

Ατομική Διπλωματική Εργασία

**ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΝΟΜΙΣΜΑΤΙΚΗΣ ΙΣΟΤΙΜΙΑΣ ΜΕΤΑΞΥ
ΕΥΡΩ ΚΑΙ ΔΟΛΑΡΙΟΥ ΗΠΑ
ΜΕ ΤΗ ΒΟΗΘΕΙΑ ΤΗΣ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ**

Κυριάκος Ευριπίδου

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΚΥΠΡΟΥ



ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Μάιος 2014

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΚΥΠΡΟΥ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΝΟΜΙΣΜΑΤΙΚΗΣ ΙΣΟΤΙΜΙΑΣ ΜΕΤΑΞΥ
ΕΥΡΩ ΚΑΙ ΔΟΛΑΡΙΟΥ ΗΠΑ
ΜΕ ΤΗ ΒΟΗΘΕΙΑ ΤΗΣ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ

Κυριάκος Ευριπίδου

Επιβλέπων Καθηγητής
Δρ. Χρίστος Σχίζας

Η Ατομική Διπλωματική Εργασία υποβλήθηκε προς μερική εκπλήρωση των απαιτήσεων απόκτησης του πτυχίου Πληροφορικής του Τμήματος Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Κύπρου

Μάιος 2014

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους όσους συνέβαλαν στην πραγματοποίηση αυτής της διπλωματικής εργασίας.

Τον μέντορα της διπλωματικής εργασίας μου κύριο Χρίστο Σχίζα και τον διδακτορικό φοιτητή Αντρέα Νεοκλέους, για την καθοδήγηση και τις συμβουλές που μου έδιναν σε όλη την πορεία της διπλωματικής.

Ακόμα, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον κύριο Κυριάκο Χριστοφόρου για τα δεδομένα που μας παρείχε, καθώς επίσης και για την βοήθεια του για κατανόηση του θέματος με το οποίο ασχολήθηκα.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους συγγενείς και φίλους για την βοήθεια και το ενδιαφέρον τους μέχρι το τέλος της διπλωματικής μου.

Περίληψη

Σε αυτή την εργασία, προσπαθήσαμε να προβλέψουμε την συναλλαγματική ισοτιμία μεταξύ Ευρώ και Δολαρίου ΗΠΑ στηριζόμενοι σε ιστορικά στοιχεία όπως συναλλαγματικές ισοτιμίες νομισμάτων, επιτόκια κεντρικών τραπεζών, εμπορεύματα και χρηματιστηριακούς δείκτες. Με την βοήθεια των νευρωνικών δικτύων, καταφέραμε να προβλέψουμε την τιμή κλεισίματος της επόμενης μέρας και την τάση. Στα συμπεράσματα συμπεριλήφθηκε και η έννοια του ρίσκου. Προβλέποντας την τάση, μπορούσαμε να δούμε αν θα έχουμε αύξηση ή μείωση στην τιμή κλεισίματος της τιμής συναλλάγματος του ευρώ με το δολάριο. Με το ρίσκο, μπορούσαμε να δούμε την απόκλιση που θα είχε η τιμή πρόβλεψης σε σχέση με την πραγματική τιμή. Συγκεκριμένα, έγιναν τρία πειράματα. Το πρώτο αποτελείται από 561 νευρωνικά δίκτυα και έδωσε ποσοστό πρόβλεψης τάσης 58,82%. Το δεύτερο και τρίτο αποτελούνται από 1013 νευρωνικά δίκτυα και έδωσαν αποτελέσματα τάσης 65,76% και 66,67% αντίστοιχα. Για το κάθε ένα από τα πειράματα, έγιναν νευρωνικά δίκτυα με τρία σύνολα χαρακτηριστικών. Το πρώτο σύνολο περιέχει όλα τα χαρακτηριστικά, το δεύτερο περιέχει χαρακτηριστικά που μπορούμε να βρούμε στο διαδίκτυο και το τρίτο περιέχει χαρακτηριστικά τα οποία χρειαζόμαστε συνδρομή για να τα δούμε. Τα δεδομένα που είχαμε, τα χωρίσαμε σε δεδομένα εκπαίδευσης και σε δεδομένα επικύρωσης. Τα δεδομένα επικύρωσης ήταν άγνωστα για το δίκτυο μας και τα αποτελέσματα που πήραμε ήταν βασισμένα στα δεδομένα επικύρωσης.

Υπεύθυνα δηλώνω ότι το περιεχόμενο αυτής της εργασίας δεν περιέχει καμία αντιγραφή από άλλη πηγή χωρίς να γίνεται η νενομισμένη αναφορά στην πηγή. Έχω ελέγξει την εργασία μου με πρόγραμμα λογοκλοπής.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Κεφάλαιο 1	Εισαγωγή.....	1
1.1	Γενική Εισαγωγή	1
1.2	Στόχος Διπλωματικής Εργασίας	3
1.3	Γενική Δομή Διπλωματικής Εργασίας	4
Κεφάλαιο 2	Περιγραφή προβλήματος και ανασκόπηση Βιβλιογραφίας....	6
2.1	Περιγραφή βασικών εννοιών του Υπό μελέτη προβλήματος	6
2.1.1	Νόμισμα Ευρώ	6
2.1.2	Νόμισμα Δολάριο	6
2.1.3	Ισοτιμία Νομισμάτων	7
2.1.4	Νευρωνικά Δίκτυα	7
2.1.5	Stochastic	8
2.1.6	Average Directional Index (ADX)	8
2.1.7	Relative Strength Index (RSI)	9
2.1.8	Simple Moving Average 50 περιόδων (SMA)	9
2.1.9	Simple Moving Average 173 περιόδων (SMA)	10
2.2	Ανασκόπηση Βιβλιογραφίας – Παρόμοια Συστήματα	10
2.2.1	Forecasting Foreign Exchange Rates with Neural Networks	10
2.2.2	Time series forecasting with neural network ensembles: an application for exchange rate prediction	11

Κεφάλαιο 3	Απαιτούμενη Γνώση και Τεχνολογίες.....	15
	3.1 Neuroshell	15
	3.2 WEKA	16
	3.3 MATLAB	16
	3.4 Microsoft EXCEL	17
	3.5 Κατηγοριοποίηση με τεχνικές μηχανικής μάθησης	17
	3.6 Support Vector Machines (SVM)	18
	3.7 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	18
	3.8 Αλγόριθμος Naïve Bayes	19
	3.9 k-nearest neighbors	20
Κεφάλαιο 4	Ανάλυση Απαιτήσεων, Προδιαγραφές.....	21
	4.1 Δεδομένα	21
	4.2 Ιστογράμματα	23
	4.3 Συναρτήσεις MATLAB	27
Κεφάλαιο 5	Σχεδιασμός Συστήματος, Υλοποίηση.....	29
	5.1 Βάση Δεδομένων	30
	5.2 Cross Validation	31
	5.3 Μεθοδολογία	31
	5.4 Πρώτο Πείραμα	34
	5.4.1 Δύο κρυφά επίπεδα – 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο	36
	5.4.1.1 Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	36
	5.4.1.2 Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	36

5.4.1.3 Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	37
5.4.2 Δύο κρυφά επίπεδα – 50 νευρώνες στο κάθε επίπεδο	38
5.4.2.1 Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	38
5.4.2.2 Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	38
5.4.2.3 Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	39
5.4.3 Ένα κρυφό επίπεδο – 90 νευρώνες	39
5.4.3.1 Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	39
5.4.3.2 Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	40
5.4.3.3 Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	40
5.5 Υπολογισμός τάσης κλεισίματος	41
5.6 Συμπεράσματα Πρώτου Πειράματος	41
5.7 Δεύτερο Πείραμα	42
5.8 Συμπεράσματα Δεύτερου Πειράματος	44
5.9 Τρίτο Πείραμα	44
5.10 Αποτελέσματα Τρίτου Πειράματος	44
Κεφάλαιο 6 Αξιολόγηση Συστήματος – Αποτελέσματα – Συζήτηση.....	45
6.1 Πρώτο Πείραμα	46
6.1.1 Δύο κρυφά επίπεδα – 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο	47
6.1.2 Δύο κρυφά επίπεδα – 50 νευρώνες στο κάθε επίπεδο	48
6.1.3 Ένα κρυφό επίπεδο – 90 νευρώνες	48

6.2 Δεύτερο Πείραμα	49
6.2.1 Δύο κρυφά επίπεδα – 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο	49
6.2.1.1 Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	49
6.2.1.2 Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	50
6.2.1.3 Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	51
6.2.2 Δύο κρυφά επίπεδα – 50 νευρώνες στο κάθε επίπεδο	52
6.2.2.1 Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	52
6.2.2.2 Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	52
6.2.2.3 Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	53
6.2.3 Ένα κρυφό επίπεδο – 90 νευρώνες	53
6.2.3.1 Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	53
6.2.3.2 Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	54
6.2.3.3 Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	54
6.2.4 Δύο κρυφά επίπεδα – 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο	55
6.2.4.1 Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Ρίσκο	55
6.2.4.2 Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Ρίσκο	56
6.2.4.3 Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Ρίσκο	56
6.2.5 Δύο κρυφά επίπεδα – 50 νευρώνες στο κάθε επίπεδο	57
6.2.6 Ένα κρυφό επίπεδο – 90 νευρώνες	57
6.3 Τρίτο Πείραμα	58

6.3.1 Δύο κρυφά επίπεδα – 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο	58
6.3.1.1 Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Τάση	58
6.3.1.2 Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Τάση	59
6.3.1.3 Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Τάση	59
6.3.2 Δύο κρυφά επίπεδα – 50 νευρώνες στο κάθε επίπεδο	60
6.3.3 Ένα κρυφό επίπεδο – 90 νευρώνες	60
6.4 Γραφικό Περιβάλλον	63
Κεφάλαιο 7 Αποτελέσματα και Μελλοντική Εργασία.....	55
7.1 Επαλήθευση συστήματος	55
7.2 Γενικά συμπεράσματα	56
7.3 Μελλοντική εργασία	66
Βιβλιογραφία.....	62
Παράρτημα Α.....	A-1

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

1.1 Γενική Εισαγωγή	1
1.2 Στόχος Διπλωματικής Εργασίας	3
1.3 Γενική Δομή Διπλωματικής Εργασίας	4

1.1 Γενική Εισαγωγή

Στην εργασία αυτή θα γίνει μία μελέτη πρόβλεψης της νομισματικής ισοτιμίας μεταξύ του Ευρώ και του Δολαρίου ΗΠΑ. Με την βοήθεια των ηλεκτρονικών υπολογιστών και της τεχνητής νοημοσύνης θα προσπαθήσουμε να προβλέψουμε την ισοτιμία των δύο νομισμάτων.

Με βάση την επιστήμη της οικονομίας, η συναλλαγματική ισοτιμία μιας χώρας, αντικατοπτρίζει το τι πιστεύει η αγορά σχετικά με την οικονομία της εν λόγω χώρας αλλά και την μελλοντική υγεία της οικονομίας της. Όσο πιο μεγάλη ποσότητα χρήματος υπάρχει στην αγορά, τόσο πιο πολύ μειώνεται η αξία του νομίσματος. Μια υποτίμηση ενός νομίσματος αναφέρεται σε μια μείωση της αξίας του νομίσματος, στην ποσότητα ξένου νομίσματος που μπορεί να αγοράσει, ενώ μια ανατίμηση του νομίσματος αναφέρεται σε μια αύξηση της αξίας του νομίσματος στην ποσότητα ξένου νομίσματος που μπορεί να αγοράσει.

Η συναλλαγματική ισοτιμία μιας χώρας αλλάζει συνεχώς βάση κάποιων παραγόντων όπως για παράδειγμα το αργό πετρέλαιο της χώρας, ο χρυσός της,

πς πμές ξένων νομισμάτων, η ποσότητα χρήματος του νομίσματος που υπάρχει στην αγορά και άλλα.

Όταν δύο εθνικά νομίσματα ανταλλάσσονται στην διεθνή αγορά συναλλάγματος, ονομάζεται συναλλαγματική ισοπμία. Για παράδειγμα, όταν η συναλλαγματική ισοπμία μεταξύ ευρώ και δολαρίου είναι 1.36 αυτό σημαίνει ότι €1 (ευρώ) αξίζει \$1.36 (δολάρια). Η αγορά συναλλάγματος έχει πλέον εξελιχθεί στην μεγαλύτερη αγορά χρήματος στον κόσμο, αφού καθημερινά γίνονται τρισεκατομμύρια συναλλαγές ανά το παγκόσμιο. Η αγορά αυτή ονομάζεται διπλής κατεύθυνσης, αφού κάθε άτομο μπορεί να αγοράσει και να πωλήσει ένα νόμισμα έναντι κάποιου άλλου. Αυτές οι αγοραπωλησίες γίνονται σε ζευγάρια. Τα πιο «δυνατά» ζευγάρια εμπεριέχουν το δολάριο, το οποίο είναι το πιο ενεργό νόμισμα στις συναλλαγές και το «δυνατότερο» και πιο ενεργό ζευγάρι στην αγορά, είναι το ευρώ με το δολάριο.

Η πρόβλεψη όμως για την συναλλαγματική ισοπμία είναι δύσκολη και εφόσον ο άνθρωπος αδυνατεί να την υπολογίσει από μόνος του, καταφεύγει στην χρησιμοποίηση ηλεκτρονικών υπολογιστών. Ο κυριότερος λόγος που ο άνθρωπος έχει προσφύγει στους ηλεκτρονικούς υπολογιστές, είναι γιατί η τεχνολογία έχει αναπτυχθεί πάρα πολύ σε σχέση με προηγούμενες εποχές και έχει επηρεάσει όλους τους τομείς. Για παράδειγμα, η υψηλή και ποιοτική παραγωγικότητα με λιγότερο κόστος, η ανάπτυξη της βιομηχανίας, της γεωργίας, του εμπορίου, της επικοινωνίας και των επιστημών έχει βοηθήσει τον άνθρωπο να καλυτερεύσει τον τρόπο ζωής του. Επίσης, ο όγκος αποθήκευσης πληροφοριών των ηλεκτρονικών υπολογιστών έχει αυξηθεί, έχει μειωθεί αισθητά το κόστος επεξεργασίας πληροφοριών και με την βοήθεια της τεχνητής νοημοσύνης, μπορούμε να προβλέψουμε καταστάσεις που θα γίνουν στο μέλλον, κάτι που για τον άνθρωπο είναι αδύνατο χωρίς την χρήση του ηλεκτρονικού υπολογιστή. Η τεχνητή νοημοσύνη θα μας βοηθήσει να λύσουμε προβλήματα, όπως την πρόβλεψη της συναλλαγματικής ισοπμίας.

Για την επίλυση τέτοιου είδους προβλημάτων, καταφεύγουμε στην χρησιμοποίηση ενός ευρέως ανεπτυγμένου κλάδου της Πληροφορικής, την Τεχνητή Νοημοσύνη.

Μέχρι σήμερα δεν υπάρχει κάποιος ακριβής ορισμός για τον όρο νοημοσύνη. Κάτι το οποίο θα μπορούσαμε όμως να πούμε είναι ότι η νοημοσύνη είναι η επεξεργασία κάποιων πληροφοριών με σκοπό την παραγωγή κάποιας νέας ορθής πληροφορίας.

Η Τεχνητή Νοημοσύνη ασχολείται με την σχεδίαση και υλοποίηση ευφυών υπολογιστικών συστημάτων που μπορούν να επιδεικνύουν χαρακτηριστικά που σχετίζονται με την ανθρώπινη συμπεριφορά.

Υπάρχουν αρκετοί τρόποι να αξιοποιήσουμε την Τεχνητή Νοημοσύνη ώστε να μας δώσει τα αποτελέσματα που θέλουμε. Μια προσέγγιση που θα χρησιμοποιήσουμε είναι τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα όπου αποτελούν μια προσπάθεια προσέγγισης της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου και η αρχιτεκτονική τους βασίζεται στην αρχιτεκτονική των Βιολογικών Νευρωνικών Δικτύων.

Η ανάπτυξη τέτοιων συστημάτων όμως, συνήθως δεν εγγυάται απόλυτη εγκυρότητα του αποτελέσματος, αλλά ένα ποσοστό. Είναι δύσκολο να προβλέψεις επακριβώς την τιμή κάποιου νομίσματος μόνο με στοιχεία του παρελθόντος παρόλο που το σύστημα ενημερώνεται συνεχώς μέρα τη μέρα για την τιμή κλεισίματος του κάθε νομίσματος.

1.2 Στόχος Διπλωματικής Εργασίας

- Ο στόχος της διπλωματικής εργασίας είναι με την χρήση της Τεχνητής Νοημοσύνης να μπορούμε να προσδιορίσουμε τι θα συμβεί στην τιμή του δολαρίου την επόμενη μέρα.
- Θα προσπαθήσουμε να προβλέψουμε την τιμή του δολαρίου λαμβάνοντας υπόψη ιστορικά στοιχεία σχετικά με την τιμή του νομίσματος, καθώς επίσης και τις τιμές των δεικτών.
- Θα δημιουργηθεί μια πλατφόρμα στο διαδίκτυο, στην οποία θα υπάρχει η βιβλιογραφία, σχόλια, blog καθώς επίσης και κώδικες που θα αναπτυχθούν αργότερα.

Οι δείκτες χρησιμοποιούν για τον υπολογισμό τους ένα αριθμό προηγούμενων περιόδων και εμπεριέχουν κάποιους σημαντικούς παράγοντες που έχουμε προαναφέρει όπως το αργό πετρέλαιο της χώρας, ο χρυσός και οι τιμές των ξένων νομισμάτων.

1.3 Γενική Δομή Διπλωματικής Εργασίας

Στο πρώτο κεφάλαιο μελετήσαμε γενικά γύρω από το θέμα με το οποίο ασχοληθήκαμε και διατυπώσαμε τους στόχους της διπλωματικής εργασίας. Στο δεύτερο κεφάλαιο προσδιορίσαμε επακριβώς το πρόβλημα, περιγράφοντας κάποιες βασικές έννοιες καθώς επίσης και αναζήτηση παρόμοιων προγραμμάτων στο διαδίκτυο. Στο τρίτο κεφάλαιο αποφασίσαμε ποια προσέγγιση θα ακολουθήσουμε για την επίλυση του προβλήματος και μελετήσαμε την εν λόγω προσέγγιση καθώς και τις γνώσεις που θα χρειαστούμε γύρω από το θέμα μας. Στο τέταρτο κεφάλαιο αναλύσαμε τις απαιτήσεις και τις προδιαγραφές που θα έχει το σύστημα που αναπτύξαμε, ώστε να καλύπτει πλήρως τις ανάγκες μας. Στο πέμπτο κεφάλαιο περιγράφουμε την μεθοδολογία και λεπτομερώς τι γίνεται στο κάθε πείραμα. Στο έκτο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα από το πρόγραμμα, συζήτηση σχετικά με τα αποτελέσματα και αξιολόγηση του συστήματος για το αν χρειάζεται κάποια τροποποίηση και ποια είναι αυτή. Τέλος, στο έβδομο και τελευταίο κεφάλαιο πήραμε τα τελικά αποτελέσματα που έχουν παραχθεί από το πρόγραμμα, βγάλαμε τα απαραίτητα συμπεράσματα σχετικά με την προσέγγιση που έχουμε χρησιμοποιήσει και σημειώσαμε τι θα μπορούσε να γίνει σε μελλοντική εργασία.

Κεφάλαιο 2

Περιγραφή Προβλήματος και Ανασκόπηση Βιβλιογραφίας

2.1 Περιγραφή Βασικών Ενοιών του Υπό μελέτη Προβλήματος	6
2.1.1 Νόμισμα Ευρώ	6
2.1.2 Νόμισμα Δολάριο	6
2.1.3 Ισοπμία Νομισμάτων	7
2.1.4 Νευρωνικά Δίκτυα	7
2.1.5 Stochastic	8
2.1.6 Average Directional Index (ADX)	8
2.1.7 Relative Strength Index (RSI)	9
2.1.8 Simple Moving Average 50 περιόδων (SMA)	9
2.1.9 Simple Moving Average 173 περιόδων (SMA)	10
2.2 Ανασκόπηση Βιβλιογραφίας – Άλλα παρόμοια συστήματα	10
2.2.1 Forecasting Foreign Exchange Rates with Neural Networks	10
2.2.2 Time series forecasting with neural network ensembles: an application for exchange rate prediction	11

2.1 Περιγραφή Βασικών Εννοιών του Υπό μελέτη Προβλήματος

2.1.1 Νόμισμα Ευρώ

Το Ευρώ είναι το ενιαίο επίσημο νόμισμα της Ευρωζώνης, δηλαδή των χωρών που ανήκουν στην Ευρωπαϊκή Ένωση. Η Ευρωπαϊκή Ένωση, αποτελείται από 28 κράτη μέλη, εκ των οποίων 17 έχουν σαν επίσημο νόμισμα τους το Ευρώ. Τα 17 αυτά κράτη μέλη, είναι αυτά που αποτελούν την Ευρωζώνη. Κάποια από τα κράτη μέλη, συμφώνησαν να μην συμμετέχουν στην υιοθέτηση του Ευρώ σαν επίσημο νόμισμα τους, ενώ κάποια άλλα κράτη μέλη, δεν πληρούν ακόμη τα κριτήρια για υιοθέτηση του Ευρώ ως το εθνικό νόμισμα τους.

Το Ευρώ παρουσιάστηκε τον Ιανουάριο του 1999 και έγινε το επίσημο νόμισμα σε αρκετά εκατομμύρια ανθρώπους στην Ευρώπη. Στα πρώτα χρόνια της εμφάνισης του το χρησιμοποιούσαν μόνο για λογιστικούς σκοπούς, όπως για παράδειγμα σε ηλεκτρονικές συναλλαγές. Ακολούθως, τα τραπεζογραμμάτια και τα κέρματα ευρώ τέθηκαν σε κυκλοφορία τον Ιανουάριο του 2002 και αντικατέστησαν τα χαρτονομίσματα και τα κέρματα 12 χωρών. Επίσης, υπεύθυνη για την νομισματική πολιτική στα κράτη μέλη που έχουν σαν επίσημο νόμισμα τους το Ευρώ είναι η Ευρωπαϊκή Κεντρική Τράπεζα.

2.1.2 Νόμισμα Δολάριο

Το Δολάριο αποτελεί το επίσημο νόμισμα των ΗΠΑ από το 1785. Η ανάγκη ενός νέου ενιαίου συστήματος προέκυψε από το γεγονός ότι μετά από την αμερικανική επανάσταση που έγινε το 1776, υπήρχαν 13 πολιτείες με διαφορετικά νομίσματα.

Το 2005, κυκλοφορούσαν 760 δισεκατομμύρια Δολάρια, εκ των οποίων τα δύο τρίτα ήταν εκτός της Αμερικής, πράγμα που το καθιστά ως το πιο διαδεδομένο νόμισμα.

Το δολάριο χρησιμοποιείται ως συναλλακτικό μέσο για διάφορα προϊόντα, όπως ο χρυσός και το πετρέλαιο. Σήμερα, είναι το ισχυρότερο νόμισμα στον πλανήτη, αλλά αυτή του η κυριαρχία απειλείται από το Ευρώ.

2.1.3 Ισοτιμία Νομισμάτων

Στην ευρύτερη οικονομία, η συναλλαγματική ισοτιμία θεωρείται ως το νόμισμα μιας χώρας που εκφράζεται σε νόμισμα μιας άλλης χώρας. Με άλλα λόγια, είναι η τρέχουσα τιμή της αγοράς για την οποία ένα νόμισμα μπορεί να ανταλλαγεί με κάποιο άλλο.

Για παράδειγμα, όταν η συναλλαγματική ισοτιμία μεταξύ ευρώ και δολαρίου είναι 1.32 αυτό σημαίνει ότι €1 (ευρώ) αξίζει \$1.32 (δολάρια)

Με την συναλλαγματική ισοτιμία, οι άνθρωποι μπορούν να συγκρίνουν τις εγχώριες και ξένες τιμές με την μετατροπή σε ένα κοινό νόμισμα. Επομένως, μπορεί να αναφέρεται ως η τιμή του ξένου νομίσματος σε σχέση με το δολάριο ή η τιμή του δολαρίου σε σχέση με το ξένο νόμισμα. Η ισοτιμία νομισμάτων έχει διαδραματίσει σημαντικό ρόλο στο διεθνές εμπόριο, καθώς μας επιτρέπει να κάνουμε συγκρίσεις τιμών των αγαθών και των υπηρεσιών που παράγονται σε άλλες χώρες.

Η ισοτιμία υπολογίζεται λαμβάνοντας υπόψη την τιμή ενός διεθνούς ή παγκόσμιου νομίσματος, για παράδειγμα το αμερικανικό δολάριο, από την οποία και υπολογίζεται η αγοραστική δύναμη στο ακαθάριστο εγχώριο προϊόν (ΑΕΠ).

2.1.4 Νευρωνικά Δίκτυα

Τα νευρωνικά δίκτυα, είναι ένας τομέας της τεχνητής νοημοσύνης. Είναι εμπνευσμένα από τον ανθρώπινο εγκέφαλο και μπορούν να βρουν δομές για την εκμάθηση και ταξινόμηση των δεδομένων [2].

Έχουν πάρα πολλές ικανότητες και η πιο σημαντική ικανότητα τους είναι η μάθηση. Υπάρχουν αρκετοί αλγόριθμοι για μάθηση Νευρωνικών Δικτύων, που με την βοήθεια παραδειγμάτων, μπορούν να γενικεύσουν και να μας δώσουν τα επιθυμητά αποτελέσματα. Μπορούν να λύσουν πολλά πολύπλοκα προβλήματα όπου οι συνηθισμένες μέθοδοι επίλυσης προβλημάτων, αποτυγχάνουν να τα λύσουν [3]. Επίσης, υπάρχουν τρεις τρόποι μάθησης με τους οποίους μπορούμε να εκπαιδεύσουμε τα Νευρωνικά Δίκτυα. Έχουμε την μάθηση με επίβλεψη, όπου έχουμε ένα δάσκαλο που λέει στο Νευρωνικό Δίκτυο τι να κάνει, την ενισχυτική μάθηση που δίνουμε κάποια επιβράβευση αν έχουμε ορθά αποτελέσματα ή τιμωρία αν τα αποτελέσματα είναι λανθασμένα. Τέλος έχουμε την μάθηση χωρίς επίβλεψη, όπου τα δεδομένα κατηγοριοποιούνται σε διάφορες ομάδες. Τα δίκτυα αυτά έχουν προσαρμοστικότητα, αντοχή στα λάθη και στον θόρυβο.

2.1.5 Stochastic

Ο Stochastic είναι δείκτης ο οποίος μας βοηθά να δούμε την τάση κατά την διάρκεια της μέρας, δηλαδή κατά πόσο θα υπάρξει αύξηση ή μείωση στην τιμή του νομίσματος που μας ενδιαφέρει.

Θα χρησιμοποιήσουμε των simple Stochastic, ο οποίος παίρνει τις τιμές προηγούμενων περιόδων και με βάση τις τιμές αυτές προβλέπει το τι θα γίνει την επόμενη χρονική περίοδο που εμείς επιθυμούμε. Ο εν λόγω δείκτης έχει κάποια κλίμακα από το 0 μέχρι το 100. Όταν η γραμμή του δείκτη ξεπεράσει το 80 τότε αυτό σημαίνει ότι το δολάριο είναι αρκετά ψηλά και θα πρέπει να αγοράσουμε για να έχουμε κέρδος αργότερα στην πώληση. Από την άλλη, αν ο δείκτης βρίσκεται κάτω από το 20, τότε το δολάριο είναι χαμηλό και θα πρέπει να πουλήσουμε για να έχουμε κέρδος.

2.1.6 Average Directional Index (ADX)

Ο ADX είναι δείκτης, ο οποίος μετρά την δύναμη της τάσης χωρίς όμως να λαμβάνει υπόψη του την κατεύθυνση της. Με τον όρο δύναμη τάσης, εννοούμε πόσες μονάδες πάνω ή κάτω θα πάει η τιμή του νομίσματος. Έχει κάποια κλίμακα από το 0 μέχρι το 100 και όταν έχουμε μετρήσεις κάτω από 20 δείχνει μια αδύναμη τάση, ενώ όταν είναι πάνω από 50 σηματοδοτεί μια ισχυρή τάση.

2.1.7 Relative Strength Index (RSI)

Ο RSI είναι δείκτης ο οποίος είναι παρόμοιος με τον stochastic που προαναφέραμε σε σχέση με το ότι προσδιορίζει overbought (πωλητές περισσότεροι από τους αγοραστές) και oversold (αγοραστές περισσότεροι από τους πωλητές) καταστάσεις στην αγορά. Η κλίμακα του είναι από το 0 μέχρι το 100 και όταν βρίσκεται κάτω από το 30 προσδιορίζει oversold, ενώ όταν βρίσκεται πάνω από 70 προσδιορίζει overbought. Επίσης, μπορεί να χρησιμοποιηθεί σαν εργαλείο για σχηματισμό τάσης. Αν βρίσκεται πάνω από το 50 τότε αναμένεται πιθανή ανοδική τάση, ενώ όταν βρίσκεται κάτω από 50 τότε αναμένεται πιθανή καθοδική τάση.

2.1.8 Simple Moving Average 50 περιόδων (SMA)

Για να υπολογίσουμε την τιμή του εν λόγω δείκτη προσθέτουμε τις τιμές των Χ περιόδων που επιθυμούμε και στην συνέχεια διαιρούμε δια Χ. Αν για παράδειγμα σχεδιάσουμε ένα SMA 5 περιόδων σε 1-ώρα γράφημα, τότε θα προσθέσουμε τις τιμές κλεισίματος για τις τελευταίες 5 ώρες και ακολούθως θα διαιρέσουμε διά τον αριθμό 5. Επίσης, όσο μεγαλύτερος είναι ο αριθμός των περιόδων που χρησιμοποιούμε, τόσο πιο μεγάλη είναι η απόκλιση της γραφικής παράστασης από την κανονική. Ακόμα, ο SMA μας βοηθά να προβλέψουμε πότε ένα νόμισμα βρίσκεται σε ανοδική πορεία ή όχι.

2.1.9 Simple Moving Average 173 περιόδων (SMA)

Ο SMA 173 περιόδων έχει τα ίδια χαρακτηριστικά μαζί με τον SMA 50 περιόδων, με την μόνη διάφορα ότι στον SMA 173 περιόδων παίρνουμε τα δεδομένα των τελευταίων 173 περιόδων και από αυτό υπολογίζουμε την τιμή του δείκτη.

2.2 Ανασκόπηση Βιβλιογραφίας – Παρόμοια συστήματα

2.2.1 Forecasting Foreign Exchange Rates with Neural Networks

Στην εργασία του Eric Simon [7], ο συγγραφέας παρουσιάζει ένα σύστημα για πρόβλεψη τιμών χρονικών περιόδων χρησιμοποιώντας multilayer perceptron και για εκμάθηση του συστήματος, χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος back propagation.

Για την εν λόγω εργασία ο perceptron που έχει επιλεγεί περιλαμβάνει τρία επίπεδα. Το input layer περιέχει όσα στοιχεία επεξεργασίας χρειάζονται ανάλογα με το μοντέλο δεδομένων εισόδου. Το hidden layer περιέχει ένα ποσοστό από τα στοιχεία επεξεργασίας του input layer. Το output layer περιέχει ένα αριθμό εξόδων ο οποίος είναι ο αριθμός των νομισμάτων που θέλουμε να μάθουμε την προβλεπόμενη τιμή τους.

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν είναι από την σελίδα OANDA.com και τα ζευγάρια των νομισμάτων που έχουν εισαχθεί στο πρόγραμμα είναι:

1. Δολάριο ΗΠΑ / Δολάριο Καναδά
2. Δολάριο ΗΠΑ / Ελβετικό Φράγκο
3. Δολάριο ΗΠΑ / Δανέζικη Κορώνα
4. Δολάριο ΗΠΑ / Ευρώ
5. Δολάριο ΗΠΑ / Στερλίνα
6. Δολάριο ΗΠΑ / Δολάριο Χονγκ Κονγκ
7. Δολάριο ΗΠΑ / Ιαπωνικό Γεν
8. Δολάριο ΗΠΑ / Κορώνα Νορβηγίας
9. Δολάριο ΗΠΑ / Δολάριο Νέας Ζηλανδίας

10. Δολάριο ΗΠΑ / Ράντ Νόπας Αφρικής

Εκτός από τα ιστορικά δεδομένα ισοτιμιών που έχουμε αναφέρει πιο πάνω, έχουν εισαχθεί ακόμα δύο δεδομένα τα οποία αποτιμούνται σε TRUE ή FALSE. Το πρώτο δεδομένα είναι εάν η κυβέρνηση των Η.Π.Α είναι Republican (TRUE) ή Democratic (FALSE) και το δεύτερο δεδομένο είναι κατά πόσο υπάρχει πόλεμος σε εξέλιξη (TRUE) ή όχι (FALSE).

Ο μέγιστος χρόνος εκπαίδευσης που έχει επιλεγεί για εκπαίδευση και έλεγχο του συστήματος είναι από την 01.01.1992 μέχρι 31.12.2001, δηλαδή 10 χρόνια.

Τα αποτελέσματα πρόβλεψης είναι υποσχόμενα αν και υπάρχει μια αμφιβολία λόγω της υλοποίησης. Το σύστημα σε σύντομες χρονικές περιόδους επιτυγχάνει καλύτερα αποτελέσματα και επομένως τα κέρδη είναι καλύτερα. Επίσης, παρατηρήθηκε ότι με την εισαγωγή περισσότερων ζευγαριών σαν input, οδηγεί σε εντελώς διαφορετικά αποτελέσματα είτε καλύτερα είτε χειρότερα. Το καλύτερο input model παρατηρήθηκε ότι είναι το long progressive και οι boolean παράγοντες που έχουν εισαχθεί έχουν καλυτερεύσει τα αποτελέσματα. Τέλος, παρόλο που οι προβλέψεις είναι καλές το κέρδος δεν μπορεί να επιτευχθεί με τις απλές στρατηγικές, αλλά χρειάζονται κάποιες πιο ειδικευμένες.

2.2.2 Time series forecasting with neural network ensembles: an application for exchange rate prediction

Στην εργασία των GP Zhang και VL Berardi [8], οι συγγραφείς παρουσιάζουν ένα σύστημα για πρόβλεψη χρονικών σειρών με χρήση των Νευρωνικών Δικτύων με δύο τρόπους. Ο πρώτος τρόπος είναι το Multilayer feed forward ενώ ο δεύτερος τρόπος είναι ένας συνδυασμός από μοντέλα των νευρωνικών δικτύων, πιστεύοντας ότι αν συνδυαστούν τα αποτελέσματα δύο ή περισσότερων μοντέλων θα έχουμε πιο ακριβή πρόβλεψη.

Τα δεδομένα που έχουν χρησιμοποιηθεί είναι οι συναλλαγματικές ισοτιμίες μεταξύ της αγγλικής λίρας και του δολαρίου από το 1976 μέχρι το 1994 με την βοήθεια του DataStream International.

Οι χρονοσειρές, συλλέγονται από τις καθημερινές τιμές, παίρνοντας τις τιμές κλεισίματος της Τετάρτης σαν αντιπροσωπευτικές τιμές της εβδομάδας, με σκοπό να αποφευχθούν οποιεσδήποτε προκαταλήψεις που προκύπτουν από τα Σαββατοκύριακα. Σε περίπτωση που κάποια Τετάρτη δεν ήταν εργάσιμη μέρα, τότε υπήρχαν οι τιμές κλεισίματος είτε της Τρίτης είτε της Πέμπτης.

Τα δεδομένα χωρίζονται σε τρία μέρη, το πρώτο για εκπαίδευση, το δεύτερο για επικύρωση και το τρίτο για έλεγχο. Για το κτίσιμο του μοντέλου έχουν χρησιμοποιηθεί δεδομένα από το 1976 μέχρι το 1990 και από το 1991 μέχρι το 1992 έχουν χρησιμοποιηθεί για σκοπούς επικύρωσης.

