



ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ ΣΤΗΝ ΟΙΚΟΝΟΜΙΑ ΓΙΑ ΤΗΝ
ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΝΟΜΙΣΜΑΤΙΚΗΣ ΙΣΟΤΙΜΙΑΣ ΜΕΤΑΞΥ
ΔΟΛΑΡΙΟΥ ΗΠΑ ΚΑΙ ΕΥΡΩ



Αντρέας Παντελή
Πανεπιστήμιο Κύπρου
Τμήμα Πληροφορικής
Μάιος 2012

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΚΥΠΡΟΥ

ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Υπολογιστική νοημοσύνη στην οικονομία για την Πρόβλεψη
της Νομισματικής ισοτιμίας μεταξύ Δολαρίου ΗΠΑ και Ευρώ

Αντρέας Παντελή

Επιβλέπων Καθηγητής

Δρ. Χρίστος Ν. Σχίζας

2012

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

Στο εξώφυλλο απεικονίζεται η μηχανική μάθηση (πρόσωπο) και ζυγαριά μεταξύ Ευρώ
και Δολαρίου

Ευχαριστίες

Για την επιτυχή εκπόνηση αυτής της διπλωματικής εργασίας θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους όσους συνέβαλαν στην πραγματοποίησή της.

Τον καθηγητή Υπολογιστικής Νοημοσύνης και μέντορα της διπλωματικής μου Δρ. Χρίστο Ν. Σχίζα για την καθοδήγηση του σε όλη την διάρκεια της έρευνας καθώς και για την αμέριστη συμπαράσταση του στην εκπόνηση εργασίας. Τον μεταδιδακτορικό ερευνητή Κλεάνθη Νεοκλέους για τις πολύτιμες συμβουλές και υποδείξεις που μου παρείχε.

Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους κύριους, Κωνσταντίνο Τσαγγάρη και Κυριάκο Χριστοφόρου, της εταιρίας AAA, για την παράδοση των δεδομένων αλλά και τις μακροχρόνιες συναντήσεις με θέμα την οικονομία.

Θα ήταν παράληψη μου να μην ευχαριστήσω την Αγγελική Δημητρίου η οποία επιμελήθηκε την όλη ορθογραφία των κειμένων.

Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους τους φίλους και συγγενείς για το ενδιαφέρον τους και για τη σημαντική βοήθεια τους σε όλα τα στάδια της εργασίας.

Για την Ειρήνη...
την πριγκίπισσα μου

Περίληψη

Η παρούσα ατομική διπλωματική εργασία ασχολείται με το αντικείμενο της Υπολογιστικής Νοημοσύνης (ΥΝ) στην Οικονομική και Χρηματοοικονομική επιστήμη. Παρουσιάζονται μοντέλα με την χρήση του εργαλείου MATLAB για την Πρόβλεψη της Νομισματικής ισοτιμίας μεταξύ Δολαρίου ΗΠΑ και Ευρώ. Στο πρώτο κεφάλαιο γίνεται μια μικρή εισαγωγή στο αντικείμενο της Υπολογιστικής Νοημοσύνης στο τομέα της οικονομίας. Ακολούθως, στο κεφάλαιο δύο γίνεται αναφορά στο γνωσιολογικό υπόβαθρο και δίνει την δυνατότητα στον αναγνώστη να μάθει κάποιους όρους τους οποίους πιθανόν να μην γνωρίζει. Στο κεφάλαιο τρία, γίνεται μια ευρύς περιγραφή για την Υπολογιστική Νοημοσύνη και τις εφαρμογές της. Στην συνέχεια, στο κεφάλαιο τέσσερα γίνεται αναφορά στο πρόβλημα της αγοράς συναλλαγματικής ισοτιμίας και της διαπραγμάτευσης. Αναγνωρίζοντας το πρόβλημα, πολλοί άλλοι ερευνητές ασχολήθηκαν με την εύρεση ενός μοντέλου για την βέλτιστη πρόβλεψη της συναλλαγματικής ισοτιμίας νομισμάτων. Στην παρούσα διατριβή γίνεται αναφορά σε δύο προηγούμενες εργασίες στο κεφάλαιο πέντε. Για την δημιουργία του μοντέλου αυτής της διπλωματικής εργασίας χρειάζεται δεδομένα. Η επεξεργασία και η μελέτη αυτών των δεδομένων, καθώς και παραμέτρων εισόδου, αναφέρονται στο κεφάλαιο έξι. Στο επόμενο κεφάλαιο, ο αναγνώστης μπορεί να δει τα μοντέλα που προτάθηκαν, καθώς και τις αρχιτεκτονικές τους. Επίσης, υπάρχουν και στιγμιότυπα οθόνης της διεπαφής του λογισμικού που αναπτύχθηκε. Στο κεφάλαιο οκτώ, γίνεται η ανάλυση των αποτελεσμάτων που προκύπτουν από το τρέξιμο των προαναφερθέντων μοντέλων. Καταληκτικά, στο κεφάλαιο εννέα γίνεται μια μικρή περιγραφή των συμπερασμάτων που βγαίνουν από αυτή την προσπάθεια και στο τελευταίο κεφάλαιο παρατίθενται κάποιες προτάσεις για μελλοντικές εργασίες, με σκοπό να εξελιχτεί το μοντέλο.

Abstract (ENGLISH)

This individual dissertation research deals with the subject of Computational Intelligence to the Economic and Financial Science. Models are presented using the MATLAB tool for predicting currency exchange rate between U.S. Dollar and Euro. The first chapter gives a brief introduction to the subject of Computational Intelligence in the field of economy. After that, chapter two refers to some basic terms known as knowledge background and enables the reader to learn some of the ones that may not be familiar with. Subsequently, in chapter three there is a broad description of the Computational Intelligence and its applications. Then, chapter four refers to the problem in the market of exchange rate in terms of negotiation. Recognizing the problem, a lot researches involved in finding an optimal model for the forecasting of currency exchange rate. In this study there is a reference in two previous researches that you can find in chapter five. The processing and analysis of the data and input parameters can be found in chapter six. In the next chapter, a reader can find the models proposed for processing and their architecture. In addition to that, there are screenshots of the developed software interface. In chapter eight there is the analysis of the results after the run of the aforementioned models. In conclusion, in chapter nine there is a short description of what emerge from this effort and last but not least in chapter ten there is a reference for what could be done in a future work to evolve this model.

Περιεχόμενα

Κεφάλαιο 1 - Εισαγωγή

1.1 Εισαγωγή.....	σελ. 1
1.2 Συντομογραφίες – Ακρώνυμα	σελ. 4

Κεφάλαιο 2 - Γνωσιολογικό Υπόβαθρο

2.1 Νευρωνικά Δίκτυα	σελ. 5
2.2 Γενετικοί Αλγόριθμοι	σελ. 5
2.3 Μετάθεση Χρονοσειρών.....	σελ. 6
2.4 Διεθνής οικονομία.....	σελ. 7
2.5 Συναλλαγματική Ισοτιμία	σελ. 7
2.6 Νόμισμα Ευρώ	σελ. 8
2.7 Νόμισμα Δολάριο ΗΠΑ.....	σελ. 9
2.8 Υπόθεση της Αποτελεσματικής Αγοράς.....	σελ. 9

Κεφάλαιο 3 - Υπολογιστική Νοημοσύνη και επίλυση προβλημάτων

3.1 Ορισμός Υπολογιστικής Νοημοσύνης.....	σελ. 11
3.2 Εφαρμογές Υπολογιστικής Νοημοσύνης	σελ. 12
3.3 Εισαγωγή στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	σελ. 13
3.3.1 Εφαρμογές επίλυσης προβλήματος	σελ. 15
3.3.2 Υπολογιστικό μοντέλο ενός νευρώνα.....	σελ. 16
3.3.3 Αρχιτεκτονική ΤΝΔ	σελ. 17
3.3.4 Μάθηση ΤΝΔ.....	σελ. 18

Κεφάλαιο 4 – Περιγραφή Προβλήματος

4.1 Πρόβλημα	σελ. 21
--------------------	---------

Κεφάλαιο 5 – Προηγούμενες Εργασίες προς Επίλυση του Προβλήματος

- 5.1 **Neural network-based prediction of the USD/GBP exchange rate: the utilization of data compression techniques for input dimension reduction** σελ. 23
- 5.2 **Exchange Rate Forecasting with Combined Genetic Algorithms** σελ. 25

Κεφάλαιο 6 – Επεξεργασία και Μελέτη Δεδομένων

- 6.1 **Μια πρώτη σκέψη** σελ. 30
- 6.2 **Πληροφορίες από Ειδικούς** σελ. 34
- 6.3 **Δεδομένα από Ειδικούς** σελ. 35
- 6.4 **Κανονικοποίηση Δεδομένων**..... σελ. 37

Κεφάλαιο 7 – Μοντέλο Υπολογιστικής Νοημοσύνης

- 7.1 **Αφαιρετικό μοντέλο** σελ. 40
- 7.2 **Διάφορες αρχιτεκτονικές**..... σελ. 41
- 7.3 **Συναρτήσεις Μάθησης**..... σελ. 41
- 7.4 **Μοντέλα** σελ. 43
- 7.5 **Διεπαφή με τον χρήστη** σελ. 45

Κεφάλαιο 8 – Αποτελέσματα και ανάλυση τους

- 8.1 **Αποτελέσματα μοντέλων** σελ. 50
- 8.2 **Πιο βαθύς έλεγχος** σελ. 52

Κεφάλαιο 9 – Συμπεράσματα

- 9.1 **Συμπεράσματα (Ελληνικά)**..... σελ. 58
- 9.2 **Conclusion (Αγγλικά)** σελ. 59

Κεφάλαιο 10 – Μελλοντική Εργασία

- 10.1 **Οικονομική ανάλυση** σελ. 61

10.2 Επιστημονική ανάλυση	σελ. 61
--	----------------

Βιβλιογραφία

Κεφάλαιο 1 Εισαγωγή

Ερωτηθείς τι έστιν ελπίς,
« Εγρηγορότος, » είπεν, « ενύπνιον. »

μτφ: Όταν ρωτήθηκε τι είναι ελπίδα;
, είπε «Το όνειρο ενός ξύπνιου»

Αριστοτέλης

1.1 [Εισαγωγή](#)

Για να διευρύνει το πεδίο ανάλυσής της και να απαντήσει σε καίρια προβλήματα στα οποία η μαθηματική ανάλυση αδυνατεί να παρέχει ξεκάθαρες απαντήσεις, η οικονομική επιστήμη ολοένα και πιο συχνά προσφεύγει στη χρήση υπολογιστικών προσεγγίσεων. Προς αυτή την κατεύθυνση έχει συμβάλει καθοριστικά η αυξανόμενη υπολογιστική ισχύς των σύγχρονων υπολογιστών, η σημαντική μείωση του κόστους αποθήκευσης πληροφορίας, η ανάπτυξη των τεχνολογιών βάσεων δεδομένων και η εδραίωση των μαζικά παράλληλων και κατανεμημένων υπολογιστικών συστημάτων. Επίσης εξίσου σημαντική είναι η αναβάθμιση της ποιότητας και της αξιοπιστίας του διαθέσιμου λογισμικού και εργαλείων για την επίλυση προβλημάτων, καθώς επίσης και η διαθεσιμότητα υψηλής ποιότητας και μεγάλης ποσότητας πραγματικών δεδομένων^[25].

Ένας δυναμικά αναπτυσσόμενος κλάδος της υπολογιστικής οικονομικής είναι η Υπολογιστική Νοημοσύνη στην Οικονομική και Χρηματοοικονομική Επιστήμη. Η Υπολογιστική Νοημοσύνη αποτελεί ένα διεπιστημονικό γνωστικό πεδίο που αντλεί έννοιες από πολλές επιστήμες και κυρίως από τα μαθηματικά, τη βιολογία, την πληροφορική και τη μηχανολογία. Σκοπός της ΥΝ είναι να μοντελοποιήσει την ευφυή συμπεριφορά. Να κατασκευάσει δηλαδή υπολογιστικά συστήματα για τα οποία το ρητό: *ο υπολογιστής δε γνωρίζει ποτέ περισσότερα από τον προγραμματιστή*, δεν αληθεύει.

Για την επίτευξη νοήμονος συμπεριφοράς, είναι πρώτα απαραίτητος ο ορισμός της νοημοσύνης. Παρά τη μακρά ιστορία της ανθρώπινης ενασχόλησης με το πρόβλημα ορισμού της νοημοσύνης, μέχρι σήμερα δεν υπάρχει ένας καθολικά αποδεκτός ορισμός. Αντιθέτως, οι ορισμοί που έχουν προταθεί είναι τόσοι πολλοί που σύμφωνα με τον Sternberg: "Θεωρώντας τους στενά, υπάρχουν τόσοι ορισμοί της νοημοσύνης όσοι περίπου είναι και οι ειδικοί που καλούνται να την ορίσουν"^[27]. Ένας ορισμός της νοημοσύνης που αντικατοπτρίζει την προσέγγιση που υιοθετείται στο χώρο της ΥΝ έχει προταθεί από τον Fogel^[11]:

Νοημοσύνη είναι η ικανότητα ενός συστήματος λήψης αποφάσεων να προσαρμόζει τη συμπεριφορά του ώστε να επιτυγχάνει τους στόχους του σε ένα εύρος περιβαλλόντων.

Σύμφωνα με τον Fogel ένας ορισμός δεν είναι σωστός ή λάθος αλλά χρήσιμος ή άχρηστος. Ο παραπάνω ορισμός της νοημοσύνης είναι χρήσιμος γιατί οδηγεί στην κατασκευή αλγορίθμων που δημιουργούν έξυπνες μηχανές μιμούμενοι τις προσαρμοστικές διαδικασίες που απαντώνται στη φύση. Ορίζοντας τη νοημοσύνη κατά αυτό τον τρόπο, η ΥΝ μπορεί να οριστεί ως:

Η μεθοδολογία που περιλαμβάνει υπολογισμούς που επιδεικνύουν την ικανότητα να μαθαίνουν και/ή να αντιμετωπίζουν νέες καταστάσεις ώστε να αντιλαμβανόμαστε ότι το σύστημα διαθέτει μία ή παραπάνω ιδιότητες της λογικής, όπως η γενίκευση, η ανακάλυψη, η συσχέτιση και η αφαίρεση.

Τα συστήματα ΥΝ περιλαμβάνουν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, τα ασαφή συστήματα, τους εξελικτικούς αλγόριθμους, τους αλγόριθμους νοημοσύνης σμηνών καθώς και υβριδικά συστήματα που προκύπτουν από αυτά. Οι μέθοδοι ΥΝ είναι τυπικά σχεδιασμένες για να μιμούνται συγκεκριμένες πτυχές της νοημοσύνης που παρατηρείται σε βιολογικά συστήματα, όπως η λειτουργία του εγκεφάλου, η εξέλιξη των ειδών και η κοινωνική συμπεριφορά πληθυσμών. Ένα

κεντρικό χαρακτηριστικό των μεθόδων ΥΝ είναι το γεγονός ότι αποτελούνται από ένα δυνητικά πολύ μεγάλο αριθμό δομικών στοιχείων, καθένα εκ των οποίων εκτελεί ιδιαίτερα απλούς υπολογισμούς. Τα δομικά στοιχεία των μεθόδων, π.χ. ένας μεμονωμένος τεχνητός νευρώνας ενός δικτύου ή ένα άτομο ενός εξελικτικού αλγορίθμου, επιδεικνύουν λίγη, ή και καμία νοημοσύνη. Η νοημοσύνη προκύπτει από την αλληλεπίδραση μεταξύ των υπολογισμών που λαμβάνουν χώρα στα δομικά στοιχεία και επομένως χαρακτηρίζει το σύνολο και όχι τα μεμονωμένα στοιχεία. Όπως χαρακτηριστικά αναφέρει ο Fogel η νοημοσύνη απαιτεί ένα απόθεμα γνώσης και μηχανισμούς προσαρμογής της γνώσης σε ένα μεταβαλλόμενο περιβάλλον. Ο κάτοχος της γνώσης εξαρτάται από το υπό μελέτη σύστημα, σε ένα βιολογικό είδος είναι η γονιδιακή πιασίνα, σε μια κοινωνική ομάδα ο πολιτισμός και στον άνθρωπο ο εγκέφαλος^[11].

Η υπόθεση του ορθολογισμού και η αντιμετώπιση αυτής με υπολογιστικές προσεγγίσεις γενικότερα και μέσω της ΥΝ ειδικότερα, σχετίζεται άμεσα και με το πεδίο της χρηματοοικονομικής. Η ορθολογικότητα αποτελεί αναγκαία προϋπόθεση για την εγκυρότητα της *υπόθεσης των αποτελεσματικών αγορών*. Σε αυτή τη θεμελιώδη υπόθεση στηρίζεται ένα σημαντικό μέρος της σύγχρονης χρηματοοικονομικής θεωρίας. Συνοπτικά η υπόθεση αυτή επιβάλλει ότι το σύνολο της διαθέσιμης πληροφορίας σε μια αγορά κεφαλαίου αντικατοπτρίζεται στις τιμές που επικρατούν σε αυτή. Κατά συνέπεια η μελλοντική εξέλιξη των τιμών δεν είναι προβλέψιμη και δεν υπάρχουν περιθώρια υπέρμετρου κέρδους^[10]. Ανάμεσα στις προϋποθέσεις που πρέπει να ικανοποιούνται για να ισχύει αυτή η υπόθεση είναι ότι όλοι οι επενδυτές σε κάθε αγορά κεφαλαίου είναι απόλυτα ορθολογικοί (δηλαδή χρησιμοποιούν όλη τη διαθέσιμη πληροφορία και βασίζονται στις εξισώσεις που προτείνει η οικονομική θεωρία για το σχηματισμό των προσδοκιών τους) και έχουν ομοιογενείς προσδοκίες σχετικά με τις μελλοντικές τιμές. Σε απόλυτη αντίθεση με αυτή την θεώρηση, οι ίδιοι οι συμμετέχοντες σε αυτές τις αγορές υποστηρίζουν ότι υπάρχουν περιθώρια κερδοσκοπίας. Πολλοί εξ αυτών πιστεύουν ότι οι τεχνικοί κανόνες είναι κερδοφόροι, ότι υπάρχει *ψυχολογία* της αγοράς, και ότι η συμπεριφορά της αγέλης (herd behavior), χωρίς να σχετίζεται με οικονομικά νέα, μπορεί να προκαλέσει χρηματιστηριακές φυσαλίδες και κατάρρευση των τιμών. Η

σημαντικότερη απόκλιση ίσως μεταξύ των τυπικών υποθέσεων της θεωρίας και της πραγματικότητας είναι η ομοιογένεια των επενδυτών που συμμετέχουν στις αγορές. Αν ίσχυε στην πράξη αυτή η υπόθεση δε θα υπήρχε κανένα κίνητρο για συναλλαγή και επομένως δεν θα υπήρχαν αυτές οι αγορές.

Η μοντελοποίηση συστημάτων που αφορούν πραγματικές διεργασίες είναι ένα δύσκολο έργο, αφού είναι συστήματα τα οποία συχνά χαρακτηρίζονται από υψηλές διαστάσεις και μεγάλο θόρυβο. Χρηματοοικονομικά συστήματα εν γένει, ανήκουν σε αυτήν την κατηγορία και πολλοί ερευνητές έχουν διερευνήσει τη δυνατότητα ανάπτυξης χρήσιμων μοντέλων. Το μοντέλο του χρηματοπιστωτικού συστήματος, όπως το χρηματιστήριο ή η συναλλαγματική ισοτιμία μπορεί να χρησιμοποιηθεί από τον έμπορο για εργασίες πρόβλεψης, προκειμένου να αυξηθεί η αποδοτικότητα των συναλλαγών.

1.2 [Συντομογραφίες – Ακρώνυμα](#)

MLP – MultiLayer Perceptron

ΓΑ – Γενετικοί Αλγόριθμοι

ΥΝ – Υπολογιστική Νοημοσύνη

EUR – Ευρώ

USD – Δολάριο Ηνωμένων Πολιτειών Αμερικής

ΗΠΑ – Ηνωμένες Πολιτείες Αμερικής

ΤΝΔ – Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

M&P – McCulloch και Pitts

ΑΥΑ – Αποτελεσματική Υπόθεση της Αγοράς

ΗΒ – Ηνωμένο Βασίλειο

Κεφάλαιο 2 Γνωσιολογικό Υπόβαθρο

2.1 [Νευρωνικά Δίκτυα](#)

Τα Νευρωνικά δίκτυα, έγιναν ευρέως γνωστά το 1950, ενώ είχαν αναπτυχθεί περαιτέρω το 1980. Ο Donald Hebb έκανε μια από τις πρώτες υποθέσεις για έναν μηχανισμό της νευρικής πλαστικότητας (π.χ. εκπαίδευση), Hebbian learning^[14]. Η προηγούμενη θεωρείται ως τυπικός κανόνας μάθησης χωρίς επίβλεψη. Ένα νευρωνικό δίκτυο μιμείται τον ανθρώπινο εγκέφαλο και αντιπροσωπεύει ένα υπολογιστικό μηχανισμό που βασίζεται σε ένα απλουστευμένο μαθηματικό μοντέλο των perceptrons (νευρώνες) και σημάτων που μεταφέρουν. Επίσης, ονομάζεται και ως ένα κύκλωμα διασυνδεδεμένων νευρώνων. Στην περίπτωση βιολογικών νευρώνων, πρόκειται για ένα τμήμα νευρικού ιστού. Ενώ στην περίπτωση τεχνητών νευρώνων, πρόκειται για ένα αφηρημένο αλγοριθμικό κατασκευάσμα το οποίο εμπίπτει στον τομέα της υπολογιστικής νοημοσύνης, όταν στόχος του νευρωνικού δικτύου είναι η επίλυση κάποιου υπολογιστικού προβλήματος, ή της υπολογιστικής νευροεπιστήμης, όταν στόχος είναι η υπολογιστική προσομοίωση της λειτουργίας των βιολογικών νευρωνικών δικτύων με βάση κάποιο μαθηματικό μοντέλο τους.

