριο που τους παρέχει η τράπεζα.
2. «College students' consumption of credit cards», 2012, των Charles Blankson, Audhesh K Paswan και Kwabena G. Boakye. Στη μελέτη αυτή εξετάστηκαν τα κίνητρα των φοιτητών στην κατανάλωση καρτών, ο τρόπος χρήσης τους καθώς και τα κριτήρια με τα οποία αποφασίζουν οι φοιτητές την επιλογή των καρτών. Δεδομένου ότι συνήθως οι φοιτητές δεν είναι εργαζόμενοι και δεν έχουν σταθερά εισοδήματα, οι τράπεζες τους παρέχουν χαμηλό πιστωτικό όριο, πράγμα που οδηγεί τους φοιτητές στην αναζήτηση καρτών που τους παρέχουν όσο το δυνατόν υψηλότερο όριο. Επιπλέον, η συντριπτική πλειοψηφία των φοιτητών υποστηρίζει ότι οι πιστωτικές κάρτες τους παρέχουν αυξημένη ασφάλεια στις συναλλαγές τους κι για αυτό έχουν μπει πλέον στην καθημερινότητα τους.
3. «Προώθηση τραπεζικών προϊόντων από διεθνής και Ελληνικές τράπεζες που δραστηριοποιούνται στην Ελλάδα», 2006, των Πάνα Βασιλεία και Τσινιά Μαρία. Στην έρευνα αυτή εξετάστηκε και αναλύθηκε το πιστωτικό όριο που προσφέρουν οι διάφορες μορφές δανεισμού.
4. «The impact of wealth on financial mistakes: Evidence credit card non-payment», 2012, των Barry Scholnick, Nadia Massoud και Anthony Saunders. Η μελέτη αυτή επισημαίνει τον καθοριστικό ρόλο που παίζει το πιστωτικό όριο στην συνεπή αποπληρωμή των καρτών.

5. «The Integrated Impact of Credit and Interest Rate Risk on Banks An Economic Value and Capital Adequacy Perspective», του 2008, των Mathias Drehmann, Steffen Sorensen και Marco Stringa. Το πιστωτικό όριο σύμφωνα με αυτό το άρθρο πρέπει να ελέγχεται, ώστε να συμβαδίζει με την ικανότητα του δανειζόμενου στην αποπληρωμή του.

Ετήσια συνδρομή

Η ετήσια συνδρομή, είναι το ποσό που οφείλει να πληρώνει ο κάτοχος της κάρτας κάθε χρόνο στην τράπεζα. Ανάλογα με την χρήση που κάνει ο κάτοχος στην κάρτα του η τράπεζα μπορεί να τον απαλλάξει από την ετήσια συνδρομή.

Η έρευνα «Forecasting consumer credit card adoption: what can we learn about the utility function?», 2003, των Min Qia και Sha Yang, που δημοσιεύθηκε στις ΗΠΑ, κατέληξε στο συμπέρασμα ότι καθοριστικός παράγοντας για την επιλογή μιας πιστωτικής κάρτας είναι η ετήσια συνδρομή.

Δημογραφικά χαρακτηριστικά κατόχου

Η ηλικία των καταναλωτών παίζει σημαντικό ρόλο τόσο στην υιοθέτηση όσο και στη χρήση των πιστωτικών καρτών. Διαπιστώθηκε ότι οι καταναλωτές μέσης ηλικίας (35-45) υιοθετούν πιο εύκολα πιστωτικές κάρτες. Επίσης, οι νεαροί σε ηλικία κάτοχοι είναι πιο επιρρεπείς σε λάθη όσον αφορά στην αποπληρωμή, γεγονός που αποδίδεται στη χειρότερη οικονομική τους κατάσταση και στην έλλειψη γνώσης της λειτουργίας της αγοράς, συγκριτικά με μεγαλύτερους ηλικιακά κατόχους. Σε αυτά τα συμπεράσματα καταλήγουν τα άρθρα :

1. «College students' consumption of credit cards», 2012, των Charles Blankson, Audhesh K Paswan και Kwabena G. Boakye, όπου εξετάστηκε η συμπεριφορά των φοιτητών ως προς την χρήση πιστωτικών καρτών.
2. «The impact of wealth on financial mistakes: Evidence credit card non-payment», 2012, των Barry Scholnick, Nadia Massoud και Anthony Saunders. Η ηλικία των κατόχων πιστωτικών καρτών βρέθηκε να έχει άμεση σχέση με την αποπληρωμή των καρτών, αφού οι νέοι ηλικιακά είναι συνήθως οι πιο ασθενείς οικονομικά.
3. «Neural Network for Predicting the Performance of credit cards account», του 1996, των Piona Jagielska και Januz Jaworski, που δημοσιεύτηκε στην Αυστραλία. Στην μελέτη

αυτή, η ηλικία ήταν μία από τις παραμέτρους που λάβαν υπόψη τους οι μελετητές στις εισόδους του νευρωνικού δικτύου.

4. «Forecasting consumer credit card adoption: what can we learn about the utility function?», 2003, των Min Qi και Sha Yang. Η ηλικία ήταν ένας από τους δημογραφικούς παράγοντες που λάμβανε υπόψη του το νευρωνικό δίκτυο που προέβλεπε τη συμπεριφορά των καταναλωτών.

Η οικογενειακή κατάσταση επηρεάζει την αντιμετώπιση των πιστωτικών καρτών. Φαίνεται ότι οι έγγαμοι είναι πρώτοι στην κατοχή πιστωτικών καρτών. Διαφορές επίσης παρουσιάζονται σε έγγαμους με τέκνα και σε έγγαμους χωρίς τέκνα. Στην επίδραση της οικογενειακής κατάστασης αναφέρονται τα άρθρα :

1. «Forecasting and explaining aggregate consumer credit delinquency behaviour», 2012, των Jonathan Crook και John Banasik. Στη μελέτη αυτή φάνηκε η οικογενειακή κατάσταση να επηρεάζει σημαντικά τη συνέπεια των καταναλωτών ως προς την αποπληρωμή των δανείων. Συγκεκριμένα, εκφράζεται η άποψη ότι τα διαζύγια ευθύνονται πολλές φορές για την καθυστέρηση της αποπληρωμής.
2. «The adoption and usage of credit cards by urban-affluent consumers in China», 2007, του Steve Worthington και του David Stewart. Ένα από τα δημογραφικά χαρακτηριστικά που επηρεάζουν τη χρήση των πιστωτικών καρτών είναι η οικογενειακή κατάσταση των καταναλωτών.
3. «Neural Network for Predicting the Performance of credit cards account», 1996, των Piona Jagielska και Januz Jaworski, που δημοσιεύτηκε στην Αυστραλία. Η οικογενειακή κατάσταση είναι μία παράμετρος που ελήφθη υπόψη στη μελέτη αυτή.

Η επαγγελματική απασχόληση φαίνεται ότι επηρεάζει την προτίμηση των καταναλωτών. Για αυτό γίνεται αναφορά στα άρθρα:

1. «Neural Network for Predicting the Performance of Credit Card Accounts», 1996, των Piona Jagielska και Januz Jaworski. Η επαγγελματική απασχόληση ήταν ένας από τους παράγοντες που εισήχθησαν στην είσοδο του νευρωνικού δικτύου προκειμένου να παραχθεί στην έξοδο η πρόβλεψη για την χρήση των πιστωτικών καρτών.

2. «Τραπεζικό μάρκετινγκ στην πράξη, τεχνικές πωλήσεων τραπεζικών προϊόντων», 2003, της Πολυμενέλης Χριστίνας. Στο άρθρο αυτό αναφέρθηκαν οι τεχνικές μάρκετινγκ τραπεζικών προϊόντων και έγινε σαφές πως η επαγγελματική απασχόληση των καταναλωτών πρέπει να λαμβάνεται υπόψη στις τεχνικές προώθησης των τραπεζικών προϊόντων.
3. «Προώθηση τραπεζικών προϊόντων από διεθνείς και Ελληνικές τράπεζες που δραστηριοποιούνται στην Ελλάδα», 2006, των Πάνα Βασιλεία και Γσινιά Μαρία. Τα αποτελέσματα της έρευνας αυτής έδειξαν ότι το επάγγελμα είναι ένας παράγοντας που επηρεάζει την επιλογή πιστωτικής κάρτας.
4. «Transition matrix models of consumer credit ratings», 2012, των Madhur Malik και Lyn C. Thomas, που δημοσιεύθηκε στο Ηνωμένο Βασίλειο. Στη μελέτη αυτή, φαίνεται πως η ανεργία είναι ένας από τους σημαντικότερους μακροοικονομικούς παράγοντες που επηρεάζουν τον καθορισμό του πιστωτικού κινδύνου.

Επιπρόσθετα, σημαντικός παράγοντας στην υιοθέτηση των πιστωτικών καρτών είναι ο **τόπος κατοικίας** των καταναλωτών. Τα χαρακτηριστικά υιοθέτησης των πιστωτικών καρτών διαφέρουν ανάμεσα στους κατοίκους της επαρχίας και αυτών των μεγάλων αστικών κέντρων. Ακόμα, σε πολλές έρευνες διαφορά έχει παρατηρηθεί και μεταξύ των ζωνών κατοικίας. Αναφορά στον παράγοντα του τόπου κατοικίας γίνεται στα άρθρα :

1. «The impact of wealth on financial mistakes: Evidence credit card non-payment», 2012, των Barry Scholnicka, Nadia Massoud και Anthony Saunders. Στο άρθρο αυτό παρουσιάστηκε η σχέση που έχει ο τόπος κατοικίας των καταναλωτών με τη συνέπεια αποπληρωμής των δανείων τους.
2. «Macroeconomic determinants of the credit risk in the banking system: The case of the GIPSI», 2013, του Vitor Castro. Σε αυτή τη μελέτη συσχετίστηκε η δυνατότητα αποπληρωμής των δανείων, με βάση τον τόπο κατοικίας των καταναλωτών. Συγκεκριμένα, παρατηρήθηκε ότι οι κάτοικοι που διαμένουν σε χαμηλότερες οικονομικές ζώνες κατοικίας έχουν πιο αυξημένο κίνδυνο να μην αποπληρώσουν τα δάνεια στη ώρα τους.

4.2 Μοντέλα πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν στη βιβλιογραφία

Στη βιβλιογραφία που μελετήθηκε χρησιμοποιήθηκαν πολλές διαφορετικές μέθοδοι πρόβλεψης της ζήτησης και της υιοθέτησης νέων πιστωτικών καρτών. Ανάλογα με τα δεδομένα που επεξεργάζονταν, στην κάθε μελέτη, ορισμένες τεχνικές έδιναν περισσότερο αξιόπιστα αποτελέσματα συγκριτικά με τις υπόλοιπες.

Μια διαδεδομένη μέθοδος πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκε σε κάποιες από τις έρευνες που αναφέρθηκαν παραπάνω είναι αυτή των **ερωτηματολογίων**. Τα ερωτηματολόγια συμπληρώθηκαν τόσο από ανθρώπους που δεν κατείχαν πιστωτική κάρτα, όσο και από ανθρώπους που είχαν ήδη πιστωτική κάρτα στην κατοχή τους. Η μελέτη των αποτελεσμάτων των ερωτηματολογίων οδήγησε στην εξαγωγή των αποτελεσμάτων των ερευνών. Ερωτηματολόγια χρησιμοποιήθηκαν στα άρθρα:

1. «The adoption and usage of credit cards by urban-affluent consumers in China», 2007, του Steve Worthington και του David Stewart, σε δείγμα του πληθυσμού της Κίνας. Το μειονέκτημα της έρευνας είναι ότι δεν χρησιμοποίησε αντιπροσωπευτικό δείγμα των καταναλωτών, αλλά ένα δείγμα που προσφέρει γνώση για αυτούς που υιοθέτησαν πρώιμα πιστωτικές κάρτες.
2. «College students' consumption of credit cards», 2012, των Charles Blankson, Audhesh K Paswan και Kwabena G. Boakye. Τα ερωτηματολόγια που χρησιμοποιήθηκαν αποτελούνταν από γενικές ερωτήσεις σχετικά με τον χαρακτήρα του δείγματος.
3. «Προώθηση τραπεζικών προϊόντων από διεθνής και Ελληνικές τράπεζες που δραστηριοποιούνται στην Ελλάδα», 2006, των Πάνα Βασιλεία και Τσινιά Μαρία. Για την άντληση δεδομένων της έρευνας ακολουθήθηκε η μέθοδος του ερωτηματολογίου. Τα ερωτηματολόγια αυτά συμπληρώθηκαν από στελέχη ελληνικών τραπεζών.

Σε πολλά άρθρα χρησιμοποιήθηκαν **τεχνητά νευρωνικά δίκτυα** για την παραγωγή προβλέψεων. Σε κάθε μελέτη αναπτύχθηκε διαφορετικό νευρωνικό δίκτυο. Τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιήθηκαν στις παρακάτω μελέτες:

1. «Neural Network for Predicting the Performance of credit cards account», 1996, των Piona Jagielska και Januz Jaworski, που δημοσιεύτηκε στην Αυστραλία. Στην έρευνα αυτή

αναπτύχθηκαν δύο νευρωνικά δίκτυα, το πρώτο λάμβανε υπόψη τις αποφάσεις του σημερινού συστήματος αξιολόγησης του κινδύνου και το δεύτερο, βασιζόμενο στα λογιστικά ιστορικά των λογαριασμών, είχε ως στόχο την πρόβλεψη της απόδοσης που έχουν οι λογαριασμοί πιστωτικών καρτών. Σαν εισοδοί στα παραπάνω νευρωνικά δίκτυα δόθηκαν μεταξύ άλλων και η ηλικία, το φύλο, το επάγγελμα, η ζώνη κατοικίας, η οικογενειακή κατάσταση, το εισόδημα, τα περιουσιακά στοιχεία, το τραπεζικό υπόλοιπο καθώς και ο αριθμός των πιστωτικών καρτών. Στην έξοδο οι πελάτες χωρίζονταν σε πελάτες που αποπληρώνουν κανονικά και σε πελάτες που πάνε σε οριστική καθυστέρηση.

2. «Forecasting consumer credit card adoption: what can we learn about the utility function?», 2003, των Min Qia και Sha Yang, στις ΗΠΑ. Το μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε σε αυτή τη μελέτη βασιζόταν στην κατασκευή μιας συνάρτησης χρησιμότητας των πιστωτικών καρτών για τους καταναλωτές. Η συνάρτηση αυτή ήταν της μορφής $U=f(\mathbf{x},\boldsymbol{\beta})+\varepsilon$, όπου η μεταβλητή x αντιπροσωπεύει κάποιο από τα χαρακτηριστικά της κάρτας, όπως είναι το επιτόκιο ή η ετήσια συνδρομή, το β είναι ένα παραμετρικό διάνυσμα και το ε είναι μια ανεξάρτητη σταθερά. Προκειμένου να υιοθετήσει ο καταναλωτής μια νέα κάρτα πρέπει η διαφορά της συνάρτησης χρησιμότητας της νέας κάρτας από τη συνάρτηση χρησιμότητας της ιδανικής κάρτας για αυτόν να είναι θετική, δηλαδή πρέπει $U^{new}-U^{wallet}>0$.

Από τα κλασσικά μοντέλα προβλέψεων χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος πρόβλεψης **ARIMA** στο παρακάτω άρθρο :

1. «Forecasting and explaining aggregate consumer credit delinquency behaviour», 2012, Jonathan Crook, John Banasik, που δημοσιεύθηκε στο Ηνωμένο Βασίλειο. Με χρήση της μεθόδου ARIMA προβλέφθηκε η καθυστέρηση που έχουν οι καταναλωτές στις διάφορες μορφές δανεισμού. Από την μελέτη προέκυψε άμεση σχέση ανάμεσα στο επιτόκιο των δανείων και την καθυστέρηση αποπληρωμής.
2. Στο άρθρο «Transition matrix models of consumer credit ratings», 2012, των Madhur Malik και Lyn C. Thomas, που δημοσιεύθηκε στο Ηνωμένο Βασίλειο χρησιμοποιήθηκε **Markov chain**. Τα δεδομένα για την έρευνα αντλήθηκαν από την κεντρική τράπεζα του Ηνωμένου Βασιλείου. Το μοντέλο αυτό διαφέρει από τα μοντέλα που είχαν δημοσιευτεί μέχρι τότε γιατί χρησιμοποίησε δύο αλυσίδες και ενσωμάτωσε οικονομικές μεταβλητές αλλά και τον χρονικό ορίζοντα της πίστωσης, που μέχρι τότε δεν λαμβανόταν υπόψη. Το μοντέλο αυτό αποδείχτηκε ικανότερο από τα στοχαστικά μοντέλα γιατί η απλότητα τους δεν επέτρεπε τον συνδυασμό ποικίλων καταστάσεων.

Τέλος, πολλές έρευνες βασίστηκαν σε **εμπειρικά στοιχεία** για να ερμηνεύσουν την υιοθέτηση πιστωτικών καρτών. Τα εμπειρικά στοιχεία χρησιμοποιήθηκαν στις παρακάτω έρευνες:

1. «Macroeconomic determinants of the credit risk in the banking system: The case of the GIPSI», 2013, του Vitor Castro. Μέσα από εμπειρικά στοιχεία από αρχεία τραπεζών η έρευνα κατέληξε στο συμπέρασμα ότι οι ασθενέστερες οικονομικά τάξεις παρουσιάζουν περισσότερο αυξημένη την πιθανότητα καθυστέρησης της αποπληρωμής των δανείων.
2. «Ανάλυση τραπεζικών προϊόντων», 2009, του Λιναρδάκη Στυλιανού. Στη μελέτη αυτή αναλύθηκαν όλα τα τραπεζικά προϊόντα και κατηγοριοποιήθηκαν ανάλογα με τις πηγές εσόδων των τραπεζών, όπως έσοδα από τόκους, έσοδα από προμήθειες, έσοδα από επενδύσεις χρηματοοικονομικές πράξεις και καθαρά κέρδη. Τα δεδομένα της μελέτης προέρχονταν από ισολογισμούς τραπεζών.
3. «Σύγχρονα τραπεζικά προϊόντα και η λογιστική και πληροφοριακή τους διαχείριση από τις επιχειρήσεις», του 2008, Μαστρακούλης Γεώργιος. Στη μελέτη αυτή έγινε αναφορά σε όλα τα τραπεζικά προϊόντα.

5 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΔΗΜΟΓΡΑΦΙΚΗΣ ΜΕΛΕΤΗΣ

Τα δεδομένα που επεξεργάστηκαν στην παρούσα διπλωματική εργασία ελήφθησαν από μεγάλη ελληνική τράπεζα. Τα στοιχεία περιλάμβαναν πληροφορίες σχετικά με την οικογενειακή κατάσταση, την επαγγελματική απασχόληση και την ηλικία των κατόχων πιστωτικών καρτών καθώς και πληροφορίες για τις συναλλαγές, όπως είναι τα ποσά συναλλαγών, τα ποσά σε δόσεις και η συνέπεια των κατόχων σχετικά με την αποπληρωμή των καρτών. Επιπρόσθετα, δόθηκαν πληροφορίες σχετικά με το αν είχαν γίνει ή όχι προωθητικές ενέργειες στους συγκεκριμένους πελάτες.

Οι καταναλωτές ομαδοποιήθηκαν προκειμένου να εξεταστεί η συμπεριφορά τους στην υιοθέτηση καρτών σαν ομάδες. Η ομαδοποίηση αυτή βοηθά τις τράπεζες στην κατανόηση της συμπεριφοράς των καταναλωτών και έχει ως αποτέλεσμα το σχεδιασμό αποτελεσματικότερης στρατηγικής προώθησης των πιστωτικών καρτών, και συνεπώς την αύξηση του μεριδίου της στην αγορά των πιστωτικών καρτών.

Τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την δημογραφική μελέτη παρουσιάζονται παρακάτω.

5.1 Οικογενειακή κατάσταση

Οι κάτοχοι των καρτών χωρίστηκαν σε τέσσερις κατηγορίες: 1) έγγαμους, 2) άγαμους, 3) χήρους ή διαζευγμένους και 4) άλλη περίπτωση, όπου το ποσοστό ήταν πολύ μικρό. Στον **πίνακα 1** και στο **Γράφημα 6** παρουσιάζεται το ποσοστό κατοχής πιστωτικών καρτών σε σχέση με την οικογενειακή κατάσταση. Όπως φαίνεται, η οικογενειακή κατάσταση διαδραματίζει σημαντικό ρόλο στην υιοθέτηση καρτών. Έτσι, οι έγγαμοι, που συνήθως έχουν περισσότερες καταναλωτικές ανάγκες, έχουν και τα υψηλότερα ποσοστά στη χρήση πιστωτικών καρτών

Πίνακας 1. Ποσοστό χρήσης καρτών ανά οικογενειακή κατάσταση

Οικογενειακή Κατάσταση	Ποσοστό
Έγγαμος	66.32%
Άγαμος	11.10%
Χήρος/Διαζευμένος	22.56%
Άλλη περίπτωση	0.12%



Γράφημα 6. Ποσοστό χρήσης καρτών ανά οικογενειακή κατάσταση

5.2 Ηλικία

Η ηλικία των καταναλωτών παίζει καθοριστικό ρόλο στη χρήση των πιστωτικών καρτών. Στον **πίνακα 2** και στο **Γράφημα 7** παρουσιάζεται το σύνολο των πιστωτικών καρτών ανά ηλικιακή ομάδα, με το μεγαλύτερο ποσοστό κατοχής πιστωτικών καρτών να εντοπίζεται σε ηλικίες 46 έως 55 ετών, στοιχείο που σχετίζεται με την καλύτερη επαγγελματική αποκατάσταση και τα μειωμένα ποσοστά ανεργίας σε αυτές τις ηλικίες.

Πίνακας 2. Σύνολο καρτών ανά ηλικία

Ηλικία (Ετη)	Σύνολο Καρτών (Σε Χιλιάδες)
18-25	2.2
26-35	37.4
36-45	97.7
46-55	114.6
56-65	92.1
>65	61.8

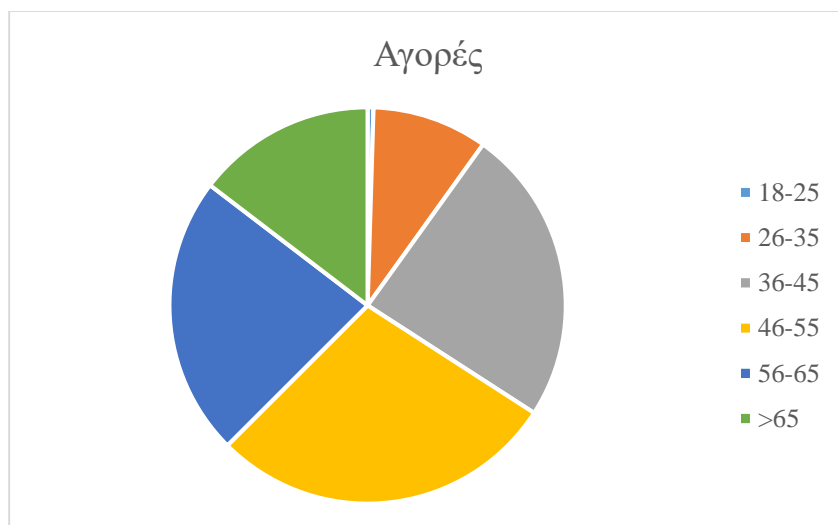


Γράφημα 7. Σύνολο καρτών ανά ηλικία

Επιπρόσθετα, η ηλικία επηρεάζει την ποσότητα των αγορών που πραγματοποιούν οι κάτοχοι των πιστωτικών καρτών. Στον **πίνακα 3** και στο **Γράφημα 8** παρουσιάζεται το σύνολο των αγορών ανά ηλικιακή ομάδα. Παρατηρούμε λοιπόν, ότι η ίδια ηλικιακή ομάδα (46-55) κάνει και τις περισσότερες αγορές.

