



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

**Μελέτη ευρωπαϊκών τραπεζών για την πρόβλεψη της συμπεριφοράς
τους στη σύγχρονη οικονομική πραγματικότητα με τη χρήση τεχνητών
νευρωνικών δικτύων**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Παύλος Χ. Γκολογιάννης

Επιβλέπων Καθηγητής: Βασίλειος Ασημακόπουλος

Επιβλέπουσα Υ.Δ.: Χριστίνα Κωνσταντινίδου.

Αθήνα, Ιούλιος 2013



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

**Μελέτη ευρωπαϊκών τραπεζών για την πρόβλεψη της συμπεριφοράς
τους στη σύγχρονη οικονομική πραγματικότητα με τη χρήση τεχνητών
νευρωνικών δικτύων**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Πάυλος Χ. Γκολογιάννης

Επιβλέπων: Βασίλειος Ασημακόπουλος

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή τη 19^η Ιουλίου 2013

.....

Βασίλειος Ασημακόπουλος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....

Ιωάννης Ψαρράς
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....

Γρηγόριος Μέντζας
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2013

.....
Πάυλος Χ. Γκολογιάννης

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © Πάυλος Χ. Γκολογιάννης, 2013.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Στόχος της διπλωματικής εργασίας είναι η πρόβλεψη ορισμένων τραπεζικών δεικτών, με τη βοήθεια των οποίων μπορούν να εξαχθούν χρήσιμα συμπεράσματα για τη ρευστότητα ενός τραπεζικού ιδρύματος και τη μελλοντική του πορεία. Σε αυτή την κατεύθυνση μελετώνται έξι τράπεζες της ευρωπαϊκής ηπείρου και παράγονται προβλέψεις με ορίζοντα ενός έτους για τους δείκτες μη-εξυπηρετούμενων δανείων (NPL ratio) και κεφαλαιακής επάρκειας (Tier 1 ratio), καθώς και για το λόγο Κέρδη/Ενεργητικό. Οι προβλέψεις παράγονται τόσο με τις "κλασικές" μεθόδους πρόβλεψης, δηλαδή τις μεθόδους Naive, SES, Holt, DES και Theta, όσο και με τη χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων, οι επιδόσεις των οποίων επιδιώκεται να βελτιωθούν. Οι προβλέψεις που προκύπτουν από τις διαφορετικές μεθόδους συγκρίνονται μεταξύ τους για να εξαχθούν συμπεράσματα ως προς την ακρίβειά τους και να επιλεγθούν οι καλύτερες από αυτές για μελλοντικές προβλέψεις στον τραπεζικό τομέα.

Λέξεις-κλειδιά:

τραπεζικό σύστημα, χρηματοοικονομικοί δείκτες, χρονοσειρές, μοντέλα προβλέψεων, τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

ABSTRACT

The aim of the present diploma thesis is the forecasting of banking ratios which are related to the liquidity and the future prospects of a banking institution. In this framework, forecasts for NPL ratio, Tier 1 ratio as well as the ratio Profits/Assets are generated for six European banks. The forecast horizon is 4 quarters. For these forecasts both classic methods, namely Naive, SES, Holt, DES and Theta, and artificial neural networks are used and an attempt is made to improve their performance. The different forecasts are compared in order to reach useful conclusions on their accuracy and choose the best of them for future banking forecasts.

Keywords:

banking, financial ratios, time series, forecasting models, artificial neural networks

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Με την ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας θα ήθελα να εκφράσω τις ευχαριστίες μου σε όλους όσους συνέβαλαν για την εκπόνησή της.

Αφενός, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή κ. Βασίλειο Ασημακόπουλο για την ευκαιρία που μου έδωσε αναθέτοντάς μου τη συγκεκριμένη εργασία, καθώς και τους καθηγητές κ. Ιωάννη Ψαρρά και κ. Γρηγόριο Μέντζα για τη συμμετοχή τους στην τριμελή εξεταστική επιτροπή της εργασίας.

Θα ήθελα, επιπλέον να εκφράσω τις ευχαριστίες μου σε όλα τα μέλη της μονάδας Προβλέψεων και Στρατηγικής. Ιδιαίτερος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την υποψήφια διδάκτορα Χριστίνα Κωνσταντινίδου για την πρόθυμη και ευχάριστη συνεργασία που είχαμε καθώς και τις πολύτιμες συμβουλές της κατά τη διάρκεια της εκπόνησης της εργασίας.

Θα ήθελα, τέλος, να ευχαριστήσω θερμά την οικογένειά μου και τους φίλους μου για την αμέριστη συμπαράστασή τους και τη στήριξη της προσπάθειάς μου.

Πάυλος Χ. Γκολογιάννης

Αθήνα, Ιούλιος 2013

Περιεχόμενα

Περιεχόμενα.....	9
Ευρετήριο Γραφημάτων.....	13
Ευρετήριο Σχημάτων.....	14
Ευρετήριο Πινάκων.....	15
1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	19
1.1 ΓΕΝΙΚΗ ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	19
1.1.1 Χρηματοοικονομικό σύστημα.....	19
1.1.2 Χρηματοοικονομική σταθερότητα και κρίσεις.....	20
1.1.3 Σημερινή κατάσταση στην Ευρωπαϊκή Ένωση.....	20
1.2 ΣΥΝΟΠΤΙΚΗ ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΚΑΙ ΣΤΟΧΟΙ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ.....	21
1.2.1 Στόχος διπλωματικής εργασίας.....	21
1.2.2 Δομή διπλωματικής εργασίας.....	21
2. ΤΡΑΠΕΖΙΚΟ ΣΥΣΤΗΜΑ.....	25
2.1 ΓΕΝΙΚΑ ΓΙΑ ΤΟ ΤΡΑΠΕΖΙΚΟ ΣΥΣΤΗΜΑ.....	25
2.1.1 Βασικά χαρακτηριστικά τραπεζών.....	26
2.1.2. Είδη τραπεζικών κινδύνων.....	27
2.2 ΤΡΑΠΕΖΙΚΑ ΙΔΡΥΜΑΤΑ ΠΟΥ ΜΕΛΕΤΗΘΗΚΑΝ.....	28
2.3 ΤΡΑΠΕΖΙΚΟΙ & ΜΑΚΡΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΗΘΗΚΑΝ ΣΤΑ ΠΛΑΙΣΙΑ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ.....	31
2.3.1 Τραπεζικοί δείκτες.....	32
2.3.1.1 Δείκτης μη-εξυπηρετούμενων δανείων (NPL ratio).....	32
2.3.1.2 Λόγος Κέρδη προς Ενεργητικό.....	32
2.3.1.3 Δείκτης κεφαλαιακής επάρκειας (Tier 1 ratio).....	33
2.3.1.4 Λοιποί τραπεζικοί δείκτες.....	33
2.3.2 Μακροοικονομικοί δείκτες.....	35
3. ΠΡΟΒΛΕΨΕΙΣ.....	41
3.1 ΓΕΝΙΚΑ ΓΙΑ ΤΙΣ ΠΡΟΒΛΕΨΕΙΣ.....	41
3.2 ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΕΣ.....	42
3.3 ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ.....	45
3.4 ΜΕΘΟΔΟΙ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ.....	46
3.4.1 Απλοϊκή μέθοδος (Naive).....	46
3.4.2 Κινητοί μέσοι όροι.....	46
3.4.2.1 Απλός κινητός μέσος όρος (ΚΜΟ).....	47

3.4.2.2 Σταθμισμένος κινητός μέσος όρος (ΣΚΜΟ)	47
3.4.2.3 Διπλός κινητός μέσος όρος (ΔΚΜΟ).....	48
3.4.2.4 Κεντρικός κινητός μέσος όρος (ΚΚΜΟ)	48
3.4.3 Μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης	48
3.4.3.1 Μέθοδος σταθερού επιπέδου (Simple Exponential Smoothing - SES)	48
3.4.3.2 Μέθοδος γραμμικής τάσης (Holt Exponential Smoothing)	50
3.4.3.3 Μέθοδος μη γραμμικής τάσης.....	51
3.4.4 Μέθοδος Theta.....	52
3.4.5 Μοντέλα παλινδρόμησης (Regression Models).....	53
3.4.6 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks)	53
3.4.7 Συνδυαστικές μέθοδοι (Combining Methods)	54
3.5 ΑΚΡΙΒΕΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ	54
4. ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ	59
4.1 ΓΕΝΙΚΑ ΓΙΑ ΤΑ ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ.....	59
4.2 ΜΟΝΤΕΛΑ ΝΕΥΡΩΝΩΝ	61
4.3 ΤΥΠΟΙ ΤΝΔ	62
4.4 ΠΟΛΥΕΠΙΠΕΔΑ ΔΙΚΤΥΑ PERCEPTRON (MLP).....	63
4.4.1 Αλγόριθμος Backpropagation	64
4.4.2 Μέθοδος Early Stopping.....	64
4.5 ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΠΟΥ ΕΠΗΡΕΑΖΟΥΝ ΤΗΝ ΕΠΙΔΟΣΗ ΤΩΝ ΤΝΔ	65
4.5.1 Συναρτήσεις ενεργοποίησης νευρώνων	65
4.5.2 Αρχιτεκτονική δικτύου	67
4.5.3 Συναρτήσεις εκπαίδευσης.....	67
4.5.4 Συναρτήσεις μάθησης	68
4.5.5 Ρυθμός μάθησης	70
4.5.6 Αριθμός εποχών	70
5. ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΚΛΑΣΣΙΚΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ	73
5.1 ΓΕΝΙΚΑ	73
5.2 ΑΠΟΕΠΟΧΙΚΟΠΟΙΗΣΗ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ.....	74
5.3 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ NAIVE	75
5.4 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΕΚΘΕΤΙΚΗΣ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗΣ.....	76
5.4.1 Εφαρμογή της μεθόδου SES.....	76
5.4.2 Εφαρμογή της μεθόδου Holt	78
5.4.3 Εφαρμογή της μεθόδου DES	79

5.4.4 Βέλτιστοι συντελεστές των μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης.....	80
5.5 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ΤΗΤΑ	80
6. ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ΤΩΝ ΤΝΔ	85
6.1 ΑΡΧΕΣ ΣΧΕΔΙΑΣΗΣ ΤΝΔ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΩΝ ΖΗΤΟΥΜΕΝΩΝ ΜΕΓΕΘΩΝ	85
6.2 ΒΕΛΤΙΣΤΗ ΕΠΙΛΟΓΗ ΣΤΟΙΧΕΙΩΝ ΤΝΔ.....	86
6.2.1 Βέλτιστη αρχιτεκτονική δικτύου	87
6.2.1.1 Επιλογή νευρώνων εισόδου.....	87
6.2.1.2 Επιλογή νευρώνων εξόδου	89
6.2.1.3 Επίπεδα και αριθμός κρυμμένων νευρώνων.....	89
6.2.2 Βέλτιστη συνάρτηση ενεργοποίησης νευρώνων εξόδου	89
6.2.3 Βέλτιστη συνάρτηση εκπαίδευσης	90
6.2.4 Βέλτιστη συνάρτηση μάθησης και ρυθμός μάθησης	91
6.2.5 Αριθμός εποχών	91
6.3 ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΤΝΔ.....	92
6.3.1 Κανονικοποίηση δεδομένων.....	92
6.3.2 Εύρεση βέλτιστων παραμέτρων	93
6.3.3 Δημιουργία δικτύου και εξαγωγή αποτελεσμάτων.....	93
7. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ, ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ & ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΠΡΟΕΚΤΑΣΕΙΣ.....	97
7.1 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ.....	97
7.1.1 Αποτελέσματα για το δείκτη NPL.....	97
7.1.2 Αποτελέσματα για το λόγο Κέρδη/Ενεργητικό	98
7.1.3 Αποτελέσματα για το δείκτη Tier 1.....	99
7.1.4 Ενδεικτικά γραφήματα.....	99
7.2 ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ	102
7.3 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	104
7.4 ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΠΡΟΕΚΤΑΣΕΙΣ	106
BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	109
ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	109
ΞΕΝΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	109
ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΕΣ ΔΙΕΥΘΥΝΣΕΙΣ	111
ΣΥΝΕΔΡΙΑ.....	111
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ.....	112
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α: ΤΡΑΠΕΖΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΤΩΝ ΥΠΟ ΜΕΛΕΤΗ ΤΡΑΠΕΖΩΝ ΚΑΙ ΜΑΚΡΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΤΩΝ ΚΡΑΤΩΝ ΤΟΥΣ.....	113

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β: ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ ΚΛΑΣΣΙΚΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ	125
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Γ: ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΤΝΔ ΓΙΑ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΕΣ ΠΕΡΙΠΤΩΣΕΙΣ ΕΙΣΟΔΩΝ	131
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Δ: ΚΩΔΙΚΑΣ ΜΑΤLAB.....	134
Δ1. Επιλογή βέλτιστων παραμέτρων ΤΝΔ.....	134
Δ2. Δημιουργία ΤΝΔ	139
Δ3. Εύρεση του βέλτιστου συντελεστή α για την εφαρμογή της μεθόδου SES	139
Δ4. Εύρεση των βέλτιστων συντελεστών α και β για την εφαρμογή της μεθόδου Holt	140
Δ5. Εύρεση των βέλτιστων συντελεστών α, β και φ για την εφαρμογή της μεθόδου DES	140

Ευρετήριο Γραφημάτων

Γράφημα 1: Χρονοσειρά που παρουσιάζει τάση (Καταθέσεις πελατών της τράπεζας BES)	43
Γράφημα 2: Χρονοσειρά που παρουσιάζει τάση και κυκλικότητα (ΑΕΠ Γερμανίας)	44
Γράφημα 3: Χρονοσειρά με εποχικότητα και με μη κανονική διακύμανση (Λόγος Κέρδη/Ενεργητικό της Commerzbank)	45
Γράφημα 4: Χρονοσειρά που δεν παρουσιάζει εποχική συμπεριφορά (Δείκτης Tier 1 της Santander)	75
Γράφημα 5: Χρονοσειρά με σημαντική εποχική συμπεριφορά (Λόγος Κέρδη/Ενεργητικό της ΕΤΕ)	75
Γράφημα 6: Πρόβλεψη του δείκτη Tier 1 της τράπεζας Nordea με τη μέθοδο Naive	76
Γράφημα 7: Πρόβλεψη του λόγου Κέρδη/Ενεργητικό της Commerzbank με τη μέθοδο SES77	
Γράφημα 8: Πρόβλεψη του δείκτη NPL της BES με τη μέθοδο Holt	78
Γράφημα 9: Πρόβλεψη του δείκτη Tier 1 της Santander με τη μέθοδο DES	79
Γράφημα 10: Πρόβλεψη του δείκτη NPL της MPS με τη μέθοδο Theta	81
Γράφημα 11: Αποτελέσματα ΤΝΔ για τις τέσσερις διαφορετικές εισόδους	87
Γράφημα 12: Προβλέψεις με όλες τις μεθόδους για το δείκτη NPL της Εθνικής Τράπεζας της Ελλάδος	100
Γράφημα 13: Προβλέψεις με όλες τις μεθόδους για το λόγο Κέρδη/Ενεργητικό της τράπεζας Santander	101
Γράφημα 14: Προβλέψεις με όλες τις μεθόδους για το δείκτη Tier 1 της τράπεζας Santander	101
Γράφημα 15: Σχηματική σύγκριση των μεθόδων Theta, ΤΝΔ και του συνδυασμού τους για το δείκτη NPL της Commerzbank	105
Γράφημα 16: Προβλέψεις με όλες τις μεθόδους για το λόγο Κέρδη/Ενεργητικό της ΕΤΕ	106

Ευρετήριο Σχημάτων

Σχήμα 1: Μοντέλο νευρώνα.....	62
Σχήμα 2: Δίκτυο Perceptron με ένα επίπεδο κρυμμένων νευρώνων.....	64
Σχήμα 3: Βηματική συνάρτηση (hardlim).....	65
Σχήμα 4: : Γραμμική συνάρτηση (purelin).....	66
Σχήμα 5: Λογιστική σιγμοειδής συνάρτηση (logsig).....	66
Σχήμα 6: Σχεδίαση δικτύου.....	86
Σχήμα 7: Επίδραση αριθμού εποχών και Early Stopping.....	91
Σχήμα 8: ΤΝΔ στο περιβάλλον του Matlab.....	94

Ευρετήριο Πινάκων

Πίνακας 1: Προεπιλεγμένες τιμές των παραμέτρων εκπαίδευσης για τις συναρτήσεις εκπαίδευσης που χρησιμοποιούνται.....	69
Πίνακας 2: Βέλτιστοι συντελεστές των μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης	80
Πίνακας 3: Τιμές του σημείου παρεμβολής (a) και κλίσης (b) καθώς και του βέλτιστου συντελεστή εξομάλυνσης επιπέδου (α) για την εφαρμογή της μεθόδου Theta.....	82
Πίνακας 4: Σύγκριση μέσων σφαλμάτων για το δείκτη NPL για τις τέσσερις διαφορετικές περιπτώσεις νευρώνων εισόδου	88
Πίνακας 5: Σύγκριση μέσων σφαλμάτων για το λόγο Κέρδη/Ενεργητικό για τις τέσσερις διαφορετικές περιπτώσεις νευρώνων εισόδου.....	88
Πίνακας 6: Σύγκριση μέσων σφαλμάτων για το δείκτη Tier 1 για τις τέσσερις διαφορετικές περιπτώσεις νευρώνων εισόδου	88
Πίνακας 7:Αριθμός δικτύων στα οποία επιλέγεται η εκάστοτε συνάρτηση ενεργοποίησης	90
Πίνακας 8: Αριθμός δικτύων στα οποία επιλέγεται η εκάστοτε συνάρτηση εκπαίδευσης ...	90
Πίνακας 9: Αριθμός δικτύων στα οποία επιλέγεται η εκάστοτε συνάρτηση μάθησης.....	91
Πίνακας 10: Βέλτιστα στοιχεία των ΤΝΔ ανά δείκτη	92
Πίνακας 11: Αποτελέσματα των μεθόδων πρόβλεψης για το δείκτη NPL όλων των τραπεζών	97
Πίνακας 12: Αποτελέσματα των μεθόδων πρόβλεψης για το λόγο Κέρδη/Ενεργητικό όλων των τραπεζών	98
Πίνακας 13: Αποτελέσματα των μεθόδων πρόβλεψης για το δείκτη Tier 1 όλων των τραπεζών	99
Πίνακας 14: Βέλτιστες μέθοδοι πρόβλεψης ανά τράπεζα για το δείκτη NPL	102
Πίνακας 15: Βέλτιστες μέθοδοι πρόβλεψης ανά τράπεζα για το λόγο Κέρδη/Ενεργητικό..	102
Πίνακας 16: Βέλτιστες μέθοδοι πρόβλεψης ανά τράπεζα για το δείκτη Tier 1	102
Πίνακας 17: Σύγκριση σφαλμάτων για το δείκτη NPL	103
Πίνακας 18: Σύγκριση σφαλμάτων για το λόγο Κέρδη/Ενεργητικό	103
Πίνακας 19: Σύγκριση σφαλμάτων για το δείκτη Tier 1	103
Πίνακας 20: Σύγκριση σφαλμάτων της μεθόδου Theta, των ΤΝΔ και του συνδυασμού των 2 μεθόδων για το σύνολο των τραπεζικών δεικτών Tier 1	105
Πίνακας 21: Μακροοικονομικά στοιχεία Πορτογαλίας	113
Πίνακας 22: Μακροοικονομικά στοιχεία Γερμανίας	114
Πίνακας 23: Μακροοικονομικά στοιχεία Ιταλίας.....	115
Πίνακας 24: Μακροοικονομικά στοιχεία Ελλάδας	116
Πίνακας 25: Μακροοικονομικά στοιχεία Σουηδίας.....	117
Πίνακας 26: Μακροοικονομικά στοιχεία Ισπανίας.....	118
Πίνακας 27: Τραπεζικά στοιχεία της Banco Espirito Santo (BES).....	119
Πίνακας 28: Τραπεζικά στοιχεία της Commerzbank (COM)	120
Πίνακας 29: Τραπεζικά στοιχεία της Banca Monte dei Paschi di Siena (MPS)	121
Πίνακας 30: Τραπεζικά στοιχεία της Εθνικής Τράπεζας της Ελλάδος (NBG).....	122
Πίνακας 31: Τραπεζικά στοιχεία της Nordea Bank (NOR)	123
Πίνακας 32: Τραπεζικά στοιχεία της Banco Santander (SAN).....	124
Πίνακας 33: Αποεποχικοποίηση της χρονοσειράς Κέρδη/Ενεργητικό της Εθνικής Τράπεζας της Ελλάδος.....	125

Πίνακας 34: Εφαρμογή της μεθόδου Naive στη χρονοσειρά Tier 1 ratio της τράπεζας Nordea	126
Πίνακας 35: Εφαρμογή της μεθόδου SES στη χρονοσειρά Κέρδη/Ενεργητικό της τράπεζας Commerzbank	127
Πίνακας 36: Εφαρμογή της μεθόδου Holt στη χρονοσειρά NPL ratio της τράπεζας Banco Espirito Santo	128
Πίνακας 37: Εφαρμογή της μεθόδου DES στη χρονοσειρά Tier 1 ratio της τράπεζας Santander	129
Πίνακας 38: Εφαρμογή της μεθόδου Theta στη χρονοσειρά NPL ratio της τράπεζας MPS.	130
Πίνακας 39: Αποτελέσματα TNΔ για το δείκτη NPL για τις 4 διαφορετικές περιπτώσεις εισόδων	131
Πίνακας 40: Αποτελέσματα TNΔ για το λόγο Κέρδη/Ενεργητικό για τις 4 διαφορετικές περιπτώσεις εισόδων	132
Πίνακας 41: Αποτελέσματα TNΔ για το δείκτη Tier 1 για τις 4 διαφορετικές περιπτώσεις εισόδων	133

Περιεχόμενα 1^{ου} κεφαλαίου

1.1 ΓΕΝΙΚΗ ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	19
1.1.1 Χρηματοοικονομικό σύστημα.....	19
1.1.2 Χρηματοοικονομική σταθερότητα και κρίσεις.....	20
1.1.3 Σημερινή κατάσταση στην Ευρωπαϊκή Ένωση.....	20
1.2 ΣΥΝΟΠΤΙΚΗ ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΚΑΙ ΣΤΟΧΟΙ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ.....	21
1.2.1 Στόχος διπλωματικής εργασίας.....	21
1.2.2 Δομή διπλωματικής εργασίας.....	21

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 ΓΕΝΙΚΗ ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η οικονομική κρίση που ξέσπασε το 2008 και ακόμα βιώνουμε τα αποτελέσματά της έχει υποβάλει πολλές οικονομίες σε μακρά ύφεση. Εκδηλώθηκε ως κρίση εμπιστοσύνης μεταξύ των πιστωτικών ιδρυμάτων, η οποία μεταδόθηκε στις διατραπεζικές αγορές προκαλώντας προβλήματα ρευστότητας. Σε αντίθεση με προηγούμενες κρίσεις που εκδηλώθηκαν σε μεμονωμένες χώρες και μεταδόθηκαν σε περιορισμένο αριθμό χωρών, η σημερινή κρίση ξεκίνησε από τις ανεπτυγμένες οικονομίες και έπληξε με μεγάλη ταχύτητα τον υπόλοιπο κόσμο.

Η κρίση του 2008 ξεκίνησε με την κατάρρευση της αγοράς στεγαστικών δανείων υψηλού κινδύνου στις ΗΠΑ. Η κρίση επεκτάθηκε ακολούθως στις αγορές ομολόγων στη διατραπεζική και διατάραξε τη λειτουργία του παγκόσμιου χρηματοοικονομικού συστήματος. Η συνεχιζόμενη οικονομική κρίση αποτελεί μεγάλη πρόκληση για το σύνολο των οικονομικών συστημάτων και τις κυβερνήσεις.

1.1.1 Χρηματοοικονομικό σύστημα

Για την κατανόηση πολυπλοκότερων εννοιών απαραίτητος είναι πρώτα ο ορισμός του χρηματοοικονομικού συστήματος. Ως χρηματοοικονομικό σύστημα ορίζεται το περιβάλλον στο οποίο τα οικονομούντα άτομα που δραστηριοποιούνται σε αυτό έχουν αντίθετα συμφέροντα. Αυτό λειτουργεί ως διαμεσολαβητής μεταξύ των οικονομούντων ατόμων ώστε να γίνει η μεταφορά των κεφαλαίων από τις πλεονάζουσες μονάδες στις ελλειμματικές με ορθολογικό τρόπο.

Το χρηματοοικονομικό σύστημα αποτελείται από:

- Ενδιάμεσους χρηματοοικονομικούς οργανισμούς, οι οποίοι φέρουν έμμεσα σε επαφή πρόσωπα που αναζητούν εισοδήματα από τα κεφάλαιά τους και πρόσωπα που αναζητούν να εξασφαλίσουν πίστωση
- Χρηματοοικονομικές αγορές, οι οποίες λειτουργούν ως μέσο διοχέτευσης των πλεοναζόντων κεφαλαίων από τους δανειοδότες στους δανειολήπτες
- Υποδομές των χρηματοοικονομικών αγορών, που επιτρέπουν τη μεταβίβαση των πληρωμών, τη διαπραγμάτευση, καθώς και την εκκαθάριση και το διακανονισμό των συναλλαγών

Ένα σταθερό χρηματοοικονομικό σύστημα αποτελεί κύριο συστατικό μιας υγιούς και επιτυχημένης οικονομίας. Το κοινό πρέπει να έχει εμπιστοσύνη ότι το σύστημα είναι ασφαλές και σταθερό και λειτουργεί ομαλά, παρέχοντας ουσιώδεις υπηρεσίες στην ευρύτερη οικονομία σε συνεχή βάση. Είναι σημαντικό τα τυχόντα προβλήματα σε επιμέρους τομείς να μην παρεμποδίζουν την απρόσκοπτη λειτουργία του χρηματοοικονομικού συστήματος.

1.1.2 Χρηματοοικονομική σταθερότητα και κρίσεις

Σύμφωνα με την Ευρωπαϊκή Κεντρική Τράπεζα (ΕΚΤ), η χρηματοοικονομική σταθερότητα μπορεί να οριστεί ως «μια κατάσταση πραγμάτων στην οποία το χρηματοοικονομικό σύστημα – που αποτελείται από τους ενδιάμεσους χρηματοοικονομικούς οργανισμούς, τις χρηματοοικονομικές αγορές και τις υποδομές των χρηματοοικονομικών αγορών – είναι σε θέση να αντεπεξέρχεται τυχόν διαταραχές και την οποιαδήποτε μη ομαλή διόρθωση των χρηματοοικονομικών ανισορροπιών. Με αυτό τον τρόπο, μετριάζεται η πιθανότητα δημιουργίας μιας σοβαρής αστάθειας στη διαδικασία της χρηματοοικονομικής διαμεσολάβησης, η οποία θα μπορούσε να εξασθενήσει, σε σημαντικό βαθμό, τη διοχέτευση των αποταμιεύσεων σε κερδοφόρες επενδυτικές ευκαιρίες».

Αντίθετα, οι χρηματοοικονομικές κρίσεις αποτελούν καταστάσεις στις οποίες επικρατεί υψηλή μεταβλητότητα στις χρηματοοικονομικές αγορές και υφίστανται προβλήματα ρευστότητας και φερεγγυότητας σημαντικών χρηματοοικονομικών οργανισμών που μπορούν να επιφέρουν αρνητικές επιπτώσεις στην πραγματική οικονομία.

Τα χρηματοοικονομικά ιδρύματα αποτελούν την πρώτη γραμμή άμυνας έναντι των χρηματοοικονομικών κρίσεων. Υποχρέωση των πιστωτικών ιδρυμάτων είναι να παραμένουν φερέγγυα και εύρωστα καθώς και να αξιολογούν σωστά την πιστοληπτική ικανότητα των δανειοληπτών και να διαχειρίζονται αποτελεσματικά τους κίνδυνους που αναλαμβάνουν, κάτι που δε συνέβαινε τα τελευταία χρόνια πριν ξεσπάσει η κρίση στις περισσότερες περιπτώσεις. Τα μέτρα τα οποία λαμβάνουν οι κεντρικές τράπεζες με σκοπό την πρόληψη ή το μετριασμό μιας χρηματοοικονομικής κρίσης συνιστούν τη δεύτερη γραμμή άμυνας. Οι κεντρικές τράπεζες οφείλουν να μεριμνούν για την ύπαρξη του αναγκαίου θεσμικού, εποπτικού και ρυθμιστικού πλαισίου που διέπει τη λειτουργία του χρηματοοικονομικού συστήματος. Αυτό πρέπει να περιλαμβάνει, μεταξύ άλλων, την αποτελεσματική μικρό-προληπτική εποπτεία των μεμονωμένων χρηματοοικονομικών ιδρυμάτων καθώς και τη μακρο-προληπτική εποπτεία του χρηματοοικονομικού συστήματος ως σύνολο. Εάν, παρά την εφαρμογή των εν λόγω προληπτικών μέτρων, χρηματοοικονομικοί οργανισμοί παρουσιάσουν προβλήματα, τότε οι κεντρικές τράπεζες ενδέχεται να χρειαστεί να παρέμβουν λαμβάνοντας μέτρα για τη διαχείριση και επίλυση της κρίσης.

1.1.3 Σημερινή κατάσταση στην Ευρωπαϊκή Ένωση

Η Ευρωπαϊκή Ένωση έχει πληγεί ταυτόχρονα από δύο αλληλένδετες κρίσεις, μια τραπεζική κρίση και μια κρίση δημοσίου χρέους. Η τραπεζική κρίση οφείλεται στις απώλειες στους τίτλους της κεφαλαιαγοράς καθώς και στα προβλήματα που υπάρχουν στις αγορές ακινήτων ορισμένων κρατών-μελών της Ευρωπαϊκής Ένωσης. Η κρίση δημοσίου χρέους, η οποία οφείλεται σε μεγάλο βαθμό στην πολύ κακή δημοσιονομική διαχείριση επί σειρά ετών (που δεν ήταν σύμφωνη με το σύμφωνο σταθερότητας και ανάπτυξης και τη συνθήκη του Μάαστριχτ) επιδεινώνεται από την ύφεση. Στα τέλη του 2010 η κρίση χρέους επιδεινώθηκε λόγω της ανησυχίας των αγορών σχετικά με τη δημοσιονομική εξυγίανση.

Στην παρούσα διπλωματική εργασία επιδιώκεται η κατά το δυνατό ασφαλέστερη πρόβλεψη της συμπεριφοράς ευρωπαϊκών τραπεζικών ιδρυμάτων στη σύγχρονη οικονομική πραγματικότητα. Όπως είναι φανερό, στο σημερινό ρευστό κλίμα αβεβαιότητας και ανασφάλειας των αγορών η διαδικασία αυτή είναι ιδιαίτερα δύσκολη και ενέχει πολλούς κινδύνους. Στην επόμενη ενότητα περιγράφονται συνοπτικά οι στόχοι και η δομή της εργασίας.

1.2 ΣΥΝΟΠΤΙΚΗ ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΚΑΙ ΣΤΟΧΟΙ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

1.2.1 Στόχος διπλωματικής εργασίας

Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η πρόβλεψη της συμπεριφοράς έξι ευρωπαϊκών τραπεζών. Για την πρόβλεψη της συνολικής συμπεριφοράς των τραπεζών γίνεται πρόβλεψη τριών τραπεζικών δεικτών τους (του δείκτη μη-εξυπηρετούμενων δανείων, του λόγου κέρδη προς ενεργητικό και του δείκτη κεφαλαιακής επάρκειας), με τη βοήθεια των οποίων αποκτάμε μια κατά το δυνατό σφαιρική εικόνα για την πορεία της τράπεζας. Οι δείκτες αυτοί παρουσιάζονται εκτενέστερα στην παράγραφο 2.3.1.

Η πρόβλεψη των δεικτών αυτών γίνεται με τη χρήση διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης, τις οποίες μπορούμε να τις κατατάξουμε σε δύο κατηγορίες. Στη μία κατηγορία ανήκουν οι στατιστικές μέθοδοι πρόβλεψης (Naive, SES, Holt, DES, Theta), για την εφαρμογή των οποίων αρκεί η γνώση ορισμένων παλαιότερων παρατηρήσεων των υπό μελέτη δεικτών, ενώ τη δεύτερη κατηγορία συνιστά η πρόβλεψη με τη χρήση νευρωνικών δικτύων, ενός δηλαδή αιτιοκρατικού μοντέλου, για την εφαρμογή του οποίου απαιτείται η γνώση και ορισμένων επιπλέον παραμέτρων που σχετίζονται με τους υπό μελέτη δείκτες.

Η πρόβλεψη των τραπεζικών αυτών δεικτών έχει χρονικό ορίζοντα τεσσάρων περιόδων και αφορά τα τέσσερα τρίμηνα του έτους 2011 και όχι κάποιο μελλοντικό έτος. Αυτό συμβαίνει διότι για το 2011 είναι διαθέσιμες οι πραγματικές τιμές των δεικτών αυτών και έτσι μπορεί να γίνει σύγκριση μεταξύ των μεθόδων πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν και να αποφασισθεί ποιά ή ποιές από αυτές μπορούν να χρησιμοποιηθούν με μεγαλύτερη ασφάλεια για την παραγωγή προβλέψεων στον τραπεζικό κλάδο σε μελλοντικές εφαρμογές. Με βάση την επίδοση των μεθόδων πρόβλεψης για το οικονομικό έτος 2011, προκύπτουν κάποια συμπεράσματα που έχουν να κάνουν με τη χρήση ορισμένων μεθόδων για την πρόβλεψη τραπεζικών μεγεθών.

1.2.2 Δομή διπλωματικής εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία αποτελείται από το παρόν εισαγωγικό κεφάλαιο καθώς και από άλλα έξι κεφάλαια, τα οποία περιγράφονται συνοπτικά παρακάτω:

Στο 2^ο κεφάλαιο γίνεται αναφορά στο τραπεζικό σύστημα και τα χαρακτηριστικά του, παρουσιάζονται οι τράπεζες που μελετώνται και τέλος αναλύονται τόσο οι τραπεζικές όσο και οι μακροοικονομικές παράμετροι που χρησιμοποιούνται στα πλαίσια της εργασίας.

Το 3^ο κεφάλαιο αφορά στις προβλέψεις. Αφού αναφερθεί η σημασία των προβλέψεων για το σύγχρονο άνθρωπο και γίνει η κατηγοριοποίησή τους, δίνεται η έννοια των χρονοσειρών και παρουσιάζονται τα χαρακτηριστικά τους. Στη συνέχεια αναλύονται οι πλέον διαδεδομένες μέθοδοι για την παραγωγή προβλέψεων σε πληθώρα εφαρμογών. Τέλος, παρουσιάζονται οι δείκτες σύμφωνα με τους οποίους κρίνεται η ακρίβεια των προβλέψεων.

Στο 4^ο κεφάλαιο γίνεται μια εκτενής αναφορά στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ). Αρχικά παρουσιάζονται τα πλεονεκτήματα των νευρωνικών δικτύων και οι εφαρμογές τους στον κλάδο των προβλέψεων. Έπειτα, παρουσιάζεται η μορφή των νευρώνων ενός ΤΝΔ καθώς και οι διαφορετικοί τύποι ΤΝΔ. Στο υπόλοιπο κεφάλαιο αναλύονται τα πολυεπίπεδα δίκτυα perceptron (Multilayer perceptron - MLP), τα οποία είναι και τα δίκτυα που χρησιμοποιούνται στα πλαίσια της εργασίας, καθώς και τα στοιχεία που επηρεάζουν την επίδοσή τους.

Στο 5^ο κεφάλαιο επιδιώκεται η βέλτιστη εφαρμογή των στατιστικών μεθόδων πρόβλεψης (Naive, SES, Holt, DES, Theta). Εξηγείται η διαδικασία της αποεποχικοποίησης των χρονοσειρών και αναπτύσσεται κώδικας με στόχο τη βέλτιστη δυνατή επιλογή των συντελεστών στις μεθόδους εκθετικής εξομάλυνσης. Η γραμμή των προβλέψεων για ορισμένους τραπεζικούς δείκτες παριστάνεται γραφικά σε διαγράμματα και συγκρίνεται με τη γραμμή των δεδομένων.

Στο 6^ο κεφάλαιο αναλύεται ο τρόπος με τον οποίο παράγονται οι προβλέψεις με τη χρήση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Αφού αρχικά παρατίθενται οι βασικές αρχές σχεδίασης των νευρωνικών δικτύων, στη συνέχεια εξηγείται η διαδικασία με την οποία επιλέχθηκαν τα βέλτιστα στοιχεία των δικτύων που δημιουργήθηκαν και τέλος δείχνονται τα βήματα τα οποία ακολουθήθηκαν για την παραγωγή των προβλέψεων.

Στο 7^ο κεφάλαιο 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 προβλέψεων και να εξαχθούν ορισμένα χρήσιμα συμπεράσματα για μελλοντικές προβλέψεις στον τραπεζικό κλάδο. Επιπλέον, σε αυτό το κεφάλαιο περιλαμβάνονται συνοπτικά τα συμπεράσματα της εργασίας καθώς και ορισμένες πιθανές μελλοντικές προεκτάσεις της.

Στο τέλος της εργασίας υπάρχει επιπλέον ένα πολυσέλιδο παράρτημα, στο οποίο παρατίθενται οι πίνακες με τα τραπεζικά στοιχεία των τραπεζών και τα μακροοικονομικά των χωρών τους, παραδείγματα εφαρμογής των στατιστικών μοντέλων πρόβλεψης, τα αποτελέσματα όλων των μεθόδων πρόβλεψης καθώς και τμήματα του κώδικα που χρησιμοποιήθηκε στα πλαίσια της εργασίας.

Περιεχόμενα 2^{ου} κεφαλαίου

2.1 ΓΕΝΙΚΑ ΓΙΑ ΤΟ ΤΡΑΠΕΖΙΚΟ ΣΥΣΤΗΜΑ	25
2.1.1 Βασικά χαρακτηριστικά τραπεζών	26
2.1.2. Είδη τραπεζικών κινδύνων	27
2.2 ΤΡΑΠΕΖΙΚΑ ΙΔΡΥΜΑΤΑ ΠΟΥ ΜΕΛΕΤΗΘΗΚΑΝ	28
2.3 ΤΡΑΠΕΖΙΚΟΙ & ΜΑΚΡΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΗΘΗΚΑΝ ΣΤΑ ΠΛΑΙΣΙΑ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ	31
2.3.1 Τραπεζικοί δείκτες	32
2.3.1.1 Δείκτης μη-εξυπηρετούμενων δανείων (NPL ratio).....	32
2.3.1.2 Λόγος Κέρδη προς Ενεργητικό	32
2.3.1.3 Δείκτης κεφαλαιακής επάρκειας (Tier 1 ratio)	33
2.3.1.4 Λοιποί τραπεζικοί δείκτες	33
2.3.2 Μακροοικονομικοί δείκτες	35

2. ΤΡΑΠΕΖΙΚΟ ΣΥΣΤΗΜΑ

2.1 ΓΕΝΙΚΑ ΓΙΑ ΤΟ ΤΡΑΠΕΖΙΚΟ ΣΥΣΤΗΜΑ

Το τραπεζικό σύστημα συντηρεί και αναπτύσσει την οικονομία. Πρέπει να είναι ενταγμένο σε μια γενική πολιτική που έχει ως στόχο την κατανομή των εθνικών πόρων με τέτοιο τρόπο ώστε αφενός να διατηρούνται οι υπάρχουσες δραστηριότητες και αφετέρου να δημιουργούνται καινούριες. Το τραπεζικό σύστημα μιας χώρας αποτελείται από την κεντρική τράπεζα, τις εμπορικές τράπεζες και τις επενδυτικές τράπεζες.

Η κεντρική τράπεζα (central bank) είναι ένα από τα βασικά όργανα ενός κράτους για την άσκηση της δημοσιονομικής πολιτικής. Αποτελεί ένα δημόσιο μη-κερδοσκοπικό χρηματοπιστωτικό ίδρυμα που συντονίζει τις εγχώριες εμπορικές τράπεζες. Είναι αυτή που οριοθετεί τα επιτόκια των εμπορικών τραπεζών καθορίζοντας το επιτόκιο δανεισμού της. Είναι η μόνη τράπεζα που μπορεί να εκδώσει και να θέσει σε κυκλοφορία τα τραπεζογραμμάτια που κυκλοφορούν σε ένα κράτος ή να δεσμεύσει υπάρχοντα που κινούνται στην αγορά. Η κεντρική τράπεζα, επιπλέον, παρέχει πιστώσεις στις τράπεζες για την ομαλή διεξαγωγή των εργασιών τους. Σε περιπτώσεις όπου μία τράπεζα έχει αυξημένες υποχρεώσεις, τις οποίες δεν δύναται να εκπληρώσει με άλλο τρόπο, η κεντρική τράπεζα μπορεί να αναλάβει τις υποχρεώσεις αυτές. Για τον λόγο αυτό η κεντρική τράπεζα δέχεται ένα ετήσιο ποσοστό εισφοράς από τις άλλες τράπεζες προς κάλυψη τέτοιων περιπτώσεων. Πολλές φορές, τέλος, οι κεντρικές τράπεζες είναι επιφορτισμένες με τη διεξαγωγή ερευνών και μελετών σχετικά με τον ιδιωτικό και επιχειρηματικό δανεισμό, με τη στατιστική επεξεργασία των ευρημάτων και τη διεξαγωγή πορισμάτων για την πορεία της οικονομίας του κράτους.

Μια εμπορική τράπεζα είναι τύπος οικονομικού μεσάζοντα. Τα κεφάλαια των εμπορικών τραπεζών προέρχονται από τις καταθέσεις των επιχειρήσεων και των ιδιωτών, οι οποίες χωρίζονται σε καταθέσεις όψεως, ταμιευτηρίου και προθεσμιακές. Χορηγεί δάνεια στις επιχειρήσεις και στους ιδιώτες. Αγοράζει, επίσης, εταιρικά και κρατικά χρεόγραφα. Τα βασικά στοιχεία του παθητικού των εμπορικών τραπεζών είναι οι καταθέσεις, ενώ τα βασικά στοιχεία του ενεργητικού της είναι τα δάνεια και τα χρεόγραφα.

Οι επενδυτικές τράπεζες, τέλος, βοηθούν τις δημόσιες και ιδιωτικές εταιρείες στη συλλογή κεφαλαίων στις κεφαλαιαγορές των μετοχών και των χρεογράφων. Σε ορισμένες περιπτώσεις (λ.χ. συγχωνεύσεις ή αγοραπωλησίες περιουσιακών στοιχείων) έχουν συμβουλευτικό ρόλο. Η στρατηγική των επενδυτικών τραπεζών βασίζεται στη μακροπρόθεσμη πίστη και έχει το χαρακτήρα "χονδρικών τραπεζικών εργασιών", επικεντρώνονται δηλαδή σε μεγάλους πελάτες για τις χορηγήσεις τους, επιδιώκοντας αποταμιευτικά κεφάλαια μονιμότερου χαρακτήρα και χαμηλής ρευστότητας. Οι επενδυτικές τράπεζες διαφέρουν από τις εμπορικές. Τα τελευταία χρόνια, ωστόσο, η διαφορά μεταξύ των δύο τύπων τραπεζών έχουν αμβλυνθεί καθώς οι εμπορικές τράπεζες προσφέρουν περισσότερες τραπεζικές υπηρεσίες επενδύσεων.

2.1.1 Βασικά χαρακτηριστικά τραπεζών

Το τραπεζικό σύστημα χαρακτηρίζεται από ορισμένα βασικά στοιχεία που το κάνουν επιρρεπές σε κρίσεις και ταυτόχρονα το κέντρο της οικονομικής ισορροπίας. Τα χαρακτηριστικά αυτά είναι τα ακόλουθα:

- Μόχλευση

Η μόχλευση αποτελεί τη βασική αιτία των προβλημάτων των τραπεζών. Οι επενδύσεις μιας τράπεζας προέρχονται από τις καταθέσεις των πελατών της και όχι από τα δικά της κεφάλαια. Το γεγονός ότι το μετοχικό κεφάλαιο της τράπεζας, το οποίο αποτελεί εγγύηση για τυχούσες απρόβλεπτες αρνητικές μεταβολές, διατηρείται σε χαμηλό επίπεδο έχει ως αποτέλεσμα η τράπεζα να επηρεάζεται ακόμα και από μικρές διακυμάνσεις. Για να θεωρηθεί ασφαλής η λειτουργία μιας τράπεζας το μετοχικό κεφάλαιο πρέπει να διατηρείται σε φυσιολογικά επίπεδα, τα οποία επιτρέπουν στην τράπεζα να ανταπεξέλθει αμέριμη σε κάθε μεταβολή. Αφετέρου, το γεγονός ότι η ευθύνη των μετόχων περιορίζεται μόνο στα κέρδη και όχι στις ζημιές της τράπεζας δημιουργεί κίνητρα για επενδύσεις σε επισφαλή περιουσιακά στοιχεία. Σε περίπτωση που μια τράπεζα εμφανίσει ζημιές σε ένα οικονομικό έτος, αυτές πληρώνονται από τους δανειστές της και όχι από τους μετόχους. Είναι εμφανές ότι εκείνοι οι οποίοι βρίσκονται σε μειονεκτική θέση είναι οι καταθέτες της τράπεζας καθώς οι επενδύσεις γίνονται με τα δικά τους χρηματικά διαθέσιμα.

- Ρευστότητα

Η ανισότητα που υπάρχει μεταξύ των λήξεων των καταθέσεων και των χορηγούμενων δανείων δημιουργεί πρόβλημα στη ρευστότητα των τραπεζών. Αυτό συμβαίνει διότι οι καταθέσεις που έχουν βραχυπρόθεσμο χαρακτήρα μετατρέπονται σε δάνεια μακροπρόθεσμου ορίζοντα. Για να αυξηθεί η ρευστότητα των τραπεζών θα πρέπει αυτές να προχωρήσουν στην είσπραξη των δανείων. Στην κρίση την οποία διανύουμε αποδείχθηκε η ανεπάρκεια της διαχείρισης και της μέτρησης του κινδύνου της ρευστότητας. Σε πολλές περιπτώσεις ορισμένες τράπεζες οδηγούνται σε ανακεφαλαιοποίηση, σε αύξηση δηλαδή του μετοχικού τους κεφαλαίου με τη διάθεση μετοχών με στόχο την άντληση ρευστότητας.

- Προστασία καταθέσεων

Οι κεντρικές κυβερνήσεις παρέχουν ασφάλεια στους καταθέτες των τραπεζών για τα κεφάλαιά τους, έτσι ώστε να αποφευχθεί η μαζική απομάκρυνσή τους. Η ασφάλεια αυτή έχει ως αποτέλεσμα η πλειονότητα των καταθετών να αφήνει τις τράπεζες να διαχειριστούν τα κεφάλαιά τους έχοντας την πεποίθηση ότι τα διαθέσιμά τους δε θα χαθούν.

- Διαχείριση πληροφοριών

Τα τραπεζικά συστήματα έχουν πρόσβαση σε οικονομικές και φορολογικές πληροφορίες τόσο των πελατών τους όσο και των δανειστών τους. Με βάση αυτές τις πληροφορίες μιας τράπεζα μπορεί να καθορίσει τις ορθές χρηματοοικονομικές αγορές στις οποίες οι δανειστές και οι πελάτες της συμμετέχουν.