2.2 [Γενετικοί Αλγόριθμοι](#)

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι (Holland 1975, 1992) είναι μια κλάση αλγορίθμων αναζήτησης και βελτιστοποίησης που βασίζονται στην αρχή της εξέλιξης των ειδών. Είναι μέρος των εξελικτικών αλγορίθμων, οι οποίοι είναι μια ταχέως εξελισσόμενη περιοχή της Τεχνητής Νοημοσύνης. Η θεωρία της Εξέλιξης των Ειδών που αναπτύχθηκε από τον Δαρβίνο στα μέσα του περασμένου αιώνα, προκάλεσε μεγάλη αναστάτωση, αφού ερχόταν σε σύγκρουση με τις επικρατούσες θρησκευτικές αντιλήψεις περί προέλευσης της ζωής. Σκοπός της θεωρίας αυτής είναι να δώσει μια εξήγηση για το φαινόμενο της ζωής, την

προέλευσή της και τις βασικές λειτουργίες της. Τα κυριότερα σημεία της, ερμηνεύουν τον τρόπο λειτουργίας των Εξελικτικών Αλγορίθμων. Είναι γενικής χρήσης αλγόριθμοι αναζήτησης που βασίζονται στις αρχές της εξέλιξης που παρατηρούνται στην φύση και γίνονται όλο και περισσότερο γνωστοί χάριν της ικανότητας τους να λύνουν δύσκολα προβλήματα. Οι ΓΑ είναι σε θέση να βρίσκουν γρήγορα και να αναπτύσσουν ένα είδος το οποίο είναι κοντά στο επιθυμητό αποτέλεσμα. Ακόμη, χαρακτηρίζονται από την απλότητα και την κομψότητά τους ως γεροί αλγόριθμοι αναζήτησης, καθώς επίσης και από τη δύναμή τους να ανακαλύψουν γρήγορα τις καλές λύσεις μεγάλης διάστασης προβλημάτων. Οι ΓΑ είναι χρήσιμοι και αποδοτικοί όταν το διάστημα αναζήτησης είναι μεγάλο, σύνθετο ή ανεπαρκώς κατανοητό, η γνώση περιοχών είναι λιγοστή ή η ειδική γνώση είναι δύσκολο να κωδικοποιηθεί ώστε, να περιοριστεί στο διάστημα αναζήτησης, καμία μαθηματική ανάλυση δεν είναι διαθέσιμη και οι παραδοσιακές μέθοδοι αναζήτησης αποτυγχάνουν.

2.3. [Μετάθεση Χρονοσειρών](#)

Η αναφερόμενη τεχνική παίρνει μια υπάρχουσα σειρά στοιχείων $x_{t-n}, \dots, x_{t-2}, x_{t-1}, x_t$ και κάνει προβλέψεις των τιμών $x_{t+1}, x_{t+2}, \dots$ των δεδομένων. Ο στόχος είναι να παρατηρήσουμε ή/και να μοντελοποιήσουμε τις υπάρχων σειρές δεδομένων έτσι ώστε να μας επιτραπεί η πρόβλεψη μελλοντικών αβέβαιων τιμών των δεδομένων με ακρίβεια. Παραδείγματα για εφαρμογή αυτής της τεχνικής είναι οι οικονομικές σειρές δεδομένων όπως μετοχές, δείκτες, ισοτιμία κ.α., φυσικά φαινόμενα (ηλιακές κηλίδες, καιρός κ.α.), καθώς μεταξύ και άλλων μαθηματικών δεδομένων (ακολουθία Φιμπονάτσι, ολοκληρώματα διαφορικών εξισώσεων κ.α.). Η φράση «χρονοσειρές» αναφέρεται γενικά σε κάθε σειρά δεδομένων, έστω και αν τα δεδομένα δεν εξαρτώνται από μια ορισμένη χρονική διακύμανση. Καθ' όλη τη βιβλιογραφία, έχουν εφαρμοστεί πολλές τεχνικές για την πρόβλεψη των χρονοσειρών.

2.4 Διεθνής Οικονομία

Από την στιγμή που υπάρχει αλληλεπίδραση μεταξύ των κρατών, ανταλλαγή αγαθών και υπηρεσιών ισχύει και η έννοια της διεθνούς οικονομίας. Οι κανόνες της ελεύθερης αγοράς των ελεύθερα διακινούμενων προϊόντων στην Ευρωπαϊκή Ένωση αλλά και οι εξαγωγικές σχέσεις που επικρατούν ανά την υφήλιο καθιστούν την οικονομία διεθνή παράγοντα στις σχέσεις μεταξύ των κρατών. Επιπλέον, η άμεση επίδραση στις οικονομίες των κρατών επέρχεται από το γεγονός της ύπαρξης των διαφόρων νομισμάτων των χωρών ανά τον κόσμο. Το γεγονός και μόνο ότι εμπορεύονται νομίσματα και επηρεάζονται οι αξίες των εξαγόμενων αγαθών επιδρά άμεσα στις οικονομίες των κρατών. Για να δώσουμε ένα παράδειγμα στην κατανόηση αυτού του μηχανισμού μπορούμε να συγκρίνουμε την εξαγωγική ικανότητα των Η.Π.Α. όταν το δολάριο είναι ασθενές έναντι του Ευρώ και όταν είναι ισχυρό. Ένα ασθενές δολάριο κάνει τα εξαγόμενα προϊόντα περισσότερο ελκυστικά, ενώ ένα ισχυρό δολάριο αποθαρρύνει τις εξαγωγές και συνεπώς αυξάνει τις εισαγωγές.

2.5 Συναλλαγματική Ισοτιμία

Συναλλαγματική ισοτιμία είναι η τιμή στην οποία ανταλλάσσονται δύο εθνικά νομίσματα στην διεθνή αγορά συναλλάγματος, δηλαδή η ποσότητα ενός νομίσματος που απαιτείται για την αγορά μίας μονάδος ενός άλλου νομίσματος.

Παράδειγμα:

Μία ισοτιμία €/ \$ 0,80 σημαίνει ότι χρειάζεται 1\$ για να αγοραστεί 0,80€.

Η μεγάλη μεταβλητότητα των συναλλαγματικών ισοτιμιών επηρεάζει τις εθνικές οικονομίες γιατί οι αυξομειώσεις των τιμών ενός νομίσματος διαμορφώνουν την ανταγωνιστικότητα των προϊόντων τους και τελικά την οικονομική δραστηριότητα. Πιο αναλυτικά, η ανατίμηση ενός νομίσματος αποδυναμώνει τις εξαγωγές και την παραγωγή γιατί μειώνεται η διεθνής ανταγωνιστικότητα της συγκεκριμένης

χώρας, ενώ η υποτίμηση ενισχύει τον πληθωρισμό (εισαγόμενο) αφού οι εισαγωγές γίνονται ακριβότερες και οι εξαγωγές φθηνότερες.

2.6 Νόμισμα Ευρώ

Το ευρώ (EUR, €) είναι το ενιαίο επίσημο νόμισμα της Ευρωζώνης. των χωρών της Ευρωπαϊκής Ένωσης. Εισήχθη την 1η Ιανουαρίου 1999 και έγινε το νόμισμα περισσότερων από 300 εκατομμυρίων ανθρώπων στην Ευρώπη. Τα τρία πρώτα χρόνια ήταν ένα άυλο νόμισμα, το οποίο χρησιμοποιούνταν μόνο για λογιστικούς σκοπούς, π.χ. στις ηλεκτρονικές πληρωμές. Τα τραπεζογραμμάτια και τα κέρματα ευρώ, τέθηκαν σε κυκλοφορία μόλις την 1η Ιανουαρίου 2002 και αντικατέστησαν τα τραπεζογραμμάτια και τα κέρματα των εθνικών νομισμάτων σε δώδεκα χώρες.

Σήμερα, είναι το επίσημο νόμισμα σε 17 από τα 27 κράτη μέλη της Ευρωπαϊκής Ένωσης, συμπεριλαμβανομένων υπερπόντιων διαμερισμάτων, εδαφών και νησιών τα οποία είτε αποτελούν μέρος κάποιας χώρας της ζώνης του ευρώ είτε συνδέονται με αυτή. Οι χώρες που έχουν υιοθετήσει το Ευρώ απαρτίζουν τη ζώνη του ευρώ ή Ευρωζώνη. Υπεύθυνη για την νομισματική πολιτική στην Ευρωζώνη είναι η Ευρωπαϊκή Κεντρική Τράπεζα.

Μέλη της Ευρωζώνης είναι η Αυστρία, το Βέλγιο, η Γαλλία, η Γερμανία, η Ελλάδα, η Εσθονία, η Ιρλανδία, η Ισπανία, η Ιταλία, η Κύπρος, το Λουξεμβούργο, η Μάλτα, η Ολλανδία, η Πορτογαλία, η Σλοβακία, η Σλοβενία και η Φινλανδία. Το Μονακό, ο Άγιος Μαρίνος και η Πόλη του Βατικανού χρησιμοποιούν επίσης το ευρώ βάσει επίσημης συμφωνίας με την Ευρωπαϊκή Ένωση και κόβουν δικά τους κέρματα ευρώ. Η Ανδόρρα, το Μαυροβούνιο και το Κόσσοβο χρησιμοποιούν επίσης το ευρώ χωρίς επίσημη συμφωνία. Το ευρώ είναι υποχρεωμένες να υιοθετήσουν, μόλις θα πληρούν τα κριτήρια, οι Βουλγαρία, Λεττονία, Λιθουανία, Ουγγαρία, Πολωνία, Ρουμανία, Σουηδία και Τσεχία.

Τα πιο πάνω καταδεικνύουν πόσο σημαντικό για τον κόσμο ευρύτερα είναι το επίσημο νόμισμα της Ευρωπαϊκής Ένωσης.

2.7 [Νόμισμα Δολάριο ΗΠΑ](#)

Το δολάριο ΗΠΑ είναι το νόμισμα των Ηνωμένων Πολιτειών Αμερικής. Η ονομασία του προέρχεται από το ισπανικό δολάριο (νόμισμα των οκτώ ρεαλίων, στα ισπανικά reales), το οποίο με την σειρά του είχε λάβει το όνομά του πιθανώς από το παλαιό γερμανικό νόμισμα Τάλερ (στα γερμανικά Thaler).

Σε κανονική κυκλοφορία υπάρχουν κέρματα με ονομαστική αξία 1¢ (Cent, επίσης γνωστό ως Penny), 5¢ (Nickel), 10¢ (Dime), 25¢ (επισήμως «τέταρτο του δολαρίου», Quarter Dollar, ή απλά Quarter στην καθομιλουμένη), 50¢ (μισό δολάριο, half dollar· σπάνιο) και \$1 (δολάριο, dollar· σπάνιο).

Επίσης κυκλοφορούν χαρτονομίσματα των \$1, \$2 (σπάνιο), \$5, \$10, \$20, \$50 και \$100. Εκτός των ΗΠΑ, το αμερικανικό δολάριο είναι επίσημο νόμισμα και του Ισημερινού (από το 2000), του Ελ Σαλβαδόρ (2001) και του Ανατολικού Τιμόρ (2000).

Το δολάριο ΗΠΑ χρησιμοποιείται ευρέως ως αποθεματικό νόμισμα από πολλές Κεντρικές Τράπεζες του κόσμου. Συνολικά 10 χώρες και εδάφη χρησιμοποιούν ανεπίσημα το δολάριο ΗΠΑ ως νόμισμα, το Ανατολικό Τιμόρ, οι Βερμούδες (μαζί με το Δολάριο Βερμούδων), οι Βρετανικές Παρθένοι Νήσοι, το Ελ Σαλβαδόρ, ο Ισημερινός, οι Νήσοι Μάρσαλ, οι Ομόσπονδες Πολιτείες Μικρονησίας, το Παλάου, ο Παναμάς και το Τερκς και Κέικος.

2.8 [Υπόθεση της Αποτελεσματικής Αγοράς](#)

Η Υπόθεση της Αποτελεσματικής Αγοράς είναι μια από τις κεντρικές υποθέσεις στο χώρο των χρηματοοικονομικών και πιο συγκεκριμένα στις θεωρίες λειτουργίας των αγορών κεφαλαίου. Η προέλευση της ΥΑΑ αποδίδεται στην πρωτοποριακή

θεωρητική εργασία του Bachelier το 1900, ενώ η πρώτη εμπειρική μελέτη της ΥΑΑ πραγματοποιήθηκε από τον Cowles το 1933^[6]. Η ΥΑΑ επικεντρώνεται στην αποτελεσματικότητα διάδοσης της πληροφορίας που επιτυγχάνεται από το σύστημα τιμών στις αγορές κεφαλαίου. Η θεώρηση του συστήματος τιμών σαν ένα μέσο για τη διάδοση οικονομικά χρήσιμης πληροφορίας εκφράστηκε πρώτα από τον Hayek^[13].

Στο χρηματοοικονομικό τομέα, η αποτελεσματική υπόθεση της αγοράς υποστηρίζει ότι οι χρηματοπιστωτικές αγορές είναι «πληροφοριακά αποτελεσματικές». Κατά συνέπεια αυτού, δεν μπορεί κανείς να επιτύχει με συνέπεια αποδόσεις άνω του μέσου όρου των αποδόσεων της αγοράς στην εκτίμηση του κινδύνου σταθμισμένης βάσης, λαμβάνοντας υπόψη τις διαθέσιμες πληροφορίες κατά τη στιγμή που γίνεται η επένδυση.

Υπάρχουν τρεις σημαντικές μορφές της υπόθεσης: αδύναμη, ημι-ισχυρή και ισχυρή.

Η *αδύναμη μορφή* της ΥΑΑ θεωρεί ότι στο σύνολο φ περιέχεται όλη η ιστορική πληροφορία όπως η ιστορία των τιμών και των αποδόσεων, ο όγκος συναλλαγών καθώς και οι τιμές των διαφόρων τεχνικών δεικτών.

Η *ημι-ισχυρή μορφή* της ΥΑΑ θεωρεί ότι η δημόσια διαθέσιμη πληροφορία (publicly available information) περιλαμβάνεται στο φ . Με τον όρο δημόσια διαθέσιμη πληροφορία εννοείται η πληροφορία που είναι διαθέσιμη σε όλους τους επενδυτές και περιλαμβάνει στοιχεία όπως ο πληθωρισμός, τα επιτόκια, το εθνικό εισόδημα, η ανεργία (και αντίστοιχα για το χρηματιστήριο: τα κέρδη, οι πωλήσεις, τα μερίσματα).

Η *ισχυρή μορφή* της ΥΑΑ υποθέτει ότι το σύνολο φ περιέχει όλη την πληροφορία που είναι γνωστή σε οποιονδήποτε συμμετέχοντα στην αγορά.

Κεφάλαιο 3 - Υπολογιστική Νοημοσύνη και επίλυση προβλημάτων

3.1 [Ορισμός Υπολογιστικής Νοημοσύνης](#)

Το 1950 ο Alan Turing εξέφρασε την υπόθεση ότι μπορούν να αναπτυχθούν υπολογιστές που θα μιμούνται την λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου^[23]. Η υπόθεση αυτή υπονοεί ότι οποιαδήποτε λογική σκέψη μπορεί να πραγματοποιηθεί σε έναν αρκετά μεγάλο ντετερμινιστικό υπολογιστή. Η υπόθεση του Turing παραμένει ακόμη ένα όραμα, ωστόσο έχει εμπνεύσει τεράστια ερευνητική προσπάθεια προκειμένου οι υπολογιστές να παρουσιάσουν χαρακτηριστικά νοημοσύνης. Παρότι δεν υπάρχει κοινά αποδεκτός ορισμός, η ΥΝ μπορεί να θεωρηθεί ως η μελέτη των προσαρμοσίμων μηχανισμών που κάνουν δυνατή την ευφυή συμπεριφορά ενός συστήματος σε ένα πολύπλοκο και μεταβαλλόμενο περιβάλλον.^[8,9] Υπολογιστική Νοημοσύνη είναι ένα σύνολο εμπνευσμένων από την φύση υπολογιστικών μεθοδολογιών και προσεγγίσεων για την αντιμετώπιση πολύπλοκων προβλημάτων του πραγματικού κόσμου, στον οποίο παραδοσιακές μεθοδολογίες και προσεγγίσεις είναι αναποτελεσματικές ή ανέφικτες. Περιλαμβάνει κυρίως Νευρωνικά Δίκτυα, Ασαφή Λογική και Εξελικτικής Υπολογιστικής(π.χ. ΓΑ).

Το χαρακτηριστικό της νοημοσύνης αποδίδεται συνήθως στον άνθρωπο. Τα τελευταία χρόνια, πολλά προϊόντα και είδη ισχυρίζονται να είναι «έξυπνα». Η Νοημοσύνη είναι άμεσα συνδεδεμένη με το συλλογισμό και λήψη αποφάσεων. Η Ασαφής Λογική, εισήχθη το 1965 από τον καθηγητή LA Zadeh^[24], ως εργαλείο για την τυποποίηση και αντιπροσώπευση της διαδικασίας συλλογισμού και των συστημάτων ασαφούς λογικής που βασίζονται στην ασαφή λογική και διαθέτουν πολλά χαρακτηριστικά που δόθηκαν στη νοημοσύνη. Η Ασαφής Λογική, ασχολείται αποτελεσματικά με την αβεβαιότητα που είναι κοινή για την ανθρώπινη λογική, την αντίληψη και το συμπέρασμα και σε αντίθεση με ορισμένες παρανοήσεις, έχει ένα πολύ τυπικό και αυστηρό μαθηματικό υπόβαθρο. Η

Εξελικτική Υπολογιστική, εισήχθη από τον J. Holland^[15] το 1970 και έγινε πιο δημοφιλής το 1990. Μιμείται την εξέλιξη των γενεών μέσω της σεξουαλικής αναπαραγωγής των γενεών. Παράδειγμα αυτού είναι οι Γενετικοί Αλγόριθμοι που αναφέρονται πιο πάνω στο τμήμα 2.2.

3.2 [Εφαρμογές Υπολογιστική Νοημοσύνης](#)

Τις τελευταίες δεκαετίες, ο κλάδος της υπολογιστικής νοημοσύνης έχει παρουσιάσει μεγάλη εξέλιξη και οι μέθοδοι του έχουν εφαρμοστεί με μεγάλη επιτυχία σε προβλήματα προερχόμενα από διαφορετικούς επιστημονικούς τομείς όπως η ιατρική, η μηχανική, η οικονομική κ.ά. Στα πλεονεκτήματα των μεθόδων υπολογιστικής νοημοσύνης συγκαταλέγεται ότι είναι σχετικά απλές στην εφαρμογή τους, ότι είναι αυτοματοποιημένες σε μεγάλο βαθμό και το σημαντικότερο ότι δεν απαιτούν «καλές μαθηματικές» ιδιότητες από το προς την λύση πρόβλημα γεγονός που τις καθιστά κατάλληλες για επίλυση προβλημάτων που προέρχονται από πραγματικές εφαρμογές.

Μερικές εφαρμογές της υπολογιστικής νοημοσύνης είναι οι εξής:

- Λήψη αποφάσεων σε περιβάλλον αβεβαιότητας
- Κόστος κύκλου ζωής
- Χρεολύσιο (ισόποση δόση που καταβάλλεται προς τμηματική εξόφληση δανείου)
- Τιμολόγηση αγαθών και υπηρεσιών
- Επιλογή προμηθευτή αγαθών
- Πρόβλεψη ζήτησης αγαθών και άλλων μεγεθών
- Αξιολόγηση διεργασιών και εξοπλισμού
- Χρονοπρογραμματισμός εργασιών και υπηρεσιών
- Προγραμματισμός παραγωγής
- Απόδοση επαίνου
- Αλγόριθμοι δρομολόγησης (fleet routing)

3.3 [Εισαγωγή στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα](#)

Πιο κάτω θα αναφερθώ στις έννοιες των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων, των μεθόδων μάθησης. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος έχει την ικανότητα να μαθαίνει, να απομνημονεύει και να γενικεύει, στοιχεία που οδήγησαν σε έρευνα για την αλγοριθμική μοντελοποίηση των βιολογικών νευρωνικών συστημάτων.

Υπολογίζεται ότι υπάρχουν 80 με 120 δισεκατομμύρια νευρώνες στον ανθρώπινο εγκέφαλο με περίπου 100 τρισεκατομμύρια συνάψεις. Προς το παρόν θεωρείται αδύνατο να μοντελοποιηθεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος. Αυτό όμως που έχει γίνει μέχρι τώρα είναι η μοντελοποίηση μικρών ΤΝΔ, με στόχο την επίλυση συγκεκριμένων προβλημάτων.

Τα βασικά δομικά στοιχεία των βιολογικών νευρικών συστημάτων είναι τα νευρωνικά κύτταρα που ονομάζονται νευρώνες. Ο νευρώνας είναι ένα κύτταρο με μοναδική δομή από το οποίο ξεκινά ένα σύνθετο δίκτυο διακλαδώσεων ή δενδρίτων και μια νευρική ίνα που είναι γνωστή ως νευράξονας ή νευρίτης. Οι δενδρίτες είναι κυριολεκτικά «φορτωμένοι» με αναρίθμητους επιφανειακούς «υποδοχείς» που λαμβάνουν εισερχόμενα μηνύματα από άλλους νευρώνες. Τα μηνύματα διατρέχουν τους δενδρικούς κλάδους για να καταλήξουν στο κυτταρικό σώμα, όπου πραγματοποιείται η επεξεργασία των πληροφοριών και στη συνέχεια μεταφέρονται στο νευράξονα για να διαβιβαστούν σε άλλους νευρώνες μέσω των δενδρικών συνδέσεων. Στο τέλος της απόληξης του νευράξονα υπάρχει ένας αποθηκευτικός σταθμός με μικροσκοπικούς σάκους που περιέχουν χημικές ενώσεις που ονομάζονται νευροδιαβιβαστές. Καθώς απελευθερώνονται οι νευροδιαβιβαστές, τα μηνύματα περνούν αστραπιαία μέσω των συνάψεων στο τέλος του νευράξονα ενός κυττάρου, σε συγκεκριμένους υποδοχείς στο άλλο κύτταρο. Αυτές οι συνάψεις αποτελούν τα κέντρα διαβίβασης μηνυμάτων των επιχειρήσεων των νευρώνων, δηλαδή ο τρόπος επικοινωνίας τους ^[18].