Πίνακας 3. Σύνολο αγορών ανά ηλικιακή ομάδα

Ηλικία	Αγορές
18-25	3
26-35	59.4
36-45	152.5
46-55	178.8
56-65	144
>65	92.1



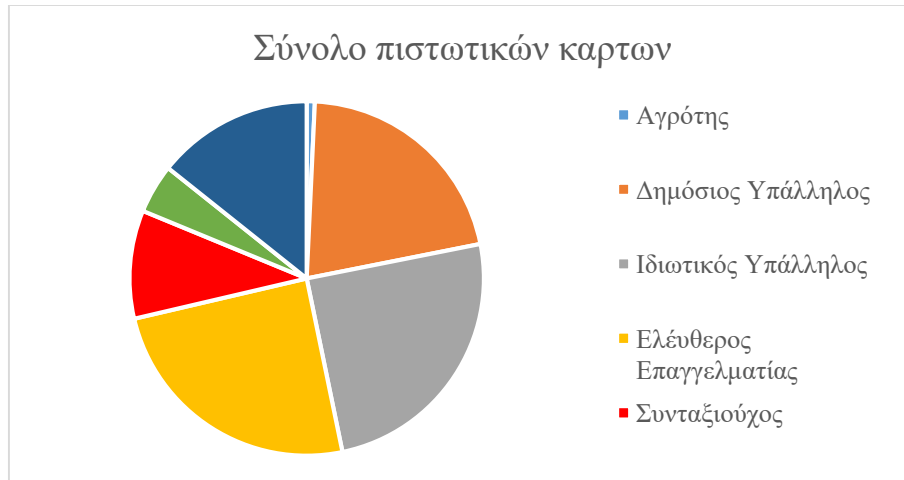
Γράφημα 8. Σύνολο αγορών ανά ηλικιακή ομάδα

5.3 Επαγγελματική απασχόληση

Η επαγγελματική απασχόληση των κατόχων πιστωτικών καρτών φαίνεται πως επηρεάζει τόσο την υιοθέτηση των πιστωτικών καρτών όσο και τη χρήση τους. Στον **πίνακα 4** και στο **Γράφημα 9** παρουσιάζεται το σύνολο των καρτών σε χιλιάδες που κατέχουν κάποιες κατηγορίες επαγγελμάτων.

Πίνακας 4. Πιστωτικές κάρτες ανά επάγγελμα

Επάγγελμα	Πιστωτικές Κάρτες (Σε Χιλιάδες)
Αγρότης	3
Δημόσιος Υπάλληλος	85.8
Ιδιωτικός Υπάλληλος	101
Ελεύθερος Επαγγελματίας	99.8
Συνταξιούχος	40.1
Τραπεζικός Υπάλληλος	18.2
Λοιπά επαγγέλματα	58

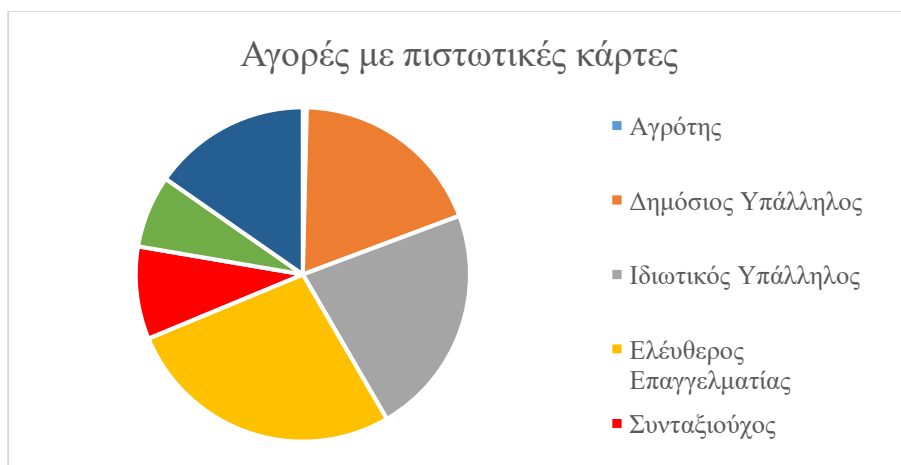


Γράφημα 9. Σύνολο πιστωτικών καρτών ανά επάγγελμα

Στον **πίνακα 5** και στο **Γράφημα 10** παρουσιάζεται το σύνολο των αγορών που πραγματοποιούνται από τους καταναλωτές σε σχέση με το επάγγελμα τους. Φαίνεται λοιπόν, ότι οι Ελεύθεροι Επαγγελματίες, είναι εκείνοι που ξεχωρίζουν τόσο ως προς τον αριθμό πιστωτικών καρτών που κατέχουν, όσο και ως προς τα ποσά αγορών που πραγματοποιούν με αυτές.

Πίνακας 5. Σύνολο αγορών ανά επάγγελμα

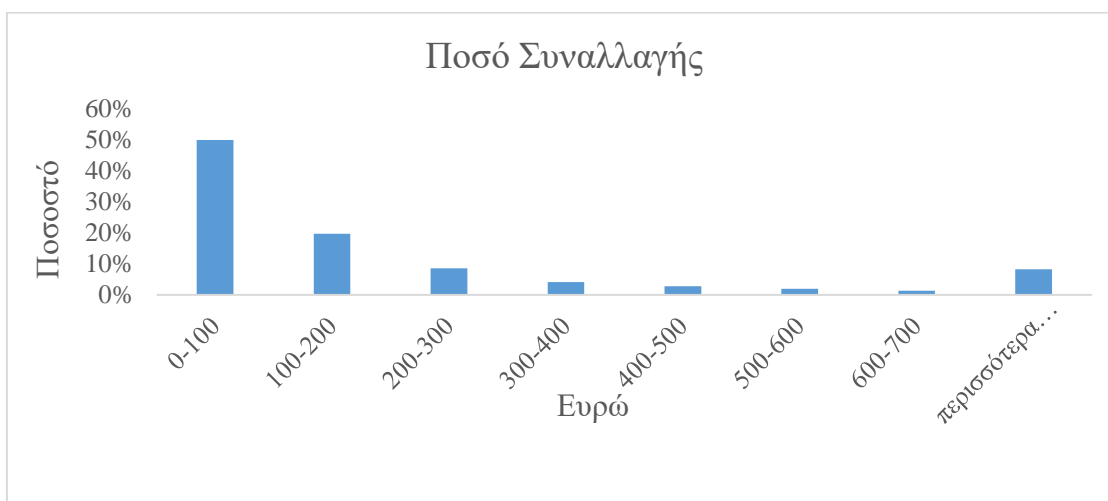
Επάγγελμα	Αγορές (Σε Χιλιάδες €)
Αγρότης	2.4
Δημόσιος Υπάλληλος	119.1
Ιδιωτικός Υπάλληλος	140.6
Ελεύθερος Επαγγελματίας	170.8
Συνταξιούχος	56.4
Τραπεζικός Υπάλληλος	44.1
Λοιπά επαγγέλματα	96.4



Γράφημα 10. Αγορές με πιστωτικές κάρτες ανά επάγγελμα

5.4 Ποσό συναλλαγών

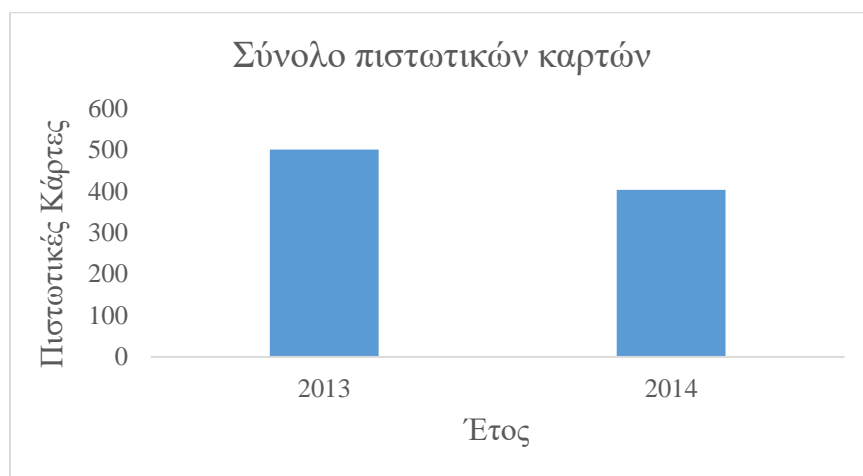
Τα ποσά συναλλαγών των κατόχων πιστωτικών καρτών μπορούν να φανερώσουν σε τι είδους συναλλαγές χρησιμοποιούνται οι πιστωτικές κάρτες. Από το **Γράφημα 11** παρατηρείται ότι το μεγαλύτερο ποσοστό (79%) χρησιμοποιεί την κάρτα του για αγορές μέχρι τριακόσια ευρώ, δηλαδή για καθημερινές αγορές. Για μεγαλύτερες αγορές, δηλαδή αγορές πάνω από εφτακόσια ευρώ, το ποσοστό χρήσης της πιστωτικής κάρτας διαμορφώνεται στο 8%. Συνεπώς, η χρήση των πιστωτικών καρτών πραγματοποιείται κυρίως σε καθημερινές αγορές.



Γράφημα 11. Ποσά συναλλαγών

5.5 Σύνολο πιστωτικών καρτών

Το σύνολο των πιστωτικών καρτών το οικονομικό έτος 2013 ήταν 501.2 χιλιάδες, ενώ το έτος 2014 παρατηρήθηκε μείωση κατά είκοσι τις εκατό, δηλαδή υπήρχαν 403.5 χιλιάδες κάρτες. Η μείωση σχετίζεται με την μειωμένη χορήγηση νέων πιστωτικών καρτών, στο πλαίσιο περιορισμού έκθεσης της τράπεζας σε πιστωτικό κίνδυνο. Η μείωση αυτή φαίνεται πιο καθαρά στο **Γράφημα 12**



Γράφημα 12. Σύνολο πιστωτικών καρτών

5.6 Έκδοση νέων πιστωτικών καρτών

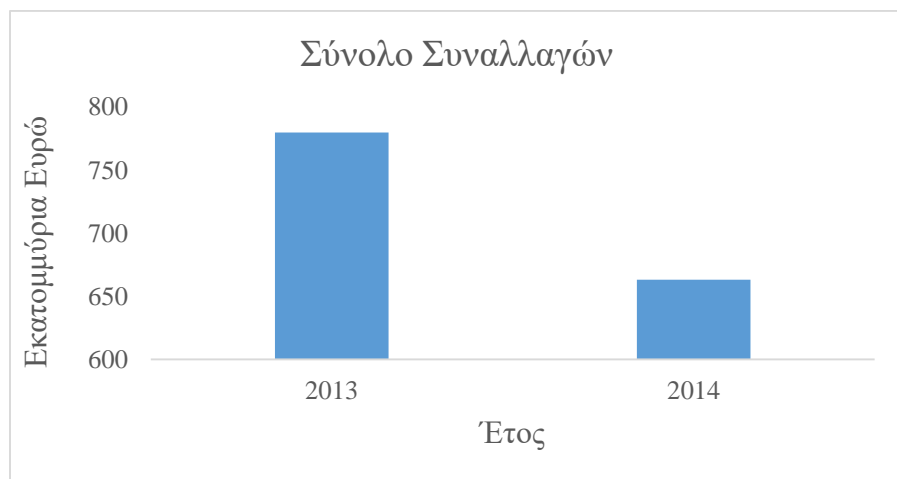
Οι εκδόσεις νέων πιστωτικών καρτών το οικονομικό έτος 2013 ανέρχονταν στις 24.3 χιλιάδες, ενώ το έτος 2014 στις 21.1 χιλιάδες, υπήρχε δηλαδή μείωση κατά 13.2%. Αυτό ήταν αναμενόμενο καθώς η οικονομική κατάσταση της Ελλάδος και η έλλειψη σταθερότητας δημιουργούσε κλίμα ανησυχίας στους καταναλωτές, οι οποίοι από την μεριά τους δεν ήθελαν οικονομικές δεσμεύσεις με τις τράπεζες, όπως και οι τράπεζες είχαν πιο αυστηρά κριτήρια αξιολόγησης για την προσέλκυση νέων πελατών. Η μείωση αυτή φαίνεται καλύτερα στο **Γράφημα 13**.



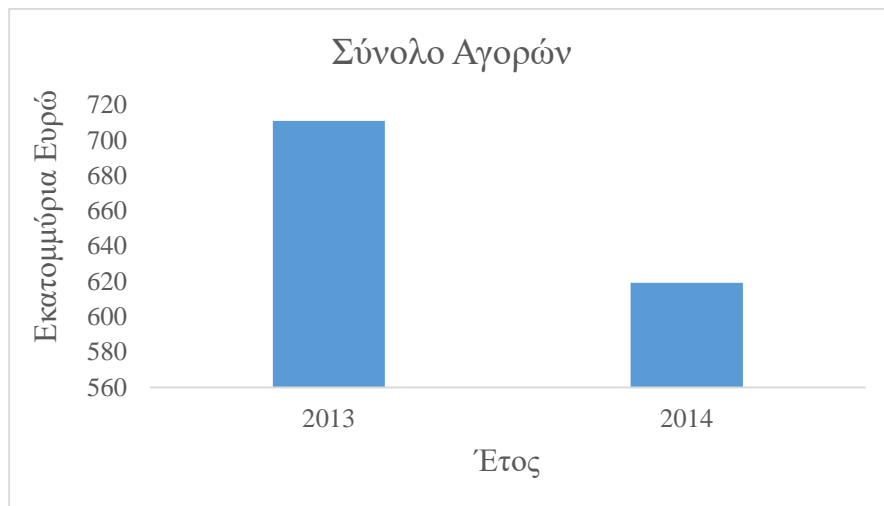
Γράφημα 13. Έκδοση νέων καρτών

5.7 Σύνολο συναλλαγών

Το σύνολο των συναλλαγών αφορά στις αγορές που μπορούν να γίνουν με μια πιστωτική κάρτα καθώς και στις αναλήψεις. Το οικονομικό έτος 2013 το σύνολο των συναλλαγών ανερχόταν σε 779.9 εκατομμύρια ευρώ, ενώ το 2014 σε 663.2 εκατομμύρια ευρώ. Από αυτά, από αγορές προέρχονταν τα 711 εκατομμύρια και τα 619.2 εκατομμύρια για τα έτη 2013 και 2014 αντίστοιχα. Στο **Γράφημα 14** και στο **Γράφημα 15**, εμφανίζονται για τα έτη 2013 και 2014 το σύνολο των συναλλαγών και το σύνολο των αγορών αντίστοιχα.



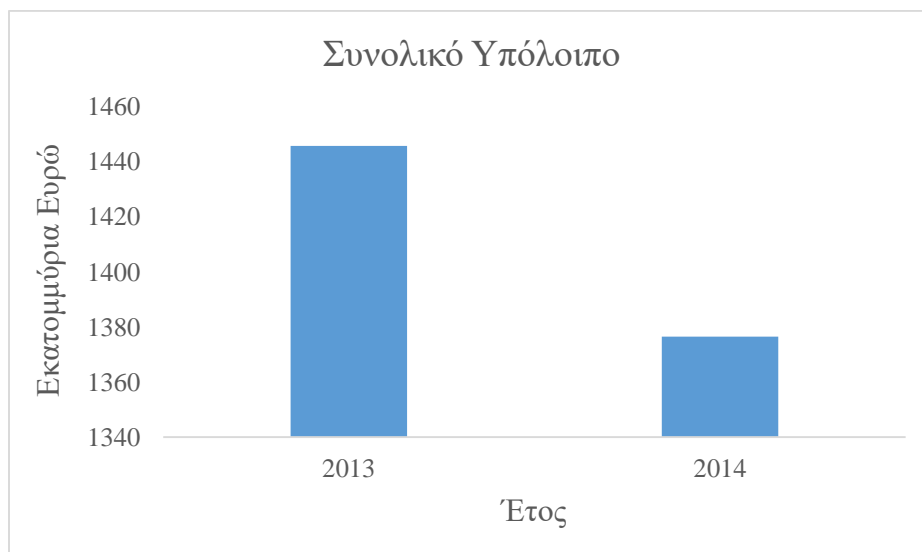
Γράφημα 14. Σύνολο Συναλλαγών



Γράφημα 15. Σύνολο Αγορών

5.8 Συνολικό υπόλοιπο

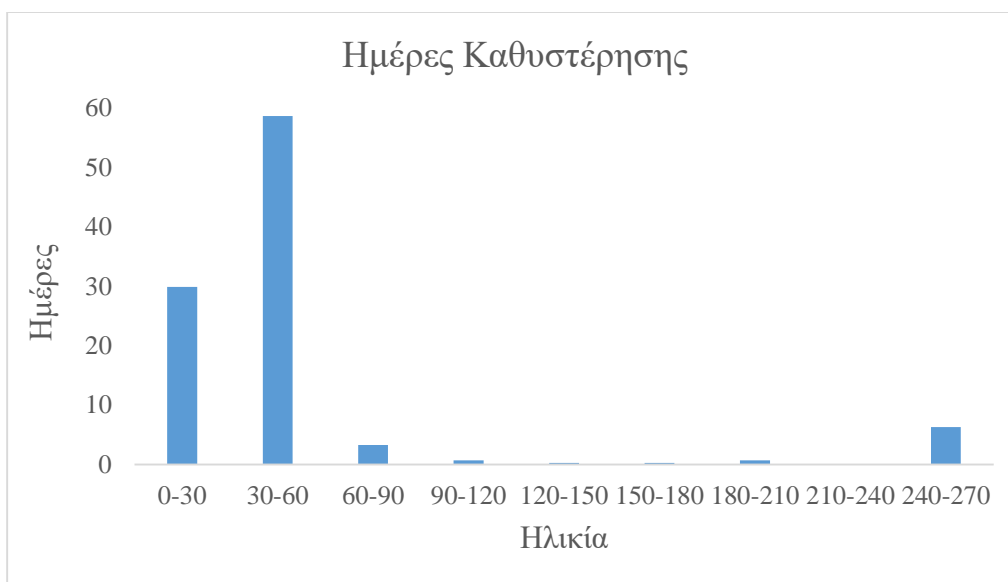
Το συνολικό υπόλοιπο είναι το σύνολο των πιστώσεων που έχει η τράπεζα σε όλους τους λογαριασμούς των πιστωτικών καρτών της. Το οικονομικό έτος 2013 είχε συνολικό υπόλοιπο 1445.9 εκατομμύρια ευρώ, ενώ το 2014 είχε 1376.5 εκατομμύρια ευρώ. Παρατηρήθηκε δηλαδή μικρή μείωση της τάξης του 5%, στοιχείο που σχετίζεται με την γενικότερη μείωση στη χρήση της κάρτας και την συνεπαγόμενη μειωμένη πρόβλεψη για την κάλυψη μελλοντικού πιστωτικού κινδύνου. Στο **Γράφημα 16** φαίνεται η πτώση του συνολικού υπόλοιπου.



Γράφημα 16. Συνολικό Υπόλοιπο

5.9 Καθυστέρηση αποπληρωμής

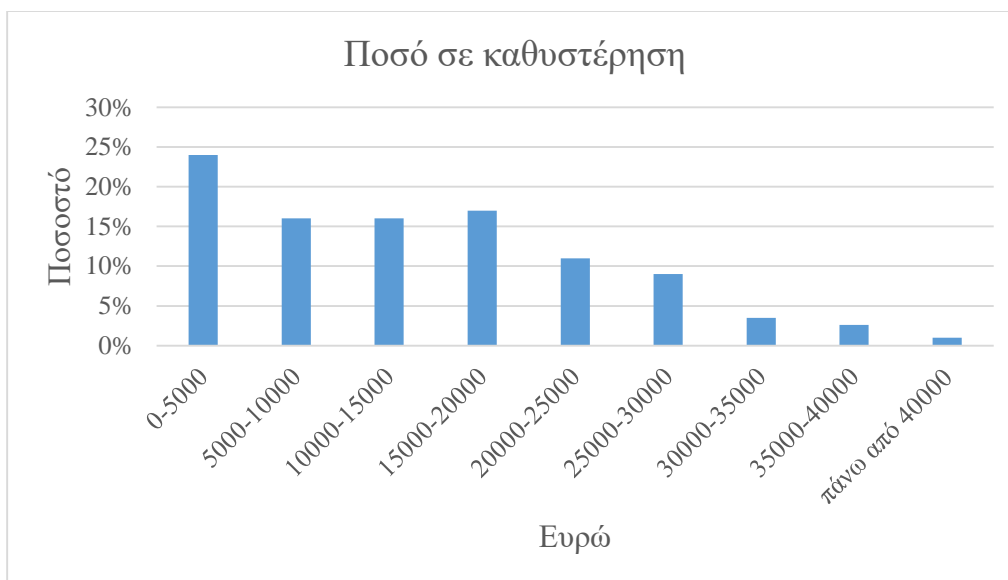
Ιδιαίτερο ενδιαφέρον στην κατανόηση της συμπεριφοράς των κατόχων πιστωτικών καρτών παρουσιάζει η καθυστέρηση που έχουν στην αποπληρωμή. Οι κάτοχοι πιστωτικών καρτών χωρίζονται σε εννέα κατηγορίες ανάλογα με τις ημέρες της καθυστέρησης τους. Αυτοί που έχουν καθυστέρηση από μηδέν έως ενενήντα ημέρες ουσιαστικά έχουν μια προσωρινή καθυστέρηση, ενώ όσοι έχουν καθυστέρηση πάνω από επτά μήνες έχουν φτάσει σε οριστική καθυστέρηση. Στο **Γράφημα 17** παρατηρείται ότι το μεγαλύτερο ποσοστό (59%) καθυστερεί μέχρι δύο μήνες την αποπληρωμή του. Το αμέσως μεγαλύτερο ποσοστό (29%) καθυστερεί ένα μήνα, όπου ουσιαστικά αποπληρώνουν κανονικά τις δόσεις τους. Σε οριστική καθυστέρηση φτάνει ποσοστό 7% των κατόχων, δηλαδή ένα σχετικά μεγάλο ποσοστό.



Γράφημα 17. Ημέρες καθυστέρησης της αποπληρωμής

5.10 Ποσά σε καθυστέρηση για πελάτες που είναι σε οριστική καθυστέρηση

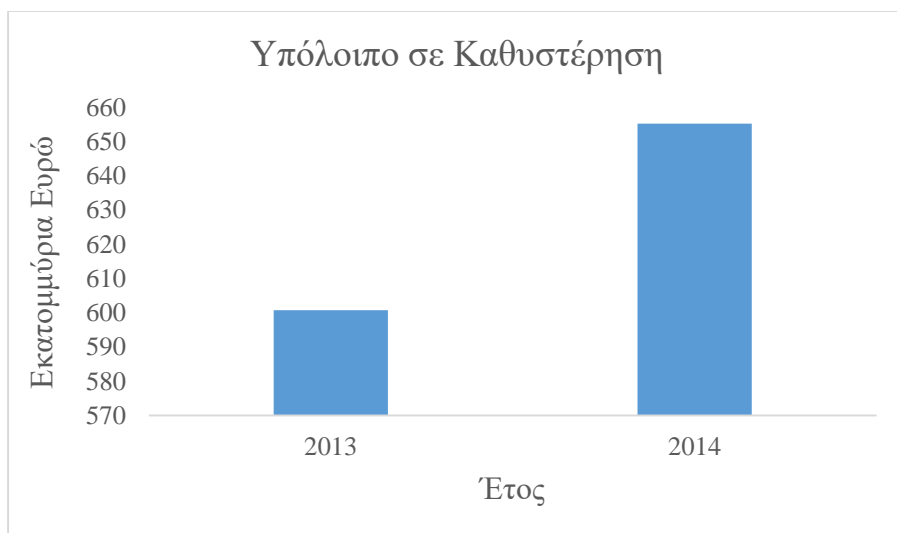
Ενδιαφέρον παρουσιάζει η μελέτη σχετικά με τις οφειλές που έχουν σε δόσεις οι κάτοχοι των πιστωτικών καρτών που βρίσκονται σε καθυστέρηση. Στο **Γράφημα 18** φαίνεται πως το μεγαλύτερο ποσοστό κατόχων (24%) οφείλει ποσό μέχρι πέντε χιλιάδες ευρώ, ενώ παρατηρείται ότι είναι αρκετά υψηλά και τα ποσοστά (των κατόχων) (17%) που έχουν οφειλές μέχρι εικοσιπέντε χιλιάδες ευρώ. Ποσά μεγαλύτερα των σαράντα χιλιάδων ευρώ οφείλει μικρό σχετικά ποσοστό (1%).