2.1.2. Είδη τραπεζικών κινδύνων

Στην τρέχουσα παράγραφο παρουσιάζονται οι βασικότερες μορφές τραπεζικών κινδύνων, οι οποίοι πολλές φορές είναι υπεύθυνοι για την εκδήλωση τραπεζικών κρίσεων. Οι βασικότεροι τραπεζικοί κίνδυνοι είναι οι ακόλουθοι:

- Κίνδυνος ρευστότητας

Ο κίνδυνος ρευστότητας αντικατοπτρίζει την πιθανότητα που υπάρχει σε μια τράπεζα να μην μπορεί να ανταποκριθεί στις βραχυπρόθεσμες ή μακροπρόθεσμες υποχρεώσεις της. Ο κίνδυνος ρευστότητας ενδέχεται να προκύψει είτε λόγω της πραγματικής έλλειψης ρευστών διαθέσιμων, είτε λόγω της πτώσης των τιμών των προς πώληση περιουσιακών στοιχείων μιας τράπεζας, είτε λόγω της έλλειψης άμεσα ρευστοποιήσιμων περιουσιακών στοιχείων. Στην εκδήλωση αυτού του είδους κινδύνου σημαντικό ρόλο διαδραματίζουν οι προσδοκίες. Κίνδυνος ρευστότητας μπορεί να προκύψει π.χ. αν οι καταθέτες προβούν σε μαζικές αποσύρσεις των καταθέσεών τους λόγω τραπεζικού πανικού, κάτι που θα δημιουργήσει έλλειψη ρευστότητας σε μια τράπεζα που σε κανονικές συνθήκες δε θα αντιμετώπιζε κανένα πρόβλημα στη διευθέτηση των υποχρεώσεών της.

- Πιστωτικός κίνδυνος

Ο πιστωτικός κίνδυνος γίνεται εμφανής όταν μια τράπεζα αναλαμβάνει τη χρηματοδότηση επισφαλών δανειοληπτών, χωρίς να εξασφαλίζει παράλληλα και τη λήψη των απαιτούμενων εγγυήσεων. Πιστωτικός κίνδυνος μπορεί επιπλέον να προκύψει από την ανάληψη επενδυτικών έργων υψηλού κινδύνου.

- Συναλλαγματικός κίνδυνος

Συναλλαγματικός κίνδυνος προκύπτει από τις αιφνίδιες μεταβολές των συναλλαγματικών ισοτιμιών. Ανάλογα με τις μεταβολές της ισοτιμίας του νομίσματος στο οποίο οι τράπεζες διαθέτουν απαιτήσεις ή υποχρεώσεις, μεταβάλλεται και η αξία των περιουσιακών τους στοιχείων. Στις περιπτώσεις που ισχύει το σύστημα σταθερών ισοτιμιών ο συναλλαγματικός κίνδυνος είναι μικρός. Αντίθετα, η έκθεση σε συναλλαγματικό κίνδυνο είναι μεγαλύτερη για επενδύσεις σε νομίσματα με ελεύθερη διακύμανση και η συνολική έκθεση των τραπεζών είναι η διαφορά μεταξύ των συνολικών απαιτήσεων και υποχρεώσεων που διατηρούν σε ξένο νόμισμα.

- Επιτοκιακός κίνδυνος

Ο επιτοκιακός κίνδυνος οφείλεται στη μακρά λήξη χρεογράφων που διατηρεί μια τράπεζα. Όσο μεγαλύτερη είναι η περίοδος μέχρι τη λήξη ενός χρεογράφου τόσο πιο ευάλωτη είναι η τράπεζα στις ενδεχόμενες μεταβολές των επιτοκίων.

- Κίνδυνος χώρας

Κίνδυνος χώρας είναι ο πιστοληπτικός κίνδυνος που σχετίζεται με το δανεισμό μιας ξένης χώρας. Ο κίνδυνος αυτός αυξάνεται στις περιπτώσεις αναπτυσσόμενων χωρών ή χωρών με ασταθές πολιτικό καθεστώς. Ο κίνδυνος αυτός απορρέει από την αβεβαιότητα για τις

ενδεχόμενες μεταβολές των πολιτικών κυρίως συνθηκών μιας χώρας και αποτυπώνεται από τις αξιολογήσεις της πιστοληπτικής ικανότητας της χώρας.

- Τεχνολογικός κίνδυνος

Ο τεχνολογικός κίνδυνος προέρχεται από την αποτυχία ενός πολύπλοκου και τεχνολογικά αναπτυγμένου σχεδίου. Ο κίνδυνος αυτός εντείνεται όταν δεν προχωρά σύμφωνα με τις προβλέψεις ένα σχέδιο για την υλοποίηση του οποίου υπάρχει συγκεκριμένος προϋπολογισμός, ο οποίος δεν μπορεί να επεκταθεί. Τεχνολογικός κίνδυνος ενδέχεται να προέρχεται, λόγω χάρη, από επενδύσεις σε πληροφοριακά ή δορυφορικά συστήματα που στοχεύουν στη βελτιστοποίηση της ταχύτητας των παρεχόμενων υπηρεσιών.

- Λειτουργικός κίνδυνος

Ο λειτουργικός κίνδυνος σχετίζεται με την εσωτερική λειτουργία μιας τράπεζας και απορρέει από ενδεχόμενα λάθη ή παραλείψεις του ανθρώπινου δυναμικού, του εσωτερικού ελέγχου ή από αποτυχία στη λειτουργία του μηχανικού εξοπλισμού της. Για την καταπολέμηση αυτής της μορφής κινδύνου είναι απαραίτητη η ύπαρξη των κατάλληλων δικλείδων ασφαλείας για την πρόληψη του ανθρώπινου λάθους ή της δυσλειτουργίας των ηλεκτρονικών συστημάτων.

2.2 ΤΡΑΠΕΖΙΚΑ ΙΔΡΥΜΑΤΑ ΠΟΥ ΜΕΛΕΤΗΘΗΚΑΝ

Στην παρούσα εργασία μελετήθηκαν έξι τραπεζικά ιδρύματα της ευρωπαϊκής ηπείρου. Τα τέσσερα από αυτά έχουν έδρα στις χώρες του "ευρωπαϊκού νότου" (Ελλάδα, Ισπανία, Ιταλία, Πορτογαλία), οι οικονομίες των οποίων δοκιμάζονται έντονα την τελευταία περίοδο. Μελετήθηκαν επίσης δύο τραπεζικά ιδρύματα του "ευρωπαϊκού βορρά", ένα από τη Γερμανία, που αποτελεί την ισχυρότερη οικονομία της Ευρωπαϊκής Ένωσης, και ένα που δραστηριοποιείται στις αναπτυγμένες οικονομικά χώρες της Σκανδιναβίας. Σημαντικό ρόλο για την επιλογή των τραπεζικών ιδρυμάτων διαδραμάτισε η πρόσβαση σε δεδομένα τους από το 2000, τα οποία κρίθηκαν απαραίτητα για την παραγωγή των ζητούμενων προβλέψεων.

Τα τραπεζικά ιδρύματα που μελετήθηκαν παρουσιάζονται αναλυτικότερα ακολούθως:

- **Banco Espirito Santo (BES)**

Η Banco Espirito Santo, η οποία χάριν συντομίας αναγράφεται ως BES στα περισσότερα σημεία της διπλωματικής εργασίας, είναι μια ιδιωτική τράπεζα με έδρα τη Λισαβόνα. Είναι η πορτογαλική τράπεζα με τη μεγαλύτερη χρηματιστηριακή κεφαλαιοποίηση (3.2 δις € το Μάρτιο του 2011) και το δεύτερο μεγαλύτερο ιδιωτικό χρηματοπιστωτικό ίδρυμα της Πορτογαλίας με βάση το καθαρό ενεργητικό (80.7 δις € το Μάρτιο του 2011), με μέσο μερίδιο αγοράς 20.3% στην Πορτογαλία και 2.1 εκατομμύρια πελάτες.



Οι ρίζες της BES βρίσκονται στη λαχειοφόρο αγορά συναλλάγματος και χρεογράφων που διενεργούνταν από τον José Maria do Espírito Santo e Silva μεταξύ των ετών 1869 και 1884. Ο "πατριάρχης της μοναδικής δυναστείας των Πορτογάλων τραπεζιτών" ίδρυσε μέχρι το θάνατό του μια σειρά από τραπεζικά ιδρύματα. Το 1915, μετά το θάνατο του José Maria do Espírito Santo e Silva, αυτές οι εταιρείες διαλύθηκαν και οι κληρονόμοι τους ίδρυσαν την Casa Bancária Espírito Santo Silva & C, η οποία μετατράπηκε σε δημόσια εταιρεία περιορισμένης ευθύνης το 1920 με την ονομασία Banco Espírito Santo. Σε αυτή τη δεκαετία, η BES κατάφερε να εδραιώσει τη θέση της στο πλαίσιο των εθνικών τραπεζών ανοίγοντας γραφεία και χρησιμοποιώντας ένα ανανεωμένο μοντέλο διαχείρισης. Το 1937 η τράπεζα ενίσχυσε τη θέση της στην εμπορική τραπεζική μέσω της συγχώνευσής της με τη Banco Comercial de Lisboa. Μέχρι τα μέσα της δεκαετίας του 1970 ενίσχυσε τη διεθνή παρουσία της με συνεργασίες, εξαγορές και δημιουργία τραπεζών σε χώρες όπως οι ΗΠΑ, η Αγκόλα και το Ηνωμένο Βασίλειο. Η BES έχει μια σταθερή δομή μετόχων από το 1991. Οι βασικοί μέτοχοι ESFG και Credit Agricole κατέχουν το 50.8% του μετοχικού κεφαλαίου. Από το 2007 η BES είναι η μόνη πορτογαλική τράπεζα που περιλαμβάνεται στο δείκτη FTSE4Good Index, ενισχύοντας τη θέση της ως ένα κοινωνικά υπεύθυνο ίδρυμα. Στις 3 Ιανουαρίου 2011 η BES τιμήθηκε με το βραβείο "Best Trade Financial Bank" για 5^η συνεχή χρονιά από το περιοδικό Global Finance.

- **Commerzbank (COM)**

Η Commerzbank είναι η δεύτερη μεγαλύτερη γερμανική τράπεζα, μετά τη Deutsche Bank. Εδρεύει στη Φρανκφούρτη και διαθέτει ένα εθνικό δίκτυο υποκαταστημάτων σε ολόκληρη τη Γερμανία, αλλά και πολλά υποκαταστήματα στην Ευρώπη (Ελβετία, Ηνωμένο Βασίλειο, Ισπανία, Λουξεμβούργο, Πολωνία) κατέχοντας ηγετικό μερίδιο στις ηλεκτρονικές τραπεζικές συναλλαγές. Δραστηριοποιείται κυρίως στην εμπορική και λιανική τραπεζική και στην υποθήκευση.



Η Commerzbank ιδρύθηκε το 1870 στο Αμβούργο. Έπειτα από τη συγχώνευσή της με τη Berliner Bank μετέφερε την έδρα της στο Βερολίνο το 1905. Μετά το Δεύτερο Παγκόσμιο Πόλεμο η έδρα της αρχικά μεταφέρθηκε στο Ντίσελντορφ και έπειτα, το 1958, στη Φρανκφούρτη, το οικονομικό κέντρο της Γερμανίας. Ήταν η πρώτη γερμανική τράπεζα που ίδρυσε υποκατάστημα στη Νέα Υόρκη το 1971. Τον Αύγουστο του 2008 η Commerzbank ανακοίνωσε ότι διατίθεται να εξαγοράσει τη Dresdner Bank από την ασφαλιστική εταιρία Allianz έναντι του ποσού των 5.5 δις €, και η πλήρης συγχώνευση των δύο τραπεζών πραγματοποιήθηκε το Μάιο του 2009. Το Δεκέμβριο του 2008 η Commerzbank έλαβε από το σχέδιο διάσωσης της γερμανικής κυβέρνησης βοήθεια ύψους 18.2 δις €.

- **Banca Monte dei Paschi di Siena (MPS)**

Η Banca Monte dei Paschi di Siena, που χάριν συντομίας θα αναφέρεται ως MPS στο εξής, είναι η παλαιότερη εν λειτουργία τράπεζα και η τρίτη μεγαλύτερη τράπεζα της Ιταλίας. Σήμερα έχει περίπου 3000 υποκαταστήματα, 33000 υπαλλήλους και 4.5 εκατομμύρια πελάτες στην Ιταλία καθώς και υποκαταστήματα και επιχειρήσεις στο εξωτερικό.



Ιδρύθηκε το 1472 με απόφαση του δικαστικού σώματος της Δημοκρατίας της Σιένα ως Monte de Pieta. Το 1624, όταν η Σιένα ενσωματώθηκε στο μεγάλο δουκάτο της Τοσκάνης, χορηγήθηκαν στους καταθέτες της ως εγγύηση το εισόδημα από τα κρατικά λιβάδια της Magemma (το ονομαζόμενο Paschi, από το οποίο η τράπεζα πήρε το όνομά της. Η τράπεζα παγιώθηκε και αύξησε την τραπεζική της δραστηριότητα κατά τη διάρκεια του 17^{ου} και 18^{ου} αιώνα. Με την ενοποίηση της Ιταλίας η τράπεζα επέκτεινε τις δραστηριότητές της σε όλη την ιταλική χερσόνησο. Το 1995 με νομοθετικό διάταγμα του υπουργείου οικονομικών της Ιταλίας χωρίζεται σε δύο ιδρύματα, τη Banca Monte dei Paschi di Siena SpA και τη μη-κερδοσκοπική οργάνωση Fondazione Monte dei Paschi di Siena με στόχο την παροχή βοήθειας και τη φιλανθρωπία. Τον Ιούνιο του 1999 η MPS εισήχθη με επιτυχία στο ιταλικό χρηματιστήριο. Μετά την εισαγωγή της στο χρηματιστήριο ξεκίνησε μια φάση έντονης εδαφικής και λειτουργικής επέκτασης. Η MPS απέκτησε τις περιφερειακές τράπεζες Banca Agricola Mantovana και Banca del Salento. Το Νοέμβριο του 2007 η Σιένα αγόρασε την Antonveneta από τη Banco Santander με το ποσό των 10.3 δις €.

- **Εθνική Τράπεζα της Ελλάδος (ΕΤΕ ή ΝΒΓ)**

Η Εθνική Τράπεζα της Ελλάδος (National Bank of Greece - NBG) αποτελεί τη μεγαλύτερη ελληνική τράπεζα. Ο κύκλος εργασιών της ανερχόταν στα 4.9 δις € το 2008. Το δίκτυό της αριθμεί περισσότερα από 550 καταστήματα και απασχολεί περισσότερους από 36000 υπαλλήλους.



Η ΕΤΕ ιδρύθηκε το 1841 από το Γεώργιο Σταύρου, με καταγωγή από τα Ιωάννινα, ο οποίος υπήρξε και ο πρώτος διευθυντής της. Από τους ιδρυτικούς μετόχους της ήταν το ελληνικό κράτος, ο Νικόλαος Ζωσιμάς, ο Ιωάννης-Γαβριήλ Ευνάρδος και ο βασιλιάς Λουδοβίκος Β' της Βαυαρίας. Είναι μέλος της αγοράς παραγωγών του Χρηματιστηρίου Αθηνών και έχει άδεια ειδικού διαπραγματευτή τύπου Α. Το 1952 η ΕΤΕ εξαγόρασε την Τράπεζα της Αθήνας. Το 1966 ίδρυσε το Μορφωτικό Ίδρυμα Εθνικής Τραπέζης, που λειτούργησε μετά τη μεταπολίτευση. Η ΕΤΕ πρόσφατα προχώρησε στην εξαγορά της τουρκικής Finansbank, που αποτελεί τη μεγαλύτερη επένδυση που έχει γίνει ποτέ ανάμεσα στις δύο χώρες. Η εξαγορά αυτή δίνει στην ΕΤΕ ηγετική θέση στη νοτιοανατολική Ευρώπη.

- **Nordea Bank (NOR)**

Η τράπεζα Nordea είναι ένα τραπεζικό ίδρυμα που δραστηριοποιείται κατά κύριο λόγο στη Σκανδιναβία και γενικότερα στη βόρεια Ευρώπη. Κύριος μέτοχος της Nordea είναι η φινλανδική ασφαλιστική εταιρεία Samro, κατέχοντας περίπου το 20% των μετοχών της. Σήμερα, εξυπηρετεί 11 εκατομμύρια ιδιωτικούς και 700 χιλιάδες εταιρικούς πελάτες.



Η τράπεζα Nordea προήλθε από τις συγχωνεύσεις των τραπεζών Nordbanken από τη Σουηδία, της φινλανδικής Merita Bank, της δανικής Unibank και της νορβηγικής Kreditkassen που έγιναν μεταξύ των ετών 1997 και 2000. Η Nordea έχει έδρα τη Στοκχόλμη και διαθέτει περισσότερα από 1400 υποκαταστήματα σε 19 χώρες σε όλο τον κόσμο.

- **Banco Santander (SAN)**

Η Banco Santander, η οποία αναγράφεται σε πολλά τμήματα της παρούσας εργασίας χάριν συντομίας ως SAN, είναι η μεγαλύτερη τράπεζα στην Ευρωζώνη. Αποτελεί μία από τις μεγαλύτερες τράπεζες σε παγκόσμιο επίπεδο σε όρους κεφαλαιοποίησης της αγοράς. Εδρεύει στη Santander της Ισπανίας.



Η Banco Santander συγχωνεύθηκε με τη Banco Central Hispano το 1999, δημιουργώντας τη Banco Santander Central Hispano. Τον Ιούλιο του 2004 η Banco Santander Central Hispano ανακοίνωσε την εξαγορά της Abbey National plc. Η Abbey έγινε μέλος του ομίλου Santander το Νοέμβριο του 2004. Τον Ιούνιο του 2006 η Banco Santander Central Hispano αγόρασε σχεδόν το 20% της Sovereign Bank. Το Μάιο του 2007 η Banco Santander Central Hispano ανακοίνωσε τη συνεργασία της με τη Royal Bank of Scotland. Η αλλαγή της επωνυμίας από Banco Santander Central Hispano σε Banco Santander πραγματοποιήθηκε τον Αύγουστο του 2007.

2.3 ΤΡΑΠΕΖΙΚΟΙ & ΜΑΚΡΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΗΘΗΚΑΝ ΣΤΑ ΠΛΑΙΣΙΑ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Για την εφαρμογή των πέντε στατιστικών μοντέλων (Naive, SES, Holt, DES και Theta) αρκεί η γνώση παλαιότερων παρατηρήσεων των τριών χρονοσειρών των υπό μελέτη δεικτών. Αντίθετα, για την εφαρμογή της μεθόδου πρόβλεψης με τη χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων απαραίτητη είναι η γνώση επιπλέον μεταβλητών που επηρεάζουν (ή υποθέτουμε ότι επηρεάζουν) άμεσα ή έμμεσα τους υπό μελέτη δείκτες. Γι' αυτό το λόγο κρίνεται

απαραίτητη η συλλογή δεδομένων για μια σειρά παραμέτρων, τραπεζικών και μακροοικονομικών, η σημασία των οποίων εξηγείται στην παρούσα ενότητα.

2.3.1 Τραπεζικοί δείκτες

Σε αυτή την παράγραφο παρουσιάζονται οι τραπεζικές παράμετροι που συλλέχθηκαν στα πλαίσια της διπλωματικής εργασίας. Οι παράμετροι αυτές συλλέχθηκαν από τις τριμηνιαίες οικονομικές εκθέσεις και τους ισολογισμούς των υπό εξέταση τραπεζών. Αρχικά παρουσιάζονται οι τρεις τραπεζικοί δείκτες με τους οποίους έχει υποθεθεί ότι μπορούμε να προσομοιώσουμε τη γενικότερη λειτουργία μιας τράπεζας. Αυτοί είναι ο δείκτης μη-εξυπηρετούμενων δανείων, ο λόγος κέρδη/ενεργητικό και ο δείκτης κεφαλαιακής επάρκειας.

2.3.1.1 Δείκτης μη-εξυπηρετούμενων δανείων (NPL ratio)

Ο δείκτης μη-εξυπηρετούμενων δανείων (non-performing loans ratio ή NPL ratio) ορίζεται ως το πηλίκο των μη-εξυπηρετούμενων δανείων προς τα συνολικά δάνεια που έχει χορηγήσει μια τράπεζα στους πελάτες της.

Ένα δάνειο χαρακτηρίζεται μη εξυπηρετούμενο όταν:

- οι πληρωμές των τόκων ή του κεφαλαίου υπερβαίνουν κατά 90 ημέρες και πλέον την προθεσμία καταβολής τους
- οι πληρωτέοι τόκοι 90 και πλέον ημερών έχουν κεφαλαιοποιηθεί, αναχρηματοδοτηθεί ή καθυστερήσει βάσει συμφωνίας
- οι πληρωμές δεν έχουν καθυστερήσει περισσότερο από 90 ημέρες, αλλά υπάρχουν άλλοι σοβαροί λόγοι (όπως η χρεοκοπία του οφειλέτη) που θέτουν υπό αμφισβήτηση την πλήρη καταβολή των οφειλών

Μια τράπεζα με υψηλό δείκτη μη-εξυπηρετούμενων δανείων αδυνατεί ή καθυστερεί να εισπράξει το κεφάλαιο και τους τόκους των δανείων που έχει χορηγήσει στους πελάτες της, κάτι που συνιστά ζημιά για την ίδια. Εξαιτίας της οικονομικής κρίσης ο δείκτης NPL αυξήθηκε κατά πολύ τα τελευταία χρόνια κυρίως στις τράπεζες της Νότιας Ευρώπης.

2.3.1.2 Λόγος Κέρδη προς Ενεργητικό

Τα κέρδη μιας τράπεζας είναι η διαφορά του οικονομικού κόστους από τα έσοδά της, εφόσον η διαφορά αυτή είναι θετική. Σε διαφορετική περίπτωση η τράπεζα εμφανίζει ζημιές. Ενεργητικό είναι η συνολική αξία της περιουσίας και των απαιτήσεων της τράπεζας. Ο λόγος κέρδη/ενεργητικό χρησιμοποιείται ως ένδειξη της κερδοφορίας μιας τράπεζας συγκριτικά με το ενεργητικό της. Όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή του λόγου αυτού τόσο περισσότερα είναι τα κέρδη μιας τράπεζας ανά μονάδα ενεργητικού της. Τα τελευταία χρόνια, λόγω της οικονομικής κρίσης που μαστίζει την Ευρώπη, παρατηρήθηκε σε πολλές από τις ευρωπαϊκές τράπεζες ο δείκτης να γίνεται αρνητικός επειδή εμφάνιζαν ζημιές.

2.3.1.3 Δείκτης κεφαλαιακής επάρκειας (Tier 1 ratio)

Ο δείκτης κεφαλαιακής επάρκειας ορίζεται ως το πηλίκο του κεφαλαίου μιας τράπεζας προς τα συνολικά δάνεια που έχει χορηγήσει. Συσχετίζει το μετοχικό κεφάλαιο μιας τράπεζας με το σταθμισμένο ενεργητικό της. Επιδιώκεται ο δείκτης Tier 1 μιας τράπεζας να είναι τουλάχιστον 10%, δηλαδή η τράπεζα να διαθέτει κεφάλαιο ίσο με το 1/10 των δανείων που χορηγεί.

Ο δείκτης κεφαλαιακής επάρκειας αποτελεί έναν από τους βασικούς δείκτες ελέγχου της φερεγγυότητας ενός χρηματοπιστωτικού ιδρύματος ο οποίος καθορίζεται βάσει της Βασιλείας I, II & III και ελέγχεται από την κεντρική τράπεζα κάθε χώρας.

2.3.1.4 Λοιποί τραπεζικοί δείκτες

Εκτός από τους τρεις τραπεζικούς δείκτες που αναλύθηκαν παραπάνω και αποτελούν τους βασικούς τραπεζικούς δείκτες, οι χρονοσειρές των οποίων χρησιμοποιούνται για την εφαρμογή των στατιστικών μεθόδων πρόβλεψης αλλά και ως έξοδοι των νευρωνικών δικτύων, στην τρέχουσα διπλωματική εργασία χρησιμοποιείται και μια σειρά άλλων τραπεζικών δεικτών, ως είσοδοι των νευρωνικών δικτύων. Οι δείκτες αυτοί είναι οι ακόλουθοι:

- **Καταθέσεις πελατών (customer deposits)**

Οι καταθέσεις ή διαφορετικά λογαριασμός καταθέσεων ενός νομικού προσώπου είναι λογιστικές εγγραφές στα βιβλία μιας τράπεζας οι οποίες επιτρέπουν στον κάτοχο τους να κάνει αναλήψεις και καταθέσεις χρημάτων, καθώς και άλλες συναλλαγές και πληρωμές. Με τον όρο καταθέσεις νοείται το υπόλοιπο του λογαριασμού καταθέσεων. Το υπόλοιπο των καταθέσεων ενός προσώπου σε μια τράπεζα αποτελεί μια εγγραφή στους λογαριασμούς παθητικού της τράπεζας, αποτελεί δηλαδή μια υποχρέωση της τράπεζας πληρωτέα σε νόμισμα προς τον κάτοχο του λογαριασμού. Αντίστοιχα αποτελεί ένα περιουσιακό στοιχείο, δηλαδή ένα στοιχείο ενεργητικού, για τον δικαιούχο των καταθέσεων, αφού είναι χρήματα που τα έχει με τη μορφή καταθέσεων και μπορεί να τα εισπράξει είτε ως μετρητά σε χαρτονόμισμα είτε ως επιταγή και να τα χρησιμοποιήσει για πραγματοποίηση πληρωμών. Αξίζει να αναφερθεί ότι σε πολλές ευρωπαϊκές τράπεζες λόγω οικονομικής κρίσης οι καταθέσεις μειώθηκαν σημαντικά.

- **Διατραπεζικές καταθέσεις (interbank deposits)**

Με τον όρο διατραπεζικές καταθέσεις νοούνται οι καταθέσεις μιας τράπεζας στη διατραπεζική αγορά. Η διατραπεζική αγορά είναι η κορυφαία αγορά συναλλάγματος, στην οποία μεγάλος αριθμός χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων μπορούν να ανταλλάξουν διαφορετικά συναλλάγματα. Οι τράπεζες μπορούν να πραγματοποιούν συναλλαγές είτε άμεσα η μία με την άλλη, είτε μέσω ηλεκτρονικής πλατφόρμας, που έχει το ρόλο

μεσάζοντα. Στις διατραπεζικές συναλλαγές δεν συμμετέχουν επενδυτές του λιανικού εμπορίου και μικρότερου μεγέθους εμπορικές ομάδες. Η κύρια διαφορά μεταξύ της διατραπεζικής και της λιανικής αγοράς είναι το επιτόκιο των δανειζόμενων ποσών. Εφόσον οι εμπορικές τράπεζες έχουν πρόσβαση στην κεντρική τράπεζα του κράτους, έχουν τη δυνατότητα να εξασφαλίσουν δάνεια με πολύ χαμηλότερο κόστος.

- **Λόγος Δάνεια/Καταθέσεις (Loans/Deposits)**

Τα δάνεια αποτελούν ένα τμήμα του ενεργητικού των τραπεζών, εφόσον είναι χρήματα τα οποία σταδιακά εισπράττουν από δανειολήπτες. Αντίθετα, οι καταθέσεις είναι στοιχείο του παθητικού μιας τράπεζας, όπως εξηγήθηκε και νωρίτερα. Ο λόγος δάνεια/καταθέσεις αποτελεί ουσιαστικά ένα δείκτη των λογαριασμών της τράπεζας με τους πελάτες της.

- **Ομόλογα (bonds)**

Ένα ομόλογο είναι ένα χρεόγραφο, για το οποίο ο εκδότης έχει την υποχρέωση να καταβάλει, στη λήξη της σύμβασης, την ονομαστική αξία αυτού και στην περίπτωση των ομολόγων με κουπόνι, σε τακτά προκαθορισμένα διαστήματα ποσό χρημάτων (το κουπόνι). Άλλοι όροι μπορούν επίσης να συνδεθούν με την έκδοση ομολόγου, όπως η υποχρέωση για τον εκδότη να παρέχει ορισμένες πληροφορίες στον κάτοχο ομολόγων ή άλλοι περιορισμοί στη συμπεριφορά του εκδότη. Τα ομόλογα εκδίδονται γενικώς για ένα καθορισμένης διάρκειας χρονικό διάστημα, που καλείται ωριμότητα, μεγαλύτερο του ενός έτους. Τα κρατικά ομόλογα (treasury bonds) είναι η συνηθέστερη και πιο κοινή περίπτωση ομολόγων. Ομόλογα τέτοιου τύπου συναντώνται σε πολλές χώρες. Εκδίδονται για σχετικά μεγάλα ποσά, θεωρούνται εξαιρετικής πιστωτικής αξίας και έχουν μεγάλη ρευστότητα. Με τον τρόπο αυτό οι κυβερνήσεις καλύπτουν σε ένα βαθμό τις δανειακές τους ανάγκες. Θεωρούνται σημείο αναφοράς για την τιμολόγηση όλων των άλλων εκδόσεων.

- **Δείκτης αποδοτικότητας ιδίων κεφαλαίων (ROE)**

Ο δείκτης αποδοτικότητας ιδίων κεφαλαίων (return on equity - ROE) είναι ένα μέτρο της αποδοτικότητας μιας τράπεζας. Ορίζεται ως ο λόγος του καθαρού κέρδους προς τη μέση αξία της καθαρής θέσης αρχής και τέλους χρήσης. Μερικές φορές ο αριθμητής αυτού του λόγου μπορεί να είναι και τα κέρδη προ φόρων, ειδικά σε περιπτώσεις συχνών μεταβολών των φορολογικών συντελεστών ή της μερισματικής πολιτικής. Όσο μεγαλύτερος είναι ο δείκτης ROE, τόσο πιο αποδοτικά λειτουργεί μια τράπεζα και τόσο πιο ελκυστική είναι για υποψήφιους επενδυτές, εφόσον παράγει μεγαλύτερο κέρδος.

2.3.2 Μακροοικονομικοί δείκτες

Ο τραπεζικός τομέας είναι άρρηκτα συνδεδεμένος τόσο με την οικονομία της χώρας του όσο και με την παγκόσμια οικονομία. Χαρακτηριστικό παράδειγμα στο οποίο φαίνεται ξεκάθαρα ότι οι εξελίξεις στην οικονομία ενός κράτους μπορεί να έχουν άμεση επίπτωση στον τραπεζικό τομέα αποτελεί το πρόγραμμα συμμετοχής του ιδιωτικού τομέα στη διαδικασία αναδιάρθρωσης του ελληνικού κρατικού χρέους, γνωστό και ως PSI (private sector involvement).

Λόγω της συσχέτισης του τραπεζικού τομέα με την οικονομία ενός κράτους, για την πρόβλεψη με τη χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων, λαμβάνονται επιπλέον υπόψη ορισμένα μακροοικονομικά μεγέθη. Οι μακροοικονομικοί δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι οι ακόλουθοι:

- **Ακαθάριστο Εθνικό Προϊόν (Gross National Product - GNP)**

Αποτελεί το προϊόν ή εισόδημα που αποκτούν οι κάτοικοι μιας χώρας. Με άλλα λόγια είναι η συνολική αξία όλων των τελικών αγαθών (υλικών και άυλων) που αποκτούν οι κάτοικοι μιας χώρας σε διάστημα ενός έτους. Διαφέρει από το Ακαθάριστο Εγχώριο Προϊόν κατά το ότι συμπεριλαμβάνει και το εισόδημα που απέκτησαν οι κάτοικοι μιας χώρας στο εξωτερικό.

- **Ακαθάριστο Εγχώριο Προϊόν (Gross Domestic Product - GDP)**

Είναι το σύνολο όλων των προϊόντων και αγαθών που παράγει μια οικονομία, εκφρασμένο σε χρηματικές μονάδες. Με άλλα λόγια είναι η συνολική αξία όλων των τελικών αγαθών (υλικών και άυλων) που παρήχθησαν εντός μιας χώρας σε διάστημα ενός έτους, ακόμα και αν μέρος αυτού παρήχθη από παραγωγικές μονάδες που ανήκουν σε κατοίκους του εξωτερικού.

- **Δείκτης τιμών καταναλωτή (Consumer price index - CPI)**

Ο δείκτης τιμών καταναλωτή δίνει το κόστος σε ευρώ μιας συγκεκριμένης λίστας προϊόντων και υπηρεσιών σε διάρκεια χρόνου. Η λίστα, η οποία βασίζεται σε μια λεπτομερή μελέτη των δαπανών των καταναλωτών, επιχειρεί να αναπαραστήσει το "καλάθι της νοικοκυράς" ενός τυπικού καταναλωτή αστικής περιοχής. Στα πλαίσια αυτής της εργασίας χρησιμοποιείται ο δείκτης HCPI (harmonized consumer price index), ο εναρμονισμένος δηλαδή δείκτης τιμών καταναλωτή για το έτος 2005 (για το 2005 HCPI = 100).

- **Δείκτης τιμών βιομηχανικών παραγωγών (Industry producer prices index - IPPI)**

Ο δείκτης τιμών βιομηχανικών παραγωγών μετρά τις μέσες μεταβολές στις τιμές των εγχώριων βιομηχανικών προϊόντων για την παραγωγή τους. Είναι ένα από τα είδη δεικτών

τιμών και ανήκει στη γενικότερη κατηγορία των δεικτών τιμών παραγωγού (producer price index - PPI). Ο συγκεκριμένος δείκτης εστιάζει περισσότερο στο κόστος των προϊόντων που διακινούνται μεταξύ εταιρειών, παρά στα προϊόντα που αγοράζονται από τους καταναλωτές (που μετράται από το δείκτη τιμών καταναλωτή).

- **Καθαρός δανεισμός (Net borrowing)**

Καθαρός δανεισμός μιας χώρας είναι οι έντοκες υποχρεώσεις της μείον τα ταμειακά διαθέσιμα ισοδύναμά της. Ισούται με το άθροισμα των ομολόγων, των δανείων, των υπεραναλήψεων και των χρηματοδοτικών μισθώσεων μείον το άθροισμα των μετρητών, των ισοδύναμων μετρητών και της εύλογης αξίας (fair value) των παραγωγών της. Ο δείκτης αυτός είναι μέτρο των δημοσιονομικών ελλειμμάτων ή πλεονασμάτων μιας χώρας.

- **Ποσοστό ανεργίας (Unemployment rate)**

Ως ποσοστό ανεργίας ορίζεται ο λόγος του αριθμού των ανθρώπων που είναι άνεργοι προς το εργατικό δυναμικό. Ως άνεργοι υπολογίζονται εκείνοι που δεν έχουν δουλειά αλλά ταυτόχρονα είναι πρόθυμοι να εργασθούν. Η ανεργία μπορεί οφείλεται είτε στην ακατάπαυστη κίνηση των ανθρώπων μεταξύ περιοχών και θέσεων εργασίας (ανεργία τριβής), είτε στις αναντιστοιχίες μεταξύ προσφοράς και ζήτησης (δομική ανεργία) ή στη μειωμένη συνολική ζήτηση προϊόντων και υπηρεσιών (κυκλική ανεργία). Σε μια δυναμική κοινωνία υπάρχει ένα ελάχιστο επίπεδο κάτω από το οποίο δεν μπορεί να μειωθεί περαιτέρω η ανεργία, το οποίο καλείται φυσιολογικό ποσοστό ανεργίας.

- **Ισοζύγιο τρεχουσών συναλλαγών (Current account balance sheet)**

Το ισοζύγιο τρεχουσών συναλλαγών αποτελεί το ένα από τα δύο κύρια συστατικά του ισοζυγίου πληρωμών. Πρόκειται για το άθροισμα του εμπορικού ισοζυγίου (δηλαδή τα καθαρά έσοδα από τις εξαγωγές μείον τις πληρωμές για τις εισαγωγές), του ισοζυγίου υπηρεσιών, του εισοδήματος των συντελεστών παραγωγής (κέρδη στις ξένες επενδύσεις μείον πληρωμές προς ξένους επενδυτές) και των μεταφορών μετρητών. Το ισοζύγιο τρεχουσών συναλλαγών είναι ο ένας από τους δύο δείκτες της εμπορικής δραστηριότητας μιας χώρας (ο άλλος δείκτης είναι η καθαρή εκροή κεφαλαίων). Καλείται ισοζύγιο τρεχουσών συναλλαγών διότι τα αγαθά και οι υπηρεσίες γενικά καταναλώνονται την τρέχουσα περίοδο.

- **Εισαγωγές αγαθών και υπηρεσιών (Imports of goods and services)**

Εισαγωγές θεωρούνται οι συναλλαγές αγαθών και υπηρεσιών από μη-μόνιμους κατοίκους. Εισαγωγές αγαθών εμφανίζονται όταν υπάρχει μια αλλαγή της ιδιοκτησίας ενός προϊόντος από μη-μόνιμο κάτοικο σε μόνιμο κάτοικο μιας χώρας. Αυτό δε σημαίνει απαραίτητα ότι το

συγκεκριμένο αγαθό πρέπει να διασχίσει φυσικά σύνορα. Τα λαθραία εμπορεύματα περιλαμβάνονται στη μέτρηση των εισαγωγών. Οι εισαγωγές υπηρεσιών αποτελούνται από όλες τις υπηρεσίες που προσφέρονται από μη-κάτοικο σε κάτοικο μιας χώρας. Ως εκ τούτου όλες οι δαπάνες των τουριστών στην οικονομική επικράτεια μιας άλλης χώρας θεωρούνται ως μέρος των εισαγωγών των υπηρεσιών της χώρας. Ιδιαίτερα για τα κράτη-μέλη της Ευρωπαϊκής Ένωσης, εισαγωγή αγαθών ή υπηρεσιών θεωρείται η απόκτηση και μεταφορά προϊόντων ή η προσφορά υπηρεσιών που προέρχονται από μια τρίτη χώρα, εκτός της Ευρωπαϊκής Ένωσης.

- **Εξαγωγές αγαθών και υπηρεσιών (Exports of goods and services)**

Αντίθετα από τις εισαγωγές, ως εξαγωγές θεωρούνται οι συναλλαγές αγαθών και υπηρεσιών από μόνιμους κατοίκους σε μη-μόνιμους κατοίκους. Οι εισαγωγές αγαθών είναι μαζί με τις εξαγωγές από τα μεγέθη που χαρακτηρίζουν το μακροοικονομικό μέγεθος του εξωτερικού εμπορίου μιας χώρας.

- **Συναλλαγματική ισοτιμία νομίσματος (Exchange rate)**

Συναλλαγματική αξία μεταξύ δύο νομισμάτων είναι η αναλογία με την οποία το ένα νόμισμα μπορεί να ανταλλαγεί με το άλλο. Επίσης, θεωρείται ως η αξία του νομίσματος μιας χώρας από την άποψη ενός άλλου νομίσματος. Οι συναλλαγματικές ισοτιμίες καθορίζονται στην αγορά συναλλάγματος, η οποία είναι ανοικτή σε ένα ευρύ φάσμα διαφορετικών τύπων αγοραστών και πωλητών. Στην συγκεκριμένη εργασία χρησιμοποιήθηκε η ισοτιμία του εθνικού νομίσματος της χώρας στην οποία ανήκει η κάθε τράπεζα με το δολάριο των ΗΠΑ (USD). Με εξαίρεση τη σουηδική Nordea, για την οποία λήφθηκε η νομισματική ισοτιμία της σουηδικής κορόνας (SKE) με το δολάριο, για τις άλλες 5 τράπεζες λήφθηκε η ίδια νομισματική ισοτιμία ευρώ (EUR) - δολαρίου (USD), εφόσον οι χώρες στις οποίες ανήκουν είναι μέλη της Ευρωζώνης.

Οι μακροοικονομικές παράμετροι των έξι χωρών κύριας δραστηριοποίησης των τραπεζών συλλέχθηκαν από τη βάση δεδομένων της Eurostat και παρατίθενται σε πίνακες στο παράρτημα Α.

Περιεχόμενα 3^{ου} κεφαλαίου

3.1 ΓΕΝΙΚΑ ΓΙΑ ΤΙΣ ΠΡΟΒΛΕΨΕΙΣ.....	41
3.2 ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΕΣ	42
3.3 ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ	45
3.4 ΜΕΘΟΔΟΙ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ.....	46
3.4.1 Απλοϊκή μέθοδος (Naive).....	46
3.4.2 Κινητοί μέσοι όροι.....	46
3.4.2.1 Απλός κινητός μέσος όρος (ΚΜΟ).....	47
3.4.2.2 Σταθμισμένος κινητός μέσος όρος (ΣΚΜΟ)	47
3.4.2.3 Διπλός κινητός μέσος όρος (ΔΚΜΟ).....	48
3.4.2.4 Κεντρικός κινητός μέσος όρος (ΚΚΜΟ)	48
3.4.3 Μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης	48
3.4.3.1 Μέθοδος σταθερού επιπέδου (Simple Exponential Smoothing - SES).....	48
3.4.3.2 Μέθοδος γραμμικής τάσης (Holt Exponential Smoothing)	50
3.4.3.3 Μέθοδος μη γραμμικής τάσης.....	51
3.4.4 Μέθοδος Theta.....	52
3.4.5 Μοντέλα παλινδρόμησης (Regression Models).....	53
3.4.6 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks)	53
3.4.7 Συνδυαστικές μέθοδοι (Combining Methods).....	54
3.5 ΑΚΡΙΒΕΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ	54

3. ΠΡΟΒΛΕΨΕΙΣ

3.1 ΓΕΝΙΚΑ ΓΙΑ ΤΙΣ ΠΡΟΒΛΕΨΕΙΣ

Είναι ιδιαίτερα σημαντική στις περισσότερες περιπτώσεις η γνώση για το τι θα συμβεί στο μέλλον. Η γνώση αυτή μας επιτρέπει να καθορίζουμε τις επόμενες κινήσεις μας αποδοτικότερα και προς τη σωστή κατεύθυνση. Για παράδειγμα, για μια εταιρεία που κατασκευάζει έπιπλα, είναι πολύ σημαντικό να προβλέψει τη ζήτηση που θα έχει τους επόμενους μήνες ανά τύπο επίπλου, 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 επίπλων, τα οποία δε θα πουληθούν.

Η επιστήμη των Τεχνικών Προβλέψεων αναπτύσσει ορισμένες μεθόδους με στόχο την όσο το δυνατό ακριβέστερη εκτίμηση ενός μεγέθους στο μέλλον. Η παραγωγή των προβλέψεων επιτυγχάνεται με την αξιοποίηση της διαθέσιμης πληροφορίας και εμπειρίας από το παρελθόν και αφορά μελλοντικές καταστάσεις. Οι προβλέψεις διακρίνονται ανάλογα με τη διαδικασία παραγωγής τους στις εξής κατηγορίες:

- Στατιστικές προβλέψεις

Οι 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 (special events), τα οποία μπορεί να μεταβάλλουν τη συμπεριφορά της εκάστοτε χρονοσειράς στην οποία γίνεται η πρόβλεψη. Οι στατιστικές μέθοδοι πρόβλεψης που χρησιμοποιούνται στην παρούσα εργασία παρουσιάζονται στην επόμενη ενότητα.

- Κριτικές προβλέψεις

Οι κριτικές μέθοδοι πρόβλεψης δεν απαιτούν την ύπαρξη παρελθόντων δεδομένων για τη χρονοσειρά, καθώς αποτελούν προϊόν διαίσθησης, κρίσης ή συσσωρευμένης γνώσης ενός ατόμου ή ομάδας ατόμων. Έχουν το πλεονέκτημα, σε σχέση με τις στατιστικές μεθόδους, ότι μπορούν να λάβουν υπόψη ειδικά γεγονότα και να αντισταθμίσουν τυχούσες ανεπάρκειες ή ελλείψεις σε ιστορικά δεδομένα. Το μεγάλο τους μειονέκτημα είναι ότι χαρακτηρίζονται από προκατάληψη, την έμφυτη τάση του ανθρώπων να είναι είτε αισιόδοξοι είτε απαισιόδοξοι.

Οι προβλέψεις, επίσης, διακρίνονται στις ακόλουθες κατηγορίες, ανάλογα με τον επιθυμητό ορίζοντα πρόβλεψης:

- 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)

Σε αυτή την κατηγορία 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

Η πρόβλεψη της συμπεριφοράς χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων, όπως είναι οι τράπεζες, είναι πολύ σημαντική για τον καθένα, και όχι μόνο για τα ίδια τα ιδρύματα, ιδιαίτερα σε ένα τόσο ρευστό οικονομικό περιβάλλον, όπως διαμορφώνεται στις μέρες μας. Στην παρούσα διπλωματική εργασία επιδιώκεται να προβλεφθεί η συμπεριφορά έξι ευρωπαϊκών τραπεζών και να εξαχθούν συμπεράσματα για το πως μπορεί να βελτιωθεί η ποιότητα των προβλέψεων για παρόμοιες περιπτώσεις προβλέψεων.

3.2 ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΕΣ

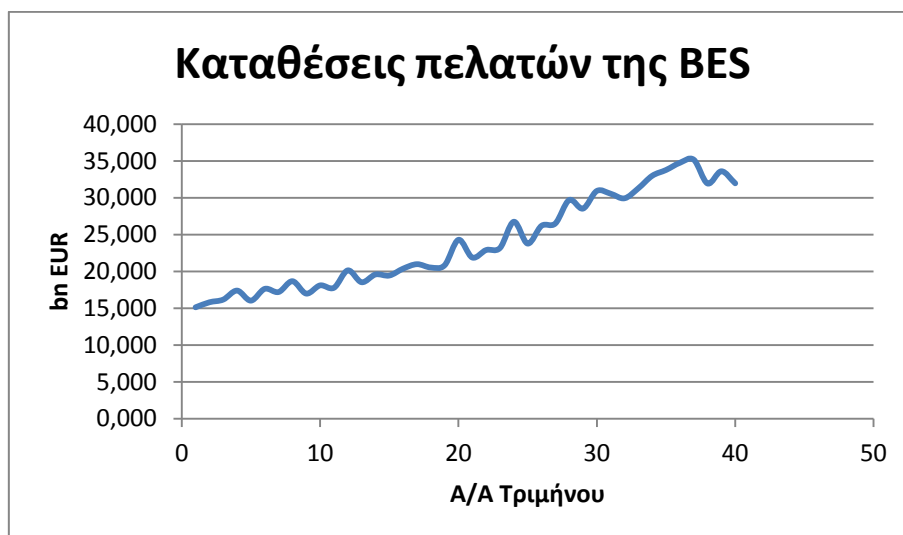
Με τον όρο χρονοσειρές περιγράφεται μια σειρά διαδοχικών παρατηρήσεων μιας τιμής ενός μεγέθους. Οι διαδοχικές αυτές παρατηρήσεις δεν είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους, αλλά οι μελλοντικές τιμές τους μπορούν να προσδιορισθούν από τις προηγούμενες. Τα μοντέλα που περιγράφουν τη διαχρονική εξέλιξη ενός μεγέθους, 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 ποιοτικά χαρακτηριστικά μιας χρονοσειράς, που μπορούν να αποσυντεθούν με τη χρήση διαφόρων μεθόδων ανάλυσης των χρονοσειρών είναι τα ακόλουθα:

- **Τάση**

Η τάση μπορεί να ορισθεί ως μια μακροπρόθεσμη μεταβολή του μέσου επιπέδου τιμών της χρονοσειράς. Έχοντας στη διάθεσή μας στοιχεία για έναν ικανό αριθμό παρατηρήσεων μπορούμε να αποφανθούμε για την ύπαρξη ή μη τάσης σε μία χρονοσειρά.