Ένας τεχνητός νευρώνας είναι μοντέλο βιολογικού νευρώνα ο οποίος λαμβάνει σήματα από το περιβάλλον ή άλλους τεχνητούς νευρώνες. Τα εισερχόμενα σήματα είτε περιορίζονται, είτε αυξάνονται μέσω αρνητικών ή θετικών αριθμητικών

βαρών που συσχετίζονται με κάθε σύνδεση προς το τεχνητό νευρώνα. Η πυροδότηση ενός τεχνητού νευρώνα και η ισχύς του εξερχόμενου σήματος ελέγχονται μέσω μιας συνάρτησης που καλείται συνάρτηση ενεργοποίησης. Ο τεχνητός νευρώνας συγκεντρώνει όλα τα εισερχόμενα σήματα και υπολογίζει το εισερχόμενο σήμα του δικτύου ως συνάρτηση των αντίστοιχων βαρών. Το σήμα του δικτύου είναι η είσοδος της συνάρτησης ενεργοποίησης από την οποία υπολογίζεται το σήμα εξόδου του τεχνητού νευρώνα.

Ένα ΤΝΔ είναι ένα διαστρωματομένο δίκτυο τεχνητών νευρώνων, αποτελούμενο από ένα στρώμα εισόδου, κρυφά στρώματα και ένα στρώμα εξόδου. Οι τεχνητοί νευρώνες ενός στρώματος συνδέονται πλήρως ή μερικώς με τους νευρώνες του επόμενου στρώματος. Είναι επίσης δυνατή η ανάδραση, η σύνδεση δηλαδή προς τα προηγούμενα στρώματα.

Μερικοί τύποι ΤΝΔ:

1. Μονοστρωματικά, π.χ. Hopfield^[16], Perceptron
2. Πολυστρωματικά εμπρόσθιας τροφοδότησης, π.χ. Back-Propagation
3. Επαναλαμβανόμενα, recurrent, π.χ. Elman, Jordan
4. Δίκτυα χρονικής υστέρησης (time-delay)
5. Αυτό-οργανωμένα δίκτυα, π.χ. Kohonen^[20]
6. Radial Basis Function δίκτυο^[3]

Από μαθηματική σκοπιά ένα ΤΝΔ είναι η υλοποίηση μιας γραμμικής απεικόνισης από το χώρο $\mathbb{R}^I$ στον $\mathbb{R}^K$, $F: \mathbb{R}^I \mapsto \mathbb{R}^K$, όπου τα I, K είναι διαστάσεις του χώρου εισόδου και εξόδου αντίστοιχα. Η συνάρτηση F είναι συνήθως μια πολύπλοκη συνάρτηση ενός συνόλου μη γραμμικών συναρτήσεων, μια για κάθε νευρώνα του νευρωνικού δικτύου.

Όπως συνηθίζει ο καθηγητής Χρίστος Σχίζας να το περιγράφει είναι ένα μαύρο κουτί όπου δέχεται κάποια είσοδο και βγάζει ένα αποτέλεσμα σαν έξοδο.



Σχήμα 3.1

3.3.1 [Εφαρμογές επίλυσης προβλήματος](#)

Οι τύποι ΤΝΔ που έχουν αναφερθεί πιο πάνω στο σημείο 3.3 έχουν χρησιμοποιηθεί σε ένα μεγάλο εύρος εφαρμογών, παρουσιάζοντας αποτελεσματικά και αποδοτικά την επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων. Μερικές εφαρμογές είναι οι ακόλουθες:

1. Ομαδοποίηση, γενίκευση και πρόβλεψη προτύπων
2. Συσχέτιση προτύπων, εύρεση πανομοιότυπων ήδη γνωστών στο δίκτυο προτύπων
3. Συμπλήρωση προτύπων, συμπλήρωση σημείων σε δοθέντος πρότυπο βάσει άλλων που είχε μάθει το δίκτυο
4. Βελτιστοποίηση, εύρεση βέλτιστων τιμών δοθέντων παραμέτρων και αποτελέσματος
5. Έλεγχος, προτείνεται η κατάλληλη ενέργεια βάση ενός δοθέντος προτύπου
6. Προσέγγιση συναρτήσεων και μοντελοποίηση χρονοσειρών, εκμάθηση των συναρτησιακών σχέσεων μεταξύ των προτύπων εισόδου και των επιθυμητών προτύπων εξόδου
7. Εξόρυξη δεδομένων, ανακάλυψη γνώσης

3.3.2 Υπολογιστικό μοντέλο ενός Νευρώνα

Οι McCulloch και Pitts ^[21] πρότειναν ένα δυαδικό κατώφλι ως υπολογιστικό μοντέλο για ένα νευρώνα. Αυτός ο μαθηματικός νευρώνας υπολογίζει ένα άθροισμα με βάρη των n σημάτων εισόδου, $x_j, j = 1, 2, \dots, n$ και παράγει μια έξοδο $y = 1$ αν το άθροισμα είναι μεγαλύτερο από ένα συγκεκριμένο κατώφλι th , και μια έξοδο $y = 0$ διαφορετικά. Δηλαδή, η έξοδος του νευρώνα είναι

$$y = \theta \left(\sum_{j=1}^n w_j x_j - th \right),$$

όπου $\theta(\)$ είναι συνάρτηση κατώφλι και w_j είναι το βάρος σύναψης

που σχετίζεται με την j -οστή είσοδο. Συνήθως, το κατώφλι th θεωρείται ως ένα επιπλέον βάρος $w_0 = -th$, το οποίο καθορίζεται σαν σταθερή είσοδος σε νευρώνα με $x_0 = 1$. Οι McCulloch και Pitts απέδειξαν ότι με κατάλληλα επιλεγμένα βάρη μια σύγχρονη ρύθμιση τέτοιων νευρώνων είναι ικανή για καθολικό υπολογισμό. Ωστόσο, το μοντέλο των προαναφερθέντων περιέχει κάποιες από τις κάτω υποθέσεις, που το διαφοροποιούν από την πραγματική συμπεριφορά του βιολογικού νευρώνα:

1. Η έξοδος των βιολογικών νευρώνων είναι μια μη γραμμική συνάρτηση των εισόδων τους
2. Η έξοδος των βιολογικών νευρώνων είναι μια σειρά παλμών και όχι μια απλή τιμή εξόδου
3. Οι βιολογικοί νευρώνες ενημερώνονται ασύγχρονα, σε αντίθεση με το μοντέλο των M&P

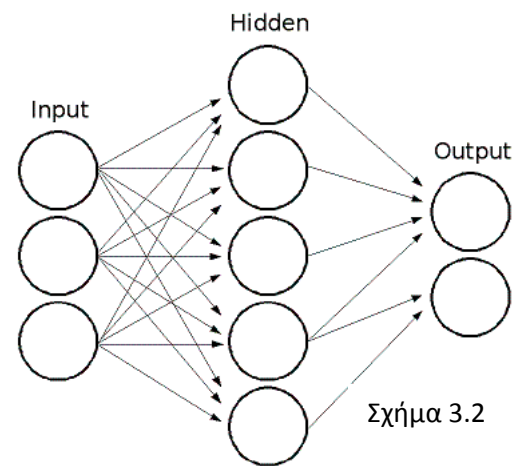
Παρόλα ταύτα το πιο πάνω μοντέλο ώθησε πολλούς ερευνητές στο να ασχοληθούν με τα νευρωνικά δίκτυα. Λόγω των πιο πάνω προβλημάτων, σε μετέπειτα στάδιο έγινε γενίκευση του πιο πάνω μοντέλου με μερικώς γραμμική συνάρτηση (σιγμοειδή), καθώς και με την συνάρτηση Gauss. Η σιγμοειδής

συνάρτηση όμως είναι η πιο συχνά χρησιμοποιούμενη συνάρτηση ΤΝΔ και είναι η εξής:

$$g(x) = \frac{1}{(a + \exp(-\lambda_1 x))}, \text{ όπου } \lambda_1 \text{ είναι η παράμετρος κλίσης της συνάρτησης.}$$

3.3.3 Αρχιτεκτονική ΤΝΔ

Στο Σχήμα 3.2, φαίνεται ένα κλασσικό παράδειγμα αρχιτεκτονικής ΤΝΔ. Τα ΤΝΔ μπορούν να θεωρηθούν ως κατευθυνόμενοι γράφοι με βάρη, στα οποία οι κόμβοι είναι οι τεχνητοί νευρώνες και οι κατευθυνόμενες ακμές είναι συνδέσεις από τις εξόδους των νευρώνων στις εισόδους άλλων νευρώνων (ή και των ιδίων). Ανάλογα με τον τρόπο σύνδεσης των νευρώνων, τα ΤΝΔ μπορούν να ομαδοποιηθούν σε δύο κατηγορίες:



1. ΤΝΔ εμπρόσθιας τροφοδότησης, στα οποία δεν υπάρχουν βρόγχοι, δηλαδή κύκλοι
2. ΤΝΔ feedback (recurrent), στα οποία υπάρχουν βρόγχοι και ενδιάμεσοι εξοδοι νευρώνων πάνε πίσω σε άλλο νευρώνα που ήδη ξαναπέρασαν

Τα πιο γνωστά ΤΝΔ της κατηγορίας 1 είναι τα στρωματοποιημένα δίκτυα (layered networks) στα οποία οι νευρώνες οργανώνονται σε στρώματα με συνδέσεις από ένα στρώμα σε ένα άλλο. Τα τυπικά δίκτυα αυτής της κατηγορίας είναι τα μονοστρωματικά perceptrons, τα πολυστρωματικά perceptrons και τα Radial Basis Function δίκτυα. Για την κατηγορία 2 τα τυπικά δίκτυα είναι τα ανταγωνιστικά δίκτυα (competitive), δίκτυα Hopfield και τα αυτοοργανούμενα νευρωνικά δίκτυα Hopfield. Τα δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης δεν έχουν μνήμη με την έννοια ότι η απόκριση του δικτύου σε μια είσοδο είναι ανεξάρτητη από την προηγούμενη κατάσταση του δικτύου. Τα επαναλαμβανόμενα δίκτυα (recurrent) είναι δυναμικά.

Με την παρουσία ενός νέου προτύπου εισόδου, υπολογίζονται οι έξοδοι των νευρώνων. Λόγω των συνδέσεων προς τα πίσω, οι εισοδοί σε κάθε νευρώνα τροποποιούνται, γεγονός που οδηγεί το δίκτυο σε νέα κατάσταση.

Οι διαφορετικές αρχιτεκτονικές δικτύων απαιτούν και διαφορετικούς αλγόριθμους μάθησης. Στο τμήμα πιο κάτω 3.3.4 γίνεται αναφορά στην εκπαίδευση των ΤΝΔ.

3.3.4 [Μάθηση ΤΝΔ](#)

Η μάθηση με την ευρεία έννοια περιλαμβάνει όλες τις δραστηριότητες που έχουν σκοπό την επίδραση με συγκεκριμένο τρόπο στη σκέψη, στο χαρακτήρα και στη σωματική αγωγή του ατόμου. Στην περίπτωση των νευρωνικών δικτύων είναι διαφορετική και μπορεί να περιγραφεί ως το πρόβλημα ενημέρωσης της αρχιτεκτονικής του δικτύου και των βαρών των συνδέσεων του, με τέτοιο τρόπο ώστε το δίκτυο να μπορεί να αποδώσει αποτελεσματικά ένα συγκεκριμένο έργο. Το δίκτυο τροποποιεί τα βάρη των συνδέσεων του, ώστε να μάθει από ένα δοθέν σύνολο προτύπων μάθησης. Η βελτίωση της απόδοσης επιτυγχάνεται με το χρόνο μέσω επαναλαμβανόμενης ανανέωσης των βαρών του δικτύου. Οι τρεις βασικοί τρόποι μάθησης είναι οι εξής:

- 1) Μάθηση με επίβλεψη
- 2) Μάθηση χωρίς επίβλεψη
- 3) Ενισχυτική μάθηση

Στην μάθηση με επίβλεψη (supervised learning) ή επαγωγική μάθηση (inductive learning), μας δίνεται ένα σύνολο παραδειγμάτων εισόδου και ο χαρακτηρισμός τους με κάποια τιμή (διακριτή ή συνεχή). Το ζητούμενο δεν είναι μόνο να κατασκευάσουμε μια "συνάρτηση" η οποία να χαρακτηρίζει σωστά τα παραδείγματα, αλλά και να γενικεύει ικανοποιητικά και σε νέα παραδείγματα. Υπάρχουν τρία θεμελιώδη και πρακτικά ζητήματα που μελετώνται και αυτά είναι η μέγιστη ικανότητα του δικτύου να μάθει από τα πρότυπα μάθησης, το πλήθος των προτύπων που απαιτούνται για την εκπαίδευση και η απαιτούμενη πολυπλοκότητα

χρόνου για την εκπαίδευση του δικτύου. Το πρώτο ζήτημα αφορά στο αν η πραγματική λύση περιέχεται στο σύνολο των λύσεων που το δίκτυο μπορεί να παρέχει, δηλαδή αν υπάρχει στον εφικτό χώρο λύσεων του δικτύου. Το δεύτερο ζήτημα που αφορά την πολυπλοκότητα του συνόλου προτύπων μάθησης, καθορίζει τον αριθμό των προτύπων που είναι απαραίτητα για την εκπαίδευση του δικτύου, ώστε να είναι εγγυημένη η γενίκευση του. Η ύπαρξη πολύ λίγων προτύπων μάθησης μπορεί να προκαλέσει πρόβλημα over-fitting, κατά το οποίο το δίκτυο αποδίδει καλά στο σύνολο μάθησης, αλλά καθόλου καλά σε πρότυπα άγνωστα στο σύστημα. Το τρίτο ζήτημα αφορά στην υπολογιστική πολυπλοκότητα του αλγόριθμου μάθησης, που χρησιμοποιείται για την εκτίμηση μιας λύσης από το σύνολο των προτύπων μάθησης. Ο πιο διαδεδομένος τύπος μάθησης είναι ο κανόνας διόρθωσης σφάλματος (error-correction). Άλλοι τύποι είναι οι κανόνες Boltzmann^[1], οι κανόνες Hebbian^[14] και οι κανόνες competitive learning.

Για παράδειγμα, ο κανόνας μάθησης του perceptron βασίζεται στον κανόνα διόρθωσης του σφάλματος. Ο Rosenblatt^[22] ανέπτυξε μια διαδικασία μάθησης για τον καθορισμό των βαρών και του κατωφλίου σε ένα perceptron, δοθέντος ενός συνόλου προτύπων μάθησης. Πιο κάτω αναφέρεται αυτή η διαδικασία:

1. Αρχικοποίηση βαρών και κατωφλίου σε τυχαίες τιμές (συνήθως $[-1, 1]$)
2. Το δίκτυο δέχεται είσοδο ένα διάνυσμα $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ και υπολογίζει την έξοδο του νευρώνα
3. Ενημέρωση των τιμών των βαρών βάσει του $w_j(t+1) = w_j(t) + \eta(d - y)x_j$ όπου d είναι η επιθυμητή έξοδος, t είναι ο αριθμός των επαναλήψεων και η ($0 < \eta < 1$) είναι το μήκος του βήματος

Η εκπαίδευση πραγματοποιείται μόνο όταν υπάρχει σφάλμα από το δίκτυο. Ο Rosenblatt, απέδειξε ότι αν τα πρότυπα εισόδου είναι από δύο γραμμικά ανεξάρτητες κλάσεις, τότε η διαδικασία μάθησης perceptron θα συγκλίνει μετά από πεπερασμένο αριθμό επαναλήψεων. Επίσης, μπορούν να χρησιμοποιηθούν άλλες συναρτήσεις ενεργοποίησης που οδηγούν σε διαφορετικά χαρακτηριστικά

μάθησης. Ένα perceptron ενός μόνο στρώματος, μπορεί να διαχωρίσει μόνο γραμμικά διαχωρίσιμα πρότυπα, εφόσον χρησιμοποιεί μια μονότονη συνάρτηση ενεργοποίησης. Μια μη-μονοτονική συνάρτηση ενεργοποίησης, για παράδειγμα η συνάρτηση Gauss, μπορεί να διαμορφώσει μη-γραμμικά συνοριακά σύνολα.

Για τη μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning), μας δίνεται ένα σύνολο παραδειγμάτων εισόδου χωρίς κανέναν χαρακτηρισμό. Το ζητούμενο είναι να τα ομαδοποιήσουμε σε κατηγορίες. Τέλος, στην ενισχυτική μάθηση (Reinforcement learning), δεν υπάρχει σύνολο παραδειγμάτων εισόδου. Το σύστημα πρέπει να δημιουργήσει μόνο του τα παραδείγματα, εκτελώντας ενέργειες και παρατώντας τα αποτελέσματά τους. Το ζητούμενο είναι το πρόγραμμα να μάθει μια "πολιτική" επιλογής ενεργειών.

Κεφάλαιο 4 – Περιγραφή Προβλήματος

4.1 [Πρόβλημα](#)

Κάπου στο 2008 είχα εγγραφεί σε ένα κατάστημα ηλεκτρονικού επιχειρείν. Σε αυτό τον ιστότοπο έκανα αγορές από τις ΗΠΑ. Εκείνο τον καιρό είχα ξεκινήσει να μελετώ την νομισματική ισοτιμία. Όταν έκανα αγορές αντικειμένων, ακριβώς των ίδιων, αλλά σε διαφορετική περίοδο, πρόσεχα ότι κάποιες φορές πλήρωνα α ποσό και κάποιες άλλες φορές β ποσό. Ο λόγος ήταν το ανεβοκατέβασμα της νομισματικής ισοτιμίας μεταξύ του Ευρώ και του Δολαρίου ΗΠΑ. Μου δημιουργήθηκε η απορία, με ποιο τρόπο δημιουργείται αυτό το ανεβοκατέβασμα. Στην πορεία έμαθα πως αυτό οφείλεται στην αγοραπωλησία νομισμάτων. Σήμερα, η αγορά συναλλάγματος αποτελεί τη μεγαλύτερη και πιο ρευστή αγορά παγκοσμίως. Είναι μια αγορά που λειτουργεί 24 ώρες την ημέρα, εκτός Σαββατοκύριακου, και ο μέσος ημερήσιος όγκος συναλλαγών εκτιμάται ότι κυμαίνεται κάπου στα 4 τρισεκατομμύρια δολάρια ΗΠΑ ^[19]. Στην αγορά συμμετέχουν μεγάλες τράπεζες, οι κεντρικές τράπεζες, πολυεθνικές εταιρείες, κυβερνήσεις και άλλοι χρηματοοικονομικοί οργανισμοί. Το μέγεθος αυτό είναι κατά δέκα φορές μεγαλύτερο από το συνολικό μέγεθος όλων των χρηματιστηριακών αγορών παγκοσμίως. Το φαινόμενο αυτό αποδίδεται σε μεγάλο βαθμό στην αυξανόμενη σημασία του ξένου συναλλάγματος σαν κλάση κεφαλαιουχικού προϊόντος και την αύξηση του κεφαλαίου των διαχειριστών κεφαλαίων και ιδιαίτερα των αμοιβαίων κεφαλαίων αντιστάθμισης κινδύνου (hedge funds) και των συνταξιοδοτικών ταμείων. Στις αγορές συναλλάγματος υπάρχει λίγη ή καθόλου εσωτερική πληροφόρηση. Τα κύρια νέα για το σχηματισμό των τιμών ανακοινώνονται δημόσια, συνήθως σε προκαθορισμένες ημερομηνίες έτσι ώστε πολλοί επενδυτές να έχουν ταυτόχρονη πρόσβαση στα νέα. Ωστόσο, οι μεγάλες τράπεζες έχουν ένα σημαντικό πλεονέκτημα, διότι μπορούν να παρατηρήσουν τις ροές παραγγελιών των πελατών τους.

Στις αγορές γίνεται ανταλλαγή ενός νομίσματος για ένα άλλο. Κάθε ζεύγος νομισμάτων αποτελεί ένα αυτόνομο προϊόν και αναπαριστάται ως XXX/YYYY όπου YYY είναι ο διεθνής ISO 4217 κώδικας του νομίσματος στο οποίο εκφράζεται μία μονάδα του νομίσματος XXX. Για παράδειγμα, EUR/USD είναι η τιμή του Ευρώ εκφρασμένη σε Δολάρια ΗΠΑ, π.χ. 1 Ευρώ = 1.3335 Δολάρια ΗΠΑ. Κατά συνθήκη το πρώτο νόμισμα στο ζεύγος, που ονομάζεται και νόμισμα βάσης (base currency), είναι αυτό που ήταν ισχυρότερο την περίοδο δημιουργίας του ζεύγους. Στην τρέχουσα αγορά (spot market), τα προϊόντα που συγκεντρώνουν την πλειοψηφία του όγκου συναλλαγών είναι USD/EUR (28%), USD/JPY (14%) και USD/GBP (9%) [19].

Με τον όρο κερδοσκοπική συναλλαγή (speculative trading), χαρακτηρίζεται μια συναλλαγή που πραγματοποιείται με στόχο το κέρδος από τη διακύμανση της ισοτιμίας στο βραχυπρόθεσμο ορίζοντα. Αν και ο ακριβής όγκος των κερδοσκοπικών συναλλαγών στις τρέχουσες αγορές δεν είναι γνωστός με ακρίβεια, εκτιμάται ότι μόνο 15% των συναλλαγών οφείλεται σε μη-κερδοσκοπικές συναλλαγές.