Γράφημα 18. Ποσά σε καθυστέρηση

5.11 Υπόλοιπο σε καθυστέρηση

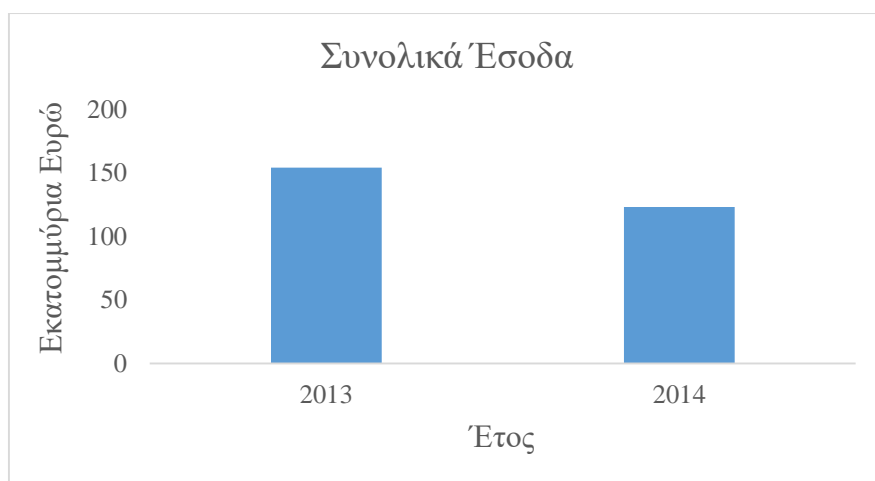
Το υπόλοιπο σε καθυστέρηση είναι το σύνολο της πιστωτικής έκθεσης της τράπεζας προς τους οφειλέτες και για την οποία οι οφειλέτες δεν έχουν τηρήσει τις προγραμματισμένες πληρωμές τους για τουλάχιστον ενενήντα ημέρες. Το οικονομικό έτος 2013 το υπόλοιπο σε καθυστέρηση ήταν 600.7 εκατομμύρια ευρώ, ενώ το 2014 ήταν 655.2 εκατομμύρια ευρώ. Παρατηρήθηκε δηλαδή αύξηση του υπολοίπου καθυστέρησης κατά 9% και συνεπώς μείωση της ικανότητας κανονικής αποπληρωμής από πλευράς των οφειλετών. Το γεγονός αυτό αποδίδεται στη γενικότερη οικονομική κατάσταση της χώρας, με τους μισθούς και τις συντάξεις ολοένα να μειώνονται και παράλληλα τα ποσοστά ανεργίας να αυξάνονται. Παράλληλα, ορισμένοι οφειλέτες επιλέγουν τη μη αποπληρωμή και τη μετάβαση της οφειλής του σε οριστική καθυστέρηση, προσδοκώντας κάποια ρύθμιση ή διακανονισμό με ευνοϊκό επιτόκιο. Στο **Γράφημα 19** παρουσιάζεται η αύξηση του υπολοίπου σε καθυστέρηση τα οικονομικά έτη 2013 και 2014.



Γράφημα 19. Υπόλοιπο σε καθυστέρηση

5.12 Συνολικά έσοδα

Τα συνολικά έσοδα από τις πιστωτικές κάρτες για το οικονομικό έτος 2013 ανέρχονταν σε 154.1 εκατομμύρια ευρώ και το έτος 2014 σε 123.1 εκατομμύρια ευρώ. Υπήρξε δηλαδή πτώση της τάξης του 20% στη χρήση τους, γεγονός που σχετίζεται με την παρατεταμένη οικονομική κρίση, την συρρίκνωση του Α.Ε.Π. και την συνεπαγόμενη συντηρική συμπεριφορά των καταναλωτών – κατόχων καρτών. Στο **Γράφημα 20** παρουσιάζονται τα συνολικά έσοδα τα έτη 2013 και 2014.



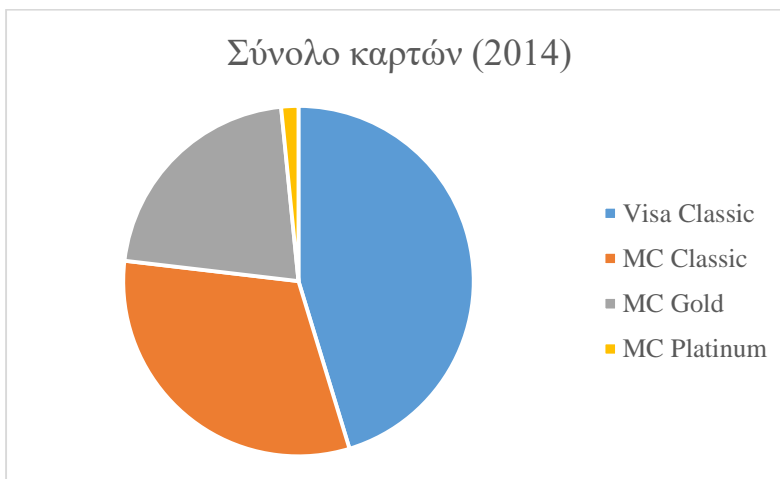
Γράφημα 20. Συνολικά έσοδα

5.13 Είδη πιστωτικών καρτών

Ενδιαφέρον παρουσιάζει η χρήση που κάνουν οι καταναλωτές στις κλασικές κάρτες που παρέχουν οι περισσότερες τράπεζες. Οι κλασικές κάρτες είναι η Visa Classic, MC Classic, MC Gold και η MC Platinum. Στον Πίνακα 6 και στο Γράφημα 21 φαίνεται το σύνολο των καρτών, σε χιλιάδες, για κάθε κάρτα.

Πίνακας 6. Σύνολο καρτών

Πιστωτικές Κάρτες	Σύνολο καρτών 2014 (Σε Χιλιάδες €)
Visa Classic	165.6
MC Classic	115.4
MC Gold	78.8
MC Platinum	5.8

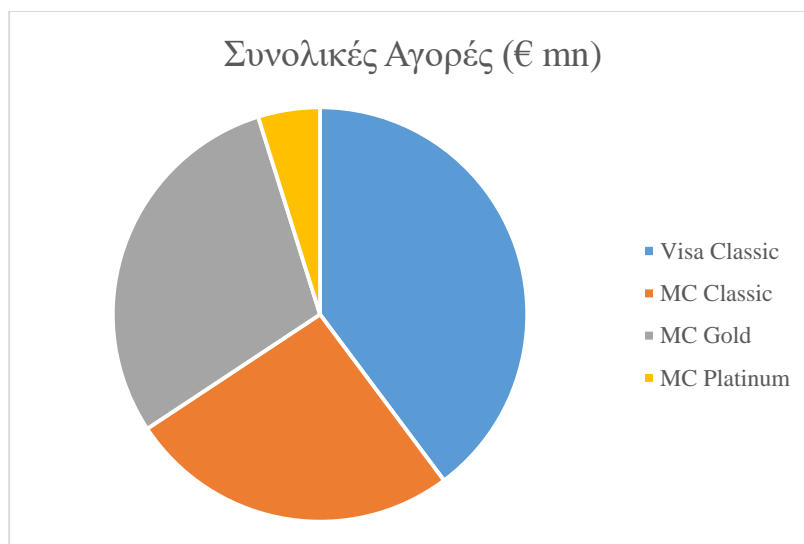


Γράφημα 21. Σύνολο καρτών

Στον Πίνακα 7 και στο Γράφημα 22 παρουσιάζονται οι συνολικές αγορές σε εκατομμύρια ευρώ που πραγματοποιούνται ανά κάρτα.

Πίνακας 7. Συνολικές αγορές ανά κάρτα

Πιστωτικές Κάρτες	Συνολικές Αγορές (€ mn)
Visa Classic	216.7
MC Classic	141.1
MC Gold	160.5
MC Platinum	26.3

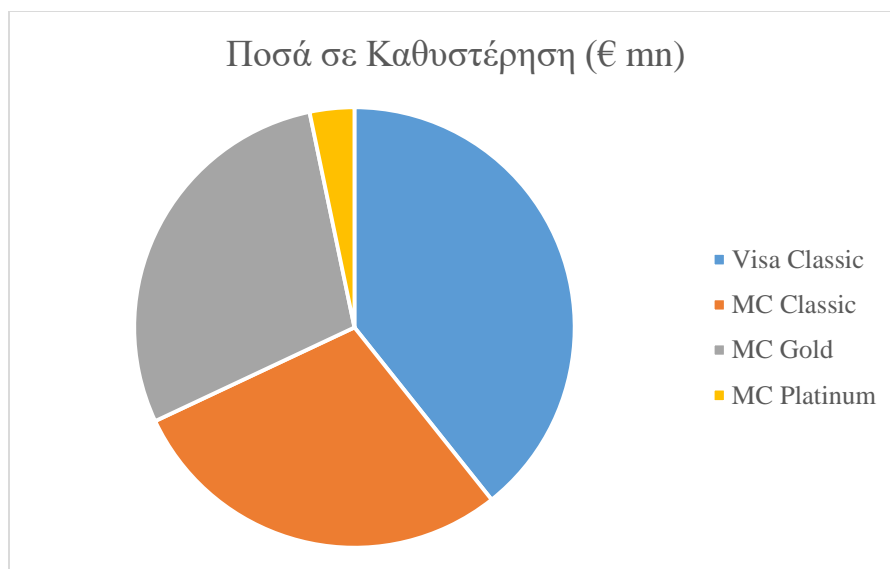


Γράφημα 22. Συνολικές πωλήσεις ανά κάρτα

Στον **Πίνακα 8** και στο **Γράφημα 23** φαίνονται τα ποσά σε εκατομμύρια ευρώ που είναι σε καθυστέρηση, δηλαδή οι κάτοχοι τους έχουν πάνω από ενενήντα ημέρες να πληρώσουν τις οφειλές τους.

Πίνακας 8. Ποσά σε καθυστέρηση

Πιστωτικές Κάρτες	Ποσά σε Καθυστέρηση (€ mn)
Visa Classic	15.6
MC Classic	11.4
MC Gold	11.4
MC Platinum	1.3



Γράφημα 23. Ποσά σε καθυστέρηση

Από τα παραπάνω γραφήματα γίνεται σαφές ότι οι πιο διαδομένες σε χρήση κάρτες είναι οι κλασσικές (VISA & MasterCard classic), καθώς τα πιστωτικά όρια που αυτές παρέχουν προορίζονται για μεγαλύτερο εύρος εισοδημάτων. Ως συνέπεια της εκταμένης χρήσης τους είναι και τα υψηλά ποσά σε καθυστέρηση που εμφανίζουν οι συγκεκριμένες κάρτες.

5.14 Οικονομικά μεγέθη τα προηγούμενα χρόνια

Μεγάλο ενδιαφέρον, εκτός από τα δημογραφικά χαρακτηριστικά που παρουσιάζουν οι κάτοχοι των πιστωτικών καρτών, παρουσιάζουν τα οικονομικά μεγέθη των τραπεζών τα τελευταία χρόνια. Μέσα από τα οικονομικά δεδομένα που αντλήσαμε από μεγάλη ελληνική τράπεζα μπορούν να προκύψουν συμπεράσματα για τις συνήθειες των καταναλωτών σχετικά με τη χρήση πιστωτικών καρτών. Μέσω της ανάλυσης των τιμών αυτών των οικονομικών μεγεθών δίνεται η δυνατότητα πρόβλεψής τους για το μέλλον.

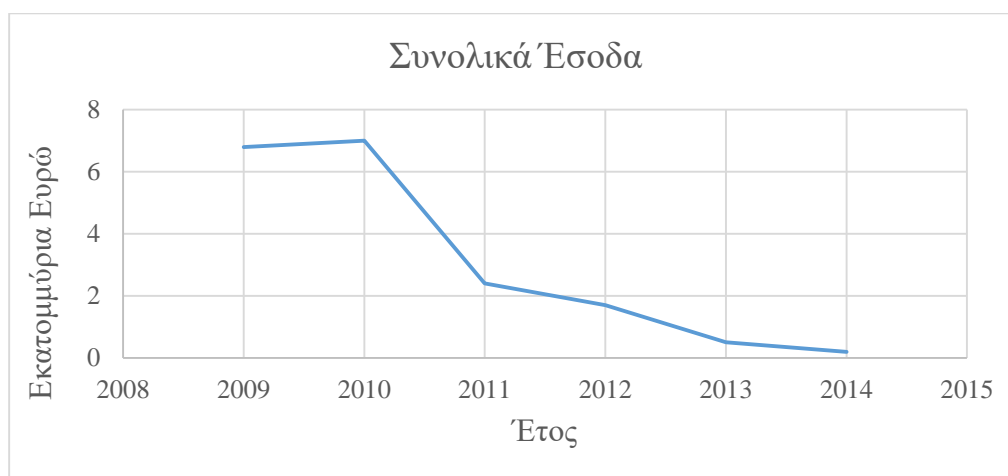
5.14.1 Συνολικά έσοδα

Τα συνολικά έσοδα που εισέπραξε η τράπεζα από τις πιστωτικές κάρτες προέρχονται από τις ετήσιες συνδρομές των κατόχων τους καθώς και από τα επιτόκια στις αγορές και στις αναλήψεις μέσω πιστωτικών καρτών. Στον **πίνακα 9** φαίνονται τα συνολικά έσοδα που είχε η τράπεζα τα τελευταία χρόνια.

Πίνακας 9. Συνολικά έσοδα από τις πιστωτικές κάρτες

Έτος	Συνολικά Έσοδα (€μν)
Πριν το 2009 σύνολο	83.3
2009	6.8
2010	7
2011	2.4
2012	1.7
2013	0.5
2014	0.2

Όπως φαίνεται στον **Πίνακα 9**, μεταξύ του 2009 και του 2014 σημειώθηκε πτώση των εσόδων της τράπεζας κατά 97%. Η κατακόρυφη πτώση των εσόδων δεν είναι τυχαία. Η μείωση αυτή είναι αποτέλεσμα της αλλαγής στρατηγικής των τραπεζών όσον αφορά στις πιστωτικές κάρτες. Οι τράπεζες μείωσαν κατά πολύ το πιστωτικό όριο των κατόχων πιστωτικών καρτών. Η ρύθμιση αυτή πραγματοποιήθηκε στα πλαίσια της οικονομικής κρίσης, προκειμένου να μπορέσουν οι τράπεζες να μειώσουν τα ποσά που φτάνουν σε οριστική καθυστέρηση. Συνέπεια της μείωσης του πιστωτικού ορίου αποτέλεσε η μείωση των ποσών που ξοδεύουν οι κάτοχοι και επακόλουθα η μείωση των εσόδων των τραπεζών. Στη μείωση αυτή συνέβαλε και ο περιορισμός χορήγησης νέων πιστωτικών καρτών, κατά την περίοδο της κρίσης, μειώνοντας αντίστοιχα τα έσοδα από τις ετήσιες συνδρομές. Διαγραμματικά τα συνολικά έσοδα της τράπεζας από το έτος 2009 μέχρι το 2014 παρουσιάζονται στο **Γράφημα 24**.



Γράφημα 24. Συνολικά έσοδα των τραπεζών από τις πιστωτικές κάρτες

5.14.2 Σύνολο ποσών που καταλήγουν σε καθυστέρηση

Τα συνολικά ποσά που καταλήγουν σε καθυστέρηση είναι τα ποσά εκείνα για τα οποία οι κάτοχοι των καρτών έχουν να αποπληρώσουν τις οφειλές τους για περισσότερους από τρεις μήνες. Στον Πίνακα 10 παρατίθενται για τα τελευταία χρόνια τα ποσά που είχε η τράπεζα σε καθυστέρηση.

Πίνακας 10. Ποσά σε καθυστέρηση

Έτος	Συνολικά Ποσά σε Καθυστέρηση (€mn)
Πριν το 2009 σύνολο	1119.7
2009	78.8
2010	107.2
2011	38.5
2012	29.8
2013	27
2014	44.1

Αναφορικά με το σύνολο των ποσών που καταλήγουν σε καθυστέρηση παρατηρείται μείωση της τάξης του 44% από το 2009 μέχρι το 2014. Εντύπωση όμως προκαλεί το γεγονός ότι από το 2010 μέχρι το 2013 σημειώθηκε έντονη μείωση της τάξης του 74%, ενώ από το 2013 μέχρι το 2014 το συνολικό ποσό σε καθυστέρηση αυξήθηκε κατά 63 %. Η αύξηση αυτή καταδεικνύει τη δυσκολία που έχουν πια οι κάτοχοι των πιστωτικών καρτών στην έγκαιρη αποπληρωμή των οφειλών τους, η οποία και αποδίδεται στην οικονομική κρίση στην Ελλάδα. Διαγραμματικά τα ποσά σε καθυστέρηση από το έτος 2009 μέχρι το έτος 2014 παρουσιάζονται στο **Γράφημα 25**.



Γράφημα 25. Ποσά σε καθυστέρηση

5.14.3 Συνολικές πληρωμές

Οι συνολικές πληρωμές αφορούν τις πληρωμές που πραγματοποίησαν οι κάτοχοι των πιστωτικών καρτών χρησιμοποιώντας τις κάρτες τους. Στον **Πίνακα 11** παρατίθενται τα ποσά των πληρωμών για τα τελευταία έτη.

Πίνακας 11. Σύνολο Πληρωμών

Έτος	Πληρωμές (€mn)
Πριν το 2009 σύνολο	533.9
2009	52.8
2010	58.4
2011	24.9
2012	19.4
2013	14.4
2014	5

Όπως φαίνεται στον **Πίνακα 11**, από το 2009 μέχρι το 2014 σημειώθηκε πτώση της τάξης του 90% στις συνολικές πληρωμές με πιστωτικές κάρτες. Η πτώση αυτή σχετίζεται επίσης με την οικονομική κρίση στην Ελλάδα, καθώς η μείωση του πραγματικού εισοδήματος των κατόχων καρτών οδήγησε σε περιορισμό χρήσης του πλαστικού χρήματος. Η πτώση αυτή φαίνεται αισθητά στο **Γράφημα 26**.



Γράφημα 26. Σύνολο πληρωμών με πιστωτικές κάρτες

6 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ

Αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας αποτέλεσε η όσο το δυνατόν καλύτερη εφαρμογή των κλασικών μεθόδων πρόβλεψης προκειμένου να επιτευχθεί η πρόβλεψη της συμπεριφοράς των πιστωτικών καρτών. Η πρόβλεψη της συμπεριφοράς των καρτών επιτρέπει την κατασκευή της κατάλληλης στρατηγικής προώθησης τους από την τράπεζα με στόχο την επέκταση του δικτύου της. Στο παρόν κεφάλαιο γίνεται αναφορά στην εφαρμογή των κλασικών μεθόδων πρόβλεψης. Στο κεφάλαιο 7 παρατίθενται τα αποτελέσματα των μεθόδων και πραγματοποιείται η σύγκριση των διαφορετικών μεθόδων προκειμένου να παρουσιαστεί η μέθοδος που παράγει καλύτερα αποτελέσματα για τα υπάρχοντα δεδομένα.

Οι μέθοδοι πρόβλεψης που εφαρμόζονται στο τρέχον κεφάλαιο είναι μοντέλα χρονοσειρών, μοντέλα δηλαδή που χρησιμοποιούν μόνο τις παλαιότερες τιμές του υπό πρόβλεψη μεγέθους. Συνεπώς, για την εφαρμογή των μεθόδων αυτών αρκεί η γνώση μόνο των παλαιότερων τιμών του δείκτη που μελετάται κάθε φορά, κάτι που συνιστά πλεονέκτημα εξαιτίας λιγότερων απαιτούμενων δεδομένων και μικρότερης πολυπλοκότητας και επομένως μικρότερου χρόνου πρόβλεψης.

Οι προβλέψεις που εφαρμόζονται στις χρονοσειρές, είναι οι εξής:

- **NAIVE**
- **SES**
- **HOLT**
- **DES**
- **THETA**

6.1 Εφαρμογή της μεθόδου Naive

Η μέθοδος Naive αποτελεί την πλέον απλή μέθοδο πρόβλεψης. Η εκάστοτε πρόβλεψη ισούται με την τιμή της προηγούμενης περιόδου. Η πρόβλεψη που παράγεται από την απλοϊκή μέθοδο ισούται με την τιμή που είχε η χρονοσειρά την προηγούμενη περίοδο. Η μέθοδος NAIVE έχει αναλυθεί εκτενέστερα στην παράγραφο 3.3.1.

Η χρονοσειρά που εξετάστηκε, έδινε το σύνολο των ενεργών πιστωτικών καρτών σε χιλιάδες που είχε η τράπεζα ανά μήνα για το έτος 2014 και πραγματοποιήθηκε πρόβλεψη για την τιμή του

μήνα Δεκεμβρίου 2014. Στον **Πίνακα 12** παρατίθενται τα μηνιαία δεδομένα αναφορικά με τις ενεργές πιστωτικές κάρτες που λήφθηκαν από την τράπεζα.

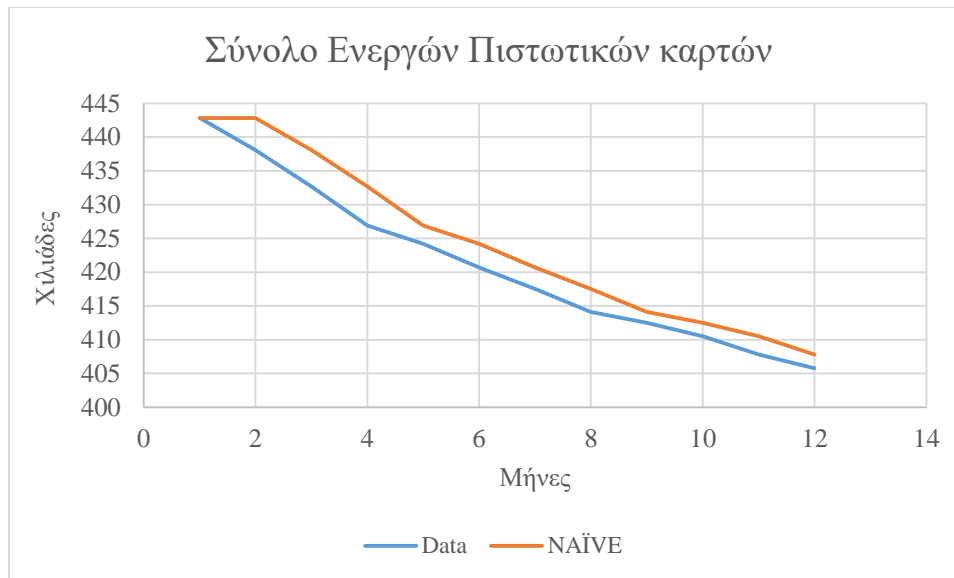
Πίνακας 12. Ενεργές Πιστωτικές Κάρτες

Μήνες το έτος 2014	Ενεργές πιστωτικές κάρτες(χιλιάδες)
Jan	442.8
Feb	438.1
Mar	432.7
Apr	426.9
May	424.2
Jun	420.7
Jul	417.5
Aug	414.1
Sep	412.5
Okt	410.5
Nov	407.8
Dec	405.8

Στον **Πίνακα 13** φαίνεται ότι η χρονοσειρά που προκύπτει από τη NAIVE ακολουθεί τη χρονοσειρά των δεδομένων μας και η τελευταία παρατήρηση ισούται με την προτελευταία. Στο **Γράφημα 27** παρατηρείται ότι η γραμμή των προβλέψεων (πορτοκαλί γραμμή) ουσιαστικά ακολουθεί τη γραμμή των δεδομένων (γαλάζια γραμμή). Σε αυτή την πρόβλεψη η μέθοδος Naive έχει σχετικά καλή πρόβλεψη με MAPE 0.49.