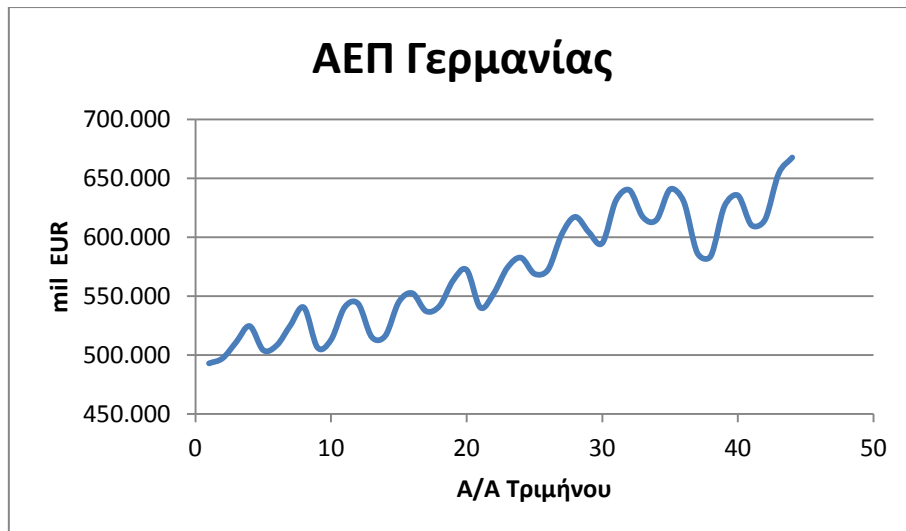


Γράφημα 1: Χρονοσειρά που παρουσιάζει τάση (Καταθέσεις πελατών της τράπεζας BES)

Το παραπάνω διάγραμμα αποτελεί ένα παράδειγμα χρονοσειράς με τάση. Η χρονοσειρά αυτή είναι οι καταθέσεις πελατών της πορτογαλικής τράπεζας Banco Espírito Santo από το 2001 έως και το 2010. Σε αυτή τη χρονοσειρά παρατηρείται μια γενική αύξηση των καταθέσεων των πελατών για τη συγκεκριμένη χρονική περίοδο.

- **Κυκλικότητα**

Η κυκλικότητα αντιπροσωπεύει μια "κυματοειδή" μεταβολή που εμφανίζεται κατά περιόδους. Οι περίοδοι δεν είναι κατ' ανάγκη σταθερές και το μήκος τους είναι συνήθως μεγαλύτερο του έτους. 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. Ως παράδειγμα κυκλικότητας παρουσιάζεται στην επόμενη σελίδα το Ακαθάριστο Εθνικό Προϊόν της Γερμανίας για τα έτη 2000-2010. Η συγκεκριμένη χρονοσειρά εκτός από κυκλικότητα εμφανίζει και τάση.



Γράφημα 2: Χρονοσειρά που παρουσιάζει τάση και κυκλικότητα (ΑΕΠ Γερμανίας)

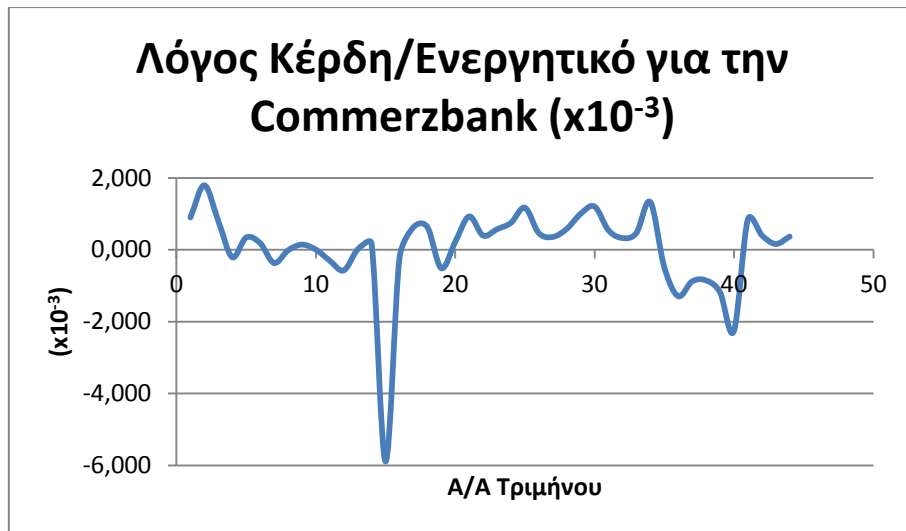
- **Εποχικότητα**

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. Χαρακτηριστικό παράδειγμα εποχικής χρονοσειράς αποτελούν οι πωλήσεις κλιματιστικών, οι οποίες κατά τους χειμερινούς μήνες είναι ελάχιστες και την καλοκαιρινή περίοδο εμφανίζουν μία έντονη άνοδο. Οι αλλαγές που οφείλονται στην εποχικότητα μπορούν να εξηγηθούν και να μετρηθούν καθώς επαναλαμβάνονται με τον ίδιο τρόπο κατά το διάστημα ορισμένων περιόδων.

- **Μη κανονικές διακυμάνσεις**

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.

Στην επόμενη σελίδα παρατίθεται το διάγραμμα του λόγου Κέρδη/Ενεργητικό της Commerzbank. Παρατηρείται ότι το 3^ο τρίμηνο του 2003 παρουσιάζεται μία απότομη πτώση του λόγου Κέρδη προς Ενεργητικό της γερμανικής τράπεζας Commerzbank. Αυτή η μεταβολή αποτελεί μία μη κανονική διακύμανση που οφείλεται σε ένα ειδικό γεγονός. Επίσης η συγκεκριμένη χρονοσειρά παρουσιάζει και έντονη εποχικότητα, καθώς στο 1^ο τρίμηνο κάθε έτους ο λόγος Κέρδη/Ενεργητικό είναι μικρός, το 2^ο τρίμηνο αυξάνεται απότομα, για να ξαναπέσει στο 3^ο και τέλος να βρεθεί περίπου στο μέσο επίπεδο του έτους στο 4^ο τρίμηνο.



Γράφημα 3: Χρονοσειρά με εποχικότητα και με μη κανονική διακύμανση (Λόγος Κέρδη/Ενεργητικό της Commerzbank)

3.3 ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

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, τα οποία περιγράφονται στη συνέχεια.

- **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, όπως για παράδειγμα η αύξηση της τιμής του με ταυτόχρονη μείωση του διαφημιστικού κόστους.

3.4 ΜΕΘΟΔΟΙ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ

3.4.1 Απλοϊκή μέθοδος (Naive)

Η αφελής ή απλοϊκή μέθοδος αποτελεί το πλέον αποδοτικό και αποτελεσματικό ως προς τον στόχο μοντέλο πρόβλεψης. Συχνά χρησιμοποιείται ως μέθοδος αναφοράς (benchmark), βάσει του οποίου μπορούν να συγκριθούν πιο εξελιγμένα μοντέλα. Κάθε μέθοδος πρόβλεψης για να θεωρηθεί αποτελεσματική πρέπει να δίνει ακριβέστερες προβλέψεις από εκείνες της απλοϊκής μεθόδου.

Η πρόβλεψη στη μέθοδο Naive ισούται με την πραγματική τιμή της προηγούμενης περιόδου, δηλαδή:

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

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

Έχει καλές επιδόσεις σε αποεποχικοποιημένες χρονοσειρές διότι η αναμενόμενη τιμή της πρόβλεψης δε διαφέρει πολύ από την πραγματική τιμή της προηγούμενης περιόδου.

3.4.2 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 τυχαιότητας έτσι ώστε να προκύψει μια εκτίμηση της γραμμής τάσης-κύκλου (trend-cycle). Στην τρέχουσα παράγραφο περιγράφονται τα τέσσερα είδη κινητών μέσων όρων.

3.4.2.1 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:

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

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 τυχαιότητας 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.

3.4.2.2 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:

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

3.4.2.3 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 ($n \times m$) 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}

3.4.2.4 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.

3.4.3 Μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης

Η εκθετική εξομάλυνση αποτελεί μια μέθοδο πρόβλεψης, η οποία προεκτείνει δεδομένα στο μέλλον με τη βασική αρχή ότι όσο πιο πρόσφατα είναι τα γεγονότα, τόση περισσότερη πληροφορία εμπεριέχουν. Έτσι, 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.

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 στις επόμενες σελίδες.

3.4.3.1 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:

$$e_t = Y_t - F_t$$

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

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

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 Naïve, 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). Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται και στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας και περιγράφεται εκτενέστερα στην ενότητα 5.4.

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
- Το σταθερό επίπεδο από το μοντέλο της απλής γραμμικής παλινδρόμησης

Στην παρούσα διπλωματική εργασία ως αρχικό επίπεδο επιλέγεται ο μέσος όρος των τεσσάρων πρώτων τριμήνων.

3.4.3.2 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:

$$e_t = Y_t - F_t$$

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

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

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

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

Στην παρούσα διπλωματική εργασία ως αρχικό επίπεδο για τη μέθοδο Holt επιλέγεται ο μέσος όρος των τεσσάρων πρώτων τριμήνων (όπως και για τη μέθοδο SES), ενώ ως αρχική τάση η διαφορά της δεύτερης από την πρώτη παρατήρηση.

3.4.3.3 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:

$$e_t = Y_t - F_t$$

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

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

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

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.

3.4.4 Μέθοδος 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 της παρούσας διπλωματικής εργασίας εφαρμόζεται 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. Στην παρούσα εργασία αυτή η διαδικασία έχει γίνει για την παραγωγή προβλέψεων από όλες τις μεθόδους πρόβλεψης, πλην της πρόβλεψης με τη χρήση νευρωνικών δικτύων.

3.4.5 Μοντέλα παλινδρόμησης (Regression Models)

Μέσω της παλινδρόμησης επιτυγχάνεται η εύρεση της συσχέτισης μίας εξαρτημένης με μία ή περισσότερες ανεξάρτητες μεταβλητές.

Στη συγκεκριμένη διπλωματική εργασία χρησιμοποιείται η απλή γραμμική παλινδρόμηση στα πλαίσια της εφαρμογής της μεθόδου Theta. Γίνεται η υπόθεση ότι η σχέση μεταξύ της εξαρτημένης μεταβλητής (μεταβλητή πρόβλεψης) και της ανεξάρτητης μεταβλητής (χρόνος) είναι γραμμική και επιδιώκεται να προσδιορισθεί η γραμμική σχέση που τις συνδέει. Η έκφραση της γραμμικής σχέσης είναι:

$$\hat{Y}_i = a + b \cdot X_i$$

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:

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

3.4.6 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural 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. Τα ΤΝΔ παρουσιάζονται εκτενέστερα στο 4^ο κεφάλαιο.

3.4.7 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.

3.5 ΑΚΡΙΒΕΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ

Η ακρίβεια παραγωγής προβλέψεων για μια συγκεκριμένη περίοδο εκτιμάται με βάση τη διαφορά της πραγματικής τιμής και της αντίστοιχης πρόβλεψης, δηλαδή του σφάλματος για τη συγκεκριμένη περίοδο.

Το σφάλμα μιας πρόβλεψης για μια περίοδο i ορίζεται ως εξής:

$$e_i = Y_i - F_i,$$

όπου Y_i η πραγματική τιμή και F_i η πρόβλεψη για την περίοδο i

Οι πλέον διαδεδομένοι στατιστικοί δείκτες σφάλματος είναι οι ακόλουθοι:

- Μέσο σφάλμα (Mean Error - ME)

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

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)

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

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 - MSE)

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

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.

Για να εκφράζεται σε μονάδες της αρχικής χρονοσειράς χρησιμοποιείται η ρίζα του MSE:

$$RMSE = \sqrt{MSE} \text{ (Root Mean Squared Error)}$$

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

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

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 - sMAPE)

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

Η διαφορά με τον προηγούμενο δείκτη είναι ότι το σφάλμα δε διαιρείται με την πραγματική τιμή, αλλά με το ημίθροισμα της πραγματικής τιμής και της πρόβλεψης. Έτσι ο δείκτης sMAPE αποκτά ανώτατο όριο και παίρνει τιμές στο διάστημα [0%, 200%].

Στην παρούσα διπλωματική εργασία αναπτύσσονται τα διάφορα μοντέλα πρόβλεψης με βάση τα έτη 2000-2010 και με στόχο την παραγωγή προβλέψεων για το 2011. Δεν παράγονται προβλέψεις για μελλοντικά έτη, αλλά για το 2011 για το οποίο έχουμε δεδομένα, έτσι ώστε οι προβλέψεις να συγκριθούν με τα πραγματικά δεδομένα και με βάση τα σφάλματα των προβλέψεων να επιλεγούν οι περισσότερο ακριβείς μέθοδοι πρόβλεψης, οι οποίες πλέον μπορούν να χρησιμοποιηθούν για μελλοντικές προβλέψεις.

Οι δείκτες που χρησιμοποιούνται στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας για τη σύγκριση των διαφόρων μεθόδων πρόβλεψης είναι το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE), το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE) και το συμμετρικό μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (sMAPE). Εξαιρέση αποτελούν οι χρονοσειρές Κέρδη/Ενεργητικό, που λαμβάνουν αρνητικές τιμές στις περισσότερες τράπεζες και στις οποίες οι δείκτες MAPE και sMAPE δε λαμβάνονται υπόψη.

Περιεχόμενα 4^{ου} κεφαλαίου

4.1 ΓΕΝΙΚΑ ΓΙΑ ΤΑ ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ	59
4.2 ΜΟΝΤΕΛΑ ΝΕΥΡΩΝΩΝ	61
4.3 ΤΥΠΟΙ ΤΝΔ	62
4.4 ΠΟΛΥΕΠΙΠΕΔΑ ΔΙΚΤΥΑ PERCEPTRON (MLP).....	63
4.4.1 Αλγόριθμος Backpropagation	64
4.4.2 Μέθοδος Early Stopping.....	64
4.5 ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΠΟΥ ΕΠΗΡΕΑΖΟΥΝ ΤΗΝ ΕΠΙΔΟΣΗ ΤΩΝ ΤΝΔ	65
4.5.1 Συναρτήσεις ενεργοποίησης νευρώνων	65
4.5.2 Αρχιτεκτονική δικτύου	67
4.5.3 Συναρτήσεις εκπαίδευσης	67
4.5.4 Συναρτήσεις και ρυθμός μάθησης.....	68
4.5.5 Ρυθμός μάθησης	70
4.5.6 Αριθμός εποχών	70

4. ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

4.1 ΓΕΝΙΚΑ ΓΙΑ ΤΑ ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα ή ΤΝΔ (Artificial Neural Networks - ANN) βασίζονται στο γεγονός ότι ο ανθρώπινος εγκέφαλος εκτελεί τους υπολογισμούς με έναν εντελώς διαφορετικό τρόπο απ' ό τι οι ηλεκτρονικοί υπολογιστές. Ο εγκέφαλος μπορεί να θεωρηθεί ως ένας αρκετά πολύπλοκος, μη γραμμικός, παράλληλος υπολογιστής, που έχει τη δυνατότητα να οργανώνει τα δομικά του στοιχεία (γνωστά ως νευρώνες) με τέτοιο τρόπο ώστε να εκτελούν συγκεκριμένους υπολογισμούς, με ταχύτητα μεγαλύτερη από εκείνη του ψηφιακού υπολογιστή. Συγκεκριμένα, ο εγκέφαλος εκτελεί συνεχώς εργασίες αναγνώρισης που βασίζονται στην αντίληψη σε χρόνο της τάξης των 100-200ms, την ίδια στιγμή που εργασίες πολύ μικρότερου βαθμού πολυπλοκότητας απαιτούν πολύ μεγαλύτερους χρόνους για την εκτέλεσή τους από έναν ισχυρό υπολογιστή.

Από τη στιγμή της γέννησης ο εγκέφαλος έχει τη δυνατότητα να κατασκευάζει δικούς του κανόνες συμπεριφοράς, κάτι που είναι γνωστό ως "εμπειρία". Ο ανθρώπινος εγκέφαλος, επιπλέον, εξελίσσεται διαρκώς, κάτι που του δίνει τη δυνατότητα να προσαρμόζεται στις συνθήκες του περιβάλλοντός του. Στη γενική τους μορφή τα ΤΝΔ σχεδιάζονται έτσι ώστε να μοντελοποιούν τον τρόπο με τον οποίο ο εγκέφαλος εκτελεί μια συγκεκριμένη εργασία ή λειτουργία. Το δίκτυο υλοποιείται συνήθως με τη χρήση ηλεκτρονικών συστατικών ή προσομοιώνεται με τη χρήση λογισμικού σε έναν υπολογιστή. Για να έχουν καλή απόδοση τα ΤΝΔ χρησιμοποιούν μεγάλο αριθμό απλών, διασυνδεδεμένων μεταξύ τους υπολογιστικών κυττάρων, τα οποία ονομάζονται "νευρώνες" ή "μονάδες επεξεργασίας".

Ο ορισμός που δόθηκε για τα ΤΝΔ από τους Aleksander & Morton το 1990 είναι ο ακόλουθος:

" Ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ένας τεράστιος παράλληλος επεξεργαστής με κατανεμημένη αρχιτεκτονική, ο οποίος αποτελείται από απλές μονάδες επεξεργασίας και έχει από τη φύση του τη δυνατότητα να αποθηκεύει εμπειρική γνώση και να την καθιστά διαθέσιμη για χρήση. Μοιάζει με τον ανθρώπινο εγκέφαλο σε δύο σημεία:

1. Το δίκτυο προσλαμβάνει γνώση από το περιβάλλον του, μέσω μιας διαδικασίας μάθησης.
2. Η ισχύς των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων, που αποκαλείται συναπτικό βάρος, χρησιμοποιείται για την αποθήκευση της γνώσης που αποκτάται."

Η μάθηση ενός ΤΝΔ με την παραδοσιακή μέθοδο επιτυγχάνεται μέσω ενός αλγόριθμου μάθησης, του οποίου η λειτουργία είναι να τροποποιεί τα συναπτικά βάρη του δικτύου με κατάλληλο τρόπο για την επίτευξη του επιθυμητού στόχου. Ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί, ωστόσο, ακόμα και να τροποποιεί την τοπολογία του, αναπτύσσοντας νέες συναπτικές συνδέσεις.

Τα ΤΝΔ έχουν τη δυνατότητα να βρίσκουν καλές προσεγγιστικές λύσεις σε προβλήματα μεγάλης κλίμακας, τα οποία είναι μη επιδεκτικά σε λύσεις, λόγω της παράλληλης, κατανεμημένης δομής τους και της ικανότητας που έχουν να μαθαίνουν και ως εκ τούτου να γενικεύουν. Έχουν τις ακόλουθες χρήσιμες ιδιότητες και δυνατότητες:

- Μη γραμμικότητα

Οι τεχνητοί νευρώνες μπορεί να είναι είτε γραμμικοί, είτε μη γραμμικοί. Τα ΤΝΔ που αποτελούνται από διασυνδεδεμένους μη γραμμικούς νευρώνες είναι από τη φύση τους μη γραμμικά. Αυτή η ιδιότητα είναι ιδιαίτερα σημαντική κυρίως στις περιπτώσεις στις οποίες ο υποκείμενος φυσικός μηχανισμός που είναι υπεύθυνος για την παραγωγή του σήματος εισόδου είναι μη γραμμικός.

- Αντιστοίχιση εισόδου-εξόδου

Το πλέον δημοφιλές παράδειγμα μάθησης συνίσταται στην τροποποίηση των συναπτικών βαρών ενός ΤΝΔ εφαρμόζοντας ένα σύνολο χαρακτηρισμένων παραδειγμάτων εκπαίδευσης. Κάθε παράδειγμα αποτελείται από ένα σήμα εισόδου και μια αντίστοιχη επιθυμητή απόκριση (στόχος). Στο δίκτυο παρουσιάζεται ένα τυχαία επιλεγμένο παράδειγμα από το σύνολο και τα συναπτικά βάρη τροποποιούνται έτσι ώστε να ελαχιστοποιηθεί η διαφορά μεταξύ της επιθυμητής και της πραγματικής απόκρισης του δικτύου. Η εκπαίδευση του δικτύου επαναλαμβάνεται για πολλά παραδείγματα του συνόλου, μέχρι το δίκτυο να φθάσει σε μία ευσταθή κατάσταση, στην οποία δεν υπάρχουν σημαντικές μεταβολές στα συναπτικά βάρη. Έτσι, το δίκτυο μαθαίνει από τα παραδείγματα κατασκευάζοντας μια αντιστοίχιση εισόδου-εξόδου για το εκάστοτε πρόβλημα.

- Προσαρμοστικότητα

Τα ΤΝΔ έχουν τη δυνατότητα να προσαρμόζουν τα συναπτικά βάρη τους ανάλογα με τις μεταβολές που γίνονται στο περιβάλλον τους. Ένα νευρωνικό δίκτυο που είναι εκπαιδευμένο να λειτουργεί σε ένα συγκεκριμένο περιβάλλον μπορεί εύκολα να επαν-εκπαιδευθεί έτσι ώστε να μπορεί να χειρισθεί ήσσονος σημασίας μεταβολές στις συνθήκες του περιβάλλοντος λειτουργίας του. Επίσης, όταν ένα ΤΝΔ λειτουργεί σε μη στατικό περιβάλλον, μπορεί να σχεδιασθεί ώστε να μεταβάλλει τα συναπτικά βάρη του σε πραγματικό χρόνο. Γενικά, όσο πιο προσαρμοστικό γίνεται ένα σύστημα, τόσο πιο εύρωστο θα είναι και τόσο καλύτερα αποδίδει όταν καλείται να λειτουργήσει σε μη σταθερό περιβάλλον. Πρέπει, ωστόσο, να δοθεί ιδιαίτερη προσοχή στην επιλογή των κύριων σταθερών χρόνου του συστήματος, οι οποίες πρέπει να έχουν επαρκή διάρκεια έτσι ώστε το σύστημα να αγνοεί τις πλασματικές διαταραχές και συγχρόνως επαρκώς μικρή διάρκεια έτσι ώστε να ανταποκρίνεται στις μεταβολές του περιβάλλοντός του που έχουν πραγματικά σημασία.

- Ανοχή σε βλάβες

Ένα νευρωνικό δίκτυο έχει τη δυνατότητα να είναι εύρωστο, υπό την έννοια ότι η απόδοσή του μειώνεται βαθμιαία και ομαλά υπό αντίξοες συνθήκες λειτουργίας. Αν για παράδειγμα, ένας νευρώνας ή οι συνδέσεις του καταστραφούν, η ποιότητα της ανάκλησης ενός

αποθηκευμένου προτύπου μειώνεται. Ωστόσο λόγω της κατανεμημένης φύσης της πληροφορίας που αποθηκεύεται στο δίκτυο, επιδεικνύεται μια ομαλή μείωση στην απόδοσή του, και όχι καταστροφική αποτυχία.

- Ομοιομορφία ανάλυσης και σχεδίασης

Χρησιμοποιείται η ίδια σημειογραφία σε όλα τα πεδία εφαρμογής των νευρωνικών δικτύων. Οι νευρώνες αντιπροσωπεύουν ένα κοινό συστατικό όλων των ΤΝΔ, κάτι που καθιστά εφικτή τη χρήση ίδιων θεωριών και αλγορίθμων μάθησης σε διαφορετικές εφαρμογές τους. Επιπλέον, μπορούν να κατασκευασθούν "σπονδυλωτά" δίκτυα με απρόσκοπτη ενοποίηση επιμέρους λειτουργικών μονάδων.

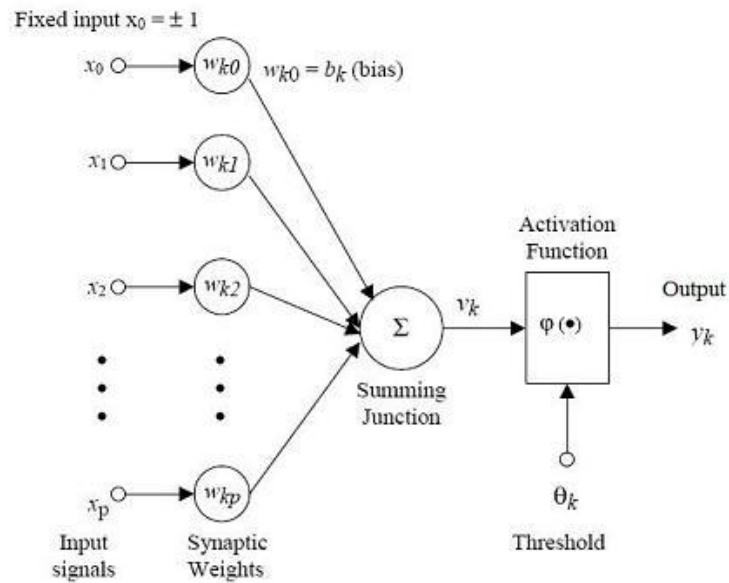
Οι παραπάνω χρήσιμες ιδιότητες των ΤΝΔ και η καλή απόδοσή τους, τους επιτρέπει να έχουν διαφορετικές εφαρμογές σε διαφορετικούς κλάδους επιστημών. Τα τελευταία χρόνια τα ΤΝΔ χρησιμοποιούνται με επιτυχία στις ακόλουθες περιπτώσεις:

- Στην ιατρική διάγνωση για τη χορήγηση της απαραίτητης αγωγής για την πρόληψη ή τη θεραπεία ασθενειών
- Σε συστήματα διαχείρισης κινητήρων με στόχο την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου
- Στην παρακολούθηση της κατάστασης μηχανημάτων για τη μείωση του κόστους λειτουργίας και συντήρησής τους
- Σε χρηματιστηριακές προβλέψεις
- Για τις πιστωτικές αναθέσεις, αποσκοπώντας στην ταξινόμηση των αιτούντων ως χαμηλού ή υψηλού κινδύνου

4.2 ΜΟΝΤΕΛΑ ΝΕΥΡΩΝΩΝ

Οι νευρώνες είναι μονάδες επεξεργασίας πληροφορίας, θεμελιώδεις για τη λειτουργία του νευρωνικού δικτύου. Το μοντέλο ενός νευρώνα που αποτελεί τη βάση για τη σχεδίαση των ΤΝΔ παρουσιάζεται στο παρακάτω σχήμα. Το μοντέλο αποτελείται από:

- Ένα σύνολο διασυνδέσεων, κάθε μία εκ των οποίων χαρακτηρίζεται από το δικό της βάρος, ή δύναμη. Κάθε σήμα x_i στην είσοδο της διασύνδεσης i που συνδέεται με το νευρώνα k πολλαπλασιάζεται με το συναπτικό βάρος w_{ki} . Το συναπτικό βάρος ενός τεχνητού νευρώνα μπορεί να λαμβάνει είτε θετικές είτε αρνητικές τιμές.
- Έναν αθροιστή για τη άθροιση των σημάτων εισόδου, σταθμισμένων από τα αντίστοιχα συναπτικά βάρη του νευρώνα
- Μια συνάρτηση ενεργοποίησης για τον περιορισμό του πλάτους του σήματος εξόδου ενός νευρώνα. Τυπικά το κανονικοποιημένο εύρος τιμών πλάτους της εξόδου του νευρώνα είναι το διάστημα $[0,1]$ ή $[-1,1]$.



Σχήμα 1: Μοντέλο νευρώνα

Τα ΤΝΔ είναι ένα σύνολο νευρώνων συνδεδεμένων μεταξύ τους. Κάθε νευρώνας μπορεί να έχει πολλές εισόδους, αλλά μόνο μία έξοδο, η οποία αποτελεί είσοδο για άλλους νευρώνες. Οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων διαφέρουν μεταξύ τους ως προς τη σημαντικότητά τους, κάτι που προσδιορίζεται από το συντελεστή βάρους. Η συνάρτηση μεταφοράς είναι εκείνη που καθορίζει την κάθε έξοδο σε σχέση με τις εισόδους και τους συντελεστές βάρους.

4.3 ΤΥΠΟΙ ΤΝΔ

Οι πιο διαδεδομένοι τύποι ΤΝΔ είναι οι ακόλουθοι:

- Δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης (Feed-forward NN)

Τα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης αποτελούν τον πιο απλό τύπο ΤΝΔ. Σε αυτά η πληροφορία κινείται μόνο προς τη μία κατεύθυνση. Από τους νευρώνες εισόδου η πληροφορία κατευθύνεται προς τους κρυφούς νευρώνες (αν υπάρχουν) και καταλήγουν στους νευρώνες εξόδου. Μπορούν να κατασκευασθούν από διαφορετικούς τύπους δεδομένων. Το perceptron, ενός ή πολλαπλών επιπέδων, το οποίο χρησιμοποιείται στα πλαίσια της διπλωματικής εργασίας, είναι δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης.

- Αναδρομικά δίκτυα (Recurrent NN)

Ένα αναδρομικό νευρωνικό δίκτυο διαφέρει από ένα νευρωνικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης καθώς περιλαμβάνει τουλάχιστον ένα βρόχο ανάδρασης, ο οποίος ανακυκλώνει την πληροφορία μέσω του ίδιου ή προηγούμενων στρωμάτων. Οι συνδέσεις ανατροφοδότησης μπορούν να ξεκινούν τόσο από τους κρυμμένους νευρώνες, όσο και από

τους νευρώνες εξόδου. Οι βρόχοι ανατροφοδότησης έχουν ευεργετική επίδραση στη μάθηση και τη συνολική συμπεριφορά του δικτύου, το κάνουν ωστόσο πιο πολύπλοκο.

Ένα αναδρομικό δίκτυο μπορεί να αποτελείται, για παράδειγμα, από ένα μεμονωμένο επίπεδο νευρώνων, με κάθε νευρώνα να τροφοδοτεί το σήμα εξόδου του προς τα πίσω, δηλαδή στις εισόδους νευρώνων προηγούμενου επιπέδου.

- Αυτο-οργανούμενοι χάρτες (Self-organizing map - SOM)

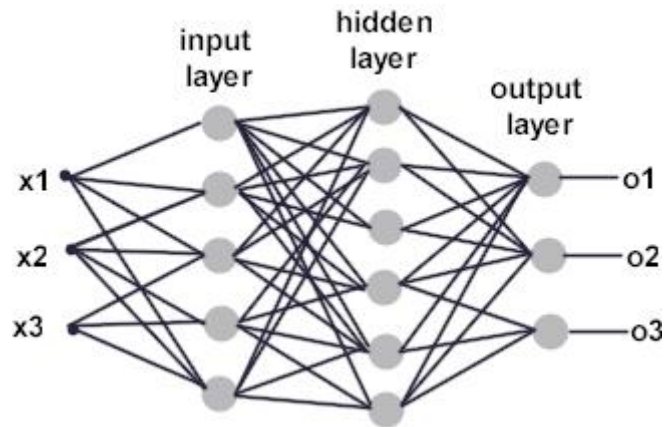
Αυτός ο τύπος δικτύου χρησιμοποιήθηκε πρώτη φορά από τον Τευνο Kohonen και αποτελεί μια μορφή δικτύου μη-επιβλεπόμενης μάθησης. Τα δίκτυα αυτής της μορφής βασίζονται στην ανταγωνιστική μάθηση (competitive learning). Οι νευρώνες εξόδου του δικτύου ανταγωνίζονται μεταξύ τους για το δικαίωμα ενεργοποίησης. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να είναι ενεργός μόνο ένας νευρώνας εξόδου ανά πάσα στιγμή, ο οποίος καλείται νευρώνας "νικητής". Η εκπαίδευση του δικτύου γίνεται ανανεώνοντας τα βάρη του νευρώνα-νικητή και των γειτονικών νευρώνων έτσι ώστε οι έξοδοι του να πλησιάζουν τις τιμές των προτύπων.

Εκτός από τους τύπους ΤΝΔ που περιγράφονται παραπάνω υπάρχουν και ορισμένοι ακόμα που χρησιμοποιούνται σε ειδικές εφαρμογές. Στη συνέχεια αναφέρονται επιγραμματικά ορισμένοι από αυτούς:

- Radial basis function (RBF) network
- Learning Vector Quantization
- Modular neural networks
- Cascading neural networks
- Neuro-fuzzy networks (Νευρο-ασαφή νευρωνικά δίκτυα)

4.4 ΠΟΛΥΕΠΙΠΕΔΑ ΔΙΚΤΥΑ PERCEPTRON (MLP)

Τα πολυεπίπεδα δίκτυα perceptron (Multilayer Perceptron - MLP) είναι από τα πλέον συνηθισμένα νευρωνικά δίκτυα. Ανήκουν στην κατηγορία των δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης και αποτελούν γενίκευση του μονοστρωματικού perceptron. Τα MLP περιλαμβάνουν ένα επίπεδο εισόδου, ένα επίπεδο εξόδου και ενδιάμεσά τους ένα ή περισσότερα κρυμμένα επίπεδα. Τα κρυμμένα επίπεδα (hidden layers) προσδίδουν στο δίκτυο τη δυνατότητα να "μάθει" πολύπλοκα πρότυπα. Κάθε κρυμμένος νευρώνας περιέχει μία μη-γραμμική και διαφορίσιμη συνάρτηση ενεργοποίησης. Δεν υπάρχουν συνδέσεις μεταξύ νευρώνων του ίδιου επιπέδου όπως επίσης και μεταξύ νευρώνων που δεν ανήκουν σε διαδοχικά επίπεδα. Το σχήμα που ακολουθεί απεικονίζει ένα δίκτυο MLP ενός κρυμμένου επιπέδου.



Σχήμα 2: Δίκτυο Perceptron με ένα επίπεδο κρυμμένων νευρώνων

Τα MLP είναι δίκτυα επιβλεπόμενης μάθησης και η εκπαίδευσή τους γίνεται με τον αλγόριθμο ανάστροφης διάδοσης σφάλματος (back propagation), που περιγράφεται στη συνέχεια.

4.4.1 Αλγόριθμος Backpropagation

Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος είναι αλγόριθμος επιβλεπόμενης μάθησης και χρησιμοποιείται κατά κόρον στα δίκτυα MLP. Για την έναρξή του, τα συναπτικά βάρη αρχικοποιούνται σε τυχαίες τιμές. Ακολούθως εισάγονται οι είσοδοι των δεδομένων εκπαίδευσης, οι οποίες με τα τυχαία αρχικά βάρη παράγουν μια έξοδο. Με στόχο την ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE) ανάμεσα στα πραγματικά δεδομένα εξόδου και τις εξόδους του δικτύου προσαρμόζονται τα συναπτικά βάρη σε νέες τιμές. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται για όλα τα δεδομένα εκπαίδευσης και για μεγάλο αριθμό εποχών. Η εκπαίδευση τερματίζεται είτε όταν το σφάλμα γίνει πολύ μικρό είτε όταν ολοκληρωθεί ένας συγκεκριμένος αριθμός εποχών (ο οποίος ορίζεται από το χρήστη). Άλλος ένας τρόπος τερματισμού της εκπαίδευσης του δικτύου είναι η μέθοδος Early Stopping, η οποία περιγράφεται στην επόμενη ενότητα.

Προβλήματα που πρέπει να αποφευχθούν κατά την μάθηση με χρήση των αλγόριθμων επιβλεπόμενης μάθησης είναι αυτά των τοπικών ελαχίστων, όπου μπορεί να τερματιστεί η διαδικασία μάθησης σε σημείο πολύ πάνω από ένα γενικό ελάχιστο καθώς και της κλιμάκωσης, όπου λόγω της πολυπλοκότητας του δικτύου δεν είναι δυνατή η ποσοτικοποίηση της εκπαίδευσης και η βέλτιστη γενίκευσή της.

4.4.2 Μέθοδος Early Stopping

Ο τερματισμός της εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου είναι ιδιαίτερα σημαντικός για την επίδοσή του. Είναι αφενός σημαντικό το TNA να παρουσιάζει μικρά σφάλματα, πρέπει όμως να δοθεί σημασία έτσι ώστε αυτό να μην υπερ-εκπαιδευθεί διότι σε αυτή την περίπτωση χάνει την ικανότητα της γενίκευσης των αποτελεσμάτων του. Σε αυτή την κατεύθυνση συμβάλλει η μέθοδος Early Stopping. Σε αυτή τη μέθοδο τα δεδομένα που

έχουμε στη διάθεσή μας χωρίζονται σε δεδομένα εκπαίδευσης, δεδομένα επαλήθευσης και δεδομένα ελέγχου. Η εκπαίδευση γίνεται με τη χρήση μόνο των δεδομένων εκπαίδευσης και το σφάλμα υπολογίζεται για τα δεδομένα επαλήθευσης. Η μέθοδος αυτή διακόπτει τη λειτουργία του νευρωνικού δικτύου όταν το σφάλμα αρχίζει να αυξάνει, έτσι ώστε να κρατήσει τα κατάλληλα συναπτικά βάρη σε τιμές για τις οποίες το δίκτυο έχει τις καλύτερες επιδόσεις.

4.5 ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΠΟΥ ΕΠΗΡΕΑΖΟΥΝ ΤΗΝ ΕΠΙΔΟΣΗ ΤΩΝ ΤΝΔ

Η επιλογή των κατάλληλων δεδομένων για την εκπαίδευση του δικτύου είναι απαραίτητη προϋπόθεση για την εξαγωγή ακριβών αποτελεσμάτων. Τα ΤΝΔ είναι μια μορφή αιτιοκρατικών προβλέψεων. Είναι, συνεπώς, ιδιαίτερα σημαντικό να διατίθενται όσο το δυνατό περισσότερες από τις ανεξάρτητες μεταβλητές που επηρεάζουν την υπό πρόβλεψη μεταβλητή, έτσι ώστε να επιτυγχάνεται η κατά το δυνατό μεγαλύτερη ακρίβεια.

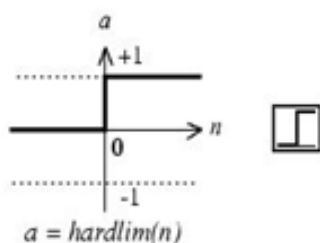
Η ακρίβεια των προβλέψεων με τη χρήση των ΤΝΔ, ωστόσο, εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό και από τη διαμόρφωση του δικτύου. Ως σχεδιαστές του εκάστοτε δικτύου έχουμε τη δυνατότητα μεταβάλλοντας ορισμένα από τα στοιχεία του να βελτιώσουμε τη συνολική επίδοσή του. Τα βασικότερα από αυτά τα στοιχεία αναλύονται στις ακόλουθες υποενότητες.

4.5.1 Συναρτήσεις ενεργοποίησης νευρώνων

Οι συναρτήσεις ενεργοποίησης ορίζουν την έξοδο ενός νευρώνα βάσει του τοπικού επιπέδου n . Οι βασικότεροι τύποι συναρτήσεων ενεργοποίησης είναι οι ακόλουθοι:

1. Συνάρτηση κατωφλίου (Threshold function) ή Βηματική συνάρτηση

$$\text{hardlim}(n) = \begin{cases} 1, & \text{αν } n \geq 0 \\ 0, & \text{αν } n < 0 \end{cases}$$

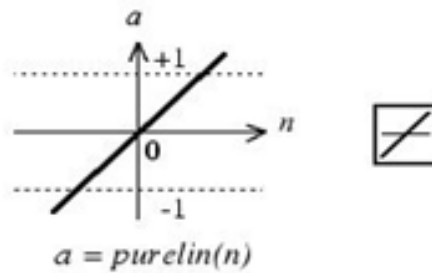


Σχήμα 3: Βηματική συνάρτηση (hardlim)

Σε αυτό το μοντέλο η έξοδος του νευρώνα λαμβάνει τιμή 1 αν το τοπικό πεδίο του συγκεκριμένου νευρώνα είναι μη αρνητικό και 0 σε κάθε άλλη περίπτωση.

2. Γραμμική συνάρτηση

$$\text{purelin}(n) = n$$



Σχήμα 4: : Γραμμική συνάρτηση (purelin)

Η γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης πλεονεκτεί έναντι της βηματικής στο γεγονός ότι είναι διαφορίσιμη, κάτι που είναι ιδιαίτερα σημαντικό για το σχεδιασμό ενός νευρωνικού δικτύου. Η παράγωγος της συνάρτησης αυτής είναι για κάθε τιμή ίση με τη μονάδα.

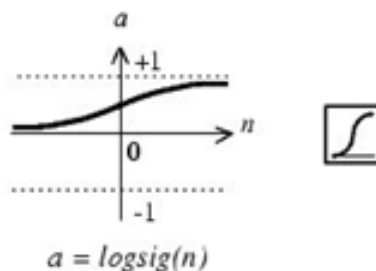
3. Σιγμοειδής συνάρτηση

Η σιγμοειδής συνάρτηση είναι η πλέον κοινή συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιείται στην κατασκευή νευρωνικών δικτύων. Ορίζεται ως αυστηρά αύξουσα συνάρτηση που επιδεικνύει κομψή ισορροπία μεταξύ γραμμικής και μη γραμμικής συνάρτησης. Είναι - όπως και η γραμμική συνάρτηση - διαφορίσιμη. Εφόσον το ποσό της μεταβολής ενός συναπτικού βάρους του δικτύου είναι ανάλογο με την παράγωγο, για μια σιγμοειδή συνάρτηση ενεργοποίησης τα συναπτικά βάρη αλλάζουν περισσότερο για εκείνους τους νευρώνες του δικτύου όπου τα λειτουργικά σήματα βρίσκονται στο μέσο του πεδίου τιμών τους και ελάχιστα για εκείνα που βρίσκονται κοντά στα άκρα του πεδίου τιμών τους.

Οι δύο βασικότεροι τύποι της σιγμοειδούς συνάρτησης που χρησιμοποιούνται ευρέως για το σχεδιασμό νευρωνικών δικτύων είναι οι εξής:

- Λογιστική σιγμοειδής συνάρτηση

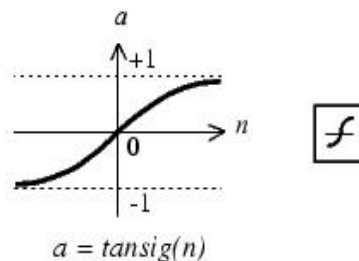
$$\text{logsig}(n) = \frac{1}{1 + e^{-n}}$$



Σχήμα 5: Λογιστική σιγμοειδής συνάρτηση (logsig)

- Σιγμοειδής συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης

$$\text{tansig}(n) = \frac{2}{1 + e^{-2n}} - 1$$



Σχήμα 4.7 : Σιγμοειδής συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης (tansig)

4.5.2 Αρχιτεκτονική δικτύου

Ο τρόπος με τον οποίο είναι δομημένοι οι νευρώνες ενός ΤΝΔ σχετίζεται στενά με τον αλγόριθμο μάθησης που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευσή του. Η επιλογή της κατάλληλης αρχιτεκτονικής δικτύου έχει ως αποτέλεσμα την εξαγωγή καλύτερων αποτελεσμάτων. Οι βασικότερες κατηγορίες αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων είναι οι εξής :

1. Δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης ενός επιπέδου
2. Πολυεπίπεδα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης
3. Αναδρομικά δίκτυα

Κάθε νευρωνικό δίκτυο έχει, επίσης, ορισμένους νευρώνες εισόδου και ορισμένους νευρώνες εξόδου, που συνήθως καθορίζονται από τον αριθμό των μεταβλητών του εκάστοτε προβλήματος. Ενδιάμεσά τους υπάρχουν ένα ή περισσότερα επίπεδα κρυμμένων νευρώνων. Ο αριθμός των επιπέδων των κρυμμένων νευρώνων καθώς και ο αριθμός των νευρώνων ανά κρυμμένο επίπεδο μπορούν να μεταβληθούν από το σχεδιαστή του δικτύου και επηρεάζουν σημαντικά τα αποτελέσματα του. Γενικά τα δίκτυα με λίγους νευρώνες δεν παράγουν καλά αποτελέσματα καθώς ο αριθμός των νευρώνων δεν επαρκεί για την εκπαίδευση του δικτύου (underfitting). Το ίδιο ισχύει και για δίκτυα με μεγάλο αριθμό νευρώνων, καθώς το δίκτυο υπερ-εκπαιδεύεται και χάνει τη δυνατότητα γενίκευσης των αποτελεσμάτων του (overfitting).

4.5.3 Συναρτήσεις εκπαίδευσης

Οι συναρτήσεις εκπαίδευσης που χρησιμοποιούνται είναι οι ακόλουθες:

- `traingd` (gradient descent backpropagation)

Η `traingd` είναι η απλούστερη συνάρτηση εκπαίδευσης στο Matlab, η οποία ανανεώνει τα συναπτικά βάρη με τη μέθοδο της απότομης καθόδου.

- `traingda` (gradient descent with adaptive learning rate backpropagation)

Η `traingda` αποτελεί συνάρτηση εκπαίδευσης που ανανεώνει τα συναπτικά βάρη με τη μέθοδο της απότομης καθόδου και με τη χρήση του προσαρμοζόμενου ρυθμού μάθησης. Έχει γενικά μεγαλύτερη ακρίβεια από την `traingd` καθώς επιτυγχάνει τη στατικότητα της κίνησης του αλγορίθμου μέσα στο διανυσματικό χώρο των παραμέτρων και ελαττώνει τις πιθανές ταλαντώσεις.

- `traingdx` (gradient descent with momentum and adaptive learning rate backpropagation)

Η `traingdx` αποτελεί συνάρτηση εκπαίδευσης που ανανεώνει τα συναπτικά βάρη με τη μέθοδο της απότομης καθόδου με τη χρήση του όρου της ορμής και του προσαρμοζόμενου ρυθμού μάθησης. Λόγω του προσαρμοζόμενου ρυθμού μάθησης επιτυγχάνει τη στατικότητα της κίνησης του αλγορίθμου μέσα στο διανυσματικό χώρο των παραμέτρων και ελαττώνει τις πιθανές ταλαντώσεις, όπως και η `traingda`. Επιπλέον, το δίκτυο εκπαιδεύεται γρηγορότερα κι αποτελεσματικότερα λόγω του όρου της ορμής.

- `trainlm` (Levenberg-Marquardt backpropagation)

Η `trainlm` ανανεώνει τα βάρη και τις τιμές πόλωσης σύμφωνα με τη βελτιστοποίηση των Levenberg-Marquardt. Είναι ο γρηγορότερος αλγόριθμος backpropagation και η χρησιμοποιείται κατά κόρον για την εκπαίδευση δικτύων. Το μειονέκτημά του είναι ότι απαιτεί περισσότερη μνήμη από τους υπόλοιπους αλγόριθμους.

Στην επόμενη σελίδα παρατίθεται ένας πίνακας που περιέχει τις προεπιλεγμένες (default) τιμές των παραμέτρων εκπαίδευσης για τις διάφορες συναρτήσεις εκπαίδευσης:

4.5.4 Συναρτήσεις μάθησης

Ένα από τα κυριότερα χαρακτηριστικά των νευρωνικών δικτύων είναι η εγγενής ικανότητα μάθησης. Ως μάθηση μπορεί να ορισθεί η σταδιακή βελτίωση της ικανότητας ενός δικτύου να επιλύει κάποιο πρόβλημα. Σύμφωνα με τους Mendel και McClaren:

"Μάθηση είναι μια διαδικασία με την οποία προσαρμόζονται οι ελεύθερες παράμετροι ενός νευρωνικού δικτύου μέσω μιας συνεχούς διαδικασίας διέγερσης από το περιβάλλον στο οποίο βρίσκεται το δίκτυο. Το είδος της μάθησης καθορίζεται από τον τρόπο με τον οποίο πραγματοποιούνται οι αλλαγές των παραμέτρων."