Μια από τις δομές που χρησιμοποιήθηκαν είναι το Multilayer feed forward το οποίο είναι ιδανικό για προβλέψεις. Υπάρχουν διάφοροι παράγοντες για τα νευρωνικά δίκτυα που είναι αρκετά σημαντικοί όπως τον αριθμό των μεταβλητών εισόδου, των hidden layers, των output nodes, συναρτήσεις ενεργοποίησης για hidden και output nodes και τέλος ο αλγόριθμος εκμάθησης και επεξεργασίας δεδομένων.

Έχει χρησιμοποιηθεί το single hidden-layer, οι συναρτήσεις ενεργοποίησης που χρησιμοποιούνται για όλα τα hidden nodes είναι το logistic function και το identity function βρίσκεται στο output layer. Επίσης, τα node biases χρησιμοποιούνται και στο hidden αλλά και στο output layer. Επίσης, χρησιμοποιήθηκαν τρία επίπεδα hidden nodes, των 2, 4 και 8.

Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης που έχει χρησιμοποιηθεί είναι ο back-propagation. Είναι μιας πρώτης τάξεως μέθοδος βελτιστοποίησης που βασίζεται στον αλγόριθμο απότομης καθόδου που απαιτεί κάποιο ρυθμό μάθησης.

Εάν ένα σύνολο από Νευρωνικά Δίκτυα κατασκευαστεί σωστά, τότε θα λειτουργεί καλύτερα από ένα μοντέλο το οποίο θα λειτουργά μόνο του. Υπάρχουν διάφοροι τρόποι που μπορείς να κτίσεις ένα σύνολο νευρωνικών δικτύων.

Ο πρώτος τρόπος ήταν η ένωση των νευρωνικών δικτύων με 50 διαφορετικά αρχικά τυχαία βάρη, αλλά με τα ίδια δεδομένα.

Ο δεύτερος τρόπος ήταν ο συνδυασμός διαφορετικών αρχιτεκτονικών των νευρωνικών δικτύων. Λόγο έλλειψης αποτελεσματικών προσεγγίσεων επιλογής μοντέλου, συχνά επιλέγεται μέσω μιας μεθόδου δοκιμής και λάθους. Το καλύτερο δίκτυο στην επικύρωση αποτελεσμάτων επιλέγεται ως το τελικό δίκτυο για πρόβλεψη, αλλά λόγω των τυχαίων διαθέσιμων δεδομένων και τον διαχωρισμό τους σε μάθηση και επικύρωση, μπορεί να μην είναι τα καλύτερα για μελλοντική χρήση. Σε αυτή την εργασία, έχουν χρησιμοποιηθεί 15 δομές νευρωνικών δικτύων με 5 επίπεδα καθυστέρησης. Τρία επίπεδα hidden nodes εκπαιδεύονται με τα ίδια δεδομένα και αργότερα τα αποτελέσματα ενώνονται είτε με τα hidden nodes είτε με όλα τα nodes εισόδου.

Για να μειωθεί η βλαβερή συσχέτιση μεταξύ των προβλέψεων από τα δίκτυα που είναι μέλος στο σύνολο, έχουν χρησιμοποιηθεί δύο στοιχεία διαχωρισμού που σχετίζονται με προγράμματα χρονοσειρών. Το πρώτο σύστημα, ονομάζεται systematic partition και εξαρτάται από τα input lags.

Το δεύτερο σύστημα ονομάζεται serial partitioning και χωρίζει την χρονοσειρά για εκπαίδευση σε k επιμέρους δείγματα όπου και δημιουργούνται k ατομικά δείγματα.

Το mean squared error και το mean absolute error έχουν χρησιμοποιηθεί για μέτρηση της απόδοσης των νευρωνικών δικτύων. Τα βασικά σύνολα που σχηματίζονται με την χρήση διαφορετικών αρχικών βαρών δεν έχουν τόσο υψηλές επιδόσεις όπως την keep the best μέθοδο από τα τρία παραδείγματα από 15 διαφορετικές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων.

Στην συνέχεια χρησιμοποιήθηκαν δύο συνδυαζόμενα συστήματα. Το πρώτο συνδυάζει αποτελέσματα από δίκτυα με τον ίδιο αριθμό input lags αλλά

διαφορετικά hidden nodes, ενώ το δεύτερο χρησιμοποιεί συστήματα με διαφορετικά input nodes και ίδιο αριθμό hidden nodes. Σε αυτή την περίπτωση το σύνολο των δικτύων έχει καλύτερες επιδόσεις από το keep the best.

Χρησιμοποιώντας το systematic portion και το serial portion έχουν λιγότερα errors από το βασικό σύνολο δικτύων και στην επικύρωση αλλά και στον έλεγχο. Το serial portion έχει καλύτερες επιδόσεις από το systematic. Επίσης, το καλύτερο μοντέλο για το serial είναι 3 lags και 8 hidden nodes, ενώ στο systematic 2 lags και 4 hidden nodes.

Για επικύρωση και έλεγχο αποτελεσμάτων τα δύο partition έχουν περίπου τα ίδια αποτελέσματα και έχουν καλύτερη επίδοση από το keep the best.

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι με τον κατάλληλο συνδυασμό νευρωνικών δικτύων, η ακρίβεια πρόβλεψης των ατομικών δικτύων μπορεί να βελτιωθεί αρκετά. Παρόλο που το σύνολο των μεθόδων έδειξαν αρκετά πλεονεκτήματα έναντι του keep the best, δεν έχουν όμως μεγάλες βελτιώσεις σε σχέση με το random walk model.

Όπως ήταν αναμενόμενο, ο αριθμός των lags σε ένα νευρωνικό δίκτυο καθορίζει την δομή μίας χρονοσειράς.

Επίσης, το serial μοντέλο φαίνεται να είναι αρκετά υποσχόμενο σε ότι αφορά προβλέψεις χρονοσειρών. Τέλος, τα partition μοντέλα έχουν μεγάλες βελτιώσεις σε σχέση με την keep the best προσέγγιση.

Κεφάλαιο 3

Απαιτούμενη Γνώση και Τεχνολογίες

3.1 Neuroshell	15
3.2 WEKA	16
3.3 MATLAB	16
3.4 Microsoft EXCEL	17
3.5 Κατηγοριοποίηση με τεχνικές μηχανικής μάθησης	17
3.6 Support Vector Machines (SVM)	18
3.7 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	18
3.8 Αλγόριθμος Naïve Bayes	19
3.9 k-nearest neighbors	20

3.1 Neuroshell

Το Neuroshell είναι ένα πρόγραμμα, το οποίο συνδυάζει τις αρχιτεκτονικές των νευρωνικών δικτύων, ένα γραφικό περιβάλλον, διάφορες λειτουργίες, καθώς επίσης και αρκετές επιλογές για να δώσει στον χρήστη ένα πειραματικό περιβάλλον ενός νευρωνικού δικτύου. Χρησιμοποιείται κυρίως για ακαδημαϊκή χρήση και για άτομα που ασχολούνται με τα κλασσικά παραδείγματα νευρωνικών δικτύων, όπως ο αλγόριθμος back-propagation. Το πρόγραμμα δημιουργεί ένα περιβάλλον νευρωνικού δικτύου, του οποίου μπορείς να του δώσεις εισόδους, να αλλάξεις τον ρυθμό μάθησης, την ορμή καθώς επίσης και τον αριθμό των

νευρώνων αλλά και των κρυφών επιπέδων. Το εν λόγω πρόγραμμα θα μας βοηθήσει να κατανοήσουμε καλύτερα το πώς δουλεύει ένα νευρωνικό δίκτυο.

3.2 WEKA

Το WEKA είναι ένα πρόγραμμα το οποίο περιέχει μια συλλογή από εργαλεία απεικόνισης και αρκετούς υλοποιημένους αλγόριθμους για ανάλυση δεδομένων και για μοντέλα προβλέψεων. Επίσης, υποστηρίζει αρκετές εργασίες για εξόρυξη δεδομένων, όπως για παράδειγμα, προ-επεξεργασία δεδομένων, ομαδοποίηση, ταξινόμηση, παλινδρόμηση και οπτικοποίηση. Διαθέτει επίσης γραφικό περιβάλλον, με το οποίο είναι πολύ εύκολο να δημιουργήσεις το δίκτυο και να αλλάξεις βασικές παραμέτρους που επηρεάζουν την απόδοση του δικτύου.

3.3 MATLAB

Η MATLAB είναι μία γλώσσα προγραμματισμού υψηλών επιδόσεων που ενσωματώνει αριθμητικούς υπολογισμούς, οπτικοποίηση δεδομένων και προγραμματισμό σε ένα απλό, εύχρηστο και ευέλικτο περιβάλλον. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για μαθηματικούς σκοπούς, ανάπτυξη αλγορίθμων, μοντελοποίηση, προσομοίωση ανάλυση δεδομένων, προτυποποίηση, καθώς επίσης και για διάφορους άλλους σκοπούς. Για τον λόγο αυτό, χρησιμοποιείται κυρίως για ακαδημαϊκούς, αλλά και για ερευνητικούς σκοπούς.

Το βασικό στοιχείο δεδομένων της MATLAB είναι οι πίνακες. Δεν χρειάζεται να οριστεί κάποιο συγκεκριμένο μέγεθος πινάκων και αυτό καθιστά την υλοποίηση των προγραμμάτων πολύ πιο εύκολη, γλυτώνοντας αρκετό χρόνο.

Ακόμα, παρέχει την δυνατότητα δημιουργίας γραφικού περιβάλλοντος, έτσι ώστε να μπορεί να αλληλεπιδράσει ο χρήστης με το σύστημα. Επίσης, υπάρχουν διάφορες εργαλειοθήκες και συγκεκριμένα θα ασχοληθούμε με την εργαλειοθήκη που σχετίζεται με τα νευρωνικά δίκτυα.

3.4 Microsoft EXCEL

Η Microsoft Excel είναι ένα πρόγραμμα υπολογιστικών φύλλων που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αποθήκευση, οργάνωση και χειρισμό των δεδομένων. Στην Excel, υπάρχουν χιλιάδες κελιά μέσα στα οποία μπορούμε να δώσουμε τιμές, να τις τροποποιήσουμε και να εισάγουμε φόρμουλες. Οι φόρμουλες συνήθως χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό τιμών κάποιων κελιών που καθορίζουμε εμείς. Επίσης, υπάρχουν έτοιμες φόρμουλες για υπολογισμό αθροισμάτων, μέγιστων και ελάχιστων. Θα χρησιμοποιήσουμε το εν λόγω πρόγραμμα για να εισάγουμε τα δεδομένα που θα χρειαστούμε σαν είσοδο για το πρόγραμμα.

3.5 Κατηγοριοποίηση με τεχνικές μηχανικής μάθησης

- **Μάθηση με επίβλεψη (Supervised)**

Στην μάθηση με επίβλεψη υπάρχει κάποιος «δάσκαλος» που λέει στο σύστημα ποιο είναι το επιθυμητό αποτέλεσμα για κάποια είσοδο. Τα βάρη του κάθε νευρώνα προσαρμόζονται με τέτοιο τρόπο, έτσι ώστε να μειώσουν την διαφορά της επιθυμητής εξόδου από την πραγματική έξοδο το οποίο θα οδηγήσει σε καλύτερα αποτελέσματα.

- **Μάθηση χωρίς επίβλεψη (Unsupervised)**

Στην μάθηση χωρίς επίβλεψη το δίκτυο προσπαθεί να ομαδοποιήσει τα κοινά δεδομένα των εισόδων του δημιουργώντας διαφορετικές κλάσεις για τις εισόδους του. Μπαίνει επικέτα σε κάθε κατηγορία. Δεν χρησιμοποιείται σε δυναμικά προβλήματα, δηλαδή προβλήματα που αλλάζουν με τον χρόνο.

- **Ενισχυτική Μάθηση (Reinforced)**

Η ενισχυτική μάθηση είναι μια πιο ρεαλιστική μορφή μάθησης. Το δίκτυο λαμβάνει μια επιβράβευση ή μια τιμωρία ανάλογα με το αποτέλεσμα. Τα βάρη

του κάθε νευρώνα αλλάζουν με τέτοιο τρόπο, έτσι ώστε να αναπτύξουν μια συμπεριφορά όπου θα μεγιστοποιεί την πιθανότητα για επιβράβευση και ελαχιστοποιεί την πιθανότητα για πμωρία.

3.6 Support Vector Machines (SVM)

Πρόσφατες μελέτες, τα έχουν αναδείξει σαν μία νέα και δυναμική τεχνική για μάθηση από παραδείγματα και την ικανότητα τους να λύνουν προβλήματα κατηγοριοποίησης και οπισθοδρόμησης με καλύτερη απόδοση [9]. Είναι ένας υπολογιστικός αλγόριθμος επιβλεπόμενης μάθησης, όπου μπορούν να μάθουν να αναγνωρίζουν χειρόγραφα ψηφία, αναλύοντας μία μεγάλη συλλογή από εικόνες χειρόγραφων ψηφίων. Τα SVM είναι ευρέως γνωστά για την χρησιμοποίησή τους στην βιοπληροφορική λόγω της υψηλής ακρίβειάς τους, την ικανότητα τους να επεξεργάζονται μεγάλο όγκο δεδομένων και την ευελιξία στη μοντελοποίηση διαφόρων πηγών δεδομένων. Λειτουργούν με χαρτογράφηση των δεδομένων σε ένα μεγάλο χώρο, έτσι ώστε να μπορούν να κατηγοριοποιήσουν τα δεδομένα αυτά, ακόμα και αν τα δεδομένα δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμα. Χρησιμοποιούν μια τεχνική που ονομάζεται *kernel trick* για να μετατρέψουν τα δεδομένα και στην συνέχεια με βάση αυτούς τους μετασχηματισμούς, βρίσκει το καλύτερο όριο διαχωρισμού μεταξύ των δεδομένων. Έτσι, χρησιμοποιούν τα χαρακτηριστικά των νέων δεδομένων που θα εισέλθουν για να προβλέψουν σε ποια ομάδα ανήκει. Επίσης, είναι ικανά να κάνουν και κατηγοριοποίηση αλλά και οπισθοδρόμηση.

3.7 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα μπορούμε να τα ορίσουμε σαν μια μικρογραφία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Μπορούμε να τα εκπαιδεύσουμε έτσι ώστε να μπορούν να επιλύσουν κάποια από τα προβλήματα που ο άνθρωπος δεν είναι σε θέση να λύσει. Με την εκπαίδευση, το νευρωνικό δίκτυο μπορεί να γενικεύσει τα δεδομένα που του δίνουμε για μάθηση και όταν πάρει κάτι άγνωστο σαν είσοδο, μπορεί να

το επεξεργαστεί κατάλληλα και να μας δώσει το επιθυμητό αποτέλεσμα. Πιο εκτενής περιγραφή υπάρχει στα ακρώνυμα.

3.8 Αλγόριθμος Naive Bayes

Ο αλγόριθμος Naive Bayes είναι πιθανοτικός αλγόριθμος, βασισμένος στη θεωρία του Bayes. Η θεωρία του Bayes, έχει σαν στόχο να βρει την πιθανότητα $P(H|X)$, δηλαδή την πιθανότητα να ισχύει η υπόθεση H , δεδομένου του X . Ο κανόνας του Bayes είναι ο εξής:

$$P(H|X) = \frac{P(X|H) P(H)}{P(X)}$$

Υπάρχει επίσης και ο αφελής ταξινομητής Bayes όπου τα δεδομένα αποτελούνται από n χαρακτηριστικά και εκφράζονται ως διανύσματα $X=(X_1, X_2, \dots, X_n)$, αλλά και το γεγονός ότι το πρόβλημα ταξινόμησης αναφέρεται σε m τάξεις $C_1, C_2, \dots, C_m$. Με αυτό τον τρόπο η ταξινόμηση προκύπτει επιλέγοντας το i για το οποίο η παράσταση έχει μεγαλύτερη τιμή:

$$P(C_i|X) = P(X|C_i) P(C_i)$$

Επίσης, τα χαρακτηριστικά είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους όσον αφορά την συνεισφορά τους στο αν ανήκει ένα αντικείμενο σε μία τάξη. Έτσι, προκύπτει ο υπολογισμός της πιθανότητας $P(X|C_i)$:

$$\begin{aligned} P(X|C_i) &= \prod_{k=1}^n P(x_k|C_i) \\ &= P(x_1|C_i) \times P(x_2|C_i) \times \dots \times P(x_n|C_i) \end{aligned}$$

Η ταξινόμηση Naive Bayes εκτός από τα θετικά τα οποία την διακατέχουν, έχει και τα αρνητικά της. Ας αναφέρουμε αρχικά τα θετικά του, τα οποία είναι η εύκολη υλοποίηση, το μικρό υπολογιστικό κόστος και τα καλά αποτελέσματα σε κάποιες

περιπτώσεις ανεξαρτήτως της αφελής υπόθεσης. Από την άλλη, τα αρνητικά του είναι η αφελής υπόθεση της ανεξαρτησίας των χαρακτηριστικών όπου μπορεί να στοιχίσει στην απόδοση του ταξινομητή. Δηλαδή, τα χαρακτηριστικά δεν είναι πάντα ανεξάρτητα μεταξύ τους.

3.9 k-nearest neighbors

Μέθοδος για ταξινόμηση αντικειμένων, βασισμένη στους k-κοντινότερους γείτονες. Οι κοντινότεροι γείτονες ορίζονται με βάση την ευκλείδεια απόσταση

$$d(p, q) = \sqrt{\sum_{i=1}^k (x_i - y_i)^2}$$

Ο ταξινομητής αυτός, επιστρέφει τη πιο κοινή τάξη ανάμεσα στα k κοντινότερα παραδείγματα με τα αντικείμενα προς ταξινόμηση. Πριν τον υπολογισμό των αποστάσεων θα πρέπει να προηγηθεί κανονικοποίηση.

Μπορεί να προβλέψει πραγματικές τιμές υπολογίζοντας το μέσο όρο των τιμών των γειτόνων. Με βάση την απόσταση του αντικειμένου ταξινόμησης, γίνεται η ανάθεση των βαρών σε όλους τους γείτονες. Η απόσταση όμως, μπορεί να επηρεαστεί από άσχετες μεταβλητές και αυτό αποτελεί μειονέκτημα για τον εν λόγω ταξινομητή.

Επίσης, η επιλογή του k είναι πολύ σημαντική. Αν το k είναι πολύ μικρό η ταξινόμηση γίνεται ευαίσθητη στον θόρυβο, ενώ αν το k είναι πολύ μεγάλο η γειτονιά μπορεί να περιλαμβάνει δεδομένα άλλης τάξης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

Ανάλυση Απαιτήσεων, Προδιαγραφές

4.1 Δεδομένα	21
4.2 Ιστογράμματα	23
4.3 Συναρτήσεις MATLAB	27

Το πρόβλημα της συναλλαγματικής ισοτιμίας, παρουσιάζεται στην καθημερινότητα μας. Για παράδειγμα, όταν θελήσουμε να πάμε σε μια χώρα όπου το νόμισμα της δεν είναι το ίδιο με την χώρα στην οποία βρισκόμαστε, θα πρέπει να δώσουμε ένα ποσό A από το νόμισμα μας για να πάρουμε ένα ποσό B από το νόμισμα της χώρας που επιθυμούμε να πάμε. Αν όμως προσπαθήσουμε να ανταλλάξουμε το ποσό A δύο διαφορετικές μέρες, το ποσό B που θα πάρουμε από το νόμισμα της άλλης χώρας δεν θα είναι το ίδιο. Αυτό συμβαίνει λόγω της συναλλαγματικής ισοτιμίας.

Χρησιμοποιώντας τεχνικές από τον κλάδο της τεχνητής νοημοσύνης θα εισάγουμε στο σύστημα μας ιστορικά στοιχεία προηγούμενων περιόδων και κάποιες παραμέτρους, που αφού τα επεξεργαστεί ο ηλεκτρονικός υπολογιστής να μπορέσει να εξάγει τα επιθυμητά αποτελέσματα.

4.1 Δεδομένα

Για να μπορέσουμε να προβλέψουμε την αλλαγή στην συναλλαγματική ισοτιμία των νομισμάτων, αποφασίσαμε να χρησιμοποιήσουμε τεχνικές από τον κλάδο της

τεχνητής νοημοσύνης. Θα εισάγουμε στο σύστημα μας ιστορικά στοιχεία προηγούμενων περιόδων που βρήκαμε από την σελίδα <http://www.forexpros.gr> για την περίοδο 01/01/2013 μέχρι τις 07/08/2013. Τα στοιχεία που έχουμε πάρει αφορούν το ημερήσιο κλείσιμο συναλλαγματικών ισοτιμιών διαφόρων ζευγαριών νομισμάτων, τα ημερήσια επιτόκια Κεντρικών Τραπεζών, τις ημερήσιες τιμές κλεισίματος εμπορευμάτων, καθώς επίσης και μερικούς χρηματιστηριακούς δείκτες. Πιο συγκεκριμένα, έχουμε βρει στοιχεία για τα παρακάτω :

Συναλλαγματικές Ισοτιμίες Νομισμάτων

1. Ευρώ / Δολάριο ΗΠΑ
2. Ευρώ / Στερλίνα
3. Ευρώ / Ρούβλι
4. Ευρώ / Κινέζικο Γουάν

Επιτόκια Κεντρικών Τραπεζών

1. Ευρώ
2. Δολάριο ΗΠΑ
3. Στερλίνα
4. Ιαπωνικό Γεν
5. Δολάριο Καναδά
6. Ελβετικό Φράγκο
7. Ρωσικό Ρούβλι

Εμπορεύματα

1. Αργό πετρέλαιο
2. Χρυσός

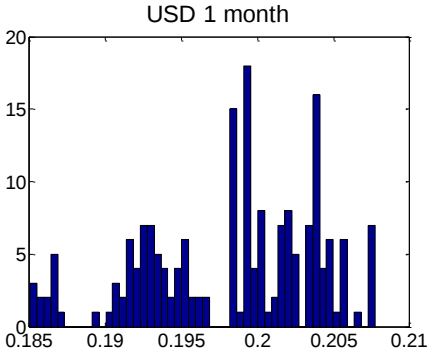
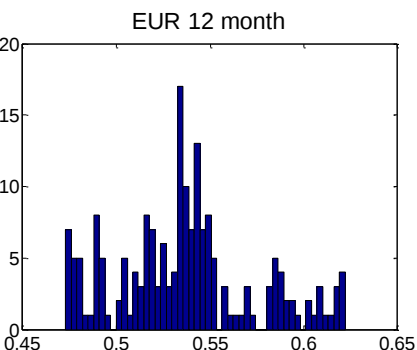
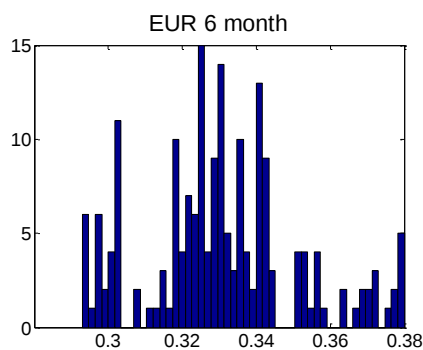
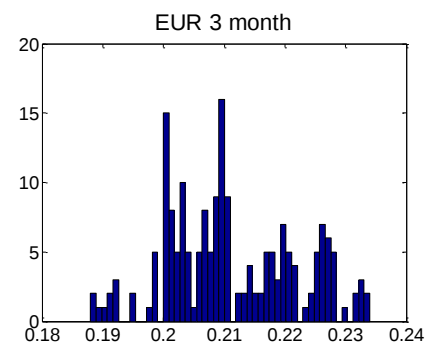
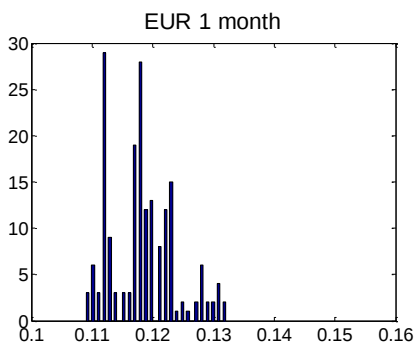
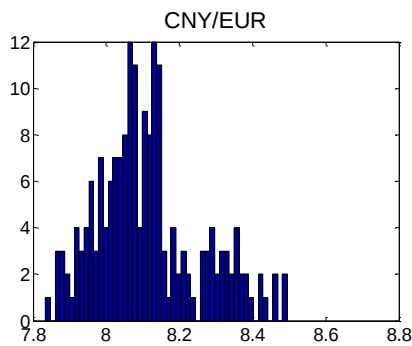
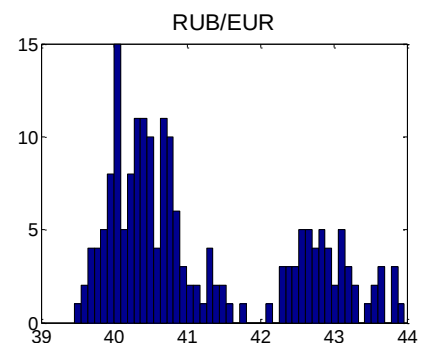
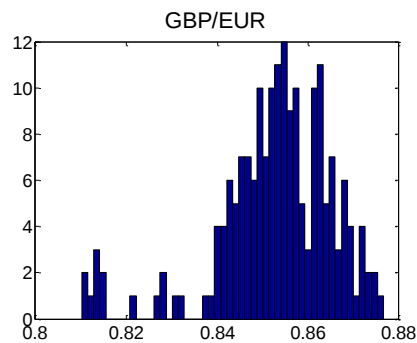
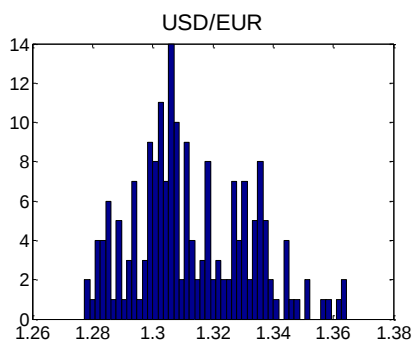
Χρηματιστηριακοί Δείκτες

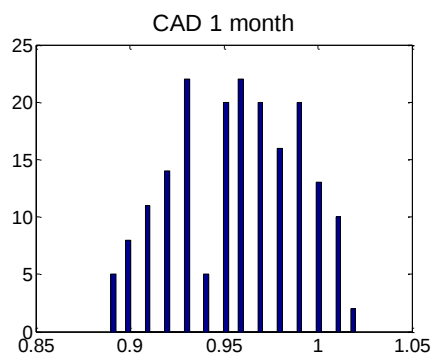
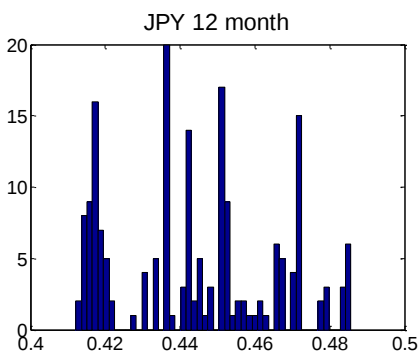
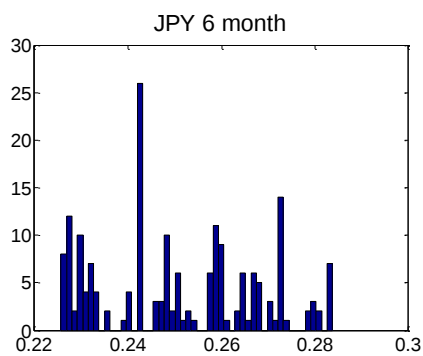
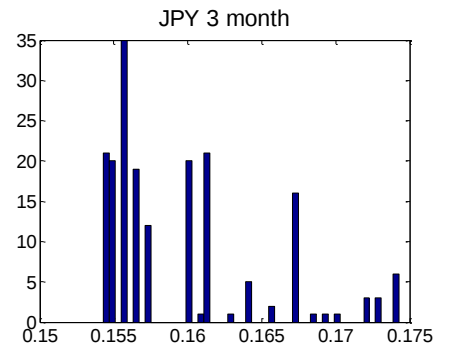
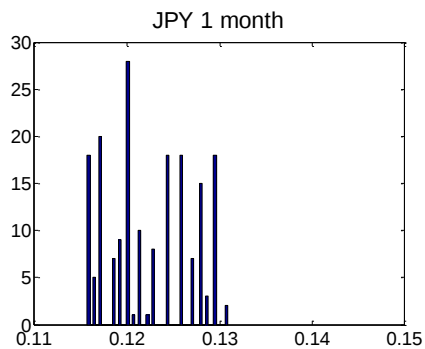
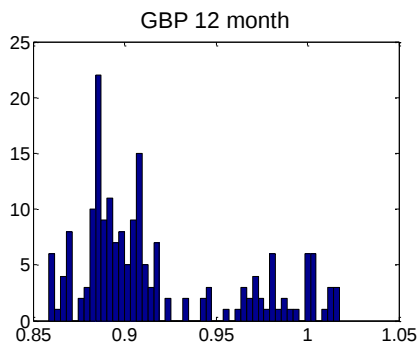
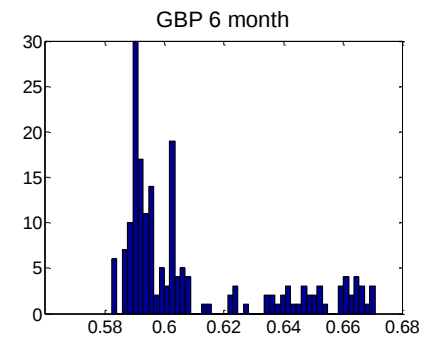
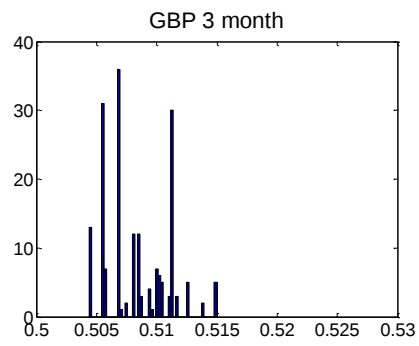
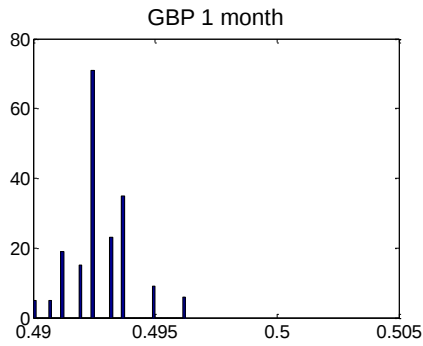
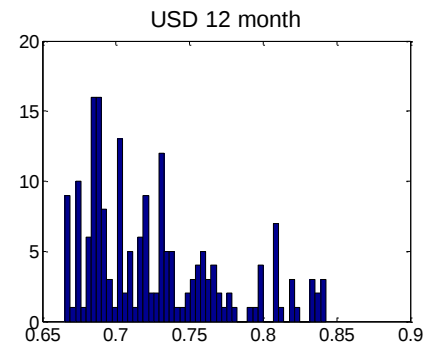
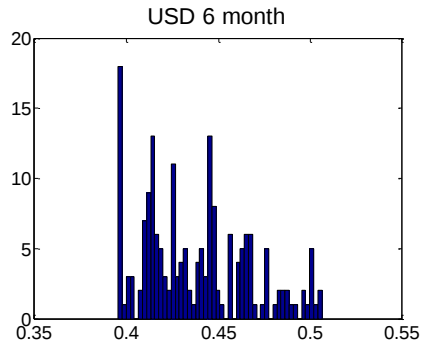
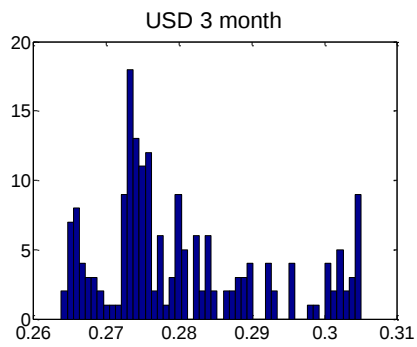
1. FTSE 100 INDEX
2. DOW JONES INDUSTRIAL AVERAGE
3. S&P 500 INDEX
4. NIKKEI 225 INDEX
5. RUSSIAN RTS (\$) INDEX

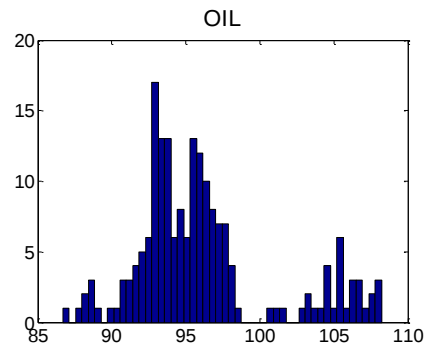
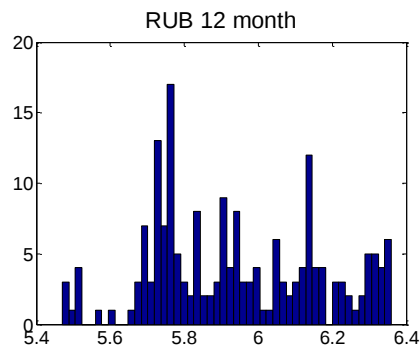
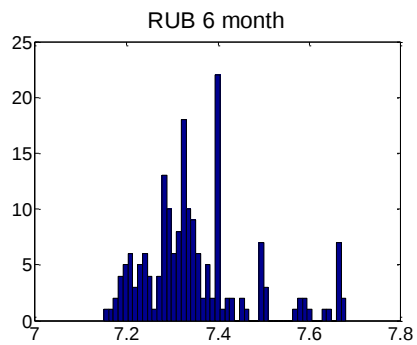
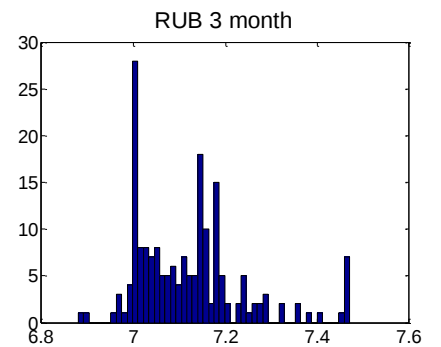
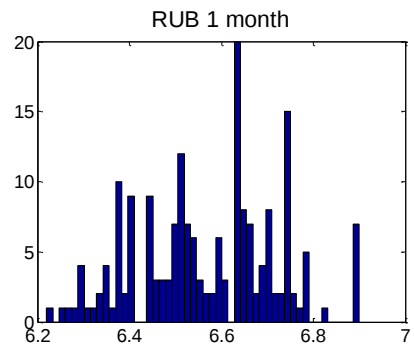
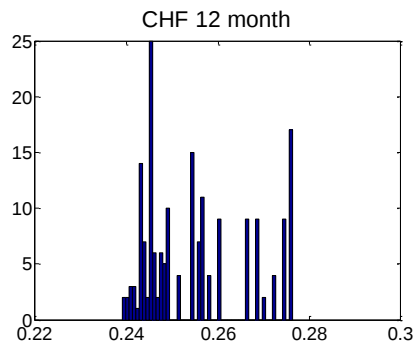
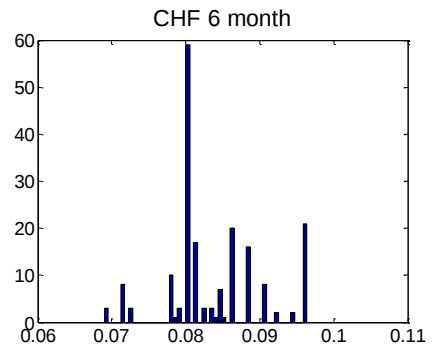
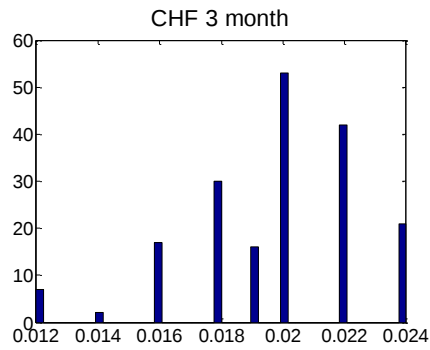
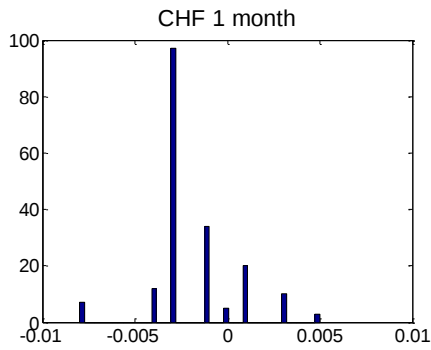
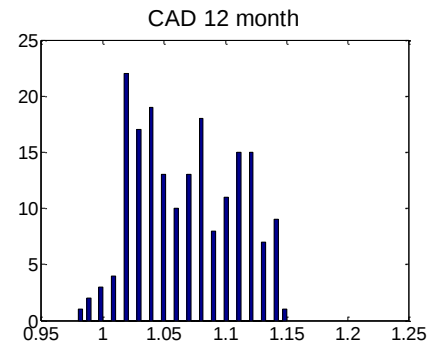
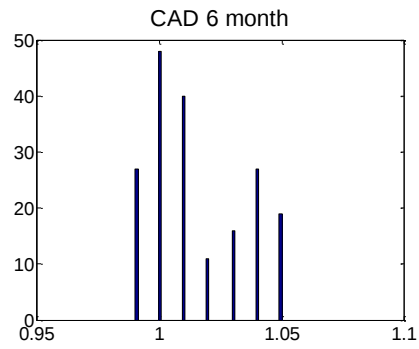
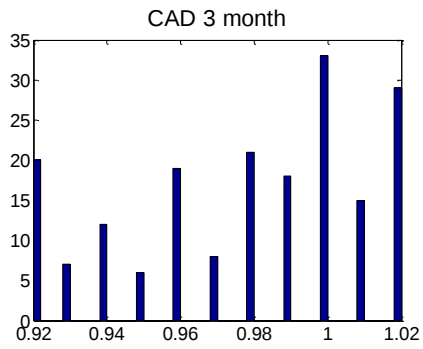
ΔΕΙΚΤΕΣ