Πίνακας 13. Πρόβλεψη συνολικών ενεργών πιστωτικών καρτών - μέθοδος Naive

Data	NAIVE
442.8	442.8
438.1	442.8
432.7	438.1
426.9	432.7
424.2	426.9
420.7	424.2
417.5	420.7
414.1	417.5
412.5	414.1
410.5	412.5
407.8	410.5
405.8	407.8



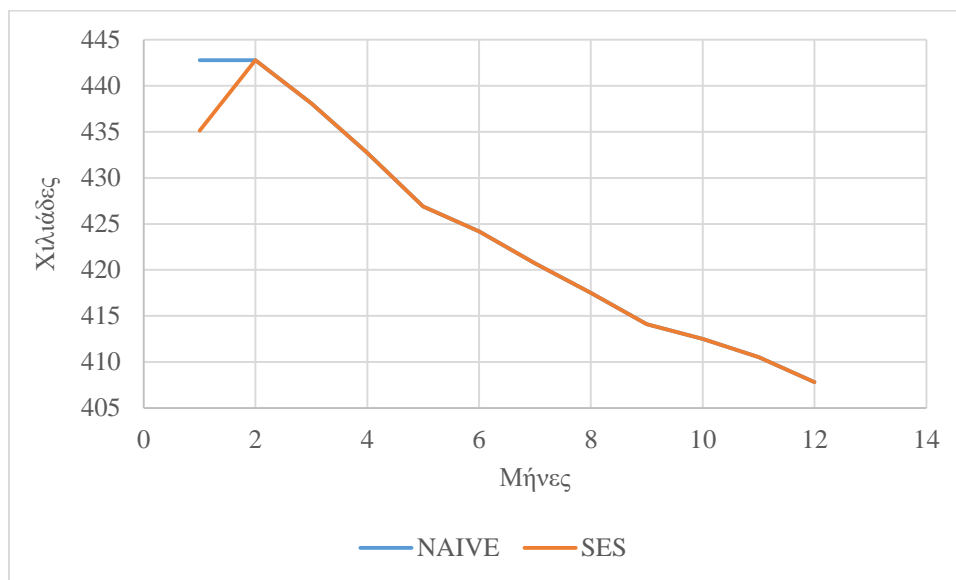
Γράφημα 27. Πρόβλεψη συνολικών ενεργών καρτών με τη μέθοδο Naïve

6.2 Εφαρμογή της μεθόδου SES

Η μέθοδος σταθερού επιπέδου (SES) είναι η απλούστερη μέθοδος εκθετικής εξομάλυνσης. Για την εφαρμογή της συγκεκριμένης μεθόδου είναι απαραίτητος ο προσδιορισμός της παραμέτρου α . Μικρές τιμές του α οδηγούν σε μεγαλύτερη εξομάλυνση, σε λιγότερες δηλαδή διακυμάνσεις στη γραμμή της πρόβλεψης. Χαρακτηριστικό της συγκεκριμένης μεθόδου πρόβλεψης είναι το γεγονός ότι θεωρεί ότι οι χρονοσειρές έχουν ένα σχετικά σταθερό μέσο όρο. Η μέθοδος SES έχει αναλυθεί εκτενέστερα στην παράγραφο 3.3.3.

Η επιλογή του συντελεστή εξομάλυνσης α γίνεται με κριτήριο την ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE) των προβλέψεων στο σύνολο των διαθέσιμων δεδομένων. Για την επιλογή της παραμέτρου α εφαρμόστηκε η μέθοδος SES, στο Matlab, για διαφορετικές τιμές της και έπειτα με βάση τα σφάλματά της στις παρατηρήσεις επιλέχθηκε η τιμή της παραμέτρου που ελαχιστοποιεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE) στις προβλέψεις αυτής της περιόδου. Στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας η διερεύνηση του βέλτιστου συντελεστή α πραγματοποιήθηκε με βήμα 0.001, έγιναν δηλαδή 1001 επαναλήψεις της μεθόδου πρόβλεψης. Ο αλγόριθμος με τον οποίο υπολογίστηκε ο βέλτιστος συντελεστής εξομάλυνσης α και ο κώδικας με τον οποίο υλοποιήθηκαν οι προβλέψεις παρατίθεται στο Παράρτημα. Επιπλέον, σαν αρχικό επίπεδο S_0 ελήφθη ο μέσος όρος των τεσσάρων πρώτων παρατηρήσεων των υπαρχόντων δεδομένων. Στην περίπτωση του συνόλου των ενεργών πιστωτικών καρτών με τα δεδομένα του Πίνακα 12, η παραπάνω διερεύνηση οδήγησε στην επιλογή $\alpha=1$, δηλαδή στην ταύτιση της

μεθόδου SES με τη μέθοδο Naive, κάτι το οποίο διακρίνεται στο σχήμα **Γράφημα 28** όπου παρουσιάζεται η πρόβλεψη για το σύνολο των ενεργών πιστωτικών καρτών Τράπεζας.



Γράφημα 28. Σύνολο ενεργών πιστωτικών καρτών

Παίρνοντας σαν δεδομένα τις ποσοστιαίες ενεργοποιήσεις πιστωτικών καρτών για κάθε μήνα το έτος 2014 είναι δυνατή η πρόβλεψη του ποσοστού ενεργοποιήσεων που έγιναν το Δεκέμβριο του 2014. Τα δεδομένα που αντλήθηκαν από την τράπεζα φαίνονται στον **Πίνακα 14**.

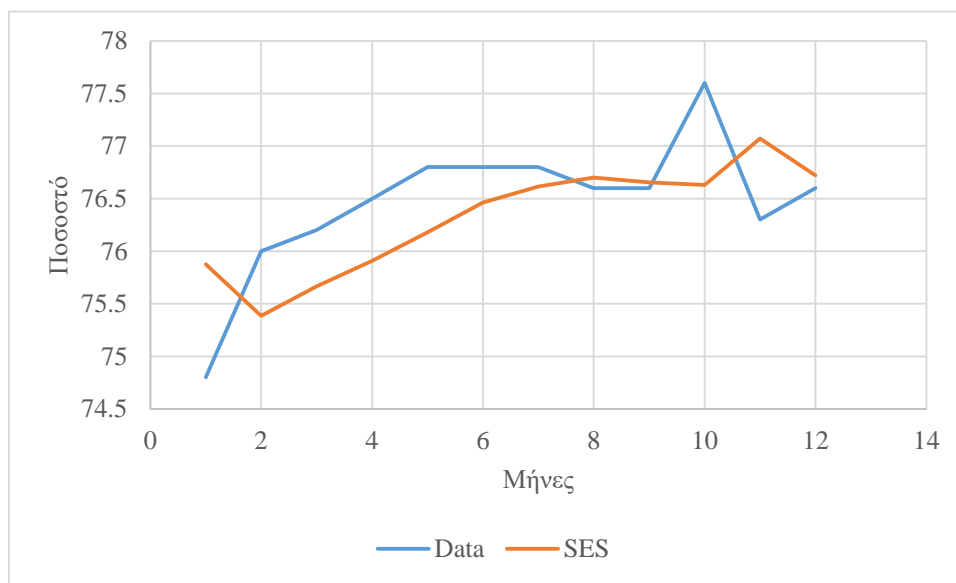
Πίνακας 14. Ποσοστό ενεργοποίησης πιστωτικών καρτών το τελευταίο έτος

Μήνες το έτος 2014	Ενεργοποιήσεις Καρτών (%)
Jan	74.8
Feb	76
Mar	76.2
Apr	76.5
May	76.8
Jun	76.8
Jul	76.8
Aug	76.6
Sep	76.6
Okt	77.6
Nov	76.3
Dec	76.6

Αναφορικά με την πρόβλεψη για το ποσοστό των καρτών που ενεργοποιήθηκαν τον τελευταίο χρόνο, με την μέθοδο SES, ο βέλτιστος συντελεστής εξομάλυνσης α βρέθηκε ίσος με 0.456. Στον Πίνακα 15 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της μεθόδου SES. Στο Γράφημα 29 απεικονίζονται σχηματικά αυτές οι χρονοσειρές.

Πίνακας 15. Πρόβλεψη του ποσοστού των καρτών που ενεργοποιήθηκαν τον τελευταίο χρόνο με τη μέθοδο SES

Data	SES
74.8	75.88
76	75.38
76.2	75.665
76.5	75.91
76.8	76.18
76.8	76.46
76.8	76.61
76.6	76.70
76.6	76.65
77.6	76.63
76.3	77.08
76.6	76.72



Γράφημα 29. Πρόβλεψη του ποσοστού των καρτών που ενεργοποιήθηκαν τον τελευταίο χρόνο με τη μέθοδο SES

6.3 Εφαρμογή της μεθόδου Holt

Η διαφορά της μεθόδου Holt από τη μέθοδο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης (SES) είναι το γεγονός ότι υποθέτει την ύπαρξη τάσης στην υπό μελέτη χρονοσειρά. Η τάση εκφράζεται με το συντελεστή εξομάλυνσης τάσης β , ο πολλαπλασιασμός του οποίου με το σφάλμα των προηγούμενων περιόδων συνεισφέρει στην παραγωγή των προβλέψεων. Η μέθοδος HOLT έχει αναλυθεί εκτενέστερα στην παράγραφο 3.3.3.

Έτσι, για την εφαρμογή της μεθόδου είναι απαραίτητος τόσο ο προσδιορισμός του συντελεστή εξομάλυνσης του επιπέδου α , όσο και του συντελεστή εξομάλυνσης της τάσης β . Ο βέλτιστος συνδυασμός των συντελεστών βρίσκεται με διαδικασία παρόμοια με εκείνη που περιγράφεται στην προηγούμενη ενότητα (6.2) για την εύρεση του συντελεστή α . Ο αλγόριθμος που χρησιμοποιήθηκε για την εύρεση των βέλτιστων συντελεστών α και β και ο κώδικας που χρησιμοποιήθηκε για την εξαγωγή των προβλέψεων παρατίθεται στο Παράρτημα. Η διερεύνηση των συντελεστών έγινε με βήμα 0.01. Με αυτήν την επιλογή του βήματος πραγματοποιήθηκαν 10201 επαναλήψεις. Σαν αρχική τάση λήφθηκε η διαφορά της δεύτερης από την πρώτη παρατήρηση.

Πάρθηκε σαν δεδομένο τη χρονοσειρά συνολικής πιστωτικής έκθεσης των πελατών της τράπεζας, σε εκατομμύρια ευρώ, για κάθε μήνα από τον Δεκέμβριο του 2013 προκειμένου να προβλεφθεί η συνολική πιστωτική έκθεση των κατόχων πιστωτικών καρτών τον Δεκέμβριο του 2014. Στον Πίνακα 16 παρατίθενται τα δεδομένα που ελήφθησαν από την τράπεζα.

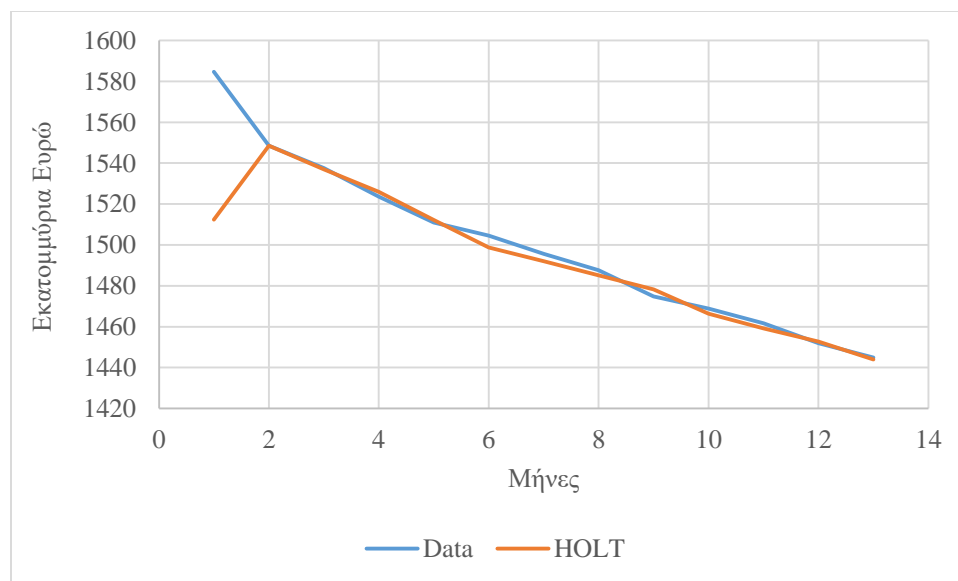
Πίνακας 16. Συνολική πιστωτική έκθεση πελατών ανά μήνα

Μήνες το έτος 2013-2014	Συνολική πιστωτική έκθεση πελατών (€mn)
Dec	1584.7
Jan	1548.5
Feb	1537.6
Mar	1523.6
Apr	1510.9
May	1504.6
Jun	1495.7
Jul	1487.6
Aug	1474.8
Sep	1468.9
Okt	1461.6
Nov	1451.9
Dec	1444.9

Στον Πίνακα 17 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της πρόβλεψης της χρονοσειράς συνολικής πιστωτικής έκθεσης πελάτη, για τον Δεκέμβριο του 2014, με την μέθοδο HOLT. Στο Γράφημα 30 γίνεται απεικόνιση των αποτελεσμάτων.

Πίνακας 17. Πρόβλεψη συνολικής πιστωτικής έκθεσης πελάτη με την μέθοδο HOLT

Data	HOLT
1584.7	1512.4
1548.5	1548.5
1537.6	1536.88
1523.6	1525.98
1510.9	1512.23
1504.6	1498.72
1495.7	1491.97
1487.6	1485.06
1474.8	1478.24
1468.9	1466.29
1461.6	1459.23
1451.9	1452.81
1444.9	1443.92



Γράφημα 30. Πρόβλεψη συνολικής πιστωτικής έκθεσης πελάτη με την μέθοδο HOLT

Στο παραπάνω παράδειγμα οι βέλτιστοι συντελεστές προσδιορίστηκαν με χρήση του Matlab ίσοι με $\alpha=0.66$ και $\beta=0.34$.

6.4 Εφαρμογή της μεθόδου DES

Η μέθοδος DES (Damped Exponential Smoothing) περιλαμβάνει, συγκριτικά με τις προαναφερόμενες μεθόδους, επιπλέον μία παράμετρο διόρθωσης της τάσης ϕ , η οποία παίρνει τιμές εντός του διαστήματος $(0,1)$. Για $\phi=0$ προκύπτει το μοντέλο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης, εφόσον η τάση δεν επηρεάζει τον καθορισμό των στατιστικών σημειακών προβλέψεων, ενώ για $\phi=1$ προκύπτει το μοντέλο γραμμικής τάσης. Η μέθοδος DES έχει αναλυθεί εκτενέστερα στην παράγραφο 3.3.3

Για λόγους βελτίωσης της επίδοσης της μεθόδου πρόβλεψης πραγματοποιήθηκε διερεύνηση της βέλτιστης παραμέτρου ϕ εντός του κλειστού διαστήματος $[0,1]$. Παρατηρείται, μάλιστα, σε πολλές περιπτώσεις ότι προτιμάται η εφαρμογή της απλής εκθετικής εξομάλυνσης έναντι του μοντέλου της φθίνουσας τάσης καθώς προκύπτει $\phi=0$.

Ο βέλτιστος συνδυασμός των α , β και ϕ προσδιορίστηκε στο Matlab με τον αλγόριθμο που παρουσιάζεται στο Παράρτημα, με κριτήριο την ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE). Οι συντελεστές α και β προσδιορίστηκαν με ακρίβεια 0.01, ενώ ο συντελεστής ϕ με ακρίβεια 0.1 για λόγους μείωσης του υπολογιστικού χρόνου. Με αυτά τα βήματα έγιναν 112,211 επαναλήψεις της μεθόδου για την εύρεση των βέλτιστων συντελεστών. Στο Παράρτημά παρουσιάζεται ο αλγόριθμος με τον οποίο εξήχθησαν οι προβλέψεις.

Από την τράπεζα λήφθηκαν σαν δεδομένα, τα μηνιαία ποσά που πάνε σε καθυστέρηση, από τον Δεκέμβριο του 2013 και για όλους τους μήνες του 2014, προκειμένου να προβλεφθεί μέσω της μεθόδου DES το ποσό που πάει σε καθυστέρηση τον Δεκέμβριο του 2014. Τα ποσά σε καθυστέρηση, σε εκατομμύρια ευρώ, που αντλήθηκαν από την τράπεζα παρουσιάζονται στον **Πίνακα 18**.

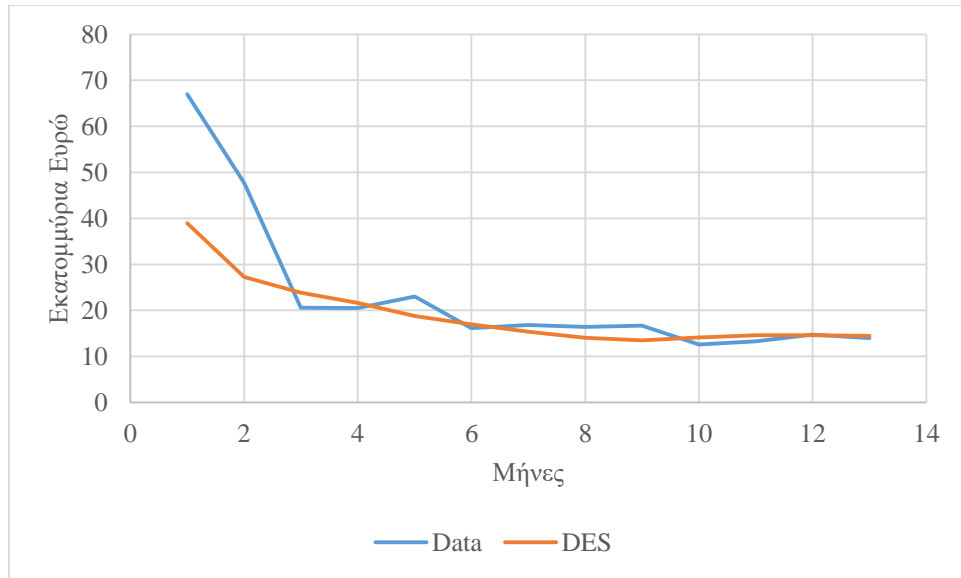
Πίνακας 18. Μηνιαία ποσά σε καθυστέρηση

Μήνες το έτος 2013-2014	Ποσά σε καθυστέρηση (€mn)
Dec	67
Jan	47.7
Feb	20.6
Mar	20.5
Apr	23
May	16.1
Jun	16.8
Jul	16.4
Aug	16.7
Sep	12.6
Okt	13.3
Nov	14.7
Dec	14

Στον **Πίνακα 19** παρουσιάζονται τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την πρόβλεψη της χρονοσειράς των καρτών που ενεργοποιήθηκαν τον τελευταίο μήνα, με την μέθοδο DES, με βέλτιστες παραμέτρους $\alpha=0.63$, $\beta=0.28$ και $\varphi=0.4$. Οι χρονοσειρές αυτές φαίνονται καλύτερα στο **Γράφημα 31**.

Πίνακας 19. Πρόβλεψη συνολικού ποσού καθυστέρησης - μέθοδος DES

Data	DES
67	38.95
47.7	27.22
20.6	23.83
20.5	21.61
23	18.77
16.1	16.96
16.8	15.34
16.4	14.03
16.7	13.50
12.6	14.07
13.3	14.57
14.7	14.58
14	14.48



Γράφημα 31. Πρόβλεψη συνολικού ποσού καθυστέρησης - μέθοδος DES

6.5 Εφαρμογή της μεθόδου ΘΗΤΑ

Για την εξαγωγή των προβλέψεων με τη μέθοδο Theta αποσυντίθεται η εκάστοτε χρονοσειρά σε δύο σειρές με παραμέτρους $\theta=0$ (Theta Line(0)) και $\theta=2$ (Theta Line(2)).

Αρχικά υπολογίστηκε η ευθεία ελαχίστων τετραγώνων (LRL-linear regression line), η οποία αποτελεί και τη Theta Line(0).

$$\text{Theta Line}(0) = a + b \cdot X,$$

όπου τα a, b υπολογίστηκαν στο excel ως εξής:

a , με τη συνάρτηση intercept για την κάθε χρονοσειρά μας

b , με τη συνάρτηση slope για την κάθε χρονοσειρά μας

Στη συνέχεια η Theta Line(2) προκύπτει σύμφωνα με την σχέση :

$$Y_t^2 = 2Y_t - LRL_t$$

Η ThetaLine(2) προεκτείνεται μέσω της απλής εκθετικής εξομάλυνσης (SES), με τρόπο όμοιο με εκείνο που περιγράφεται στην παράγραφο 6.2.

Οι γραμμές ThetaLine(0) και ThetaLine(2) συνδυάστηκαν με ίσα βάρη και προέκυψε η τελική πρόβλεψη.

Η μέθοδος ΘΗΕΤΑ έχει αναλυθεί εκτενέστερα στην παράγραφο 3.3.4.

Χρησιμοποιήθηκαν σαν δεδομένα τα συνολικά ποσά, σε εκατομμύρια ευρώ, που έχει δώσει η τράπεζα για επαναχρηματοδότηση των πελατών της που βρίσκονται σε καθυστέρηση. Τα ποσά αυτά, ήταν για τους μήνες από τον Δεκέμβριο του 2013 έως τον Δεκέμβριο του 2014. Τα ποσά αυτά παρουσιάζονται στον **Πίνακα 20**.

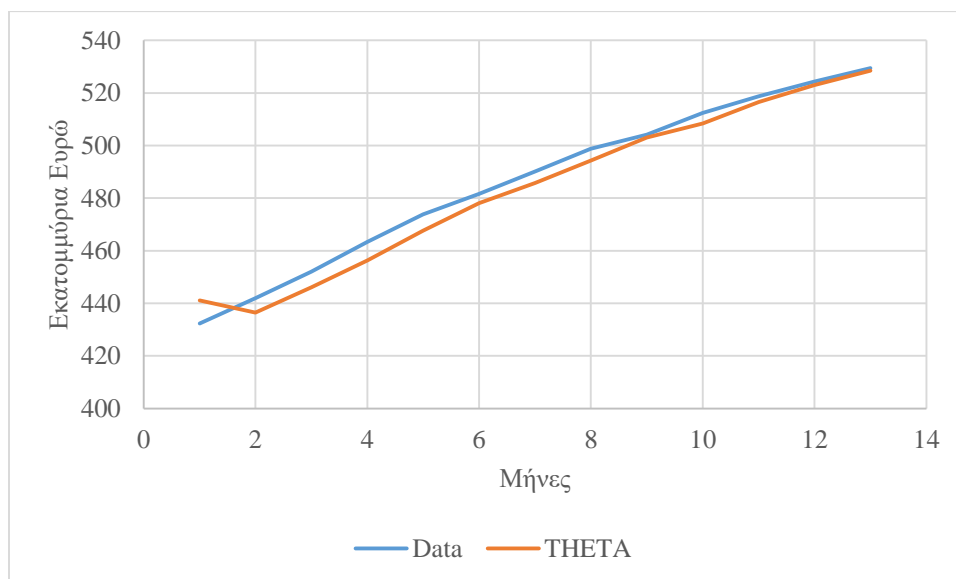
Πίνακας 20. Συνολικό μηνιαίο ποσό επαναχρηματοδότησης πελατών σε καθυστέρηση

Μήνες το έτος 2013-2014	Συνολικό ποσό για επαναχρηματοδότηση (€mn)
Dec	432.3
Jan	441.9
Feb	452.1
Mar	463.4
Apr	473.9
May	481.6
Jun	490.1
Jul	498.8
Aug	504.2
Sep	512.4
Okt	518.8
Nov	524.3
Dec	529.5

Στον **Πίνακα 21** παρουσιάζονται τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την πρόβλεψη της χρονοσειράς του συνολικού ποσού που έδωσε η τράπεζα ανά μήνα για επαναχρηματοδότηση των πελατών που βρίσκονταν σε καθυστέρηση. Οι προβλέψεις αφορούν τους μήνες από Δεκέμβριο του 2013 μέχρι τον Δεκέμβριο του 2014. Οι χρονοσειρές αυτές παρουσιάζονται στο **Γράφημα 32**.