Οι συναρτήσεις μάθησης που χρησιμοποιούνται για την ανάπτυξη ΤΝΔ είναι οι εξής:

- `learngd` (gradient descent weight and bias learning function)

Η `learngd` είναι συνάρτηση μάθησης που ανανεώνει τα βάρη με τη μέθοδο της απότομης καθόδου. Είναι η απλούστερη συνάρτηση μάθησης του Matlab.

- learnsgdm (gradient descent with momentum weight and bias learning function)

Η learnsgdm είναι συνάρτηση μάθησης με ορμή. Γενικά με τη χρήση του αλγόριθμου μάθησης απότομης καθόδου με ορμή επιτυγχάνεται μεγαλύτερη ακρίβεια στα δίκτυα διότι επιτυγχάνεται η στατικότητα της κίνησης του αλγόριθμου μέσα στο διανυσματικό χώρο των παραμέτρων και ελαττώνονται οι πιθανές ταλαντώσεις.

Training parameters	traingd	traingda	traingdx	trainlm	Description
net.trainParam.epochs	10	10	10	1000	Maximum number of epochs to train
net.trainParam.goal	0	0	0	0	Performance goal
net.trainParam.showCommandLine	0	0	0	0	Generate command-line output
net.trainParam.showWindow	1	1	1	1	Show training GUI
net.trainParam.lr	0,01	0,01	0,01	-	Learning rate
net.trainParam.lr_inc	-	1,05	1,05	-	Ratio to increase learning rate
net.trainParam.lr_dec	-	0,7	0,7	-	Ratio to decrease learning rate
net.trainParam.max_fail	5	5	5	6	Maximum validation failures
net.trainParam.max_perf_inc	-	1,04	1,04		Maximum performance increase
net.trainParam.min_grad	1,00E-10	1,00E-10	1,00E-10	1,00E-07	Minimum performance gradient
net.trainParam.show	25	25	25	25	Epochs between displays (NaN for no displays)
net.trainParam.time	inf	inf	inf	inf	Maximum time to train in seconds
net.trainParam.mc	-	-	0,9	-	Momentum constant
net.trainParam.mu	-	-	-	0.001	Initial mu
net.trainParam.mu_dec	-	-	-	0.1	mu decrease factor
net.trainParam.mu_inc	-	-	-	10	mu increase factor
net.trainParam.mu_max	-	-	-	1,00E+10	Maximum mu

Πίνακας 1: Προεπιλεγμένες τιμές των παραμέτρων εκπαίδευσης για τις συναρτήσεις εκπαίδευσης που χρησιμοποιούνται

4.5.5 Ρυθμός μάθησης

Η παράμετρος του ρυθμού μάθησης χρησιμοποιείται για να μετριάσει τις αλλαγές στα βάρη στο τέλος κάθε εποχής. Πιο συγκεκριμένα καθορίζει το μέγεθος των μεταβολών στα βάρη σε κάθε επανάληψη και κατ' επέκταση επηρεάζει το ρυθμό σύγκλισης. Η χρησιμοποίηση πολύ μεγάλου ρυθμού μάθησης οδηγεί σε ταλαντώσεις και πιο αργή σύγκλιση από μια απότομη κάθοδο (direct descent). Αντίθετα, για πολύ μικρό ρυθμό μάθησης η κάθοδος γίνεται με πολύ μικρά βήματα, με αποτέλεσμα να παρατηρείται σημαντική αύξηση του χρόνου σύγκλισης.

4.5.6 Αριθμός εποχών

Ο αριθμός εποχών εκπαίδευσης ενός δικτύου είναι άλλη μια παράμετρος που επηρεάζει την επίδοσή του. Αν επιλεγεί μικρός αριθμός εποχών, η ακρίβεια του ΤΝΔ είναι μικρή διότι δεν προλαβαίνει να εκπαιδευθεί όσο θα έπρεπε το δίκτυο. Από την άλλη, μεγάλος αριθμός εποχών έχει ως αποτέλεσμα την υπερ-εκπαίδευση του δικτύου και τη μείωση της ικανότητας γενίκευσής του. Σε κάθε δίκτυο ζητούμενο είναι η εύρεση του αριθμού των εποχών για τις οποίες το δίκτυο παρουσιάζει τη μέγιστη δυνατή ακρίβεια. Προς αυτή την κατεύθυνση συνίσταται η χρήση της μεθόδου Early Stopping.

Περιεχόμενα 5^{ου} κεφαλαίου

5.1 ΓΕΝΙΚΑ	73
5.2 ΑΠΟΕΠΟΧΙΚΟΠΟΙΗΣΗ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ	74
5.3 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ΝΑΙΒΕ.....	75
5.4 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΕΚΘΕΤΙΚΗΣ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗΣ.....	76
5.4.1 Εφαρμογή της μεθόδου SES.....	76
5.4.2 Εφαρμογή της μεθόδου Holt	78
5.4.3 Εφαρμογή της μεθόδου DES.....	79
5.4.4 Βέλτιστοι συντελεστές των μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης.....	80
5.5 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ΘΗΤΑ	80

5. ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΚΛΑΣΣΙΚΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

5.1 ΓΕΝΙΚΑ

Ένας από τους στόχους της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η βέλτιστη εφαρμογή των κλασικών μεθόδων για την πρόβλεψη των ζητούμενων τραπεζικών δεικτών. Στο παρόν κεφάλαιο γίνεται αναφορά στην εφαρμογή των κλασικών μεθόδων πρόβλεψης. Μερικά παραδείγματα της εφαρμογής των μεθόδων πρόβλεψης παρατίθενται στο παράρτημα Β. Τα συνολικά αποτελέσματα των μεθόδων πρόβλεψης ανά τραπεζικό δείκτη παρατίθενται στο 7^ο κεφάλαιο, στο οποίο γίνεται και η σύγκριση των διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης που χρησιμοποιούνται στα πλαίσια της εργασίας.

Οι μέθοδοι πρόβλεψης που εφαρμόζονται στο τρέχον κεφάλαιο είναι μοντέλα χρονοσειρών, χρησιμοποιούν δηλαδή 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 αποτελεί μεν πλεονέκτημα λόγω λιγότερων απαιτούμενων δεδομένων και μικρότερης πολυπλοκότητας (συνεπώς και χρόνου πρόβλεψης), υστερεί, ωστόσο, στο γεγονός ότι δε λαμβάνει υπόψη μεταβολές άλλων δεικτών οι οποίοι μπορεί να είναι κρίσιμοι για το υπό μελέτη μέγεθος.

Για τη βελτίωση των προβλέψεων πριν την εφαρμογή οποιασδήποτε μεθόδου πρόβλεψης τα δεδομένα αποεποχικοποιούνται (και φυσικά μετά την εφαρμογή των μεθόδων εποχικοποιούνται για να λάβουν την πραγματική τους τιμή). Η διαδικασία της αποεποχικοποίησης των χρονοσειρών περιγράφεται αναλυτικότερα στην ενότητα που ακολουθεί.

Μετά την αποεποχικοποίησή τους εφαρμόζονται στις χρονοσειρές οι ακόλουθες μέθοδοι πρόβλεψης:

- Naive
- SES
- Holt
- DES
- Theta

Με εξαίρεση τη μέθοδο Naive, η εφαρμογή της οποίας είναι πολύ απλή, για την εφαρμογή των υπόλοιπων μεθόδων είναι απαραίτητος ο προσδιορισμός ενός ή περισσότερων συντελεστών. Η επιλογή των συντελεστών αυτών γίνεται με συγκεκριμένο τρόπο, ο οποίος περιγράφεται στην παράγραφο 5.4.1.

5.2 ΑΠΟΕΠΟΧΙΚΟΠΟΙΗΣΗ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ

Πριν την εφαρμογή οποιασδήποτε κλασικής μεθόδου πρόβλεψης τα δεδομένα της εκάστοτε χρονοσειράς αποεποχικοποιούνται στα πλαίσια της συγκεκριμένης διπλωματικής εργασίας.

Αρχικά βρίσκεται ο κεντρικός κινητός μέσος όρος 4 περιόδων [ΚΚΜΟ(4)] των ετών 2000-2010 (ή αντίστοιχα των ετών 2001-2010 για τις δύο τράπεζες για τις οποίες δεν υπάρχουν δεδομένα για το 2000). Ο λόγος για τον οποίο επιλέγεται ο ΚΚΜΟ(4) είναι ότι σε κάθε χρονοσειρά ανά έτος υπάρχουν τέσσερις τριμηνιαίες παρατηρήσεις. Για τις τέσσερις ακραίες παρατηρήσεις, δηλαδή για το 1^ο και 2^ο τρίμηνο του 2000 καθώς και για το 3^ο και 4^ο τρίμηνο του 2010 δεν μπορούν να βρεθούν οι τιμές του ΚΚΜΟ(4). Έπειτα βρίσκονται οι λόγοι εποχικότητας (Λ.Ε.) από τη διαίρεση της τιμής της χρονοσειράς με τον αντίστοιχο ΚΚΜΟ(4).

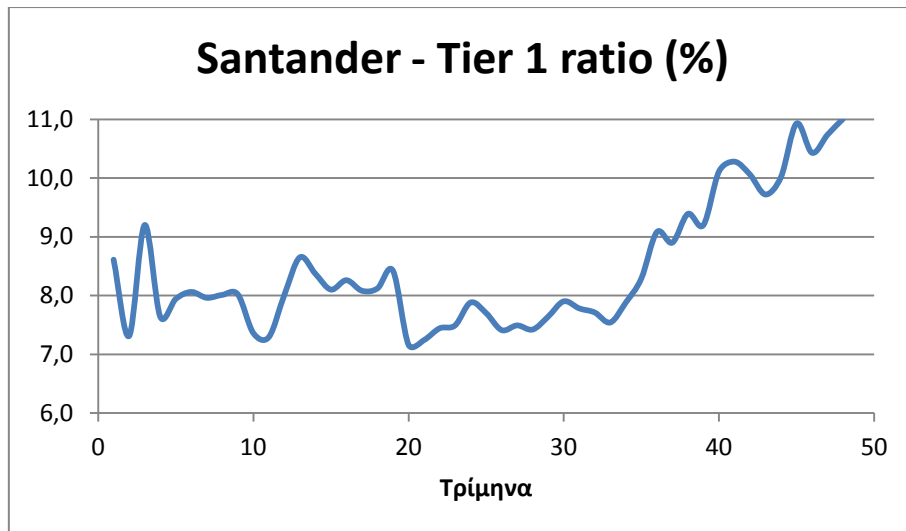
$$\Lambda.E. = \frac{Y_t}{\text{ΚΚΜΟ}(4)_t} * 100\%$$

Εν συνεχεία βρίσκονται οι δείκτες εποχικότητας (Δ.Ε.), ο μέσος όρος δηλαδή των λόγων εποχικότητας ανά τρίμηνο, αφού πρώτα αφαιρεθούν οι δύο ακραίες τιμές (μέγιστη και ελάχιστη), οι οποίες δε λαμβάνονται υπόψη στον υπολογισμό των Δ.Ε. Οι δείκτες εποχικότητας κανονικοποιούνται, έτσι ώστε ο μέσος όρος τους να είναι 100%. Η κανονικοποιημένοι δείκτες εποχικότητας (κ.Δ.Ε.) προκύπτουν ως εξής:

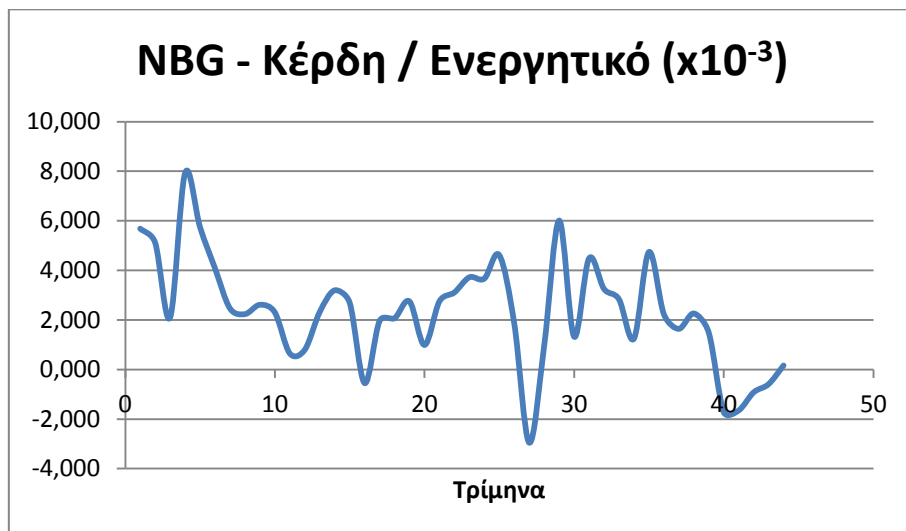
$$\kappa.\Delta.E. = \frac{\Delta.E. i}{\sum \Delta.E.}$$

Τέλος για να προκύψει η αποεποχικοποιημένη χρονοσειρά (ΤχCχR) διαιρείται η τιμή της χρονοσειράς με τους κανονικοποιημένους Δ.Ε., που είναι συγκεκριμένοι για το κάθε τρίμηνο.

Η διαδικασία της αποεποχικοποίησης γίνεται για όλες τις χρονοσειρές. Μερικές από αυτές, όπως για παράδειγμα του δείκτη Tier 1 της Santander δεν εμφανίζουν εποχικότητα (οι κανονικοποιημένοι Δ.Ε. της κυμαίνονται από 99.86% - 100.11%), ενώ σε ορισμένες άλλες, όπως ο δείκτης Κέρδη/Ενεργητικό της Εθνικής Τράπεζας της Ελλάδος, παρατηρείται έντονη εποχικότητα. Για το συγκεκριμένο δείκτη παρατηρείται ότι παίρνει μεγάλες τιμές τα πρώτα τρίμηνα των περισσότερων ετών και μικρές τα τελευταία τρίμηνα. Ενδεικτικά αναφέρεται ότι οι κ.Δ.Ε. είναι 119.4% για τα πρώτα τρίμηνα και 81.0% για τα τελευταία τρίμηνα.



Γράφημα 4: Χρονοσειρά που δεν παρουσιάζει εποχική συμπεριφορά (Δείκτης Tier 1 της Santander)



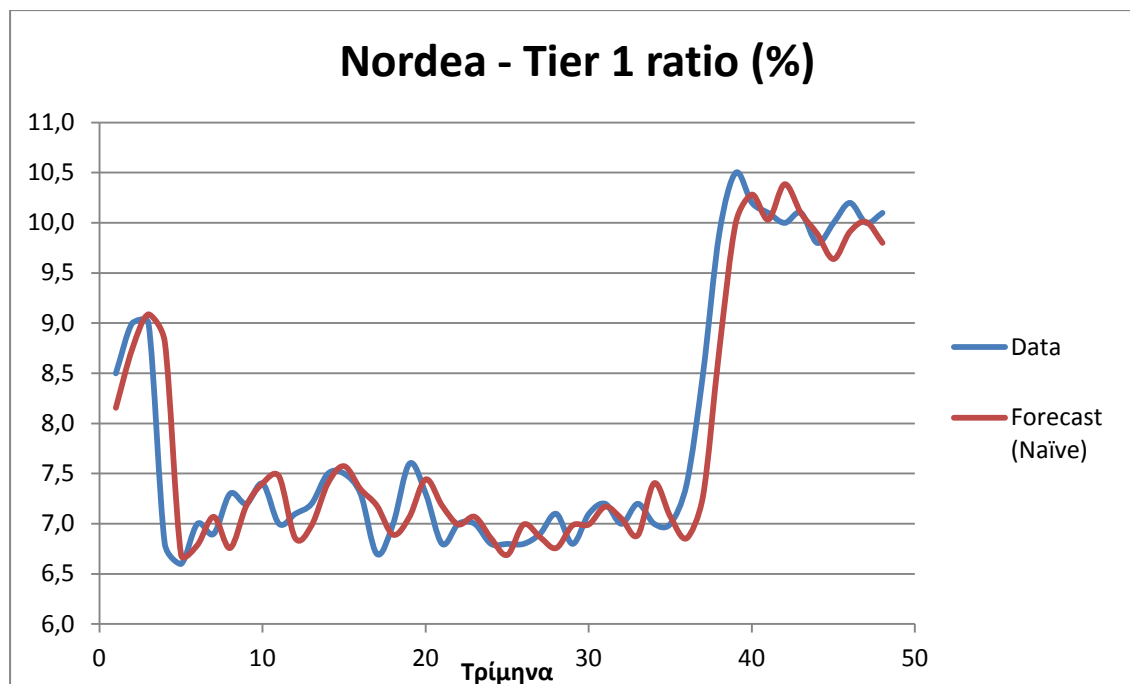
Γράφημα 5: Χρονοσειρά με σημαντική εποχική συμπεριφορά (Λόγος Κέρδη/Ενεργητικό της ΕΤΕ)

5.3 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ NAIVE

Η μέθοδος Naive αποτελεί την πλέον απλή μέθοδο πρόβλεψης. Η εκάστοτε πρόβλεψη ισούται με την τιμή της προηγούμενης περιόδου. Παράδειγμα εφαρμογής της μεθόδου Naive παρατίθεται στο παράρτημα Β. Οι προβλέψεις που παράγονται από την απλοϊκή μέθοδο για τις τέσσερις περιόδους του 2011 έχουν την ίδια τιμή, η οποία ισούται με την τιμή του δείκτη για το 4^ο τρίμηνο του 2010.

Η τελική πρόβλεψη, ωστόσο, τόσο στη μέθοδο Naive όσο και στις υπόλοιπες μεθόδους προκύπτει μετά την εποχικοποίηση των προβλέψεων που παράγονται, η οποία γίνεται με τον πολλαπλασιασμό της πρόβλεψης που προκύπτει από το μοντέλο με το δείκτη εποχικότητας του κάθε τριμήνου. Αυτός είναι, άλλωστε, ο λόγος για τον οποίο οι τελικές

προβλέψεις για τα τέσσερα τρίμηνα του 2011 σε χρονοσειρές που παρουσιάζουν εποχικότητα διαφέρουν μεταξύ τους.



Γράφημα 6: Πρόβλεψη του δείκτη Tier 1 της τράπεζας Nordea με τη μέθοδο Naive

Στο παραπάνω διάγραμμα η μέθοδος Naive επιτυγχάνει αρκετά καλή ακρίβεια στην πρόβλεψη των τιμών του δείκτη Tier 1 της τράπεζας Nordea για τα τέσσερα τρίμηνα του 2011, με MAPE μικρότερο του 2.5%. Παρατηρείται ότι η γραμμή των προβλέψεων (κόκκινη γραμμή) ουσιαστικά ακολουθεί τη γραμμή των δεδομένων (γαλάζια γραμμή) με διαφορά μιας περιόδου. Το γεγονός ότι δεν ακολουθεί επακριβώς καθώς και ότι οι τέσσερις τελευταίες προβλέψεις δεν έχουν την ίδια ακριβώς τιμή (αλλά ελαφρώς διαφορετικές) οφείλεται στο ότι η χρονοσειρά παρουσιάζει μια μικρή εποχικότητα.

5.4 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΕΚΘΕΤΙΚΗΣ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗΣ

5.4.1 Εφαρμογή της μεθόδου SES

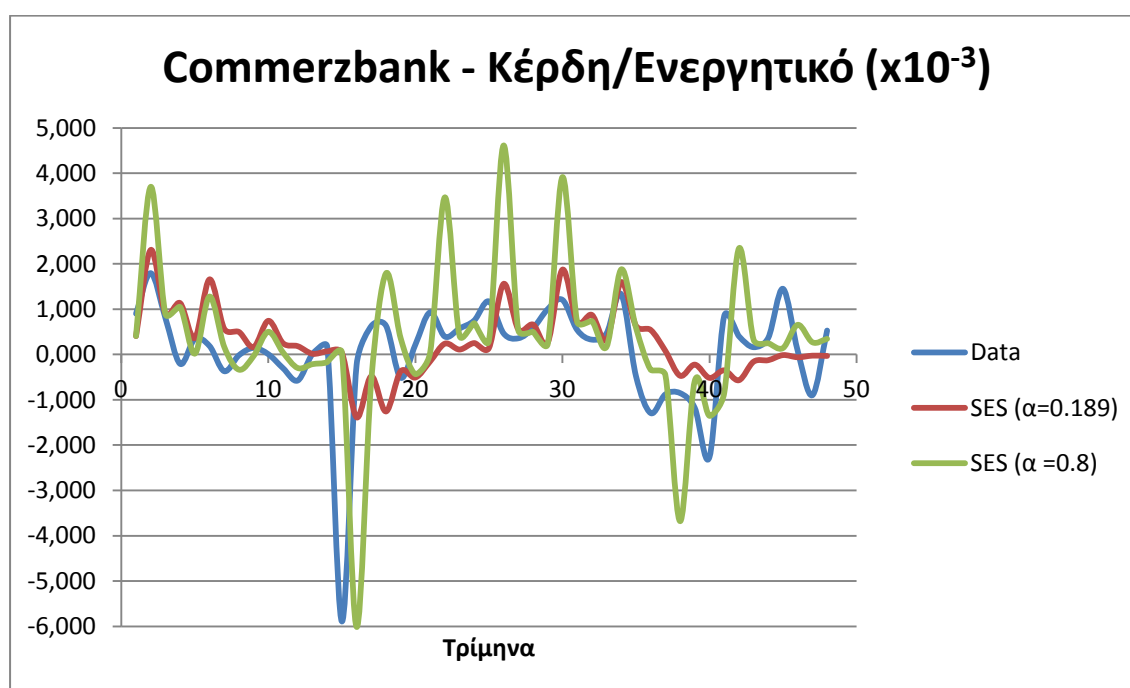
Η μέθοδος σταθερού επιπέδου (SES) είναι η απλούστερη μέθοδος εκθετικής εξομάλυνσης. Για την εφαρμογή της συγκεκριμένης μεθόδου είναι απαραίτητος ο προσδιορισμός της παραμέτρου α . Μικρές τιμές του α οδηγούν σε μεγαλύτερη εξομάλυνση, σε λιγότερες δηλαδή διακυμάνσεις στη γραμμή της πρόβλεψης. Χαρακτηριστικό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

Η 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 εφαρμόζεται η μέθοδος SES για διαφορετικές τιμές της και έπειτα με βάση τα σφάλματά της στις 44 παρατηρήσεις των

ετών 2000-2010 επιλέγεται η τιμή της παραμέτρου που ελαχιστοποιεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE) στις προβλέψεις αυτής της περιόδου. Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής η διερεύνηση του βέλτιστου συντελεστή α πραγματοποιήθηκε με βήμα 0.001, έγιναν δηλαδή 1001 επαναλήψεις της μεθόδου πρόβλεψης. Σε ορισμένες περιπτώσεις η παραπάνω διερεύνηση οδήγησε στην επιλογή $\alpha=1$, δηλαδή στην ταύτιση της μεθόδου SES με τη μέθοδο Naive.

Για την έναρξη της διαδικασίας είναι απαραίτητος επίσης και ο υπολογισμός του αρχικού επιπέδου S_0 , που επιλέγεται ως ο μέσος όρος των τεσσάρων πρώτων παρατηρήσεων της χρονοσειράς.

Αναλυτικότερα οι εξισώσεις της μεθόδου παρουσιάζονται στην παράγραφο 3.4.3.1. Παράδειγμα της εφαρμογής της μεθόδου SES δίνεται στο παράρτημα Β για τη χρονοσειρά Κέρδη/Ενεργητικό της τράπεζας Commerzbank, η οποία φαίνεται και στο διάγραμμα που ακολουθεί.



Γράφημα 7: Πρόβλεψη του λόγου Κέρδη/Ενεργητικό της Commerzbank με τη μέθοδο SES

Για την εφαρμογή της μεθόδου SES στη σε αυτή τη χρονοσειρά προκύπτει ότι ο βέλτιστος συντελεστής είναι $\alpha=0.189$. Όπως παρατηρείται και στο διάγραμμα η γραμμή των προβλέψεων με το συγκεκριμένο συντελεστή (κόκκινη γραμμή) παρουσιάζει μεγάλη εξομάλυνση λόγω μικρής τιμής της παραμέτρου α . Η επιλογή μεγαλύτερης τιμής της παραμέτρου (λ.χ. $\alpha=0.8$, βλ. πράσινη γραμμή) έχει ως αποτέλεσμα περισσότερες διακυμάνσεις της γραμμής πρόβλεψης.

Αξίζει τέλος να σημειωθεί ότι στο συγκεκριμένο δείκτη, λόγω ιδιαιτερότητάς του, η μέθοδος SES, όπως και το σύνολο των μεθόδων που εφαρμόζονται σε αυτή την εργασία παράγουν κακές προβλέψεις παρουσιάζοντας πολύ μεγάλες τιμές σφαλμάτων.

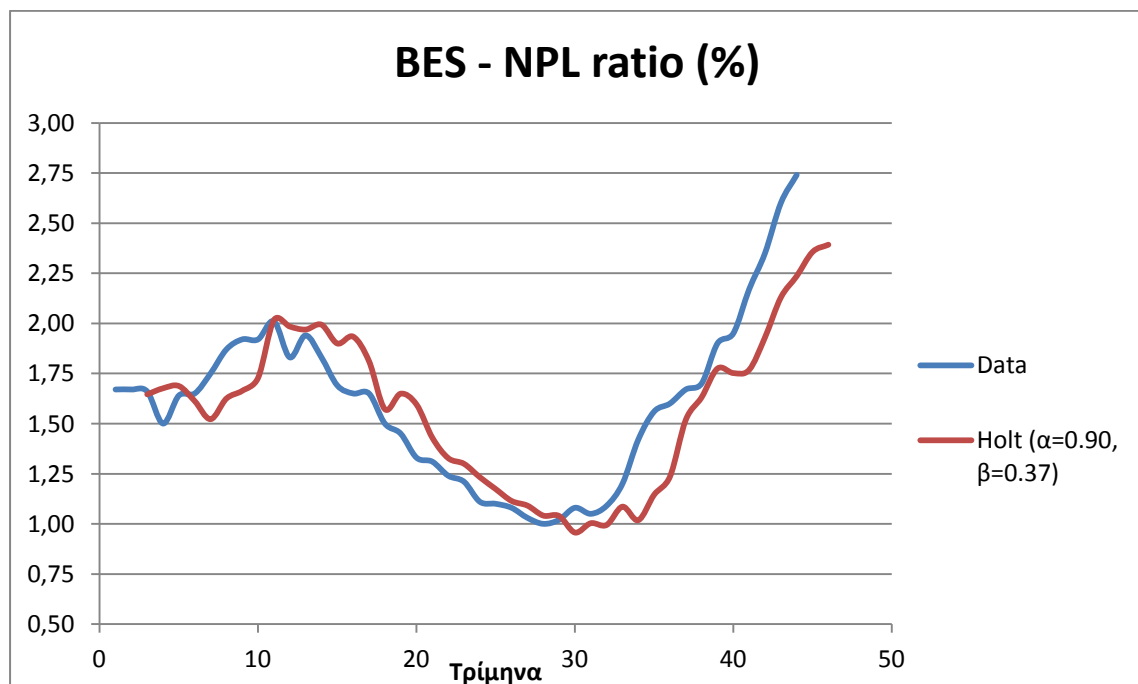
5.4.2 Εφαρμογή της μεθόδου Holt

Η διαφορά της μεθόδου Holt από τη μέθοδο 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. Αναλυτικότερα οι εξισώσεις της μεθόδου Holt παρουσιάζονται στην παράγραφο 3.4.3.2.

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 για την εύρεση του συντελεστή α . Ο κώδικας που χρησιμοποιείται για την εύρεση των βέλτιστων συντελεστών α και β παρατίθεται στο παράρτημα Δ4. Για λόγους μείωσης του υπολογιστικού χρόνου επιλέγεται η διερεύνηση των συντελεστών να γίνει με βήμα 0.01 και όχι 0.001 όπως γίνεται στη μέθοδο SES. Με την επιλογή αυτού του βήματος πραγματοποιούνται $101 \times 101 = 10201$ επαναλήψεις ενώ διαφορετικά θα πραγματοποιούνταν $1001 \times 1001 = 1002001$ επαναλήψεις.

Επιπλέον για την έναρξη της διαδικασίας πρόβλεψης με τη μέθοδο Holt είναι απαραίτητος ο προσδιορισμός της αρχικής τάσης, η οποία υπολογίζεται ως η διαφορά της δεύτερης από την πρώτη παρατήρηση.

Στο παρακάτω διάγραμμα φαίνονται οι προβλέψεις που παράγονται από τη μέθοδο Holt για τη χρονοσειρά NPL ratio της τράπεζας Banco Espirito Santo. Η εφαρμογή της μεθόδου φαίνεται αναλυτικά στο παράρτημα Β. Για το συγκεκριμένο δείκτη, μάλιστα, η μέθοδος Holt παράγει τις ακριβέστερες προβλέψεις σε σχέση με τις υπόλοιπες μεθόδους πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν.



Γράφημα 8: Πρόβλεψη του δείκτη NPL της BES με τη μέθοδο Holt

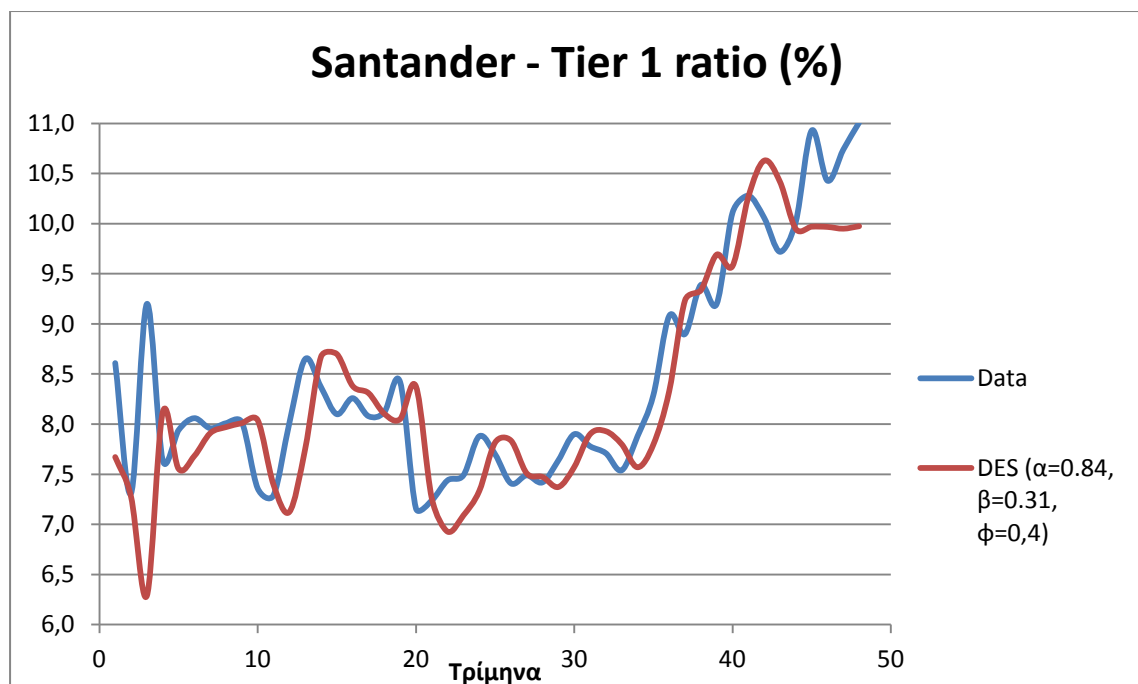
5.4.3 Εφαρμογή της μεθόδου DES

Η μέθοδος DES (Damped Exponential Smoothing) περιλαμβάνει 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.

Στα πλαίσια της διπλωματικής εργασίας γίνεται διερεύνηση της βέλτιστης παραμέτρου ϕ εντός του κλειστού διαστήματος $[0,1]$ για λόγους βελτίωσης της επίδοσης της μεθόδου πρόβλεψης. Παρατηρείται, μάλιστα, σε πολλές περιπτώσεις (σχεδόν στους μισούς τραπεζικούς δείκτες) 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 προσδιορίζεται παρόμοια με την επιλογή των συντελεστών στις μεθόδους SES και Holt με κριτήριο την ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος. Οι συντελεστές α και β προσδιορίζονται με ακρίβεια 0.01, ενώ ο συντελεστής ϕ με ακρίβεια 0.1 για λόγους μείωσης του υπολογιστικού χρόνου. Με αυτά τα βήματα γίνονται $101 \times 101 \times 11 = 112,211$ επαναλήψεις της μεθόδου για την εύρεση των βέλτιστων συντελεστών.

Παράδειγμα εφαρμογής της μεθόδου DES δίνεται για το δείκτη Tier 1 της τράπεζας Santander στο παράρτημα Β, ενώ παρακάτω φαίνεται η πρόβλεψη και σχηματικά.



Γράφημα 9: Πρόβλεψη του δείκτη Tier 1 της Santander με τη μέθοδο DES

5.4.4 Βέλτιστοι συντελεστές των μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης

Με το τέλος των μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης που χρησιμοποιούνται στην παρούσα εργασία (SES, Holt και DES) παρατίθεται ο ακόλουθος πίνακας ο οποίος περιλαμβάνει τις βέλτιστες παραμέτρους που χρησιμοποιήθηκαν για την παραγωγή προβλέψεων ανά τράπεζα και ανά δείκτη.

Τραπεζικός δείκτης	Μέθοδος SES		Μέθοδος HOLT		Μέθοδος DAMPED		
	α	α	β	α	β	φ	
BES - NPL	1,000	0,90	0,37	0,90	0,37	1,0	
BES - Κ/Ε	0,407	0,57	0,04	0,00	0,59	0,4	
BES - Tier 1	0,875	0,92	0,04	0,96	0,04	0,0	
COM - NPL	1,000	1,00	0,27	1,00	0,27	1,0	
COM - Κ/Ε	0,189	0,37	0,11	0,02	0,39	0,4	
COM - Tier 1	0,536	0,47	0,00	0,47	0,00	0,0	
MPS - NPL	1,000	0,79	0,34	0,99	0,34	0,4	
MPS - Κ/Ε	0,241	0,40	0,33	0,50	0,33	0,7	
MPS - Tier 1	1,000	1,00	0,00	1,00	0,00	0,0	
NBG - NPL	0,888	0,74	0,22	0,97	0,23	0,0	
NBG - Κ/Ε	0,338	0,42	0,03	0,45	0,03	0,0	
NBG - Tier 1	0,411	0,44	0,00	0,44	0,00	0,0	
NOR - NPL	1,000	1,00	0,02	1,00	0,02	1,0	
NOR - Κ/Ε	0,414	0,35	0,11	0,32	0,57	0,0	
NOR - Tier 1	1,000	1,00	0,08	1,00	0,08	1,0	
SAN - NPL	1,000	0,47	0,66	0,84	0,99	0,0	
SAN - Κ/Ε	0,599	0,77	0,08	0,80	0,08	0,6	
SAN - Tier 1	0,562	0,65	0,31	0,84	0,31	0,4	

Πίνακας 2: Βέλτιστοι συντελεστές των μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης

Σε γενικές γραμμές παρατηρείται ότι επιλέγονται μεγάλες τιμές του συντελεστή εξομάλυνσης επιπέδου α για την πρόβλεψη των δεικτών NPL, κάτι που συνεπάγεται και μεγάλη διακύμανση. Αντίθετα στην πρόβλεψη των χρονοσειρών Κέρδη/Ενεργητικό η παράμετρος α λαμβάνει τιμές μικρότερες του 0.5 στην πλειονότητα των τραπεζών.

Παρατηρείται, επιπλέον, το φαινόμενο ορισμένες μέθοδοι να ταυτίζονται λόγω της επιλογής συγκεκριμένων συντελεστών. Πιο συγκεκριμένα, η μέθοδος SES ταυτίζεται σε 7 περιπτώσεις με τη μέθοδο Naive (και κυρίως στην πρόβλεψη των χρονοσειρών NPL ratio), καθώς ο βέλτιστος συντελεστής εξομάλυνσης επιπέδου α προκύπτει ίσος με τη μονάδα. Επίσης, οι μέθοδοι Holt και DES ταυτίζονται 4 φορές καθώς ο βέλτιστος συντελεστής διόρθωσης της τάσης φ ισούται με τη μονάδα.

5.5 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ΘΗΤΑ

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

Αρχικά υπολογίζεται η ευθεία ελαχίστων τετραγώνων (LRL-linear regression line), η οποία αποτελεί και τη Theta Line(0). Ο προσδιορισμός του σημείου παρεμβολής (a) και κλίσης (b) γίνεται με βάση τις ακόλουθες σχέσεις:

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

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

Σε υπολογιστικό φύλλο οι τιμές των συντελεστών a και b υπολογίζονται ευκολότερα με τη χρήση των εντολών intercept και slope αντίστοιχα.

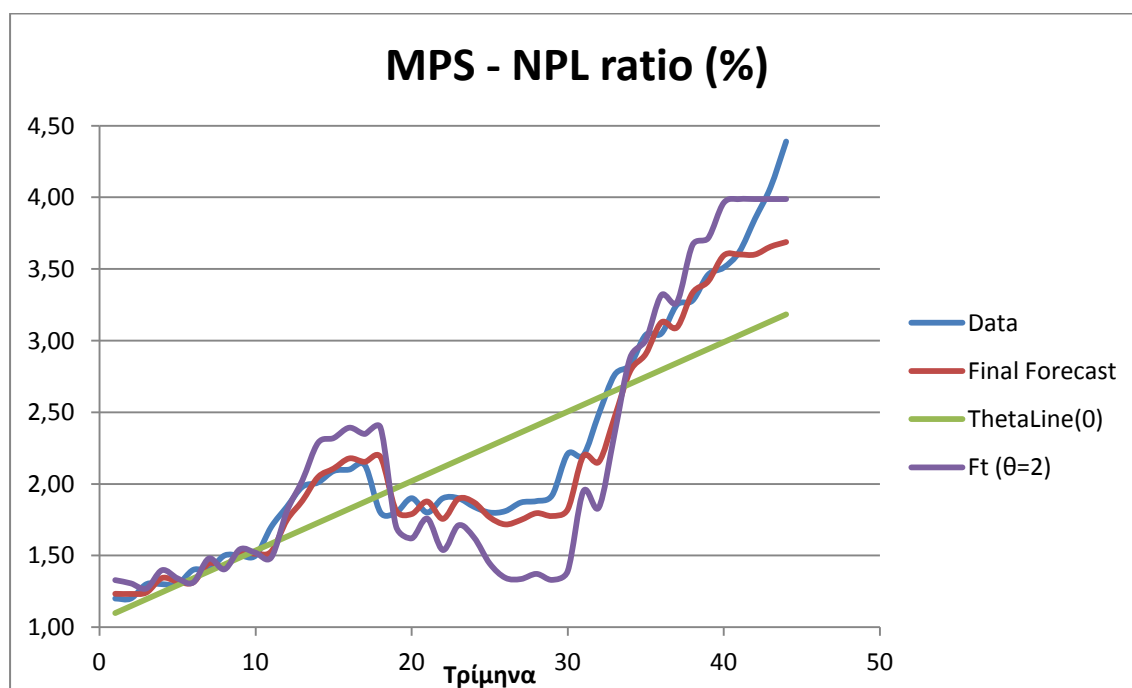
Στη συνέχεια υπολογίζεται η ThetaLine(2) σύμφωνα με τη σχέση:

$$Y_t^{\theta=2} = LRL_t - 2 \cdot (Y_t - LRL_t) \Leftrightarrow Y_t^{\theta=2} = 2 \cdot Y_t - LRL_t$$

Η ThetaLine(2) προεκτείνεται μέσω της απλής εκθετικής εξομάλυνσης (SES), με τρόπο όμοιο με εκείνο που περιγράφεται στην παράγραφο 5.4.1.

Οι γραμμές ThetaLine(0) και ThetaLine(2) συνδυάζονται με βάρη 0.4 και 0.6 αντίστοιχα για την εξαγωγή της πρόβλεψης, η οποία εν συνεχεία εποχικοποιείται για να προκύψει η τελική πρόβλεψη της μεθόδου. Ο λόγος για τον οποίο επιλέγεται να δοθεί μεγαλύτερη βαρύτητα στη ThetaLine(2) είναι ότι επιδιώκεται να τονισθούν περισσότερο τα βραχυπρόθεσμα χαρακτηριστικά της χρονοσειράς.

Στο διάγραμμα που ακολουθεί φαίνονται οι προβλέψεις που παράγονται από τη μέθοδο Theta για τη χρονοσειρά NPL ratio της τράπεζας Banca Monte dei Paschi di Siena (MPS). Η εφαρμογή της μεθόδου φαίνεται αναλυτικά στο παράρτημα Β.



Γράφημα 10: Πρόβλεψη του δείκτη NPL της MPS με τη μέθοδο Theta

Παρατηρείται ότι στις περισσότερες περιόδους οι προβλέψεις που προκύπτουν από τις δύο γραμμές Theta βρίσκονται εκατέρωθεν της γραμμής των δεδομένων και ο συνδυασμός τους έχει ως αποτέλεσμα η τελική πρόβλεψη να "πλησιάζει" στη γραμμή των δεδομένων.

Τέλος παρατίθεται ο πίνακας που περιλαμβάνει αφενός τους συντελεστές a και b για τον υπολογισμό της ευθείας ελαχίστων τετραγώνων και αφετέρου τους βέλτιστους συντελεστές εξομάλυνσης α για την παραγωγή της πρόβλεψης στη ThetaLine(2).

Τραπεζικός δείκτης	ThetaLine(0)		ThetaLine (2)
	a	b	α
BES - NPL	1,7268	-0,0105	1,000
BES - Κ/Ε	1,4098	0,0102	0,402
BES - Tier 1	6,9188	0,0280	0,870
COM - NPL	2,9298	-0,0063	1,000
COM - Κ/Ε	0,2997	-0,0071	0,184
COM - Tier 1	5,4348	0,0956	0,499
MPS - NPL	1,0500	0,0485	1,000
MPS - Κ/Ε	1,3205	-0,0066	0,236
MPS - Tier 1	5,8145	0,0276	1,000
NBG - NPL	2,3759	0,0681	0,878
NBG - Κ/Ε	4,0945	-0,0802	0,303
NBG - Tier 1	10,7515	0,0065	0,409
NOR - NPL	0,9403	0,0029	1,000
NOR - Κ/Ε	1,8038	-0,0075	0,410
NOR - Tier 1	6,7536	0,0421	1,000
SAN - NPL	1,4843	0,0138	1,000
SAN - Κ/Ε	1,7808	0,0069	0,600
SAN - Tier 1	7,4766	0,0335	0,546

Πίνακας 3: Τιμές του σημείου παρεμβολής (a) και κλίσης (b) καθώς και του βέλτιστου συντελεστή εξομάλυνσης επιπέδου (α) για την εφαρμογή της μεθόδου Theta

Περιεχόμενα 6^{ου} κεφαλαίου

6.1 ΑΡΧΕΣ ΣΧΕΔΙΑΣΗΣ ΤΝΔ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΩΝ ΖΗΤΟΥΜΕΝΩΝ ΜΕΓΕΘΩΝ	85
6.2 ΒΕΛΤΙΣΤΗ ΕΠΙΛΟΓΗ ΣΤΟΙΧΕΙΩΝ ΤΝΔ.....	86
6.2.1 Βέλτιστη αρχιτεκτονική δικτύου	87
6.2.1.1 Επιλογή νευρώνων εισόδου.....	87
6.2.1.2 Επιλογή νευρώνων εξόδου	89
6.2.1.3 Επίπεδα και αριθμός κρυμμένων νευρώνων.....	89
6.2.2 Βέλτιστη συνάρτηση ενεργοποίησης νευρώνων εξόδου	89
6.2.3 Βέλτιστη συνάρτηση εκπαίδευσης	90
6.2.4 Βέλτιστη συνάρτηση μάθησης και ρυθμός μάθησης	91
6.2.5 Αριθμός εποχών	91
6.3 ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΤΝΔ.....	92
6.3.1 Κανονικοποίηση δεδομένων.....	92
6.3.2 Εύρεση βέλτιστων παραμέτρων	93
6.3.3 Δημιουργία δικτύου και εξαγωγή αποτελεσμάτων.....	93

6. ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ΤΩΝ ΤΝΔ

6.1 ΑΡΧΕΣ ΣΧΕΔΙΑΣΗΣ ΤΝΔ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΩΝ ΖΗΤΟΥΜΕΝΩΝ ΜΕΓΕΘΩΝ

Στην παρούσα διπλωματική εργασία επιδιώκεται η σχεδίαση του βέλτιστου ΤΝΔ, του δικτύου δηλαδή που με βάση τα διαθέσιμα δεδομένα παράγει τις βέλτιστες προβλέψεις. Η σχεδίαση του δικτύου γίνεται με τη χρήση του υπολογιστικού προγράμματος Matlab. Το Matlab διαθέτει ειδικό υπολογιστικό εργαλείο (toolbox) για τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, το Neural Network Toolbox, το οποίο παρέχει συναρτήσεις και εφαρμογές για το σχεδιασμό και την κατασκευή ΤΝΔ, σε περιβάλλον φιλικό στο χρήστη. Ωστόσο στα πλαίσια αυτής της εργασίας προτιμήθηκε ο σχεδιασμός των ΤΝΔ με τη μορφή εντολών, κάτι που επιτρέπει ευκολότερο έλεγχο των δικτύων και ευκολότερη διερεύνηση των βέλτιστων συνδυασμών παραμέτρων.

Η πρόβλεψη με τη χρήση ΤΝΔ διαφέρει από τις κλασσικές μεθόδους πρόβλεψης που αναλύθηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο. Για την παραγωγή προβλέψεων για τους δείκτες NPL και Tier 1 καθώς και για το λόγο Κέρδη/Ενεργητικό δε χρησιμοποιούνται μόνο οι παρελθοντικές τιμές αυτών, αλλά και μία σειρά άλλων παραμέτρων μακροοικονομικών και τραπεζικών, όπως συμβαίνει σε όλες τις αιτιοκρατικές μεθόδους πρόβλεψης.

Λόγω του γεγονότος ότι κάθε μία από τις έξι ευρωπαϊκές τράπεζες που μελετήθηκαν έχει τις δικές της ιδιαιτερότητες κρίνεται απαραίτητη η εφαρμογή ξεχωριστού ΤΝΔ για την κάθε τράπεζα. Η διαφορά των δικτύων των έξι τραπεζών έγκειται στην επιλογή των παραμέτρων που βελτιστοποιούν το εκάστοτε δίκτυο.

Επιπλέον, για τον κάθε δείκτη της κάθε τράπεζας υλοποιείται διαφορετικό νευρωνικό δίκτυο. Αρχικά δοκιμάστηκε η κατασκευή ενός δικτύου για κάθε τράπεζα, δηλαδή ενός δικτύου με τρεις νευρώνες εξόδου, ωστόσο, τα αποτελέσματά του δεν ήταν καθόλου ικανοποιητικά. Ο σχεδιασμός ΤΝΔ για κάθε δείκτη χωριστά (NPL, Κέρδη/Ενεργητικό, Tier 1) βελτιώνει κατά πολύ την επίδοση του δικτύου.