Κεφάλαιο 5 – Προηγούμενες Εργασίες προς Επίλυση του Προβλήματος

5.1 [Neural network-based prediction of the USD/GBP exchange rate: the utilization of data compression techniques for input dimension reduction](#) ^[2]

Στην εργασία αυτή γίνεται προσομοίωση ενός δικτύου MLP, προκειμένου να πραγματοποιηθεί πρόβλεψη της συναλλαγματικής ισοτιμίας μεταξύ του Δολαρίου ΗΠΑ / Στερλίνα Μεγάλης Βρετανίας. Έχουν δοκιμαστεί τέσσερα διαφορετικά διανύσματα εισόδου με την καλύτερη αρχιτεκτονική δικτύου να προσδιορίζεται. Επιπλέον, ένα autoassociator MLP δίκτυο έχει εφαρμοστεί για να μειώσει την διάσταση των δεδομένων εισόδου. Στην εν λόγω εργασία έχει αποδειχθεί ότι η απόδοση γενίκευσης του δικτύου βελτιώνεται όταν χρησιμοποιείται η μειωμένη διάσταση των δεδομένων εισόδου.

Δεδομένα εισόδου που χρησιμοποιηθήκαν:

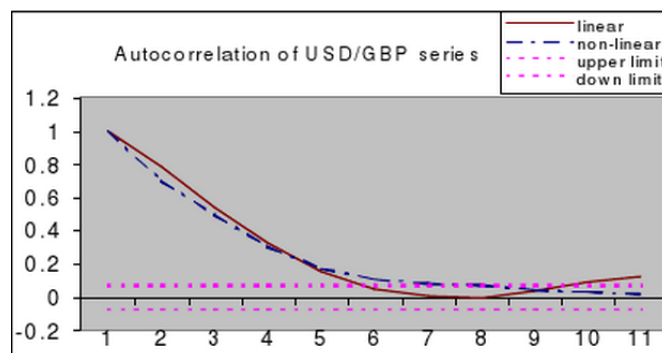
Τα δεδομένα αποτελούνται από τις καθημερινές τιμές της συναλλαγματικής ισοτιμίας των Δολαρίου ΗΠΑ / Στερλίνα Μεγάλης Βρετανίας, για την περίοδο 01/01/91 - 31/12/93, δημιουργώντας μια σειρά από 784 τιμές. Τα δεδομένα χωρίστηκαν, σε αυτά για την εκπαίδευση που χρησιμοποιηθήκαν από το δίκτυο για να μάθει και σε αυτά για τον έλεγχο που βοήθησαν για την αξιολόγηση της απόδοσης πρόβλεψης του δικτύου.

Προ-επεξεργασία:

Στην εν λόγω εργασία είχαν αφαιρεθεί πιθανές τιμές που πίστευαν οι ερευνητές πως θα επηρέαζαν το δίκτυο να μάθει. Αυτό το έκαναν απεικονίζοντας όλες τις τιμές σε μια γραφική παράσταση και αφαιρώντας τις τιμές οι οποίες ήταν εντελώς εκτός της τάσης που εκινείτο ο δείκτης. Επίσης, άλλες πιο προηγμένες μέθοδοι,

όπως την ανάλυση συσχέτισης (correlation), περιλαμβάνονται εξίσου στην ανάλυση των δεδομένων. Χρησιμοποιώντας τις βασικές εξισώσεις για τον υπολογισμό του συντελεστή αυτοσυσχέτισης (autocorrelation) και ετεροσυσχέτισης (cross-correlation) σε υστέρηση (lag) k , μόνο οι γραμμικές σχέσεις των δεδομένων μπορούν να εξαχθούν.

Οι συντελεστές ετεροσυσχέτισης μεταξύ Δολαρίου ΗΠΑ / Στερλίνα Μεγάλης Βρετανίας, υπολογίστηκαν στο διάστημα μηδέν έως δέκα υστερήσεις (το πιο πάνω k) και τα αποτελέσματα παρουσιάζονται δίπλα στο σχήμα 4.1.

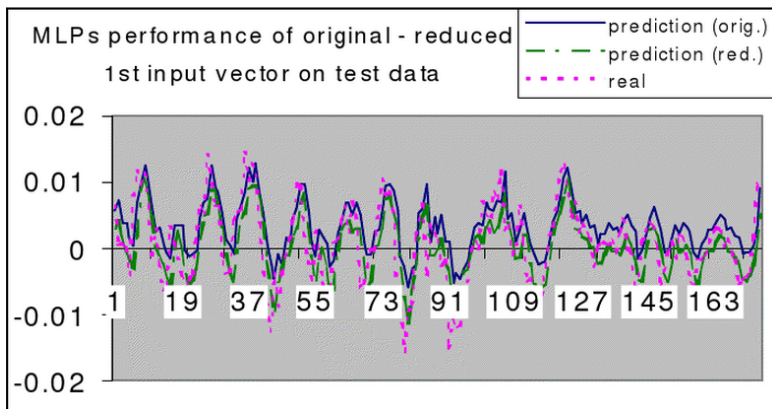


Σχήμα 4.1

Αρχιτεκτονική:

Τρία διαφορετικά νευρωνικά δίκτυα είχαν εκπαιδευτεί σε σχέση με τον αριθμό των κρυφών νευρώνων. Σε κάθε περίπτωση των τριών επιπέδων, κατασκευάστηκε ένα δίκτυο MLP, με τον αριθμό των μονάδων εισόδου να ισούται με τους αριθμούς του διανύσματος εισόδου. Το δίκτυο χρησιμοποίησε ένα μόνο κρυφό επίπεδο με activation function την hyperbolic tangent και 10, 6, 4 κρυφούς νευρώνες αντίστοιχα, με ένα νευρώνα εξόδου για την πρόβλεψη της συναλλαγματικής ισοτιμίας μεταξύ του Δολαρίου ΗΠΑ / Στερλίνα Μεγάλης Βρετανίας. Για το επίπεδο εξόδου το activation function που είχε χρησιμοποιηθεί είναι η piece-wise linear function. Η διαδικασία μάθησης τερματιζόταν, είτε όταν το sum-squared σφάλμα στην έξοδο ήταν κάτω από ένα αποδεκτό επίπεδο, ή όταν ο αριθμός των εποχών (δηλαδή ο αριθμός των επαναλήψεων όλων των δεδομένων εισόδου) ήταν ίσος με 10000. Προκαταρκτικά πειράματα έδειξαν, ότι κάθε δίκτυο που είχε εκπαιδευτεί για περισσότερες από 10000 εποχές, δεν επηρέασε σημαντικά την βελτίωση των επιδόσεων της γενίκευσης.

Αποτελέσματα:



Σχήμα 4.2

Στο σχήμα 4.2 στα αριστερά, βλέπουμε τα αποτελέσματα του δικτύου με την κανονική πρόβλεψη, με την πρόβλεψη autoassociator MLP και τα πραγματικά δεδομένα.

Συμπεράσματα:

Στην εργασία αυτή είχαν χρησιμοποιηθεί διάφορες αρχιτεκτονικές για να βρεθεί η καλύτερη. Το autoassociator MLP δίκτυο, χρησιμοποιήθηκε για να μειώσει τα δεδομένα εισόδου με ικανοποιητικά αποτελέσματα. Χρησιμοποιώντας ένα σταθερό αριθμό εποχών για τον τερματισμό της διαδικασίας μάθησης, παρόλο που θεωρείται αποδεχτό ^[5,17], εντούτοις βάσει των αποτελεσμάτων μπορεί να οδηγήσει σε προβλήματα υπερ-μάθησης (overtrained). Όσον αφορά την δική μου μελέτη βλέπω πως σε αυτή την εργασία χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα μόνο από συναλλαγματικές ισοτιμίες μεταξύ Δολαρίου ΗΠΑ / Στερλίνα Μεγάλης Βρετανίας για την εκπαίδευση του δικτύου.

5.2 [Exchange Rate Forecasting with Combined Genetic Algorithms](#) ^[4]

Σε αυτή την μελέτη αρχικά χρησιμοποιήθηκε Γενετικός Αλγόριθμος για να επιλεγούν οι βέλτιστες μεταβλητές για τα βάρη. Στην συνέχεια, χρησιμοποιώντας τα πιο πάνω βάρη, οι ερευνητές έφτιαξαν μοντέλα με ΓΑ GA_GA, Particle Swarm Optimization GA_PSO και Back Propagation Δίκτυο GA_BPN για την πρόβλεψη της νομισματικής ισοτιμίας. Τα αποτελέσματα των πειραμάτων δείχνουν ότι το

μοντέλο GA_GA πέτυχε την καλύτερη απόδοση και πρόβλεψη καθώς είναι συνεπής με τα πραγματικά δεδομένα.

Δεδομένα εισόδου που χρησιμοποιήθηκαν:

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για αυτή την εργασία είναι το ιστορικό της συναλλαγματικής ισοτιμίας μεταξύ Δολάριο New Taiwan(NT) /Δολάριο ΗΠΑ.

Επίσης, είχαν χρησιμοποιηθεί 8 μακρο-οικονομικοί παράμετροι οι οποίοι είναι:

1. Consumer Price Index (PCI)
2. M1
3. M1B
4. Commercial paper rate
5. Federal fund rate
6. Balance of trade
7. Stock Return
8. Foreign Investment

Κάνοντας τις παραμέτρους συνολικά 9. Η περίοδος των συλλεγμένων δεδομένων είναι από τον Ιανουάριο του 1997 μέχρι το Δεκέμβριο του 2007, παίρνοντας από αυτά 132 μηνιαία δεδομένα. Είχαν μαζέψει τρεις διαφορετικές χρονικές υστερήσεις (lagged times) από κάθε παράμετρο. Έτσι συνολικά είχαν μαζευτεί 27 παράμετροι για 132 μήνες. Διαίρεσαν το σύνολο των δεδομένων σε έξι περιόδους για το sliding window. Την κάθε μεταβλητή την μοίρασαν σε τρεις περιόδους, συγκεκριμένα περίοδο t_3 , περίοδο t_2 , περίοδο t_1 για να ληφθούν υπόψη οι χρονικές υστερήσεις στην πρόβλεψη της νομισματικής ισοτιμίας.

Προ-επεξεργασία:

Για τα πιο πάνω δεδομένα χρησιμοποιήθηκε η πιο κάτω κανονικοποίηση:

$$[pn, Min p, Max p] = premnmx(p)$$
$$pn = \frac{2 \cdot (p - Min p)}{Max p - Min p} - 1$$

Where p is the original data, and pn is the normalized data.

Αρχιτεκτονική:

Κατά το τρέξιμο του ΓΑ για να βρεθούν οι βέλτιστες παράμετροι εισόδου, είχαν υιοθετηθεί οι κορυφαίοι 5, 10, 15, 20 και 25 από τις 27. Οι προηγούμενες 5 ομάδες μεταβλητών συμπεριλαμβάνονταν στις 6 sliding windows. Στη συνέχεια, για κάθε sliding window έχει επιλεγεί η ομάδα με την βέλτιστη επίδοση πρόβλεψης. Για παράδειγμα τα αποτελέσματα του sliding window 1, καταδεικνύουν ότι οι 10 παράμετροι είχαν την βέλτιστη επίδοση πρόβλεψης (βλ. Πίνακα 4.1).

Sliding windows	Variables	RMSE	MSE	MAE
Sliding window 1	5	0.7936	0.6298	0.7121
	10	0.6382	0.4073	0.4946
	15	0.6844	0.4683	0.6690
	20	1.0971	1.2037	0.5458
	25	1.2915	1.6680	0.6882

Πίνακας 4.1

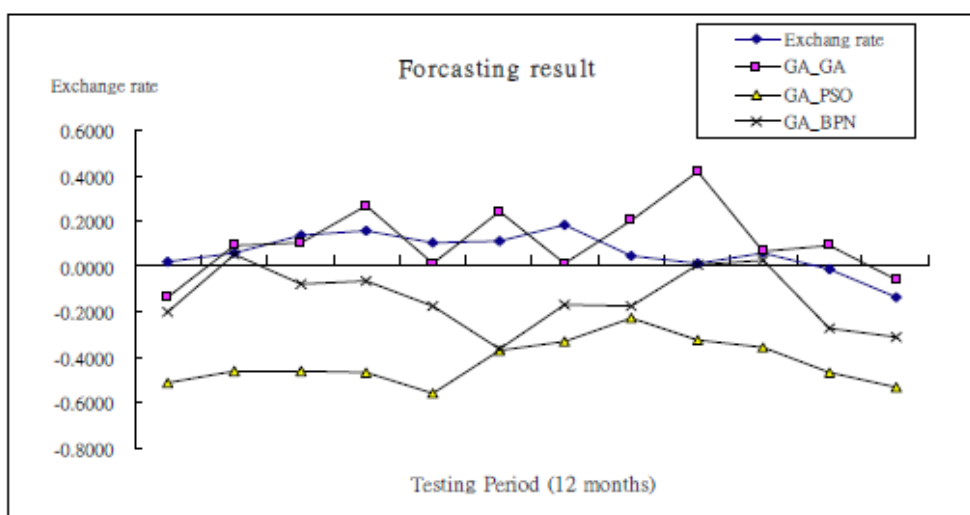
Μετά, έγινε η επιλογή των 10 κορυφαίων μεταβλητών από κάθε sliding window. Αυτές ήταν (βλ. Πίνακα 4.2):

Variables	Variables
Exchange rate (t ₁)	Foreign investment(t ₁)
Exchange rate (t ₂)	Commercial paper rate(t ₂)
Stock return (t ₁)	M1(t ₃)
Federal fund rate(t ₁)	M1B(t ₁)
Stock return (t ₂)	Stock return (t ₃)

Πίνακας 4.2

Ακολούθως, τα 3 μοντέλα GA_GA, GA_PSO και GA_BPN έτρεξαν.

Αποτελέσματα:



Σχήμα 4.3

Σύγκριση των μοντέλων για την μηνιαία πρόβλεψη στο σχήμα 4.3

ITEM	Real Exchange rate	GA_GA	GA_BPN	GA_PSO
Month1	0.0208	-0.1330	-0.2029	-0.5135
Month2	0.0581	0.0919	0.0515	-0.4627
Month3	0.1357	0.1029	-0.0788	-0.4621
Month4	0.1564	0.2700	-0.0614	-0.4705
Month5	0.1030	0.0161	-0.1769	-0.5575
Month6	0.1146	0.2387	-0.3657	-0.3703
Month7	0.1846	0.0140	-0.1678	-0.3297
Month8	0.0448	0.1999	-0.1744	-0.2269
Month9	0.0134	0.4179	0.0076	-0.3275
Month10	0.0603	0.0644	0.0299	-0.3582
Month11	-0.0152	0.0918	-0.2719	-0.4708
Month12	-0.1329	-0.0573	-0.3098	-0.5307

Πίνακας 4.3

Σύγκριση με αριθμούς των αποτελεσμάτων των μοντέλων για την μηνιαία πρόβλεψη Πίνακας 4.3

Συμπεράσματα:

Τα αποτελέσματα δείχνουν πως το GA_GA έχει ικανότητα πρόβλεψης. Επιπλέον, διαπιστώνουμε ότι οι προβλέψεις για την νομισματική ισοτιμία μεταξύ Δολαρίου New Taiwan(NT) /Δολαρίου ΗΠΑ είναι σχεδόν ταυτόσημες με τις πραγματικές. Ως εκ τούτου, όσον αφορά την προβλεπόμενη απόδοση αυτών των τριών μοντέλων το μοντέλο GA_GA έχει ανώτερες επιδόσεις πρόβλεψης, ακολουθούμενο από το μοντέλο GA_BPN. Τα αποτελέσματα του μοντέλου GA_PSO ήταν τα χειρότερα. Όσον αφορά για την δική μου μελέτη αυτή, η έρευνα πρόσθεσε έξτρα παραμέτρους στο δίκτυο για να γίνει καλύτερη μάθηση.

Κεφάλαιο 6 – Επεξεργασία και Μελέτη Δεδομένων

6.1 [Μια πρώτη σκέψη](#)

Το καλοκαίρι του 2011, όταν με τον καθηγητή Χρίστο Σχίζα αποφασίσαμε το θέμα με το οποίο θα ασχοληθώ, ξεκίνησα και έκανα έρευνα για προηγούμενες μελέτες σχετικά με το θέμα μου. Ταυτόχρονα, προσπάθησα και με αρκετή επιμονή βρήκα δεδομένα ισοτιμιών συναλλάγματος από την χρηματοοικονομική τράπεζα του Καναδά. Συγκεκριμένα στην ιστοσελίδα

<http://www.bankofcanada.ca/rates/exchange/10-year-converter/> μπορεί κανείς να βρει δεδομένα ισοτιμίας από σχεδόν όλα τα νομίσματα του κόσμου για τα προηγούμενα 10 χρόνια.

Αυτό με ώθησε το καλοκαίρι να κάνω μια αρχή παίρνοντας δεδομένα ισοτιμίας μεταξύ Δολαρίου ΗΠΑ και Ευρώ. Μετά από συζητήσεις που είχα με τον μέντορά μου αποφασίσαμε να τρέξουμε κάποια παραδείγματα. Η σκέψη ήταν να δοκιμάσουμε σε δίκτυο Back Propagation την πρόβλεψη που θα μπορούσε το δίκτυο να κάνει με διαφορετικές εισόδους. Συγκεκριμένα, ανέπτυξα λογισμικό στο εργαλείο Eclipse IDE for Java Developers, το οποίο παίρνει σαν είσοδο μια στήλη συναλλαγματικής ισοτιμίας USD/ EUR και βγάζει σαν έξοδο μετά από επιλογή του χρήστη, το μέγεθος που θέλει να έχει η είσοδος του στο δίκτυο Back Propagation.

Για παράδειγμα, έχουμε τα δεδομένα εισόδου όπως φαίνονται στον Πίνακα 6.1. Με το λογισμικό που ανέπτυξα ο χρήστης έχει την επιλογή για το πόσο θα είναι το μέγεθος του window. Αν ο χρήστης επιλέξει 4 τότε η έξοδος του λογισμικού θα είναι οι πρώτες 4 στήλες:

0.7855	0.7758	0.7684	0.7688	0.7647
0.7758	0.7684	0.7688	0.7647	0.7666
0.7684	0.7688	0.7647	0.7666	0.7649
0.7688	0.7647	0.7666	0.7649	0.7613
0.7647	0.7666	0.7649	0.7613	0.7471
0.7666	0.7649	0.7613	0.7471	0.7494
0.7649	0.7613	0.7471	0.7494	0.7421

Πίνακας 6.1

04/11/2011
0.7855
0.7758
0.7684
0.7688
0.7647
0.7666
0.7649
0.7613
0.7471
0.7494
0.7421
0.7421
0.7362
0.7334
0.7353
0.7271
0.7306
0.7229
0.7182
0.7184
0.7183
Bank holiday
0.7222
0.7161
0.7110
0.7144
0.7154
0.7233
0.7169
0.7157
0.7193
0.7150
0.7209
0.7253
0.7180
0.7197
0.7201
0.7130
0.7136
0.7030
0.7126
0.7180
0.7214
0.7285
Bank holiday
0.7300
0.7346
0.7398
0.7378
0.7344
0.7324
0.7347
0.7470
0.7485
0.7477

0.7613	0.7471	0.7494	0.7421	0.7421
0.7471	0.7494	0.7421	0.7421	0.7362
0.7494	0.7421	0.7421	0.7362	0.7334
0.7421	0.7421	0.7362	0.7334	0.7353
0.7421	0.7362	0.7334	0.7353	0.7271
0.7362	0.7334	0.7353	0.7271	0.7306
0.7334	0.7353	0.7271	0.7306	0.7229
0.7353	0.7271	0.7306	0.7229	0.7182
0.7271	0.7306	0.7229	0.7182	0.7184
0.7306	0.7229	0.7182	0.7184	0.7183

.....

Αυτή η έξοδος είναι η είσοδος στο δίκτυο Back Propagation. Επίσης το λογισμικό βγάζει το επιθυμητό αποτέλεσμα που είναι η 5^η στήλη (καφέ χρώμα), για την κάθε σειρά εισόδου ώστε να μπορεί το δίκτυο να μάθει.

Αν ο χρήστης επιλέξει 5 τότε η έξοδος του λογισμικού θα είναι οι πρώτες 5 στήλες και η 6^η στήλη η επιθυμητή έξοδος:

0.7855	0.7758	0.7684	0.7688	0.7647	0.7666
0.7758	0.7684	0.7688	0.7647	0.7666	0.7649
0.7684	0.7688	0.7647	0.7666	0.7649	0.7613
0.7688	0.7647	0.7666	0.7649	0.7613	0.7471
0.7647	0.7666	0.7649	0.7613	0.7471	0.7494
0.7666	0.7649	0.7613	0.7471	0.7494	0.7421
0.7649	0.7613	0.7471	0.7494	0.7421	0.7421
0.7613	0.7471	0.7494	0.7421	0.7421	0.7362
0.7471	0.7494	0.7421	0.7421	0.7362	0.7334

...

Όπως φαίνεται από τα πιο πάνω, τα δεδομένα κινούνται με την μέθοδο των κινούμενων παραθύρων (sliding window), όπου η επιθυμητή έξοδος μιας σειράς εισόδου του δικτύου, γίνεται είσοδος της ακριβώς επόμενης σειράς εισόδου του δικτύου.

Πιο κάτω, φαίνονται κάποια από τα αποτελέσματα όταν είχα τρέξει μια ομάδα δεδομένων. Συγκεκριμένα, 72 συνεχόμενες διαπραγματεύσιμες τιμές κλεισίματος από τις 01/03/2011 μέχρι τις 10/06/2011. Το κάθε μοντέλο έτρεξε 20 φορές.