Πίνακας 21. Πρόβλεψη επαναχρηματοδότησης πελατών σε καθυστέρηση, με τη μέθοδο THETA

Data	THETA
432.3	441.1
441.9	436.52
452.1	446.12
463.4	456.319
473.9	467.62
481.6	478.12
490.1	485.82
498.8	494.32
504.2	503.02
512.4	508.42
518.8	516.62
524.3	523.02
529.5	528.52



Γράφημα 32. Πρόβλεψη συνολικού ποσού επαναχρηματοδότησης πελατών σε καθυστέρηση, με τη μέθοδο THETA

7 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

7.1 Αποτελέσματα και σύγκριση μεθόδων

Στο παρόν κεφάλαιο αναλύονται όλες οι προβλέψεις που υλοποιήθηκαν σχετικά με τις πιστωτικές κάρτες και συγκρίνονται τα σφάλματα της εκάστοτε μεθόδου ώστε να εξαχθεί, βάση των σφαλμάτων, η καλύτερη πρόβλεψη.

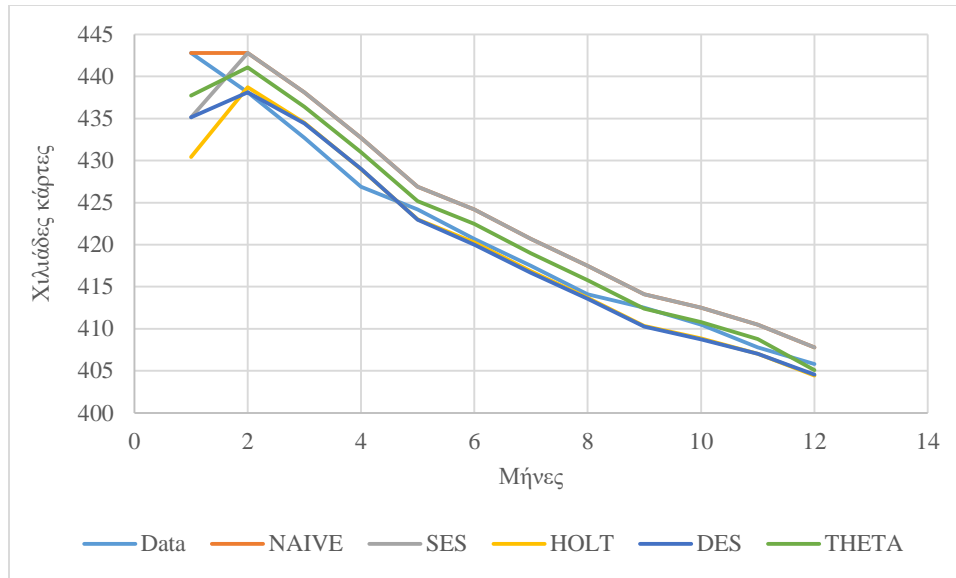
7.1.1 Συνολικός αριθμός καρτών

Ο συνολικός αριθμός καρτών αφορά το σύνολο των καρτών που είναι ενεργές. Τα δεδομένα που ελήφθησαν από την τράπεζα ήταν μηνιαία και αφορούσαν τους μήνες από Ιανουάριο μέχρι και Δεκέμβριο του 2014. Τα στοιχεία αυτά παρατίθενται στον **Πίνακα 22**.

Πίνακας 22. Σύνολο ενεργών πιστωτικών καρτών

Μήνες το έτος 2014	Ενεργές πιστωτικές κάρτες
Jan	442.8
Feb	438.1
Mar	432.7
Apr	426.9
May	424.2
Jun	420.7
Jul	417.5
Aug	414.1
Sep	412.5
Okt	410.5
Nov	407.8
Dec	405.8

Τα μοντέλα πρόβλεψης εφαρμόστηκαν στη χρονοσειρά αυτή για τους μήνες από Ιανουάριο μέχρι και Δεκέμβριο προκειμένου να επιτευχθεί πρόβλεψη για το μήνα Δεκέμβριο. Από την εφαρμογή των προβλέψεων προέκυψαν 5 χρονοσειρές, μία για κάθε μέθοδο, οι οποίες παρουσιάζονται στο **Γράφημα 33**.

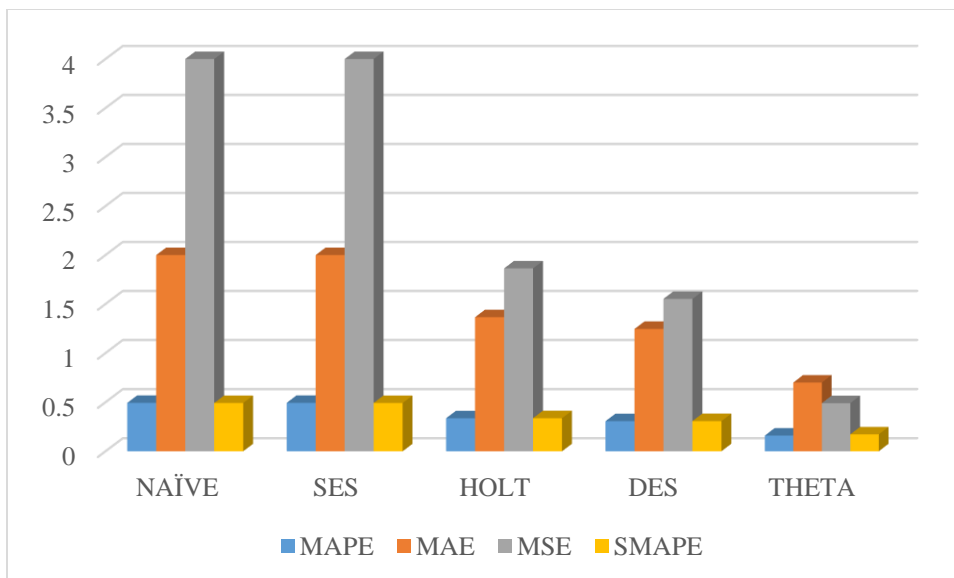


Γράφημα 33. Πρόβλεψη για το σύνολο ενεργών πιστωτικών καρτών

Παρατηρείται ότι οι χρονοσειρές συγκλίνουν μεταξύ τους. Η μέθοδος SES ταυτίζεται με την μέθοδο Ναΐνε αφού ο βέλτιστος συντελεστής α βρέθηκε ίσος με 1. Στον Πίνακα 23 παρατίθενται συγκεντρωτικά τα σφάλματα της κάθε μεθόδου. Στο σχήμα Γράφημα 34 παρουσιάζονται διαγραμματικά αυτά τα σφάλματα.

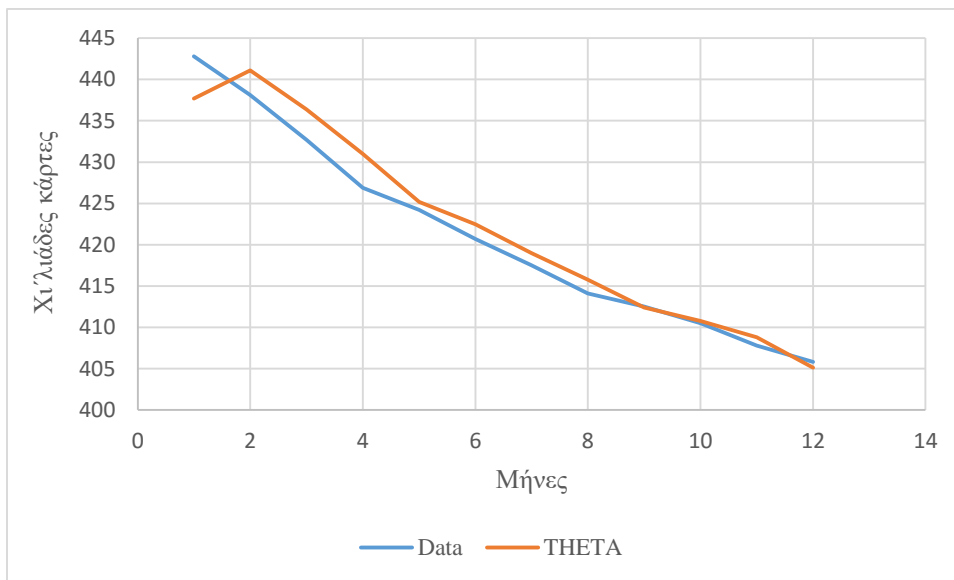
Πίνακας 23. Σφάλματα πρόβλεψης συνόλου ενεργών καρτών

Μέθοδοι	MAPE	MAE	MSE	SMAPE
ΝΑΪΒΕ	0.492854	2	4	0.491642
SES	0.492854	2	4	0.491642
HOLT	0.336397	1.3651	1.863498	0.336964
DES	0.307035	1.24595	1.552391	0.307508
THETA	0.159779	0.69999	0.489986	0.172645



Γράφημα 34. Σφάλματα πρόβλεψης συνόλου ενεργών καρτών

Όλα τα σφάλματα είναι μικρά και παρατηρείται ότι οι χρονοσειρές συγκλίνουν. Το μικρότερο σφάλμα το παρουσίασε η μέθοδος THETA. Στο **Γράφημα 35** παρατίθεται η χρονοσειρά των δεδομένων κι η χρονοσειρά που προκύπτει από την μέθοδο THETA και όπως φαίνεται υπάρχει πολύ καλή προσέγγιση.



Γράφημα 35. Πρόβλεψη συνόλου ενεργών καρτών με τη μέθοδο THETA

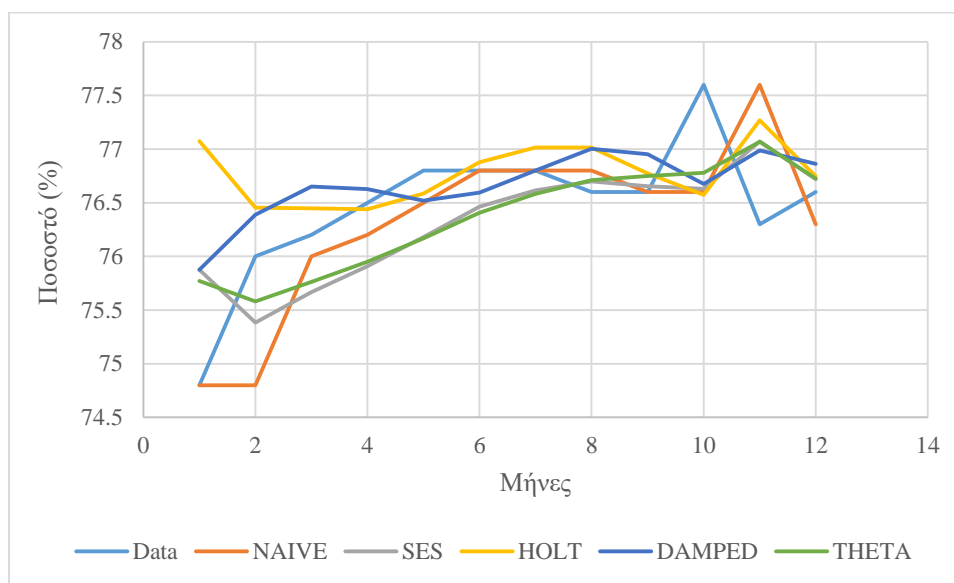
7.1.2 Ποσοστό ενεργοποίησης καρτών τον τελευταίο χρόνο

Το ποσοστό ενεργοποίησης καρτών, είναι το ποσοστό των καρτών που ενεργοποιήθηκαν ανά μήνα σε δώδεκα μήνες. Τα δεδομένα που ελήφθησαν από την τράπεζα ήταν μηνιαία, από τον Δεκέμβριο του 2013 μέχρι τον Δεκέμβριο του 2014 και παρατίθενται στον Πίνακα 24.

Πίνακας 24. Ποσοστό ενεργοποίησης καρτών ανά μήνα

Μήνες το έτος 2014	Ενεργοποιήσεις Καρτών (%)
Jan	74.8
Feb	76
Mar	76.2
Apr	76.5
May	76.8
Jun	76.8
Jul	76.8
Aug	76.6
Sep	76.6
Okt	77.6
Nov	76.3
Dec	76.6

Εφαρμόστηκαν όλες οι μέθοδοι πρόβλεψης προκειμένου να προβλεφθεί το ποσοστό ενεργοποίησης πιστωτικών καρτών τον Δεκέμβριο του 2014. Από την εφαρμογή των μεθόδων προέκυψαν οι πέντε χρονοσειρές που φαίνονται στο Γράφημα 36.

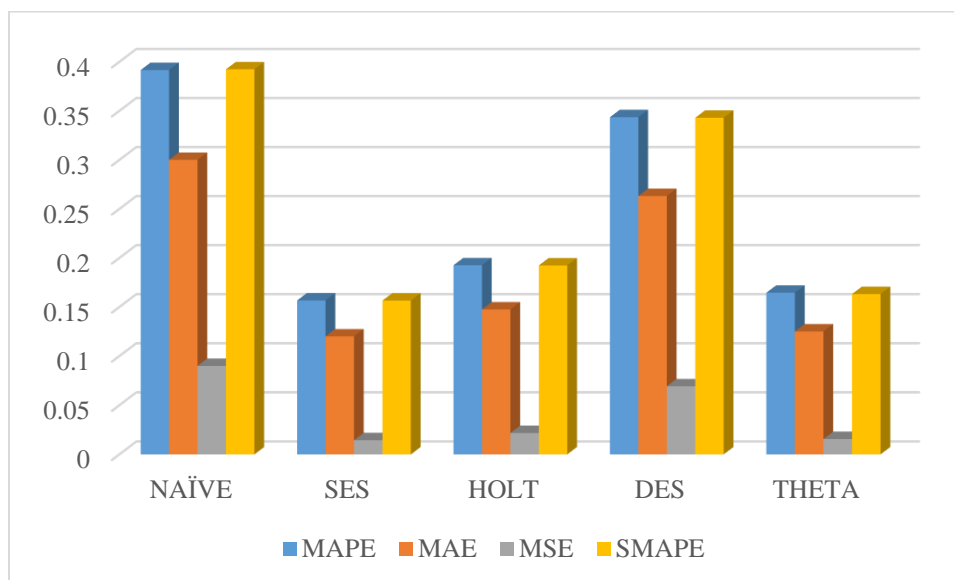


Γράφημα 36. Πρόβλεψη ποσοστού ενεργοποίησης καρτών για το 2014 με όλες τις μεθόδους

Σε αυτή τη χρονοσειρά παρατηρείται κάποια απόκλιση, ιδιαίτερα από την μέθοδο ΝΑΪΒΕ. Τα σφάλματα που προέκυψαν από την εκάστοτε μέθοδο πρόβλεψης παρατίθενται στον πίνακα Πίνακας 25. Στο Γράφημα 37 παρουσιάζονται διαγραμματικά αυτά τα σφάλματα.

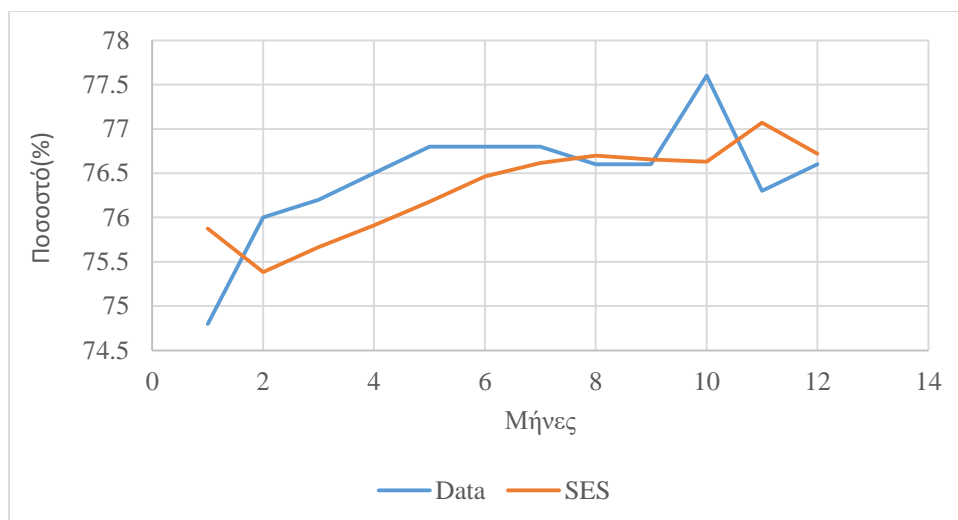
Πίνακας 25. Συγκεντρωτικά σφάλματα για την πρόβλεψη του ποσοστού ενεργοποίησης καρτών τον τελευταίο χρόνο από όλες τις μεθόδους

Μέθοδοι	MAPE	MAE	MSE	SMAPE
ΝΑΪΒΕ	0.391645	0.3	0.09	0.392413
SES	0.156682	0.120018	0.014404	0.156559
HOLT	0.192559	0.1475	0.021756	0.192374
DES	0.343578	0.263181	0.069264	0.342989
THETA	0.1646	0.125096	0.015649	0.163177



Γράφημα 37. Συγκεντρωτικά σφάλματα για την πρόβλεψη του ποσοστού ενεργοποίησης καρτών τον τελευταίο χρόνο από όλες τις μεθόδους

Η μέθοδος SES έχει τον πιο μικρό δείκτη MSE οπότε αυτή προσεγγίζει καλύτερα την χρονοσειρά. Στο Γράφημα 38 φαίνεται η χρονοσειρά των δεδομένων και η χρονοσειρά που προέκυψε από την μέθοδο SES.



Γράφημα 38. Χρονοσειρά πρόβλεψης ποσοστού ενεργοποίησης καρτών τον τελευταίο χρόνο με την μέθοδο SES

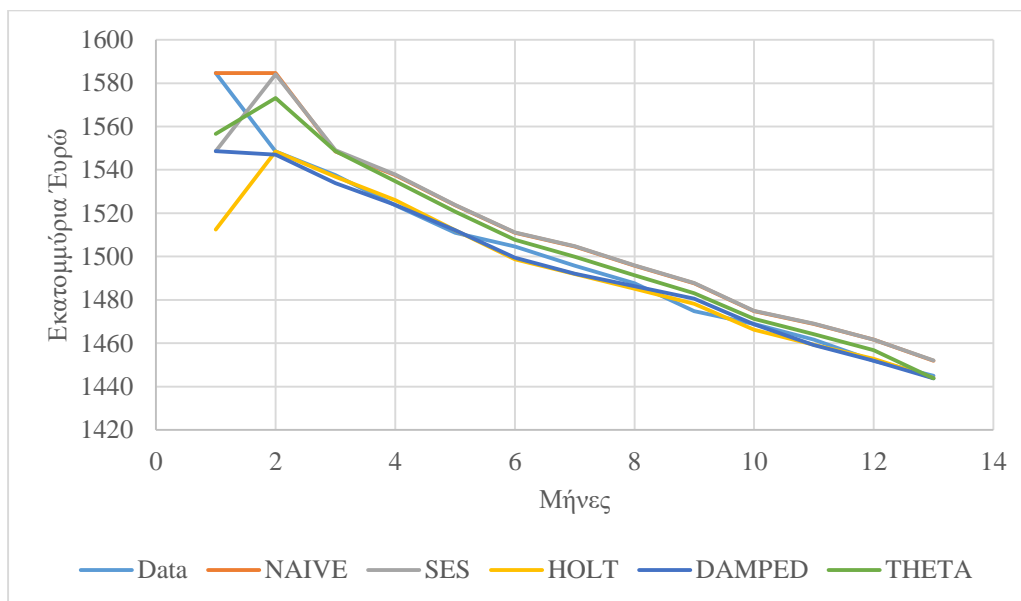
7.1.3 Συνολική πιστωτική έκθεση πελατών

Η συνολική πιστωτική έκθεση αφορά το σύνολο των ποσών που έχουν πιστωθεί στον κάθε πελάτη. Τα δεδομένα που αντλήθηκαν από την τράπεζα ήταν μηνιαία, από τον Δεκέμβριο του 2013 μέχρι τον Δεκέμβριο του 2014 και παρουσιάζονται στον **Πίνακα 26**.

Πίνακας 26. Συνολική πιστωτική έκθεση πελατών

Μήνες το έτος 2013-2014	Συνολική πιστωτική έκθεση πελατών(€mn)
Dec	1584.7
Jan	1548.5
Feb	1537.6
Mar	1523.6
Apr	1510.9
May	1504.6
Jun	1495.7
Jul	1487.6
Aug	1474.8
Sep	1468.9
Okt	1461.6
Nov	1451.9
Dec	1444.9

Προκειμένου να προβλεφθεί η συνολική πιστωτική έκθεση των πελατών το Δεκέμβριο του 2014 εφαρμόστηκαν όλες οι μέθοδοι πρόβλεψης. Από την εφαρμογή των μεθόδων προέκυψαν οι πέντε χρονοσειρές που παρατίθενται στο **Γράφημα 39**.

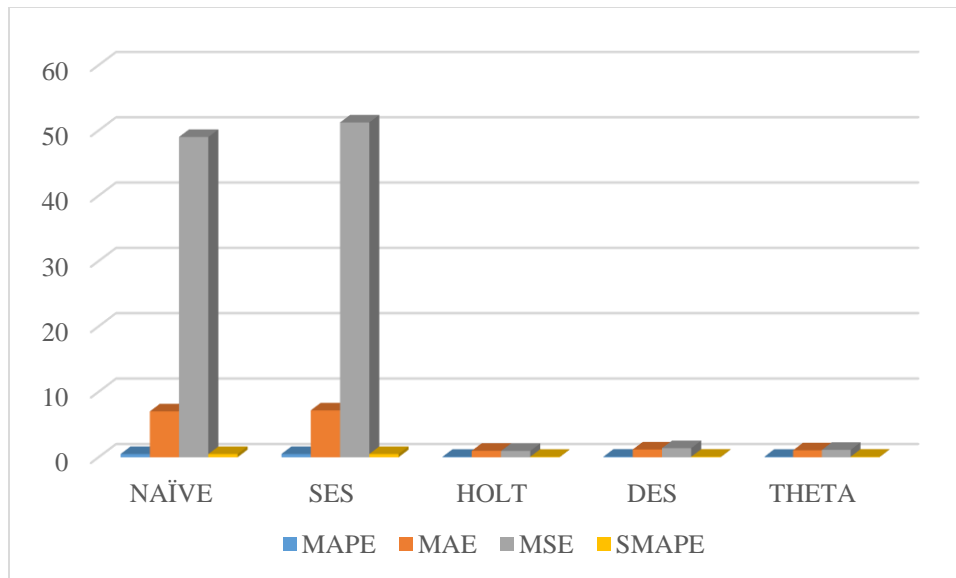


Γράφημα 39. Πρόβλεψη συνολικής πιστωτικής έκθεσης πελατών με όλες τις μεθόδους

Οι χρονοσειρές γενικά συγκλίνουν. Τα σφάλματα όλων των μεθόδων παρατίθενται στο συγκεντρωτικό **Πίνακα 27**. Επιπλέον, τα σφάλματα αυτά παρουσιάζονται διαγραμματικά στο **Γράφημα 40**.

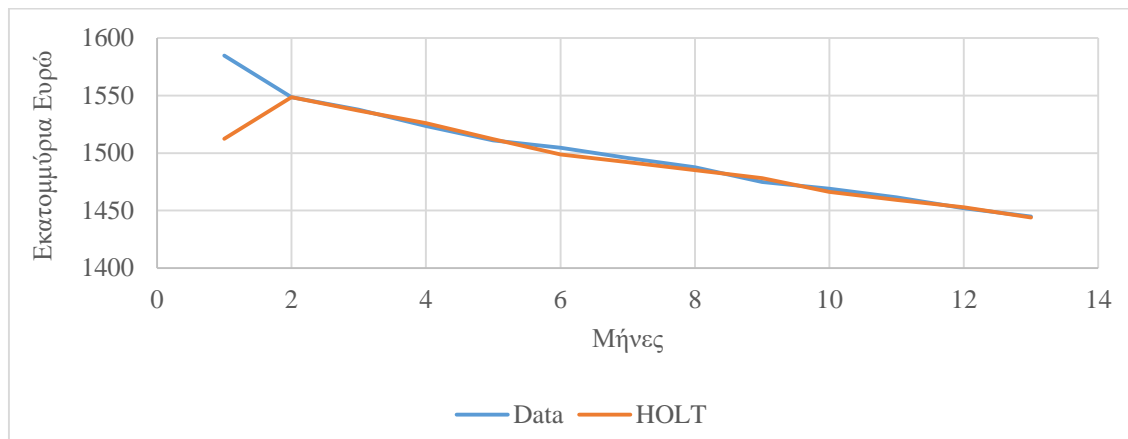
Πίνακας 27. Συγκεντρωτικά σφάλματα για την πρόβλεψη της συνολικής πιστωτικής έκθεσης πελατών

Μέθοδοι	MAPE	MAE	MSE	SMAPE
NAÏVE	0.484463	7	49	0.483292
SES	0.495335	7.157094	51.22399	0.494111
HOLT	0.067812	0.979819	0.960044	0.067835
DES	0.081494	1.1775	1.386506	0.081527
THETA	0.06888	1.0591	1.121693	0.073326



Γράφημα 40. Συγκεντρωτικά σφάλματα για την πρόβλεψη της συνολικής πιστωτικής έκθεσης πελατών

Η μέθοδος HOLT δίνει το πιο μικρό σφάλμα, οπότε η χρονοσειρά που προκύπτει από τη HOLT προσεγγίζει καλύτερα τα δεδομένα μας. Στο **Γράφημα 41** παρουσιάζεται η χρονοσειρά των δεδομένων μας και η χρονοσειρά που προέκυψε από την πρόβλεψη με την μέθοδο HOLT.