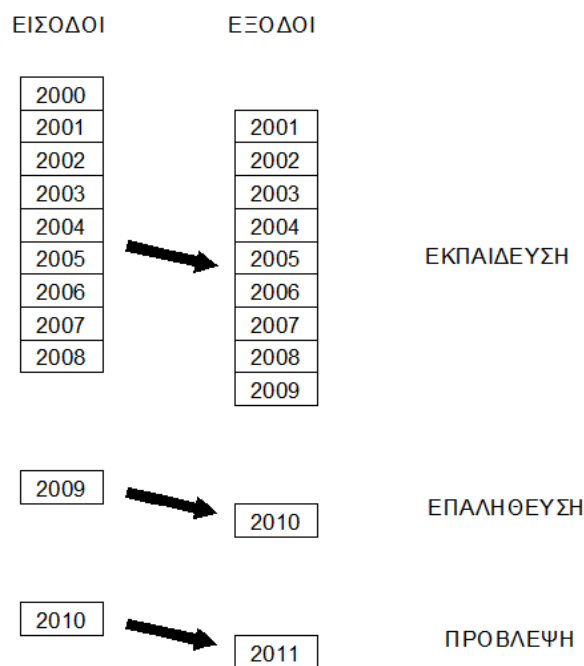
Η παραγωγή ποιοτικών προβλέψεων με τη χρήση ΤΝΔ εξαρτάται από πολλούς παράγοντες. Αφενός εξαρτάται από την επιλογή των κατάλληλων δεδομένων εκπαίδευσης του δικτύου, κάτι το οποίο αναλύεται σε προηγούμενο κεφάλαιο. Αφετέρου, εξαρτάται από την επιλογή ορισμένων παραμέτρων του δικτύου, οι οποίες είναι:

- Η αρχιτεκτονική του
- Η συνάρτηση εκπαίδευσής του
- Η συναρτήσεις ενεργοποίησης των νευρώνων του δικτύου
- Η συνάρτηση και ο ρυθμός μάθησής του
- Η χρήση ή μη της μεθόδου Early Stopping

6.2 ΒΕΛΤΙΣΤΗ ΕΠΙΛΟΓΗ ΣΤΟΙΧΕΙΩΝ ΤΝΔ

Τα στοιχεία των ΤΝΔ που υλοποιήθηκαν στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας επιλέχθηκαν με τέτοιο τρόπο ώστε να παρέχουν τα καλύτερα αποτελέσματα για το εκάστοτε δίκτυο. Η μέθοδος με την οποία ελέγχεται ποιες παράμετροι "ταιριάζουν" περισσότερο στο εκάστοτε δίκτυο είναι η εξής:

Τα διαθέσιμα δεδομένα χωρίζονται σε τρεις κατηγορίες. Τα δεδομένα από το 2000 (ή από το 2001 για τις 2 τράπεζες για τις οποίες δε διατίθενται δεδομένα για το 2000) μέχρι και το 2009 χρησιμοποιούνται καθαρά για την εκπαίδευση του δικτύου. Η επαλήθευση γίνεται με τα δεδομένα των ετών 2009-2010, ενώ τέλος η ζητούμενη πρόβλεψη για το 2011 γίνεται χρησιμοποιώντας τις παραμέτρους του 2010, του προηγούμενου δηλαδή έτους. Αυτή η διαδικασία φαίνεται σχηματικά παρακάτω:



Σχήμα 6: Σχεδίαση δικτύου

Λαμβάνοντας ως εισόδους τις παραμέτρους των ετών 2000-2008 και με βάση τις επιθυμητές εξόδους για τα έτη 2001-2009, το δίκτυο εκπαιδεύεται προσαρμόζοντας τα συναπτικά του βάρη με τέτοιο τρόπο ώστε για τα δεδομένα επαλήθευσης να επιτυγχάνει το ελάχιστο δυνατό μέσο τετραγωνικό σφάλμα. Έτσι δοκιμάζονται με τη σειρά όλες οι παράμετροι που επηρεάζουν την ακρίβεια των αποτελεσμάτων. Στη συνέχεια το δίκτυο χρησιμοποιώντας τις βέλτιστες παραμέτρους παράγει την πρόβλεψη για τα τέσσερα τρίμηνα του 2011, χρησιμοποιώντας τις παραμέτρους του 2010.

6.2.1 Βέλτιστη αρχιτεκτονική δικτύου

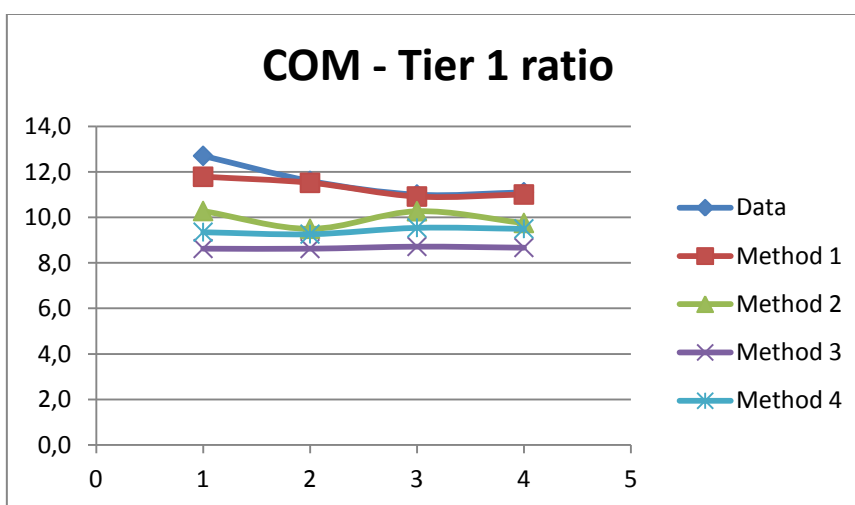
6.2.1.1 Επιλογή νευρώνων εισόδου

Η επιλογή των νευρώνων εισόδου για τη σχεδίαση του ΤΝΔ στα πλαίσια της εργασίας αποτελεί προϊόν διερεύνησης. Έγινε ο σχεδιασμός τεσσάρων διαφορετικών δικτύων, στα οποία χρησιμοποιήθηκαν ως νευρώνες εισόδου οι ακόλουθες παράμετροι:

- Το σύνολο των διαθέσιμων μακροοικονομικών και τραπεζικών παραμέτρων (περίπτωση 1)
- Το σύνολο των μακροοικονομικών και τραπεζικών παραμέτρων πλην των παραμέτρων NPL ratio, Κέρδη/Ενεργητικό και Tier 1 ratio (περίπτωση 2)
- Μόνο οι μακροοικονομικές παράμετροι (περίπτωση 3)
- Μόνο οι τραπεζικές παράμετροι (περίπτωση 4)

Σε καθεμία από τις τέσσερις αυτές περιπτώσεις αναζητήθηκαν τα βέλτιστα στοιχεία του εκάστοτε δικτύου. Τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων παρατίθενται στο παράρτημα Γ.

Στο ακόλουθο διάγραμμα παρουσιάζονται οι προβλέψεις του δείκτη Tier 1 της Commerzbank, με τη χρήση διαφορετικών νευρώνων εισόδου. Στον οριζόντιο άξονα είναι τα τέσσερα τρίμηνα του 2011 και στον κατακόρυφο η τιμή του δείκτη Tier 1 της γερμανικής τράπεζας. Παρατηρείται ότι η χρήση όλων των διαθέσιμων δεδομένων έχει ως αποτέλεσμα την παραγωγή καλύτερων προβλέψεων σε σχέση με την επιλογή διαφορετικών νευρώνων εισόδου. Αυτό παρατηρείται στους περισσότερους από τους εξεταζόμενους δείκτες.



Γράφημα 11: Αποτελέσματα ΤΝΔ για τις τέσσερις διαφορετικές εισόδους

Στους πίνακες που ακολουθούν παρουσιάζονται τα μέσα σφάλματα ανά τραπεζικό δείκτη για τα τέσσερα τρίμηνα του 2011 και για τις τέσσερις περιπτώσεις εισόδων

NPL ratio	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4
MAE	1,21	1,79	1,70	1,99
MSE	5,23	11,94	8,71	10,16
MAPE (%)	20,82	30,22	29,41	38,04

sMAPE (%)	24,92	39,97	36,65	52,55
-----------	-------	-------	-------	-------

Πίνακας 4: Σύγκριση μέσων σφαλμάτων για το δείκτη NPL για τις τέσσερις διαφορετικές περιπτώσεις νευρώνων εισόδου

Κέρδη/Ενεργητικό	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4
MAE	6,47	8,32	7,04	7,21
MSE	456,07	497,64	475,13	464,38

Πίνακας 5: Σύγκριση μέσων σφαλμάτων για το λόγο Κέρδη/Ενεργητικό για τις τέσσερις διαφορετικές περιπτώσεις νευρώνων εισόδου

Tier 1 ratio	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4
MAE	0,92	1,72	2,06	1,58
MSE	1,40	4,55	5,89	4,37
MAPE (%)	9,63	17,15	19,85	15,31
sMAPE (%)	9,61	18,18	22,33	16,92

Πίνακας 6: Σύγκριση μέσων σφαλμάτων για το δείκτη Tier 1 για τις τέσσερις διαφορετικές περιπτώσεις νευρώνων εισόδου

Είναι εμφανές ότι τα νευρωνικά δίκτυα με νευρώνες εισόδου το σύνολο των διαθέσιμων παραμέτρων (περίπτωση 1) παρουσιάζουν ανά δείκτη και συνολικά τη μεγαλύτερη ακρίβεια και γι' αυτό το λόγο για τη σχεδίαση των νευρωνικών δικτύων επιλέγονται οι ακόλουθοι νευρώνες εισόδου:

- Ακαθάριστο Εθνικό Προϊόν
- Ακαθάριστο Εγχώριο Προϊόν
- Δείκτης τιμών καταναλωτή
- Δείκτης τιμών βιομηχανικών παραγωγών
- Καθαρός δανεισμός χώρας
- Ποσοστό ανεργίας
- Ισοζύγιο τρεχουσών συναλλαγών
- Εισαγωγές αγαθών και υπηρεσιών
- Εξαγωγές αγαθών και υπηρεσιών
- Συναλλαγματική ισοτιμία νομίσματος
- Δείκτης μη-εξυπηρετούμενων δανείων (NPL ratio)
- Λόγος Κέρδη/Ενεργητικό
- Δείκτης κεφαλαιακής επάρκειας (Tier 1 ratio)
- Καταθέσεις πελατών
- Διατραπεζικές καταθέσεις
- Λόγος Δάνεια/Καταθέσεις
- Δείκτης αποδοτικότητας ιδίων κεφαλαίων (ROE)
- Ομόλογα

10 μακροοικονομικές
παραμέτροι

8 τραπεζικές
παραμέτροι

Σε ορισμένες τράπεζες για τις οποίες δεν υπήρχαν διαθέσιμα όλα τα άνωθεν τραπεζικά στοιχεία, χρησιμοποιήθηκαν για την κατασκευή του δικτύου μόνο εκείνα τα οποία βρέθηκαν στο διαδίκτυο. Γενικά, τα ΤΝΔ που δημιουργήθηκαν περιλαμβάνουν από 16 ως 18 νευρώνες εισόδου.

6.2.1.2 Επιλογή νευρώνων εξόδου

Όπως αναφέρθηκε και στην εισαγωγική ενότητα του παρόντος κεφαλαίου για τη βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων δεν υλοποιήθηκε ένα δίκτυο και για τους τρεις δείκτες που μας ενδιαφέρουν, αλλά ένα δίκτυο για κάθε δείκτη. Έτσι σε κάθε δίκτυο που σχεδιάστηκε υπάρχει ένας νευρώνας εξόδου. Οι νευρώνες εξόδου είναι:

- Ο δείκτης NPL
- Ο λόγος Κέρδη/Ενεργητικό
- Ο δείκτης Tier 1

6.2.1.3 Επίπεδα και αριθμός κρυμμένων νευρώνων

Για την επιλογή του αριθμού επιπέδων κρυμμένων νευρώνων αλλά και τον αριθμό των κρυμμένων νευρώνων ανά επίπεδο αναπτύχθηκε κώδικας, ο οποίος ελέγχει ποιος συνδυασμός κρυμμένων νευρώνων και συνάρτησης εκπαίδευσης ελαχιστοποιεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα. Ο κώδικας παρατίθεται στο παράρτημα της εργασίας.

Εξετάζεται η ακρίβεια των νευρωνικών δικτύων για την περίπτωση ενός ή δύο επιπέδων κρυμμένων νευρώνων. Στα πλαίσια της εργασίας εξετάζονται επιπλέον δειγματοληπτικά και δίκτυα τριών και τεσσάρων επιπέδων, τα οποία παρατηρείται ότι έχουν χειρότερες επιδόσεις από εκείνα των δύο επιπέδων. Όσον αφορά στον αριθμό των κρυμμένων νευρώνων ανά επίπεδο, εξετάζονται όλοι οι δυνατοί συνδυασμοί με μέγιστο όριο τους 30 νευρώνες ανά επίπεδο και με βήμα 5 νευρώνων για λόγους μείωσης του υπολογιστικού χρόνου των προσομοιώσεων.

Τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων δείχνουν ότι προτιμώνται σε όλες τις περιπτώσεις νευρωνικά δίκτυα δύο κρυμμένων επιπέδων. Ο μέσος αριθμός νευρώνων που προτιμάται είναι 17 για το πρώτο επίπεδο και 15 για το δεύτερο.

6.2.2 Βέλτιστη συνάρτηση ενεργοποίησης νευρώνων εξόδου

Για λόγους μείωσης του χρόνου των προσομοιώσεων εξετάζεται η βέλτιστη συνάρτηση ενεργοποίησης μόνο για το επίπεδο των νευρώνων εξόδου. Για τα υπόλοιπα επίπεδα χρησιμοποιείται η συνάρτηση ενεργοποίησης *tansig*, η οποία είναι και η προεπιλεγμένη συνάρτηση του Matlab.

Για το επίπεδο των νευρώνων εξόδου γίνεται η διερεύνηση για τη βέλτιστη συνάρτηση ενεργοποίησης εξόδου μεταξύ των παρακάτω συναρτήσεων ενεργοποίησης:

- purelin
- logsig
- tansig

Η hardlim δεν εξετάζεται διότι δεν οδηγεί σε καλά αποτελέσματα. Υστερεί έναντι των άλλων στο ότι δεν είναι διαφορίσιμη στο μηδέν. Σε ορισμένα, μάλιστα, από τα δίκτυα στα οποία χρησιμοποιήθηκε δειγματοληπτικά η προσομοίωση δεν άρχισε καθώς οι τυχαίες αρχικοποιημένες τιμές οδηγούσαν σε καλύτερα αποτελέσματα.

Από τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων φαίνεται ότι η συνάρτηση ενεργοποίησης που επιλέγεται τις περισσότερες φορές στο δείγμα των 18 νευρωνικών δικτύων που σχεδιάστηκαν είναι η logsig, ενώ ακολουθούν οι tansig και purelin. Είναι λογικό η logsig να παράγει γενικά καλύτερα αποτελέσματα διότι η κανονικοποίηση των δεδομένων πριν την είσοδό τους στο δίκτυο έγινε στο διάστημα [0,1]. Η επιλογή των συναρτήσεων tansig, purelin θα ήταν ίσως καταλληλότερη αν η κανονικοποίηση των δεδομένων γινόταν στο διάστημα [-1,1]. Στον πίνακα που ακολουθεί φαίνεται σε πόσα δίκτυα επιλέγεται η κάθε συνάρτηση.

Συνάρτηση ενεργοποίησης	
purelin	2
logsig	10
tansig	6

Πίνακας 7: Αριθμός δικτύων στα οποία επιλέγεται η εκάστοτε συνάρτηση ενεργοποίησης

6.2.3 Βέλτιστη συνάρτηση εκπαίδευσης

Για την εύρεση της βέλτιστης συνάρτησης εκπαίδευσης γίνεται διερεύνηση ανάμεσα στις συναρτήσεις traingd, traingdx, traingda και trainlm. Οι traingdx και trainlm είναι οι συναρτήσεις που επιλέγονται περισσότερο για την ανάπτυξη των δικτύων, κάτι που φαίνεται και στον ακόλουθο πίνακα.

Συνάρτηση εκπαίδευσης	
traingd	1
traingda	4
traingdx	7
trainlm	6

Πίνακας 8: Αριθμός δικτύων στα οποία επιλέγεται η εκάστοτε συνάρτηση εκπαίδευσης

Η συνάρτηση traingd δε χρησιμοποιείται πολύ καθώς οι traingda και traingdx παράγουν καλύτερα αποτελέσματα, κάτι που αναδεικνύει τη σημαντικότητα του προσαρμοζόμενου ρυθμού μάθησης καθώς και του όρου της ορμής. Ο αλγόριθμος των Levenberg-Marquardt (trainlm) έχει, επίσης, καλή επίδοση σε πολλά δίκτυα.

Οι συναρτήσεις εκπαίδευσης επιλέγονται σε συνδυασμό με την αρχιτεκτονική του δικτύου καθώς επηρεάζονται από αυτήν.

6.2.4 Βέλτιστη συνάρτηση μάθησης και ρυθμός μάθησης

Από τις συναρτήσεις `learngd` και `learngdm` δεν υπάρχει κάποια η οποία να επιλέγεται

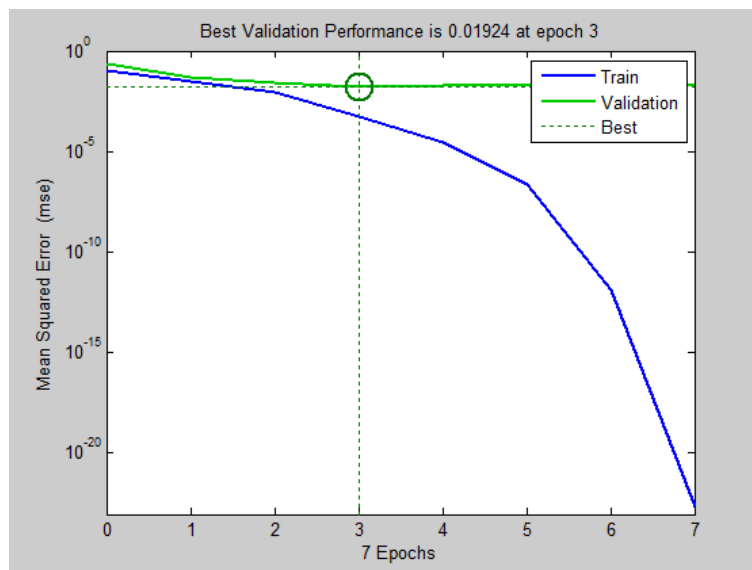
Συνάρτηση μάθησης	
<code>learngd</code>	10
<code>learngdm</code>	8

Πίνακας 9: Αριθμός δικτύων στα οποία επιλέγεται η εκάστοτε συνάρτηση μάθησης

Ο ρυθμός μάθησης δεν επηρεάζει σημαντικά την ακρίβεια του δικτύου και γι' αυτό το λόγο δε γίνεται διερεύνηση για την επιλογή της βέλτιστης τιμής του. Χρησιμοποιείται η προεπιλεγμένη τιμή του από την εκάστοτε συνάρτηση εκπαίδευσης.

6.2.5 Αριθμός εποχών

Ο μέγιστος αριθμός εποχών επιλέγεται να είναι 300. Ωστόσο, σε πολύ λίγες περιπτώσεις τα δίκτυα που σχεδιάζονται πλησιάζουν σε αυτό τον αριθμό εποχών, λόγω της μεθόδου `Early Stopping`. Ένα παράδειγμα διακοπής της εκπαίδευσης του δικτύου φαίνεται στο ακόλουθο διάγραμμα. Στο συγκεκριμένο δίκτυο παρατηρείται κατά την 3^η εποχή η βέλτιστη επίδοση στα δεδομένα επαλήθευσης. Μέχρι την 3^η εποχή η επίδοσή του συνεχώς βελτιώνεται, ενώ μετά από αυτή η επίδοση του αρχίζει να μειώνεται σταδιακά.



Σχήμα 7: Επίδραση αριθμού εποχών και `Early Stopping`

Στον πίνακα της επόμενης σελίδας φαίνονται συγκεντρωτικά τα βέλτιστα στοιχεία για το κάθε νευρωνικό δίκτυο που σχεδιάστηκε:

Τραπεζικός δείκτης	Learning Function	Training Function	Transfer Function	Architecture	MSE
BES - NPL	learngd	traingdx	logsig	[15,30]	0,0154
BES - Κ/Ε	learnadm	traingdx	tansig	[10,25]	0,0067
BES - Tier 1	learnadm	traingda	logsig	[15,15]	0,0545
COM - NPL	learnadm	traingda	logsig	[25,20]	0,0330
COM - Κ/Ε	learnadm	traingdx	logsig	[10,5]	0,0004
COM - Tier 1	learngd	traingd	logsig	[15,10]	0,0299
MPS - NPL	learngd	trainlm	tansig	[5,5]	0,0119
MPS - Κ/Ε	learngd	trainlm	logsig	[5,20]	0,0011
MPS - Tier 1	learngd	trainlm	purelin	[5,25]	0,0087
NBG - NPL	learnadm	trainlm	tansig	[30,20]	0,0074
NBG - Κ/Ε	learngd	traingda	tansig	[25,10]	0,0001
NBG - Tier 1	learngd	trainlm	logsig	[25,20]	0,0137
NOR - NPL	learnadm	traingdx	logsig	[30,5]	0,0227
NOR - Κ/Ε	learngd	traingdx	tansig	[25,5]	0,0019
NOR - Tier 1	learnadm	traingda	logsig	[10,10]	0,0110
SAN - NPL	learngd	trainlm	purelin	[15,10]	0,0004
SAN - Κ/Ε	learnadm	traingdx	tansig	[15,25]	0,0982
SAN - Tier 1	learngd	traingdx	logsig	[25,5]	0,0217

Πίνακας 10: Βέλτιστα στοιχεία των ΤΝΔ ανά δείκτη

6.3 ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΤΝΔ

6.3.1 Κανονικοποίηση δεδομένων

Πριν την εισαγωγή τους στο ΤΝΔ τα διαθέσιμα δεδομένα κανονικοποιούνται στο διάστημα [0,1]. Η κανονικοποίηση γίνεται με τη χρήση της ακόλουθης σχέσης:

$$Y_{\text{καν}} = \frac{Y - Y_{\text{min}}}{Y_{\text{max}} - Y_{\text{min}}}$$

όπου:

- Y : η τιμή προς κανονικοποίηση
- $Y_{\text{καν}}$: η κανονικοποιημένη τιμή
- Y_{max} : η μέγιστη τιμή της κάθε χρονοσειράς
- Y_{min} : η ελάχιστη τιμή της κάθε χρονοσειράς

Η κανονικοποίηση των δεδομένων επιτυγχάνει τη βελτίωση της επίδοσης των ΤΝΔ.

6.3.2 Εύρεση βέλτιστων παραμέτρων

Τα κανονικοποιημένα δεδομένα φορτώνονται στο Matlab στους ακόλουθους πίνακες:

- TrainData: Έχει διαστάσεις από 36x15 ως 36x18, ανάλογα με τον αριθμό των διαθέσιμων δεδομένων για την κάθε τράπεζα (ή 32x15 ως 32x18 για τις τράπεζες που δεν υπάρχουν δεδομένα για το 2000). Περιέχει τα δεδομένα των ετών 2000-2008 που χρησιμοποιούνται ως είσοδοι.
- TrainTargets: Περιέχει τις τρεις εξόδους (NPL ratio, Κέρδη/Ενεργητικό, Tier 1 ratio) των ετών 2001-2009. Η διάστασή του είναι 36x1 (ή 32x1 για την MPS και την BES, για τις οποίες δεν υπάρχουν στοιχεία για το 2000). Μαζί με τον πίνακα TrainData χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του εκάστοτε δικτύου.
- TestData: Αποτελείται από τα δεδομένα εισόδου του έτους 2009. Η διάστασή του είναι από 4x15 ως 4x18, ανάλογα με τα διαθέσιμα δεδομένα για την κάθε τράπεζα.
- TestTargets: Έχει διάσταση 4x1 και αποτελείται από τα δεδομένα εξόδου του 2010 (NPL ratio, Κέρδη/Ενεργητικό, Tier 1 ratio ξεχωριστά σε κάθε δίκτυο). Μαζί με τον πίνακα TestData περιέχουν τα δεδομένα επαλήθευσης του εκάστοτε δικτύου.
- Input: Αποτελείται από τα δεδομένα εισόδου του έτους 2010, τα οποία χρησιμοποιούνται για την παραγωγή προβλέψεων του έτους 2011. Η διάστασή του είναι από 4x15 ως 4x18, ανάλογα με τα διαθέσιμα δεδομένα για την κάθε τράπεζα.

Εκτός αυτών των πινάκων, δημιουργείται και ο πίνακας Output διαστάσεων 4x1 για την εξαγωγή των αποτελεσμάτων του δικτύου. Όλοι οι παραπάνω πίνακες αναστρέφονται για την εισαγωγή τους στο δίκτυο.

Στη συνέχεια δημιουργούνται διαφορετικά δίκτυα για τη διερεύνηση των βέλτιστων στοιχείων για τις διαφορετικές περιπτώσεις (cases) στοιχείων. Με βάση τα στοιχεία που ελαχιστοποιούν το μέσο τετραγωνικό σφάλμα για τα δεδομένα επαλήθευσης επιλέγονται οι βέλτιστες για το εκάστοτε δίκτυο συναρτήσεις μάθησης, εκπαίδευσης, ενεργοποίησης καθώς και η βέλτιστη αρχιτεκτονική του, οι οποίες αποθηκεύονται στις ακόλουθες θέσεις:

- best_LearningFunction
- best_TrainingFunction
- best_TransferFunction
- best_arch

6.3.3 Δημιουργία δικτύου και εξαγωγή αποτελεσμάτων

Αφού έχει γίνει η διερεύνηση για τα βέλτιστα στοιχεία του εκάστοτε δικτύου, δημιουργείται το δίκτυο μέσω της εντολής newff:

```
net = newff(TrainData, TrainTargets, best_arch, {'tansig','tansig',best_TransferFunction},  
best_TrainingFunction, best_LearningFunction)
```

Με αυτό τον τρόπο επιτυγχάνεται η χρήση των βέλτιστων στοιχείων για το εκάστοτε δίκτυο. Γενικά, αν δεν ορισθεί κάποιο από αυτά τα στοιχεία το Matlab χρησιμοποιεί τις προεπιλεγμένες συναρτήσεις.

Στη συνέχεια γίνεται η εκπαίδευση του δικτύου μέσω της εντολής:

```
net = train(net,TrainData,TrainTargets)
```

Χρησιμοποιείται, επίσης, η μέθοδος Early Stopping καθώς το 80% των δεδομένων χρησιμοποιούνται για εκπαίδευση και το υπόλοιπο 20% για έλεγχο. Αυτό γίνεται μέσω των εντολών:

```
net.divideParam.trainRatio = 0.8
```

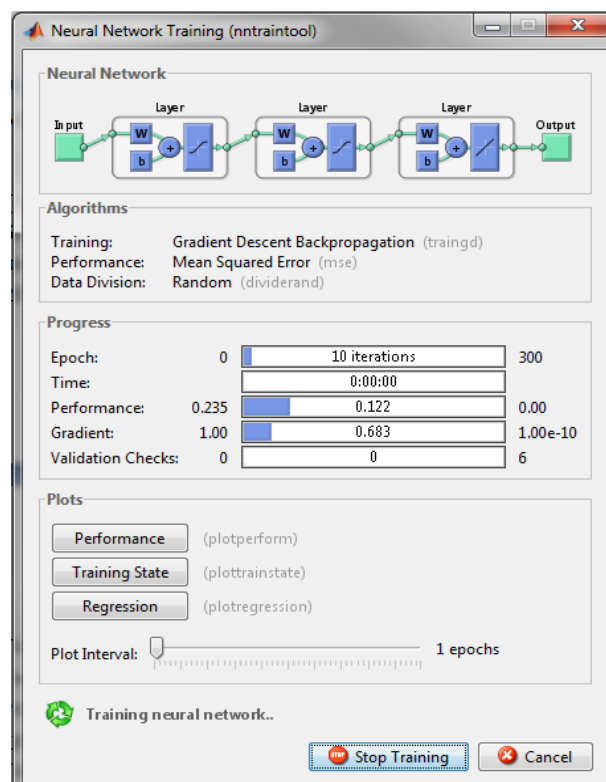
```
net.divideParam.valRatio = 0.2
```

Τέλος, τα αποτελέσματα αποθηκεύονται στον πίνακα Output μέσω της εντολής:

```
Output = sim(net,Input)
```

Επειδή τα αποτελέσματα της εφαρμογής των ΤΝΔ διαφέρουν μεταξύ τους ως τιμή πρόβλεψης λαμβάνεται ο μέσος όρος τριών διαδοχικών προσομοιώσεων του εκάστοτε ΤΝΔ. Έπειτα, οι κανονικοποιημένες τιμές που προκύπτουν λαμβάνουν την πραγματική τους τιμή σύμφωνα με τη σχέση:

$$Y = Y_{\text{καν}} * (Y_{\text{max}} - Y_{\text{min}}) + Y_{\text{min}}$$



Σχήμα 8: ΤΝΔ στο περιβάλλον του Matlab

Οι κώδικες τόσο για την επιλογή των βέλτιστων στοιχείων των ΤΝΔ όσο και για την κατασκευή τους παρατίθενται στο παράρτημα Δ.

Περιεχόμενα 7^{ου} κεφαλαίου

7.1 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ.....	97
7.1.1 Αποτελέσματα για το δείκτη NPL.....	97
7.1.2 Αποτελέσματα για το δείκτη Κέρδη/Ενεργητικό	98
7.1.3 Αποτελέσματα για το δείκτη Tier 1.....	99
7.1.4 Ενδεικτικά γραφήματα.....	99
7.2 ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ	102
7.3 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	104
7.4 ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΠΡΟΕΚΤΑΣΕΙΣ	106

7. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ, ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ & ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΠΡΟΕΚΤΑΣΕΙΣ

7.1 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Στην αρχή του παρόντος κεφαλαίου παρατίθενται τα αποτελέσματα των μεθόδων πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν στα πλαίσια της διπλωματικής εργασίας. Επειδή η παρουσίαση των αποτελεσμάτων ανά τράπεζα θα απαιτούσε πολύ περισσότερους πίνακες, προκαλώντας ταυτόχρονα σύγχυση στον αναγνώστη και δυσκολία στη σύγκριση των μεθόδων, κρίθηκε καλύτερο τα αποτελέσματα να καταταχθούν ανά τραπεζικό δείκτη.

7.1.1 Αποτελέσματα για το δείκτη NPL

Τράπεζα	Τρίμηνο	Data	NAÏVE	SES	HOLT	DES	THETA	ANN
BES	2011 Q1	2,17	2,02	2,02	2,13	2,13	2,15	1,52
	2011 Q2	2,35	2,01	2,01	2,24	2,24	2,14	1,51
	2011 Q3	2,60	2,01	2,01	2,36	2,36	2,14	1,52
	2011 Q4	2,74	1,95	1,95	2,39	2,39	2,07	1,51
COM	2011 Q1	3,05	3,04	3,04	3,11	3,11	3,12	2,84
	2011 Q2	3,00	3,08	3,08	3,22	3,22	3,16	2,84
	2011 Q3	2,97	3,10	3,10	3,32	3,32	3,18	2,84
	2011 Q4	2,85	3,05	3,05	3,33	3,33	3,12	2,84
MPS	2011 Q1	3,62	3,48	3,48	3,59	3,59	3,60	3,03
	2011 Q2	3,85	3,46	3,46	3,66	3,59	3,60	3,02
	2011 Q3	4,07	3,50	3,50	3,79	3,63	3,66	3,01
	2011 Q4	4,39	3,51	3,51	3,90	3,64	3,69	3,01
NBG	2011 Q1	8,60	8,48	8,27	8,87	8,88	8,88	6,15
	2011 Q2	9,50	8,51	8,30	9,63	8,91	8,93	6,35
	2011 Q3	10,20	9,02	8,80	10,99	9,45	9,50	6,84
	2011 Q4	16,10	8,40	8,20	10,95	8,80	8,87	6,65
NOR	2011 Q1	1,41	1,46	1,46	1,50	1,50	1,55	1,28
	2011 Q2	1,36	1,51	1,51	1,58	1,58	1,60	1,29
	2011 Q3	1,35	1,52	1,52	1,62	1,62	1,61	1,28
	2011 Q4	1,39	1,46	1,46	1,59	1,59	1,55	1,28
SAN	2011 Q1	3,61	3,64	3,64	3,60	3,66	3,95	3,10
	2011 Q2	3,78	3,59	3,59	3,68	3,61	3,91	3,25
	2011 Q3	3,86	3,73	3,73	3,96	3,76	4,07	3,45
	2011 Q4	3,89	3,55	3,55	3,89	3,57	3,87	3,31

Πίνακας 11: Αποτελέσματα των μεθόδων πρόβλεψης για το δείκτη NPL όλων των τραπεζών

Στη στήλη "Data" αναγράφονται τα πραγματικά δεδομένα, ενώ στις έξι επόμενες στήλες παρουσιάζονται τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή των διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν στα πλαίσια της διπλωματικής εργασίας. Έτσι για παράδειγμα για το δείκτη μη-εξυπηρετούμενων δανείων (NPL ratio) της Εθνικής Τράπεζας της Ελλάδος τόσο τα πραγματικά δεδομένα όσο και τα αποτελέσματα των μεθόδων πρόβλεψης για τα τέσσερα τρίμηνα του 2011 παρουσιάζονται στις γραμμές 14-17. Η σύγκριση των διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν γίνεται στην επόμενη ενότητα (7.2).

7.1.2 Αποτελέσματα για το λόγο Κέρδη/Ενεργητικό

Τράπεζα	Τρίμηνο	Data	NAÏVE	SES	HOLT	DES	THETA	ANN
BES	2011 Q1	0,754	1,220	1,652	1,542	2,218	1,604	2,009
	2011 Q2	1,186	1,178	1,596	1,466	2,076	1,555	1,922
	2011 Q3	-0,220	0,840	1,138	1,028	1,460	1,111	2,127
	2011 Q4	-3,073	1,256	1,702	1,513	2,173	1,667	1,977
COM	2011 Q1	1,448	0,151	-0,013	0,235	0,247	-0,025	0,110
	2011 Q2	0,078	0,700	-0,061	1,593	1,465	-0,119	0,018
	2011 Q3	-0,899	0,287	-0,025	0,862	0,654	-0,051	-0,109
	2011 Q4	0,527	0,367	-0,032	1,368	0,863	-0,068	-0,283
MPS	2011 Q1	0,604	2,245	1,039	2,250	2,251	0,981	0,378
	2011 Q2	0,497	1,437	0,665	1,965	1,697	0,626	0,377
	2011 Q3	0,166	1,479	0,684	2,563	1,932	0,642	0,379
	2011 Q4	-19,464	2,573	1,191	5,399	3,587	1,114	0,378
NBG	2011 Q1	-0,220	0,239	-0,250	-0,813	-0,810	-0,507	2,015
	2011 Q2	-11,073	0,201	-0,210	-0,843	-0,681	-0,458	2,496
	2011 Q3	-1,709	0,199	-0,208	-0,994	-0,674	-0,486	2,336
	2011 Q4	-99,200	0,162	-0,169	-0,940	-0,550	-0,422	2,337
NOR	2011 Q1	1,265	1,340	1,185	1,044	1,747	1,125	1,221
	2011 Q2	1,180	1,468	1,298	1,154	1,914	1,230	1,217
	2011 Q3	0,605	1,373	1,215	1,089	1,790	1,147	1,055
	2011 Q4	1,097	1,326	1,173	1,060	1,729	1,105	1,130
SAN	2011 Q1	1,744	1,864	1,721	1,717	1,716	1,657	1,487
	2011 Q2	1,131	2,020	1,865	1,834	1,850	1,798	1,433
	2011 Q3	1,442	1,891	1,746	1,692	1,726	1,686	1,416
	2011 Q4	1,372	1,726	1,593	1,521	1,572	1,541	1,383

Πίνακας 12: Αποτελέσματα των μεθόδων πρόβλεψης για το λόγο Κέρδη/Ενεργητικό όλων των τραπεζών

7.1.3 Αποτελέσματα για το δείκτη Tier 1

Τράπεζα	Τρίμηνο	Data	NAÏVE	SES	HOLT	DES	THETA	ANN
BES	2011 Q1	8,8	8,6	8,5	8,6	8,6	8,7	7,8
	2011 Q2	9,2	9,1	9,0	9,1	9,1	9,2	7,6
	2011 Q3	9,0	9,0	8,9	9,0	8,9	9,1	7,7
	2011 Q4	9,4	8,8	8,7	8,9	8,8	8,9	7,6
COM	2011 Q1	12,7	11,5	11,1	11,3	11,3	11,5	11,8
	2011 Q2	11,6	11,5	11,1	11,4	11,3	11,5	11,5
	2011 Q3	11,0	11,6	11,2	11,6	11,4	11,6	10,9
	2011 Q4	11,1	11,9	11,5	12,1	11,7	12,0	11,0
MPS	2011 Q1	9,1	8,4	8,4	8,5	8,5	8,7	9,9
	2011 Q2	8,9	8,3	8,3	8,5	8,4	8,6	9,9
	2011 Q3	11,1	8,4	8,4	8,7	8,5	8,7	9,9
	2011 Q4	11,1	8,4	8,4	8,8	8,5	8,7	9,8
NBS	2011 Q1	12,9	12,9	12,0	12,0	12,0	12,3	11,1
	2011 Q2	11,2	13,0	12,1	12,1	12,1	12,4	10,8
	2011 Q3	10,7	13,9	12,9	12,9	12,9	13,2	10,7
	2011 Q4	7,2	13,1	12,2	12,1	12,2	12,5	10,7
NOR	2011 Q1	10,0	9,6	9,6	9,8	9,8	9,9	9,3
	2011 Q2	10,2	9,9	9,9	10,2	10,2	10,2	9,3
	2011 Q3	10,0	10,0	10,0	10,4	10,4	10,3	9,3
	2011 Q4	10,1	9,8	9,8	10,3	10,3	10,1	9,3
SAN	2011 Q1	10,9	10,0	9,9	10,0	10,0	10,2	10,4
	2011 Q2	10,4	10,0	9,9	10,0	10,0	10,2	10,3
	2011 Q3	10,7	10,0	9,9	9,9	9,9	10,2	10,2
	2011 Q4	11,0	10,0	10,0	9,9	10,0	10,2	10,3

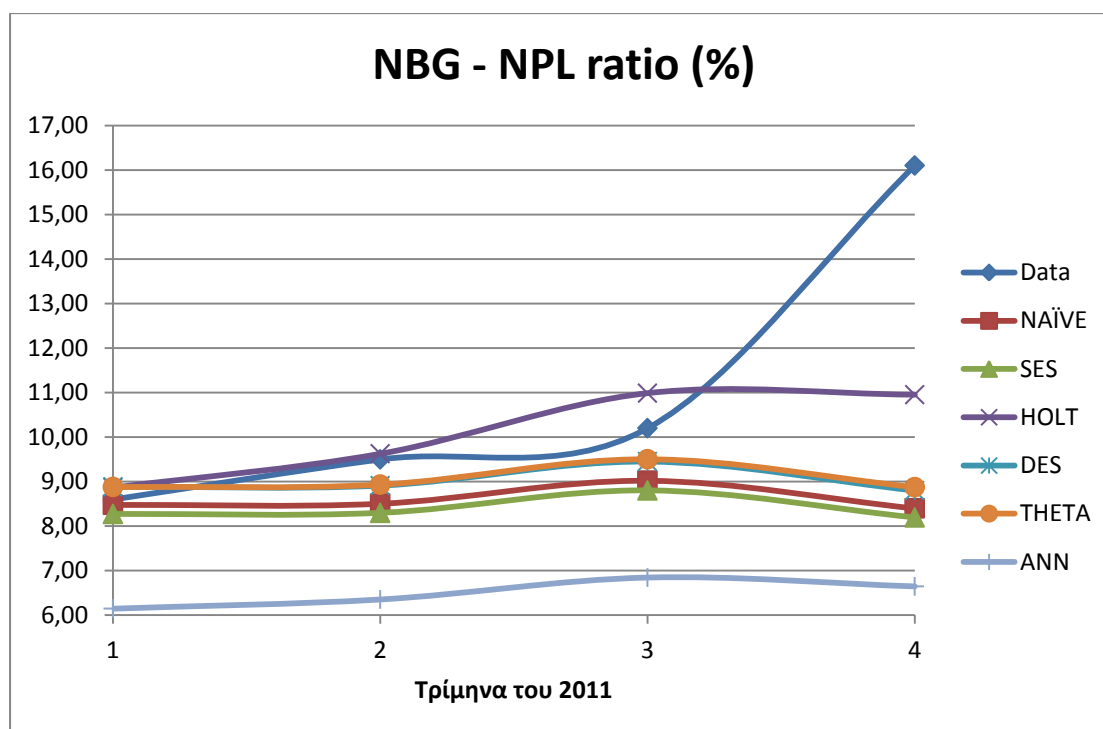
Πίνακας 13: Αποτελέσματα των μεθόδων πρόβλεψης για το δείκτη Tier 1 όλων των τραπεζών

7.1.4 Ενδεικτικά γραφήματα

Επειδή ο αριθμός των υπό πρόβλεψη δεικτών είναι μεγάλος και δεν υπάρχει ιδιαίτερο νόημα παρουσίασης του συνόλου των δεικτών παρουσιάζονται ενδεικτικά μόνο μερικά διαγράμματα από τα οποία εξάγονται ορισμένα χρήσιμα συμπεράσματα.

Αρχικά παρουσιάζεται ο δείκτης μη-εξυπηρετούμενων δανείων (NPL ratio) της Εθνικής Τράπεζας της Ελλάδος. Ο δείκτης NPL της ΕΤΕ παρουσιάζει μια συνεχή αύξηση από το 3^ο τρίμηνο του 2008. Η αύξηση αυτή γίνεται ιδιαίτερα απότομη από το 3^ο στο 4^ο τρίμηνο του 2011, κάτι που φαίνεται και στο γράφημα της επόμενης σελίδας. Ο δείκτης αυτός παρατίθεται ως παράδειγμα της αδυναμίας των μεθόδων πρόβλεψης να "εντοπίσουν" μία τόσο απότομη μεταβολή μιας χρονοσειράς. Χαρακτηριστικό είναι ότι η μέθοδος των ΤΝΔ αποτυγχάνει στην πρόβλεψή του δείκτη αυτού παρουσιάζοντας σφάλμα MAPE ίσο με 31.5%, αλλά ακόμα και η μέθοδος Holt, η οποία αποτελεί τη βέλτιστη μέθοδο πρόβλεψης

για τη δεδομένη χρονοσειρά έχει σφάλμα MAPE ίσο με 11%, κάτι που οφείλεται κατά κύριο λόγο στην αδυναμία της πρόβλεψης της τιμής του δείκτη για το 4^ο τρίμηνο του 2011.

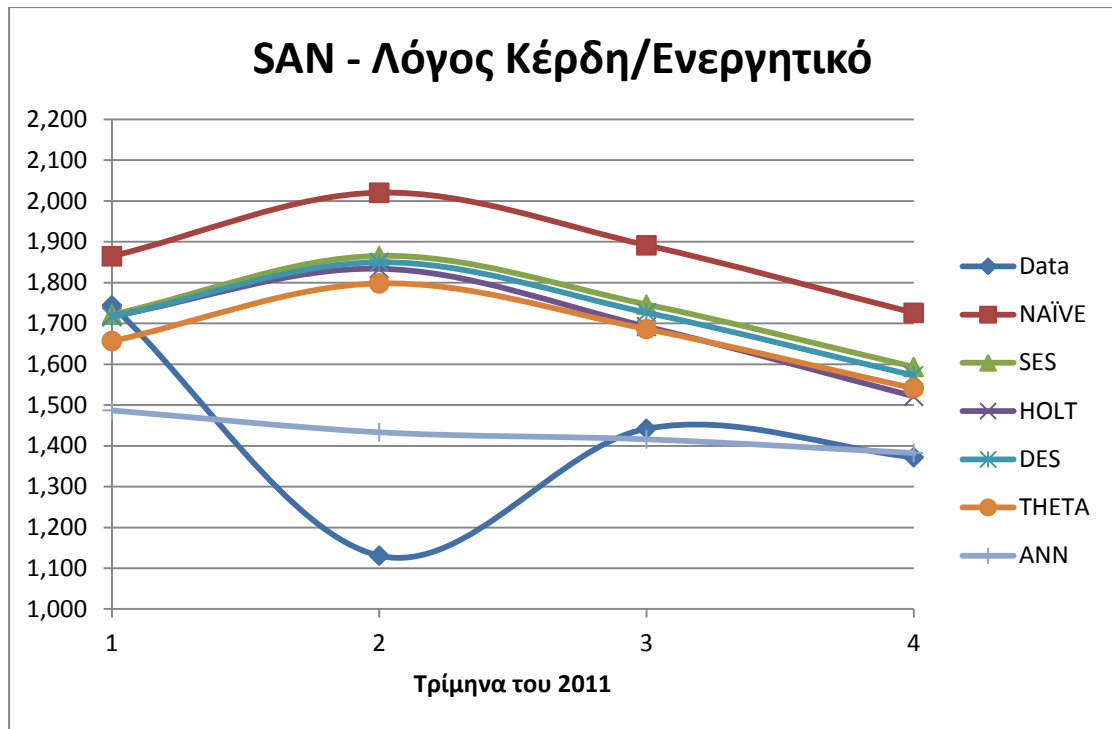


Γράφημα 12: Προβλέψεις με όλες τις μεθόδους για το δείκτη NPL της Εθνικής Τράπεζας της Ελλάδος

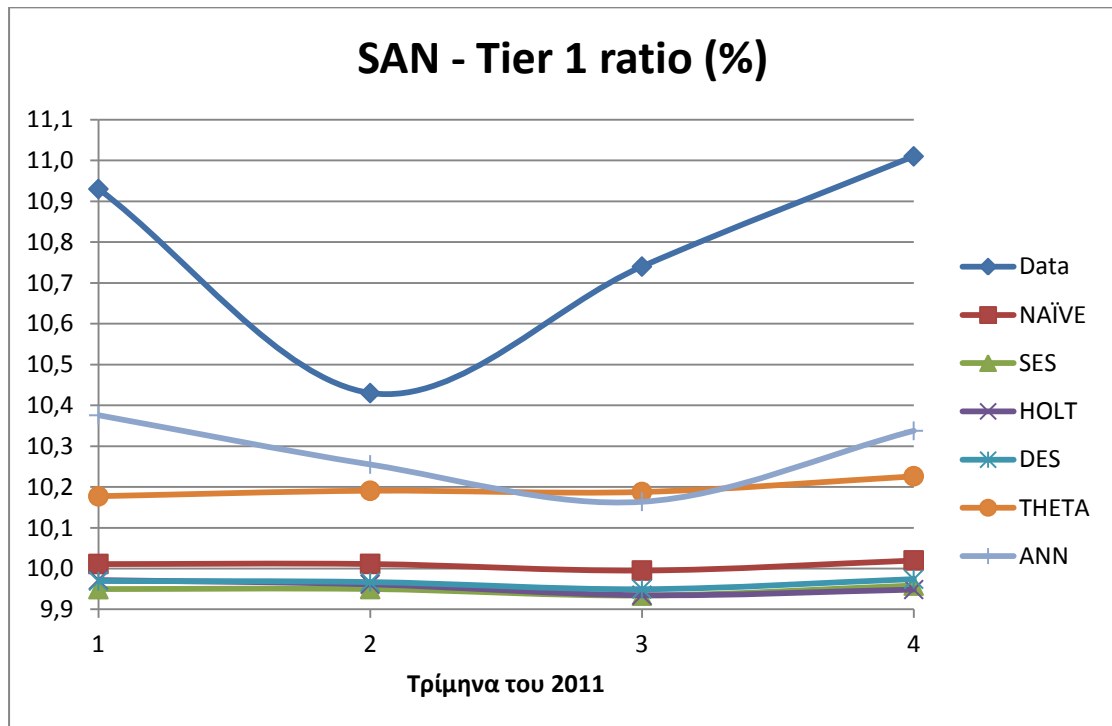
Στην επόμενη σελίδα παρατίθενται δύο διαγράμματα που παρουσιάζουν τις τιμές των μεθόδων πρόβλεψης για το λόγο Κέρδη/Ενεργητικό και για το δείκτη κεφαλαιακής επάρκειας (Tier 1) της τράπεζας Santander. Και στις δύο περιπτώσεις η μέθοδος των ΤΝΔ παράγει πολύ καλές προβλέψεις.