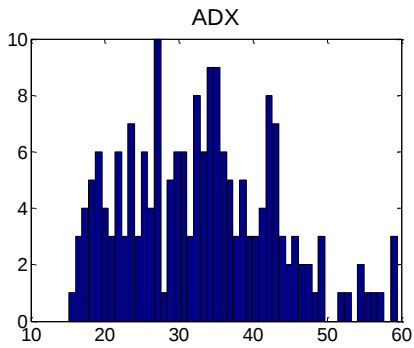
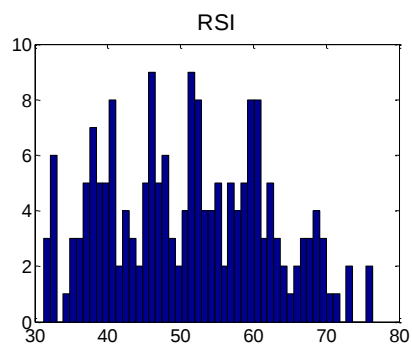
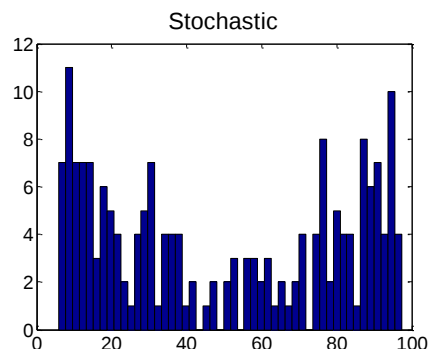
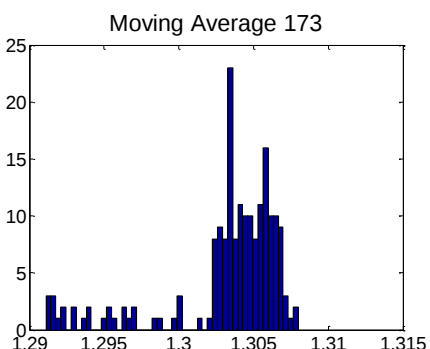
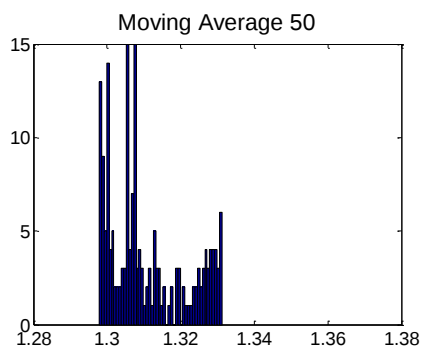
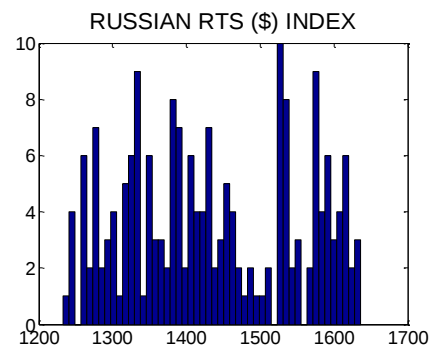
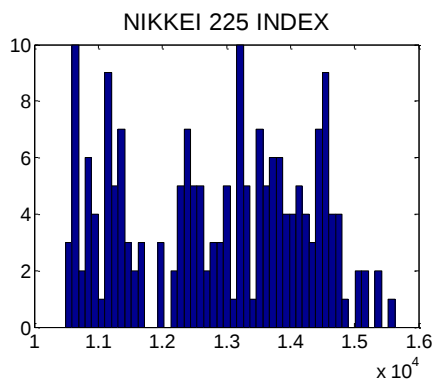
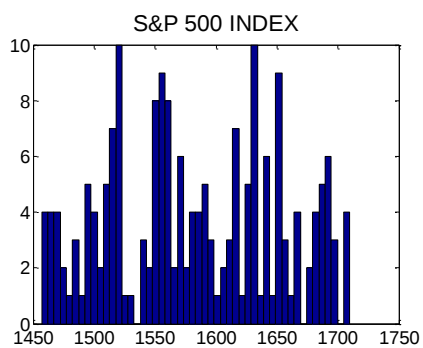
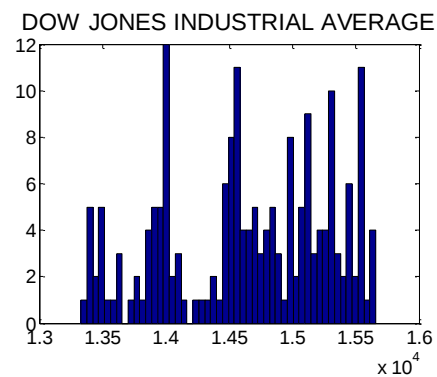
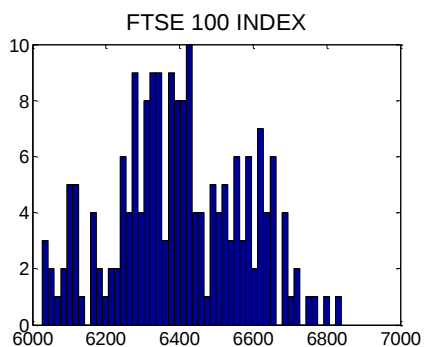
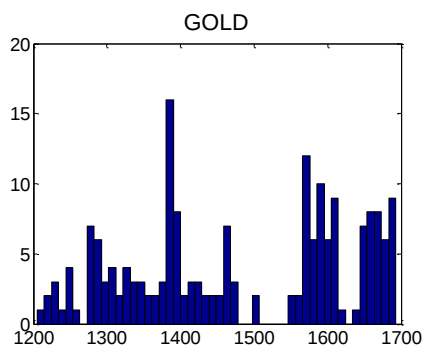
1. Stochastic
2. Average Directional Index
3. Relative Strength Index
4. Simple Moving Average 50 περιόδων
5. Simple Moving Average 173 περιόδων

4.2 Ιστογράμματα









4.3 Συναρτήσεις MATLAB

if : Επιτρέπει στο πρόγραμμα να αποφασίσει αν θα εκτελέσει κάποιες εντολές ή όχι. Υπάρχει κάποια συνθήκη, που όταν αποτιμηθεί σε TRUE εκτελεί μία σειρά από εντολές, ενώ όταν η συνθήκη αποτιμηθεί σε FALSE, τότε εκτελεί μία άλλη σειρά εντολών. Στην συνθήκη μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τους λογικούς τελεστές AND, OR και NOT.

for : Είναι ένας βρόχος που μας επιτρέπει να επαναλαμβάνουμε κάποιες εντολές. Μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τον εν λόγο βρόχο, όταν θέλουμε να επαναλάβουμε κάποια δράση με ένα προκαθορισμένο τρόπο. Για να μπορεί η MATLAB να καταλάβει σε ποιο σημείο τελειώνει ο βρόχος, στο τέλος χρησιμοποιούμε την λέξη end. Στην συνθήκη μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τους λογικούς τελεστές AND, OR και NOT.

while : Ο βρόχος while λειτουργεί όπως τον βρόχο for, με την διαφορά ότι πρέπει να γίνει αποτίμηση της συνθήκης πριν να εισέλθουμε στο σώμα εκτέλεσης.

Μέσα στο σώμα εκτέλεσης, αλλάζει η τιμή της συνθήκης σε κάθε επανάληψης και στο τέλος του σώματος εκτέλεσης χρησιμοποιούμε την λέξη end.

Στην συνθήκη μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τους λογικούς τελεστές AND, OR και NOT.

length : Η συνάρτηση length παίρνει σαν παράμετρο ένα πίνακα και επιστρέφει το μέγεθος του πίνακα ή την μεγαλύτερη διάσταση του πίνακα.

xlsread : Η συνάρτηση αυτή παίρνει σαν παράμετρο το όνομα κάποιου αρχείου, δημιουργημένου στην EXCEL και μπορούμε να βάλουμε και σαν δεύτερη παράμετρο το sheet που επιθυμούμε να διαβάσει. Αφού διαβάσει το εν λόγο αρχείο, τότε επιστρέφει ένα πίνακα μέσα στον οποίο υπάρχουν τα αριθμητικά δεδομένα που διάβασε.

newff : Παίρνει σαν παράμετρο ένα πίνακα με τα δεδομένα εισόδου, ένα πίνακα με τα δεδομένα εξόδου και των αριθμό νευρώνων που θα έχουμε στα κρυφά

επίπεδα, ανάλογα με το πόσα επίπεδα ορίσουμε εμείς. Με την χρήση της εν λόγω συνάρτησης, δημιουργούμε ένα νέο δίκτυο feed-forward backpropagation.

feedforwardnet : Παίρνει σαν παράμετρο το διάνυσμα γραμμής ενός η περισσότερων κρυφών επιπέδων και μια συνάρτηση για εκπαίδευση, όπου η προεπιλεγμένη συνάρτηση είναι η trainlm. Τα feedforward δίκτυα, αποτελούνται από μια σειρά επιπέδων. Το πρώτο επίπεδο ενώνεται με το επίπεδο εισόδου. Επίσης, κάθε επίπεδο είναι ενωμένο με το προηγούμενο επίπεδο και το επίπεδο εξόδου μας δίνει την έξοδο του δικτύου. Με τρία ενεργά επίπεδα, δύο κρυφά επίπεδα και ένα επίπεδο εξόδου, μπορούμε να λύσουμε οποιοδήποτε πρόβλημα.

train : Η συνάρτηση παίρνει σαν παράμετρο το όνομα του νευρωνικού δικτύου που επιθυμούμε να εκπαιδεύσουμε, τις εισόδους του δικτύου και τις εξόδους. Με την εν λόγω συνάρτηση θα εκπαιδεύσουμε το δίκτυο μας με βάση τα δεδομένα εισόδου που έχουμε.

knn: Παίρνει σαν παράμετρο ένα πίνακα ο οποίος θα χρησιμοποιηθεί για να κατηγοριοποιήσουμε τα δεδομένα του σε ομάδες, ένα πίνακα για την ομαδοποίηση των γραμμών του πίνακα της πρώτης παραμέτρου και θα να έχει τον ίδιο αριθμό στύλων με αυτές της πρώτης παραμέτρου. Μας βοηθά να ομαδοποιήσουμε τα δεδομένα που έχουμε.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

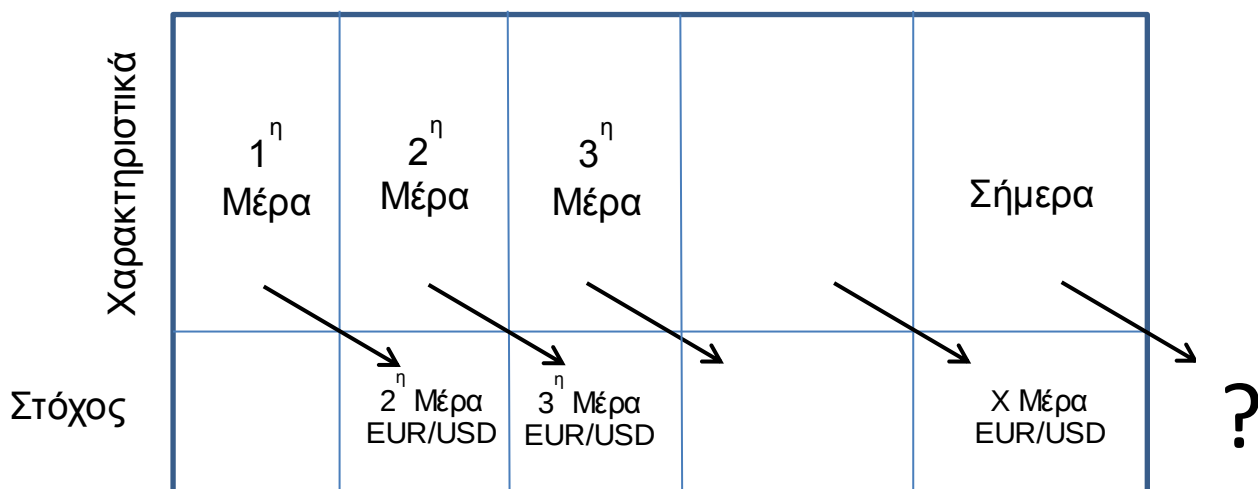
Σχεδιασμός Συστήματος, Υλοποίηση

5.1 Βάση Δεδομένων	30
5.2 Cross Validation	31
5.3 Μεθοδολογία	31
5.4 Πρώτο Πείραμα	34
5.4.1 Δύο κρυφά επίπεδα – 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο	36
5.4.1.1 Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	36
5.4.1.2 Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	36
5.4.1.3 Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	37
5.4.2 Δύο κρυφά επίπεδα – 50 νευρώνες στο κάθε επίπεδο	38
5.4.2.1 Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	38
5.4.2.2 Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	38
5.4.2.3 Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	39
5.4.3 Ένα κρυφό επίπεδο – 90 νευρώνες	39
5.4.3.1 Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	39
5.4.3.2 Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	40
5.4.3.3 Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	40
5.5 Υπολογισμός τάσης κλεισίματος	41
5.6 Συμπεράσματα Πρώτου Πειράματος	41
5.7 Δεύτερο Πείραμα	42

5.8 Συμπεράσματα Δεύτερου Πειράματος	44
5.9 Τρίτο Πείραμα	44
5.10 Αποτελέσματα Τρίτου Πειράματος	44

5.1 Βάση Δεδομένων

Δημιουργήσαμε την βάση δεδομένων όπως φαίνεται στο σχήμα 5.1. Στο πάνω μέρος του ίδιου σχήματος παρουσιάζονται τα δεδομένα εισόδου για κάθε μέρα. Η κάθε μέρα διαχωρίζεται με κάθετες γραμμές όπου στο κάτω μέρος του σχήματος φαίνεται ο στόχος του συστήματος. Σαν στόχο κάθε μέρας, βάζαμε την πμή του Ευρώ σε σχέση με το Δολάριο για την επόμενη μέρα. Το ερωτηματικό στο σχήμα 5.1, συμβολίζει την πμή κλεισίματος μεταξύ Ευρώ και Δολαρίου για την μέρα την οποία επιθυμούμε να προβλέψουμε, δηλαδή την επόμενη μέρα από την μέρα στην οποία βρισκόμαστε.



Σχήμα 5.1 : Αναπαράσταση της Βάσης Δεδομένων

5.2 Cross Validation

Αφού πήραμε τα δεδομένα που αναφέραμε πιο πάνω, θα πρέπει να τα χωρίσουμε με τέτοιο τρόπο έτσι ώστε να μπορέσουμε να δώσουμε στο δίκτυο μας δεδομένα για να μάθει και αργότερα κάποια δεδομένα για να δούμε κατά πόσο έχει μάθει ή όχι.

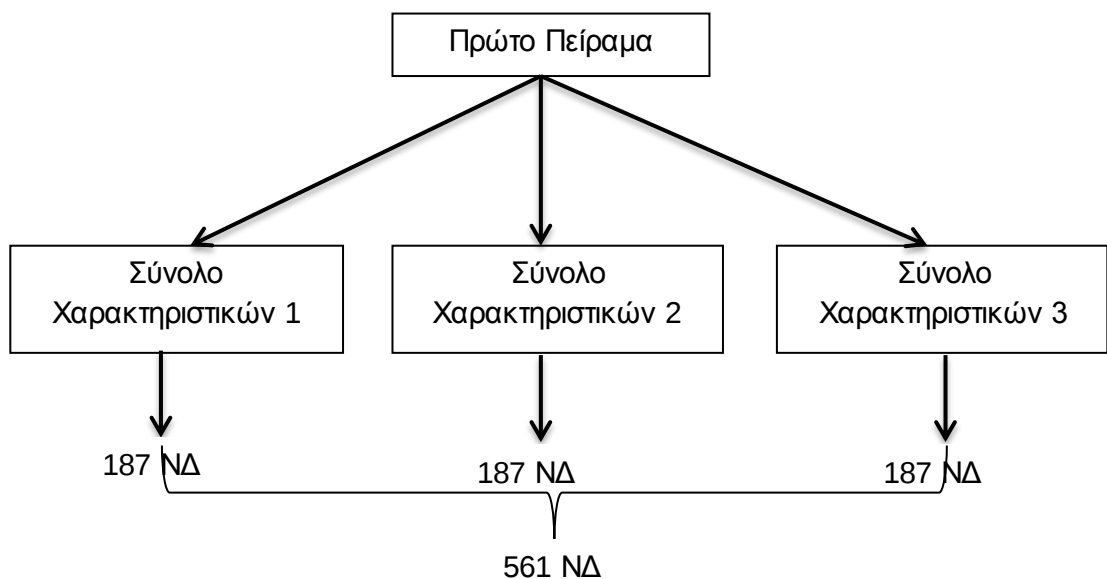
5.3 Μεθοδολογία

Συνολικά, πραγματοποιήθηκαν τρία πειράματα σε μια λογική σειρά. Στο πρώτο πείραμα δημιουργήθηκαν τόσα νευρωνικά δίκτυα όσες και οι μέρες που είχαμε στην βάση δεδομένων μείων μία. Κάθε φορά που δημιουργούσαμε ένα νευρωνικό δίκτυο προσθέταμε μία μέρα στα δεδομένα εκπαίδευσης ξεκινώντας το πρώτο νευρωνικό δίκτυο από την πρώτη μέρα. Για το δεύτερο και τρίτο πείραμα χρησιμοποιήσαμε ένα παραθύρου. Το μέγεθος του παραθύρου καθορίστηκε σύμφωνα με τα αποτελέσματα του πρώτου πειράματος. Χρησιμοποιήσαμε σαν μέγεθος παραθύρου τον αριθμό των ημερών που θέσαμε σαν είσοδο στα νευρωνικά δίκτυα τα οποία προέβλεπαν με ικανοποίηση τον στόχο που ήταν η ισοπμία μεταξύ Ευρώ και Δολαρίου της επόμενης μέρας.

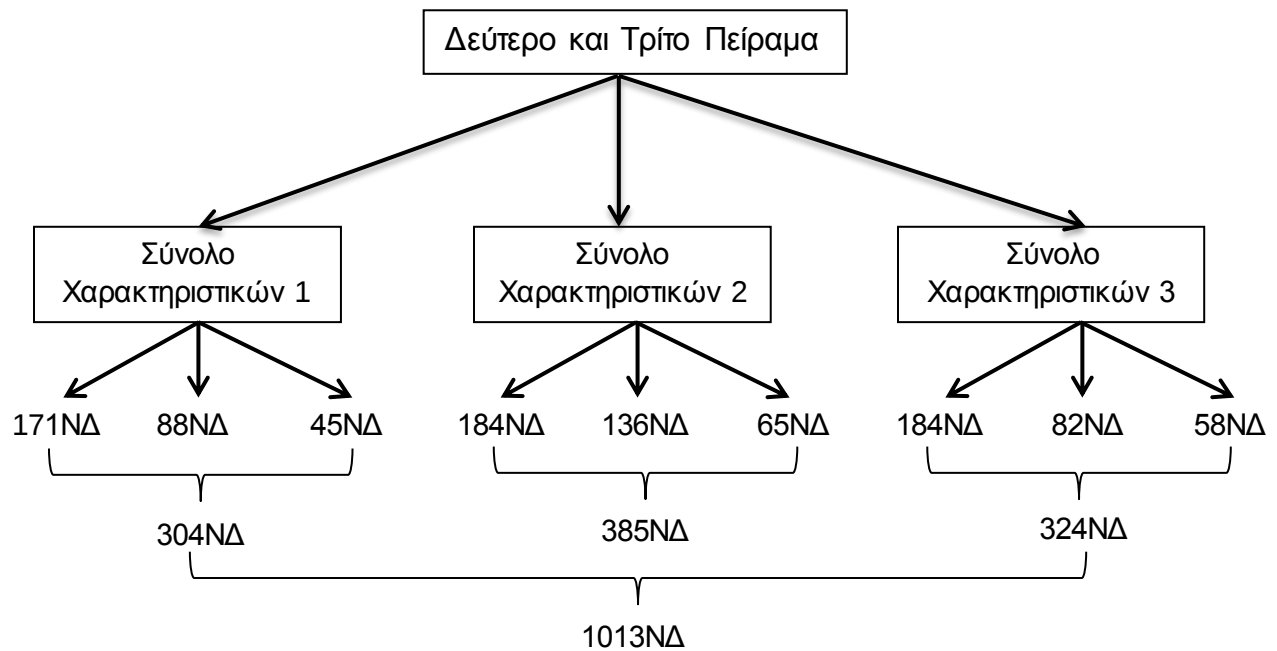
Για το κάθε πείραμα χρησιμοποιήσαμε τρία σύνολα χαρακτηριστικών όπως φαίνονται στο σχήμα 5.3. Το πρώτο σύνολο περιείχε όλα τα χαρακτηριστικά. Το δεύτερο σύνολο περιείχε τα χαρακτηριστικά τα οποία είναι διαθέσιμα προς όλους στο διαδίκτυο. Το τρίτο σύνολο περιείχε όλα τα χαρακτηριστικά που ήταν διαθέσιμα στο διαδίκτυο μόνο μέσω κάποιας συνδρομής. Αυτά τα χαρακτηριστικά μας τα παρείχε ο κύριος Κυριάκος Χριστοφόρου. Κάθε φορά που χρησιμοποιούσαμε επιπλέον μέρες για εκπαίδευση, δημιουργούσαμε ένα νέο δίκτυο του οποίου τα βάρη επιλέγονταν τυχαία και προσαρμόζονταν σε κάθε δίκτυο με σκοπό να μάθει. Τα βάρη κάθε δικτύου ήταν ανεξάρτητα από τα βάρη κάποιου άλλου δικτύου. Έτσι, χρησιμοποιώντας δύο κρυφά επίπεδα με 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο, είχαμε 561 νευρωνικά δίκτυα στο πρώτο πείραμα και στο δεύτερο και τρίτο πείραμα είχαμε 1013 νευρωνικά δίκτυα. Ο τρόπος που

υπολογίσαμε τα νευρωνικά δίκτυα για το πρώτο πείραμα φαίνεται στο σχήμα 5.1 και για το δεύτερο πείραμα στο σχήμα 5.2. Ακολουθήσαμε την ίδια λογική χρησιμοποιώντας δύο κρυφά επίπεδα με 50 νευρώνες στο κάθε επίπεδο και ένα κρυφό επίπεδο με 90 νευρώνες.

Για επικύρωση χρησιμοποιούσαμε όλες τις μέρες που είχαν απομείνει μετά από τον επιθυμητό στόχο. Παρόλο που κάναμε επικύρωση για όλες τις εναπομείναντες μέρες, θα παρουσιάσουμε μόνο τα αποτελέσματα της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου.



Σχήμα 5.1 : Αναπαράσταση του πρώτου πειράματος. Το ΝΔ συμβολίζει τα Νευρωνικά Δίκτυα. Δύο κρυφά επίπεδα με 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο.



Σχήμα 5.2: Αναπαράσταση του δεύτερου και τρίτου πειράματος. Το ΝΔ συμβολίζει τα Νευρωνικά Δίκτυα. Δύο κρυφά επίπεδα με 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο.

	Σύνολο Χαρακτηριστικών 1	Σύνολο Χαρακτηριστικών 2	Σύνολο Χαρακτηριστικών 3
USD/EUR	√	√	√
GBP/EUR	√	√	
RUB/EUR	√	√	
CNY/EUR	√	√	
EUR 1,3,6,12m	√		√
USD 1,3,6,12m	√		√
GBP 1,3,6,12m	√		√
JPY 1,3,6,12m	√		√
CAD 1,3,6,12m	√		√
CHF 1,3,6,12m	√		√
RUB 1,3,6,12m	√		√
OIL	√	√	
GOLD	√	√	
FTSE 100 INDEX	√		√
DOW JONES INDUSTRIAL AVERAGE	√	√	
S&P 500 INDEX	√	√	
NIKKEI 225 INDEX	√		√
RUSSIAN RTS (\$) INDEX	√		√

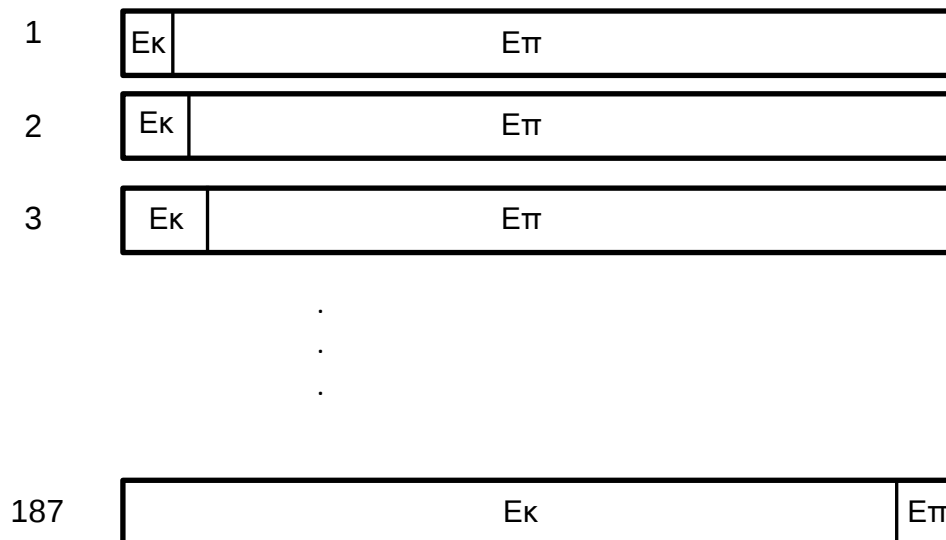
Moving Average 50	✓		✓
Moving Average 173	✓		✓
Stochastic	✓		✓
RSI	✓		✓
ADX	✓		✓

Πίνακας 5.3: Αναπαράσταση των χαρακτηριστικών που περιέχει το κάθε σύνολο χαρακτηριστικών. Το πρώτο σύνολο χαρακτηριστικών περιέχει όλα τα χαρακτηριστικά, το δεύτερο σύνολο τα χαρακτηριστικά που είναι διαθέσιμα στο διαδίκτυο και το τρίτο σύνολο τα χαρακτηριστικά που πρέπει να έχουμε κάποια συνδρομή για να τα δούμε.

5.4 Πρώτο Πείραμα

Στο σχήμα 5.4 παρουσιάζεται γραφικά η διαδικασία. Τα δεδομένα εισόδου αποτελούνταν από τις τιμές των παραμέτρων εκπαίδευσης (κεφ. 4, σελ. 24) για την πρώτη μέρα και σαν στόχο είχαμε την τιμή κλεισίματος μεταξύ Ευρώ και Δολαρίου της επόμενης μέρας, δηλαδή της δεύτερης μέρας. Με αυτό τον τρόπο δημιουργήθηκε το πρώτο νευρωνικό δίκτυο. Αυτό φαίνεται με αριθμό 1 στο ίδιο σχήμα. Στην συνέχεια, τα επόμενα 186 νευρωνικά δίκτυα χτίστηκαν με παρόμοιο τρόπο, με την διαφορά ότι κάθε φορά που κτιζόταν ένα δίκτυο, προσθέταμε μία μέρα στα δεδομένα εκπαίδευσης, όπως φαίνεται με αριθμούς 2 – 187 στο σχήμα 5.4.

Η διαδικασία που παρουσιάζεται στο σχήμα 5.4, εκτελέστηκε τρεις φορές. Κάθε φορά χρησιμοποιούσαμε ένα από τα τρία σύνολα χαρακτηριστικών που αναφέραμε πιο πάνω.



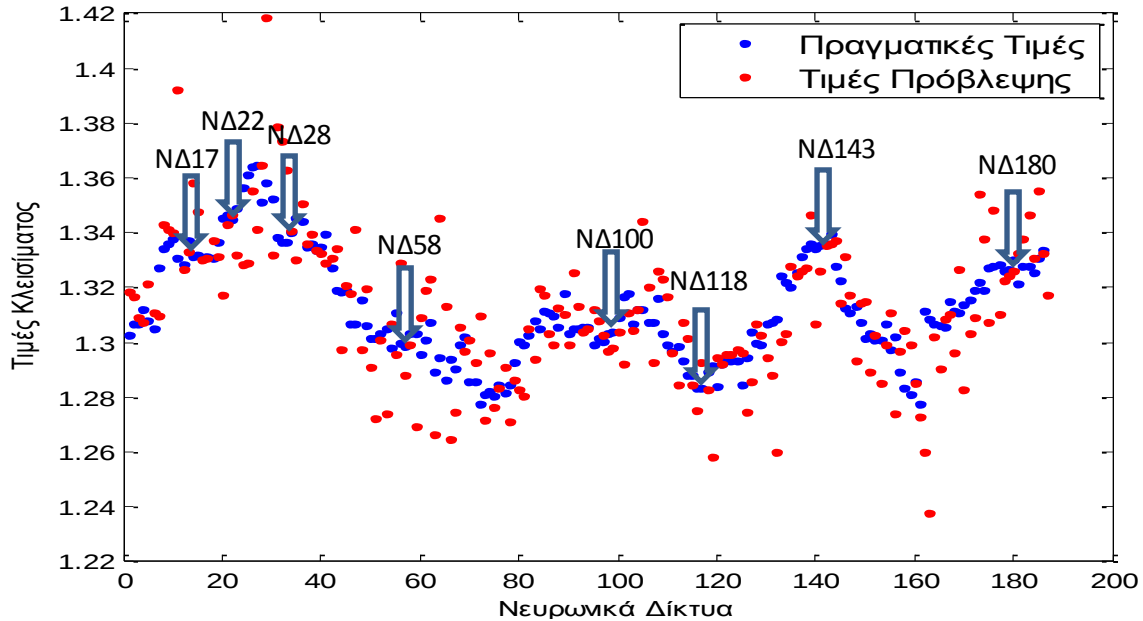
Σχήμα 5.4 : Αναπαράσταση Νευρωνικών Δικτύων. Το Εκ αναφέρεται στην Εκπαίδευση και το Επ στην Επικύρωση.

Για κάθε ένα από αυτά τα νευρωνικά δίκτυα, πήραμε τα αποτελέσματα πρόβλεψης για την επόμενη μέρα, που είναι η μέρα που μας ενδιαφέρει άμεσα και τα τοποθετήσαμε μαζί με τις πραγματικές τιμές όπως φαίνεται στα σχήματα 5.5 – 5.7 και 5.9 – 5.14. Τα τόξα ανηππροσωπεύουν τα νευρωνικά δίκτυα με την καλύτερη πρόβλεψη μεταξύ πραγματικών τιμών και τιμών πρόβλεψης. Είναι δηλαδή, τα νευρωνικά δίκτυα που είχαν την μικρότερη απόκλιση μεταξύ πραγματικών τιμών και τιμών πρόβλεψης. Στην συνέχεια, θα χρησιμοποιήσουμε τον αριθμό του κάθε νευρωνικού δικτύου για να καθορίσουμε το μέγεθος του παραθύρου. Ακολουθώντας, απομονώσαμε αυτές τις τιμές και τις τοποθετήσαμε ξεχωριστά σε μία γραφική παράσταση για το κάθε σύνολο χαρακτηριστικών ξεχωριστά, όπως φαίνεται στο σχήμα 5.8.

Για το πρώτο σύνολο χαρακτηριστικών, από το σχήμα 5.5, βρήκαμε τις καλύτερες μέρες όπου είχαμε την μικρότερη απόκλιση μεταξύ προβλεπόμενης και πραγματικής τιμής ορίζοντας μία τιμή κατωφλίου. Όσες μέρες είχαν απόκλιση μικρότερη από την τιμή κατωφλίου τις σημειώναμε. Από όλες τις μέρες που επαληθεύσαμε βρήκαμε 8 μέρες που η πραγματική τιμή και η πρόβλεψη έχουν διαφορά μικρότερη από 0.0005. Πραγματοποιήσαμε κάποια πειράματα με κάθε μία από τις 8 αυτές μέρες ξεχωριστά.