Γράφημα 41. Πρόβλεψη της συνολικής πιστωτικής έκθεσης πελατών με την μέθοδο HOLT

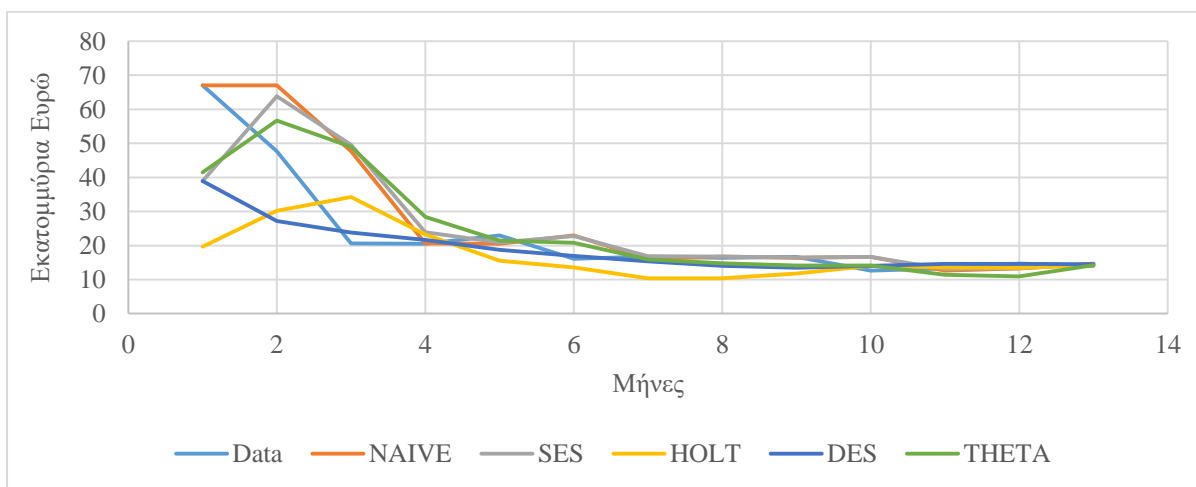
7.1.4 Συνολικό ποσό σε καθυστέρηση

Το συνολικό ποσό σε καθυστέρηση, αφορά τα ποσά που κατέληξαν σε καθυστέρηση. Τα ποσά ελήφθησαν από την τράπεζα και ήταν μηνιαία, για τους μήνες από τον Δεκέμβριο του 2013 μέχρι τον Δεκέμβριο του 2014. Τα δεδομένα παρατίθενται στον **Πίνακα 28**.

Πίνακας 28. Ποσά σε καθυστέρηση ανά μήνα

Μήνες το έτος 2013-2014	Ποσά σε καθυστέρηση
Dec	67
Jan	47.7
Feb	20.6
Mar	20.5
Apr	23
May	16.1
Jun	16.8
Jul	16.4
Aug	16.7
Sep	12.6
Okt	13.3
Nov	14.7
Dec	14

Εφαρμόστηκαν όλες οι μέθοδοι προβλέψεις για να προβλεφθεί το ποσό που κατέληξε σε καθυστέρηση τον Δεκέμβριο του 2014. Από την εφαρμογή των μεθόδων προέκυψαν οι πέντε χρονοσειρές που φαίνονται στο **Γράφημα 42**.

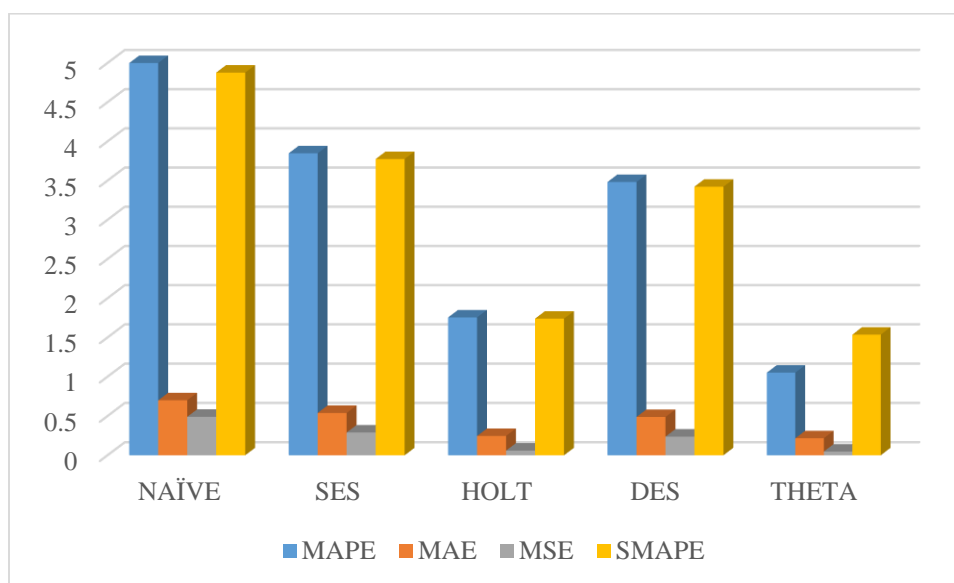


Γράφημα 42. Πρόβλεψη του ποσού που πάει σε καθυστέρηση κάθε μήνα με όλες τις προβλέψεις

Στον **Πίνακα 29** παρουσιάζονται συγκεντρωτικά τα σφάλματα για όλες τις μεθόδους. Τα σφάλματα αυτά παρουσιάζονται διαγραμματικά στο **Γράφημα 43**.

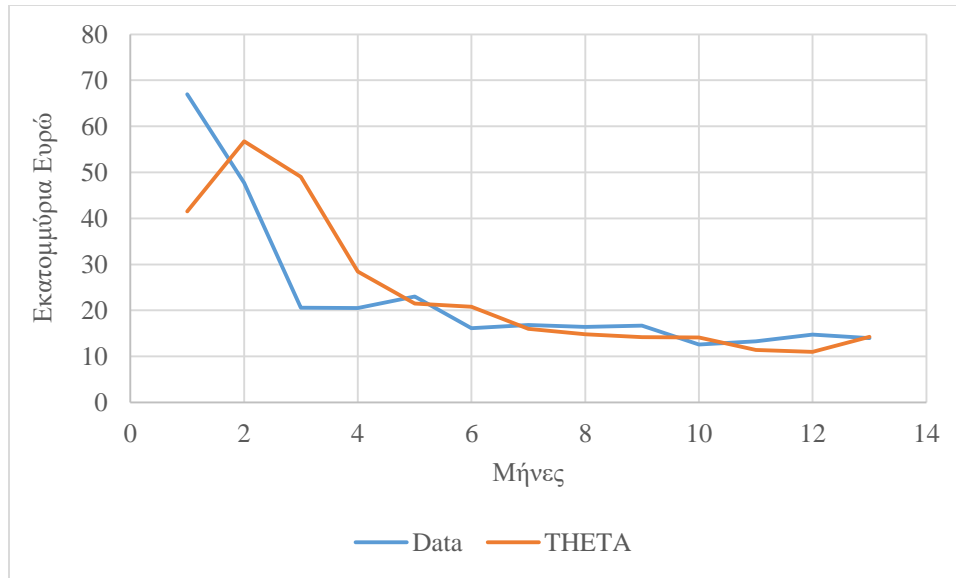
Πίνακας 29. Σφάλματα για την πρόβλεψη του ποσού που καταλήγει σε καθυστέρηση κάθε μήνα

Μέθοδοι	MAPE	MAE	MSE	SMAPE
ΝΑΪΒΕ	5	0.7	0.49	4.878049
SES	3.848115	0.538736	0.290237	3.775473
HOLT	1.754732	0.245662	0.06035	1.73947
DES	3.482293	0.487521	0.237677	3.422699
THETA	1.051675	0.216645	0.046935	1.535583



Γράφημα 43. Σφάλματα για την πρόβλεψη του ποσού που καταλήγει σε καθυστέρηση κάθε μήνα

Από τον Πίνακα 29 παρατηρείται ότι η μέθοδος THETA παρουσιάζει το μικρότερο σφάλμα. Επομένως, η χρονοσειρά της μεθόδου THETA προσεγγίζει καλύτερα την χρονοσειρά των δεδομένων. Στο Γράφημα 44 γίνεται σχηματική απεικόνιση των δεδομένων και της χρονοσειράς που προέκυψε από την μέθοδο THETA.



Γράφημα 44. Πρόβλεψη του ποσού που καταλήγει σε καθυστέρηση κάθε μήνα με την μέθοδο THETA

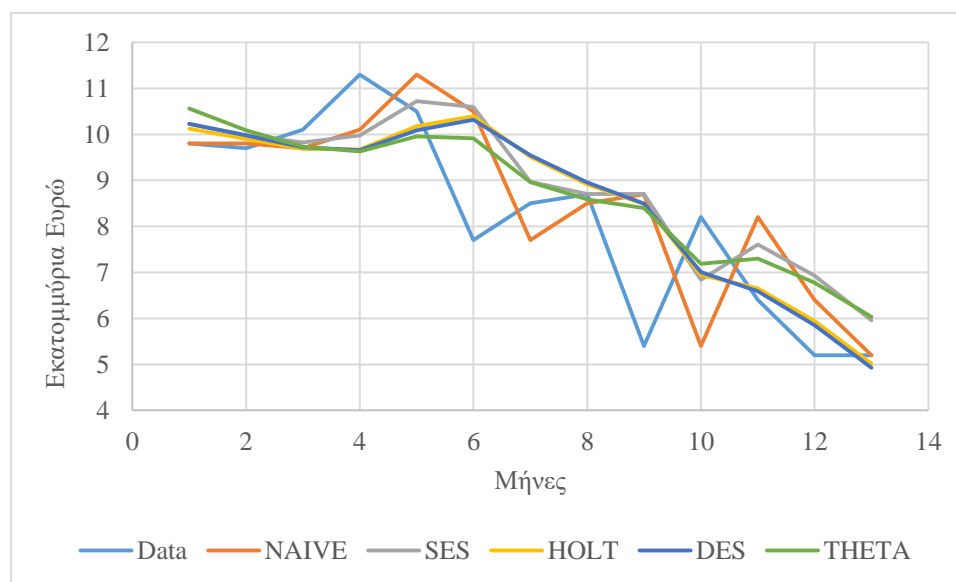
7.1.5 Συνολικό ποσό για επαναχρηματοδότηση

Το ποσό της επαναχρηματοδότησης, αφορά το ποσό που δίνει η τράπεζα προκειμένου να κάνει κάποιους διακανονισμούς με τους πελάτες που βρίσκονται σε καθυστέρηση ώστε να αποπληρώσουν ευκολότερα τις οφειλές τους. Τα δεδομένα που ελήφθησαν από την τράπεζα ήταν μηνιαία και συγκεκριμένα ήταν από τον Δεκέμβριο του 2013 μέχρι τον Δεκέμβριο του 2014. Τα δεδομένα αυτά παρουσιάζονται στον **Πίνακα 30**.

Πίνακας 30. Συνολικά ποσά επαναχρηματοδότησης, ανά μήνα

Μήνες το έτος 2013-2014	Συνολικό ποσό επαναχρηματοδότησης
Dec	9.8
Jan	9.7
Feb	10.1
Mar	11.3
Apr	10.5
May	7.7
Jun	8.5
Jul	8.7
Aug	5.4
Sep	8.2
Okt	6.4
Nov	5.2
Dec	5.2

Εφαρμόστηκαν όλες οι μέθοδοι πρόβλεψης για να προβλεφθεί το ποσό που δόθηκε για επαναχρηματοδότηση τον Δεκέμβριο του 2014. Από την εφαρμογή των μεθόδων προέκυψαν οι πέντε χρονοσειρές που παρουσιάζονται στο **Γράφημα 45**.

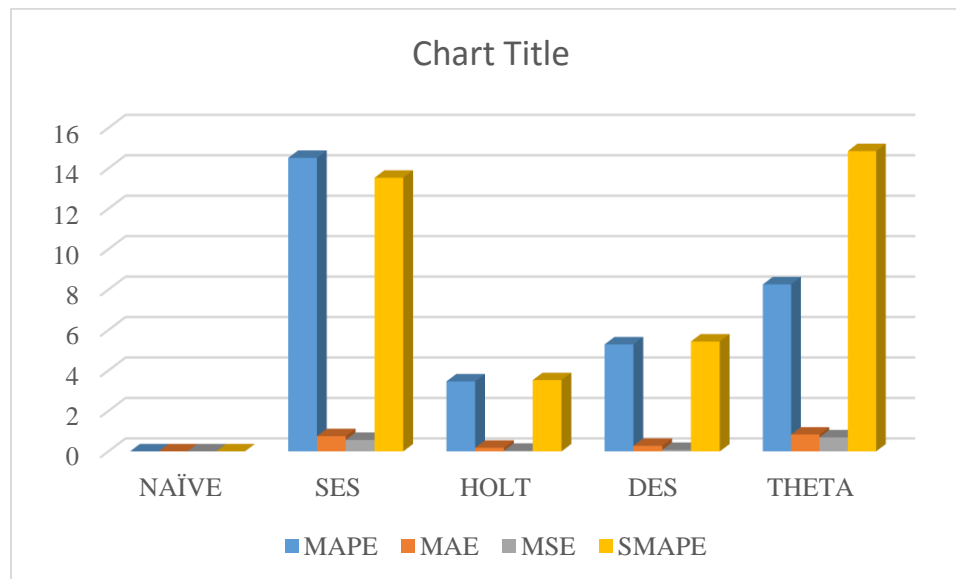


Γράφημα 45. Πρόβλεψη του συνολικού ποσού επαναχρηματοδότησης, ανά μήνα, με όλες τις μεθόδους

Όλες οι χρονοσειρές συγκλίνουν με τη χρονοσειρά των δεδομένων. Στον **Πίνακα 31** παρατίθενται όλα τα σφάλματα από την πρόβλεψη των μοντέλων. Στο **Γράφημα 46** παρουσιάζονται διαγραμματικά τα σφάλματα αυτά.

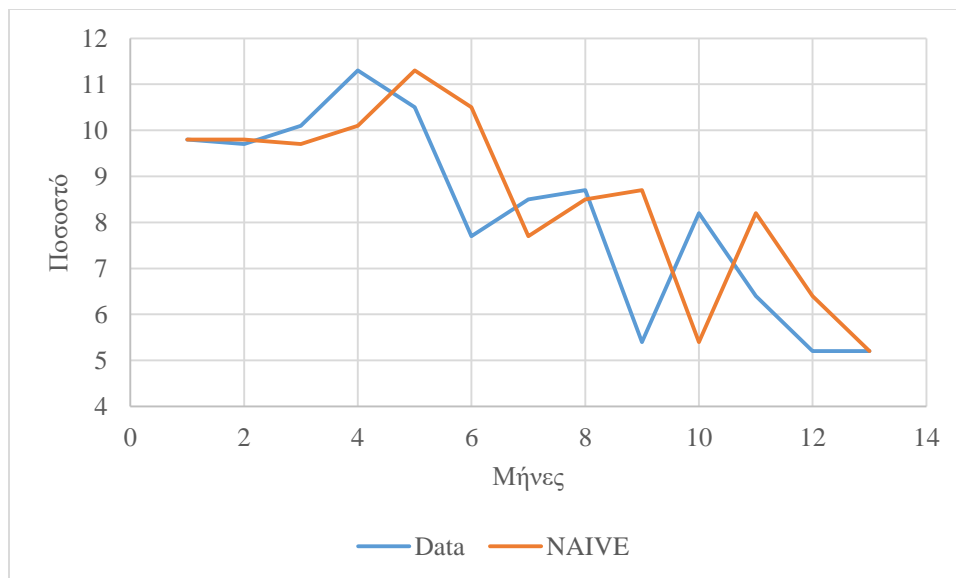
Πίνακας 31. Σφάλματα πρόβλεψης του συνολικού ποσού επαναχρηματοδότησης

Μέθοδοι	MAPE	MAE	MSE	SMAPE
ΝΑΪΒΕ	0	0	0	0
SES	14.51696	0.754882	0.569847	13.53456
HOLT	3.462674	0.180059	0.032421	3.52368
DES	5.293095	0.275241	0.075758	5.436987
THETA	8.259478	0.834207	0.695902	14.8512



Γράφημα 46. Σφάλματα πρόβλεψης του συνολικού ποσού επαναχρηματοδότησης

Από τον **Πίνακα 31** φαίνεται ότι η μέθοδος ΝΑΙΒΕ παρουσιάζει το μικρότερο σφάλμα. Επομένως η χρονοσειρά της μεθόδου ΝΑΙΒΕ προσεγγίζει καλύτερα τη χρονοσειρά των δεδομένων. Στο **Γράφημα 47** πραγματοποιείται σχηματική απεικόνιση των δεδομένων και της χρονοσειράς που προέκυψε από την μέθοδο ΝΑΙΒΕ.



Γράφημα 47. Πρόβλεψη του συνολικού ποσού επαναχρηματοδότησης με τη μέθοδο NAIVE

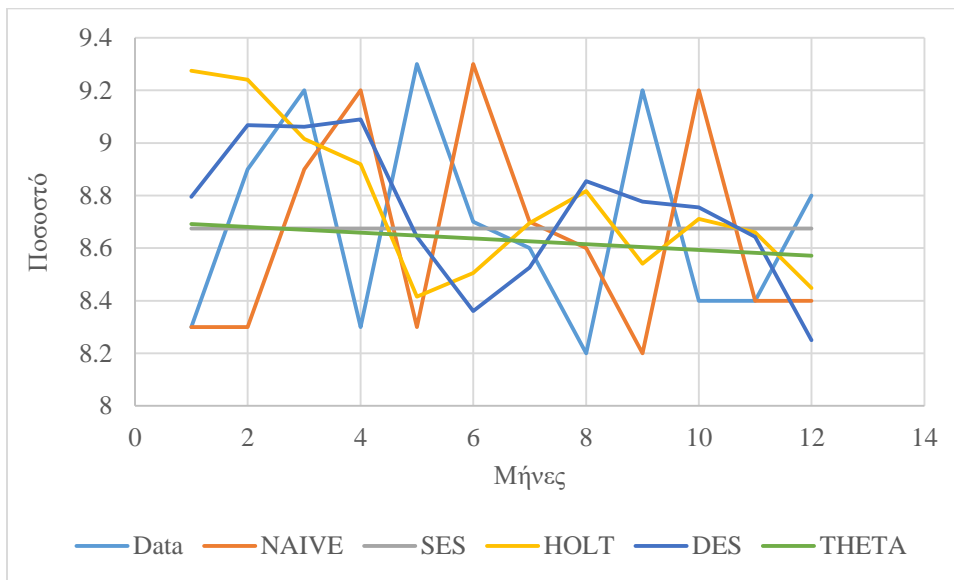
7.1.6 Ποσοστό συνολικών πληρωμών με τη Visa Classic

Το ποσοστό αυτό αφορά τις συνολικές πληρωμές που έγιναν με την χρήση της Visa Classic. Τα ποσοστά που αντλήθηκαν από την τράπεζα ήταν μηνιαία και συγκεκριμένα από τον Ιανουάριο του 2013 μέχρι το Δεκέμβριο του 2014. Τα ποσοστά αυτά παρατίθενται στον Πίνακα 32.

Πίνακας 32. Ποσοστό μηνιαίων πληρωμών με την Visa Classic

Μήνες το έτος 2014	Ποσοστό Πληρωμών με Visa Classic
Jan	8.3
Feb	8.9
Mar	9.2
Apr	8.3
May	9.3
Jun	8.7
Jul	8.6
Aug	8.2
Sep	9.2
Okt	8.4
Nov	8.4
Dec	8.8

Οι μέθοδοι πρόβλεψης εφαρμόστηκαν για να προβλεφθεί το ποσοστό πληρωμών με τη χρήση της Visa Classic τον Δεκέμβριο του 2014. Από την εφαρμογή των μεθόδων προέκυψαν οι πέντε χρονοσειρές που φαίνονται στο **Γράφημα 48**.

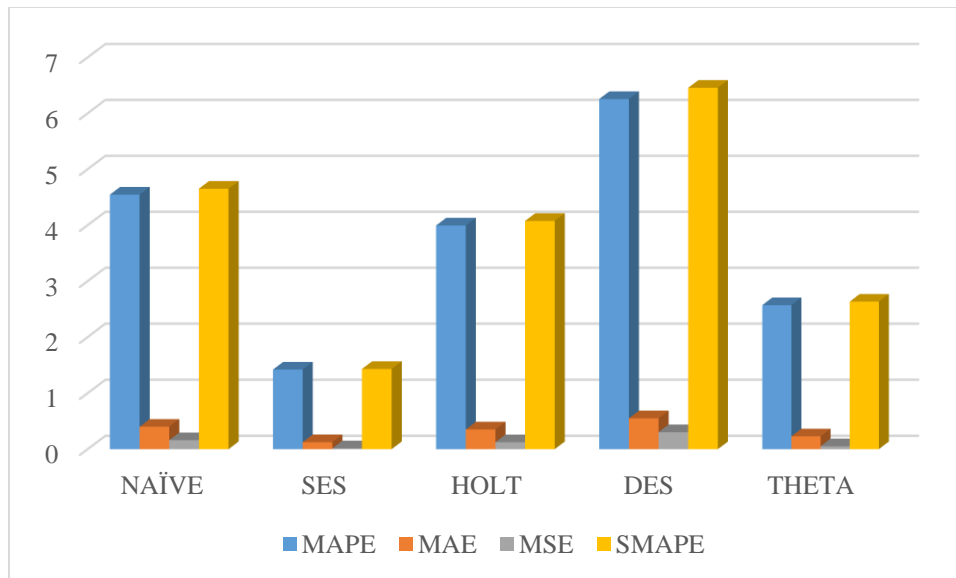


Γράφημα 48. Πρόβλεψη του μηνιαίου ποσοστού πληρωμών με χρήση της Visa Classic, με όλες τις προβλέψεις

Παρατηρείται ότι οι χρονοσειρές δε συγκλίνουν. Στον **Πίνακα 33** παρατίθενται τα σφάλματα που προέκυψαν από την εκάστοτε μέθοδο πρόβλεψης. Στο **Γράφημα 49** παρουσιάζονται τα σφάλματα διαγραμματικά.