Αφενός για το λόγο Κέρδη/Ενεργητικό παρατηρείται ότι τα ΤΝΔ καταφέρνουν να προβλέψουν τη μείωση του λόγου για το έτος 2011, αν και δεν μπορούν να ακολουθήσουν τη μεγάλη διακύμανση του 2^{ου} τριμήνου. Αποτελούν, μάλιστα, τη βέλτιστη μέθοδο πρόβλεψης με MAPE 11.0%. Αυτό δεν ισχύει και για τους λόγους Κέρδη/Ενεργητικό των υπολοίπων τραπεζών, για τις οποίες τα νευρωνικά δίκτυα παράγουν τις χειρότερες μεταξύ όλων των μεθόδων.

Όσον αφορά στην πρόβλεψη του δείκτη Tier 1 της Santander, όπως και για την πλειονότητα των δεικτών Tier 1 των υπό μελέτη τραπεζών, τα ΤΝΔ αποτελούν τη βέλτιστη μέθοδο πρόβλεψης. Αυτό φαίνεται και στο αντίστοιχο διάγραμμα, στο οποίο μάλιστα παρατηρείται και το γεγονός ότι η μέθοδος των νευρωνικών δικτύων "ακολουθεί" κατά κάποιο τρόπο τις διακυμάνσεις του δείκτη.



Γράφημα 13: Προβλέψεις με όλες τις μεθόδους για το λόγο Κέρδη/Ενεργητικό της τράπεζας Santander



Γράφημα 14: Προβλέψεις με όλες τις μεθόδους για το δείκτη Tier 1 της τράπεζας Santander

7.2 ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Μετά την παρουσίαση των αποτελεσμάτων γίνεται η σύγκριση μεταξύ των μεθόδων, έτσι ώστε να προσδιορισθεί η βέλτιστη μέθοδος πρόβλεψης. Για τη σύγκριση των μεθόδων πρόβλεψης χρησιμοποιούνται οι στατιστικοί δείκτες σφάλματος που περιγράφονται στην ενότητα 3.5.

Μια πρώτη σύγκριση γίνεται προσδιορίζοντας τη βέλτιστη μέθοδο ανά τραπεζικό δείκτη και ανά τράπεζα, όπως αυτή προκύπτει από τη σύγκριση των σφαλμάτων MAE, MSE, MAPE και sMAPE. Στην επόμενη σελίδα παρουσιάζονται οι σχετικοί πίνακες. Η βέλτιστη μέθοδος για κάθε δείκτη αναγράφεται στην αντίστοιχη στήλη και στις τέσσερις τελευταίες στήλες παρουσιάζονται τα σφάλματα της κάθε μεθόδου.

NPL ratio (%)					
Τράπεζα	Βέλτιστη μέθοδος	MAE	MSE	MAPE (%)	sMAPE (%)
BES	Holt, DES	0,019	0,049	7,19	7,55
COM	Naïve, SES	0,105	0,016	3,58	3,49
MPS	Holt	0,245	0,088	5,89	6,15
NBG	Holt	1,583	6,801	11,04	12,47
NOR	ANN	0,096	0,010	6,92	7,18
SAN	Holt	0,051	0,005	1,34	1,34

Πίνακας 14: Βέλτιστες μέθοδοι πρόβλεψης ανά τράπεζα για το δείκτη NPL

Κέρδη/Ενεργητικό (x10 ³)					
Τράπεζα	Βέλτιστη μέθοδος	MAE	MSE	MAPE (%)	sMAPE (%)
BES	Naïve	1,466	1,860	-	-
COM	ANN	0,749	0,768	-	-
MPS	ANN	5,100	98,449	-	-
NBG	Holt	27,450	2440,130	-	-
NOR	ANN	0,141	0,052	20,98	15,93
SAN	ANN	0,049	0,040	11,02	10,52

Πίνακας 15: Βέλτιστες μέθοδοι πρόβλεψης ανά τράπεζα για το λόγο Κέρδη/Ενεργητικό

Tier 1 ratio (%)					
Τράπεζα	Βέλτιστη μέθοδος	MAE	MSE	MAPE (%)	sMAPE (%)
BES	Theta	0,174	0,065	1,88	1,92
COM	ANN	0,298	0,218	2,42	2,49
MPS	ANN	1,064	1,162	10,54	10,62
NBG	ANN	1,448	3,959	16,75	14,65
NOR	Theta	0,108	0,027	1,08	1,07
SAN	ANN	0,495	0,281	4,56	4,68

Πίνακας 16: Βέλτιστες μέθοδοι πρόβλεψης ανά τράπεζα για το δείκτη Tier 1

Για το λόγο Κέρδη/Ενεργητικό δεν αναγράφονται τα σφάλματα MAPE και sMAPE των τραπεζών BES, Commerzbank, MPS και NBG διότι οι τράπεζες αυτές παρουσιάζουν αρνητικά κέρδη σε τουλάχιστον ένα από τα τρίμηνα του 2011, συνεπώς και ο λόγος Κέρδη/Ενεργητικό γίνεται αρνητικός για τουλάχιστον μία περίοδο.

Από το σύνολο των 18 δεικτών (3 δείκτες για την καθεμία από τις 6 τράπεζες) παρατηρείται ότι:

- Η μέθοδος των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ΤΝΔ ή ANN) είναι η βέλτιστη μέθοδος για την πρόβλεψη των 9 (δηλαδή των μισών) δεικτών.
- Η μέθοδος Holt παράγει τα καλύτερα αποτελέσματα σε 5 δείκτες και κυρίως στην πρόβλεψη του δείκτη μη-εξυπηρετούμενων δανείων (NPL ratio). Στο δείκτη NPL της BES, μάλιστα, η μέθοδος Holt ταυτίζεται με τη μέθοδο DES.
- Η μέθοδος Theta αναδεικνύεται ως βέλτιστη μέθοδος σε 2 δείκτες, και συγκεκριμένα στους δείκτες Tier 1 των τραπεζών BES και Nordea.
- Η μέθοδος Naive παράγει τις καλύτερες προβλέψεις σε 2 δείκτες, στον ένα εξ' αυτών ταυτίζεται μάλιστα και με τη μέθοδο SES.

Εκτός της σύγκρισης που προηγείται, πραγματοποιείται και μια σύγκριση των χρησιμοποιούμενων μεθόδων στο σύνολο των τραπεζών ανά τραπεζικό δείκτη. Η σύγκριση αυτή γίνεται για να αποκτηθεί μία σφαιρικότερη άποψη όσον αφορά στην επίδοση των διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης.

Στους πίνακες που ακολουθούν φαίνονται τα μέσα σφάλματα του κάθε δείκτη για το σύνολο των τραπεζών.

NPL ratio	NAÏVE	SES	HOLT	DES	THETA	ANN
MAE	0,64	0,68	0,42	0,57	0,57	1,21
MSE	2,68	2,86	1,18	2,33	2,29	5,23
MAPE (%)	10,70	11,03	8,21	9,93	10,27	20,82
sMAPE (%)	11,87	12,27	8,28	10,41	10,91	24,92

Πίνακας 17: Σύγκριση σφαλμάτων για το δείκτη NPL

Κέρδη/Ενεργητικό	NAÏVE	SES	HOLT	DES	THETA	ANN
MAE	6,30	6,08	6,43	6,51	6,03	6,47
MSE	438,34	432,68	434,21	434,26	430,18	456,07

Πίνακας 18: Σύγκριση σφαλμάτων για το λόγο Κέρδη/Ενεργητικό

Tier 1 ratio	NAÏVE	SES	HOLT	DES	THETA	ANN
MAE	1,05	1,00	0,95	0,97	0,89	0,92
MSE	2,89	2,26	2,06	2,18	2,19	1,40
MAPE (%)	10,92	10,22	9,72	9,91	9,21	9,63
sMAPE (%)	10,09	9,80	9,21	9,43	8,52	9,61

Πίνακας 19: Σύγκριση σφαλμάτων για το δείκτη Tier 1

Παρατηρείται ότι η μέθοδος των ΤΝΔ, παρά το γεγονός ότι αποτελεί τη βέλτιστη μέθοδο για τους μισούς δείκτες μεμονωμένα, αναδεικνύεται η χειρότερη μέθοδος για την πρόβλεψη τόσο του δείκτη NPL, όσο και του λόγου Κέρδη/Ενεργητικό στο σύνολο των τραπεζών όσον αφορά στα μέσα σφάλματα όλων των τραπεζών. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι για τους δείκτες στους οποίους η μέθοδος των ΤΝΔ δεν αποτελεί τη βέλτιστη μέθοδο πρόβλεψης παράγει πολύ κακές προβλέψεις. Αντίθετα για την πρόβλεψη του δείκτη Tier 1 παρατηρείται ότι η μέθοδος των ΤΝΔ αποτελεί τη δεύτερη καλύτερη μέθοδο, μετά τη μέθοδο Theta.

Ανά δείκτη παρατηρείται ότι η μέθοδος Holt είναι η βέλτιστη μέθοδος πρόβλεψης για την πρόβλεψη των δεικτών NPL με μέσο σφάλμα MAPE 8.2%, ενώ η μέθοδος Theta αποτελεί τη βέλτιστη μέθοδο πρόβλεψης τόσο για τους λόγους Κέρδη/Ενεργητικό, έχοντας παρ' όλα αυτά μεγάλο σφάλμα ($MSE = 434.2$), όσο και για τους δείκτες Tier 1 με MAPE ίσο με 9.9%. Αν, τέλος, έπρεπε να επιλεγεί μία μέθοδος για την πρόβλεψη όλων των δεικτών αυτή θα ήταν η μέθοδος Theta καθώς είναι η μέθοδος που έχει το μικρότερο σφάλμα για το σύνολο των δεικτών.

7.3 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζονται συνοπτικά τα συμπεράσματα που προκύπτουν στα πλαίσια της διπλωματικής εργασίας.

Στο σύνολο των μεθόδων πρόβλεψης παρατηρείται ότι η μέθοδος Theta παρά το γεγονός ότι είναι ένα μοντέλο χρονοσειρών (και όχι αιτιοκρατικό μοντέλο όπως τα ΤΝΔ) επιτυγχάνει τη μεγαλύτερη ακρίβεια. Ανά δείκτη στο σύνολο των τραπεζών προτιμάται η μέθοδος Holt για την πρόβλεψη των δεικτών NPL και η μέθοδος Theta για την πρόβλεψη των άλλων δύο τραπεζικών δεικτών.

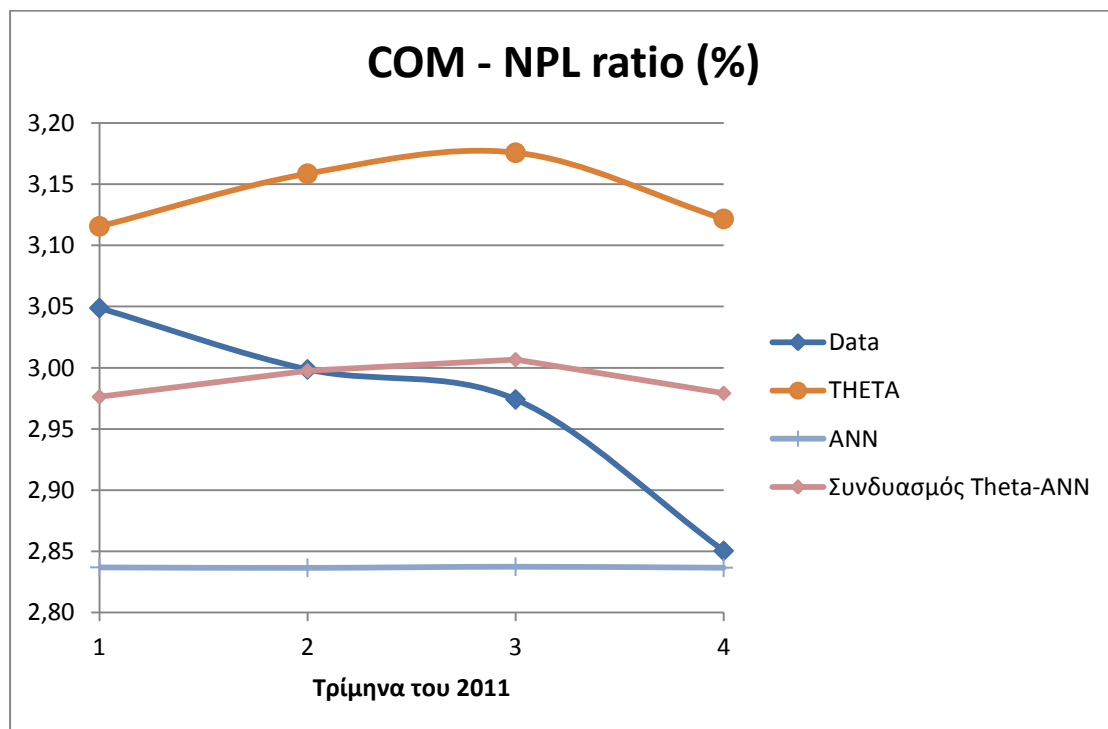
Όσον αφορά στα νευρωνικά δίκτυα παρατηρείται ότι παρά το γεγονός ότι αποτελούν τη βέλτιστη μέθοδο πρόβλεψης για το μεγαλύτερο αριθμό χρονοσειρών, τα μεγάλα σφάλματα που παρουσιάζουν για τις υπόλοιπες χρονοσειρές, μας οδηγούν στο συμπέρασμα ότι δεν αποτελούν την πλέον αξιόπιστη μέθοδο πρόβλεψης, τουλάχιστον για τους συγκεκριμένους δείκτες του τραπεζικού τομέα.

Ωστόσο, παρατηρείται ότι ο συνδυασμός της μεθόδου των νευρωνικών δικτύων με τη μέθοδο Theta (δηλαδή οι τιμές που προκύπτουν ως ο μέσος όρος των τιμών των δύο μεθόδων) παράγει πολύ πιο αξιόπιστα αποτελέσματα από εκείνα των νευρωνικών δικτύων, σε ορισμένες περιπτώσεις μάλιστα και από εκείνα της μεθόδου Theta. Αξίζει να σημειωθεί ότι στο σύνολο των δεικτών Tier 1 η μέθοδος Theta παρουσιάζει MAPE ίσο με 9.2%, η μέθοδος των ΤΝΔ 9.6%, ενώ ο συνδυασμός τους 8.7%. Τα σφάλματα για τις δύο μεθόδους και για το συνδυασμό τους φαίνονται στον πίνακα που ακολουθεί.

Tier 1 ratio			
Σφάλματα	THETA	ANN	Συνδυασμός Theta-ANN
MAE	0,89	0,92	0,84
MSE	2,19	1,40	1,47
MAPE (%)	9,21	9,63	8,71
sMAPE(%)	8,52	9,61	8,34

Πίνακας 20: Σύγκριση σφαλμάτων της μεθόδου Theta, των ΤΝΔ και του συνδυασμού των 2 μεθόδων για το σύνολο των τραπεζικών δεικτών Tier 1

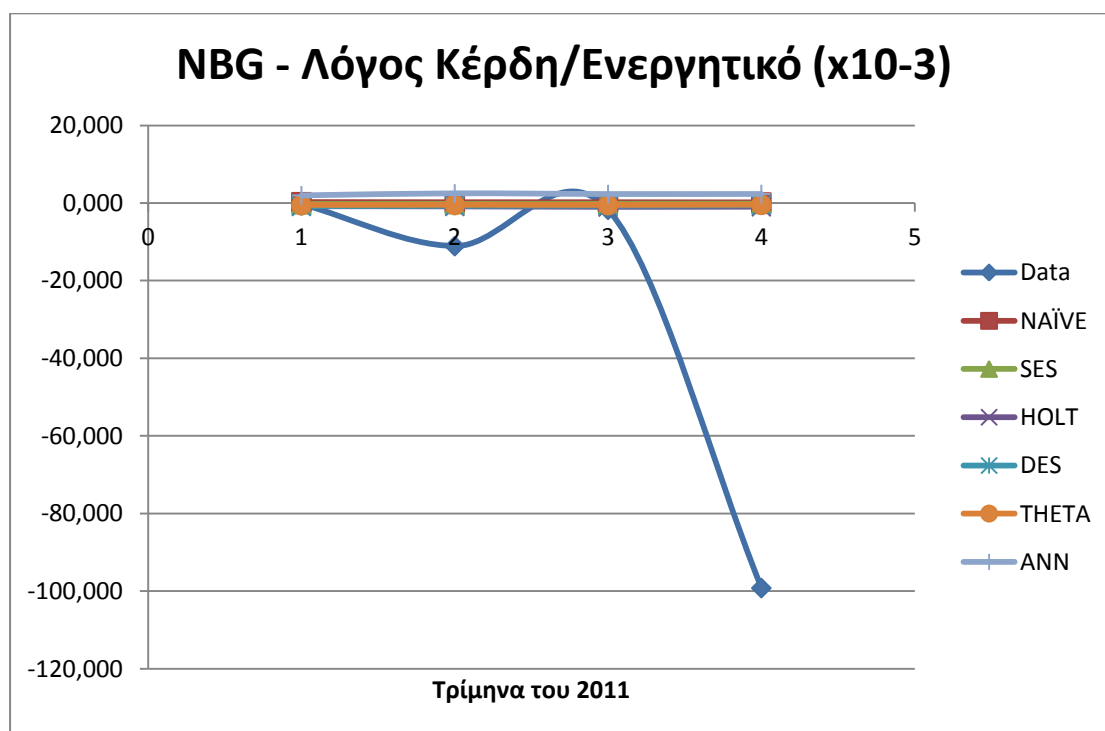
Άλλο ένα παράδειγμα στο οποίο η συνδυαστική μέθοδος υπερτερεί συγκρινόμενη με τη μεμονωμένη εφαρμογή των άλλων δύο μεθόδων φαίνεται σχηματικά στην πρόβλεψη του δείκτη NPL της Commerzbank. Στο διάγραμμα που ακολουθεί φαίνεται ότι η γραμμή της πρόβλεψης που προκύπτει από το συνδυασμό των δύο μεθόδων (ροζ γραμμή) βρίσκεται πολύ πιο κοντά στη γραμμή των δεδομένων τόσο από τη γραμμή της μεθόδου Theta (πορτοκαλί) όσο και από τη γραμμή της πρόβλεψης με τη χρήση των ΤΝΔ (γαλάζια γραμμή).



Γράφημα 15: Σχηματική σύγκριση των μεθόδων Theta, ΤΝΔ και του συνδυασμού τους για το δείκτη NPL της Commerzbank

Εντούτοις, σε κάθε περίπτωση παρατηρείται ιδιαίτερη δυσκολία και σημαντική αστοχία του συνόλου των μεθόδων πρόβλεψης σε περιπτώσεις απότομων μεταβολών των τιμών μιας χρονοσειράς. Αυτό παρατηρείται έντονα στις χρονοσειρές Κέρδη/Ενεργητικό των περισσότερων τραπεζών της νότιας Ευρώπης (BES, MPS και NBG). Ακόμα και τα νευρωνικά δίκτυα που εκτός των παλαιότερων τιμών των χρονοσειρών παίρνουν ως εισόδους μια σειρά επιπλέον τραπεζικών και μακροοικονομικών δεδομένων αδυνατούν να παράγουν αξιόπιστες προβλέψεις, μολονότι σε ορισμένες περιπτώσεις έχουν ελαφρώς καλύτερη

επίδοση από τις στατιστικές μεθόδους. Ως παράδειγμα αδυναμίας πρόβλεψης για το σύνολο των μεθόδων παρατίθεται η χρονοσειρά Κέρδη/Ενεργητικό της Εθνικής Τράπεζας της Ελλάδος.



Γράφημα 16: Προβλέψεις με όλες τις μεθόδους για το λόγο Κέρδη/Ενεργητικό της ΕΤΕ

Η πολύ απότομη μείωση του λόγου Κέρδη/Ενεργητικό οφείλεται στις μεγάλες ζημιές που παρουσίασε η ελληνική τράπεζα κυρίως λόγω του "κουρέματος" των ελληνικών ομολόγων μέσω του προγράμματος PSI. Τέτοιες μεταβολές είναι αδύνατο να προβλεφθούν από κάποιο μοντέλο πρόβλεψης (είτε μοντέλο χρονοσειρών είτε αιτιοκρατικό), παρά μόνο με κριτικές προβλέψεις.

Αν και οι κριτικές προβλέψεις μπορούν να λάβουν υπόψη τους ειδικά γεγονότα (special events), όπως το "κούρεμα" των ελληνικών ομολόγων και να οδηγήσουν σε σαφώς καλύτερες προβλέψεις από εκείνες των στατιστικών μεθόδων πρόβλεψης σε παρόμοιες περιπτώσεις, πρέπει να δοθεί ιδιαίτερη προσοχή σε αυτές διότι ενδέχεται να παρουσιάζουν προκατάληψη.

7.4 ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΠΡΟΕΚΤΑΣΕΙΣ

Η πρόβλεψη ορισμένων χρηματοοικονομικών δεικτών και κατ' επέκταση η πρόβλεψη πιθανών οικονομικών κρίσεων αποτελεί ένα ιδιαίτερα σημαντικό θέμα για την οικονομία. Σε αυτή την κατεύθυνση, στην παρούσα εργασία γίνεται μια προσπάθεια βελτίωσης των μεθόδων πρόβλεψης (και κυρίως των προβλέψεων με τη χρήση ΤΝΔ) καθώς και προσαρμογής τους στον τραπεζικό κλάδο. Εν τούτοις προκύπτουν ορισμένα πεδία που χρήζουν περαιτέρω διερεύνησης και μελέτης, τα οποία αφορούν στα παρακάτω σημεία:

- Διαφορετική επιλογή τραπεζικών δεικτών προσομοίωσης των τραπεζών

Στην παρούσα διπλωματική εργασία έγινε η υπόθεση ότι μπορεί να προβλεφθεί η φερεγγυότητα μιας τράπεζας ικανοποιητικά από τους δείκτες μη-εξυηρητούμενων δανείων (NPL ratio) και κεφαλαιακής επάρκειας (Tier 1 ratio) καθώς και από το λόγο Κέρδη/Ενεργητικό. Η υπόθεση αυτή στηρίχθηκε σε ορισμένες δημοσιεύσεις επιστημονικών περιοδικών, ωστόσο, είναι μείζονος σημασία η συστηματική διερεύνηση του κατάλληλου συνδυασμού δεικτών με βάση τον οποίο μπορεί κανείς να αποκτήσει μια κατά το δυνατό σφαιρική εικόνα για τη λειτουργία ενός τραπεζικού ιδρύματος.

- Περαιτέρω διερεύνηση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων

Αφενός, η χρησιμοποίηση μεγαλύτερου εύρους και μεγαλύτερης χρονικής διάρκειας δεδομένων, τόσο τραπεζικών όσο και μακροοικονομικών, θα βελτίωνε πιθανώς τις προβλέψεις των ΤΝΔ. Τα νευρωνικά δίκτυα γενικά επιτυγχάνουν καλύτερα αποτελέσματα όταν για την κατασκευή τους διατίθενται περισσότερα δεδομένα. Φυσικά, τα δεδομένα που θα επιλεχθούν θα πρέπει να είναι κατάλληλα και να επηρεάζουν άμεσα ή έμμεσα τον υπό μελέτη δείκτη. Κάτι άλλο που θα μπορούσε να γίνει είναι μια συνολική εκπαίδευση ενός ΤΝΔ με δεδομένα τραπεζών που βρίσκονται σε διαφορετικές λειτουργικές καταστάσεις. Εκπαιδευόντας ένα δίκτυο τόσο με δεδομένα κερδοφόρων τραπεζών όσο και με δεδομένα τραπεζών που πλησίασαν ή ακόμα και έφθασαν στη χρεοκοπία σε παρελθόντα χρόνο, είναι πιθανό τα εκπαιδευμένα πλέον ΤΝΔ να "καταλαβαίνουν" τον κίνδυνο κατάρρευσης μιας τράπεζας και να παράγουν καλύτερες προβλέψεις.

Με τη χρήση ταχύτερου υπολογιστικού συστήματος, επίσης, μπορεί να γίνει η ταυτόχρονη διερεύνηση των παραμέτρων που επηρεάζουν την ακρίβεια των ΤΝΔ, κάτι που ενδεχομένως θα έχει ως αποτέλεσμα να προκύψουν διαφορετικοί συνδυασμοί στοιχείων. Αξίζει να σημειωθεί ότι στην παρούσα εργασία για τη διερεύνηση των βέλτιστων στοιχείων των δικτύων δημιουργήθηκαν 3 διαφορετικά script για λόγους εξοικονόμησης υπολογιστικού χρόνου (ένα για τον προσδιορισμό της βέλτιστης αρχιτεκτονικής, του βέλτιστου αριθμού επιπέδου και νευρώνων καθώς και της βέλτιστης συνάρτησης εκπαίδευσης, ένα για τον προσδιορισμό της βέλτιστης συνάρτησης ενεργοποίησης εξόδου και ένα για τη βέλτιστη συνάρτηση μάθησης). Μπορεί αντί αυτών να δημιουργηθεί ένα script με περισσότερους βρόχους που θα εξετάζει ταυτόχρονα τα βέλτιστα στοιχεία. Θα μπορούσε, ενδεχομένως, να μελετηθεί και η επίδραση του ρυθμού μάθησης και του όρου της ορμής στην κατασκευή των ΤΝΔ, κάτι στο οποίο στην παρούσα διπλωματική εργασία δε δόθηκε ιδιαίτερη σημασία.

Τέλος, προτείνεται να γίνει διερεύνηση των επιδόσεων του συνδυασμού της μεθόδου των νευρωνικών δικτύων με τη μέθοδο Theta, με τον οποίο εξήχθησαν πολύ καλές προβλέψεις για ορισμένους δείκτες στην παρούσα εργασία. Εκτός αυτού μπορεί να δοκιμασθεί ο συνδυασμός των ΤΝΔ με κάποια άλλη γραμμική μέθοδο.

- Περαιτέρω διερεύνηση των κλασικών μεθόδων πρόβλεψης

Για τη βελτίωση της επίδοσης των μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης επιλέχθηκαν αφενός οι βέλτιστοι συντελεστές εξομάλυνσης που ελαχιστοποιούν το μέσο τετραγωνικό σφάλμα και αφετέρου πριν την εφαρμογή των μεθόδων έγινε αποεποχικοποίηση των δεδομένων των χρονοσειρών. 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.

- Πρόβλεψη ειδικών γεγονότων (special events) στο τραπεζικό σύστημα

Η πρόβλεψη των συνεπειών που μπορούν να έχουν ορισμένα ειδικά γεγονότα είναι αδύνατη με την εφαρμογή οποιουδήποτε μαθηματικού μοντέλου πρόβλεψης (είτε γραμμικού είτε μη-γραμμικού), καθώς αυτά δεν μπορούν να συμπεριληφθούν με κάποιο τρόπο στο μοντέλο. Η πρόβλεψη των ειδικών γεγονότων μπορεί να γίνει μόνο με κριτική πρόβλεψη, η οποία όπως προαναφέρθηκε ενέχει μεγάλο κίνδυνο αποτυχίας λόγω της προκατάληψης, θετικής ή αρνητικής, που διακατέχει τους ανθρώπους. Ένα αντικείμενο μελέτης θα ήταν η καταγραφή των συνεπειών ορισμένων ειδικών γεγονότων σε περιόδους οικονομικών κρίσεων και η συσχέτισή τους με τη μεταβολή ορισμένων τραπεζικών δεικτών, έτσι ώστε σε αντίστοιχες περιπτώσεις κρίσεων να υπάρχει ένα σημείο αναφοράς.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- "Εφαρμογές Ευφυών Τεχνικών στον Προγραμματισμό Παραγωγής", Ν.Ι. Παπαδόπουλος, Διπλωματική εργασία, 2004
- "Τεχνητή Νοημοσύνη - Μια σύγχρονη προσέγγιση" - 2^η έκδοση, S. Russell - P. Norvig, Εκδόσεις Κλειδάριθμος, 2005
- "Μακροοικονομική" - 4^η έκδοση, Olivier Blanchard, Εκδόσεις Επίκεντρο, 2006
- "Μικροοικονομική - Μια σύγχρονη προσέγγιση", Hal Varian, Εκδόσεις Κριτική, 2006
- "Χρηματοοικονομική Ανάλυση Επιχειρήσεων", Μ. Ξανθάκης, Χ. Αλεξιάκης, Εκδόσεις Σταμούλης, 2007
- "Νευρωνικά Δίκτυα και Μηχανική Μάθηση " - 3^η έκδοση, Simon Haykin, Εκδόσεις Παπασωτηρίου, 2009
- "Η χρηματοοικονομική κρίση και το μέλλον της παγκόσμιας οικονομίας", Γ.Α. Χαρδούβελης, Eurobank EFG Economic Research, 2009
- "Resolving Banking Crises: Experiences from the Past and Lessons for the Future", Β. Κουτράκου, Διδακτορική διατριβή, 2010
- "Επιχειρησιακές Προβλέψεις", Φ. Πετρόπουλος - Β. Ασημακόπουλος, Εκδόσεις Συμμετρία, 2011
- "Πρόβλεψη και Διαχείριση Δημοσιονομικών Κρίσεων", Μ.Π. Άλλιος, Διπλωματική εργασία, 2011
- "Πρόβλεψη χρηματοοικονομικών δεικτών με χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων", Σεραφεΐμ Γραβάνης, Διπλωματική εργασία, 2012
- "Οι επιπτώσεις της οικονομικής κρίσης στο ελληνικό τραπεζικό σύστημα, προοπτικές για το μέλλον", Α. Καραγιάννη - Σ. Καλυβά, Πτυχιακή εργασία, 2012

ΞΕΝΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- "Neural Network Models and the Prediction of Bank Bankruptcy", Ky Tam, Pergamon Press, 1991
- "Introduction to Artificial Neural Networks", Jacek M. Zurada, West Publishing Company, 1992
- "Neural Networks for Pattern Recognition", C.M. Bishop, Clarendon Press, 1995
- "Neural Networks and Genetic Algorithms for Bankruptcy Predictions", Β. Back - T. Laitinen - K. Sere, Pergamon Press, 1996
- "An introduction to Neural Networks" - 8th edition, Β. Krose - P. Smagt, The University of Amsterdam, 1996
- "Data Mining with Neural Networks", J.P. Bigus, McGraw-Hill Companies, 1996
- "Understanding Financial Crises: A Developing Country Perspective", National Bureau of Economic Research, Working Paper, 1996

- "Forecasting with artificial neural networks: The state of art", G. Zhang - B.E. Patuwo - M.Y. Hu, International Journal of Forecasting, 1997
- "Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering", N.K. Kasabov, The MIT Press, 1998
- "Corporate Finance" - 6th edition, Ross - Westerfield - Jaffe, McGraw-Hill, 2002
- "Risk Management in Banking" - 2nd edition, J. Bessis, John Wiley & Sons Ltd, 2002
- "Principles of Macroeconomics" - 3rd edition, N.Gregory Mankiw
- "The Economics of Money, Banking and Financial Markets" - 7th edition, Frederic S. Mishkin, Addison-Wesley, 2004
- "Neural Networks in Business Forecasting", G. Peter Zhang, Idea Group Inc., 2004
- "Economic Forecasting", N. Carnot - V. Koen - B. Tissot, Palgrave Macmillan, 2005
- "Inventory and Supply Chain Management with Forecast Updates", S. Sethi - H. Yan - H. Zhang, Springer Science + Business Media, 2005
- "Modern Banking", Shelagh Heffernan, John Wiley & Sons Ltd, 2005
- "Artificial Neural Networks in Real-Life Applications", J.R. Rabunal - J. Dorado, Idea Group Publishing, 2006
- "Decision-making, risk and corporate governance: New dynamic models/algorithms and optimization for bankruptcy decisions", Michael Nwogugu, Applied Mathematics and Computation, 2006
- "Towards a new early warning system of financial crises", Matthieu Bussiere - Marcel Flatzscher, Journal of International Money and Finance, 2006
- "Neural Network Theory", A.I.Galuskin, Springer, 2007
- "Banking", N.T. Somashekar, New Age International Publishers, 2009
- "Ten propositions about liquidity crises", Claudio Borio, BIS Working Papers, 2009
- "In search of monetary stability: the evolution of monetary policy", Otmar Issing, BIS Working Papers, 2009
- "Living in a world of low levels of predictability", Spyros Makridakis - Nassim Taleb, International Journal of Forecasting, 2009
- "Forecasting Financial Markets - The psychology of successful investing" - 6th edition, Tony Plummer, Kogan Page, 2010
- "Financial crises and bank failures: A review of prediction methods", Yuliya Demyanyk - Iftekhar Hasan, Omega, 2010
- "Central Banking post-crisis: What compass for uncharted waters?", Claudio Borio, BIS Working Papers, 2011
- "A Market Perspective on the European Sovereign Debt and Banking Crisis", A. Bludell-Wignall - P. Slovik, OECD Journal, 2011
- "Basel III: Long-term impact on economic performance and fluctuations", P. Angelini - L. Clerc - V. Curdia - L. Gambarcorta - A. Gerali - A. Locarno - R. Motto - W. Roeger - S. van den Heuvel - J. Vicek, BIS Working Papers, 2011
- "The financial cycle and macroeconomics: What have we learnt?", Claudio Borio, BIS Working Papers, 2012
- "The Great Financial Crisis: setting priorities for new statistics", C. Borio, BIS Working Papers, 2013

- "Financial crises and bank funding: recent experience in the euro area", A. van Rixtel - G. Gasperini, BIS Working Papers, 2013
- "The real effect of financial stress in the Eurozone", Sushanta K. Mallick - Ricardo M. Sousa, International Review of Financial Analysis, 2013

ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΕΣ ΔΙΕΥΘΥΝΣΕΙΣ

- <http://www.investopedia.com/>
- <http://www.bis.org/>
- <http://www.wikipedia.org/>
- <http://www.relbanks.com/europe>
- <http://www.morningstar.com/>
- <http://www.businesspundit.com/>
- <http://www.bes.pt>
- <http://www.commerzbank.com>
- <http://www.mps.it/>
- <http://www.nbg.gr>
- <http://www.nordea.com/>
- <http://www.santander.com>

ΣΥΝΕΔΡΙΑ

- Konstantinidou C., Nikolopoulos K., Bougioukos N., Tsiafa E., Petropoulos F. and Assimakopoulos V. (2012) "A neural network approach for the Theta model", ICIE 2012 International Conference on Information Engineering, June 27-28 2012, Singapore
- Konstantinidou C., Gravanis M. and Assimakopoulos V. (2012) "Forecasting Solvency of Greek Banks: A Neural Network Approach", The Operational Research Society Conference 2012 – OR54, September 4-6 2012, The University of Edinburgh, Edinburgh, UK
- Gkologiannis P., Konstantinidou C., Assimakopoulos V. (2013) "Forecasting the solvency of 6 European Banks with the use of ANN and other time series techniques", 26th European Conference on Operational Research EURO (INFORMS) MMXIII, July 1-4, 2013, Rome, Italy
- Konstantinidou C., Gkologiannis P., Assimakopoulos V. (2013) "Failure in the Banking Sector: A review of forecasting techniques", 26th European Conference on Operational Research EURO (INFORMS) MMXIII, July 1-4, 2013, Rome, Italy
- Konstantinidou C., Gkologiannis P., Georgiadis G., Assimakopoulos V. (2013) "Comparison of different forecasting models in order to investigate the solvency of 10 European banks", OR55 Annual Conference, September 3-5, 2013, Exeter, United Kingdom

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α: ΤΡΑΠΕΖΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΤΩΝ ΥΠΟ ΜΕΛΕΤΗ ΤΡΑΠΕΖΩΝ ΚΑΙ ΜΑΚΡΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΤΩΝ ΚΡΑΤΩΝ ΤΟΥΣ.....	113
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β: ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ ΚΛΑΣΣΙΚΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ	125
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Γ: ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΤΝΔ ΓΙΑ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΕΣ ΠΕΡΙΠΤΩΣΕΙΣ ΕΙΣΟΔΩΝ. 131	
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Δ: ΚΩΔΙΚΑΣ ΜΑΤLAB.....	134
Δ1. Επιλογή βέλτιστων παραμέτρων ΤΝΔ.....	134
Δ2. Δημιουργία ΤΝΔ.....	139
Δ3. Εύρεση του βέλτιστου συντελεστή α για την εφαρμογή της μεθόδου SES	139
Δ4. Εύρεση των βέλτιστων συντελεστών α και β για την εφαρμογή της μεθόδου Holt.....	140
Δ5. Εύρεση των βέλτιστων συντελεστών α , β και ϕ για την εφαρμογή της μεθόδου DES....	140

**ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α: ΤΡΑΠΕΖΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΤΩΝ ΥΠΟ ΜΕΛΕΤΗ
ΤΡΑΠΕΖΩΝ ΚΑΙ ΜΑΚΡΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΤΩΝ ΚΡΑΤΩΝ
ΤΟΥΣ**

QUARTER	GNP (mil EUR)	GDP (mil EUR)	HCPI (2005=100)	IPPI (2005=100)	Net borrowing (mil EUR)	Unemployment rate (%)	Current account (mil EUR)	Imports of goods and services (mil EUR)	Exports of goods and services (mil EUR)	Exchange rate (EUR to USD)
2000Q1	29.063,0	29.648,9	91,93	88,40	-388,00	9,4	6.606	12.379,2	8.458,2	0,987
2000Q2	30.471,0	31.494,3	92,00	90,06	-454,08	8,7	6.536	12.499,8	8.825,9	0,934
2000Q3	31.885,0	32.393,5	92,60	90,96	-567,12	8,4	6.616	12.071,4	9.605,9	0,905
2000Q4	33.262,7	33.780,2	92,90	91,50	-2.809,04	8,4	7.452	13.881,7	9.948,8	0,870
2001Q1	30.700,1	31.307,8	93,40	92,96	-555,92	8,5	7.099	12.588,5	9.056,4	0,923
2001Q2	32.427,0	33.716,0	94,30	93,18	-1.189,01	8,0	7.228	13.374,7	9.525,3	0,873
2001Q3	32.984,1	33.839,5	94,53	93,37	-1.360,18	7,9	6.379	12.318,2	9.531,8	0,891
2001Q4	34.925,2	35.607,8	94,23	92,32	-3.364,32	8,2	7.155	13.250,6	9.639,5	0,896
2002Q1	32.548,3	33.017,9	95,23	92,47	-836,29	8,6	6.884	12.184,0	8.948,9	0,876
2002Q2	34.468,0	35.475,4	95,40	93,77	-808,83	8,3	7.395	12.889,6	9.815,3	0,919
2002Q3	34.861,9	35.479,3	95,53	93,81	-2.582,40	8,4	6.750	12.200,4	10.076,7	0,984
2002Q4	36.442,5	36.594,2	95,40	93,75	-597,40	8,7	7.437	13.195,7	9.956,6	1,000
2003Q1	33.658,7	33.805,6	96,30	94,98	-1.682,08	9,3	7.389	12.008,8	9.484,0	1,073
2003Q2	35.172,8	35.869,7	96,20	94,86	-1.995,26	8,9	7.242	12.137,5	9.741,4	1,136
2003Q3	35.857,7	36.171,7	96,50	93,86	-2.801,99	8,8	7.002	12.031,7	10.228,4	1,124
2003Q4	37.399,9	37.624,7	96,50	93,64	1.106,42	9,1	7.633	13.210,0	10.177,0	1,189
2004Q1	34.733,7	35.049,4	97,30	94,85	-2.105,19	9,6	7.526	12.604,4	9.758,1	1,251
2004Q2	36.842,4	37.515,0	98,03	97,01	-1.655,73	9,1	7.884	13.692,2	10.670,0	1,204
2004Q3	37.254,1	37.586,1	98,47	97,54	-2.324,53	9,1	7.357	13.233,2	10.748,3	1,222
2004Q4	38.893,0	39.162,0	98,60	97,94	52,29	9,4	8.158	14.764,3	10.698,4	1,296
2005Q1	35.771,9	36.223,8	98,97	98,37	-2.578,75	9,7	7.583	13.405,8	9.779,0	1,311
2005Q2	38.010,9	38.898,5	99,63	99,50	-1.070,61	9,1	7.859	14.464,3	10.664,0	1,260
2005Q3	37.913,7	38.566,5	100,53	100,93	-2.782,56	8,9	7.571	14.025,5	11.206,9	1,220
2005Q4	40.284,1	40.579,9	100,80	101,20	-3.578,31	9,1	8.135	15.295,0	11.018,9	1,189
2006Q1	36.473,4	37.373,1	101,00	103,27	-1.775,55	9,3	8.641	15.506,5	11.351,7	1,202
2006Q2	39.027,5	40.591,1	101,77	104,90	-1.241,64	8,4	9.035	16.093,4	12.382,8	1,256
2006Q3	38.854,2	40.119,9	102,17	105,37	-1.250,00	8,1	8.780	15.654,4	13.070,9	1,274
2006Q4	41.644,1	42.771,3	102,13	103,93	-3.175,97	8,2	9.381	16.430,9	12.907,3	1,290
2007Q1	38.964,4	39.872,6	102,90	105,47	-2.001,54	8,2	9.726	16.010,3	12.904,5	1,311
2007Q2	41.174,4	42.814,3	103,77	107,27	-225,30	7,4	9.793	17.053,7	13.641,6	1,348
2007Q3	40.656,7	42.075,0	104,40	107,80	-827,52	7,3	9.211	16.749,1	14.107,6	1,374
2007Q4	43.150,1	44.557,3	105,27	108,80	-2.384,91	7,5	9.795	18.231,7	13.844,4	1,449
2008Q1	39.744,4	40.911,7	106,07	111,37	-1.747,26	7,7	10.291	18.175,0	13.873,8	1,500
2008Q2	41.872,7	43.768,5	106,90	113,90	581,89	7,4	10.373	18.980,7	14.419,4	1,562
2008Q3	41.146,9	42.910,3	107,80	115,57	-2.442,44	7,4	9.769	18.589,7	14.738,1	1,504
2008Q4	43.071,8	44.392,6	107,03	110,73	-2.750,51	8,0	8.768	17.379,3	12.770,5	1,317
2009Q1	38.154,9	39.707,0	106,90	108,43	-4.318,82	9,4	7.602	14.241,7	10.755,9	1,302
2009Q2	40.127,0	42.143,8	107,17	108,37	-3.613,35	9,4	7.871	14.542,5	11.565,4	1,362
2009Q3	40.888,5	42.276,9	107,33	108,87	-3.390,04	9,5	8.085	15.168,4	12.623,1	1,431
2009Q4	42.468,6	44.375,9	107,40	108,87	-5.813,22	10,0	8.463	15.764,5	12.291,3	1,478
2010Q1	39.435,7	40.694,9	107,77	110,77	-3.756,23	10,6	8.814	15.570,9	12.103,4	1,384
2010Q2	41.274,5	43.442,9	108,27	112,67	-4.868,78	10,1	9.361	17.470,9	13.424,5	1,273
2010Q3	41.955,3	43.750,5	108,60	113,36	-3.141,58	9,8	9.354	16.493,3	14.559,3	1,291
2010Q4	44.244,2	44.946,5	109,10	113,97	-5.250,15	10,1	9.865	17.904,2	14.022,2	1,359
2011Q1	39.993,4	40.942,6	110,10	117,93	-3.061,89	10,4	10.414	17.198,1	14.033,6	1,367
2011Q2	40.058,6	43.210,8	110,97	119,57	-3.883,22	9,8	10.929	17.952,4	15.409,2	1,439
2011Q3	41.669,7	43.001,2	111,47	119,70	-1.583,15	9,9	10.651	17.053,5	16.294,1	1,413
2011Q4	42.841,0	43.885,3	111,97	119,63	1.022,05	10,6	11.079	16.415,3	15.430,8	1,348

Πίνακας 21: Μακροοικονομικά στοιχεία Πορτογαλίας

QUARTER	GNP (mil EUR)	GDP (mil EUR)	HCPI (2005=100)	IPPI (2005=100)	Net borrowing (mil EUR)	Unemployment rate (%)	Current account (mil EUR)	Imports of goods and services (mil EUR)	Exports of goods and services (mil EUR)	Exchange rate (EUR to USD)
2000Q1	493.000	497.520	91,93	88,90	-17.060	9,4	138.883	154.500	160.060	0,987
2000Q2	497.300	505.030	92,00	89,63	8.700	8,7	145.682	162.710	166.870	0,934
2000Q3	510.950	519.790	92,60	90,99	38.640	8,4	144.811	172.320	168.090	0,905
2000Q4	524.620	525.160	92,90	92,06	-7.000	8,4	162.010	187.720	188.530	0,870
2001Q1	504.190	510.830	93,40	93,00	-21.270	8,5	158.453	171.550	180.480	0,923
2001Q2	508.320	516.510	94,30	93,80	-260	8,0	160.019	174.560	183.220	0,873
2001Q3	525.270	532.110	94,53	93,47	-21.550	7,9	154.962	173.270	178.240	0,891
2001Q4	540.360	542.450	94,23	92,30	-21.570	8,2	158.697	170.170	189.290	0,896
2002Q1	506.360	514.630	95,23	92,70	-30.460	8,6	155.656	157.020	180.060	0,876
2002Q2	513.020	523.910	95,40	92,70	-10.240	8,3	162.600	167.140	190.680	0,919
2002Q3	540.600	546.140	95,53	92,47	-23.120	8,4	161.600	168.260	190.670	0,984
2002Q4	543.550	547.520	95,40	92,63	-18.190	8,7	167.748	172.250	199.160	1,000
2003Q1	515.340	519.980	96,30	94,30	-30.050	9,3	162.914	168.880	187.650	1,073
2003Q2	516.410	525.430	96,20	94,17	-12.370	8,9	161.935	167.880	187.340	1,136
2003Q3	545.160	550.370	96,50	94,30	-28.980	8,8	165.254	170.620	192.160	1,124
2003Q4	552.440	551.720	96,50	94,30	-17.740	9,1	170.827	175.550	199.930	1,189
2004Q1	537.300	534.550	97,30	94,34	-31.920	9,6	176.363	170.320	201.590	1,251
2004Q2	541.700	541.030	98,03	95,44	-13.700	9,1	184.462	180.280	213.970	1,204
2004Q3	563.280	558.840	98,47	96,33	-24.360	9,1	179.454	188.660	209.790	1,222
2004Q4	572.230	561.280	98,60	97,17	-12.580	9,4	190.022	196.410	221.090	1,296
2005Q1	540.380	534.930	98,97	98,23	-26.540	9,7	186.044	179.770	214.370	1,311
2005Q2	552.450	550.540	99,63	99,50	-14.280	9,1	197.767	197.190	228.720	1,260
2005Q3	574.160	568.680	100,53	100,63	-21.400	8,9	198.227	207.000	231.180	1,220
2005Q4	582.600	570.250	100,80	101,63	-11.900	9,1	208.559	219.120	244.800	1,189
2006Q1	568.950	558.610	101,00	103,83	-20.500	9,3	217.338	218.580	249.430	1,202
2006Q2	572.530	566.020	101,77	105,47	-2.090	8,4	217.787	225.000	255.560	1,256
2006Q3	602.300	590.470	102,17	106,20	-12.630	8,1	223.874	234.730	260.710	1,274
2006Q4	617.250	598.800	102,13	106,03	-3.020	8,2	245.182	244.780	287.440	1,290
2007Q1	604.300	591.420	102,90	106,07	-6.820	8,2	243.033	236.670	279.490	1,311
2007Q2	595.010	594.260	103,77	106,44	12.150	7,4	243.297	238.440	281.710	1,348
2007Q3	631.090	620.600	104,40	106,70	-3.840	7,3	245.459	247.970	285.460	1,374
2007Q4	639.930	622.220	105,27	107,86	4.050	7,5	255.621	252.350	298.750	1,449
2008Q1	616.900	608.520	106,07	109,50	-4.920	7,7	257.732	251.410	298.080	1,500
2008Q2	614.810	618.080	106,90	112,07	10.880	7,4	265.077	259.120	305.970	1,562
2008Q3	640.690	631.670	107,80	115,07	-3.570	7,4	257.003	271.130	300.910	1,504
2008Q4	630.230	615.530	107,03	113,64	-4.230	8,0	239.673	253.700	286.230	1,317
2009Q1	586.700	573.670	106,90	110,53	-9.540	9,4	205.054	223.560	245.650	1,302
2009Q2	584.090	577.740	107,17	108,27	-6.950	9,4	200.255	212.080	240.440	1,362
2009Q3	626.270	608.810	107,33	106,70	-29.780	9,5	210.679	226.520	251.420	1,431
2009Q4	635.410	614.280	107,40	106,60	-26.730	10,0	222.459	227.450	269.030	1,478
2010Q1	610.150	598.330	107,77	107,51	-30.150	10,6	227.879	233.430	268.690	1,384
2010Q2	614.980	612.660	108,27	109,23	-6.260	10,1	246.427	257.590	290.380	1,273
2010Q3	653.970	640.710	108,60	110,47	-55.210	9,8	252.089	268.470	298.410	1,291
2010Q4	667.560	644.500	109,10	111,40	-11.970	10,1	265.746	274.950	315.860	1,359
2011Q1	644.760	633.010	110,10	113,93	-10.920	10,4	276.338	279.550	320.250	1,367
2011Q2	636.540	637.560	110,97	115,83	7.050	9,8	276.180	289.590	319.840	1,439
2011Q3	678.140	663.120	111,47	116,60	-10.740	9,9	277.930	300.470	326.850	1,413
2011Q4	681.470	658.910	111,97	116,80	-5.040	10,6	283.196	299.540	333.870	1,348