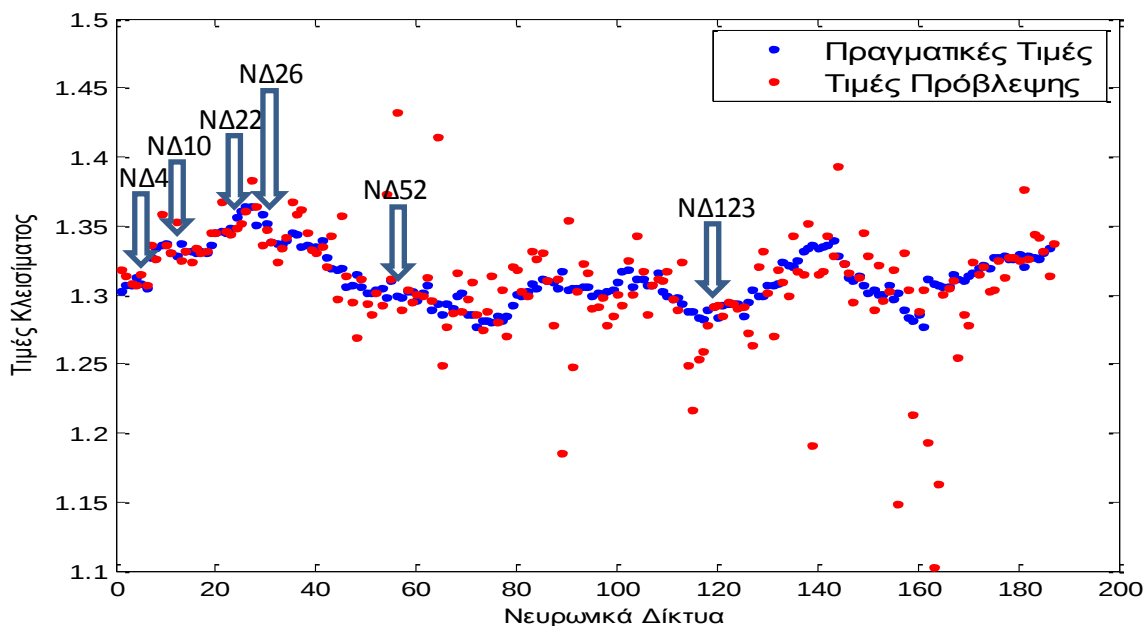
5.4.1 Δύο κρυφά επίπεδα – 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο

5.4.1.1 Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών



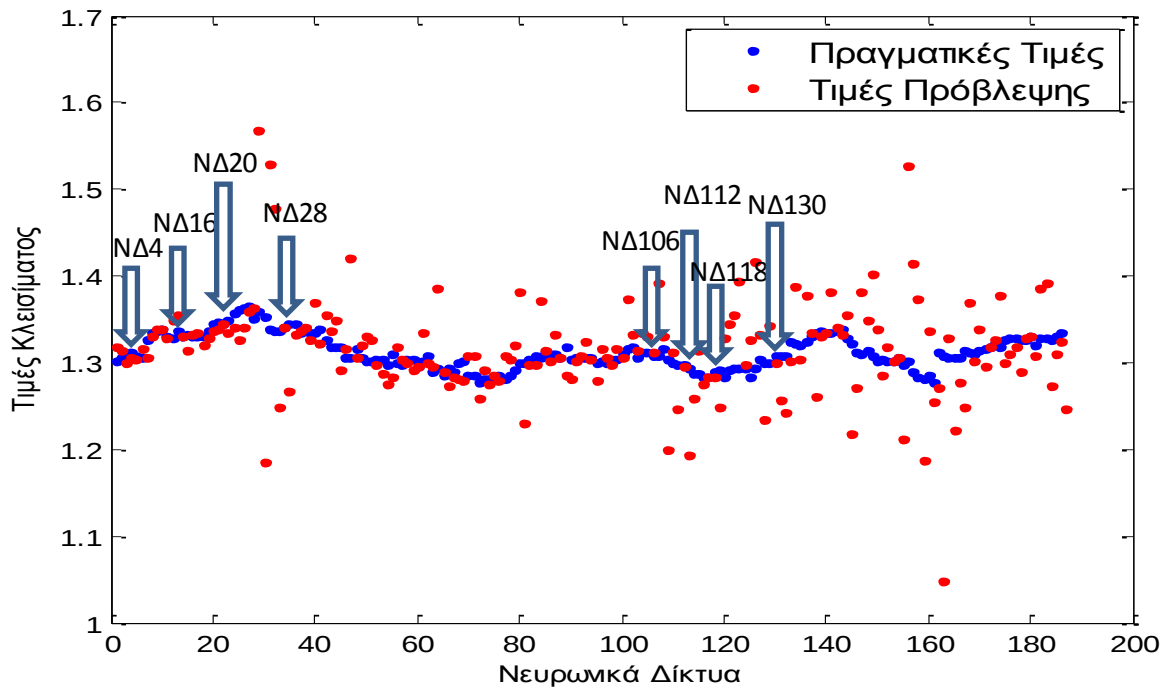
Σχήμα 5.5: Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του συνόλου χαρακτηριστικών (1). Το ΝΔ συμβολίζει το Νευρωνικό Δίκτυο και ο αριθμός στα δεξιά του την μέρα. Τα τόξα αντιπροσωπεύουν τα νευρωνικά δίκτυα με την καλύτερη πρόβλεψη μεταξύ πραγματικών τιμών και τιμών πρόβλεψης.

5.4.1.2 Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών

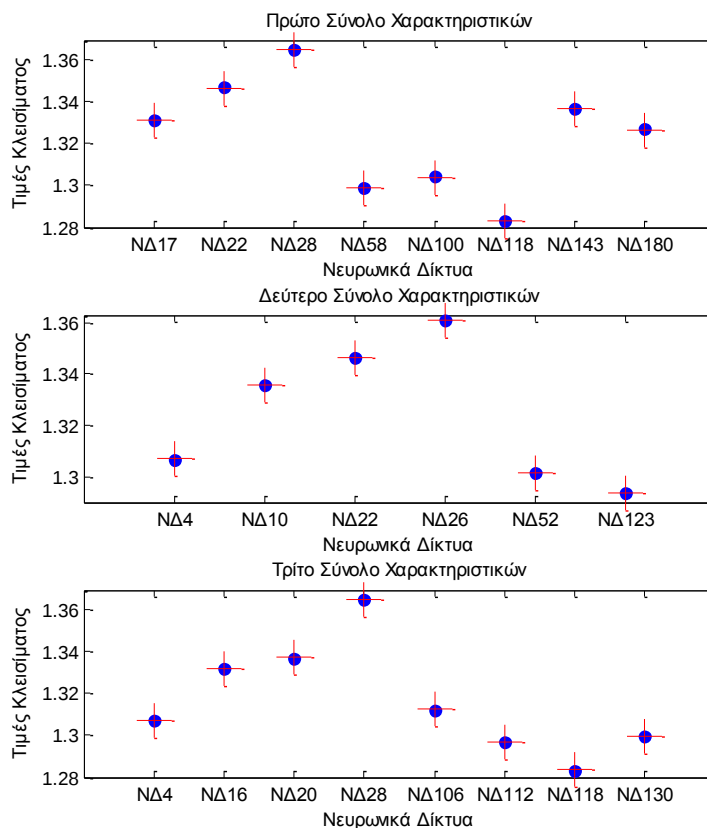


Σχήμα 5.6: Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του συνόλου χαρακτηριστικών (2).

5.4.1.3 Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών



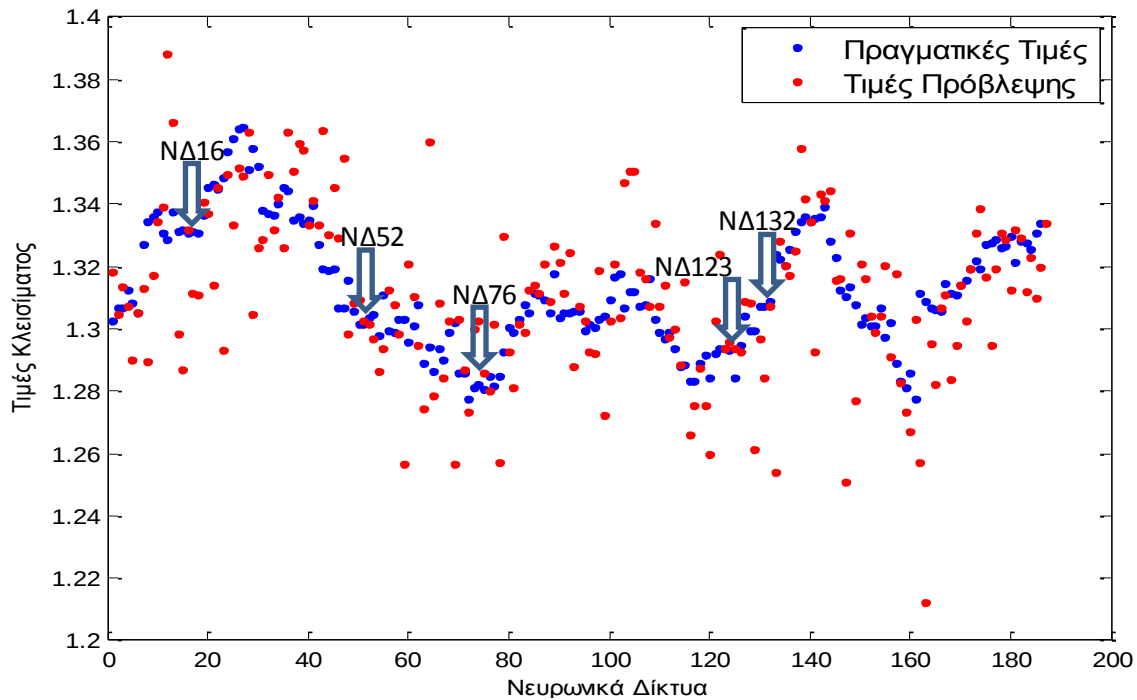
Σχήμα 5.7: Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του συνόλου χαρακτηριστικών (3).



Σχήμα 5.8: Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης των 37 πιο καλών ημερών. Με μπλε κουκκίδες συμβολίζονται οι πραγματικές τιμές και με κόκκινο σταυρό οι τιμές πρόβλεψης.

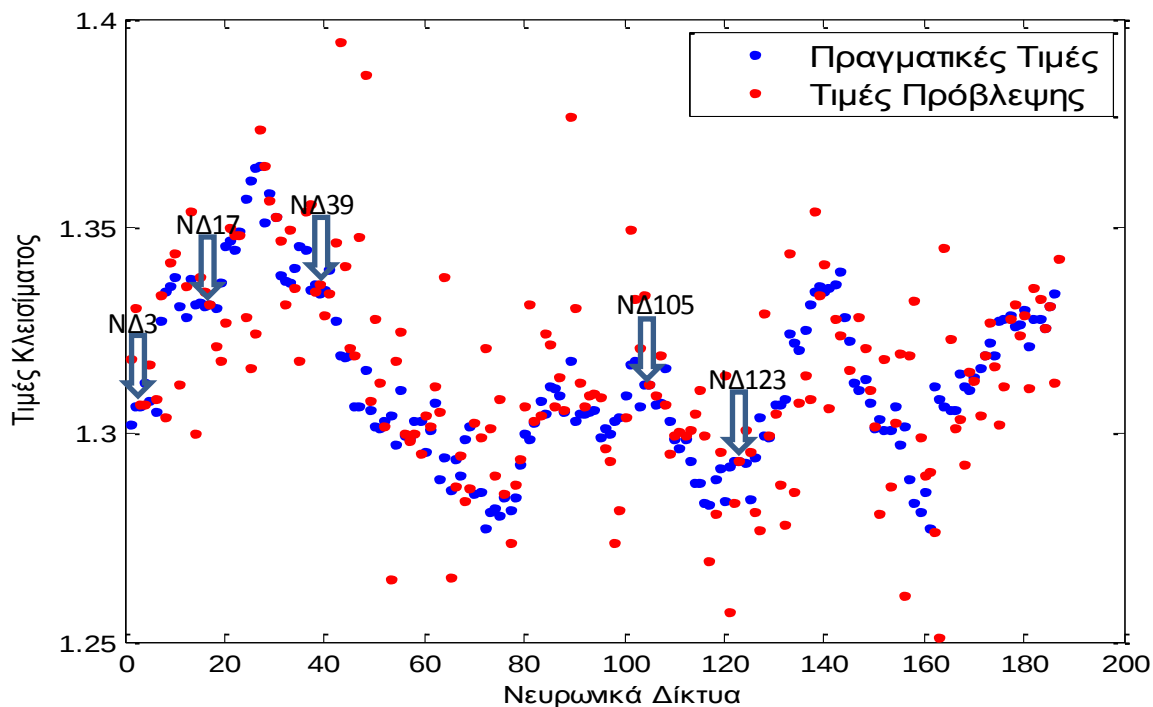
5.4.2 Δύο κρυφά επίπεδα – 50 νευρώνες στο κάθε επίπεδο

5.4.2.1 Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών



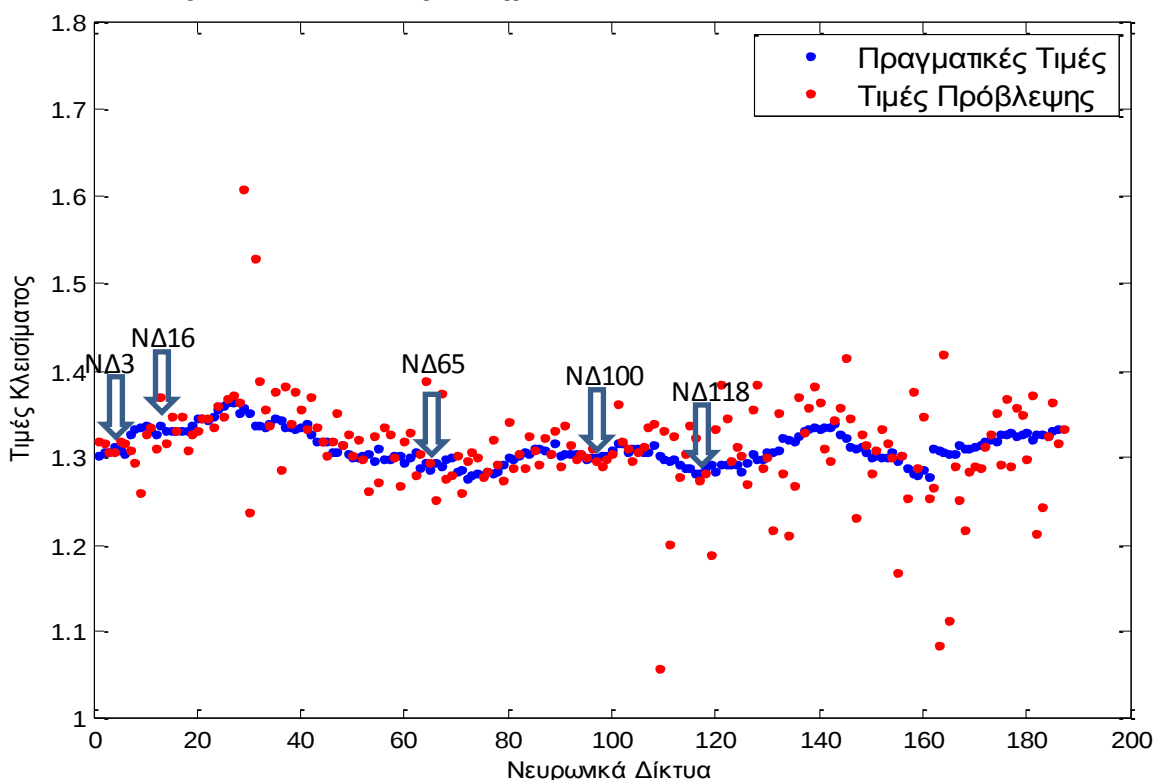
Σχήμα 5.9: Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του συνόλου χαρακτηριστικών (1).

5.4.2.2 Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών



Σχήμα 5.10: Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του συνόλου χαρακτηριστικών (2).

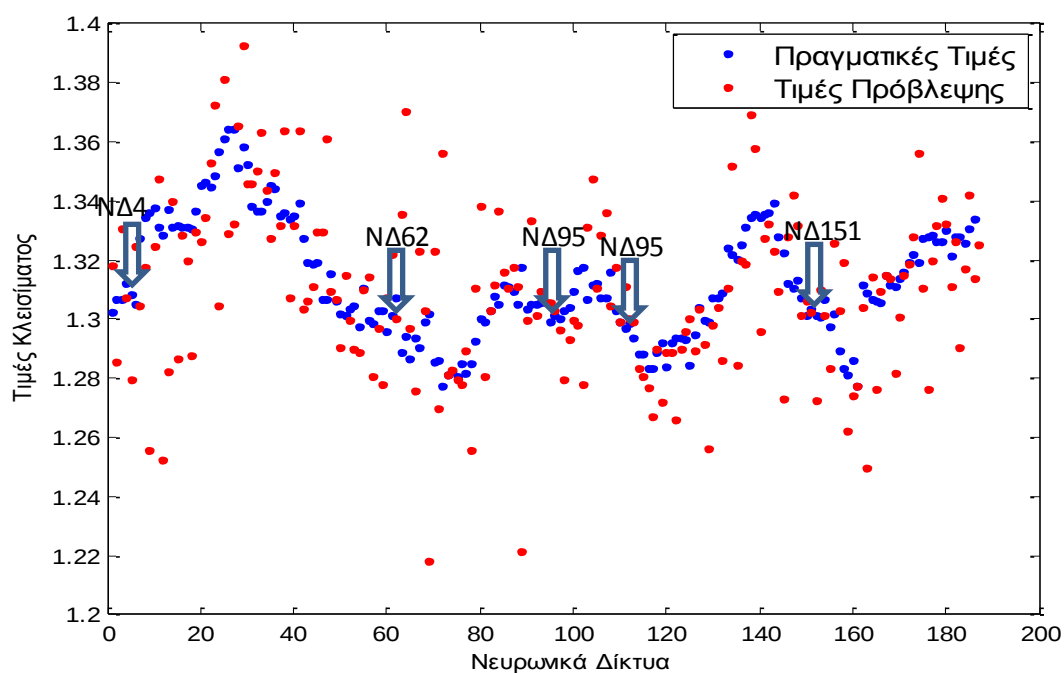
5.4.2.3 Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών



Σχήμα 5.11: Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του συνόλου χαρακτηριστικών (3).

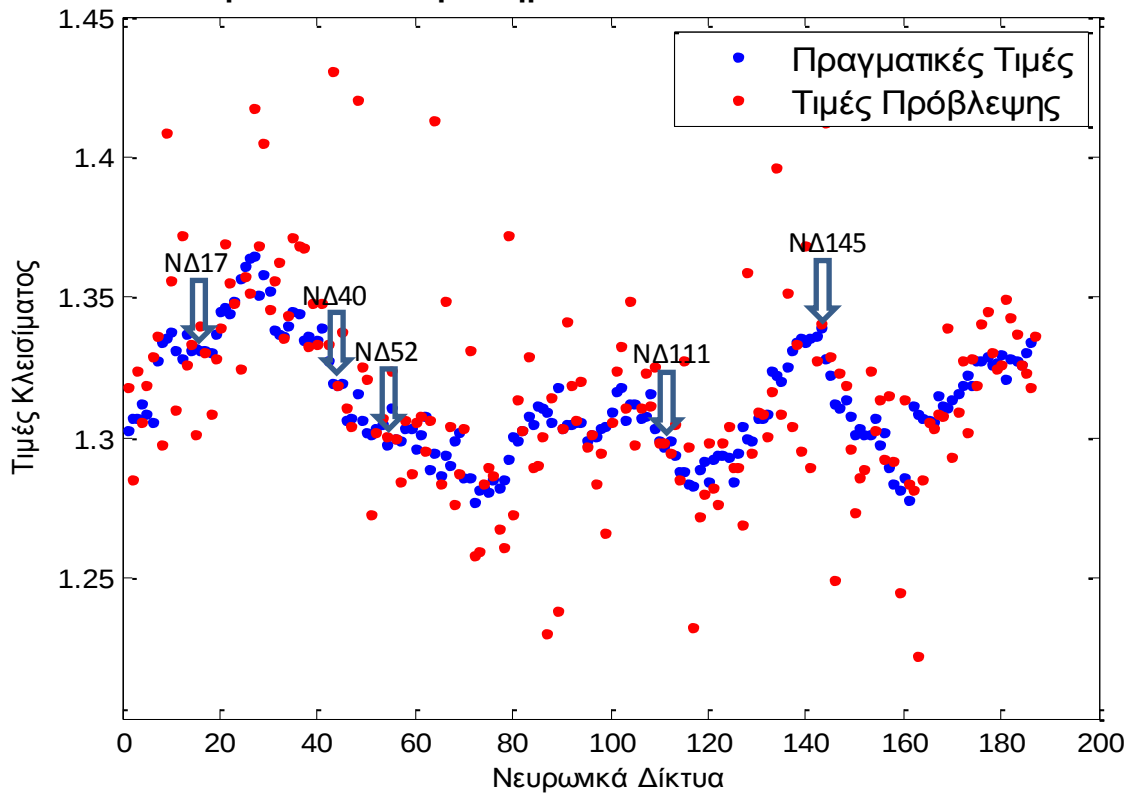
5.4.3 Ένα κρυφό επίπεδο – 90 νευρώνες

5.4.3.1 Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών



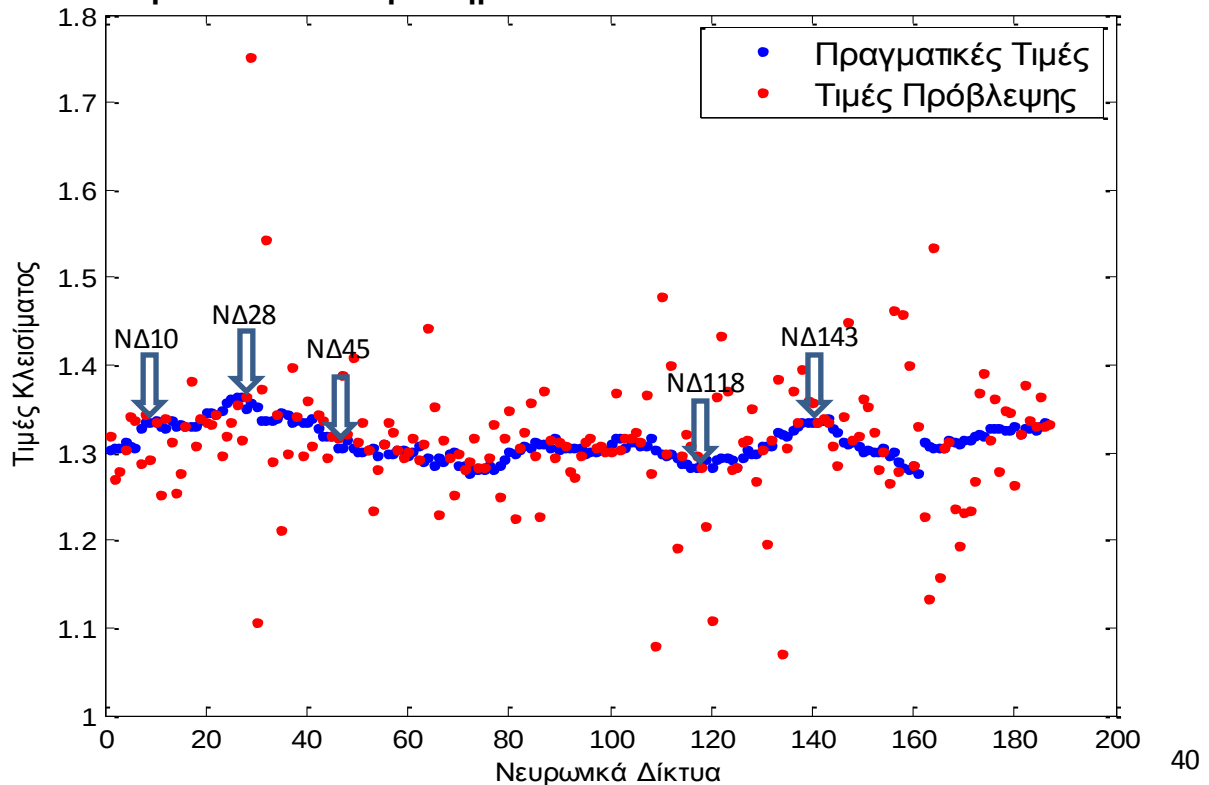
Σχήμα 5.12: Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του συνόλου χαρακτηριστικών (1).

5.4.3.2 Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών



Σχήμα 5.13: Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του συνόλου χαρακτηριστικών (2).

5.4.3.3 Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών



Σχήμα 5.14: Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του συνόλου χαρακτηριστικών (3).

5.5 Υπολογισμός τάσης κλεισίματος

Μια πολύ σημαντική πληροφορία είναι η τάση της τιμής κλεισίματος. Με τον όρο τάση, αναφερόμαστε στην αύξηση ή μείωση της τιμής κλεισίματος του Ευρώ σε σχέση με το Δολάριο.

Η πρόβλεψη της τάσης κλεισίματος με ποσοστό περισσότερο από 55% μπορεί να οδηγήσει σε ένα επιτυχημένο και επικερδές σύστημα. Πιο συγκεκριμένα, σύμφωνα με την στατιστική, αν έχουμε ένα πρόγραμμα, που να μας λέει με ποσοστό πάνω από 51% τι θα γίνει την επόμενη μέρα, τότε θα έχουμε μία πολύ σημαντική πληροφορία στην γνώση μας για να την αξιοποιήσουμε. Ο λόγος είναι ότι, εφόσον υπάρχει περίπτωση να χάσουμε αρκετά λεφτά, δεν μπορούμε να αφήσουμε τις πιθανότητες στο 50%.

Για να βρούμε το ποσοστό επιτυχίας του προγράμματος μας σε σχέση με τα πραγματικά δεδομένα, αφαιρούσαμε την τιμή κλεισίματος της επόμενης μέρας από την μέρα στην οποία βρισκόμασταν και εάν η επόμενη ήταν μικρότερη, σηματοδοτούσαμε την τάση με τον αριθμό -1 και σε αντίθετη περίπτωση τον αριθμό 1. Αυτή η διαδικασία έγινε για τις πραγματικές τιμές και για τις τιμές πρόβλεψης. Στην συνέχεια, συγκρίναμε τις πραγματικές τιμές της τάσης και τις τιμές της πρόβλεψης βγάζοντας ένα ποσοστό επιτυχίας. Έτσι, καταφέραμε να πάρουμε ποσοστό επιτυχίας 58.8235% με το πρώτο σύνολο χαρακτηριστικών, 55.615% με το δεύτερο και 42.246% στο τρίτο. Τα αποτελέσματα που πήραμε ήταν αρκετά ικανοποιητικά αλλά πιστεύαμε ότι υπήρχε τρόπος να τα βελτιώσουμε.

5.6 Συμπεράσματα πρώτου πειράματος

Παρατηρήθηκε ότι οι προβλέψεις που πήραμε σχετικά με τις τιμές κλεισίματος και την τάση ήταν αρκετά ικανοποιητικές, αλλά μπορούσαμε να βελτιώσουμε τα αποτελέσματά μας. Έτσι, αποφασίσαμε να πραγματοποιήσουμε ένα άλλο πείραμα που είναι βασισμένο στα αποτελέσματα και στα συμπεράσματα που εξήχθησαν από το πρώτο πείραμα.

5.7 Δεύτερο Πείραμα

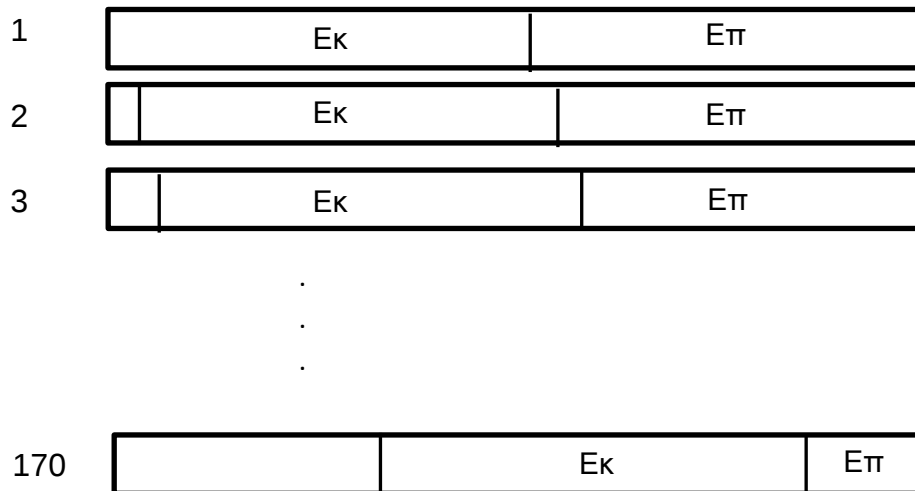
Στο δεύτερο πείραμα χρησιμοποιήσαμε ένα παράθυρο, του οποίου το μέγεθος του το βρήκαμε σύμφωνα με τα καλύτερα αποτελέσματα των νευρωνικών δικτύων που φτιάχτηκαν στο πρώτο πείραμα. Καλύτερα αποτελέσματα εννοούμε ότι κάποιες μέρες είχαν πιο μικρή απόκλιση πραγματικών πμών σε σχέση με τις προβλεπόμενες τιμές από τις υπόλοιπες μέρες και πιο συγκεκριμένα είχαν διαφορά μικρότερη από 0.0005. Στο σχήμα 5.5 σημειώσαμε τις μέρες με την πιο μικρή διαφορά σε σχέση με τις υπόλοιπες.

Η διαδικασία αυτή ακολουθήθηκε για τα τρία σύνολα χαρακτηριστικών, καθώς επίσης και για τις τρεις διαφορετικές παραμέτρους στα κρυφά επίπεδα και τον αριθμό των νευρώνων.

Το πρώτο νευρωνικό δίκτυο χτίστηκε από όλες παραμέτρους που είχαμε στην βάση δεδομένων μας. Στο σχήμα 5.15 παρουσιάζεται γραφικά η διαδικασία. Το μέγεθος του παραθύρου με δύο κρυφά επίπεδα με 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο, για το πρώτο σύνολο χαρακτηριστικών ήταν 17, 100, 143, για το δεύτερο σύνολο χαρακτηριστικών 4, 52, 123 και για το τρίτο σύνολο χαρακτηριστικών 4, 106, 130. Για το πείραμα με δύο κρυφά επίπεδα με 50 νευρώνες στο κάθε επίπεδο χρησιμοποιήσαμε παράθυρο 16, 3, 3 για το πρώτο, δεύτερο και τρίτο σύνολο αντίστοιχα. Για το πείραμα με ένα κρυφό επίπεδο με 90 νευρώνες χρησιμοποιήσαμε παράθυρο 4, 17, 10 για το πρώτο, δεύτερο και τρίτο σύνολο αντίστοιχα.

Έτσι, για παράδειγμα για το πρώτο σύνολο χαρακτηριστικών παίρναμε τις παραμέτρους εισόδου από την πρώτη μέρα μέχρι την μέρα 17 και σαν στόχο είχαμε την τιμή κλεισίματος μεταξύ Ευρώ και Δολαρίου της επόμενης μέρας, δηλαδή της μέρας 18. Με αυτό τον τρόπο δημιουργήθηκε το πρώτο νευρωνικό δίκτυο. Αυτό φαίνεται με αριθμό 1 στο ίδιο σχήμα. Στην συνέχεια, τα επόμενα 170 νευρωνικά δίκτυα χτίστηκαν με παρόμοιο τρόπο, με την διαφορά ότι κάθε φορά

που κτιζόταν ένα δίκτυο, κρατούσαμε σταθερό το μέγεθος του παραθύρου αλλά το μετακινούσαμε κατά μία μέρα, όπως φαίνεται με αριθμούς 2 – 170 στο σχήμα 5.9.



Σχήμα 5.15 : Αναπαράσταση Νευρωνικών Δικτύων. Επεξήγηση της διαδικασίας δημιουργίας των Νευρωνικών Δικτύων. Το Εκ αναφέρεται στην Εκπαίδευση και το Επ στην Επικύρωση

Με δύο κρυφά επίπεδα και 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο, στο πρώτο σύνολο χαρακτηριστικών είχαμε 60.8187% επιτυχία με παράθυρο 17 ημερών, 53.4091% με παράθυρο 100 ημερών και 46.6667% με παράθυρο 143 ημερών. Στο δεύτερο σύνολο χαρακτηριστικών είχαμε 65.7609% επιτυχία με παράθυρο 4 ημερών, 49.2647% με παράθυρο 52 ημερών και 63.0769% με παράθυρο 123 ημερών. Στο τρίτο σύνολο χαρακτηριστικών είχαμε 59.2391% επιτυχία με παράθυρο 4 ημερών, 39.0244% με παράθυρο 106 ημερών και 39.6552% με παράθυρο 130 ημερών. Με δύο κρυφά επίπεδα και 50 νευρώνες στο κάθε επίπεδο, στο πρώτο σύνολο χαρακτηριστικών είχαμε 55.23% επιτυχία με παράθυρο 16 ημερών, στο δεύτερο σύνολο χαρακτηριστικών είχαμε 40.54% επιτυχία με παράθυρο 3 ημερών και στο τρίτο σύνολο χαρακτηριστικών είχαμε 48,64% επιτυχία με παράθυρο 3 ημερών. Με ένα κρυφό επίπεδο και 90 νευρώνες, στο πρώτο σύνολο χαρακτηριστικών είχαμε 55.97% επιτυχία με παράθυρο 4 ημερών, στο δεύτερο σύνολο

χαρακτηριστικών είχαμε 47.36% επιτυχία με παράθυρο 17 ημερών και στο τρίτο σύνολο χαρακτηριστικών είχαμε 48.87% επιτυχία με παράθυρο 10 ημερών. Κάποια αποτελέσματα ήταν ικανοποιητικά, αλλά υπήρχε περιθώριο βελτίωσης και έτσι αποφασίσαμε να προχωρήσουμε σε ένα τρίτο πείραμα.

5.8 Συμπεράσματα δεύτερου πειράματος

Παρατηρήθηκε ότι οι προβλέψεις που πήραμε σχετικά με τις τιμές κλεισίματος και την τάση ήταν αρκετά ικανοποιητικές. Όσο αφορά την τάση όμως, πιστεύαμε ότι είχαμε περιθώρια βελτίωσης. Έτσι, αποφασίσαμε να πραγματοποιήσουμε ένα άλλο πείραμα που είναι βασισμένο στα αποτελέσματα και στα συμπεράσματα που εξήχθησαν από το δεύτερο πείραμα.

5.9 Τρίτο Πείραμα

Το τρίτο πείραμα, ακολουθεί την λογική που φαίνεται στο σχήμα 5.15 με την διαφορά ότι τώρα θα ασχολούμαστε μόνο με την τάση.

Εισάγαμε ακόμα ένα χαρακτηριστικό στην βάση δεδομένων με τιμές 0 και 1. Σε περίπτωση όπου η τιμή της προηγούμενης μέρας ήταν μεγαλύτερη από την τιμή της μέρας στην οποία βρισκόμαστε τοποθετούσαμε τον αριθμό 0 στο νέο χαρακτηριστικό, ενώ σε αντίθετη περίπτωση τον αριθμό 1. Επίσης, σαν στόχο τώρα, δεν είχαμε την τιμή κλεισίματος της επόμενης μέρας, αλλά την τιμή της τάσης επόμενης μέρας.