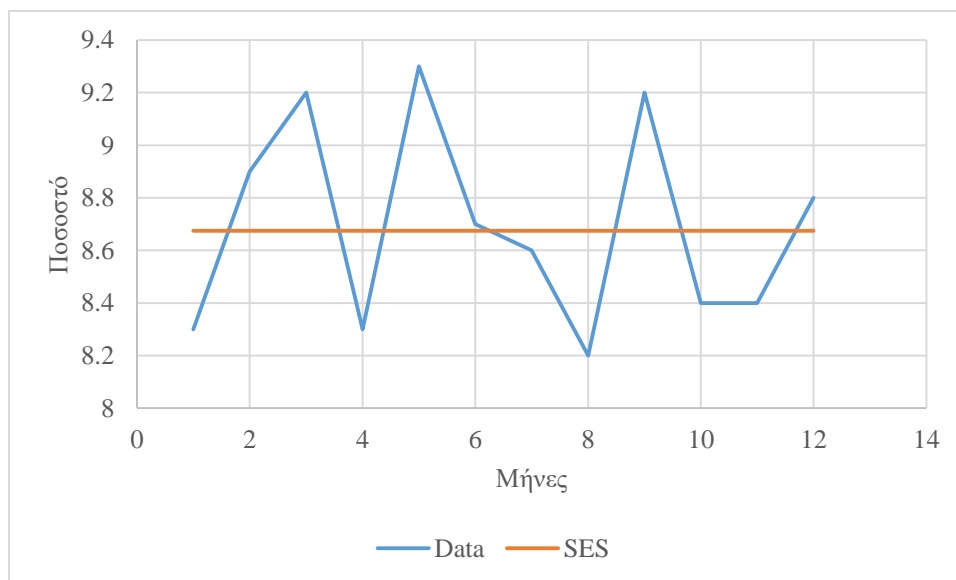
Πίνακας 33. Σφάλματα πρόβλεψης του ποσοστού πληρωμών με την κάρτα Visa Classic

Μέθοδοι	MAPE	MAE	MSE	SMAPE
NAÏVE	4.545455	0.4	0.16	4.651163
SES	1.420455	0.125	0.015625	1.430615
HOLT	3.99411	0.351482	0.123539	4.0755
DES	6.25437	0.550385	0.302923	6.45627
THETA	2.569045	0.228645	0.052279	2.632437



Γράφημα 49. Σφάλματα πρόβλεψης του ποσοστού πληρωμών με την κάρτα Visa Classic

Από τον Πίνακα 33 παρατηρείται ότι η μέθοδος SES παρουσιάζει το μικρότερο σφάλμα. Επομένως, η χρονοσειρά της μεθόδου SES προσεγγίζει καλύτερα τη χρονοσειρά των δεδομένων. Στο Γράφημα 50 γίνεται σχηματική απεικόνιση των δεδομένων και της χρονοσειράς που προέκυψε από την μέθοδο SES, στην οποία ο βέλτιστος συντελεστής είχε βρεθεί ίσος με $\alpha=0$.



Γράφημα 50. Πρόβλεψη του μηνιαίου ποσοστού πληρωμών με χρήση της Visa Classic, με την μέθοδο SES.

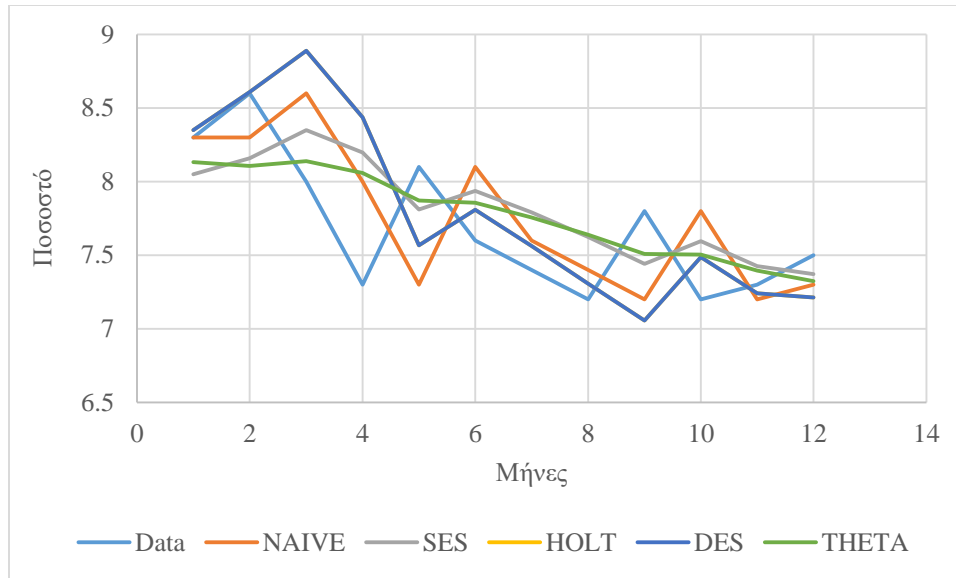
7.1.7 Ποσοστό συνολικών πληρωμών με την MC Classic

Το ποσοστό αυτό αφορά τις συνολικές πληρωμές που έγιναν με τη χρήση της MC Classic. Τα δεδομένα των ποσοστών αυτών αντλήθηκαν από ελληνική τράπεζα και ήταν μηνιαία, συγκεκριμένα από τον Ιανουάριο του 2013 μέχρι το Δεκέμβριο του 2014. Τα ποσοστά αυτά παρατίθενται στον **Πίνακα 34**.

Πίνακας 34. Ποσοστό μηνιαίων πληρωμών με την Visa Classic

Μήνες το έτος 2014	Ποσοστό Πληρωμών με MC Classic
Jan	8.3
Feb	8.6
Mar	8
Apr	7.3
May	8.1
Jun	7.6
Jul	7.4
Aug	7.2
Sep	7.8
Okt	7.2
Nov	7.3
Dec	7.5

Οι μέθοδοι πρόβλεψης εφαρμόστηκαν προκειμένου να προβλεφθεί το ποσοστό πληρωμών με την χρήση της MC Classic το Δεκέμβριο του 2014. Από την εφαρμογή των μεθόδων προέκυψαν οι πέντε χρονοσειρές που παρουσιάζονται στο **Γράφημα 51**.

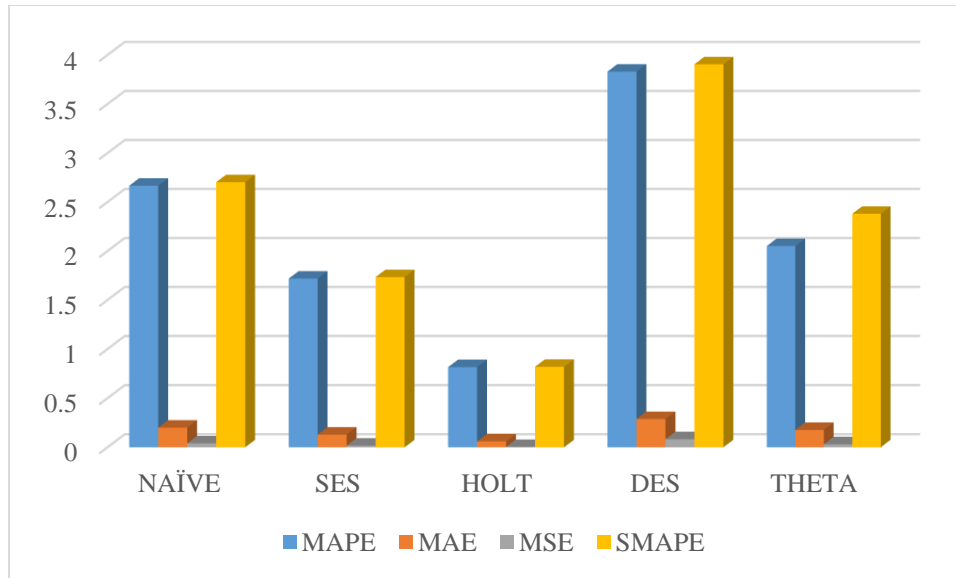


Γράφημα 51. Πρόβλεψη του μηνιαίου ποσοστού πληρωμών με χρήση της MC Classic, με όλες τις προβλέψεις

Οι χρονοσειρές γενικά συγκλίνουν. Στον Πίνακα 35 παρατίθενται τα σφάλματα που προέκυψαν από την εκάστοτε μέθοδο. Στο Γράφημα 52 παρουσιάζονται διαγραμματικά τα σφάλματα.

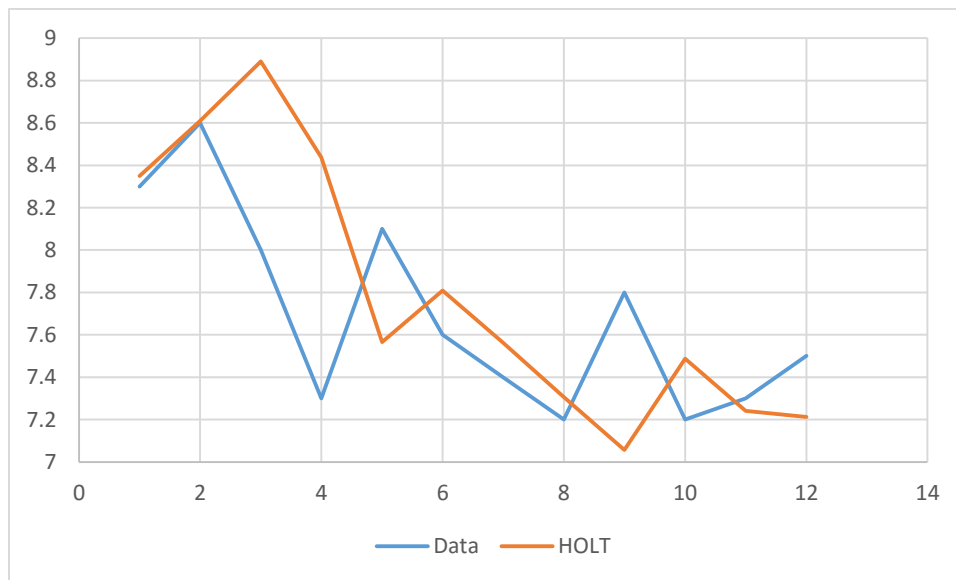
Πίνακας 35. Σφάλματα πρόβλεψης του ποσοστού πληρωμών με την κάρτα MC Classic

Μέθοδοι	MAPE	MAE	MSE	SMAPE
NAÏVE	2.666667	0.2	0.04	2.702703
SES	1.718573	0.128893	0.016613	1.733469
HOLT	0.816427	0.059599	0.003552	0.819774
DES	3.830743	0.287306	0.082545	3.905548
THETA	2.050749	0.176364	0.031104	2.379503



Γράφημα 52. Σφάλματα πρόβλεψης του ποσοστού πληρωμών με την κάρτα MC Classic

Από τον Πίνακα 35 παρατηρείται ότι η μέθοδος HOLT παρουσιάζει το μικρότερο σφάλμα. Επομένως, η χρονοσειρά της μεθόδου HOLT προσεγγίζει καλύτερα τη χρονοσειρά των δεδομένων. Στο Γράφημα 53 γίνεται σχηματική απεικόνιση των δεδομένων και της χρονοσειράς που προέκυψε από την μέθοδο HOLT.



Γράφημα 53. Πρόβλεψη του μηνιαίου ποσοστού πληρωμών με χρήση της MC Classic, με την μέθοδο HOLT

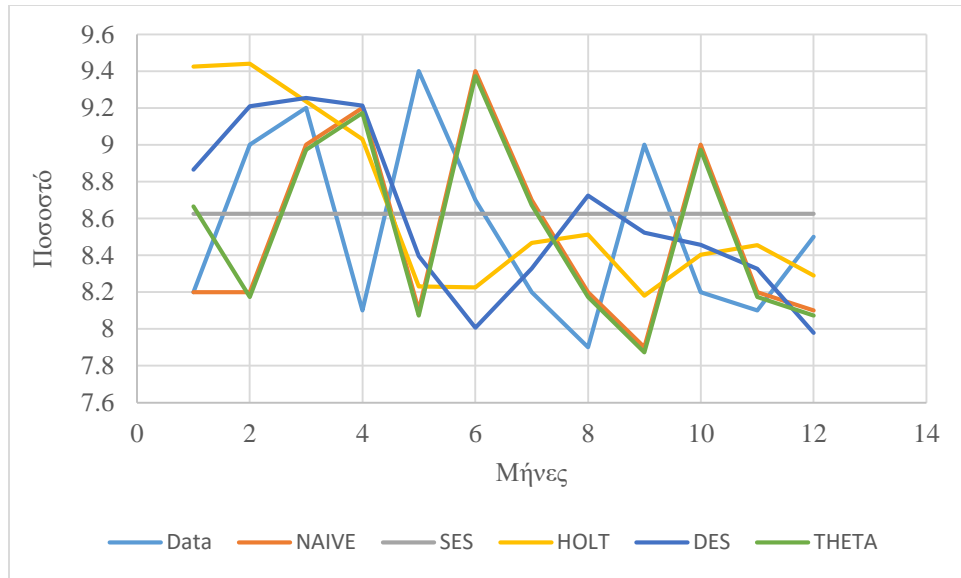
7.1.8 Ποσοστό συνολικών πληρωμών με την MC Gold

Το ποσοστό αυτό αφορά τις συνολικές πληρωμές που έγιναν με τη χρήση της MC Gold. Τα ποσοστά που αντλήθηκαν από ελληνική τράπεζα ήταν μηνιαία και συγκεκριμένα από τον Ιανουάριο του 2013 μέχρι τον Δεκέμβριο του 2014. Τα ποσοστά συνολικών πληρωμών με την MC Gold παρατίθενται στον **Πίνακα 36**.

Πίνακας 36. Ποσοστό μηνιαίων πληρωμών με την MC Gold

Μήνες το έτος 2014	Ποσοστά Πληρωμών με MC Gold
Jan	8.2
Feb	9
Mar	9.2
Apr	8.1
May	9.4
Jun	8.7
Jul	8.2
Aug	7.9
Sep	9
Okt	8.2
Nov	8.1
Dec	8.5

Οι μέθοδοι πρόβλεψης εφαρμόστηκαν με σκοπό να προβλεφθεί το ποσοστό πληρωμών με την χρήση της MC Gold το Δεκέμβριο του 2014. Από την εφαρμογή των μεθόδων προέκυψαν οι πέντε χρονοσειρές που φαίνονται στο **Γράφημα 54**.

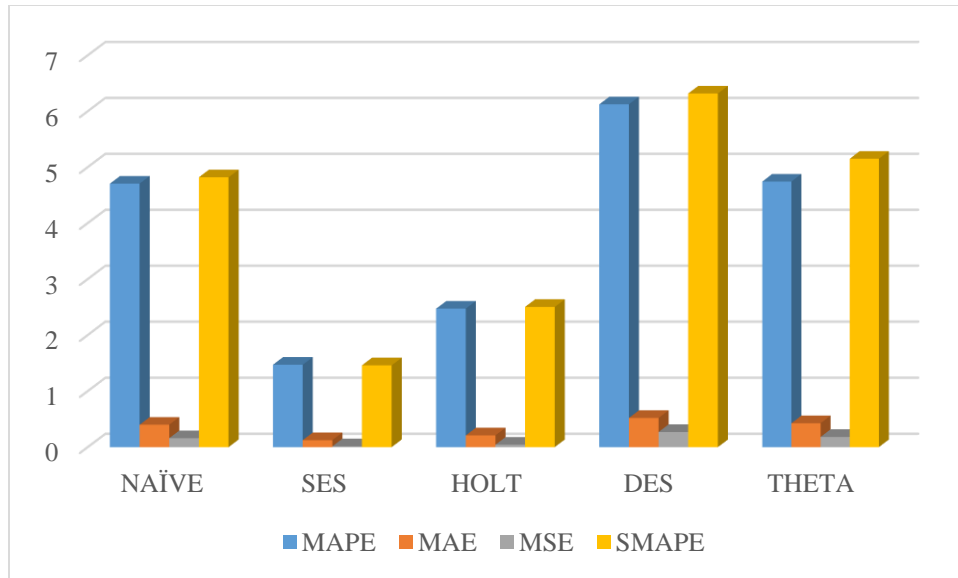


Γράφημα 54. Πρόβλεψη του μηνιαίου ποσοστού πληρωμών με χρήση της MC Gold, με όλες τις προβλέψεις

Τα σφάλματα που προέκυψαν από τις μεθόδους παρατίθενται στον **Πίνακα 37** και παρουσιάζονται διαγραμματικά στο **Γράφημα 55**.

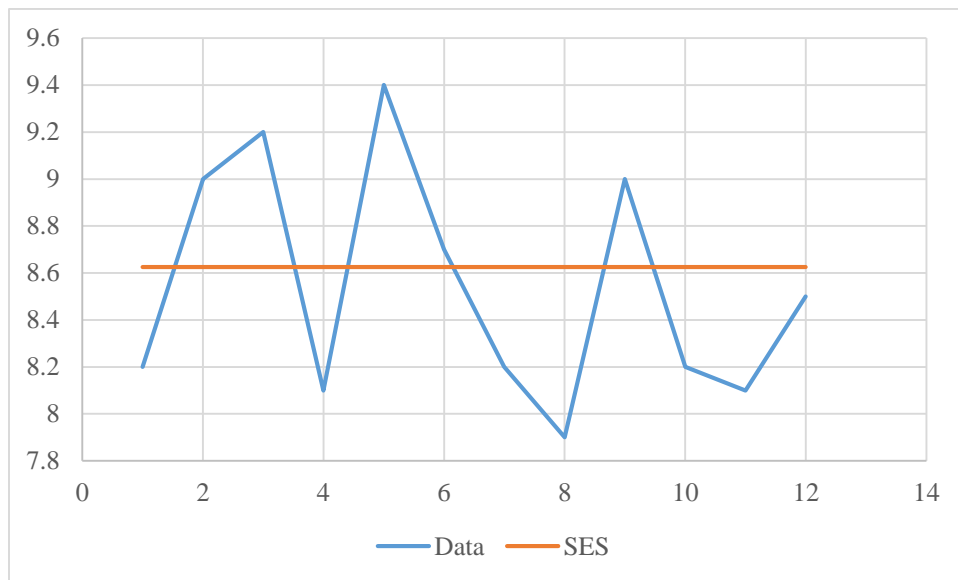
Πίνακας 37. Σφάλματα πρόβλεψης του ποσοστού πληρωμών με την κάρτα MC Gold

Μέθοδοι	MAPE	MAE	MSE	SMAPE
NAÏVE	4.705882	0.4	0.16	4.819277
SES	1.470588	0.125	0.015625	1.459854
HOLT	2.47101	0.210036	0.044115	2.501921
DES	6.123875	0.520529	0.270951	6.317307
THETA	4.742444	0.42682	0.182175	5.150731



Γράφημα 55. Σφάλματα πρόβλεψης του ποσοστού πληρωμών με την κάρτα MC Gold

Από τον Πίνακα 37 παρατηρείται ότι η μέθοδος SES παρουσιάζει το μικρότερο σφάλμα. Επομένως, η χρονοσειρά της μεθόδου SES προσεγγίζει καλύτερα τη χρονοσειρά των δεδομένων. Στο Γράφημα 56 γίνεται σχηματική απεικόνιση των δεδομένων και της χρονοσειράς που προέκυψε από την μέθοδο SES, στην οποία ο βέλτιστος συντελεστής είχε βρεθεί ίσος με $\alpha=0$.



Γράφημα 56. Πρόβλεψη του μηνιαίου ποσοστού πληρωμών με χρήση της MC Gold, με την μέθοδο SES

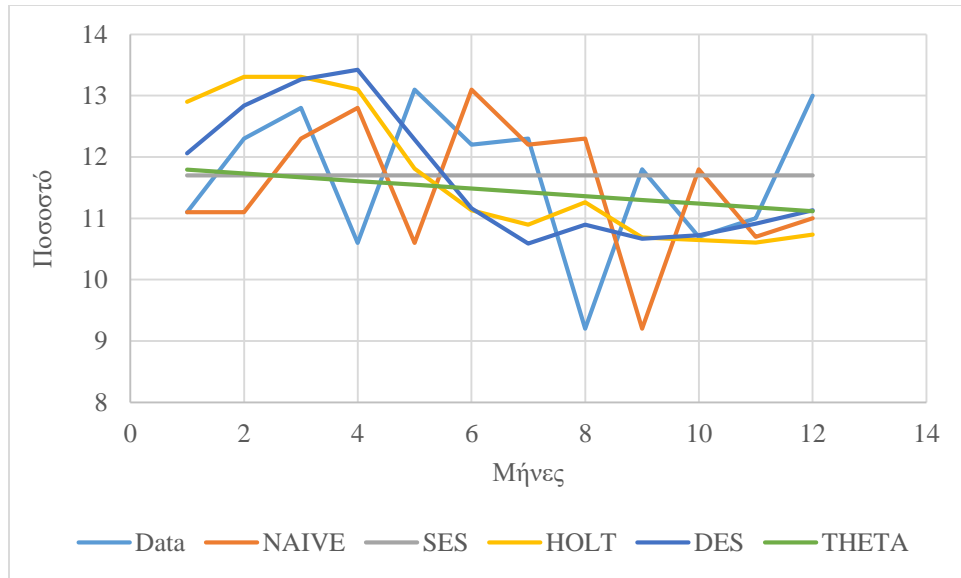
7.1.9 Ποσοστό συνολικών πληρωμών με την MC Platinum

Το ποσοστό αυτό αφορά τις συνολικές πληρωμές που έγιναν με τη χρήση της κάρτας MC Platinum. Τα δεδομένα των ποσοστών συνολικών πληρωμών με την MC Platinum ελήφθησαν από ελληνική τράπεζα, ήταν μηνιαία και συγκεκριμένα από τον Ιανουάριο του 2013 μέχρι το Δεκέμβριο του 2014. Τα ποσοστά αυτά παρατίθενται στον **Πίνακα 38**.

Πίνακας 38. Ποσοστό μηνιαίων πληρωμών με την MC Platinum

Μήνες το έτος 2014	Ποσοστά Πληρωμών με MC Platinum
Jan	11.1
Feb	12.3
Mar	12.8
Apr	10.6
May	13.1
Jun	12.2
Jul	12.3
Aug	9.2
Sep	11.8
Okt	10.7
Nov	11
Dec	13

Οι μέθοδοι πρόβλεψης εφαρμόστηκαν προκειμένου να προβλεφθεί το ποσοστό πληρωμών με τη χρήση της MC Platinum το Δεκέμβριο του 2014. Από την εφαρμογή των μεθόδων προέκυψαν οι πέντε χρονοσειρές που παρουσιάζονται στο **Γράφημα 57**.

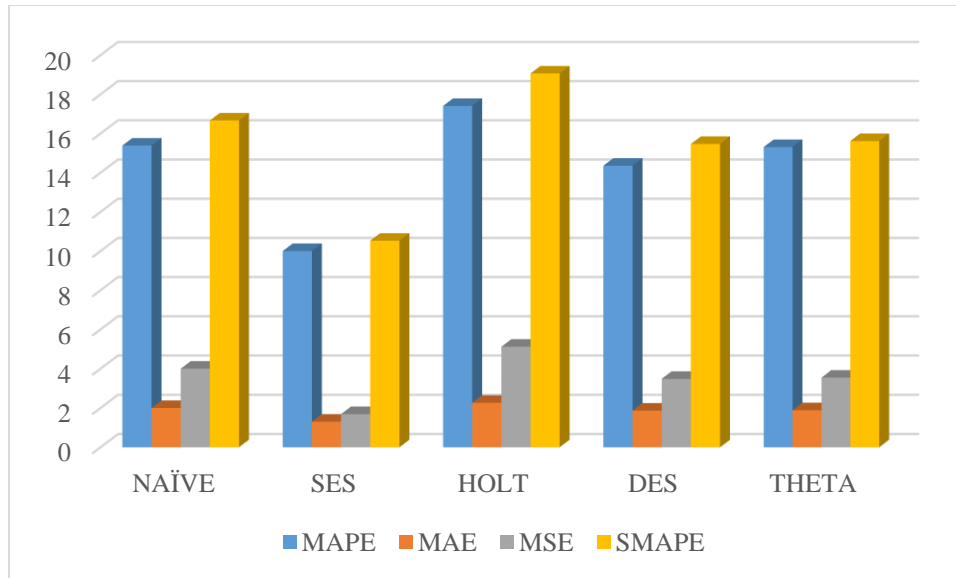


Γράφημα 57. Πρόβλεψη του μηνιαίου ποσοστού πληρωμών με χρήση της MC Platinum, με όλες τις προβλέψεις

Τα σφάλματα που προέκυψαν από όλες τις μεθόδους πρόβλεψης παρατίθενται στον **Πίνακα 39** ενώ στο **Γράφημα 58** παρουσιάζονται διαγραμματικά.