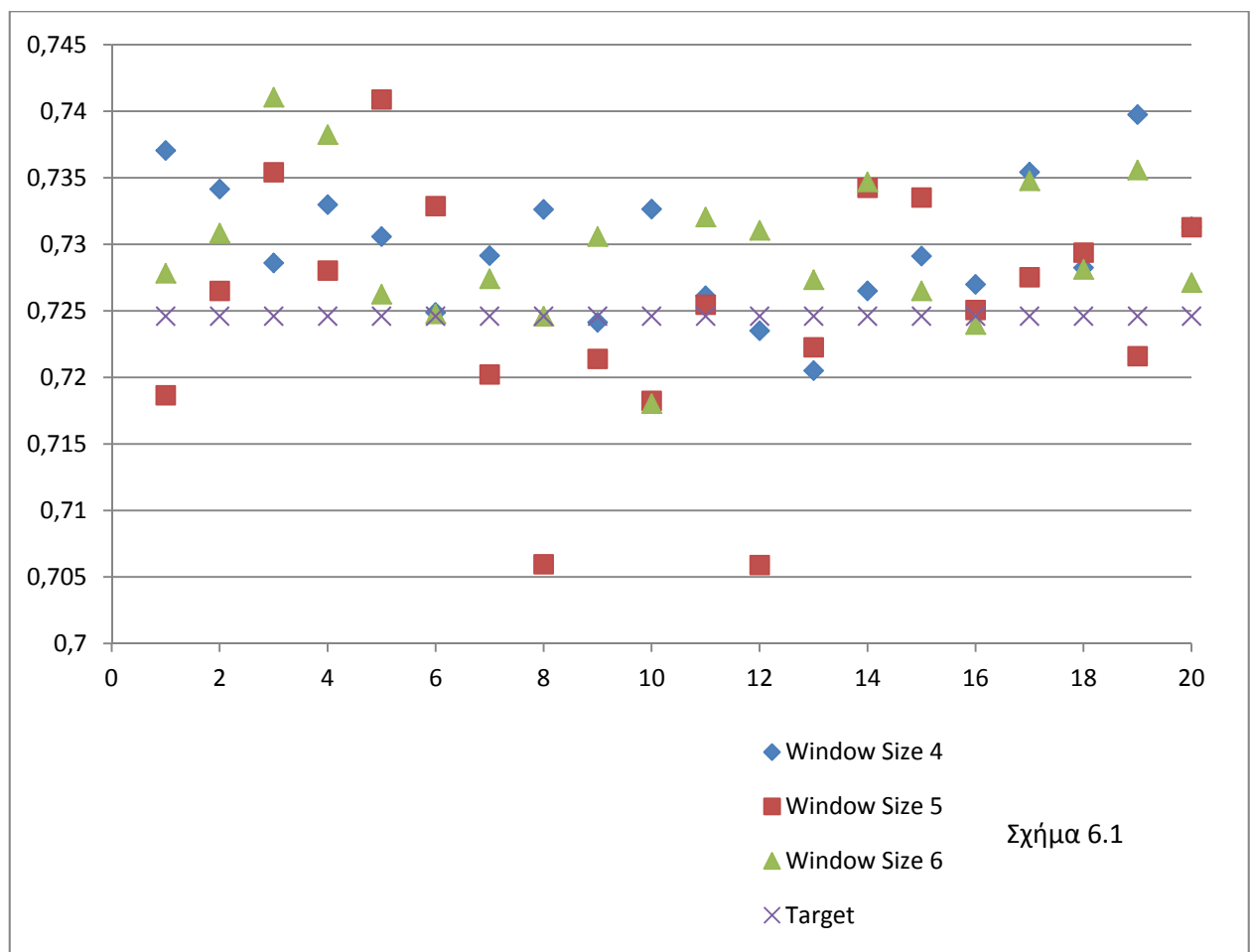
Τεχνικά χαρακτηριστικά των δικτύων είναι τα εξής:

Συνάρτηση μάθησης: trainrp (Perceptron weight and bias learning function)

Ρυθμός μάθησης (learning rate): 0.01

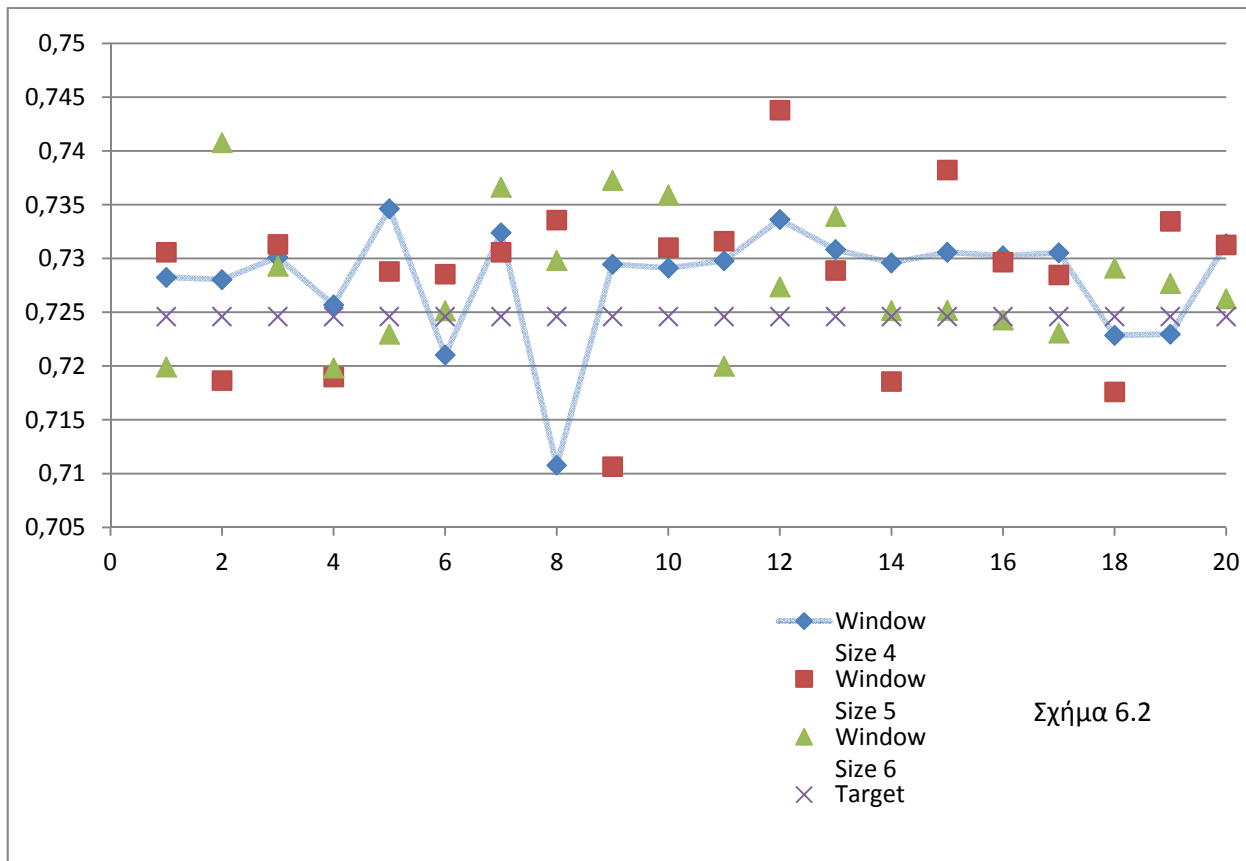
Κρυφοί Νευρώνες: 20

Με εποχές: 1000



Σχήμα 6.1

Με εποχές: 2000



Από τα πιο πάνω αποτελέσματα βλέπουμε πως αυτό που είναι πιο κοντά στην σωστή πρόβλεψη είναι το δίκτυο με 2000 εποχές και μέγεθος παραθύρου 4. Παρ' όλη την προσπάθεια που έχει γίνει για τα πιο πάνω, πιστεύουμε πως θα μπορούσε να έβγαζε καλύτερα αποτελέσματα με περισσότερη μελέτη και έρευνα. Αυτό όμως που έκανε ο καθηγητής Χρίστος Σχίζας ήταν να απευθυνθεί στους ειδικούς οι οποίοι γνωρίζουν πολύ καλά αυτό το πεδίο της οικονομίας, αφού είναι και το επάγγελμά τους.

6.2 [Πληροφορίες από Ειδικούς](#)

Όπως έχω αναφέρει πιο πάνω, προσφύγαμε στους ειδικούς για να μας μεταδώσουν την εμπειρογνωμοσύνη τους ώστε το σύστημα που θα δημιουργήσουμε να εστιάζεται σε δεδομένα που οι επαγγελματίες του είδους μελετούν πριν πάρουν τις δικές τους αποφάσεις. Ο κ. Κυριάκος Χριστοφόρου, μας ενημέρωσε για το πως κινείται το συνάλλαγμα και για το ποιοι είναι οι σημαντικοί παράμετροι που το επηρεάζουν, οι οποίοι είναι υποκειμενικοί και όχι αντικειμενικοί. Επίσης, μας ξενάγησε στον χώρο όπου εργάζεται και μας έδειξε κάποια εργαλεία που χρησιμοποιεί για τον ζωντανό έλεγχο των αγοραπωλησιών συναλλαγματικών ισοτιμιών. Κάποια από αυτά είναι τα FXCM Trading Station και MarketScope 2.0. Ερωτηθείς από εμένα για το ποια είναι κατά την γνώμη του η καλύτερη χρονική περίοδος που βλέπει ένας επενδυτής πίσω στον χρόνο, μου ανέφερε κάπου στις 300 μέρες. Λίγες μέρες αργότερα στην δεύτερη μας συνάντηση, παρευρισκόταν μαζί μας και ο κ. Κωνσταντίνος Τσαγγάρης. Μαζί με τον κ. Τσαγγάρη μιλήσαμε ειδικά για τις παραμέτρους που θα μπορούσαν να καθορίσουν το ανεβοκατέβασμα στην συναλλαγματική ισοτιμία μεταξύ Ευρώ και Δολαρίου ΗΠΑ. Κάποιες από τις παραμέτρους που είχαν σχολιαστεί ήταν το επιτόκιο, το χρυσό, το πετρέλαιο και κάποιοι χρηματιστηριακοί δείκτες. Πιο κάτω στο τμήμα 6.3 θα αναφερθώ συγκεκριμένα στις παραμέτρους. Παρά το γεγονός ότι τους είχαμε περιγράψει και πρότειναν να χρησιμοποιήσουμε Ασαφή Λογική ώστε να προστεθούν στο σύστημα κάποιες παρεμβάσεις και ανακοινώσεις από άτομα τα οποία θα επηρέαζαν τις αποφάσεις των επενδυτών, οι ειδικοί μας παρότρυναν να μην χρησιμοποιήσουμε την ασαφή λογική. Το πιο σημαντικό που βγήκε από αυτή την συνάντηση ήταν το προηγούμενο. Ο λόγος που τους ώθησε σε αυτή την απόφαση είναι το γεγονός πως μέσα στους αριθμούς τους οποίους μας είχαν δώσει, υπάρχει αυτή η τάση η οποία θα επηρεάσει τις αποφάσεις των επενδυτών.

6.3 Δεδομένα από Ειδικούς

Οι ειδικοί του χώρου μοιράστηκαν μαζί μας ένα αρχείο το οποίο διατηρούν από τις 10/05/ 2010. Σε αυτό το αρχείο κρατάνε δεδομένα από το ημερήσιο κλείσιμο συναλλαγματικών ισοτιμιών διαφόρων συνδυασμών νομισμάτων, τα ημερήσια επιτόκια Κεντρικών Τραπεζών νομισμάτων, τις ημερήσιες τιμές κλεισίματος εμπορευμάτων, αλλά και τους σημαντικούς χρηματιστηριακούς δείκτες. Πιο αναλυτικά φαίνονται πιο κάτω όλοι οι παράμετροι που μας έδωσαν:

Συναλλαγματικές ισοτιμίες νομισμάτων:

1. Δολάριο ΗΠΑ / Ευρώ
2. Στερλίνα ΗΒ / Ευρώ
3. Ιαπωνικό Γιεν / Ευρώ
4. Δολάριο Καναδά / Ευρώ
5. Ελβετικό Φράγκο / Ευρώ
6. Ρωσικό Ρούβλι / Ευρώ

Επιτόκια Κεντρικών Τραπεζών:

1. Ευρώ – Μηνιαία, Τριμηνιαία, Εξαμηνιαία και Χρονιαία
2. Δολάριο ΗΠΑ - Μηνιαία, Τριμηνιαία, Εξαμηνιαία και Χρονιαία
3. Ιαπωνικό Γιεν - Μηνιαία, Τριμηνιαία, Εξαμηνιαία και Χρονιαία
4. Δολάριο Καναδά - Μηνιαία, Τριμηνιαία, Εξαμηνιαία και Χρονιαία
5. Ελβετικό Φράγκο - Μηνιαία, Τριμηνιαία, Εξαμηνιαία και Χρονιαία
6. Ρωσικό Ρούβλι - Μηνιαία, Τριμηνιαία, Εξαμηνιαία και Χρονιαία

Εμπορεύματα:

1. Αργό Πετρέλαιο (μπρεντ)
2. Χρυσός

Χρηματιστηριακοί Δείκτες

1. FTSE 100 (Χρηματιστήριο Αξιών του Λονδίνου)

2. Dow Jones Industrial Average (εταιρείες είτε στο χρηματιστήριο της Νέας Υόρκης (NYSE), είτε στο χρηματιστήριο NASDAQ)
3. S&P 500 (εταιρείες είτε στο χρηματιστήριο της Νέας Υόρκης (NYSE), είτε στο χρηματιστήριο NASDAQ)
4. NIKKEI 225 (Χρηματιστήριο Αξιών Τόκου)
5. RTS (Χρηματιστήριο MICEX-RTS Ρωσίας)

Όταν προστεθούν όλοι οι παράμετροι συνολικά είναι 37 παράμετροι. Για την υλοποίηση του συστήματος της διπλωματικής μου χρησιμοποίησα 27 παραμέτρους εισόδου και είναι οι εξής:

- | | |
|-----------------------------------|------------------------------------|
| 1) Δολάριο ΗΠΑ / Ευρώ | 15) Στερλίνα επιτόκιο 6 μήνες |
| 2) Στερλίνα ΗΒ / Ευρώ | 16) Στερλίνα επιτόκιο 12 μήνες |
| 3) Ρωσικό Ρούβλι / Ευρώ | 17) Ρώσικο Ρούβλι επιτόκιο 1 μήνα |
| 4) Κινεζικό Γουάν / Ευρώ | 18) Ρώσικο Ρούβλι επιτόκιο 3 μήνες |
| 5) Ευρώ επιτόκιο 1 μήνα | 19) Ρώσικο Ρούβλι επιτόκιο 6 μήνες |
| 6) Ευρώ επιτόκιο 3 μήνες | 20) Ρώσικο Ρούβλι επιτόκιο 12 μήνα |
| 7) Ευρώ επιτόκιο 6 μήνες | 21) Αργό Πετρέλαιο (μπρεντ) |
| 8) Ευρώ επιτόκιο 12 μήνες | 22) Χρυσός |
| 9) Δολάριο ΗΠΑ επιτόκιο 1 μήνα | 23) FTSE 100 |
| 10) Δολάριο ΗΠΑ επιτόκιο 3 μήνες | 24) Dow Jones Industrial Average |
| 11) Δολάριο ΗΠΑ επιτόκιο 6 μήνες | 25) S&P 500 |
| 12) Δολάριο ΗΠΑ επιτόκιο 12 μήνες | 26) NIKKEI 225 |
| 13) Στερλίνα επιτόκιο 1 μήνα | 27) RTS |
| 14) Στερλίνα επιτόκιο 3 μήνες | |

Η διαφορά στα νομίσματα είναι πως αφαιρέθηκαν οι παράμετροι Ιαπωνικό Γιεν / Ευρώ, Δολάριο Καναδά / Ευρώ, Ελβετικό Φράγκο / Ευρώ και προστέθηκε η παράμετρος Κινέζικο Γουάν / Ευρώ. Επίσης, έχουν αφαιρεθεί και τα επιτόκια για τα προηγούμενα νομίσματα. Καταλήγοντας, έχοντας τις ημερήσιες τιμές αυτών

των 27 παραμέτρων, μετά από την κανονικοποίηση τους που αναφέρω πιο κάτω, τις χρησιμοποιήσα σαν είσοδο στο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο.

Όταν χρησιμοποίησα τον διαχωρισμό των δεδομένων σε δεδομένα μάθησης, δεδομένα επικύρωσης (validation) και σε δεδομένα ελέγχου τότε τα αποτελέσματα που έπαιρνα ήταν λάθος. Δεδομένα ελέγχου είναι τα δεδομένα που το ΤΝΔ δεν έχει δει κατά την περίοδο μάθησης. Στην αρχή δοκίμασα τα δεδομένα και τα μοίρασα σε 60% για μάθηση, 20% για επικύρωση και 20% για έλεγχο και όταν είδα πως δεν έπαιρνα καλά αποτελέσματα τότε άλλαξα τον αριθμό για τον έλεγχο επικύρωσης (validation check) για να τρέξει περισσότερες εποχές. Θα εξηγήσω στο κεφάλαιο 7 τους λόγους. Στο ΤΝΔ που δημιούργησα για την διπλωματική μου εργασία χρησιμοποιώ όλα τα δεδομένα εισόδου για την μάθηση και τίποτα για επικύρωση και για έλεγχο.

Το Excel αρχείο που η εταιρεία με την οποία συνεργαζόμαστε μας έχει δώσει, ανανεώνεται καθημερινά (όταν φυσικά οι αγορές είναι ανοικτές). Από αυτό το αρχείο το οποίο έχει τύχει επεξεργασίας από έμένα το ΤΝΔ στο εργαλείο MATLAB παίρνει τις τελευταίες 300 τιμές.

6.4 [Κανονικοποίηση Δεδομένων](#)

Το αρχείο που χρησιμοποιεί η εταιρεία AAA έχει όνομα DAILY MARKET UPDATE. Η εταιρεία μου έχει παραχωρήσει το εν λόγω αρχείο με το οποίο έχω πάρει τα πιο πάνω δεδομένα. Στο ίδιο αρχείο έχω δημιουργήσει καινούργια Sheets.

Συγκεκριμένα pre-input, normalize, input, output και test.

Στο Sheet με όνομα pre-input έχω κρύψει τη στήλη A όπου είναι τα ονόματα των μεταβλητών. Σε αυτό το αρχείο βρίσκονται οι 27 μεταβλητές, η μια κάτω από την άλλη όπως τις έχω αναφέρει πιο πάνω στο 6.3. Για την κάθε μεταβλητή υπάρχουν οι τελευταίες 300 διαπραγματεύσιμες μέρες. Δηλαδή ο πίνακας είναι $27 * 300$. Για να επιτευχθεί αυτό χρησιμοποίησα τον πιο κάτω τύπο:

=INDEX(Sheet1!3:3;MATCH(1E+30;Sheet1!3:3)-299)

όπου Sheet1!3:3 είναι η γραμμή 3 και ο αριθμός 299 συμβολίζει πόσα κελιά να πάει πίσω ξεκινώντας από το 0 που είναι η πιο πρόσφατη τιμή διαπραγμάτευσης στο αρχείο.

Στο Sheet με όνομα normalize έχω δημιουργήσει πίνακα στον οποίο βρίσκω την μικρότερη και μεγαλύτερη τιμή των 27 παραμέτρων για τις τελευταίες 300 μέρες. Δηλαδή, όταν ο χρήστης προσθέτει μια στήλη στο Sheet1 με όνομα Sheet1 τότε αυτόματα μετρά η νέα στήλη στον υπολογισμό της μικρότερης και μεγαλύτερης τιμής και αφαιρείτε η τελευταία, που τώρα είναι η προηγούμενη 301 μέρα. Πιο κάτω φαίνετε ο τύπος που χρησιμοποίησα για την υλοποίηση αυτή:

=MIN(INDEX(Sheet1!3:3;MATCH(1E+30;Sheet1!3:3)-
B6):INDEX(Sheet1!3:3;MATCH(1E+30;Sheet1!3:3)))

όπου Sheet1!3:3 είναι η γραμμή 3, B6 είναι το κελί που περιέχει τον αριθμό των προηγούμενων ημερών που λαμβάνονται υπόψη. Στη δική μου περίπτωση 300 μέρες.

Στο Sheet με όνομα input γίνεται η κανονικοποίηση των δεδομένων από το Sheet με όνομα pre-input και normalize βάσει τον πιο κάτω τύπο:

$$\frac{x-\min}{\max-\min} = \text{number } x \text{ after normalization}$$

=('pre-input'!B1-normalize!\$C10)/(normalize!\$D10-normalize!\$C10)

όπου pre-input!B1 το κελί B1 του Sheet pre-input και normalize!C10 το κελί C10 του Sheet normalize

Σε αυτό το αρχείο ο πίνακας είναι 27 * 299. Ο λόγος που αφαιρούμε την 300^η στήλη είναι γιατί αυτή θα είναι η είσοδος στο σύστημα το οποίο θα μας βγάλει αποτέλεσμα.

Στο Sheet με όνομα output βρίσκεται μια γραμμή με 299 στήλες. Σε αυτή την περίπτωση βρίσκονται όλες οι συναλλαγματικές ισοτιμίες EUR/USD για τις 299 προηγούμενες μέρες.

Στο Sheet με όνομα test βρίσκεται η στήλη που αφαιρέσαμε από το input, δηλαδή 27*1 και είναι οι τιμές της προηγούμενης μέρας όλων των παραμέτρων εισόδου. Βάσει αυτής της στήλης το σύστημα στο εργαλείο MATLAB θα κάνει την πρόβλεψη του.