5.10 Συμπεράσματα τρίτου πειράματος

Παρατηρήθηκε ότι οι προβλέψεις που πήραμε σχετικά με την τάση ήταν αρκετά ικανοποιητικές. Είχαμε καλύτερα αποτελέσματα από αυτά που πήραμε στο δεύτερο πείραμα, όπως ήταν αναμενόμενο.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

Αξιολόγηση Συστήματος – Αποτελέσματα – Συζήτηση

6.1	Πρώτο Πείραμα	46
6.1.1	Δύο κρυφά επίπεδα – 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο	47
6.1.2	Δύο κρυφά επίπεδα – 50 νευρώνες στο κάθε επίπεδο	48
6.1.3	Ένα κρυφό επίπεδο – 90 νευρώνες	48
6.2	Δεύτερο Πείραμα	49
6.2.1	Δύο κρυφά επίπεδα – 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο	49
6.2.1.1	Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	49
6.2.1.2	Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	50
6.2.1.3	Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη	51
6.2.2	Δύο κρυφά επίπεδα – 50 νευρώνες στο κάθε επίπεδο	52
6.2.2.1	Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Ρίσκο	52
6.2.2.2	Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Ρίσκο	52
6.2.2.3	Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Ρίσκο	53
6.2.3	Ένα κρυφό επίπεδο – 90 νευρώνες	53
6.2.3.1	Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Ρίσκο	53
6.2.3.2	Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Ρίσκο	54
6.2.3.3	Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Ρίσκο	54
6.2.4	Δύο κρυφά επίπεδα – 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο	55
6.2.4.1	Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Ρίσκο	55

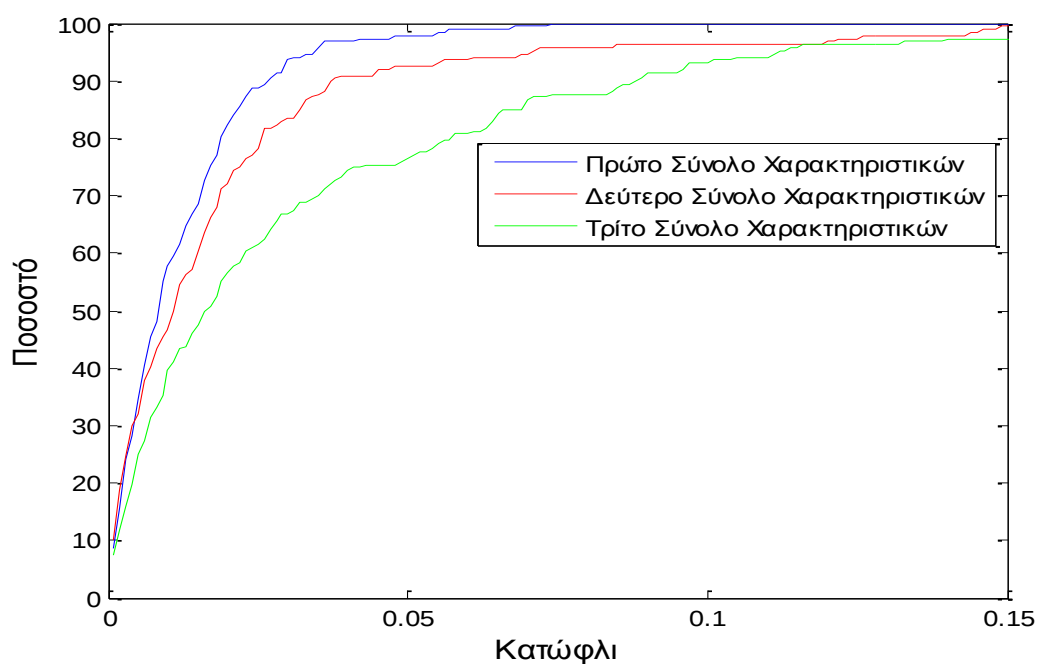
6.2.4.2 Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Ρίσκο	56
6.2.4.3 Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Ρίσκο	56
6.2.5 Δύο κρυφά επίπεδα – 50 νευρώνες στο κάθε επίπεδο	57
6.2.6 Ένα κρυφό επίπεδο – 90 νευρώνες	57
6.3 Τρίτο Πείραμα	58
6.3.1 Δύο κρυφά επίπεδα – 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο	58
6.3.1.1 Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Τάση	58
6.3.1.2 Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Τάση	59
6.3.1.3 Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Τάση	59
6.3.2 Δύο κρυφά επίπεδα – 50 νευρώνες στο κάθε επίπεδο	60
6.3.3 Ένα κρυφό επίπεδο – 90 νευρώνες	60
6.4 Γραφικό Περιβάλλον	63

6.1 Πρώτο Πείραμα:

Στο πρώτο πείραμα, με δύο κρυφά επίπεδα με 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο είχαμε ποσοστά τάσης 58.8235%, 55.615% και 42.246%. Με δύο κρυφά επίπεδα με 50 νευρώνες στο κάθε επίπεδο είχαμε ποσοστά τάσης 49.73%, 52.40% και 48.66%. Με ένα κρυφό επίπεδο με 90 νευρώνες είχαμε ποσοστά τάσης 46.52%, 54.54% και 47.05%. Τα αποτελέσματα τάσης ήταν ικανοποιητικά αλλά πιστεύαμε ότι υπήρχε περιθώριο βελτίωσης. Ακόμα, δημιουργήσαμε μία γραφική παράσταση ρίσκου, που μας έδειχνε το ποσοστό επιτυχίας σε σχέση με ένα κατώφλι. Στο πρόγραμμά μας, ελέγχουμε εάν η διαφορά μεταξύ των πραγματικών πιμών και των πιμών πρόβλεψης ήταν μικρότερη από το κατώφλι. Στο πείραμα που κάναμε δοκιμάσαμε πιμές κατωφλίου από 0.001 μέχρι το 0.5 με βήμα 0.001 κάθε φορά.

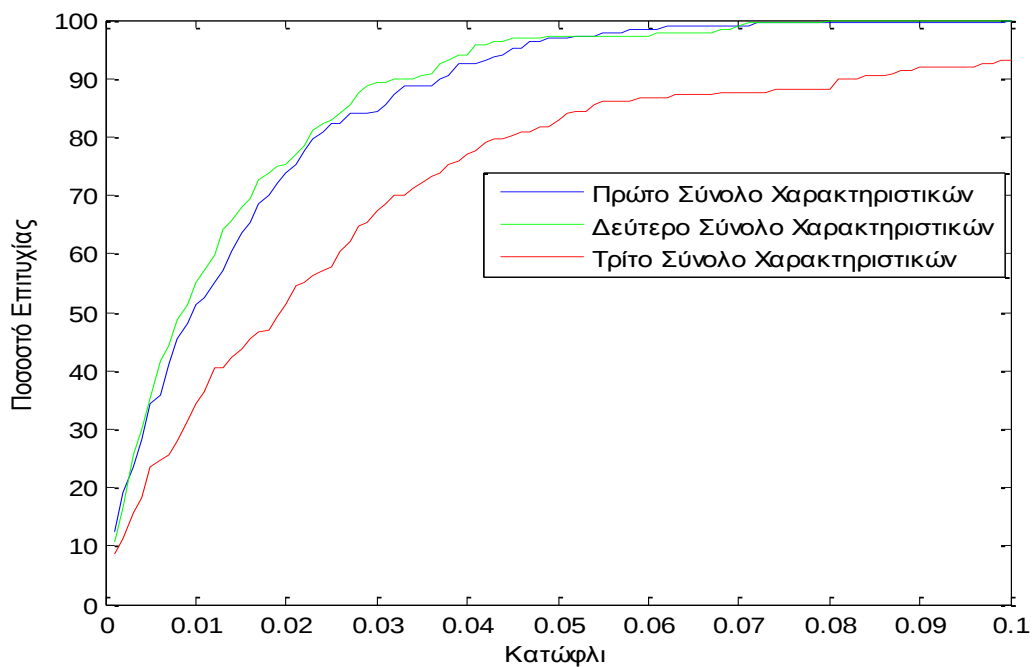
Γνωρίζοντας πόσες τιμές ήταν μικρότερες από το κατώφλι, μπορούσαμε να υπολογίσουμε το ρίσκο. Με τον όρο ρίσκο, εννοούμε το ποσοστό όπου το πρόγραμμα είναι σωστό μέχρι μία επιτρεπτή τιμή σφάλματος. Για παράδειγμα, εάν το ποσοστό βρίσκεται στο 60% με κατώφλι 0.01 και γνωρίζουμε ότι η τιμή κλεισίματος σήμερα είναι 1.3145 με ανοδική τάση για αύριο, το 60% περίπου των φορών η τιμή για την επόμενη μέρα θα είναι μεταξύ 1.3145 και 1.3245. Τα αποτελέσματα φαίνονται στις γραφικές 6.1 – 6.3.

6.1.1 Δύο κρυφά επίπεδα – 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο



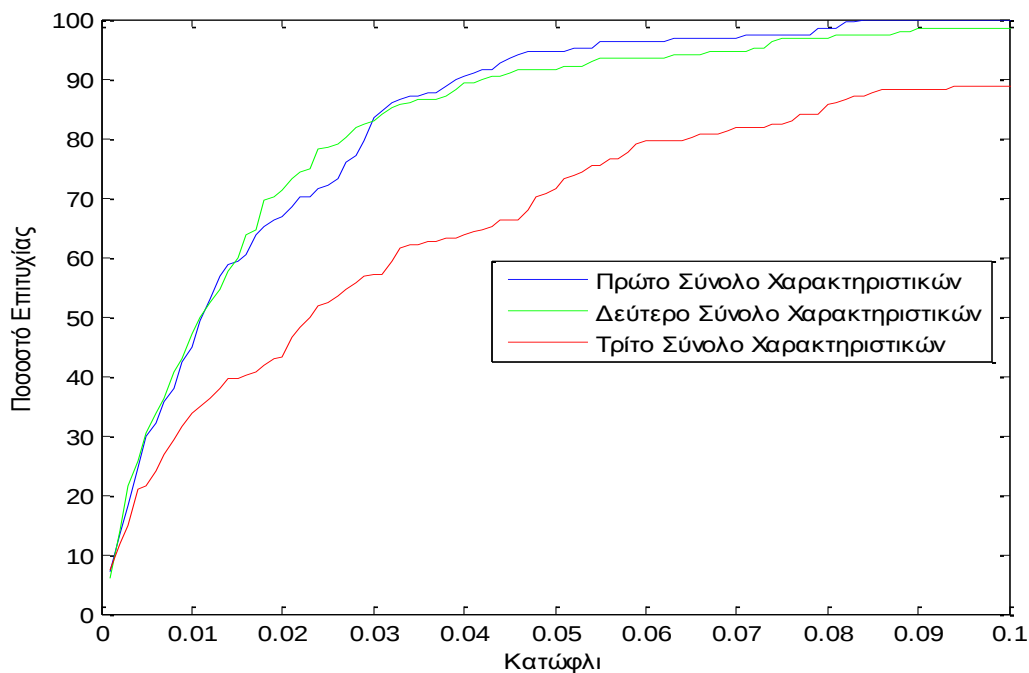
Σχήμα 6.1 : Αναπαράσταση γραφικής παράστασης ρίσκου για κάθε ένα από τα τρία σύνολα χαρακτηριστικών.

6.1.2 Δύο κρυφά επίπεδα – 50 νευρώνες στο κάθε επίπεδο



Σχήμα 6.2 : Αναπαράσταση γραφικής παράστασης ρίσκου για κάθε ένα από τα τρία σύνολα χαρακτηριστικών.

6.1.3 Ένα κρυφό επίπεδο – 90 νευρώνες



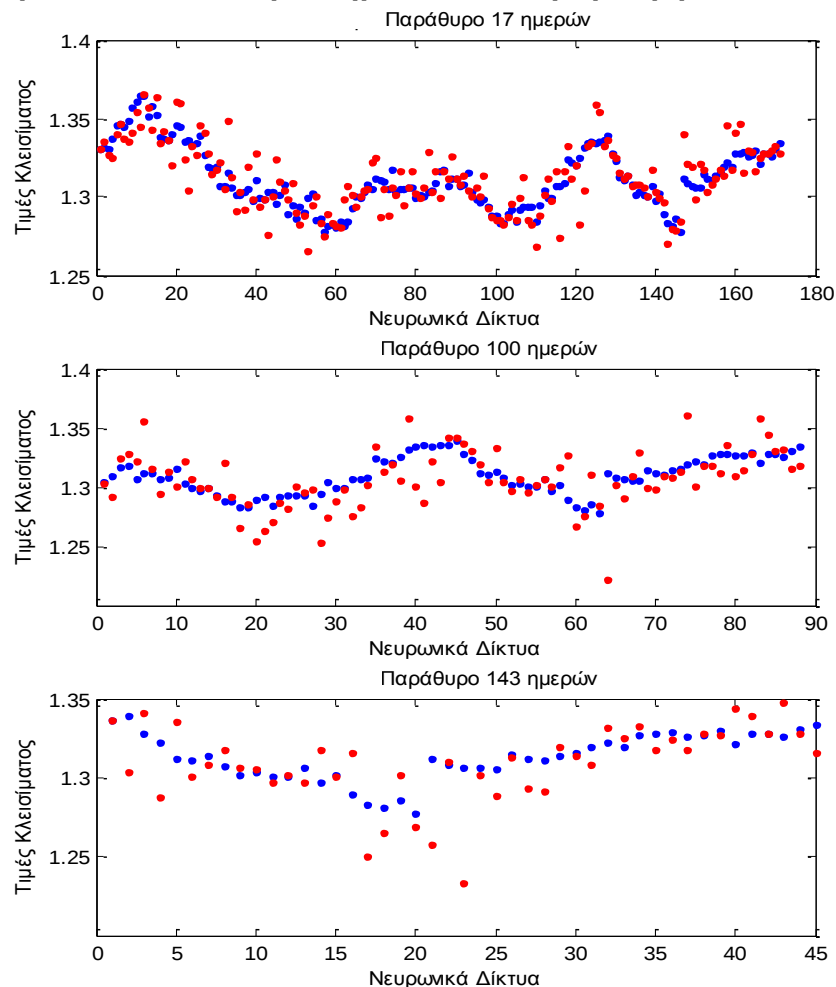
Σχήμα 6.3 : Αναπαράσταση γραφικής παράστασης ρίσκου για κάθε ένα από τα τρία σύνολα χαρακτηριστικών.

6.2 Δεύτερο Πείραμα:

Στο δεύτερο πείραμα χρησιμοποιήσαμε τρία διαφορετικά σύνολα χαρακτηριστικών. Για το πρώτο σύνολο έγιναν συνολικά τρία πειράματα με παράθυρο 17, 100 και 143 ημερών. Τα δεδομένα επικύρωσης που χρησιμοποιούσαμε για αυτό το πείραμα είναι οι τιμές κλεισίματος μεταξύ Ευρώ και Δολαρίου. Ο αριθμός των δεδομένων που επικυρώναμε, τον βρήκαμε βάση των συνολικών ημερών που είχαμε στην βάση δεδομένων μείων το μέγεθος του παραθύρου. Για κάθε ένα από αυτά τα νευρωνικά δίκτυα του σχήματος 5.8, πήραμε τα αποτελέσματα πρόβλεψης για την επόμενη μέρα και τα τοποθετήσαμε μαζί με τα πραγματικά αποτελέσματα στην πιο κάτω γραφική παράσταση.

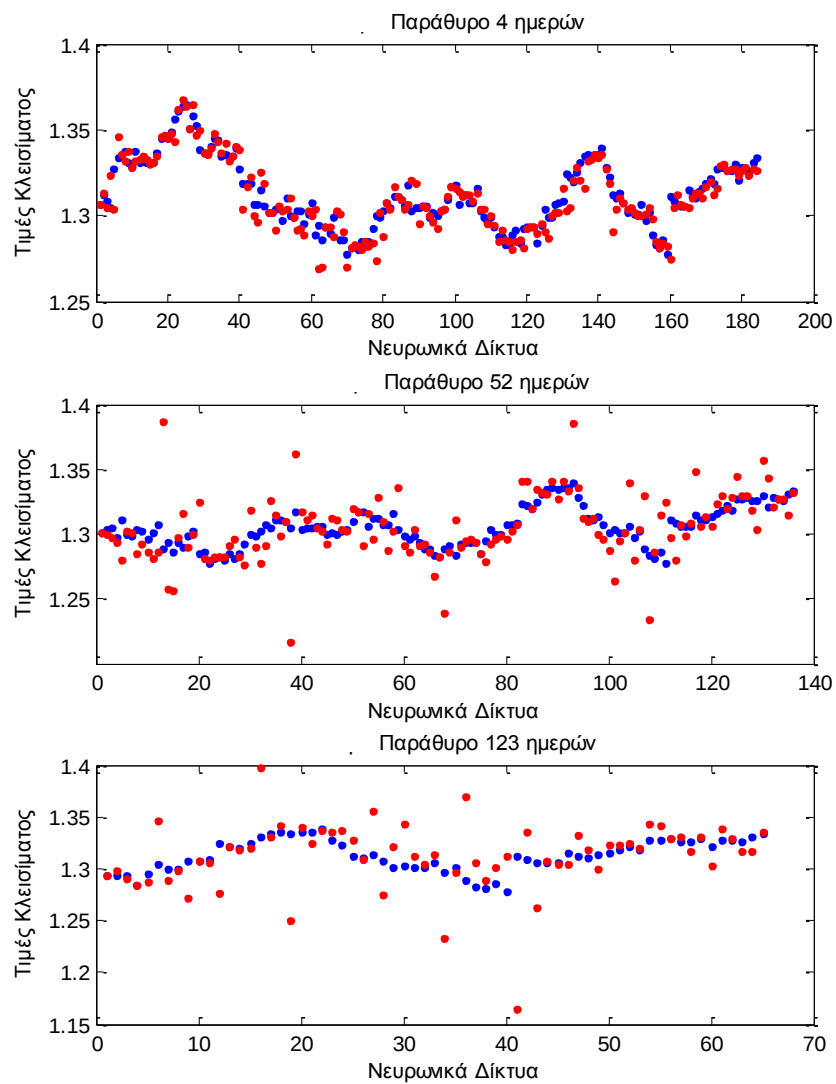
6.2.1 Δύο κρυφά επίπεδα – 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο

6.2.1.1 Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών - Πρόβλεψη



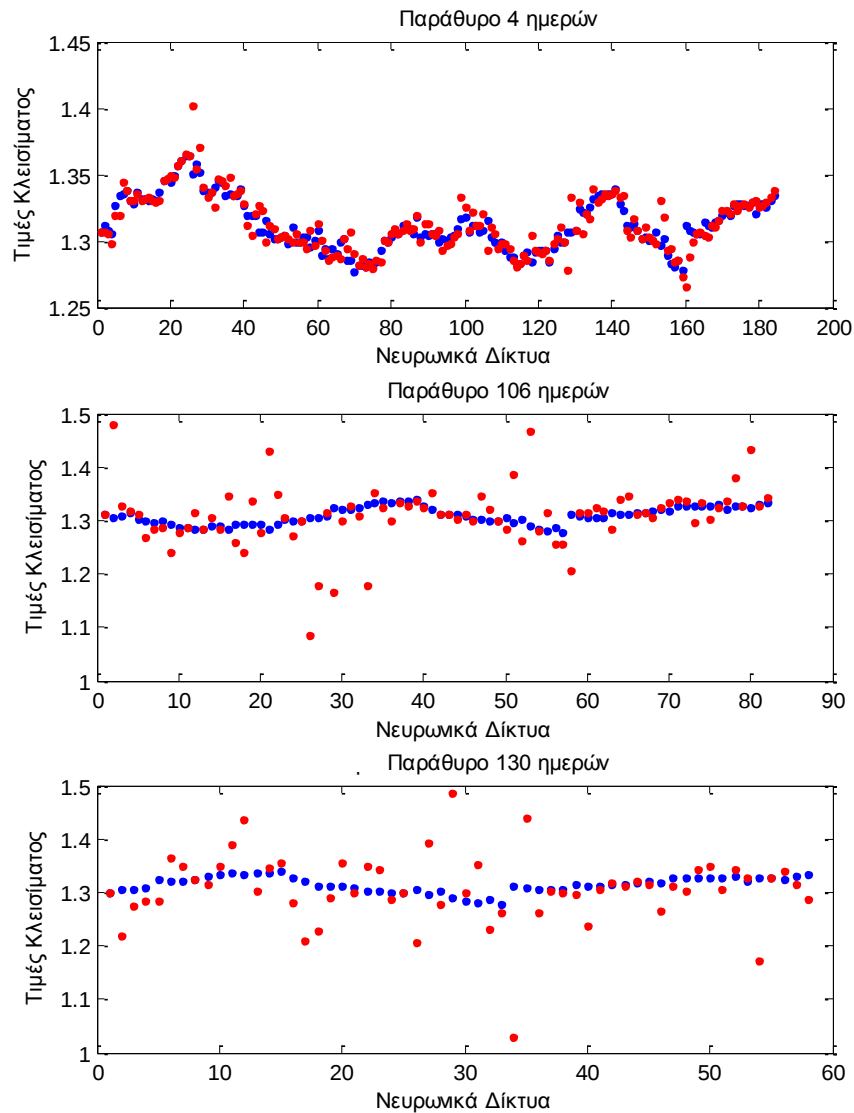
Σχήμα 6.4 : Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του συνόλου χαρακτηριστικών (1).

6.2.1.2 Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών - Πρόβλεψη



Σχήμα 6.5 : Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του συνόλου χαρακτηριστικών (2).

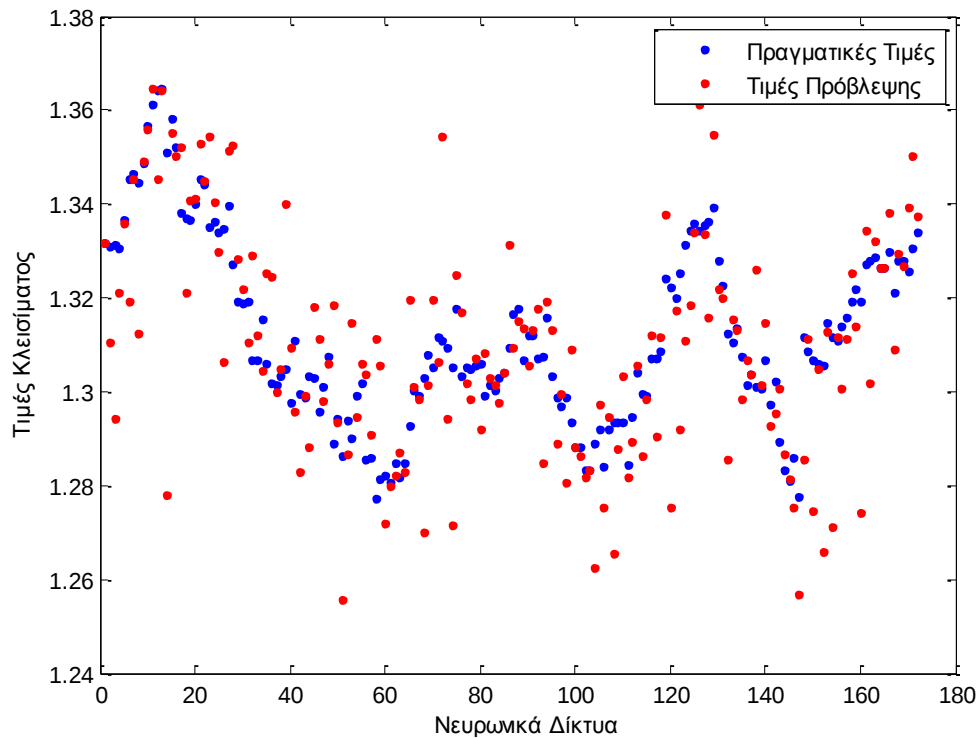
6.2.1.3 Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών - Πρόβλεψη



Σχήμα 6.6 : Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του συνόλου χαρακτηριστικών (3).

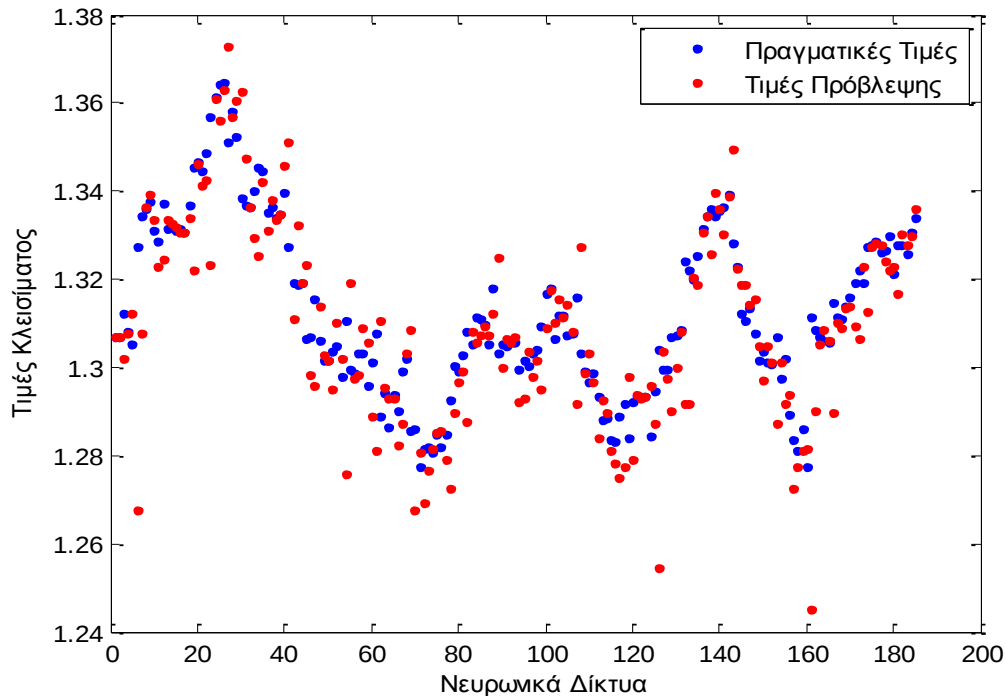
6.2.2 Δύο κρυφά επίπεδα – 50 νευρώνες στο κάθε επίπεδο

6.2.2.1 Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη



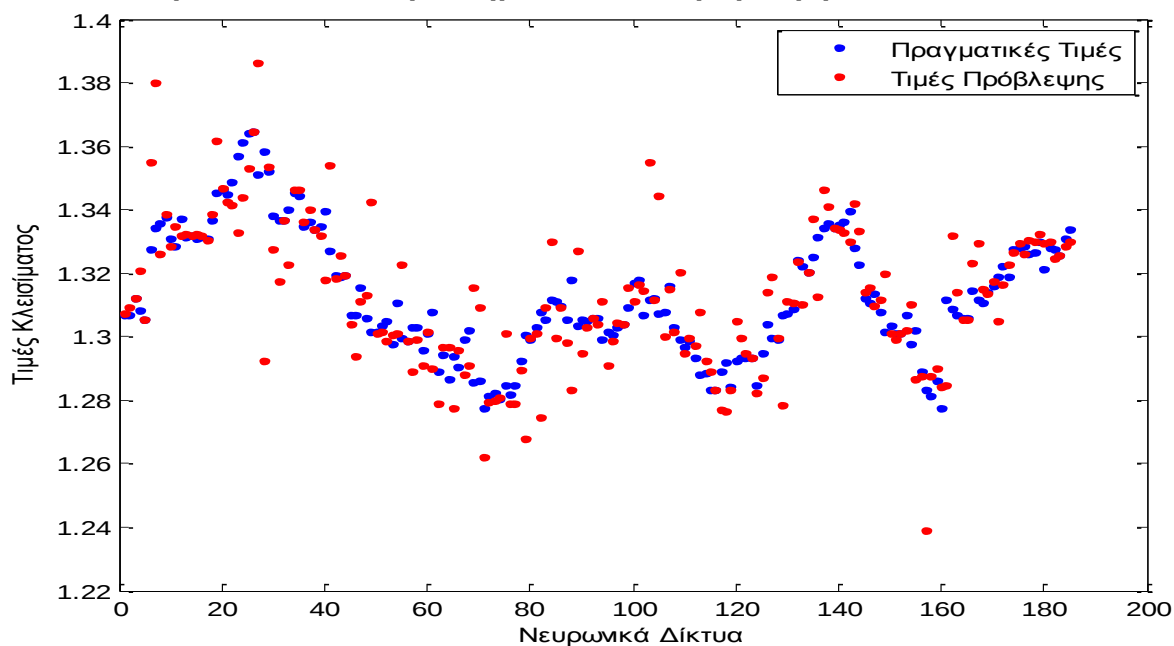
Σχήμα 6.7: Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του συνόλου χαρακτηριστικών (1).

6.2.2.2 Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη



Σχήμα 6.8: Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του συνόλου χαρακτηριστικών (2).

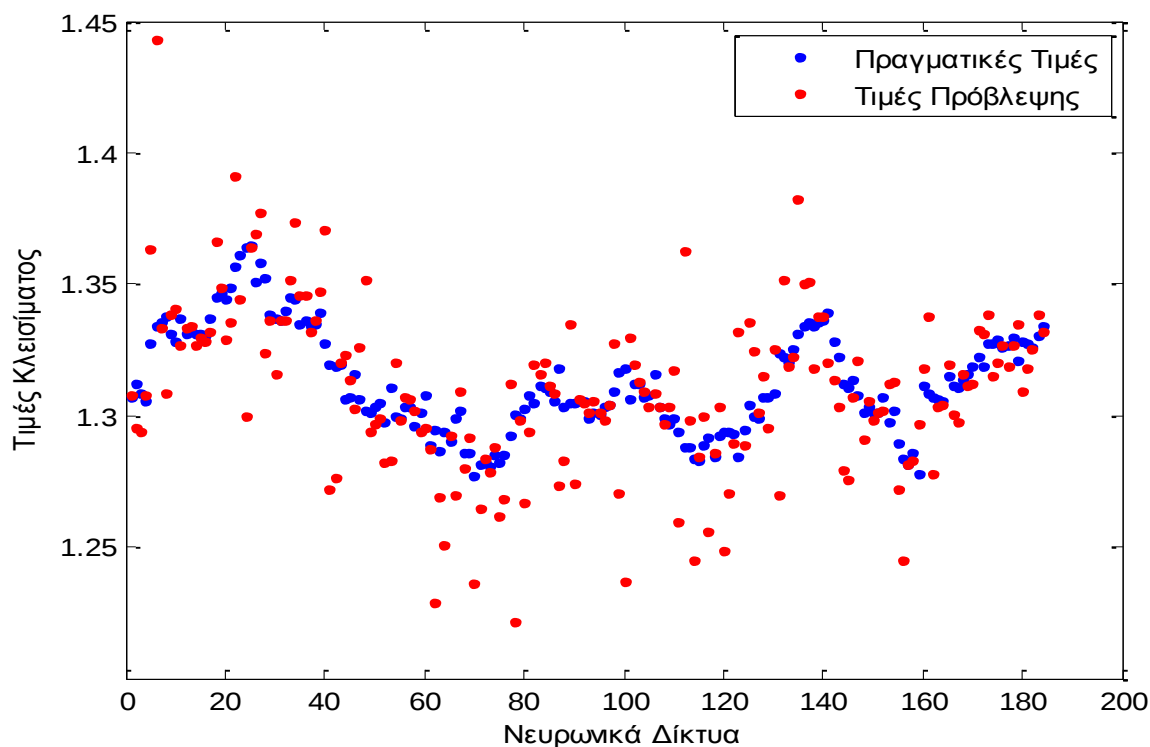
6.2.2.3 Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη



Σχήμα 6.9: Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του συνόλου χαρακτηριστικών (3).

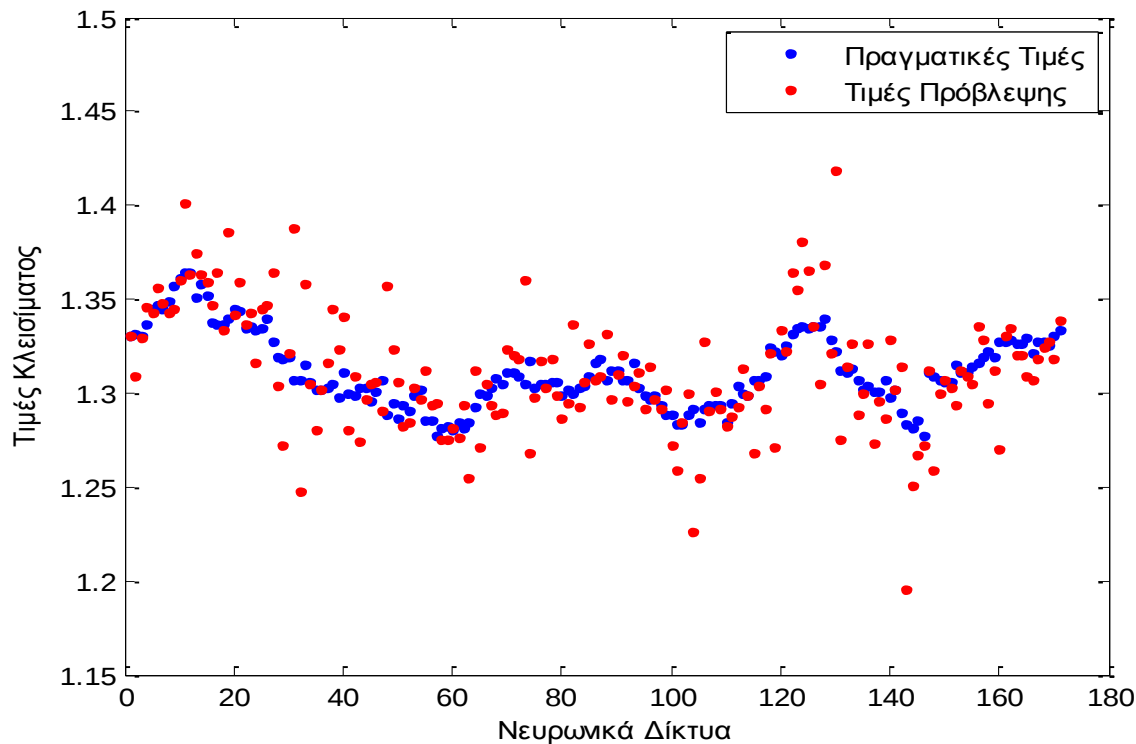
6.2.3 Ένα κρυφό επίπεδο – 90 νευρώνες

6.2.3.1 Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη



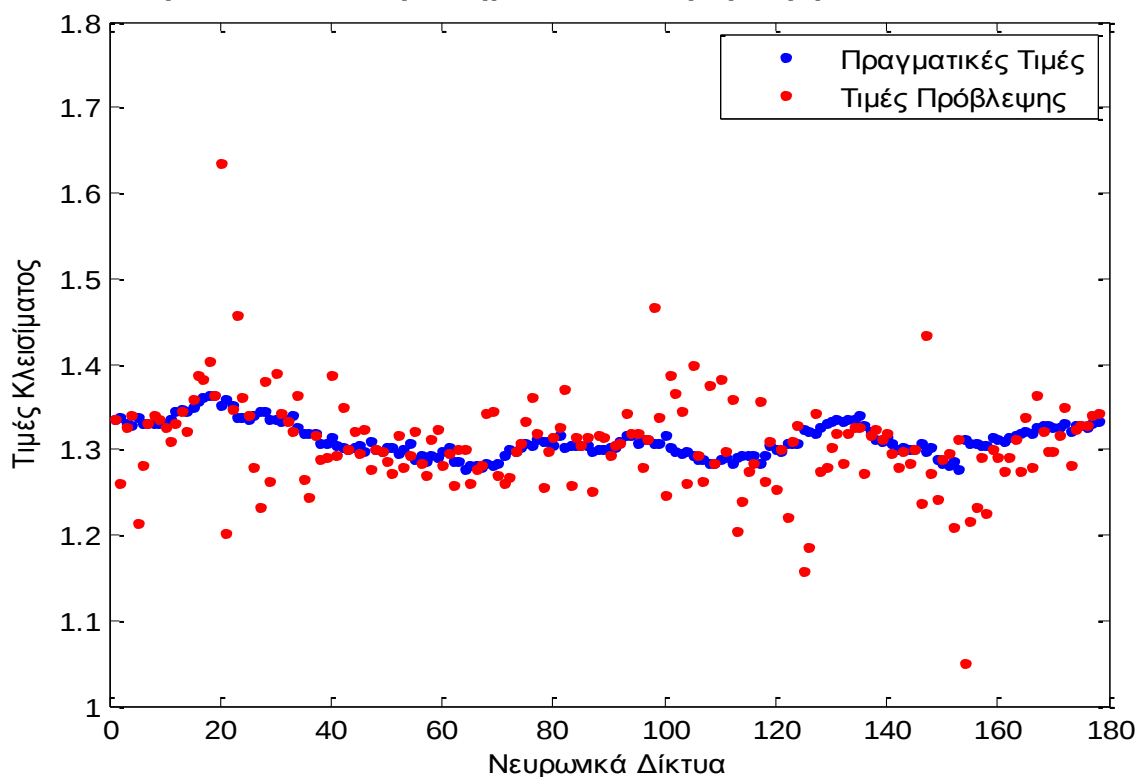
Σχήμα 6.10: Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του συνόλου χαρακτηριστικών (1).

6.2.3.2 Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη



Σχήμα 6.11: Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του συνόλου χαρακτηριστικών (2).