Πίνακας 22: Μακροοικονομικά στοιχεία Γερμανίας

QUARTER	GNP (mil EUR)	GDP (mil EUR)	HCPI (2005=100)	IPPI (2005=100)	Net borrowing (mil EUR)	Unemployment rate (%)	Current account (mil EUR)	Imports of goods and services (mil EUR)	Exports of goods and services (mil EUR)	Exchange rate (EUR to USD)
2000Q1	284.141,2	283.942,9	87,73	88,57	-7.708,71	9,4	62.376	73.616,9	74.258,0	0,987
2000Q2	295.805,9	299.925,5	88,37	89,63	-3.489,91	8,7	64.687	77.530,8	80.183,3	0,934
2000Q3	289.709,2	292.549,2	88,87	90,86	-5.283,70	8,4	63.810	75.847,6	82.281,4	0,905
2000Q4	319.555,6	321.874,2	89,53	91,93	5.570,47	8,4	70.033	82.348,0	84.045,6	0,870
2001Q1	300.923,8	300.531,0	89,47	92,30	-19.008,55	8,5	69.558	81.645,1	81.987,4	0,923
2001Q2	310.784,8	315.731,6	90,90	92,40	-3.606,31	8,0	70.692	84.458,1	88.859,2	0,873
2001Q3	301.431,6	304.660,3	90,80	91,90	-6.662,90	7,9	63.424	75.979,9	83.237,1	0,891
2001Q4	334.128,1	334.814,9	91,57	91,27	-10.743,24	8,2	69.922	77.814,3	83.182,0	0,896
2002Q1	308.409,3	307.292,6	91,73	91,43	-23.115,74	8,6	65.727	78.480,1	78.136,0	0,876
2002Q2	321.403,1	327.490,7	93,07	91,87	-5.345,05	8,3	67.890	82.012,1	85.429,2	0,919
2002Q3	317.722,5	319.548,3	93,20	92,43	-14.022,65	8,4	63.826	76.036,7	83.850,4	0,984
2002Q4	345.506,2	347.541,5	94,20	92,80	1.294,44	8,7	70.139	83.018,7	84.328,5	1,000
2003Q1	317.757,8	317.467,5	94,30	93,87	-24.649,82	9,3	65.903	82.693,1	78.428,3	1,073
2003Q2	329.086,5	334.614,6	95,80	93,40	4.174,34	8,9	65.286	80.932,8	81.773,9	1,136
2003Q3	329.474,5	330.865,9	95,83	93,53	-17.465,75	8,8	63.029	76.327,3	83.174,2	1,124
2003Q4	356.192,5	358.902,1	96,73	93,63	-10.985,78	9,1	69.381	80.410,1	84.233,2	1,189
2004Q1	332.097,6	329.651,4	96,47	94,14	-25.761,70	9,6	66.528	82.587,9	80.838,1	1,251
2004Q2	346.465,1	351.959,3	98,03	95,84	-1.299,02	9,1	73.004	86.749,7	91.013,5	1,204
2004Q3	343.310,5	342.676,1	98,03	96,86	-13.458,23	9,1	69.533	83.407,7	90.203,2	1,222
2004Q4	370.979,7	373.441,4	98,83	97,63	-9.340,16	9,4	74.282	89.526,1	90.031,7	1,296
2005Q1	340.241,0	338.256,1	98,43	98,67	-28.658,66	9,7	70.066	88.815,5	84.888,2	1,311
2005Q2	358.427,1	361.832,8	100,20	99,43	-8.710,76	9,1	77.249	94.245,3	96.017,7	1,260
2005Q3	351.909,1	351.027,9	100,17	100,53	-10.425,00	8,9	73.234	91.515,7	94.344,2	1,220
2005Q4	386.218,1	385.262,7	101,20	101,37	-16.731,67	9,1	78.852	97.928,8	96.388,4	1,189
2006Q1	356.556,6	353.344,0	100,63	103,77	-20.969,60	9,3	79.684	104.986,8	95.848,4	1,202
2006Q2	373.343,9	376.026,4	102,53	105,37	768,26	8,4	84.026	106.520,0	105.436,5	1,256
2006Q3	368.861,3	365.695,6	102,50	106,34	-6.474,00	8,1	79.532	103.237,6	102.399,0	1,274
2006Q4	398.776,6	397.965,3	103,20	105,43	-24.252,96	8,2	89.518	109.803,8	108.692,7	1,290
2007Q1	370.523,6	369.267,5	102,67	106,43	-21.047,97	8,2	89.719	112.917,2	106.625,8	1,311
2007Q2	387.427,9	390.046,8	104,43	107,93	8.693,32	7,4	93.506	113.531,3	114.892,3	1,348
2007Q3	384.295,9	382.667,1	104,23	109,26	-1.354,99	7,3	87.984	110.284,5	112.060,5	1,374
2007Q4	411.084,7	412.217,4	105,87	111,26	-10.995,47	7,5	94.350	115.564,3	114.829,7	1,449
2008Q1	374.682,0	379.141,4	106,03	113,10	-22.486,58	7,7	94.309	118.034,7	111.453,1	1,500
2008Q2	397.970,3	400.954,3	108,37	115,80	-5.415,46	7,4	97.707	119.356,3	118.704,8	1,562
2008Q3	382.670,8	387.147,0	108,47	118,14	-5.234,42	7,4	90.809	114.799,3	113.272,2	1,504
2008Q4	402.636,2	407.901,2	108,93	113,17	-8.968,18	8,0	86.920	109.142,7	104.796,8	1,317
2009Q1	361.658,5	363.786,3	107,47	109,43	-34.359,25	9,4	71.184	92.689,9	84.319,6	1,302
2009Q2	376.828,4	380.862,9	109,30	108,50	-12.005,87	9,4	73.084	89.512,3	90.591,8	1,362
2009Q3	373.388,6	376.311,7	108,60	108,57	-15.439,19	9,5	71.566	91.182,8	92.579,4	1,431
2009Q4	400.808,1	398.734,2	109,73	108,93	-19.782,15	10,0	76.500	95.561,8	93.389,2	1,478
2010Q1	367.692,9	369.364,4	108,83	110,10	-27.988,04	10,6	76.410	101.343,2	91.041,1	1,384
2010Q2	385.486,5	389.896,3	111,00	112,34	-9.989,91	10,1	85.929	110.801,6	105.445,7	1,273
2010Q3	382.832,2	385.346,6	110,47	112,93	-12.807,27	9,8	84.491	110.844,6	106.320,9	1,291
2010Q4	409.750,5	408.475,9	111,93	113,53	-16.538,76	10,1	91.088	119.762,4	109.701,3	1,359
2011Q1	375.168,8	377.722,7	111,33	116,43	-26.140,71	10,4	90.314	120.901,2	105.917,1	1,367
2011Q2	392.626,8	397.875,4	114,27	117,97	-12.677,70	9,8	97.305	122.821,7	117.736,2	1,439
2011Q3	389.176,6	393.190,1	113,40	118,33	-9.966,71	9,9	92.562	117.926,9	116.168,3	1,413
2011Q4	410.660,0	410.871,0	116,07	118,57	-11.009,97	10,6	96.298	117.333,7	115.741,3	1,348

Πίνακας 23: Μακροοικονομικά στοιχεία Ιταλίας

QUARTER	GNP (mil EUR)	GDP (mil EUR)	HCPI (2005=100)	IPPI (2005=100)	Net borrowing (mil EUR)	Unemployment rate (%)	Current account (mil EUR)	Imports of goods and services (mil EUR)	Exports of goods and services (mil EUR)	Exchange rate (EUR to USD)
2000Q1	32.414	32.372	91,93	82,23	-1.206	9,4	2.425	12.448,5	6.736,7	0,987
2000Q2	34.626	34.591	92,00	83,20	-1.231	8,7	2.678	13.528,4	8.612,6	0,934
2000Q3	35.998	35.911	92,60	84,46	738	8,4	2.811	13.099,3	10.203,0	0,905
2000Q4	35.215	35.011	92,90	86,40	-3.434	8,4	3.178	13.815,0	8.709,8	0,870
2001Q1	34.216	34.042	93,40	86,29	-2.169	8,5	2.816	13.206,7	7.857,1	0,923
2001Q2	36.360	36.196	94,30	87,34	-1.564	8,0	2.892	14.372,0	8.850,0	0,873
2001Q3	38.407	38.082	94,53	87,63	-311	7,9	3.004	12.898,4	10.137,6	0,891
2001Q4	38.372	38.108	94,23	87,27	-2.458	8,2	2.829	13.980,3	8.341,8	0,896
2002Q1	36.023	35.969	95,23	88,01	-1.856	8,6	2.500	12.267,8	5.950,2	0,876
2002Q2	38.943	38.949	95,40	88,97	-2.353	8,3	2.512	13.980,2	8.685,2	0,919
2002Q3	41.125	40.926	95,53	89,49	-912	8,4	2.671	13.381,5	10.981,1	0,984
2002Q4	40.938	40.771	95,40	90,07	-2.452	8,7	2.750	14.591,8	7.387,3	1,000
2003Q1	39.334	39.412	96,30	91,16	-2.465	9,3	2.669	13.961,1	6.479,6	1,073
2003Q2	42.604	42.865	96,20	90,43	-2.349	8,9	2.758	13.743,1	8.725,7	1,136
2003Q3	44.990	45.245	96,50	91,23	-1.582	8,8	2.708	13.424,9	11.325,3	1,124
2003Q4	44.485	44.909	96,50	91,93	-3.457	9,1	2.977	14.520,2	7.978,2	1,189
2004Q1	41.775	42.207	97,30	92,34	-4.343	9,6	2.923	14.247,3	7.756,3	1,251
2004Q2	44.047	46.269	98,03	94,44	-6.289	9,1	3.134	15.457,0	10.263,8	1,204
2004Q3	49.317	48.595	98,47	95,30	-965	9,1	3.121	14.941,0	13.773,1	1,222
2004Q4	48.811	48.195	98,60	95,73	-2.153	9,4	3.475	15.399,9	9.619,1	1,296
2005Q1	43.331	44.206	98,97	96,58	-3.745	9,7	3.148	15.706,9	8.726,1	1,311
2005Q2	44.395	47.452	99,63	99,03	-5.961	9,1	3.433	14.823,8	11.229,4	1,260
2005Q3	51.490	50.948	100,53	101,29	-551	8,9	3.714	15.616,9	14.732,9	1,220
2005Q4	51.024	50.443	100,80	103,07	-622	9,1	3.906	16.593,0	10.118,2	1,189
2006Q1	47.274	47.708	101,00	105,67	-3.221	9,3	3.652	17.217,9	9.404,9	1,202
2006Q2	47.668	52.057	101,77	107,93	-5.773	8,4	4.384	18.494,2	12.297,0	1,256
2006Q3	54.511	54.506	102,17	108,78	-1.160	8,1	4.140	17.877,6	15.891,4	1,274
2006Q4	54.380	54.348	102,13	106,97	-2.409	8,2	3.978	18.573,9	10.704,7	1,290
2007Q1	50.512	51.435	102,90	107,24	-4.244	8,2	3.830	19.938,9	9.988,6	1,311
2007Q2	50.653	55.866	103,77	110,80	-6.910	7,4	4.458	19.870,1	13.082,8	1,348
2007Q3	58.631	58.708	104,40	112,52	-2.019	7,3	4.208	21.123,3	17.064,3	1,374
2007Q4	56.979	57.151	105,27	116,43	-1.921	7,5	5.000	23.709,9	12.952,6	1,449
2008Q1	52.928	54.322	106,07	119,57	-5.984	7,7	4.564	21.754,0	11.114,5	1,500
2008Q2	53.207	58.806	106,90	125,77	-9.179	7,4	4.954	23.522,0	14.490,3	1,562
2008Q3	61.218	61.601	107,80	128,58	-4.055	7,4	5.472	23.942,3	18.881,7	1,504
2008Q4	58.221	58.469	107,03	117,94	-3.926	8,0	4.823	20.833,5	11.785,4	1,317
2009Q1	50.137	51.547	106,90	113,40	-8.400	9,4	3.659	17.204,1	8.765,7	1,302
2009Q2	57.333	58.911	107,17	114,73	-8.907	9,4	3.781	17.604,4	11.189,6	1,362
2009Q3	59.098	60.584	107,33	116,90	-8.428	9,5	3.901	18.153,1	14.680,8	1,431
2009Q4	58.883	60.038	107,40	118,37	-10.332	10,0	3.977	18.040,1	9.877,6	1,478
2010Q1	51.365	52.767	107,77	120,68	-7.620	10,6	3.566	17.984,0	9.310,5	1,384
2010Q2	54.971	56.699	108,27	123,33	-5.314	10,1	4.227	17.232,2	12.405,2	1,273
2010Q3	56.193	57.976	108,60	122,63	-5.046	9,8	4.396	17.361,3	15.572,7	1,291
2010Q4	53.389	54.710	109,10	124,97	-6.090	10,1	4.893	17.442,6	12.126,8	1,359
2011Q1	46.996	48.536	110,10	129,87	-4.425	10,4	4.329	17.406,1	9.938,7	1,367
2011Q2	51.255	53.146	110,97	132,13	-7.236	9,8	5.138	17.323,8	13.226,6	1,439
2011Q3	54.092	55.710	111,47	132,60	-5.554	9,9	5.587	17.907,6	17.105,7	1,413
2011Q4	50.138	51.139	111,97	133,60	-2.600	10,6	5.177	16.481,6	11.976,4	1,348

Πίνακας 24: Μακροοικονομικά στοιχεία Ελλάδας

QUARTER	GNP (mil EUR)	GDP (mil EUR)	HCPI (2005=100)	IPPI (2005=100)	Net borrowing (mil EUR)	Unemployment rate (%)	Current account (mil EUR)	Imports of goods and services (mil EUR)	Exports of goods and services (mil EUR)	Exchange rate (SKE to USD)
2000Q1	63.444	63.819	91,01	87,70	1.490	6,4	22.743	25.359	29.182	0,116
2000Q2	68.430	69.736	91,71	87,27	4.562	5,7	24.648	26.919	31.543	0,113
2000Q3	64.602	64.846	91,59	87,80	2.763	5,4	23.106	26.764	30.370	0,108
2000Q4	69.536	69.885	92,38	89,50	894	4,9	25.974	28.697	33.683	0,101
2001Q1	62.301	62.536	92,47	89,93	1.220	6,2	23.604	26.526	30.218	0,103
2001Q2	64.172	65.391	94,42	90,13	2.848	6,2	22.814	25.455	29.880	0,096
2001Q3	59.449	59.530	94,45	90,03	1.332	5,4	20.199	23.338	27.408	0,095
2001Q4	65.976	66.302	95,15	90,17	-1.302	5,5	22.640	25.227	30.041	0,094
2002Q1	63.383	63.745	95,09	91,34	-149	6,2	22.174	25.124	29.658	0,096
2002Q2	67.601	68.266	96,14	91,30	-257	6,3	22.969	25.344	30.764	0,100
2002Q3	63.876	63.722	95,88	91,63	289	5,6	19.993	23.542	27.694	0,107
2002Q4	70.903	71.079	96,64	94,01	-3.855	5,7	22.795	26.371	30.266	0,110
2003Q1	68.166	67.110	97,95	96,33	-910	6,6	22.595	25.731	29.929	0,117
2003Q2	70.505	70.313	98,18	93,83	1.564	6,9	23.021	25.269	30.678	0,124
2003Q3	68.413	67.215	98,09	93,73	-1.210	6,2	21.261	24.170	28.827	0,123
2003Q4	75.352	74.359	98,50	94,50	-2.992	6,6	23.801	27.200	31.984	0,132
2004Q1	69.412	69.512	98,53	95,47	269	7,7	23.669	25.539	31.506	0,136
2004Q2	73.414	73.952	99,38	96,10	1.812	8,0	25.796	27.575	34.500	0,132
2004Q3	70.792	70.437	99,17	96,20	238	7,0	23.325	26.701	32.193	0,133
2004Q4	78.031	77.798	99,64	97,36	-1.123	6,9	26.301	30.393	35.862	0,144
2005Q1	73.150	72.180	99,26	98,73	1.286	7,7	25.043	27.907	33.457	0,144
2005Q2	75.928	76.579	99,85	99,30	4.079	8,6	27.615	30.338	36.794	0,137
2005Q3	72.743	71.869	100,11	100,09	1.739	7,2	25.646	29.475	35.510	0,130
2005Q4	78.652	77.711	100,78	101,90	-1.226	7,1	27.877	33.350	38.666	0,125
2006Q1	76.880	75.144	100,47	104,40	971	7,9	29.390	32.336	39.052	0,129
2006Q2	79.943	80.204	101,71	105,26	4.285	8,0	29.781	33.774	40.258	0,135
2006Q3	79.346	77.368	101,63	106,96	2.302	6,3	28.222	33.201	39.024	0,138
2006Q4	86.217	85.586	102,17	107,70	-539	6,0	32.771	37.606	44.344	0,141
2007Q1	84.438	81.561	102,15	108,62	2.130	6,8	30.712	35.907	42.543	0,143
2007Q2	85.000	85.427	103,12	109,26	6.153	6,9	31.818	37.019	43.907	0,146
2007Q3	83.591	81.013	103,04	109,63	3.450	5,5	29.556	37.001	42.121	0,148
2007Q4	92.583	89.905	104,49	112,10	368	5,5	33.454	40.131	46.702	0,156
2008Q1	86.789	82.558	105,30	114,76	2.221	6,3	33.400	39.519	45.863	0,160
2008Q2	89.196	88.302	106,87	116,09	5.759	6,8	34.545	41.664	47.603	0,167
2008Q3	86.164	82.521	107,18	118,13	1.703	5,7	31.223	39.088	44.083	0,159
2008Q4	83.045	80.202	107,27	117,36	-2.090	6,1	28.247	35.910	41.173	0,129
2009Q1	69.850	68.282	107,46	116,57	-19	7,8	23.227	29.249	33.962	0,119
2009Q2	74.804	73.501	108,67	115,93	1.525	9,1	23.677	29.031	34.594	0,126
2009Q3	73.531	71.960	108,98	116,04	-1.102	8,1	23.137	30.248	34.549	0,138
2009Q4	79.989	78.854	109,77	116,57	-3.396	8,3	25.209	32.840	37.174	0,143
2010Q1	81.385	78.714	110,31	119,89	274	9,1	26.454	33.711	37.979	0,139
2010Q2	89.332	87.744	110,68	118,40	3.131	9,3	30.555	37.529	43.441	0,132
2010Q3	88.451	86.574	110,44	119,03	607	7,8	30.009	38.589	43.545	0,138
2010Q4	99.088	97.399	111,75	121,81	-4.260	7,3	33.955	41.930	48.496	0,147
2011Q1	97.927	94.628	111,78	122,47	921	8,1	34.428	42.191	47.618	0,154
2011Q2	101.130	99.336	112,53	121,03	3.908	8,3	34.401	42.833	48.754	0,160
2011Q3	96.301	93.705	112,21	119,74	255	6,8	32.892	41.043	47.958	0,154
2011Q4	102.312	99.948	112,72	120,22	-4.383	6,9	34.087	43.563	49.347	0,148

Πίνακας 25: Μακροοικονομικά στοιχεία Σουηδίας

QUARTER	GNP (mil EUR)	GDP (mil EUR)	HCPI (2005=100)	IPPI (2005=100)	Net borrowing (mil EUR)	Unemployment rate (%)	Current account (mil EUR)	Imports of goods and services (mil EUR)	Exports of goods and services (mil EUR)	Exchange rate (EUR to USD)
2000Q1	150.058	151.152	91,93	87,27	1.768	9,4	30.165	47.714	41.271	0,987
2000Q2	156.968	158.656	92,00	88,47	1.771	8,7	32.468	51.536	46.883	0,934
2000Q3	149.583	152.903	92,60	89,43	-4.785	8,4	28.366	48.795	46.168	0,905
2000Q4	167.990	167.196	92,90	90,50	-4.775	8,4	34.584	54.661	48.670	0,870
2001Q1	160.731	163.955	93,40	90,43	4.470	8,5	34.610	53.405	47.489	0,923
2001Q2	168.964	171.759	94,30	90,83	-1.810	8,0	34.275	54.839	50.035	0,873
2001Q3	161.886	165.507	94,53	90,70	-1.856	7,9	29.321	50.334	48.701	0,891
2001Q4	177.834	179.176	94,23	89,90	-4.513	8,2	33.033	52.755	47.917	0,896
2002Q1	171.355	174.999	95,23	90,34	4.111	8,6	33.475	51.491	46.789	0,876
2002Q2	181.575	184.581	95,40	91,14	-4.975	8,3	35.413	54.702	51.375	0,919
2002Q3	172.278	177.072	95,53	91,23	3.652	8,4	30.567	50.857	50.149	0,984
2002Q4	193.032	192.606	95,40	91,40	-4.510	8,7	35.361	57.702	50.967	1,000
2003Q1	185.254	188.515	96,30	92,73	1.327	9,3	35.383	54.743	49.331	1,073
2003Q2	195.220	197.799	96,20	92,03	-4.486	8,9	36.088	56.357	52.793	1,136
2003Q3	185.681	189.655	96,50	92,17	2.111	8,8	31.510	53.818	51.644	1,124
2003Q4	207.845	207.113	96,50	92,33	-1.851	9,1	36.774	59.763	52.316	1,189
2004Q1	198.588	201.555	97,30	93,47	1.774	9,6	36.962	59.480	51.345	1,251
2004Q2	208.443	211.850	98,03	95,20	-3.596	9,1	38.847	63.645	55.641	1,204
2004Q3	200.626	205.358	98,47	96,20	4.391	9,1	33.986	61.347	55.041	1,222
2004Q4	222.440	222.531	98,60	97,03	-3.633	9,4	39.171	67.328	56.174	1,296
2005Q1	213.521	217.224	98,97	98,03	4.992	9,7	37.623	65.158	53.404	1,311
2005Q2	227.172	230.274	99,63	99,33	-1.011	9,1	41.778	72.145	60.146	1,260
2005Q3	215.921	220.737	100,53	100,73	7.703	8,9	36.753	69.118	59.855	1,220
2005Q4	239.771	241.063	100,80	101,83	-180	9,1	41.824	74.868	59.982	1,189
2006Q1	233.357	236.639	101,00	103,93	10.243	9,3	44.131	78.321	61.388	1,202
2006Q2	247.462	250.333	101,77	105,54	2.320	8,4	45.416	81.482	65.884	1,256
2006Q3	231.038	238.400	102,17	106,37	9.117	8,1	40.356	77.082	65.143	1,274
2006Q4	257.169	260.175	102,13	105,67	1.666	8,2	45.905	84.915	66.715	1,290
2007Q1	249.002	253.963	102,90	107,13	10.955	8,2	49.079	85.719	68.123	1,311
2007Q2	263.028	267.880	103,77	108,80	-163	7,4	49.816	88.606	71.458	1,348
2007Q3	242.250	252.889	104,40	109,53	15.760	7,3	44.614	86.648	72.908	1,374
2007Q4	274.294	278.429	105,27	111,20	-6.306	7,5	49.176	93.146	70.842	1,449
2008Q1	259.374	265.842	106,07	114,00	3.586	7,7	49.560	90.786	70.255	1,500
2008Q2	272.125	279.673	106,90	116,97	-15.001	7,4	51.560	93.008	75.117	1,562
2008Q3	252.549	262.067	107,80	119,64	-6.388	7,4	47.379	86.903	75.914	1,504
2008Q4	274.638	280.206	107,03	114,67	-31.067	8,0	44.507	80.800	66.931	1,317
2009Q1	249.114	258.573	106,90	112,39	-14.742	9,4	39.161	65.196	58.537	1,302
2009Q2	262.066	267.328	107,17	112,00	-37.512	9,4	41.434	64.673	62.870	1,362
2009Q3	246.098	250.334	107,33	112,60	-24.917	9,5	39.489	67.935	65.098	1,431
2009Q4	271.137	271.825	107,40	112,43	-39.927	10,0	44.000	72.385	64.162	1,478
2010Q1	252.256	256.027	107,77	114,01	-17.783	10,6	45.137	72.338	64.537	1,384
2010Q2	262.799	267.776	108,27	115,97	-29.653	10,1	49.079	77.703	71.610	1,273
2010Q3	245.841	251.035	108,60	116,13	-19.209	9,8	46.423	75.708	73.956	1,291
2010Q4	274.662	274.045	109,10	117,64	-34.824	10,1	53.027	82.360	75.007	1,359
2011Q1	254.224	259.907	110,10	122,40	-15.777	10,4	54.726	82.228	74.817	1,367
2011Q2	267.936	273.049	110,97	123,96	-27.344	9,8	56.001	81.141	80.215	1,439
2011Q3	247.783	255.367	111,47	124,53	-18.062	9,9	54.098	81.160	83.709	1,413
2011Q4	271.957	275.032	111,97	124,93	-39.257	10,6	57.816	85.722	83.078	1,348

Πίνακας 26: Μακροοικονομικά στοιχεία Ισπανίας

A/A	Quarter	NPL ratio (%)	Profits/Assets (x10 ⁻³)	Tier 1 ratio (%)	Customer deposits (bn EUR)	Loans/Deposits	Debt securities (bn EUR)	ROE (%)
1	2001Q1	1,670	1,569	6,6	15,127	1,481	3,378	16,9
2	2001Q2	1,670	1,371	6,8	15,809	1,504	3,690	16,3
3	2001Q3	1,660	0,892	6,4	16,175	1,481	3,586	14,5
4	2001Q4	1,500	1,511	6,4	17,395	1,412	4,466	15,6
5	2002Q1	1,640	1,440	8,0	16,031	1,563	4,509	15,8
6	2002Q2	1,650	1,210	7,8	17,631	1,461	4,397	12,9
7	2002Q3	1,750	0,903	7,5	17,201	1,545	4,857	11,1
8	2002Q4	1,870	2,037	7,1	18,668	1,382	5,008	13,1
9	2003Q1	1,920	1,490	7,2	16,988	1,528	6,094	13,0
10	2003Q2	1,920	1,355	7,3	18,101	1,437	5,342	12,4
11	2003Q3	2,010	0,991	7,8	17,776	1,556	6,566	11,2
12	2003Q4	1,830	2,081	7,8	20,137	1,410	6,340	13,4
13	2004Q1	1,940	1,583	8,3	18,528	1,546	7,085	14,0
14	2004Q2	1,830	1,465	8,2	19,581	1,523	6,719	13,4
15	2004Q3	1,690	0,923	7,5	19,436	1,561	7,553	11,7
16	2004Q4	1,650	2,214	7,7	20,371	1,536	4,688	13,9
17	2005Q1	1,650	1,771	6,3	20,976	1,515	3,926	14,9
18	2005Q2	1,500	1,462	6,4	20,524	1,602	3,529	13,6
19	2005Q3	1,450	1,203	6,3	20,830	1,648	3,615	13,2
20	2005Q4	1,330	1,444	6,2	24,283	1,460	3,590	13,5
21	2006Q1	1,310	2,118	6,0	21,877	1,647	3,937	20,5
22	2006Q2	1,240	1,853	8,5	22,895	1,632	3,704	17,6
23	2006Q3	1,210	1,938	8,4	23,172	1,682	4,359	15,2
24	2006Q4	1,110	1,961	8,3	26,732	1,517	5,263	14,7
25	2007Q1	1,100	2,397	8,1	23,765	1,757	5,340	15,3
26	2007Q2	1,080	3,525	8,0	26,179	1,669	5,977	20,5
27	2007Q3	1,030	1,853	7,6	26,495	1,728	7,123	17,9
28	2007Q4	1,000	1,745	7,5	29,675	1,597	7,385	16,6
29	2008Q1	1,020	2,149	6,8	28,516	1,702	6,346	14,8
30	2008Q2	1,080	1,629	6,6	30,908	1,616	6,981	13,2
31	2008Q3	1,050	0,950	6,9	30,530	1,672	7,006	10,9
32	2008Q4	1,090	0,898	7,1	29,910	1,737	8,279	9,8
33	2009Q1	1,200	1,322	6,6	31,272	1,661	7,144	9,3
34	2009Q2	1,420	1,779	8,9	32,962	1,584	7,090	10,1
35	2009Q3	1,560	1,420	8,8	33,750	1,557	6,354	9,4
36	2009Q4	1,600	1,960	8,3	34,724	1,554	6,749	10,0
37	2010Q1	1,670	1,416	8,2	35,148	1,561	6,460	8,1
38	2010Q2	1,700	1,922	8,4	31,916	1,773	5,924	9,6
39	2010Q3	1,900	1,500	8,3	33,576	1,666	5,596	9,1
40	2010Q4	1,950	1,256	8,8	31,938	1,744	6,326	8,6
41	2011Q1	2,170	0,754	8,8	32,551	1,680	5,747	3,2
42	2011Q2	2,350	1,186	9,2	33,622	1,627	5,988	4,5
43	2011Q3	2,600	-0,220	9,0	35,427	1,552	5,273	2,3
44	2011Q4	2,740	-3,073	9,4	34,850	1,552	5,820	-0,1

Πίνακας 27: Τραπεζικά στοιχεία της Banco Espirito Santo (BES)

A/A	Quarter	NPL ratio (%)	Profits/Assets (x10 ³)	Tier 1 ratio (%)	Customer deposits (bn EUR)	Interbank deposits (bn EUR)	Loans / Deposits	Bonds (bn EUR)	ROE (%)
1	2000Q1	2,37	0,898	6,0	98,632	89,422	2,445	54,498	13,6
2	2000Q2	2,41	1,793	6,1	96,185	91,488	2,497	57,607	11,0
3	2000Q3	2,39	0,801	6,0	100,027	99,761	2,472	60,426	17,9
4	2000Q4	2,36	-0,209	6,5	107,654	103,536	2,227	65,851	12,4
5	2001Q1	2,37	0,341	6,3	108,465	115,310	2,236	74,498	5,6
6	2001Q2	2,32	0,186	6,4	111,583	121,301	2,256	81,424	4,5
7	2001Q3	2,47	-0,371	6,6	109,928	114,826	2,187	81,895	0,9
8	2001Q4	2,48	-0,018	6,0	116,398	109,086	2,060	74,767	0,3
9	2002Q1	2,49	0,143	6,0	112,287	122,544	2,185	78,437	2,5
10	2002Q2	2,68	0,004	5,9	107,812	118,942	2,150	74,875	2,8
11	2002Q3	3,22	-0,304	6,7	99,523	110,995	1,815	54,171	-0,7
12	2002Q4	3,33	-0,576	7,3	95,7	114,984	1,792	53,4	-3,1
13	2003Q1	3,42	0,008	7,4	96,503	94,531	1,755	50,84	1,3
14	2003Q2	3,53	0,174	7,7	92,049	100,620	1,799	51,506	3,5
15	2003Q3	3,58	-5,891	7,8	99,494	91,632	1,687	57,416	-23,7
16	2003Q4	3,55	-0,231	7,3	100	95,249	1,647	56,311	-17,4
17	2004Q1	3,52	0,626	7,1	104,717	104,511	1,607	57,939	10,9
18	2004Q2	3,66	0,633	7,0	104,964	104,699	1,561	61,009	10,5
19	2004Q3	3,74	-0,515	7,2	106,039	107,914	1,529	63,264	3,9
20	2004Q4	3,54	0,217	7,5	105,064	115,430	1,528	64,31	8,1
21	2005Q1	3,65	0,928	7,2	116,694	108,523	1,346	68,413	17,1
22	2005Q2	3,63	0,393	7,0	109,426	108,695	1,446	73,467	12,4
23	2005Q3	3,48	0,572	6,7	118,773	116,467	1,382	74,824	12,1
24	2005Q4	3,33	0,749	8,1	102,846	129,900	1,601	77,539	12,8
25	2006Q1	2,46	1,170	6,5	149,83	142,512	2,161	131,217	25,9
26	2006Q2	2,51	0,463	6,5	146,236	136,329	2,182	127,771	17,9
27	2006Q3	2,56	0,356	6,7	142,546	131,402	2,238	130,023	14,5
28	2006Q4	2,50	0,579	6,7	141,214	125,825	2,241	130,603	14,1
29	2007Q1	2,47	0,999	6,9	142,587	122,031	2,211	131,836	19,6
30	2007Q2	2,40	1,203	6,9	147,036	121,225	2,169	131,095	22,1
31	2007Q3	2,13	0,541	6,6	157,574	134,930	2,038	130,572	18,4
32	2007Q4	2,02	0,326	6,9	159,184	125,120	1,989	127,109	15,4
33	2008Q1	2,09	0,465	7,5	161,024	120,173	1,916	124,513	8,4
34	2008Q2	2,14	1,328	7,4	164,775	120,988	1,890	121,166	16,4
35	2008Q3	1,96	-0,479	7,6	172,359	125,920	1,851	118,019	8,0
36	2008Q4	1,93	-1,294	10,1	170,203	128,492	1,843	123,938	0,0
37	2009Q1	2,04	-0,881	6,8	310,231	178,738	1,375	142,298	-15,1
38	2009Q2	2,30	-0,853	11,3	296,62	148,406	1,361	135,485	-13,2
39	2009Q3	2,55	-1,180	10,9	275,966	139,884	1,390	131,713	-13,0
40	2009Q4	2,84	-2,264	10,5	264,618	140,634	1,392	128,032	-16,5
41	2010Q1	3,00	0,846	10,8	260,411	137,669	1,379	125,944	9,5
42	2010Q2	3,12	0,402	10,8	266,711	143,993	1,320	126,016	7,1
43	2010Q3	3,05	0,159	10,8	263,576	130,451	1,301	121,028	5,2
44	2010Q4	3,05	0,367	11,9	262,827	137,626	1,257	113,493	4,7
45	2011Q1	3,05	1,448	12,7	248,09	129,453	1,281	106,254	12,5
46	2011Q2	3,00	0,078	11,6	262,127	112,483	1,191	103,937	6,5
47	2011Q3	2,97	-0,899	11,0	262,193	123,194	1,192	100,092	1,4
48	2011Q4	2,85	0,527	11,1	255,344	98,481	1,190	92,526	2,2

Πίνακας 28: Τραπεζικά στοιχεία της Commerzbank (COM)

A/A	Quarter	NPL ratio (%)	Profits/Assets (x10 ⁻³)	Tier 1 ratio (%)	Customer accounts and securities (bn EUR)	Interbank deposits (bn EUR)	Loans / Deposits	ROE (%)
1	2001Q1	1,20	1,4	5,80	112,853	20,504	0,537	16,10
2	2001Q2	1,20	1,7	5,80	112,091	18,027	0,553	15,20
3	2001Q3	1,30	0,4	5,80	111,583	16,663	0,584	15,10
4	2001Q4	1,30	2,0	5,77	116,954	15,142	0,539	13,30
5	2002Q1	1,30	1,4	5,70	117,697	18,628	0,549	12,20
6	2002Q2	1,40	1,3	5,60	122,216	22,871	0,549	10,10
7	2002Q3	1,40	0,1	5,63	125,240	20,818	0,534	9,00
8	2002Q4	1,50	2,0	6,05	128,883	20,516	0,531	12,10
9	2003Q1	1,50	1,0	6,10	130,493	23,576	0,518	10,40
10	2003Q2	1,50	0,5	6,06	128,245	21,302	0,551	7,70
11	2003Q3	1,70	0,6	6,20	123,323	18,649	0,566	7,20
12	2003Q4	1,84	1,4	6,46	122,989	15,058	0,572	7,70
13	2004Q1	1,98	1,1	6,50	122,756	15,814	0,565	9,00
14	2004Q2	2,01	0,7	6,70	122,843	13,796	0,585	7,50
15	2004Q3	2,09	0,9	6,80	122,205	14,556	0,583	7,00
16	2004Q4	2,10	1,3	6,74	129,368	15,228	0,575	8,20
17	2005Q1	2,13	1,2	6,84	132,335	18,797	0,571	9,60
18	2005Q2	1,80	0,6	6,88	149,411	16,004	0,537	11,30
19	2005Q3	1,80	2,2	6,91	150,392	16,751	0,527	11,70
20	2005Q4	1,90	1,4	6,51	153,749	16,207	0,543	11,60
21	2006Q1	1,80	1,8	6,73	150,061	17,060	0,554	12,30
22	2006Q2	1,90	1,3	6,81	153,520	16,476	0,561	12,20
23	2006Q3	1,90	1,3	6,80	156,458	23,145	0,568	12,00
24	2006Q4	1,84	1,4	6,53	158,556	15,878	0,580	12,10
25	2007Q1	1,80	1,5	6,40	169,779	20,627	0,561	12,10
26	2007Q2	1,81	1,5	6,10	171,147	21,039	0,577	13,20
27	2007Q3	1,87	1,3	6,30	163,158	17,573	0,615	12,20
28	2007Q4	1,88	4,4	6,10	161,984	13,743	0,656	17,50
29	2008Q1	1,92	1,2	6,20	169,463	19,036	0,636	11,60
30	2008Q2	2,21	1,6	5,10	206,529	27,218	0,677	7,00
31	2008Q3	2,20	0,6	5,20	210,391	25,609	0,687	6,80
32	2008Q4	2,49	1,3	5,10	213,796	27,209	0,680	8,10
33	2009Q1	2,76	1,4	5,60	207,621	23,395	0,697	4,30
34	2009Q2	2,83	0,1	5,80	212,062	21,826	0,684	3,20
35	2009Q3	3,04	0,3	6,00	219,061	19,294	0,667	3,10
36	2009Q4	3,05	-0,8	7,50	224,815	22,758	0,678	1,46
37	2010Q1	3,25	0,6	7,50	230,301	25,628	0,655	2,21
38	2010Q2	3,28	0,5	7,80	247,567	28,593	0,618	3,12
39	2010Q3	3,46	0,4	8,40	242,522	29,626	0,630	2,83
40	2010Q4	3,51	2,6	8,40	244,279	28,334	0,640	5,74
41	2011Q1	3,62	0,6	9,10	232,126	22,360	0,666	3,24
42	2011Q2	3,85	0,5	8,90	243,892	23,219	0,645	3,06
43	2011Q3	4,07	0,2	11,10	254,743	33,216	0,612	2,40
44	2011Q4	4,39	-19,5	11,10	240,702	46,793	0,609	-33,56

Πίνακας 29: Τραπεζικά στοιχεία της Banca Monte dei Paschi di Siena (MPS)

A/A	QUARTER	NPL ratio (%)	Profits/Assets (x10 ⁻³)	Tier 1 ratio (%)	Customer deposits (bn EUR)	Interbank deposits (bn EUR)	Loans / Deposits	Bonds (mil EUR)
1	2000Q1	3,8	5,685	10,6	31,479	7,061	0,508	3.409,78
2	2000Q2	3,3	5,120	10,7	33,188	7,132	0,542	80,60
3	2000Q3	3,4	2,096	10,9	33,556	6,548	0,477	170,86
4	2000Q4	2,6	7,930	10,8	33,058	6,900	0,514	20,54
5	2001Q1	3,1	5,745	10,6	31,479	7,061	0,572	9,83
6	2001Q2	3,1	4,086	10,7	33,457	3,696	0,538	38,69
7	2001Q3	3,3	2,463	11,0	33,496	1,515	0,508	91,49
8	2001Q4	2,2	2,235	10,8	34,301	2,101	0,466	12,95
9	2002Q1	2,1	2,612	10,5	32,535	3,635	0,461	115,21
10	2002Q2	2,3	2,304	10,6	34,608	1,344	0,433	73,79
11	2002Q3	2,1	0,647	10,6	33,386	1,229	0,419	112,49
12	2002Q4	2,0	0,795	10,4	33,933	0,666	0,472	100,68
13	2003Q1	2,2	2,322	11,0	33,343	1,206	0,480	395,14
14	2003Q2	1,7	3,197	12,5	33,971	1,291	0,559	101,60
15	2003Q3	2,6	2,698	12,9	34,397	0,636	0,611	127,16
16	2003Q4	1,6	-0,552	10,1	33,290	0,985	0,631	74,58
17	2004Q1	5,3	1,961	10,4	34,016	1,027	0,647	100,81
18	2004Q2	5,0	2,068	10,0	35,818	1,139	0,642	88,41
19	2004Q3	5,4	2,745	12,5	37,164	2,333	0,646	91,58
20	2004Q4	5,2	0,988	12,3	34,843	0,814	0,746	118,69
21	2005Q1	4,7	2,751	11,0	36,262	1,308	0,634	986,15
22	2005Q2	4,8	3,110	11,5	39,050	2,319	0,640	1,06
23	2005Q3	4,9	3,722	11,8	40,969	1,888	0,635	0,93
24	2005Q4	4,7	3,667	8,9	41,060	1,848	0,658	0,87
25	2006Q1	4,4	4,615	12,5	41,403	2,160	0,676	0,94
26	2006Q2	4,6	1,862	9,8	43,430	2,730	0,668	1,24
27	2006Q3	4,6	-2,955	12,2	43,096	1,886	0,696	1,00
28	2006Q4	4,7	0,957	12,3	44,565	2,034	0,718	0,98
29	2007Q1	4,0	6,012	8,7	45,050	1,089	0,733	1,04
30	2007Q2	3,7	1,324	8,7	45,795	1,766	0,764	1,38
31	2007Q3	3,6	4,485	8,5	46,585	2,559	0,773	1,18
32	2007Q4	3,4	3,251	9,2	49,260	4,136	0,792	1,00
33	2008Q1	2,6	2,833	9,2	50,238	2,948	0,796	20,71
34	2008Q2	2,2	1,247	9,9	52,457	1,887	0,820	61,05
35	2008Q3	3,1	4,743	10,4	54,215	2,915	0,812	127,43
36	2008Q4	3,3	2,230	10,4	56,291	1,959	0,835	5,11
37	2009Q1	3,7	1,640	10,9	57,269	1,500	0,838	100,32
38	2009Q2	4,4	2,263	12,2	59,645	3,198	0,822	147,44
39	2009Q3	4,9	1,488	12,2	58,763	1,698	0,851	231,61
40	2009Q4	5,4	-1,720	11,3	58,081	2,074	0,878	4,99
41	2010Q1	6,0	-1,656	11,1	56,208	1,652	0,925	197,70
42	2010Q2	6,4	-0,924	10,7	53,794	4,330	0,967	766,43
43	2010Q3	7,1	-0,591	13,1	55,789	3,441	0,914	659,05
44	2010Q4	8,4	0,162	13,1	52,471	5,070	0,972	761,73
45	2011Q1	8,6	-0,220	12,9	52,862	4,826	1,081	29,79
46	2011Q2	9,5	-11,073	11,2	46,673	6,102	1,211	565,60
47	2011Q3	10,2	-1,709	10,7	45,447	1,961	1,233	476,02
48	2011Q4	16,1	-99,200	7,2	44,025	1,567	1,201	1.309,65

Πίνακας 30: Τραπεζικά στοιχεία της Εθνικής Τράπεζας της Ελλάδος (NBG)