Το αποτέλεσμα που βγάζει το σύστημα τυγχάνει και αυτό επεξεργασίας ώστε να γίνει η αποκανονικοποίηση. Για αυτή την διαδικασία χρησιμοποίησα τον πιο κάτω τύπο:

$$x = (\textit{normalize number} * (\text{max} - \text{min})) + \text{min}$$

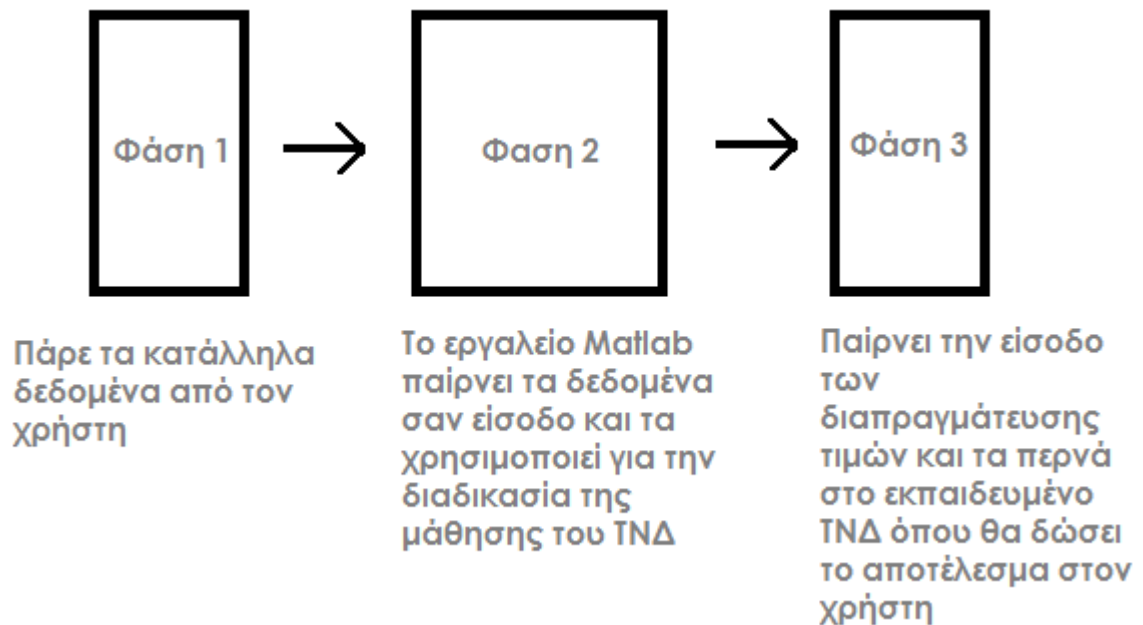
όπου normalize number ο αριθμός που βγάζει το σύστημα, max η μέγιστη τιμή των τελευταίων 300 ημερών και min η ελάχιστη τιμή για των 300 τελευταίων ημερών διαπραγμάτευσης.

Θα αναφερθώ πιο κάτω αναλυτικά για το σύστημα και πως επεξεργάζεται τα δεδομένα που παίρνει στο κεφάλαιο 7.

Κεφάλαιο 7 – Μοντέλο Υπολογιστικής Νοημοσύνης

7.1 [Αφαιρετικό μοντέλο](#)

Σε αυτό το υποκεφάλαιο θα αναφερθώ αφαιρετικά πως είναι το σύστημα που έχει δημιουργηθεί. Γενικά υπάρχουν 3 φάσεις. Αρχίζοντας από την πρώτη η οποία είναι η φάση των δεδομένων, ο χρήστης δίνει τα δεδομένα σε ένα αρχείο. Αυτά τα δεδομένα στο μέλλον θα μπορούν να αυτοματοποιηθούν και το σύστημα να παίρνει αυτόματα τις τιμές εισόδου, και να ανανεώνει το αρχείο δεδομένων. Ακολουθώντας, στην δεύτερη φάση το σύστημα παίρνει τα δεδομένα που έχουν παραχθεί στην πρώτη φάση και μέσω ενός μοντέλου υπολογιστικής νοημοσύνης γίνεται η μάθηση. Τέλος, ο χρήστης μπορεί να επιλέξει να πάρει το αποτέλεσμα της πρόβλεψης του συστήματος βάσει των δεδομένων εισόδου της συγκεκριμένης μέρας διαπραγμάτευσης. Πιο κάτω, φαίνονται παραστατικά οι φάσεις (εικόνα 11):



Σχήμα 7.1

7.2 [Διάφορες αρχιτεκτονικές](#)

Για την εύρεση της βέλτιστης αρχιτεκτονικής του συστήματος, ώστε να υπάρξει η καλύτερη πρόβλεψη, έχω χρησιμοποιήσει διάφορες παραλλαγές της αρχιτεκτονικής Back Propagation για να μπορέσω να επιλέξω αυτή η οποία έχει τα επιθυμητά αποτελέσματα.

Για την όλη εύρεση του βέλτιστου μοντέλου άλλαξα κάποιες παραμέτρους του συστήματος. Οι κύριες παράμετροι οι οποίοι άλλαζα είναι οι εξής:

1. Συνάρτηση μάθησης
2. Εποχές
3. Ρυθμός μάθησης
4. Αριθμό κρυφών νευρώνων

7.3 [Συναρτήσεις Μάθησης](#)

`trainlm`

Η `trainlm` είναι συνάρτηση μάθησης ΤΝΔ που ενημερώνει τις τιμές των βαρών και τις τιμές των `bias` σύμφωνα με την βελτιστοποίηση του Levenberg-Marquardt^[12]. Αυτή η συνάρτηση συχνότερα έχει τον γρηγορότερο αλγόριθμο Back Propagation στην εργαλειοθήκη της MATLAB και συνίσταται ως πρώτη επιλογή για επιβλεπόμενη μάθηση, παρόλο που χρειάζεται περισσότερη μνήμη από άλλους αλγόριθμους.

`traingd`

Η `traingd` είναι η συνάρτηση μάθησης ΤΝΔ με την πιο απότομη κατάβαση κλίσης (steepest gradient descent). Τα βάρη και τα `biases` ενημερώνονται προς την κατεύθυνση της αρνητικής κλίσης της συνάρτησης απόδοσης. Χρησιμοποιεί Back Propagation για τον υπολογισμό των παραγώγων της απόδοσης `perf`, σε σχέση με

το βάρος και τις μεταβλητές bias X . Η κάθε μεταβλητή ρυθμίζεται σύμφωνα με την κλίση καθόδου (gradient descent):

$$dX = lr * dperf/dX$$

όπου dX η μεταβλητή, lr ο ρυθμός μάθησης και $dperf$ η απόδοση της μάθησης

trainrp

Η `trainrp` όπου πήρε το όνομα της από το Resilient Back Propagation. Τα ΤΝΔ πολλαπλών στρωμάτων συνήθως χρησιμοποιούν σιγμοειδή συνάρτηση στους νευρώνες των κρυμμένων στρωμάτων. Οι συναρτήσεις αυτές συχνά ονομάζονται “squashing”, γιατί συμπιέζουν ένα άπειρο εύρος εισόδου σε ένα πεπερασμένο εύρος εξόδου. Οι σιγμοειδή συναρτήσεις χαρακτηρίζονται από το γεγονός ότι, η κλίση τους πρέπει να πλησιάζει το μηδέν καθώς η είσοδος μεγαλώνει. Αυτό προκαλεί πρόβλημα όταν χρησιμοποιείται η απότομη κατάβαση (steepest descent) για να εκπαιδεύσει ένα δίκτυο πολλαπλών στρωμάτων με σιγμοειδή συνάρτηση, γιατί η κλίση μπορεί να έχει πολύ μικρό μέγεθος και κατά συνέπεια να προκαλέσει μικρές αλλαγές στα βάρη και στα biases, ακόμη και αν τα αυτά είναι πολύ διαφορετικά από τις βέλτιστες τιμές^[7]. Ο σκοπός του ελαστικού (resilient) Back Propagation αλγόριθμου εκπαίδευσης είναι να εξαλείψει αυτές τις επιβλαβείς συνέπειες των μεγεθών των μερικών παραγώγων. Μόνο το πρόσημο της παραγώγου μπορεί να καθορίσει την κατεύθυνση για την ενημέρωση των βαρών, το μέγεθος της παραγώγου δεν έχει καμιά επίπτωση. Το μέγεθος της αλλαγής του βάρους καθορίζεται από μια διαφορετική τιμή ενημέρωσης. Αυτή η τιμή για κάθε βάρος και bias αυξάνεται κατά ένα παράγοντα όταν η παράγωγος της συνάρτησης απόδοσης σε σχέση με το βάρος έχει το ίδιο πρόσημο για δύο διαδοχικές επαναλήψεις. Αντίθετα, αυτή η τιμή μειώνεται κατά ένα παράγοντα όταν η παράγωγος σε σχέση με το βάρος αλλάζει πρόσημο από την προηγούμενη επανάληψη. Επίσης, εάν η παράγωγος είναι μηδέν, η τιμή παραμένει η ίδια. Όταν

τα βάρη ταλαντώνονται, η μεταβολή τους μειώνεται. Εάν τα βάρη συνεχίσουν να αλλάζουν προς την ίδια κατεύθυνση για αρκετές επαναλήψεις, το μέγεθος της αλλαγής των βαρών αυξάνεται. Αυτή η συνάρτηση μάθησης είναι γενικά πιο γρήγορη από την κανονική απότομη κάθοδο (standard steepest descent)^[7].

Για τις πιο πάνω συναρτήσεις μάθησης, το σύστημα έχει την δυνατότητα να τερματίσει την διαδικασία μάθησης με τους πιο κάτω τρόπους:

1. Έχει φτάσει τον μέγιστο αριθμό εποχών που δίνει ο χρήστης
2. Έχει φτάσει τον μέγιστο χρόνο εκτέλεσης που δίνει ο χρήστης
3. Η απόδοση έχει μικρύνει στο επιθυμητό στόχο που δίνει ο χρήστης
4. Η κλίση απόδοσης πέφτει κάτω από τον αριθμό που δίνει ο χρήστης
5. Το momentum έχει ξεπεράσει αυτό που δίνει ο χρήστης
6. Η επίδοση επικύρωσης αυξήθηκε περισσότερο από αυτή που δίνει ο χρήστης

Στα πλαίσια της ατομικής μου διπλωματικής εργασίας, η διαδικασία μάθησης τερματίζεται μόνο όταν επιτευχθεί το πρώτο, δηλαδή να φτάσουν οι εποχές στον αριθμό που έδωσα.

7.4 [Μοντέλα](#)

Τα μοντέλα που έχω χρησιμοποιήσει είναι τα ακόλουθα:

Το πρώτο μοντέλο που είχα χρησιμοποιήσει και είναι το default είναι το πιο κάτω:

Συνάρτηση μάθησης: `trainlm`

Εποχές: `100`

Μέγιστος αριθμός εσφαλμένης επιβεβαίωσης: `5`

Ελάχιστη απόδοση κλίσης: `1e-10`

Αρχικό momentum: `0.001`

Αυτό το μοντέλο το έχω τρέξει με ένα κρυφό επίπεδο με 40, 35, 30 κρυφούς νευρώνες. Επίσης, για την κάθε περίπτωση κρυφών νευρώνων έτρεξα με ρυθμό μάθησης 0,05 και 0,01.

Το δεύτερο μοντέλο που χρησιμοποίησα είναι με τις πιο κάτω παραμέτρους:

Συνάρτηση μάθησης:	traingd
Εποχές:	1000 και 3000
Ρυθμός μάθησης:	0,01 και 0,05
Κρυφούς νευρώνες:	30 και 35

Το τρίτο μοντέλο που χρησιμοποίησα είναι:

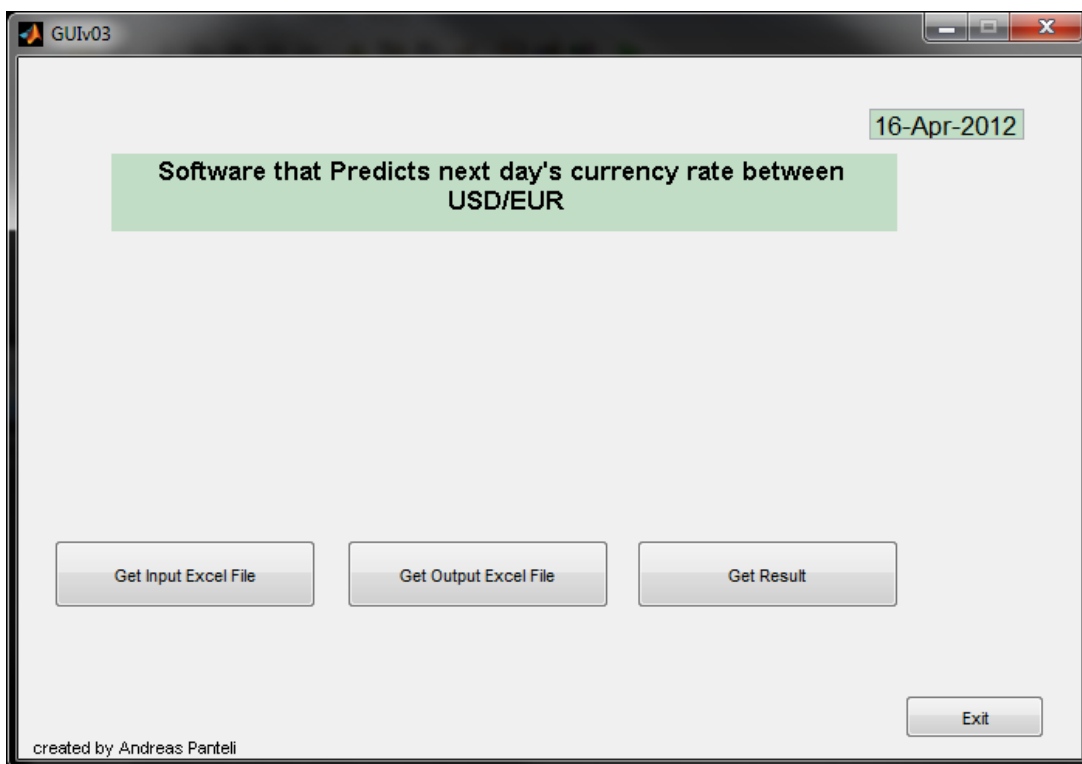
Συνάρτηση μάθησης:	trainrp
Εποχές:	1000 και 3000
Ρυθμό μάθησης:	0,01 και 0,05
Κρυφούς νευρώνες:	30 και 35

Μετά το τρέξιμο των πιο πάνω μοντέλων και την παραλαβή των αποτελεσμάτων πήρα τα καλύτερα μοντέλα, αυτά δηλαδή με το μικρότερο σφάλμα στην πρόβλεψη. Για να βρω αυτά με το μικρότερο σφάλμα στην πρόβλεψη για κάθε μοντέλο, έπαιρνα το αποτέλεσμα (πραγματικό) των τελευταίων 26 ημερών διαπραγμάτευσης και το σύγκρινα με το επιθυμητό αποτέλεσμα. Στην συνέχεια, για τα δύο καλύτερα μοντέλα που βρήκα, έτυχαν επεξεργασίας για να δω πόσο τοις εκατό επιτυχία είχαν στο να προβλέψουν την άνοδο ή κάθοδο της συναλλαγματικής ισοτιμίας μεταξύ Ευρώ / Δολάριο ΗΠΑ. Στο κεφάλαιο 8 υπάρχουν τα αποτελέσματα.

Ακολουθώντας, όταν βρέθηκε το καλύτερο μοντέλο, για να επιβεβαιωθεί ότι δουλεύει, έτρεξα γι' αυτό 100 και 50 διαφορετικές φορές το ίδιο μοντέλο πρόβλεψης. Τα αποτελέσματα, επίσης μπορείτε να τα βρείτε στο κεφάλαιο 8.

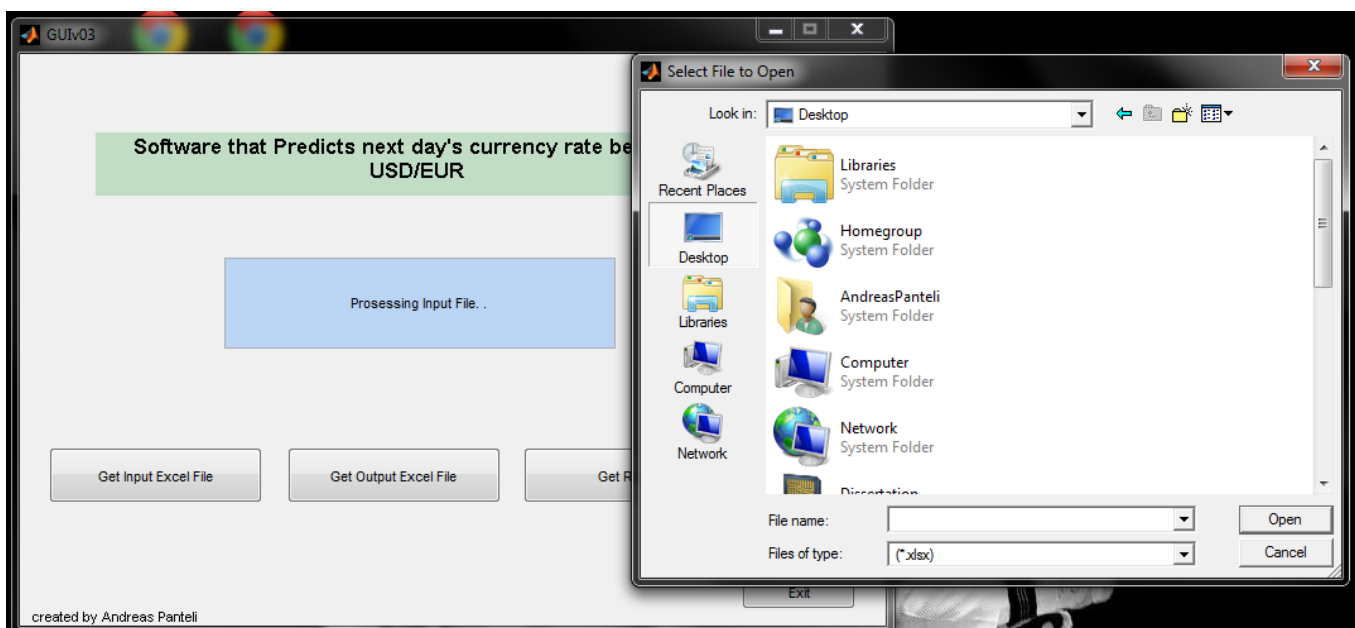
7.5 [Διεπαφή με τον χρήστη](#)

Για την δημιουργία της διεπαφής έχω χρησιμοποιήσει το εργαλείο Matlab GUIDE.



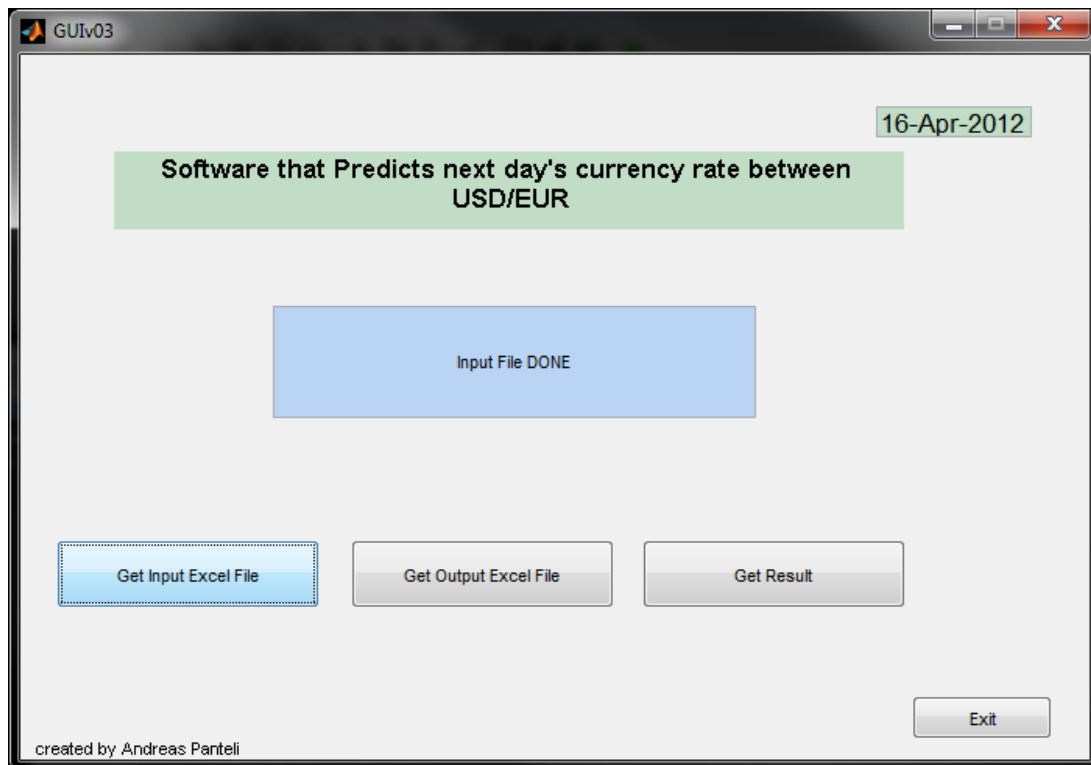
Σχήμα 7.2

Στο σχήμα 7.2 μπορείτε να δείτε το αρχικό παράθυρο που αντικρίζει ο χρήστης κατά την εκτέλεση του προγράμματος. Πάνω δεξιά η ημερομηνία που το χρησιμοποιεί.



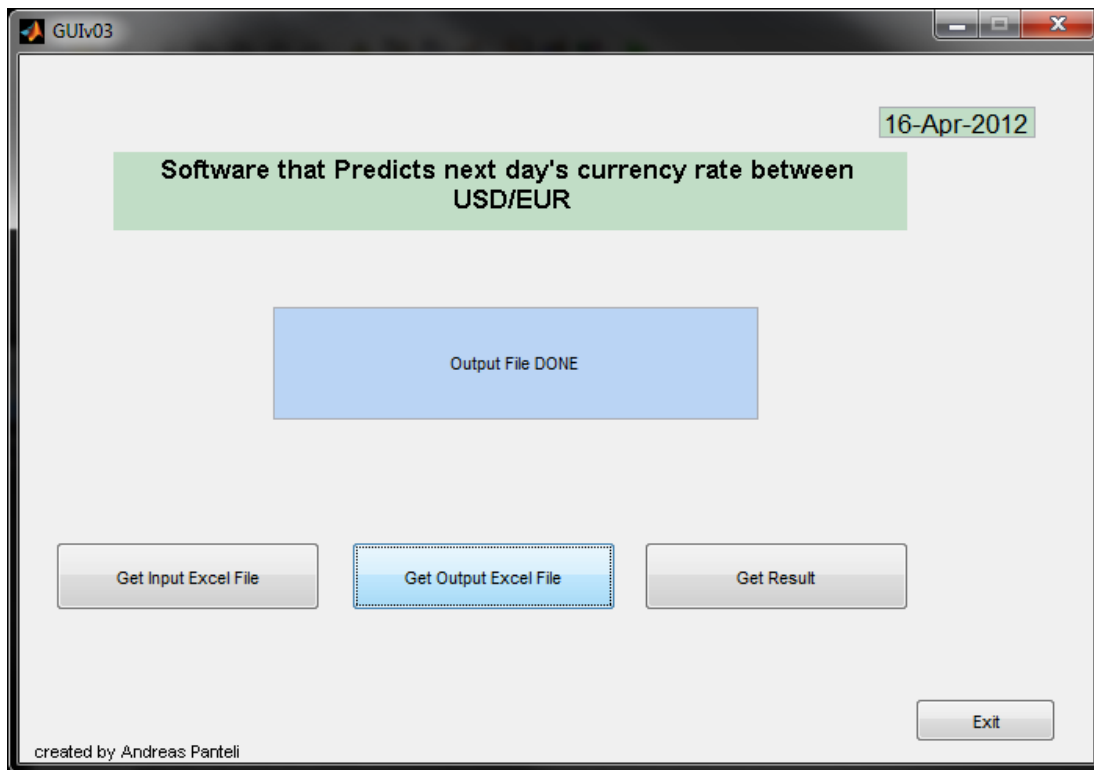
Σχήμα 7.3

Στο σχήμα 7.3 φαίνεται, όταν ο χρήστης πιάσει το εικονίδιο *Get Input Excel File* και εμφανίζεται νέο παράθυρο που δίνει δικαίωμα στον χρήστη να επιλέξει το ειδικό αρχείο τύπου υπολογιστικού φύλου (spreadsheet) που αναφέρθηκε πιο πάνω.