6.2.3.3 Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Πρόβλεψη

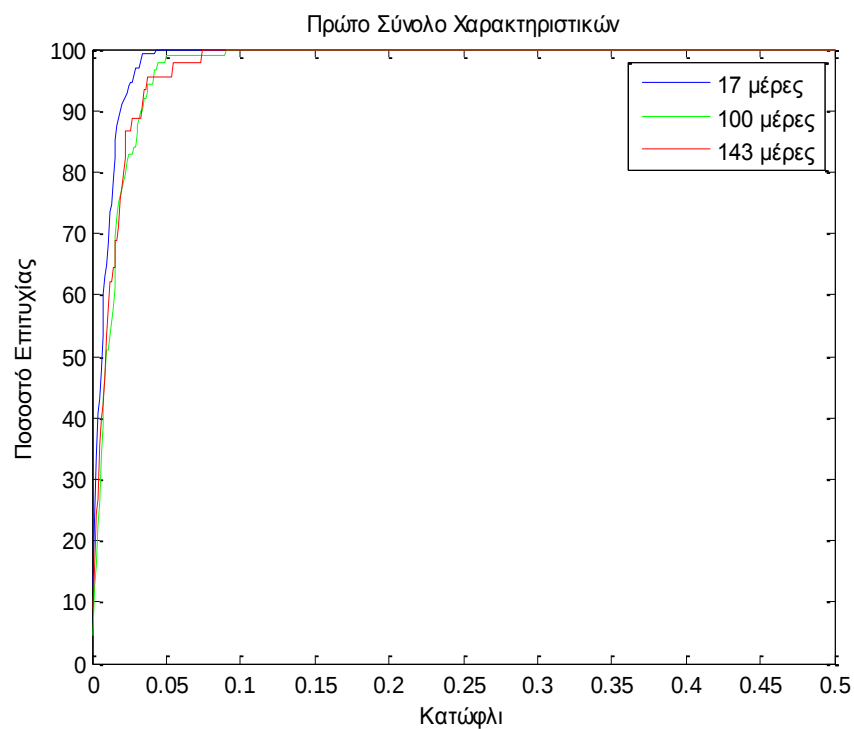


Σχήμα 6.12: Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του συνόλου χαρακτηριστικών (3).

Από τα αποτελέσματα που πήραμε, όπως φαίνονται στα σχήματα 6.4 – 6.6, παρατηρήσαμε ότι οι πραγματικές τιμές με τις τιμές πρόβλεψης δεν είχαν μεγάλη απόκλιση μεταξύ τους.

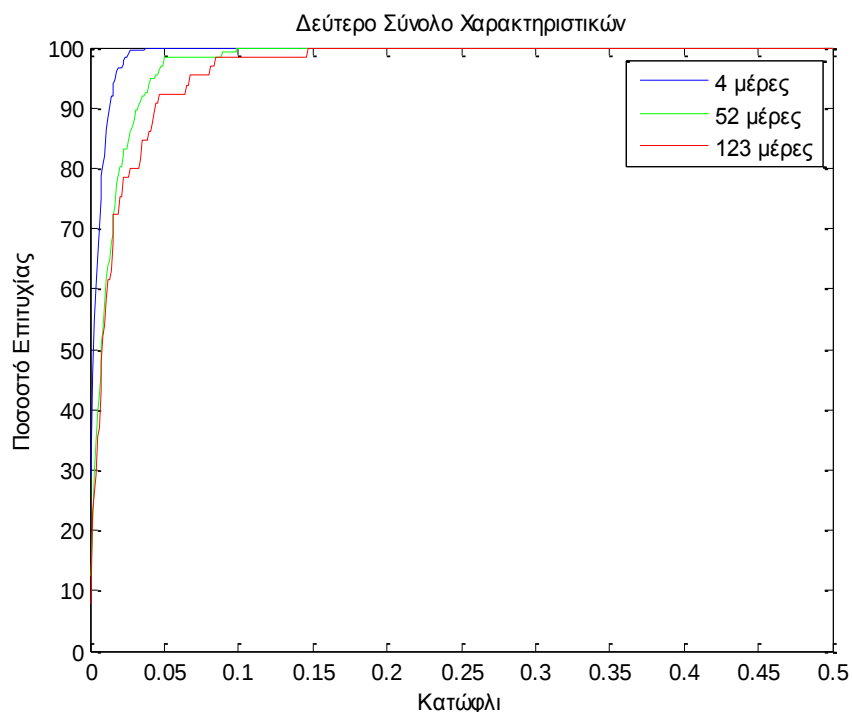
6.2.4 Δύο κρυφά επίπεδα – 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο

6.2.4.1 Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Ρίσκο



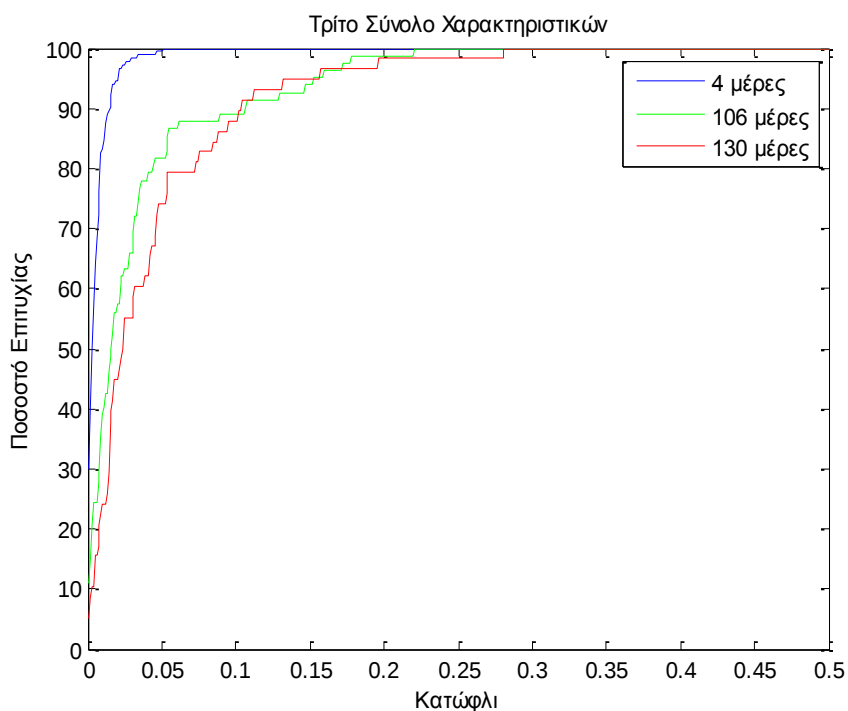
Σχήμα 6.13 : Γραφική παράσταση ρίσκου για το πρώτο σύνολο χαρακτηριστικών.

6.2.4.2 Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Ρίσκο



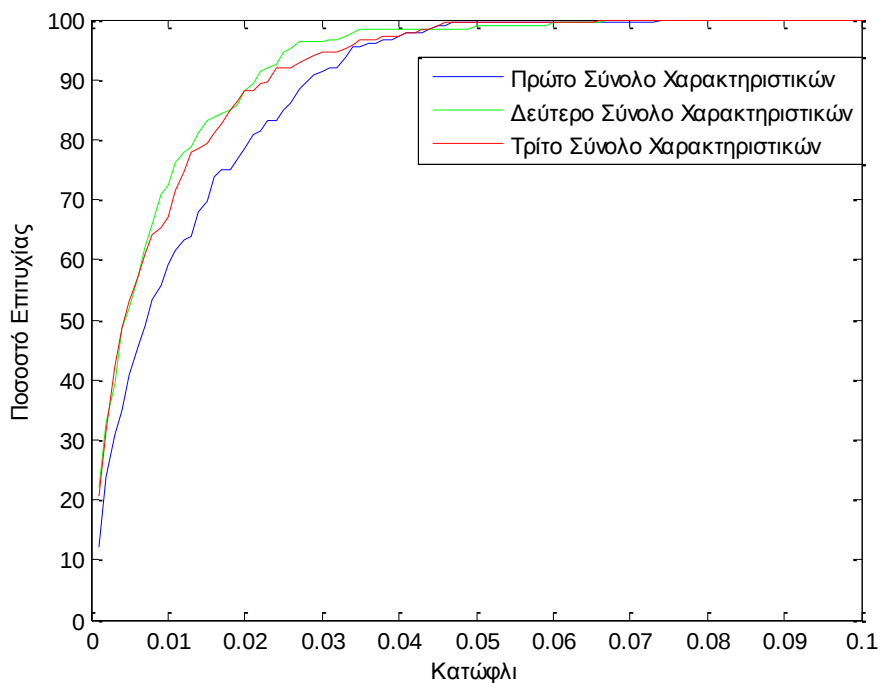
Σχήμα 6.14 : Γραφική παράσταση ρίσκου για το δεύτερο σύνολο χαρακτηριστικών.

6.2.4.3 Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών – Ρίσκο



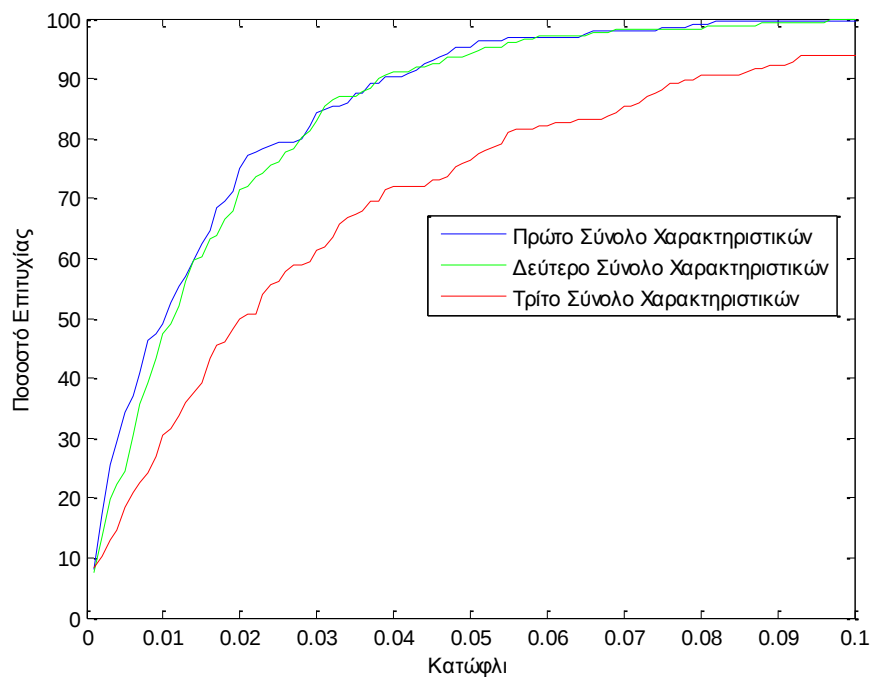
Σχήμα 6.15 : Γραφική παράσταση ρίσκου για το τρίτο σύνολο χαρακτηριστικών.

6.2.5 Δύο κρυφά επίπεδα – 50 νευρώνες στο κάθε επίπεδο



Σχήμα 6.16 : Γραφική παράσταση ρίσκου με τα καλύτερα αποτελέσματα κάθε συνόλου χαρακτηριστικών, για όλα τα σύνολα χαρακτηριστικών.

6.2.6 Ένα κρυφό επίπεδο – 90 νευρώνες



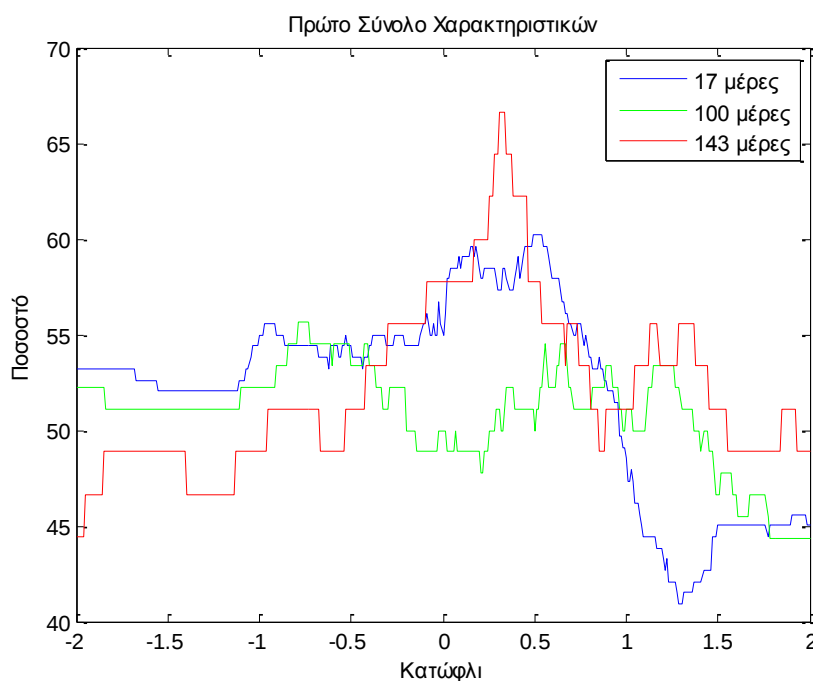
Σχήμα 6.17 : Γραφική παράσταση ρίσκου με τα καλύτερα αποτελέσματα κάθε συνόλου χαρακτηριστικών, για όλα τα σύνολα χαρακτηριστικών.

6.3 Τρίτο Πείραμα

Δοκιμάζοντας το πείραμα που αναφέραμε πιο πάνω στην μεθοδολογία, πήραμε τις γραφικές όπως φαίνονται στα σχήματα 6.18 – 6.22. Τα σχήματα μας δείχνουν το ποσοστό πρόβλεψης της τάσης σε σχέση με το κατώφλι. Η πρόβλεψη που μας επιστρέφει το πρόγραμμα για την τάση, δεν είναι 0 και 1, δηλαδή ανοδική ή καθοδική τάση. Έτσι, με την βοήθεια ενός κατωφλίου, μπορούμε να μετατρέψουμε τις τιμές αυτές του προγράμματος σε 0 και 1.

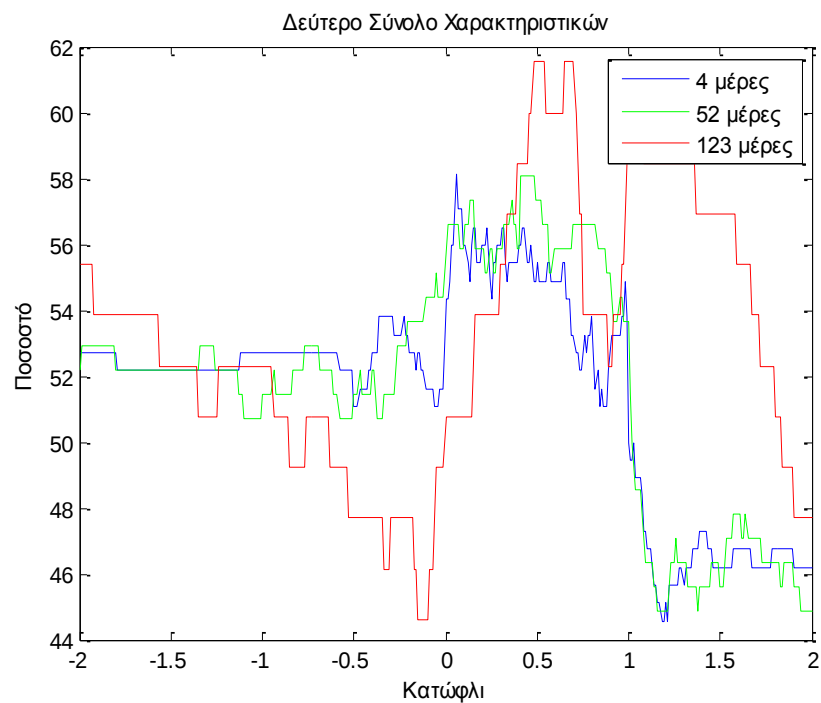
6.3.1 Δύο κρυφά επίπεδα – 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο

6.3.1.1 Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών - Τάση



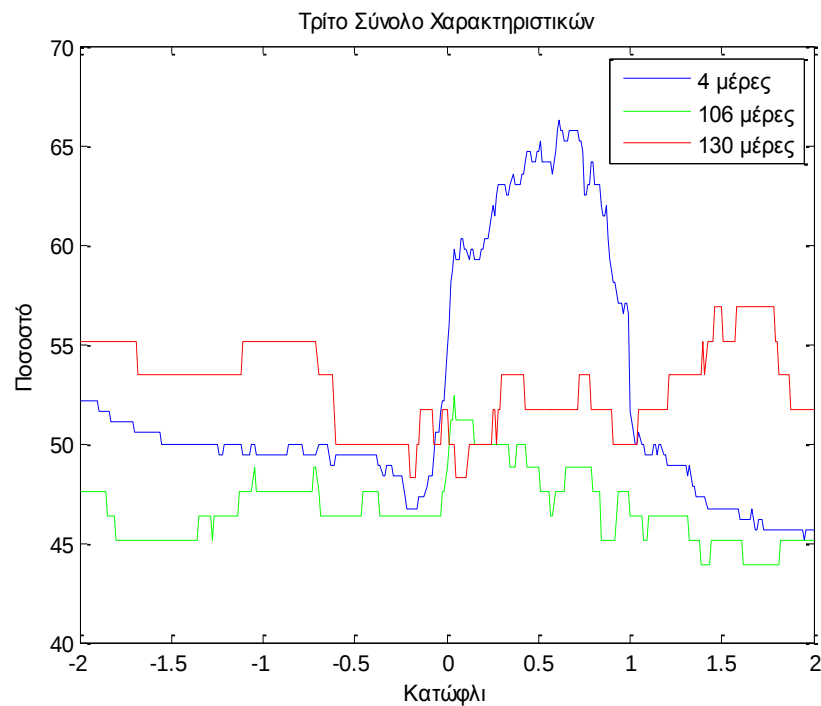
Σχήμα 6.18: Γραφική παράσταση τάσης για το πρώτο σύνολο χαρακτηριστικών.

6.3.1.2 Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών - Τάση



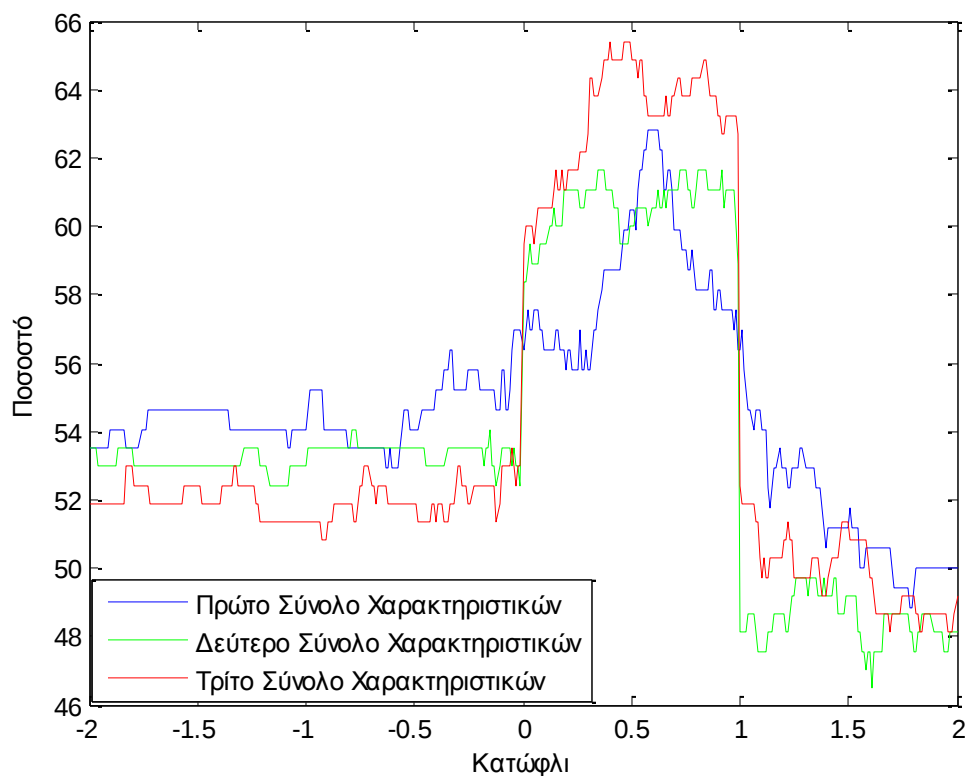
Σχήμα 6.19: Γραφική παράσταση τάσης για το δεύτερο σύνολο χαρακτηριστικών.

6.3.1.3 Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών - Τάση



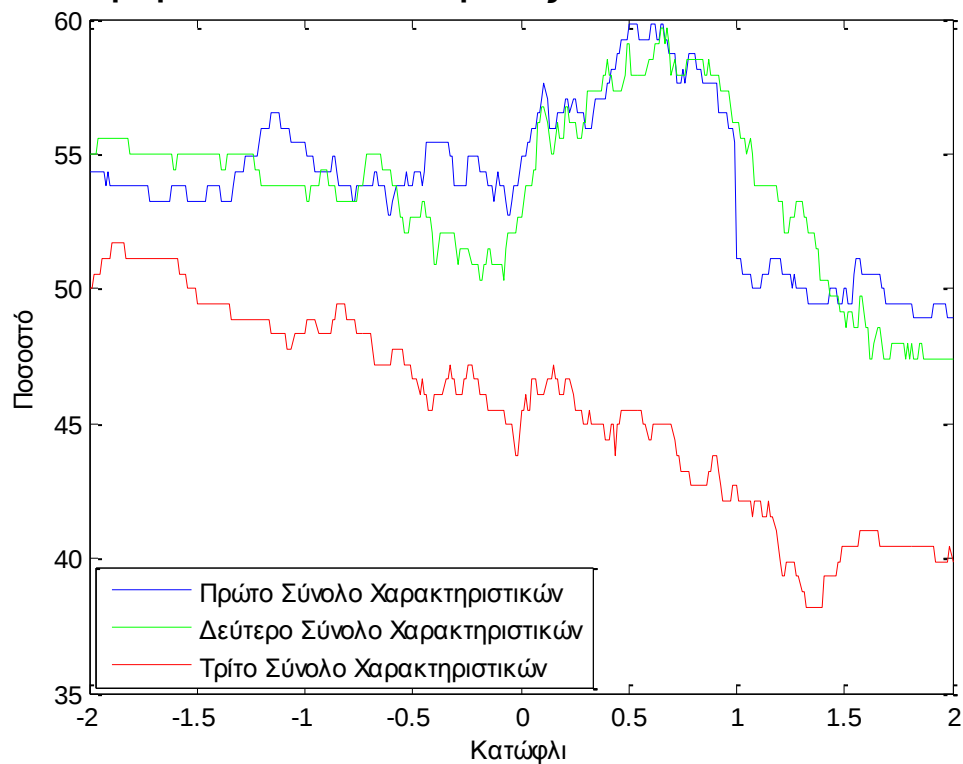
Σχήμα 6.20: Γραφική παράσταση τάσης για το τρίτο σύνολο χαρακτηριστικών.

6.3.2 Δύο κρυφά επίπεδα – 50 νευρώνες στο κάθε επίπεδο



Σχήμα 6.21: Γραφική παράσταση τάσης για όλα τα σύνολα χαρακτηριστικών.

6.3.3 Ένα κρυφό επίπεδο – 90 νευρώνες



Σχήμα 6.22: Γραφική παράσταση τάσης για όλα τα σύνολα χαρακτηριστικών.

Από τις γραφικές 6.18 - 6.20, δηλαδή με δύο κρυφά επίπεδα με 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο, παρατηρούμε ότι στο πρώτο σύνολο χαρακτηριστικών με κατώφλι από 0.31 μέχρι 0.34 φτάναμε στο 66.67%, στο δεύτερο σύνολο χαρακτηριστικών με κατώφλια από 0.48 μέχρι 0.58 και από 0.65 μέχρι 0.70 φτάναμε στο 61.54% και στο τρίτο σύνολο χαρακτηριστικών με κατώφλι 0.61 φτάναμε στο 66.3%. Από την γραφική 6.21, με δύο κρυφά επίπεδα με 50 νευρώνες στο κάθε επίπεδο, παρατηρούμε ότι στο πρώτο σύνολο χαρακτηριστικών με κατώφλι από 0.58 μέχρι 0.62 φτάναμε στο 62.79%, στο δεύτερο σύνολο με κατώφλι 0.35 μέχρι 0.37, 0.72 μέχρι 0.75, 0.81 μέχρι 0.84 φτάναμε στο 61.62% και στο τρίτο σύνολο χαρακτηριστικών με κατώφλι 0.4, 0.47 μέχρι 0.49 φτάναμε στο 65.41%. Από την γραφική 6.22, με ένα κρυφό επίπεδο με 90 νευρώνες, παρατηρούμε ότι στο πρώτο σύνολο χαρακτηριστικών με κατώφλι από 0.5 μέχρι 0.54 φτάναμε στο 59.78%, στο δεύτερο σύνολο με κατώφλι 0.65, 0.66, 0.68 φτάναμε στο 59.65% και στο τρίτο σύνολο χαρακτηριστικών με κατώφλι -1.89 μέχρι -1.84 φτάναμε στο 51.69%.

Στο σχήμα 6.23, παρουσιάζουμε τα μεγαλύτερα ποσοστά τάσης για τα σύνολα χαρακτηριστικών του κάθε πειράματος.

<u>Συγκριτικός Πίνακας Τάσης</u>	
<u>Δύο κρυφά επίπεδα με 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο</u>	
<u>Πρώτο Πείραμα</u>	
Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών	58.82%
Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών	55.62%
Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών	42.25%
<u>Δεύτερο Πείραμα</u>	
Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών	60.82%
Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών	65.76%
Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών	59.24%
<u>Τρίτο Πείραμα</u>	
Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών	66.67%
Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών	61.54%
Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών	66.30%

Πίνακας 6.23: Συγκριτικός πίνακας τάσης όλων των πειραμάτων. Περιλαμβάνει τα μεγαλύτερα ποσοστά από όλα τα μεγέθη παραθύρου του κάθε συνόλου χαρακτηριστικών.

<u>Συγκριτικός Πίνακας Τάσης</u>	
<u>Δύο κρυφά επίπεδα με 50 νευρώνες στο κάθε επίπεδο</u>	
<u>Πρώτο Πείραμα</u>	
Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών	49.73%
Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών	52.40%
Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών	48.66%
<u>Δεύτερο Πείραμα</u>	
Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών	55.23%
Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών	40.54%
Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών	48.64%
<u>Τρίτο Πείραμα</u>	
Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών	62.79%
Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών	61.62%
Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών	65.41%

Πίνακας 6.24: Συγκριτικός πίνακας τάσης όλων των πειραμάτων. Περιλαμβάνει τα μεγαλύτερα ποσοστά από όλα τα μεγέθη παραθύρου του κάθε συνόλου χαρακτηριστικών.

<u>Συγκριτικός Πίνακας Τάσης</u>	
<u>Ένα κρυφό επίπεδο με 90 νευρώνες</u>	
<u>Πρώτο Πείραμα</u>	
Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών	46.52%
Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών	54.54%
Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών	47.05%
<u>Δεύτερο Πείραμα</u>	
Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών	55.97%
Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών	47.36%
Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών	48.87%
<u>Τρίτο Πείραμα</u>	
Πρώτο Σύνολο Χαρακτηριστικών	59.78%
Δεύτερο Σύνολο Χαρακτηριστικών	59.65%
Τρίτο Σύνολο Χαρακτηριστικών	51.69%

Πίνακας 6.25: Συγκριτικός πίνακας τάσης όλων των πειραμάτων. Περιλαμβάνει τα μεγαλύτερα ποσοστά από όλα τα μεγέθη παραθύρου του κάθε συνόλου χαρακτηριστικών.

<u>Συγκριτικός Πίνακας Τάσης</u>	
Δύο κρυφά επίπεδα – 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο	
	66.67%
Δύο κρυφά επίπεδα – 50 νευρώνες στο κάθε επίπεδο	
	65.41%
Ένα κρυφό επίπεδο – 90 νευρώνες	
	59.78%

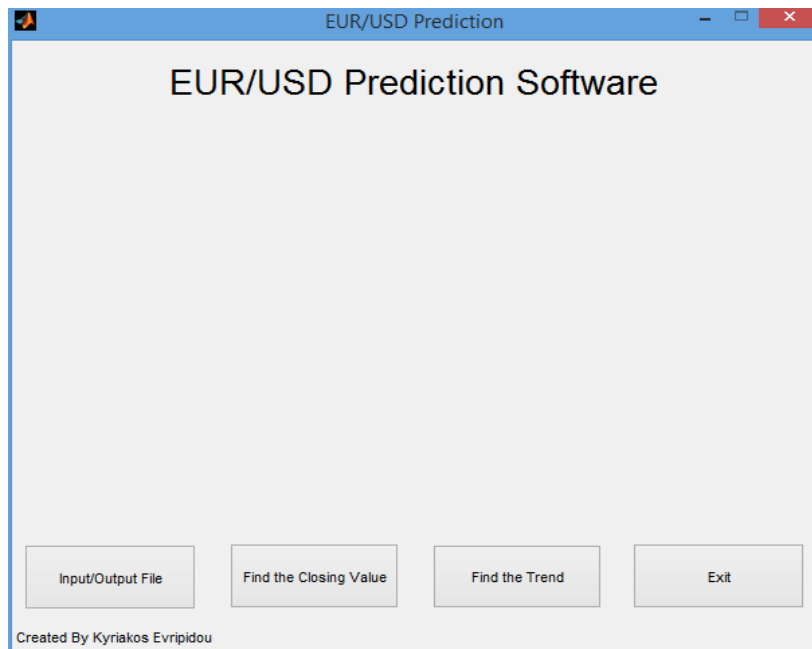
Πίνακας 6.26: Συγκριτικός πίνακας τάσης όλων των πειραμάτων. Περιλαμβάνει τα μεγαλύτερα ποσοστά από όλα τα πειράματα με τους διαφορετικούς νευρώνες για όλα τα σύνολα χαρακτηριστικών.

Παρατηρούμε ότι χρησιμοποιώντας ένα κρυφό επίπεδο, δηλαδή πιο μικρή πολυπλοκότητα είχαμε πιο χαμηλό ποσοστό τάσης σε σχέση με τα δύο κρυφά επίπεδα. Επίσης, τα δύο πειράματα που έγιναν με δύο κρυφά επίπεδα, τα αποτελέσματα τους ήταν σχετικά κοντά.

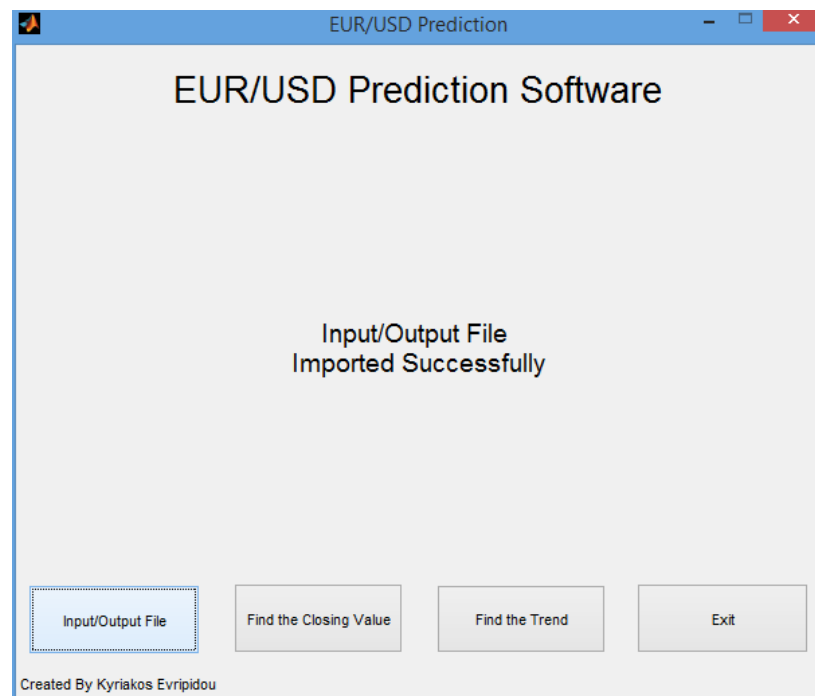
6.4 Γραφικό Περιβάλλον

Για να διευκολύνουμε την αλληλεπίδραση του προγράμματος με τον χρήστη δημιούργησα ένα γραφικό περιβάλλον. Μέσο αυτού του γραφικού περιβάλλοντος ο χρήστης θα μπορούσε να εισάγει την δική του βάση δεδομένων και να δει την πρόβλεψη ισοπimίας μεταξύ Ευρώ και Δολαρίου, καθώς επίσης και το αν θα έχει καθοδική ή ανοδική τάση.

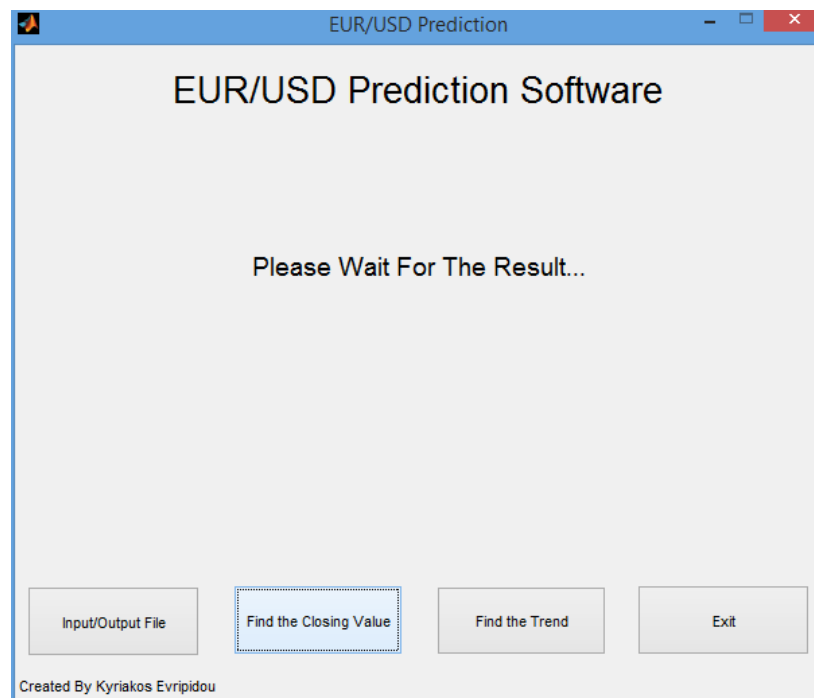
Πιο κάτω, στα σχήματα 6.27 μέχρι 6.31, παρουσιάζεται το γραφικό περιβάλλον με τις λειτουργίες και τα αποτελέσματα που επιστρέφει στον χρήστη.



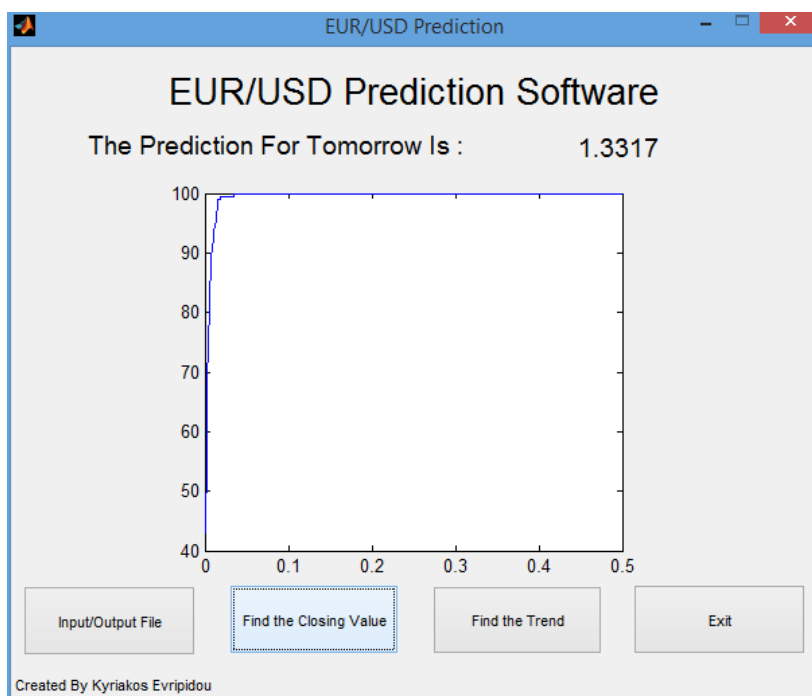
Σχήμα 6.27 : Αρχική οθόνη του γραφικού περιβάλλοντος.