A/A	Quarter	NPL ratio (%)	Profits/Assets (x10 ⁻³)	Tier 1 ratio (%)	Customer deposits (bn EUR)	Interbank deposits (bn EUR)	Loans / Deposits	Debt securities (bn EUR)	ROE (%)
1	2000Q1	1,20	2,567	8,5	66,0	27,0	1,652	44,0	19,2
2	2000Q2	1,30	2,479	9,0	65,0	27,0	1,677	47,0	17,8
3	2000Q3	1,00	2,146	9,0	67,0	30,0	1,642	51,0	15,6
4	2000Q4	0,60	1,482	6,8	79,0	29,0	1,633	56,0	11,9
5	2001Q1	0,60	1,704	6,6	77,0	35,0	1,701	58,0	14,1
6	2001Q2	0,70	2,073	7,0	81,0	34,0	1,667	56,0	17,0
7	2001Q3	0,60	0,714	6,9	81,0	33,0	1,654	56,0	5,8
8	2001Q4	0,60	2,161	7,3	83,0	30,0	1,663	61,0	18,1
9	2002Q1	0,60	1,063	7,2	86,0	35,0	1,651	67,0	9,4
10	2002Q2	0,60	0,363	7,4	90,0	30,0	1,589	60,0	4,1
11	2002Q3	0,60	0,766	7,0	91,0	31,0	1,615	65,0	8,0
12	2002Q4	0,60	1,294	7,1	91,7	26,0	1,589	61,9	11,1
13	2003Q1	0,80	0,974	7,2	92,1	33,1	1,596	66,1	8,4
14	2003Q2	1,90	1,502	7,5	89,1	37,6	1,650	64,4	13,5
15	2003Q3	2,00	2,409	7,5	92,9	25,2	1,601	66,8	20,6
16	2003Q4	1,80	0,770	7,3	95,6	28,8	1,523	64,4	6,6
17	2004Q1	1,70	1,623	6,7	92,1	25,4	1,607	65,6	13,9
18	2004Q2	1,60	2,532	7,0	97,7	30,7	1,592	64,4	22,1
19	2004Q3	1,50	1,520	7,6	97,1	32,2	1,591	58,8	13,0
20	2004Q4	1,40	1,572	7,3	104,4	30,2	1,543	59,3	13,9
21	2005Q1	1,20	1,742	6,8	105,2	30,4	1,617	67,0	15,7
22	2005Q2	1,10	2,265	7,0	105,7	35,3	1,657	69,7	22,8
23	2005Q3	1,10	1,758	7,0	108,0	36,2	1,686	73,7	17,8
24	2005Q4	1,00	1,555	6,8	115,6	29,8	1,631	82,6	15,6
25	2006Q1	0,90	2,070	6,8	113,3	26,6	1,683	87,7	20,0
26	2006Q2	0,80	2,166	6,8	119,1	26,2	1,669	83,6	22,4
27	2006Q3	0,80	2,655	6,9	119,1	35,4	1,688	78,6	25,0
28	2006Q4	0,70	2,525	7,1	126,5	32,3	1,692	83,4	23,6
29	2007Q1	0,60	1,962	6,8	126,3	36,3	1,759	90,2	18,0
30	2007Q2	0,57	2,176	7,1	132,6	29,2	1,732	97,1	21,5
31	2007Q3	0,53	1,968	7,2	135,0	36,1	1,768	95,6	19,1
32	2007Q4	0,53	1,964	7,0	142,3	30,1	1,720	99,8	18,1
33	2008Q1	0,50	1,670	7,2	141,0	40,7	1,801	101,0	15,8
34	2008Q2	0,49	1,607	7,0	146,8	44,0	1,839	112,7	16,2
35	2008Q3	0,54	1,489	7,0	155,1	42,9	1,754	113,7	15,0
36	2008Q4	0,77	1,344	7,4	148,6	51,9	1,784	109,0	14,4
37	2009Q1	1,00	1,286	8,5	149,7	54,5	1,830	114,3	13,9
38	2009Q2	1,18	1,299	9,9	149,7	58,1	1,859	109,1	12,0
39	2009Q3	1,28	1,286	10,5	148,6	54,0	1,902	112,2	11,7
40	2009Q4	1,35	0,881	10,2	153,6	52,2	1,839	130,5	8,1
41	2010Q1	1,40	1,144	10,1	160,0	54,1	1,828	125,4	11,3
42	2010Q2	1,35	0,944	10,0	160,9	54,2	1,881	138,1	9,5
43	2010Q3	1,39	1,183	10,1	165,8	53,6	1,894	137,0	12,2
44	2010Q4	1,46	1,326	9,8	176,4	40,7	1,781	151,6	12,8
45	2011Q1	1,41	1,265	10,0	182,3	50,2	1,813	150,1	12,0
46	2011Q2	1,36	1,180	10,2	187,9	48,9	1,768	159,1	11,5
47	2011Q3	1,35	0,605	10,0	185,3	49,5	1,794	170,5	6,5
48	2011Q4	1,39	1,097	10,1	190,1	55,3	1,774	180,0	12,3

Πίνακας 31: Τραπεζικά στοιχεία της Nordea Bank (NOR)

A/A	Quarter	NPL ratio (%)	Profits/Assets (x10 ⁻³)	Tier 1 ratio (%)	Customer deposits (bn EUR)	Interbank deposits (bn EUR)	Loans / Deposits	Debt securities (bn EUR)	ROE (%)
1	2000Q1	1,89	1,792	8,61	130,345	36,503	1,028	26,242	22,8
2	2000Q2	2,41	1,736	7,31	157,481	42,633	0,995	25,637	23,5
3	2000Q3	2,46	1,839	9,20	163,198	40,511	0,994	24,541	21,7
4	2000Q4	2,26	1,766	7,64	169,555	36,764	0,999	22,755	17,6
5	2001Q1	2,27	1,861	7,94	172,391	48,817	0,984	21,119	14,7
6	2001Q2	2,13	1,951	8,06	182,265	42,751	0,963	24,769	15,3
7	2001Q3	2,08	1,774	7,96	172,063	37,527	0,973	25,507	14,8
8	2001Q4	1,86	1,378	8,01	180,742	42,989	0,962	24,695	13,9
9	2002Q1	1,94	1,877	8,02	183,083	41,311	0,933	22,112	14,2
10	2002Q2	1,85	1,554	7,36	167,387	38,576	0,997	23,500	12,8
11	2002Q3	2,09	1,566	7,29	171,300	38,671	0,959	25,869	12,5
12	2002Q4	1,89	1,620	8,01	167,816	40,256	0,971	24,989	12,4
13	2003Q1	1,79	1,853	8,65	164,993	36,975	0,993	28,861	13,4
14	2003Q2	1,67	1,989	8,37	170,560	37,508	0,991	33,640	14,0
15	2003Q3	1,69	1,846	8,10	160,366	36,455	1,053	32,812	14,1
16	2003Q4	1,55	1,935	8,26	159,336	37,618	1,083	31,108	14,5
17	2004Q1	1,33	2,127	8,08	170,566	34,741	1,076	21,830	15,6
18	2004Q2	1,29	2,889	8,12	188,941	36,326	1,009	21,512	16,2
19	2004Q3	1,26	2,633	8,42	196,427	34,741	1,018	21,697	16,6
20	2004Q4	1,02	1,166	7,16	262,670	55,289	1,283	56,736	16,0
21	2005Q1	1,05	1,684	7,24	284,732	49,107	1,248	58,664	15,2
22	2005Q2	1,00	1,874	7,44	285,568	46,756	1,321	62,881	15,9
23	2005Q3	0,95	1,703	7,49	293,536	50,544	1,317	74,247	16,4
24	2005Q4	0,89	1,649	7,88	292,327	47,066	1,378	81,742	16,6
25	2006Q1	0,86	1,833	7,70	290,563	46,440	1,432	75,559	17,2
26	2006Q2	0,83	2,106	7,41	291,400	48,789	1,501	79,018	18,2
27	2006Q3	0,83	2,168	7,49	308,302	44,659	1,499	73,420	18,6
28	2006Q4	0,78	1,961	7,42	314,377	45,361	1,542	76,737	18,5
29	2007Q1	0,82	2,135	7,64	312,555	58,057	1,568	73,040	18,5
30	2007Q2	0,83	2,342	7,90	308,806	32,368	1,656	76,490	19,6
31	2007Q3	0,89	2,383	7,78	315,057	31,833	1,647	74,949	20,1
32	2007Q4	0,95	2,323	7,71	317,043	31,760	1,684	66,331	19,6
33	2008Q1	1,16	2,397	7,54	330,753	47,278	1,690	55,587	17,4
34	2008Q2	1,34	2,606	7,88	351,103	73,892	1,661	57,295	18,1
35	2008Q3	1,71	2,204	8,29	383,495	72,046	1,543	48,758	18,1
36	2008Q4	2,04	1,849	9,08	406,015	64,731	1,520	43,896	17,1
37	2009Q1	2,49	1,879	8,90	456,619	58,267	1,468	47,401	13,3
38	2009Q2	2,82	2,110	9,39	469,261	64,429	1,453	47,738	14,2
39	2009Q3	3,03	2,052	9,20	458,630	49,114	1,425	48,212	14,0
40	2009Q4	3,24	1,983	10,11	487,681	57,641	1,362	49,921	13,9
41	2010Q1	3,34	1,939	10,28	537,028	55,809	1,253	58,256	12,9
42	2010Q2	3,37	1,828	10,06	595,300	61,514	1,200	65,521	12,9
43	2010Q3	3,42	1,323	9,72	601,293	58,045	1,173	58,085	11,8
44	2010Q4	3,55	1,726	10,02	616,376	44,808	1,161	57,871	11,8
45	2011Q1	3,61	1,744	10,93	620,774	47,414	1,136	55,426	11,4
46	2011Q2	3,78	1,131	10,43	624,414	42,593	1,145	69,164	9,4
47	2011Q3	3,86	1,442	10,74	619,911	43,778	1,164	60,033	9,5
48	2011Q4	3,89	1,372	11,01	632,533	42,389	1,155	52,704	7,1

Πίνακας 32: Τραπεζικά στοιχεία της Banco Santander (SAN)

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β: ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ ΚΛΑΣΣΙΚΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Α/Α	Τρίμηνα	Υ _t	ΚΚΜΟ(4)	Λ.Ε. (%)	καν. Δ.Ε. (%)	Αποεποχικοποιημένη σειρά
		ΤxСxSxR	ТxС	SxR		ТxСxR
1	2000Q1	5,685			119,354	4,763
2	2000Q2	5,120			100,314	5,104
3	2000Q3	2,096	5,215	40,195	99,317	2,111
4	2000Q4	7,930	5,094	155,683	81,015	9,788
5	2001Q1	5,745	5,010	114,673	119,354	4,814
6	2001Q2	4,086	4,344	94,049	100,314	4,073
7	2001Q3	2,463	3,241	76,015	99,317	2,480
8	2001Q4	2,235	2,626	85,096	81,015	2,759
9	2002Q1	2,612	2,176	120,011	119,354	2,188
10	2002Q2	2,304	1,769	130,207	100,314	2,297
11	2002Q3	0,647	1,553	41,652	99,317	0,651
12	2002Q4	0,795	1,629	48,816	81,015	0,981
13	2003Q1	2,322	1,997	116,295	119,354	1,945
14	2003Q2	3,197	2,085	153,353	100,314	3,187
15	2003Q3	2,698	1,871	144,193	99,317	2,717
16	2003Q4	-0,552	1,685	-32,744	81,015	-0,681
17	2004Q1	1,961	1,550	126,544	119,354	1,643
18	2004Q2	2,068	1,748	118,294	100,314	2,061
19	2004Q3	2,745	2,039	134,630	99,317	2,764
20	2004Q4	0,988	2,268	43,537	81,015	1,219
21	2005Q1	2,751	2,521	109,148	119,354	2,305
22	2005Q2	3,110	2,978	104,439	100,314	3,100
23	2005Q3	3,722	3,546	104,977	99,317	3,748
24	2005Q4	3,667	3,623	101,236	81,015	4,527
25	2006Q1	4,615	2,632	175,355	119,354	3,867
26	2006Q2	1,862	1,458	127,653	100,314	1,856
27	2006Q3	-2,955	1,294	-228,351	99,317	-2,976
28	2006Q4	0,957	1,402	68,259	81,015	1,181
29	2007Q1	6,012	2,264	265,517	119,354	5,037
30	2007Q2	1,324	3,481	38,031	100,314	1,320
31	2007Q3	4,485	3,371	133,052	99,317	4,515
32	2007Q4	3,251	2,964	109,693	81,015	4,013
33	2008Q1	2,833	2,986	94,879	119,354	2,374
34	2008Q2	1,247	2,891	43,140	100,314	1,243
35	2008Q3	4,743	2,614	181,424	99,317	4,775
36	2008Q4	2,230	2,592	86,054	81,015	2,753
37	2009Q1	1,640	2,312	70,912	119,354	1,374
38	2009Q2	2,263	1,411	160,324	100,314	2,256
39	2009Q3	1,488	0,506	294,196	99,317	1,498
40	2009Q4	-1,720	-0,305	564,694	81,015	-2,123
41	2010Q1	-1,656	-0,963	171,965	119,354	-1,387
42	2010Q2	-0,924	-0,987	93,600	100,314	-0,921
43	2010Q3	-0,591			99,317	-0,595
44	2010Q4	0,162			81,015	0,200

Πίνακας 33: Αποεποχικοποίηση της χρονοσειράς Κέρδη/Ενεργητικό της Εθνικής Τράπεζας της Ελλάδος

A/A	Τρίμηνο	Y_t	F_t	e_t	S_t	$\Delta.E. (\%)$	F_t'
0					8,325		
1	2000Q1	8,677	8,325	0,352	8,677	97,960	8,155
2	2000Q2	8,935	8,677	0,258	8,935	100,727	8,740
3	2000Q3	8,849	8,935	-0,087	8,849	101,712	9,088
4	2000Q4	6,827	8,849	-2,021	6,827	99,600	8,813
5	2001Q1	6,737	6,827	-0,090	6,737	97,960	6,688
6	2001Q2	6,949	6,737	0,212	6,949	100,727	6,786
7	2001Q3	6,784	6,949	-0,166	6,784	101,712	7,068
8	2001Q4	7,329	6,784	0,545	7,329	99,600	6,757
9	2002Q1	7,350	7,329	0,021	7,350	97,960	7,180
10	2002Q2	7,347	7,350	-0,003	7,347	100,727	7,403
11	2002Q3	6,882	7,347	-0,464	6,882	101,712	7,472
12	2002Q4	7,128	6,882	0,246	7,128	99,600	6,855
13	2003Q1	7,350	7,128	0,221	7,350	97,960	6,983
14	2003Q2	7,446	7,350	0,096	7,446	100,727	7,403
15	2003Q3	7,374	7,446	-0,072	7,374	101,712	7,573
16	2003Q4	7,329	7,374	-0,044	7,329	99,600	7,344
17	2004Q1	6,840	7,329	-0,490	6,840	97,960	7,180
18	2004Q2	6,949	6,840	0,110	6,949	100,727	6,889
19	2004Q3	7,472	6,949	0,523	7,472	101,712	7,068
20	2004Q4	7,329	7,472	-0,143	7,329	99,600	7,442
21	2005Q1	6,942	7,329	-0,388	6,942	97,960	7,180
22	2005Q2	6,949	6,942	0,008	6,949	100,727	6,992
23	2005Q3	6,882	6,949	-0,067	6,882	101,712	7,068
24	2005Q4	6,827	6,882	-0,055	6,827	99,600	6,855
25	2006Q1	6,942	6,827	0,114	6,942	97,960	6,688
26	2006Q2	6,751	6,942	-0,191	6,751	100,727	6,992
27	2006Q3	6,784	6,751	0,033	6,784	101,712	6,866
28	2006Q4	7,128	6,784	0,345	7,128	99,600	6,757
29	2007Q1	6,942	7,128	-0,187	6,942	97,960	6,983
30	2007Q2	7,049	6,942	0,107	7,049	100,727	6,992
31	2007Q3	7,079	7,049	0,030	7,079	101,712	7,169
32	2007Q4	7,028	7,079	-0,051	7,028	99,600	7,051
33	2008Q1	7,350	7,028	0,322	7,350	97,960	6,885
34	2008Q2	6,949	7,350	-0,400	6,949	100,727	7,403
35	2008Q3	6,882	6,949	-0,067	6,882	101,712	7,068
36	2008Q4	7,430	6,882	0,548	7,430	99,600	6,855
37	2009Q1	8,677	7,430	1,247	8,677	97,960	7,278
38	2009Q2	9,829	8,677	1,152	9,829	100,727	8,740
39	2009Q3	10,323	9,829	0,495	10,323	101,712	9,997
40	2009Q4	10,241	10,323	-0,082	10,241	99,600	10,282
41	2010Q1	10,310	10,241	0,069	10,310	97,960	10,032
42	2010Q2	9,928	10,310	-0,382	9,928	100,727	10,385
43	2010Q3	9,930	9,928	0,002	9,930	101,712	10,098
44	2010Q4	9,839	9,930	-0,091	9,839	99,600	9,890
45	2011Q1		9,839			97,960	9,639
46	2011Q2		9,839			100,727	9,911
47	2011Q3		9,839			101,712	10,008
48	2011Q4		9,839			99,600	9,800

Πίνακας 34: Εφαρμογή της μεθόδου Naive στη χρονοσειρά Tier 1 ratio της τράπεζας Nordea

A/A	Τρίμηνο	Y_t	F_t	e_t	S_t	Δ.Ε. (%)	F_t'
0					1,008		
1	2000Q1	2,234	1,008	1,226	1,240	40,187	0,405
2	2000Q2	0,964	1,240	-0,276	1,188	185,898	2,305
3	2000Q3	1,049	1,188	-0,139	1,162	76,342	0,907
4	2000Q4	-0,214	1,162	-1,376	0,902	97,573	1,134
5	2001Q1	0,848	0,902	-0,054	0,892	40,187	0,362
6	2001Q2	0,100	0,892	-0,792	0,742	185,898	1,657
7	2001Q3	-0,485	0,742	-1,227	0,510	76,342	0,566
8	2001Q4	-0,018	0,510	-0,528	0,410	97,573	0,498
9	2002Q1	0,357	0,410	-0,053	0,400	40,187	0,165
10	2002Q2	0,002	0,400	-0,398	0,325	185,898	0,744
11	2002Q3	-0,398	0,325	-0,723	0,188	76,342	0,248
12	2002Q4	-0,590	0,188	-0,778	0,041	97,573	0,184
13	2003Q1	0,019	0,041	-0,022	0,037	40,187	0,017
14	2003Q2	0,094	0,037	0,057	0,048	185,898	0,069
15	2003Q3	-7,717	0,048	-7,765	-1,420	76,342	0,036
16	2003Q4	-0,236	-1,420	1,184	-1,196	97,573	-1,385
17	2004Q1	1,558	-1,196	2,754	-0,676	40,187	-0,481
18	2004Q2	0,341	-0,676	1,016	-0,484	185,898	-1,256
19	2004Q3	-0,674	-0,484	-0,191	-0,520	76,342	-0,369
20	2004Q4	0,222	-0,520	0,741	-0,379	97,573	-0,507
21	2005Q1	2,309	-0,379	2,688	0,129	40,187	-0,152
22	2005Q2	0,212	0,129	0,083	0,144	185,898	0,239
23	2005Q3	0,749	0,144	0,605	0,259	76,342	0,110
24	2005Q4	0,767	0,259	0,509	0,355	97,573	0,252
25	2006Q1	2,912	0,355	2,557	0,838	40,187	0,143
26	2006Q2	0,249	0,838	-0,589	0,727	185,898	1,558
27	2006Q3	0,466	0,727	-0,260	0,677	76,342	0,555
28	2006Q4	0,593	0,677	-0,084	0,661	97,573	0,661
29	2007Q1	2,487	0,661	1,825	1,006	40,187	0,266
30	2007Q2	0,647	1,006	-0,359	0,939	185,898	1,871
31	2007Q3	0,709	0,939	-0,230	0,895	76,342	0,717
32	2007Q4	0,334	0,895	-0,561	0,789	97,573	0,873
33	2008Q1	1,157	0,789	0,368	0,859	40,187	0,317
34	2008Q2	0,714	0,859	-0,144	0,831	185,898	1,596
35	2008Q3	-0,627	0,831	-1,458	0,556	76,342	0,635
36	2008Q4	-1,326	0,556	-1,882	0,200	97,573	0,542
37	2009Q1	-2,192	0,200	-2,392	-0,252	40,187	0,080
38	2009Q2	-0,459	-0,252	-0,207	-0,291	185,898	-0,468
39	2009Q3	-1,546	-0,291	-1,255	-0,528	76,342	-0,222
40	2009Q4	-2,320	-0,528	-1,792	-0,867	97,573	-0,515
41	2010Q1	2,106	-0,867	2,973	-0,305	40,187	-0,348
42	2010Q2	0,216	-0,305	0,521	-0,207	185,898	-0,567
43	2010Q3	0,209	-0,207	0,415	-0,128	76,342	-0,158
44	2010Q4	0,376	-0,128	0,504	-0,033	97,573	-0,125
45	2011Q1		-0,033			40,187	-0,013
46	2011Q2		-0,033			185,898	-0,061
47	2011Q3		-0,033			76,342	-0,025
48	2011Q4		-0,033			97,573	-0,032

Πίνακας 35: Εφαρμογή της μεθόδου SES στη χρονοσειρά Κέρδη/Ενεργητικό της τράπεζας Commerzbank

A/A	Τρίμηνο	Y_t	F_t	e_t	S_t	T_t	Δ.Ε. (%)	F_t'
0					1,624	0,006		
1	2001Q1	1,654	1,631	0,024	1,652	0,015	100,957	1,646
2	2001Q2	1,660	1,667	-0,006	1,661	0,013	100,579	1,676
3	2001Q3	1,646	1,674	-0,027	1,649	0,002	100,835	1,688
4	2001Q4	1,536	1,651	-0,115	1,548	-0,040	97,628	1,612
5	2002Q1	1,624	1,508	0,117	1,613	0,003	100,957	1,522
6	2002Q2	1,640	1,616	0,025	1,638	0,012	100,579	1,625
7	2002Q3	1,736	1,650	0,085	1,727	0,044	100,835	1,664
8	2002Q4	1,915	1,771	0,145	1,901	0,097	97,628	1,729
9	2003Q1	1,902	1,998	-0,096	1,911	0,062	100,957	2,017
10	2003Q2	1,909	1,973	-0,064	1,915	0,038	100,579	1,984
11	2003Q3	1,993	1,953	0,040	1,989	0,053	100,835	1,970
12	2003Q4	1,874	2,042	-0,168	1,891	-0,009	97,628	1,994
13	2004Q1	1,922	1,882	0,040	1,918	0,005	100,957	1,900
14	2004Q2	1,819	1,923	-0,104	1,830	-0,033	100,579	1,934
15	2004Q3	1,676	1,797	-0,121	1,688	-0,078	100,835	1,812
16	2004Q4	1,690	1,610	0,080	1,682	-0,048	97,628	1,572
17	2005Q1	1,634	1,634	0,000	1,634	-0,048	100,957	1,650
18	2005Q2	1,491	1,586	-0,095	1,501	-0,083	100,579	1,595
19	2005Q3	1,438	1,418	0,020	1,436	-0,076	100,835	1,430
20	2005Q4	1,362	1,360	0,002	1,362	-0,075	97,628	1,328
21	2006Q1	1,298	1,287	0,010	1,297	-0,071	100,957	1,300
22	2006Q2	1,233	1,225	0,007	1,232	-0,068	100,579	1,233
23	2006Q3	1,200	1,164	0,036	1,196	-0,055	100,835	1,174
24	2006Q4	1,137	1,141	-0,004	1,137	-0,057	97,628	1,114
25	2007Q1	1,090	1,081	0,009	1,089	-0,053	100,957	1,091
26	2007Q2	1,074	1,035	0,038	1,070	-0,039	100,579	1,041
27	2007Q3	1,021	1,031	-0,009	1,022	-0,043	100,835	1,039
28	2007Q4	1,024	0,980	0,044	1,020	-0,026	97,628	0,957
29	2008Q1	1,010	0,994	0,017	1,009	-0,020	100,957	1,003
30	2008Q2	1,074	0,989	0,085	1,065	0,012	100,579	0,994
31	2008Q3	1,041	1,077	-0,035	1,045	-0,002	100,835	1,086
32	2008Q4	1,116	1,043	0,073	1,109	0,025	97,628	1,018
33	2009Q1	1,189	1,135	0,054	1,183	0,045	100,957	1,145
34	2009Q2	1,412	1,229	0,183	1,394	0,113	100,579	1,236
35	2009Q3	1,547	1,507	0,040	1,543	0,128	100,835	1,519
36	2009Q4	1,639	1,671	-0,032	1,642	0,116	97,628	1,632
37	2010Q1	1,654	1,758	-0,104	1,665	0,078	100,957	1,775
38	2010Q2	1,690	1,742	-0,052	1,695	0,058	100,579	1,752
39	2010Q3	1,884	1,754	0,130	1,871	0,107	100,835	1,768
40	2010Q4	1,997	1,978	0,019	1,995	0,114	97,628	1,931
41	2011Q1		2,109				100,957	2,129
42	2011Q2		2,223				100,579	2,236
43	2011Q3		2,337				100,835	2,357
44	2011Q4		2,451				97,628	2,393

Πίνακας 36: Εφαρμογή της μεθόδου Holt στη χρονοσειρά NPL ratio της τράπεζας Banco Espirito Santo

A/A	Τρίμηνο	Y _t	F _t	e _t	S _t	T _t	Δ.Ε. (%)	F _t '
0					8,191	-1,300		
1	2000Q1	8,608	7,671	0,938	7,678	-1,009	100,018	7,672
2	2000Q2	7,309	7,275	0,034	6,698	-0,999	100,019	7,276
3	2000Q3	9,213	6,298	2,915	8,148	-0,095	99,858	6,289
4	2000Q4	7,632	8,109	-0,478	7,651	-0,243	100,105	8,118
5	2001Q1	7,939	7,554	0,385	7,731	-0,124	100,018	7,555
6	2001Q2	8,058	7,682	0,377	7,924	-0,007	100,019	7,683
7	2001Q3	7,971	7,921	0,050	7,959	0,009	99,858	7,910
8	2001Q4	8,002	7,962	0,039	8,000	0,021	100,105	7,971
9	2002Q1	8,019	8,009	0,010	8,029	0,024	100,018	8,010
10	2002Q2	7,359	8,039	-0,680	7,482	-0,187	100,019	8,040
11	2002Q3	7,300	7,407	-0,106	7,205	-0,220	99,858	7,396
12	2002Q4	8,002	7,117	0,885	7,728	0,054	100,105	7,125
13	2003Q1	8,648	7,750	0,899	8,537	0,333	100,018	7,751
14	2003Q2	8,368	8,670	-0,302	8,616	0,239	100,019	8,672
15	2003Q3	8,112	8,712	-0,600	8,351	0,053	99,858	8,700
16	2003Q4	8,251	8,372	-0,121	8,302	0,016	100,105	8,381
17	2004Q1	8,079	8,309	-0,230	8,125	-0,056	100,018	8,310
18	2004Q2	8,118	8,102	0,016	8,082	-0,051	100,019	8,104
19	2004Q3	8,432	8,062	0,370	8,342	0,064	99,858	8,051
20	2004Q4	7,152	8,368	-1,215	7,385	-0,313	100,105	8,377
21	2005Q1	7,239	7,260	-0,021	7,054	-0,320	100,018	7,261
22	2005Q2	7,439	6,927	0,512	7,165	-0,161	100,019	6,928
23	2005Q3	7,501	7,101	0,400	7,340	-0,037	99,858	7,091
24	2005Q4	7,872	7,325	0,546	7,762	0,133	100,105	7,333
25	2006Q1	7,699	7,815	-0,117	7,797	0,096	100,018	7,817
26	2006Q2	7,409	7,835	-0,427	7,535	-0,036	100,019	7,837
27	2006Q3	7,501	7,520	-0,020	7,482	-0,042	99,858	7,510
28	2006Q4	7,412	7,465	-0,053	7,396	-0,059	100,105	7,473
29	2007Q1	7,639	7,372	0,267	7,561	0,024	100,018	7,373
30	2007Q2	7,898	7,571	0,328	7,860	0,126	100,019	7,572
31	2007Q3	7,791	7,911	-0,120	7,886	0,089	99,858	7,900
32	2007Q4	7,702	7,921	-0,219	7,790	0,021	100,105	7,929
33	2008Q1	7,539	7,798	-0,260	7,593	-0,060	100,018	7,800
34	2008Q2	7,878	7,569	0,310	7,793	0,036	100,019	7,570
35	2008Q3	8,302	7,807	0,494	8,244	0,189	99,858	7,796
36	2008Q4	9,070	8,320	0,750	9,064	0,422	100,105	8,329
37	2009Q1	8,898	9,233	-0,334	9,205	0,318	100,018	9,234
38	2009Q2	9,388	9,332	0,056	9,570	0,336	100,019	9,334
39	2009Q3	9,213	9,705	-0,491	9,493	0,183	99,858	9,691
40	2009Q4	10,099	9,566	0,533	10,124	0,348	100,105	9,576
41	2010Q1	10,278	10,263	0,015	10,485	0,353	100,018	10,265
42	2010Q2	10,058	10,626	-0,568	10,361	0,177	100,019	10,628
43	2010Q3	9,734	10,432	-0,698	9,952	-0,039	99,858	10,417
44	2010Q4	10,009	9,936	0,074	9,974	-0,017	100,105	9,946
45	2011Q1		9,967				100,018	9,969
46	2011Q2		9,965				100,019	9,967
47	2011Q3		9,964				99,858	9,950
48	2011Q4		9,963				100,105	9,974

Πίνακας 37: Εφαρμογή της μεθόδου DES στη χρονοσειρά Tier 1 ratio της τράπεζας Santander

A/A	Τρίμηνο	Y_t	ThetaLine (0)	Theta Line (2)	$F_t^{\theta=2}$	e_t	S_t	F_t	$\Delta.E. (\%)$	F_t'
0							1,328			
1	2001Q1	1,202	1,098	1,306	1,328	-0,023	1,306	1,236	99,831	1,234
2	2001Q2	1,209	1,147	1,270	1,306	-0,035	1,270	1,242	99,292	1,233
3	2001Q3	1,297	1,195	1,398	1,270	0,128	1,398	1,240	100,259	1,243
4	2001Q4	1,292	1,244	1,340	1,398	-0,058	1,340	1,336	100,619	1,345
5	2002Q1	1,302	1,292	1,312	1,340	-0,028	1,312	1,321	99,831	1,319
6	2002Q2	1,410	1,341	1,479	1,312	0,167	1,479	1,324	99,292	1,314
7	2002Q3	1,396	1,389	1,404	1,479	-0,076	1,404	1,443	100,259	1,447
8	2002Q4	1,491	1,438	1,544	1,404	0,140	1,544	1,417	100,619	1,426
9	2003Q1	1,503	1,486	1,519	1,544	-0,025	1,519	1,521	99,831	1,518
10	2003Q2	1,511	1,535	1,487	1,519	-0,032	1,487	1,525	99,292	1,514
11	2003Q3	1,696	1,583	1,808	1,487	0,321	1,808	1,525	100,259	1,529
12	2003Q4	1,829	1,632	2,026	1,808	0,218	2,026	1,738	100,619	1,748
13	2004Q1	1,983	1,680	2,287	2,026	0,261	2,287	1,887	99,831	1,884
14	2004Q2	2,024	1,728	2,320	2,287	0,033	2,320	2,063	99,292	2,049
15	2004Q3	2,085	1,777	2,392	2,320	0,072	2,392	2,103	100,259	2,108
16	2004Q4	2,087	1,825	2,349	2,392	-0,044	2,349	2,166	100,619	2,179
17	2005Q1	2,134	1,874	2,393	2,349	0,045	2,393	2,159	99,831	2,155
18	2005Q2	1,813	1,922	1,703	2,393	-0,690	1,703	2,205	99,292	2,189
19	2005Q3	1,795	1,971	1,620	1,703	-0,083	1,620	1,810	100,259	1,815
20	2005Q4	1,888	2,019	1,757	1,620	0,137	1,757	1,780	100,619	1,791
21	2006Q1	1,803	2,068	1,538	1,757	-0,219	1,538	1,882	99,831	1,878
22	2006Q2	1,914	2,116	1,711	1,538	0,173	1,711	1,770	99,292	1,757
23	2006Q3	1,895	2,165	1,626	1,711	-0,085	1,626	1,892	100,259	1,897
24	2006Q4	1,829	2,213	1,444	1,626	-0,181	1,444	1,861	100,619	1,872
25	2007Q1	1,803	2,262	1,345	1,444	-0,100	1,345	1,771	99,831	1,768
26	2007Q2	1,823	2,310	1,336	1,345	-0,009	1,336	1,731	99,292	1,718
27	2007Q3	1,865	2,359	1,372	1,336	0,036	1,372	1,745	100,259	1,749
28	2007Q4	1,868	2,407	1,330	1,372	-0,042	1,330	1,786	100,619	1,797
29	2008Q1	1,923	2,455	1,391	1,330	0,061	1,391	1,780	99,831	1,777
30	2008Q2	2,226	2,504	1,948	1,391	0,557	1,948	1,836	99,292	1,823
31	2008Q3	2,194	2,552	1,836	1,948	-0,111	1,836	2,190	100,259	2,195
32	2008Q4	2,475	2,601	2,349	1,836	0,512	2,349	2,142	100,619	2,155
33	2009Q1	2,765	2,649	2,880	2,349	0,532	2,880	2,469	99,831	2,465
34	2009Q2	2,850	2,698	3,003	2,880	0,123	3,003	2,807	99,292	2,787
35	2009Q3	3,032	2,746	3,318	3,003	0,315	3,318	2,900	100,259	2,908
36	2009Q4	3,031	2,795	3,268	3,318	-0,050	3,268	3,109	100,619	3,128
37	2010Q1	3,256	2,843	3,668	3,268	0,400	3,668	3,098	99,831	3,093
38	2010Q2	3,303	2,892	3,715	3,668	0,047	3,715	3,357	99,292	3,334
39	2010Q3	3,451	2,940	3,962	3,715	0,247	3,962	3,405	100,259	3,414
40	2010Q4	3,488	2,989	3,988	3,962	0,026	3,988	3,573	100,619	3,595
41	2011Q1		3,037		3,988			3,608	99,831	3,602
42	2011Q2		3,085		3,988			3,627	99,292	3,601
43	2011Q3		3,134		3,988			3,647	100,259	3,656
44	2011Q4		3,182		3,988			3,666	100,619	3,689

Πίνακας 38: Εφαρμογή της μεθόδου Theta στη χρονοσειρά NPL ratio της τράπεζας MPS

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Γ: ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΤΝΔ ΓΙΑ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΕΣ ΠΕΡΙΠΤΩΣΕΙΣ ΕΙΣΟΔΩΝ

NPL ratio (%)

Τράπεζα	Τρίμηνο	Data	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4
BES	2011 Q1	2,17	1,52	1,32	1,57	1,57
	2011 Q2	2,35	1,51	1,35	1,55	1,52
	2011 Q3	2,60	1,52	1,42	1,55	1,53
	2011 Q4	2,74	1,51	1,56	1,56	1,52
COM	2011 Q1	3,05	2,84	2,84	2,79	3,21
	2011 Q2	3,00	2,84	3,08	2,34	3,28
	2011 Q3	2,97	2,84	2,84	2,53	3,12
	2011 Q4	2,85	2,84	3,03	2,49	3,16
MPS	2011 Q1	3,62	3,03	2,86	2,55	2,86
	2011 Q2	3,85	3,02	2,89	2,63	2,86
	2011 Q3	4,07	3,01	2,94	2,59	2,81
	2011 Q4	4,39	3,01	2,96	2,66	2,86
NBG	2011 Q1	8,60	6,15	2,66	4,81	4,55
	2011 Q2	9,50	6,35	3,27	4,85	4,64
	2011 Q3	10,20	6,84	4,31	4,87	4,73
	2011 Q4	16,10	6,65	3,16	4,81	4,69
NOR	2011 Q1	1,41	1,28	0,92	1,30	1,07
	2011 Q2	1,36	1,29	0,90	1,25	1,13
	2011 Q3	1,35	1,28	0,98	1,25	1,09
	2011 Q4	1,39	1,28	0,98	1,25	0,96
SAN	2011 Q1	3,61	3,10	3,15	2,68	0,93
	2011 Q2	3,78	3,25	3,63	2,65	0,89
	2011 Q3	3,86	3,45	3,55	2,69	0,89
	2011 Q4	3,89	3,31	3,67	2,69	0,80

Πίνακας 39: Αποτελέσματα ΤΝΔ για το δείκτη NPL για τις 4 διαφορετικές περιπτώσεις εισόδων

Λόγος Κέρδη/Ενεργητικό ($\times 10^{-3}$)

Τράπεζα	Τρίμηνο	Data	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4
BES	2011 Q1	0,754	2,009	2,087	1,352	1,658
	2011 Q2	1,186	1,922	2,202	1,540	1,808
	2011 Q3	-0,220	2,127	2,188	1,041	2,080
	2011 Q4	-3,073	1,977	2,105	1,502	1,950
COM	2011 Q1	1,448	0,110	-6,276	0,192	-2,165
	2011 Q2	0,078	0,018	-7,111	0,912	-2,311
	2011 Q3	-0,899	-0,109	-5,705	-2,546	-1,969
	2011 Q4	0,527	-0,283	-6,491	0,278	-1,837
MPS	2011 Q1	0,604	0,38	1,45	0,867	1,821
	2011 Q2	0,497	0,38	2,00	0,368	1,815
	2011 Q3	0,166	0,38	2,06	0,584	1,815
	2011 Q4	-19,464	0,38	2,40	0,671	1,814
NBG	2011 Q1	-0,220	2,02	4,03	6,917	2,284
	2011 Q2	-11,073	2,50	4,76	5,072	2,968
	2011 Q3	-1,709	2,34	6,06	4,133	2,678
	2011 Q4	-99,200	2,34	5,24	3,853	2,779
NOR	2011 Q1	1,265	1,22	1,52	1,688	1,225
	2011 Q2	1,180	1,22	1,51	1,788	0,945
	2011 Q3	0,605	1,06	1,44	1,593	1,122
	2011 Q4	1,097	1,13	1,67	1,637	1,967
SAN	2011 Q1	1,744	1,49	1,92	2,040	2,621
	2011 Q2	1,131	1,43	2,14	2,077	2,629
	2011 Q3	1,442	1,42	2,14	2,039	2,630
	2011 Q4	1,372	1,38	2,20	2,116	2,583

Πίνακας 40: Αποτελέσματα ΤΝΔ για το λόγο Κέρδη/Ενεργητικό για τις 4 διαφορετικές περιπτώσεις εισόδων

Tier 1 ratio (%)

Τράπεζα	Τρίμηνο	Data	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4
BES	2011 Q1	8,8	7,78	7,77	7,27	8,91
	2011 Q2	9,2	7,58	7,83	7,13	7,98
	2011 Q3	9,0	7,69	7,89	7,28	8,76
	2011 Q4	9,4	7,61	7,85	7,16	8,51
COM	2011 Q1	12,7	11,78	10,28	8,63	9,35
	2011 Q2	11,6	11,51	9,50	8,62	9,26
	2011 Q3	11,0	10,91	10,27	8,72	9,54
	2011 Q4	11,1	11,00	9,75	8,67	9,50
MPS	2011 Q1	9,1	9,94	6,91	6,80	6,21
	2011 Q2	8,9	9,86	6,80	6,57	6,41
	2011 Q3	11,1	9,94	6,79	6,52	6,45
	2011 Q4	11,1	9,81	6,74	6,13	6,36
NBG	2011 Q1	12,9	11,07	12,12	9,25	10,78
	2011 Q2	11,2	10,77	12,11	9,95	10,70
	2011 Q3	10,7	10,73	12,12	9,95	10,94
	2011 Q4	7,2	10,71	11,99	10,09	10,54
NOR	2011 Q1	10,0	9,27	10,02	9,80	10,32
	2011 Q2	10,2	9,29	10,20	9,39	10,36
	2011 Q3	10,0	9,27	10,15	9,80	10,30
	2011 Q4	10,1	9,31	9,70	10,25	10,14
SAN	2011 Q1	10,9	10,38	8,58	9,22	9,77
	2011 Q2	10,4	10,26	8,83	9,23	9,72
	2011 Q3	10,7	10,16	8,84	9,19	9,54
	2011 Q4	11,0	10,34	8,79	9,46	9,26

Πίνακας 41: Αποτελέσματα ΤΝΔ για το δείκτη Tier 1 για τις 4 διαφορετικές περιπτώσεις εισόδων

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Δ: ΚΩΔΙΚΑΣ MATLAB

Δ1. Επιλογή βέλτιστων παραμέτρων ΤΝΔ

```
close all;
clear all;
clc;

load('TestData.mat');
load('TestTargets.mat');
load('TrainData.mat');
load('TrainTargets.mat');
load('Input.mat');

% Αναστροφή πινάκων
TestData = TestData';
TestTargets = TestTargets';
TrainData = TrainData';
TrainTargets = TrainTargets';
Input = Input';

%% ΠΡΟΣΔΙΟΡΙΣΜΟΣ ΒΕΛΤΙΣΤΗΣ ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗΣ
% ΒΕΛΤΙΣΤΟΣ ΑΡΙΘΜΟΣ ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΚΑΙ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΙΣ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ (TRAINING
FUNCTIONS) ΜΕ ΒΗΜΑ 5 ΝΕΥΡΩΝΩΝ

best_mse = 1000000000;
best_arch = [-1];
best_TrainingFunction = 'unknown';

for i=5:5:30
    for j=1:1:4
        switch j
            case 1
                net=newff(TrainData,TrainTargets,[i],{},'traingdx');
            case 2
                net=newff(TrainData,TrainTargets,[i],{},'trainlm');
            case 3
                net=newff(TrainData,TrainTargets,[i],{},'traingd');
            case 4
                net=newff(TrainData,TrainTargets,[i],{},'traingda');
        end
        net.divideParam.trainRatio=0.8;      % Early stopping
        net.divideParam.valRatio=0.2;        % Early stopping
        net.divideParam.testRatio=0;         % Early stopping
        net.trainParam.epochs=300;
        net=train(net,TrainData,TrainTargets);
        TestOutput=sim(net,TestData);
        % dimension of TestOutput = dimension of TestTargets
        % = 3 x size(TestTargets,2)
        mse = 0;

        for l=1:1:size(TestTargets,2)
            mse = mse + (TestTargets(l,l) -
TestOutput(l,l))*(TestTargets(l,l) - TestOutput(l,l));
        end

        if (mse < best_mse)
```

```

        best_mse = mse;
        best_arch = [i];
        switch j
            case 1
                best_TrainingFunction = 'traingdx';
            case 2
                best_TrainingFunction = 'trainlm';
            case 3
                best_TrainingFunction = 'traingd';
            case 4
                best_TrainingFunction = 'traingda';
        end
    end
end

end

for i=5:5:30
    for j=5:5:30
        for k=1:1:4
            switch k
                case 1
                    net=newff(TrainData,TrainTargets,[i
j], {}, 'traingdx');
                case 2
                    net=newff(TrainData,TrainTargets,[i j], {}, 'trainlm');
                case 3
                    net=newff(TrainData,TrainTargets,[i j], {}, 'traingd');
                case 4
                    net=newff(TrainData,TrainTargets,[i
j], {}, 'traingda');
            end
            net.divideParam.trainRatio=0.8;
            net.divideParam.valRatio=0.2;
            net.divideParam.testRatio=0;
            net.trainParam.epochs=300;
            net=train(net,TrainData,TrainTargets);
            TestOutput=sim(net,TestData);
            % dimension of TestOutput = dimension of TestTargets
            % = 3 x size(TestTargets,2)
            mse = 0;

            for l=1:1:size(TestTargets,2) %
size(TestTargets,2) = 4
                mse = (mse + (TestTargets(1,l) -
TestOutput(1,l))*(TestTargets(1,l) -
TestOutput(1,l)))/(size(TestTargets,2));
            end

            if (mse < best_mse)
                best_mse = mse;
                best_arch = [i j];
                switch k
                    case 1
                        best_TrainingFunction = 'traingdx';
                    case 2
                        best_TrainingFunction = 'trainlm';
                    case 3
                        best_TrainingFunction = 'traingd';
                    case 4
                        best_TrainingFunction = 'traingda';
                end
            end
        end
    end
end

```

```

        end
    end
end

%% ΠΡΟΣΔΙΟΡΙΣΜΟΣ ΒΕΛΤΙΣΤΗΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗΣ ΕΝΕΡΓΟΠΟΙΗΣΗΣ ΕΞΟΔΟΥ (TRANSFER
FUNCTION)

best_mse = 1000000000;
best_TransferFunction = 'unknown';

if (size(best_arch,2) == 1)

    for i=1:1:3
        switch i
            case 1

net=newff(TrainData,TrainTargets,best_arch,{'tansig','tansig'},best_T
rainingFunction);
                case 2

net=newff(TrainData,TrainTargets,best_arch,{'tansig','logsig'},best_T
rainingFunction);
                case 3

net=newff(TrainData,TrainTargets,best_arch,{'tansig','purelin'},best_
TrainingFunction);
                end
                net.divideParam.trainRatio=0.8;
                net.divideParam.valRatio=0.2;
                net.divideParam.testRatio=0;
                net.trainParam.epochs=300;
                net=train(net,TrainData,TrainTargets);
                TestOutput=sim(net,TestData);
                mse = 0;

                for l=1:1:size(TestTargets,2)                % size(TestTargets,2)
= 4
                    mse = (mse + (TestTargets(1,l) -
TestOutput(1,l))*(TestTargets(1,l) -
TestOutput(1,l)))/(size(TestTargets,2));
                    end

                if (mse < best_mse)
                    best_mse = mse;
                    switch i
                        case 1
                            best_TransferFunction = 'tansig';
                        case 2
                            best_TransferFunction = 'logsig';
                        case 3
                            best_TransferFunction = 'purelin';
                    end
                end
            end
        end
    else

```



```

    for i=1:1:3
        switch i
            case 1

net=newff(TrainData,TrainTargets,best_arch,{'tansig','tansig','tansig
'},best_TrainingFunction);
            case 2

net=newff(TrainData,TrainTargets,best_arch,{'tansig','tansig','logsig
'},best_TrainingFunction);
            case 3

net=newff(TrainData,TrainTargets,best_arch,{'tansig','tansig','pureli
n'},best_TrainingFunction);
            end
            net.divideParam.trainRatio=0.8;
            net.divideParam.valRatio=0.2;
            net.divideParam.testRatio=0;
            net.trainParam.epochs=300;
            net=train(net,TrainData,TrainTargets);
            TestOutput=sim(net,TestData);
            mse = 0;
            for m=1:1:1
                for l=1:1:size(TestTargets,2)           % size(TestTargets,2)
= 4
                    mse = (mse + (TestTargets(1,l) -
TestOutput(1,l)) * (TestTargets(1,l) -
TestOutput(1,l))) / (size(TestTargets,2));
                end
            end
            if (mse < best_mse)
                best_mse = mse;
                switch i
                    case 1
                        best_TransferFunction = 'tansig';
                    case 2
                        best_TransferFunction = 'logsig';
                    case 3
                        best_TransferFunction = 'purelin';
                end
            end
        end
    end

end

%% ΠΡΟΣΔΙΟΡΙΣΜΟΣ ΒΕΛΤΙΣΤΗΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ (LEARNING FUNCTION)

best_mse = 1000000000;
best_LearningFunction = 'unknown';

for i=1:1:2
    switch i
        case 1

net=newff(TrainData,TrainTargets,best_arch,{'tansig',best_TransferFun
ction},best_TrainingFunction,'learngd');
        case 2

```

```

net=newff(TrainData,TrainTargets,best_arch,{'tansig',best_TransferFun
ction},best_TrainingFunction,'learngdm');
end
net.divideParam.trainRatio=0.8;
net.divideParam.valRatio=0.2;
net.divideParam.testRatio=0;
net.trainParam.epochs=300;
net=train(net,TrainData,TrainTargets);
TestOutput=sim(net,TestData);
mse = 0;

    for l=1:1:size(TestTargets,2)           % size(TestTargets,2)
= 4
        mse = (mse + (TestTargets(1,l) -
TestOutput(1,l))*(TestTargets(1,l) -
TestOutput(1,l)))/(size(TestTargets,2));
    end

    if (mse < best_mse)
        best_mse = mse;
        switch i
            case 1
                best_LearningFunction = 'learngd';
            case 2
                best_LearningFunction = 'learngdm';
        end
    end
end
end

```

Δ2. Δημιουργία ΤΝΔ

```
% ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ ΔΙΚΤΥΟΥ ΜΕ ΤΙΣ ΒΕΛΤΙΣΤΕΣ ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΥΣ
net = newff(TrainData, TrainTargets, best_arch,
{'tansig','tansig',best_TransferFunction}, best_TrainingFunction,
best_LearningFunction);
net.divideParam.trainRatio = 0.8;
net.divideParam.valRatio = 0.2;
net.divideParam.testRatio = 0.1;
net.trainParam.epochs = 300;
net = train(net,TrainData,TrainTargets);
Output = sim(net,Input);
Output = Output';
```

Δ3. Εύρεση του βέλτιστου συντελεστή α 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
```

Δ4. 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
```

Δ5. 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
end

```