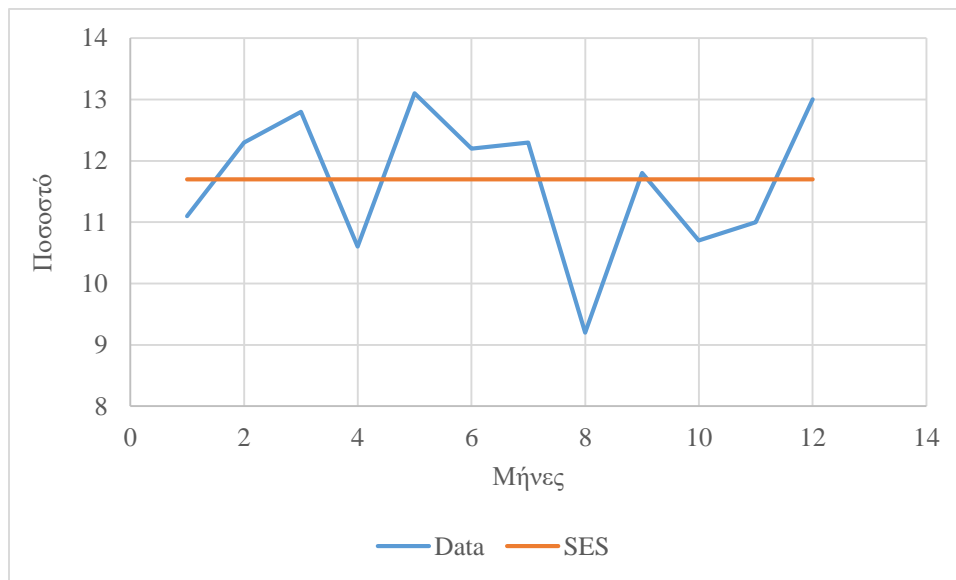
Πίνακας 39. Σφάλματα πρόβλεψης του ποσοστού πληρωμών με την κάρτα MC Platinum

Μέθοδοι	MAPE	MAE	MSE	SMAPE
NAÏVE	15.38462	2	4	16.66667
SES	10	1.3	1.69	10.52632
HOLT	17.40546	2.26271	5.119858	19.06461
DES	14.35679	1.866383	3.483384	15.46708
THETA	15.30868	1.882968	3.545567	15.61525



Γράφημα 58. Σφάλματα πρόβλεψης του ποσοστού πληρωμών με την κάρτα MC Platinum

Από τον Πίνακα 39 παρατηρείται ότι η μέθοδος SES παρουσιάζει το μικρότερο σφάλμα. Επομένως, η χρονοσειρά της μεθόδου SES προσεγγίζει καλύτερα τη χρονοσειρά των δεδομένων. Στο Γράφημα 59 γίνεται σχηματική απεικόνιση των δεδομένων και της χρονοσειράς που προέκυψε από την μέθοδο SES, στην οποία ο βέλτιστος συντελεστής είχε βρεθεί ίσος με $\alpha=0$.



Γράφημα 59. Πρόβλεψη του μηνιαίου ποσοστού πληρωμών με χρήση της MC Platinum, με την μέθοδο SES

7.2 Συμπεράσματα

Σε γενικές γραμμές όλες οι μέθοδοι πρόβλεψης έδωσαν ικανοποιητικά αποτελέσματα. Στον **Πίνακα 40** παρουσιάζονται συγκεντρωτικά οι περιπτώσεις στις οποίες η κάθε μέθοδος πέτυχε ακριβέστερη πρόβλεψη. Πρώτη σε επιτυχίες βρέθηκε η μέθοδος SES (4 επιτυχίες), δεύτερη η THETA και η HOLT με τον ίδιο αριθμό επιτυχιών (2 επιτυχίες) και τρίτη η NAIVE (1 επιτυχία).

Πίνακας 40. Επιτυχίες μεθόδων

Μέθοδοι	Επιτυχίες
SES	4
THETA	2
HOLT	2
NAIVE	1

Με βάση τη σύγκριση των σφαλμάτων της εκάστοτε μεθόδου πρόβλεψης για την κάθε χρονοσειρά:

Η μέθοδος SES προτείνεται για την πρόβλεψη των χρονοσειρών για το:

- Ποσοστό ενεργοποίησης καρτών τον τελευταίο χρόνο
- Ποσοστό συνολικών πληρωμών με τη Visa Classic
- Ποσοστό συνολικών πληρωμών με την Mc Gold
- Ποσοστό συνολικών πληρωμών με την Mc Platinum

Η μέθοδος THETA προτείνεται για την πρόβλεψη των χρονοσειρών για το:

- Σύνολο ενεργών καρτών
- Συνολικό ποσό σε καθυστέρηση

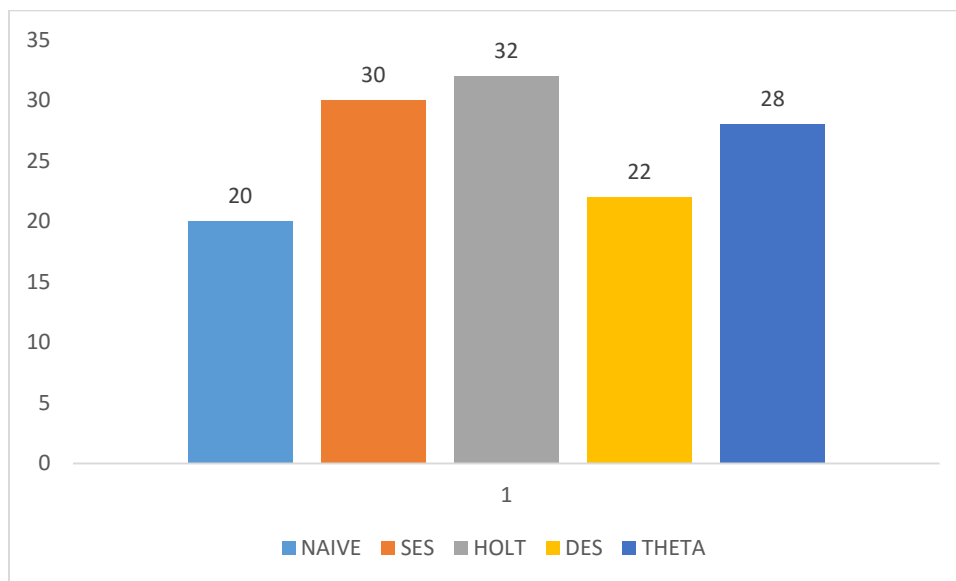
Η μέθοδος HOLT προτείνεται για την πρόβλεψη των χρονοσειρών για:

- Τη συνολική πιστωτική έκθεση πελατών
- Το ποσοστό συνολικών πληρωμών με την MC Classic

Η μέθοδος NAÏVE προτείνεται για την πρόβλεψη των χρονοσειρών για το:

- Συνολικό ποσό επαναχρηματοδότησης

Βαθμολογώντας την καλύτερη μέθοδο με 5 σε κάθε σφάλμα, για κάθε χρονοσειρά, με 4 τη δεύτερη καλύτερη κλπ, εξάγεται το συγκριτικό **Γράφημα 60**, στο οποίο απεικονίζεται η συνολική επίδοση των μεθόδων πρόβλεψης.



Γράφημα 60. Συνολική επίδοση μεθόδων πρόβλεψης

Η μέθοδος HOLT παρατηρήθηκε ότι είχε την καλύτερη επίδοση στο σύνολο των προβλέψεων. Η μέθοδος SES αν και είχε τις πιο πολλές επιτυχίες βγήκε δεύτερη γιατί στις υπόλοιπες είχε μεγαλύτερα σφάλματα. Ακολουθεί η μέθοδος THETA που και αυτή έδωσε αρκετά καλές προβλέψεις. Οι μέθοδοι NAIVE και SES παρουσίασαν τα μεγαλύτερα σφάλματα στις προβλέψεις τους.

Τα αποτελέσματα που προέκυψαν στην παρούσα διπλωματική εργασία, τόσο από τις προβλέψεις των χρονοσειρών, όσο και από την δημογραφική μελέτη που αναλύθηκε στο κεφάλαιο 5, μπορούν να βοηθήσουν στην δημιουργία μιας προωθητικής καμπάνιας επέκτασης του μεριδίου μιας τράπεζας στην αγορά των πιστωτικών καρτών.

8 ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΠΡΟΕΚΤΑΣΕΙΣ

Η ορθή πρόβλεψη παίζει πολύ καθοριστικό ρόλο για την σημερινή οικονομία, ιδιαίτερα με τον αυξημένο ανταγωνισμό που υπάρχει στο χώρο των επιχειρήσεων. Στην παρούσα διπλωματική εργασία έγινε πρόβλεψη για τη χρήση των πιστωτικών καρτών. Προκύπτουν πολλά νέα πεδία που χρήζουν περαιτέρω διερεύνησης και μελέτης, προκειμένου να διαμορφωθεί μια πιο σφαιρική και ολιστική γνώση, σχετικά με την πρόβλεψη της χρήσης των πιστωτικών καρτών.

- Χρήση δεδομένων από περισσότερες τράπεζες και περισσότερα χρόνια

Θα μπορούσαν να είχαν χρησιμοποιηθεί περισσότερα δεδομένα για την παραγωγή των προβλέψεων, να είχαμε μεγαλύτερο χρονικό ορίζοντα και να παίρναμε στοιχεία από περισσότερες τράπεζες. Με τον τρόπο αυτό τα συμπεράσματα θα ήταν πιο αξιόπιστα.

- Πρόβλεψη των special events

Τα special events δεν μπορούν να προβλεφθούν από τα μαθηματικά μοντέλα πρόβλεψης καθώς αυτά δεν λαμβάνουν υπόψη τους κοινωνικούς παράγοντες. Τα special events μπορούν να προβλεφθούν μόνο με την κριτική πρόβλεψη, αλλά όπως είναι γνωστό η κριτική πρόβλεψη ενέχει κινδύνους και δεν μπορεί να θεωρηθεί αξιόπιστη καθώς υπάρχει ο κίνδυνος της προκατάληψης, είτε θετικής είτε αρνητικής, που διακατέχει τους ανθρώπους. Σαν προέκταση όμως θα μπορούσαμε να μελετήσουμε τις συνέπειες που επιφέρουν ορισμένα special events στην χρήση των πιστωτικών καρτών.

- Χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων

Στην μελέτη μας χρησιμοποιήσαμε για την παραγωγή των προβλέψεων μας τις κλασικές μεθόδους πρόβλεψης. Για την παραγωγή περισσότερων αποτελεσμάτων θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, δίνοντάς στις εισόδους τους μακροοικονομικούς και μικροοικονομικούς παράμετρος που επηρεάζουν τη χρήση των πιστωτικών καρτών.

- Συνδυασμός μεθόδων πρόβλεψης

Θα μπορούσε να γίνει χρήση διαφορετικών μεθόδων σε συνδυασμό για την παραγωγή καλύτερων αποτελεσμάτων. Επίσης θα μπορούσε η παραγωγή κριτικών προβλέψεων και ο συνδυασμός τους με κλασικές μεθόδους πρόβλεψης να δώσει σημαντικά ευρήματα, καθώς θα λαμβάνονταν υπόψη στα κλασικά μοντέλα πρόβλεψης παράγοντες οι οποίοι δεν μπορούν να προβλεφθούν από αυτά.

- Περαιτέρω διερεύνηση των κλασικών μεθόδων

Για τη βελτίωση της επίδοσης των μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης επιλέχθηκαν οι βέλτιστοι συντελεστές εξομάλυνσης που ελαχιστοποιούν το μέσο τετραγωνικό σφάλμα. Ενδιαφέρον θα είχε η σύγκριση των αποτελεσμάτων αυτών με τις προβλέψεις που προκύπτουν αν πριν την εφαρμογή των μεθόδων αφαιρεθεί από τα δεδομένα και η τυχαιότητα (ή μόνο η τυχαιότητα) έτσι ώστε να προσδιορισθεί η επίδραση της προεπεξεργασίας των δεδομένων. Θα μπορούσε, επίσης, να γίνει η επιλογή των βέλτιστων συντελεστών εξομάλυνσης με κριτήριο την ελαχιστοποίηση κάποιου άλλου δείκτη σφάλματος (π.χ. MAPE ή sMAPE) και να συγκριθούν οι συντελεστές καθώς και οι προβλέψεις που θα προκύψουν με τα αντίστοιχα μεγέθη της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Ελληνική Βιβλιογραφία

- ‘Κόστος, πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα των διαφόρων μέσων πληρωμής’, Guy QUADEN, 2005
- ‘Προώθηση τραπεζικών προϊόντων από διεθνής και ελληνικές τράπεζες που δραστηριοποιούνται στην Ελλάδα’, Πάνα Βασιλεία, Τσίλια Μαρία, Διπλωματική εργασία, 2006
- ‘Σύγχρονα Τραπεζικά προϊόντα και η λογιστική και πληροφοριακή τους διαχείριση από τις επιχειρήσεις’, Μαστρακούλης Γεώργιος, Διπλωματική εργασία, 2008
- ‘Ανάλυση Τραπεζικών Προϊόντων, Λιναρδάκης Στυλιανός, Διπλωματική εργασία, 2009
- ‘Τραπεζικό μάρκετινγκ στην πράξη, τεχνικές πωλήσεων τραπεζικών προϊόντων, Πολυμενέλη Χριστίνα, Διπλωματική εργασία, 2009
- ‘Η πιστωτική κάρτα στις σύγχρονες αγορές’, Κουτουλάκη Άννα, Διπλωματική εργασία, 2010
- ‘Επιχειρησιακές Προβλέψεις’, Φ. Πετρόπουλος - Β. Ασημακόπουλος, Εκδόσεις Συμμετρία, 2011
- ‘Πρόβλεψη χρηματοοικονομικών δεικτών με χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων’, Σεραφείμ Ε. Γραβάνης, Διπλωματική εργασία, 2012
- ‘Τα είδη και η πρακτική χρησιμότητα του ηλεκτρονικού χρήματος στις σύγχρονες μορφές αγορών’, Γιαννούδης Χρήστος, Λίτσιος Κωνσταντίνος, Διπλωματική εργασία, 2012
- ‘Μελέτη ευρωπαϊκών τραπεζών για την πρόβλεψη της συμπεριφοράς τους στη σύγχρονη οικονομική πραγματικότητα με τη χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων’, Παύλος Χ. Γκολογιάννης, Διπλωματική εργασία, 2013
- ‘Μελέτη πρόβλεψης της χρήσης πιστωτικών καρτών βάσει δημογραφικών και μακροοικονομικών παραγόντων’, Χρήστου Δ. Δέσποινα, Διπλωματική εργασία, 2015
- ‘Capital controls και συναλλαγματική κουλτούρα, Αντώνης Κωτίδης, 2015

Ξένη Βιβλιογραφία

- ‘Interactive consumer product promotion method and match game’, Maynard E. Small, 1995
- ‘Neural Network for Predicting the Performance of Credit Card Accounts’, Ilonna Jagielska, Janusz Jaworski, 1996
- ‘Forecasting consumer credit card adoption: what can we learn about the utility function?’, Min Qi, Sha Yang, 2003

- ‘Promotion strategies for banking services’, Anna Grankvist, Carolina Kollberg, Anna Person, 2004
- ‘Mining the customer credit using classification and regression tree and multivariate adaptive regression splines, Tian-Shyug Lee, Chih-Chou Chiu, Yu-Chao Chou, Chi-Jie Lu, 2006
- ‘The adoption and usage of credit cards by urban-affluent consumers in China’, Steve Worthington, David Stewart, 2007
- ‘The integrated impact of credit and interest rate risk on banks: an economic value and capital adequacy perspective’, Mathias Drehmann, Steffen Sorensen, Marco Stringa, 2008
- ‘The limits of forecasting methods in anticipating rare events’, Paul Goodwin, George Wright, 2010
- ‘Promoting Banking Products in the Context of the Digital Economy’, Daniela Harangus, 2011
- ‘Transition matrix models of consumer credit ratings’, Madhur Malik, Lyn C. Thomas, 2012
- ‘Modern aspect of promoting banking products through subvision’, Larisa Mistrean, 2012
- ‘Changes in Bank Lending Standards and the Macroeconomy’, William F. Bassett, Mary Beth Chosak, John C. Driscoll, Egon Zakrajsek, 2012
- ‘Forecasting and explaining aggregate consumer credit delinquency behaviour’, Jonathan Crook, John Banasik, 2012
- ‘Macroeconomic determinants of the credit risk in the banking system: The case of the GIPSI’, Vitor Castro, 2012
- ‘College students' consumption of credit cards’, Charles Blankson, Audhesh K Paswan, Kwabena G. Boakye, 2012
- ‘The impact of wealth on financial mistakes: Evidence from credit card non-payment’, Barry Scholnicka, Nadia Massoud, Anthony Saunders, 2013
- ‘Forecasting and stress testing credit card default using dynamic models’, Tony Bellotti, Jonathan Crook, 2013
- ‘Forecasting Bank Financials Methodology’, Jacques-Henri Gaulard, 2014
- ‘Models and forecasts of credit card balance’, Pak Shun Hon, Tony Bellotti, 2015

Ηλεκτρονικές Διευθύνσεις

- <http://www.investopedia.com/>
- <https://www.nbg.gr>
- <http://www.piraeusbank.gr/>
- <http://www.alpha.gr/>
- <https://www.eurobank.gr>
- <https://www.bankofamerica.com/>
- <https://www.chase.com/>

- <https://www.ubs.com>
- <https://www.bmo.com>
- <http://www.dbs.com/>

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

- Εύρεση του βέλτιστου συντελεστή α για την εφαρμογή της μεθόδου SES
- Εφαρμογή της μεθόδου SES
- Εύρεση των βέλτιστων συντελεστών α και β για την εφαρμογή της μεθόδου Holt
- Εφαρμογή της μεθόδου Holt
- Εύρεση των βέλτιστων συντελεστών α , β και φ για την εφαρμογή της μεθόδου DES
- Εφαρμογή της μεθόδου DES

Εύρεση του Βέλτιστου Συντελεστή a για την Εφαρμογή της Μεθόδου SES

```
S0=1/4*(Yt(1)+Yt(2)+Yt(3)+Yt(4));
```

```
S = zeros(size(Yt));
```

```
F = zeros(size(Yt));
```

```
e = zeros(size(Yt));
```

```
e2 = zeros(size(Yt));
```

```
best_MSE = 10000000000000000000;
```

```
best_a = -1;
```

```
for a=0:0.001:1
```

```
% Δημιουργία πινάκων και υπολογισμός MSE
```

```
for i=1:1:size(Yt)
```

```
if (i == 1)
```

```
F(i) = S0;
```

```
else
```

```
F(i) = S(i-1);
```

```
end
```

```
e(i) = Yt(i) - F(i);
```

```
e2(i) = e(i) * e(i);
```

```
if (i == 1)
```

```
S(i) = S0 + a*e(i);
```

```
else
```

```
S(i) = S(i-1) + a*e(i);
```

```
end
```

```
end
```

```
MSE = mean(e2);
```

```
if (MSE < best_MSE)
```

```
best_MSE = MSE
```

```
best_a = a
```

```
end
```

```
end
```

Εφαρμογή της Μεθόδου SES

```
for i=1:1:size(Yt)
```

```
  if (i == 1)
```

```
    F(i) = S0;
```

```
  else
```

```
    F(i) = S(i-1);
```

```
  end
```

```
  e(i) = Yt(i) - F(i);
```

```
  e2(i) = e(i) * e(i);
```

```
  if (i == 1)
```

```
    S(i) = S0 + a*e(i);
```

```
  else
```

```
    S(i) = S(i-1) + a*e(i);
```

```
  end
```

```
end
```

Εύρεση των Βέλτιστων Συντελεστών α και β για την Εφαρμογή της Μεθόδου Holt

```
S0=1/4*(Yt(1)+Yt(2)+Yt(3)+Yt(4));
```

```
T0=Yt(2)-Yt(1);
```

```
S = zeros(size(Yt));
```

```
F = zeros(size(Yt));
```

```
T = zeros(size(Yt));
```

```
e = zeros(size(Yt));
```

```
e2 = zeros(size(Yt));
```

```
best_MSE = 10000000000000000000;
```

```
best_a = -1;
```

```
best_b = -1;
```

```
for a=0:0.01:1
```

```
for b=0:0.01:1
```

```
% Δημιουργία πινάκων και υπολογισμός MSE
```

```
for i=1:1:size(Yt)
```

```
if (i == 1)
```

```
F(i) = S0 + T0;
```

```
e(i) = Yt(i) - F(i);
```

```
e2(i) = e(i) * e(i);
```

```
S(i) = S0 + T0 + a*e(i);
```

```
T(i) = T0 + b * e(i);
```

```
else  
  
F(i) = S(i-1) + T(i-1);  
  
e(i) = Yt(i) - F(i);  
  
e2(i) = e(i) * e(i);  
  
S(i) = S(i-1) + T(i-1) + a*e(i);  
  
T(i) = T(i-1) + b * e(i);  
  
end  
  
end  
  
MSE = mean(e2);  
  
if (MSE < best_MSE)  
  
best_MSE = MSE  
  
best_a = a  
  
best_b = b  
  
end  
  
end  
  
end
```

Εφαρμογή της Μεθόδου Holt

```
for i=1:1:size(Yt)
```

```
if (i == 1)
```

```
F(i) = S0 + T0;
```

```
e(i) = Yt(i) - F(i);
```

```
e2(i) = e(i) * e(i);
```

```
S(i) = S0 + T0 + a*e(i);
```

```
T(i) = T0 + b * e(i);
```

```
else
```

```
F(i) = S(i-1) + T(i-1);
```

```
e(i) = Yt(i) - F(i);
```

```
e2(i) = e(i) * e(i);
```

```
S(i) = S(i-1) + T(i-1) + a*e(i);
```

```
T(i) = T(i-1) + b * e(i);
```

```
end
```

```
end
```

Εύρεση των Βέλτιστων Συντελεστών α , β και ϕ για την Εφαρμογή της Μεθόδου DES

```
S0=1/4*(Yt(1)+Yt(2)+Yt(3)+Yt(4));
```

```
T0=Yt(2)-Yt(1);
```

```
S = zeros(size(Yt));
```

```
F = zeros(size(Yt));
```

```
T = zeros(size(Yt));
```

```
e = zeros(size(Yt));
```

```
e2 = zeros(size(Yt));
```

```
best_MSE = 10000000000000000000;
```

```
best_a = -1;
```

```
best_b = -1;
```

```
best_f = -1;
```

```
for a=0:0.01:1
```

```
for b=0:0.01:1
```

```
for f=0:0.1:1
```

```
% Δημιουργία πινάκων και υπολογισμός MSE
```

```
for i=1:1:size(Yt)
```

```
if (i == 1)
```

```
F(i) = S0 + f*T0;
```

```
e(i) = Yt(i) - F(i);
```

```
e2(i) = e(i) * e(i);
```



```

S(i) = S0 + T0 + a*e(i);

T(i) = T0 + b * e(i);

else

F(i) = S(i-1) + f*T(i-1);

e(i) = Yt(i) - F(i);

e2(i) = e(i) * e(i);

S(i) = S(i-1) + T(i-1) + a*e(i);

T(i) = T(i-1) + b * e(i);

end

end

MSE = mean(e2); % MAPE = mean(abs((Yt(i)-F(i))/Yt(i)))

if (MSE < best_MSE)

best_MSE = MSE

best_a = a

best_b = b

best_f = f

end

end

end

end

```

Εφαρμογή της Μεθόδου DES

for i=1:1:size(Yt)

if (i == 1)

$F(i) = S0 + f * T0;$

$e(i) = Yt(i) - F(i);$

$e2(i) = e(i) * e(i);$

$S(i) = S0 + T0 + a * e(i);$

$T(i) = T0 + b * e(i);$

else

$F(i) = S(i-1) + f * T(i-1);$

$e(i) = Yt(i) - F(i);$

$e2(i) = e(i) * e(i);$

$S(i) = S(i-1) + T(i-1) + a * e(i);$

$T(i) = T(i-1) + b * e(i);$

end

end