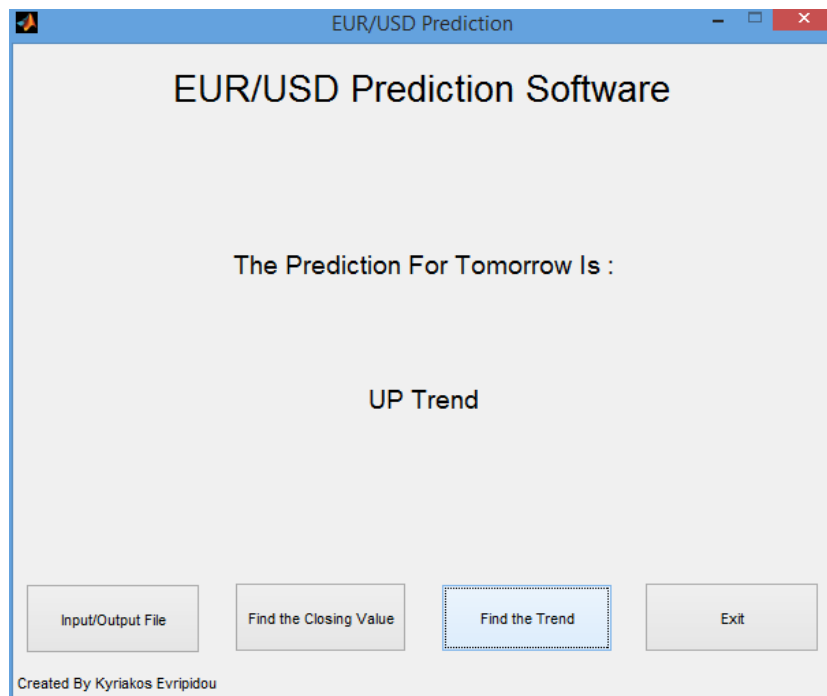
Σχήμα 6.28 : Επιτυχής εισαγωγή της βάσης δεδομένων.



Σχήμα 6.29 : Οθόνη αναμονής για επεξεργασία των δεδομένων.



Σχήμα 6.30 : Εμφάνιση της πρόβλεψης για την επόμενη μέρα και της γραφικής ρίσκου.



Σχήμα 6.31 : Εμφάνιση της τάσης για την επόμενη μέρα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7

Συμπεράσματα και Μελλοντική Εργασία

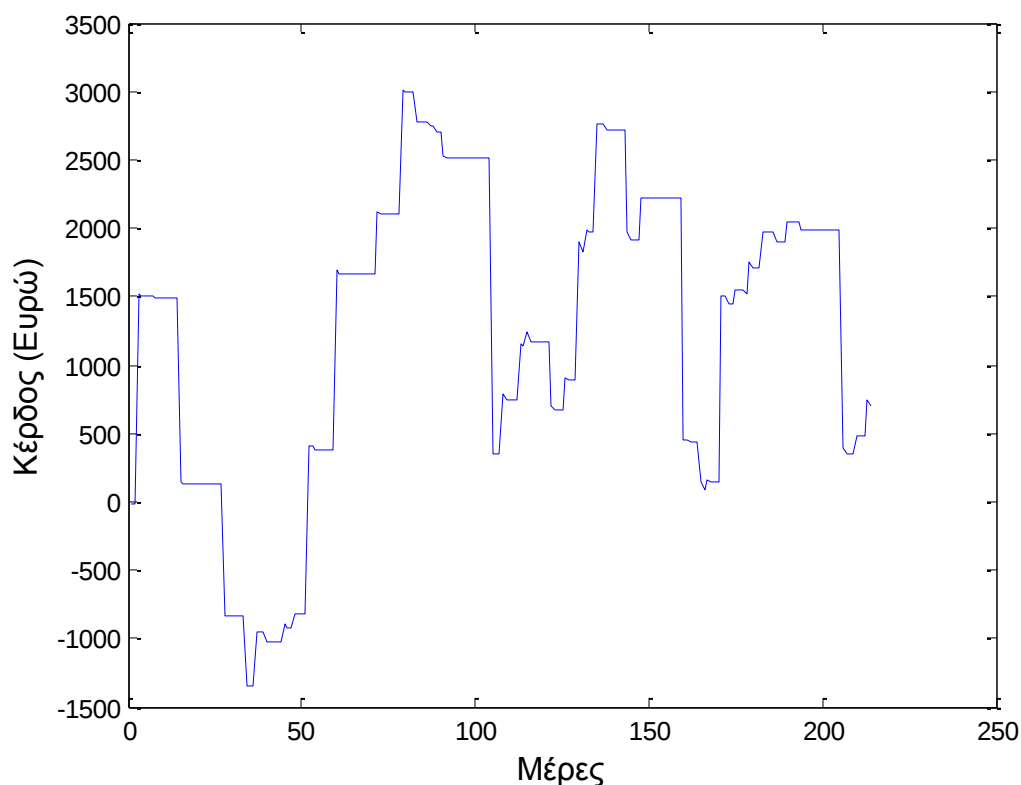
7.1 Επαλήθευση συστήματος	55
7.2 Συμπεράσματα	56
7.3 Μελλοντική εργασία	66

7.1 Επαλήθευση συστήματος

Σε αυτή την ενότητα θα παρουσιάσουμε μια επαλήθευση του συστήματος. Πιο συγκεκριμένα, επενδύσαμε εικονικά 100000 ευρώ. Η επαλήθευση στηρίχτηκε στην πρόβλεψη της τάσης και με βάση την πρόβλεψη αυτή, αποφασίζαμε κατά πόσο θα αγοράσουμε ή θα πουλήσουμε το νόμισμα που έχουμε.

Χρησιμοποιήθηκε το μοντέλο με παράθυρο 2 ημερών και κατώφλι 0. Επαληθεύτηκαν συνολικά 217 μέρες, όπου την τελευταία μέρα της επαλήθευσης είχαμε κέρδος 693 ευρώ. Στο σχήμα 7.1 παρουσιάζεται αναλυτικά το κέρδος ή η ζημιά που είχαμε κάθε μέρα σε ευρώ.

Αναλυτικά, ο πίνακας επαλήθευσης φαίνεται στο παράρτημα Α-1. Στον εν λόγω πίνακα τοποθετήσαμε το ask price (τιμή στην οποία πουλάμε ένα νόμισμα), την πραγματική ισοτιμία EUR/USD, την πρόβλεψη EUR/USD, την πραγματική τάση, την πρόβλεψη τάσης, καθώς επίσης πόσα ευρώ ή δολάρια έχουμε και πόσα έχουμε επενδύσει.



Σχήμα 7.1 : Παρουσίαση του κέρδους που είχαμε κάθε μέρα, με μονάδα μέτρησης το Ευρώ.

7.2 Συμπεράσματα

Αφού έγιναν όλα τα πειράματα, στην προσπάθεια για εύρεση του ask price, βρήκαμε διάφορες ιστοσελίδες με ιστορικά δεδομένα. Παρατηρήσαμε ότι οι τιμές για το bid price (τιμή στην οποία αγοράζουμε ένα νόμισμα) που είχαμε στην βάση μας, δεν συμφωνούσαν με τις τιμές που είχαν οι υπόλοιπες ιστοσελίδες. Παρόλα αυτά, τα αποτελέσματα που υπάρχουν στα προηγούμενα κεφάλαια, είναι με βάση την αρχική βάση δεδομένων.

Αφού εντοπίσαμε το λάθος, δημιουργήσαμε μία νέα βάση, η οποία περιέχει τις νέες τιμές των ισοτιμιών μεταξύ κάποιων νομισμάτων. Πιο συγκεκριμένα, τα χαρακτηριστικά που χρησιμοποιήσαμε, παρουσιάζονται στον πίνακα 7.2.

Στις γραφικές 7.3 και 7.4, εμφανίζονται τα αποτελέσματα πρόβλεψης κάθε νευρωνικού δικτύου για την επόμενη μέρα και τα αποτελέσματα ρίσκου του πρώτου πειράματος αντίστοιχα. Επίσης, για το δεύτερο πείραμα, παρουσιάζουμε τις γραφικές 7.5 και 7.6 που δείχνουν την πρόβλεψη της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου και το ρίσκο αντίστοιχα. Τέλος, στην γραφική παράσταση 7.7,

φαίνονται τα αποτελέσματα τάσης του τρίτου πειράματος. Στον πίνακα 7.8 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα τάσης με την νέα βάση δεδομένων.

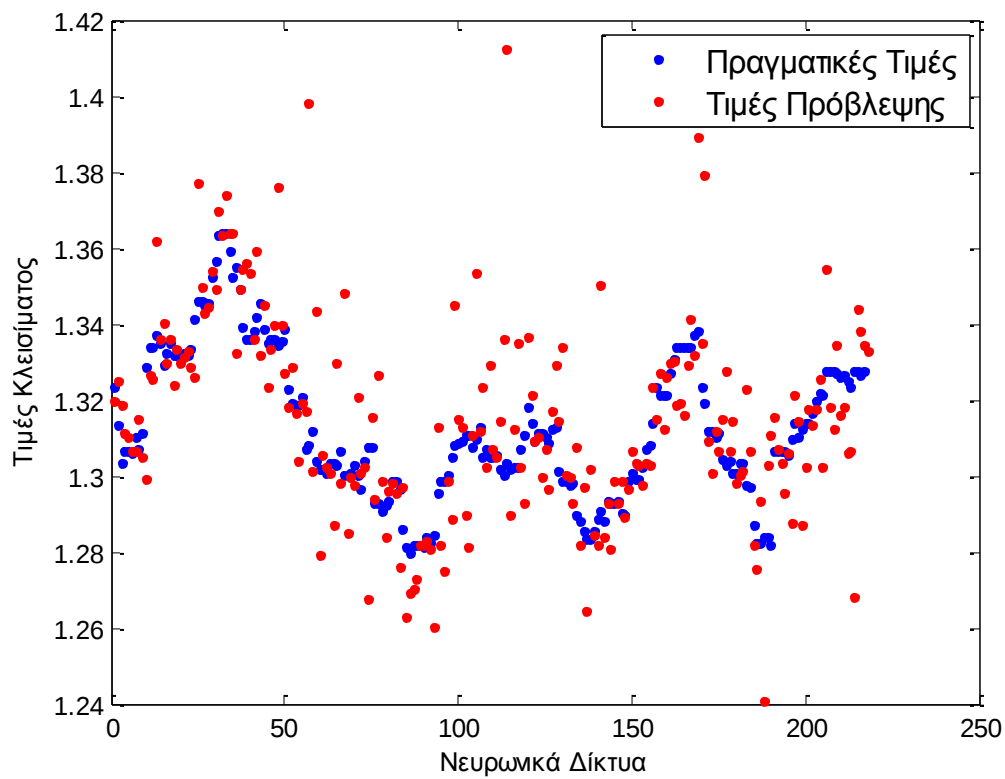
Στην επαλήθευση, είχαμε ποσοστό τάσης 76.04% και επενδύοντας 100000 με κατώφλι στο 0, το μέγιστο ποσό κέρδους που είχαμε ήταν 3017 ευρώ, δηλαδή είχαμε ποσοστό κέρδους περίπου 3%.

Όπως φαίνεται στον πίνακα 6.11 που παρουσιάσαμε στο κεφάλαιο 6, το ποσοστό πρόβλεψης του πρώτου και το τρίτου συνόλου χαρακτηριστικών ήταν αρκετά κοντά στο δεύτερο και τρίτο πείραμα. Το δεύτερο σύνολο χαρακτηριστικών, παρόλο που είχε τα πιο λίγα χαρακτηριστικά, στο δεύτερο πείραμα είχε το πιο ψηλό ποσοστό πρόβλεψης.

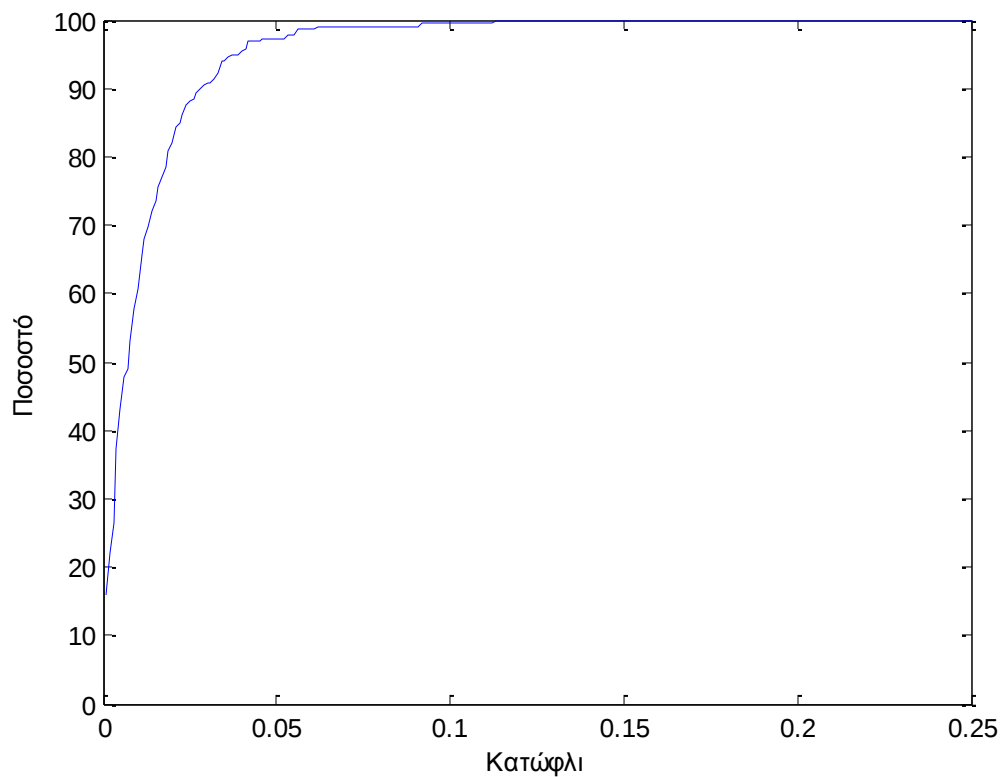
Ακόμα, είναι αξιοσημείωτο να πούμε ότι, τα μοντέλα τα οποία δημιουργήθηκαν με πολύ μικρό αριθμό παραθύρου, για παράδειγμα δύο μέρες, μας έδωσαν καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τα υπόλοιπα.

Χαρακτηριστικά
Ευρώ / Δολάριο ΗΠΑ
Ευρώ / Στερλίνα
Ευρώ / Γεν Ιαπωνίας
Ευρώ / Δολάριο Καναδά
Ευρώ / Ελβετικό Φράγκο
Ευρώ / Ρούβλι
Ευρώ / Κινέζικο Γουάν

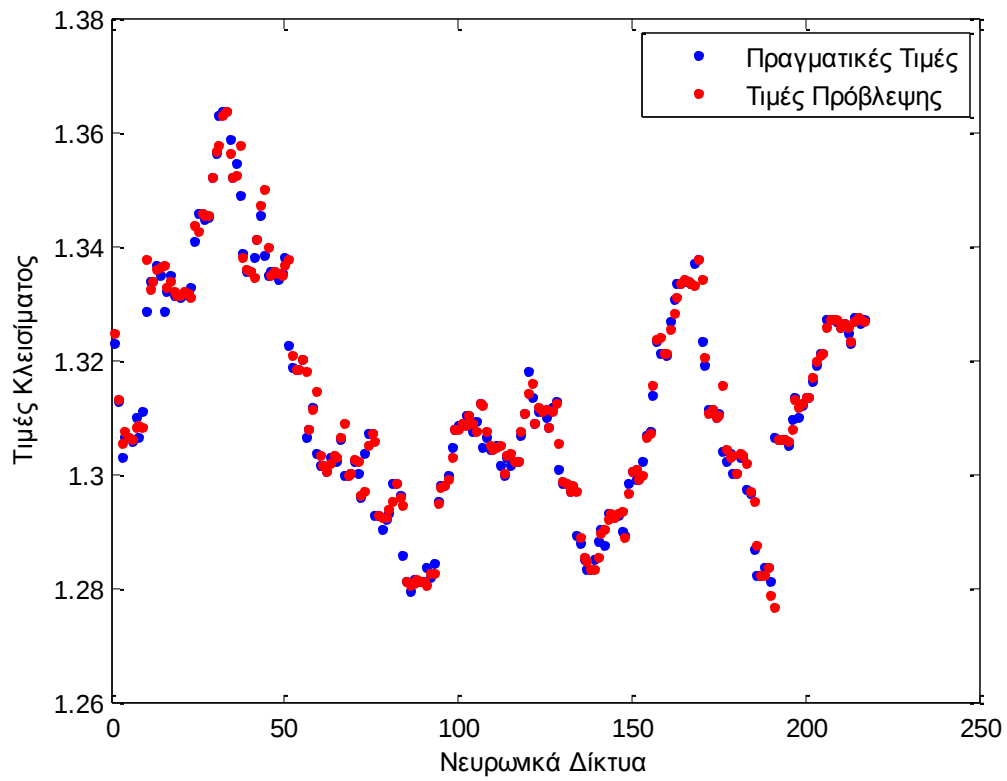
Πίνακας 7.2: Χαρακτηριστικά που χρησιμοποιήσαμε για δημιουργία της νέας βάσης δεδομένων.



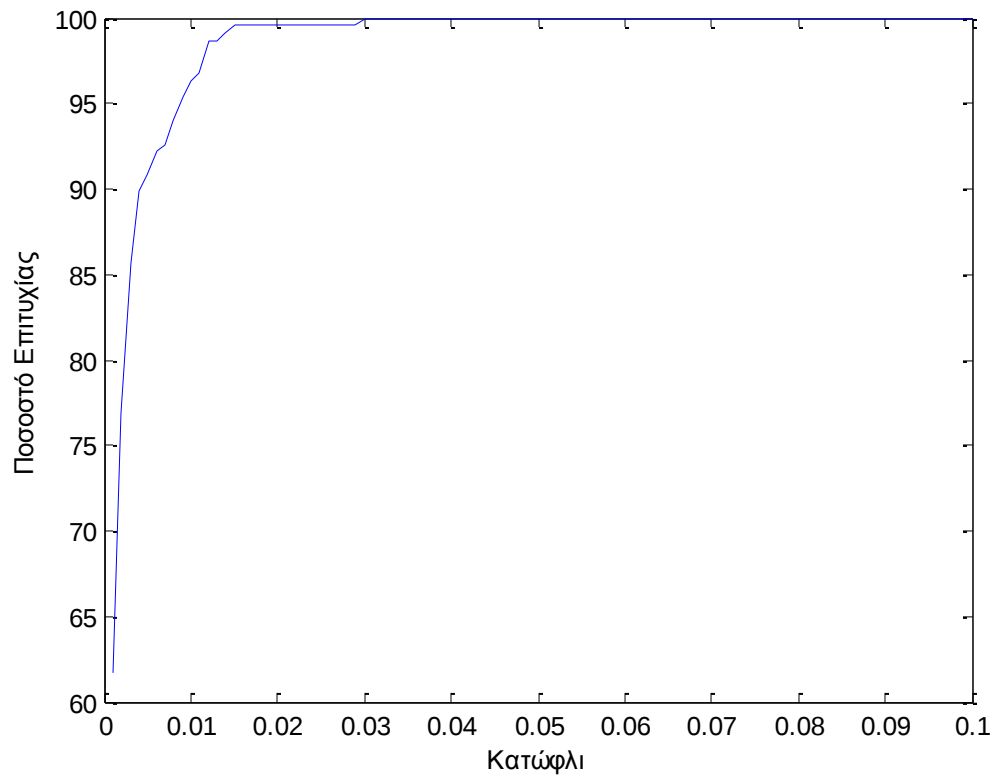
Σχήμα 7.3: Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του πρώτου πειράματος.



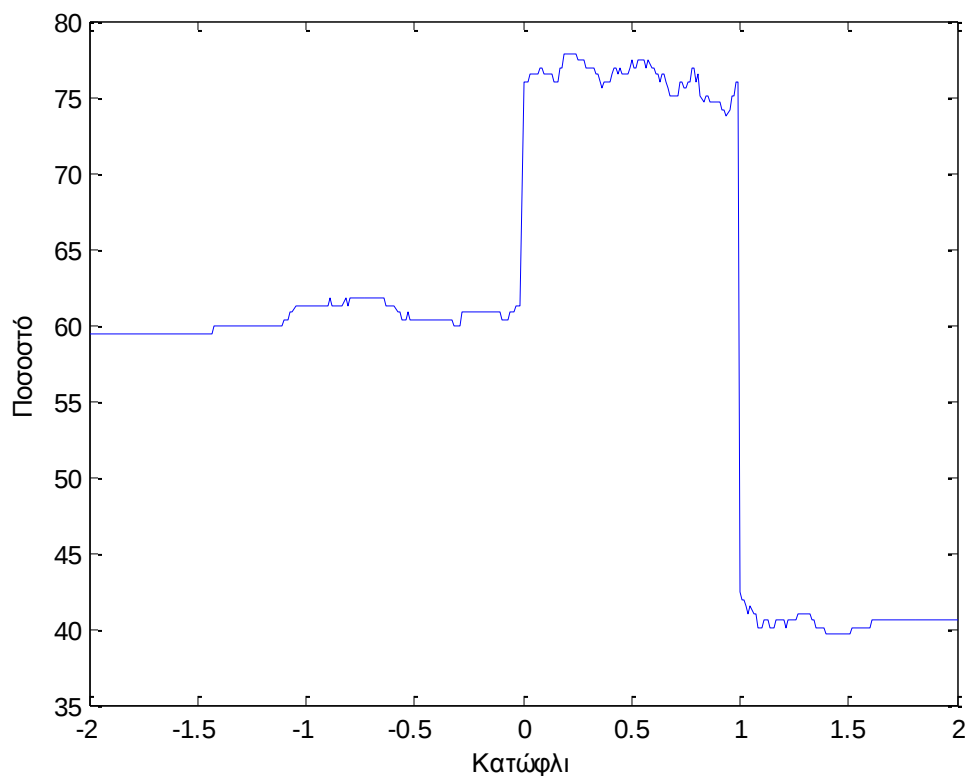
Σχήμα 7.4 : Γραφική παράσταση ρίσκου του πρώτου πειράματος.



Σχήμα 7.5: Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του δεύτερου πειράματος.



Σχήμα 7.6: Γραφική παράσταση ρίσκου του δεύτερου πειράματος.



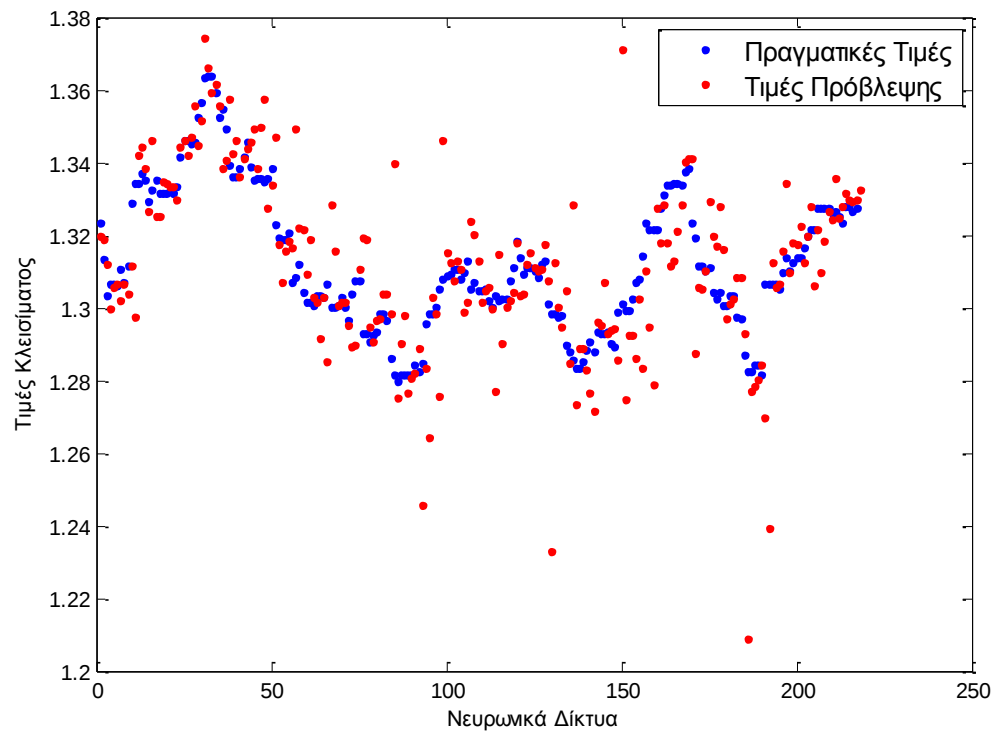
Σχήμα 7.7: Γραφική παράσταση τάσης τρίτου πειράματος.

<u>Συγκριτικός Πίνακας Τάσης</u>	
<u>Πρώτο Πείραμα</u>	
Νομισματικές Ισοτιμίες	45.87%
<u>Δεύτερο Πείραμα</u>	
Νομισματικές Ισοτιμίες	64.51%
<u>Τρίτο Πείραμα</u>	
Νομισματικές Ισοτιμίες	76.04%

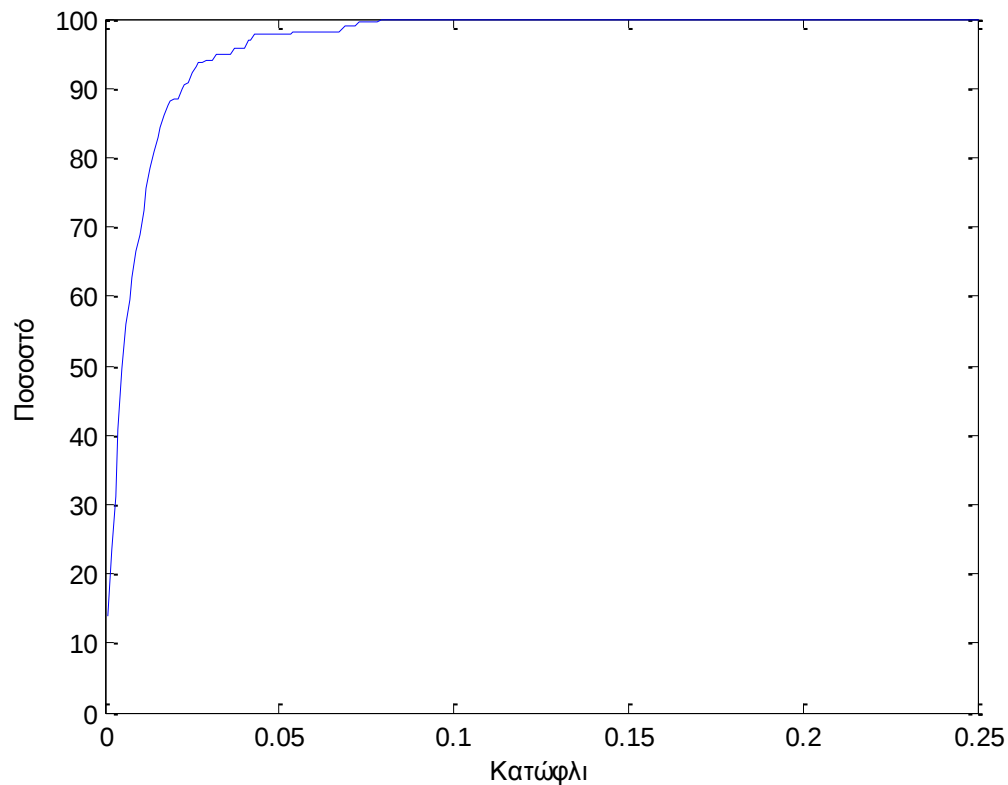
Πίνακας 7.8: Πίνακας τάσης του πειράματος με την νέα βάση. Περιλαμβάνει τα μεγαλύτερα ποσοστά για κάθε μέγεθος παραθύρου.

Στην συνέχεια, έγιναν κάποια επιπλέον πειράματα αλλάζοντας τον αριθμό των κρυφών επιπέδων, καθώς επίσης και τον αριθμό των κρυφών νευρώνων. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στις γραφικές 7.9 – 7.18. Τα προηγούμενα πειράματα έγιναν με δύο κρυφά επίπεδα με δέκα νευρώνες στο κάθε επίπεδο.

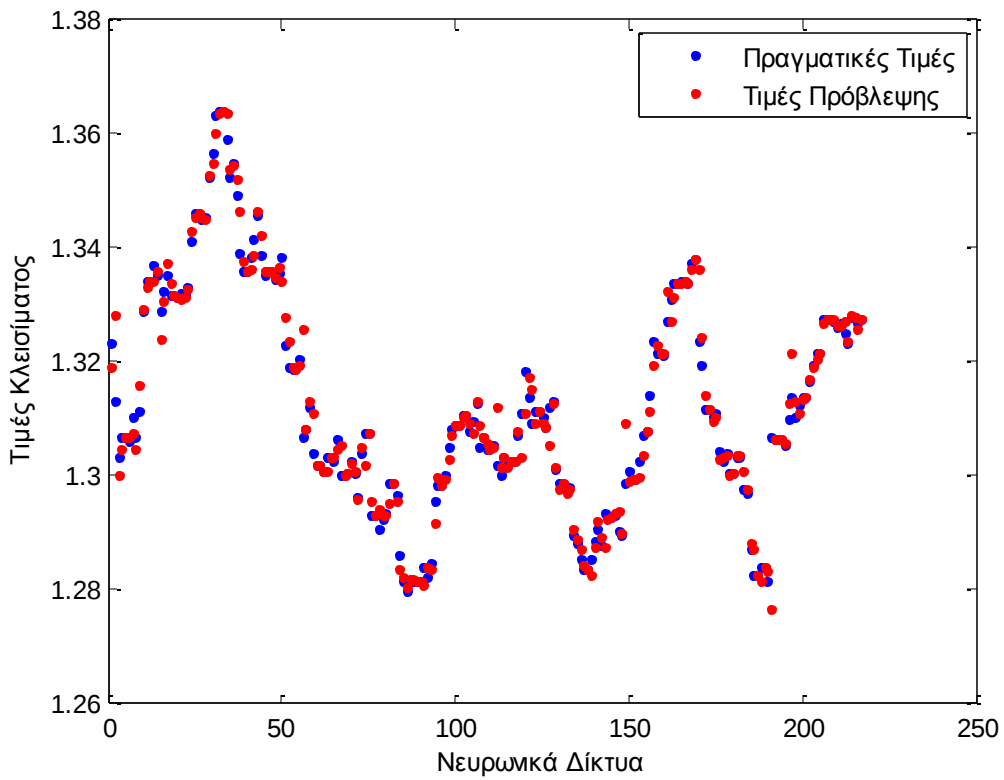
Δύο κρυφά επίπεδα – 30 νευρώνες στο κάθε επίπεδο



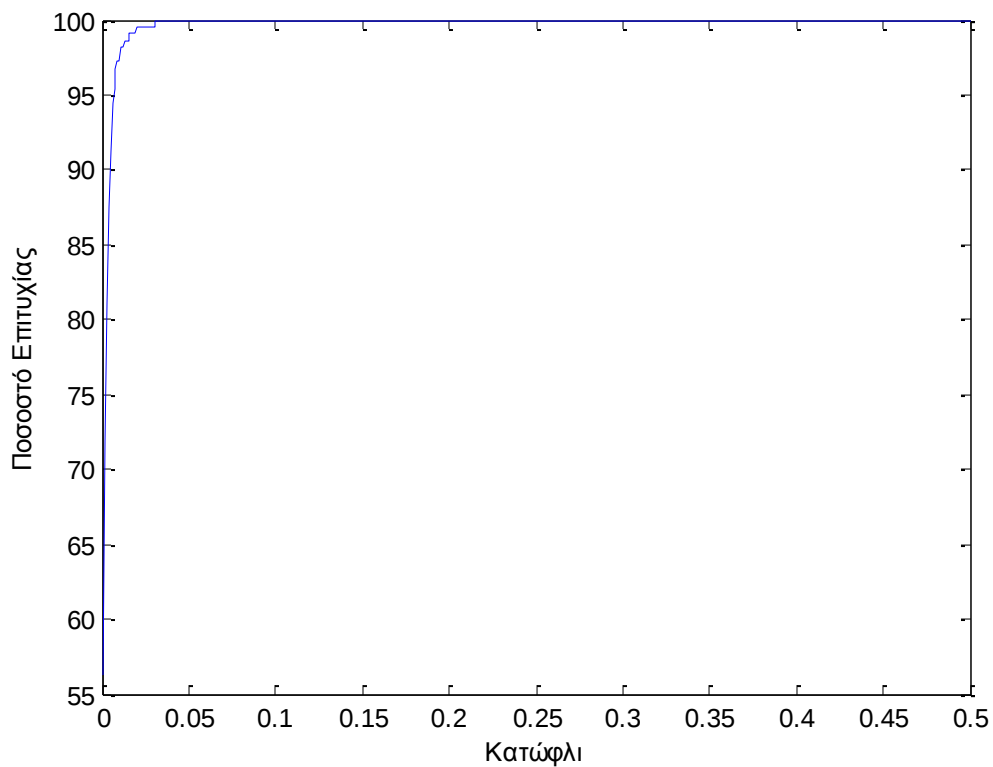
Σχήμα 7.9: Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του πρώτου πειράματος.



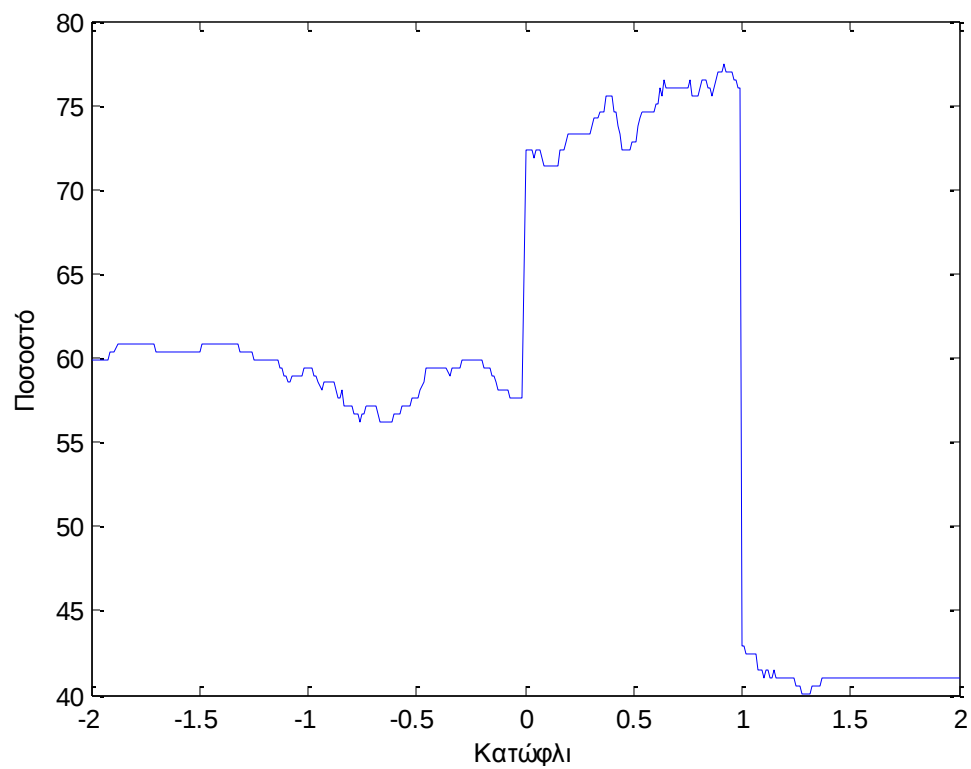
Σχήμα 7.10 : Γραφική παράσταση ρίσκου του πρώτου πειράματος.