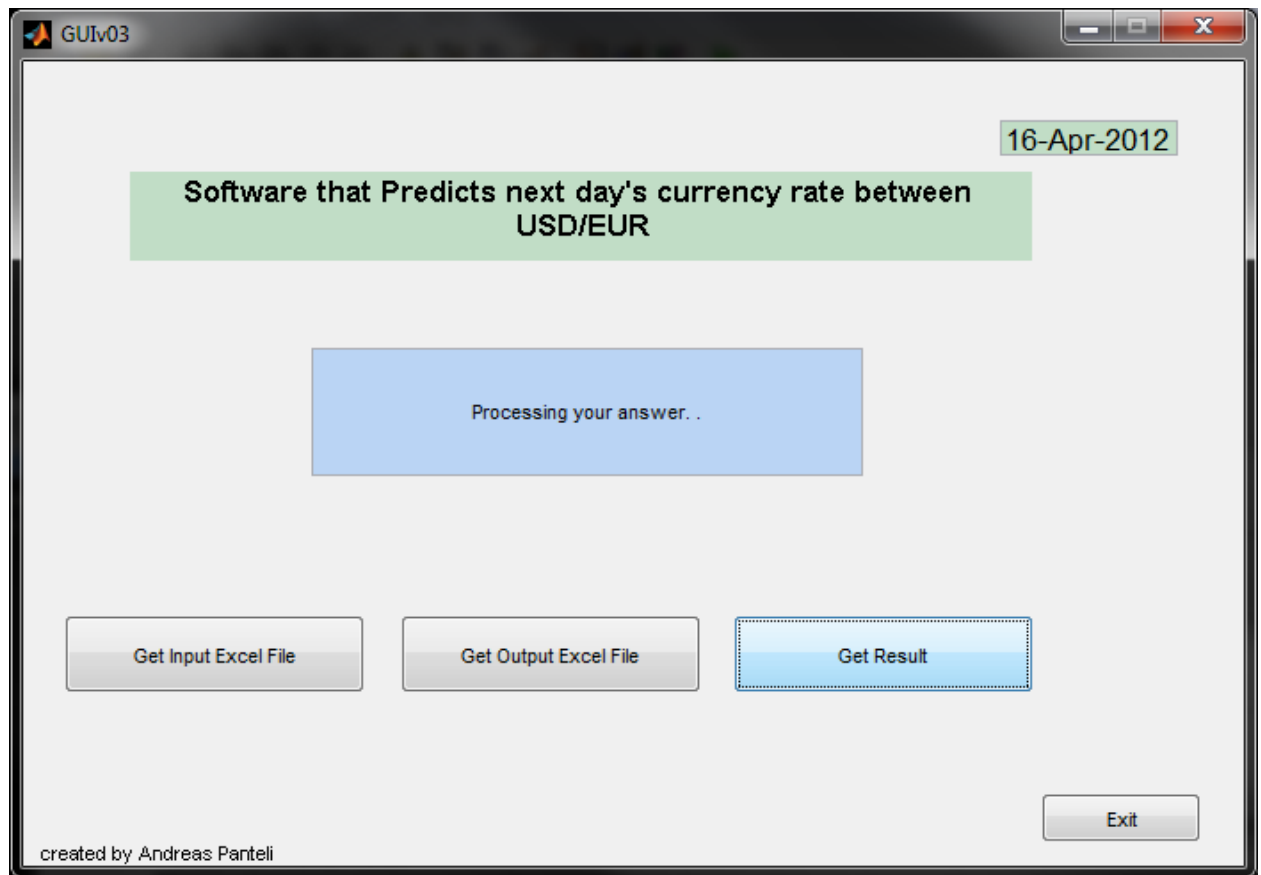
Σχήμα 7.4

Όταν ο χρήστης επιλέξει το αρχείο, όπως φαίνεται στο σχήμα 7.4, τότε περιμένει λίγο μέχρι να εμφανιστεί το μήνυμα *Input File DONE* όπως φαίνεται στην εικόνα 14.



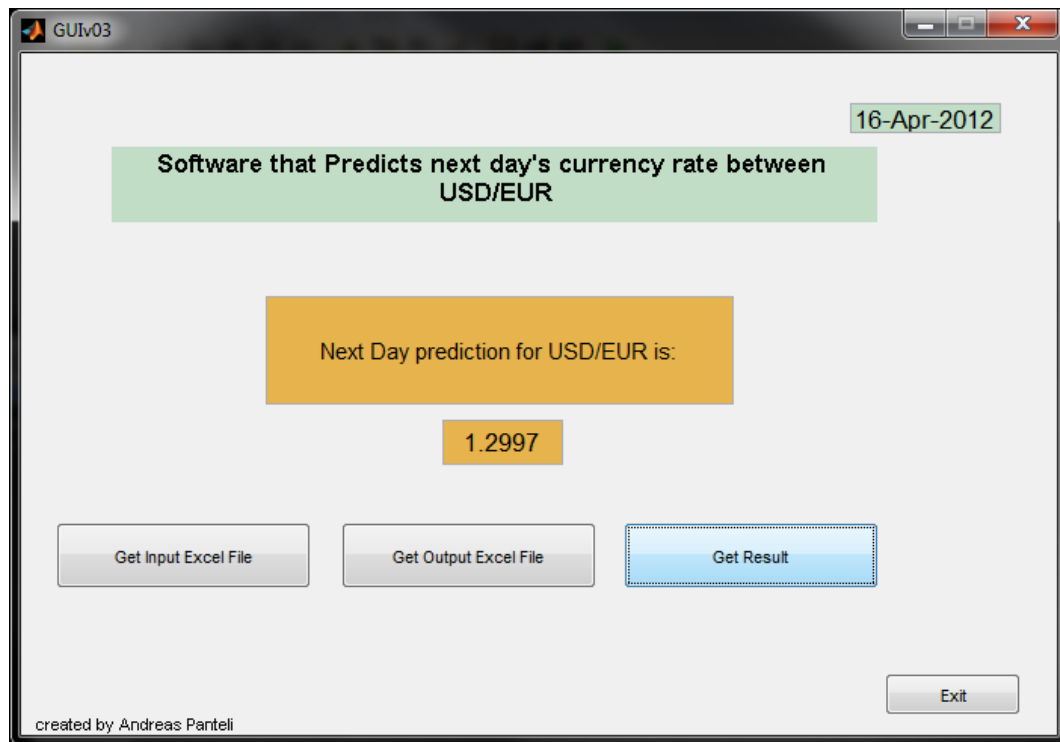
Σχήμα 7.5

Στο σχήμα 7.5, ο χρήστης πιέζει το εικονίδιο *Get Output Excel File* και γίνεται η ίδια διαδικασία όπως στα σχήματα 7.3 και 7.4, με την μόνη διαφορά ότι ο εμφανίζεται το μήνυμα *Output File DONE*.



Σχήμα 7.6

Ο χρήστης στην συνέχεια, αφού το πρόγραμμα πάρει την είσοδο, πιέζει το εικονίδιο *Get Result* για να γίνει η διαδικασία μάθησης, και μετά το τέλος της, το ΤΝΔ παίρνει σαν είσοδο τις τιμές κλεισίματος της προηγούμενης μέρας διαπραγμάτευσης, έτσι ώστε να υπολογίσει/προβλέψει την τιμή κλεισίματος της νομισματικής ισοτιμίας Ευρώ/Δολαρίου ΗΠΑ της επόμενης μέρας. (σημειώνεται πως εδώ η διαδικασία χρειάζεται κάποιο χρόνο, περίπου 30 δευτερόλεπτα)



Σχήμα 7.7

Στο σχήμα 7.7, μετά την αναμονή του χρήστη το σύστημα εμφανίζει το αποτέλεσμα/πρόβλεψη της επόμενης μέρας.

Κεφάλαιο 8 – Αποτελέσματα και ανάλυση τους

8.1 [Αποτελέσματα μοντέλων](#)

Σε αυτό το κεφάλαιο μεταξύ άλλων θα αναφερθώ στα αποτελέσματα που πήρα στην πρώτη φάση, η οποία ήταν η εύρεση μιας ή δύο αρχιτεκτονικών με το ελάχιστο σφάλμα. Όπως έχω περιγράψει και πιο πάνω, το σφάλμα βγαίνει από το πόσο κοντά στην επιθυμητή τιμή πρόβλεψης, βγήκε η πραγματική τιμή. Για τα πιο πάνω μοντέλα, πήρα αποτελέσματα για 26 διαφορετικές αλλά συνεχόμενες μέρες διαπραγμάτευσης του νομίσματος Ευρώ/Δολάριο ΗΠΑ. Από τις 03/10/2011 μέχρι τις 09/11/2011, όπου είναι 26 συνεχόμενες διαπραγματεύσιμες μέρες. Άρα, το σφάλμα για το κάθε μοντέλο ήταν η πρόσθεση της απόλυτης τιμής όλων των 26 διαφορετικών σφαλμάτων (διαφορά επιθυμητής με πραγματικής.)

Πρώτο Μοντέλο

Iterations	Number of Hidden Neurons	Learning Rate	Error
1000 it	40 neurons	0,1 lr	2,5300
1000 it	35 neurons	0,1 lr	1,9428
1000 it	30 neurons	0,1 lr	2,1340
1000 it	35 neurons	0,05 lr	1,9455
1000 it	30 neurons	0,05 lr	1,9297

Πίνακας 8.1

Βλέπουμε πως το καλύτερο αποτέλεσμα που προκύπτει από τα πιο πάνω μοντέλα, είναι αυτό με τις 1000 εποχές, τους 30 κρυφούς νευρώνες και ρυθμό μάθησης 0,05 με συνολικό σφάλμα 1,9297. Από τα αποτελέσματα μου φαίνεται, πως η default συνάρτηση μάθησης trainlm του εργαλείου MATLAB, δεν δίνει τα αποτελέσματα που θα θεωρούσα επαρκή για την βέλτιστη δυνατή πρόβλεψη της συναλλαγματικής ισοτιμίας μεταξύ του Ευρώ/Δολαρίου ΗΠΑ.

Δεύτερο Μοντέλο

Iterations	Number of Hidden Neurons	Learning Rate	Error
1000 it	35 neurons	0,05 lr	2,4032
1000 it	35 neurons	0,01 lr	2,5746
1000 it	30 neurons	0,05 lr	1,8887
1000 it	30 neurons	0,01 lr	3,4821
3000 it	35 neurons	0,05 lr	1,4551
3000 it	35 neurons	0,01 lr	2,4297
3000 it	30 neurons	0,05 lr	1,4858
3000 it	30 neurons	0,01 lr	1,5716

Πίνακας 8.2

Στην συνέχεια, τα μοντέλα με την συνάρτηση `traingd` είχαν βγάλει ελάχιστα καλύτερα αποτελέσματα. Με τις εποχές 3000 και με ρυθμό μάθησης 0,05 στους 30 και 35 κρυφούς νευρώνες, είχαν 1,4551 και 1,4858 συνολικό σφάλμα, αντίστοιχα. Αυτό δείχνει πως χρειάζεται περισσότερες εποχές για να γίνει καλύτερη μάθησης.

Τρίτο Μοντέλο

Iterations	Number of Hidden Neurons	Learning Rate	Error
1000 it	35 neurons	0,05 lr	1,3147
1000 it	35 neurons	0,01 lr	1,3847
1000 it	30 neurons	0,05 lr	1,5768
1000 it	30 neurons	0,01 lr	0,8266
3000 it	35 neurons	0,05 lr	1,3406

3000 it	35 neurons	0,01 lr	0,9998
3000 it	30 neurons	0,05 lr	1,2726
3000 it	30 neurons	0,01 lr	1,4699

Πίνακας 8.3

Στη συνάρτηση μάθησης `trainrp` τα αποτελέσματα δείχνουν πως είναι πολύ καλύτερη από τις άλλες δύο. Με το μικρότερο σφάλμα στα 0,8266 και το μεγαλύτερο στα 1,5768, λίγο μεγαλύτερο από το καλύτερο της `traingd` και πολύ καλύτερο από αυτό της `trainlm`, δείχνει πως είναι αρκετά καλή στο να μαθαίνει αυτού τους είδους δεδομένα. Το καλύτερο αποτέλεσμα, αυτό με το μικρότερο σφάλμα, βγήκε από τις παραμέτρους με 1000 εποχές, με 30 κρυφούς νευρώνες και με 0,01 ρυθμό μάθησης. Το δεύτερο καλύτερο αποτέλεσμα βγήκε με 3000 εποχές, 35 κρυφούς νευρώνες και 0,01 ρυθμό μάθησης.

8.2 [Πιο βαθύς έλεγχος](#)

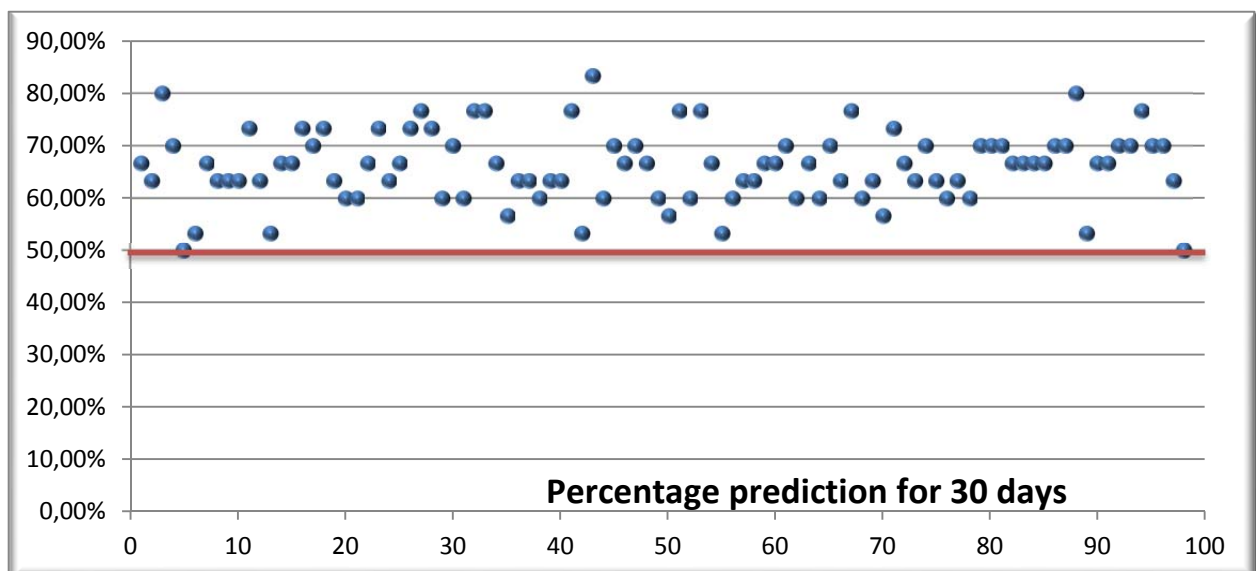
Μετά, με την βοήθεια των αποτελεσμάτων που φαίνονται στο κεφάλαιο 8.1, δημιούργησα πρόγραμμα στο εργαλείο MATLAB, το οποίο θέλω να τονίσω έτρεχε για ώρες, και κάποτε μέρες μέχρι να βγουν τα αποτελέσματα που θα παρουσιάσω πιο κάτω. Αφού λοιπόν, πήρα τα πιο πάνω αποτελέσματα και τα παρουσίασα στον μέντορά μου, αποφασίσαμε από κοινού να πάρουμε συγκεκριμένα τις δύο αρχιτεκτονικές με τα καλύτερα αποτελέσματα, όσον αφορά το μικρότερο σφάλμα στην πρόβλεψη της ισοτιμίας.

Οι δύο αρχιτεκτονικές που χρησιμοποίησα είναι με το TND Resilient Back Propagation . Η πρώτη είναι με 1000 εποχές, 30 νευρώνες στο ένα και μοναδικό κρυφό επίπεδο, 0,01 για το ρυθμό μάθησης. Ακόμη, ο αλγόριθμος για τις 30 μέρες έτρεξε 100 φορές. Η δεύτερη είναι με 3000 εποχές, 35 νευρώνες στο ένα και μοναδικό κρυφό επίπεδο και 0,01 για ρυθμό μάθησης. Επίσης, ο αλγόριθμος για τις 30 μέρες έτρεξε 50 φορές.

Γι' αυτή την αρχιτεκτονική γίνεται πρόβλεψη για 30 συνεχόμενες μέρες διαπραγμάτευσης. Είναι από τις 22/12/2012 μέχρι τις 03/02/2012.

Σε αυτά τα αποτελέσματα, μπήκε και η ιδέα για την πρόβλεψη του αν θα κυμανθεί πάνω ή κάτω η τιμή της ισοτιμίας την επόμενη μέρα του κλεισίματος διαπραγμάτευσης. Στα αποτελέσματα πιο κάτω, φαίνεται το ποσοστό επιτυχίας για πρόβλεψη της μεταβολής της διακύμανσης πάνω ή κάτω, αλλά και το σφάλμα που έχει συνολικά για το κάθε iteration για τις 30 μέρες πρόβλεψης.

Τα αποτελέσματα για την πρώτη αρχιτεκτονική φαίνονται πιο κάτω:



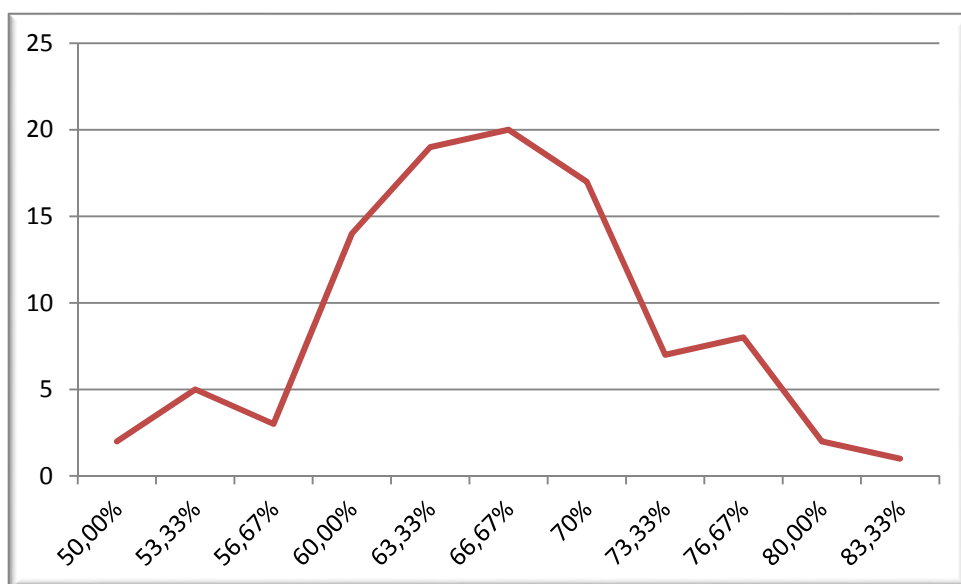
Σχήμα 8.1

Όπως φαίνεται στο πιο πάνω σχήμα, τα αποτελέσματα φαίνονται αρκετά υποσχόμενα. Και στις 100 προβλέψεις, το ποσοστό επιτυχίας για την πρόβλεψη της μεταβολής της ισοτιμίας για το κλείσιμο της επόμενης μέρας, είναι πάντα πάνω από το 50%. Οι ειδικοί μας έχουν αναφέρει πως οποιοδήποτε ποσοστό πάνω από το 50% είναι εξαιρετικά βοηθητικό για τους traders. Στο πιο πάνω αποτέλεσμα βλέπουμε πως υπάρχουν και προβλέψεις που φτάνουν το 80%. Συγκεκριμένα:

50,00 %	53,33 %	56,67 %	60,00 %	63,33 %	66,67 %	70 %	73,33 %	76,67 %	80,00 %	83,33 %	sum
2	5	3	14	19	20	17	7	8	2	1	98

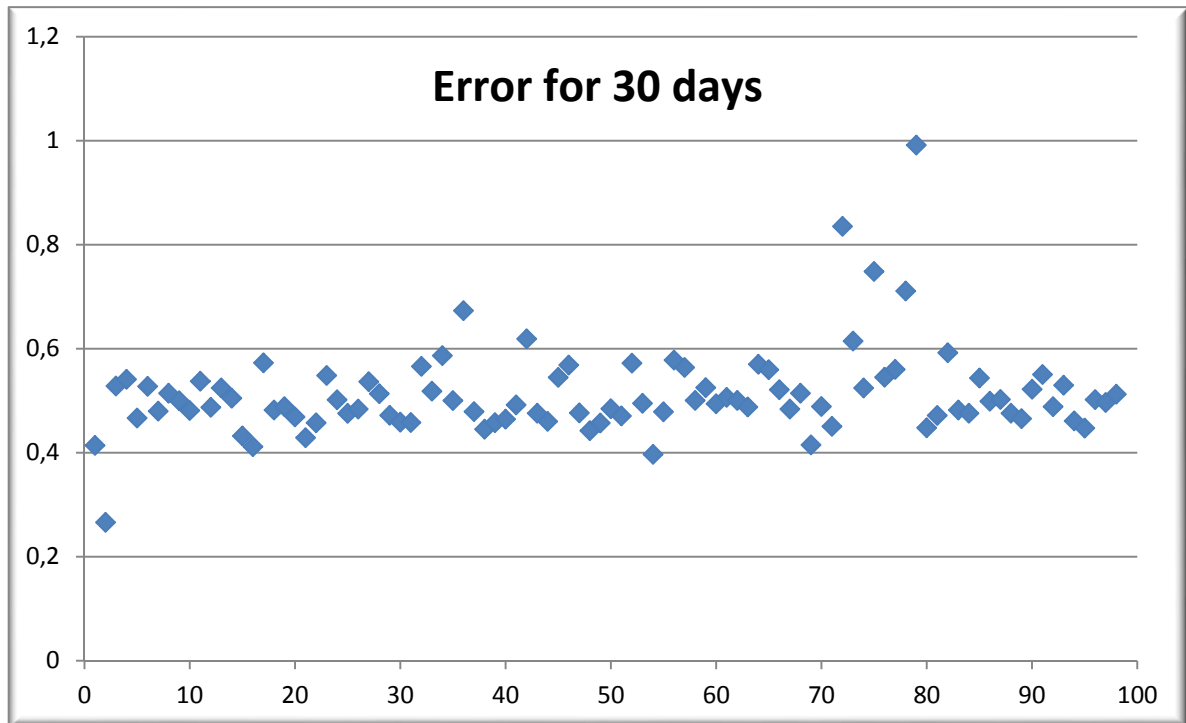
Πίνακας 8.4

Στο πιο πάνω πίνακα 8.4, το σύνολο των εποχών είναι 98 γιατί σε 2 εποχές από τις 100 το αποτέλεσμα βγήκε αρνητικό, που αυτό σημαίνει ότι πήγε κάτι λάθος κατά τον υπολογισμό στο λειτουργικό σύστημα του υπολογιστή. Το ποσοστό που είχε την μεγαλύτερη απήχηση είναι το 66.67% και αυτό με την λιγότερη το 83.33% που είναι και το καλύτερο που βγήκε.