Σχήμα 7.11: Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του δεύτερου πειράματος.

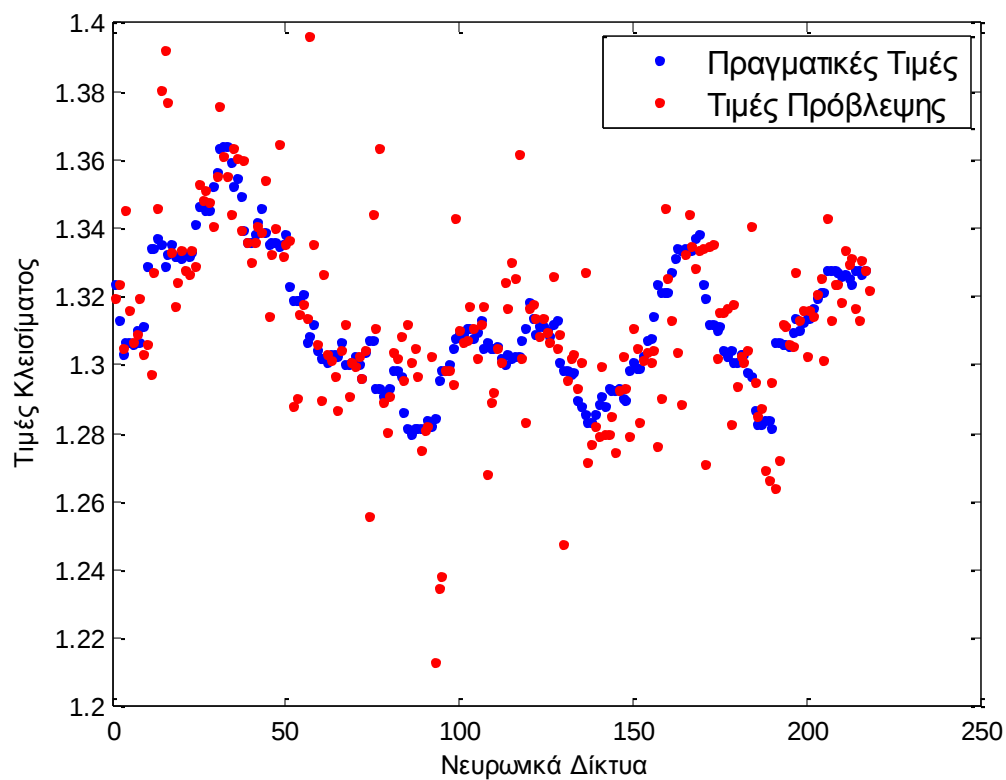


Σχήμα 7.12: Γραφική παράσταση ρίσκου του δεύτερου πειράματος.

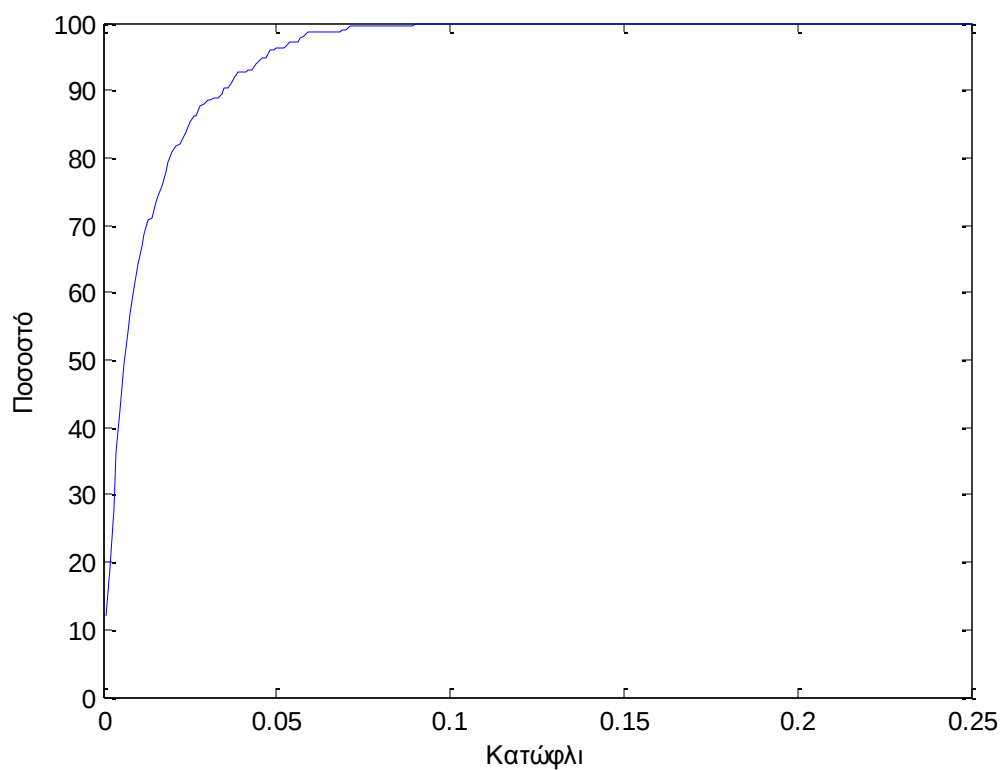


Σχήμα 7.13: Γραφική παράσταση τάσης τρίτου πειράματος.

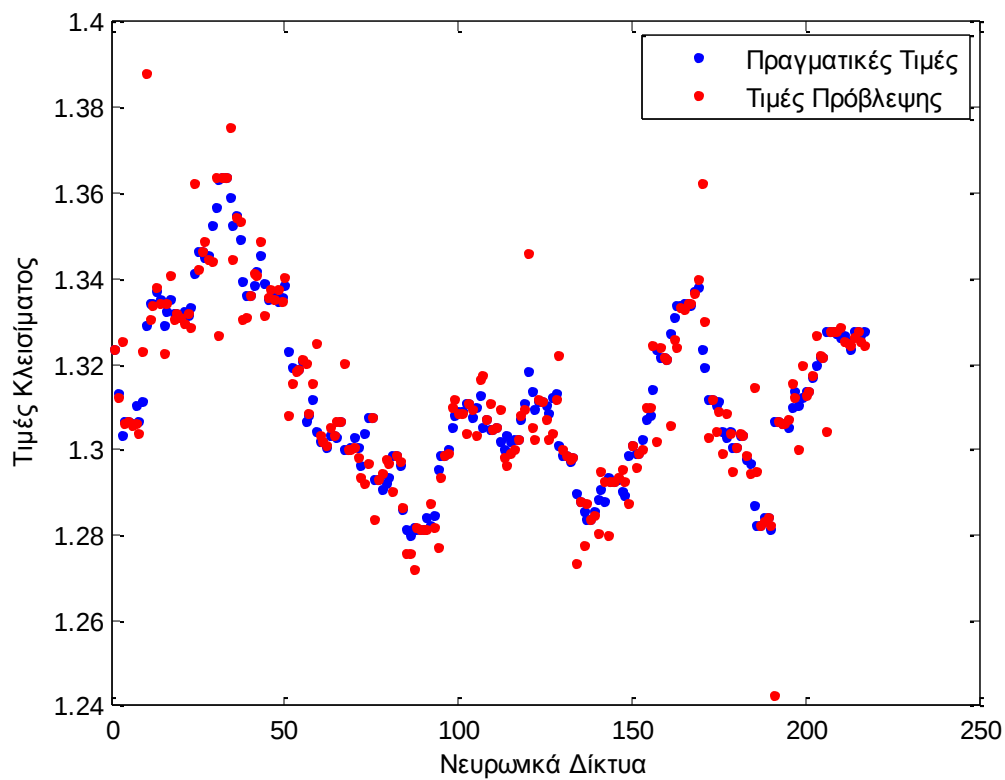
Ένα κρυφό επίπεδο – 90 νευρώνες



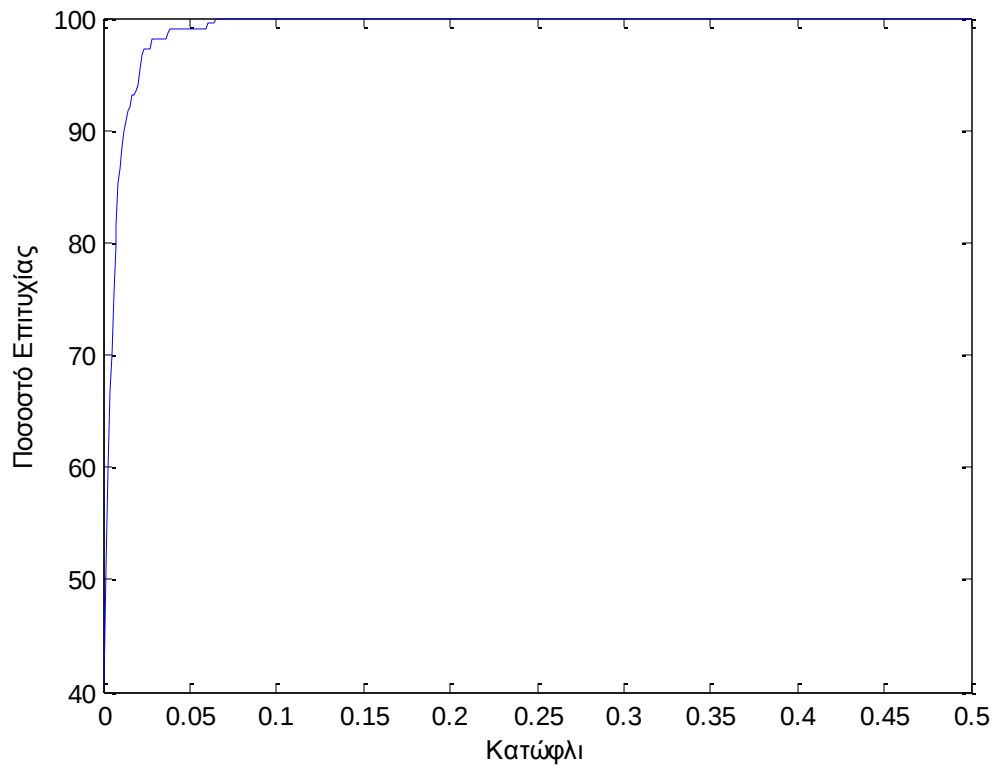
Σχήμα 7.14: Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του πρώτου πειράματος.



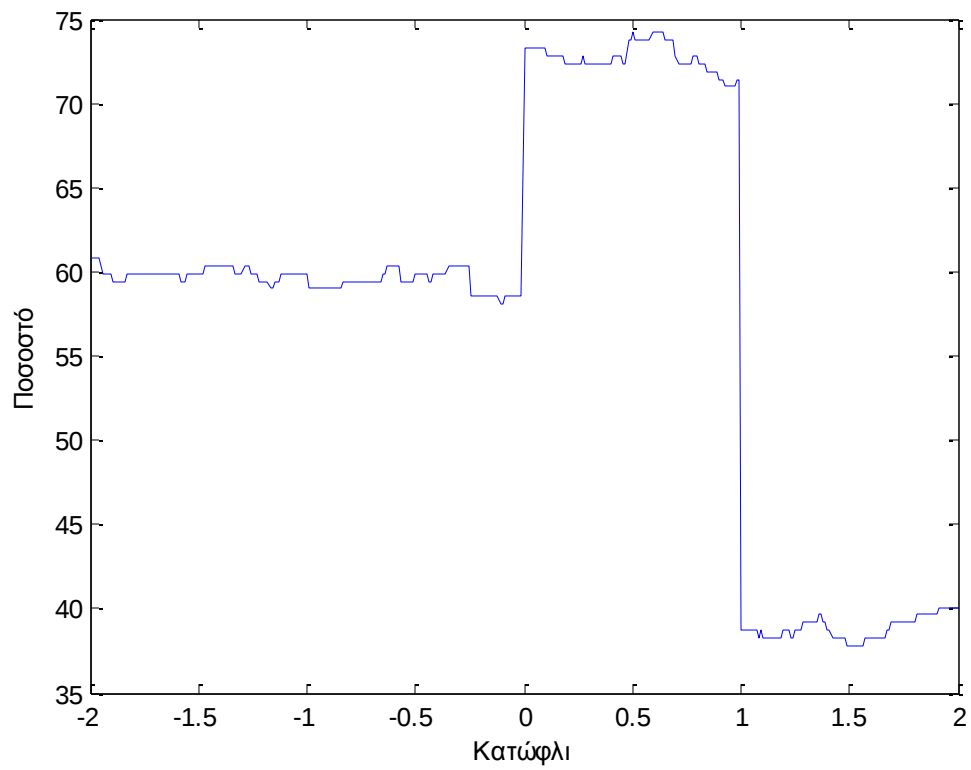
Σχήμα 7.15 : Γραφική παράσταση ρίσκου του πρώτου πειράματος.



Σχήμα 7.16: Αναπαράσταση των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης της επόμενης μέρας κάθε νευρωνικού δικτύου του δεύτερου πειράματος.



Σχήμα 7.17: Γραφική παράσταση ρίσκου του δεύτερου πειράματος.



Σχήμα 7.18: Γραφική παράσταση τάσης τρίτου πειράματος.

<u>Συγκριτικός Πίνακας Τάσης Τρίτου Πειράματος</u>
Δύο κρυφά επίπεδα – 10 νευρώνες στο κάθε επίπεδο
77.42%
Δύο κρυφά επίπεδα – 30 νευρώνες στο κάθε επίπεδο
77.42%
Ένα κρυφό επίπεδο – 90 νευρώνες
74.19%

Πίνακας 7.19: Πίνακας τάσης του τρίτου πειράματος με την νέα βάση. Περιλαμβάνει τα μεγαλύτερα ποσοστά για κάθε πείραμα με τις αλλαγές που έγιναν στα κρυφά επίπεδα.

Παρατηρούμε ότι έχουμε τα ίδια αποτελέσματα όταν χρησιμοποιήσουμε δύο κρυφά επίπεδα με 10 κρυφούς νευρώνες στο κάθε επίπεδο και όταν χρησιμοποιήσουμε δύο κρυφά επίπεδα με 30 κρυφούς νευρώνες στο κάθε επίπεδο. Το κατώφλι στις δύο δοκιμές που έχει το πιο ψηλό ποσοστό πρόβλεψης τάσης είναι διαφορετικό. Στην δεύτερη δοκιμή έχουμε μέγιστη τιμή με κατώφλι 1 ενώ στην πρώτη δοκιμή, έχουμε μέγιστη τιμή με κατώφλι 0.5. Χρησιμοποιώντας ένα κρυφό επίπεδο, είχαμε σχετικά καλά αποτελέσματα, αλλά δεν έφτανε στα ποσοστά των δύο άλλων δοκιμών.

7.3 Μελλοντική εργασία

Σε μελλοντική εργασία μπορούν να γίνουν διάφορες αλλαγές στο πρόγραμμα αλλά και στην βάση δεδομένων. Όσο αφορά την βάση δεδομένων, μπορούν να αφαιρεθούν χαρακτηριστικά τα οποία επηρεάζουν αρνητικά την λειτουργία του προγράμματος και μπορούν να προστεθούν χαρακτηριστικά τα οποία θα μας οδηγήσουν σε μία πιο σωστή πρόβλεψη. Χαρακτηριστικά που μπορούν να προστεθούν είναι το Α.Ε.Π (ακαθάριστο εγχώριο προϊόν), αυτοκινητοβιομηχανίες και βαριά βιομηχανία σε μεγάλες χώρες, όπως επίσης και άλλες ισοτιμίες νομισμάτων. Ακόμα, μπορούν να προστεθεί μεγαλύτερος αριθμός μερών που

έχουμε στην βάση δεδομένων, έτσι ώστε το σύστημα να εκπαιδεύεται με περισσότερα στοιχεία.

Επίσης, θα πρέπει να πούμε ότι το ask price δεν λήφθηκε καθόλου υπόψη στα μοντέλα που δημιουργήσαμε και μπορούν να γίνουν μοντέλα τα οποία θα προβλέπουν το ask price, την τάση του ή ακόμα και το spread (διαφορά μεταξύ bid και ask price).

Σε επίπεδο υλοποίησης, χρησιμοποιήσαμε feed forward νευρωνικά δίκτυα με την βοήθεια ενός παραθύρου, αλλά μπορούν να χρησιμοποιηθούν και άλλου είδους αλγόριθμοι για πρόβλεψη χρονοσειρών. Μερικοί αλγόριθμοι που μπορούν να προβλέψουν χρονοσειρές είναι τα recurrent neural networks, τα hidden Markov models (H.M.M) [14], τα support vectors machines, οι γενετικοί αλγόριθμοι [15], η μέθοδος κινητού παραθύρου και άλλα.

Όσο αφορά την μέθοδο του κινητού παραθύρου, θα πρέπει να έχουμε μόνο ένα δίκτυο το οποίο θα εκπαιδεύουμε καθώς μετακινούμε κάθε φορά το κινητό παράθυρο. Ο λόγος είναι για να κρατούμε τις αλλαγές που γίνονται κάθε φορά στα βάρη. Αλλάζοντας τα βάρη, το σύστημα «θυμάται» από πριν και έτσι μπορεί να μάθει και να γενικεύσει.

Τέλος, μπορούν να γίνουν διάφορα πειράματα με διαφορετικές παραμέτρους, όπως για παράδειγμα, το learning rate και ο αριθμός των κόμβων στο πρώτο και δεύτερο κρυφό επίπεδο.

Βιβλιογραφία

[1] “School of Pipsology”

<http://www.babypips.com/school/>

[2] F. Nielsen , “Neural Networks – algorithms and applications”, 2001

[3] J. Kamruzzaman and R. Begg, *Artificial Neural Networks in Finance and Manufacturing*. Idea Group Inc (IGI), 2006.

[4] J. Clostermann and B. Schnatz, “The determinants of the euro-dollar exchange rate: synthetic fundamentals and a non-existing currency,” Discussion paper Series 1 / Volkswirtschaftliches Forschungszentrum der Deutschen Bundesbank, 2000,02, 2000.

[5] C. L. Dunis and M. Williams, “Modelling and Trading the EUR/USD Exchange Rate: Do Neural Network Models Perform Better?” Liverpool Business School and CIBEF, February 2002

[6] C.-M. Kuan and T. Liu, “Forecasting exchange rates using feedforward and recurrent neural networks,” *Journal of Applied Econometrics*, vol. 10, no. 4, pp. 347–364, 1995.

[7] E. Simon, “Forecasting Foreign Exchange Rates with Neural Networks” University Of Neuchâtel, 2002

[8] G. P. Zhang and V. L. Berardi, “Time series forecasting with neural network ensembles: an application for exchange rate prediction,” *Journal of the Operational Research Society*, pp. 652–664, 2001

- [9] J. Kamruzzaman, R. A. Sarker, and I. Ahmad, "SVM based models for predicting foreign currency exchange rates," in *Third IEEE International Conference on Data Mining, 2003. ICDM 2003*, 2003, pp. 557–560.
- [10] C. H. Chen, "Neural networks for financial market prediction," in , 1994 IEEE International Conference on Neural Networks, 1994. IEEE World Congress on Computational Intelligence, 1994, vol. 2, pp. 1199–1202 vol.2.
- [11] Frank, R. J. and Davey, N. and Hunt, S. P. Time Series Prediction and Neural Networks. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 2001. Volume 31, Issue 1, pp. 91-103.
- [12] I. Kaastra and M. Boyd, "Designing a neural network for forecasting financial and economic time series," *Neurocomputing*, vol. 10, no. 3, pp. 215–236, Apr. 1996.
- [13] A. N. Refenes, M. Azema-Barac, L. Chen, and S. A. Karoussos, "Currency exchange rate prediction and neural network design strategies," *Neural Comput & Applic*, vol. 1, no. 1, pp. 46–58, Mar. 1993.
- [14] P. Idvall and C. Jonsson, *Algorithmic Trading: Hidden Markov Models on Foreign Exchange Data*. Matematiska institutionen, 2008.
- [15] M. Alvarez-Diaz and A. Alvarez, "Forecasting exchange rates using genetic algorithms," *Applied Economics Letters*, vol. 10, no. 6, pp. 319–322, 2003.
- [16] A. P. Engelbrecht, *Computational Intelligence: An Introduction*. John Wiley & Sons, 2007.

[17] J. Yao, H. Poh, and T. Jasic, "Foreign Exchange Rates Forecasting with Neural Networks," in International Conference on Neural Information Processing (Hong Kong, 1996, pp. 754–759).

Παράρτημα Α

DATE	Ask Price	Real EUR/USD	Prediction EUR/USD	Real Trend	Prediction Trend	EUR invest	USD invest	EUR I have	USD I have
01/01/2013	1.3205	1.3203		0					
02/01/2013	1.3198	1.3196		0					
03/01/2013	1.3236	1.3234	1.3249	1	1				
04/01/2013	1.3133	1.3132	1.3134	0	1	100000			132340
05/01/2013	1.3036	1.3035	1.3059	0	0				
06/01/2013	1.307	1.3068	1.3079	1	1		132340	101518	
07/01/2013	1.3071	1.3068	1.3068	1	1	101519			132664
08/01/2013	1.3063	1.3062	1.3063	0	1				
09/01/2013	1.3106	1.3105	1.3084	1	1				
10/01/2013	1.3071	1.3069	1.3088	0	0				
11/01/2013	1.3116	1.3115	1.3086	1	1		132664	101495	
12/01/2013	1.329	1.3289	1.3380	1	1	101496			133111
13/01/2013	1.3344	1.3341	1.3327	1	1				
14/01/2013	1.3345	1.3342	1.3341	1	1				
15/01/2013	1.337	1.3369	1.3363	1	1				
16/01/2013	1.3353	1.3352	1.3365	0	1				
17/01/2013	1.3292	1.3291	1.3370	0	0				
18/01/2013	1.3328	1.3326	1.3331	1	1		133111	100144	
19/01/2013	1.3354	1.3352	1.3340	1	1	100144			133451
20/01/2013	1.3322	1.3318	1.3323	0	1				
21/01/2013	1.3321	1.3318	1.3318	1	1				
22/01/2013	1.3316	1.3315	1.3317	0	1				
23/01/2013	1.3323	1.3322	1.3325	1	1				
24/01/2013	1.3318	1.3316	1.3320	0	1				
25/01/2013	1.3334	1.3333	1.3315	1	1				
26/01/2013	1.3415	1.3414	1.3440	1	1				
27/01/2013	1.3464	1.3462	1.3428	1	1				
28/01/2013	1.3464	1.3462	1.3462	1	1				
29/01/2013	1.3454	1.3452	1.3456	0	1				
30/01/2013	1.3457	1.3456	1.3456	1	0				
31/01/2013	1.3524	1.3523	1.3525	1	1		133451	99169	
01/02/2013	1.3568	1.3566	1.3569	1	1	99169			134106
02/02/2013	1.3635	1.3633	1.3582	1	1				
03/02/2013	1.3642	1.3639	1.3634	1	1				
04/02/2013	1.3642	1.3639	1.3639	1	1				
05/02/2013	1.3593	1.3592	1.3566	0	0				
06/02/2013	1.3526	1.3525	1.3524	0	0		134106	98658	

07/02/2013	1.355	1.3549	1.3527	1	1				
08/02/2013	1.3496	1.3494	1.3580	0	0	98658			133672
09/02/2013	1.3394	1.3392	1.3384	0	0		133672	99045	
10/02/2013	1.3371	1.3361	1.3362	0	0				
11/02/2013	1.3371	1.3361	1.3361	1	1				
12/02/2013	1.3385	1.3383	1.3350	1	1	99045			132335
13/02/2013	1.3417	1.3416	1.3417	1	1				
14/02/2013	1.3459	1.3457	1.3477	1	1				
15/02/2013	1.339	1.3389	1.3502	0	1				
16/02/2013	1.3353	1.3351	1.3401	0	0				
17/02/2013	1.3363	1.3359	1.3353	1	1		132335	99105	
18/02/2013	1.3363	1.3358	1.3358	0	1	99105			132394
19/02/2013	1.3348	1.3346	1.3356	0	0				
20/02/2013	1.3357	1.3356	1.3351	1	1		132394	99186	
21/02/2013	1.3386	1.3385	1.3369	1	1	99186			132474
22/02/2013	1.3232	1.323	1.3379	0	1				
23/02/2013	1.3193	1.3192	1.3213	0	0				
24/02/2013	1.3193	1.3189	1.3189	0	0		132474	100412	
25/02/2013	1.3193	1.3189	1.3189	1	1				
26/02/2013	1.3209	1.3207	1.3206	1	1	100412			132433
27/02/2013	1.3071	1.3069	1.3183	0	1				
28/02/2013	1.3084	1.3082	1.3081	1	1				
01/03/2013	1.3121	1.312	1.3116	1	1				
02/03/2013	1.3043	1.3041	1.3149	0	1				
03/03/2013	1.3022	1.3018	1.3037	0	0				
04/03/2013	1.3022	1.3018	1.3018	1	1		132433	101700	
05/03/2013	1.301	1.3008	1.3010	0	1	101700			132393
06/03/2013	1.3036	1.3034	1.3022	1	1				
07/03/2013	1.3036	1.3035	1.3035	1	1				
08/03/2013	1.303	1.3028	1.3033	0	1				
09/03/2013	1.3066	1.3065	1.3068	1	1				
10/03/2013	1.3006	1.3003	1.3094	0	1				
11/03/2013	1.3006	1.3003	1.3003	1	1				
12/03/2013	1.3007	1.3006	1.3006	1	1				
13/03/2013	1.3029	1.3028	1.3030	1	1				
14/03/2013	1.3005	1.3004	1.3024	0	1				
15/03/2013	1.2965	1.2964	1.2965	0	0				
16/03/2013	1.304	1.3039	1.2974	1	1		132393	102115	
17/03/2013	1.3077	1.3074	1.3054	1	1	102116			133148
18/03/2013	1.3077	1.3074	1.3074	1	1				

19/03/2013	1.2932	1.293	1.3060	0	1				
20/03/2013	1.2933	1.2931	1.2932	1	1				
21/03/2013	1.2908	1.2907	1.2929	0	1				
22/03/2013	1.2925	1.2923	1.2929	1	0				
23/03/2013	1.2937	1.2935	1.2941	1	1		133148	103016	
24/03/2013	1.299	1.2986	1.2955	1	1	103017			133251
25/03/2013	1.299	1.2986	1.2986	1	1				
26/03/2013	1.2966	1.2965	1.2964	0	0				
27/03/2013	1.2864	1.2862	1.2949	0	0		133251	102770	
28/03/2013	1.2817	1.2815	1.2814	0	0				
29/03/2013	1.2799	1.2798	1.2808	0	0				
30/03/2013	1.282	1.2818	1.2812	1	1				
31/03/2013	1.2821	1.2816	1.2818	0	0	102770			131730
01/04/2013	1.2821	1.2816	1.2816	1	1		131730	102746	
02/04/2013	1.2817	1.2815	1.2815	0	1	102746			131679
03/04/2013	1.2844	1.2842	1.2807	1	0				
04/04/2013	1.2825	1.2823	1.2829	0	1		131679	102522	
05/04/2013	1.2849	1.2847	1.2829	1	1	102522			131464
06/04/2013	1.2957	1.2956	1.2952	1	1				
07/04/2013	1.2997	1.2985	1.2978	1	1				
08/04/2013	1.2997	1.2985	1.2985	1	1				
09/04/2013	1.3003	1.3002	1.2993	1	1				
10/04/2013	1.3053	1.3052	1.3032	1	1				
11/04/2013	1.3083	1.3081	1.3081	1	1				
12/04/2013	1.309	1.3089	1.3084	1	1				
13/04/2013	1.3093	1.3091	1.3091	1	1				
14/04/2013	1.3116	1.3108	1.3090	1	1				
15/04/2013	1.3116	1.3108	1.3108	1	1				
16/04/2013	1.308	1.3078	1.3092	0	1				
17/04/2013	1.31	1.3098	1.3077	1	0				
18/04/2013	1.313	1.3129	1.3129	1	1		131464	100354	
19/04/2013	1.3052	1.3051	1.3125	0	1	100354			131755
20/04/2013	1.3072	1.307	1.3080	1	0				
21/04/2013	1.3055	1.3049	1.3053	0	1		131755	100791	
22/04/2013	1.3055	1.3049	1.3049	1	1	100792			131523
23/04/2013	1.3056	1.3054	1.3051	1	1				
24/04/2013	1.3023	1.3021	1.3052	0	1				
25/04/2013	1.3003	1.3001	1.3003	0	0				
26/04/2013	1.3034	1.3033	1.3035	1	1		131523	101148	
27/04/2013	1.3022	1.3021	1.3039	0	0	101149			131826

28/04/2013	1.3035	1.3026	1.3025	1	1		131826	101234	
29/04/2013	1.3035	1.3026	1.3026	1	1	101234			131867
30/04/2013	1.3074	1.3073	1.3080	1	1				
01/05/2013	1.3111	1.311	1.3110	1	1				
02/05/2013	1.3185	1.3184	1.3145	1	1				
03/05/2013	1.3139	1.3137	1.3163	0	1				
04/05/2013	1.3095	1.3093	1.3094	0	0				
05/05/2013	1.3117	1.3113	1.3119	1	1		131867	100700	
06/05/2013	1.3117	1.3113	1.3113	1	1	100701			132048
07/05/2013	1.3104	1.3102	1.3118	0	1				
08/05/2013	1.3087	1.3085	1.3085	0	0				
09/05/2013	1.3123	1.3122	1.3113	1	1		132048	100900	
10/05/2013	1.3131	1.313	1.3127	1	1	100901			132401
11/05/2013	1.3012	1.3011	1.3058	0	1				
12/05/2013	1.2994	1.2986	1.2992	0	0				
13/05/2013	1.2994	1.2986	1.2986	1	1		132401	101894	
14/05/2013	1.2975	1.2974	1.2973	0	0	101895			132320
15/05/2013	1.2982	1.2981	1.2984	1	1		132320	101980	
16/05/2013	1.2899	1.2897	1.2974	0	1	101981			132381
17/05/2013	1.2882	1.2881	1.2892	0	0				
18/05/2013	1.2856	1.2855	1.2856	0	0		132381	102764	
19/05/2013	1.2841	1.2836	1.2850	0	0				
20/05/2013	1.2841	1.2836	1.2836	1	1				
21/05/2013	1.2856	1.2854	1.2835	1	1	102765			131908
22/05/2013	1.2886	1.2885	1.2856	1	1				
23/05/2013	1.2909	1.2908	1.2898	1	1				
24/05/2013	1.2882	1.288	1.2908	0	1				
25/05/2013	1.2935	1.2934	1.2924	1	1				
26/05/2013	1.2936	1.2928	1.2933	0	0				
27/05/2013	1.2936	1.2928	1.2928	1	1		131908	101970	
28/05/2013	1.2935	1.2933	1.2933	1	1	101970			131827
29/05/2013	1.2904	1.2903	1.2936	0	1				
30/05/2013	1.2896	1.2895	1.2891	0	0				
31/05/2013	1.2988	1.2987	1.2970	1	1		131827	102223	
01/06/2013	1.3011	1.301	1.3009	1	1	102223			132757
02/06/2013	1.3001	1.2994	1.3012	0	1				
03/06/2013	1.3001	1.2994	1.2994	1	1				
04/06/2013	1.3026	1.3025	1.3000	1	1				
05/06/2013	1.3072	1.3071	1.3068	1	1				
06/06/2013	1.3081	1.308	1.3074	1	1				

07/06/2013	1.3144	1.3142	1.3160	1	1				
08/06/2013	1.3238	1.3236	1.3238	1	1				
09/06/2013	1.3222	1.3215	1.3243	0	1				
10/06/2013	1.3222	1.3215	1.3215	1	1				
11/06/2013	1.3216	1.3214	1.3214	0	0				
12/06/2013	1.3274	1.3273	1.3258	1	0		132757	100452	
13/06/2013	1.3312	1.331	1.3287	1	1				
14/06/2013	1.3341	1.334	1.3313	1	1	100452			133701
15/06/2013	1.3341	1.3339	1.3339	0	1				
16/06/2013	1.335	1.3342	1.3344	1	0				
17/06/2013	1.335	1.3342	1.3342	1	1		133701	100151	
18/06/2013	1.334	1.3339	1.3338	0	0	100151			133621
19/06/2013	1.3375	1.3373	1.3335	1	1		133621	100166	
20/06/2013	1.3384	1.3382	1.3382	1	1	100166			133952
21/06/2013	1.3237	1.3236	1.3346	0	1				
22/06/2013	1.3196	1.3194	1.3208	0	0				
23/06/2013	1.3126	1.3117	1.3108	0	0		133952	101509	
24/06/2013	1.3126	1.3117	1.3117	1	1				
25/06/2013	1.3105	1.3104	1.3104	0	1	101510			133150
26/06/2013	1.3113	1.3112	1.3105	1	0				
27/06/2013	1.3046	1.3045	1.3159	0	0		133150	101540	
28/06/2013	1.3028	1.3027	1.3046	0	0				
29/06/2013	1.3043	1.3041	1.3033	1	1				
30/06/2013	1.3013	1.3007	1.3038	0	0	101541			132419
01/07/2013	1.3013	1.3007	1.3007	1	1		132419	101759	
02/07/2013	1.3036	1.3035	1.3039	1	1	101759			132358
03/07/2013	1.3036	1.3034	1.3035	0	1				
04/07/2013	1.2979	1.2977	1.3022	0	0				
05/07/2013	1.2971	1.297	1.2972	0	0		132358	101978	
06/07/2013	1.2873	1.2871	1.2956	0	0				
07/07/2013	1.2835	1.2825	1.2877	0	0				
08/07/2013	1.2835	1.2825	1.2825	1	1				
09/07/2013	1.2843	1.2842	1.2827	1	1	101979			130787
10/07/2013	1.2843	1.2842	1.2842	1	1				
11/07/2013	1.2817	1.2816	1.2792	0	0				
12/07/2013	1.307	1.3068	1.2770	1	0		130787	102042	
13/07/2013	1.3066	1.3065	1.3065	0	0				
14/07/2013	1.3072	1.3064	1.3065	0	0				
15/07/2013	1.3072	1.3064	1.3064	1	1				
16/07/2013	1.3055	1.3053	1.3061	0	1	102042			133307

17/07/2013	1.3101	1.3099	1.3080	1	1				
18/07/2013	1.3139	1.3137	1.3134	1	1				
19/07/2013	1.3104	1.3103	1.3120	0	1				
20/07/2013	1.3126	1.3124	1.3128	1	1				
21/07/2013	1.3146	1.3139	1.3137	1	1				
22/07/2013	1.3146	1.3139	1.3139	1	1				
23/07/2013	1.317	1.3168	1.3172	1	1				
24/07/2013	1.3198	1.3196	1.3202	1	1				
25/07/2013	1.3218	1.3216	1.3212	1	1				
26/07/2013	1.3216	1.3215	1.3217	0	1				
27/07/2013	1.3278	1.3276	1.3262	1	0				
28/07/2013	1.3282	1.3276	1.3276	1	1		133307	100397	
29/07/2013	1.3282	1.3276	1.3276	1	1	100398			133287
30/07/2013	1.3275	1.3273	1.3275	0	1				
31/07/2013	1.3264	1.3262	1.3261	0	0				
01/08/2013	1.3269	1.3268	1.3267	1	1		133287	100488	
02/08/2013	1.3254	1.3252	1.3261	0	1	100488			133328
03/08/2013	1.3235	1.3234	1.3235	0	0				
04/08/2013	1.3284	1.3278	1.3271	1	1		133328	100739	
05/08/2013	1.3284	1.3278	1.3278	1	1	100739			133761
06/08/2013	1.327	1.3268	1.3275	0	1				
07/08/2013	1.3279	1.3277	1.3271	1	1				