Σχήμα 8.2

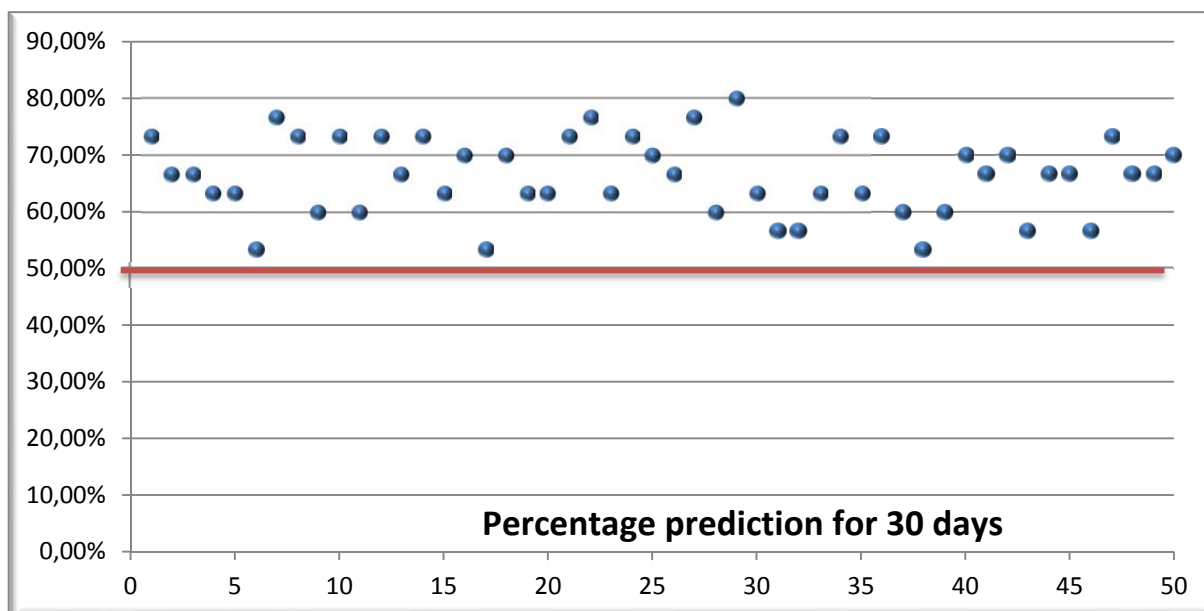
Όπως φαίνεται στον σχήμα 8.2 τα ποσοστά ακολουθούν μια κανονική κατανομή.



Σχήμα 8.3

Στο σχήμα 8.3, φαίνονται τα αποτελέσματα αυτή την φορά σχετικά με το σφάλμα που είχε η κάθε εποχή για τις 30 μέρες. Ο μέσος όρος σφάλματος και για τις 100 εποχές είναι 0,51266. Αυτό δείχνει, πως αυτή η αρχιτεκτονική δεν έβγαλε τυχαία, όπως φαίνεται στο πίνακα 8.3, το καλύτερο αποτέλεσμα από όλες τις άλλες αρχιτεκτονικές.

Τα αποτελέσματα για την δεύτερη αρχιτεκτονική φαίνονται στην συνέχεια:



Σχήμα 8.4

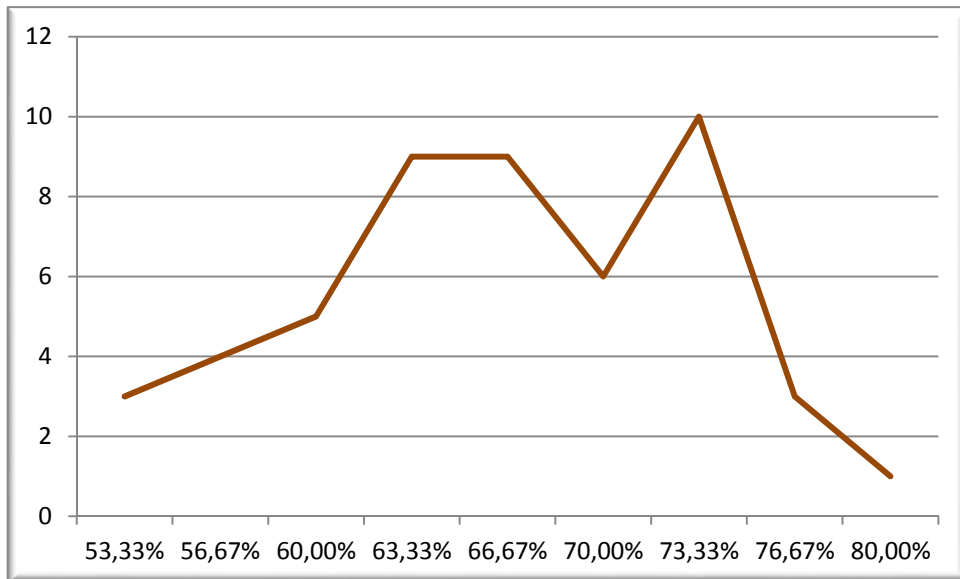
Όπως φαίνεται πιο πάνω, τα αποτελέσματα φαίνονται και πάλι αρκετά καλά, βάσει με αυτά που μας είπαν οι ειδικοί. Και στις 50 προβλέψεις το ποσοστό επιτυχίας για την πρόβλεψη της μεταβολής της ισοτιμίας για το κλείσιμο της επόμενης μέρας είναι πάνω από το 50%, συγκεκριμένα πάνω από το 53,33%. Στο πιο πάνω αποτέλεσμα βλέπουμε πως υπάρχουν και προβλέψεις που φτάνουν το 80%.

Συγκεκριμένα:

53,33	56,67	60,00	63,33	66,67	70,00	73,33	76,67	80,00	su
%	%	%	%	%	%	%	%	%	m
3	4	5	9	9	6	10	3	1	50

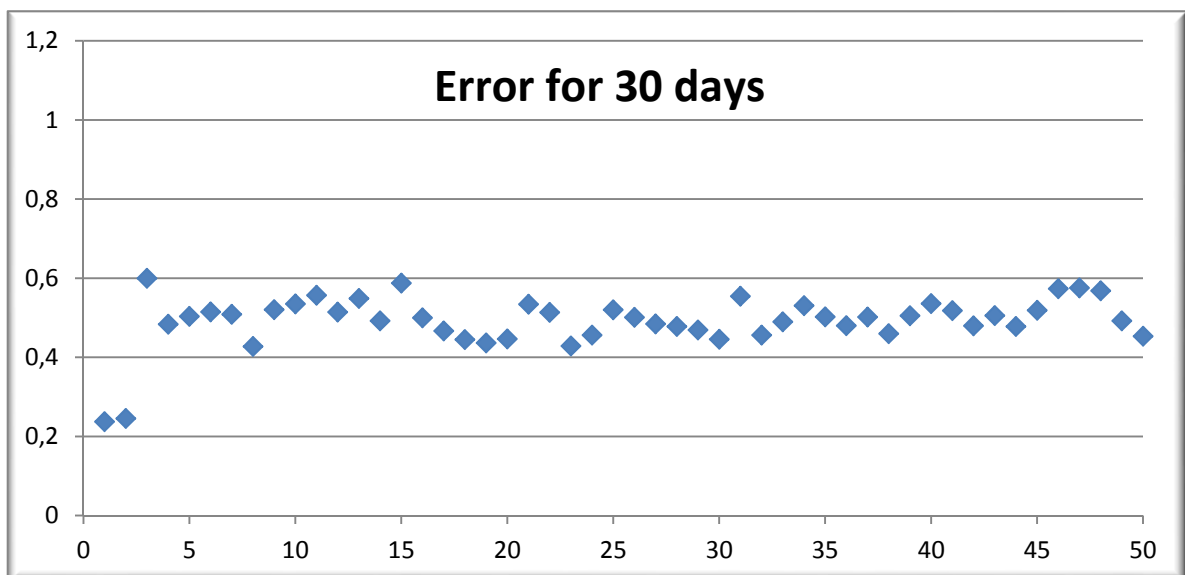
Πίνακας 8.5

Στον πίνακα 8.5, το σύνολο των εποχών είναι 50, όσες και οι φορές που έτρεξε ο αλγόριθμος. Το ποσοστό που είχε την μεγαλύτερη απήχηση είναι το 73,33% και αυτό με την λιγότερη το 80.00% που είναι και το καλύτερο που βγήκε. Σε αυτή την αρχιτεκτονική δεν υπήρχε το 50% επιτυχίας, που αυτό στα μάτια ενός trader είναι αρκετά βοηθητικό αν επιθυμεί να κερδίζει πάντα.



Σχήμα 8.5

Στο σχήμα 8.5, φαίνονται με πιο γραφικό τρόπο αυτά που περιγράψα προηγουμένως.



Σχήμα 8.6

Το μέσο σφάλμα αυτού του μοντέλου για τις 50 διαφορετικές εκτελέσεις είναι 0.49155. Υπάρχει μια καλύτερη ισορροπία σε αυτή την αρχιτεκτονική εκτός από τις πρώτες δύο εκτελέσεις που διαφέρουν προς το καλό. Δηλαδή έχουν μικρότερο σφάλμα.

Κεφάλαιο 9 – Συμπεράσματα

9.1 [Συμπεράσματα](#) (Ελληνικά)

Φτάνοντας στο τελευταίο και πιο σημαντικό κομμάτι της ατομικής διπλωματικής μου έρευνας, θα περιγράψω τα συμπεράσματα που έχω βγάλει μετά από όλη αυτή την εμπειρογνωμοσύνη που απέκτησα, καθώς και την μακροσκελή έρευνα που έκανα. Ο Άλμπερτ Αϊνστάιν, που θεωρείται ο σημαντικότερος επιστήμονας του 20ού αιώνα είχε πει:

Όταν ο αριθμός των παραγόντων που έρχονται στο προσκήνιο σε μια φαινομενολογική πολυπλοκότητα είναι πολύ μεγάλη, επιστημονικές μέθοδοι στις περισσότερες περιπτώσεις αποτυγχάνουν. Αρκεί να σκεφτούμε τις καιρικές συνθήκες, όπου η πρόβλεψη ακόμη και για λίγες μέρες μπροστά είναι αδύνατη. ^[26]

Η δική μου η άποψη όσον αφορά την πρόβλεψη θα έλεγα πως είναι όχι και πολύ θετική. Παρόλο που τα ΤΝΔ έχουν βγάλει πολύ καλά αποτελέσματα, πιστεύω πως μια τέλεια πρόβλεψη δεν μπορεί να επιτευχθεί. Ο λόγος για την προηγούμενη μου δήλωση εμπίπτει στο γεγονός πως, και να έχεις όλες τις παραμέτρους που επηρεάζουν την αγορά, δεν μπορείς να προβλέψεις τους traders που μπορούν και κάνουν πολλές φορές συναλλαγές χωρίς τεχνική ανάλυση. Αυτό όμως δεν μπορεί να αποτρέψει τους ερευνητές, οι οποίοι πρέπει να συνεχίσουν ώστε να φτάσουν στο καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα. Η χρήση των ΤΝΔ αλλά και οι παράμετροι που μας έχουν δώσει οι ειδικοί για να γίνει μια πρόβλεψη της νομισματικής ισοτιμίας Ευρώ/Δολαρίου ΗΠΑ, δείχνουν πως είναι ένας καλός δρόμος για να ακολουθήσει κάποιος, ώστε να βγάλει καλά αποτελέσματα. Επίσης, η αρχιτεκτονική που χρησιμοποιεί το εργαλείο MATLAB trainpr και οι παράμετροι που χρησιμοποίησα, ώστε να καταλήξω στο καλύτερο μοντέλο που είναι το πρώτο (βλέπε κεφάλαιο 8.2), δεν αφήνουν κάποιο αδιάφορο. Για να στηρίξω το προηγούμενο, δώστε έμφαση στο γεγονός πως, σε κανένα από τα δύο μοντέλα το ποσοστό δεν πήγε κάτω από

το 50% στην πρόβλεψη της μεταβολής. Βάσει αυτών που μας έχουν πει οι ειδικοί, οποιοδήποτε ποσοστό πάνω από 50% είναι επιτυχία για κάποιον trader. Φυσικά, δεν είναι όλα ρόδινα. Το πρόβλημα που προκύπτει είναι όταν ο trader γνωρίζει σε ποια κατεύθυνση θα κινηθεί η ισοτιμία, όμως δεν ξέρει πότε θα τοποθετήσει θέση, ώστε να μην του τελειώσει το ρευστό όταν η αγορά κινείται αντίθετα με αυτό που έχει προβλέψει σε κάποια φάση της μέρας. Αυτό το αφήνουμε για μελλοντική εργασία, όπου θα είναι ενδιαφέρον το πώς θα λυθεί αυτό το πρόβλημα.

9.2 [Conclusion](#) (Αγγλικά)

Arriving at the last and most important part of my individual dissertation research I will describe the conclusions I draw after all this expertise gained and the lengthy research I did. Albert Einstein who is considered the most important scientist of the 20th century said:

When the number of factors coming into play in a phenomenological complex is too large scientific method in most cases fails. One need only think of the weather, in which case the prediction even for a few days ahead is impossible.

[26]

My point of view regarding prediction is not that positive. Although Artificial Neural Networks (ANN) turned out to predict in quite an extent, I believe a perfect prediction cannot be achieved. The reason for the latter is the fact that even if you are able to get all the parameters that are affecting the market, you cannot predict the traders' psychology who sometimes trade without technical or fundamental analysis. However, this cannot stand as prevention to researchers who must continue to the research until they get the best possible result. The use of ANN along with the parameters which the people in the field gave us, helped to bring good results on currency exchange rate forecast of Euro/USA dollar. In addition to that, the training algorithm the tool MATLAB uses coined trainrp and the parameters I found (see chapter 8.2) strengthen the previous statement.

Furthermore, a highlight is that none of the models had the percentage of predicting the change fall less than 50%. On the basis of what our experts have said, any more than 50% is successful and useful for a trader. On the other hand, everything is not so perfect. A problem comes along when even if a trader knows which trend the currency will follow, he/she does not know when to place the trade so that he/she does not run out of money when the market moves contrary to what the system predicts in a period of the day. We are leaving this problem for a future work, where it will be interesting to see ways to solve this problem

Κεφάλαιο 10 – Μελλοντική Εργασία

10.1 [Οικονομική ανάλυση](#)

Σίγουρα τα δεδομένα που έχουμε πάρει από τους ειδικούς, τους οποίους ευχαριστούμε θερμά, θα μπορούν να ξανά αξιολογηθούν. Τα δεδομένα στην οικονομία αυτή την περίοδο αλλάζουν καθημερινώς. Ειδικά το Ευρώ δοκιμάζεται σε αυτή την παγκόσμια οικονομική κρίση και δεν ξέρουμε στο μέλλον τι μπορεί να αλλάξει. Δηλαδή, θα μπορούν να προστεθούν παράμετροι οι οποίοι είναι σημαντικοί, αλλά και να αφαιρεθούν παράμετροι οι όποιοι επηρεάζουν αρνητικά την πρόβλεψη του συστήματος.

10.2 [Επιστημονική ανάλυση](#)

Μελλοντική εργασία θα μπορούσε κάποιος να κάνει στα μοντέλα. Στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής έχουν χρησιμοποιηθεί τρεις συναρτήσεις μάθησης, από τις οποίες έχουν δημιουργηθεί κάποια μοντέλα πρόβλεψης. Θα μπορούσε να κτιστεί σε αυτά, ώστε να βελτιστοποιηθούν ή ακόμη να δοκιμαστούν τελείως διαφορετικά συστήματα, όπως αυτά της Ασαφούς Λογικής και των Γενετικών Αλγορίθμων.

Βιβλιογραφία:

- [1] Ackley, D. H.; Hinton, G. E.; Sejnowski, T. J. (1985). "A Learning Algorithm for Boltzmann Machines". *Cognitive Science* 9 (1): 147–169. doi:10.1207/s15516709cog0901_7
- [2] Anastasakis, L. and N. Mort (2000), "Neural network based prediction of the USD/GBP exchange rate: The utilization of data compression techniques for input dimension reduction", *From the Internet*.
- [3] Buhmann, Martin D. (2003), Radial Basis Functions: Theory and Implementations, *Cambridge University Press*, ISBN 978-0-521-63338-3.
- [4] Chang, JF, (2011) "Exchange Rate Forecasting with Hybrid Genetic Algorithms", *SpringerLink -Agent-Based approached in economic and social complex systems* vi, vol. 8, Part II, 47-58
- [5] Chen, C.H. (1994) "Neural Networks for Financial market prediction", *IEEE International Conference on Neural Networks*, 7, 1199-1202.
- [6] Cowles A., "Can stock market forecasters forecast?" *Econometrica*, vol. 1, 309–324, 1933
- [7] Demuth H., Beale M. and Hagan M., "Neural Network Toolbox™ 6, User's Guide", *The MathWorks Inc* p.5-21
- [8] Eberhart R.C., Simpson P., and Dobbins R.. *Computational Intelligence PC Tools*. Academic Press, 1996.
- [9] Engelbrecht A.. *Computational Intelligence: An Introduction*. John Wiley & Sons, 2002.
- [10] Fama E. F., "Efficient capital markets: A review of theory and empirical work", *Journal of Finance*, vol. 25, 383–417, 1970.
- [11] Fogel L. J., Owens A. J., and Walsh M. J., Artificial intelligence through simulated evolution, *John Wiley & Sons*, New York, 1966.
- [12] Gill, P. R.; Murray, W.; and Wright, M. H. "The Levenberg-Marquardt Method." §4.7.3 in *Practical Optimization*. London: Academic Press, pp. 136-137, 1981.
- [13] Hayek F. A., "The use of knowledge in society", *The American Economic Review*, vol. 35, No. 4, 519–530, 1945.
- [14] Hebb, D.O. (1949). The organization of behavior. *New York: Wiley & Sons*

- [15] Holland J. H.. Adaptation in natural and artificial systems. *University of Michigan Press*, Ann Arbor, 1975.
- [16] Hopfield J. J., "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities", *Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA*, vol. 79 no. 8 pp. 2554–2558, April 1982.
- [17] Jasic, T. and Poh, H.L. (1995) "Financial Time Series Prediction Using Neural Networks: A Case Study for the TOPIX Data", *Proceedings of the Sixth Australian Conference on Neural Networks*, Sydney, 65-68.
- [18] Jean Carper, (2000) Your Miracle Brain, *Harper Collins Publishers*, 29
- [19] Kleist K.V., Mallo C., Mesny P. and Grouchko S., "Report on global foreign exchange market activity in 2010", *Triennial central bank survey, Bank for International Settlements*, 2010
- [20] Kohonen, T. (1982). Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biological Cybernetics*, 43:59-69.
- [21] McCulloch W. S. and Pitts W.. A logical calculus of ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5:115–133, 1943.
- [22] Rosenblatt F.. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65:386–408, 1958.
- [23] Turing, Alan (October 1950), "Computing Machinery and Intelligence", *Mind LIX* (236): 433–460
- [24] Zadeh, L.A. (1965). "Fuzzy sets", *Information and Control* 8 (3): 338–353
- [25] Παυλίδης Ν., "Υπολογιστική Νοημοσύνη στην Οικονομία και τη Θεωρία Παιγνίων", *Πανεπιστήμιο Πατρών Σχολή Θετικών Επιστημών Τμήμα Μαθηματικών Πάτρα*, 200
- [26] http://www.mountainman.com.au/albert_e.html
- [27] <http://www.learningandteaching.info/learning/intelligence.htm#Sternberg>

